PENGEMBANGAN APLIKASI ANDROID UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN KOPI MENGGUNAKAN MOBILENETV3SMALL

I Made Gede Weda Pradnyana✉, Putu Manik Prihatini, Ida Bagus Adisimakrisna Peling
Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Bali, Badung, Indonesia
Email: dekda2003@gmail.com

DOI: https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No2.pp481-492

ABSTRACT

Manual identification of coffee leaf diseases remains challenging because it is time-consuming and highly dependent on the user's ability to recognize disease symptoms. In addition, most previous studies on plant disease classification have focused on model evaluation in desktop environments, while the implementation of on-device inference on mobile devices remains limited. This study aims to develop an Android-based coffee leaf disease detection application using a Convolutional Neural Network (CNN) with the MobileNetV3Small architecture. The dataset consists of 840 coffee leaf images categorized into three classes, namely healthy leaves, leaf spot, and leaf rust. The research stages include image preprocessing, data augmentation, model training, model evaluation, and TensorFlow Lite implementation on an Android application. The results show that the proposed model achieved an accuracy of 95% on the test dataset with satisfactory classification performance across all classes. The model was successfully deployed on Android devices using TensorFlow Lite, resulting in a model size of 1.1 MB and an average inference time of 0.37 seconds without requiring an internet connection. Furthermore, black-box testing confirmed that all application functions operated properly. The contribution of this study lies in the development of a MobileNetV3Small-based coffee leaf disease classification application implemented using TensorFlow Lite on Android devices. In addition to employing preprocessing and data augmentation to enhance the model's generalization capability, this study demonstrates that the on-device inference approach enables offline disease detection with low computational requirements, making it suitable for resource-constrained mobile devices.

Keyword: CNN, MobileNetV3Small, Coffee Leaf Disease Detection, Deep Learning, Android.

ABSTRAK

Identifikasi penyakit daun kopi secara manual masih mengalami kendala karena membutuhkan waktu dan bergantung pada kemampuan pengguna dalam mengenali gejala penyakit. Selain itu, sebagian besar penelitian klasifikasi penyakit tanaman masih berfokus pada pengujian model di lingkungan desktop sehingga implementasi pada perangkat mobile dengan kemampuan on-device inference masih terbatas. Penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi deteksi penyakit daun kopi berbasis Android menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV3Small. Dataset yang digunakan terdiri dari 840 citra daun kopi yang dibagi ke dalam tiga kelas, yaitu daun sehat, bercak daun, dan karat daun. Tahapan penelitian meliputi preprocessing citra, augmentasi data, pelatihan model, evaluasi model, serta implementasi TensorFlow Lite pada aplikasi Android. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memperoleh accuracy sebesar 95% pada data pengujian dengan performa klasifikasi yang baik pada seluruh kelas. Model berhasil diimplementasikan pada perangkat Android menggunakan TensorFlow Lite dengan ukuran model sebesar 1,1 MB dan waktu inferensi rata-rata 0,37 detik tanpa memerlukan koneksi internet. Hasil black box testing menunjukkan seluruh fungsi aplikasi berjalan dengan baik. Kontribusi penelitian ini terletak pada pengembangan aplikasi klasifikasi penyakit daun kopi berbasis MobileNetV3Small yang diimplementasikan menggunakan TensorFlow Lite pada perangkat Android. Selain memanfaatkan preprocessing dan augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, penelitian ini juga menunjukkan bahwa pendekatan on-device inference mampu mendukung proses deteksi secara offline dengan kebutuhan komputasi yang rendah sehingga sesuai untuk diterapkan pada perangkat bergerak.

Kata Kunci: CNN, MobileNetV3Small, Deteksi Penyakit Daun Kopi, Deep Learning, Android.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

PENDAHULUAN

Indonesia ialah salah satu negara penghasil kopi paling besar secara global serta mempunyai peranan penting pada perdagangan kopi global. Berlandaskan atas data International Coffee Organization (ICO), Indonesia berada pada posisi keempat selaku produsen kopi terbesar selepas Brasil, Vietnam, dan Kolombia (Tampubolon et al., 2023). Produktivitas tanaman kopi sangat dipengaruhi oleh kondisi kesehatan daun karena daun berperan utama dalam proses fotosintesis. Daun yang sehat akan mendukung pertumbuhan tanaman sekaligus meningkatkan kualitas dan kuantitas hasil panen kopi.

Indonesia, khususnya pada perkebunan kopi di Desa Pajahan, Kecamatan Pupuan, Kabupaten Tabanan, Bali, petani masih menghadapi berbagai kendala terkait serangan penyakit daun kopi. Penyakit seperti karat daun (*Hemileia vastatrix*) dan bercak daun (*Cercospora spp*.) sering kali sulit dikenali pada tahap awal akibat keterbatasan pengetahuan serta minimnya pemanfaatan teknologi deteksi di tingkat petani (Soesanto, 2021). Kondisi ini menyebabkan penyakit mudah menyebar dan menurunkan hasil produksi. Penyakit karat daun kopi bahkan dapat mengakibatkan kerusakan hasil panen hingga 20%–70% (Fadillah et al., 2025). Kurangnya akses terhadap metode deteksi modern semakin memperburuk kondisi tersebut dan berdampak pada keberlanjutan industri kopi serta pendapatan petani.

Contoh dari teknologi yang kerap dipakai pada pengolahan citra digital dan *computer vision* adalah Convolutional Neural Network (CNN). Metode *deep learning* ini sanggup memahami pola visual pada citra, seperti warna, tekstur, bentuk, dan pola bercak pada daun tanaman (Lu et al., 2021). Kemampuan tersebut menjadikan CNN cocok digunakan dalam sistem deteksi penyakit daun kopi karena mampu mempelajari karakteristik penyakit secara otomatis melalui proses pelatihan citra berlabel. Selain itu, CNN juga terbukti mampu melakukan ekstraksi fitur otomatis sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada identifikasi penyakit tanaman (Sucia et al., 2023). Beberapa riset terdahulu memperlihatkan bahwasanya CNN mempunyai tingkat akurasi yang tinggi pada klasifikasi penyakit tanaman. Penelitian oleh (Annur et al., 2023) menunjukkan klasifikasi tingkat keparahan penyakit *leafbleast* tanaman padi dengan akurasi yang baik. (Hasan et al., 2021) juga membuktikan bahwa CNN-VGG16 efektif untuk klasifikasi penyakit daun anggur dengan akurasi 97,25%, sedangkan (Acarya et al., 2024) menggunakan EfficientNet untuk identifikasi penyakit daun jeruk dengan performa yang baik dengan akurasi 98%. Penelitian lain oleh (Tugrul et al., 2022) dan (Maulana & Yoggyanto, 2024) menunjukkan bahwa CNN mampu mengklasifikasikan penyakit tanaman dengan tingkat akurasi tinggi. Selain itu, (Saputra et al., 2021) menggunakan arsitektur MobileNet guna melakukan pendeteksian penyakit daun padi dengan efisiensi komputasi yang baik sehingga cocok diterapkan pada perangkat mobile. Namun, sebagian besar penelitian tersebut belum mengimplementasikan model lightweight berbasis Android dengan kemampuan on-device inference. Di sisi lain, pemakaian arsitektur yang lebih optimal sepertihalnya MobileNetV3 masih relatif terbatas.

MobileNetV3 merupakan bagian dari arsitektur CNN yang dikembangkan dalam perangkat yang mempunyai keterbatasan sumber daya, sepertihalnya *smartphone* dan *embedded system*. Arsitektur ini melakukan penggabungan *depthwise separable convolution*, *squeeze-and-excitation*, serta optimasi berbasis *Neural Architecture Search* (NAS) sehingga menghasilkan model yang ringan namun tetap memiliki performa tinggi (Dianto et al., 2025). Penelitian (Mifthauddin et al., 2025) menunjukkan bahwa *MobileNetV3* mampu menghasilkan akurasi klasifikasi yang kompetitif dibandingkan arsitektur CNN lainnya, seperti *MobileNetV2* dan *EfficientNet*, dengan kebutuhan komputasi yang lebih rendah. Meskipun demikian, penelitian tersebut masih berfokus pada pengujian model klasifikasi dan belum banyak membahas implementasi *on-device inference* pada aplikasi Android secara langsung.

Berdasarkan berbagai penelitian terdahulu, penggunaan CNN dalam klasifikasi penyakit daun tanaman sudah memperlihatkan performa yang baik. Namun, hampir seluruh riset masih memiliki fokus terhadap pengujian model di lingkungan *desktop* dan menggunakan arsitektur CNN dengan kebutuhan komputasi yang relatif tinggi alhasil kurang optimal diimplementasikan dalam perangkat mobile. Selain itu, implementasi model klasifikasi penyakit daun kopi berbasis Android dengan kemampuan *on-device inference* masih relatif terbatas. Maka dari itu, riset ini melakukan pengembangan aplikasi deteksi penyakit daun kopi berbasis Android memakai arsitektur MobileNetV3Small yang ringan dan efisien untuk perangkat mobile. Model diimplementasikan menggunakan TensorFlow Lite sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan dengan cara langsung dalam perangkat tanpa membutuhkan koneksi internet. Riset ini mempunyai tujuan guna melakukan pengembangan sistem klasifikasi penyakit daun kopi berbasis MobileNetV3Small yang diimplementasikan dalam aplikasi Android guna mendukung proses deteksi dini

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

dengan cara praktis pada sektor pertanian berbasis mobile.

KAJIAN LITERATUR

Penyakit Daun Kopi

Tanaman kopi ialah bagian dari komoditas perkebunan penting yang produktivitasnya dipengaruhi oleh kondisi kesehatan daun selaku organ utama dalam proses fotosintesis. Penyakit daun kopi pada umumnya ditemukan antara lain karat daun dan bercak daun. Penyakit karat daun diberi tanda melalui timbulnya bercak berwarna kuning sampai oranye dalam permukaan daun, sedangkan bercak daun ditandai dengan bercak berwarna cokelat atau kehitaman. Serangan penyakit tersebut dapat menghambat proses fotosintesis dan menurunkan produktivitas tanaman kopi. Identifikasi penyakit secara dini diperlukan untuk meminimalkan kerugian dan menjaga kualitas hasil panen (Soesanto, 2021).

Computer Vision dan Pengolahan Citra Digital

Perkembangan teknologi computer vision dan pengolahan citra digital telah mendorong penerapannya dalam berbagai bidang, termasuk pertanian. Computer vision memungkinkan sistem komputer untuk memperoleh dan menganalisis informasi visual dari citra secara otomatis. Dalam klasifikasi penyakit tanaman, karakteristik visual seperti warna, tekstur, dan bentuk daun dapat dimanfaatkan untuk membedakan kondisi daun sehat dan daun yang terinfeksi penyakit. Sebelum dilakukan proses klasifikasi, citra umumnya dengan tahapan preprocessing sepertihalnya resize citra, normalisasi, serta augmentasi data guna meningkatkan kualitas data dan membantu model dalam proses ekstraksi fitur (Archana & Jeevaraj, 2024; Khan et al., 2018).

Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) ialah salah satu metode deep learning yang banyak dipakai dalam klasifikasi citra sebab mampu melakukan ekstraksi fitur dengan cara otomatis melalui beberapa lapisan, seperti convolution layer, activation layer, pooling layer, dan fully connected layer. CNN mempunyai kemampuan yang baik guna memahami pola visual alhasil banyak diterapkan pada klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra digital (Lu et al., 2021) Kemampuan tersebut menyebabkan CNN menjadi bagian dari pendekatan yang efektif guna mendukung sistem deteksi penyakit tanaman secara otomatis (Purwono et al., 2023).

MobileNetV3

MobileNetV3 ialah bagian dari arsitektur CNN yang dirancang guna memberikan hasil berupa model yang ringan serta efisien dengan tetap menjaga performa klasifikasi yang baik. Arsitektur ini menggunakan depthwise separable convolution, squeeze-and-excitation, serta fungsi aktivasi hard-swish untuk menambahkan efisiensi komputasi. Ukuran model yang relatif kecil dan waktu inferensi yang cepat menjadikan MobileNetV3 tepat guna diimplementasikan dalam perangkat dengan sumber daya yang memiliki keterbatasan maupun aplikasi berbasis perangkat bergerak(Rakhmat & Rizkiawarman, 2024).

Penelitian Terdahulu dan Research Gap

Berbagai riset terdahulu telah memperlihatkan bahwasanya metode CNN mempunyai performa yang baik dalam klasifikasi penyakit tanaman(Lu et al., 2021) melaporkan bahwa CNN mampu melakukan ekstraksi fitur secara otomatis dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi pada klasifikasi penyakit tanaman. (Dianto et al., 2025) melakukan analisa efektivitas MobileNetV3-Large dan EfficientNet-B0 pada klasifikasi penyakit daun jeruk dan menunjukkan bahwa MobileNetV3-Large memberikan performa yang baik dengan efisiensi komputasi yang tinggi. Penelitian lain oleh (Dianto et al., 2025) membandingkan MobileNetV3-Large dan MobileNetV3-Small untuk klasifikasi penyakit daun jagung dan memperoleh hasil bahwa kedua arsitektur tersebut mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Meskipun berbagai penelitian telah menunjukkan bahwa arsitektur CNN dan MobileNetV3 mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi penyakit tanaman, sebagian besar penelitian masih berfokus pada aspek performa klasifikasi tanpa memperhatikan implementasi model pada perangkat bergerak secara langsung. Selain itu, pemanfaatan mekanisme inferensi berbasis on-device menggunakan TensorFlow Lite pada perangkat Android masih relatif terbatas. Evaluasi terhadap aspek efisiensi model, seperti ukuran model, waktu inferensi, penggunaan memori, dan kompatibilitas perangkat Android, juga belum banyak dilaporkan pada penelitian sebelumnya. Dengan demikian, masih terdapat kebutuhan untuk mengembangkan model klasifikasi yang tidak hanya memiliki performa yang baik, tetapi juga ringan dan efisien sehingga dapat diimplementasikan pada perangkat mobile dengan sumber daya yang terbatas. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini menerapkan arsitektur MobileNetV3Small untuk melakukan klasifikasi

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

penyakit daun kopi berdasarkan citra digital serta mengimplementasikannya ke dalam aplikasi Android berbasis TensorFlow Lite.

Kebaruan penelitian ini terletak pada pengembangan aplikasi klasifikasi penyakit daun kopi berbasis MobileNetV3Small yang diimplementasikan pada perangkat Android menggunakan TensorFlow Lite. Selain memanfaatkan preprocessing dan augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, penelitian ini juga menerapkan mekanisme inferensi berbasis on-device sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan tanpa memerlukan koneksi internet. Selain itu, penelitian ini tidak hanya berfokus pada performa klasifikasi, tetapi juga melakukan evaluasi terhadap aspek efisiensi aplikasi, meliputi ukuran model, waktu inferensi, penggunaan memori, dan kompatibilitas perangkat Android.

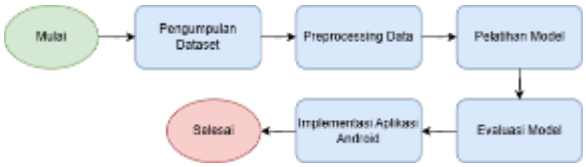
Kontribusi yang diberikan dalam penelitian ini meliputi pengembangan model klasifikasi penyakit daun kopi berbasis MobileNetV3Small menggunakan pendekatan transfer learning dan fine-tuning, penerapan preprocessing dan augmentasi data untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, implementasi model TensorFlow Lite pada aplikasi Android sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara offline, serta pengujian kinerja aplikasi berdasarkan ukuran model, waktu inferensi, penggunaan memori, dan kompatibilitas perangkat Android. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berfokus pada performa klasifikasi, tetapi juga pada aspek efisiensi dan implementasi model pada perangkat bergerak dengan sumber daya yang terbatas.

METODE PENELITIAN

Riset ini memiliki fokus terhadap pengembangan sistem deteksi penyakit daun kopi berbasis pengolahan citra digital memakai metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV3Small. Sistem dirancang untuk mengidentifikasi kondisi daun kopi secara otomatis melalui citra digital yang telah melewati tahap preprocessing. Model kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi Android memakai TensorFlow Lite agar proses deteksi mampu dilakukan secara on-device tanpa koneksi internet.

Pendekatan riset yang dipakai yakni Research and Development (R&D) dengan dukungan metode *deep learning* berbasis CNN. Model dikembangkan menggunakan TensorFlow dan Keras dengan arsitektur MobileNetV3Small, setelahnya dilakukan konversi ke format TensorFlow Lite (*.tflite*) supaya mampu dioperasikan dalam perangkat Android. Sistem dirancang untuk menerima input citra daun kopi, melakukan proses inferensi, dan menampilkan hasil klasifikasi beserta *confidence score* kepada pengguna.

Tahap riset mencakup atas pengumpulan data, *preprocessing*, pelatihan model, evaluasi model, serta implementasi aplikasi Android. Semua tahap riset dilaksanakan dengan cara bertahap serta sistematis untuk menghasilkan model klasifikasi penyakit daun kopi yang mampu berjalan dengan baik pada perangkat mobile. Diagram tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 memperlihatkan alur penelitian yang dipakai pada pengembangan sistem deteksi penyakit daun kopi berbasis Android menggunakan arsitektur MobileNetV3Small. Proses penelitian dimulai dari pengumpulan dataset citra daun kopi, kemudian dilakukan tahap preprocessing untuk menghasilkan data yang sesuai dengan kebutuhan model. Selanjutnya dilakukan proses pelatihan dan evaluasi model untuk mengetahui performa klasifikasi yang dihasilkan. Model yang sudah dievaluasi setelahnya diterapkan ke dalam aplikasi Android menggunakan TensorFlow Lite sehingga mampu melakukan proses deteksi secara on-device inference tanpa koneksi internet.

Pengumpulan Dataset

Pengumpulan data dilakukan melalui dokumentasi langsung menggunakan kamera smartphone pada area perkebunan kopi di Desa Pajahan, Kecamatan Pupuan, Kabupaten Tabanan, Bali. Dataset yang dikumpulkan berjumlah 840 citra daun kopi yang terdiri dari tiga kelas, yaitu 280 citra daun sehat, 280 citra bercak daun, dan 280 citra karat daun. Jumlah data pada setiap kelas dibuat seimbang (balanced dataset) untuk membantu model mempelajari karakteristik masing-masing kelas secara lebih optimal dan mengurangi potensi bias klasifikasi. Pengumpulan data dilakukan pada kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar yang bervariasi agar dataset mampu merepresentasikan kondisi nyata di lingkungan perkebunan. Variasi kondisi citra tersebut bertujuan menambahkan kemampuan model ketika mengenali pola penyakit daun kopi dalam berbagai keadaan lingkungan.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Preprocesessing Data

Tahap preprocessing dilakukan untuk menghasilkan dataset citra yang seragam dan sesuai dengan kebutuhan model MobileNetV3Small. Seluruh citra dilakukan pengubahan ukurannya menjadi 224 × 224 piksel serta dilaksanakan normalisasi nilai piksel menggunakan fungsi preprocess_input dari MobileNetV3. Selain itu, dilakukan augmentasi data menggunakan rotation range sebesar 25 derajat, zoom range sebesar 0.2, dan horizontal flip untuk meningkatkan variasi data pelatihan serta membantu mengurangi risiko overfitting. Dataset yang terdiri dari 840 citra dibagi menjadi data latih sebanyak 587 citra (70%), data validasi sejumlah 127 citra (15%), serta data uji sejumlah 126 citra (15%). Pembagian dataset dilaksanakan dengan cara proporsional pada setiap kelas sehingga distribusi data tetap seimbang sepanjang proses pelatihan serta evaluasi model.

Pelatihan Model

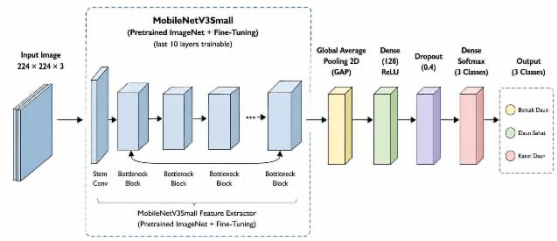
Proses pelatihan model dilaksanakan memakai arsitektur MobileNetV3Small dengan framework TensorFlow dan Keras. Parameter pelatihan model yang dipakai dalam riset ini dipaparkan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Pelatihan Model

Parameter	Nilai
Arsitektur Model	MobileNetV3Small
Input Size	224x224
Optimizer	Adam
Learning Rate	0.00005
Batch Size	32
Epoch	30
Loss Function	Categorical Crossentropy

Tabel 1 menunjukkan parameter pelatihan model yang digunakan pada penelitian. Parameter tersebut dipilih untuk menghasilkan performa klasifikasi yang optimal dengan tetap mempertahankan efisiensi komputasi pada perangkat mobile. Model dilatih menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0,00005, batch size 32, dan 30 epoch. Learning rate yang kecil membantu model melakukan penyesuaian bobot secara bertahap sehingga mengurangi risiko konvergensi yang terlalu cepat pada proses transfer learning (Faqih et al., 2024). Batch size sebesar 32 dipilih untuk menjaga keseimbangan antara kebutuhan memori dan kecepatan pelatihan. Sementara itu, jumlah epoch sebanyak 30 dipilih karena kurva pelatihan menunjukkan bahwa model telah mencapai kondisi konvergen setelah sekitar epoch ke-15 sehingga penambahan epoch yang terlalu besar tidak memberikan peningkatan performa yang signifikan. Keunggulan MobileNetV3Small dibandingkan arsitektur CNN lain terletak pada penggunaan depthwise separable convolution, squeeze-and-excitation, serta aktivasi hard-swish yang mampu menambahkan efisiensi komputasi dengan jumlah parameter yang lebih (Rakhmat & Rizkiawarman, 2024). Teknik tersebut membuat model memiliki ukuran yang lebih ringan dan proses inferensi lebih cepat tanpa menurunkan performa klasifikasi secara signifikan. Oleh karena itu, MobileNetV3Small sangat sesuai diterapkan pada perangkat Android dengan keterbatasan sumber daya (Dianto et al., 2025).

Arsitektur model MobileNetV3Small yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 2. Model dikembangkan menggunakan pendekatan transfer learning dengan memanfaatkan bobot awal dan menerapkan fine-tuning pada beberapa lapisan akhir untuk menyesuaikan karakteristik fitur penyakit daun kopi.



Gambar 2. Arsitektur MobileNetV3Small

Berdasarkan Gambar 2, citra daun kopi berukuran 224×224×3 piksel digunakan sebagai masukan dan diproses menggunakan model MobileNetV3Small. Selanjutnya diterapkan teknik fine-tuning dengan membuka 10 lapisan terakhir agar model dapat menyesuaikan representasi fitur dengan karakteristik penyakit daun kopi. Fitur hasil ekstraksi kemudian diringkas menggunakan lapisan Global Average Pooling 2D (GAP), dilanjutkan dengan Dense layer berukuran 128 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU, Dropout sebesar 0,4 untuk mengurangi overfitting, dan Dense layer dengan fungsi aktivasi Softmax untuk menghasilkan klasifikasi ke dalam tiga kelas, yaitu bercak daun, daun sehat, dan karat daun.

Evaluasi Model

Tahap evaluasi model dilaksanakan memakai sejumlah metrik, yakni accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Nilai accuracy dipakai guna mengukur tingkat ketepatan klasifikasi model secara keseluruhan dengan rumus:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Nilai *precision* dipakai guna menilai kesesuaian prediksi model pada setiap kelas dengan rumus:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Nilai *recall* dipakai guna menilai kemampuan model dalam mengenali seluruh data pada masing-masing kelas dengan rumus:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Nilai *F1-score* digunakan untuk menyeimbangkan nilai *precision* dan *recall* dengan rumus:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Di sisi lain, *confusion matrix* dipakai dengan tujuan mengetahui detail kesalahan klasifikasi dalam masing-masing kelas daun kopi. Pada rumus tersebut, *TP* (*True Positive*) memperlihatkan total data yang sukses diprediksi benar sesuai kelasnya, *TN* (*True Negative*) memperlihatkan total data yang sukses diprediksi bukan kelasnya secara benar, *FP* (*False Positive*) memperlihatkan data yang salah diprediksi selaku kelas tertentu, dan *FN* (*False Negative*) memperlihatkan data yang gagal dikenali pada kelas sebenarnya.

Implementasi Aplikasi Android

Model yang sudah dilakukan pelatihan setelahnya dilakukan konversi ke format TensorFlow Lite (.tflite) supaya mampu dijalankan dalam perangkat Android. Implementasi aplikasi dilakukan memakai Android Studio sehingga aplikasi mampu menerima input citra melalui kamera maupun galeri perangkat. Aplikasi menjalankan proses klasifikasi dengan cara langsung dalam perangkat (*on-device inference*) tanpa membutuhkan koneksi internet dan menampilkan hasil klasifikasi beserta nilai *confidence score* kepada pengguna. Pendekatan ini memungkinkan proses deteksi penyakit daun kopi dilakukan secara lebih praktis dan mendukung penggunaan aplikasi pada lokasi dengan keterbatasan akses jaringan internet.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengumpulan Dataset

Hasil pengumpulan data menghasilkan 840 citra daun kopi yang terdiri dari tiga kelas, yaitu daun sehat, bercak daun, dan karat daun. Setiap kelas memiliki karakteristik visual yang berbeda sehingga dapat digunakan model untuk mempelajari pola penyakit daun kopi.



(a) Karat Daun (b) Bercak Daun (c) Daun Sehat

Gambar 3. Dataset Daun Kopi

Gambar 3 menunjukkan contoh citra dataset pada masing-masing kelas. Pada kelas karat daun terlihat bercak berwarna kuning-oranye pada permukaan daun. Pola tersebut menjadi ciri visual utama penyakit karat daun. Pada kelas bercak daun terlihat bercak cokelat kehitaman dengan bentuk tidak beraturan. Sementara itu, daun sehat memiliki warna hijau yang lebih merata tanpa adanya perubahan warna maupun kerusakan tekstur daun.

Perbedaan karakteristik visual antar kelas membantu proses ekstraksi fitur oleh model CNN. Semakin jelas pola visual suatu penyakit, maka semakin mudah model mengenali karakteristik kelas tersebut. Selain itu, dataset yang diperoleh langsung dari lingkungan perkebunan memberikan kondisi citra yang lebih realistis dibandingkan dataset laboratorium sehingga model menjadi lebih sesuai untuk implementasi lapangan.

Hasil Preprocessing Dataset

Tahap preprocessing meliputi resize citra, normalisasi nilai piksel, serta augmentasi data. Hasil preprocessing dan augmentasi dataset pada setiap kelas ditunjukkan secara lengkap pada Gambar 3.



(a) Citra asli (b) Resize 224x224 (c) Citra augmentasi

Gambar 4. Hasil Preprocessing dan Augmentasi

Berdasarkan Gambar 4, dapat dilihat bahwa seluruh citra berhasil diseragamkan menjadi ukuran 224 × 224 piksel sehingga sesuai dengan kebutuhan

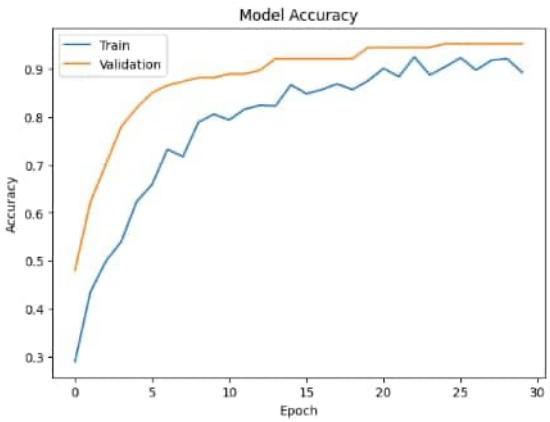
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

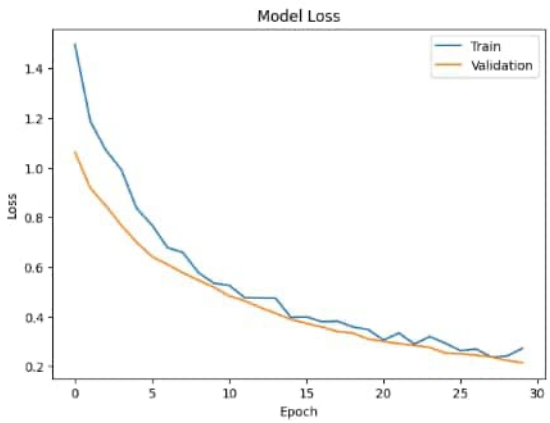
input MobileNetV3Small. Selain itu, hasil augmentasi menunjukkan adanya variasi posisi, orientasi, dan sudut pengambilan gambar tanpa menghilangkan karakteristik utama penyakit daun kopi. Penerapan augmentasi data membantu meningkatkan variasi dataset sehingga model tidak hanya mempelajari satu pola citra tertentu. Dengan demikian, model menjadi lebih mampu mengenali objek daun kopi pada berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar (Yazid Aufar et al., 2023). Selain itu, tahap preprocessing membantu menghasilkan distribusi data yang lebih stabil sehingga proses ekstraksi fitur oleh model CNN dapat dilakukan secara lebih optimal.

Hasil Pelatihan Model

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV3Small mampu mempelajari karakteristik visual penyakit daun kopi dengan baik sebagaimana yang ditunjukkan grafik dalam gambar 4 dan 5.



Gambar 5. Grafik Accuracy



Gambar 6. Grafik Loss

Berlandaskan atas grafik pelatihan dalam Gambar 5, nilai *training accuracy* mengalami peningkatan dengan cara bertahap hingga mencapai sekitar 91% pada epoch ke-30, sedangkan *validation accuracy* mencapai sekitar 95%. Nilai *validation accuracy* yang sedikit lebih tinggi dibandingkan *training accuracy* dapat terjadi karena data pelatihan mengalami proses augmentasi sehingga memiliki variasi yang lebih tinggi dibandingkan data validasi. Selain itu, nilai *validation accuracy* mulai stabil setelah epoch ke-15, yang menunjukkan bahwa model telah mencapai konvergensi dan mampu mempertahankan performa klasifikasi secara konsisten.

Selain peningkatan *accuracy*, nilai *training loss* dan *validation loss* pada Gambar 6 juga mengalami penurunan secara bertahap. *Training loss* mengalami penurunan kisaran 1,50 menjadi 0,27, sedangkan *validation loss* mencapai sekitar 0,21 pada akhir pelatihan. Pola kedua kurva yang relatif berdekatan memperlihatkan bahwasanya model mampu mempertahankan performa yang stabil dalam data pelatihan ataupun data validasi.

Stabilitas performa MobileNetV3Small dipengaruhi oleh penggunaan *depthwise separable convolution* dan *squeeze-and-excitation* yang memungkinkan ekstraksi fitur secara efisien dengan total parameter yang lebih sedikit daripada arsitektur CNN konvensional (Faqih et al., 2024). Selain itu, penggunaan optimizer Adam dengan *learning rate* sejumlah 0,00005 dan callback *ReduceLROnPlateau* membantu proses konvergensi model berlangsung secara lebih stabil. Dengan cara menyeluruh, hasil pelatihan memperlihatkan bahwasanya MobileNetV3Small sanggup menghasilkan performa klasifikasi yang baik dengan kemampuan generalisasi yang memadai pada data validasi.

Hasil Evaluasi Model

Tahapan pengevaluasian dilaksanakan guna mengetahui performa model MobileNetV3Small dalam melakukan pengklasifikasian penyakit daun kopi dalam data pengujian. Evaluasi model dilaksanakan memakai metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score yang diperoleh melalui classification report. Hasil pengevaluasian model ditunjukkan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Bercak Daun	1.00	0.86	0.92	42
Daun Sehat	0.98	1.00	0.99	42
Karat Daun	0.89	1.00	0.94	42
Accuracy			0.95	126

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Berdasarkan Tabel 2, model MobileNetV3Small memperoleh accuracy sebesar 95% pada data pengujian. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik terhadap tiga kelas daun kopi, yaitu bercak daun, daun sehat, dan karat daun.

Pada kelas bercak daun, model mendapatkan precision sejumlah 1,00, recall sejumlah 0,86, serta F1-score sejumlah 0,92. Nilai precision sebesar 1,00 menunjukkan bahwa seluruh citra yang diprediksi sebagai bercak daun merupakan citra bercak daun yang benar sehingga tidak terdapat false positive pada kelas tersebut. Namun, nilai recall yang lebih rendah memperlihatkan bahwasanya masih terdapat beberapa citra bercak daun yang salah diprediksi selaku kelas lain (false negative). Perihal tersebut dapat dikarenakan adanya kemiripan pola warna dan tekstur antara bercak daun dengan karat daun maupun perubahan warna pada daun sehat sehingga sebagian karakteristik visual sulit dibedakan oleh model.

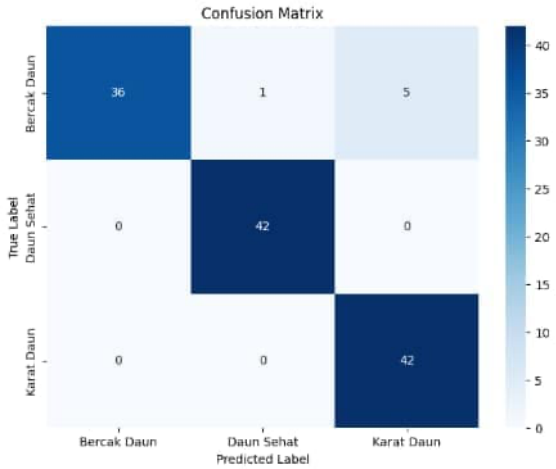
Pada kelas daun sehat, model memperoleh precision sejumlah 0,98, recall sejumlah 1,00, serta F1-score sejumlah 0,99. Nilai recall sebesar 1,00 menunjukkan bahwa seluruh citra daun sehat pada data pengujian berhasil dikenali oleh model tanpa adanya false negative. Sementara itu, nilai precision yang sedikit lebih rendah memperlihatkan bahwasanya masih terdapat beberapa citra dari kelas lain yang diprediksi sebagai daun sehat. Kondisi ini dapat terjadi karena tingkat kerusakan pada beberapa daun yang masih ringan sehingga karakteristik visual penyakit belum terlihat secara jelas dan menyerupai daun sehat.

Sementara itu, kelas karat daun memperoleh precision sejumlah 0,89, recall sejumlah 1,00, serta F1-score sejumlah 0,94. Nilai recall yang sempurna memperlihatkan bahwasanya semua citra karat daun berhasil dikenali oleh model. Akan tetapi, nilai precision yang lebih rendah daripada kelas yang lain menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa citra dari kelas lain yang diprediksi sebagai karat daun. Hal tersebut kemungkinan disebabkan oleh adanya kemiripan pola bercak serta variasi tingkat keparahan penyakit yang menyebabkan karakteristik visual antar kelas menjadi lebih sulit dibedakan.

Secara keseluruhan, nilai F1-score pada ketiga kelas berada pada rentang 0,92–0,99 yang memperlihatkan bahwasanya model mempunyai keseimbangan yang baik antara kemampuan mengenali seluruh data dalam setiap kelas (recall) serta ketepatan prediksi yang dihasilkan (precision). Dengan demikian, MobileNetV3Small mempunyai kemampuan generalisasi yang baik guna membedakan karakteristik visual pada ketiga kelas daun kopi. Tingginya nilai accuracy dan F1-score menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu menghasilkan prediksi yang tepat, tetapi juga memiliki keseimbangan yang baik antara precision dan recall pada setiap kelas.

Selain menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score, evaluasi kinerja model juga dilaksanakan memakai confusion matrix. Confusion matrix digunakan untuk memberikan informasi yang lebih rinci mengenai hasil klasifikasi pada setiap kelas serta untuk mengetahui jumlah prediksi yang benar maupun kesalahan klasifikasi yang terjadi. Dengan confusion matrix, mampu dimengerti kemampuan model MobileNetV3Small guna melakukan pembedaan tiga kelas daun kopi, yaitu bercak daun, daun sehat, serta karat daun.

Hasil confusion matrix dalam data uji dipaparkan dalam Gambar 7.



Gambar 7. Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 7, hampir seluruh citra dalam setiap kelas sukses dilakukan pengklasifikasian secara tepat yang ditunjukkan oleh dominasi nilai pada diagonal utama confusion matrix. Hasil tersebut sejalan dengan nilai accuracy sebesar 95% yang diperoleh pada data pengujian.

Pada kelas bercak daun, dari total 42 citra uji, sebanyak 36 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai bercak daun. Sementara itu, terdapat 1 citra yang diprediksi sebagai daun sehat dan 5 citra diprediksi sebagai karat daun. Kesalahan klasifikasi tersebut menyebabkan nilai recall pada kelas bercak daun menjadi lebih rendah dibandingkan kelas lainnya, yaitu sebesar 0,86.

Pada kelas daun sehat, seluruh 42 citra sukses dilakukan pengklasifikasian secara tepat tanpa ditemukannya kesalahan prediksi. Hal tersebut memperlihatkan bahwasanya karakteristik visual daun sehat lebih mudah dikenali oleh model sehingga

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

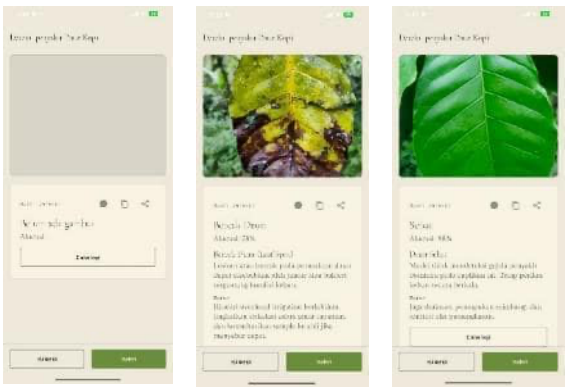
menghasilkan nilai recall sejumlah 1,00 serta F1-score sejumlah 0,99.

Dalam kelas karat daun, seluruh 42 citra sukses dikenali secara benar oleh model. Akan tetapi, ditemukan beberapa citra dari kelas bercak daun yang diprediksi sebagai karat daun, sehingga nilai precision pada kelas karat daun menjadi 0,89. Kondisi ini menunjukkan bahwa terdapat kemiripan karakteristik visual antara bercak daun dan karat daun yang menyebabkan model merasa kesulitan ketika memberikan pembedaan kedua kelas tersebut secara sempurna.

Dengan cara menyeluruh, hasil confusion matrix memperlihatkan bahwasanya model MobileNetV3Small berkemampuan klasifikasi yang baik guna membedakan tiga kelas daun kopi, yaitu bercak daun, daun sehat, dan karat daun. Tingkat kesalahan klasifikasi yang relatif rendah memperlihatkan bahwasanya model mempunyai kemampuan generalisasi yang baik serta layak guna diterapkan dalam aplikasi Android selaku sistem deteksi dini penyakit daun kopi berbasis citra digital.

Hasil Implementasi Aplikasi Android

Hasil implementasi model MobileNetV3Small dalam aplikasi Android diperlihatkan dalam Gambar 8.



Gambar 8. Hasil Implementasi Android

Berdasarkan Gambar 8, aplikasi mampu menerima input citra melalui kamera maupun galeri perangkat, kemudian menjalankan tahapan inferensi dengan cara langsung dalam perangkat Android tanpa membutuhkan koneksi internet dan menampilkan hasil deteksi beserta confidence score. Implementasi TensorFlow Lite memungkinkan proses klasifikasi dilakukan secara on-device sehingga aplikasi dapat digunakan secara lebih praktis pada lingkungan perkebunan (Saputra et al., 2021).

Pengujian aplikasi juga dilaksanakan memakai metode *black box testing* guna mengetahui semua fungsi aplikasi beroperasi secara baik. Pengujian memiliki fokus terhadap kesesuaian keluaran yang dihasilkan terhadap masukan yang diberi tanpa memperhatikan struktur internal program. Setiap fitur diuji untuk memastikan bahwa proses pemilihan gambar, klasifikasi, serta penampilan hasil deteksi dan *confidence score* dapat beroperasi selaras dengan kebutuhan pengguna. Hasil pengujian *black box* yang dilakukan pada setiap fitur aplikasi ditunjukkan pada Tabel 3. Berdasarkan Tabel 3, seluruh fungsi pada aplikasi berhasil berjalan selaras terhadap yang diinginkan, alhasil mampu ditarik kesimpulan bahwasanya aplikasi deteksi penyakit daun kopi telah berfungsi dengan baik.

Tabel 3. Hasil Black Box Testing

No	Fungsi	Hasil	Status
1	Input gambar dari kamera	Gambar berhasil diinput	Berhasil
2	Input gambar dari galeri	Gambar berhasil diinput	Berhasil
3	Melakukan klasifikasi dan menampilkan hasil	Hasil klasifikasi beserta nilai confidence score berhasil ditampilkan	Berhasil
4	Inferensi tanpa internet	Klasifikasi dapat dilakukan tanpa koneksi internet	Berhasil

Selain pengujian fungsional, dilakukan juga pengujian kinerja aplikasi untuk mengukur waktu inferensi, penggunaan memori, ukuran model, dan kompatibilitas perangkat Android. Hasil pengujian kinerja aplikasi ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Pengujian Kinerja Aplikasi

Parameter	Hasil
Device	Redmi Note 10
Ram	6 GB
Ukuran Model	1,1 MB
Waktu Inferensi	± 0,37 detik
Penggunaan memori	± 256 MB
Kompatibilitas Perangkat	Android 8.0 ke atas

Berdasarkan Tabel 4, dapat dilihat bahwa model memiliki ukuran yang relatif ringan dengan waktu inferensi yang cukup cepat, yaitu sekitar 0,37 detik. Selain itu, aplikasi dapat berjalan pada perangkat Android versi 8.0 ke atas sehingga implementasi MobileNetV3Small dinilai cukup optimal untuk digunakan pada perangkat mobile dengan spesifikasi menengah. Performa tersebut dipengaruhi oleh penggunaan arsitektur MobileNetV3Small yang dilakukan perancangan khusus dalam perangkat yang

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

memiliki keterbatasan sumber daya melalui penerapan *depthwise separable convolution* dan *squeeze-and-excitation*. Teknik tersebut mampu mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi tanpa menurunkan performa klasifikasi secara signifikan. Implementasi TensorFlow Lite juga membantu meningkatkan efisiensi proses inferensi sehingga aplikasi dapat melakukan klasifikasi secara cepat dan stabil langsung dalam perangkat Android tanpa membutuhkan koneksi internet (Dhermawan et al., 2024).

Untuk memberikan gambaran mengenai posisi penelitian ini dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, dilakukan perbandingan terhadap beberapa penelitian sejenis yang menggunakan metode CNN dan MobileNet pada klasifikasi penyakit tanaman. Perbandingan tersebut ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan Penelitian

Penelitian	Arsitektur	Akurasi	Platform	Waktu Inferensi	Ukuran Model
Sucia et al. (2023)	CNN VGG-19	90,00	-	-	-
Yazid Aufar et al. (2023)	InceptionResNetV2	100,00	Web	-	-
Alfian et al. (2025)	MobileNetV3-Large	97,56	-	-	-
Penelitian ini	MobileNetV3Small	95,00	Android	0.37 detik	1.1 MB

Berdasarkan Tabel 5, berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa arsitektur CNN mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi pada klasifikasi penyakit tanaman. Sucia et al. (2023) memperoleh akurasi sebesar 90,00% menggunakan arsitektur VGG-19, sedangkan Yazid Aufar et al. (2023) melaporkan akurasi sebesar 100,00% menggunakan arsitektur InceptionResNetV2 pada sistem berbasis web. Penelitian yang dilakukan oleh Alfian et al. (2025) dengan arsitektur MobileNetV3-Large menghasilkan akurasi sebesar 97,56%. Namun, penelitian-penelitian tersebut lebih banyak berfokus pada performa klasifikasi dan belum menunjukkan implementasi model pada perangkat Android dengan mempertimbangkan aspek efisiensi, seperti waktu inferensi dan ukuran model. Oleh karena itu, evaluasi terhadap kemampuan model untuk diterapkan pada perangkat bergerak dengan sumber daya terbatas masih perlu diperhatikan. Pada penelitian ini, arsitektur MobileNetV3Small menghasilkan akurasi sebesar 95,00% dan berhasil diimplementasikan pada perangkat Android menggunakan TensorFlow Lite. Model yang dikembangkan memiliki ukuran sebesar 1,1 MB dengan waktu inferensi rata-rata 0,37 detik untuk setiap citra. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model yang dibangun tidak hanya memiliki performa klasifikasi yang baik, tetapi juga memiliki efisiensi komputasi yang mendukung penerapan pada perangkat bergerak dengan sumber daya yang terbatas. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya mempertimbangkan aspek akurasi, tetapi juga memperhatikan kemampuan implementasi model pada lingkungan nyata melalui mekanisme inferensi secara offline.

Hasil User Acceptance Testing (UAT)

Pengujian User Acceptance Testing (UAT) dilakukan untuk mengetahui tingkat penerimaan pengguna terhadap aplikasi klasifikasi penyakit daun kopi berbasis Android yang telah dikembangkan. Pengujian melibatkan 10 responden yang terdiri atas mahasiswa dan petani sebagai calon pengguna sistem. Setiap responden diminta untuk memberikan penilaian terhadap tujuh pernyataan yang mencakup aspek kemudahan penggunaan, kinerja sistem, dan kepuasan pengguna menggunakan skala nilai 1–5, di mana nilai 1 menunjukkan sangat tidak setuju dan nilai 5 menunjukkan sangat setuju. Pernyataan P1–P3 digunakan untuk mengevaluasi aspek kemudahan penggunaan yang meliputi kemudahan memahami antarmuka, penggunaan menu dan fitur, serta proses klasifikasi penyakit daun kopi. Pernyataan P4–P5 digunakan untuk mengevaluasi aspek kinerja sistem yang mencakup kecepatan proses klasifikasi dan kelancaran aplikasi saat dijalankan. Sementara itu, pernyataan P6–P7 digunakan untuk mengevaluasi aspek kepuasan pengguna terkait manfaat aplikasi dalam membantu mengenali penyakit daun kopi dan tingkat kepuasan pengguna secara keseluruhan terhadap aplikasi yang dikembangkan. Hasil akumulasi jawaban responden berupa nilai minimum, maksimum, rata-rata (*mean*), serta standar deviasi untuk setiap pernyataan ditunjukkan pada Tabel 6. Berdasarkan hasil tersebut, dapat diketahui bahwa seluruh pernyataan memperoleh nilai rata-rata di atas 4,00 yang menunjukkan bahwa aplikasi memiliki tingkat penerimaan yang baik oleh pengguna.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

ISSN: 2598-8565 (media cetak)
ISSN: 2620-4339 (media online)

Tabel 6. Hasil User Acceptance Testing

Statistik	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7
Min	4	3	3	4	4	4	4
Max	5	5	5	5	5	5	5
Mean	4.50	4.10	4.20	4.20	4.40	4.40	4.70
Std. Deviasi	0.53	0.57	0.63	0.52	0.52	0.42	0.48

Berdasarkan Tabel 6, seluruh pernyataan memperoleh nilai rata-rata di atas 4,00. Nilai minimum yang diperoleh berada pada rentang 3–4, sedangkan nilai maksimum seluruh pernyataan berada pada rentang 5. Hal tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar responden memberikan penilaian positif terhadap aplikasi yang dikembangkan. Selain itu, nilai standar deviasi yang berada pada rentang 0,42–0,63 menunjukkan bahwa variasi jawaban antarresponden relatif rendah sehingga tingkat kesepakatan responden terhadap setiap pernyataan dapat dikatakan cukup baik. Aspek kemudahan penggunaan memperoleh nilai rata-rata antara 4,10–4,50, aspek kinerja sistem memperoleh nilai rata-rata antara 4,20–4,40, sedangkan aspek kepuasan pengguna memperoleh nilai tertinggi dengan rata-rata sebesar 4,70. Hal tersebut menunjukkan bahwa aplikasi mudah digunakan, memiliki kinerja yang baik, serta mampu membantu pengguna dalam mengenali penyakit daun kopi. Secara keseluruhan, aplikasi memperoleh nilai rata-rata sebesar 4,41 dari skala maksimum 5, atau setara dengan tingkat penerimaan pengguna sebesar 88,2%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa aplikasi klasifikasi penyakit daun kopi berbasis Android memiliki tingkat penerimaan yang sangat baik dan dapat diterima oleh pengguna sebagai alat bantu deteksi dini penyakit daun kopi.

KESIMPULAN

Riset ini berhasil mengembangkan aplikasi klasifikasi penyakit daun kopi berbasis Android menggunakan arsitektur MobileNetV3Small dan TensorFlow Lite. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 95,00% dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang menunjukkan kemampuan klasifikasi yang baik terhadap tiga kelas penyakit daun kopi. Model yang dihasilkan memiliki ukuran sebesar 1,1 MB dengan waktu inferensi rata-rata 0,37 detik untuk setiap citra, penggunaan memori sebesar 256 MB, serta dapat dijalankan pada perangkat Android versi 8.0 ke atas. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model yang dikembangkan tidak hanya memiliki performa klasifikasi yang baik, tetapi juga efisien untuk diterapkan pada perangkat bergerak dengan sumber daya yang terbatas.

Hasil User Acceptance Testing (UAT) menunjukkan bahwa aplikasi memperoleh tingkat penerimaan pengguna sebesar 88,2%, yang menunjukkan bahwa aplikasi mudah digunakan serta dapat membantu pengguna dalam mengenali penyakit daun kopi secara praktis. Dengan demikian, aplikasi yang dikembangkan memiliki potensi untuk dimanfaatkan sebagai alat bantu deteksi dini penyakit daun kopi secara offline.

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan, antara lain penggunaan satu arsitektur MobileNetV3Small tanpa melakukan perbandingan langsung dengan arsitektur deep learning lainnya menggunakan dataset yang sama serta jumlah kelas penyakit yang masih terbatas pada tiga kategori. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat menambahkan variasi jenis penyakit, melakukan perbandingan dengan arsitektur deep learning lain, serta melakukan evaluasi yang lebih komprehensif untuk meningkatkan kinerja dan penerapan aplikasi pada kondisi nyata

DAFTAR PUSTAKA

Acarya, B. S., Muhaimin, A., & Hindrayani, K. M. (2024). Identifikasi Penyakit Daun Jeruk Siam Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan Arsitektur EfficientNet. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, *8*(2), 1040–1048. https://doi.org/10.33379/gtech.v8i2.4120

Annur, I. F., Umami, J., Annafii, Moch. N., Trisnaningrum, N., & Putra, O. V. (2023). Klasifikasi Tingkat Keparahan Penyakit Leafblast Tanaman Padi Menggunakan MobileNetv2. *Fountain of Informatics Journal*, *8*(1), 7–14. https://doi.org/10.21111/fij.v8i1.9419

Archana, R., & Jeevaraj, P. S. E. (2024). Deep learning models for digital image processing: a review. *Artificial Intelligence Review*, *57*(1), 11. https://doi.org/10.1007/s10462-023-10631-z

Dhermawan, W., Susilawati, Muhathir, Muliono, R., Lubis, A. H., & Khairina, N. (2024). Enhancing Succulent Plant Species Classification: A MobileNetV3-Large Approach. *2024 International Conference on Information Technology Research and Innovation (ICITRI)*, 146–151. https://doi.org/10.1109/ICITRI62858.2024.10699002

Dianto, A. R., Anggraeny, F. T., & Maulana, H. (2025). Analisis efektifitas algoritma MobileNetV3-Large dan EfficientNet-B0 untuk klasifikasi citra penyakit daun jeruk. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, *13*(3). https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3.6956

Fadillah, R., Pitaloka, M. D. A., Humoen, M. I., Banamtuan, E., Leo, M. Y. M. K., Andiewati, S., & Rohi, J. G. (2025). Karat Daun (Hemilieia Vastatrix) Pada Tanaman Kopi Arabika Di Perkebunan Rakyat Lamaknen. *Jurnal Agrotek*

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Tropika, *13*(1), 165. https://doi.org/10.23960/jat.v13i1.8277

Faqih, R. R., Irsan, M., & Fathoni, M. F. (2024). Rice Plant Disease Detection System Using Transfer Learning with MobilenetV3Large. *Sinkron*, *8*(2), 805–812. https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i2.13383

Hasan, Moh. A., Riyanto, Y., & Riana, D. (2021). Grape leaf image disease classification using CNN-VGG16 model. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, *9*(4), 218–223. https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2021.14013

Khan, A., Laghari, A., & Awan, S. (2018). Machine Learning in Computer Vision: A Review. *ICST Transactions on Scalable Information Systems*, 169418. https://doi.org/10.4108/eai.21-4-2021.169418

Lu, J., Tan, L., & Jiang, H. (2021). Review on Convolutional Neural Network (CNN) Applied to Plant Leaf Disease Classification. *Agriculture*, *11*(8), 707. https://doi.org/10.3390/agriculture11080707

Maulana, A., & Yogiyanto, A. (2024). Penerapan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dalam Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung. *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, *3*(1), 251–256. https://doi.org/10.29407/stains.v3i1.4300

Mifthauddin, A., Lutfi, M., & Saadah, Z. N. (2025). Comparison of MobileNetv2 and MobileNetv3 architectures in rice leaf disease classification using transfer learning. *Jurnal Mandiri IT*, *14*(2), 195–202. https://doi.org/10.35335/mandiri.v14i2.459

Purwono, P., Ma'arif, A., Rahmaniar, W., Fathurrahman, H. I. K., Frisky, A. Z. K., & Haq, Q. M. (2023). Understanding of Convolutional Neural Network (CNN): A Review. *International Journal of Robotics and Control Systems*, *2*(4), 739–748. https://doi.org/10.31763/ijrcs.v2i4.888

Rakhmat, G. A., & Rizkiawarman, F. (2024). Implementasi Arsitektur MobilenetV3:(Studi Kasus Klasifikasi Jamur Beracun). *E-Proceeding FTI*. https://eproceeding.itenas.ac.id/index.php/fti/article/view/3299

Saputra, R. A., Wasiyanti, S., Supriyatna, A., & Saefudin, D. F. (2021). Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Arsitektur MobileNet Pada Aplikasi Deteksi Penyakit Daun Padi. *Swabumi*, *9*(2), 184–188. https://doi.org/10.31294/swabumi.v9i2.11678

Soesanto, L. (2021). *Kompendium Penyakit-Penyakit Kopi*. Penerbit Andi. https://books.google.co.id/

Sucia, D., ShintyaLarasabi, A. T., Azhar, Y., & Sari, Z. (2023). Classification of Coffee Leaves Diseases Using CNN. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*. https://doi.org/10.22219/kinetik.v8i3.1745

Tampubolon, J., Ginting, A., Nainggolan, H. L., & Tarigan, J. R. (2023). Indonesian coffee development path: production and international trade. *Asian Journal of Agricultural Extension, Economics & Sociology*, *41*(12), 316–328.

Tugrul, B., Elfatimi, E., & Eryigit, R. (2022). Convolutional Neural Networks in Detection of Plant Leaf Diseases: A Review. *Agriculture*, *12*(8), 1192. https://doi.org/10.3390/agriculture12081192

Yazid, A., Abdillah, M. H. & Romadoni, J. (2023). Web-based CNN Application for Arabica Coffee Leaf Disease Prediction in Smart Agriculture. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, *7*(1), 71–79. https://doi.org/10.29207/resti.v7i1.4622

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.