



## Identifikasi dan Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Algoritma CNN sebagai Media Pembelajaran IPA

Muhammad Mahrus Zain<sup>1\*</sup>, & Romi Ramadhani<sup>2</sup>

Program Studi Sistem Informasi, JTI, Politeknik Caltex Riau. Jl Umban Sari No.1,  
Pekanbaru, Riau, Indonesia 28265.

Email Korespondensi: [mahrus@pcr.ac.id](mailto:mahrus@pcr.ac.id)

### Abstrak

Indonesia merupakan negara agraris dengan potensi besar di sektor pertanian, salah satunya pada komoditas jagung (*Zea mays*). Permasalahan umum yang dihadapi petani jagung adalah serangan penyakit pada daun, seperti bercak daun, hawar daun, dan karat daun, yang dapat menurunkan produktivitas tanaman. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi berbasis deep learning dengan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) guna mengidentifikasi dan mengklasifikasikan penyakit daun jagung secara real-time. Aplikasi dirancang dalam bentuk hybrid agar dapat diakses melalui perangkat Android maupun iOS, serta berfungsi sebagai media pembelajaran interaktif pada mata pelajaran IPA, khususnya bidang agronomi. Hasil pengujian model CNN terhadap dataset uji menunjukkan akurasi sebesar 88%, sementara pengujian terhadap 100 data lapangan menggunakan metode confusion matrix menghasilkan akurasi sebesar 89%. Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan teknologi CNN efektif dalam klasifikasi penyakit daun jagung serta berpotensi meningkatkan kualitas pembelajaran berbasis teknologi di bidang sains alam.

**Kata kunci:** Klasifikasi Penyakit Daun Jagung; Convolutional Neural Network (CNN); Pembelajaran IPA.

## Identification and Classification of Corn Leaf Diseases Using CNN Algorithm as a Learning Media for Science Education

### Abstract

Indonesia is an agrarian country with significant potential in the agricultural sector, including corn (*Zea mays*) as a major source of carbohydrates and protein besides rice. One of the common problems faced by corn farmers is leaf disease, such as leaf spot, leaf blight, and rust, which can significantly reduce crop productivity. This study aims to develop a deep learning-based application using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm to identify and classify corn leaf diseases in real-time. The application is built as a hybrid platform, making it accessible on both Android and iOS devices. In addition to functioning as a diagnostic tool for farmers, the application serves as an interactive learning medium for science education, particularly in agricultural topics. The CNN model achieved an accuracy of 88% on the test dataset, and further evaluation using 100 real-field data samples and a confusion matrix yielded an accuracy of 89%. These findings demonstrate the effectiveness of CNN in image-based disease classification and its potential to enhance the quality of technology-assisted learning in natural science education.

**Keywords:** Classification of Corn Leaf Diseases; Convolutional Neural Network (CNN); Science Learning.

**How to Cite:** Zain, M. M., & Ramadhani, R. (2025). Identifikasi dan Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Algoritma CNN sebagai Media Pembelajaran IPA. *Empiricism Journal*, 6(2), 591–603. <https://doi.org/10.36312/ej.v6i2.3071>



<https://doi.org/10.36312/ej.v6i2.3071>

Copyright© 2025, Zain & Ramadhani

This is an open-access article under the CC-BY-SA License.



## PENDAHULUAN

Indonesia dikenal sebagai negara agraris yang memiliki potensi besar dalam sektor pertanian. Sektor ini tidak hanya menjadi tulang punggung ketahanan pangan nasional, tetapi juga memberikan kontribusi signifikan terhadap perekonomian negara, terutama di wilayah pedesaan. Dalam pengertian sempit, pertanian diartikan sebagai kegiatan "bercocok tanam", yaitu usaha manusia untuk membudidayakan tanaman demi memenuhi kebutuhan pangan dan ekonomi (Kusmiadi, 2014). Salah satu komoditas pertanian penting yang telah lama dibudidayakan oleh masyarakat Indonesia adalah jagung (*Zea mays*). Jagung merupakan salah satu tanaman sereal utama di Indonesia selain padi, yang memiliki peran strategis dalam sistem pangan nasional. Selain sebagai sumber karbohidrat, jagung juga digunakan dalam industri pakan ternak dan sebagai bahan baku berbagai produk industri pangan olahan. Menurut Purwanto (2007), jagung memiliki nilai ekonomi yang tinggi karena

permintaannya yang stabil baik di pasar domestik maupun internasional. Petani sebagai pelaku utama dalam sistem produksi jagung umumnya bertanggung jawab dalam menyediakan bahan pangan pokok ini untuk konsumsi masyarakat luas.

Namun demikian, produktivitas tanaman jagung di Indonesia masih menghadapi berbagai tantangan, salah satunya adalah serangan penyakit tanaman. Penyakit-penyakit yang menyerang daun jagung seperti common rust (karat daun), grey leaf spot (bercak daun), dan northern leaf blight (hawar daun) dapat menyebabkan kerusakan serius yang berujung pada penurunan hasil panen. Gejala penyakit ini umumnya muncul dalam bentuk bercak, lesi, atau perubahan warna yang mengganggu proses fotosintesis. Ketika daun tidak lagi mampu melakukan fotosintesis secara optimal, pertumbuhan tanaman terganggu dan hasil panen menurun secara signifikan. Dalam konteks pendidikan, khususnya pembelajaran Ilmu Pengetahuan Alam (IPA) di tingkat Sekolah Menengah Atas (SMA), tanaman jagung dapat dijadikan sebagai objek kajian yang relevan dan kontekstual. Materi tentang penyakit tanaman sangat potensial untuk dikaji melalui pendekatan pembelajaran berbasis lingkungan yang nyata. Misalnya, siswa dapat diajak untuk mengamati langsung gejala penyakit daun jagung di lahan pertanian sekitar, kemudian mendiskusikan faktor penyebab dan dampaknya terhadap pertumbuhan tanaman. Namun, tantangan utama dalam pendekatan ini adalah keterbatasan kemampuan siswa dalam mengidentifikasi jenis penyakit secara akurat. Sebagian besar siswa masih mengandalkan persepsi visual tanpa panduan ilmiah yang memadai. Perbedaan persepsi warna, pengalaman, dan ketelitian dapat menyebabkan kesalahan klasifikasi penyakit secara manual.

Dalam situasi seperti ini, pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI), khususnya Deep Learning, dapat menjadi solusi yang tepat. Salah satu metode dalam Deep Learning yang sangat efektif dalam pengenalan pola citra adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk pengenalan wajah, deteksi objek, dan pengklasifikasian citra medis. Dalam bidang agrikultur, CNN telah dimanfaatkan untuk mendeteksi berbagai jenis penyakit tanaman, mengklasifikasi gulma, hingga melakukan estimasi hasil panen melalui citra satelit atau drone. Model CNN mampu mengenali pola visual yang kompleks dan melakukan klasifikasi berdasarkan fitur spasial yang terekstraksi dari citra input.

Namun, di balik pemanfaatannya yang luas dalam domain teknis, aplikasi CNN dalam dunia Pendidikan khususnya sebagai media pembelajaran berbasis teknologi masih sangat terbatas. Sebagian besar penelitian mengenai CNN dalam agronomi hanya berfokus pada aspek teknis dan produktivitas pertanian, seperti sistem deteksi otomatis penyakit tanaman berbasis penginderaan jauh atau citra UAV (Unmanned Aerial Vehicle). Studi-studi ini jarang membahas potensi pedagogis CNN dalam meningkatkan pemahaman siswa terhadap konsep-konsep IPA melalui pembelajaran berbasis data dan citra (Asrafil et al., 2020). Literatur akademik juga menunjukkan masih adanya kesenjangan penelitian dalam integrasi Deep Learning sebagai alat bantu belajar di ruang kelas, terutama di negara-negara berkembang atau Global South. Aplikasi interaktif berbasis CNN yang dapat digunakan sebagai media visualisasi real-time dalam pembelajaran agronomi di SMA hampir tidak ditemukan dalam literatur. Padahal, potensi pengembangan media pembelajaran berbasis CNN sangat besar, khususnya dalam meningkatkan literasi digital dan literasi sains peserta didik di era transformasi digital.

Sebagai contoh, jika siswa dapat menggunakan aplikasi berbasis CNN untuk mengidentifikasi penyakit daun jagung dari citra nyata yang mereka ambil di lingkungan sekolah atau rumah, maka proses pembelajaran akan menjadi lebih kontekstual dan bermakna. Mereka tidak hanya belajar teori penyakit tanaman, tetapi juga berlatih berpikir kritis, menganalisis data, dan mengambil keputusan berbasis bukti ilmiah. Proses ini sejalan dengan pendekatan inquiry-based learning dan project-based learning yang saat ini banyak diterapkan dalam kurikulum Merdeka Belajar. Selain itu, pengalaman belajar yang melibatkan teknologi kecerdasan buatan juga dapat memperkenalkan peserta didik pada tren terbaru dalam dunia pertanian modern dan revolusi industri 4.0. Mereka akan memahami bahwa pertanian tidak lagi sebatas aktivitas tradisional, tetapi telah berkembang menjadi sistem produksi berbasis data dan teknologi. Dengan demikian, pengenalan teknologi CNN dalam pembelajaran IPA bukan hanya bermanfaat secara kognitif, tetapi juga

memiliki nilai strategis dalam membentuk generasi muda yang adaptif terhadap perubahan dan inovasi.

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh kebutuhan untuk menjembatani kesenjangan antara pendekatan ilmiah dalam klasifikasi penyakit tanaman dengan proses pembelajaran IPA di sekolah menengah. Dalam hal ini, CNN tidak hanya berfungsi sebagai alat analisis teknis, tetapi juga sebagai media pembelajaran interaktif yang mendorong keterlibatan aktif peserta didik. Model pembelajaran seperti ini tidak hanya meningkatkan pemahaman konseptual, tetapi juga mengembangkan keterampilan analisis, pemecahan masalah, dan berpikir logis siswa.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan dan mengkaji penerapan model CNN sebagai media pembelajaran berbasis citra dalam topik agronomi, khususnya dalam mengidentifikasi penyakit daun jagung. Model yang dikembangkan diharapkan dapat digunakan sebagai sarana pembelajaran IPA yang interaktif dan aplikatif. Penelitian ini tidak hanya mengukur akurasi model CNN dalam mengklasifikasi empat jenis citra daun jagung (daun sehat, common rust, grey leaf spot, dan northern leaf blight), tetapi juga mengevaluasi potensi penggunaan model ini dalam konteks pembelajaran di sekolah menengah. Dengan memanfaatkan data primer berupa citra lapangan yang dikumpulkan langsung dari kebun jagung, penelitian ini ingin menunjukkan bahwa pendekatan berbasis data lokal dapat berkontribusi pada pengembangan media pembelajaran yang relevan secara kontekstual dan teknologis. Harapannya, hasil penelitian ini dapat menjadi referensi awal bagi pengembangan inovasi pendidikan berbasis AI di bidang agrikultur, serta menjadi pemicu lahirnya kurikulum digital yang terintegrasi dengan kebutuhan nyata masyarakat dan dunia kerja.

## METODE

Penelitian ini menggunakan data primer berupa citra daun tanaman jagung yang dikumpulkan secara langsung dari lapangan tanpa melalui pihak ketiga. Pengumpulan data primer melalui fotografi lapangan telah terbukti sangat penting dalam penyusunan dataset citra penyakit tanaman yang andal, karena mencerminkan kondisi aktual pertanian termasuk latar belakang lingkungan yang kompleks (Yuan et al., 2022; Bondre & Patil, 2023). Teknik ini semakin relevan seiring berkembangnya teknologi pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam (deep learning) yang membutuhkan citra-citra realistis untuk pelatihan model yang efektif.

Data dikumpulkan pada lahan pertanian jagung milik petani di Kecamatan Rumbai, Pekanbaru, Provinsi Riau, selama periode Januari hingga April 2024. Proses pengambilan gambar dilakukan dengan kamera digital beresolusi tinggi pada kondisi cahaya alami di pagi dan siang hari untuk meminimalkan bayangan dan gangguan pencahayaan. Upaya ini mengikuti pendekatan serupa seperti yang digunakan dalam pembangunan dataset DiaMOS Plant dan PlantDoc, yang menekankan pentingnya kualitas citra dan kejelasan gejala penyakit untuk meningkatkan akurasi model klasifikasi (Fenu & Mallocci, 2021; Moupojou et al., 2023). Dataset akhir terdiri dari 400 citra yang telah diklasifikasikan ke dalam empat kategori, masing-masing sebanyak 100 gambar: (1) daun jagung sehat, (2) daun dengan gejala Common Rust, (3) daun dengan gejala Grey Leaf Spot, dan (4) daun dengan gejala Northern Leaf Blight. Penentuan label penyakit dilakukan berdasarkan ciri morfologi visual dari gejala daun sebagaimana dijelaskan dalam literatur agronomi. Pendekatan ini mengikuti temuan Bondre & Patil (2023) bahwa ketersediaan dataset terlabel yang cukup sangat krusial dalam pelatihan model deep learning, mengingat keterbatasan database publik yang tersedia secara luas.

Untuk tahap klasifikasi, penelitian ini menggunakan model jaringan saraf konvolusional (CNN) berbasis arsitektur MobileNetV2 yang diimplementasikan melalui platform TensorFlow. MobileNetV2 dipilih karena kemampuannya memproses citra secara efisien dengan sumber daya komputasi terbatas, menjadikannya cocok untuk aplikasi pertanian berbasis perangkat bergerak (Sandler et al., 2018; Niken et al., 2024). Arsitektur ini menggunakan struktur inverted residual dan linear bottlenecks, yang terbukti dapat menjaga keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi, terutama pada kondisi lapangan yang tidak selalu didukung perangkat keras canggih (Mukherjee et al., 2022; Ramadan et al., 2024). MobileNetV2 telah digunakan secara luas dalam klasifikasi penyakit tanaman seperti

tomat, gandum, dan buah pir, dan terbukti mampu menghasilkan akurasi tinggi bahkan dalam kondisi data yang terbatas. Beberapa studi juga menunjukkan bahwa penggunaan transfer learning dan attention mechanism dapat lebih meningkatkan performa arsitektur ini, termasuk dari sisi interpretabilitas model (Alirezazadeh et al., 2022; Reda et al., 2022).

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan empat metrik utama: akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi mengukur proporsi klasifikasi yang benar secara keseluruhan, sedangkan presisi mengevaluasi sejauh mana prediksi positif benar-benar tepat. Recall mengukur kemampuan model dalam menangkap seluruh kasus positif aktual, dan F1-score merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan recall, memberikan gambaran seimbang dalam konteks dataset yang tidak seimbang (Das et al., 2024; Gulzar, 2023; Chenni & Rada, 2025). Penggunaan keempat metrik ini penting dalam konteks klasifikasi penyakit daun karena setiap metrik memberikan wawasan yang berbeda terhadap performa model, terutama dalam menyeimbangkan risiko false positive dan false negative. Hal ini sejalan dengan pendekatan yang digunakan oleh Hu et al. (2024) dan Mazumder et al. (2024), yang menekankan pentingnya metrik evaluasi komprehensif dalam aplikasi klasifikasi penyakit tanaman untuk tujuan diagnostik di lapangan.




## HASIL DAN PEMBAHASAN

Selain tantangan teknis pada model CNN, misklasifikasi juga sering terjadi di tingkat pengguna akhir, termasuk siswa dan masyarakat umum, terutama dalam membedakan antara penyakit daun jagung seperti karat daun (*common rust*) dan titik abu-abu (*gray leaf spot*). Kedua penyakit ini memiliki kemiripan visual dalam bentuk bercak dan pola nekrosis yang membingungkan secara kasat mata, sehingga kerap menimbulkan interpretasi keliru baik oleh algoritma maupun oleh manusia (Lu et al., 2020; Zhang et al., 2021).

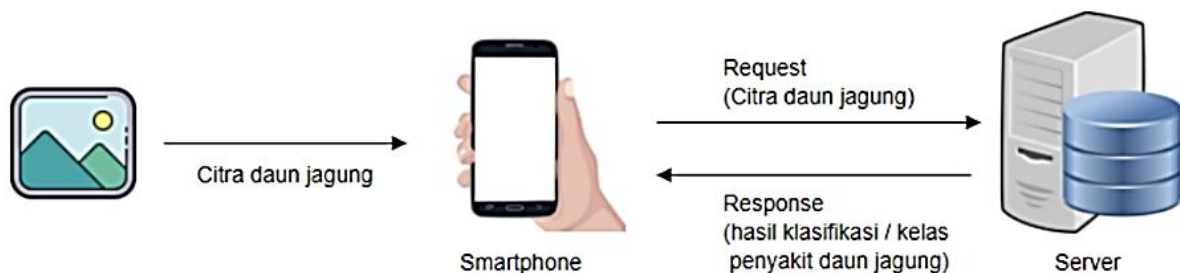
Untuk mendapatkan model CNN dengan tingkat klasifikasi yang bagus, hal yang dilakukan pertama kali pada penelitian ini adalah mengumpulkan dataset. Proses pengumpulan data ini dilakukan untuk mengumpulkan dataset yang digunakan sebagai data untuk melakukan proses training dan testing. Pada tabel dibawah ini merupakan salah satu sampel data set yang dikumpulkan berdasarkan label.

**Tabel 1.** Penyakit daun jagung

No	Gambar	Deskripsi
1		Gejala <i>common rust</i> atau karat daun yang disebabkan oleh jamur <i>Puccinia sorghi</i> . Terlihat bercak kecil berwarna coklat hingga merah oranye, berbentuk bulat hingga oval dengan ukuran 0,2–2 mm, tersebar di permukaan atas dan bawah daun. Bercak ini merupakan pustula berisi spora yang dapat menyebar cepat dalam kondisi lembap. Infeksi menghambat fotosintesis dan menurunkan hasil panen. Identifikasi dini sangat penting agar pengendalian dapat dilakukan, misalnya dengan varietas tahan, rotasi tanaman, atau fungisida. Gejala khas ini menjadi indikator utama serangan karat daun pada tanaman inang seperti jagung.

No	Gambar	Deskripsi
2		Gejala <i>gray leaf spot</i> atau bercak daun, yang disebabkan oleh jamur <i>Cercospora zeae-maydis</i> . Terlihat bercak berwarna abu-abu kecoklatan menyebar di seluruh permukaan daun. Bercak berbentuk memanjang sejajar tulang daun, sering kali berdampingan dan membentuk pola tidak beraturan. Infeksi ini menghambat proses fotosintesis, menyebabkan daun mengering lebih cepat, dan menurunkan produktivitas tanaman. Penyakit ini biasanya berkembang pesat pada kondisi hangat dan lembap. Pengendalian dapat dilakukan dengan rotasi tanaman, penggunaan varietas tahan, serta aplikasi fungisida jika diperlukan. Deteksi dini gejala bercak ini penting untuk mencegah penyebaran lebih lanjut.
3		Gejala <i>northern leaf blight</i> atau hawar daun, yang ditandai dengan bercak kecil berbentuk lonjong yang kemudian berkembang menjadi bercak elips memanjang. Warna bercak bervariasi dari abu-abu hingga coklat, sejajar dengan tulang daun. Bercak ini dapat menyatu membentuk area nekrotik yang luas, menyebabkan kerusakan parah pada jaringan daun. Penyakit ini mengganggu fotosintesis dan dapat menurunkan hasil panen secara signifikan. Pengendalian dilakukan dengan varietas tahan, rotasi tanaman, dan fungisida bila diperlukan.
4		Gambar menunjukkan daun yang sehat, ditandai dengan warna hijau segar dan permukaan yang bersih tanpa bercak atau gejala penyakit. Tidak tampak adanya perubahan warna, bercak, atau kerusakan jaringan seperti yang biasa ditemukan pada daun yang terinfeksi jamur atau patogen lainnya. Struktur daun terlihat utuh dan merata, menunjukkan tanaman berada dalam kondisi fisiologis yang baik. Daun sehat seperti ini penting untuk mendukung proses fotosintesis optimal dan pertumbuhan tanaman secara maksimal.

Berikut ini merupakan arsitektur perancangan aplikasi klasifikasi penyakit pada tanaman jagung berdasarkan ilustrasi gambar 1 dibawah ini.



**Gambar 1.** Perancangan Arsitektur Sistem

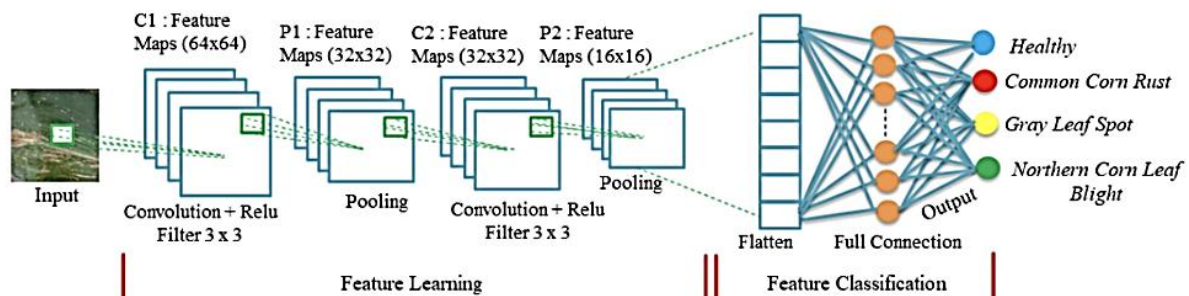
Keterangan gambar:

1. Gambar daun jagung ditangkap melalui kamera secara real time atau diupload melalui galeri pada smartphone.
2. Kemudian smartphone mengirim inputan gambar ke server melalui Http request.
3. Pada server akan melakukan pemrosesan citra berupa ekstraksi ciri dan proses klasifikasi data berdasarkan label penyakit dengan membandingkan data training dan data testing.



4. Selanjutnya hasil klasifikasi dikirimkan ke smartphone melalui Http response.

Dalam perancangan aplikasi pada penelitian ini terdapat beberapa hal yang akan dilakukan pada penelitian ini. Gambar 2 dibawah ini menjelaskan arsitektur dari model CNN pada aplikasi yang akan dirancang.



**Gambar 2.** Metode Convolutional Neural Network

Berdasarkan gambar diatas umumnya CNN memiliki 2 tahapan, yaitu tahapan feature learning dan feature classification. Input gambar pada model CNN diatas menggunakan citra daun jagung yang berukuran 150x150x3, dimana 150x150 merupakan pixel dari citra dan 3 merupakan citra yang memiliki 3 channel RGB. Keterangan gambar:

1. Citra daun jagung diproses pada convolution layer 1 (C1) dengan ukuran feature maps 64x64 menggunakan filter 3x3.
2. Pada tahapan Pooling 1 (P1) mendapatkan ukuran dimensi 32x32.
3. Tahapan convolution layer 2 (C2) akan melakukan proses kembali sama seperti C1 untuk mendapatkan layer baru.
4. Pada tahapan Pooling 2 (P2) menghasilkan layer baru yang berukuran 16x16.
5. Selanjutnya tahapan flatten melakukan proses mengubah feature maps menjadi bentuk vektor.
6. Tahapan fully connected layer berfungsi untuk menghubungkan neuron sebelumnya ke neuron berikutnya dan tahapan dropout digunakan untuk mencegah overfitting dengan menghilangkan neuron yang tidak terpakai sehingga menghasilkan prediksi label yang sesuai dengan inputan citra diantaranya daun sehat.

Pengambilan citra ini menggunakan kamera smartphone dengan background dan rotasi yang berbeda. Hal ini dilakukan agar citra dapat dikenali dalam berbagai kondisi serta pengambilan citra ini memperhatikan pencahayaan untuk mendapatkan kualitas citra yang baik. Berikut ini adalah contoh citra yang digunakan pada penelitian ini. Setelah mendapatkan citra, selanjutnya dilakukan tahapan preprocessing pada citra yang telah dikumpulkan. Adapun tahapan yang dilakukan pada preprocessing sebagai berikut:

1. Input citra daun jagung Citra daun jagung yang telah dikelompokkan berdasarkan label penyakit selanjutnya di upload pada google drive. Kemudian citra tersebut akan di masukkan melalui google colab yang diambil pada drive penyimpanan dataset citra daun jagung.

```
import numpy as np
import pandas as pd

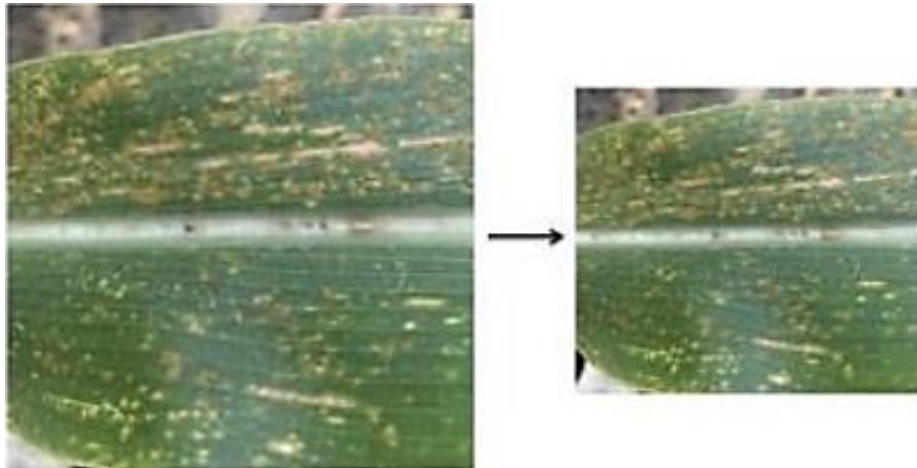
import os
for dirname, _, filenames in os.walk('/content/drive/MyDrive/Dataset_pa'):
    for filename in filenames:
        print(os.path.join(dirname, filename))

/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00083.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00089.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00086.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00098.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00097.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00096.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00075.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00089.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00082.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00091.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00073.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00080.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00100.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00092.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00072.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00088.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00090.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00071.jpg
/content/drive/MyDrive/Dataset_pa/train/sehat_daun/Image_DS00081.jpg
```

**Gambar 3.** Input Citra Jagung

## 2. Resize citra

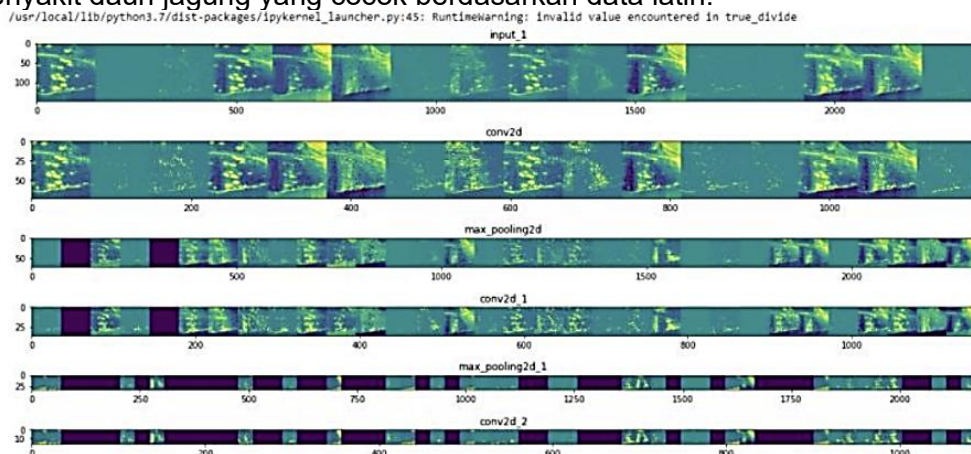
Citra yang telah dikelompokkan selanjutnya di resize dengan ukuran pixel 150x150. Supaya dimensi dari gambar tersebut memiliki ukuran lebar, tinggi dan aspek rasio yang sama. Hal ini perlu diperhatikan karena mempengaruhi proses training dan hasil akurasi yang diperoleh.



**Gambar 4.** Resize Citra Jagung

## 3. Ekstraksi Fitur

Data yang sudah dimasukkan selanjutnya akan di identifikasi berdasarkan nilai dari setiap piksel dari gambar yang memiliki pola dari masing – masing penyakit. Selanjutnya nilai tersebut akan diakumulasi untuk mendapatkan nilai yang mendekati pola atau ciri dari penyakit daun jagung yang cocok berdasarkan data latih.



**Gambar 5.** Ekstraksi Fitur Citra Jagung

## 4. Augmentasi citra

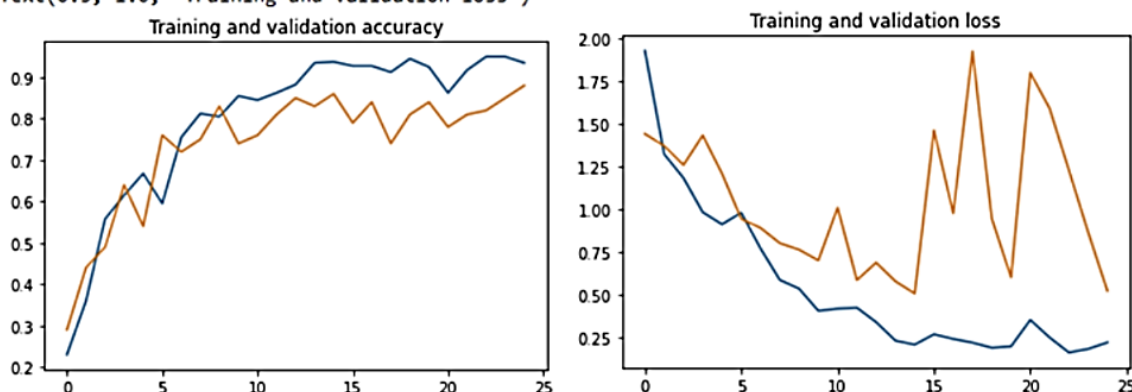
Tahapan berikutnya augmentasi citra bertujuan menghasilkan data training tambahan dari data yang telah ada dengan melakukan transformasi secara acak. Fungsi rescale untuk mengubah skala pada citra dengan parameter 1/255. Untuk mengeser citra secara horizontal, vertical, perbesar peneliti menggunakan width shift range, height shift range, shear range dan zoom range sehingga data yang dihasilkan bervariasi.

Pada penelitian yang penulis lakukan dalam proses pembuatan model CNN, penulis menggunakan google colabotary untuk membangun model dengan menggunakan bahasa pemrograman python. Pada pembuatan model menggunakan library dari tensorflow. Tensorflow adalah library yang digunakan dalam pembelajaran mesin untuk menjalankan neural network untuk keperluan mengklasifikasi tulis tangan, pengenalan objek atau gambar, serta dapat menggabungkan suatu kata. Model CNN yang penulis bangun terdapat beberapa layer secara umum diantaranya convolution layer, pooling layer, flatten layer, dense layer dan dropout layer. Berikut ini adalah code model CNN yang penulis bangun.

Melakukan training data penyakit pada daun jagung kedalam model dengan fit model. Dalam melakukan fit model digunakan epoch sebanyak 25 dan verbose dengan nilai 2.

Epoch adalah jumlah berapa kali jaringan akan melihat seluruh dari kumpulan data. Sedangkan verbose adalah menampilkan progres dari epoch seperti 1/25 epoch dan seterusnya. Berikut ini adalah hasil pelatihan yang diperoleh dalam bentuk grafik. Kajian dari Zhang et al. (2019) menunjukkan bahwa arsitektur CNN yang dibangun menggunakan TensorFlow dan diterapkan pada klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra dapat mencapai akurasi tinggi, terutama jika struktur lapisan dan parameter pelatihan disesuaikan dengan kompleksitas data. Studi serupa oleh Brahimi et al. (2017) juga menunjukkan bahwa model CNN dengan konfigurasi dasar mampu mencapai akurasi lebih dari 95% pada klasifikasi penyakit daun tomat, yang menunjukkan efektivitas arsitektur CNN dalam menangkap fitur visual yang relevan. Oleh karena itu, penggunaan TensorFlow dalam penelitian ini selaras dengan pendekatan ilmiah yang telah terbukti efektif dalam berbagai studi klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra.

Text(0.5, 1.0, 'Training and validation loss')



**Gambar 6.** Grafik Training dan Validation Loss dan Accuracy

Pada grafik diatas perolehan loss yang dihasilkan sudah tergolong rendah dengan nilai 0.5. Akurasi yang diperoleh pada grafik diatas 0.88 atau 88% artinya model yang dibangun telah bagus dan dapat digunakan. Hal ini didukung dengan perolehan akurasi yang 88% apabila dilihat dari jumlah data yang digunakan yaitu 400 data gambar. Penulis melakukan pengujian akurasi pada data yang diambil dari petani. Pengujian ini menggunakan teknik confusion matrix. Confusion matrix digunakan untuk menilai akurasi, presisi dan recall dari hasil prediksi yang telah diperoleh dari model yang diuji melalui aplikasi saat melakukan prediksi. Adapun data yang diuji adalah gambar daun jagung sebanyak 100 data diantaranya 25 data bercak daun, 25 data hawar daun, 25 data karat daun dan 25 data daun sehat. Hasil dari pengujian dari 100 data tersebut dapat dilihat pada tabel pengujian confusion matrix dibawah ini.

**Tabel 2.** Tabel Confusion Matriks

		Prediksi			
		Bercak Daun	Hawar Daun	Karat Daun	Daun Sehat
Aktual	Bercak Daun	21	4	0	0
	Hawar Daun	0	25	0	0
	Karat Daun	2	5	18	0
	Daun Sehat	0	0	0	25

Pada pengujian 100 data daun jagung, model yang dibangun berhasil memprediksi sebagai berikut:

1. Pengujian dengan label bercak daun, model berhasil memprediksi sebanyak 21 kali bahwa daun jagung tersebut adalah bercak daun dan terdapat kesalahan prediksi bahwa bercak daun diklasifikasi kedalam hawar daun.
2. Pengujian dengan label hawar daun, model berhasil memprediksi sebanyak 25 kali bahwa daun jagung tersebut mengalami hawar daun.
3. Pengujian dengan label karat daun, model berhasil memprediksi sebanyak 18 kali bahwa daun jagung tersebut mengalami penyakit karat daun dan terdapat kesalahan prediksi model memprediksi karat daun ke kategori hawar daun sebanyak 5 kali dan bercak daun sebanyak 2 kali.

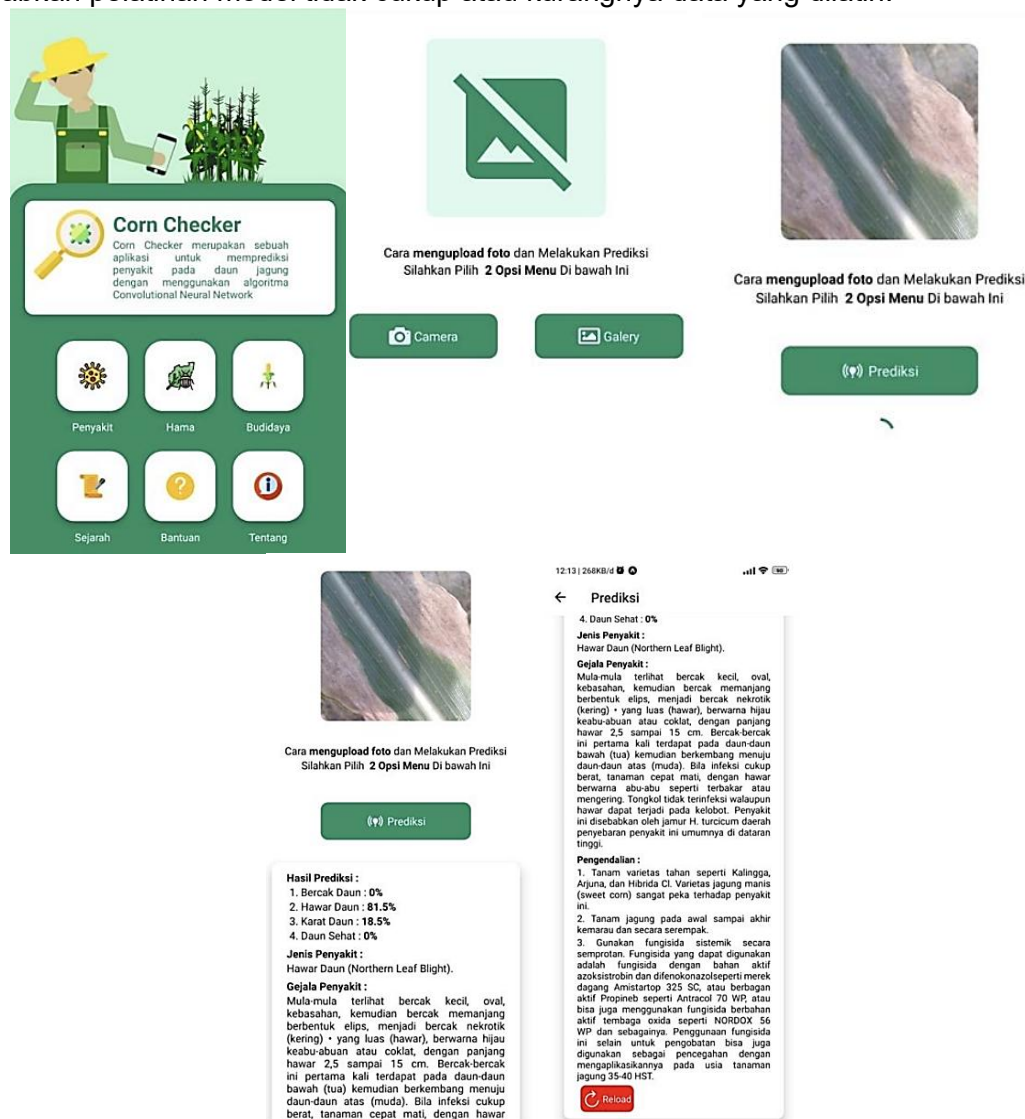


4. Pengujian dengan label daun sehat, model berhasil memprediksi sebanyak 25 kali bahwa daun jagung termasuk kategori daun sehat. Setelah memperoleh hasil prediksi selanjutnya menentukan variabel dari confusion matrix untuk menentukan true positive, true negative, false positive dan false negative.

Dengan performa sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP \text{ Bercak Daun} + TP \text{ Hawar Daun} + TP \text{ Karat Daun} + TP \text{ Daun sehat}}{\text{Total Data}} \\ = \frac{21+25+18+25}{100} = 0,89 \times 100 = 89\%$$

Akurasi pengujian data baru yang diperoleh dari petani dengan pengujian terhadap 100 data gambar daun jagung menggunakan teknik confusion matrix memperoleh akurasi sebesar 89%. Maka model CNN untuk klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini dapat dengan baik mengklasifikasi penyakit pada daun jagung. Adapun kesalahan prediksi disebabkan pelatihan model tidak cukup atau kurangnya data yang dilatih.



Gambar 7. Implementasi Aplikasi

## Pembahasan

Penelitian ini menunjukkan bahwa implementasi model Convolutional Neural Network (CNN) dalam klasifikasi penyakit daun jagung melalui aplikasi mobile memberikan hasil yang cukup menjanjikan, baik dari segi akurasi maupun aplikabilitasnya dalam konteks pendidikan dan pertanian. Akurasi model mencapai 89% saat diuji dengan data citra baru dari lapangan, menandakan kemampuan sistem untuk melakukan klasifikasi yang cukup andal. Namun demikian, masih ditemukan beberapa kasus misklasifikasi, terutama dalam membedakan gejala antara karat daun (*common rust*) dan bercak daun (*gray leaf spot*). Hal ini dapat dimaklumi mengingat kedua jenis penyakit ini memiliki kemiripan visual dalam bentuk bercak

dan distribusi pola nekrosis, sehingga sulit dibedakan secara kasat mata. Misklasifikasi ini sejalan dengan temuan Lu et al. (2020) dan Zhang et al. (2021) yang menekankan bahwa bahkan pengamat manusia kerap keliru dalam mengenali perbedaan antara gejala penyakit tanaman yang serupa.

Untuk meningkatkan akurasi, penelitian ini menerapkan beberapa teknik penting seperti augmentasi data, preprocessing, dan konfigurasi arsitektur CNN yang disesuaikan dengan kompleksitas data. Augmentasi dilakukan melalui rotasi, penggeseran, dan zoom acak untuk memperkaya variasi dataset dan mencegah overfitting. Langkah ini terbukti efektif, sebagaimana dijelaskan oleh Prottasha et al. (2022), yang menyatakan bahwa diversifikasi input citra memperkuat kemampuan model mengenali fitur dari berbagai sudut pandang. Selain itu, preprocessing berupa resize citra menjadi dimensi 150x150 piksel dan normalisasi piksel melalui rescaling 1/255 membantu memastikan konsistensi input, yang merupakan prasyarat penting bagi keberhasilan pelatihan model (Muslikh et al., 2023).

Model CNN yang digunakan memiliki struktur umum yang terdiri dari convolution layer, pooling layer, flatten, dan dense layer, serta dropout untuk mengurangi overfitting. Konfigurasi ini selaras dengan praktik terbaik dalam literatur CNN untuk klasifikasi citra tanaman (Brahimi et al., 2017; Zhang et al., 2019). Pengujian model menggunakan confusion matrix memperlihatkan performa yang cukup baik: citra daun sehat dan hawar daun diklasifikasi dengan benar seluruhnya, sedangkan beberapa kesalahan ditemukan pada kelas karat daun dan bercak daun. Confusion matrix membantu mengidentifikasi kelemahan model secara lebih terperinci, terutama dalam mengamati pola false positive dan false negative. Dalam klasifikasi penyakit tanaman, penting untuk mempertimbangkan metrik seperti precision, recall, dan F1-score selain akurasi, karena kesalahan klasifikasi dapat berimplikasi langsung pada tindakan pengelolaan tanaman (Sushma et al., 2024; Lu et al., 2021). F1-score sebagai rata-rata harmonik dari precision dan recall sangat relevan, terutama saat kelas dalam dataset tidak seimbang atau memiliki karakteristik visual yang tumpang tindih.

Dari perspektif sistem, penelitian ini mengadopsi pendekatan end-to-end berbasis aplikasi mobile. Citra daun jagung dapat diambil langsung melalui kamera smartphone atau diunggah dari galeri, lalu diproses oleh model CNN yang berjalan di server dan hasil klasifikasinya dikembalikan ke pengguna secara real-time. Arsitektur ini memiliki keunggulan praktis karena tidak memerlukan perangkat keras tambahan dan dapat diakses dengan mudah oleh pengguna akhir, baik siswa maupun petani. Pendekatan ini berbeda dari sistem klasifikasi berbasis desktop yang membutuhkan perangkat tinggi dan preprocessing manual yang rumit (Asrafil, 2020; Brahimi et al., 2017). Selain itu, pengembangan aplikasi mobile berbasis CNN sejalan dengan tren pemanfaatan teknologi dalam pertanian presisi dan pendidikan berbasis kontekstual.

Kontribusi penting dari penelitian ini terletak pada potensi aplikasinya sebagai media pembelajaran IPA di sekolah menengah. Dengan memungkinkan siswa untuk mengambil gambar daun jagung di lingkungan sekitar dan mendapatkan klasifikasi penyakit secara otomatis, pendekatan ini memperkuat pembelajaran berbasis masalah dan pengamatan langsung. Hal ini sesuai dengan rekomendasi Kamilaris & Prenafeta-Boldú (2018) yang mendorong integrasi teknologi berbasis deep learning dalam pendidikan agrikultur untuk meningkatkan literasi digital dan pemahaman konseptual. Penelitian juga menegaskan pentingnya evaluasi sistem secara berkelanjutan, terutama terhadap citra dengan kualitas rendah, variasi pencahayaan, atau sudut pengambilan yang tidak seragam. King & Koshel (2024) dan Ghosh et al. (2022) menekankan bahwa lingkungan lapangan yang tidak terkendali dapat menurunkan akurasi model, sehingga diperlukan validasi dan pelatihan ulang secara berkala untuk menjaga kinerja sistem.

Sejumlah pengembangan ke depan dapat dilakukan untuk menyempurnakan sistem ini. Pertama, peningkatan dataset dari berbagai lokasi, varietas jagung, dan musim tanam akan memperkaya representasi visual penyakit, meningkatkan daya generalisasi model. Kedua, integrasi arsitektur canggih seperti MobileNetV2 atau EfficientNet serta penerapan transfer learning dan attention mechanisms diyakini dapat memperkuat akurasi dan efisiensi model (Alirezazadeh et al., 2022). Ketiga, integrasi sistem rekomendasi penanganan penyakit setelah klasifikasi dapat menambah nilai aplikatif, menjadikan sistem ini tidak

hanya sebagai alat diagnosis tetapi juga sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam manajemen tanaman (Sushma et al., 2024).

Keunggulan pendekatan ini tidak hanya terletak pada aspek teknis, tetapi juga pada kemampuannya sebagai alat bantu belajar kontekstual dalam bidang agronomi, khususnya bagi siswa SMA. Dengan memungkinkan siswa memotret daun jagung dan menerima klasifikasi disertai deskripsi penyakit. Dengan demikian, penelitian ini memperkuat literatur yang menyatakan bahwa CNN tidak hanya efektif dalam klasifikasi citra pertanian, tetapi juga dapat menjadi alat edukatif berbasis mobile yang aplikatif. Kombinasi antara akurasi klasifikasi yang tinggi, berbasis aplikasi real-time, dan dukungan pedagogis menjadikan pendekatan ini cocok untuk diadopsi dalam konteks pembelajaran IPA berbasis teknologi di Indonesia.

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengerjaan proyek akhir ini, dapat disimpulkan bahwa aplikasi prediksi penyakit daun jagung secara real-time berhasil dikembangkan menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN). Model klasifikasi yang dibangun mampu mengidentifikasi dan mengelompokkan jenis penyakit daun jagung dengan baik sesuai kelasnya, yaitu bercak daun, hawar daun, karat daun, dan daun sehat. Pengujian menggunakan confusion matrix terhadap 100 data citra daun jagung yang diperoleh dari lapangan menghasilkan akurasi sebesar 89%, sementara akurasi pada dataset uji model CNN mencapai 88%. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem memiliki tingkat keandalan yang tinggi dalam klasifikasi citra daun. Lebih dari itu, aplikasi ini berpotensi besar digunakan sebagai media pembelajaran interaktif dalam mata pelajaran Ilmu Pengetahuan Alam (IPA) di tingkat SMA, khususnya pada materi yang berkaitan dengan pengenalan organisme tanaman, penyakit tumbuhan, dan pemanfaatan teknologi digital dalam bidang biologi terapan.

## REKOMENDASI

Adapun saran untuk penelitian selanjutnya adalah agar jumlah citra yang digunakan dapat ditingkatkan, terutama dengan menambahkan variasi latar belakang dan kondisi pencahayaan untuk memperkaya dataset serta meningkatkan akurasi model klasifikasi. Selain itu, pengembangan model Convolutional Neural Network dapat ditingkatkan dengan menggunakan arsitektur yang lebih kompleks dan canggih, seperti VGG16 atau Inception v3, agar kemampuan deteksi dan generalisasi terhadap citra daun jagung semakin optimal. Di samping peningkatan teknis, disarankan pula agar implementasi aplikasi dalam konteks pembelajaran IPA dikembangkan lebih jauh, khususnya dalam pendekatan pembelajaran deskriptif. Aplikasi dapat diintegrasikan dengan materi teks deskriptif yang menjelaskan ciri-ciri visual penyakit tanaman secara ilmiah, sehingga siswa tidak hanya mengenali penyakit berdasarkan gambar, tetapi juga mampu menjelaskan karakteristik biologisnya. Pendekatan ini dapat mendorong siswa untuk berpikir kritis, mengembangkan kemampuan observasi, serta meningkatkan pemahaman konseptual dalam pembelajaran biologi terapan di tingkat SMA.

## UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih kami ucapkan kepada Politeknik Caltex Riau dan Program Studi Sistem Informasi dalam dukungan peneliti dalam menyusun dan mengemabangkan penelitian ini. Selain itu saya ucapkan terimakasih juga pihak-pihak lain yang terlibat dalam menyusun dalam mengembangkan penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- Alirezazadeh, P., Schirrmann, M., & Stolzenburg, F. (2022). Improving deep learning-based plant disease classification with attention mechanism. *Gesunde Pflanzen*, 75(1), 49-59. <https://doi.org/10.1007/s10343-022-00796-y>
- Alpaydin, E. (2010). *Introduction to machine learning*. Massachusetts Institute of Technology.

- Alshammari, K., Alshammari, R., Alshammari, A., & Alkhudaydi, T. (2024). An improved pear disease classification approach using cycle generative adversarial network. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-57143-6>
- Asrafil, A., Paliwang, A., Septian, M. R. D., Cahyanti, M., & Swedia, R. (2020). Klasifikasi penyakit tanaman apel dari citra daun. *Sebatik*, 207–212.
- Bondre, S. and Patil, D. (2023). Recent advances in agricultural disease image recognition technologies: a review. *Concurrency and Computation Practice and Experience*, 35(9). <https://doi.org/10.1002/cpe.7644>
- Chenni, K. and Rada, L. (2025). High-resolution leaf disease classification using deep learning advancing agricultural technology through innovative approaches., 54. <https://doi.org/10.1117/12.3055893>
- Das, P., Rupa, S., Pumrin, S., Das, U., & Hossen, M. (2024). Deep learning for plant disease detection and classification: a systematic analysis and review. *Current Applied Science and Technology*, e0259016. <https://doi.org/10.55003/cast.2024.259016>
- Felix, F., Faisal, S., Butarbutar, T. F. M., & Sirait, P. (2019). Implementasi CNN dan SVM untuk identifikasi penyakit tomat via daun. *Jurnal Informatika*, 20(2), 117–134.
- Fenu, G. and Mallocci, F. (2021). Diamos plant: a dataset for diagnosis and monitoring plant disease. *Agronomy*, 11(11), 2107. <https://doi.org/10.3390/agronomy11112107>
- Ghosh, S., Singh, A., Kavita, K., Jhanjhi, N., Masud, M., & Aljahdali, S. (2022). Svm and knn based cnn architectures for plant classification. *Computers Materials & Continua*, 71(3), 4257–4274. <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.023414>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2012). Deep learning. *Foreign Affairs*, 91(5), 1689–1699.
- Gulzar, Y. (2023). Fruit image classification model based on mobilenetv2 with deep transfer learning technique. *Sustainability*, 15(3), 1906. <https://doi.org/10.3390/su15031906>
- Hanin, M. A., Patmasari, R., & Nur, R. Y. (2021). Sistem klasifikasi penyakit kulit menggunakan convolutional neural network (CNN). *Jurnal Teknik Informatika*, 8(1), 273–281.
- Hasan, I., D, H. B., & lainnya. (2021). Klasifikasi jenis jerawat menggunakan convolutional neural networks. *Jurnal Teknik Elektro dan Komputer*, 8(1), 358–372.
- Hu, K., Li, H., Fu, X., & Zhou, S. (2024). Customized weighted ensemble of modified transfer learning models for the detection of sugarcane leaf diseases. *Electronics*, 13(23), 4715. <https://doi.org/10.3390/electronics13234715>
- Islam, M., Sultana, S., Farid, F., Islam, M., Rashid, M., Bari, B., ... & Husen, M. (2022). Multimodal hybrid deep learning approach to detect tomato leaf disease using attention based dilated convolution feature extractor with logistic regression classification. *Sensors*, 22(16), 6079. <https://doi.org/10.3390/s22166079>
- Kamilaris, A. and Prenafeta-Boldú, F. (2018). Deep learning in agriculture: a survey. *Computers and Electronics in Agriculture*, 147, 70–90. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.016>
- King, P. and Koshel, R. (2024). Understanding convolutional neural network classification errors caused by image quality degradation., 15. <https://doi.org/10.1117/12.3027143>
- Kusmiadi, E. (2014). Pengertian dan sejarah perkembangan pertanian. *Pengantar Ilmu Pertanian*, 1, 1–28. <http://repository.ut.ac.id/4425/1/LUHT4219-M1.pdf>
- Lu, J., Tan, L., & Jiang, H. (2021). Review on convolutional neural network (cnn) applied to plant leaf disease classification. *Agriculture*, 11(8), 707. <https://doi.org/10.3390/agriculture11080707>
- Mazumder, M., Mridha, M., Alfarhood, S., Safran, M., Abdullah-Al-Jubair, M., & Che, D. (2024). A robust and light-weight transfer learning-based architecture for accurate detection of leaf diseases across multiple plants using less amount of images. *Frontiers in Plant Science*, 14. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1321877>
- McAndrew, A. (2015). *A computational introduction to digital image processing* (2nd ed.).
- Mohri, M., Rostamizadeh, A., & Talwalkar, A. (2012). *Machine learning*. SpringerBriefs in Computer Science. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-05606-7\\_6](https://doi.org/10.1007/978-3-319-05606-7_6)
- Moupojou, E., Tagne, A., Retraint, F., Tadonkemwa, A., Wilfried, D., Tapamo, H., ... & Nkenliffack, M. (2023). Fieldplant: a dataset of field plant images for plant disease



- detection and classification with deep learning. *Ieee Access*, 11, 35398-35410. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3263042>
- Mukherjee, G., Chatterjee, A., & Tudu, B. (2022). Identification of the types of disease for tomato plants using a modified gray wolf optimization optimized mobilenetv2 convolutional neural network architecture driven computer vision framework. *Concurrency and Computation Practice and Experience*, 34(22). <https://doi.org/10.1002/cpe.7161>
- Musliikh, A., Setiadi, D., & Ojugo, A. (2023). Rice disease recognition using transfer learning xception convolutional neural network. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(6), 1535-1540. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.6.1529>
- Nidhra, S. (2012). Black box and white box testing techniques – A literature review. *International Journal of Embedded Systems and Applications*, 2(2), 29–50. <https://doi.org/10.5121/ijesa.2012.2204>
- Nikan, S., Antonini, G., & Pearce, J. (2024). Optimizing strawberry disease and quality detection with vision transformers and attention-based convolutional neural networks. *Foods*, 13(12), 1869. <https://doi.org/10.3390/foods13121869>
- Prottasha, M., Hossain, A., Rahman, M., Reza, S., & Hossain, D. (2022). Identification of various rice plant diseases using optimized convolutional neural network. *International Journal of Computing and Digital Systems*, 12(7), 1539-1551. <https://doi.org/10.12785/ijcds/1201124>
- Purwanto, S. (2007). Perkembangan produksi dan kebijakan peningkatan produksi jagung. Dalam *Jagung: Teknik Produksi dan Pengembangan* (hlm. 456–461).
- Ramadan, S., Sakib, T., Farid, F., Islam, M., Abdullah, J., Bhuiyan, M., ... & Karim, H. (2024). Improving wheat leaf disease classification: evaluating augmentation strategies and cnn-based models with limited dataset. *Ieee Access*, 12, 69853-69874. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3397570>
- Rasywir, E., Sinaga, R., & Pratama, Y. (2020). Analisis dan implementasi diagnosis penyakit sawit dengan metode convolutional neural network (CNN). *Jurnal Paradigma UBSI*, 22(2), 117–123.
- Reda, M., Suwwan, R., Alkafri, S., Rashed, Y., & Shanableh, T. (2022). Agroaid: a mobile app system for visual classification of plant species and diseases using deep learning and tensorflow lite. *Informatics*, 9(3), 55. <https://doi.org/10.3390/informatics9030055>
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. (2018). Mobilenetv2: inverted residuals and linear bottlenecks., 4510-4520. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2018.00474>
- Sasmoko, D et al., (2025) "Systematic Literature Review on CNN and YOLO Algorithms for Detecting Plant Diseases in Precision Agriculture," *Systematic Literature Review Journal*, vol. 1, no. 1, Jan. 2025.
- Sudjono, M. S. (2015). Penyakit jagung dan pengendaliannya. Balai Penelitian Tanaman Pangan Maros, 1, 34–36. <http://balitsereal.litbang.pertanian.go.id/wp-content/uploads/2018/08/11penyakit.pdf>
- Sushma, D., Ramya, D., Yashaswini, D., Chaithra, T., & Kavaya, H. (2024). Detecting plant leaf diseases through image processing and cnn with preventive measures. *Int Res J Adv Engg Mgt*, 2(05), 1710-1713. <https://doi.org/10.47392/irjaem.2024.0248>
- Trinh, M., Jung, E., & Trinh, L. (2023). Tomato disease identification with shallow convolutional neural networks. *J Emerg Invest*. <https://doi.org/10.59720/22-171>
- Wani, M. A., Bhat, F. A., Afzal, S., & Khan, A. I. (2019). *Advances in deep learning* (Vol. 57). <https://doi.org/10.1007/978-981-13-6794-6>
- Yuan, Y., Chen, L., Ren, Y., Wang, S., & Li, Y. (2022). Impact of dataset on the study of crop disease image recognition. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 15(5), 181-186. <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20221505.7005>
- Yuliani, E., Nur Aini, A., & Uswatun Khasanah, C. (2019). Perbandingan jumlah epoch dan steps per epoch pada convolutional neural network untuk meningkatkan akurasi dalam klasifikasi gambar. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5, 23–27.