

## **Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat dan Cabai Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2 dengan Visualisasi Grad-CAM**

**Ahmad Robi Faro'id <sup>1</sup>, Agustin Maulidiah <sup>2</sup>, Dea Angelina <sup>3</sup>, Moch. Raditya Priyo Pambudi <sup>4</sup>**

Program Studi Informatika, Universitas Jember, Indonesia <sup>1</sup>

Program Studi Agroteknologi, Universitas Jember, Indonesia <sup>2</sup>

Program Studi Agribisnis, Universitas Jember, Indonesia <sup>3,4</sup>

Corresponding Author: [rrobbyxx@gmail.com](mailto:rrobbyxx@gmail.com)<sup>1\*</sup>

### **Info Artikel**

**Submitted:** 31 Mei 2026

**Revised :** 03 Juni 2026

**Accepted:** 14 Juni 2026

**Published:** 26 Juni 2026

**Keywords:** Plant Disease Classification, Transfer Learning, Mobilenetv2, Grad-CAM, Deep Learning

**Kata Kunci:** Klasifikasi Penyakit Tanaman, Transfer Learning, Mobilenetv2, Grad-CAM, Deep Learning

### **Abstract**

*Plant disease is a major factor in the decline of tomato and chili yields in Indonesia. Early manual detection requires specialized expertise and is time-consuming. This study proposes a deep learning-based plant disease classification system using the MobileNetV2 architecture with a transfer learning approach. The PlantVillage dataset, consisting of 20,638 leaf images with 15 classes, was used as training data. The model was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. Grad-CAM visualization was applied to interpret the model's focus areas in decision-making. Experimental results showed an accuracy of 89.93% on the test data with an average weighted F1-score of 0.90. Grad-CAM visualization proved the model accurately identified infected areas. Testing on real-world images demonstrated the model's capabilities in real-world conditions.*

### **Abstrak**

Penyakit tanaman merupakan salah satu faktor utama penurunan hasil pertanian pada komoditas tomat dan cabai di Indonesia. Deteksi dini secara manual memerlukan keahlian khusus dan waktu yang lama. Penelitian ini mengusulkan sistem klasifikasi penyakit tanaman berbasis deep learning menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning. Dataset PlantVillage yang terdiri dari 20.638 gambar daun dengan 15 kelas digunakan sebagai data pelatihan. Model dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Visualisasi Grad-CAM diterapkan untuk menginterpretasikan area fokus model dalam pengambilan keputusan. Hasil eksperimen menunjukkan akurasi sebesar 89,93% pada data uji dengan rata-rata weighted F1-score sebesar 0,90. Visualisasi Grad-CAM membuktikan model mengidentifikasi area terinfeksi secara akurat. Pengujian pada gambar nyata menunjukkan kemampuan model dalam kondisi dunia nyata.



*This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).*

**Publisher:** Lembaga Penerbit Penelitian Nusantara

## **Pendahuluan**

Sektor pertanian memegang peranan penting dalam perekonomian Indonesia, khususnya komoditas hortikultura seperti tomat (*Solanum lycopersicum*) dan cabai (*Capsicum annum*). Kedua komoditas ini memiliki nilai ekonomi tinggi namun rentan terhadap berbagai penyakit yang dapat

menyebabkan penurunan hasil panen hingga 40-60% apabila tidak ditangani secara cepat dan tepat (Oerke, 2006). Deteksi penyakit secara konvensional yang mengandalkan pengamatan visual oleh tenaga ahli memiliki keterbatasan dari sisi skalabilitas dan kecepatan, terutama di daerah terpencil yang minim tenaga ahli pertanian.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya deep learning dan computer vision, membuka peluang baru dalam otomatisasi deteksi penyakit tanaman. Convolutional Neural Network (CNN) terbukti efektif dalam tugas klasifikasi gambar, termasuk identifikasi penyakit pada daun tanaman (Mohanty et al., 2016). Penelitian ini menawarkan solusi berupa sistem klasifikasi berbasis transfer learning menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang efisien secara komputasi, dilengkapi visualisasi Grad-CAM untuk interpretabilitas model.

Beberapa penelitian terkait telah dilakukan sebelumnya. Mohanty et al. (2016) menggunakan AlexNet dan GoogLeNet pada dataset PlantVillage dan mencapai akurasi hingga 99,35% dalam kondisi terkontrol, namun performa menurun signifikan pada kondisi lapangan nyata. Ferentinos (2018) mengevaluasi berbagai arsitektur CNN untuk deteksi penyakit tanaman dan menyimpulkan bahwa model yang lebih dalam tidak selalu menghasilkan akurasi lebih baik. Tm et al. (2018) menerapkan transfer learning dengan VGG16 untuk klasifikasi penyakit tomat dan mencapai akurasi 91,2%. Brahimi et al. (2019) menggunakan teknik augmentasi data yang agresif untuk meningkatkan generalisasi model CNN pada dataset penyakit tomat. Agarwal et al. (2020) mengembangkan aplikasi mobile untuk deteksi penyakit tanaman berbasis MobileNet dengan akurasi 96,4% namun belum dilengkapi interpretabilitas model.

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, terdapat gap analisis yang menjadi dasar penelitian ini: (1) sebagian besar penelitian belum menggabungkan efisiensi model dengan interpretabilitas berbasis visualisasi, (2) pengujian pada gambar nyata di luar kondisi terkontrol masih terbatas, dan (3) penerapan Grad-CAM sebagai bukti validasi fokus model pada area yang relevan secara biologis masih jarang dilakukan secara eksplisit.

Tujuan penelitian ini adalah: (1) membangun model klasifikasi penyakit tanaman tomat dan cabai menggunakan transfer learning MobileNetV2, (2) mengevaluasi performa model secara kuantitatif menggunakan metrik standar klasifikasi, dan (3) memvisualisasikan interpretabilitas model menggunakan Grad-CAM. Diharapkan sistem yang dibangun dapat menjadi rujukan pengembangan alat bantu deteksi penyakit tanaman yang efisien, akurat, dan dapat dijelaskan secara visual kepada pengguna non-teknis.

## Metode Penelitian

### Dataset

Dataset yang digunakan adalah PlantVillage, dataset publik yang tersedia di platform Kaggle (Hughes & Salathé, 2015). Dataset ini berisi gambar daun tanaman dengan latar belakang seragam dalam kondisi terkontrol. Penelitian ini menggunakan 15 kelas dari dataset tersebut yang mencakup kondisi sehat dan berbagai penyakit pada tanaman tomat, cabai, dan kentang dengan total 20.638 gambar. Dataset dibagi menjadi tiga subset: data latih 80% (16.504 gambar), data validasi 10% (2.058 gambar), dan data uji 10% (2.076 gambar) menggunakan stratified split.

Tabel 1. Distribusi Dataset per Kelas

No	Kelas	Jumlah Gambar
1	Pepper Bell Bacterial Spot	997
2	Pepper Bell Healthy	1.478
3	Potato Early Blight	1.000
4	Potato Late Blight	1.000
5	Potato Healthy	152
6	Tomato Bacterial Spot	2.127
7	Tomato Early Blight	1.000
8	Tomato Late Blight	1.909
9	Tomato Leaf Mold	952
10	Tomato Septoria Leaf Spot	1.771
11	Tomato Spider Mites	1.676
12	Tomato Target Spot	1.404
13	Tomato Yellow Leaf Curl Virus	3.209
14	Tomato Mosaic Virus	373
15	Tomato Healthy	1.591

	Total	20.638
--	-------	--------

### Preprocessing dan Augmentasi Data

Seluruh gambar diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel sesuai standar input MobileNetV2. Nilai piksel dinormalisasi ke rentang [0,1]. Augmentasi data diterapkan pada data latih meliputi: horizontal flip, rotasi acak hingga 20 derajat, zoom acak 10-20%, serta pergeseran lebar dan tinggi sebesar 10% untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi overfitting.

### Arsitektur Model

Model dibangun menggunakan MobileNetV2 (Sandler et al., 2018) yang telah dilatih pada dataset *ImageNet* sebagai *base model* dengan lapisan top dihapus (*include\_top=False*). Di atas base model ditambahkan lapisan: (1) Global Average Pooling 2D, (2) Dropout 0,3, (3) Dense 128 unit dengan aktivasi ReLU, (4) Dropout 0,2, dan (5) Dense output 15 unit dengan aktivasi Softmax.

### Prosedur Pelatihan

Pelatihan dilakukan dalam dua tahap (*two-stage fine-tuning*). Tahap pertama: seluruh layer *base model* dibekukan, hanya lapisan classifier baru yang dilatih selama 10 epoch dengan *learning rate*  $1 \times 10^{-3}$  menggunakan optimizer Adam. Tahap kedua: 30 layer terakhir *base model* dibuka dan dilatih ulang dengan *learning rate*  $1 \times 10^{-5}$ . Callback ModelCheckpoint menyimpan model terbaik berdasarkan akurasi validasi, sementara EarlyStopping dengan *patience*=3 mencegah overfitting.

### Evaluasi dan Interpretabilitas

Performa model dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, dan F1-score pada data uji. Visualisasi *Gradient-weighted Class Activation Mapping* (Grad-CAM) (Selvaraju et al., 2017) diterapkan pada layer konvolusi terakhir untuk menghasilkan *heatmap* yang menunjukkan area pada gambar daun yang paling berpengaruh terhadap keputusan model.

## Hasil dan Pembahasan

### Hasil Pelatihan

Proses pelatihan menghasilkan akurasi validasi terbaik sebesar 90,62% yang dicapai pada epoch ke-7. Tabel 2 menunjukkan perkembangan akurasi dan loss selama 10 epoch pelatihan.

Tabel 2. Hasil Pelatihan per Epoch

Epoch	Train Acc	Train Loss	Val Acc	Val Loss
1	0,6946	0,9466	0,8431	0,4830

2	0,8063	0,5774	0,8732	0,3924
3	0,8262	0,5128	0,8805	0,3343
4	0,8388	0,4766	0,8863	0,3340
5	0,8495	0,4498	0,8912	0,3154
6	0,8532	0,4304	0,9009	0,2916
7 (terbaik)	0,8580	0,4163	0,9062	0,2729
8	0,8606	0,4078	0,8936	0,3038
9	0,8634	0,4019	0,8921	0,3040
10	0,8680	0,3914	0,9033	0,2837

### Hasil Evaluasi pada Data Uji

Model terbaik dievaluasi pada 2.076 gambar data uji. Hasil menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 89,93% dengan rata-rata weighted F1-score 0,90 sebagaimana ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi per Kelas pada Data Uji

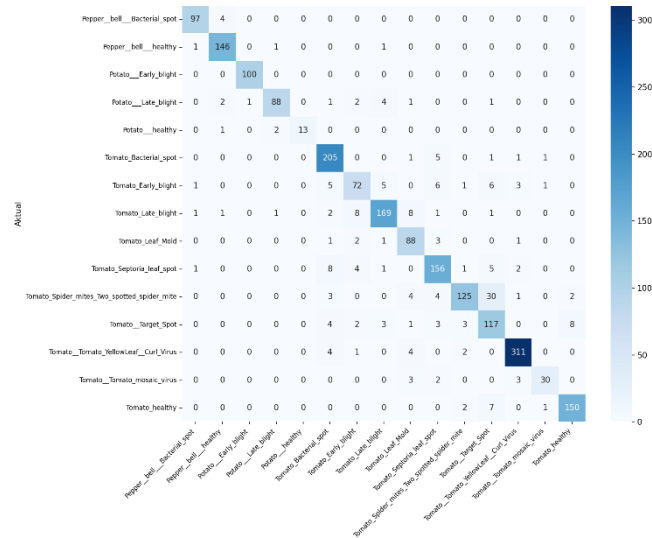
Kelas	Precision	Recall	F1	Support
Pepper Bell Bacterial Spot	0,96	0,96	0,96	101
Pepper Bell Healthy	0,95	0,98	0,96	149
Potato Early Blight	0,99	1,00	1,00	100
Potato Late Blight	0,96	0,88	0,92	100
Potato Healthy	1,00	0,81	0,90	16
Tomato Bacterial Spot	0,88	0,96	0,92	214
Tomato Early Blight	0,79	0,72	0,75	100
Tomato Late Blight	0,92	0,88	0,90	192
Tomato Leaf Mold	0,80	0,92	0,85	96

Tomato Septoria Leaf Spot	0,87	0,88	0,87	178
Tomato Spider Mites	0,93	0,74	0,83	169
Tomato Target Spot	0,70	0,83	0,76	141
Tomato YellowLeaf Curl Virus	0,97	0,97	0,97	322
Tomato Mosaic Virus	0,91	0,79	0,85	38
Tomato Healthy	1,00	0,94	0,97	160
Macro Average	0,90	0,88	0,89	2.076
Weighted Average	0,90	0,90	0,90	2.076

Berdasarkan Tabel 3, kelas Potato Early Blight mencapai F1-score tertinggi (1,00) diikuti Tomato Yellow Leaf Curl Virus (0,97) dan Tomato Healthy (0,97). Sebaliknya, Tomato Early Blight (0,75) dan Tomato Target Spot (0,76) menunjukkan performa terendah. Rendahnya performa kedua kelas ini dapat dikaitkan dengan kemiripan visual gejala penyakit dengan kelas lain.

### **Analisis Confusion Matrix**

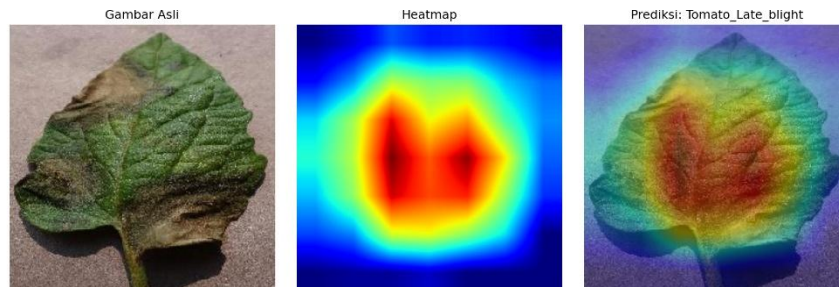
Confusion matrix pada Gambar 1 memperlihatkan diagonal utama yang dominan, menandakan model sebagian besar memprediksi dengan benar. Kesalahan terbesar terjadi pada Tomato Spider Mites yang 30 gambarnya salah diprediksi sebagai Tomato Target Spot. Hal ini wajar karena kedua penyakit memiliki gejala visual serupa berupa bercak kuning kecoklatan pada permukaan daun. Tomato Mosaic Virus menunjukkan kesalahan relatif tinggi akibat jumlah sampel yang sangat sedikit (373 gambar).



Gambar 1. Confusion Matrix Model MobileNetV2 pada Data Uji

### Visualisasi Grad-CAM

Gambar 2 menampilkan hasil visualisasi Grad-CAM pada sampel daun tomat dengan penyakit *Late Blight*. Kolom pertama menunjukkan gambar asli, kolom kedua menampilkan *heatmap* Grad-CAM, dan kolom ketiga adalah hasil overlay yang menunjukkan area fokus model pada gambar asli.



Gambar 2. Visualisasi Grad-CAM: (a) Gambar Asli, (b) Heatmap, (c) Overlay Prediksi

Peta panas menunjukkan aktivasi tinggi (warna merah) tepat pada area coklat kehitaman yang merupakan ciri khas infeksi *Phytophthora infestans* penyebab *Late Blight*. Model tidak memberikan perhatian pada area latar belakang atau tangkai daun, melainkan fokus pada lesi penyakit yang relevan secara biologis. Temuan ini membuktikan bahwa model mempelajari representasi fitur yang bermakna, bukan sekadar menghafal pola artefak pada gambar.

### Uji Coba pada Gambar Nyata

Pengujian dilakukan menggunakan gambar daun yang diambil langsung menggunakan kamera *smartphone* di luar kondisi terkontrol. Gambar 3 menampilkan gambar asli yang diinput

beserta hasil prediksi model.



Gambar 3. (a) Gambar Input dari Kamera, (b) Hasil Prediksi Model

Model berhasil memprediksi kelas Tomato Early Blight dengan confidence score 42,1%. Nilai confidence yang lebih rendah dibandingkan pengujian pada dataset (rata-rata >85%) merupakan hal yang wajar akibat domain shift, yaitu perbedaan distribusi antara gambar dataset (latar belakang seragam, pencahayaan terkontrol) dengan gambar nyata (latar belakang kompleks, pencahayaan bervariasi). Meskipun demikian, prediksi kelas yang dihasilkan tetap benar, menunjukkan kemampuan generalisasi model.

## SIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun sistem klasifikasi penyakit tanaman tomat dan cabai menggunakan transfer learning MobileNetV2 dengan akurasi 89,93% dan weighted F1-score 0,90 pada data uji. Model menunjukkan performa terbaik pada kelas Potato Early Blight (F1: 1,00) dan Tomato Yellow Leaf Curl Virus (F1: 0,97), sementara Tomato Early Blight (F1: 0,75) dan Tomato Target Spot (F1: 0,76) menjadi kelas yang paling menantang akibat kemiripan gejala visual.

Visualisasi Grad-CAM membuktikan bahwa model mengidentifikasi area terinfeksi secara akurat sesuai karakteristik biologis penyakit, meningkatkan kepercayaan dan interpretabilitas sistem. Pengujian pada gambar nyata menunjukkan model mampu memprediksi kelas dengan benar meskipun terdapat *domain shift* yang menyebabkan penurunan confidence score.

Untuk penelitian selanjutnya disarankan: (1) penerapan fine-tuning tahap kedua untuk meningkatkan akurasi lebih lanjut, (2) pengumpulan data lapangan untuk mengatasi masalah domain shift, (3) pengembangan aplikasi mobile berbasis model yang telah dilatih, dan (4) perluasan cakupan jenis tanaman dan penyakit yang diklasifikasikan.

## DAFTAR PUSTAKA

Agarwal, M., Singh, A., Arjaria, S., Nanda, A., & Gupta, S. (2020). ToLeD: Tomato leaf disease detection using convolution neural network. *Procedia Computer Science*, 167, 293-301.

- Brahimi, M., Arsenovic, M., Laraba, S., Sladojevic, S., Boukhalfa, K., & Moussaoui, A. (2019). Deep learning for plant diseases: Detection and saliency map visualisation. *Human and Machine Learning: Visible, Explainable, Trustworthy and Transparent*, 93-117.
- Ferentinos, K. P. (2018). Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, 311-318.
- Hughes, D., & Salathé, M. (2015). An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics. arXiv preprint arXiv:1511.08060.
- Mohanty, S. P., Hughes, D. P., & Salathé, M. (2016). Using deep learning for image-based plant disease detection. *Frontiers in Plant Science*, 7, 1419.
- Oerke, E. C. (2006). Crop losses to pests. *The Journal of Agricultural Science*, 144(1), 31-43.
- Pan, S. J., & Yang, Q. (2010). A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10), 1345-1359.
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks. *Proceedings of the IEEE CVPR*, 4510-4520.
- Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., & Batra, D. (2017). Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. *Proceedings of the IEEE ICCV*, 618-626.
- Tm, P., Pranathi, A., SaiAshritha, K., Chittaragi, N. B., & Koolagudi, S. G. (2018). Tomato leaf disease detection using convolutional neural networks. *Proceedings of the 11th International Conference on Contemporary Computing (IC3)*, 1-5.