



# **KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN DENGAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK BERDASARKAN CITRA DAUN**

Presented by:

**Muhammad Dafa Wisnu Galih**

# INTRODUCTION

**Penanganan penyakit pada tanaman atau produk agrikultur merupakan aspek penting dalam bidang pertanian, dengan dampak langsung terhadap hasil panen dan kesehatan konsumen.** Penyakit yang tidak ditangani dengan benar dapat signifikan mengurangi kualitas dan kuantitas hasil pertanian dan dapat menjadi ancaman serius terhadap kesehatan masyarakat jika produk yang terinfeksi penyakit tersebut tidak diidentifikasi dan ditangani dengan tepat sebelum mencapai pasar.

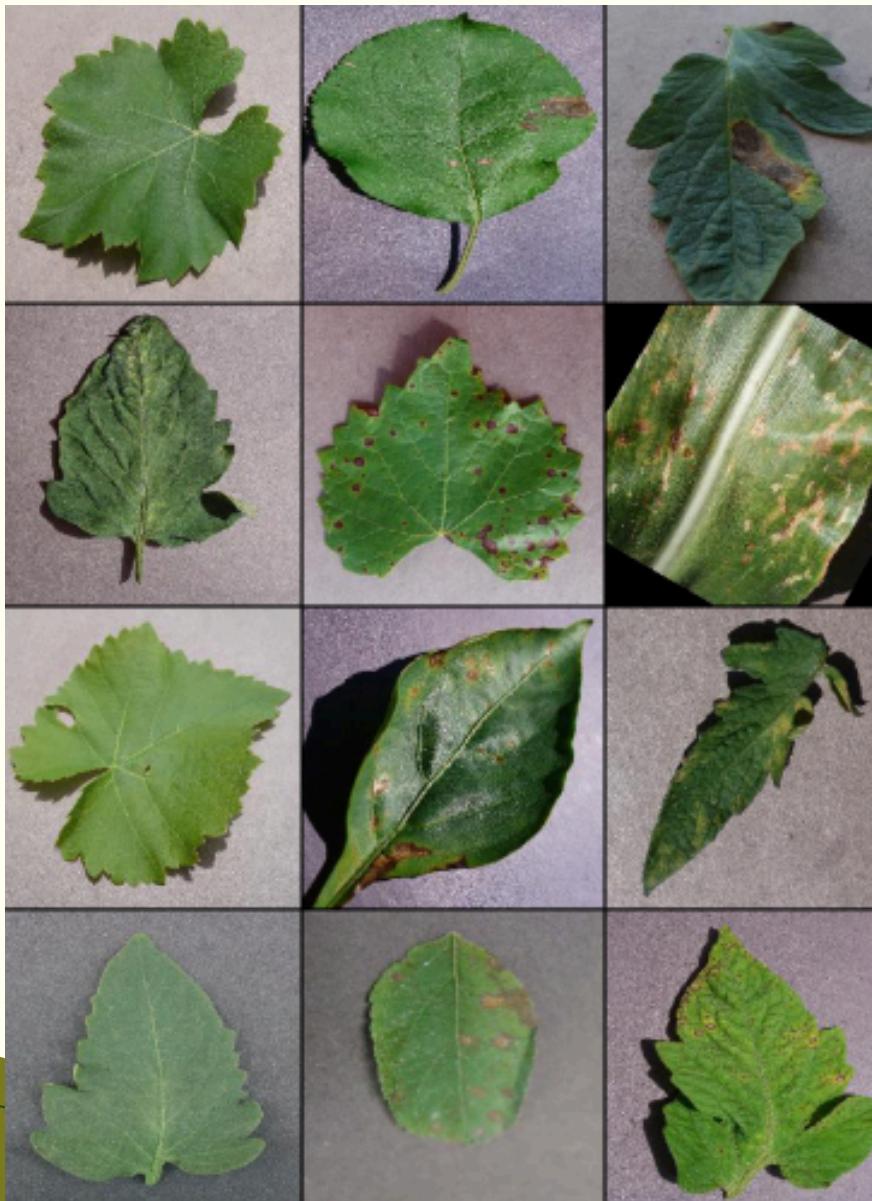
**Model ini dapat memberikan bantuan dalam mengidentifikasi jenis penyakit,** memungkinkan petani untuk mengambil tindakan pencegahan atau pengobatan yang sesuai secara tepat waktu. Dengan demikian, upaya ini bukan hanya untuk meningkatkan produktivitas pertanian tetapi juga untuk memastikan produk yang aman dan sehat untuk dikonsumsi oleh masyarakat.

# OBJECTIVE

Mengembangkan **model klasifikasi** yang mampu mengidentifikasi jenis penyakit pada **beragam varian tanaman** dengan akurasi tinggi.

Mengembangkan **sistem interface** yang mudah dan dapat langsung digunakan oleh petani ataupun masyarakat awam.

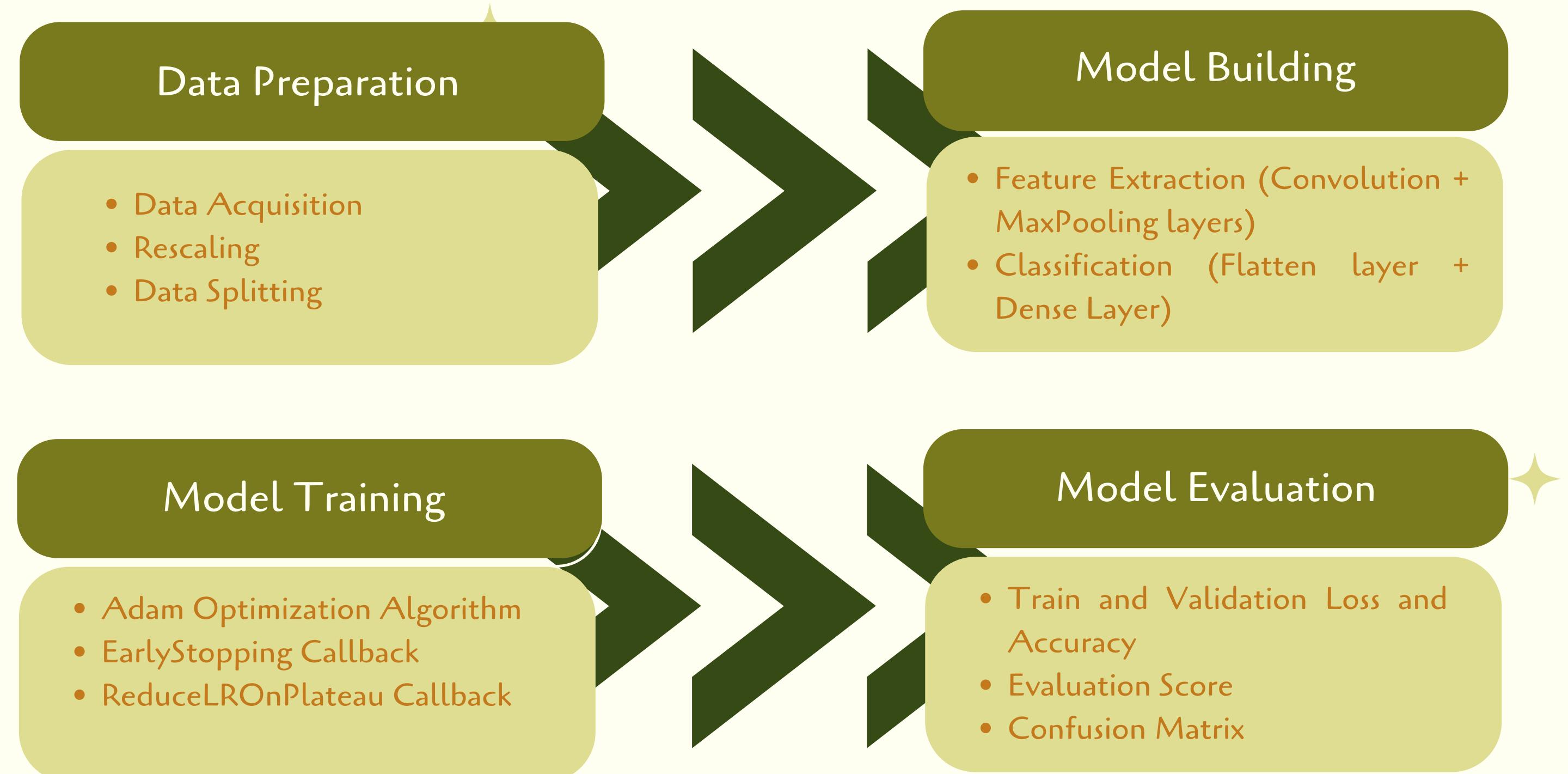
# DATASET



Dataset yang digunakan adalah New Plant Diseases Dataset berasal dari platform open source Kaggle. Dataset ini terdiri dari sekitar **87 ribu gambar daun** yang **sehat dan sakit** dari berbagai jenis tanaman, dikategorikan ke dalam **38 kelas**.

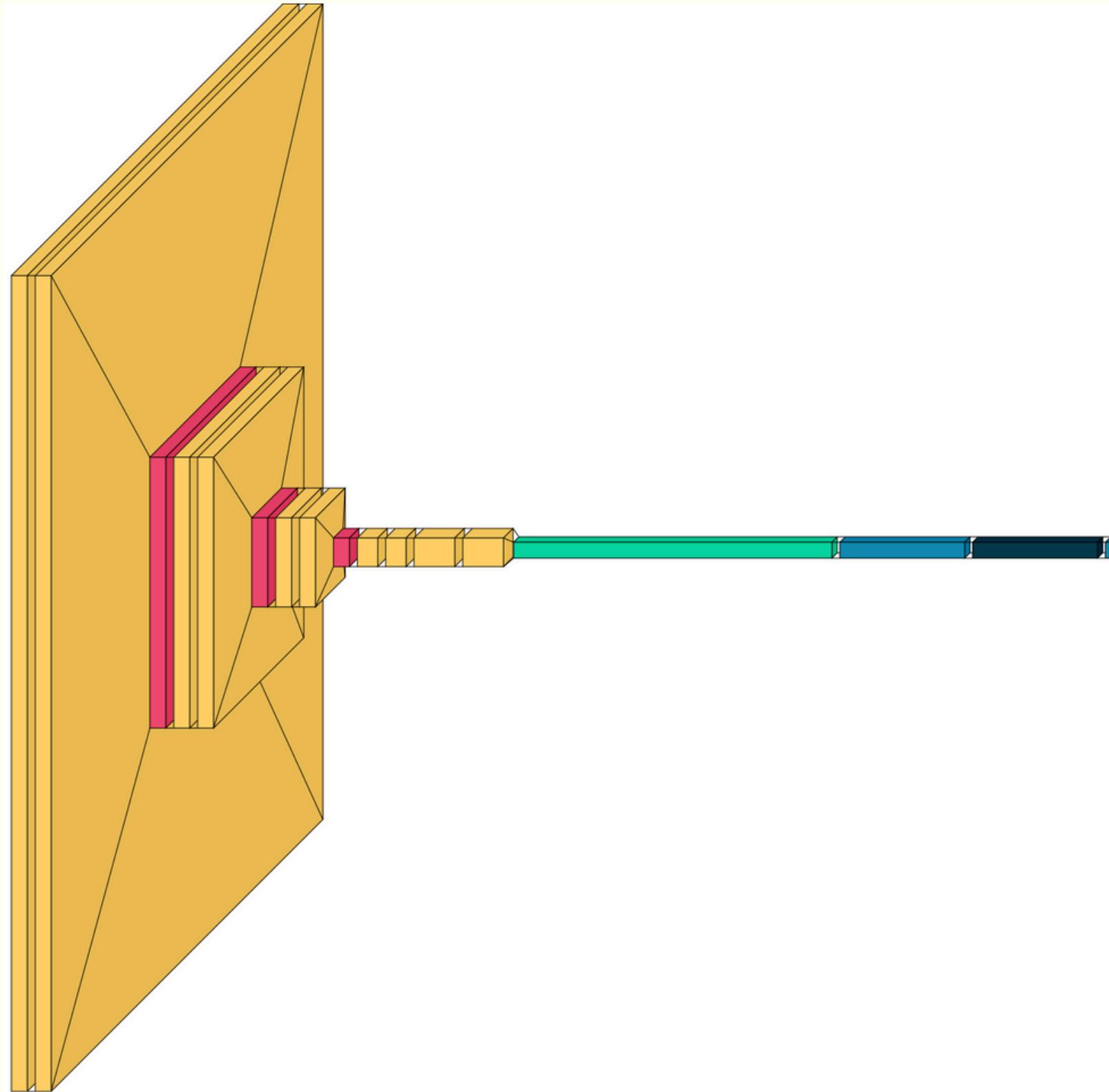
Dataset dibagi dengan **rasio 80/20** antara set training (70295 gambar) dan validasi (17572 gambar). Sebelum masuk ke tahap training, dilakukan **rescaling** terlebih dahulu terhadap dataset.

# METHODS \*



# MODEL ARCHITECTURE

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 256, 256, 32)	896
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 256, 256, 32)	9248
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 85, 85, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 85, 85, 64)	18496
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 85, 85, 64)	36928
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 28, 28, 64)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 28, 28, 128)	73856
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 28, 28, 128)	147584
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 9, 9, 128)	0
conv2d_6 (Conv2D)	(None, 9, 9, 256)	295168
conv2d_7 (Conv2D)	(None, 9, 9, 256)	590336
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 9, 9, 512)	3277312
conv2d_9 (Conv2D)	(None, 9, 9, 512)	6554112
flatten (Flatten)	(None, 41472)	0
dense (Dense)	(None, 1568)	65829664
dropout (Dropout)	(None, 1568)	0
dense_1 (Dense)	(None, 38)	59622



Conv2D

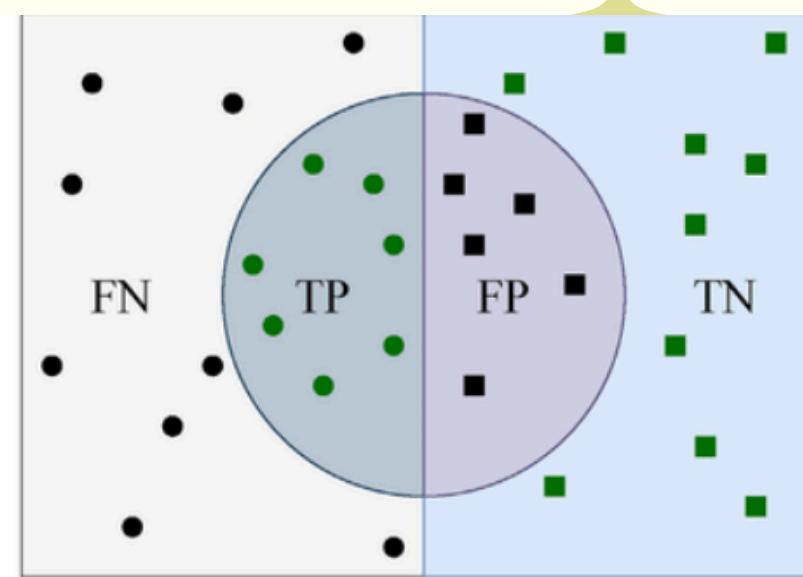
MaxPooling

Flatten

Dropout

Dense

# EVALMETRICS



- Akurasi adalah **rasio antara jumlah prediksi yang benar dengan total prediksi** yang dilakukan oleh model. Semakin tinggi akurasi, semakin baik model dalam membuat prediksi yang benar secara keseluruhan.
  - Presisi mengukur **sejauh mana prediksi positif model benar-benar positif**. Ini penting ketika cost kesalahan dalam memprediksi positif sangat tinggi, seperti dalam deteksi penyakit.
  - Recall mengukur **sejauh mana model berhasil menangkap semua contoh positif yang sebenarnya (TP)**. Ini berguna ketika kita ingin meminimalkan jumlah positif yang terlewat, meskipun mungkin ada beberapa prediksi positif yang salah.

Recall

TP

FN TP

Precision

TP

TP FP

Accuracy

TP

TN

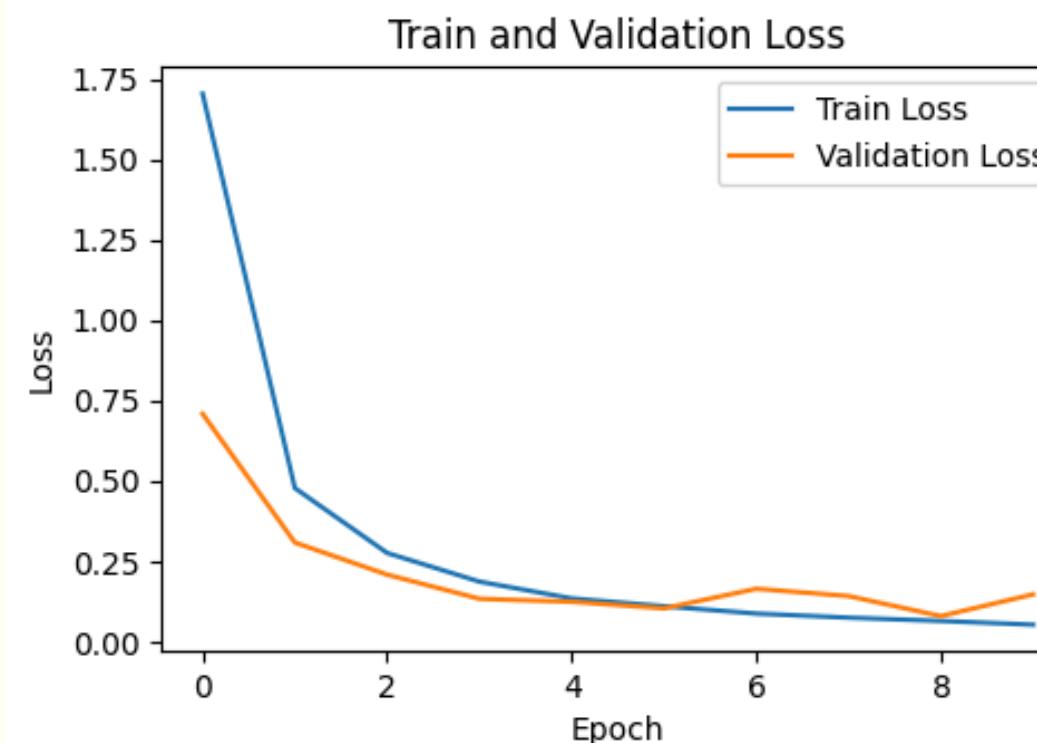
FN TP FP TN

# RESULT - SCORE

Train Accuracy : 98.19 %  
Test Accuracy : 96.04 %  
Precision Score : 96.19 %  
Recall Score : 96.04 %

- **Accuracy:** Nilai 98.19% di train dan 96.04% di validation menunjukkan persentase prediksi yang benar yang dibuat oleh model. Meskipun terdapat sedikit perbedaan, tetapi nilai tersebut cukup menunjukkan bahwa model efektif dalam mempelajari data train maupun data baru pada validation.
- **Precision Score:** Presisi 96.19% menunjukkan bahwa dari semua kasus yang model prediksi sebagai positif, 96.19% memang benar positif. Presisi tinggi menunjukkan tingkat kesalahan False Positve yang rendah.
- **Recall Score:** Recall juga 96.04%, mengukur proporsi positif aktual yang berhasil diidentifikasi oleh model. Nilai ini menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi 96.04% dari semua kasus positif aktual.

# RESULT - ACC & LOSS

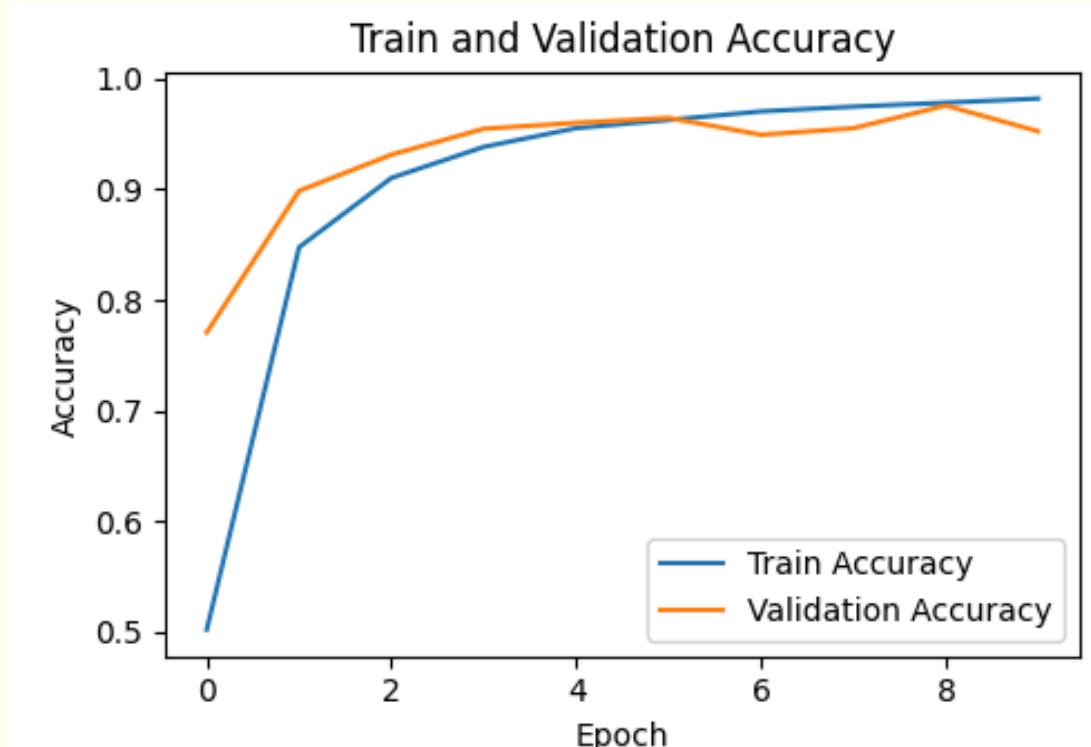


- **LOSS**

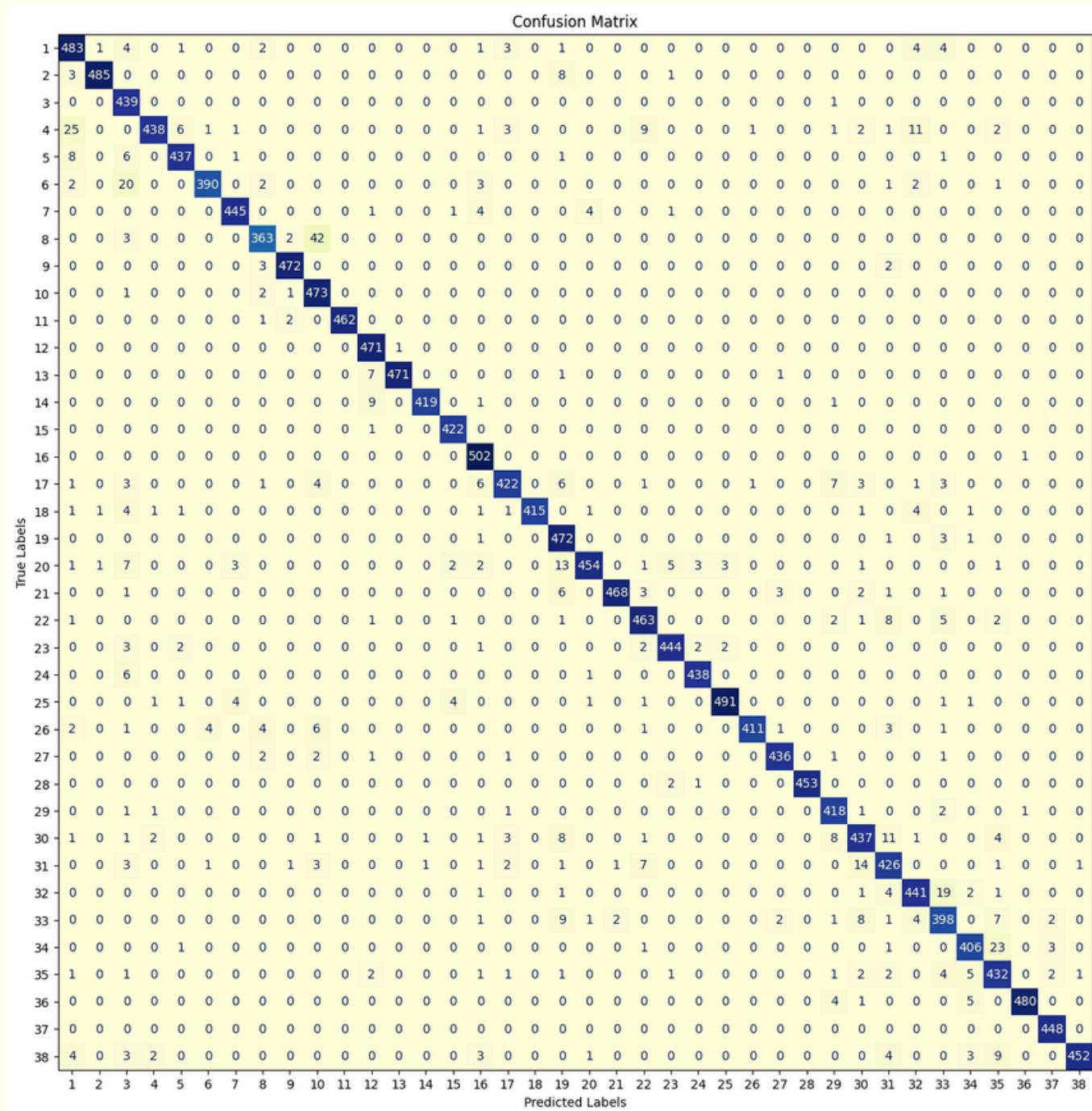
- **Train Loss menurun** seiring dengan bertambahnya epoch karena model menjadi lebih baik dalam **menyesuaikan diri dengan data latih**.
- **Validation loss yang menurun** menunjukkan bahwa model yang sedang dilatih semakin baik dalam memprediksi atau menggeneralisasi data yang tidak dilihat selama proses pelatihan.

- **ACCURACY**

- **Train dan Validation Accuracy meningkat** seiring dengan bertambahnya epoch.
- Kenaikan akurasi validasi menunjukkan bahwa model menghafal data pelatihan tetapi juga mempelajari pola yang lebih general, berguna untuk membuat prediksi yang akurat pada data baru.



# RESULT - CM



- Confusion Matrix

- Elemen **diagonal utama** menunjukkan jumlah **prediksi yang benar** untuk setiap kelas. Misalnya, untuk kelas 1, ada 483 prediksi yang benar.
  - Elemen di **luar diagonal utama** menunjukkan **kesalahan prediksi**. Contohnya, untuk baris 1 dan kolom 2, ada 4 instans di mana model salah memprediksi kelas yang sebenarnya adalah kelas 1 sebagai kelas 2.
  - **Nilai yang tinggi pada diagonal** menunjukkan **tingkat presisi yang baik**

# PREDICTION

## Plant Disease Classification

Upload an image

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • JPG, JPEG, PNG

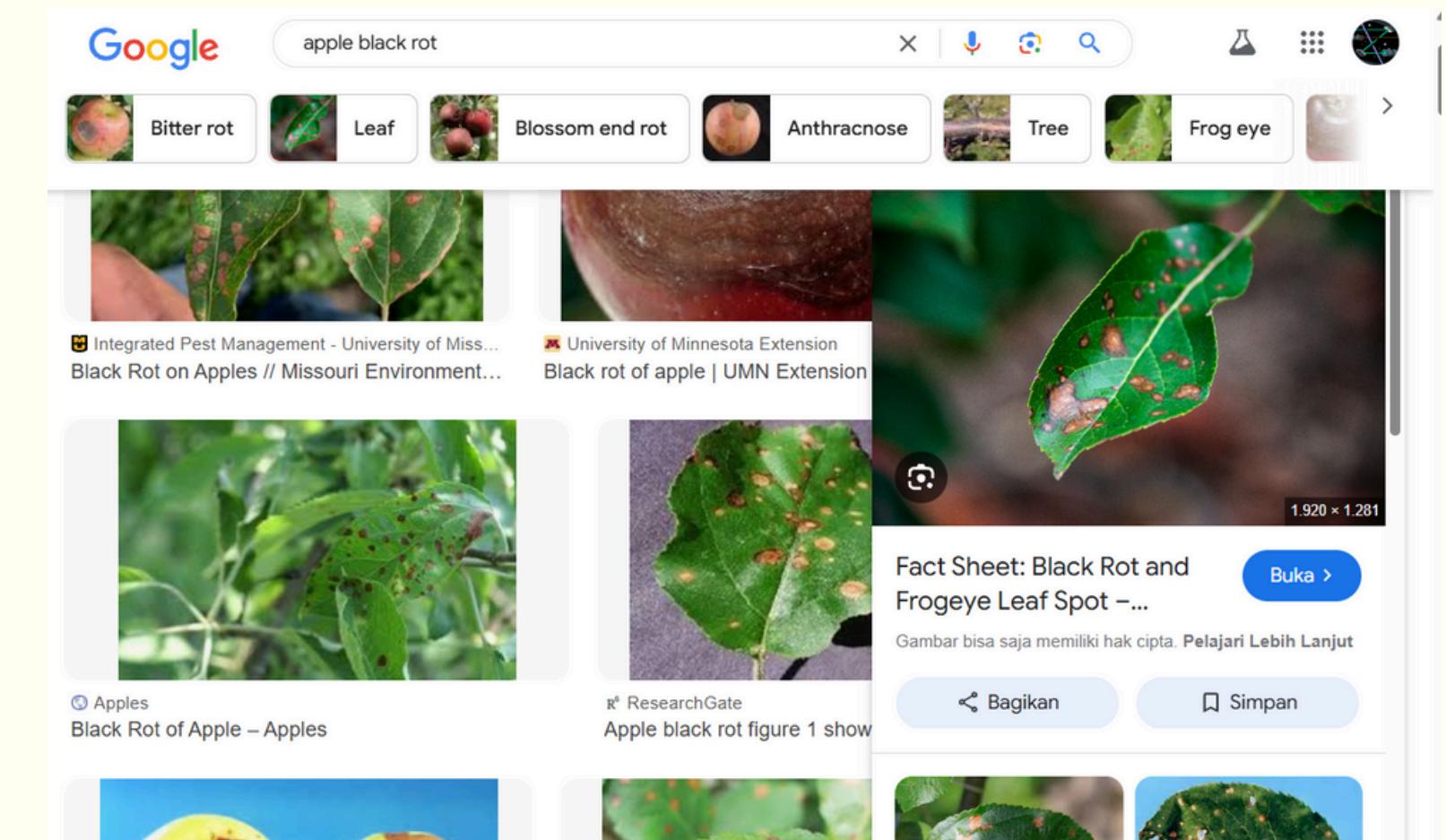
br.jpg 7.5KB



Uploaded Image

Predicted class: Apple\_\_Black\_rot

Confidence: 96.90%



- Penyakit Asli: Apple Black Rot
- Prediksi Model: Apple Black Rot

# PREDICTION

## Plant Disease Classification

Upload an image

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • JPG, JPEG, PNG

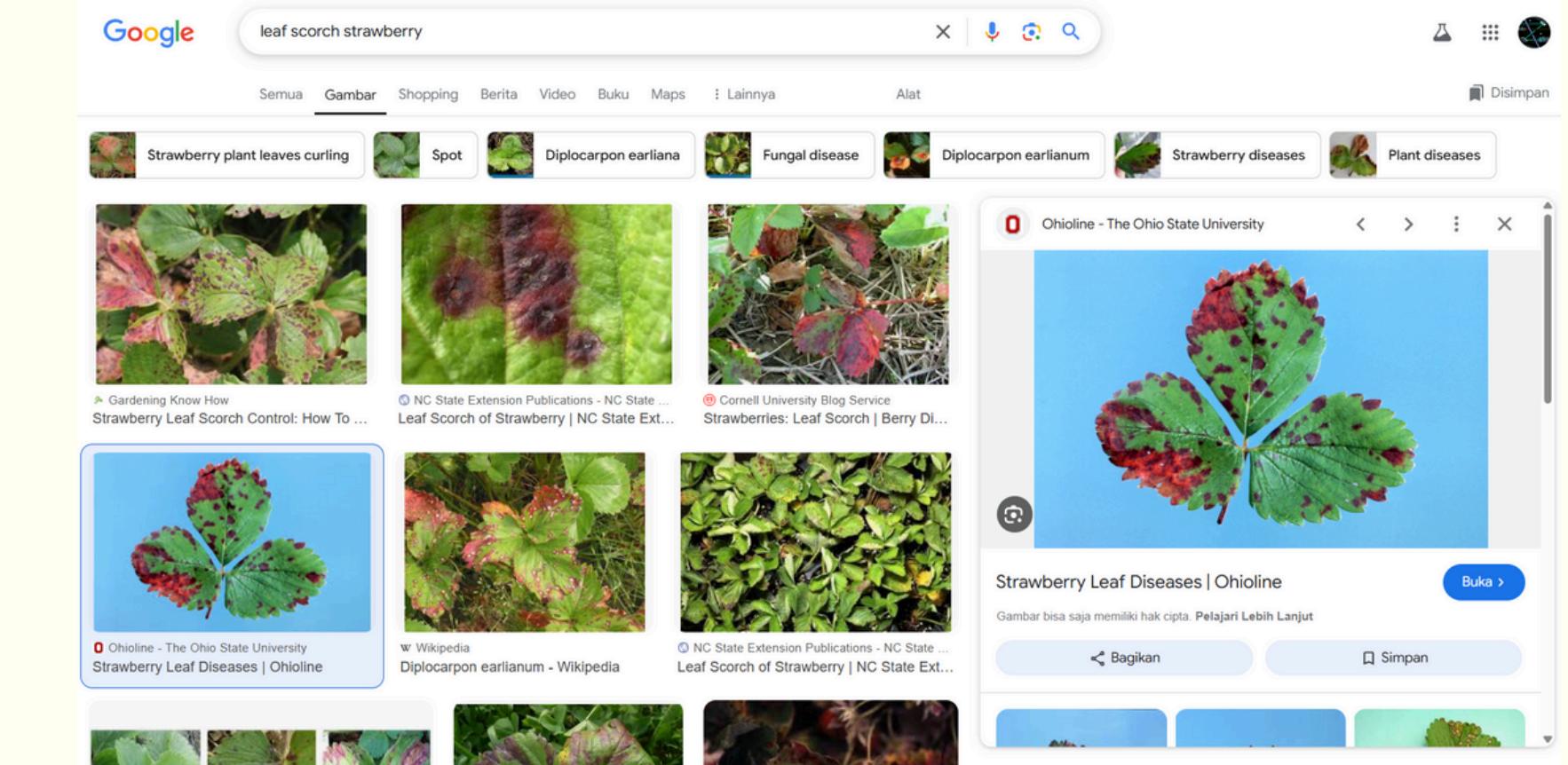
strawberry.jpg 0.8MB



Uploaded Image

Predicted class: Strawberry\_\_Leaf\_scorch

Confidence: 99.94%



- Penyakit Asli: **Strawberry Leaf Scorch**
- Prediksi Model: **Strawberry Leaf Scorch**

# PREDICTION

## Plant Disease Classification

Upload an image

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • JPG, JPEG, PNG

bsssss.jpg 7.8KB



Uploaded Image

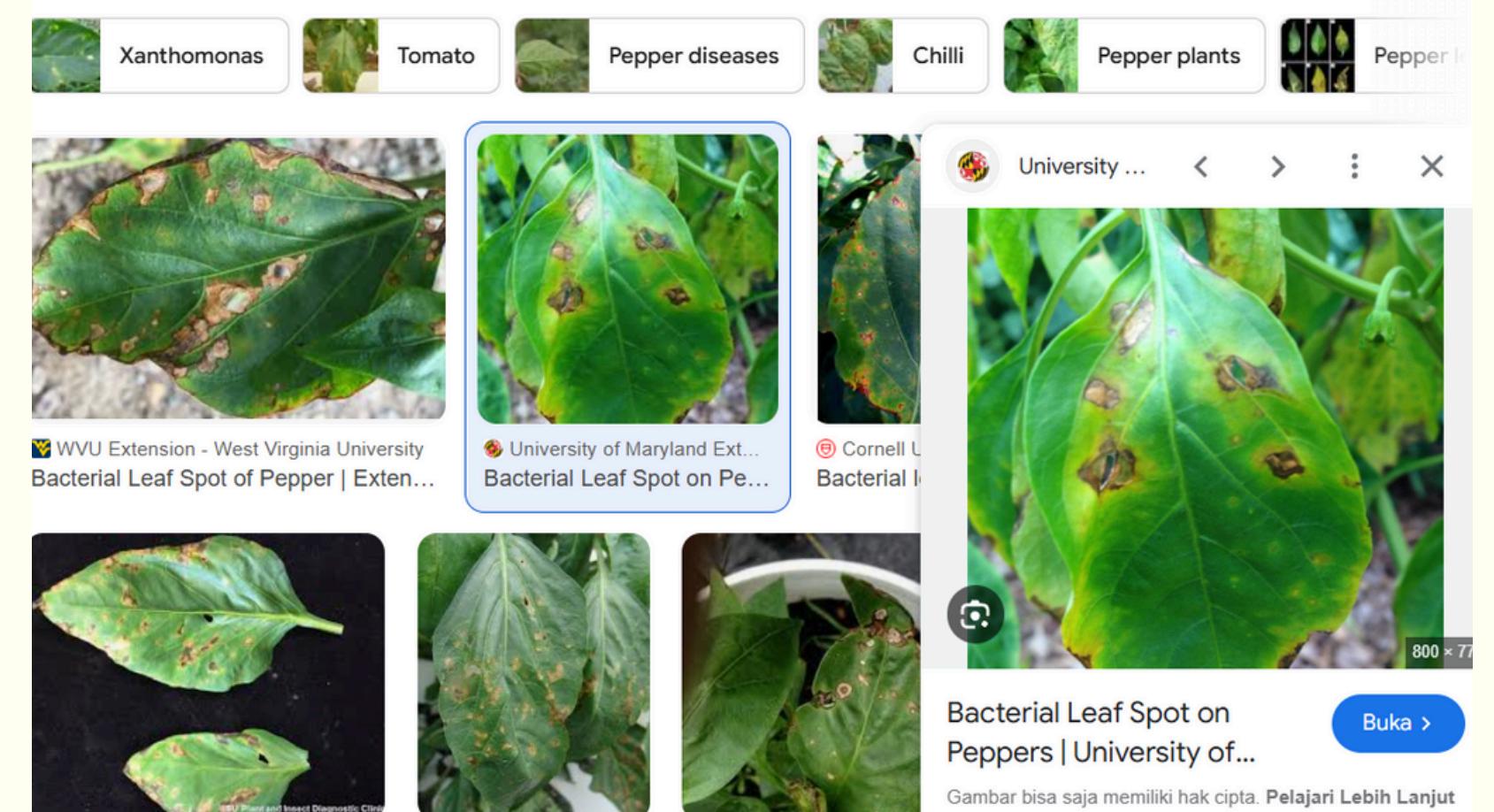
Predicted class: Pepper,\_bell\_\_Bacterial\_spot

Confidence: 75.24%

Google pepper bell bacterial spot

Semua Gambar Video Shopping Video singkat Web Berita Lainnya Alat

Xanthomonas Tomato Pepper diseases Chilli Pepper plants Pepper l...



Bacterial Leaf Spot of Pepper | Exten...  
University of Maryland Ext... Bacterial Leaf Spot on Pe...  
Cornell U... Bacterial Leaf Spots on Pepp...  
Bacterial Leaf Spot on Peppers | University of...  
Buka >

Gambar bisa saja memiliki hak cipta. Pelajari Lebih Lanjut

- Penyakit Asli: Pepper Bell Bacterial Spot
- Prediksi Model: Pepper Bell Bacterial Spot

# PREDICTION

## Plant Disease Classification

Upload an image

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • JPG, JPEG, PNG

 pwdrr.jpg 9.1KB

Uploaded Image

Predicted class: Squash\_\_Powdery\_mildew

Confidence: 82.07%

Google pepper bell bacterial spot

Semua Gambar Video Shopping Video singkat Web Berita Lainnya Alat

Xanthomonas Tomato Pepper diseases Chilli Pepper plants Pepper k...

  
WVU Extension - West Virginia University Bacterial Leaf Spot of Pepper | Ext...

  
University of Maryland Ext... Bacterial Leaf Spot on Pe...

  
Cornell U... Bacterial I...

  
Bacterial Leaf Spot on Peppers | University of...

Buka >

Gambar bisa saja memiliki hak cipta. Pelajari Lebih Lanjut

- Penyakit Asli: **Squash Powdery Mild**
- Prediksi Model: **Squash Powdery Mild**

# PREDICTION

## Plant Disease Classification

Upload an image

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • JPG, JPEG, PNG

pphlt.jpg 9.2KB



Uploaded Image

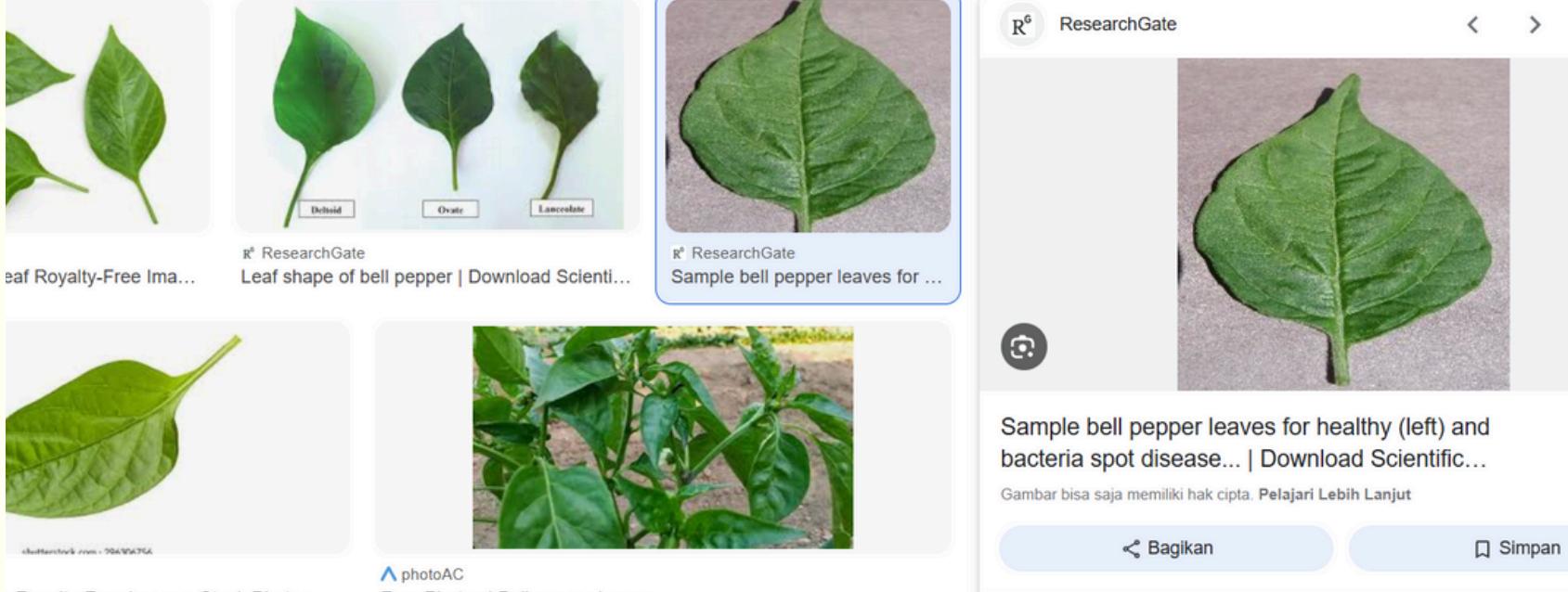
Predicted class: Pepper,\_bell\_\_healthy

Confidence: 99.82%

pepper bell leaf

Semua Gambar Shopping Video Maps Berita Buku : Lainnya Alat

Leaf curl virus Green pepper plants Plant leaves Brown spots Disease Red bell Capsicum



Sample bell pepper leaves for healthy (left) and bacteria spot disease... | Download Scientific...  
Gambar bisa saja memiliki hak cipta. Pelajari Lebih Lanjut

Bagikan Simpan

- Penyakit Asli: Pepper Bell Healthy
- Prediksi Model: Pepper Bell Healthy

# PREDICTION

## Plant Disease Classification

Upload an image

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • JPG, JPEG, PNG

acdrxxxxxx.jpg 7.9KB



Uploaded Image

Predicted class: Apple\_\_Black\_rot

Confidence: 99.60%

- Penyakit Asli: Apple Cedar Rust
- Prediksi Model: Apple Black Rot

Salah Prediksi untuk penyakit yang memang cukup mirip, di spesies yang sama.



Apple Black Rot



Apple Cedar Rust

# CHALLENGES

- **Membuat Model CNN dari Scratch**

Membuat model CNN untuk klasifikasi daun memerlukan banyak trial and error, mulai dari eksperimen arsitektur hingga penyesuaian hiperparameter. Setelah beberapa iterasi, model akhirnya berhasil mencapai akurasi yang memadai pada data uji dengan kombinasi arsitektur yang tepat.

- **Overfit yang teratas dengan Dropout Layer**

Model awal menunjukkan overfitting, dengan akurasi tinggi pada data pelatihan tapi buruk pada data uji. Dropout diterapkan untuk mengurangi overfitting dengan mematikan beberapa neuron secara acak selama pelatihan, sehingga model dapat menggeneralisasi dengan lebih baik.

# ★ FUTURE PLAN

1

## Mengakuisisi Lebih Beragam Data:



Mengakuisisi lebih banyak data dengan variasi kondisi dan jenis daun tanaman untuk meningkatkan keragaman dan akurasi model.

2

## Melakukan Transfer Learning dari Arsitektur Besar:

Transfer learning menggunakan arsitektur model besar seperti ResNet atau EfficientNet dapat meningkatkan kinerja model dengan memanfaatkan pengetahuan dari dataset besar yang telah dilatih sebelumnya.

3

## Data Preparation yang Lebih Baik:

Tahap persiapan data akan diperbaiki dengan teknik augmentasi gambar dan normalisasi yang lebih efektif untuk meningkatkan kualitas input bagi model.

# CONCLUSION

- 1 Pada program Deteksi penyakit pada tanaman agrikultur ini digunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN), karena algoritma ini sangat baik dalam mengenali pola-pola dalam gambar.
- 2 Performa Model:  
Tingkat akurasi pada data latih mencapai 98.19%, sedangkan pada data uji sekitar 96.04%, menunjukkan bahwa model mampu mengenali penyakit dengan baik.
- 3 Ketepatan dan Kemampuan Identifikasi: Nilai precision sekitar 96.19%, menandakan model cenderung akurat dalam mengidentifikasi penyakit tanaman.  
Recall sekitar 96.04%, menunjukkan bahwa model efektif dalam menemukan kasus penyakit pada tanaman.

LINKS

# GOOGLE COLAB

click above or:

[https://colab.research.google.com/drive/18DZl\\_5nI5urxYYNdbvu\\_uwyOuiFJ5GKr?usp=sharing](https://colab.research.google.com/drive/18DZl_5nI5urxYYNdbvu_uwyOuiFJ5GKr?usp=sharing)

# REPOSITORY

# GITHUB

(deployed model using  
streamlit in github)

click above or:

<https://github.com/mdfwg/plant-disease-classification>



THANK  
YOU