

Klasifikasi Penyakit Buah Jambu Menggunakan Model MobileNetV2 Berbasis Convolutional Neural Network

Anan Wibowo*, Agus Perdana Windarto, Poningsih, Rafiq Dewy

Program Studi Informatika, STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar, Indonesia

Email: ^{1,*}anan@amiktunasbansa.ac.id, ²agus.perdana@amiktunasbansa.ac.id, ²poningsih@amiktunasbansa.ac.id,

⁴rafiqadewy@amiktunasbansa.ac.id

Email korespondensi: anan@amiktunasbansa.ac.id

Abstrak—Pengenalan penyakit pada buah jambu (*Psidium guajava*) secara dini merupakan langkah penting untuk menjaga kualitas hasil panen dan mencegah kerugian ekonomi akibat serangan penyakit tanaman. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit buah jambu berdasarkan citra digital menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *MobileNetV2*. *Dataset* yang digunakan terdiri atas tiga kelas, yaitu *Anthracoze*, *Fruit Fly*, dan *Healthy Guava*. Proses penelitian meliputi tahap data preprocessing, augmentasi citra, pembagian dataset menjadi data latih, validasi, dan uji, serta pelatihan model menggunakan *transfer learning* dari bobot awal *ImageNet*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* mampu mencapai akurasi sebesar 93% dengan nilai *precision* rata-rata 0.94, *recall* 0.93, dan *F1-score* 0.93. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* efektif dalam mengidentifikasi penyakit buah jambu dengan efisiensi komputasi yang tinggi. Penelitian ini diharapkan dapat mendukung pengembangan sistem deteksi otomatis berbasis visi komputer di bidang pertanian digital.

Kata Kunci: CNN; MobileNetV2; Buah Jambu; Klasifikasi Citra; Deteksi Penyakit Tanaman

Abstract—Early detection of guava (*Psidium guajava*) diseases is crucial for maintaining crop quality and preventing economic losses due to plant diseases. This study aims to classify guava diseases based on digital images using a Convolutional Neural Network (CNN) with the MobileNetV2 architecture. The dataset consists of three classes: Anthracnose, Fruit Fly, and Healthy Guava. The research process includes data preprocessing, image augmentation, dataset division into training, validation, and testing data, and model training using transfer learning from the initial ImageNet weights. Test results show that the MobileNetV2 model achieved an accuracy of 93% with an average precision of 0.94, a recall of 0.93, and an F1-score of 0.93. These results demonstrate that the MobileNetV2 architecture is effective in identifying guava diseases with high computational efficiency. This research is expected to support the development of computer vision-based automatic detection systems in digital agriculture.

Keywords: CNN; MobileNetV2; Guava; Image Classification; Plant Disease Detection

1. PENDAHULUAN

Buah jambu (*Psidium guajava*) merupakan salah satu komoditas hortikultura penting yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan tingkat konsumsi yang luas di Indonesia [1], [2]. Kualitas hasil panen buah jambu sangat dipengaruhi oleh kesehatan tanaman [3]. Serangan penyakit seperti *Anthracoze* dan *Fruit Fly* dapat menyebabkan penurunan hasil panen, perubahan morfologi buah, serta kerugian ekonomi yang signifikan bagi petani [4]. Upaya deteksi dini terhadap penyakit buah jambu menjadi faktor krusial dalam sistem pertanian modern untuk menjaga produktivitas dan mutu hasil [5].

Identifikasi penyakit buah secara tradisional dilakukan melalui pengamatan visual oleh ahli tanaman atau petugas lapangan. Metode tersebut bersifat subjektif, membutuhkan waktu relatif lama, serta tidak selalu konsisten antar pengamat. Kondisi ini mendorong kebutuhan terhadap sistem otomatis berbasis citra digital yang mampu melakukan klasifikasi penyakit secara cepat dan akurat [6]. Perkembangan teknologi *Computer Vision* dan *Artificial Intelligence* memberikan peluang besar untuk mendukung proses tersebut melalui pemanfaatan *Deep Learning*, khususnya *Convolutional Neural Network (CNN)*, dalam pengenalan pola visual yang kompleks pada citra tanaman [7], [8].

Model CNN telah terbukti efektif dalam berbagai bidang klasifikasi citra, termasuk diagnosis penyakit tanaman [9]. Arsitektur jaringan seperti VGG16, ResNet50, dan InceptionV3 mampu mengekstraksi fitur visual secara mendalam untuk membedakan karakteristik antar kelas citra [10]. Meskipun memiliki akurasi tinggi, model-model tersebut memerlukan sumber daya komputasi besar sehingga kurang efisien ketika diimplementasikan pada perangkat dengan kemampuan terbatas [11]. Arsitektur MobileNetV2 dikembangkan untuk mengatasi permasalahan tersebut melalui penggunaan *depthwise separable convolution* yang mengurangi jumlah parameter tanpa mengorbankan performa akurasi [12]. Karakteristik ini menjadikan MobileNetV2 ideal untuk aplikasi klasifikasi citra pada lingkungan dengan keterbatasan perangkat keras [13],[14],[15].

Penelitian ini memanfaatkan arsitektur MobileNetV2 untuk klasifikasi penyakit buah jambu berdasarkan citra digital [16],[17],[18],[19]. Proses pelatihan dilakukan dengan pendekatan *transfer learning* menggunakan bobot awal dari *ImageNet* untuk mempercepat konvergensi dan meningkatkan performa model [20]. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* guna menilai tingkat efektivitas model dalam mengenali setiap kategori penyakit. Tujuan utama penelitian ini adalah menghasilkan model CNN yang mampu melakukan klasifikasi penyakit buah

jambu secara efisien dan akurat, serta memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman berbasis visi komputer di bidang pertanian presisi.

Meskipun berbagai penelitian sebelumnya telah berhasil menerapkan metode Deep Learning untuk klasifikasi penyakit tanaman, sebagian besar penelitian masih berfokus pada identifikasi penyakit pada daun tanaman seperti padi, tomat, kentang, apel, dan jagung. Penelitian yang secara khusus membahas klasifikasi penyakit pada buah jambu berdasarkan citra digital masih relatif terbatas, terutama yang memanfaatkan arsitektur MobileNetV2 sebagai model utama. Selain itu, sebagian penelitian terdahulu lebih menitikberatkan pada pencapaian tingkat akurasi tanpa mempertimbangkan efisiensi model dari sisi kompleksitas komputasi, jumlah parameter, serta kecepatan inferensi yang menjadi aspek penting dalam implementasi pada perangkat bergerak maupun sistem berbasis edge computing. Kondisi tersebut menunjukkan masih adanya kesenjangan penelitian (research gap) yang perlu dikaji lebih lanjut, khususnya dalam menghasilkan model klasifikasi yang mampu memberikan performa tinggi sekaligus tetap ringan untuk diimplementasikan pada berbagai perangkat dengan sumber daya terbatas. Oleh karena itu, pemanfaatan MobileNetV2 menjadi salah satu alternatif yang menjanjikan karena dirancang untuk menghasilkan keseimbangan antara efisiensi komputasi dan akurasi klasifikasi.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi baik secara akademis maupun praktis dalam pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman berbasis kecerdasan buatan. Dari sisi akademis, penelitian ini dapat memperkaya referensi mengenai penerapan arsitektur MobileNetV2 pada klasifikasi penyakit buah jambu serta menjadi bahan perbandingan bagi penelitian selanjutnya yang menggunakan pendekatan Deep Learning. Dari sisi praktis, model yang dihasilkan diharapkan mampu membantu petani, penyuluh pertanian, maupun instansi terkait dalam melakukan identifikasi penyakit buah jambu secara otomatis, cepat, dan objektif tanpa bergantung sepenuhnya pada pengamatan manual. Implementasi model ini juga berpotensi dikembangkan ke dalam aplikasi berbasis mobile, sistem smart farming, maupun perangkat Internet of Things (IoT) sehingga proses monitoring kesehatan tanaman dapat dilakukan secara lebih efisien dan berkelanjutan. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berorientasi pada peningkatan performa klasifikasi citra, tetapi juga mendukung penerapan teknologi kecerdasan buatan dalam mewujudkan sistem pertanian presisi yang mampu meningkatkan produktivitas, kualitas hasil panen, serta daya saing sektor pertanian di era digital.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 3.784 citra buah jambu (*Psidium guajava*) yang dikelompokkan menjadi tiga kelas utama, yaitu *Anthraxnose*, *Fruit Fly*, dan *Healthy Guava*. Kelas *Anthraxnose* merepresentasikan buah jambu yang terinfeksi jamur, *Fruit Fly* menggambarkan buah yang terinfestasi lalat buah, sedangkan *Healthy Guava* menunjukkan kondisi buah yang sehat tanpa gejala penyakit.



(1) *Anthraxnose*



(2) *Fruit Fly*



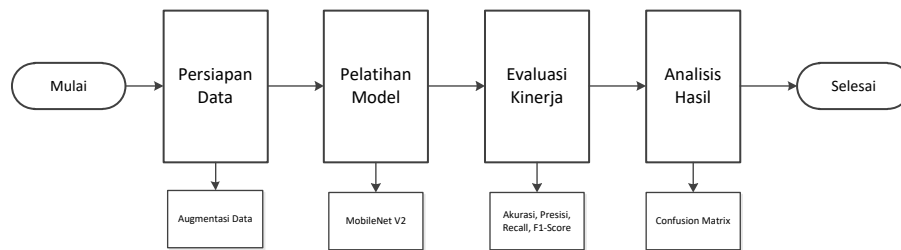
(3) *Healthy Guava*

Gambar 1. Citra Buah Jambu

Citra diperoleh dari sumber terbuka dan hasil dokumentasi lapangan menggunakan kamera digital dengan resolusi bervariasi antara 480×480 hingga 1024×1024 piksel. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan ukuran input pada arsitektur MobileNetV2. Nilai piksel dinormalisasi ke dalam rentang [0,1] untuk menjaga stabilitas pelatihan model. Proses *data augmentation* dilakukan untuk meningkatkan variasi citra dan mengurangi risiko *overfitting* dengan menerapkan teknik rotasi acak, translasi horizontal dan vertikal, *zooming*, serta *horizontal flipping*. Dataset dibagi menjadi tiga subset, yaitu 70% untuk pelatihan (2.648 citra), 15% untuk validasi (568 citra), dan 15% untuk pengujian (568 citra). Data pelatihan digunakan untuk membangun model, data validasi untuk memantau kinerja selama proses pelatihan, dan data pengujian digunakan sebagai acuan pengukuran performa akhir model.

2.2 Kerangka Penelitian

Kerangka penelitian menggambarkan alur proses yang dilakukan secara sistematis mulai dari tahap akuisisi data hingga analisis hasil. Penelitian ini terdiri dari empat tahap utama sebagaimana disajikan dalam Gambar 1 berikut.



Gambar 2. Kerangka Penelitian

Rangkaian penelitian dimulai dari tahap proses pengumpulan dataset, pelabelan kelas citra, konversi format warna menjadi RGB, *resizing*, normalisasi nilai piksel, serta penerapan augmentasi untuk memperluas variasi data latih. Proses pelatihan dilakukan menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dengan pendekatan *transfer learning*. Model dasar menggunakan bobot awal *ImageNet* untuk mempercepat konvergensi dan meningkatkan performa. Lapisan akhir pada model diubah untuk menyesuaikan dengan jumlah kelas dataset. Model dievaluasi menggunakan metrik kuantitatif, yaitu akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Analisis dilakukan pada data uji untuk menilai kemampuan generalisasi model terhadap data baru yang tidak terlibat dalam proses pelatihan. Analisis hasil dilakukan terhadap nilai metrik dan *confusion matrix* untuk melihat tingkat keberhasilan klasifikasi tiap kelas. Evaluasi ini menjadi dasar penentuan efektivitas *MobileNetV2* dalam mendeteksi penyakit buah jambu.

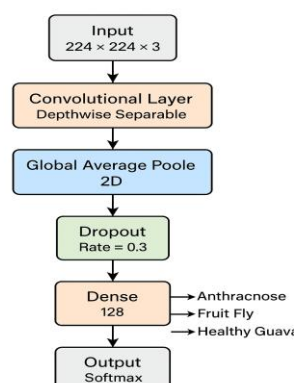
2.3 Model Usulan

Model yang diusulkan dalam penelitian ini berbasis pada arsitektur *MobileNetV2*, arsitektur *MobileNetV2* digunakan sebagai *feature extractor* dengan bobot awal (*pre-trained weights*) dari *ImageNet*. Lapisan awal model dibekukan (*frozen layer*) agar fitur umum hasil pra-pelatihan tetap dipertahankan. Selanjutnya, ditambahkan lapisan klasifikasi baru (*custom classifier layer*) yang disesuaikan dengan kebutuhan dataset penyakit buah jambu yang terdiri dari tiga kelas. Struktur umum model ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Arsitektur Model *MobileNetV2* yang Diusulkan

No	Jenis Lapisan	Keterangan
1	Input Layer ($224 \times 224 \times 3$)	Input citra RGB hasil preprocessing
2	Convolutional Layer (Depthwise Separable) Kernel 3×3 , stride 2, ReLU6	Ekstraksi fitur awal citra
3	Bottleneck Layer (Inverted Residual) 16–320 filter, ReLU6	Menjaga efisiensi representasi fitur
4	Global Average Pooling 2D	Mereduksi dimensi fitur hasil ekstraksi
5	Dropout Layer, Rate=0.3	Mengurangi risiko overfitting
6	Dense (Fully Connected) 128 neuron, ReLU	Lapisan klasifikasi awal
7	Output Layer (3 neuron) Softmax	Klasifikasi tiga kelas (<i>Anthracoze</i> , <i>Fruit Fly</i> , <i>Healthy Guava</i>)

Berikut pada Gambar 3 merupakan *MobileNetV2* menggunakan pendekatan *depthwise separable convolution* untuk mengurangi jumlah parameter dan mempercepat proses pelatihan tanpa mengorbankan akurasi. Selain itu, model ini memanfaatkan konsep *inverted residuals* dan *linear bottleneck* yang menjaga kualitas representasi fitur visual pada dimensi yang lebih rendah.

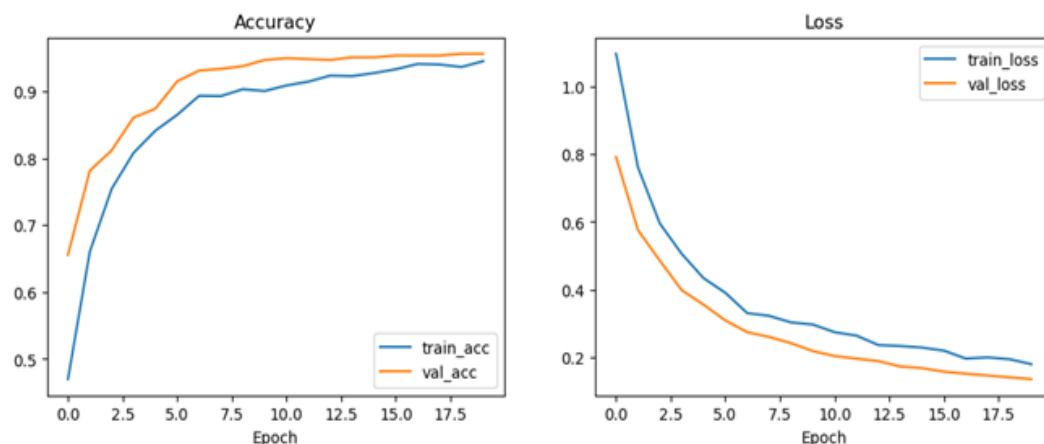
Gambar 3. Diagram Arsitektur Model *MobileNetV2*

Lapisan *Global Average Pooling 2D* berfungsi untuk mengubah hasil ekstraksi fitur menjadi representasi vektor satu dimensi tanpa kehilangan informasi spasial penting. Lapisan *Dropout* dengan tingkat penghilangan (rate) sebesar 0,3 diterapkan untuk mencegah *overfitting* selama proses pelatihan. Lapisan *Dense* berfungsi sebagai penghubung antar fitur dengan fungsi aktivasi *ReLU* untuk menghasilkan non-linearitas yang optimal. Lapisan *Output* menggunakan fungsi aktivasi *Softmax* dengan tiga neuron yang mewakili masing-masing kelas citra: *Anthracoze*, *Fruit Fly*, dan *Healthy Guava*. Model dilatih menggunakan algoritma Adam Optimizer dengan *learning rate* sebesar 0.0001, *batch size* 32, dan jumlah *epoch* sebanyak 20. Fungsi kerugian (*loss function*) yang digunakan adalah *categorical cross-entropy* karena penelitian ini termasuk dalam klasifikasi multikelas. Kinerja model diukur menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Model dianggap optimal apabila mencapai akurasi di atas 90% dan menunjukkan keseimbangan antar metrik performa. Pemilihan MobileNetV2 didasarkan pada keunggulannya yang mampu memberikan akurasi tinggi dengan jumlah parameter yang lebih sedikit dibandingkan model CNN konvensional seperti VGG16 atau ResNet50, sehingga efisien untuk implementasi pada sistem deteksi penyakit berbasis perangkat bergerak.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dengan bobot awal *ImageNet* dan *learning rate* sebesar 0.0001. Pelatihan berlangsung selama 20 *epoch* dengan *batch size* 32. Dataset dibagi menjadi 70% untuk pelatihan, 15% untuk validasi, dan 15% untuk pengujian. Selama proses pelatihan, model menunjukkan peningkatan akurasi yang stabil dan penurunan nilai *loss* secara bertahap. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil belajar secara optimal tanpa mengalami *overfitting*.



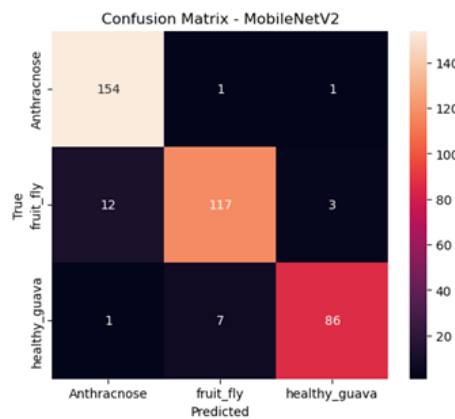
Gambar 4. Grafik Training dan Validation Accuracy/Loss

Gambar 4 menunjukkan bahwa nilai training accuracy meningkat secara konsisten hingga mencapai sekitar 93%, sementara validation accuracy juga mengikuti pola peningkatan yang serupa. Nilai training loss dan validation loss menurun secara stabil hingga mendekati titik konvergensi pada epoch ke-20. Perbedaan yang kecil antara training dan validation curve menandakan bahwa model tidak mengalami *overfitting* yang berarti. Hal ini membuktikan bahwa arsitektur MobileNetV2 mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3.2 Hasil Evaluasi Model

Model yang telah dilatih kemudian dievaluasi menggunakan data uji sebanyak 568 citra. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengenali ketiga kelas dengan akurasi tinggi.

Berdasarkan *confusion matrix* pada Gambar 5, model mampu mengklasifikasikan sebagian besar citra dengan benar. Kelas *Anthracoze* menunjukkan hasil prediksi paling akurat dengan 154 citra teridentifikasi benar dari total 156. Kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas *Fruit Fly*, yang kadang terdeteksi sebagai *Healthy Guava*. Hal ini disebabkan oleh kesamaan pola warna dan tekstur permukaan buah antara kedua kelas tersebut. Sementara itu, kelas *Healthy Guava* menunjukkan stabilitas hasil dengan *precision* tinggi, menandakan kemampuan model yang baik dalam mengenali buah sehat.



Gambar 5. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi

Tabel 2. Hasil Classification Report Model MobileNetV2

Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
<i>Anthracnose</i>	0.92	0.99	0.95	156
<i>Fruit Fly</i>	0.94	0.89	0.91	132
<i>Healthy Guava</i>	0.96	0.91	0.93	94
Rata-rata	0.94	0.93	0.93	382
Akurasi keseluruhan			0.93	

Tabel 2 menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mencapai akurasi keseluruhan sebesar **93%**. Nilai *precision* tertinggi dicapai oleh kelas *Healthy Guava* sebesar 0.96, menandakan bahwa hampir semua prediksi terhadap kelas ini benar. Kelas *Anthracnose* memiliki *recall* tertinggi sebesar 0.99, menunjukkan bahwa model sangat jarang melewatkan citra buah yang terinfeksi jamur. Sementara itu, *Fruit Fly* memiliki nilai *recall* yang sedikit lebih rendah (0.89) karena beberapa citra lalat buah salah diklasifikasikan sebagai buah sehat. Nilai *F1-score* rata-rata sebesar 0.93 membuktikan keseimbangan antara *precision* dan *recall*, yang menunjukkan performa model yang stabil pada semua kelas.

3.3 Pembahasan

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* berhasil mencapai akurasi keseluruhan sebesar 93% pada data pengujian. Nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing sebesar 0.94, 0.93, dan 0.93, yang mengindikasikan keseimbangan kinerja model dalam mengenali ketiga kelas penyakit buah jambu. Kelas *Anthracnose* memperoleh nilai *recall* tertinggi sebesar 0.99, menandakan bahwa model memiliki kemampuan sangat baik dalam mendeteksi citra buah yang terinfeksi jamur. Sementara itu, kelas *Fruit Fly* memiliki nilai *recall* lebih rendah yaitu 0.89, yang kemungkinan disebabkan oleh kesamaan fitur visual antara buah yang terinfeksi lalat dan buah yang sehat. Kelas *Healthy Guava* menunjukkan hasil *precision* tertinggi (0.96), mencerminkan kemampuan model yang kuat dalam mengenali citra buah sehat dengan tingkat kesalahan prediksi yang rendah.

Visualisasi *confusion matrix* memperlihatkan bahwa sebagian besar kesalahan klasifikasi terjadi antara kelas *Fruit Fly* dan *Healthy Guava*. Hal ini dapat disebabkan oleh tekstur dan warna permukaan buah yang memiliki kesamaan pada kondisi pencahayaan tertentu. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* mampu melakukan klasifikasi penyakit buah jambu dengan efisiensi komputasi yang baik tanpa mengorbankan akurasi. Kinerja model ini menunjukkan potensi untuk diterapkan pada sistem deteksi penyakit berbasis perangkat bergerak seperti aplikasi *smart agriculture* atau sistem monitoring di lapangan secara *real-time*.

Keberhasilan model dalam mencapai akurasi di atas 90% membuktikan bahwa pendekatan *transfer learning* menggunakan *MobileNetV2* efektif untuk dataset berukuran sedang seperti pada penelitian ini. Penambahan teknik augmentasi citra dan normalisasi berperan penting dalam membantu model mengenali pola visual yang bervariasi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model *MobileNetV2* berbasis *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk melakukan klasifikasi penyakit buah jambu (*Psidium guajava*) berdasarkan citra digital. Dataset yang digunakan terdiri atas 3.784 citra yang mencakup tiga kelas utama, yaitu *Anthracnose*, *Fruit Fly*, dan *Healthy Guava*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* mampu mencapai akurasi sebesar 93%, dengan nilai *precision* rata-rata 0.94,

recall 0.93, dan *F1-score* 0.93. Nilai *recall* tertinggi diperoleh pada kelas *Anthraco* sebesar 0.99, menandakan kemampuan model yang sangat baik dalam mendeteksi citra buah yang terinfeksi jamur. Sementara itu, kelas *Healthy Guava* memiliki nilai *precision* tertinggi sebesar 0.96, yang menunjukkan tingkat ketepatan prediksi yang sangat tinggi terhadap buah sehat. Keberhasilan model ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 efektif digunakan untuk klasifikasi penyakit buah dengan kompleksitas citra yang tinggi dan efisiensi komputasi yang baik. Pendekatan *transfer learning* dengan bobot *ImageNet* terbukti membantu proses konvergensi lebih cepat dan menghasilkan performa yang stabil.

REFERENCES

- [1] C. Ramdhona, D. Rochdiani, and B. Setia, “ANALISIS KELAYAKAN USAHATANI JAMBU KRISTAL (Psidium Guajava L.) (Studi Kasus Pada Pengembang Budidaya Jambu Kristal Di Desa Bangunsari Kecamatan Pamarican Kabupaten Ciamis) Feasibility Analysis Of Crystal Guava (Psidium Guajava L.) (Case Study In C, ” *J. Ilm. Mhs. Agroinfo Galuh*, vol. 6, no. 3, pp. 596–603, 2020, doi:10.25157/jimag.v6i3.2536.
- [2] R. U. Prabowo *et al.*, “Akselerasi Produksi Jambu Biji (Psidium Guajava L.) Guna Menyongsong Keunggulan Kompetitif Komoditas Hortikultura Di Kalimantan Tengah,” *CERMIN J. Penelit.*, vol. 8, pp. 1–12, 2024, doi: 10.36841/cermin_unars.v8i1.2886.
- [3] D. Rustani and S. Susanto, “Kualitas Fisik dan Kimia Buah Jambu ‘Kristal’ pada Letak Cabang yang Berbeda,” *Bul. Agrohorti*, vol. 7, no. 2, pp. 123–129, 2020.
- [4] E. Ariningsih, H. P. Saliem, and K. S. Septanti, “Economic Loss and Control Management of Fruit Fly Infestation on Horticultural Commodity in Indonesia,” *Forum Penelit. Agro Ekon.*, vol. 40, no. 2, pp. 71–89, 2023.
- [5] D. M. F. P. Sari, I. K. E. B. Satria, and I. A. O. Martini, “Optimalisasi Produktivitas Pertanian melalui Penerapan Teknologi Budidaya Jeruk di Desa Ubung Kaja,” *Kontribusi*, 2025, doi : 10.53624/kontribusi.v5i2.585.
- [6] M. Munandi, “Penerapan Algoritma Deep Learning untuk Deteksi Dini Penyakit dari Citra Medis,” *J. Comput. Sci. Inf. Tecnol.*, vol. 1, no. 2, pp. 53–59, 2025, doi : 10.70716/jocsit.v1i2.259.
- [7] R. Ardianto and S. K. Wibisono, “Analisis Deep Learning Metode Convolutional Neural Network Dalam Klasifikasi Varietas Gandum Analysis of Convolutional Neural Network Deep Learning Method in Durum Wheat Variety Classification,” *J. KOLABORATIF SAINS*, vol. 6, no. 12, pp. 2081–2092, 2023, doi: 10.56338/jks.v6i12.4938.
- [8] N. Kasim, M. B. Fadilah, W. Al Hidayat, and R. A. Saputra, “Klasifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Citra Menggunakan Metode Convolution Neural Network (CNN),” *J. TEKNO KOMPAK*, vol. 19, no. 1, pp. 64–78, 2024.
- [9] M. Setiono and Supatman, “Klasifikasi Penyakit Antraknosa Citra Cabai Rawit Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 308–320, 2024, doi : 10.35957/jatisi.v11i2.8039
- [10] A. Ismiaty, R. Ht, W. S. Astuti, A. Wanto, and S. Solikhun, “Optimisasi VGG16 dengan Transfer Learning dalam Mendeteksi Penyakit Pada Daun Jagung,” *Bull. Comput. Sci. Res.*, vol. 5, no. 5, pp. 1049–1058, 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v5i5.631.
- [11] I. P. Agus, K. Hidjah, N. Sulistianingsih, and G. Hendro, “Implementasi Arsitektur Deep Convolutional Neural Network (CNN) dengan Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit Kulit,” *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 7, no. 3, pp. 461–477, 2025, doi : 10.35746/jtim.v7i3.734.
- [12] N. W. Kencana, R. Umar, and Murinto, “Implementasi Transfer Learning Untuk Klasifikasi Jenis Ras Ayam Menggunakan Arsitektur MobileNetV2,” *JIP (Jurnal Inform. Polinema)* ISSN, pp. 147–154, 2024, <https://elibrary.ru>.
- [13] R. Imanuel *et al.*, “Deteksi Dan Klasifikasi Citra Wajah Menggunakan Mtcnn Dan Mobilenet,” *Integr. Res. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 23–39, 2025, <https://ritecs.org/journal/index.php/IRCS/article/view/4/4>
- [14] E. M. Z. Darmawan and A. Fauzan Dianta, “Implementasi Optimasi Hyperparameter GridSearchCV Pada Sistem Prediksi Serangan Jantung Menggunakan SVM,” *Teknol. J. Ilm. Sist. Inf.*, vol. 13, no. 1, pp. 8–15, 2023.
- [15] I. O. Herlistiono and S. Violina, “Model Prediksi Risiko Stroke Menggunakan Machine Learning,” *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 7, no. 4, pp. 1230–1238, Jul. 2024, doi: 10.31539/INTECOMS.V7I4.10942.
- [16] Baiq Nurul Azmi, Arief Hermawan, and Donny Avianto, “Analisis Pengaruh Komposisi Data Training dan Data Testing pada Penggunaan PCA dan Algoritma Decision Tree untuk Klasifikasi Penderita Penyakit Liver,” *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 4, no. 4, pp. 281–290, Feb. 2023, doi: 10.35746/jtim.v4i4.298.
- [17] C. F. Liana and B. Sinaga, “Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Dyslexia Pada Anak Dengan Metode Naive Bayes Berbasis Web,” *J. Ilmu Komput. dan Bisnis*, vol. 12, no. 2a, pp. 173–183, 2021, doi: 10.47927/jikb.v12i2a.219.
- [18] Z. Zuriati and N. Qomariyah, “Klasifikasi Penyakit Stroke Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN),” *ROUTERS J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, Nov. 2022, doi: 10.25181/RT.V1I1.2665.
- [19] F. S. Anam, M. R. Muttaqin, and Y. R. Ramadhan, “Klasifikasi Penyakit Pada Daun dan Buah Jambu Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.)*, vol. 7, no. 1, pp. 6–8, 2026.
- [20] M. Purba, “Klasifikasi Jenis Daun Tanaman Tropis Menggunakan Model ResNet50 Berbasis Transfer Learning dengan Dataset Tropical Plant Leaf,” *JCOSIS (Journal Comput. Sci. Inf. Syetem)*, vol. 2, no. 2, pp. 51–57, 2025, doi: doi.org/10.61567.