Journal of Innovative and Creativity
Journal Homepage: https://joecy.org/index.php/joecy
e-mail: journaljoecy@gmail.com

Faculty of Education
University of Pahlawan Tuanku Tambusai
ISSN 2775-771X (Online)
ISSN 2962-570X **(Printed)**
6 (2) 2026, Page: 28187-28196

Smart Tea Farming Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Teh Berbasis Mobilenetv3-Small Pada Perangkat Edge

Ita Setiani[1], Adi Suwondo[2], Nur Hasanah[3]

[1,2,3]Universitas Sains Al-Qur'an
Jl. KH. Hasyim Asy'ari Km. 03 Kalibeber
Kec. Mojotengah, Kab. Wonosobo 56351
Email : itasetiani1997@gmail.com

Published: May , 2026

ABSTRAK

Tea plants are a strategic plantation commodity in Indonesia; however, their productivity is often hindered by leaf diseases that negatively affect both the quality and quantity of yields. Disease detection is still largely performed manually, making the identification process less efficient and highly dependent on expert knowledge. This study aims to develop a Convolutional Neural Network (CNN) model using the MobileNetV3-Small architecture to classify tea leaf diseases based on image data and to implement it in a mobile application using an Edge-AI approach. The dataset consists of 1,500 tea leaf images divided into five classes: blister blight, red rust, grey blight, brown blight, and healthy leaf. The research stages include data preprocessing, model training, and evaluation using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The experimental results show that the proposed model achieves an accuracy of 95.33%, precision of 0.95, recall of 0.95, and F1-score of 0.95. These results indicate that the CNN model with the MobileNetV3-Small architecture performs well in classifying tea leaf diseases and has strong potential to be implemented as a data- driven early detection system to support decision-making in the agricultural sector.

Keywords: Tea Leaf, Plant Disease Classification, Convolutional Neural Network, MobileNetV3.

ABSTRAK

Tanaman teh merupakan komoditas perkebunan strategis di Indonesia, namun produktivitasnya masih terkendala oleh serangan penyakit daun yang berdampak pada penurunan kualitas dan kuantitas hasil panen. Deteksi penyakit yang masih dilakukan secara manual menyebabkan proses identifikasi menjadi kurang efisien dan bergantung pada keahlian khusus. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNetV3-Small untuk mengklasifikasikan penyakit daun teh berbasis citra serta mengimplementasikannya dalam aplikasi mobile berbasis Edge-AI. Data yang digunakan berjumlah 1.500 citra daun teh yang terbagi ke dalam lima kelas, yaitu blister blight, red rust, grey blight, brown blight, dan daun sehat. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* data, pelatihan model, dan evaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang dikembangkan memperoleh nilai accuracy sebesar 95,33%, precision 0.95, recall 0.95, dan F1-score 0.95. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model CNN dengan arsitektur MobileNetV3-Small memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan penyakit daun teh dan model ini berpotensi diterapkan sebagai sistem deteksi dini berbasis data untuk mendukung pengambilan keputusan di bidang pertanian.

Kata Kunci : Daun Teh, Klasifikasi Penyakit Tanaman, *Convolutional Neural Network*, MobileNetV3.

© The Author(s). 2021 Open Access This article is licensed under a Creative Commons Atibution 4.0 International License, which permits use, sharing, adaptation, distribution and reproduction in any medium or format, as long as you give appropriate credit to the original author(s) and the source, provide a link to the Creative Commons licence, and indicate if changes were made. The images or other third party material in this article are included in the article's Creative Commons licence, unless indicated otherwise in a credit line to the material. To view a copy of this licence, visit http://creativecommons.org/licenses/by/4.0

PENDAHULUAN

Tanaman teh (*Camellia sinensis*) adalah salah satu tanaman perkebunan penting yang kaya manfaat biologis. Penelitian oleh Habiburrohman & Sukohar, (2018) menunjukkan bahwa polifenol dalam teh hijau dapat menetralkan radikal bebas dan menghambat stres oksidatif, sekaligus memiliki aktivitas antimikroba [1]. Tanaman teh sendiri merupakan salah satu komoditas perkebunan strategis di Indonesia yang memiliki peran penting dalam sektor pertanian nasional. Menurut laporan Kompas yang mengutip

Statistik Teh Indonesia dari Badan Pusat Statistik (BPS), produksi teh nasional mencapai 122.700 ton pada tahun 2023 [2]. Dari total produksi tersebut, sebagian besar juga memasok pasar internasional. Outlook Komoditas Perkebunan Teh 2024 mencatat bahwa sekitar 36% produksi teh Indonesia diekspor ke berbagai negara [3]. Kontribusi ekspor ini menunjukkan bahwa teh tidak hanya penting bagi kebutuhan domestik, tetapi juga berperan sebagai komoditas strategis yang menyumbang devisa bagi perekonomian nasional. Meskipun demikian, produktivitas teh di Indonesia masih menghadapi berbagai kendala, terutama akibat serangan penyakit daun yang dapat menurunkan kualitas dan kuantitas hasil panen. Beberapa penyakit utama yang sering menyerang daun teh antara lain blister blight, brown blight, grey blight, dan red rust. Identifikasi penyakit secara manual oleh petani seringkali mengalami kesulitan karena kemiripan gejala visual antar penyakit serta keterbatasan pengetahuan dan akses terhadap tenaga ahli. Oleh karena itu, diperlukan suatu solusi berbasis teknologi yang mampu membantu proses deteksi penyakit secara cepat, akurat, dan mudah digunakan.

Perkembangan teknologi Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*/AI) dan *computer vision* telah membuka peluang dalam pengembangan sistem klasifikasi citra untuk berbagai bidang, termasuk pertanian. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang merupakan bagian dari *deep learning* dan mampu mengenali pola visual pada citra daun dengan tingkat akurasi tinggi [4]. Penelitian sebelumnya oleh Ristanti (2024) membandingkan arsitektur VGG16 dan MobileNetV2 dalam klasifikasi penyakit daun teh. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa MobileNetV2 memiliki performa yang lebih baik dengan akurasi mencapai 92%, dibandingkan VGG16 yang hanya mencapai 74%. Selain itu, MobileNetV2 memiliki ukuran model yang lebih ringan dan efisien, sehingga cocok untuk diimplementasikan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya [5].

Dalam penelitian ini, dataset yang digunakan diperoleh dari dua platform, yaitu Mendeley Data yang diunggah oleh "Megha Gupta" dan Kaggle oleh "B. M. Shahria Alam", serta dilengkapi dengan data hasil pengambilan mandiri oleh peneliti. Total dataset yang digunakan berjumlah 1.500 citra, yang terdiri dari 1.000 citra dari sumber publik dan 500 citra hasil akuisisi langsung. Dataset tersebut mencakup lima kelas, yaitu blister blight, brown blight, grey blight, healthy leaf, dan red rust. Penggabungan dataset dari berbagai sumber ini bertujuan untuk meningkatkan variasi data sehingga model dapat belajar lebih baik dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih tinggi.

Untuk mendukung implementasi sistem yang dapat digunakan secara praktis di lapangan, penelitian ini juga menerapkan pendekatan *Edge*-AI, yaitu pemrosesan kecerdasan buatan yang dilakukan langsung pada perangkat pengguna tanpa bergantung pada koneksi internet. Pendekatan ini memberikan keunggulan berupa latensi yang rendah, efisiensi energi, serta kemampuan untuk melakukan deteksi secara *real-time*. Implementasi AI pada perangkat *edge* memungkinkan pemrosesan data dilakukan lebih dekat dengan sumbernya, sehingga dapat menurunkan beban trafik ke *cloud* dan mempercepat *respons*. Pendekatan ini juga meningkatkan keamanan karena data sensitif tidak perlu selalu dikirim ke pusat server [6].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi citra berbasis CNN dengan arsitektur MobileNetV3 untuk mengidentifikasi penyakit daun teh. Model yang dikembangkan kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi *mobile* menggunakan TensorFlow Lite (TFLite) sehingga dapat digunakan secara langsung oleh pengguna. Dengan adanya sistem ini, diharapkan petani dapat melakukan deteksi penyakit secara lebih cepat dan tepat, sehingga dapat meningkatkan produktivitas serta mengurangi kerugian akibat serangan penyakit.

METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Jenis dan Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif eksperimental. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan jenis penyakit pada tanaman teh berdasarkan citra daun dengan memanfaatkan arsitektur MobileNetV3. Pendekatan ini dilakukan dengan tahapan pengumpulan dataset gambar, *preprocessing* data, dan pelatihan model. Selanjutnya, kinerja model dievaluasi menggunakan metrik seperti *accuracy, precision, recall*, dan F1-*score*. Model yang dihasilkan kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi

mobile berbasis *Edge*-AI sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara langsung pada perangkat tanpa memerlukan koneksi internet.

2.2 Studi Literatur

Langkah awal dalam penelitian ini adalah melakukan studi literatur atau tinjauan pustaka untuk memperoleh pemahaman yang komprehensif mengenai permasalahan yang diangkat serta teknologi yang digunakan. Studi ini mencakup kajian terhadap konsep klasifikasi citra digital, penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam bidang pertanian, serta perkembangan arsitektur model ringan (*lightweight model*) yang dapat diimplementasikan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya seperti perangkat mobile berbasis *Edge*-AI. Selain itu, berbagai penelitian terdahulu yang relevan juga dianalisis untuk mengetahui kelebihan, kekurangan, serta peluang pengembangan lebih lanjut.

Penelitian oleh Kiki Diah Ayu Puspita et al. (2023) mengimplementasikan arsitektur CNN VGG- 16 untuk klasifikasi penyakit daun teh ke dalam tiga kelas, yaitu sehat, brown blight, dan alga spot. Hasil penelitian menunjukkan akurasi yang tinggi sebesar 97,7% pada data uji. Namun, penggunaan arsitektur VGG-16 yang tergolong berat menyebabkan kebutuhan sumber daya komputasi yang tinggi, serta keterbatasan variasi dataset yang digunakan berpotensi membatasi kemampuan generalisasi model [7]. Selanjutnya, penelitian oleh Gede Diva Dwijayana dan Gede Arta Wibawa (2022) menerapkan metode *transfer learning* menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk klasifikasi penyakit daun teh. Penelitian ini berhasil mencapai akurasi sebesar 94,6% pada *epoch* ke-20. Meskipun demikian, eksplorasi parameter pelatihan masih terbatas pada variasi jumlah epoch, tanpa mempertimbangkan faktor lain seperti *learning rate* dan *optimizer*, sehingga potensi optimalisasi model belum dimanfaatkan secara maksimal [8].

Penelitian lain oleh Nila Hardi (2022) melakukan komparasi antara arsitektur MobileNet dan NasNet Mobile dalam klasifikasi enam kelas penyakit daun teh. Hasil menunjukkan bahwa MobileNet memiliki performa lebih baik dengan akurasi 95%, dibandingkan NasNet Mobile sebesar 88%. Namun, ketidakseimbangan proporsi data antara data pelatihan dan pengujian berpotensi memengaruhi hasil evaluasi, sehingga akurasi yang diperoleh belum sepenuhnya merepresentasikan performa model secara objektif [9]. Selanjutnya, penelitian oleh Galang Kurnia Anaga et al. (2024) mengimplementasikan arsitektur NASNet Mobile untuk klasifikasi penyakit daun teh dan memperoleh akurasi pelatihan hingga 100%. Akan tetapi, terdapat perbedaan signifikan dengan akurasi validasi yang hanya mencapai 72%, yang mengindikasikan terjadinya *overfitting* pada model. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model mampu menghafal data pelatihan, kemampuannya dalam melakukan generalisasi terhadap data baru masih rendah [10].

Selain itu, penelitian oleh Arif Hidayat dan Tati Ernawati (2024) menerapkan metode CNN untuk klasifikasi penyakit daun teh dengan akurasi sebesar 79,36%. Namun, penelitian tersebut tidak menjelaskan secara spesifik arsitektur CNN yang digunakan serta belum mempertimbangkan implementasi model pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya, seperti perangkat mobile [11]. Melalui tahap ini, peneliti dapat memahami perkembangan terkini dalam penerapan *computer vision* dan *deep learning* pada klasifikasi penyakit daun teh, sekaligus mengidentifikasi kelemahan dari pendekatan yang telah ada, seperti penggunaan arsitektur yang kompleks, keterbatasan dalam optimalisasi model, serta belum optimalnya implementasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Oleh karena itu, studi literatur ini menjadi dasar yang kuat dalam pemilihan metode yang digunakan, yaitu arsitektur MobileNetV3-Small yang lebih ringan dan efisien, serta memperkuat arah penelitian dalam mengembangkan sistem klasifikasi yang tidak hanya memiliki akurasi tinggi, tetapi juga dapat diimplementasikan secara praktis melalui pendekatan *Edge*-AI, sehingga mampu memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem klasifikasi citra yang lebih optimal dan aplikatif di bidang pertanian.

2.3 Pengumpulan Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dataset publik yang diperoleh melalui platform Mendeley Data (oleh Megha Gupta) dan Kaggle (oleh B. M. Shahria Alam). Dataset dari Mendeley Data terdiri dari kategori *healthy leaves* dan *diseased leaves* dengan beberapa kelas penyakit seperti blister blight, brown blight, leaf red rust, red spider mite, dan tea mosquito bug. Sementara itu, dataset dari Kaggle

digunakan sebagai pelengkap yang mencakup beberapa kelas seperti tea algal leaf spot, brown blight, gray blight, helopeltis, red spider, green mirid bug, dan healthy leaf, dengan jumlah citra yang bervariasi pada setiap kelas. Seluruh data masih dalam satu kumpulan dan belum terbagi ke dalam data latih, validasi, maupun pengujian.

Selain itu, penelitian ini juga menggunakan data hasil akuisisi mandiri sebanyak 500 citra daun teh yang diambil menggunakan kamera ponsel di area perkebunan teh di wilayah Wonosobo. Pengambilan citra dilakukan dengan memperhatikan variasi sudut, jarak, serta kondisi pencahayaan alami untuk merepresentasikan kondisi nyata di lapangan. Penggabungan dataset dari berbagai sumber ini bertujuan untuk meningkatkan keberagaman data sehingga model yang dikembangkan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik.

2.4 Data Preprocessing

Data *preprocessing* merupakan tahap penting dalam penelitian ini yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Tahap awal dilakukan melalui inisialisasi dan seleksi data untuk memastikan setiap citra memiliki label yang sesuai dengan kategorinya, serta memiliki kualitas visual yang baik. Proses ini mencakup pengecekan kejelasan objek, penghapusan citra yang buram atau tidak relevan, serta menghindari adanya duplikasi data. Dataset yang digunakan kemudian diseimbangkan menjadi lima kelas utama, yaitu blister blight, brown blight, grey blight, red rust, dan healthy leaf, dengan masing-masing kelas terdiri dari 300 citra sehingga total keseluruhan berjumlah 1500 data. Langkah ini dilakukan agar distribusi data antar kelas tetap seimbang dan tidak menimbulkan bias pada model.

Selanjutnya, dilakukan proses *cropping* untuk memfokuskan area citra pada bagian daun yang menjadi objek utama, sehingga informasi yang tidak relevan dapat dihilangkan. Setelah itu, citra diubah ukurannya (*resizing*) menjadi 224×224 piksel sesuai dengan standar input pada arsitektur MobileNetV3. Proses ini bertujuan agar model lebih robust terhadap variasi sudut pandang dan kondisi visual, serta mampu mengurangi risiko *overfitting* selama pelatihan.

Tahap berikutnya adalah pembagian dataset menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian dengan proporsi 80:10:10. Pembagian ini dilakukan secara acak namun tetap mempertahankan keseimbangan jumlah data pada setiap kelas. Dengan adanya split data ini, model dapat dilatih menggunakan sebagian besar data, sementara performanya diuji secara objektif menggunakan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Selain itu, dilakukan proses normalisasi nilai piksel dari rentang 0–255 menjadi -1 hingga 1 untuk memastikan skala data seragam, sehingga proses pelatihan menjadi lebih stabil dan efisien. Langkah-langkah ini bertujuan untuk menghasilkan data yang optimal agar model dapat bekerja dengan baik dalam mengenali pola penyakit pada daun teh.

2.5 Modelling

Perancangan model pada penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNetV3 sebagai salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dirancang untuk efisiensi dan kecepatan komputasi, khususnya pada perangkat mobile. MobileNetV3 merupakan pengembangan dari versi sebelumnya dengan menggabungkan teknik *depthwise separable convolution*, *squeeze-and-excitation*, serta optimasi melalui *Neural Architecture Search* (NAS), sehingga mampu menghasilkan model yang ringan namun tetap memiliki performa klasifikasi yang baik. Arsitektur ini dipilih karena memiliki jumlah parameter yang relatif kecil serta waktu komputasi yang lebih cepat, sehingga sesuai untuk implementasi pada sistem berbasis *Edge-* AI.

Secara umum, arsitektur MobileNetV3 terdiri dari beberapa blok *bottleneck* yang mengombinasikan konvolusi *depthwise* dan *pointwise*, serta menggunakan fungsi aktivasi *h-swish* untuk meningkatkan efisiensi. Proses ekstraksi fitur diakhiri dengan *global average pooling* untuk mereduksi dimensi fitur, yang kemudian dilanjutkan ke *fully connected layer* sebagai tahap klasifikasi. *Output* model menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan probabilitas pada setiap kelas penyakit daun teh, sehingga kelas dengan nilai probabilitas tertinggi ditetapkan sebagai hasil prediksi.

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan *framework* TensorFlow pada *platform* Google Colab dengan memanfaatkan dataset yang telah melalui tahap pra-pemrosesan. Dataset dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian untuk memastikan kemampuan generalisasi model. Konfigurasi pelatihan yang digunakan meliputi epoch sebanyak 100, *batch size* 32, *learning rate* 0,0001, serta *optimizer* Adam. Selain itu, diterapkan teknik *early stopping* untuk menghentikan pelatihan secara otomatis ketika tidak terjadi peningkatan pada *validation loss*, sehingga dapat mencegah *overfitting* dan meningkatkan efisiensi proses *training*.

2.6 Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja model CNN dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada tanaman teh berdasarkan citra daun. Proses ini menggunakan metrik klasifikasi berbasis *confusion matrix*, serta perhitungan *accuracy, precision, recall*, dan *F1-score* secara manual untuk memberikan gambaran performa model secara lebih rinci. Model yang telah melalui proses pelatihan kemudian diuji menggunakan data uji untuk menghasilkan c*onfusion matrix*, yaitu tabel yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah berdasarkan kelas aktual dan kelas hasil prediksi.

2.7 Deployment

Tahap *deployment* merupakan proses implementasi model klasifikasi penyakit daun teh ke dalam aplikasi mobile berbasis Android agar dapat digunakan secara langsung oleh pengguna di lapangan. Model yang telah dilatih menggunakan TensorFlow/Keras terlebih dahulu dikonversi ke format TensorFlow Lite (.tflite) untuk mengurangi ukuran model serta meningkatkan efisiensi komputasi pada perangkat dengan spesifikasi terbatas. Proses ini memungkinkan model dijalankan secara optimal tanpa memerlukan dukungan *Neural Processing Unit* (NPU).

Selanjutnya, model TFLite diintegrasikan ke dalam aplikasi mobile menggunakan *framework* Flutter dengan bahasa pemrograman Dart. Aplikasi dikembangkan dengan pendekatan *Edge*-AI, sehingga seluruh proses klasifikasi dilakukan secara lokal pada perangkat tanpa ketergantungan pada koneksi internet. Citra daun teh yang diperoleh dari kamera atau galeri akan melalui tahap pra-pemrosesan sebelum dilakukan inferensi oleh model. Hasil prediksi yang ditampilkan meliputi jenis penyakit, akurasi, serta informasi tambahan terkait cara penanganan.

Dengan penerapan pendekatan *Edge*-AI, sistem mampu memberikan respon yang cepat dan efisien, serta lebih aman karena data tidak perlu dikirim ke server. Implementasi ini diharapkan dapat menjadi solusi praktis bagi petani dalam mengidentifikasi penyakit daun teh secara *real-time*, sehingga penanganan dapat dilakukan lebih cepat dan tepat.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian klasifikasi citra penyakit daun teh ini menghasilkan model berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNetV3-Small yang dilatih menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan bobot *pretrained* ImageNet. Proses pelatihan dilakukan untuk mengevaluasi performa model dan menentukan *epoch* optimal, dengan metrik evaluasi meliputi *training loss*, *validation loss, accuracy, precision, recall*, dan F1-*score.*

Secara umum, model menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan pada *epoch* awal, dari sekitar 44% hingga mencapai lebih dari 90%, kemudian mengalami *plateau* dengan *validation accuracy* pada kisaran 94%– 97%. Penurunan *training loss* yang konsisten disertai dengan *validation loss* yang stabil menunjukkan bahwa model mampu belajar dengan baik, sebelum akhirnya berpotensi mengalami *overfitting* jika pelatihan dilakukan terlalu lama.

1.1 Analisis Hasil Pelatihan Model

Tabel 1. Hasil Pelatihan Model

Epoch	*Training Loss*	*Validation Loss*	*Accuracy*	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*
1	1.3796	0.9598	0.4400	0.44	0.44	0.44
5	0.4591	0.4221	0.8625	0.86	0.86	0.86

10	0.2603	0.2963	0.9217	0.92	0.92	0.92
20	0.1726	0.2005	0.9483	0.95	0.95	0.95
30	0.1390	0.1653	0.9533	0.95	0.95	0.95
40	0.0993	0.1570	0.9742	0.97	0.97	0.97
50	0.0885	0.1496	0.9708	0.97	0.97	0.97
60	0.0755	0.1409	0.9775	0.98	0.98	0.98
69	0.0712	0.1314	0.9783	0.98	0.98	0.98
84	0.0599	0.1419	0.9783	0.98	0.98	0.98

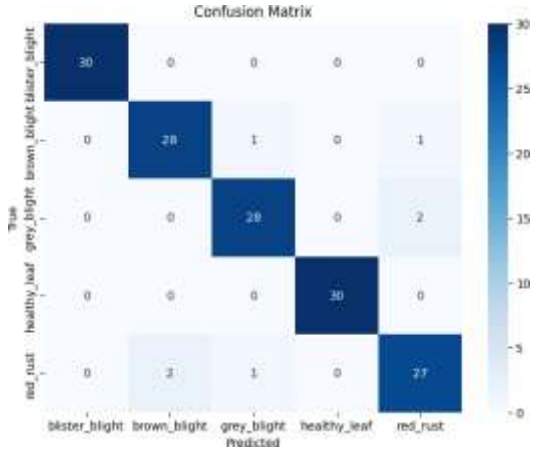
Berdasarkan hasil pelatihan model, pada *epoch* awal performa masih tergolong rendah dengan akurasi sekitar 44% pada *epoch* pertama. Namun, model menunjukkan peningkatan yang signifikan pada beberapa *epoch* berikutnya, di mana akurasi meningkat secara konsisten hingga mencapai lebih dari 90% sebelum *epoch* ke-10. Penurunan *validation loss* juga terjadi secara bertahap, menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan cukup baik sejak tahap awal pelatihan.

Memasuki *epoch* menengah, yaitu sekitar *epoch* ke-30 hingga ke-69, performa model mulai stabil dengan *validation accuracy* berada pada kisaran 94% hingga 97%. Pada tahap ini, *training loss* dan *validation loss* menunjukkan nilai yang relatif rendah dan tidak mengalami perubahan signifikan, yang menandakan bahwa model telah mencapai titik konvergensi. Selain itu, selisih antara *training* dan *validation* juga tidak terlalu besar, sehingga menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan belum mengalami overfitting yang signifikan.

Pada *epoch* selanjutnya, peningkatan performa cenderung stagnan (*plateau*), di mana akurasi tidak mengalami peningkatan yang berarti meskipun pelatihan terus dilakukan. Bahkan, pada beberapa titik terlihat fluktuasi kecil pada *validation loss*, yang mengindikasikan potensi *overfitting* ringan apabila pelatihan diteruskan. Oleh karena itu, penggunaan teknik *early stopping* menjadi penting untuk menghentikan pelatihan secara otomatis ketika performa model tidak lagi mengalami peningkatan.

1.2 Analisis Performa Model Menggunakan *Confusion Matrix*

Confusion matrix pada Gambar 1 memberikan gambaran mengenai performa klasifikasi model terhadap lima kelas daun teh, yaitu blister blight, brown blight, grey blight, healthy leaf, dan red rust. Setiap baris menunjukkan label sebenarnya, sedangkan setiap kolom menunjukkan hasil prediksi model. Nilai yang berada pada diagonal utama menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas.



Gambar 1. *Confusion Matrix*

Berdasarkan hasil tersebut, secara umum model menunjukkan performa yang sangat baik dengan mayoritas nilai terkonsentrasi pada diagonal utama. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mengenali pola visual dari masing-masing kelas dengan baik. Beberapa kelas bahkan menunjukkan hasil klasifikasi sempurna, seperti blister blight dan healthy leaf, yang masing-masing memiliki nilai prediksi benar sebesar 30 dari 30 data. Hal ini menunjukkan bahwa kedua kelas memiliki karakteristik visual yang

cukup jelas dan mudah dibedakan oleh model. Namun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi (*misclassification*) pada beberapa kelas, sebagai berikut:

a. Pada kelas brown blight, terdapat 2 kesalahan prediksi, yaitu masing-masing 1 data diprediksi sebagai grey blight dan 1 data sebagai red rust. Hal ini menunjukkan adanya kemiripan fitur visual antara kelas tersebut.
b. Pada kelas grey blight terdapat 2 kesalahan prediksi yang diklasifikasikan sebagai red rust, yang mengindikasikan bahwa kedua kelas memiliki karakteristik visual yang cukup mirip dalam beberapa kondisi citra.
c. Pada kelas red rust, di mana terdapat 3 data yang salah diklasifikasikan, yaitu 2 data diprediksi sebagai brown blight dan 1 data sebagai grey blight. Hal ini memperkuat indikasi bahwa ketiga kelas tersebut (brown blight, grey blight, dan red rust) memiliki kemiripan visual yang cukup tinggi, baik dari segi warna, tekstur, maupun pola kerusakan pada daun.

Secara keseluruhan, hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar. Kesalahan yang terjadi bersifat minor dan umumnya disebabkan oleh kemiripan visual antar kelas penyakit tertentu. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah cukup baik dalam menangkap fitur utama dari masing-masing kelas, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan, khususnya dalam membedakan kelas yang memiliki karakteristik serupa.

1.3 Evaluasi Performa Model dan Analisis Per Kelas

Berdasarkan hasil evaluasi model MobileNetV3-Small pada data uji, performa klasifikasi penyakit daun teh secara keseluruhan dapat dikategorikan sangat baik. Hal ini ditunjukkan oleh nilai *accuracy* sebesar 95,33% dengan *loss* sebesar 0,1883. Selain itu, rata-rata metrik evaluasi lainnya juga menunjukkan hasil yang konsisten, yaitu *precision* sebesar 0,95, *recall* sebesar 0,95, dan F1-*score* sebesar 0,95. Nilai-nilai tersebut mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan citra daun teh dengan tingkat kesalahan yang rendah serta memiliki keseimbangan yang baik antara ketepatan dan kelengkapan prediksi.

Tabel 2. Evaluasi Performa Model Per Kelas

Class	Precision	Recall	F1-Score	Sampel Uji
blister_blight	1.00	1.00	1.00	30
brown_blight	0.93	0.93	0.93	30
grey_blight	0.93	0.93	0.93	30
healthy_leaf	1.00	1.00	1.00	30
red_rust	0.90	0.90	0.90	30
Average	**0.95**	**0.95**	**0.95**	**150**

Secara per kelas, sebagian besar kategori berhasil dikenali dengan sangat baik. Kelas blister blight dan healthy leaf memperoleh nilai *precision, recall*, dan F1-*score* sempurna yaitu 1.00, yang menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi kedua kelas tersebut tanpa kesalahan pada data uji. Sementara itu, kelas brown blight dan grey blight menunjukkan performa yang stabil dengan nilai F1-*score* sebesar 0.93, yang menandakan bahwa sebagian besar citra pada kelas tersebut berhasil diklasifikasikan dengan benar meskipun masih terdapat sedikit kesalahan.

Di sisi lain, kelas red rust memiliki performa yang relatif lebih rendah dibandingkan kelas lainnya dengan nilai *precision, recall*, dan F1-*score* sebesar 0.90. Hal ini menunjukkan adanya potensi kemiripan fitur visual antara red rust dengan kelas penyakit lainnya, sehingga model mengalami sedikit kesulitan dalam membedakannya secara konsisten. Meskipun demikian, tidak terdapat kelas yang menjadi *bottleneck* signifikan dalam performa model secara keseluruhan. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model yang dikembangkan memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan cukup andal untuk digunakan dalam klasifikasi penyakit daun teh berbasis citra.

1.4 Hasil Inferensi dan Uji Lapangan

Setelah proses pelatihan dan evaluasi model dilakukan pada data uji terkontrol, tahap selanjutnya adalah pengujian model pada kondisi dunia nyata untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan klasifikasi secara langsung. Pengujian ini dilakukan melalui implementasi model ke dalam aplikasi *mobile* berbasis Android menggunakan pendekatan *Edge*-AI. Aplikasi yang dikembangkan memungkinkan pengguna untuk melakukan inferensi secara langsung dengan mengambil gambar melalui kamera atau memilih gambar dari galeri perangkat.

Antarmuka aplikasi dirancang sederhana dan mudah digunakan, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2, Gambar 3 dan Gambar 4. Pengguna dapat memilih sumber gambar, kemudian sistem akan memproses citra menggunakan model TensorFlow Lite dan menampilkan hasil klasifikasi berupa nama penyakit, tingkat akurasi prediksi, serta informasi tambahan seperti penyebab dan cara penanganan. Proses ini dilakukan secara *offline* tanpa koneksi internet, sehingga cocok digunakan di lingkungan perkebunan.



Gambar 2. *Splash Screen*



Gambar 3. *Home Screen*



Gambar 4. *Result Screen*

Tabel 3. Hasil Pengujian Inferensi Aplikasi

No	Jenis Daun (Ground Truth)	Hasil Prediksi	Probabilitas	Keterangan
1	Healthy Leaf	healthy_leaf	98.75%	**Sesuai**
2	Blister Blight	blister_blight	93.85%	**Sesuai**
3	Brown Blight	brown_blight	96.05%	**Sesuai**
4	Grey Blight	grey_blight	96.05%	**Sesuai**
5	Red Rust	red_rust	99.89%	**Sesuai**

Berdasarkan hasil pengujian inferensi yang ditunjukkan pada Tabel 3, model mampu memberikan prediksi dengan tingkat kepercayaan yang tinggi pada setiap sampel uji. Nilai probabilitas prediksi berada pada rentang di atas 93%, bahkan beberapa mencapai lebih dari 98%, seperti pada kelas healthy leaf dan red rust. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola visual daun teh.

Secara umum, model menunjukkan performa yang stabil dan konsisten, terutama pada citra dengan kualitas yang baik dan objek yang jelas. Namun demikian, performa model tetap dipengaruhi oleh kondisi citra seperti pencahayaan, sudut pengambilan, dan kualitas gambar. Pada kondisi tertentu, khususnya pada kelas yang memiliki kemiripan visual seperti brown blight dan grey blight, potensi kesalahan klasifikasi masih dapat terjadi.

Secara keseluruhan, hasil pengujian ini menunjukkan bahwa model MobileNetV3-Small yang diimplementasikan dalam aplikasi mobile mampu bekerja dengan baik dalam kondisi nyata dan memiliki potensi sebagai sistem deteksi dini penyakit daun teh yang praktis, cepat, dan efisien.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi penyakit daun teh menggunakan arsitektur MobileNetV3-Small dengan pendekatan *transfer learning*. Model yang dihasilkan mampu mencapai akurasi sebesar 95,33% dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang konsisten di sekitar 95%, menunjukkan performa klasifikasi yang baik.

Model kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi *mobile* berbasis *Edge*-AI sehingga dapat digunakan secara *offline*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan klasifikasi dengan baik pada kondisi nyata, meskipun performa masih dipengaruhi oleh faktor seperti pencahayaan dan kemiripan visual antar penyakit. Secara keseluruhan, model yang dikembangkan memiliki potensi sebagai solusi deteksi dini penyakit daun teh yang praktis dan efisien.

SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, terdapat beberapa saran untuk pengembangan lebih lanjut. Pertama, untuk meningkatkan akurasi terutama pada kelas yang memiliki kemiripan visual seperti brown blight, grey blight, dan red rust, disarankan menambah jumlah data dengan variasi kondisi nyata, seperti perbedaan pencahayaan, sudut pengambilan, dan kualitas citra, serta menerapkan teknik *augmentasi* data secara lebih optimal. Kedua, penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model dengan melakukan *fine- tuning* lebih lanjut pada arsitektur MobileNetV3-Small atau membandingkannya dengan arsitektur lain untuk meningkatkan performa. Selain itu, pengembangan fitur aplikasi seperti peningkatan kualitas *preprocessing* citra dan penambahan dataset uji lapangan juga dapat dilakukan agar sistem menjadi lebih akurat dan *robust* saat digunakan di kondisi nyata.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Habiburrohman, D., & Sukohar, D. A. (2018). Aktivitas Antioksidan dan Antimikrobial pada Polifenol Teh Hijau. In J Agromedicine Unila | (Vol. 5).

[2] Kompas.com. (2025). Mengembalikan kejayaan industri teh Indonesia. Diakses dari https://agri.kompas.com/read/2025/01/05/153423284/mengembalikan-kejayaan-industri-teh-indonesia

[3] Direktorat Jenderal Perkebunan, *Outlook Komoditas Perkebunan Teh 2024*, Jakarta: Kementerian Pertanian RI, 2024.

[4] Suciani, R., Anugra, D. A., Faisal, E., & Nuswantoro, D. (2025). Deteksi Penyakit Daun Padi Menggunakan Deep Learning dengan Arsitektur CNN Detection Of Rice Leaf Disease Using Deep Learning With CNN Architecture. Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS), 8(5). https://www.kaggle.com/datasets/nirmals

[5] Ristanti Puji Lusyana Elinda. (2024). Analisis dan Perbandingan Arsitektur VGG16 dan MOBILENETV2 untuk Klasifikasi dan Identifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Cabai Menggunakan CNN.

[6] Bourechak, A., Zedadra, O., Kouahla, M. N., Guerrieri, A., Seridi, H., & Fortino, G. (2023). At the Confluence of Artificial Intelligence and Edge Computing in IoT-Based Applications: A Review and New Perspectives. In Sensors (Vol. 23, Issue 3). MDPI. https://doi.org/10.3390/s23031639

[7] Diah, K., Puspita, A., Nilogiri, A., Oktavianto, H., & Jember, M. (2023). Deteksi Penyakit Daun Teh Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN).

[8] Dwijayana Diva Gede, & Wibawa Arta Gede. (2022). Implementasi Transfer Learning Dalam Klasifikasi Penyakit Pada Daun Teh Menggunakan MobileNetV2.

[9] Hardi, N. (2022). Komparasi Algoritma MobileNet Dan Nasnet Mobile Pada Klasifikasi Penyakit Daun Teh. Jurnal Rekayasa Perangkat Lunak, 3(1).

[10] Kurnia Anaga, G., Mahdiyah, U., & Bagus Setiawan, A. (2024). Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Penyakit Teh di PT Perkebunan Nusantara XII Sirah Kencong. In Agustus (Vol. 8). Online.

[11] Hidayat, A., Ernawati, T., Bandung, P. T., Pesantren, J., Utara, K. C., Cimahi, K., & Barat, J. (2024). Metode Klasifikasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Pada Penyakit Daun Teh.