



Homepage Journal: <https://jurnal.unismuhpalu.ac.id/index.php/JKS>

## Penerapan Deep Learning Berbasis CNN untuk Klasifikasi Otomatis Penyakit Daun Kelapa Sawit

*Application of CNN-Based Deep Learning for Automatic Classification of Oil Palm Leaf Diseases*

**Nanang Riyadi<sup>1</sup>, Erni Rouza<sup>2</sup>, Fajar Maftukhan<sup>3</sup>, Sukma Zahara<sup>4</sup>, Theresia Panjaitan<sup>5</sup>, Citra Dea Wulandari<sup>6</sup>, Rendi Saputra<sup>7</sup>**

<sup>1,2,3,4,5,6,7</sup> Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pasir Pengaraian, Riau, Indonesia

\*Corresponding Author: E-mail: [nanangriyadi024@gmail.com](mailto:nanangriyadi024@gmail.com)

### Artikel Penelitian

#### Article History:

Received: 10 Oct, 2025

Revised: 11 Dec, 2025

Accepted: 26 Dec, 2025

#### Kata Kunci:

Kelapa Sawit, Penyakit Daun, Convolutional Neural Network, Klasifikasi Citra, Pertanian Presisi

#### Keywords:

*Oil Palm, Leaf Disease, Convolutional Neural Network, Image Classification, Precision Agriculture*

**DOI:** [10.56338/jks.v9i1.9802](https://doi.org/10.56338/jks.v9i1.9802)

### ABSTRAK

Penelitian ini mengembangkan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengidentifikasi lima jenis gangguan pada daun kelapa sawit, yaitu Curvularia, defisiensi kalium, defisiensi magnesium, karat daun, dan serangan ulat menggunakan citra digital. Dataset berjumlah 5000 citra diproses melalui tahapan pra-pemrosesan dan augmentasi untuk meningkatkan keragaman visual. Model dilatih menggunakan arsitektur CNN dasar dengan optimizer Adam dan loss function categorical cross-entropy. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi rata-rata 88% dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang stabil. Kelas Karat Daun dan Serangan Ulat menjadi kategori dengan performa terbaik karena memiliki gejala visual yang tegas, sedangkan defisiensi kalium dan magnesium menunjukkan tingkat kesalahan lebih tinggi akibat kemiripan ciri. Temuan ini mengonfirmasi bahwa CNN efektif sebagai perangkat deteksi berbasis citra dan berpotensi dikembangkan lebih lanjut melalui peningkatan kualitas dataset, arsitektur model, serta integrasi dengan sensor lapangan untuk mendukung praktik budidaya kelapa sawit yang lebih presisi dan berkelanjutan.

### ABSTRACT

*This study develops a Convolutional Neural Network (CNN) model to identify five types of disorders on oil palm leaves—Curvularia, potassium deficiency, magnesium deficiency, leaf rust, and caterpillar attack—using digital image analysis. A dataset of 5,000 images was processed through preprocessing and augmentation steps to enhance visual diversity. The model was trained using a basic CNN architecture with the Adam optimizer and categorical cross-entropy loss. Evaluation results indicate an average accuracy of 88%, supported by consistent precision, recall, and F1-score values. Leaf rust and caterpillar attack were classified with the highest accuracy due to their distinct visual symptoms, whereas potassium and magnesium deficiencies produced more*

*misclassifications because of their visual similarity. These results demonstrate that CNN is an effective tool for image-based disease detection and can be further improved through enhanced datasets, more advanced architectures, and integration with field sensors to support more precise and sustainable oil palm cultivation.*

## PENDAHULUAN

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) merupakan salah satu komoditas perkebunan paling penting di Indonesia karena menjadi sumber utama minyak nabati dan berkontribusi besar terhadap perekonomian nasional. Meskipun perannya sangat strategis, produktivitas di tingkat pekebun rakyat sering belum mencapai potensi terbaiknya. Keterbatasan kemampuan teknis dalam mengelola budidaya membuat hasil panen tidak stabil dan berdampak pada rendahnya efisiensi pengelolaan kebun (Fildza Arief Syuhada, Hasnah, Rusda Khairati, 2022). Sektor kelapa sawit bahkan menjadi tumpuan hidup bagi lebih dari 16 juta masyarakat Indonesia, sehingga pengelolaannya diarahkan menuju praktik yang lebih berkelanjutan sesuai dengan Instruksi Presiden Nomor 6 Tahun 2019 tentang Rencana Aksi Nasional Perkebunan Kelapa Sawit Berkelanjutan 2019–2024 (Varina et al., 2020). Banyak faktor menyebabkan penurunan produksi, terutama serangan organisme pengganggu tanaman dan penyakit yang menyerang sejak fase pembibitan hingga tanaman dewasa. Ulat kantong, busuk pangkal batang, serta berbagai jenis bercak daun merupakan beberapa contoh penyakit yang dapat menurunkan kualitas dan jumlah tandan buah segar.

Selain itu, kekurangan unsur hara seperti boron (B), kalium (K), magnesium (Mg), dan nitrogen (N) bisa menghambat proses fotosintesis dan pembentukan buah. Minimnya pemahaman pekebun tentang ciri-ciri kekurangan nutrisi serta cara pemupukan yang benar turut memperparah kondisi tersebut (Luqiyarrohman & Aulia, 2024). Dalam beberapa tahun terakhir, pemanfaatan teknologi digital, khususnya kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*), mulai menjadi strategi penting untuk mendukung pengelolaan kelapa sawit secara presisi. Sistem ini memungkinkan kondisi tanaman dipantau secara real time dengan bantuan berbagai sensor seperti suhu, warna, pH, cahaya, dan gerakan (Al Maududy et al., 2021). Tidak hanya itu, sistem pakar berbasis web yang menggunakan metode *forward chaining* juga telah mampu menirukan cara berpikir ahli lapangan dalam menentukan jenis penyakit serta memberikan rekomendasi penanganan yang lebih tepat (Dewi, 2023).

AI sendiri merupakan bidang ilmu komputer yang berfokus pada kemampuan sistem untuk mempelajari pola data, mengenali informasi, dan mengambil keputusan secara otomatis. Dalam praktik pertanian presisi, teknologi ini sangat membantu untuk mempercepat proses identifikasi kondisi tanaman serta memberikan hasil analisis yang lebih akurat. AI juga mampu menghasilkan solusi adaptif terhadap perubahan lingkungan karena mampu menganalisis data secara mandiri (Devianto & Dwiasnati, 2020). Penggunaan kecerdasan buatan dalam praktik pertanian presisi menjadi semakin penting karena teknologi ini mampu membantu proses identifikasi penyakit tanaman dengan cara yang lebih cepat dan tepat (Siti Karimah et al., 2023). Penerapannya sangat relevan dalam upaya mendeteksi penyakit tanaman secara lebih cepat dan efisien, terlebih dengan dukungan computer vision dan *machine learning* yang telah banyak digunakan dalam pengenalan objek tanaman dan gulma berdasarkan warna, bentuk, maupun teksturnya (Fitriyah & Maulana, 2021).

Berbagai model deep learning seperti RetinaNet telah dimanfaatkan dalam sektor pertanian untuk mengenali objek secara cepat, sementara *Convolutional Neural Network* (CNN) terbukti efektif untuk mengidentifikasi penyakit daun pada berbagai tanaman, termasuk padi dan tomat (Prasetyo & Nambo, 2024). Pendekatan *precision farming* turut memanfaatkan sensor tanah, citra satelit, hingga drone untuk menghasilkan rekomendasi pemupukan, irigasi, dan pengendalian hama yang lebih tepat berbasis data (Ginting & Wiratmoko, 2021). Pada komoditas kelapa sawit sendiri, CNN telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam membaca citra daun dan mendeteksi gejala penyakit secara

dini. Bahkan perbedaan suhu antara bibit sehat dan tidak sehat dapat dideteksi melalui citra termal, sehingga mendukung penerapan deteksi dini berbasis sensor (Satia et al., 2022).

Pendekatan manajemen berbasis lokasi spesifik *Site Specific Management* (SSM) juga membantu mengoptimalkan pemberian input sesuai kebutuhan tiap area, sehingga lahan dapat dimanfaatkan lebih efektif (Melidawati et al., 2023). Pada penelitian lain, CNN juga digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit pada tanaman padi dan tomat dengan tingkat akurasi tinggi (Sariah et al., 2025). Integrasi AI dengan teknologi pengindraan jauh melalui indeks vegetasi seperti NDRE bahkan mampu memperkirakan kadar hara daun secara lebih presisi (Hariadi et al., 2024). Pemanfaatan model *Convolutional Neural Network* (CNN) telah menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi berbagai gejala penyakit pada daun kelapa sawit melalui analisis citra digital (Asrianda et al., 2021). Secara keseluruhan, pemanfaatan *deep learning* dan teknologi pengindraan jauh telah memberikan peluang besar dalam identifikasi penyakit dan pengelolaan nutrisi tanaman kelapa sawit secara lebih cerdas dan berkelanjutan (Fithratul Zalmi et al., 2025).

Berdasarkan kajian literatur tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem identifikasi penyakit daun kelapa sawit berbasis CNN untuk meningkatkan ketepatan dan kecepatan deteksi gejala visual pada tanaman. Pendekatan ini diharapkan mampu mendukung praktik budidaya yang lebih presisi dan berkelanjutan melalui pemanfaatan citra digital sebagai dasar pengambilan keputusan di lapangan.

## METODE

### Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimen terapan untuk membangun serta mengevaluasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengklasifikasikan penyakit daun kelapa sawit dari citra digital. CNN dipilih karena mampu mempelajari ciri-ciri visual secara otomatis melalui proses konvolusi, sehingga tidak memerlukan tahapan ekstraksi fitur secara manual dan memungkinkan model mengenali pola penyakit dengan tingkat ketelitian yang lebih baik (Rasywir et al., 2020).

### Data dan Sumber Data

Penelitian ini memanfaatkan data primer berupa kumpulan citra daun kelapa sawit yang dikumpulkan dari sejumlah sumber terbuka serta dokumentasi langsung di lapangan. Seluruh citra tersebut dijadikan bahan pelatihan dan pengujian untuk membantu model CNN mempelajari serta mengenali pola penyakit secara otomatis.

Dataset disusun dalam lima kelompok penyakit, yaitu Curvularia, defisiensi kalium, defisiensi magnesium, karat daun, dan serangan ulat. Masing-masing kategori berisi sekitar 1000 gambar yang menggambarkan beragam kondisi visual daun sesuai karakteristik penyakitnya.

**Tabel 1. Klasifikasi Penyakit Daun Kelapa Sawit Berdasarkan Ciri-Ciri Visual**

Nama Penyakit	Deskripsi Ciri Visual Daun
Curvularia	Daun menampilkan noda bulat berwarna coklat gelap hingga hitam, dikelilingi area kekuningan. Polanya tersebar acak dan dapat muncul di berbagai bagian permukaan daun.
Defisiensi Kalium	Ujung daun tampak mengering dengan perubahan warna menjadi oranye kecokelatan, biasanya bermula dari tepi luar dan bergerak ke bagian tengah.
Defisiensi Magnesium	Daun mengalami klorosis, ditandai memudarnya warna pada bagian tengah menjadi kuning, sementara tulang daun tetap terlihat hijau mencolok.
Karat Daun	Pada sisi bawah daun terlihat titik-titik kecil berwarna coklat kemerahan yang semakin meluas dan dapat menyebabkan helaian daun mengering.

Serangan Ulat	Daun menunjukkan kerusakan berupa lubang atau sobekan akibat gigitan, sering disertai sisa kotoran ulat dan bagian yang tampak mengering.
---------------	---

### Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini terdiri atas beberapa langkah utama berikut:

#### Akuisisi Data

1. Pengumpulan citra dari berbagai sumber terbuka dan observasi lapangan.
2. Pelabelan citra sesuai jenis penyakit.
3. Pengambilan foto dari berbagai sudut dan kondisi pencahayaan untuk meningkatkan generalisasi.

#### Preprocessing Data

1. Penyeragaman ukuran citra menjadi  $128 \times 128$  piksel.
2. Normalisasi piksel ke rentang [0,1].
3. Augmentasi (*rotasi, flipping, zooming, shifting*, variasi cahaya).
4. Konversi gambar ke RGB dan penyusunan direktori per kelas.

#### Pelatihan dan Validasi Model (*Training and Validation*)

1. Dataset dibagi menjadi 80% pelatihan dan 20% validasi.
2. Arsitektur CNN terdiri atas lapisan konvolusi, pooling, flatten, dan *fully connected*.
3. Optimizer Adam dan *loss function categorical cross-entropy* digunakan.
4. Evaluasi dilakukan melalui akurasi, *precision*, *recall*, dan F1-score.

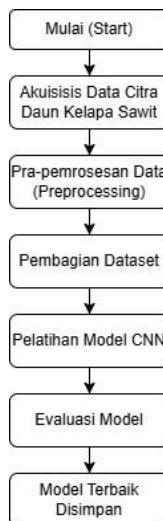
#### Dataset

Dataset yang digunakan mencakup total 5000 citra (1000 per kategori). Variasi warna, tekstur, intensitas kerusakan, dan kondisi pencahayaan diusahakan beragam agar model lebih adaptif terhadap kondisi nyata.

**Tabel 2. Jumlah Dataset Penyakit Daun Kelapa Sawit**

Kategori Penyakit	Jumlah Citra (Dataset)
Culvaria	1000
Defisiensi Kalium	1000
Defisiensi Magnesium	1000
Karat Daun	1000
Serangan Ulat	1000
<b>Total</b>	<b>5000 Citra</b>

## Alur Penelitian



**Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian Klasifikasi Penyakit Daun Kelapa Sawit**

Rangkaian penelitian ini memperlihatkan alur kerja yang runtut, dimulai dari pengumpulan data hingga proses penilaian kinerja model CNN. Kombinasi tahapan pra-pemrosesan yang dirancang secara optimal, variasi augmentasi yang memadai, dan pengaturan parameter pelatihan yang tepat memungkinkan model CNN mempelajari karakteristik penyakit daun sawit dengan lebih efektif. Melalui pendekatan tersebut, model diharapkan menghasilkan klasifikasi yang akurat dan dapat dimanfaatkan sebagai sistem pendekripsi penyakit berbasis teknologi visi komputer.

### Evaluasi Model

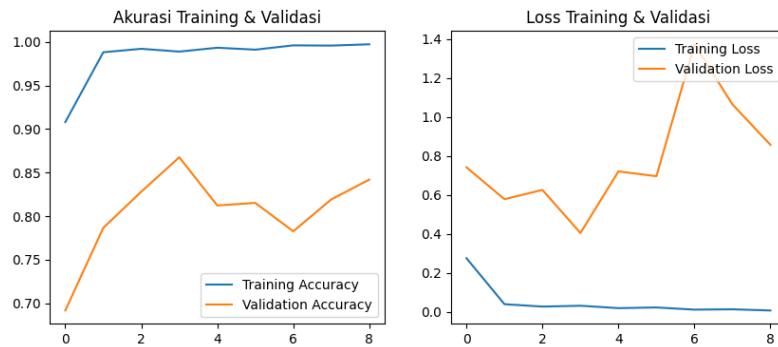
Evaluasi model dilakukan dengan meninjau beberapa indikator utama, yaitu akurasi yang menunjukkan proporsi prediksi yang tepat, precision yang menggambarkan ketelitian model saat menetapkan kelas positif, serta recall yang menilai sejauh mana model berhasil mengenali seluruh sampel positif(Kurniawan, 2025). Nilai F1-score kemudian digunakan sebagai keseimbangan antara precision dan recall, sementara confusion matrix memberikan gambaran menyeluruh mengenai hubungan antara label aktual dan hasil prediksi(Fadli & Saputra, 2023).

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model

Penelitian ini mengembangkan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengenali tingkat kerusakan dan membedakan beberapa penyakit pada daun kelapa sawit melalui analisis citra. Pendekatan ini ditujukan untuk mempercepat proses identifikasi penyakit tanpa bergantung sepenuhnya pada pemeriksaan manual. CNN dipilih karena kemampuannya mengekstraksi pola visual yang kompleks dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Model difokuskan pada lima penyakit yang umum ditemukan di perkebunan kelapa sawit di Indonesia, yaitu Curvularia, defisiensi kalium, defisiensi magnesium, karat daun, dan serangan ulat. Citra daun diperoleh dari berbagai sumber dan diberi label berdasarkan panduan identifikasi yang telah divalidasi ahli.

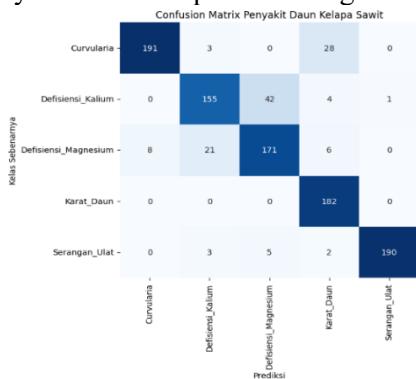
Dataset tersebut kemudian digunakan untuk melatih model pada Google Colab menggunakan TensorFlow dan Keras. Proses augmentasi diterapkan untuk memperkaya variasi citra, sehingga model lebih adaptif terhadap kondisi gambar yang berbeda. Setelah arsitektur CNN dirancang, model dikompilasi dan diuji menggunakan beberapa parameter seperti optimizer, fungsi loss, serta metrik akurasi. Nilai akurasi dan loss menjadi acuan utama dalam menilai performanya. Melalui tahapan ini, sistem klasifikasi yang dibangun diharapkan mampu mendekripsi penyakit daun kelapa sawit secara otomatis dengan hasil yang lebih stabil dan akurat.



**Gambar 2. Hasil analisis akurasi dan loss data latih dan validasi**

Gambar 2 menampilkan perbandingan grafik akurasi dan loss selama sembilan epoch pelatihan model CNN. Akurasi pada data latih meningkat tajam dari sekitar 0,90 hingga melewati 0,99, menandakan bahwa model mampu mengenali pola citra dengan baik. Pada data validasi, akurasi juga naik secara bertahap dari sekitar 0,70 hingga mendekati 0,84, sehingga menunjukkan performa yang cukup stabil pada data yang tidak digunakan dalam pelatihan.

Grafik loss memperlihatkan penurunan training loss hingga hampir mencapai nol, yang berarti kesalahan prediksi pada data latih sangat kecil. Sebaliknya, validation loss menunjukkan fluktuasi dan sempat meningkat pada beberapa epoch, menandakan adanya overfitting ringan. Meski terdapat selisih antara hasil pelatihan dan validasi, perbedaannya masih dapat diterima sehingga model tetap layak digunakan untuk klasifikasi penyakit daun kelapa sawit dengan akurasi yang memadai.



**Gambar 3. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Penyakit Daun Kelapa Sawit**

Confusion matrix menunjukkan kemampuan model CNN dalam membedakan lima penyakit daun kelapa sawit Curvularia, defisiensi kalium, defisiensi magnesium, karat daun, dan serangan ulat dengan menampilkan perbandingan antara label asli dan hasil prediksi. Nilai diagonal menggambarkan citra yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan angka di luar diagonal menandakan kesalahan prediksi. Secara keseluruhan, model bekerja cukup baik, terutama pada kelas karat daun dan serangan ulat yang memperoleh prediksi benar tertinggi (182 dan 190 citra). Kesalahan terbesar muncul pada kelas defisiensi kalium dan magnesium akibat kemiripan karakter visual keduanya. Pola distribusi ini menunjukkan akurasi model yang relatif stabil dan menegaskan bahwa arsitektur CNN mampu mempelajari fitur daun dengan efektif sebagai dasar sistem deteksi penyakit berbasis citra.

**Tabel 3. Evaluasi Performa Model Berdasarkan Classification Report**

Akurasi Keseluruhan	Precision	Recall	F1-Score	Support (Jumlah Data)
Curvularia	0.96	0.86	0.91	222
Defisiensi Kalium	0.85	0.77	0.81	202

Defisiensi Magnesium	0.78	0.83	0.81	206
Karat Daun	0.82	1.00	0.90	182
Serangan Ulat	0.99	0.95	0.97	200

Tabel 3 menunjukkan hasil evaluasi model CNN berdasarkan precision, recall, dan F1-score untuk lima jenis penyakit daun kelapa sawit. Kelas Serangan Ulat tampil paling baik dengan precision 0.99 dan F1-score 0.97, sementara Karat Daun mencatat recall sempurna sebesar 1.00. Sebaliknya, Defisiensi Kalium dan Defisiensi Magnesium memperoleh F1-score terendah (0.81) karena kemiripan visual yang menyulitkan model membedakannya. Secara keseluruhan, nilai rata-rata ketiga metrik berada di angka 0.88, menunjukkan performa yang cukup stabil. Capaian tinggi pada Karat Daun dan Serangan Ulat dipengaruhi bentuk gejala yang lebih jelas, sedangkan skor yang lebih rendah pada kelas defisiensi unsur hara terkait kesamaan pola dan warna antar kategori.

#### Analisis Akurasi Model

Akurasi model tidak merata antar kelas karena beberapa faktor yang memengaruhi proses klasifikasi. Kelas Defisiensi Kalium dan Defisiensi Magnesium menjadi penyumbang kesalahan terbesar, terlihat dari F1-score yang sama-sama rendah. Kedua jenis gangguan ini memiliki tampilan visual yang hampir serupa, misalnya perubahan warna yang kurang menonjol dan pola gejala yang tidak mudah dibedakan oleh model. Situasi tersebut membuat CNN kesulitan menangkap ciri khusus yang membedakan keduanya, sehingga sejumlah citra berpindah ke kelas yang salah pada confusion matrix.

Di sisi lain, pola validation loss yang tidak stabil mengindikasikan overfitting ringan, di mana model terlalu terpaku pada data pelatihan dan kurang optimal saat memproses data baru. Perbedaan jumlah citra antar kategori, serta variasi kondisi pencahayaan dan kualitas daun, juga ikut menyebabkan performa beberapa kelas menurun.

#### Pengaruh Keterbatasan Pada Citra Daun

Keragaman dan ketegasan ciri visual pada citra sangat berpengaruh terhadap kemampuan CNN dalam mengenali pola penyakit. Pada dataset yang digunakan, sebagian gambar menunjukkan gejala yang tidak terlalu jelas, seperti perubahan warna yang berlangsung perlahan, bercak yang kurang menonjol, atau kombinasi beberapa gejala dalam satu daun. Kondisi ini membuat model hanya mampu menangkap ciri yang lemah pada beberapa kategori.

Selain itu, sumber citra yang beragam menghasilkan variasi resolusi, posisi pengambilan gambar, serta latar belakang yang tidak seragam, sehingga menyulitkan model mempelajari fitur yang konsisten. Meskipun proses augmentasi telah membantu memperluas variasi data, faktor alami seperti bayangan, tumpukan daun, dan gangguan visual dari lingkungan tetap menjadi hambatan. Dengan keterbatasan fitur yang tersedia dan representasi citra yang belum optimal, model belum dapat mencapai tingkat akurasi tinggi pada seluruh kelas penyakit.

#### Diskusi Perbandingan dengan Studi Sebelumnya

Jika dibandingkan dengan berbagai penelitian sebelumnya terkait klasifikasi penyakit tanaman menggunakan CNN, performa model pada studi ini dapat dikategorikan sebagai akurasi tingkat menengah hingga tinggi. Banyak laporan ilmiah lain melaporkan akurasi pada rentang 80–95%, terutama untuk penyakit yang menampilkan gejala visual yang tegas, seperti bercak dengan warna kontras atau pola kerusakan yang jelas. Pada komoditas kelapa sawit, sejumlah studi juga menunjukkan kendala yang sama, khususnya pada kasus defisiensi unsur hara, karena gejalanya sering menyerupai penyakit lain dan tidak selalu tercapture dengan jelas di citra daun (Simanjuntak & Udjulawa, 2022).

Beberapa penelitian mampu mencapai akurasi lebih unggul berkat penggunaan arsitektur CNN yang lebih maju seperti EfficientNet atau ResNet atau karena memanfaatkan dataset yang dikontrol secara ketat dengan kondisi visual yang seragam. Berbeda dengan itu, penelitian ini masih memakai arsitektur CNN dasar sehingga tingkat presisi yang dicapai sedikit lebih rendah dibandingkan model yang lebih modern. Kendati demikian, bila dibandingkan dengan studi yang menggunakan data

lapangan yang bervariasi seperti pada penelitian ini, kinerja model tetap berada pada kategori kompetitif dan menunjukkan stabilitas yang baik.

#### Makna dan Implikasi Temuan

Hasil evaluasi model menunjukkan beberapa implikasi penting. Model memiliki potensi kuat sebagai sistem deteksi otomatis, terutama untuk penyakit dengan ciri visual yang jelas seperti Karat Daun dan Serangan Ulat, sehingga dapat mempercepat proses diagnosis di lapangan. Sebaliknya, kekeliruan pada kelas defisiensi kalium dan magnesium menandakan perlunya dataset yang lebih berkualitas, dengan citra yang memiliki perbedaan gejala lebih tegas. Temuan ini juga mengarahkan perlunya mempertimbangkan arsitektur CNN yang lebih kompleks atau teknik ekstraksi fitur tambahan untuk meningkatkan performa. Secara ringkas, model CNN terbukti efektif mempelajari pola penyakit, namun keberhasilannya sangat ditentukan oleh kejelasan fitur, variasi data, dan kompleksitas arsitektur yang digunakan.

#### KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN) yang dibangun mampu mengenali lima jenis gangguan pada daun kelapa sawit—Curvularia, defisiensi kalium, defisiensi magnesium, karat daun, dan serangan ulat—melalui pemrosesan citra. Model ini mencapai akurasi rata-rata sekitar 88% dengan keseimbangan precision, recall, dan F1-score yang baik, menandakan bahwa proses klasifikasinya berjalan stabil. Kemampuan CNN dalam mengekstraksi ciri visual seperti variasi warna, pola tekstur, dan bentuk kerusakan membuat model cukup efektif dalam membedakan setiap kategori penyakit. Dari seluruh kelas, Karat Daun dan Serangan Ulat menjadi yang paling mudah diidentifikasi karena memiliki karakter visual yang lebih jelas. Sebaliknya, Defisiensi Kalium dan Defisiensi Magnesium menunjukkan tingkat kesalahan lebih tinggi akibat kemiripan gejalanya. Temuan ini memperlihatkan bahwa pendekatan berbasis CNN dapat dimanfaatkan sebagai metode yang efisien untuk mendeteksi gangguan daun kelapa sawit. Berdasarkan hasil tersebut, penelitian ini membuka peluang pengembangan lebih lanjut, misalnya dengan menambah variasi data latih, memperbaiki arsitektur model, atau mengintegrasikannya dengan sensor lapangan untuk meningkatkan ketelitian, khususnya pada kelas yang gejalanya saling menyerupai. Ke depan, sistem ini berpotensi diterapkan sebagai bagian dari platform pemantauan tanaman atau aplikasi lapangan yang dapat membantu petani melakukan identifikasi dini secara cepat dan presisi, sehingga mendukung praktik budidaya yang lebih efektif dan berkelanjutan.

#### DAFTAR RUJUKAN

- Al Maududy, M. M., Mardianto, K., & Susanto, A. (2021). Pemanfaatan Berbagai Sensor Dalam Manajemen Perkebunan Kelapa Sawit. *WARTA Pusat Penelitian Kelapa Sawit*, 26(2), 117–123. <https://doi.org/10.22302/iopri.war.warta.v26i2.61>
- Asrianda, A., Aidilof, H. A. K., & Pangestu, Y. (2021). Machine Learning for Detection of Palm Oil Leaf Disease Visually using Convolutional Neural Network Algorithm. *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, 4(2), 286–293. <https://doi.org/10.31289/jite.v4i2.4185>
- Devianto, Y., & Dwiasnati, S. (2020). Kerangka Kerja Sistem Kecerdasan Buatan dalam Meningkatkan Kompetensi Sumber Daya Manusia Indonesia. *Jurnal Telekomunikasi Dan Komputer*, 10(1), 19. <https://doi.org/10.22441/incomtech.v10i1.7460>
- Dewi, S. (2023). Penerapan Metode Forward Chaining pada Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Kelapa Sawit. *Bina Insani Ict Journal*, 10(1), 1. <https://doi.org/10.51211/biict.v10i1.2301>
- Fadli, M., & Saputra, R. A. (2023). Klasifikasi Dan Evaluasi Performa Model Random Forest Untuk Prediksi Stroke. *JT: Jurnal Teknik*, 12(02), 72–80.
- Fildza Arief Syuhada, Hasnah, Rusda Khairati, J. E. (2022). ANALISIS EFISIENSI TEKNIS USAHATANI KELAPA SAWIT: ANALISIS STOCHASTIC FRONTIER OIL. 6, 249–255.

- Fithratul Zalmi, W., Hari Saputro, P., Sitanggang, J., & Leatemia, K. (2025). Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tomat. *Informatik : Jurnal Ilmu Komputer*, 21(2), 58–68. <https://doi.org/10.52958/iftk.v21i2.11094>
- Fitriyah, H., & Maulana, R. (2021). Deteksi Gulma Berdasarkan Warna HSV dan Fitur Bentuk Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(5), 929. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2021854719>
- Ginting, E. N., & Wiratmoko, D. (2021). Potensi Dan Tantangan Penerapan Precision Farming Dalam Upaya Membangun Perkebunan Kelapa Sawit Yang Berkelaanjutan. *WARTA Pusat Penelitian Kelapa Sawit*, 26(2), 55–66. <https://doi.org/10.22302/iopri.war.warta.v26i2.47>
- Hariadi, B., Sastrohartono, H., Krisdiarto, A. W., Sukarman, S., Sagoro, T. H., Primananda, S., Akbar, A. R. M., & Uktoro, A. I. (2024). The Use of the Normalized Difference Red Edge (NDRE) Vegetation Index from Multispectral Cameras Mounted on Unmanned Aerial Vehicle to Estimate the Nutrient Content in Oil Palm Leaves. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering)*, 13(4), 1051. <https://doi.org/10.23960/jtep-l.v13i4.1051-1063>
- Kurniawan, I. (2025). Penerapan Metode YOLOv10 Untuk Deteksi Penyakit Pada Tanaman Kelapa Sawit Berdasarkan Citra Daun. *Smart Comp :Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, 14(3), 768–779. <https://doi.org/10.30591/smartcomp.v14i3.8485>
- Luqiyarohman, & Aulia, R. (2024). UJI EFEKTIVITAS BEBERAPA KONSENTRASI BIOINSEKTISIDA Bacillus thuringiensis DALAM MENGEKALIKAN HAMA ULAT KANTONG (Metisa plana) PADA TANAMAN KELAPA SAWIT. *Jurnal Agro Estate*, 8(1), 26–34. <https://doi.org/10.47199/jae.v8i1.241>
- Melidawati, M., Sofi'i, I., & Fauziah, W. K. (2023). Optimalisasi Citra Termal dalam Pertanian Presisi untuk Deteksi Dini Masalah Kesehatan Bibit Kelapa Sawit. *Jurnal Budidaya Pertanian*, 19(2), 106–110. <https://doi.org/10.30598/jbdp.2023.19.2.106>
- Prasetyo, E. W., & Nambo, H. (2024). A Fine-Tuned RetinaNet for Real-Time Lettuce Detection. *Lontar Komputer : Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 15(1), 13. <https://doi.org/10.24843/lkjiti.2024.v15.i01.p02>
- Rasywir, E., Sinaga, R., & Pratama, Y. (2020). Analisis dan Implementasi Diagnosis Penyakit Sawit dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Paradigma - Jurnal Komputer Dan Informatika*, 22(2), 117–123. <https://doi.org/10.31294/p.v22i2.8907>
- Sariah, S., Suarna, N., Ali, I., & Solihudin, D. (2025). Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Prediksi Penyakit Tanaman Padi Melalui Citra Daun. *Jurnal Komtika (Komputasi Dan Informatika)*, 9(1), 1–10. <https://doi.org/10.31603/komtika.v9i1.12852>
- Satia, G. A. W., Firmansyah, E., & Umami, A. (2022). Perancangan sistem identifikasi penyakit pada daun kelapa sawit (*Elaeis guineensis Jacq.*) dengan algoritma deep learning convolutional neural networks. *Jurnal Ilmiah Pertanian*, 19(1), 1–10. <https://doi.org/10.31849/jip.v19i1.9556>
- Simanjuntak, A. J. O., & Udjulawa, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Daun Sawit Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Dengan Fitur Local Binary Pattern. *Jurnal Algoritme*, 3(1), 1–9. <https://doi.org/10.35957/algoritme.v3i1.3158>
- Siti Karimah, I., Hendriani, A., Ningtyas, P. M., Kusnadi, U., Hendrawan, B., Prima Putra, Y., Mulyana, A., & Herlambang, Y. T. (2023). Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence) Dalam Pendidikan. *Naturalistic: Jurnal Kajian Dan Penelitian Pendidikan Dan Pembelajaran*, 8(2), 193–204. <https://doi.org/10.35568/naturalistic.v8i2.4702>
- Varina, F., Hartoyo, S., Kusnadi, N., & Rifin, A. (2020). Efficiency of Oil Palm Smallholders in Indonesia: a Meta-Frontier Approach. *Jurnal Manajemen Dan Agribisnis*. <https://doi.org/10.17358/jma.17.3.217>