

Implementasi Model MobileNetV2 pada Aplikasi Mobile untuk Deteksi Daun Melati, Kemuning, dan Mondokaki

^{1*}Allvintantyo Fristya Gita Nanda, ²Ratih Kumalasari Niswatin,
³Danar Putra Pamungkas

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

E-mail: ¹allvinnanda@gmail.com, ²ratih.workmail@gmail.com, ³danar@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondensi : Allvintantyo Fristya Gita Nanda

Abstrak — Tanaman Mondokaki, Melati, dan Kemuning memiliki ciri morfologi daun yang sangat identik pada fase vegetatif, sehingga rentan memicu kesalahan identifikasi manual. Penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi Android cerdas berbasis MobileNetV2 dengan teknik *transfer learning* untuk melakukan klasifikasi citra daun secara otomatis dan *offline*. Pemodelan dilakukan menggunakan 600 dataset citra alami yang dibagi sama rata antara 3 kelas, dengan prapemrosesan berupa interpolasi bilinear dan normalisasi piksel. Berkas model terbaik dikonversi menjadi format *TensorFlow Lite* dan diintegrasikan ke perangkat seluler. Hasil evaluasi model secara internal menggunakan *confusion matrix* mencatatkan tingkat akurasi sebesar 98,68%. Sementara itu, pengujian performa aplikasi di lapangan menggunakan 30 sampel citra baru menghasilkan akurasi operasional sebesar 93,33%. Aplikasi ini berhasil mengimplementasikan logika *confidence threshold* 80% untuk menyaring objek asing, memberikan solusi identifikasi yang cepat tanpa perlu harus menunggu tanaman mengalami pembungaan.
Kata Kunci — Aplikasi Android, Klasifikasi Citra, Daun Tanaman Hias, *MobileNetV2*, Transfer Learning.

Abstract— Mondokaki, Jasmine, and Kemuning plants possess highly identical leaf morphological characteristics during the vegetative phase, making them prone to manual identification errors. This study aims to develop a smart Android application based on MobileNetV2 with transfer learning techniques to perform automatic and offline leaf image classification. The modeling was conducted using a dataset of 600 natural images divided equally among three classes, with preprocessing involving bilinear interpolation and pixel normalization. The best model file was converted into TensorFlow Lite format and integrated into mobile devices. The internal model evaluation using a confusion matrix recorded an accuracy rate of 98.68%. Meanwhile, the application's performance testing in the field using 30 new image samples resulted in an operational accuracy of 93.33%. This application successfully implemented an 80% confidence threshold logic to filter out foreign objects, providing a rapid identification solution without the need to wait for the plants to reach the flowering.

Keywords— Android Application, Image Classification, Ornamental Plant Leaves, *MobileNetV2*, Transfer Learning.

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



I. PENDAHULUAN

Tanaman hias pekarangan seperti Mondokaki (*Tabernaemontana divaricata*), Melati (*Jasminum sambac*), dan Kemuning (*Murraya paniculata*) banyak dibudidayakan di Indonesia karena keindahan visual dan aromanya. Meskipun berasal dari rumpun spesies yang berbeda, ketiganya memiliki karakteristik morfologi vegetatif yang sangat mirip, ditandai dengan helaian daun berbentuk oval hingga lanset berwarna hijau tua dengan permukaan mengkilap dan bunga putih yang harum. Kesamaan karakteristik fisik ini sering kali memicu kekeliruan identifikasi spesies di kalangan pembibit, penjual tanaman, maupun masyarakat awam, terutama ketika tanaman belum memasuki fase pembungaan. Pendekatan identifikasi konvensional sejauh ini masih mengandalkan pengamatan visual manusia secara manual dan pengenalan aroma bunga, yang mana proses tersebut tidak efisien secara waktu dan memiliki tingkat subjektivitas yang tinggi.

Penerapan teknologi pengolahan citra digital berbasis *Deep Learning* telah banyak diteliti untuk memecahkan hambatan identifikasi botani. Sebuah penelitian terdahulu mengonfirmasi bahwa arsitektur jaringan saraf konvolusi yang dirancang secara kompak mampu mengekstraksi fitur visual daun tanaman dengan tingkat akurasi mencapai 98% [1]. Studi komparatif lainnya mengevaluasi performa model *transfer learning* seperti NasNetMobile, VGG16, dan Xception untuk mengenali varietas bunga melati dengan hasil performa mencapai 95% [2]. Lebih lanjut, pemanfaatan keluarga model bergerak seperti MobileNetV3 juga sukses diterapkan untuk mengenali gejala infeksi penyakit pada helaian daun melati secara presisi [3]. Selain itu, efisiensi arsitektur seluler terbukti andal dalam mendeteksi gejala patologi tanaman hortikultura pada lingkungan dengan keterbatasan sumber daya komputasi [4], [5].

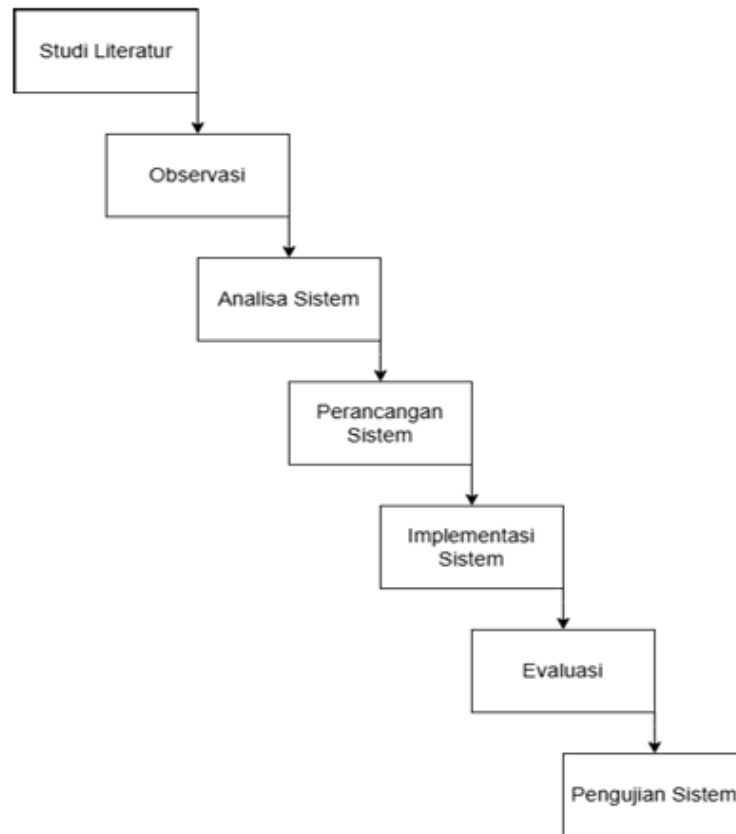
Meskipun studi mengenai pengenalan objek tanaman menggunakan CNN telah berkembang luas [6], penelitian terkait identifikasi tanaman masih banyak berfokus pada organ bunga maupun deteksi penyakit daun. Belum ditemukan adanya kajian yang mengeksplorasi klasifikasi otomatis antarspesies tanaman hias sehat yang memiliki keserupaan bentuk daun yang sangat tinggi. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengimplementasikan arsitektur MobileNetV2 berbasis *transfer learning* ke dalam perangkat bergerak Android. Perangkat lunak ini dirancang agar mampu membedakan jenis daun Mondokaki, Melati, dan Kemuning secara otomatis, cepat, dan akurat langsung di lapangan tanpa ketergantungan koneksi internet.

II. METODE

A. Tahapan Penelitian

Penelitian pengembangan (*Research and Development*) ini mengadopsi kerangka kerja model *Waterfall* guna memastikan setiap fase pengembangan perangkat lunak berjalan secara sistematis dan terstruktur [7]. Tahapan penelitian diawali dengan studi literatur untuk menghimpun landasan teori terkait parameter ekstraksi ciri arsitektur CNN dan karakteristik botani tanaman target. Tahap kedua adalah observasi lapangan yang dilakukan di kawasan Desa Rembang, Kecamatan Ngadiluwih, Kabupaten Kediri, tepatnya di mitra kebun Sandy Agro Bunga, untuk mengumpulkan 600 sampel citra daun alami yang terbagi seimbang ke dalam tiga kelas target (masing-masing 200 citra).

Setelah itu masuk pada tahap ketiga meliputi analisa sistem untuk merumuskan kebutuhan fungsional dan non-fungsional aplikasi *mobile*. Tahap keempat adalah perancangan sistem yang mencakup pemodelan cetak biru perangkat lunak menggunakan diagram berorientasi objek serta pembagian proporsi *dataset* menjadi 70% data latih, 20% data validasi, dan 10% data uji menggunakan fungsi pembagian terstratifikasi. Tahap kelima dan keenam adalah implementasi dan evaluasi, di mana model kecerdasan buatan dilatih dan dievaluasi metrik akurasi sebelum dikonversi ke format *tflite*. Rangkaian tahapan ditutup dengan pengujian sistem secara langsung pada aplikasi *mobile*.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian (*Waterfall*)

B. Metode Pembuatan Model *MobileNetV2*

Metode utama yang diimplementasikan dalam klasifikasi citra daun ini adalah arsitektur *MobileNetV2* yang dikombinasikan dengan pendekatan *transfer learning* melalui penalaan halus (*fine-tuning*). Arsitektur ini dipilih karena efisiensinya yang tinggi pada perangkat seluler berkat pemanfaatan mekanisme *depthwise separable convolution* yang memisahkan komputasi spasial dengan kombinasi kanal piksel [8].

Alur pembuatan model diawali dengan memuat lapisan dasar (*base model*) *MobileNetV2* yang telah memiliki bobot prapelatihan dari *dataset* ImageNet dengan dimensi masukan diatur pada resolusi 224 x 224 x 3 piksel. Pada fase penalaan halus, pembekuan bobot diaplikasikan

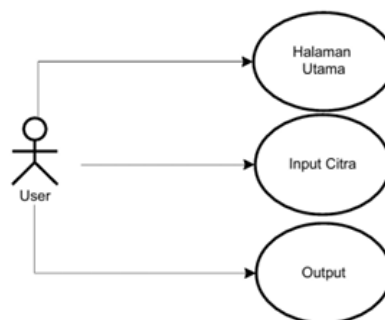
pada sebagian besar lapisan awal, dan hanya membuka 30 lapisan terakhir dari arsitektur dasar agar dapat dilatih kembali menggunakan karakteristik tekstur daun target.

Pada ujung jaringan dasar, ditambahkan lapisan klasifikasi baru secara sekuensial yang terdiri dari komponen *GlobalAveragePooling2D*, lapisan pengaman *Dropout* sebesar 50% (0.5), lapisan tersembunyi (*Dense*) berkapasitas 64 neuron dengan fungsi aktivasi *Rectified Linear Unit* (ReLU), *Dropout* 50% kedua, dan diakhiri oleh lapisan keluaran dengan 3 unit neuron berbasis fungsi aktivasi *Softmax* untuk memproduksi distribusi probabilitas kelas [9]. Konfigurasi kompilasi menggunakan fungsi kerugian *Categorical Crossentropy* dan dioptimasi oleh algoritma Adam pada tingkat laju pembelajaran (*Learning Rate*) yang sangat kecil yaitu 0.000001 demi menjaga stabilitas pembaharuan bobot. Proses iterasi diatur berjalan hingga batas atas 115 *epoch* serta dipadukan dengan parameter *Early Stopping* yang bertugas memantau pergerakan kerugian validasi (*val_loss*) dengan nilai toleransi (*patience*) sebesar 5 *epoch*.

C. Rancangan Desain Sistem

Rancangan desain sistem yang dikembangkan dalam aplikasi ini bertujuan untuk mengakomodasi kemampuan komputasi model cerdas sekaligus menyediakan antarmuka yang mudah digunakan oleh pengguna di lapangan. Rancangan desain sistem terdiri dari:

1. *Use Case Diagram*: Mendeskripsikan interaksi fungsional antara pengguna (*user*) sebagai aktor tunggal dengan sistem aplikasi klasifikasi citra. Berdasarkan diagram tersebut, pengguna memiliki tiga hak akses aktivitas utama, yang diawali dengan mengakses "Halaman Utama" sebagai pusat navigasi antarmuka perangkat lunak. Selanjutnya, pengguna dapat melakukan interaksi "Input Citra" guna memberikan masukan data gambar helaian daun ke dalam sistem agar dapat diekstraksi dan diproses oleh algoritma kecerdasan buatan. Sebagai penutup siklus interaksi, pengguna akan menerima luaran informasi melalui fungsionalitas "Output", di mana sistem menampilkan hasil akhir prediksi identifikasi jenis tanaman beserta angka tingkat keyakinannya secara visual di layar pengguna.

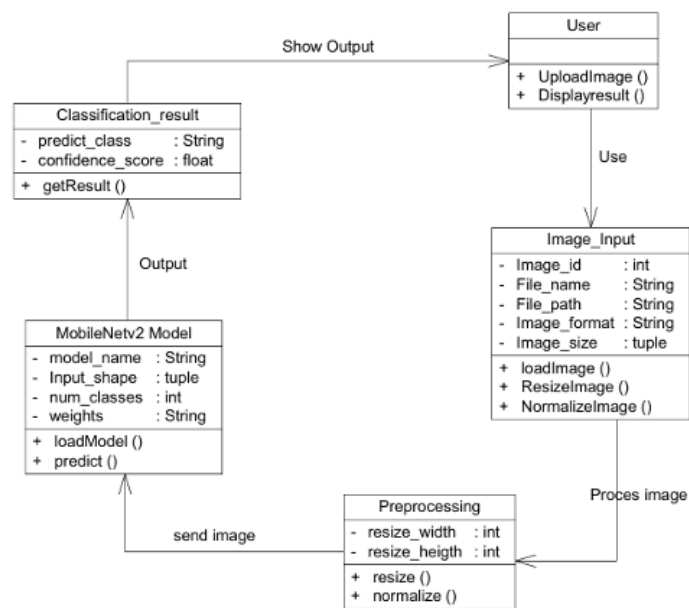


Gambar 2. Use Case Diagram Sistem

2. Desain *Class Diagram*: Kelas pertama adalah User yang bertindak sebagai pemicu aksi unggah gambar. Gambar daun yang dimasukkan akan ditangkap oleh kelas *Image_Input*

untuk mengekstraksi properti berkas berupa format, jalur direktori, dan kapasitas memori gambar.

Data Bitmap mentah dari gambar tersebut kemudian dialirkan menuju kelas Preprocessing untuk mengeksekusi operasi penyesuaian ukuran (*resize*) dan normalisasi nilai piksel ke dalam skala rentang -1.0 hingga 1.0 menggunakan fungsi *preprocess_input* bawaan. Citra yang telah dinormalisasi selanjutnya dikirim ke kelas MobileNetV2Model melalui struktur *ByteBuffer* lokal untuk mengeksekusi fungsi prediksi matematika. Hasil akhir dari proses komputasi probabilistik tersebut ditampung oleh kelas Classification_result dalam bentuk variabel string nama kelas daun dan nilai mengambang (*float*) dari skor keyakinan, yang kemudian dikembalikan secara visual ke kelas User pada layar perangkat.

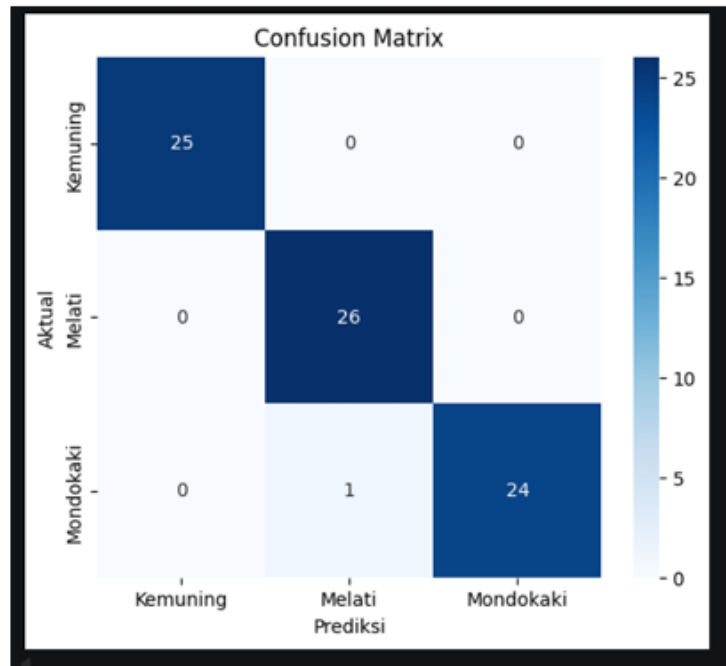


Gambar 3. Desain Class Diagram

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Performa Model *MobileNetV2*

Evaluasi kinerja intrinsik dari algoritma kecerdasan buatan dieksekusi secara matematis menggunakan *dataset* uji internal yang berjumlah 76 sampel citra independen yang belum pernah terlibat dalam siklus pelatihan model. Berdasarkan kalkulasi visualisasi *Confusion Matrix*, performa model mencatatkan hasil yang sangat presisi dengan capaian nilai akurasi keseluruhan (*overall accuracy*) menyentuh angka 98,68% [10]. Detail sebaran akurasi per kelas menunjukkan bahwa model mampu mengenali objek daun Kemuning (25 sampel aktual) dan daun Melati (26 sampel aktual) dengan tingkat kesuksesan mutlak sebesar 100% tanpa adanya kesalahan klasifikasi. Sementara itu, pada kelas daun Mondokaki, model berhasil menebak secara benar sebanyak 24 sampel citra dari total 25 data aktual, di mana ditemukan satu sampel galat tunggal yang secara keliru diprediksi masuk ke dalam kategori kelas daun Melati. *Confusion Matrix* dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Hasil *Confusion Matrix*

Kesalahan tunggal ini berada dalam batas toleransi akademis yang wajar mengingat kedekatan hubungan kekerabatan fisik visual antara pola helai daun Mondokaki dan Melati. Analisis matematis ini diperkuat oleh keluaran laporan klasifikasi (*Classification Report*), di mana model mendapatkan nilai rata-rata tertimbang (*weighted average*) untuk metrik *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* yang seimbang pada representasi indeks numerik sebesar 0,99 atau 99%. Hasil metrik yang tinggi ini mengonfirmasi bahwa algoritma hasil penalaan halus MobileNetV2 sangat sensitif dan terhindar dari risiko ketimpangan belajar (*imbalanced learning*). Hasil *Classification Report* dapat dilihat pada gambar 5.

	precision	recall	f1-score	support
Kemuning	1.00	1.00	1.00	25
Melati	0.96	1.00	0.98	26
Mondokaki	1.00	0.96	0.98	25
accuracy			0.99	76
macro avg	0.99	0.99	0.99	76
weighted avg	0.99	0.99	0.99	76

Gambar 5. Hasil *Classification Report*

B. Analisis Hasil Uji Performa Aplikasi

Pengujian performa aplikasi diarahkan pada analisis ketahanan dan kemampuan generalisasi model kecerdasan buatan saat bekerja langsung di dalam memori lokal ponsel pintar Android. Skenario pengujian lapangan ini diuji menggunakan data uji mandiri (*fresh dataset*) baru yang dikumpulkan langsung dari luar ruangan sebanyak 30 citra daun segar (10 sampel per kelas tanaman target). Rekapitulasi hasil uji coba perangkat seluler tersebut diringkas secara sistematis pada Tabel 1.

Table 1. Hasil Uji Performa Aplikasi

Kelas Daun Target	Jumlah Sampel	Hasil Benar	Hasil Salah	Akurasi Kelas (%)
Kemuning	10	10	0	100%
Melati	10	9	1	90%
Mondokaki	10	9	1	90%
Total	30	28	2	93%

Berdasarkan data pada Tabel 1, aplikasi terbukti sukses mempertahankan stabilitas inferensi tinggi dengan mencatatkan persentase rata-rata akurasi riil lapangan sebesar 93,33%, di mana 28 dari total 30 gambar daun berhasil terprediksi secara tepat. Penurunan minor dari akurasi internal (98,68%) menjadi akurasi lapangan (93,33%) secara teknis disebabkan oleh gangguan noise eksternal lingkungan luar ruangan, seperti fluktuasi intensitas cahaya matahari alami yang memicu bayangan (*shadowing*) tidak merata, kerusakan fisik alami permukaan daun bercak hitam, serta deviasi sudut kemiringan (*angle*) kamera pengguna yang mengaburkan ketegasan ekstraksi pola pertulangan menyirip daun Melati dan Mondokaki. Walaupun demikian, hasil performa ini membuktikan aplikasi tidak mengalami *training-serving skew* yang signifikan.

C. Implementasi Antarmuka dan Dampak Operasional

Antarmuka sistem diimplementasikan menjadi empat menu utama yang mengedepankan aspek kemudahan interaksi pengguna (*user-friendly*). Halaman pertama adalah *Main Menu* yang dirancang minimalis tanpa elemen visual sekunder untuk mengurangi beban kognitif pengguna; halaman ini hanya menonjolkan opsi tombol "Ambil Foto" dan "Buka Galeri". Halaman kedua merupakan Halaman Ambil Foto yang memanfaatkan integrasi *Camera Intent* Android, sehingga pengguna dapat mengoptimalkan fitur bawaan seperti fokus otomatis (*autofocus*) dan kompensasi pencahayaan (*exposure*) perangkat keras masing-masing ponsel. Halaman ketiga adalah *Gallery Picker Screen* untuk memfasilitasi pembacaan memori penyimpanan internal jika pengguna ingin memproses foto lama.



Gambar 6. Halaman Main Menu Aplikasi

Halaman terakhir adalah Halaman Hasil Deteksi (*Result Screen*) yang menampilkan visualisasi gambar masukan, string nama spesies tanaman yang terdeteksi, serta persentase nilai keyakinan matematika secara *real-time*.



Gambar 7. Halaman Hasil Deteksi Aplikasi

Kehadiran aplikasi ini memberikan dampak operasional yang transformatif bagi masyarakat luas dan pelaku pembibitan jika dibandingkan dengan kondisi konvensional sebelumnya. Sebelum adanya implementasi sistem, proses identifikasi tanaman melati, kemuning, mondokaki sangat bergantung pada intuisi manual para ahli pertanian atau harus menunggu tanaman memasuki fase berbunga dalam jangka waktu berbulan-bulan, sehingga tidak efisien dan rentan memicu miskonsepsi transaksi dagang bibit tanaman. Sesudah aplikasi ini diimplementasikan, realita operasional berubah menjadi proses identifikasi yang instan, objektif, dan mandiri. Berkat pemanfaatan model *mobilenetv2*, seluruh proses inferensi berjalan secara lokal di dalam memori perangkat tanpa membutuhkan kuota internet atau transmisi data ke server eksternal, sehingga masyarakat dapat mengenali jenis tanaman secara tepat kapan saja dan di mana saja.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilalui dapat disimpulkan bahwa penelitian ini telah berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem klasifikasi otomatis citra daun tanaman hias menggunakan algoritma CNN berarsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan *transfer learning*. Berdasarkan hasil evaluasi, model kecerdasan buatan terbukti andal membedakan ciri morfologi tanaman Mondokaki, Melati, dan Kemuning pada fase vegetatif secara akurat, dengan capaian tingkat akurasi evaluasi internal sebesar 98,68% dan nilai akurasi uji lapangan melalui aplikasi Android sebesar 93,33%. Perangkat lunak yang dikembangkan dapat beroperasi secara luring sepenuhnya, sehingga berhasil menjawab rumusan masalah penelitian dalam memberikan solusi pengenalan spesies tanaman hias secara praktis, instan, dan mandiri tanpa ketergantungan pada fase pembungaan tanaman maupun observasi manual konvensional yang rentan terhadap galat prediksi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] 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, pp. 1–25, 2022, doi: 10.3390/plants11010024.
- [2] D. B. A. Saputra, C. A. Sari, and E. H. Rachmawanto, "Jasmine Flower Classification with CNN Architectures: A Comparative Study of NasNetMobile, VGG16, and Xception in Agricultural Technology," *Adv. Sustain. Sci. Eng. Technol.*, vol. 6, no. 4, pp. 1–8, 2024, doi: 10.26877/asset.v6i4.790.
- [3] S. V, A. Bhagwat, and V. Laxmi, "LeafSpotNet: A deep learning framework for detecting leaf spot disease in jasmine plants," *Artif. Intell. Agric.*, vol. 12, no. March, pp. 1–18, 2024, doi: 10.1016/j.aiia.2024.02.002.
- [4] J. Menezes, A. Aasaithambi, D. Sam, G. Maheswari, and R. Santhosh, "Plant Leaf Disease Detection Using Deep Learning," *Proc. Int. Conf. Sustain. Comput. Integr. Commun. Chang. Landsc. AI, ICSCAI 2024*, pp. 1–24, 2024, doi: 10.1109/ICSCAI61790.2024.10867022.
- [5] P. Trivedi *et al.*, "Plant Leaf Disease Detection and Classification Using Segmentation Encoder Techniques," *Open Agric. J.*, vol. 18, no. 1, pp. 1–13, 2025, doi: 10.2174/0118743315321139240627092707.

- [6] L. Alzubaidi *et al.*, *Review of deep learning : concepts , CNN architectures , challenges , applications , future directions*. Springer International Publishing, 2021. doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [7] Y. S. Rahayu, Y. Saputra, and D. Irawan, “IMPLEMENTASI METODE WATERFALL PADA PENGEMBANGAN SISTEM INFORMASI MOBILE E-DISARPUS,” vol. 6, no. 2, pp. 523–534, 2024.
- [8] P. N. Huu, V. T. Quang, C. Nguyen, L. Bao, and Q. T. Minh, “Proposed Detection Face Model by MobileNetV2 Using Asian Data Set,” vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/9984275.
- [9] V. Shatravin and D. Shashev, “applied sciences Implementation of the SoftMax Activation for Reconfigurable Neural Network Hardware Accelerators,” 2023.
- [10] T. H. Pinem and Z. P. Putra, “Evaluasi Kinerja Algoritma Klasifikasi Deep Learning dalam Prediksi Diabetes,” vol. 17, no. 1, pp. 17–28, 2025, doi: 10.22441/fifo.2025.v17i1.003.