

## Implementasi MobileNetV2 Untuk Pengenalan Presisi Penyakit Daun Kopi Berbasis Citra

Selvi Fitria Anggraini<sup>1\*</sup>, Nur Nafi'iyah<sup>2</sup>, Nur Qomariyah N<sup>3</sup>  
<sup>1,2,3</sup> Teknik Informatika / Sains dan Teknologi / Universitas Islam Lamongan  
\*email : [selvianggraini0712@gmail.com](mailto:selvianggraini0712@gmail.com)

### ABSTRACT

*Coffee is one of Indonesia's leading commodities, playing a vital role in the national economy, providing employment opportunities, and serving as a primary source of income for many farmers. However, coffee productivity is often reduced due to pest and disease attacks, particularly on the leaves, such as coffee leaf rust and red spider mites. These diseases can disrupt photosynthesis, lower plant quality, and even cause plant death if not addressed promptly. Manual identification at the farmer level is often challenging due to limited knowledge and the similarity of visual symptoms between diseases. This study aims to develop an image classification system for detecting healthy leaves, leaf rust, and red spider mite infestations on coffee plants automatically. The method employed is machine learning based on a Convolutional Neural Network architecture using MobileNetV2 and transfer learning. The dataset consists of 501 images of coffee leaves, divided into 456 training data and 45 testing data. The model was trained to distinguish between the three classes, achieving a training accuracy of 64% and a testing accuracy of 56%. The resulting model was then integrated into a web-based application using Streamlit, enabling easy access for farmers and the general public. This system is expected to facilitate early detection of coffee leaf diseases in a faster, more practical, and affordable way, allowing farmers to take timely action before damage spreads. In the long term, this technology is anticipated to support improved coffee plantation productivity in Indonesia.*

**Keywords:** *image classification, coffee leaf, MobileNetV2, transfer learning.*

### ABSTRAK

Kopi merupakan salah satu komoditas utama Indonesia yang berperan penting dalam perekonomian, membuka lapangan kerja, dan menjadi sumber penghasilan bagi banyak petani. Namun, produktivitas kopi sering menurun akibat serangan hama dan penyakit, khususnya pada daun, seperti karat daun dan tungau merah. Kedua penyakit ini dapat mengganggu fotosintesis, menurunkan kualitas tanaman, bahkan menyebabkan kematian jika tidak segera ditangani. Identifikasi manual di tingkat petani sering kali sulit karena keterbatasan pengetahuan dan kemiripan gejala antar penyakit. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi gambar daun kopi untuk mendeteksi kondisi sehat, karat daun, dan tungau merah secara otomatis. Metode yang digunakan adalah pembelajaran mesin berbasis jaringan saraf konvolusional dengan arsitektur MobileNetV2 dan teknik transfer learning. Dataset terdiri dari 501 gambar daun kopi yang dibagi menjadi 456 data latih dan 45 data uji. Model dilatih untuk membedakan tiga kelas tersebut, menghasilkan akurasi pelatihan sebesar 64% dan akurasi pengujian sebesar 56%. Model yang dihasilkan kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi web menggunakan Streamlit agar mudah diakses oleh petani dan pengguna umum. Dengan sistem ini, diharapkan proses deteksi dini penyakit daun kopi menjadi lebih cepat, praktis, dan terjangkau, sehingga dapat membantu petani mengambil tindakan tepat sebelum kerusakan meluas. Teknologi ini diharapkan turut mendukung peningkatan produktivitas perkebunan kopi di Indonesia.

**Kata kunci:** klasifikasi gambar, daun kopi, MobileNetV2, transfer learning.



## PENDAHULUAN

Kopi merupakan komoditas penting, namun produktivitasnya terganggu oleh penyakit atau hama daun seperti *rust* dan *red spider mite*. Pengelolaan penyakit daun kopi kurang ideal karena kurangnya pemahaman dan informasi tentang tanaman kopi. Dampak tersebut dapat mempercepat penyebaran penyakit menyebabkan tanaman kopi mati dan kualitas kopi menurun [1]. Untuk membantu petani meningkatkan kuantitas dan kualitas kopi yang dihasilkan, diperlukan teknik tertentu untuk mendeteksi penyakit daun kopi. Karena itu, teknologi deteksi otomatis menggunakan citra dan algoritma *machine learning* memberikan potensi besar untuk mendeteksi hama daun kopi lebih akurat [2]. Model CNN ringan seperti MobileNetV2 cocok untuk perangkat dengan sumber daya terbatas dan mendukung transfer learning sehingga efektif pada dataset terbatas. MobileNetV2 dirancang untuk menghasilkan model klasifikasi visual dengan kompleksitas rendah namun memiliki performa yang kompetitif [3].

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang telah melakukan pengkajian tentang hal serupa. Dari penelitian oleh Irfansyah dengan judul “Arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi”. Penelitian ini mengembangkan program berbasis MATLAB yang mengimplementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur AlexNet. 300 titik data dalam kumpulan data dipisahkan menjadi tiga kelas: tungau laba-laba merah, karat, dan kesehatan. 260 titik data digunakan dalam proses pelatihan, menghasilkan akurasi 69,44–80,56 persen. 40 data digunakan dalam langkah evaluasi jaringan, menghasilkan akurasi 81,6%. [4].

Penelitian oleh Arafat dengan judul “Pemodelan Klasifikasi Penyakit Daun Tembakau Dengan Arsitektur MobileNetV2”. Dataset yang digunakan terdiri dari 120 gambar daun tembakau yang diklasifikasikan ke dalam empat kategori penyakit, yaitu Patik Daun, Daun Keriting, Layu, dan Lanas. Model dilatih selama 40 epoch dan mencapai akurasi tertinggi sebesar 95,83% dengan loss 0,2505, menunjukkan performa yang stabil tanpa overfitting [5].

Kemudian penelitian oleh Adis Prima Aryaputra yang berjudul “Klasifikasi Daun Tomat Menggunakan Algoritma CNN MobileNetV2”. Hasil menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 88%, dengan performa terbaik pada kelas *yellow leaf curl virus dan bacterial spot* (>95%), namun menunjukkan performa rendah pada kelas *early blight* (60%) akibat kemiripan gejala. Untuk meningkatkan akurasi, disarankan melakukan *fine-tuning* model dan augmentasi data [6].

Penelitian terbaru oleh Kencana dengan judul “Implementasi *Transfer Learning* Untuk Klasifikasi Jenis Ras Ayam Menggunakan Arsitektur MobileNetV2”. Penelitian ini menggunakan model MobileNetV2 berbasis *transfer learning* untuk klasifikasi 12 ras ayam dari dataset yang berjumlah 1.800 gambar. Dengan proses augmentasi data dan fine-tuning, model mencapai akurasi sekitar 95% dan loss 0,378, menunjukkan performa yang tinggi dan efisien dalam pengenalan rasa ayam [7].

Di sisi lain, arsitektur MobileNetV2 telah banyak digunakan pada domain daun selain kopi dengan hasil kuat, tetapi perbedaan karakteristik visual antar-tanaman (*domain shift*) membuat temuan tersebut tidak otomatis berlaku pada daun kopi. Penelitian ini memfokuskan pada klasifikasi tiga kelas kondisi daun kopi (*healthy, rust, red spider mite*) menggunakan MobileNetV2 sebagai *feature extraction (transfer learning)* pada dataset seimbang 501 citra (167/kelas) yang dibagi menjadi 456 data latih dan 45 data uji, dengan

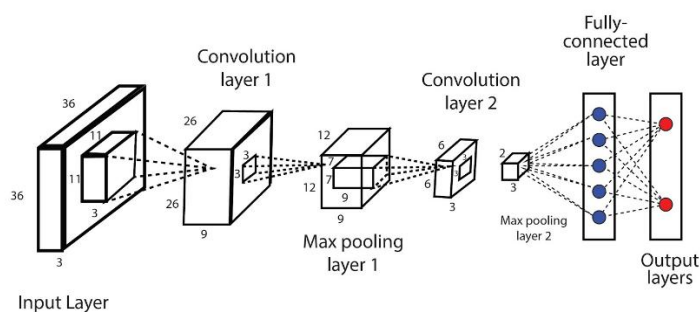
input size  $224 \times 224$  dan *pipeline* evaluasi berbasis *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta *confusion matrix*. Pendekatan ini dipilih untuk mengeksplor model ringan yang hemat komputasi namun tetap representatif, sekaligus dievaluasi pada kelas-kelas yang secara visual sulit dibedakan.

Deteksi dini penyakit daun kopi krusial untuk mencegah penurunan produktivitas; kesalahan identifikasi pada fase awal berisiko memperluas sebaran penyakit dan menaikkan biaya penanganan. Oleh karena itu, studi ini bertujuan untuk merancang model klasifikasi daun kopi berbasis MobileNetV2 dengan *head* klasifikasi ringan, mengevaluasi kinerja pada data uji menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* serta mengkaji pola kesalahan via *confusion matrix*, dan mengimplementasikan model dalam aplikasi web sederhana.

Kontribusi atau kebaruan penelitian ini adalah penyusunan *baseline* klasifikasi tiga kelas kondisi daun kopi (*healthy*, *rust*, dan *spider mite*) berbasis MobileNetV2 dengan *transfer learning* pada dataset seimbang 501 citra (167 setiap kategori), perancangan *pipeline* ringan yang dapat direplikasi dan diintegrasikan ke prototipe web *Streamlit* yang konsisten dengan alur pra proses-inferensi, serta evaluasi setiap kelas yang eksplisit (*accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-Score*, *confusion matrix*) untuk mengungkap pola kekeliruan terutama antara *rust* dan *red spider mite*, sehingga menyediakan fondasi terstandar bagi pengembangan lanjutan melalui augmentasi warna atau tekstur dan *fine-tuning* bertahap.

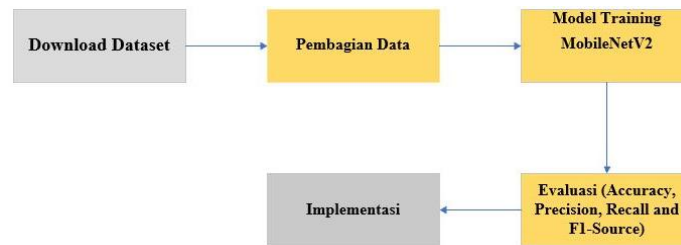
## METODE

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra daun kopi ke dalam tiga kategori, yaitu *healthy*, *rust* dan *red spider mite*, menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur model MobileNetV2. *Convolutional Neural Network* (CNN) dikategorikan sebagai jaringan saraf dalam (*deep neural network*) karena memiliki banyak lapisan tersembunyi yang menyaring informasi dari citra input secara bertahap [8]. Terdapat ilustrasi gambar 1 yang merupakan arsitektur CNN.



Gambar 1. Arsitektur CNN

Pada gambar 1 Terlihat bahwa setiap proses dalam CNN berjalan dengan bertahap, mulai dari input gambar, ekstraksi fitur dengan konvolusi, mengurangi dimensi untuk menyederhanakan data dan mengurangi kompleksitas gambar. Proses penelitian dimulai dengan mengunduh dataset citra daun kopi dari platform daring Mendeley Data, yang telah dikategorikan dalam beberapa tingkat keparahan penyakit. Namun, dalam penelitian ini hanya menggunakan tiga kelas utama dalam objek klasifikasi. Tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Alur Penelitian

### Pengumpulan Dataset

Dataset citra daun kopi diperoleh dari dataset terbuka di platform Mendeley Data, yang sebelumnya digunakan dalam penelitian Irfansyah [4]. Dataset ini berisi 1.560 citra daun kopi yang telah diklasifikasikan ke dalam enam kelas berdasarkan kondisi daun, dari enam kelas hama pada daun tanaman kopi yang berbeda, diantaranya “*healthy, rust level 1, rust level 2, rust level 3, rust level 4 dan red spider mite*”.

### Pembagian Dataset

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan tiga kelas untuk kebutuhan klasifikasi, yakni satu kelas daun sehat (*healthy*) dan dua kelas daun yang mengalami gangguan, yaitu *rust* (daun infeksi karat daun) serta *red spider mite*. Dataset ini kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih sebanyak 456 gambar (80%) dan data uji sebanyak 45 gambar (20%), pembagian ini membantu mengukur kemampuan generalisasi model pada data baru. Pembagian jumlah gambar bisa dilihat pada tabel 1.

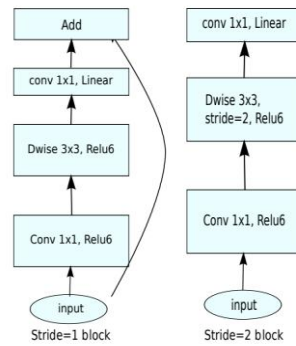
Tabel 1. Pembagian Dataset

No.	Kelas	Data Latih	Data Uji
1.	Healthy	152	15
2.	Rust level 1	152	15
3.	Red spider mite	152	15
Total		456	45

Pada tabel 1 menunjukkan setiap kelas terdiri dari 152 citra yang digunakan sebagai data latih dan 15 citra yang digunakan sebagai data uji. Total keseluruhan sebanyak 456 data latih dan 45 data uji, dataset ini dirancang untuk memberikan proporsi data yang cukup dalam membangun serta mengukur kinerja model *Convolutional Neural Network* (CNN).

### Pelatihan Model MobileNetV2

Arsitektur MobileNetV2 digunakan sebagai model dasar untuk membangun sistem klasifikasi citra daun tanaman kopi. MobileNetV2 mengintegrasikan kemacetan linier, koneksi pintar antar kemacetan, konvolusi mendalam, dan konvolusi titik [9]. Model ini memanfaatkan pendekatan *transfer learning*, ini melakukan modifikasi dan mengupdate parameter pada network, metode pembelajaran yang memanfaatkan model yang telah dilatih sebelumnya (*pre-trained model*) yang telah dilatih sebelumnya pada dataset Alexnet digunakan sebagai model dasar. Arsitektur ini sudah mengenali fitur-fitur berupa tekstur, bentuk, dan warna [8]. Terdapat ilustrasi gambar arsitektur MobileNetV2 pada gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur MobileNetV2

Pada Gambar 3 dijelaskan lapisan awal dan tengah dari jaringan bertugas untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra masukan, sementara lapisan akhir berfungsi sebagai penghubung yang memetakan fitur yang telah dipelajari menjadi label kelas [10]. Pada pendekatan ini, lapisan awal hingga menengah dari MobileNetV2 dimanfaatkan sebagai lapisan ekstraksi fitur. Lapisan-lapisan ini sudah terlatih untuk mengenali pola visual umum seperti garis tepi, tekstur, hingga bentuk objek. Sehingga dapat digunakan kembali untuk mengekstraksi fitur penting dari citra daun kopi. Pada penelitian ini menggunakan resolusi input dengan ukuran 224 x 224 piksel.

**Evaluasi Performa Model**

Untuk mengevaluasi model, matriks yang digunakan adalah *accuracy* untuk persentase prediksi benar dari total prediksi [10]. Rumus untuk menghitung akurasi ditunjukkan pada persamaan (1).

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

Persamaan (1). Rumus Akurasi (*Accuracy*)

Kemudian presisi (*precision*) yang berguna untuk mengukur seberapa tetap model dalam memprediksi kelas positif [10]. Rumusnya ditunjukkan pada persamaan (2).

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

Persamaan (2). Rumus Presisi (*Precision*)

Selanjutnya *Recall* berguna untuk mengukur seberapa banyak data positif yang berhasil ditangkap model [10]. *Recall* dapat mengukur seberapa baik model dalam mengidentifikasi semua sampel yang positif. *Recall* yang nilai tertinggi menunjukkan model mampu menangkap sebagian besar data positif. Rumus menghitung *recall* pada persamaan (3).

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

Persamaan (3). Rumus *Recall*

Terakhir, *F1-score* yang mengukur keseimbangan antara *precision* dan *recall*, dan *Confusion Matrix* digunakan untuk melihat jumlah prediksi benar atau salah di masing-masing kelas [10]. *F1-Score* sangat berguna ketika terdapat ketidakseimbangan kelas, karena mempertimbangkan baik *false positives* maupun *false negatives*. Rumus untuk menghitung *F1-score* ditunjukkan pada persamaan (4).

$$F1 - score = \frac{2 \times Presisi \times Recall}{Presisi + Recall}$$

Persamaan (4). Rumus *F1-score*

Pada evaluasi model CNN, pemilihan evaluasi metrik harus disesuaikan dengan tujuan tugas dan karakteristik data. Pada klasifikasi gambar, kombinasi metrik yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-Score* yang sering digunakan.

### Implementasi

Penerapan metode MobileNetV2 selanjutnya, yaitu model MobileNetV2 yang sudah terlatih diekspor dalam format .h5, sehingga dapat dimuat ulang tanpa pelatihan ulang saat digunakan di tahap implementasi aplikasi. Model MobileNetV2 ini kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan framework Streamlit, yang kemungkinan pengguna mengunggah gambar permukaan jalan dan mendapatkan hasil klasifikasi secara otomatis. Aplikasi ini bertujuan untuk mempermudah deteksi daun kopi yang terinfeksi atau tidak.

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penerapan dimulai dari kinerja model berdasarkan skenario pelatihan yang telah ditetapkan. Analisis mencakup evaluasi terhadap kekuatan dan kelemahan model, penjelasan pola kesalahan klasifikasi yang muncul pada confusion matrix, serta implikasi praktis penggunaan MobileNetV2 untuk deteksi dini penyakit daun kopi.

#### Hasil CNN Model MobileNetV2

Pemodelan dilakukan dengan bahasa pemrograman *Python* serta memanfaatkan *library machine learning TensorFlow* dan *Keras*. Arsitektur yang digunakan MobileNetV2 berbasis *transfer learning*, diakhiri dengan blok klasifikasi. *Optimizer Adam* digunakan dengan *learning rate* 0,01. Terdapat arsitektur yang telah dirancang dapat dilihat pada gambar 4.

Model: "sequential"

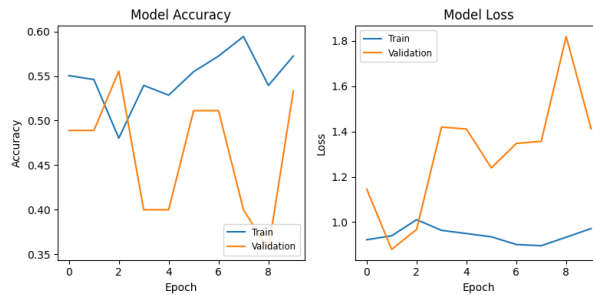
Layer (type)	Output Shape	Param #
mobilenetv2_1.00_224 (Functional)	(None, 7, 7, 1280)	2,257,984
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1280)	0
batch_normalization (BatchNormalization)	(None, 1280)	5,120
dense (Dense)	(None, 128)	163,968
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
batch_normalization_1 (BatchNormalization)	(None, 128)	512
dense_1 (Dense)	(None, 64)	8,256
dropout_1 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_2 (Dense)	(None, 3)	195

Total params: 2,436,035 (9.29 MB)  
 Trainable params: 175,235 (684.51 KB)  
 Non-trainable params: 2,260,800 (8.62 MB)

Gambar 4. Ringkasan Arsitektur Model MobileNetV2

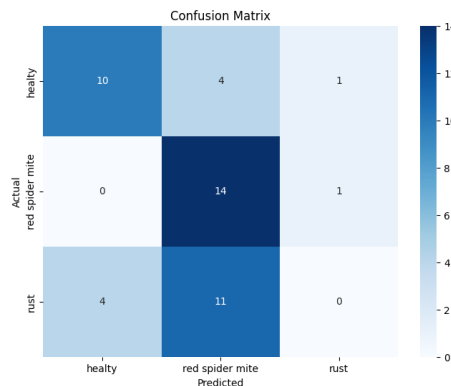
Pada gambar 4 menunjukkan arsitektur Model CNN MobileNetV2 sebagai *feature extractor* dengan output (7, 7, 1280) dan seluruh parameternya dibekukan agar tidak dilatih ulang. *Output* dari MobileNetV2 diratakan menggunakan *GlobalAveragePooling2D*, kemudian dinormalisasi melalui *Batch Normalization*, dan *dropout* 30% untuk mencegah *overfitting*. *Output* model terdiri dari tiga neuron dengan aktivasi *softmax* untuk klasifikasi tiga kelas.

**Hasil Training Batch Size 4 Epoch 10**



Gambar 5. Grafik Training Model Batch Size 4 Epoch 10

Dari gambar 5 menunjukkan grafik akurasi dan *loss* dari *training* dengan ukuran *batch size* 4 dari 10 *epoch*. Pada grafik akurasi (*Model Accuracy*), terlihat bahwa nilai akurasi pada data latih dan data validasi dari *epoch* 0 hingga *epoch* 9 akurasi data latih menunjukkan tren yang cenderung meningkat secara perlahan. Hasil *Confusion Matrix* dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Confusion Matrnx Batch Size 4 Epoch 10

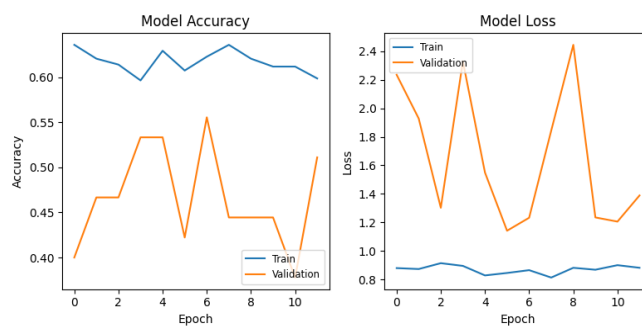
Pada gambar 5 menunjukkan baik meskipun model bisa mengklasifikasikan beberapa gambar dengan benar, masih terdapat cukup banyak kesalahan terutama dalam membedakan antara jenis penyakit daun. Kelas (red spider mite) memiliki akurasi tertinggi, tetapi kelas rust masih mengalami kesalahan klasifikasi yang cukup besar yang seluruhnya gagal dikenali dengan benar. Pada tabel 2 menunjukkan hasil perhitungan evaluasi berdasarkan rumus.

Tabel 2. Perhitungan *Confusion Matrix Batch Size 4 Epoch 10*

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
Healthy	10/14 = 71,43%	10/15 = 66,67%	68,97%	
Red Spider Mite	14/29 = 48,28%	14/15 = 93,33%	63,57%	24/45 = 53,33%
Rust	0/2 = 0%	0/15 = 0%	0%	

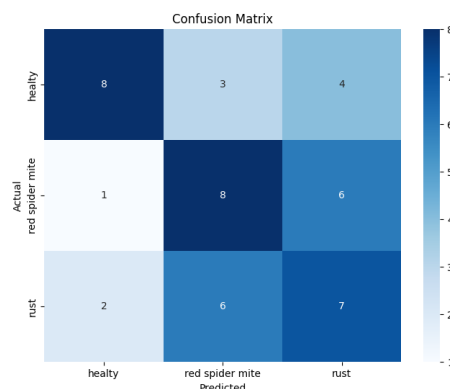
Pada tabel 2 menunjukkan bahwa model cenderung kepada kelas red spider mite dan memiliki kelemahan mendasar dalam membedakan kelas rust.

**Hasil Training Batch Size 4 Epoch 12**



Gambar 6. Grafik *Training Batch Size 4 Epoch 12*

Grafik pada gambar 6 menunjukkan bahwa akurasi data latih yang cukup stabil dengan nilai berkisar antara 60% hingga 65%. Artinya, model mampu mengenali pola dalam data pelatihan secara konsisten. Berdasarkan *confusion matrix* yang ditunjukkan pada Gambar 7, bahwa model mampu mengklasifikasikan kelas *healthy* dengan sangat baik,



Gambar 7. *Confusion Matrix Batch Size 4 Epoch 12*

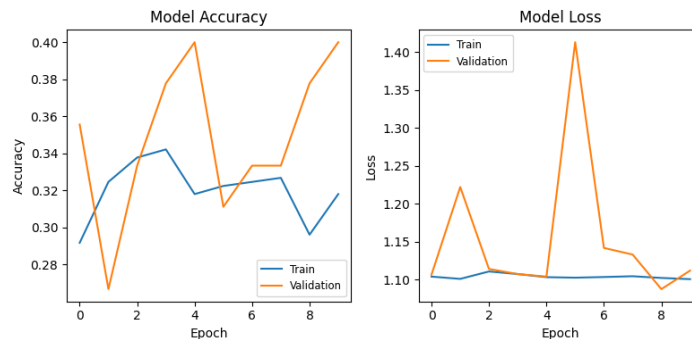
Pada Gambar 7 untuk kelas *red spider mite* dari 15 gambar, model mampu mengklasifikasikan 8 gambar dengan benar, namun salah terhadap 1 gambar sebagai *healthy* dan 6 gambar sebagai *rust*. Sementara itu pada kelas *rust*, model berhasil mengklasifikasikan 7 gambar dengan benar, namun salah terhadap 2 gambar sebagai *healthy* dan 6 gambar sebagai *red spider mite*. Dari keseluruhan, performa model masih belum optimal. Tabel 3 menunjukkan hasil perhitungan evaluasi berdasarkan rumus.

Tabel 3. Perhitungan *Confusion Matrix Batch Size 4 Epoch 12*

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
Healthy	8/11 = 72,73%	8/15 = 53,33%	61,39%	
Red Spider Mite	8/17 = 47,06%	8/15 = 53,33%	50,00%	23/45 = 51.11%
Rust	7/17 = 41,18%	7/15 = 46,67%	43,71%	

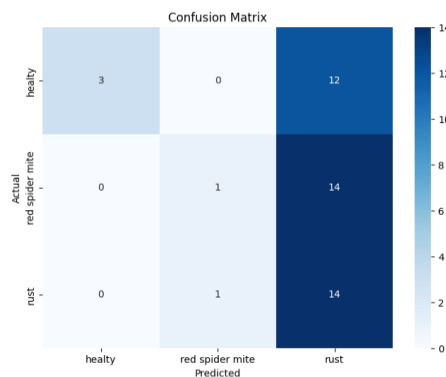
Pada tabel 3 model menunjukkan hasil yang baik dalam mengenali kelas healthy dengan 8 gambar diklasifikasikan secara benar (TP = 8), sementara 3 gambar healthy diklasifikasikan sebagai rust dan red spider mite (FP = 4), dan terdapat 7 gambar dari kelas lain yang diklasifikasikan ke kelas rust dan red spider mite (FP = 7).

### Hasil Training Batch Size 2 Epoch 10



Gambar 8. Grafik *Training Model Batch Size 2 Epoch 10*

Gambar 8 terlihat bahwa model mengalami peningkatan secara perlahan dari sekitar 29% hingga mendekati 34% pada *epoch* ke-3 dan ke-4, lalu mengalami fluktuasi pada *epoch-epoch* berikutnya. Dari *confusion matrix* yang ditampilkan pada Gambar 9 menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasi 3 gambar healthy dengan benar,



Gambar 9. *Confusion Matrix Batch Size 2 Epoch 10*

Pada Gambar 9 terdapat 12 gambar salah diklasifikasikan sebagai kelas *rust* dan 1 data diklasifikasikan sebagai *rust*. Ini mengindikasikan bahwa model hamper tidak bisa membedakan daun yang terinfeksi tungau merah dari daun yang terkena karat. Sedangkan tidak ada gambar *healthy* yang diklasifikasikan sebagai kelas *red spider mite*. Terdapat hasil perhitungan evaluasi matriks berdasarkan rumus pada tabel 4.

Tabel 4. Perhitungan *Confusion Matrix* Dengan *Batch Size 2 Epoch 10*

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
Healthy	3/3 = 100%	3/15 = 20,00%	33,33%	
Red Spider Mite	1/2 = 50,00%	1/15 = 6,67%	11,76%	18/45 = 40,00%
Rust	14/40 = 35,00%	14/15 = 93,33%	50,52%	

Pada tabel 4 untuk kelas *healthy*, mampu mengklasifikasikan 3 gambar dengan benar (TP = 3), sementara 12 gambar salah diklasifikasikan sebagai *rust* (FN = 12), dan tidak ada kelas *healthy* yang salah diklasifikasikan sebagai *red spider mite* (FP = 0).

### Hasil Akurasi Training MobileNetV2

Pada tahap pelatihan, konfigurasi batch size 4 dengan 10 epoch menunjukkan akurasi pelatihan yang meningkat stabil dari sekitar 55% hingga 59%, namun akurasi validasi berfluktuasi tajam hingga turun ke 38% dan loss validasi tidak stabil, mengindikasikan overfitting. Konfigurasi batch size 4 dengan 12 epoch memberikan performa lebih konsisten, dengan akurasi pelatihan stabil di kisaran 60–64% dan akurasi validasi 40–55% yang masih dapat diterima, sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik. Sementara itu, pada batch size 2 dengan 10 epoch, akurasi pelatihan rendah (29–34%) dan akurasi validasi fluktuatif dengan nilai yang secara keseluruhan rendah, serta loss validasi mengalami lonjakan signifikan. Secara keseluruhan, akurasi pelatihan tertinggi yang dicapai adalah 64% pada konfigurasi batch size 4 dengan 12 epoch, sementara batch size kecil cenderung menghasilkan performa dan stabilitas yang lebih rendah. Terdapat rangkuman tabel dari hasil pelatihan pada tabel 5.

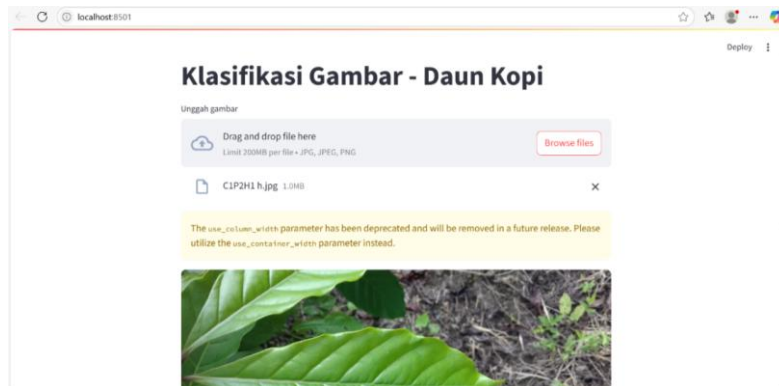
Tabel 5. Hasil Pelatihan

ID	Epoch	Minibatch	Learning Rate	Akurasi
PL01	10	2	0,01	53,3%
PL02	12	2	0,01	51,1%
PL03	10	4	0,01	40,0%

Pada tabel 5 mengindikasikan bahwa MobileNetV2 efektif dalam mengenali pola dari data pelatihan, namun belum optimal dalam memproses data validasi yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Setelah model klasifikasi yang optimal diperoleh melalui pelatihan dan evaluasi, model tersebut disimpan dalam format .h5 agar dapat digunakan kembali tanpa pelatihan ulang. Model ini kemudian diimplementasikan pada tahap pengembangan aplikasi berbasis web menggunakan framework Streamlit. Melalui aplikasi ini, pengguna cukup mengunggah gambar daun kopi untuk mendapatkan hasil klasifikasi secara langsung. Penerapan model CNN MobileNetV2 dalam bentuk aplikasi ini memungkinkan deteksi penyakit daun kopi

dilakukan secara otomatis, cepat, dan efisien, sehingga bermanfaat bagi pengguna umum maupun pihak terkait di lapangan. Tampilan web terdapat pada gambar 10.



Gambar 10. Antarmuka Website Streamlit

Antarmuka pada Gambar 10 memiliki fitur unggah gambar yang memungkinkan pengguna memilih file berformat JPG, JPEG, atau PNG dengan ukuran maksimal 200MB. pratinjau gambar langsung ditampilkan untuk diklasifikasikan oleh model. Terdapat juga peringatan dari *Streamlit* terkait penggunaan parameter *use\_column\_width* yang sudah usang, dan disarankan diganti dengan *use\_container\_width*.

Penelitian ini memiliki perbedaan mendasar dengan studi Irfansyah yang menggunakan arsitektur *AlexNet* di *MATLAB* dengan dataset *ReCole* Berjumlah 300 citra (tiga kelas: *healthy*, *rust*, dan *red spider mite*) dan mencapai akurasi validasi 81,6%, namun tanpa penjelasan mengenai *batch normalization* atau proses augmentasi [4]. Sementara itu, penelitian ini menerapkan arsitektur *MobileNetV2* berbasis *transfer learning* di *TensorFlow* atau *Keras* dengan 501 citra yang dibagi merata ke tiga kelas, menggunakan *global average pooling*, *dense layer*, aktivasi *softmax*, *dropout* 0,3, serta *optimizer Adam* (*learning rate* 0,01) untuk mencegah *overfitting*. Resolusi input disesuaikan dengan standar *MobileNetV2* (224×224 piksel).

Kontribusi utama studi ini adalah *baseline MobileNetV2* tiga kelas pada daun kopi yang dianalisis per kelas (*via confusion matrix*) dan dioperasikan dalam prototipe antarmuka web. Perbedaan dengan studi terdahulu menunjukkan apa yang diperlukan untuk menutup gap kinerja seperti *fine-tuning* bertahap dan augmentasi yang konsisten. Temuan berbeda (misalnya *recall rust* yang sangat rendah di satu skenario) justru bernilai diagnostik menunjukkan area paling krusial untuk perbaikan yang terarah.

## KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa klasifikasi penyakit daun kopi menggunakan CNN *MobileNetV2* berhasil membedakan tiga kelas (*healthy*, *rust*, *red spider mite*) dan diimplementasikan sebagai aplikasi web berbasis *Streamlit*. Model dilatih di *Colab* dengan *Python* atau *TensorFlow* pada 456 data latih dan 45 data uji, dengan akurasi pelatihan tertinggi 64% dan akurasi uji 56%, paling akurat untuk kelas *healthy* namun masih sering tertukar antara *rust* dan *red spider mite*. Dengan demikian model berguna untuk deteksi awal tetapi masih memerlukan peningkatan. Untuk penelitian lanjutan disarankan memperluas data lapangan dan menerapkan augmentasi yang lebih kaya (khususnya variasi warna atau tekstur), melakukan *fine-tuning* bertahap pada *MobileNetV2* dengan laju belajar lebih rendah serta mempertimbangkan *class weights* atau *focal loss*, menerapkan evaluasi yang lebih

ketat melalui *k-fold cross-validation* dengan *hold-out test set* terpisah dan pelaporan metrik yang lebih informatif (*macro-F1*, *balanced accuracy*), menambahkan analisis interpretabilitas (mis. Grad-CAM) untuk memetakan area citra yang dipakai model serta menguji model *in-the-wild* dan mengoptimalkan *deployment* agar andal di perangkat sumber daya terbatas.

### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan apresiasi kepada reviewer atas saran dan koreksi yang membantu penyempurnaan naskah. Terima kasih juga kepada rekan-rekan mahasiswa yang memberikan dukungan dalam *support system* selama proses penelitian dan implementasi. Penulis mengakui pemanfaatan ekosistem perangkat lunak sumber terbuka khususnya *TensorFlow* atau *Keras*, *Streamlit*, dan *Google Colab* serta dataset terbuka yang relevan, yang sangat menunjang replikasi dan efisiensi kerja. Dukungan fasilitas akademik dari Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Lamongan turut berkontribusi pada kelancaran riset ini.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. da S. Soares, B. S. Vieira, T. A. Bezerra, G. D. Martins, and A. C. S. Siquieroli, "Early Detection of Coffee Leaf Rust Caused by *Hemileia vastatrix* Using Multispectral Images," *Agronomy*, vol. 12, no. 12, 2022, doi: 10.3390/agronomy12122911.
- [2] Y. AUFAR and T. P. Kaloka, "Robusta coffee leaf diseases detection based on MobileNetV2 model," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 12, no. 6, pp. 6675–6683, 2022, doi: 10.11591/ijece.v12i6.pp6675-6683.
- [3] R. J. Hendri Butar-Butar and N. L. Marpaung, "Deep Learning untuk Identifikasi Daun Tanaman Obat Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 142–148, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5217.
- [4] D. Irfansyah *et al.*, "Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi," vol. 6, no. 2, 2021.
- [5] F. A. Arafat, D. P. Pamungkas, and P. Kasih, "Pemodelan Klasifikasi Penyakit Daun Tembakau Dengan Arsitektur MobileNetV2," *Pros. SEMNAS INOTEK*, vol. 9, pp. 75–83, 2025.
- [6] A. S. Adis Prima Aryaputra, Danang Wahyu Widodo, "Klasifikasi Penyakit Daun Tomat Menggunakan," *Pros. SEMNAS INOTEK (Seminar Nas. Inov. Teknol.)*, vol. 9, pp. 102–108, 2025.
- [7] N. wangsa Kencana, R. Umar, and Murinto, "Implementasi Transfer Learning Untuk Klasifikasi Jenis Ras Ayam Menggunakan Arsitektur MobileNetV2," *J. Inform. Polinema*, vol. 11, pp. 147–154, 2025.
- [8] A. E. Wijaya, W. Swastika, and O. H. Kelana, "IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING PADA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK DIAGNOSIS COVID-19 DAN PNEUMONIA PADA CITRA X-RAY," 2021.
- [9] A. Nada Nafisa, E. Nia Devina Br Purba, F. Aulia Alfarisi Harahap, N. Adawiyah Putri, I. Komputer, and F. Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur Model MobileNetV2 dalam Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Glioma, Pituitary dan Meningioma," 2023.
- [10] O. Virgantara Putra, M. Zaim Mustaqim, D. Muriatmoko, J. Teknik Informatika, and F. Sains dan Teknologi, "Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit dan Hama Padi Menggunakan MobileNetV2 Transfer Learning for Rice Disease and Pest Classification using MobileNetV2," 2023.