

---

---

## DETEKSI PENYAKIT DAUN KELAPA SAWIT MENGGUNAKAN DEEP LEARNING BERBASIS CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

Seprina Aulia Putri<sup>1</sup>, Dicky Apdillah<sup>2</sup>

Universitas Asahan, Kisaran

Email: <sup>1</sup>seprinaauliaputri02@gmail.com, <sup>2</sup>dickyapdi1404@gmail.com

**Abstract:** *Oil palm leaf diseases can significantly reduce harvest productivity. Manual identification is considered less effective because it requires a long time and carries the risk of misidentification. This study develops a leaf image detection system using a CNN with the MobileNetV2 architecture, implemented on both web and mobile platforms. A dataset of 1,200 images from Kaggle and field observations covers four classes: leaf spot, anthracnose, yellow stripe, and Other. The research stages include data collection, image preprocessing, dataset splitting, CNN model training using the MobileNetV2 architecture, model testing, performance evaluation, and system implementation on web and mobile platforms. Evaluation was conducted using confusion matrix, accuracy, precision, recall, and F1-score parameters. Based on testing results, the model achieved 93.33% accuracy, 93.71% precision, 92.92% recall, and 93.31% F1-score. The developed system was successfully implemented on web and mobile platforms with features such as image upload, automatic classification, detection history, and disease management recommendations. With this system, users are expected to perform early detection of oil palm leaf diseases more quickly, practically, and accurately.*

**Keywords:** *CNN, Deep Learning, Image Classification, MobileNetV2, Oil Palm Leaf Disease.*

**Abstrak:** Penyakit daun kelapa sawit dapat menurunkan produktivitas panen secara signifikan. Identifikasi manual dinilai kurang efektif karena membutuhkan waktu lama dan berpotensi salah identifikasi. Penelitian ini membangun sistem deteksi citra daun menggunakan CNN arsitektur MobileNetV2 berbasis web dan mobile. Dataset 1.200 citra dari Kaggle dan observasi lapangan mencakup empat kelas: bercak daun, antraknosa, garis kuning, dan Other. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing citra, pembagian dataset, pelatihan model CNN menggunakan arsitektur MobileNetV2, pengujian model, evaluasi performa, serta implementasi sistem berbasis web dan mobile. Proses evaluasi dilakukan menggunakan parameter *confusion matrix*, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Berdasarkan hasil pengujian, model memperoleh akurasi 93,33%, precision 93,71%, recall 92,92%, dan F1-score 93,31%. Sistem yang dibangun berhasil diimplementasikan pada platform web dan mobile dengan fitur unggah citra, proses klasifikasi otomatis, riwayat deteksi, serta rekomendasi penanganan penyakit. Dengan adanya sistem ini, pengguna diharapkan dapat melakukan deteksi dini penyakit daun kelapa sawit secara lebih cepat, praktis, dan akurat.

**Kata Kunci:** CNN, Deep Learning, Klasifikasi Citra, MobileNetV2, Penyakit Daun Sawit.

### PENDAHULUAN

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis*) merupakan komoditas perkebunan utama

Indonesia yang berperan penting dalam meningkatkan devisa negara sekaligus mendukung kesejahteraan masyarakat. Sebagai produsen minyak kelapa sawit

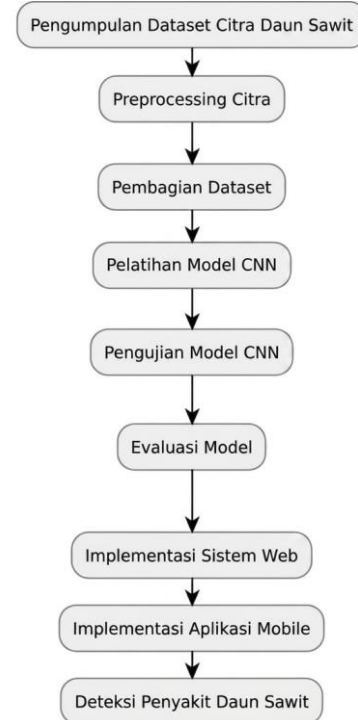
terbesar di dunia, Indonesia dituntut menjaga produktivitas dan kualitas tanaman sawit secara optimal. Perkebunan kelapa sawit berkontribusi positif terhadap kondisi sosial dan ekonomi masyarakat melalui penciptaan lapangan kerja dan peningkatan pendapatan rumah tangga (Riyono, 2022).

Produktivitas tanaman kelapa sawit sering mengalami penurunan akibat serangan penyakit daun yang tidak terdeteksi sejak dini (Sari et al., 2024). Jenis penyakit yang kerap menyerang antara lain bercak daun (*Curvularia sp.*, *Drechslera sp.*), antraknosa (*Glomerella cingulata*), dan garis kuning (*Fusarium oxysporum*). Jika tidak ditangani, serangan penyakit dapat menghambat pertumbuhan dan menurunkan produktivitas (Yazid et al., 2023).

Proses identifikasi penyakit umumnya masih dilakukan secara manual dengan keterbatasan subjektivitas dan risiko kesalahan. Kemajuan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *Deep Learning*, memberikan pendekatan baru yang unggul. Model *Convolutional Neural Network* (CNN) direkomendasikan karena kemampuannya mengekstraksi pola visual secara otomatis melalui konvolusi dan *pooling* (Fajar et al., 2025; Pangestu et al., 2025). Penelitian ini bertujuan merancang sistem deteksi penyakit daun sawit menggunakan CNN arsitektur MobileNetV2 berbasis web dan *mobile*.

## METODE

Penelitian ini menerapkan pendekatan *Deep Learning* dengan CNN untuk mengklasifikasikan penyakit citra daun kelapa sawit melalui delapan tahapan: pengumpulan dataset, *preprocessing*, pembagian dataset, pelatihan model, pengujian, evaluasi, implementasi, dan penyajian hasil. Kerangka kerja sistem yang dibangun dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 1. Kerangka Penelitian

### A. Pengumpulan Dataset

Dataset 1.200 citra dari *Kaggle* (data latih) dan observasi lapangan (data uji), terbagi empat kelas: bercak daun, antraknosa, garis kuning, dan Other (masing-masing 300 citra). Split 80:20 untuk latih dan uji.

### B. Preprocessing dan Pelatihan

Preprocessing meliputi *resize* ke 224×224 piksel, normalisasi piksel, dan augmentasi (rotasi, *flipping*, *zoom*). MobileNetV2 dilatih dengan *transfer learning*, 50 *epoch*, dengan *early stopping*.

Arsitektur: Konvolusi → ReLU → *Max Pooling* → GAP → FCL → *Softmax*.

### C. Evaluasi

Evaluasi menggunakan:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Precision = Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$F1-Score = \frac{2(P*R)}{P+R}$$

dan confusion matrix.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

**A. Dataset**

Dataset 1.200 citra terdistribusi seimbang 300 per kelas.

**Tabel 1. Distribusi Dataset**

No	Kelas	Label CNN	Jml
1	Bercak Daun	scale_insect	300
2	Antraknosa	funggal_disease	300
3	Garis Kuning	magnesium_def.	300
4	Other	other	300
<b>Total</b>			<b>1.200</b>

**B. Perhitungan Manual CNN (MobileNetV2)**

Berikut adalah contoh perhitungan manual proses klasifikasi CNN pada citra sampel daun kelapa sawit. Citra input berukuran 5x5 piksel dan kernel konvolusi berukuran 3x3.

**1) Operasi Konvolusi**

Rumus konvolusi:

$$Y_{(i,j)} = \sum_{m=0}^{k-1} \sum_{n=0}^{k-1} X(i+m, j+n) * K(m,n)$$

Contoh matriks input X dan kernel K:

**Tabel 2. Matriks Input X (5x5) dan**

**Kernel K (3x3)**

1	0	1	0	1	K=	1	0	-1
0	1	0	1	0		1	0	-1
1	0	1	0	1		1	0	-1
0	1	0	1	0				
1	0	1	0	1				

Perhitungan Y(1,1):

$$Y(1,1) = (1 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times -1) + (0 \times 1) + (1 \times 0) + (1 \times -1) + (1 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times -1)$$

$$Y(1,1) = 1 + 0 + (-1) + 0 + 0 + (-1) + 1 + 0 + (-1) = -1$$

Perhitungan Y(1,2):

$$Y(1,2) = (0 \times 1) + (1 \times 0) + (0 \times -1) + (1 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times -1) + (0 \times 1) + (1 \times 0) + (0 \times -1)$$

$$Y(1,2) = 0 + 0 + 0 + 1 + 0 + (-1) + 0 + 0 + 0 = 0$$

Perhitungan Y(2,1):

$$Y(2,1) = (0 \times 1) + (1 \times 0) + (0 \times -1) + (1 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times -1) + (0 \times 1) + (1 \times 0) + (0 \times -1)$$

$$Y(2,1) = 0 + 0 + 0 + 1 + 0 + (-1) + 0 + 0 + 0 = 0$$

Perhitungan Y(2,2):

$$Y(2,2) = (1 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times -1) + (0 \times 1) + (1 \times 0) + (0 \times -1) + (1 \times 1) + (0 \times 0) + (1 \times -1)$$

$$Y(2,2) = 1 + 0 + (-1) + 0 + 0 + 0 + 1 + 0 + (-1) = 0$$

**Tabel 3. Feature Map (3x3) Sebelum ReLU**

K1	K2	K3
-1	0	-1
0	0	0
-1	0	-1

**2) Fungsi Aktivasi ReLU**

Rumus:

$$f(x) = \max(0, x)$$

Setiap nilai negatif diubah menjadi 0:

$$f(-1) = \max(0, -1) = 0$$

$$f(0) = \max(0, 0) = 0$$

**Tabel 4. Feature Map Setelah ReLU**

K1	K2	K3
0	0	0
0	0	0
0	0	0

Seluruh nilai negatif diubah menjadi 0. Fitur-fitur yang diteruskan ke lapisan berikutnya hanya nilai positif yang merepresentasikan karakteristik penting dari citra daun.

**3) Max Pooling (2x2)**

Rumus:

$$Y_{pool}(i, j) = \max\{X(2i + m, 2j + n)\}$$

dengan:

$$m, n \in \{0, 1\}$$

Max Pooling 2x2 mengurangi dimensi 3x3 menjadi 2x2:

Area (1-2, 1-2):  $\max\{0, 0, 0, 0\} = 0$

Area (1-2, 2-3):  $\max\{0, 0, 0, 0\} = 0$

Area (2-3, 1-2):  $\max\{0, 0, 0, 0\} = 0$

Area (2-3, 2-3):  $\max\{0, 0, 0, 0\} = 0$

**Tabel 5. Hasil Max Pooling (2x2)**

K1	K2

0	0
0	0

#### 4) Global Average Pooling (GAP)

MobileNetV2 menggunakan GAP sebagai pengganti *flatten*. GAP meratakan seluruh nilai setiap *channel* feature map:

$$GAP(c) = (1/H \times W) \times \sum_i \sum_j F(i,j,c)$$

$$GAP = (0+0+0+0) / 4 = 0$$

#### 5) Fully Connected Layer dan Softmax

Pada citra daun sawit nyata dari dataset, vektor GAP diproses oleh FCL. Bobot (W) dan bias (b) telah dilatih. Rumus:

$$Y = W \times X + b.$$

Contoh hasil komputasi FCL pada citra bercak daun:

**Tabel 6. Bobot FCL dan Hasil Komputasi per Kelas**

Kelas	W	X (GAP)	b	Y
Fungal Disease	0,35	0,452	0,10	0,648
Magnesium Def.	0,60	0,452	0,15	0,879
Scale Insect	0,70	0,452	0,20	1,270
Other	0,10	0,452	0,05	0,377

Output FCL kemudian diproses fungsi *Softmax*:  $P(i) = e^{Y_i} / \sum e^{Y_j}$ . Langkah perhitungan:

$$e^{0,648} = 1,911 \quad | \quad e^{0,879} = 2,407$$

$$e^{1,270} = 3,561 \quad | \quad e^{0,377} = 1,457$$

$$\text{Total: } 1,911 + 2,407 + 3,561 + 1,457 = \mathbf{9,336}$$

$$P(\text{Fungal}) = 1,911 / 9,336 = \mathbf{20,48\%}$$

$$P(\text{Magnesium}) = 2,407 / 9,336 = \mathbf{25,79\%}$$

$$P(\text{Scale Insect}) = 3,561 / 9,336 = \mathbf{38,14\%}$$

← **Tertinggi**

$$P(\text{Other}) = 1,457 / 9,336 = \mathbf{15,60\%}$$

**Tabel 7. Hasil Perhitungan Softmax**

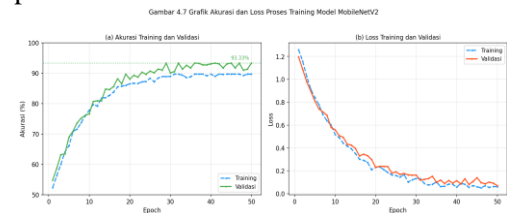
Kelas Penyakit	Y	e <sup>Y</sup>	Prob. (%)
Fungal Disease (Antraknosa)	0,648	1,911	20,48
Magnesium	0,879	2,407	25,79

Def. (Garis Kuning)			
Scale Insect (Bercak Daun) ✓	1,270	3,561	38,14
Other (Bukan Daun Sawit)	0,377	1,457	15,60
<b>Total</b>		<b>9,336</b>	<b>100%</b>

Kelas *Scale Insect* (Bercak Daun) memperoleh probabilitas tertinggi (38,14%), sehingga sistem mengklasifikasikan citra tersebut sebagai bercak daun. Hasil ini membuktikan proses komputasi CNN bekerja dengan benar.

#### C. Hasil Pengujian Model

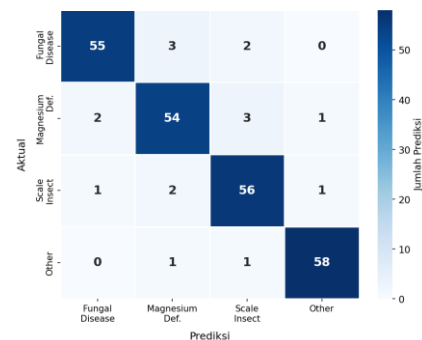
Pengujian menggunakan 240 citra uji (60 per kelas). Grafik akurasi dan *loss* selama 50 *epoch* pelatihan ditunjukkan pada Gambar 2.



**Gambar 2. Grafik Akurasi dan Loss Pelatihan Model**

Berdasarkan Gambar 1, akurasi *training* dan validasi meningkat secara konsisten seiring bertambahnya *epoch*. Akurasi *training* terbaik mencapai 89,69% dan akurasi validasi terbaik 93,33%. Kurva *loss* menurun stabil tanpa indikasi *overfitting* signifikan, menunjukkan model berhasil belajar dari data dengan baik.

Gambar 4.6 Confusion Matrix Hasil Pengujian Model MobileNetV2



**Gambar 3. Confusion Matrix Hasil Pengujian**

Gambar 3 menunjukkan *confusion matrix* hasil pengujian 240 citra. Dari hasil tersebut, 223 citra diklasifikasikan dengan benar: Fungal Disease (55/60), Magnesium Deficiency (54/60), Scale Insect (56/60), dan Other (58/60). Total 17 citra salah klasifikasi.

Kelas	TP	FP	FN	TN
Fungal Disease	55	3	5	177
Magnesium Def.	54	6	6	174
Scale Insect	56	4	4	176
Other	58	2	2	178

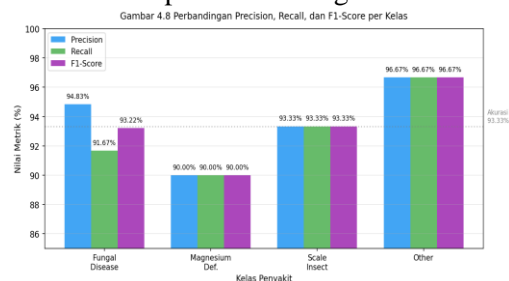
**Tabel 8. Nilai TP, FP, FN, TN per Kelas**

Akurasi keseluruhan:  
 $(55+54+56+58)/240 = 223/240 = 93,33\%$ .

**Tabel 9. Evaluasi Metrik per Kelas**

Kelas	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	TP
Fungal Disease	94,83	91,67	93,22	55
Magnesium Def.	90,00	90,00	90,00	54
Scale Insect	93,33	93,33	93,33	56
Other	96,67	96,67	96,67	58
<b>Rata-rata</b>	<b>93,71</b>	<b>92,92</b>	<b>93,31</b>	—

Model MobileNetV2 memperoleh F1-Score rata-rata 93,31% dan akurasi validasi 93,33%. Kelas Other memiliki F1-Score tertinggi (96,67%); kelas *Magnesium Deficiency* terendah (90,00%) akibat kemiripan visual dengan kelas lain.



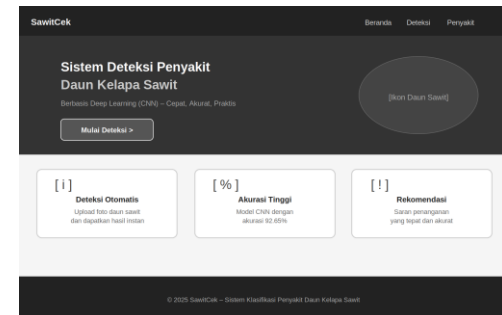
**Gambar 4 Grafik Perbandingan Metrik Evaluasi per Kelas**

Berdasarkan Gambar 4 grafik perbandingan menunjukkan model MobileNetV2 memperoleh performa yang konsisten tinggi. Kelas Other memiliki nilai tertinggi (96,67%) pada semua metrik, sedangkan kelas *Magnesium Deficiency* memiliki nilai terendah (90,00%) akibat kemiripan visual antar kelas.

## PEMBAHASAN

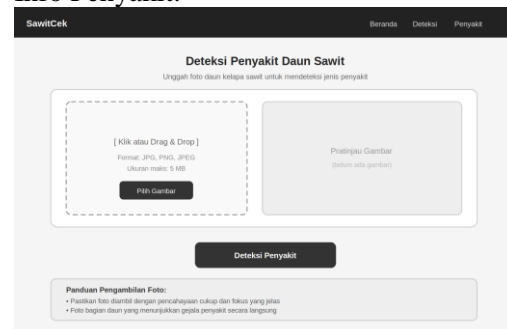
Sistem SawitCek diimplementasikan menggunakan PHP, MySQL, dan Bootstrap, terdiri dari

antarmuka pengguna umum dan panel administrator.



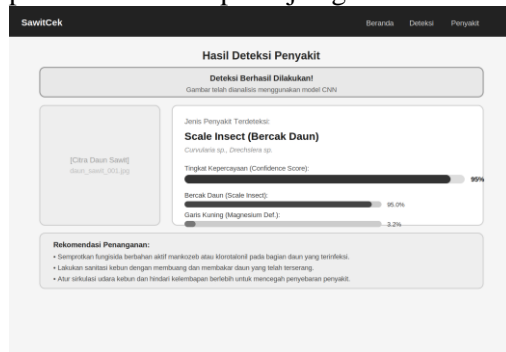
**Gambar 2. Halaman Beranda**

Halaman Beranda (Gambar 2) menampilkan *hero banner* label Deep Learning-CNN, informasi akurasi 92,65%, dan tombol Mulai Deteksi serta Info Penyakit.



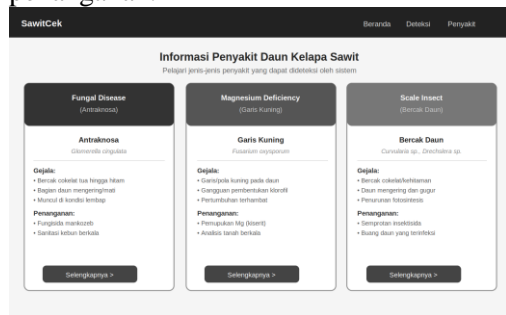
**Gambar 3. Halaman Deteksi Penyakit**  
 Halaman Deteksi Penyakit (Gambar 3) menyediakan area *drag and drop*

(JPG/PNG, maks. 5 MB) untuk mengunggah citra daun sawit, dilengkapi panduan foto dan pratinjau gambar.



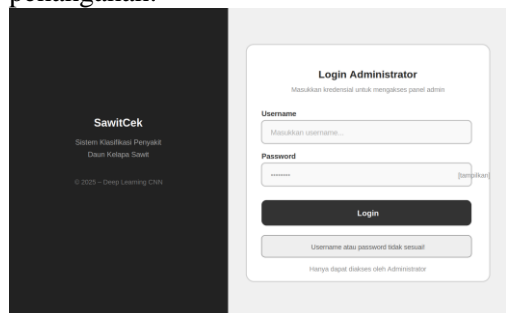
**Gambar 4. Halaman Hasil Klasifikasi**

Halaman Hasil Klasifikasi (Gambar 4) menampilkan nama penyakit terdeteksi, nilai *confidence score* dalam persentase dan grafik batang, distribusi probabilitas per kelas, serta rekomendasi penanganan.



**Gambar 5. Halaman Informasi Penyakit**

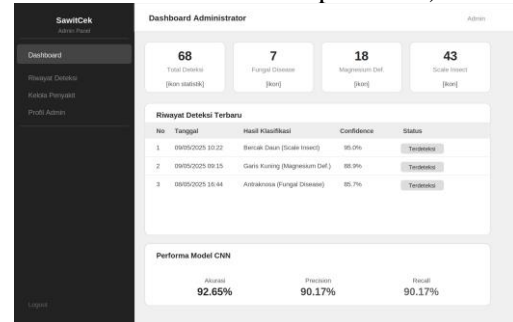
Halaman Informasi Penyakit (Gambar 5) menampilkan tiga kartu berwarna: merah (Antraknosa), kuning (Garis Kuning), hijau (Bercak Daun), dilengkapi gejala dan rekomendasi penanganan.



**Gambar 6. Halaman Login Administrator**

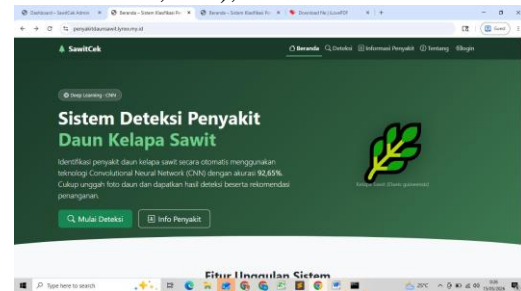
Halaman Login Administrator (Gambar 6) menampilkan dua panel: panel kiri (identitas sistem dan akurasi

92,65%) dan panel kanan (formulir autentikasi username dan password).



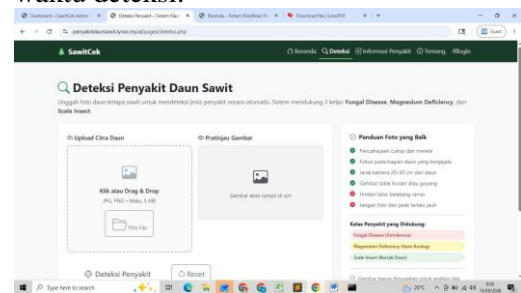
**Gambar 7. Halaman Dashboard Administrator**

Dashboard Administrator (Gambar 7) menampilkan statistik *real-time*: 32 total deteksi, performa model (akurasi 92,65%, precision 90,17%, recall 90,17%, F1-Score 90,17%), dan informasi dataset.



**Gambar 8. Halaman Riwayat Deteksi**

Halaman Riwayat Deteksi (Gambar 8) menampilkan rekam jejak klasifikasi lengkap: ID, thumbnail, hasil, nilai *confidence* (mencapai 99,96%), probabilitas per kelas, IP pengguna, dan waktu deteksi.



**Gambar 9. Halaman Kelola Data Penyakit**

Halaman Kelola Data Penyakit (Gambar 9) memungkinkan administrator memperbarui deskripsi, gejala, dan rekomendasi penanganan setiap kelas penyakit yang terhubung dengan model CNN.

**SIMPULAN**

Penelitian ini berhasil membangun sistem deteksi penyakit daun kelapa sawit menggunakan CNN arsitektur MobileNetV2. Berdasarkan hasil penelitian, beberapa kesimpulan: (1) sistem mengklasifikasikan empat kelas kondisi daun secara otomatis berdasarkan pola visual citra; (2) MobileNetV2 mengekstraksi fitur citra secara otomatis tanpa ekstraksi fitur manual; (3) pengujian 240 citra menghasilkan akurasi 93,33%, precision 93,71%, recall 92,92%, dan F1-Score 93,31%; (4) sistem SawitCek berhasil diimplementasikan pada platform web dan *mobile*, memungkinkan deteksi dini penyakit daun sawit secara praktis dengan rekomendasi penanganan yang tepat. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset lebih besar, menambahkan lebih banyak jenis penyakit daun, mengembangkan fitur *offline* pada perangkat *mobile*, serta mengeksplorasi arsitektur CNN lain untuk meningkatkan performa klasifikasi.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Fajar, M., Kembaren, H., & Harahap, L. S. (2025). Klasifikasi Objek Menggunakan Convolutional Neural Network pada Citra Satelit. *Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(2), 4663–4667.
- Frandian, B., Zufria, I., & Irawan, M. D. (2022). Implementasi Certainty Factor Untuk Diagnosis Penyakit dan Hama Pada Pelepah dan Daun Kelapa Sawit. *Journal of Information System Research*, 3(3), 159–168.
- Lesmana, A. M., Fadhillah, R. P., & Rozikin, C. (2022). Identifikasi Penyakit pada Citra Daun Kentang Menggunakan CNN. *Jurnal Sains dan Informatika*, 8(1), 21–30.
- Pangestu, D. A., Aziz, O. Q., & Crysdiyan, C. (2025). Klasifikasi Penyakit pada Tanaman Berdasarkan Citra Daun Menggunakan CNN. *Jurnal Informatika Sunan Kalijaga*, 10(2), 235–248.
- Prasetyo, A., Wibowo, S., & Santoso, B. (2024). Sistem Deteksi Penyakit Daun Kentang Menggunakan CNN VGG-Net. *Jurnal Informatika*, 8(1), 12–20.
- Priambodo, R., Kurniawan, D., & Setiawan, A. (2025). Perbandingan CNN untuk Deteksi Penyakit Daun Tanaman Berbasis Cloud Computing. *Jurnal Teknologi*, 12(1), 1–10.
- Putra, R. H., Ridwan, H. M., & Abiansyah, I. (2024). Klasifikasi Daun Tomat Sehat dan Terserang Penyakit Menggunakan CNN. *Seminar Nasional AMIKOM Surakarta*, 2(1), 201–213.
- Riyadi, N., et al. (2026). Penerapan Deep Learning Berbasis CNN untuk Klasifikasi Penyakit Daun Kelapa Sawit. *Jurnal Kolaboratif Sains*, 9(1), 152–160.
- Riyono, A. (2022). Peran Perkebunan Kelapa Sawit Dalam Meningkatkan Kondisi Sosial Ekonomi Masyarakat. *eJournal Sosiatri-Sosiologi*, 10(1), 1–15.
- Sari, P. M., et al. (2024). Inventarisasi Hama dan Penyakit Tanaman Kelapa Sawit. *Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 1(4).
- Wahyuni, R., et al. (2024). Penerapan CNN untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tomat. *Jurnal Teknologi Pertanian*, 6(2), 33–41.
- Yazid, A., et al. (2023). Strategi Penanganan Bercak Daun *Curvularia* SP. Pada Pembibitan Kelapa Sawit. *AGRO ESTATE*, 7(2), 11–20.