



# Penerapan Model EfficientNetV2L Dalam Mendeteksi Citra Penyakit Daun Tomat untuk Meningkatkan Hasil Panen Petani

Ali Mustopa<sup>1,\*</sup>, Umi Khultsum<sup>1</sup>, Raja Sabaruddin<sup>2</sup>, Reza Ikhsanda<sup>1</sup>, Herman Firmansyah<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Fakultas Teknik dan Informatika, Informatika Kampus Kota Pontianak, Universitas Bina Sarana Informatika, Pontianak  
Jl. Abdul Rahman Saleh No.18, Bangka Belitung Laut, Kec. Pontianak Tenggara, Kota Pontianak, Kalimantan Barat,  
Indonesia

<sup>2</sup>Fakultas Teknik dan Informatika, Sistem Informasi Akuntansi Kampus Kota Pontianak, Universitas Bina Sarana  
Informatika, Pontianak  
Jl. Abdul Rahman Saleh No.18, Bangka Belitung Laut, Kec. Pontianak Tenggara, Kota Pontianak, Kalimantan Barat,  
Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>alimustopa.aop@bsi.ac.id, <sup>2</sup>umikhultsum.ukm@bsi.ac.id, <sup>3</sup>raja.rjd@bsi.ac.id, <sup>4</sup>15220712@bsi.ac.id,  
<sup>5</sup>15220648@bsi.ac.id

Email Penulis Korespondensi: alimustopa.aop@bsi.ac.id

Submitted: 04/09/2024; Accepted: 07/10/2024; Published: 14/10/2024

**Abstrak**—Dalam era pertanian modern, petani menghadapi tantangan yang semakin kompleks terkait dengan pengendalian penyakit pada tanaman tomat. Kurangnya pengetahuan dan pemahaman yang mendalam tentang jenis-jenis penyakit yang mungkin terjadi pada daun tomat dapat mengakibatkan kesalahan dalam mengidentifikasi masalah kesehatan tanaman, yang pada akhirnya dapat mengganggu produktivitas dan keberlanjutan hasil panen. Terdapat urgensi utama yang mendorong penelitian ini adalah kebutuhan akan pemahaman yang lebih baik tentang penyakit yang mempengaruhi tanaman tomat. Selain itu perlunya pengembangan model yang akurat untuk mendeteksi penyakit dengan cepat dan efisien dan pentingnya implementasi solusi yang praktis dan mudah diakses oleh petani. Penelitian ini bertujuan agar petani memiliki alat yang berguna untuk mengenali dan mengatasi penyakit pada daun tomat dengan lebih efektif sehingga dapat meningkatkan hasil panen dan meningkatkan pendapatan mereka secara signifikan. Model yang dikembangkan diharapkan mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit pada daun tomat dengan akurasi yang tinggi. Penelitian ini memanfaatkan metode deep learning dengan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) berbasis arsitektur EfficientNetV2L pada proses klasifikasi penyakit daun tomat. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 97,22% pada proses klasifikasi menggunakan arsitektur EfficientNetV2L dan implementasi model yang dapat diadopsi oleh petani dengan mudah. Model yang dikembangkan diintegrasikan ke dalam sebuah sistem berbasis web yang dapat diakses oleh petani secara luas.

**Kata Kunci:** Penyakit Daun Tomat; CNN; EfficientNetV2L; Klasifikasi; Petani

**Abstract**—In the era of modern agriculture, farmers face increasingly complex challenges related to controlling tomato plant diseases. Lack of knowledge and in-depth understanding of the types of diseases that may occur in tomato leaves can result in errors in identifying plant health problems, which can ultimately disrupt productivity and sustainability of crop yields. There is a major urgency that drives this research is the need for a better understanding of the diseases that affect tomato plants. In addition, the need to develop accurate models to detect diseases quickly and efficiently and the importance of implementing solutions that are practical and easily accessible to farmers. This study aims to provide farmers with useful tools to recognize and treat tomato leaf diseases more effectively so that they can increase yields and significantly increase their income. The model developed is expected to be able to identify and classify various types of tomato leaf diseases with high accuracy. This study utilizes a deep learning method using a Convolutional Neural Network (CNN) based on the EfficientNetV2L architecture in the tomato leaf disease classification process. This study produces an accuracy of 97.22% in the classification process using the EfficientNetV2L architecture and the implementation of a model that can be easily adopted by farmers. The developed model is integrated into a web-based system that can be accessed by farmers widely.

**Keywords:** Tomato Leaf Disease; CNN; EfficientNetV2L; Classification; Farmers

## 1. PENDAHULUAN

Tanaman tomat merupakan salah satu komoditas sayuran berupa buah yang saat ini banyak dibudidayakan oleh petani. Tanaman ini dapat tumbuh hampir diberbagai negara, baik pada dataran tinggi maupun dataran rendah. Pemanfaatan buah tomat semakin luas karena merupakan komoditas hortikultura yang mempunyai nilai ekonomi yang tinggi [1]. Selain sebagai bahan masakan, tomat dapat digunakan sebagai terapi kesehatan, industri kosmetik serta beragai macam industri lainnya [2].

Rata-rata produksi tomat di Indonesia dengan budidaya di lapang baru dapat mencapai 19,62 ton/ha sedangkan di pulau jawa 23,24 ton/ha dan di luar pulau jawa mencapai 16,61 ton/ha. Data produksi tomat ini menunjukkan bahwa budidaya yang dilakukan di Indonesia mampu menghasilkan tomat dengan produksi melebihi 15 ton/ha. Produksi ini masih dapat ditingkatkan dengan ditemukannya varietas unggul dan penanganan penyakit yang benar [3].

Tanaman tomat rentan dengan serangan penyakit yang biasanya menyerang pada bagian daun. Penyakit pada tanaman tomat disebabkan oleh bakteri, virus, jamur atau cendawan yang dipengaruhi oleh faktor lingkungan, suhu dan cuaca [3]. Penyakit ini dapat dikenali secara visual karena memiliki ciri yang berbeda dengan daun yang tidak terserang penyakit. Pengenalan secara visual yang dilakukan oleh petani memerlukan waktu yang lama dalam mengidentifikasi jenis penyakit daun tomat karena terdapat beberapa

kemiripan antara satu jenis penyakit dengan penyakit lainnya, sehingga muncul ketidakakuratan dalam melakukan penentuan jenis penyakit dan bagaimana pengendaliannya. Kesalahan dalam melakukan pengendalian penyakit dapat menyebabkan kerugian besar pada ekonomi pertanian.

Sektor pertanian secara tradisional mengalami terobosan selama revolusi industri. Pertanian 5.0 dibangun berdasarkan pertanian 4.0 dengan memasukkan prinsip-prinsip industri 5.0 untuk menyediakan pangan yang sehat dan terjangkau serta memastikan bahwa lingkungan yang menjadi sandaran kehidupan tidak terdegradasi. Industri 5.0 dicirikan dengan penggunaan teknologi canggih seperti perangkat IoT, sensor serta Artificial Intelligence [4]. Hal ini memerlukan peningkatan kolaborasi manusia-mesin dan merancang sistem untuk mencapai keseimbangan ideal antara efisiensi dan produktivitas. Pertanian 5.0 dapat memberikan nilai tambah yang besar dengan mengenali kesulitan teknis dalam sistem pertanian dan menyelesaikannya dengan lebih cepat, mendeteksi penyakit tanaman, dan menghasilkan perkiraan hasil tanaman yang lebih akurat.

Beberapa teknik pemrosesan citra antara lain peningkatan citra, pengkodean citra yang efisien dan pengenalan pola [5]. Pada penelitian ini pengenalan pola atau karakteristik dari citra daun tomat yang terserang penyakit diterapkan. Penerapan konsep revolusi industri 5.0 menerapkan teknik pemrosesan citra pada pengenalan pola atau karakteristik dari citra daun tomat yang terserang penyakit. Sebuah metode pada bidang pengolahan citra yang dapat diterapkan yaitu Convolutional Neural Network (CNN). CNN yaitu salah satu metode deep learning yang telah mencapai keberhasilan yang signifikan di bidang computer vision, seperti klasifikasi citra, target tracking, deteksi citra, dan segmentasi citra semantik [6].

Rendra Soekarta dan tim mengusulkan model CNN untuk klasifikasi penyakit tanaman tomat. Penyakit yang digunakan terdiri dari 10 jenis yaitu, Bacterial spot, Early blight, Late blight, Leaf mold, Septoria leaf spot, Spider mite, Target spot, Mosaic virus, Yellow leaf virus. Hasil yang didapatkan berdasarkan 10 class jenis penyakit yaitu accuracy yang didapatkan 98% train accuracy dan 82 % validation accuracy [7].

Nani awalia dan Aji Primajaya menggunakan pre-trained model convolutional neural network. Model tersebut yaitu DenseNet121 dengan teknik transfer learning untuk mengidentifikasi penyakit leaf mold pada daun tomat. Hasil penelitian diperoleh dengan nilai akurasi, precision, dan recall yang dihasilkan yaitu sebesar 92,6%, 93,3%, dan 93% [8].

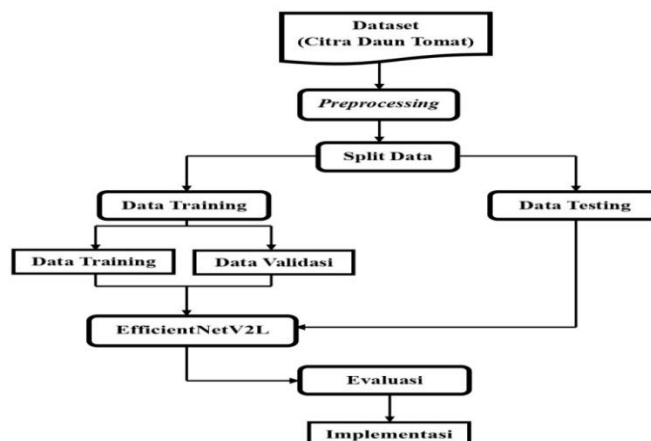
Mamta Gehlot dan timnya mengklasifikasikan 10 kelas penyakit pada daun tomat menggunakan berbagai arsitektur model CNN. Mereka menggunakan algoritma AlexNet, VGG-16, GoogleNet, DenseNet-121, dan ResNet-101 [9].

Ali Mustopa dan timnya menggunakan model EfficientNetV2L untuk deteksi dan klasifikasi penyakit pada ayam melalui analisis feses. Model CNN inovatif tersebut dikembangkan dengan proses pelatihan menggunakan data latih dan validasi, serta pengendalian jumlah epoch dan penerapan checkpoint. Dataset yang digunakan mencakup citra penyakit coccidiosis, salmonella, newcastle, dan sampel feses sehat. Model yang diusulkan berhasil mencapai akurasi 93% [10].

Berdasarkan uraian diatas penelitian ini mengusulkan metode CNN dengan arsitektur EfficientNetV2L untuk mendeteksi citra penyakit pada daun tomat berbasis web dengan menggunakan 10 kelas yaitu Bacterial Spot, Early Blight, Healthy, Late Blight, Leaf Mold, Septoria Leaf Spot, Spider Mites, Target Spot, Mosaic Virus, dan Yellow Leaf Curl Virus.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Bagian ini menjelaskan metode penelitian yang dilakukan pada penelitian ini. Metode ini mempunyai beberapa tahapan, yaitu Pengambilan Dataset, Preprocessing, Split Data, Proses Klasifikasi menggunakan metode CNN dengan Arsitektur EfficientNetV2L, kemudian dilakukan evaluasi hasil dan selanjutnya implementasi kedalam sebuah sistem berbasis web. Berikut tahapan dari alur penelitian dapat dilihat pada gambar 1.













**Gambar 1.** Alur Metode Penelitian

### 2.1 Pengambilan Dataset

Dataset penyakit daun tomat merupakan dataset yang diambil dari Kecamatan Rasau Jaya, Kabupaten Kubu Raya, Kalimantan Barat, dengan jumlah total 10.000 citra. Dataset tersebut terdapat 10 kelas, yaitu 9 kelas penyakit dan 1 kelas sehat. Berikut daftar tabel sampel citra yang terdapat pada dataset ini dapat dilihat pada tabel 1.

**Tabel 1.** Sampel Citra

Kelas	Sampel Citra	Kelas	Sampel Citra
Bacterial Spot		Septoria Leaf Spot	
Early Blight		Spider Mites	
Healthy		Target Spot	
Late Blight		Mosaic Virus	
Leaf Mold		Yellow Leaf Curl Virus	

### 2.2 Preprocessing

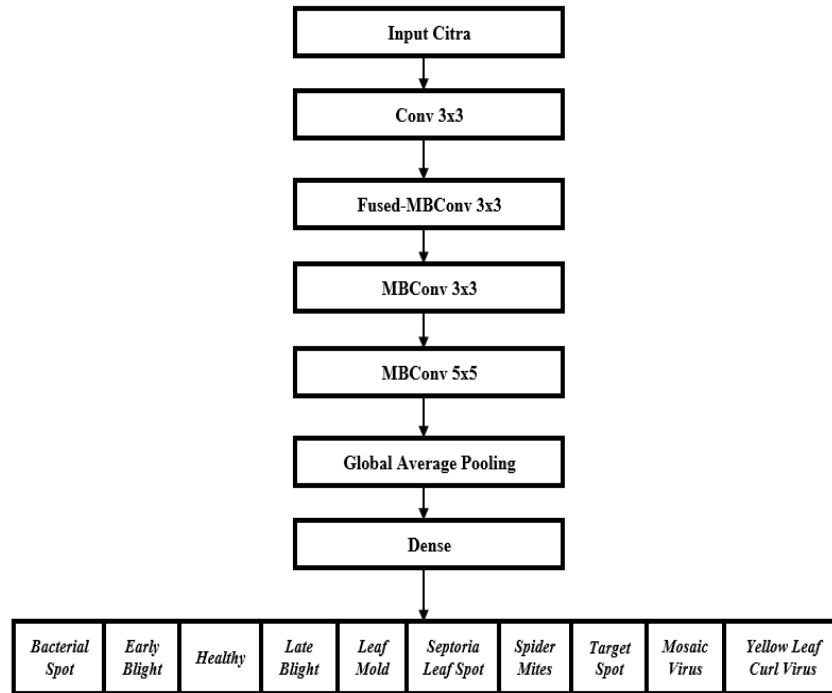
Preprocessing adalah proses yang digunakan untuk mempersiapkan data citra asli sebelum diproses menggunakan algoritma dalam Convolutional Neural Network (CNN) [11]. Resize adalah langkah untuk mengurangi noise dengan memangkas bagian citra yang bukan area yang diinginkan. Apabila citra memiliki terlalu banyak noise, maka citra tersebut tidak akan dipakai. Tujuan dari proses ini adalah untuk mempercepat dan mempermudah pemrosesan data latih [12].

### 2.3 Split Data

Pada proses split data, dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data training, data testing, dan data validasi. Data training digunakan sebagai data acuan untuk membangun model klasifikasi, sementara data testing digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi tersebut [13]. Data validasi berfungsi untuk memvalidasi model guna menghindari kondisi di mana akurasi pada data training tinggi, tetapi akurasi pada data testing rendah atau untuk menghindari terjadinya overfitting [14]. Pada penelitian ini dataset dibagi menjadi 80% data training, 10% data testing dan 10% data validasi atau 8.000 citra untuk data training, 1.000 citra untuk data testing, dan 1.000 citra untuk data validasi.

### 2.4 EfficientNetV2L

Model EfficientNetV2L dirancang untuk menyeimbangkan efisiensi kinerja komputasi dengan, sehingga lebih memungkinkan untuk diintegrasikan ke dalam alur kerja serta arsitektur yang efisien untuk meningkatkan sensitivitas sehingga meminimalkan kesalahan diagnostik [15]. Arsitektur ini menggunakan kombinasi blok MBConv (Mobile Inverted Bottleneck Convolution) dan blok Fused-MBConv yang diperkenalkan pada EfficientNetV2 [16]. Berikut arsitektur yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 2.



**Gambar 2.** Arsitektur EfficientNetV2L

Pada arsitektur EfficientNetV2L dimulai dengan lapisan input. Setelah itu, tambahkan beberapa blok fused-MBConv di awal jaringan, yaitu Fused-MBConv, 3x3, 32 filter yang menandakan penggunaan konvolusi dengan filter 3x3 dan 32 filter. Selanjutnya lapisan MBConv, 3x3, 64 filters diikuti oleh lapisan MBConv, 5x5, 128 filters, untuk mencerminkan kompleksitas yang meningkat pada setiap tahap. Setelah itu, lapisan Global Average Pooling, yang berfungsi untuk mengurangi dimensi fitur map terakhir menjadi vektor satu dimensi, diikuti oleh Dense Layers untuk pemrosesan lebih lanjut. Model diakhiri dengan sebuah lapisan output yang menampilkan hasil dari klasifikasi yang telah dilakukan berdasarkan kelas penyakit yaitu, kelas bacterial spot, kelas early blight, kelas healthy, kelas late blight, kelas leaf mold, kelas septoria leaf spot, kelas spider mites, kelas target spot, kelas mosaik virus, dan kelas yellow leaf curl virus.

## 2.5 Evaluasi

Tahap evaluasi diperlukan untuk mengukur atau menilai kinerja model yang telah dikembangkan dalam penelitian ini serta untuk mengetahui hasil dan persentase klasifikasi yang telah dilakukan. Pada tahap evaluasi ini, digunakan persentase akurasi dan confusion matrix. Akurasi menggambarkan seberapa efektif model dalam mengklasifikasikan semua kelas dengan benar [17]. Confusion Matrix disajikan dalam bentuk tabel di mana baris mewakili nilai aktual dan kolom yang sesuai dengan baris tersebut menunjukkan nilai yang diprediksi [18].

## 2.6 Implementasi

Pada tahap implementasi dilakukan proses pengkodean. Proses pengkodean ini, Python digunakan sebagai bahasa pemrograman, Framework yang dipakai adalah Flask, dan Visual Studio Code digunakan sebagai editor kode pemrograman. Flask adalah micro-framework yang menggunakan bahasa Python dan tidak menyediakan banyak tools serta library namun lebih efisien [19]. Pada saat dilakukan client-side, format HDF5 digunakan, yang merupakan package dari Pythonic interface. Format ini membantu dalam menyimpan model, sehingga mempermudah proses pembuatan model untuk klasifikasi citra [20].

# 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

## 3.1 Penggunaan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari citra penyakit daun tomat dengan total 10.000 citra berukuran 256 x 256 piksel. Tahap pertama dalam penelitian ini adalah preprocessing, yang dilakukan dengan menggunakan fungsi resize. Citra penyakit daun tomat yang semula berukuran 256 x 256 piksel diubah ukurannya menjadi 224 x 224 piksel. Langkah ini diambil untuk mempercepat dan mempermudah proses pelatihan data, serta untuk mencapai hasil model yang optimal. Setelah citra tersebut di-resize, langkah selanjutnya adalah melakukan pembagian dataset, yaitu dengan membagi dataset penyakit daun tomat menjadi 80% untuk data training, 10% untuk data testing, dan 10% untuk data validasi. Hasil dari proses resize gambar dapat dilihat pada gambar 3 dan 4.



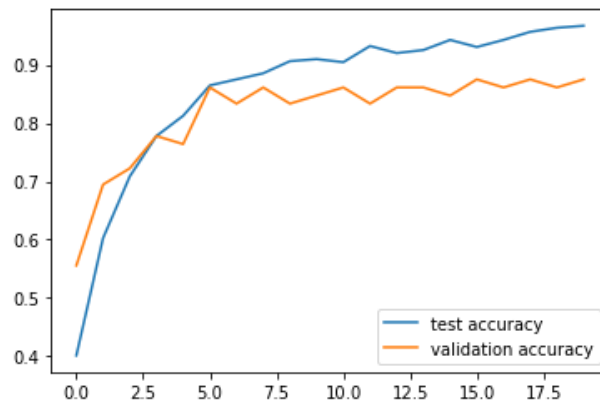
**Gambar 3.** Ukuran 256x256 pixel



**Gambar 4.** Ukuran 224x224 pixel

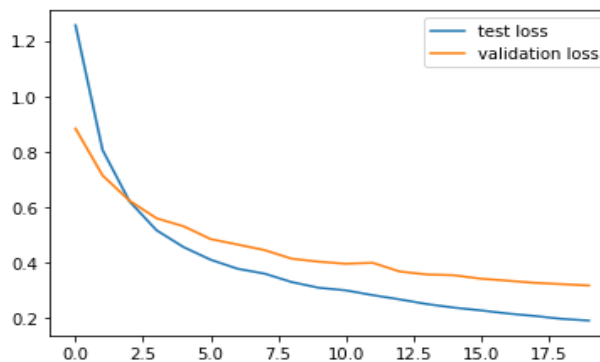
### 3.2 Hasil Pengujian Model

Pada bagian ini akan dijelaskan hasil kinerja dari arsitektur EfficientNetV2L yang diaplikasikan pada dataset citra penyakit daun tomat. Peneliti melakukan pengujian pada model yang telah dibuat dengan mengevaluasi hasil klasifikasi, khususnya dengan menilai akurasi dan confusion matrix dari proses pengujian (testing). Berikut ini adalah hasil dari kinerja arsitektur EfficientNetV2L dapat dilihat pada gambar 5, gambar 6 dan tabel 2.



**Gambar 5.** Hasil Akurasi

Gambar 4 menunjukkan grafik yang menggambarkan akurasi data validasi dan akurasi data testing. Grafik ini dibuat berdasarkan hasil dari 20 epoch. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa baik akurasi validasi maupun akurasi testing terus meningkat di setiap epoch. Pada epoch ke-20, akurasi untuk data testing mencapai 97,22% sementara akurasi untuk data validasi mencapai 87,90%.



**Gambar 6.** Grafik Hasil Nilai Loss

Gambar 5 menampilkan grafik yang memperlihatkan perbandingan antara loss data validasi dan loss data testing. Grafik ini berdasarkan hasil dari 20 epoch. Dari grafik tersebut, terlihat bahwa nilai loss untuk validasi dan testing terus menurun di setiap epoch, menunjukkan bahwa loss semakin kecil. Hal ini mengindikasikan bahwa performa model yang digunakan semakin baik. Pada epoch ke-20, nilai loss untuk testing adalah 0,2006, sedangkan nilai loss untuk validasi adalah 0,3171.

**Tabel 2.** Hasil Confusion Matrix

		Prediksi									
		Spider mites	Early blight	Septoria leaf spot	Mosaic virus	Late blight	Yellow leaf curl	Healthy	Target Spot	Leaf Mold	Bacterial spot
True Label	Spider mites	108	0	0	0	0	0	1	3	0	0
	Early blight	2	79	6	0	5	0	1	2	2	2
	Septoria leaf spot	0	4	79	1	1	0	0	0	0	1
	Mosaic virus	0	0	0	91	0	0	0	0	0	0
	Late blight	0	3	1	0	98	0	0	1	1	0
	Yellow leaf curl	0	0	0	0	0	98	0	0	0	0
	Healthy	0	0	0	0	0	0	94	1	0	0
	Target Spot	3	3	1	0	1	0	2	98	0	2
	Leaf Mold	1	0	0	1	4	0	0	1	113	0
	Bacterial spot	0	1	2	0	0	1	0	0	0	81

Tabel 2 menunjukkan bahwa metode CNN dengan arsitektur EfficientNetV2L mampu mengenali citra penyakit daun tomat dengan sangat baik, terutama untuk kelas Mosaic virus dan Yellowleaf curl, yang masing-masing mencapai akurasi 100%. Hal ini disebabkan karena semua citra pada kelas Mosaic virus dan Yellowleaf curl berhasil terklasifikasi dengan benar sesuai kelasnya. Kelas Spider mite, sebanyak 108 citra terklasifikasi dengan benar, 1 citra terdeteksi sebagai healthy, dan 3 citra salah terdeteksi sebagai target spot. Pada kelas early blight, terdapat 79 citra yang terklasifikasi dengan benar, sedangkan sisanya terdiri dari 2 citra sebagai spider mite, 6 sebagai septoria leaf spot, 5 sebagai late blight, 1 sebagai healthy, 2 sebagai target spot, 2 sebagai leaf mold, dan 2 sebagai bacterial spot. Pada kelas bacterial leaf spot, 79 citra terklasifikasi dengan benar, sementara 4 citra terdeteksi sebagai early blight, 1 sebagai mosaic virus, 1 sebagai late blight, dan 1 sebagai bacterial spot. Kelas late blight menunjukkan 98 citra terklasifikasi dengan benar, dengan 3 citra salah terdeteksi sebagai early blight, 1 sebagai septoria leaf spot, 1 sebagai target spot, dan 1 sebagai leaf mold. Di kelas healthy, terdapat 94 citra yang benar terklasifikasi dan 1 citra salah terdeteksi sebagai target spot. Untuk kelas target spot, 98 citra terklasifikasi dengan benar, sedangkan 3 citra salah terdeteksi sebagai spider mites, 3 sebagai early blight, 1 sebagai mosaic virus, 2 sebagai healthy, dan 2 sebagai bacterial spot. Pada kelas leaf mold, terdapat 113 citra terklasifikasi dengan benar, dengan 1 citra salah terdeteksi sebagai spider mites, 1 sebagai mosaic virus, 4 sebagai late blight, dan 1 sebagai target spot. Terakhir, untuk kelas bacterial spot, 81 citra terklasifikasi dengan benar, 1 salah terdeteksi sebagai early blight, 2 sebagai septoria leaf spot, dan 1 citra salah terdeteksi sebagai yellow leaf curl.

### 3.3 Implementasi

Tahap selanjutnya yaitu implementasi, model yang sudah dibuat diimplementasikan kedalam sebuah sistem berbasis web yang memungkinkan pengguna untuk mengakses dan memanfaatkan kemampuan model secara langsung melalui antarmuka yang mudah digunakan, sehingga proses pengenalan penyakit daun tomat dapat dilakukan dengan cepat dan efisien hanya dengan mengunggah citra daun yang akan dianalisis. Berikut ini tampilan interface dari sistem deteksi penyakit daun tomat dapat dilihat pada gambar 7 hingga 9.



**Gambar 7.** Halaman Beranda

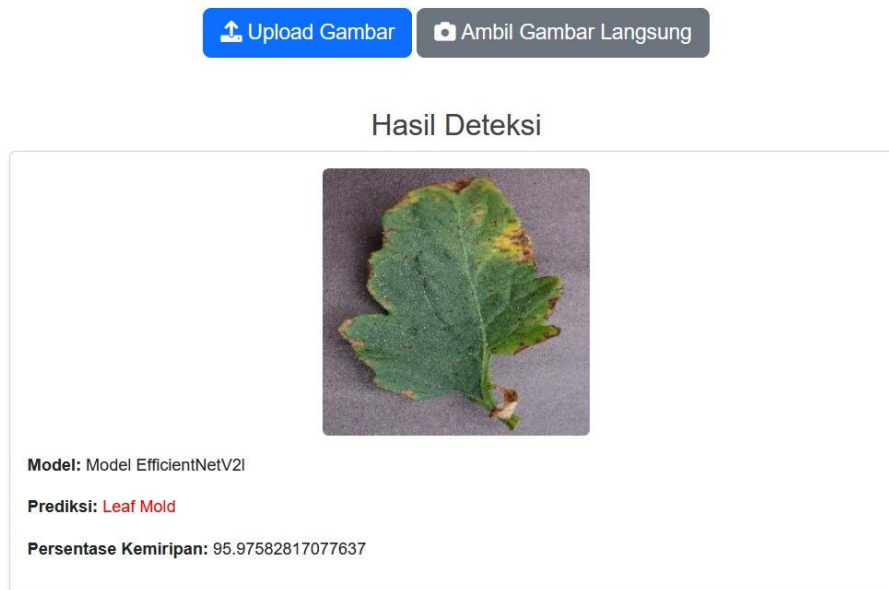
Pada halaman ini, pengguna diperkenalkan dengan Sidetom melalui penjelasan singkat mengenai tujuannya. Sidetom dirancang untuk membantu petani mendeteksi penyakit tanaman tomat dengan cepat dan

akurat, yang pada akhirnya bertujuan untuk meningkatkan produktivitas pertanian. Pengguna dapat memilih untuk login atau langsung menuju fitur utama, yaitu Cek Penyakit. Sidetom juga dilengkapi dengan berbagai halaman tambahan seperti Tentang yang menjelaskan latar belakang dan misi proyek ini, Tim yang memperkenalkan orang-orang di balik Sidetom, Layanan yang merinci berbagai fasilitas yang ditawarkan, serta Blog dan FAQ yang menyediakan informasi dan jawaban atas pertanyaan yang sering diajukan oleh pengguna.



**Gambar 8.** Halaman Deteksi Citra

Salah satu fitur utama Sidetom adalah kemampuan untuk mendeteksi penyakit pada daun tomat. Pengguna dapat mengunggah gambar daun tomat yang sudah diambil sebelumnya atau mengambil gambar secara langsung melalui kamera perangkat. Setelah gambar diunggah, sistem akan memprosesnya menggunakan model pembelajaran mesin yang sudah dilatih untuk mengenali berbagai jenis penyakit pada daun tomat.



**Gambar 9.** Halaman Hasil Deteksi

Setelah gambar dianalisis, sistem akan menampilkan hasil deteksi yang mencakup jenis penyakit yang teridentifikasi dan persentase kemiripan atau tingkat kepercayaan terhadap prediksi tersebut. Misalnya, jika sistem mendeteksi bahwa daun tomat terkena Leaf Mold dengan tingkat kemiripan sebesar 95.98%, ini menunjukkan bahwa sistem sangat yakin dengan diagnosa tersebut. Model yang digunakan dalam proses deteksi ini adalah EfficientNetV2L, yang dikenal dengan kemampuannya dalam memproses dan menganalisis citra dengan tingkat akurasi yang tinggi.

## 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pembahasan, dapat disimpulkan bahwa deep learning dengan model Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur EfficientNetV2L dapat digunakan untuk mengklasifikasi citra penyakit daun tomat dengan baik. Model ini mampu menghasilkan akurasi sebesar 97,22% yang terbukti efektif dalam mengklasifikasi citra daun tomat ke dalam 10 kelas penyakit, yaitu bacterial spot, early blight, healthy, late blight,



leaf mold, septoria leaf spot, spider mites, target spot, mosaic virus, dan yellow leaf curl virus. Selain itu, identifikasi penyakit daun tomat menggunakan model ini dapat diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web untuk memudahkan pengguna dalam mendeteksi dan mengenali penyakit pada daun tomat dengan cepat dan efisien. Penelitian lebih lanjut mengenai klasifikasi citra penyakit daun tomat dapat mempertimbangkan penggunaan metode yang lebih canggih untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi proses klasifikasinya. Dari segi pengembangan sistem, penelitian berikutnya dapat difokuskan pada pengembangan aplikasi berbasis mobile agar lebih efisien dan mudah diakses dari mana saja.

## UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Direktorat Riset, Teknologi, dan Pengabdian kepada Masyarakat, Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi atas dukungan pendanaan yang diberikan sehingga penelitian ini dapat terlaksana. Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada Universitas Bina Sarana Informatika yang telah mendukung penuh dalam pelaksanaan penelitian ini.

## REFERENCES

- [1] S. N. Aidah, *Ensiklopedia Tomat Deskripsi, Filosofi, Manfaat, Budidaya, dan Peluang Bisnis*. Yogyakarta: Penerbit Karya Bakti Makmur Indonesia, 2020.
- [2] E. Dasipah, *Pertanian Berkelanjutan: Meningkatkan Hasil Usahatani Tomat di Dataran Rendah*. Jawa Barat: CV. Mega Press Nusantara, 2023.
- [3] Y. H. Bahar, A. Andayani, D. Djuariah, Subhan, and Y. D. Agustini, *Standar Operasional Prosedur (SOP) Budidaya Tomat*. Jakarta: Kementerian Pertanian, 2021.
- [4] A. Holzinger, I. Fister, I. Fister, H. P. Kaul, and S. Asseng, "Human-Centered AI in Smart Farming: Toward Agriculture 5.0," *IEEE Access*, vol. 12, no. April, pp. 62199–62214, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3395532.
- [5] R. Archana and P. S. E. Jeevaraj, *Deep learning models for digital image processing: a review*, vol. 57, no. 1. Springer Netherlands, 2024.
- [6] W. Wang, Y. Li, T. Zou, X. Wang, J. You, and Y. Luo, "A novel image classification approach via dense-mobilenet models," *Mob. Inf. Syst.*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/7602384.
- [7] R. Soekarta, N. Nurdjan, and A. Syah, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Insect (Informatics Secur. J. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 143–151, 2023, doi: 10.33506/insect.v8i2.2356.
- [8] N. Awalia, "Identifikasi Penyakit Leaf Mold Pada Daun Tomat Menggunakan Model Densenet121 Berbasis Transfer Learning," *J. Ilm. Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 1, pp. 49–52, 2022, doi: 10.35329/jiik.v8i1.212.
- [9] M. Gehlot and M. L. Saini, "Analysis of Different CNN Architectures for Tomato Leaf Disease Classification," *2020 5th IEEE Int. Conf. Recent Adv. Innov. Eng. ICRAIE 2020 - Proceeding*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1109/ICRAIE51050.2020.9358279.
- [10] A. Mustopa, A. Sasongko, H. Mahmud Nawawi, S. Khotimatul Wildah, and S. Agustiani, "Deteksi Penyakit Ayam berdasarkan Citra Feses dengan Model EfficientNetV2L," *Sist. J. Sist. Inf.*, vol. 12, no. 3, pp. 715–725, 2023, [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id/index.php/stmsi/article/view/2807>.
- [11] M. Arsal, B. Agus Wardijono, and D. Angraini, "Face Recognition Untuk Akses Pegawai Bank Menggunakan Deep Learning Dengan Metode CNN," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 1, pp. 55–63, 2020, doi: 10.25077/teknosi.v6i1.2020.55-63.
- [12] R. A. Sholihati, I. A. Sulistijono, A. Risnumawan, and E. Kusumawati, "Potato Leaf Disease Classification Using Deep Learning Approach," *IES 2020 - Int. Electron. Symp. Role Auton. Intell. Syst. Hum. Life Comf.*, pp. 392–397, 2020, doi: 10.1109/IES50839.2020.9231784.
- [13] D. Darwis, N. Siskawati, and Z. Abidin, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional," *J. Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, p. 131, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.744.
- [14] L. Angraini and Y. Yamasari, "Klasifikasi Citra Wajah Untuk Rentang Usia Menggunakan Metode Artificial Neural Network," *J. Informatics ...*, vol. 05, pp. 185–192, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jinacs/article/view/56907%0Ahttps://ejournal.unesa.ac.id/index.php/jinacs/article/download/56907/44692>.
- [15] M. Ali et al., "Pneumonia Detection Using Chest Radiographs with Novel EfficientNetV2L Model," *IEEE Access*, vol. 12, no. February, pp. 34691–34707, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3372588.
- [16] M. Tan and Q. V. Le, "EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training," *Proc. Mach. Learn. Res.*, vol. 139, pp. 10096–10106, 2021.
- [17] P. W. Rahayu, I. G. I. Sudipa, Suryani, A. Surachman, and A. Ridwan, *Buku Ajar Data mining*. Jambi: PT. Sonpedia Publishing, 2024.
- [18] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [19] R. K. Ngantung and M. A. I. Pakereng, "Model Pengembangan Sistem Informasi Akademik Berbasis User Centered Design Menerapkan Framework Flask Python," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 3, p. 1052, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i3.3054.
- [20] I. A. Pradana, A. D. Rahajoe, and A. N. Sihananto, "JALAN BERBASIS ANDROID DENGAN IMPLEMENTASI ALGORITMA HYBRID CNN-LSTM," vol. 5, no. 2, pp. 1–10, 2024.