IDENTIFIKASI VARIETAS BIBIT DURIAN MENGGUNAKAN *MOBILENETV2* BERDASARKAN GAMBAR DAUN

Didi Kurniawan[1], Dhani Ariatmanto[2]

[12,] Magister Teknik Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta

Jl Ringroad Utara, Condongcatur, Depok, Sleman, Yogyakarta Indonesia 55283
[1] didi@students.amikom.ac.id, [2] dhaniari@amikom.ac.id

Abstract

Durian is a highly valuable fruit plant that provides a sustainable source of income for farmers. Durian comes in various varieties, each with unique characteristics including differences in shape, color, taste, and aroma of its flesh. Accurate identification of durian seedlings is crucial for farmers to maximize agricultural potential in meeting market demand. However, manually identifying durian seedlings is often a complex and subjective task, especially for less experienced farmers. This study utilizes the MobileNetV2 architecture to identify durian seedling types based on leaf images. The model is trained with various combinations of learning rates and batch sizes using the Adam optimizer. Preprocessing involves background removal and the use of bounding boxes to focus on durian leaves. Results show that MobileNetV2 can classify durian varieties with highest accuracy of 90% using a learning rate of 0.0001 and batch size of 32. This research supports the development of plant identification technology to assist farmers in quickly and accurately selecting durian varieties.

Keywords : *cnn, mobilenet, identification, durian, leaf,*

Abstrak

Durian merupakan tanaman buah yang sangat berharga dan menyediakan sumber pendapatan yang berkelanjutan bagi petani. Durian terdapat berbagai varietas yang memiliki ciri khas yang unik, termasuk perbedaan dalam bentuk, warna, rasa dan aroma dari daging buahnya. Identifikasi bibit durian yang akurat penting bagi petani untuk memaksimalkan potensi pertanian dalam memenuhi permintaan pasar yang sesuai. Namun, mengidentifikasi jenis bibit durian secara manual seringkali merupakan tugas yang rumit dan subjektif, terutama bagi petani yang kurang berpengalaman. Penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk mengidentifikasi jenis bibit durian berdasarkan gambar daun. Model dilatih dengan berbagai kombinasi learning rate dan batch size menggunakan Adam optimizer. Tahap prapemrosesan melibatkan penghapusan latar belakang dan penggunaan bounding box untuk memfokuskan pada daun durian. Hasil menunjukkan bahwa MobileNetV2 dapat mengklasifikasikan varietas durian dengan akurasi tertinggi 90% menggunakan learning rate 0.0001 dan batch size 32. Penelitian ini mendukung pengembangan teknologi identifikasi tanaman yang membantu petani dalam memilih varietas durian dengan cepat dan akurat.

Kata kunci : *cnn, mobilenet, identifikasi, durian, daun,*

1. PENDAHULUAN

Durian, dikenal sebagai "Raja Buah," adalah buah tropis yang sangat populer di Asia Tenggara karena rasa dan aromanya yang khas [1]. Buah ini kaya akan nutrisi, lemak, senyawa bioaktif, dan antioksidan, yang semuanya memberikan berbagai manfaat kesehatan [2]. Selain itu, durian merupakan tanaman buah yang sangat berharga dan menyediakan sumber pendapatan yang berkelanjutan bagi petani [3]. Durian hadir dalam berbagai jenis dan varietas yang masing-masing memiliki karakteristik unik, termasuk variasi

dalam bentuk, warna, rasa dan aroma daging buahnya.

Kemampuan mengidentifikasi jenis bibit durian dengan tepat dan akurat sangat bermanfaat bagi petani dalam mengoptimalkan potensi pertanian mereka. Ini membantu mereka memilih varietas yang sesuai dengan permintaan pasar, yang pada akhirnya meningkatkan ekonomi petani. Identifikasi jenis durian pada tahap awal pertumbuhannya, seperti saat pemilihan bibit untuk ditanam, sangat penting karena menentukan nilai ekonomis dan pasar yang akan dicapai.

Namun, mengidentifikasi jenis bibit durian secara manual seringkali merupakan tugas yang rumit dan subjektif, terutama bagi petani yang kurang berpengalaman. Daun merupakan salah satu ciri yang stabil pada tahap bibit durian, dengan pola yang berbeda-beda di antara berbagai varietas durian [3]. Penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) dalam teknik pengenalan gambar dan analisis pola daun telah terbukti sebagai metode yang efisien untuk mengklasifikasikan jenis-jenis tanaman berdasarkan karakteristik morfologisnya [4].

Dalam upaya identifikasi dan klasifikasi varietas tanaman berdasarkan pola daun, penelitian telah 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%. SVM Memiliki performa lebih baik meski memerlukan lebih banyak penggunaan memori, Hidayat [6] mengenali varietas tanaman anggur berdasarkan pola daun menggunakan metode transfer learning dengan menggunakan arsitektur ResNet50, 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.

Pada penelitian [8] Miftahuddin membandingkan kinerja EfficientNet-B3 dan MobileNet-V2 dalam mengidentifikasi daun jagung, jambu, jeruk, mangga, mulberry, pisang, dan daun tomat. Hasil menunjukkan tingkat akurasi sebesar 30% untuk EfficientNet-B3 dan 99% untuk MobileNet-V2. Meskipun demikian, model EfficientNet-B3 masih berada di bawah harapan yang ditetapkan. Pada Penelitian Tan dkk [9] membandingkan kemampuan AlexNet, AlexNet yang telah disesuaikan kembali, dan arsitektur inovatif D-Leaf. Ditemukan bahwa D-Leaf mencapai tingkat akurasi sekitar 94,88%, mendekati performa dari model AlexNet yang telah disesuaikan ulang yang mencapai 95,54%, tanpa memerlukan penyesuaian tambahan. Penelitian Nafi'iyah dan Maknun [10] mengklasifikasikan lima varietas mangga yang berbeda, seperti Alphanso, Amarpali, Ambika, Austin, dan Kent mengunakan CNN InceptionV3 dengan tingkat akurasi sebesar 55%. Sedangkan Fitrianingsih dan yang lain [11], [3] dan [12] melakukan klasifikasi daun menggunakan model dasar CNN.

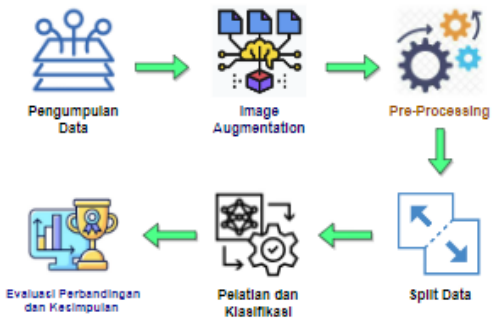
Melanjutkan pengembangan penelitian tersebut dapat dipahami CNN merupakan pendekatan pembelajaran mendalam yang kuat yang telah digunakan untuk meningkatkan pengenalan gambar [4]. Namun, muncul pertanyaan tentang seberapa akurat CNN dalam mengidentifikasi bibit durian berdasarkan gambar daun. MobileNet-V2 merupakan salahsatu arsitektur CNN yang tersedia [8]. MobileNet dirancang untuk efisiensi dan kecepatan pada perangkat dengan daya komputasi terbatas, seperti ponsel. MobileNet menggunakan teknik depthwise separable convolutions untuk mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi, sehingga memungkinkan implementasi model deep learning yang lebih ringan dan cepat tanpa mengorbankan terlalu banyak akurasi [13].

Pada penelitian ini, beberapa kombinasi batch size dan learning rate akan dioptimalkan dalam pelatihan MobileNetV2 sehingga didapatkan hasil prediksi yang akurat dalam mengidentifikasi bibit durian berdasarkan gambar daun. Terdapat beberapa varietes unggul yang sangat diminati [14], dalam penelitian ini varietes montong, musang king, bawor, dan duri hitam di pilih.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Skema Alur Penelitian

Dalam konteks penelitian ini, terdapat enam langkah utama yang telah diimplementasikan sesuai dengan Gambar *1*. Proses ini dimulai dari pengumpulan data, augmentasi gambar, preprosesing, pembagian data, pelatihan dan klasifikasi, hingga evaluasi perbandingan dan kesimpulan.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.2. Pengumpulan Data

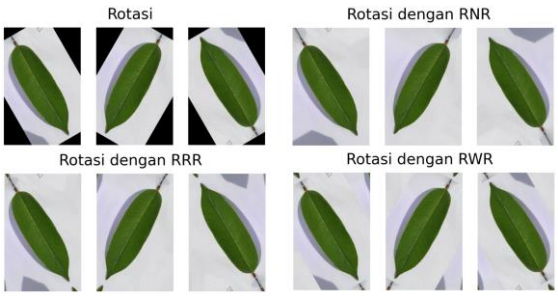
Data yang dikumpulkan untuk penelitian ini diperoleh melalui metode observasi, di mana dataset diperoleh dengan cara memfoto daun bibit durian yang diambil langsung dari lokasi penjual atau penyedia bibit durian. Dataset ini digunakan untuk melatih dan menguji model klasifikasi, khususnya dalam mengidentifikasi jenis varietes bibit durian. Dataset yang digunakan terdiri dari 240 citra daun durian, mencakup empat varietas bibit durian, yang terdiri dari masing-masing 60 gambar daun dari varietas bibit durian bawor, duri hitam, montong, dan musangking.

2.3. Image augmentation

Image augmentation digunakan untuk meningkatkan jumlah variasi dalam dataset, dengan tujuan agar model dapat lebih baik mengenali pola dan memperoleh generalisasi yang lebih baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya [15]. Selain itu, image augmentation juga digunakan untuk menyeimbangkan jumlah dataset masing-masing kelas. Serta meminimalkan resiko akibat dari model yang lebih besar dengan banyak parameter yang dapat dipelajari cenderung mengingat titik data tertentu, sehingga dapat mengakibatkan overfitting.Teknik augmentasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Rotasi dan Flip (Flipping), untuk zoom, Pemotongan (Cropping), Penggeseran (Translation) tidak digunakan karna pada tahap preprosesing akan dilakukan bounding image untuk memfokuskan lagi ke objek citra daun. Dalam penelitian ini, dataset untuk 4 varietas daun durian diperbanyak, setiap varietas yang awalnya terdiri dari 60 gambar menjadi 100 gambar daun. Dengan demikian, penelitian ini menggunakan total 400 dataset daun bibit durian.

2.3.1. Rotasi

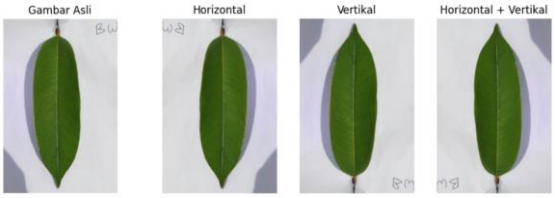
Rotasi adalah teknik augmentasi data geometris yang sederhana. Gambar-gambar diputar dengan sudut tertentu, dan gambar-gambar baru yang dihasilkan digunakan bersama dengan gambar asli sebagai sampel pelatihan [16]. Rotasi adalah transformasi geometris yang memindahkan nilai piksel dari posisi awal ke posisi akhir yang ditentukan oleh variabel rotasi sebesar θ° terhadap sudut 0° atau garis horizontal dari citra [8]. Kerugian dari rotasi adalah dapat mengakibatkan kehilangan informasi pada tepi gambar, lihat baris pertama pada Gambar *2*. Terdapat beberapa solusi yang mungkin, misalnya, andom nearest neighbor rotation (RNR), random reflect rotation (RRR), dan random wrap rotation (RWR), untuk memperbaiki masalah batas gambar yang diputar. Secara khusus, teknik RNR mengulangi nilai piksel terdekat untuk mengisi area hitam, sedangkan teknik RRR menggunakan pendekatan berbasis cermin dan teknik RWR menggunakan strategi batas periodik untuk mengisi celah. Lihat Gambar *2* untuk contohnya.



Gambar 2. Image Rotation

2.3.2. Flip

Flip atau flipping adalah salah satu transformasi geometri yang sederhana dan memiliki tiga jenis, yaitu flip horizontal flip vertikal dan flip horizontal maupun vertikal secara bersamaan Gambar *3*. Flip horizontal adalah pencerminan terhadap sumbu Y, sedangkan flip vertikal adalah pencerminan terhadap sumbu X [8].



Gambar 3. Image Flipping

Membalik gambar, terutama secara horizontal, adalah teknik yang umum digunakan untuk meningkatkan ukuran dan keragaman data pelatihan. Misalnya, dalam dataset kucing versus anjing, semua gambar anjing mungkin menghadap ke kiri. Model yang dilatih pada data ini bisa kesulitan mengklasifikasikan anjing yang menghadap ke kanan. 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 [16].

2.4. Preprosesing

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]. Penelitian tersebut menghasilkan subgambar persegi dengan meresize gambar asli dari 4032 × 3024 piksel menjadi 640 × 640 piksel. Dalam tahap preprocessing, penting untuk melakukan konversi ruang warna agar sesuai dan mengoptimalkan hasil klasifikasi. Meskipun RGB adalah ruang warna umum yang digunakan dalam penelitian terkait klasifikasi, penelitian sebelumnya telah memanfaatkan ruang warna lain seperti HSI, HSV, YCbCr, dan YIQ. Penerapan ruang warna ini memerlukan proses konversi berdasarkan nilai-nilai dalam ruang warna RGB.

Dalam penelitian ini, tahap preprosesing melibatkan langkah-langkah seperti pemotongan latar belakang, bertujuan untuk menghapus gangguan objek lain dalam gambar. Langkah selanjutnya melibatkan penyatuan gambar yang telah dipotong dengan gambar polos yang lebih besar. Gambar ini kemudian diposisikan di depan gambar polos dengan pertimbangan akan dilakukan pemotongan persegi sesuai fokus pada objek daun, dengan memperhitungkan lebar dan tinggi maksimal dari bounding box yang dihasilkan. Setelah mendapatkan gambar persegi yang sesuai dengan fokus pada daun bibit durian, langkah selanjutnya adalah menyesuaikan ukuran gambar tersebut agar sesuai dengan standar pelatihan. Dalam penelitian ini, ukuran yang ditetapkan adalah 224 x 224 piksel.

TABEL I. CONTOH PREPROSESING.

	Gambar Asli	Hapus latar belakang	Potong kotak
Bawor			
Duri Hitam			
Montong			
Musang king			

Pada TABEL , disajikan output dari proses prapemrosesan gambar untuk berbagai variasi daun bibit durian. Langkah-langkah prapemrosesan melibatkan penghapusan latar belakang dari gambar asli, diikuti dengan pemotongan gambar daun secara persegi, dengan penekanan pada objek daun yang berada di posisi tengah.

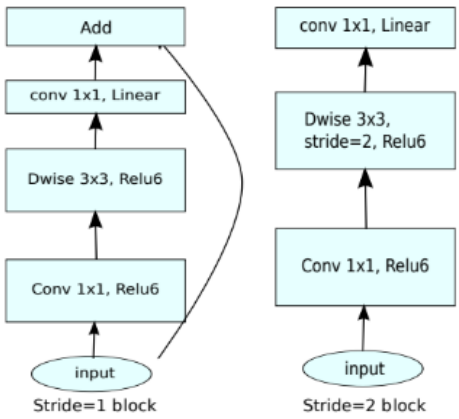
2.5. Split data

Setelah proses preprocessing, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk digunakan sebagai data pelatihan dan 20% untuk dijadikan sebagai data uji, secara acak untuk setiap kategori atau kelas. Pembagian dataset ini dengan tepat bermanfaat untuk memastikan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan prediksi pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2.6. Training dan Clasifikasi

Tahapan training dan klasifikasi merupakan langkah-langkah penting dalam pengembangan model pembelajaran mesin. Pada tahapan ini, arsitektur MobileNetV2 digunakan untuk melatih model dengan data gambar daun bibit durian dan mengklasifikasikan data baru berdasarkan pola yang telah dipelajari. Proses ini memastikan bahwa model dapat mempelajari pola dari data dan melakukan identifikasi yang akurat pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

MobileNetV2 adalah arsitektur jaringan saraf convolutional (CNN) yang dirancang untuk perangkat dengan sumber daya terbatas, seperti ponsel dan perangkat IoT. merupakan metode machine learning yang dikembangkan dari Multi Layer Perceptron yang dirancang untuk memproses data gambar. CNN terdiri dari beberapa lapisan, yaitu Convolution, Pooling, dan Fully Connected [19][20]. MobileNet pertama kali diperkenalkan dalam makalah "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications" pada tahun 2017 oleh Andrew G. Howard et al. Arsitektur ini menggabungkan inovasi seperti inverted residuals dan linear bottlenecks, yang meningkatkan efisiensi dan performa model [13]. MobileNetV2 dirancang untuk menjaga keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi, memungkinkan model yang ringan namun kuat.



Gambar 4. Arsitektur MobileNetV2

Pada Gambar *4* menunjukan Sebagai salah satu arsitektur dari pemodelan jaringan saraf convolutional (CNN), MobileNetV2 menggunakan konvolusi depthwise separable untuk mengurangi jumlah parameter dan operasi komputasi, sehingga model dapat berjalan lebih cepat dan efisien. Ini sangat penting untuk aplikasi real-time yang membutuhkan respons cepat dan konsumsi daya rendah.

Dengan mengadopsi MobileNetV2, model dapat memanfaatkan kemampuan komputasi yang optimal tanpa mengorbankan terlalu banyak akurasi. Tahapan training dan klasifikasi dengan arsitektur ini memungkinkan pengembangan aplikasi yang efisien, seperti pengenalan gambar dan klasifikasi objek pada perangkat seluler, serta aplikasi lainnya yang memerlukan model yang ringan dan responsif.

2.7. Evaluasi Perbandingan

Untuk memperoleh model terbaik, dilakukan pengujian model dengan beberapa skema, dan hasil dari masing-masing skema dibandingkan untuk menentukan model yang optimal [21]. Dalam menentukan nilai terbaik, digunakan skema pengujian kinerja yang melibatkan akurasi dan nilai kerugian (loss) dalam studi ini.

2.7.1. Akurasi

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 [22]. 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:

$$A = \frac{b}{n} \times 100\% \quad (1)$$

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

2.7.2. Loss

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

$$L(\theta) = -\sum_{i=1}^{k} y_i \, log \left(\hat{}_{y_i}\right) \quad (2)$$

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.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini, dataset yang telah dikumpulkan telah melalui beberapa proses penting. Diawali dengan melakukan augmentasi untuk memperluas dan memperkaya variasi data. Selanjutnya, dilakukan preprosesing yang mencakup beberapa langkah penting. Langkah pertama adalah menghapus latar belakang, guna menghilangkan objek lain yang dapat menganggu, dilanjutkan dengan membuat bounding box untuk memastikan posisi objek teridentifikasi dengan tepat. Kemudian, dilakukan pemotongan gambar dengan bentuk kotak, dengah memperhitungkan posisi bounding box dan juga memastikan bahwa objek gambar daun durian berada di posisi tengah.

Setelah melalui tahap preprosesing, dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian: data training dan data testing. Pembagian ini dilakukan dengan proporsi 80% untuk data training, yang akan digunakan untuk melatih model, dan 20% untuk data testing, yang akan digunakan untuk menguji kinerja model. Pembagian ini dirancang untuk memastikan bahwa model yang dibangun memiliki cukup data untuk belajar dan juga untuk diuji secara efektif.

Tahap selanjutnya adalah melakukan pelatihan model dengan berbagai skenario yang melibatkan variasi learning rate dan batch size menggunakan Adam optimizer. Parameter-parameter yang digunakan sesuai dengan yang tercantum dalam TABEL *1*. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan berdasarkan kombinasi parameter-parameter ini, menghasilkan total 15 skenario. Skenario-skenario tersebut mencakup, antara lain, penggunaan batch size 32 dengan learning rate 0.1, kemudian batch size 32 dengan learning rate 0.01, dan seterusnya hingga skenario ke-15 yang menggunakan batch size 128 dengan learning rate 0.00001.

TABEL 1. FINE-TUNING PARAMETER

No	Parameter	Nilai
1	Batch Size	32, 64, 128
2	Learning Rate	0.1, 0.01, 0.0001, 0.00001

Hasil dari percobaan yang telah dilakukan sesuai dengan skenario yang ada dan menghasilkan nilai-nilai yang tercantum pada TABEL *2*. Tabel ini merinci akurasi dan loss untuk berbagai kombinasi learning rate dan batch size dalam pelatihan model menggunakan Adam optimizer untuk identifikasi bibit durian berdasarkan gambar daun menggunakan arsitektur MobileNetV2.

TABEL 2. KOMPARASI HASIL VALIDASI SETIAP SEKENARIO

Learning Rate	Bach Size					
	32		64		128	
	Acc (%)	Loss	Acc (%)	Loss	Acc (%)	Loss
0,1	41.24	1.25	25	1.39	30	3.44
0,01	53.75	1.38	42.5	1.19	45	1.08
0,001	83.75	0.66	86.25	0.84	73.75	1.61
0,0001	**90**	0.28	85	0.51	82.5	0.69
0,00001	82.5	0.52	78.75	0.73	66.25	0.81

Untuk batch size 32, akurasi tertinggi sebesar 90% dicapai dengan learning rate 0.0001, dengan nilai loss terendah pada 0.28. Kombinasi batch size 32 dengan learning rate 0.01 menghasilkan akurasi 53.75% dan loss 1.38, sedangkan dengan learning rate 0.001 diperoleh akurasi 83.75% dan loss 0.66. Pada learning rate 0.1, batch size 32 hanya menghasilkan akurasi 41.24% dan loss 1.25.

Untuk batch size 64, akurasi tertinggi sebesar 86.25% dicapai dengan learning rate 0.001 dan nilai loss 0.84. Pada learning rate 0.0001, batch size 64 menghasilkan akurasi 85% dan loss 0.51. Sementara itu, kombinasi batch size 64 dengan learning rate 0.01 menghasilkan akurasi 42.50% dan loss 1.19. Dengan learning rate 0.1, batch size 64 memberikan hasil akurasi terendah 25% dan loss 1.39.

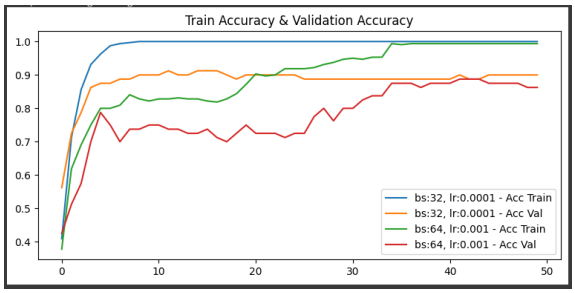
Untuk batch size 128, akurasi tertinggi sebesar 82.5% dicapai dengan learning rate 0.0001, dengan nilai loss 0.69. Kombinasi batch size 128 dengan learning rate 0.01 menghasilkan akurasi 45% dan loss 1.08, sedangkan dengan learning rate 0.001 diperoleh akurasi 73.75% dan loss 1.61. Pada learning rate 0.1, batch size 128 menghasilkan akurasi 30% dan loss 3.44.

Data menunjukkan beberapa fakta menarik pada pengujian identifikasi bibit durian berdasarkan gambar daun menggunakan arsitektur MobileNetV2. Pertama, learning rate

0.0001 dengan batch size 32 memberikan akurasi tertinggi (90%) dan loss terendah (0.28), menunjukkan kombinasi ini sebagai yang paling optimal. Kedua, batch size yang lebih kecil cenderung memberikan akurasi dan loss yang lebih baik. Batch size 64 dengan learning rate 0.001 mencapai akurasi 86.25% dan batch size 32 dengan learning rate 0.00001 menghasilkan akurasi 82.5%. Sebaliknya, learning rate 0.1 memberikan hasil yang buruk pada semua batch size, dengan akurasi terendah (25%) dan loss tertinggi (3.44) pada batch size 128. Tren menunjukkan bahwa batch size yang lebih besar cenderung menurunkan akurasi, terutama pada learning rate yang lebih rendah.

Pada TABEL *2* dapat dipahami nilai akurasi tertinggi pertama dicapai dengan kombinasi batch size 32 dan learning rate 0.0001, yaitu sebesar 90%. Akurasi tertinggi kedua dicapai dengan kombinasi batch size 64 dan learning rate 0.001, yaitu sebesar 86.25%. Nilai loss terendah adalah 0.28, dicapai dengan kombinasi batch size 32 dan learning rate 0.0001.

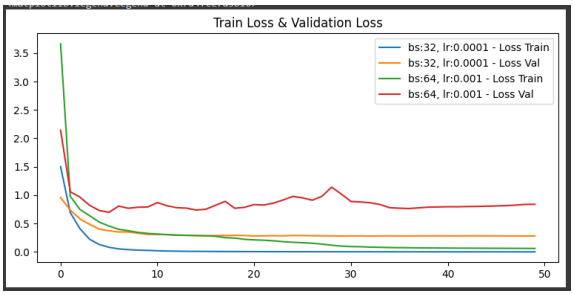
Pada Gambar *5*. Akurasi Training dan Validasi ditunjukkan grafik akurasi pelatihan (training accuracy) dan akurasi validasi (validation accuracy) yang diperoleh pada dua skenario dengan akurasi terbaik. Nilai pada sumbu X menggambarkan jumlah iterasi pelatihan yang telah dijalani selama proses pelatihan model, sementara nilai pada sumbu Y menunjukkan tingkat akurasi, yang berada dalam rentang 0 hingga 1.



Gambar 5. Akurasi Training dan Validasi

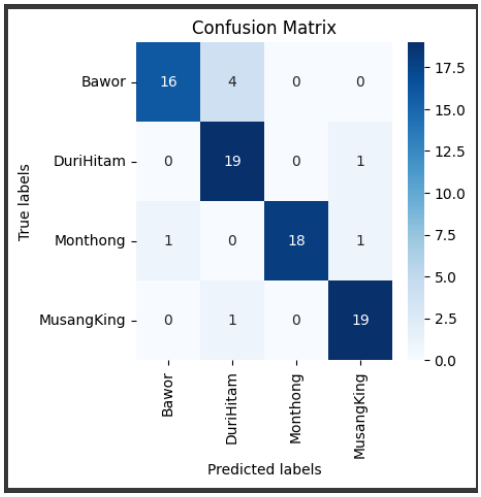
Grafik tersebut menunjukkan bahwa pada skenario batch size 32 dengan learning rate 0.0001, akurasi pelatihan tertinggi sebesar 100% sudah dicapai pada iterasi ke-9. Sementara itu, pada skenario dengan akurasi tertinggi kedua, akurasi pelatihan tertinggi baru tercapai pada iterasi ke-32.

Demikian pula, untuk akurasi validasi pada skenario peringkat pertama, akurasi tinggi sudah tercapai pada iterasi-iterasi awal. Sebaliknya, pada skenario peringkat kedua, akurasi validasi sempat mengalami peningkatan signifikan pada iterasi ke-6 tetapi kemudian menurun kembali. Setelah itu, akurasi validasi mengalami peningkatan kembali dan akhirnya mencapai nilai akhir sebesar 86.25%.



Gambar 6. Loss Training dan Validasi

Pada Gambar *6*. Loss Training dan Validasi, terlihat bahwa pada skenario dengan peringkat akurasi nomor dua, nilai loss validasi mengalami penurunan dari 1.3 pada iterasi ke-28 menjadi 0.84 setelah dilakukan revisi, sedangkan untuk skenario dengan peringkat pertama, nilai loss pada training dan testing sudah stabil sejak iterasi ke-9.



Gambar 7. Convulusional matrix skema terbaik

Pada validasi dari skenario dengan hasil akurasi tertinggi, diperoleh confusion matrix pada Gambar *7*. Convulusional matrix skema terbaik yang menggambarkan kinerja model. Model berhasil memprediksi kelas Bawor dengan benar sebanyak 16 kali, namun salah memprediksi sebagai DuriHitam sebanyak 4 kali. Untuk kelas DuriHitam, model memprediksi dengan benar sebanyak 19 kali, namun salah memprediksi sebagai Musangking sebanyak 1 kali. Untuk kelas Monthong, model memprediksi dengan benar sebanyak 18 kali, namun terdapat 2 kasus di mana model salah memprediksi, yaitu

1 kali sebagai Bawor dan 1 kali sebagai Musangking. Terakhir, untuk kelas Musangking, model berhasil memprediksi dengan benar sebanyak 19 kali, tetapi salah memprediksi sebagai DuriHitam sebanyak 1 kali. Ini memberikan gambaran detail tentang seberapa baik model dapat membedakan antara kelas-kelas yang berbeda berdasarkan data tes yang digunakan untuk evaluasi.

Dalam evaluasi model klasifikasi yang ditunjukkan, selain mengukur akurasi, juga digunakan metrik precision, recall, dan f1-score untuk mengevaluasi kinerja model. Precision menggambarkan seberapa akurat model dalam memprediksi positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Pada Gambar *8* ditunjukan untuk kelas Bawor, model memiliki precision sebesar 0.94, yang berarti 94% dari prediksi Bawor adalah benar-benar Bawor. Recall untuk kelas ini adalah 0.80, menunjukkan bahwa model mampu mengenali 80% dari semua data Bawor yang sebenarnya. F1-score untuk Bawor adalah 0.86, mencerminkan rata-rata harmonik dari precision dan recall.

```
Unique classes in test_labels_classes: [0 1 2 3]
Number of unique classes: 4
              precision    recall  f1-score   support

       Bawor       0.94      0.80      0.86        20
   DuriHitam       0.79      0.95      0.86        20
    Monthong       1.00      0.90      0.95        20
  MusangKing       0.90      0.95      0.93        20

    accuracy                           0.90        80
   macro avg       0.91      0.90      0.90        80
weighted avg       0.91      0.90      0.90        80
```

Gambar 8. Precision dan F1-Score skema terbaik

Untuk kelas DuriHitam, precision adalah 0.79, yang berarti 79% dari prediksi DuriHitam adalah benar-benar DuriHitam, dengan recall sebesar 0.95, menunjukkan bahwa model mengenali 95% dari semua data DuriHitam yang sebenarnya. F1-score untuk DuriHitam adalah 0.86, menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall.

Kelas Monthong menunjukkan hasil yang sempurna dengan precision, recall, dan f1-score yang sama-sama mencapai 1.00, menunjukkan bahwa model dapat memprediksi kelas ini tanpa kesalahan.

Kelas MusangKing memiliki precision sebesar 0.90, yang menunjukkan 90% dari prediksi MusangKing adalah benar-benar MusangKing, dengan recall sebesar 0.95, menunjukkan bahwa model mengenali 95% dari semua data MusangKing yang sebenarnya. F1-score untuk MusangKing adalah 0.93, mencerminkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam memprediksi kelas-kelas yang berbeda, dengan kelas Monthong mencapai performa sempurna dalam pengenalan dan prediksi.

4. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil penelitian menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk mengenali varietas bibit durian dari gambar daun, beberapa kesimpulan dapat ditarik.. MobileNetV2 terbukti efektif dalam mengklasifikasikan berbagai varietas durian dengan tingkat akurasi tertinggi mencapai 90%, yang dicapai dengan kombinasi learning rate 0.0001 dan batch size 32. Performa model sangat dipengaruhi oleh variasi parameter seperti learning rate dan batch size, di mana pengaturan yang tepat mempengaruhi konvergensi dan kestabilan model selama pelatihan.

Implementasi hasil penelitian ini memberikan potensi besar dalam pengembangan teknologi identifikasi tanaman yang membantu petani dalam memilih varietas durian dengan cepat dan akurat. Teknologi deep learning seperti MobileNetV2 juga dapat diterapkan secara luas dalam identifikasi dan klasifikasi tanaman lainnya, dengan penyesuaian parameter yang sesuai dengan kebutuhan secara spesifik. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menjelajahi potensi teknologi deep learning dalam konteks pertanian, tetapi juga memberikan sumbangan yang signifikan dalam pengembangan metode baru untuk identifikasi varietas tanaman durian menggunakan citra daun.

Untuk penelitian selanjutnya, dapat menggunakan pendekatan grid search ataupun random search dalam menentukan learning rate. Teknik ini diharapkan dapat membantu menemukan nilai learning rate yang lebih optimal, sehingga meningkatkan akurasi dan stabilitas model. Diharapkan dengan cara ini, hasil identifikasi varietas durian akan lebih andal dan efisien.

Daftar Pustaka:

[1] A. Muthulakshmi and P. N. Renjith, "Classification of durian fruits based on ripening with machine learning techniques," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems, ICISS 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Dec. 2020, pp. 542–547. doi: 10.1109/ICISS49785.2020.9316006.

[2] N. A. A. Aziz and A. M. M. Jalil, "Bioactive compounds, nutritional value, and potential health benefits of indigenous durian (Durio zibethinus Murr.): A review," *Foods*, vol. 8, no. 3. MDPI Multidisciplinary Digital Publishing Institute, Mar. 01, 2019. doi: 10.3390/foods8030096.

[3] N. A. H. A. Halim, S. Suhaila, N. S. A. M. Taujuddin, and R. Hazli, "Durian Tree Type Identification Based on Durian Leaves," *Evol. Electr. Electron. Eng.*, vol. 4, no. 1, pp. 551–558, 2023, doi: 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, Jan. 2022, 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, 2019, pp. 715–719. doi: 10.1109/RTEICT46194.2019.9016966.

[6] M. Ali Nur Hidayat, Kusrini, and Hanafi, "Convolutional Neural Network Pada Identifikasi Varian Tanaman Anggur Menggunakan Resnet-50," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 3, pp. 61–70, 2023, doi: 10.35957/jatisi.v10i3.4789.

[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. Informatics*, vol. 10, no. 6, pp. 3341–3352, Dec. 2021, doi: 10.11591/eei.v10i6.2332.

[8] Y. Miftahuddin and F. Zaelani, "Perbandingan Metode Efficientnet-B3 dan Mobilenet-V2 Untuk Identifikasi Jenis Buah-buahan Menggunakan Fitur Daun," 2022. doi: 10.33197/jitter.vol9.iss1.2022.911.

[9] J. W. Tan, S. W. Chang, S. Abdul-Kareem, H. J. Yap, and K. T. Yong, "Deep Learning for Plant Species Classification Using Leaf Vein Morphometric," *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinforma.*, vol. 17, no. 1, pp. 82–90, Jan. 2020, doi: 10.1109/TCBB.2018.2848653.

[10] N. Nafi'iyah and J. Maknun, "CNN Architecture for Classifying Types of Mango Based on Leaf Images," *Telematika*, vol. 14, no. 2, pp. 112–121, Aug. 2021, doi: 10.35671/telematika.v14i2.1262.

[11] Fitrianingsih and Rodiah, "Klasifikasi Jenis Citra Daun Mangga Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 25, no. 3, pp. 223–238, 2020, doi: 10.35760/tr.2020.v25i3.3519.

[12] D. Hidayat, "Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Daun Menggunakan Metode Convolutio Nalneural Network(CNN)," *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, 2022, doi: 10.31539/intecoms.v5i1.3401.

[13] K. Dong, C. Zhou, Y. Ruan, and Y. Li, "MobileNetV2 Model for Image Classification," *Proc. - 2020 2nd Int. Conf. Inf. Technol. Comput. Appl. ITCA 2020*, pp. 476–480, 2020, doi: 10.1109/ITCA52113.2020.00106.

[14] R. Metasari, *Varietas Durian Unggul yang Potensial*. Jakarta: Elementa Agro Lestari, 2023.

[15] M. Xu, S. Yoon, A. Fuentes, and D. S. Park, "A Comprehensive Survey of Image Augmentation Techniques for Deep Learning," *Pattern Recognit.*, vol. 137, 2023, doi: 10.1016/j.patcog.2023.109347.

[16] K. Alomar and H. I. Aysel, "Data Augmentation in Classification and Segmentation : A Survey and New Strategies," *J. Imaging*, vol. 9, no. 2, p. 46, 2023, doi: 10.3390/jimaging9020046.

[17] R. Obuchowicz, M. Strzelecki, and A. Piórkowski, "Clinical Applications of Artificial Intelligence in Medical Imaging and Image Processing—A Review," *Cancers (Basel).*, vol. 16, no. 10, p. 1870, 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, Jul. 2023, doi: 10.3390/plants12142642.

[19] F. Ferdiawan and B. Hartono, "Deteksi Suara Chord Piano Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *JIRE (Jurnal Inform. dan Rekayasa Elektron.*, vol. 5, no. 1, pp. 62–68, 2022, doi: 10.36595/jire.v5i1.552.

[20] J. M. Informatika and S. I. Misi, "Multi-Scaleconvolutional Neural Networks Untuk Klasifikasicitra Tanaman Aglonema Hibrida," *MISI (Jurnal Manaj. Inform. Sist. Informasi)*, vol. 7, pp. 25–32, 2024, doi: 10.36595/misi.v5i2.

[21] 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, pp. 1–22, 2024, doi: 10.3390/rs16030533.

[22] P. Dan, U. Pasien, and M. Metode, "Klasifikasi risiko kematian pasien berdasarkan penyakit penyerta dan usia pasien menggunakan metode c4.5," *JIRE (Jurnal Inform. dan Rekayasa Elektron.*, vol. 6, no. 1, pp. 9–17, 2023, doi: 10.36595/jire.v6i1.699.