



## Deteksi Penyakit Daun Terong Menggunakan *MobileNetV2*

**Hardy Gustino<sup>1\*</sup>, Muhammad Rafi Winno Pratama<sup>2</sup>, Rafli Aldrian Kurnianto<sup>3</sup>,  
Anggraini Puspita Sari<sup>4</sup>**

<sup>1,2,3,4</sup> Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, Indonesia

Email : [23081010160@student.upnjatim.ac.id](mailto:23081010160@student.upnjatim.ac.id)<sup>1\*</sup>, [23081010170@student.upnjatim.ac.id](mailto:23081010170@student.upnjatim.ac.id)<sup>2</sup>,  
[23081010177@student.upnjatim.ac.id](mailto:23081010177@student.upnjatim.ac.id)<sup>3</sup>, [anggraini.puspita.if@upnjatim.ac.id](mailto:anggraini.puspita.if@upnjatim.ac.id)<sup>4</sup>

Alamat: Jl. Rungkut Madya, Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294

Korespondensi penulis: [23081010160@student.upnjatim.ac.id](mailto:23081010160@student.upnjatim.ac.id)

**Abstract.** Eggplant is a horticultural crop that is highly dependent on the health of its leaves to support growth and productivity. Leaf diseases can cause a significant reduction in crop yield if not detected early. This study aims to develop a leaf classification model for eggplant using the MobileNetV2 architecture to automatically detect leaf conditions. The model was trained using a public dataset of eggplant leaf images, with an 80% training and 20% validation data split. During the twenty-epoch training process, the model achieved a validation accuracy of 93%. The final model is stored in a lightweight format. The results of this study indicate that this approach is effective for detecting diseases in eggplant leaves and has the potential to support the implementation of responsive smart agriculture in the field.

**Keywords:** Eggplant Leaf Disease, MobileNetV2, Image Classification, Smart Farming.

**Abstrak.** Terong merupakan tanaman hortikultura yang sangat bergantung pada kesehatan daunnya untuk mendukung pertumbuhan dan juga produktivitas. Penyakit pada daun dapat menyebabkan penurunan hasil panen secara signifikan apabila tidak terdeteksi secara dini. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi daun terong menggunakan arsitektur MobileNetV2 untuk mendeteksi kondisi daun secara otomatis. Model dilatih menggunakan dataset citra daun terong dari sumber publik, dengan pembagian data sebesar 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi. Selama proses pelatihan dua puluh epoch, model berhasil mencapai akurasi validasi sebesar 93%. Model akhir disimpan dalam format yang ringan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan ini efektif untuk mendeteksi penyakit pada daun terong dan berpotensi mendukung implementasi pertanian cerdas yang responsif di lapangan.

**Kata kunci:**Penyakit Daun Terong, MobileNetV2, Klasifikasi Citra, Pertanian Cerdas.

### 1. LATAR BELAKANG

Terong (*Solanum melongena L.*) merupakan salah satu komoditas hortikultura penting di Indonesia yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan permintaan pasar yang terus meningkat. Tanaman terong tidak serta merta tumbuh dan berkembang begitu saja, berdasarkan pengamatan di lapangan pada musim ini banyak masyarakat atau petani mengalami kerusakan tanaman terong sampai tanaman terong mati dan menyebabkan gagal panen. Fakta menunjukkan bahwa tanaman terong memiliki berbagai macam gangguan untuk kelangsungan hidup dan berkembangnya (Dwianto et al., 2024). Tanaman ini banyak dibudidayakan petani di berbagai daerah karena dapat tumbuh di berbagai kondisi tanah dan iklim. Namun, keberhasilan produksi terong sangat bergantung pada kesehatan tanaman, khususnya kondisi daunnya. Daun merupakan organ vital dalam proses fotosintesis, dan kerusakan akibat penyakit

dapat menurunkan produktivitas secara signifikan. Penyakit seperti insect pest, leaf spot, mosaic virus, small leaf, white mold, dan wilt sering menyerang daun terong dan menjadi ancaman serius bagi hasil panen.

Salah satu alternatif yang dapat diberikan adalah sistem pendukung keputusan diagnosa penyakit pada tumbuhan terong, yang diharapkan akan mempermudah proses diagnosa penyakit pada tumbuhan terong (Hardianto & Sukmana, 2023). Teknologi pengolahan citra digital adalah terobosan baru yang diharapkan dapat membantu para petani. Misalnya, ada teknologi yang dapat mengidentifikasi penyakit tanaman secara cepat dan akurat tanpa meningkatkan biaya operasional (Iswantoro & Handayani UN, 2022). Deteksi dini penyakit menjadi suatu kebutuhan mendesak di kalangan petani dan agronomis (“Detection of Plant Diseases Using Convolutional Neural Network Architectures,” 2021). Penerapan teknologi di sektor pertanian, terutama yang berbasis kecerdasan buatan, telah menjadi solusi inovatif dalam memecahkan berbagai masalah seperti identifikasi penyakit tanaman (Dharmaputra et al., 2021). Salah satu pendekatan yang kian berkembang adalah klasifikasi gambar menggunakan teknik deep learning (Chen et al., 2020). Deep learning memungkinkan komputer untuk belajar secara otomatis dari data gambar yang besar untuk mengenali pola dan fitur yang relevan (Aufar & Kaloka, 2022). Metode pelatihan berbasis model yang telah dioptimalkan sebelumnya digunakan dalam penelitian ini, sehingga proses pelatihan menjadi lebih cepat dan akurasi klasifikasi penyakit daun terong dapat ditingkatkan. Metode ini juga memungkinkan pengguna untuk berpartisipasi dalam proses pengembangan, sehingga dapat memastikan bahwa sistem yang dikembangkan benar-benar sesuai dengan kebutuhan dan harapan (Anggraini Puspita Sari et al., 2024).

Metode MobileNetV2 sangat cocok digunakan dalam studi kasus ini karena memiliki beberapa keunggulan yang relevan dengan kebutuhan deteksi penyakit daun terong di lapangan. Arsitektur ini menggunakan teknik *depthwise separable convolution* yang membuat model menjadi ringan dan efisien, namun tetap mampu mempertahankan akurasi klasifikasi yang tinggi terhadap berbagai jenis penyakit daun. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun terong secara otomatis menggunakan arsitektur MobileNetV2. Pemilihan MobileNetV2 didasarkan pada kemampuannya dalam menyeimbangkan efisiensi dan akurasi, serta ukurannya yang ringan. Studi sebelumnya berfokus pada model dengan akurasi tinggi seperti ResNet dan VGG, namun model tersebut relatif berat dan tidak ramah untuk deployment di perangkat lapangan (Albattah et al., 2022). Selain itu, masih sedikit penelitian yang menyertakan tahapan eksport model siap pakai serta evaluasi dari segi penggunaan nyata (real-time field application) (Wang et al., 2023). Selain

klasifikasi penyakit daun, teknologi ini bisa digunakan untuk mendeteksi hama, memantau kondisi tanah, atau bahkan iklim. Dengan demikian, penerapan kecerdasan buatan di bidang pertanian bisa memberikan manfaat yang lebih luas dalam meningkatkan produktivitas dan kualitas hasil panen (Hamidson et al., 2022). Diharapkan penelitian ini akan berkontribusi pada pengembangan teknologi yang dapat digunakan langsung oleh petani dan penyuluh pertanian untuk mendeteksi penyakit tanaman.

## 2. KAJIAN TEORITIS

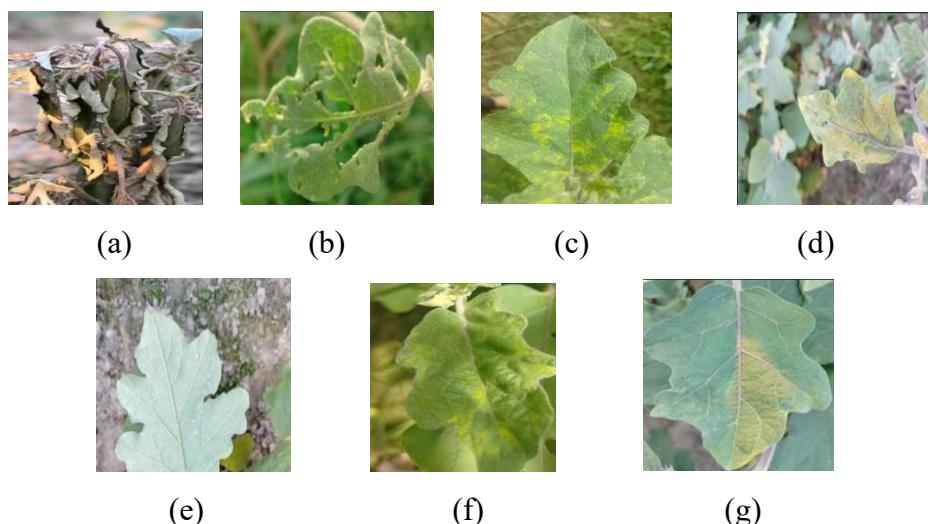
### Tanaman terong

Terong merupakan tanaman hortikultura yang termasuk dalam keluarga Solanaceae. Tanaman ini banyak dibudidayakan di wilayah tropis dan subtropis termasuk Indonesia, karena memiliki nilai ekonomi tinggi dan konsumsi yang luas di kalangan masyarakat. Terong merupakan sumber gizi yang baik karena mengandung serat, vitamin, dan antioksidan seperti nasunin, yang bermanfaat bagi kesehatan (Chen et al., 2020).

Pemilihan terong sebagai objek penelitian dalam deteksi penyakit berbasis citra didasari oleh fakta bahwa produktivitas terong sangat tergantung pada kesehatan daunnya. Daun yang terserang penyakit seperti Insect Pest Disease, Leaf Spot Disease, Mosaic Virus Disease, Small Leaf Disease, White Mold Disease, dan Wilt Disease dapat mengalami penurunan kemampuan fotosintesis secara signifikan, yang pada akhirnya berdampak langsung terhadap hasil panen.

### Penyakit Daun Terong

Tanaman terong rentan terhadap berbagai jenis penyakit daun, yang disebabkan oleh infeksi jamur, bakteri, atau virus. Beberapa penyakit daun yang umum ditemukan pada tanaman terong seperti Insect Pest Disease, Leaf Spot Disease, Mosaic Virus Disease, Small Leaf Disease, White Mold Disease, dan Wilt Disease jika tidak dideteksi sejak dini dapat menyebabkan penurunan signifikan dalam produksi dan kualitas hasil panen. Melalui klasifikasi berbasis deep learning, model dapat dilatih untuk mengenali perbedaan halus di antara berbagai jenis penyakit tersebut. Hal ini dapat membantu dalam memberikan diagnosa yang lebih cepat dan tepat bagi petani, sehingga tindakan pengendalian dapat segera diambil sebelum penyakit menyebar lebih luas Le (Sandhya et al., 2022). Oleh karena itu, pendekatan teknologi yang mampu melakukan deteksi penyakit secara otomatis, cepat, dan akurat sangat diperlukan untuk mendukung petani dalam menjaga kesehatan tanaman terong. berikut adalah contoh gambar penyakit daun terong :

**Gambar 1**

### **Deep Learning dan Convolutional Neural Networks (CNN)**

Model Convolutional Neural Network (CNN), yang memiliki kemampuan untuk mengklasifikasikan gambar dengan akurasi tinggi, adalah salah satu pendekatan yang saat ini sedang dikembangkan untuk kategorisasi penyakit tanaman. (Rozaqi et al., 2021). Convolutional Neural Network (CNN) merupakan jenis arsitektur jaringan syaraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses data yang memiliki tampilan grid atau grid-like, seperti gambar dan video (Manjula & R, 2021). Dengan bantuan operasi convolution, CNN mampu secara otomatis mengekstrak fitur-fitur lokal dari input, seperti tepi, bentuk dan tekstur. Keunggulan CNN terletak pada kemampuannya dalam mengenali pola spasial, menjadikannya alat yang sangat berguna dalam pengenalan objek, klasifikasi gambar, dan berbagai aplikasi pengolahan citra lainnya (Ibnul Rasidi et al., 2022). Pemanfaatan teknologi *computer vision* dan *deep learning* saat ini menawarkan solusi inovatif bagi para petani untuk mendeteksi penyakit tanaman dengan lebih cepat dan efisien (Sintya & Putri, 2024). Memanfaatkan jaringan syaraf tiruan untuk menyelesaikan masalah dengan dataset yang sangat besar adalah salah satu bidang pengajaran mesin yang paling mendalam (Akay et al., 2021). Convolutional Neural Network (CNN), yang sangat efektif dalam mengenali pola visual, adalah salah satu arsitektur klasifikasi citra yang paling populer. CNN telah merevolusi tugas pengenalan gambar dengan memungkinkan ekstraksi fitur otomatis dari data gambar mentah (Adhinata et al., 2021).

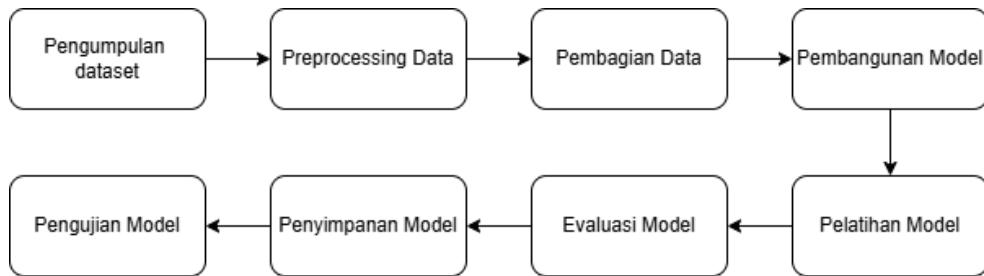
### **MobileNetV2**

MobileNetV2 adalah arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan oleh Google AI pada tahun 2018 dan dirancang untuk mendukung aplikasi deep learning pada perangkat yang memiliki sumber daya komputasi yang terbatas, seperti

smartphone, perangkat IoT, dan lingkungan edge computing (Wangsa Kencana & Umar, 2024). MobileNetV2, yang dirilis pada tahun 2018, masih menggunakan konvolusi depthwise dan pointwise seperti versi sebelumnya, tetapi dengan dua inovasi baru, yaitu linear bottleneck dan koneksi antarlapisan pendek. Teknik convolution depthwise separable, yang meningkatkan efisiensi dan jumlah parameter yang diperlukan, digunakan dalam model ini tanpa mengurangi akurasi secara signifikan. Selain itu, arsitektur ini memasukkan blok residu inverted dan koneksi bottleneck linear, yang memungkinkan pembelajaran fitur nonlinier dengan lebih efisien sambil mempertahankan data penting dari input. MobileNetV2 menyeimbangkan akurasi dan efisiensi komputasi, menjadikannya ideal untuk aplikasi penglihatan seluler dan tertanam (Bi et al., 2023).

### 3. METODE PENELITIAN

Untuk mencapai tujuan penelitian, diperlukan pendekatan sistematis yang mencakup pengumpulan data, pemrosesan citra, pembangunan model, serta evaluasi kinerja sistem. Metode penelitian ini dirancang untuk memastikan bahwa sistem klasifikasi penyakit daun terong yang dikembangkan memiliki akurasi tinggi dan dapat diimplementasikan secara efektif. Berikut tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini:



**Gambar 2.** Alur Penelitian

#### Pengumpulan Data

Dataset Eggplant Leaf Disease yang digunakan dalam penelitian ini diunduh dari Kaggle dan berisi 870 gambar daun terong dari tujuh kelas: Healthy Leaf 150 gambar, Insect Pest Disease 150 gambar, Leaf Spot Disease 150 gambar, Mosaic Virus Disease 150 gambar, Small Leaf Disease 70 gambar, White Mold Disease 50 gambar, dan Wilt Disease 150 gambar. Dataset ini tersedia secara publik di Kaggle dan berfungsi sebagai sumber data utama untuk mengklasifikasikan kondisi penyakit pada daun terong.

#### Preprocessing Data

Pada tahap preprocessing, gambar daun terong yang ada dalam dataset diubah dimensinya menjadi 224 x 224 piksel, yang merupakan ukuran standar untuk input model

MobileNetV2. Ini dilakukan untuk memastikan bahwa semua gambar memiliki dimensi yang sama agar model dapat memprosesnya dengan baik. Selanjutnya, nilai piksel gambar dibagi dengan 255 dan dinormalisasi ke rentang 0–1. Ini dilakukan untuk mengurangi perbedaan skala antara fitur dan untuk membuat pelatihan model lebih mudah. Data pelatihan ditingkatkan untuk meningkatkan kualitas pelatihan dan mencegah overfitting. Tujuannya adalah untuk menghasilkan lebih banyak variasi gambar melalui penggunaan teknik seperti rotasi gambar, flip horizontal, dan zooming.

### **Pembagian Data**

Dataset yang terdiri dari 870 gambar daun terong, dibagi menjadi dua bagian setelah proses preprocessing selesai. Setengah dataset digunakan untuk data pelatihan (training), dan setengahnya digunakan untuk data validasi. Untuk pembagian ini, Keras menggunakan ImageDataGenerator, yang memungkinkan pembagian otomatis dan memastikan distribusi kelas yang seimbang untuk data pelatihan dan validasi. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, dan data validasi digunakan untuk melacak kinerja model selama pelatihan dan mencegah overfitting.

### **Pembangunan Model**

Penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNetV2, model Convolutional Neural Network (CNN) yang ringan dan efisien yang dikembangkan oleh Google, selama tahap pembangunan model. MobileNetV2 dipilih karena kemampuannya untuk mengoptimalkan kinerja dengan menggunakan sumber daya yang terbatas. Model ini diadaptasi dengan transfer learning, yang berarti menggunakan MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet untuk mengurangi waktu pelatihan dan memanfaatkan pengetahuan dari dataset besar tersebut. Top layer (lapisan atas) dari MobileNetV2 yang telah dilatih dihapus dan diganti dengan lapisan khusus untuk tugas klasifikasi penyakit daun terong. Lapisan-lapisan tersebut meliputi:

- **Global Average Pooling** yang berfungsi untuk meratakan output fitur dari layer sebelumnya.
- **Dense layer dengan 128 neuron** dan fungsi aktivasi **ReLU** untuk menambahkan non-linearitas pada model.
- **Output layer dengan fungsi aktivasi Softmax** yang digunakan untuk klasifikasi multi-kelas, yaitu Healthy Leaf, Insect Pest Disease, Leaf Spot Disease, Mosaic Virus Disease, Small Leaf Disease, White Mold Disease, dan Wilt Disease.

Struktur yang efektif dirancang untuk model ini dengan pelatihan yang membuka lapisan dasar. Hal ini menjamin bahwa model tidak perlu dilatih ulang dari awal, hanya mengubah lapisan yang telah ditambahkan. Selanjutnya, model ini dikompilasi dengan optimizer Adam, yang dikenal karena kemampuannya untuk menyesuaikan laju pembelajaran secara dinamis. Optimizer ini menggunakan cross-entropy kategoris sebagai fungsi kehilangan untuk menangani klasifikasi berbagai kelas.

### **Pelatihan Model**

Pelatihan model dilakukan menggunakan TensorFlow dengan optimizer Adam dan fungsi penurunan kategorikal cross-entropy. Model dilatih selama sepuluh interval, masing-masing dengan ukuran batch 32, yang merupakan ukuran kelompok gambar yang diproses sekaligus dalam satu iterasi. 80% data pelatihan digunakan untuk proses pelatihan, sementara dua puluh persen data validasi digunakan untuk melacak kinerja model dan mencegah overfitting. Dengan menggunakan fungsi flow\_from\_directory yang disediakan oleh ImageDataGenerator dari Keras, data pelatihan dan validasi dapat dibaca langsung dari direktori.

Untuk menjamin pembaruan bobot yang efektif, rasio belajar optimizer Adam diatur secara dinamis selama proses pelatihan. Metrik akurasi digunakan untuk mengevaluasi kinerja model pada data pelatihan dan validasi di setiap titik waktu. Ini memungkinkan untuk melacak perubahan yang tepat seiring dengan berjalannya waktu pelatihan. Untuk mempercepat proses, pelatihan dilakukan dengan akselerasi GPU. Ini memungkinkan pemrosesan data dalam jumlah besar dengan waktu yang lebih efisien. Hasil pelatihan selama dua puluh epoch menunjukkan bahwa akurasi model meningkat secara signifikan. Model juga siap untuk diuji pada data validasi data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

### **Evaluasi Model**

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur sejauh mana performa model dalam mengklasifikasikan gambar daun terong ke dalam kelas yang sesuai, yaitu Healthy Leaf, Insect Pest Disease, Leaf Spot Disease, Mosaic Virus Disease, Small Leaf Disease, White Mold Disease, dan Wilt Disease. Evaluasi ini dilakukan menggunakan data validasi yang tidak digunakan selama proses pelatihan, guna menghindari bias dan memastikan objektivitas hasil.

Adapun metrik evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

- Akurasi

Mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data pengujian.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

- Presisi

Mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi suatu kelas positif

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

- Recall

Mengukur seberapa baik model dalam menemukan semua data yang benar-benar positif

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

- F1-Score

Merupakan harmonic mean dari presisi dan recall, digunakan untuk menyeimbangkan keduanya

$$F1score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (4)$$

## Penyimpanan dan Pengujian Model

Pengujian model untuk memastikan bahwa model dapat berfungsi dengan baik pada data baru. Model disimpan dalam format HDF5 (.h5), dan label kelas disimpan dalam file JSON untuk digunakan dalam pengujian dan implementasi berikutnya. Pengujian dimulai dengan mengunggah foto daun terong yang belum ada dalam dataset pelatihan atau validasi. Gambar ini kemudian diproses melalui model yang telah dilatih untuk menghasilkan prediksi kelas penyakit daun terong secara real-time.

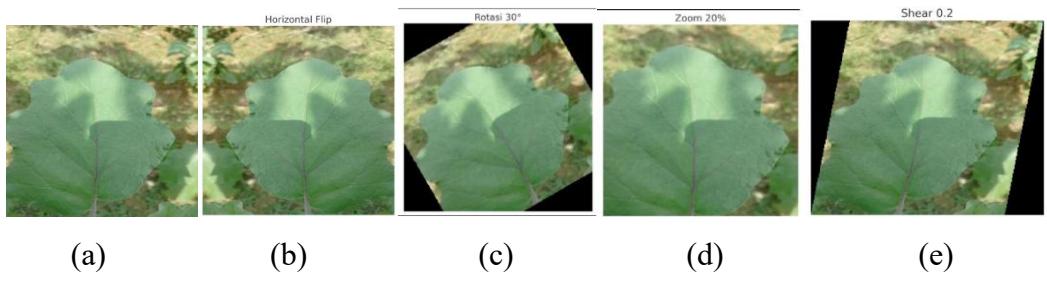
Program ini memungkinkan pengguna mengunggah gambar daun terong dan menerima hasil prediksi dari model. Selain itu, mereka dapat melihat gambar yang diprediksi dan kelas penyakit yang diidentifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model dapat memberikan prediksi yang akurat dan efisien serta dapat menangani berbagai jenis gambar dengan tingkat akurasi yang memadai.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### Augmentasi

Meningkatkan variasi citra pelatihan, proses augmentasi data menggunakan metode seperti rotasi, zoom, flipping, dan distorsi pada gambar aslinya. Tujuannya adalah untuk meningkatkan kemampuan model untuk mempelajari fitur visual sehingga model tidak hanya dapat memahami pola dari satu bentuk atau sudut pandang saja, tetapi juga dapat memahami berbagai mungkin tampilan dari objek yang sama. Sangat penting untuk

melakukan ini dalam situasi di mana jumlah dataset terbatas karena augmentasi memungkinkan untuk mensimulasikan kondisi nyata yang lebih kompleks tanpa perlu menambah data baru secara manual. Dengan variasi buatan ini, risiko overfitting, yaitu ketika model terlalu mengingat data pelatihan dan tidak dapat mengenali data baru, dapat dikurangi. Dengan kata lain, augmentasi membuat model lebih kuat dan mampu menangani data yang belum pernah ditemui sebelumnya di dunia nyata, seperti gambar dengan pencahayaan berbeda, orientasi miring, atau objek yang sebagian tertutup.



**Gambar 3**

Daun terong digambarkan dalam kondisi sehat pada Gambar (a) sebelum proses augmentasi dilakukan. Data pelatihan awal dari gambar ini kemudian diubah menggunakan berbagai metode augmentasi untuk meningkatkan variasi visual yang dapat diidentifikasi oleh model. Salah satu metode ini adalah rotasi, di mana gambar diputar pada berbagai sudut untuk membantu model mengidentifikasi daun dalam berbagai orientasi. Teknik ini sangat penting karena dalam kehidupan nyata, gambar daun yang diambil dari lapangan sering kali tidak berada dalam posisi tegak sempurna. Dengan melakukan rotasi, model dilatih untuk mengidentifikasi objek yang sama dari sudut pandang yang berbeda. Selanjutnya, teknik flip horizontal pada Gambar (b) secara horizontal menghasilkan dua versi berbeda dari gambar yang sama. Teknik ini meningkatkan keragaman visual dan membantu model mengidentifikasi objek dari arah berlawanan, yang meningkatkan kemampuan generalisasi model untuk mengidentifikasi objek dalam berbagai orientasi, dan menekan kemungkinan overfitting.

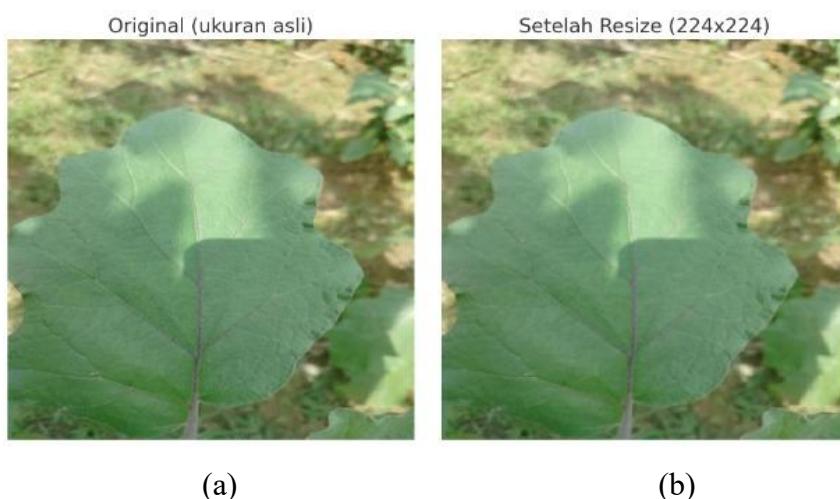
Gambar (c) menunjukkan hasil dari metode rotasi 30 derajat, yang menunjukkan bagaimana gambar daun terong diputar untuk membuat variasi orientasi yang realistik. Teknik ini membantu model memahami bahwa satu objek dapat memiliki tampilan visual yang berbeda tergantung pada arah pengambilan gambar. Untuk memastikan bahwa model tidak terbatas pada satu tampilan objek, kemampuan ini sangat penting. Selanjutnya, pada Gambar (d) ditampilkan hasil dari metode zoom sebesar 20%, yang memperbesar atau memperkecil gambar untuk menghasilkan gambar dengan berbagai ukuran objek.

Tujuannya adalah agar model dapat mengenali daun dalam berbagai ukuran, baik yang tampak lebih dekat maupun lebih jauh, karena perbedaan jarak dan fokus kamera mempengaruhi ukuran gambar.

Teknik shear dengan parameter 0.2 digunakan, yang memberikan efek distorsi miring baik horizontal maupun vertikal, seperti yang ditunjukkan pada Gambar (e) Distorsi ini meniru kondisi alami daun yang tidak selalu tegak atau simetris, seperti ketika daun tertekuk atau miring karena angin. Teknik shear sangat bermanfaat untuk mengajarkan model untuk mengenali bentuk daun dalam kondisi yang tidak ideal. Ini juga memperluas jenis deformasi bentuk yang mungkin terjadi di lapangan. Secara keseluruhan, metode augmentasi ini meningkatkan kemampuan model untuk mengidentifikasi daun terong dalam berbagai lingkungan kehidupan nyata, memperluas cakupan deteksi, dan meningkatkan kinerja klasifikasi ketika dihadapkan pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

### Evaluasi Model

Setelah model selesai dilatih, dilakukan proses evaluasi untuk mengukur performa klasifikasi terhadap data validasi menggunakan matrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score guna mengetahui kemampuan model dalam mengenali setiap kelas penyakit daun terong secara objektif.



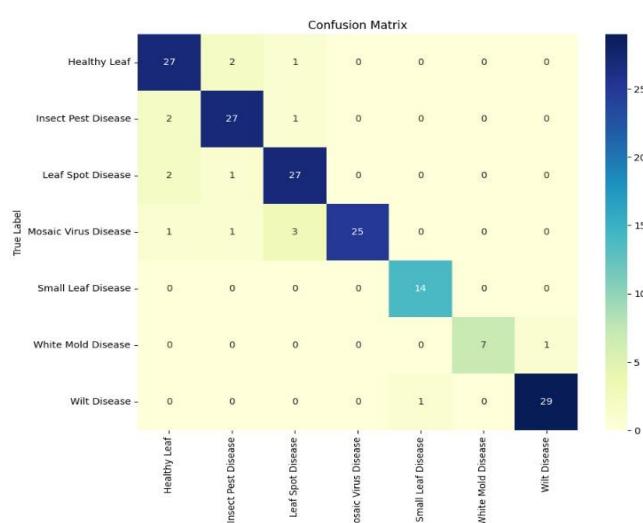
**Gambar 4**

Sebelum digunakan dalam pelatihan model, proses preprocessing awal, yang mencakup perubahan ukuran gambar daun terong, digambarkan di atas. Gambar a menunjukkan gambar daun dalam ukuran aslinya, tanpa penyesuaian, seperti yang diambil langsung dari lapangan. Gambar b menunjukkan hasil setelah proses pengurangan menjadi 224 x 224 piksel, ukuran standar yang dibutuhkan oleh arsitektur MobileNetV2 sebagai

input model. Tujuan dari proses penyesuaian ini adalah untuk menyamakan dimensi seluruh gambar dalam dataset, sehingga sistem dapat memproses dan menganalisis gambar secara konsisten. Meskipun ukuran gambar diubah, struktur dan fitur utama dari objek daun tetap dipertahankan dengan baik. Ini memastikan bahwa data penting tidak hilang dan model tetap dapat mengidentifikasi objek selama proses pelatihan. Karena model tidak perlu lagi menyesuaikan ukuran input secara dinamis, proses resize mempercepat proses pelatihan. Selain itu, dengan menyamakan ukuran gambar, kemungkinan kesalahan pemrosesan data yang disebabkan oleh perbedaan resolusi atau skala juga dapat dikurangi. Beberapa fitur penting dari gambar daun, seperti bentuk, tekstur, dan pola urat, tetap terjaga dengan baik, sehingga informasi visual yang relevan tetap tersedia bagi model untuk dipelajari meskipun penyesuaian ukuran dilakukan. Untuk keperluan klasifikasi berbasis deep learning, penyesuaian ukuran seperti ini merupakan langkah standar dalam pipeline pengolahan citra. Ini juga merupakan fondasi penting untuk menjaga kualitas input data yang konsisten.

### Evaluasi Skema Epoch 10

Evaluasi dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model untuk mengklasifikasikan data dengan benar. Salah satu teknik evaluasi yang digunakan adalah matriks confusion, yang menunjukkan jumlah prediksi yang benar maupun salah untuk masing-masing kelas. Dengan menggunakan confusion matrix, tingkat kemampuan model untuk mengidentifikasi setiap penyakit pada daun terong dan membedakannya dari daun yang sehat dapat dinilai. Hasil evaluasi ini berfungsi sebagai alat penting untuk menilai efektivitas model pada tahap pelatihan yang hampir berakhiri.



**Gambar 5.** Confusion Matrix Epoch 10

Hasil klasifikasi model pada Gambar 2, confusion matrix membandingkan hasil prediksi dengan nilai kebenaran yang sebenarnya. Berdasarkan hasil yang diperoleh dari model yang dilatih selama epoch 10, confusion matrix menunjukkan distribusi prediksi untuk setiap kelas penyakit daun terong. Meskipun terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, model menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan sebagian besar kelas. Sebagai contoh, pada kelas penyakit Insect Pest Disease, model mengklasifikasikan daun sehat dengan sangat akurat, namun beberapa gambar salah diklasifikasikan sebagai penyakit lain, seperti Leaf Spot Disease. Begitu pula, pada kelas Mosaic Virus Disease, beberapa gambar salah diidentifikasi sebagai penyakit lain, seperti Insect Pest Disease.

	--- EVALUASI MODEL ---			
	precision	recall	f1-score	support
Healthy Leaf	0.84	0.90	0.87	30
Insect Pest Disease	0.87	0.90	0.89	30
Leaf Spot Disease	0.84	0.90	0.87	30
Mosaic Virus Disease	1.00	0.83	0.91	30
Small Leaf Disease	0.93	1.00	0.97	14
White Mold Disease	1.00	0.88	0.93	8
Wilt Disease	0.97	0.97	0.97	30
accuracy			0.91	172
macro avg	0.92	0.91	0.91	172
weighted avg	0.91	0.91	0.91	172

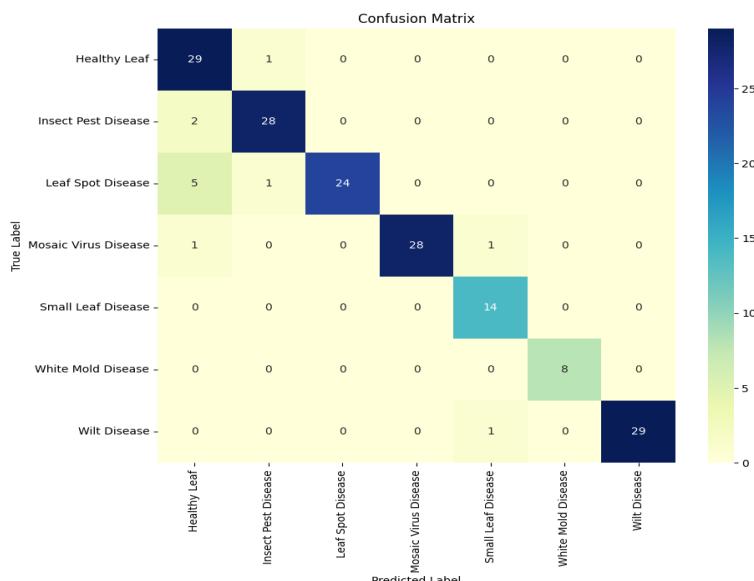
Gambar 6. Clasification Report Epoch 10

Clasification Report pada Gambar 3. menunjukkan gambaran mendalam tentang kinerja model untuk setiap kelas yang diuji dalam hal precision, recall, dan F1-score. Berdasarkan evaluasi model pada epoch ke-10, model menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit pada daun terong. Misalnya, untuk kelas Healthy Leaf, model menunjukkan precision 0.84 dan recall 0.90, yang menunjukkan kemampuan model untuk mengidentifikasi daun sehat. Untuk kelas Small Leaf Disease, model menunjukkan precision 0.93 dan recall 1.00, yang menunjukkan kemampuan model untuk mendeteksi penyakit pada kelas ini hampir sempurna. Namun, untuk beberapa jenis penyakit virus lainnya, seperti Mosaic Virus Disease, recall masih perlu ditingkatkan. Secara keseluruhan, model memiliki akurasi rata-rata 93%, dengan nilai macro average precision 0.92, recall 0.91, dan F1-score 0.91, yang menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall di seluruh kelas yang diuji. Selain itu, analisis ini menunjukkan bahwa distribusi performa model relatif stabil di antara semua kelas, bahkan di kelas dengan jumlah data yang lebih sedikit, seperti *White Mold Disease* dan *Small Leaf Disease*.

Dengan demikian, model unggul pada kelas yang dominan jumlahnya dan tetap akurat pada kelas minoritas. Evaluasi seperti ini sangat penting untuk memastikan bahwa sistem klasifikasi tetap adil dalam menentukan semua jenis penyakit dan tidak bias terhadap kelas tertentu. Performa model dapat ditingkatkan lebih lanjut di masa mendatang dengan menambahkan variasi data pelatihan dan menerapkan metode *fine-tuning* yang lebih khusus pada kelas-kelas dengan *recall* rendah. Ini akan mendukung pengembangan sistem deteksi penyakit daun yang lebih kuat yang dapat digunakan secara langsung di pertanian.

### Evaluasi Skema Epoch 20

Untuk melihat peningkatan dalam kinerja klasifikasi, evaluasi dilakukan lagi setelah pelatihan model dilanjutkan hingga abad kedua puluh. Dibandingkan dengan penilaian sebelumnya pada epoch ke-10, dapat dilihat bahwa model mengidentifikasi sebagian besar kelas lebih baik, seperti yang ditunjukkan oleh confusion matrix pada Gambar 4. Misalnya, dalam kelas Healthy Leaf, model berhasil mengklasifikasikan 29 dari 30 sampel dengan benar. Dalam kelas Mosaic Virus Disease dan Wilt Disease, juga, model mencapai tingkat akurasi yang sangat tinggi, dengan membuat prediksi 28 dan 29 dari total 30 data.



**Gambar 7.** Confusion Matrix Epoch 20

Gambar 7. tentang bagaimana model mengklasifikasikan setiap kelas penyakit daun terong diberikan oleh confusion matrix. Berdasarkan confusion matrix untuk epoch 20, model menunjukkan bahwa sebagian besar kelas memiliki kinerja yang baik. Untuk Leaf Spot Disease, model berhasil mengklasifikasikan 24 gambar dengan benar, tetapi 5 gambar salah diidentifikasi sebagai Healthy Leaf dan 1 gambar sebagai Insect Pest Disease. Untuk Insect Pest Disease, model berhasil mengklasifikasikan 29 gambar dengan

benar, tetapi ada satu gambar yang salah diidentifikasi sebagai Insect Pest Disease. Untuk Mosaic Virus Disease, model mengklasifikasikan 28 gambar dengan benar, tetapi 1 gambar salah dianggap sebagai Leaf Spot Disease. Small Leaf Disease juga berhasil terkласifikasi dengan sempurna, dengan 14 gambar diidentifikasi dengan benar tanpa kesalahan. Seluruh gambar terkласifikasi dengan benar, dan White Mold Disease juga terkласifikasi dengan sangat baik. Selain itu, model menunjukkan hasil yang sangat baik dalam mengklasifikasikan Wilt Disease, dengan 29 gambar yang diklasifikasikan dengan benar.

--- EVALUASI MODEL ---				
	precision	recall	f1-score	support
Healthy Leaf	0.78	0.97	0.87	30
Insect Pest Disease	0.93	0.93	0.93	30
Leaf Spot Disease	1.00	0.80	0.89	30
Mosaic Virus Disease	1.00	0.93	0.97	30
Small Leaf Disease	0.88	1.00	0.93	14
White Mold Disease	1.00	1.00	1.00	8
Wilt Disease	1.00	0.97	0.98	30
accuracy			0.93	172
macro avg	0.94	0.94	0.94	172
weighted avg	0.94	0.93	0.93	172

**Gambar 8.** Clasification Report Epoch 20

Gambar 8 memberikan analisis tambahan tentang kinerja model berdasarkan precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas. Berdasarkan laporan klasifikasi untuk epoch 20, model menunjukkan kinerja yang cukup baik. Misalnya, untuk Healthy Leaf, model memiliki precision 0.78 dan recall 0.97, menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi daun sehat dengan baik. Untuk Insect Pest Disease, model memiliki precision 1.00 dan recall 0.93, menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan penyakit ini dengan baik. Untuk Small Leaf Disease, model memiliki hasil yang sangat baik dengan precision 1.00 dan recall 0.93, meskipun ada sedikit kesalahan dalam recall. White Mold Disease memiliki precision dan recall 1.00, yang menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi penyakit ini dengan sangat baik. Wilt Disease juga sangat baik, dengan precision 1.00 dan recall 0.97. Secara keseluruhan, model mencapai accuracy sebesar 93%, yang berarti 93% gambar diklasifikasikan dengan benar. Average macro precision dan recall masing-masing 0.94 dan 0.94, sementara weighted average precision, recall, dan F1-score masing-masing 0.93 dan 0.93. Di seluruh kelas yang diuji.

## Perbandingan Kinerja Kedua Skema

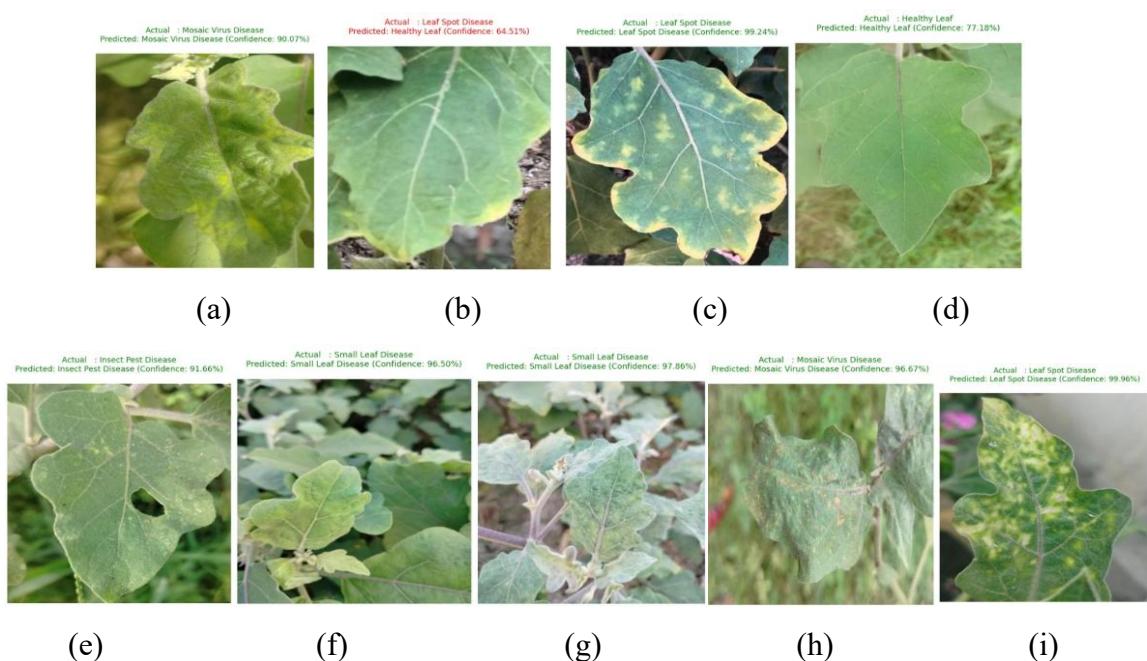
Cara menentukan seberapa efektif pelatihan model pada berbagai epoch, dilakukan perbandingan kinerja antara dua skema pelatihan, yaitu epoch ke-10 dan epoch ke-20. Tujuan dari perbandingan ini adalah untuk mengetahui sejauh mana peningkatan jumlah epoch dapat memengaruhi akurasi model dalam mengklasifikasikan penyakit daun terong. Dengan menganalisis akurasi kedua skema tersebut, dapat diputuskan apakah penambahan jumlah epoch memberikan dampak yang signifikan terhadap kinerja model.

**Tabel 1.** Tabel Perbandingan

EPOCH	AKURASI
10	0.91
<b>20</b>	<b>0.93</b>

## Visualisasi Hasil Prediksi

Dilakukan visualisasi hasil prediksi pada beberapa gambar daun terong untuk mengevaluasi lebih lanjut kinerja model. Visualisasi ini bertujuan untuk menunjukkan bagaimana model mengklasifikasikan kondisi daun berdasarkan input gambar, baik yang sehat maupun yang terinfeksi oleh berbagai penyakit. Setiap gambar memiliki label aktual, hasil prediksi model, dan tingkat kepercayaan (confidence score), sehingga dapat dibandingkan secara langsung antara kebenaran data dan output sistem. Metode ini tidak hanya melakukan evaluasi secara numerik tetapi juga secara visual. Ini dilakukan untuk menilai sejauh mana generalisasi dan akurasi model dapat diandalkan.



**Gambar 9.** Visualisasi Prediksi

Menunjukkan hasil prediksi model untuk berbagai jenis gambar daun terong, dengan daun sehat dan penyakit masing-masing. Setiap gambar diberi dua label informasi penting: label aktual (aktual), yang menunjukkan kelas asli gambar daun yang ditemukan dalam dataset, dan label prediksi, yang ditampilkan oleh model setelah analisis gambar dilakukan. Label-label ini juga disertakan dengan confidence score atau tingkat kepercayaan yang diprediksi.

Gambar (c) dan (d) memperlihatkan kemampuan model dalam membedakan antara daun yang terinfeksi penyakit dan daun yang benar-benar sehat, meskipun memiliki kemiripan visual. Pada gambar (a), model berhasil mengidentifikasi daun yang terjangkit *Mosaic Virus Disease* dengan tingkat kepercayaan tinggi, yaitu sebesar 93.71%. Namun, pada gambar (b), model melakukan kesalahan klasifikasi, di mana daun yang sebenarnya mengalami *Leaf Spot Disease* justru diprediksi sebagai daun sehat (*Healthy Leaf*) dengan tingkat kepercayaan 64.31%. Hal ini menunjukkan bahwa model masih memiliki tantangan dalam membedakan gejala penyakit tertentu yang secara visual menyerupai kondisi normal.

Selain itu, pada gambar (e), model berhasil mengklasifikasikan *Insect Pest Disease* dengan tingkat kepercayaan sebesar 91.05%. Gambar (f) dan (g) menunjukkan keberhasilan model dalam mengenali *Small Leaf Disease*, dengan tingkat keyakinan yang sangat tinggi, masing-masing sebesar 96.50% dan 97.89%. Selanjutnya, pada gambar (h), *Mosaic Virus Disease* juga berhasil teridentifikasi dengan sangat baik, ditunjukkan oleh tingkat kepercayaan sebesar 96.97%. Terakhir, gambar (i) memperlihatkan prediksi yang akurat terhadap *Leaf Spot Disease*, dengan keyakinan sebesar 96.24%, mencerminkan konsistensi performa model dalam mengenali berbagai jenis penyakit daun terong.

Meskipun masih terdapat beberapa kesalahan dalam klasifikasi, visualisasi ini secara umum menunjukkan bahwa model mampu memprediksi sebagian besar kelas dengan tingkat akurasi yang tinggi. Gambar-gambar tersebut menjadi representasi konkret dari kemampuan model dalam mengenali pola visual yang khas dari masing-masing jenis penyakit daun terong. Selain sebagai bukti performa model, visualisasi ini juga berguna untuk menganalisis titik lemah dan kekuatan model secara langsung. Dengan demikian, visualisasi ini sangat membantu dalam memahami cara kerja model secara lebih mendalam serta bagaimana sistem memproses dan mengevaluasi gambar dalam situasi nyata.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dengan menggunakan MobileNetV2, penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi gambar daun terong dengan akurasi validasi 93%. Dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang cukup tinggi di hampir seluruh kelas penyakit. Model juga menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali objek dari berbagai sudut dan ukuran melalui augmentasi seperti rotasi, flip, shear, dan zoom, yang meningkatkan generalisasi terhadap data baru.

## DAFTAR PUSTAKA

- Adhinata, F. D., Fitriana, F. D., Wijayanto, G. F., & Putra, A. (2021). Corn disease classification using transfer learning and convolutional neural network. [Nama jurnal tidak dicantumkan], 9(2). (Perlu ditambahkan nama jurnal)
- Akay, M., Du, Y., Sershen, C. L., Wu, M., Chen, T. Y., Assassi, S., Mohan, C., & Akay, Y. M. (2021). Deep learning classification of systemic sclerosis skin using the MobileNetV2 model. IEEE Open Journal of Engineering in Medicine and Biology, 2, 104–110. <https://doi.org/10.1109/OJEMB.2021.3066097>
- Albattah, W., Nawaz, M., Javed, A., Masood, M., & Albahli, S. (2022). A novel deep learning method for detection and classification of plant diseases. Complex and Intelligent Systems, 8(1), 507–524. <https://doi.org/10.1007/s40747-021-00536-1>
- Anggraini Puspita Sari, Haromainy, M. M. A., & Ryan Purnomo. (2024). Implementasi metode Rapid Application Development pada aplikasi sistem informasi monitoring santri berbasis website. Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi, 4(1), 316–325. <https://doi.org/10.51454/decode.v4i1.348>
- Aufar, Y., & Kaloka, T. P. (2022). Robusta coffee leaf diseases detection based on MobileNetV2 model. International Journal of Electrical and Computer Engineering, 12(6), 6675–6683. <https://doi.org/10.11591/ijece.v12i6.pp6675-6683>
- Bi, C., Xu, S., Hu, N., Zhang, S., Zhu, Z., & Yu, H. (2023). Identification method of corn leaf disease based on improved MobileNetV3 model. Agronomy, 13(2). <https://doi.org/10.3390/agronomy13020300>
- Chen, J., Zhang, D., & Nanehkaran, Y. A. (2020). Identifying plant diseases using deep transfer learning and enhanced lightweight network. Multimedia Tools and Applications, 79(41–42), 31497–31515. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-09669-w>
- Detection of plant diseases using convolutional neural network architectures. (2021). International Journal of Intelligent Communication, Computing and Networks. <https://doi.org/10.51735/ijiccn/001/19>

- Dharmaputra, A., Cahyanti, M., Septian, M. R. D., & Swedia, E. R. (2021). Aplikasi face mask detection menggunakan neural network MobileNetV2 berbasis Android. *Sebatik*, 25(2), 382–389. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v25i2.1503>
- Dwianto, S., Naufal Mubarok, F., Satriatama, D., & Agustin, T. (2024). Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) dalam deteksi penyakit pada tanaman terong. Seminar Nasional AMIKOM Surakarta (SEMNASA).
- Hamidson, H., Adrian, R., Umayah, A., Gunawan, B., Studi, P., Tanaman, P., Hama, J., & Tumbuhan, P. (2022, Oktober 27). Eggplant (*Solanum melongena L.*) in Tanjung Pering Village, Ogan Ilir Regency, South Sumatera. Palembang. (Judul tidak sesuai gaya APA; perlu revisi lebih lanjut dan nama jurnal/conferencenya belum jelas)
- Hardianto, M. R., & Sukmana, R. N. (2023). Sistem pendukung keputusan diagnosa penyakit pada tumbuhan terong ungu menggunakan metode teorema Bayes. *Digital Transformation Technology*, 3(2), 505–514. <https://doi.org/10.47709/digitech.v3i2.2882>
- Ibnul Rasidi, A., Pasaribu, Y. A. H., Ziqri, A., & Adhinata, F. D. (2022). Klasifikasi sampah organik dan non-organik menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 8(1). <https://doi.org/10.28932/jutisi.v8i1.4314>
- Iswantoro, D., & Handayani, D. (2022). Klasifikasi penyakit tanaman jagung menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 22(2), 900. <https://doi.org/10.33087/jiubj.v22i2.2065>
- Manjula, S., & R, V. K. (2021). Real world face mask detection using MobileNetV2 and Raspberry Pi. *International Journal of Engineering Research and Applications*, 11, 26–32. <https://doi.org/10.9790/9622-1110012632>
- Rozaqi, A. J., Sunyoto, A., & Arief, R. (2021). Deteksi penyakit pada daun kentang menggunakan pengolahan citra dengan metode Convolutional Neural Network.
- Sandhya, S., Balasundaram, A., & Sivaraman, A. (2022). Deep learning and computer vision based model for detection of diseased mango leaves. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 10(6), 70–79. <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v10i6.5555>
- Sintya, M., & Putri, E. (2024). Identifikasi hama dan penyakit pada tanaman jati dengan metode deep learning YOLOv8. 7(6). (Perlu ditambahkan nama jurnal)
- Wang, B., Zhang, C., Li, Y., Cao, C., Huang, D., & Gong, Y. (2023). An ultra-lightweight efficient network for image-based plant disease and pest infection detection. *Precision Agriculture*, 24(5), 1836–1861. <https://doi.org/10.1007/s11119-023-10020-0>
- Wangsa Kencana, N., & Umar, R. (2024). Implementasi transfer learning untuk klasifikasi jenis ras ayam menggunakan arsitektur MobileNetV2. *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, 7(6).