

Komparasi Kinerja Arsitektur CNN *MobileNetV2* dan VGG16 untuk Mendeteksi Penyakit Pada Daun Tembakau

^{1*}Chanaqy Lucha Mandhalika, ²Resty Wulanningrum, ³Risky Aswi Ramadhani

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹chanaqyluchamndk@gmail.com, ²restyw@unpkdr.ac.id,

³riskyaswiramadhani@gmail.com

Penulis Korespondensi : Chanaqy Lucha Mandhalika

Abstrak— Tanaman tembakau merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memiliki nilai ekonomi tinggi, namun produktivitasnya sering menurun akibat serangan penyakit daun. Proses identifikasi penyakit secara manual dinilai kurang efektif karena membutuhkan waktu yang lama dan bergantung pada kemampuan pengamat. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) *MobileNetV2* dan VGG16 dalam klasifikasi penyakit daun tembakau. Dataset yang digunakan diperoleh dari Roboflow Universe dengan tiga kelas, yaitu *alternaria*, *cercospora*, dan *healthy*. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data berupa resizing, normalisasi, dan augmentasi citra, kemudian dilakukan proses pelatihan model menggunakan *MobileNetV2* dan VGG16. Evaluasi model dilakukan menggunakan parameter accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *MobileNetV2* memiliki performa lebih baik dengan accuracy 94,32%, precision 94,38%, recall 94,31%, dan F1-score 94,29%, sedangkan VGG16 memperoleh accuracy 80,57%. Berdasarkan hasil tersebut, *MobileNetV2* dinilai lebih optimal untuk diterapkan pada sistem deteksi penyakit daun tembakau berbasis web maupun mobile.

Kata Kunci— Citra Gambar, CNN, *MobileNetV2*, Penyakit Tembakau, VGG16.

Abstract— Tobacco plants are one of the plantation commodities with high economic value, but their productivity often decreases due to leaf diseases. Manual disease identification is considered less effective because it requires a long time and depends on the observer's ability. This study aims to compare the performance of the Convolutional Neural Network (CNN) architectures *MobileNetV2* and VGG16 in classifying tobacco leaf diseases. The dataset used was obtained from Roboflow Universe with three classes, namely *alternaria*, *cercospora*, and *healthy*. The research stages included data preprocessing in the form of image resizing, normalization, and augmentation, followed by model training using *MobileNetV2* and VGG16. Model evaluation was carried out using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix parameters. The results showed that *MobileNetV2* achieved better performance with an accuracy of 94.32%, precision of 94.38%, recall of 94.31%, and F1-score of 94.29%, while VGG16 obtained an accuracy of 80.57%. Based on these results, *MobileNetV2* is considered more optimal for implementation in web-based and mobile-based tobacco leaf disease detection systems.

Keywords— Leaf image, CNN, *MobileNetV2*, tobacco leaf disease, VGG16.

This is an open access article under the CC BY-SA License.

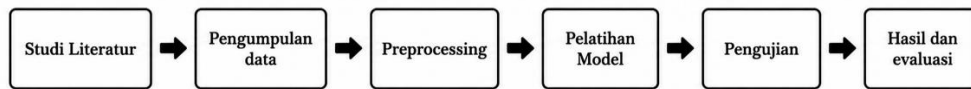


I. PENDAHULUAN

Tanaman tembakau merupakan salah satu komoditas perkebunan penting di Indonesia karena memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan menjadi sumber pendapatan masyarakat [1]. Namun, produktivitas tanaman tembakau sering mengalami penurunan akibat serangan penyakit daun yang dapat memengaruhi kualitas dan kuantitas hasil panen. Proses identifikasi penyakit yang masih dilakukan secara manual memiliki beberapa kelemahan, seperti subjektivitas pengamatan, keterbatasan pengalaman, dan membutuhkan waktu yang cukup lama [2]. Perkembangan teknologi *deep learning* telah meningkatkan kemampuan sistem komputer dalam mendeteksi penyakit tanaman secara otomatis melalui pengolahan citra digital [3]. Salah satu metode *deep learning* yang banyak digunakan pada bidang klasifikasi citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis melalui proses *convolution* dan *pooling* sehingga efektif digunakan pada tugas pengenalan pola visual pada citra digital [4]. Pada penelitian ini digunakan dua arsitektur CNN, yaitu *MobileNetV2* dan VGG16. *MobileNetV2* merupakan arsitektur CNN yang dirancang ringan dan efisien menggunakan teknik *depthwise separable convolution* sehingga mampu mengurangi jumlah parameter dan mempercepat proses komputasi tanpa menurunkan performa klasifikasi secara signifikan [5]. Arsitektur ini banyak digunakan pada aplikasi berbasis *mobile* dan sistem *real-time* karena memiliki efisiensi komputasi yang baik [6]. Sementara itu, VGG16 merupakan arsitektur CNN dengan struktur jaringan yang lebih dalam dan terdiri dari 16 layer utama. VGG16 menggunakan *convolution* berukuran 3×3 secara berulang sehingga mampu menghasilkan ekstraksi fitur visual yang detail dan mendalam [7]. Namun, jumlah parameter yang besar menyebabkan kebutuhan komputasi VGG16 lebih tinggi dibandingkan *MobileNetV2* [8]. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mengetahui tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan penyakit daun tembakau [9]. Penggunaan kedua model CNN tersebut diharapkan dapat menghasilkan performa klasifikasi yang optimal dan akurat [10]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa *MobileNetV2* dan VGG16 dalam mendeteksi penyakit daun tembakau sehingga dapat diketahui model yang paling optimal untuk implementasi sistem deteksi penyakit tanaman berbasis web maupun *mobile*.

II. METODE

Metode penelitian pada artikel ini dimulai dengan pengumpulan dataset citra daun tanaman sehat dan berpenyakit. Data kemudian melalui tahap *preprocessing* seperti *resize*, normalisasi, dan augmentasi agar kualitas data lebih baik sebelum digunakan pada model. Selanjutnya dilakukan proses pelatihan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* dan VGG16. Setelah proses pelatihan selesai, dilakukan evaluasi model menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk mengetahui performa model dalam klasifikasi penyakit tanaman.



Gambar 3. Metode Penelitian

1. Studi Literatur

Penelitian diawali dengan studi pustaka untuk memahami dasar teori mengenai pengolahan citra digital, jaringan saraf tiruan, dan metode CNN khususnya arsitektur *MobileNetV2* dan VGG16. Literatur yang relevan juga dikaji guna meninjau penelitian terdahulu serta mengidentifikasi celah penelitian pada deteksi penyakit tanaman tembakau secara otomatis.

2. Pengumpulan Data

Data citra daun tembakau diperoleh dari platform Roboflow melalui proyek “*Tobacco Leaf Disease Detection*”. Dataset terdiri dari 1.052 gambar yang telah dianotasi ke dalam tiga kelas, yaitu *Alternaria alternata*, *Cercospora nicotianae*, dan *healthy*. Dataset ini diunduh dan digunakan sebagai dasar pelatihan dan pengujian model CNN.

3. Preprocessing

Pada tahap preprocessing, seluruh citra daun tembakau berhasil disesuaikan menjadi ukuran 224×224 piksel dan dilakukan normalisasi nilai piksel ke rentang 0–1. Proses preprocessing bertujuan agar data citra sesuai dengan kebutuhan input model CNN *MobileNetV2* dan VGG16 sehingga proses pelatihan model dapat berjalan lebih optimal dan stabil.

4. Pelatihan Model

Dua arsitektur CNN, yaitu *MobileNetV2* dan VGG16, diterapkan dengan pendekatan transfer learning. Model dibangun menggunakan *TensorFlow* dan Keras, ditambahkan beberapa layer klasifikasi, lalu dilatih menggunakan *early stopping*. Masing-masing model dievaluasi pada data validasi.

5. Pengujian

Pengujian model dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Parameter tersebut digunakan untuk mengukur kemampuan model *MobileNetV2* dan VGG16 dalam mengklasifikasikan penyakit daun tembakau pada setiap kelas secara akurat. Hasil evaluasi kemudian dibandingkan untuk menentukan model CNN dengan performa terbaik.

6. Analisis

Pada tahap terakhir adalah analisis hasil pengujian dimana dari hasil pengujian tersebut dievaluasi untuk mengetahui apakah tujuan penelitian tersebut tercapai. Analisis juga mencakup interpretasi nilai, kekuatan serta kelemahan model serta rekomendasi terhadap penelitian selanjutnya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

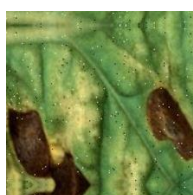
1. Dataset

Dataset pada penelitian ini diperoleh dari Roboflow Universe melalui proyek “*Tobacco Leaf Disease Detection*” yang terdiri dari 1.052 citra daun tembakau dengan tiga kelas, yaitu *Alternaria alternata*, *Cercospora nicotianae*, dan *healthy*. Dataset dibagi menjadi data training

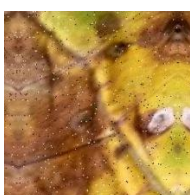
dan validation dengan rasio 80:20. Sebelum proses pelatihan model, seluruh citra dilakukan preprocessing berupa *resizing* menjadi 224×224 piksel, normalisasi, dan augmentasi data untuk meningkatkan performa klasifikasi model CNN *MobileNetV2* dan VGG16

Tabel 1. Dataset

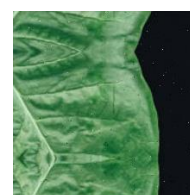
Jenis Daun	Jumlah Data	Data Latih	Data Uji
alternaria	452	80	20
cercospora	607	80	20
healthy	335	80	20
Total	1394	240	60



Gambar 4. alternaria



Gambar 5. cercospora

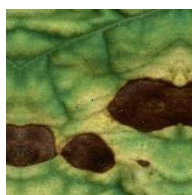


Gambar 6. healthy

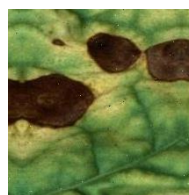
2. Preprocessing

Pada tahap preprocessing, seluruh citra daun tembakau berhasil disesuaikan menjadi ukuran 224×224 piksel dan dilakukan normalisasi nilai piksel ke rentang 0–1. Proses preprocessing bertujuan agar data citra sesuai dengan kebutuhan input model CNN *MobileNetV2* dan VGG16 sehingga proses pelatihan model dapat berjalan lebih optimal dan stabil.

Serta Augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan variasi citra pada dataset sehingga model CNN dapat mengenali pola penyakit daun tembakau dengan lebih baik. Proses augmentasi membantu mengurangi overfitting dan meningkatkan kemampuan generalisasi model selama proses pelatihan.



Gambar 2.
Sebelum Augmentasi



Gambar 3.
Sesudah Augmentasi

3. Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan dengan menggunakan data gambar yang telah diproses oleh generator data gambar. Untuk setiap model, proses pelatihan dijalankan selama 10 epoch, di mana pada setiap epoch, model akan melakukan pembaruan bobot berdasarkan data pelatihan dan mengevaluasi kinerjanya menggunakan data validasi. Langkah-langkah ini melibatkan perhitungan forward pass dan backward pass, di mana prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menghitung loss, dan gradien dari loss

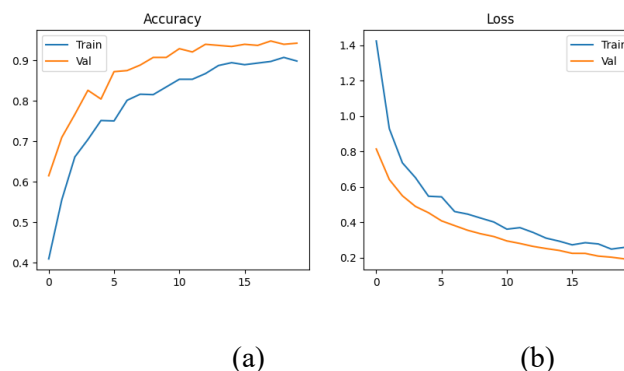
digunakan untuk memperbarui bobot model. Proses ini diulang hingga mencapai jumlah epoch yang telah ditentukan.

4. Pengujian Model

Pada proses pengujian data model yang telah dilatih (baik VGG16 maupun *MobileNetV2*) kemudian dievaluasi menggunakan data pengujian ini. Proses evaluasi melibatkan perhitungan prediksi model terhadap gambar-gambar pengujian, di mana setiap prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menghitung metrik kinerja seperti loss dan akurasi. Hasil evaluasi memberikan nilai numerik yang mencerminkan seberapa baik model mampu menggeneralisasi pengetahuannya dari data pelatihan ke data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

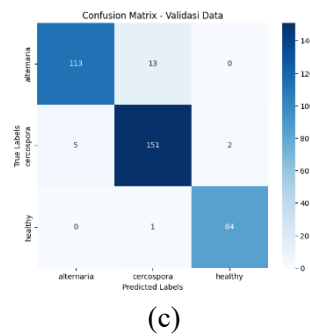
a. Pengujian *MobileNetV2*

Berdasarkan hasil pengujian terhadap 369 data validasi, model *MobileNetV2* memperoleh akurasi sebesar 94,31% yang menunjukkan performa klasifikasi sangat baik. Kelas *healthy* memperoleh hasil terbaik dengan precision 97,67%, recall 98,82%, dan F1-score 98,25%. Pada kelas *alternaria*, model memperoleh F1-score sebesar 92,62%, sedangkan kelas *cercospora* memperoleh F1-score sebesar 93,50%. Berdasarkan confusion matrix, sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi antara kelas *alternaria* dan *cercospora* karena kemiripan pola visual penyakit. Secara keseluruhan, *MobileNetV2* menunjukkan kemampuan generalisasi dan performa klasifikasi yang stabil pada seluruh kelas penyakit daun tembakau.



Gambar 9 (a) Accuracy (b) Loss

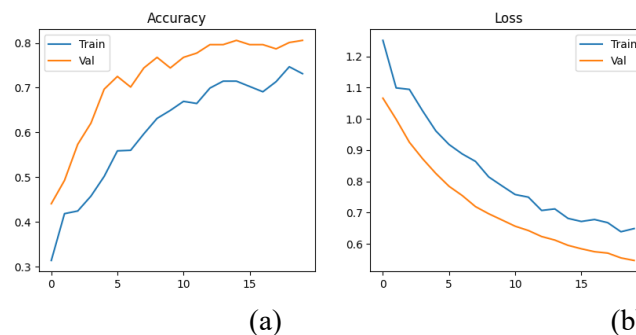
Gambar 9 menunjukkan hasil pelatihan model *MobileNetV2* yang terdiri dari grafik *accuracy*, *loss*, dan *confusion matrix*. Pada Gambar 9(a), nilai *accuracy* data *train* dan *validation* mengalami peningkatan pada setiap epoch hingga mencapai nilai di atas 90%, yang menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik. Gambar 9 (b) menunjukkan nilai *loss* yang terus menurun selama proses pelatihan, sehingga menandakan bahwa kesalahan prediksi model semakin kecil.

Gambar 9 (c) *Confussion Matrix*

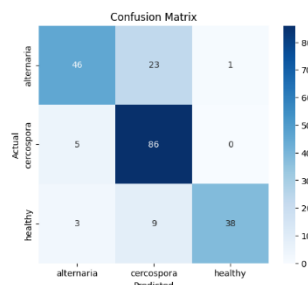
Sementara itu, Gambar 9 (c) memperlihatkan *confusion matrix* dimana sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar pada setiap kelas, sehingga model *MobileNetV2* memiliki performa klasifikasi yang baik.

b. Hasil Pengujian VGG16

Hasil pengujian model VGG16 menunjukkan akurasi sebesar 80,57% pada 211 data validasi, lebih rendah dibandingkan *MobileNetV2*. Kelas *alternaria* memperoleh precision 85%, recall 66%, dan F1-score 74%, yang menunjukkan masih banyak kesalahan klasifikasi pada kelas tersebut. Pada kelas *cercospora*, model memperoleh F1-score sebesar 82%, sedangkan kelas *healthy* memperoleh F1-score sebesar 85%. Berdasarkan confusion matrix, kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas *alternaria* yang diprediksi sebagai *cercospora* sebanyak 23 citra. Hal ini menunjukkan bahwa VGG16 masih mengalami kesulitan dalam membedakan pola visual antar penyakit daun yang memiliki karakteristik serupa.

Gambar 10 (a) Accuracy, (b) Loss, (c) *Confussion Matrix*

Gambar 10 menunjukkan hasil pelatihan model VGG16 yang terdiri dari grafik *accuracy*, *loss*, dan *confusion matrix*. Pada Gambar 10(a), nilai *accuracy* mengalami peningkatan secara bertahap selama proses pelatihan, meskipun hasilnya masih berada di bawah *MobileNetV2*. Gambar 10(b) menunjukkan penurunan nilai *loss* pada data *train* dan *validation*, yang menandakan proses pembelajaran model berjalan dengan baik.



(c)

Gambar 10 (c) *Confusion matrix*

Pada Gambar 10(c), *confusion matrix* menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi pada setiap kelas, namun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi dibandingkan dengan model *MobileNetV2*.

5. Hasil dan Evaluasi Model

Pengujian model dilakukan untuk mengetahui performa arsitektur CNN *MobileNetV2* dan VGG16 dalam mendeteksi penyakit daun tembakau. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* dengan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kedua model mampu melakukan klasifikasi penyakit daun tembakau, namun *MobileNetV2* memberikan performa yang lebih baik dibandingkan VGG16.

Tabel 2 menunjukkan hasil perbandingan performa kedua model CNN.

Tabel 2 Perbandingan Performa Model CNN

Parameter	<i>MobileNetV2</i>	VGG16
<i>Accuracy</i>	94,32%	80,57%
<i>Precision</i>	94,38%	83%
<i>Recall</i>	94,31%	81%
<i>F1-Scpre</i>	94,29%	80%

Berdasarkan hasil pengujian, model *MobileNetV2* memperoleh akurasi sebesar 94,32%, lebih tinggi dibandingkan VGG16 yang memperoleh akurasi sebesar 80,57%. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada *MobileNetV2* juga menunjukkan hasil yang lebih stabil dan tinggi pada seluruh kelas penyakit daun tembakau.

Performa *MobileNetV2* yang lebih baik dipengaruhi oleh penggunaan arsitektur *depthwise separable convolution* yang mampu meningkatkan efisiensi komputasi dan membantu model melakukan generalisasi data dengan lebih baik. Selain itu, ukuran model yang lebih ringan membuat proses pelatihan lebih stabil pada dataset berukuran menengah.

Sementara itu, VGG16 memiliki jumlah parameter yang lebih besar sehingga membutuhkan sumber daya komputasi lebih tinggi dan cenderung mengalami kesalahan klasifikasi pada beberapa kelas penyakit daun. Hal tersebut menyebabkan performa VGG16 berada di bawah *MobileNetV2*.

Berdasarkan hasil evaluasi, *MobileNetV2* dinilai lebih optimal untuk diterapkan pada sistem deteksi penyakit daun tembakau berbasis web maupun perangkat mobile karena memiliki kombinasi antara akurasi tinggi dan efisiensi komputasi yang baik.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, model Convolutional Neural Network (CNN) *MobileNetV2* dan VGG16 mampu melakukan klasifikasi penyakit daun tembakau dengan baik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *MobileNetV2* memperoleh performa lebih baik dibandingkan VGG16 dengan nilai accuracy sebesar 94,32%, precision 94,38%, recall 94,31%, dan F1-score 94,29%. Sementara itu, VGG16 memperoleh accuracy sebesar 80,57%, precision 83%, recall 81%, dan F1-score 80%.

Performa *MobileNetV2* yang lebih tinggi menunjukkan bahwa arsitektur *lightweight* dengan teknik *depthwise separable convolution* mampu melakukan klasifikasi citra secara lebih optimal dan efisien pada dataset penyakit daun tembakau. Selain memiliki akurasi yang tinggi, *MobileNetV2* juga lebih ringan dan membutuhkan sumber daya komputasi yang lebih rendah dibandingkan VGG16. Berdasarkan hasil evaluasi, *MobileNetV2* dinilai lebih optimal untuk diterapkan pada sistem deteksi penyakit daun tembakau berbasis web maupun perangkat mobile.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Achmadi, B. Akramul Umam, dan A. Anwari, "Identifikasi Penyakit Daun Tembakau Berbasis Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dan Metode Transfer Learning," *J. SISKOM-KB (Sistem Komput. dan Kecerdasan Buatan)*, vol. 8, no. 1, hal. 10–16, 2024, doi: 10.47970/siskom-kb.v8i1.654.
- [2] I. K. P. Yudhantara, N. K. Kertiasih, dan I. N. S. W. Wijaya, "Perbandingan Model Klasifikasi Penyakit Daun Bakau Menggunakan Arsitektur VGG16 dan *MobileNetV2*," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 14, no. 1, 2026, doi: 10.23960/jitet.v14i1.8816.
- [3] F. F. Maulana dan N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 1, no. 02, hal. 104–108, 2020, doi: 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.
- [4] A. Whardana, D. Febriyanto, M. Katanka, N. Oktavia, dan T. Loria, "Klasifikasi Penyakit Daun Anggur dengan Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning dari VGG16," *J. SISKOM-KB (Sistem Komput. dan Kecerdasan Buatan)*, vol. 7, hal. 198–202, Mar 2024, doi: 10.47970/siskom-kb.v7i2.613.
- [5] M. F. Aulia, M. K. Gibran, N. Shafwa, A. Sitorus, A. Nugroho, dan H. A. R. Siregar, "Transfer Learning Implementation with *MobileNetV2* for Cassava Leaf Disease Detection," vol. 8, no. 1, hal. 352–361, 2025, doi: 10.36378/jtos.v8i1.4442.
- [6] E. F. Himmah, M. Widyaningsih, dan M. Maysaroh, "Identifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Warna RGB Dan HSV Menggunakan Metode K-Means Clustering," *J. Sains dan Inform.*, vol. 6, no. 2, hal. 193–202, 2020, doi: 10.34128/jsi.v6i2.242.
- [7] L. Alzubaidi *et al.*, *Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions*, vol. 8, no. 1. Springer International Publishing, 2021. doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [8] R. A. Jasin dan V. L. Santoso, "Pengembangan Arsitektur VGG16 dan DCNN7 pada Convolutional Neural Network dalam Melakukan Klasifikasi Pose Yoga," *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, hal. 314, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i2.55533.
- [9] K. Tamayasa dan L. Dewi, "ANALISIS PERBANDINGAN MODEL ARSITEKTUR

MOBILENETV2 DAN *EFFICIENTNETB3* DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN JAGUNG,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 14, Jan 2026, doi: 10.23960/jitet.v14i1.8624.

- [10] Y. Y. Lase, L. P. Purba, S. Prayudani, dan A. R. Lubis, “Analisis Deteksi Penyakit Daun Pisang Menggunakan Ekstraksi Fitur CNN (*MobileNetV2*) dan Klasifikasi SVM,” vol. 4, no. 6, hal. 1569–1578, 2025, doi: 10.55123/insologi.v4i6.6590.