



Optimization and Performance Analysis of MobileNetV2 and VGG16 for Betel Leaf Species Classification Based on Leaf Morphological Characteristics

Optimasi dan Analisis Kinerja MobileNetV2 dan VGG16 untuk Klasifikasi Jenis Sirih Berdasarkan Morfologi Daun

Pramita Widya Ningrum^{1*}, Christian D. Suhendra², Elieser Y. I. V. Sirami³

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Papua, Indonesia

³Program Studi Kehutanan, Fakultas Kehutanan, Universitas Papua, Indonesia

Email : ¹pramitawidya11@gmail.com, ²c.suhendra@unipa.ac.id, ³e.sirami@unipa.ac.id

Received Apr 01st 2026; Revised Jun 02nd 2026; Accepted Jun 09th 2026; Available Online Jun 25th 2026

Corresponding Author: Pramita Widya Ningrum

Copyright © 2026 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

Betel leaves exhibit considerable morphological diversity in shape, venation patterns, color, and surface texture. They are widely used in healthcare, cultural practices, and economic activities across Asia. Accurate species identification is therefore important for their effective cultivation and utilization. However, manual identification remains challenging because it relies heavily on expert knowledge. Most image-based studies on betel leaves have focused on disease detection, while species classification has received limited attention. As a result, evidence on the effectiveness of deep learning models for distinguishing subtle morphological differences among betel species remains scarce. This study evaluates the performance of MobileNetV2 and an optimized VGG16 model for classifying three betel leaf species based on morphological characteristics. MobileNetV2 was used as a baseline transfer learning model. VGG16, pre-trained on ImageNet, was optimized by freezing its convolutional layers and modifying the classification head for three output classes. The results show that the optimized VGG16 achieved the best performance, with a validation accuracy of 94.57% and a macro F1-Score of 0.94, outperforming MobileNetV2. These findings indicate that optimized VGG16 is an effective and reliable approach for betel leaf species classification based on morphological characteristics.

Keywords: Betel Leaf Classification, MobileNetV2, VGG16, Leaf Morphology, Transfer Learning

Abstrak

Daun sirih memiliki keragaman morfologi yang cukup tinggi, meliputi variasi bentuk, pola tulang daun, warna, dan tekstur permukaan. Tanaman ini banyak digunakan dalam bidang kesehatan, praktik budaya, dan kegiatan ekonomi di berbagai wilayah Asia. Oleh karena itu, identifikasi spesies yang akurat menjadi penting untuk mendukung budidaya dan pemanfaatannya secara optimal. Namun, identifikasi secara manual masih menjadi tantangan karena sangat bergantung pada keahlian pakar. Sebagian besar penelitian berbasis citra pada daun sirih berfokus pada deteksi penyakit, sedangkan klasifikasi spesies masih mendapat perhatian yang terbatas. Akibatnya, bukti mengenai efektivitas model *deep learning* dalam membedakan perbedaan morfologi yang halus antarspesies daun sirih masih relatif sedikit. Penelitian ini mengevaluasi kinerja MobileNetV2 dan model VGG16 yang telah dioptimasi untuk mengklasifikasikan tiga jenis daun sirih berdasarkan karakteristik morfologinya. MobileNetV2 digunakan sebagai model *transfer learning* dasar (*baseline*). Sementara itu, VGG16 yang telah dilatih sebelumnya pada *dataset* ImageNet dioptimasi dengan membekukan lapisan konvolusional dan memodifikasi lapisan klasifikasi untuk tiga kelas keluaran. Hasil penelitian menunjukkan bahwa VGG16 yang telah dioptimasi mencapai akurasi validasi sebesar 94,57% dan *macro F1-Score* sebesar 0,94. Kinerja tersebut lebih baik dibandingkan dengan MobileNetV2 yang memperoleh akurasi validasi sebesar 89,23% dan *macro F1-Score* sebesar 0,88. Temuan ini menunjukkan bahwa VGG16 yang telah dioptimasi merupakan pendekatan yang efektif dan andal untuk klasifikasi spesies daun sirih berdasarkan karakteristik morfologinya.

Kata Kunci: Klasifikasi sirih, MobileNetV2, VGG16, Morfologi Daun, *Transfer Learning*

1. PENDAHULUAN

Daun sirih memiliki keragaman morfologi yang cukup besar di berbagai wilayah Asia, di mana setiap spesies dan kultivar secara tradisional dimanfaatkan untuk keperluan pengobatan, budaya, maupun ekonomi. Namun, perbedaan pada bentuk daun, pola tulang daun, warna, serta tekstur permukaan antar spesies sirih menimbulkan tantangan yang cukup signifikan dalam proses identifikasi secara manual. Hal ini terutama menjadi kendala dalam bidang pertanian dan etnobotani, yang menuntut ketepatan identifikasi spesies. Kompleksitas taksonomi tersebut juga dipengaruhi oleh faktor lingkungan, praktik budidaya, serta belum adanya standar visual yang baku, sehingga metode identifikasi konvensional cenderung subjektif dan sangat bergantung pada keahlian pakar [1]. Disisi lain, pendekatan klasifikasi berbasis citra saat ini mulai berkembang sebagai solusi praktis dalam mendukung identifikasi botani. Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus membahas klasifikasi spesies daun sirih masih relatif terbatas jika dibandingkan dengan tanaman obat atau tanaman pertanian lainnya. Sebagian besar penelitian yang melibatkan daun sirih lebih berfokus pada deteksi penyakit, bukan pada klasifikasi tingkat spesies. Akibatnya, pemahaman mengenai bagaimana berbagai arsitektur *deep learning* menangani perbedaan morfologi halus antar spesies sirih masih belum banyak tersedia [2]. Sebagai contoh, penelitian Gayakwad dan Ahamed (2025) berjudul “*CBAM Integrated Attention Driven Model for Betel Leaf Diseases Classification With Explainable AI*” mengembangkan model *deep learning* untuk mengklasifikasikan kondisi daun sirih seperti daun sehat, busuk daun, dan bercak daun, namun tidak membedakan spesies *Piper betle* yang berbeda [3].

Demikian pula, studi tentang pengenalan daun herbal secara umum, seperti Bella Dwi Mardiana dkk. (2024), “*Herbal Leaves Classification Based on Leaf Image Using CNN Architecture Model VGG16*”, mengembangkan klasifikasi berbasis CNN untuk beberapa tanaman herbal termasuk sirih, tetapi tidak secara khusus membahas klasifikasi tingkat spesies sirih. Studi ini secara kolektif menunjukkan bahwa meskipun pembelajaran mendalam telah diterapkan pada daun sirih atau pada pengenalan daun herbal secara umum, belum ada penelitian sebelumnya yang secara khusus menyelidiki klasifikasi spesies *Piper betle* berbasis pembelajaran mendalam [4]. Kesenjangan ini menjadi penting karena klasifikasi pada tingkat spesies memerlukan kemampuan model dalam menangkap perbedaan visual yang sangat halus, yang sering kali tidak dapat diidentifikasi secara konsisten oleh metode pembelajaran mesin konvensional atau pendekatan berbasis fitur buatan tangan. Dalam hal ini, perkembangan jaringan saraf konvolusional (CNN) menunjukkan potensi yang besar untuk tugas klasifikasi citra tanaman, karena mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis serta memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap berbagai kondisi seperti pencahayaan, orientasi, dan gangguan latar belakang [5].

Transfer learning banyak digunakan dalam identifikasi tanaman karena model prelatih pada ImageNet dapat memberikan representasi visual yang relevan, bahkan pada *dataset* berukuran terbatas. Berdasarkan hal tersebut, penting untuk mengkaji kinerja berbagai arsitektur CNN pada permasalahan klasifikasi spesies daun sirih, khususnya dengan membandingkan model berkapasitas besar dengan model yang lebih ringan dalam pengaturan eksperimen yang sama. VGG16 dengan struktur konvolusional yang dalam dan hierarkis, telah menunjukkan kinerja yang baik dalam klasifikasi daun dan bunga dengan detail visual yang kompleks, bahkan beberapa variannya mampu mencapai akurasi tinggi *dataset* bunga yang kompleks [6]. MobileNetV2 juga banyak digunakan dalam *transfer learning* karena efisien secara komputasi. Arsitektur ini menggabungkan *depthwise separable convolution* dan *inverted residual block* untuk menghasilkan model yang lebih ringan, namun tetap memiliki kinerja yang kompetitif pada tugas klasifikasi tanaman dan daun [7]. Dengan mempertimbangkan karakteristik tersebut, diperlukan perbandingan yang sistematis untuk mengevaluasi kemampuan kedua arsitektur dalam mengklasifikasikan spesies daun sirih secara efektif.

Penelitian ini mengimplementasikan dua arsitektur *transfer learning*, yaitu MobileNetV2 dan VGG16, untuk mengklasifikasikan jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun dalam kondisi terkontrol. Dalam pendekatan ini, karakter morfologi seperti bentuk daun, pola tulang daun (venasi), warna, dan tekstur tidak diekstraksi secara manual, melainkan dipelajari secara otomatis oleh model melalui representasi visual dari citra. Pada MobileNetV2, optimasi dilakukan dengan menambahkan dan melatih lapisan klasifikasi pada basis konvolusional pra-latih ImageNet yang dibekukan. Sementara itu, VGG16 juga dioptimasi menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan mempertahankan lapisan konvolusional prelatih sebagai ekstraktor fitur dan menyesuaikan lapisan klasifikasi untuk tiga kelas. Pengaturan ini memungkinkan perbandingan yang adil antara MobileNetV2 dan VGG16 pada kondisi *dataset* yang sama. Pengaturan ini memungkinkan evaluasi dan perbandingan kinerja MobileNetV2 dan VGG16 yang sama-sama dioptimasi pada *dataset* daun sirih yang terbatas. Pendekatan ini juga didukung oleh penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa VGG16 pra-terlatih tetap mampu memberikan kinerja yang kompetitif meskipun tidak dilakukan *fine-tuning*. Sebagai contoh, Sahputra dkk. (2025) melaporkan bahwa VGG16 mencapai akurasi 98%, sedangkan MobileNet mencapai 95% pada *dataset* penyakit daun padi, yang menunjukkan bahwa kapasitas representasi VGG16 yang lebih dalam mampu menangkap fitur visual secara lebih diskriminatif [8]. Selain itu, Kieffer et al. (2017) menunjukkan bahwa model CNN pra-terlatih seperti VGG16 tetap efektif tanpa *fine-tuning* karena telah mempelajari representasi fitur yang kaya dari *dataset* berskala besar [9]. Meskipun MobileNetV2 dan VGG16 telah banyak digunakan pada berbagai tugas klasifikasi citra tanaman,

penelitian yang membandingkan kinerja kedua arsitektur yang telah dioptimasi untuk klasifikasi spesies daun sirih masih sangat terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan membandingkan performa terbaik MobileNetV2 dan VGG16 dalam mengklasifikasikan jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan informasi mengenai arsitektur yang paling efektif untuk diterapkan pada *dataset* daun sirih berukuran terbatas.

Berdasarkan latar belakang tersebut, pertanyaan utama dalam penelitian ini adalah apakah terdapat perbedaan kinerja yang signifikan antara MobileNetV2 dan VGG16 yang dioptimasi untuk klasifikasi jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun. Hipotesis alternatif (H_1) menyatakan bahwa VGG16 yang dioptimasi memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan MobileNetV2, sedangkan hipotesis nol (H_0) menyatakan bahwa tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara kedua pendekatan tersebut pada kondisi *dataset* yang sama. Ruang lingkup penelitian ini dibatasi pada klasifikasi berbasis citra daun sirih menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan dua arsitektur CNN, yaitu MobileNetV2 dan VGG16. Penelitian ini berfokus pada karakteristik visual daun, seperti bentuk, tulang daun, warna, dan tekstur, yang diperoleh dari citra digital dan diproses melalui tahapan standar, yaitu persiapan *dataset*, pra-proses, augmentasi, serta pelatihan model. MobileNetV2 dan VGG16 diterapkan menggunakan pendekatan *transfer learning* berbasis bobot pra-latih ImageNet serta dioptimasi dalam pengaturan eksperimen yang terkontrol [10].

Penelitian ini berkontribusi dalam mengevaluasi efektivitas *transfer learning* untuk klasifikasi spesies daun sirih menggunakan *dataset* yang terbatas. Selain membandingkan kinerja MobileNetV2 dan VGG16, penelitian ini juga menganalisis pengaruh proses optimasi terhadap performa masing-masing arsitektur. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan pemahaman mengenai model yang paling sesuai untuk klasifikasi spesies daun sirih serta manfaat optimasi dalam meningkatkan akurasi pada kondisi data yang terbatas. Hasil yang diperoleh diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai efektivitas arsitektur *deep learning* dalam klasifikasi berbasis visual, sekaligus mendukung pengembangan sistem identifikasi tanaman otomatis yang lebih akurat dan efisien. Temuan ini juga sejalan dengan penelitian terbaru yang menunjukkan bahwa MobileNetV2 dengan *fine tuning* dapat meningkatkan akurasi, sementara VGG16 tetap mampu memberikan kinerja yang kompetitif meskipun tanpa *fine tuning* [11].

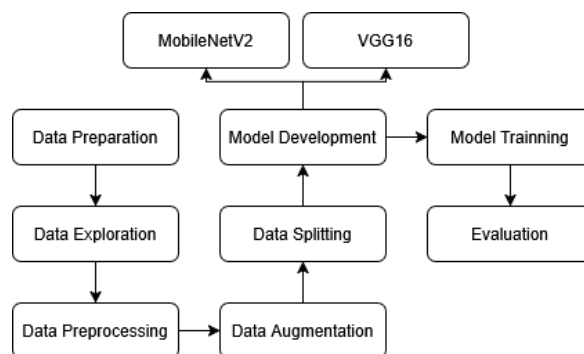
2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini membandingkan dua arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu MobileNetV2 dan VGG16, dalam mengklasifikasikan jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun yang direpresentasikan dalam bentuk citra digital. Tujuan utama penelitian ini adalah mengevaluasi performa MobileNetV2 dan VGG16 setelah melalui proses optimasi untuk memperoleh konfigurasi terbaik masing-masing model. Selanjutnya, performa kedua arsitektur dibandingkan berdasarkan akurasi klasifikasi dan efisiensi komputasi untuk klasifikasi jenis sirih menggunakan *dataset* yang terbatas. *Transfer learning* telah terbukti efektif dalam meningkatkan performa model, terutama pada tugas klasifikasi spesies tanaman yang memiliki kemiripan visual tinggi dan perbedaan morfologi yang relatif halus [12]. Dengan memanfaatkan bobot pra-latih dari ImageNet, penelitian ini menerapkan pembekuan lapisan konvolusional serta penyesuaian lapisan klasifikasi untuk mengkaji kemampuan MobileNetV2 dan VGG16 dalam membedakan spesies sirih berdasarkan karakter morfologi daun. Pendekatan ini memungkinkan pemanfaatan representasi fitur yang telah dipelajari sebelumnya sekaligus mengurangi risiko *overfitting* pada *dataset* yang terbatas.

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa perbedaan kinerja antara MobileNetV2 dan VGG16 dipengaruhi oleh kedalaman arsitektur, kompleksitas komputasi, serta konfigurasi pelatihan [13]. Selain itu, beberapa studi melaporkan bahwa VGG16 memiliki kemampuan yang baik dalam menangkap fitur visual yang kompleks, sedangkan MobileNetV2 menawarkan efisiensi komputasi yang lebih tinggi dengan jumlah parameter yang lebih sedikit [9]. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi dan membandingkan efektivitas kedua arsitektur yang telah dioptimasi dalam mengklasifikasikan jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun.

Gambar 1 mengilustrasikan alur kerja penelitian secara keseluruhan, dari metode klasifikasi gambar yang diusulkan hingga pendekatan *transfer learning*. Proses dimulai dengan persiapan data, di mana *dataset* dikumpulkan dan diorganisasi, diikuti oleh eksplorasi data untuk memahami karakteristik seperti distribusi kelas dan kualitas gambar. Selanjutnya, dilakukan pra-pemrosesan data, termasuk perubahan ukuran gambar dan normalisasi piksel untuk memastikan konsistensi. Teknik augmentasi data, seperti rotasi, pembalikan, dan pembesaran, kemudian diterapkan untuk meningkatkan generalisasi dan mengurangi *overfitting*. *Dataset* kemudian dibagi pada tahap pemisahan data menjadi set pelatihan, set validasi, dan set pengujian. Pada fase pengembangan model, dua arsitektur jaringan saraf konvolusional, yaitu MobileNetV2 dan VGG16, diimplementasikan menggunakan pendekatan *transfer learning* berbasis bobot pra-latih ImageNet. Masing-masing model kemudian dioptimasi melalui penyesuaian konfigurasi pelatihan dan lapisan klasifikasi untuk memperoleh performa terbaik pada *dataset* pelatihan. Hasil terbaik dari kedua model kemudian dibandingkan untuk menentukan arsitektur yang paling efektif dalam mengklasifikasikan jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun. Setelah pelatihan, model dievaluasi menggunakan *dataset* pengujian, di mana metrik kinerja,

termasuk akurasi, presisi, recall, dan F1-Score, dihitung. Terakhir, hasil kedua model dibandingkan untuk menentukan arsitektur dengan kinerja terbaik untuk tugas klasifikasi.



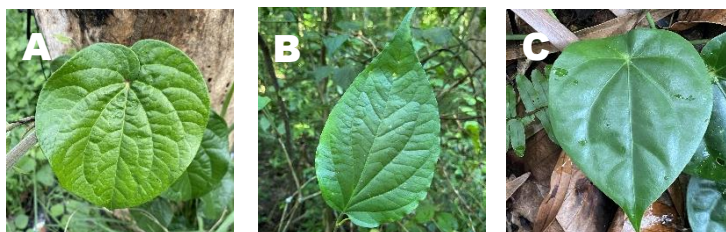
Gambar 1. Metodologi Penelitian

Deep learning, sebagai subbidang *machine learning*, memanfaatkan jaringan saraf tiruan multilayer yang mampu mempelajari representasi spasial dan tekstur hierarkis dari data gambar. Jaringan saraf konvolusional (CNN) sangat efektif untuk analisis gambar daun karena secara otomatis mengekstrak fitur diskriminatif tanpa memerlukan pra-pemrosesan manual, sehingga cocok untuk membedakan perbedaan karakteristik halus antar daun sirih bahkan ketika *dataset* yang tersedia relatif kecil [14]. *Transfer learning* lebih meningkatkan kinerja CNN dengan memanfaatkan model ImageNet yang telah dilatih sebelumnya, memungkinkan pelatihan yang lebih akurat dan efisien secara komputasi dalam kondisi data terbatas yang umum ditemui dalam penelitian klasifikasi tanaman. Melalui pendekatan transfer learning, representasi fitur yang telah dipelajari dari *dataset* ImageNet dapat dimanfaatkan kembali untuk mendukung klasifikasi jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun, sehingga proses pelatihan menjadi lebih efektif pada kondisi data yang terbatas [15].

Penelitian ini menggunakan data citra primer yang dikumpulkan langsung dari daun sirih segar. *Dataset* ini terdiri dari tiga spesies sirih, yaitu *Piper betle L.*, *Piper caninum Blume*, dan *Piper fragile Benth* dapat dilihat pada Gambar 2. Untuk setiap spesies, 222 gambar diperoleh, sehingga totalnya menjadi 870 gambar. Dari jumlah tersebut, 172 gambar per spesies dialokasikan ke set pelatihan, 65 gambar per spesies ke set validasi, dan 53 gambar per spesies ke set pengujian, memastikan bahwa ketiga subset tetap seimbang kelasnya dan sesuai untuk evaluasi kinerja yang andal. Distribusi kumpulan data spesies sirih menurut kelas dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Kumpulan Data Spesies Sirih menurut Kelas

Kelas	Jumlah Gambar
<i>Piper betle L.</i>	290
<i>Piper caninum Blume</i>	290
<i>Piper fragile Benth</i>	290
Total	870



Gambar 2. Contoh gambar dari *dataset*: (A) *Piper betle L.*, (B) *Piper caninum Blume*, (C) *Piper fragile Benth*

Eksperimen dilakukan menggunakan Google Colaboratory (Colab) dengan dukungan GPU NVIDIA T4. Model dikembangkan menggunakan Python 3.10, TensorFlow, dan NumPy. *Dataset* daun sirih disimpan pada Google Drive dan diakses langsung melalui Colab. Tahap pra-pemrosesan meliputi pengubahan ukuran citra dan normalisasi nilai piksel ke rentang [0,1]. Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model pada *dataset* yang terbatas, diterapkan augmentasi data berupa pembalikan, rotasi, translasi, pergeseran, dan pembesaran secara acak. MobileNetV2 dan VGG16 diimplementasikan menggunakan bobot pra-latih ImageNet dengan parameter `include_top=False`. Lapisan konvolusional digunakan sebagai ekstraktor fitur,

sedangkan lapisan klasifikasi disesuaikan untuk klasifikasi tiga spesies sirih menggunakan arsitektur GlobalAveragePooling2D–Dense (ReLU)–Softmax. Kedua model kemudian dioptimasi untuk memperoleh konfigurasi terbaik sebelum dilakukan evaluasi dan perbandingan kinerja [17] .

Citra daun sirih dikumpulkan melalui pengamatan lapangan di habitat alami Hutan Gunung Meja, Manokwari, Papua Barat, menggunakan kamera iPhone 11. Setiap citra diperiksa berdasarkan tingkat ketajaman dan kelengkapan objek daun. Citra yang buram, terpotong, atau tidak memenuhi kualitas visual yang ditetapkan dieliminasi dari *dataset*. Citra yang lolos seleksi kemudian dikelompokkan ke dalam tiga spesies, yaitu *Piper betle* L, *Piper caninum* Blume, dan *Piper fragile* Benth. Seluruh citra diverifikasi secara manual untuk memastikan kualitas *dataset* dan konsistensi pelabelan. Pada tahap pra-pemrosesan, citra dipotong pada area daun untuk menjadikan objek daun sebagai fokus utama. Selain itu, latar belakang disederhanakan guna mengurangi gangguan visual dan meningkatkan kejelasan fitur morfologi daun yang digunakan dalam proses klasifikasi [16] .

Evaluasi model dilakukan untuk membandingkan kinerja dan kemampuan generalisasi MobileNetV2 dan VGG16 dalam mengklasifikasikan jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun. Kedua model diimplementasikan menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan bobot pra-latih ImageNet. Lapisan konvolusional digunakan sebagai ekstraktor fitur, sedangkan lapisan klasifikasi disesuaikan untuk tugas klasifikasi tiga spesies sirih. Selanjutnya, MobileNetV2 dan VGG16 dioptimasi untuk memperoleh konfigurasi terbaik sebelum dilakukan evaluasi menggunakan berbagai metrik kinerja [17]. Evaluasi menggunakan akurasi, presisi, recall, dan *F1-Score* sebagai metrik kinerja, di mana akurasi mengukur kebenaran keseluruhan, presisi dan recall mencerminkan kinerja identifikasi per kelas, dan *F1-Score* memberikan ringkasan yang seimbang, dilengkapi dengan matriks kebingungan untuk memvisualisasikan pola kesalahan klasifikasi di antara tiga spesies sirih [18] .

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil

Tabel 2 merangkum hasil eksperimen MobileNetV2 yang telah dioptimasi untuk klasifikasi jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun. MobileNetV2 merupakan arsitektur CNN ringan yang memanfaatkan depthwise separable convolution dan inverted residual block untuk menghasilkan efisiensi komputasi dengan jumlah parameter yang relatif kecil dibandingkan arsitektur CNN yang lebih dalam. Dalam penelitian ini, model dikembangkan menggunakan bobot pra-latih ImageNet dan dioptimasi untuk memperoleh performa terbaik pada *dataset* daun sirih

MobileNetV2 yang telah dioptimasi mencapai akurasi validasi sebesar 89,23% dengan macro *F1-Score* sebesar 0,88. Seperti ditunjukkan pada Tabel 2, model ini mampu mengklasifikasikan sebagian besar sampel dengan baik, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas yang memiliki kemiripan karakter morfologi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan spesies daun sirih, sekaligus menawarkan efisiensi komputasi yang tinggi berkat jumlah parameter yang relatif kecil. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan performa yang kompetitif untuk tugas klasifikasi jenis sirih berbasis citra daun.

Tabel 2. Matriks kinerja model MobileNetV2 Optimasi

	Precision	Recall	<i>F1-Score</i>	Support
<i>Piper betle</i> L	0,79	1,00	0,88	65
<i>Piper caninum</i> Blume	1,00	0,68	0,81	65
<i>Piper fragile</i> Benth	0,94	1,00	0,97	65

Model MobileNetV2 yang telah dioptimasi menunjukkan kinerja klasifikasi yang baik pada ketiga spesies sirih. Kelas *Piper fragile* memperoleh performa terbaik dengan nilai precision sebesar 0,94, recall sebesar 1,00, dan *F1-Score* sebesar 0,97. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali kelas tersebut secara konsisten dengan tingkat kesalahan yang rendah. Pada kelas *Piper beetle*, model mencapai recall sebesar 1,00 dan *F1-Score* sebesar 0,88, yang menunjukkan bahwa seluruh sampel pada kelas ini berhasil dikenali. Namun, nilai precision sebesar 0,79 mengindikasikan bahwa masih terdapat beberapa sampel dari kelas lain yang terklasifikasi sebagai *Piper betle*. Sementara itu, *Piper caninum* memperoleh precision sebesar 1,00, recall sebesar 0,68, dan *F1-Score* sebesar 0,81. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun prediksi untuk kelas tersebut sangat akurat, masih terdapat sejumlah sampel *Piper caninum* yang salah diklasifikasikan ke kelas lain. Secara keseluruhan, hasil tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 yang telah dioptimasi mampu mengklasifikasikan jenis sirih dengan baik serta mempertahankan efisiensi komputasi yang menjadi keunggulan utama arsitektur ini. Namun, kemiripan karakter morfologi antarspesies masih menjadi tantangan dalam membedakan beberapa kelas tertentu.

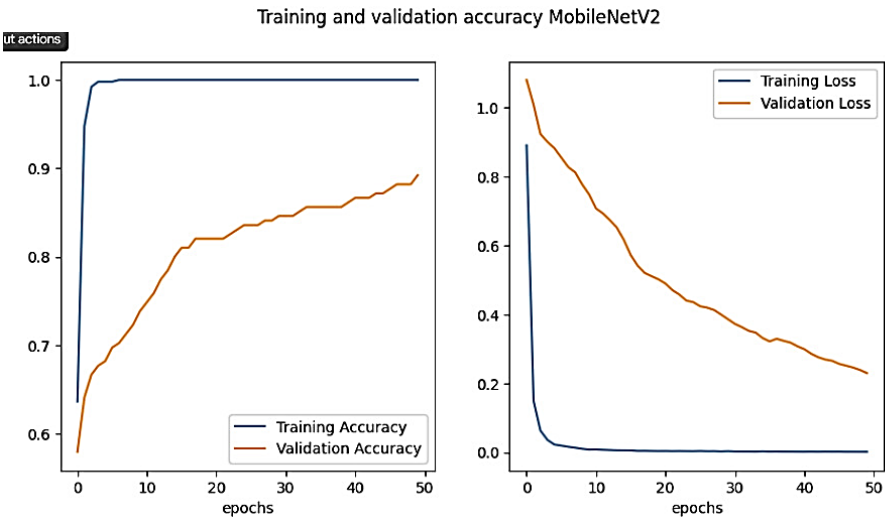
Tabel 3 melaporkan kinerja klasifikasi model VGG16 yang telah dioptimasi untuk klasifikasi spesies sirih. VGG16 merupakan jaringan saraf konvolusional dalam yang terdiri atas 13 lapisan konvolusional dan 3 lapisan fully connected. Arsitektur ini memiliki sekitar 138 juta parameter, sehingga mampu mengekstraksi

fitur visual secara hierarkis dengan lebih mendalam dibandingkan arsitektur yang lebih ringan. Dalam penelitian ini, VGG16 diimplementasikan menggunakan bobot pra-latih ImageNet. Lapisan konvolusional digunakan sebagai ekstraktor fitur, sedangkan lapisan klasifikasi disesuaikan untuk klasifikasi tiga spesies sirih. Model dilatih selama 50 *epoch* untuk memperoleh performa yang optimal pada *dataset* yang digunakan.

Tabel 3. Metrik kinerja model VGG16 Optimasi

	Precision	Recall	<i>F1-Score</i>	Support
<i>Piper betle L</i>	0,93	0,97	0,95	65
<i>Piper caninum Blume</i>	0,97	0,94	0,95	65
<i>Piper fragile Benth</i>	0,98	0,97	0,98	65

VGG16 yang telah dioptimasi mencapai akurasi validasi sebesar 95,50%, mengungguli MobileNetV2 yang telah dioptimasi. Seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3, kinerja klasifikasi secara konsisten tinggi pada seluruh kelas, dengan nilai *F1-Score* berkisar antara 0,95 dan 0,98, yang menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall pada setiap jenis sirih. *Piper betle* dan *Piper caninum* masing-masing mencapai *F1-Score* sebesar 0,95, sedangkan *Piper fragile* memperoleh *F1-Score* tertinggi sebesar 0,98. Keselarasan antara nilai precision dan recall pada seluruh kelas menunjukkan bahwa VGG16 mampu mengekstraksi fitur yang diskriminatif dan efektif dalam membedakan karakter morfologi daun sirih. Kemampuan tersebut berkontribusi terhadap performa klasifikasi yang tinggi dan konsisten pada *dataset* yang digunakan dalam penelitian ini.



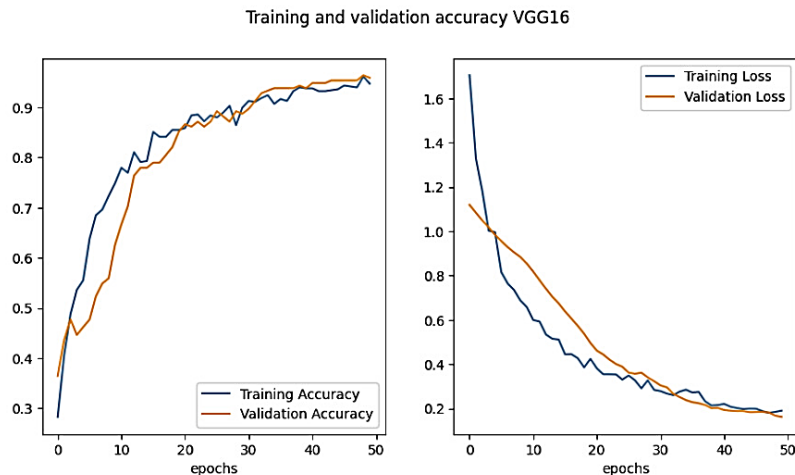
Gambar 3. Kurva akurasi dan kerugian pelatihan dan validasi untuk MobileNetV2 Optimasi

Gambar 3 menunjukkan kurva akurasi dan *loss* pelatihan serta validasi untuk model MobileNetV2 yang telah dioptimasi. Akurasi pelatihan meningkat dengan cepat pada beberapa *epoch* awal dan kemudian mendekati nilai 1,00. Sementara itu, akurasi validasi menunjukkan tren peningkatan yang stabil sepanjang proses pelatihan hingga mencapai sekitar 0,89 pada *epoch* terakhir. Sejalan dengan peningkatan akurasi, *loss* pelatihan menurun secara konsisten hingga mendekati nol. *Loss* validasi juga menunjukkan tren penurunan yang berkelanjutan selama pelatihan tanpa adanya kenaikan yang signifikan pada *epoch-epoch* akhir. Pola ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari fitur yang relevan dari data pelatihan dan mempertahankan kemampuan generalisasi yang baik pada data validasi. Meskipun terdapat selisih yang cukup besar antara akurasi pelatihan dan validasi, tidak terlihat indikasi *overfitting* yang kuat karena performa validasi terus mengalami peningkatan hingga akhir proses pelatihan.

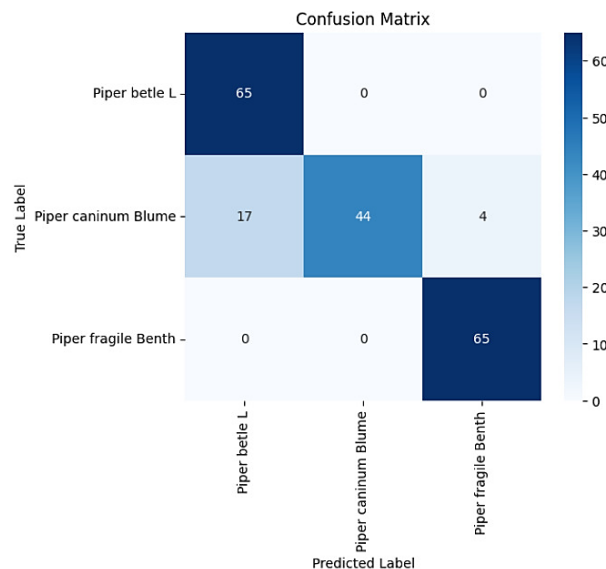
Gambar 4 mengilustrasikan kurva akurasi dan *loss* pelatihan serta validasi untuk model VGG16 yang telah dioptimasi. Kedua kurva akurasi meningkat secara stabil dan tetap berdekatan satu sama lain, kemudian konvergen pada nilai sekitar 0,95 pada *epoch* terakhir. Sementara itu, *loss* pelatihan dan validasi menurun secara bertahap hingga mencapai nilai yang rendah dan relatif serupa. Perilaku yang konsisten antara kurva pelatihan dan validasi ini menunjukkan bahwa model VGG16 yang telah dioptimasi mampu mencapai konvergensi yang stabil serta generalisasi yang baik dalam klasifikasi jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun tanpa menunjukkan indikasi *overfitting* yang signifikan.

Gambar 4 mengilustrasikan kurva akurasi dan *loss* pelatihan serta validasi untuk model VGG16 yang telah dioptimasi. Kedua kurva akurasi meningkat secara stabil dan tetap berdekatan satu sama lain, kemudian konvergen pada nilai sekitar 0,95 pada *epoch* terakhir. Sementara itu, *loss* pelatihan dan validasi menurun secara bertahap hingga mencapai nilai yang rendah dan relatif serupa. Perilaku yang konsisten antara kurva

pelatihan dan validasi ini menunjukkan bahwa model VGG16 yang telah dioptimasi mampu mencapai konvergensi yang stabil serta generalisasi yang baik dalam klasifikasi jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun tanpa menunjukkan indikasi *overfitting* yang signifikan.

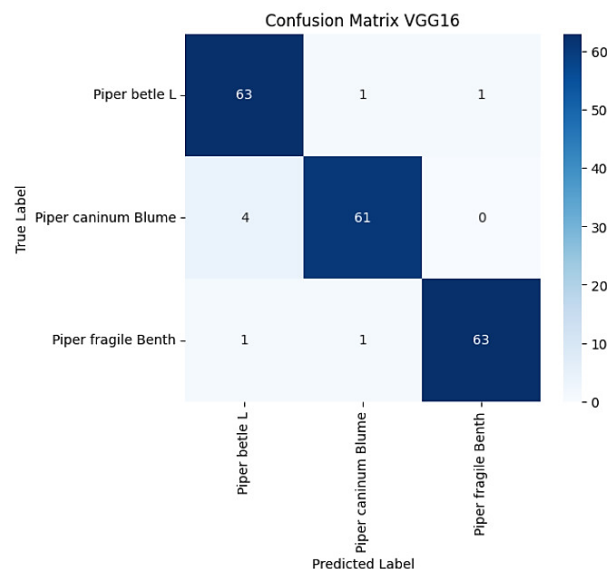


Gambar 4. Kurva akurasi dan kerugian pelatihan dan validasi untuk VGG16 Optimasi



Gambar 5. Confusion Matrix MobileNetV2 dengan Optimasi

Berdasarkan hasil evaluasi pada data validasi, Skor macro *F1-Score* sebesar 0,88 menunjukkan bahwa model MobileNetV2 yang telah dioptimasi memberikan kinerja yang cukup baik, namun belum sepenuhnya seimbang pada ketiga jenis sirih. Sebagian besar sampel *Piper betle* L. dan *Piper fragile* Benth. berhasil diklasifikasikan dengan benar. Nilai recall sebesar 1,00 pada kedua kelas tersebut menunjukkan bahwa seluruh sampel berhasil dikenali oleh model. Selain itu, *Piper fragile* Benth. memperoleh nilai *F1-Score* tertinggi sebesar 0,97, yang menunjukkan bahwa model mampu menangkap karakteristik morfologi daun yang khas dari kelas tersebut. Namun, confusion matrix pada Gambar 5 menunjukkan bahwa masih terdapat sejumlah sampel *Piper caninum* Blume yang salah diklasifikasikan sebagai *Piper betle* L. Sebanyak 44 dari 65 sampel berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 17 sampel salah diklasifikasikan sebagai *Piper betle* L. dan 4 sampel sebagai *Piper fragile* Benth. Hasil ini mengindikasikan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan *Piper caninum* Blume dari spesies lain yang memiliki kemiripan karakter morfologi daun. Dengan demikian, meskipun MobileNetV2 yang telah dioptimasi mampu memberikan kinerja yang baik secara keseluruhan, model ini masih menunjukkan keterbatasan dalam mengklasifikasikan *Piper caninum* Blume secara konsisten sehingga performanya belum sepenuhnya seimbang pada ketiga jenis sirih.



Gambar 6. Confusion Matrix VGG16 dengan Optimasi

Gambar 6 menunjukkan matriks pada data validasi untuk model VGG16 yang dioptimalkan, yang menunjukkan bahwa pengklasifikasi bekerja secara akurat dan seimbang untuk ketiga spesies sirih. Sebagian besar sampel *Piper betle L.*, *Piper caninum Blume*, dan *Piper fragile Benth.* diklasifikasikan dengan benar, dan hanya beberapa sampel yang salah diklasifikasikan ke kelas lain, dengan kesalahan yang terdistribusi secara relatif simetris. Berdasarkan hasil klasifikasi pada data validasi tersebut, model memperoleh skor macro *F1-Score* sebesar 0,95. Nilai ini menunjukkan bahwa VGG16 yang dioptimalkan mencapai presisi dan recall yang tinggi dan seimbang, serta lebih efektif dibandingkan dengan MobileNetV2 yang dioptimalkan dalam menangkap perbedaan morfologi halus di antara ketiga spesies daun sirih tersebut.

Pola ini konsisten dengan penelitian terbaru dalam identifikasi penyakit daun tanaman, di mana model *transfer learning* berbasis VGG16 telah menunjukkan kemampuan yang lebih kuat daripada MobileNet atau MobileNetV2 dalam membedakan perbedaan morfologi halus antar kelas daun[8]. Dalam penelitian ini, VGG16 yang dioptimasi memperoleh akurasi validasi sebesar 95,50% dan macro *F1-Score* sebesar 0,95, lebih tinggi dibandingkan dengan MobileNetV2 yang dioptimasi dengan akurasi validasi sebesar 89,23% dan macro *F1-Score* sebesar 0,88. Hasil tersebut menunjukkan bahwa VGG16 memiliki kinerja klasifikasi yang lebih baik pada *dataset* daun sirih yang digunakan dalam penelitian ini. Namun, penelitian ini belum mengevaluasi secara langsung fitur visual yang dipelajari oleh model. Oleh karena itu, perbedaan kinerja antara VGG16 dan MobileNetV2 hanya diinterpretasikan berdasarkan hasil klasifikasi yang diperoleh. Analisis lebih lanjut menggunakan metode interpretabilitas model diperlukan untuk memahami karakteristik fitur morfologi daun yang berkontribusi terhadap proses klasifikasi[19].

3.2. Pembahasan

Dalam penelitian ini, VGG16 yang dioptimasi memperoleh kinerja klasifikasi yang lebih baik dibandingkan dengan MobileNetV2 yang dioptimasi pada klasifikasi jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun. Hasil ini menunjukkan bahwa proses klasifikasi dilakukan dengan merepresentasikan karakter morfologi daun. Lapisan konvolusional yang lebih dalam pada VGG16 memungkinkan model mempelajari representasi fitur yang lebih kompleks, sehingga berpotensi membantu dalam membedakan karakter morfologi yang memiliki kemiripan visual. Namun demikian, perbedaan kinerja antara VGG16 dan MobileNetV2 tidak dapat sepenuhnya dikaitkan dengan perbedaan arsitektur. MobileNetV2 dirancang sebagai model ringan yang mengutamakan efisiensi komputasi melalui penggunaan *depthwise separable convolution*, sehingga jumlah parameternya jauh lebih sedikit dibandingkan dengan VGG16. Karakteristik ini dapat memengaruhi kemampuan model dalam merepresentasikan variasi morfologi yang kompleks. Selain itu, ukuran *dataset* yang relatif terbatas juga dapat memengaruhi kemampuan kedua model dalam mempelajari karakteristik visual daun secara optimal. Dalam pendekatan *transfer learning*, filter konvolusional yang digunakan pada kedua model diadopsi dari bobot pra-latih ImageNet yang telah mempelajari berbagai pola visual umum seperti tepi, tekstur, dan bentuk. Filter-filter tersebut kemudian digunakan kembali untuk mengekstraksi fitur visual dari citra daun sirih. Dalam konteks penelitian ini, fitur yang dipelajari model kemungkinan berkaitan dengan karakter morfologi daun, seperti bentuk daun, pola venasi, serta tekstur permukaan. Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas *Piper caninum* dan *Piper betle*, sedangkan *Piper fragile* dapat diklasifikasikan

dengan tingkat ketepatan yang lebih tinggi. Temuan ini mengindikasikan bahwa *Piper caninum* dan *Piper betle* memiliki karakter visual yang lebih mirip dibandingkan dengan *Piper fragile*, sehingga lebih sulit dibedakan oleh model. Sebaliknya, karakter morfologi *Piper fragile* diduga memiliki ciri visual yang lebih khas sehingga lebih mudah dikenali secara konsisten. Hasil ini selaras dengan penelitian sebelumnya pada citra daun tanaman, di mana *transfer learning* berbasis VGG16 menunjukkan kemampuan yang baik dalam mempelajari representasi morfologi visual secara hierarkis[20]. Bukti lebih lanjut dari klasifikasi citra tanaman pada *dataset* berukuran kecil juga mendukung efektivitas CNN bergaya VGG yang dikombinasikan dengan *transfer learning* dan augmentasi data untuk menghasilkan kinerja yang baik pada kondisi data terbatas[21] [22].

Hasil ini konsisten dengan studi *transfer learning* terbaru pada citra daun tanaman, di mana arsitektur berbasis VGG16 mencapai akurasi yang tinggi bahkan pada *dataset* berukuran kecil. Dibandingkan dengan metode pembelajaran mesin tradisional atau CNN yang lebih dangkal, model *transfer learning* berbasis VGG16 menunjukkan kinerja yang lebih baik melalui pemanfaatan kembali filter konvolusional pra-latih dari ImageNet yang efektif dalam mengekstraksi fitur morfologi daun secara diskriminatif. Temuan ini memperkuat bahwa pendekatan CNN dengan *transfer learning* merupakan strategi yang efektif untuk klasifikasi berbasis karakter morfologi daun pada kondisi data terbatas [22] [23]. Selain itu, studi perbandingan terbaru yang mengevaluasi VGG16 dan MobileNetV2 untuk klasifikasi daun tanaman juga menunjukkan adanya perbedaan kinerja yang dipengaruhi oleh karakteristik arsitektur, kapasitas representasi fitur, dan kompleksitas komputasi masing-masing model [19].

Secara praktis, hasil penelitian ini menunjukkan potensi penggunaan VGG16 yang dioptimasi untuk mengklasifikasikan jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun. Meskipun demikian, temuan ini masih terbatas pada *dataset* yang digunakan dalam penelitian dan memerlukan validasi lebih lanjut pada data yang lebih beragam sebelum dapat digeneralisasi ke aplikasi praktis yang lebih luas. Pipeline *transfer learning* berbasis VGG16 berpotensi diterapkan sebagai mesin inti dalam aplikasi berbasis smartphone atau web untuk identifikasi otomatis jenis sirih dan evaluasi kualitas daun. Hal ini sejalan dengan penerapan arsitektur berbasis VGG16 dalam berbagai sistem pengenalan tanaman berbasis citra, termasuk aplikasi mobile untuk identifikasi penyakit tanaman dan tanaman obat yang memanfaatkan ekstraksi fitur visual secara otomatis dari citra daun[25]. Namun, keterbatasan utama penelitian ini adalah jumlah kelas yang terbatas dalam *dataset*, yaitu hanya tiga kategori daun sirih. Batasan ini membatasi kemampuan model untuk digeneralisasikan kepada jenis sirih lain dan kondisi lapangan yang lebih beragam. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas *dataset* dengan menambahkan variasi jenis sirih yang lebih beragam serta meningkatkan jumlah sampel dengan kondisi pencitraan yang lebih bervariasi. Dengan demikian, perluasan *dataset* diharapkan dapat meningkatkan kemampuan model dalam merepresentasikan karakter morfologi daun yang lebih beragam serta mendukung evaluasi yang lebih komprehensif pada penelitian selanjutnya.

4. KESIMPULAN

Model VGG16 yang dioptimasi menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan MobileNetV2 yang dioptimasi untuk klasifikasi jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun. Berdasarkan hasil evaluasi pada data validasi, VGG16 mencapai akurasi sebesar 95,50% dan macro *F1-Score* sebesar 0,95, sedangkan MobileNetV2 mencapai akurasi sebesar 89,23% dan macro *F1-Score* sebesar 0,88. Selain akurasi yang lebih tinggi, VGG16 juga menunjukkan kinerja yang lebih seimbang pada ketiga kelas yang diuji. Hasil penelitian ini memenuhi tujuan penelitian untuk membandingkan kinerja arsitektur *transfer learning* MobileNetV2 dan VGG16 dalam klasifikasi jenis sirih berbasis citra daun. Pada *dataset* yang digunakan dalam penelitian ini, VGG16 yang dioptimasi menunjukkan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan dengan MobileNetV2 yang dioptimasi. Analisis confusion matrix juga menunjukkan bahwa VGG16 menghasilkan kesalahan klasifikasi yang lebih sedikit, meskipun kedua model masih mengalami kesulitan dalam membedakan kelas yang memiliki kemiripan morfologi daun. Hasil ini menunjukkan potensi penggunaan *transfer learning* untuk mendukung klasifikasi jenis sirih berdasarkan karakter morfologi daun.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan *dataset* yang lebih besar dan lebih beragam guna meningkatkan kemampuan generalisasi model serta mengurangi sensitivitas terhadap variasi kondisi akuisisi citra. Hal ini dapat dilakukan dengan menambah jumlah kelas jenis sirih, meningkatkan jumlah sampel pada setiap kelas, serta memasukkan variasi lingkungan yang lebih luas. Selain itu, eksplorasi arsitektur *deep learning* lainnya seperti EfficientNet, EfficientNetV2, Vision Transformer (ViT), serta model ringan yang dioptimalkan untuk perangkat edge dapat dilakukan untuk mengevaluasi efektivitas berbagai pendekatan dalam klasifikasi berbasis karakter morfologi daun[26].

REFERENSI

- [1] N. Puspitasari, A. Septiarini, U. Hairah, A. Tejawati, and H. Sulastri, "Betel leaf classification using color-texture features and machine learning approach," *Bull. Electr. Eng. Informatics*, vol. 12, no. 5, pp. 2939–2947, Oct. 2023, doi: 10.11591/EEI.V12I5.5101.

- [2] D. D. Simamora, M. Basri, and A. Zulherry, "Application of Support Vector Machine and Image Segmentation Methods to Classify Types of Medicinal Leaves in Betel Leaves," *IJATCoS Indones. J. Appl. Technol. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 46–56, Aug. 2025, Accessed: Dec. 06, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.umsu.ac.id/index.php/Ijatcos/article/view/21337>
- [3] S. Tabassum and M. F. Ahamed, "CBAM Integrated Attention Driven Model For Betel Leaf Diseases Classification With Explainable AI," Sep. 2025, Accessed: Jan. 14, 2026. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2509.26484v1>
- [4] B. D. Mardiana, W. B. Utomo, U. N. Oktaviana, G. W. Wicaksono, and A. E. Minarno, "Herbal Leaves Classification Based on Leaf Image Using CNN Architecture Model VGG16," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 7, no. 1, pp. 20–26, Feb. 2023, doi: 10.29207/RESTI.V7I1.4550.
- [5] B. Dey, J. Ferdous, R. Ahmed, and J. Hossain, "Assessing deep convolutional neural network models and their comparative performance for automated medicinal plant identification from leaf images," *Heliyon*, vol. 10, no. 1, p. e23655, Jan. 2024, doi: 10.1016/J.HELİYON.2023.E23655.
- [6] W. Shafik, A. Tufail, C. De Silva Liyanage, and R. A. A. H. M. Apong, "Using transfer learning-based plant disease classification and detection for sustainable agriculture," *BMC Plant Biol.*, vol. 24, no. 1, p. 136, Dec. 2024, doi: 10.1186/S12870-024-04825-Y.
- [7] U. Khaira, E. Saputra, and A. Adriadi, "I-NusaPlant Apps : Indonesian Medical Plants Identification Using Convolutional Neural Network With Pre-trained Model MobileNetV2," *J. Ilmu Komput. dan Agri-Informatika*, vol. 11, no. 2, pp. 185–194, 2024, doi: 10.29244/jika.11.2.185-194.
- [8] I. Sahputra, A. F. Ulfa, B. A. Putri, and C. Y. Eviyanti, "Comparative Study of VGG16 and MobileNet Architectures for Rice Leaf Disease Classification Using CNN," *J. INFORMATICS Telecommun. Eng.*, vol. 9, no. 1, pp. 303–314, Aug. 2025, doi: 10.31289/JITE.V9I1.15458.
- [9] B. Kieffer, M. Babaie, S. Kalra, and H. R. Tizhoosh, "Convolutional Neural Networks for Histopathology Image Classification: Training vs. Using Pre-Trained Networks," *Proc. 7th Int. Conf. Image Process. Theory, Tools Appl. IPTA 2017*, vol. 2018-January, pp. 1–6, Oct. 2017, doi: 10.1109/IPTA.2017.8310149.
- [10] S. Auliani, D. I. Indra, and F. U. Fitriyani, "Herbal Leaf Classification Using Convolutional Neural Network (CNN) Method With VGG16 Architecture," *IT J. Res. Dev.*, vol. 10, no. 2, pp. 57–65, Nov. 2025, doi: 10.25299/ITJRD.2025.24574.
- [11] Y. Xu, D. Li, C. Li, Z. Yuan, and Z. Dai, "LiSA-MobileNetV2: an extremely lightweight *deep learning* model with Swish activation and attention mechanism for accurate rice disease classification," *Front. Plant Sci.*, vol. 16, p. 1619365, Aug. 2025, doi: 10.3389/FPLS.2025.1619365/BIBTEX.
- [12] A. K. Mulugeta, D. P. Sharma, and A. H. Mesfin, "Deep learning for medicinal plant species classification and recognition: a systematic review," *Front. Plant Sci.*, vol. 14, p. 1286088, 2024, doi: 10.3389/FPLS.2023.1286088.
- [13] B. W. Sari, D. Prabowo, Y. Pristyanto, and A. Aminuddin, "Transfer Learning-Based Convolutional Neural Network for Accurate Detection of Rice Leaf Disease in Precision Agriculture," *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, vol. 11, no. 3, pp. 420–432, 2025, doi: 10.20473/jisebi.11.3.420-432.
- [14] S. M. Hassan, A. K. Maji, M. Jasiński, Z. Leonowicz, and E. Jasińska, "Identification of Plant-Leaf Diseases Using CNN and Transfer-Learning Approach," *Electron. 2021, Vol. 10, Page 1388*, vol. 10, no. 12, p. 1388, Jun. 2021, doi: 10.3390/ELECTRONICS10121388.
- [15] J. Yao, S. N. Tran, S. Sawyer, and S. Garg, "Machine learning for leaf disease classification: data, techniques and applications," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, no. 3, pp. 3571–3616, Dec. 2023, doi: 10.1007/S10462-023-10610-4/TABLES/2.
- [16] J. Ahmed *et al.*, "Smartphone image dataset for turmeric plant leaf disease from Bangladesh spice fields," *Data Br.*, vol. 63, Dec. 2025, doi: 10.1016/J.DIB.2025.112184.
- [17] A. S. Paymode and V. B. Malode, "Transfer learning for Multi-Crop Leaf Disease Image Classification using Convolutional Neural Network VGG," *Artif. Intell. Agric.*, vol. 6, pp. 23–33, Jan. 2022, doi: 10.1016/J.AIIA.2021.12.002.
- [18] R. A. Kumala, C. A. Sari, and E. H. Rachmawanto, "A Comparison of MobileNetV2 and VGG16 Architectures with Transfer learning for Multi-Class Image-Based Waste Classification," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 4, pp. 1610–1624, Aug. 2025, doi: 10.30871/JAIC.V9I4.9958.
- [19] Aryawijaya and Kusnawi, "Chili Leaf Disease Classification Using Transfer learning with VGG16 and MobileNetV2 Combined with Random Search Hyperparameter Tuning," *SITEKNIK Sist. Informasi, Tek. dan Teknol. Terap.*, vol. 2, no. 4, pp. 324–332, Oct. 2025, doi: 10.5281/ZENODO.17383224.
- [20] M. Tariq *et al.*, "Corn leaf disease: insightful diagnosis using VGG16 empowered by explainable AI," *Front. Plant Sci.*, vol. 15, p. 1402835, Jun. 2024, doi: 10.3389/FPLS.2024.1402835/BIBTEX.
- [21] L. Coelho, J. Nalepa, S. De Marchi, G. Batchuluun, S. Hyun Nam, and K. Ryoung Park, "Deep

- Learning-Based Plant-Image Classification Using a Small Training *Dataset*,” *Math.* 2022, Vol. 10, Page 3091, vol. 10, no. 17, p. 3091, Aug. 2022, doi: 10.3390/MATH10173091.
- [22] V. Ayumi *et al.*, “*Transfer learning* for Medicinal Plant Leaves Recognition: A Comparison with and without a Fine-Tuning Strategy,” *IJACSA) Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 13, no. 9, p. 2022, Accessed: Dec. 17, 2025. [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org
- [23] T. Sanida, A. Sideris, M. V. Sanida, and M. Dasygenis, “Tomato leaf disease identification via two-stage *transfer learning* approach,” *Smart Agric. Technol.*, vol. 5, p. 100275, Oct. 2023, doi: 10.1016/J.ATECH.2023.100275.
- [24] D. Sugiarto, J. Siswantoro, M. F. Naufal, and B. Idrus, “Mobile Application for Medicinal Plants Recognition from Leaf Image Using Convolutional Neural Network,” *Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 5, no. 2, pp. 43–56, Feb. 2023, doi: 10.24002/IJIS.V5I2.6633.
- [25] S. Orouji, M. C. Liu, T. Korem, and M. A. K. Peters, “Domain adaptation in small-scale and heterogeneous biological *datasets*”.