



## Seminar Nasional Ilmu Teknik dan Aplikasi Industri (SINTA)

Homepage: [sinta.eng.unila.ac.id](http://sinta.eng.unila.ac.id)



# PENDETEKSI KESEHATAN DAUN PADA TANAMAN PAKCOY MENGUNAKAN METODE TINY YOU ONLY LOOK ONCE BERBASIS DATA CITRA

FX Arinto Setyawan<sup>a</sup>, Syaiful Alam<sup>a</sup>, Tiya Muthia<sup>a\*</sup>, Muhamad Fikri<sup>a</sup>, Bagas Dwi Saputra<sup>a</sup>

<sup>a</sup> Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Lampung, Jalan Sumantri Brojonegoro No 1, Bandar Lampung, Lampung, 35145, Indonesia

## INFORMASI ARTIKEL

*Riwayat artikel:*  
Diterima 22/11/2025  
Direvisi 22/12/2025

*Kata kunci:*  
Pokcoy  
YOLO  
Kesehatan Daun

## ABSTRAK

Pokcoy merupakan salah satu keluarga jenis tanaman sawi yang berasal dari China. Tanaman ini mudah terserang penyakit yang disebabkan oleh jamur, virus, hama dan mikroba lainnya. Penyakit ini dapat menyebabkan gagal panen yang merugikan petani Pokcoy. Untuk mencegah hal ini, perlu dikembangkan metode pendeteksi kesehatan daun pada tanaman pakcoy berbasis pengolahan citra. Metode yang dipergunakan dalam penelitian ini adalah pemakaian YOLO untuk mendeteksi kesehatan daun pada Pokcoy. YOLO (You Only Look Once) adalah algoritma deteksi objek real-time berbasis deep learning untuk mendeteksi dan mengenali banyak objek dalam satu gambar sekaligus hanya dengan satu kali pemrosesan (single forward pass) dari jaringan saraf konvolusional (CNN). Data citra diperoleh menggunakan sensor visual yang diambil dua kali sehari. Pada penelitian ini dipergunakan 1002 data latih dan data uji sebanyak 40 citra untuk menentukan apakah daun sehat atau tidak. Penentuan sehat tidaknya daun didasarkan pada warna dan adanya bercak pada daun. Setelah dilakukan pelatihan untuk mengenali kondisi daun, maka dapat diperoleh tingkat akurasi pendeteksian pengujian sebesar 100% atau tidak ada kesalahan pendeteksian data uji.

## 1. Pendahuluan

Salah satu bidang yang berperan penting dalam pembangunan ekonomi Indonesia adalah bidang pertanian. Bidang pertanian merupakan penyumbang APBN yang terus meningkat setiap tahunnya. Bidang ini juga menjadi salah satu penyerap tenaga kerja terbesar di Indonesia dan berkontribusi besar terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) Indonesia (BPS, 2023).

Krisis di bidang pertanian akan menyebabkan krisis pangan di suatu negara, termasuk Indonesia. Ketidakstabilan produksi akibat perubahan iklim, gagal panen, atau gangguan rantai pasok dapat langsung mengancam ketahanan pangan dan meningkatkan risiko

kerawanan pangan (World Bank, 2020). Untuk mencegah terjadinya krisis ini maka perlu solusi untuk menyelesaikan masalah tersebut (Ramadhan, dkk., 2023).

Salah satu tanaman sayur yang memiliki banyak peminat untuk menanamnya adalah Pokcoy. Pokcoy merupakan salah satu komoditas sayuran daun yang banyak dibudidayakan karena memiliki pertumbuhan cepat dan dapat dipanen dalam waktu singkat (Hidayat, 2019). Tingginya minat terhadap tanaman ini juga didukung oleh nilai gizi yang cukup tinggi dan permintaan pasar yang stabil. Dengan karakteristik tersebut, pokcoy menjadi salah satu komoditas yang potensial untuk dikembangkan.

Peningkatan budidaya tanaman Pokcoy di Indonesia sangat tinggi, seiring dengan meningkatnya permintaan pasar dan kemudahan budidayanya. Akan tetapi, tanaman ini memiliki kekurangan yaitu mudah terserang penyakit atau hama. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa pokcoy sangat rentan terhadap serangan hama seperti ulat grayak, kutu daun, serta penyakit bercak daun yang dapat menurunkan kualitas dan kuantitas hasil panen (Lestari, 2018). Oleh karena itu, perlu pencegahan hama dan penyakit agar meningkatkan keberhasilan budidaya pokcoy.

Perkembangan dunia komputer yang mendukung kecepatan proses pemantauan dapat dipergunakan untuk pendeteksian kesehatan tanaman. Identifikasi kondisi tanaman secara otomatis dapat dilakukan secara cepat melalui analisis citra digital karena kemajuan komputasi modern (Putra, 2020). Teknologi seperti machine learning dan computer vision telah terbukti efektif dalam mendeteksi gejala awal penyakit tanaman melalui pemrosesan citra daun, warna, dan pola kerusakan (Sari, 2021). Dengan penerapan teknologi ini, proses pemantauan tanaman dapat dilakukan secara real-time, lebih akurat, dan mengurangi ketergantungan pada inspeksi manual yang memakan waktu.

Algoritma YOLO dapat diaplikasikan untuk pendeteksian kondisi kesehatan tanaman melalui daunnya. YOLO terbukti mampu mengenali objek secara cepat dan real-time, sehingga sesuai digunakan untuk mendeteksi gejala penyakit pada daun tanaman (Hartono, 2021). YOLO mampu mengidentifikasi bercak, perubahan warna, hingga pola kerusakan daun dengan akurasi tinggi pada berbagai jenis tanaman budidaya (Liu, 2020). Dengan kemampuan tersebut, penggunaan YOLO menjadi solusi efektif untuk membantu petani dalam melakukan pemantauan kesehatan tanaman secara otomatis dan berkelanjutan.

Penelitian sebelumnya mengenai pendeteksian kesehatan tanaman menggunakan YOLO berbasis pengolahan citra telah banyak dilakukan. Penerapan YOLO pada tanaman hortikultura terbukti meningkatkan ketepatan identifikasi penyakit dibandingkan metode konvensional berbasis fitur manual (Sarker, 2021). Penelitian lainnya mengintegrasikan YOLO dengan teknik augmentasi data untuk meningkatkan performa deteksi pada kondisi pencahayaan yang tidak ideal (Mehta, 2022).

Penelitian ini dilakukan dengan menerapkan algoritma YOLO pada raspberry Pi untuk pendeteksian kesehatan daun Pokcoy. Sebagian besar penelitian terdahulu menerapkan YOLO menggunakan perangkat komputer berkinerja tinggi untuk mendeteksi penyakit daun tanaman (Hartono, 2021). Penelitian lain juga menggunakan YOLO pada platform GPU atau cloud computing untuk memperoleh performa deteksi yang optimal (Liu, 2020). Studi-studi tersebut umumnya fokus pada berbagai komoditas seperti padi, tomat,

cabai, dan tanaman hortikultura lainnya (Sarker, 2021). Beberapa penelitian telah mengevaluasi performa YOLO pada perangkat edge computing, namun sebagian besar masih menggunakan modul NVIDIA Jetson dan bukan Raspberry Pi (Mehta, 2022). Belum banyak penelitian yang secara khusus mengimplementasikan YOLO pada Raspberry Pi untuk mendeteksi kesehatan daun pokcoy, sehingga penelitian ini menawarkan pendekatan baru yang lebih hemat energi, portabel, dan terjangkau (Putra, 2020).

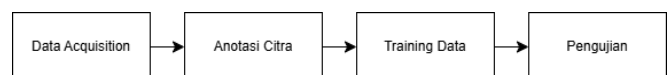
## 2. Metodologi

### 2.1. Alat dan bahan

Penelitian ini menggunakan beberapa peralatan utama, yaitu Raspberry Pi sebagai pusat pemrosesan data, sensor visual berupa kamera untuk menangkap citra daun pokcoy, serta laptop yang digunakan untuk proses pelatihan model dan analisis data. Selain peralatan, penelitian ini juga memerlukan berbagai bahan pendukung, antara lain bibit pokcoy sebagai objek penelitian, kayu untuk membangun kerangka rumah kaca, plastik sebagai penutup rumah kaca guna menjaga kondisi lingkungan tetap terkendali, serta kabel-kabel penghubung untuk memastikan seluruh perangkat dapat bekerja secara terintegrasi. Seluruh peralatan dan bahan tersebut digunakan untuk menciptakan sistem pendeteksian kesehatan tanaman yang stabil, terstruktur, dan dapat bekerja secara optimal di lingkungan budidaya pokcoy.

### 2.2. Prosedur percobaan

Prosedur kegiatan penelitian diperlihatkan pada Gambar 1., yang menggambarkan alur kerja mulai dari tahap awal hingga proses evaluasi sistem. Penelitian diawali dengan data acquisition, yaitu proses pengambilan citra daun pokcoy sebagai bahan utama dalam analisis. Selanjutnya, citra yang telah diperoleh memasuki tahap anotasi citra, di mana setiap objek pada gambar diberi label sesuai kategorinya untuk mempersiapkan data yang akan digunakan dalam pelatihan model. Setelah proses anotasi selesai, data tersebut diolah pada tahap training data, di mana algoritma YOLO dilatih untuk mengenali pola serta ciri kondisi kesehatan daun. Tahap terakhir adalah pengujian, yaitu mengevaluasi performa model terhadap data baru untuk memastikan bahwa sistem mampu mendeteksi kondisi daun pokcoy secara akurat dan konsisten.



Gambar 1. Tahapan pada Metode YOLO

Proses akuisisi citra dilakukan dengan meletakkan kamera berjarak 24 cm dari objek untuk memastikan citra yang dihasilkan memiliki ketajaman dan konsistensi yang baik. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa jarak kamera yang tetap dan terukur penting untuk menjaga kualitas data citra dalam proses pengenalan objek (Pratama, 2021). Proses pengambilan data pada penelitian ini dilakukan dua kali dalam sehari untuk mendapatkan variasi kondisi pencahayaan serta memastikan representasi data yang lebih lengkap. Pengambilan citra pada beberapa interval waktu dalam satu hari terbukti meningkatkan kualitas dataset dan akurasi model dalam deteksi penyakit tanaman (Sutopo, 2020). Dengan prosedur tersebut, akuisisi citra diharapkan mampu menghasilkan dataset yang stabil, akurat, dan sesuai kebutuhan pelatihan model. Hasil akuisisi citra tanaman Pokcoy diperlihatkan pada Gambar 2.

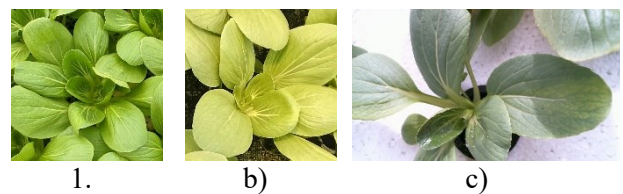


Gambar 2. Citra hasil akuisisi.

Proses anotasi citra merupakan tahap penting dalam pengolahan data sebelum model deteksi objek. Pada tahap ini, setiap objek dalam citra diberi label dan digambar bounding box supaya model mampu mengenali pola visual secara akurat. Anotasi manual yang konsisten sangat menentukan kualitas dataset dalam sistem deteksi objek berbasis deep learning (Ahmed et. al., 2021). Penggunaan perangkat lunak anotasi dapat mempermudah proses pelabelan bounding box secara efisien. Pada penelitian ini, anotasi dilakukan secara manual untuk memastikan bahwa setiap bagian daun, termasuk area yang menunjukkan gejala penyakit, dapat diidentifikasi dengan tepat. Kualitas anotasi memiliki korelasi langsung dengan performa model pada tahap inferensi (Sharma et. al., 2020). Anotasi yang baik juga membantu mengurangi kesalahan klasifikasi, terutama pada model real-time seperti YOLO yang sensitif terhadap kualitas data pelatihan. Dataset berlabel dengan presisi tinggi dapat meningkatkan akurasi deteksi lebih dari 10% pada model YOLO (Liu et. al., 2022).

Langkah selanjutnya adalah proses pelatihan data citra pada YOLO, yaitu tahap di mana model mempelajari pola visual dari citra yang telah dianotasi.

Pada penelitian ini digunakan sebanyak 1056 citra latih, yang terdiri dari citra tanaman sehat sebanyak 906 citra dan tidak sehat sebanyak 150 citra, sehingga model dapat membedakan karakteristik visual keduanya secara akurat. Citra tidak sehat terdiri dari 80 citra daun berwarna kuning dan 70 citra daun berpenyakit (terdapat bintik-bintik pada daun). Citra latih diperoleh dari dataset Kaggle. Supaya model dapat mencapai generalisasi yang baik pada deteksi objek real-time maka pelatihan pada YOLO membutuhkan data latih yang besar. Contoh citra latih diperlihatkan pada Gambar 3, dimana Gambar 3.a memperlihatkan daun tanaman Pokcoy yang sehat, 3.b memperlihatkan daun tanaman Pokcoy tidak sehat karena berwarna kekuningan, dan 3.c memperlihatkan daun tanaman Pokcoy yang terserang penyakit.



Gambar 3. Contoh citra latih

Variasi dataset berpengaruh signifikan terhadap stabilitas loss function selama pelatihan YOLOv4 (Bochkovskiy et. al., 2020). Untuk memastikan performa pelatihan optimal, data citra pada penelitian ini dibagi ke dalam beberapa kelas sesuai kondisi kesehatan daun. Pemilihan data pelatihan yang representatif menjadi faktor utama dalam meningkatkan akurasi deteksi pada domain pertanian (Saxena et. al., 2022). Penggunaan citra sehat dan tidak sehat secara seimbang membantu model memahami gejala penyakit dengan lebih baik.

Langkah terakhir dalam penelitian ini adalah melakukan proses pengujian terhadap pendeteksian kesehatan tanaman berdasarkan model YOLO yang telah dilatih sebelumnya. Tahap pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengenali kondisi kesehatan tanaman secara akurat pada data yang belum pernah dilihat selama proses pelatihan. Data uji yang dipergunakan sebanyak 40 citra yang diambil dari penanaman sendiri.

Pengujian pada citra tanaman sangat penting untuk menilai kemampuan sistem dalam mendeteksi gejala penyakit yang sering kali memiliki kemiripan visual dengan kondisi daun sehat (Ferentinos, 2018). Pada penelitian ini, proses pengujian dilakukan menggunakan sekumpulan citra uji untuk memvalidasi efektivitas model dalam mengklasifikasikan tanaman sehat dan tidak sehat. Pengujian merupakan proses penting untuk memastikan generalisasi performa YOLO sebelum model diterapkan pada lingkungan nyata. Hasil pengujian ini menjadi dasar penilaian keberhasilan



model dan kesiapan sistem untuk digunakan dalam pemantauan kesehatan tanaman secara otomatis.

### 2.3. YOLO

YOLO (You Only Look Once) merupakan algoritma pendeteksian objek berbasis deep learning yang bekerja dengan sangat cepat dan akurat dalam mengidentifikasi objek pada sebuah citra. Pada penelitian ini digunakan untuk mendeteksi kesehatan tanaman pokcoy. YOLO bekerja melalui beberapa tahap utama berikut:

1. Input Citra Daun Pokcoy, sistem menerima masukan berupa citra daun pokcoy dari kamera. Citra yang masuk kemudian diubah menjadi ukuran tertentu (misalnya 416×416 atau 640×640 piksel), supaya sesuai dengan standar input YOLO.
2. Ekstraksi Fitur YOLO Menggunakan CNN, sebagai backbone untuk mengekstraksi fitur dari citra daun. Fitur yang diambil mencakup tekstur daun, warna daun, bentuk gejala penyakit (bercak, lubang, perubahan warna), dan tepi atau pola tidak normal pada daun.
3. YOLO membagi citra daun pokcoy menjadi grid-grid kecil. Setiap grid bertugas untuk memprediksi keberadaan objek, memprediksi posisi bounding box, dan memberi tingkat kepercayaan (confidence score).
4. YOLO memprediksi beberapa bounding box di setiap grid. Setiap bounding box berisi koordinat posisi daun yang terdeteksi, nilai confidence, dan probabilitas kelas (daun sehat atau daun tidak sehat). Untuk daun tidak sehat, YOLO mendeteksi gejala seperti adanya bercak coklat, bercak kuning, tepi daun mengering, dan lubang akibat hama.
5. YOLO sering menghasilkan prediksi bounding box untuk satu objek lebih dari satu, diperlihatkan pada Gambar 4. Untuk menyisakan satu prediksi terbaik (nilai confidence tertinggi) dan menghapus bounding box lainnya digunakan Non-Maximum Suppression (NMS). Ini memastikan hasil deteksi tidak berlebihan dan tetap akurat.



Gambar 4. Prediksi bounding box

6. Yolo kemudian mengklasifikasi Kesehatan Daun (daun sehat atau tidak sehat) berdasarkan pola-pola

kerusakan dan warna daun dari pola-pola yang telah dipelajari dari data set saat pelatihan.

7. Hasil akhir pendeteksian menggunakan YOLO menampilkan bounding box pada daun pokcoy dengan label kondisi daun (sehat/tidak sehat) dan tingkat kepercayaan (confidence score). Seperti diperlihatkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil akhir pendeteksian

### 2.4. Efektivitas Kinerja Metode yang Diusulkan

Efektivitas kinerja dari metode yang diusulkan diukur menggunakan persentase akurasi dan persentase kesalahan. Persamaan untuk menentukan persentase akurasi dan persentase kesalahan menggunakan persamaan 1 dan persamaan 2.

$$\% \text{ Akurasi} = \frac{\text{Jumlah benar}}{\text{Jumlah pengujian}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\% \text{ Kesalahan} = 100\% - \% \text{ Akurasi} \quad (2)$$

Dimana jumlah benar merupakan banyaknya citra yang memiliki kondisi kesehatan tanaman yang terdeteksi tepat saat diujikan. Sedangkan jumlah pengujian adalah banyaknya citra uji yang diujikan pada program.

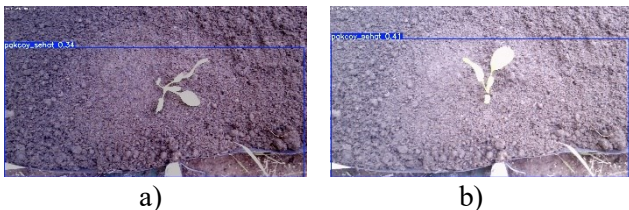
## 3. Hasil dan pembahasan

Dari 40 citra uji kesemuanya ber kondisi daun sehat. Setelah diuji pada sistem pendeteksi menggunakan YOLO menghasilkan pendeteksian 100% mendeteksi kondisi daun sehat. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali karakteristik visual daun pokcoy yang sehat secara konsisten tanpa kesalahan klasifikasi. Keberhasilan deteksi tersebut mengindikasikan bahwa fitur-fitur yang dipelajari selama proses pelatihan sudah cukup representatif untuk membedakan kondisi daun sehat dari potensi gejala penyakit. Selain itu, akurasi sempurna pada data uji ini memberikan gambaran bahwa sistem memiliki performa awal yang sangat baik, meskipun pengujian lebih lanjut dengan variasi kondisi daun tetap diperlukan agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih kuat.

$$\% \text{ Akurasi} = \frac{40}{40} \times 100\% = 100\%$$

$$\% \text{ Kesalahan} = 100\% - 100\% = 0\%$$

Efektivitas metode yang diusulkan memberikan akurasi pendeteksian daun sehat 100%. Walaupun memberikan hasil 100% tetapi nilai confidence masing-masing daun berbeda-beda, diperlihatkan pada Gambar 6. Perbedaan nilai confidence ini menunjukkan bahwa setiap citra daun memiliki tingkat kejelasan fitur yang tidak sama, seperti variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan kualitas tekstur daun yang terekam kamera. Meskipun demikian, seluruh citra tetap berhasil teridentifikasi sebagai daun sehat, yang menandakan bahwa model YOLO mampu menangkap pola umum daun pokcoy sehat secara konsisten.



Gambar 6. a) Citra diambil pada 11 Oktober 2025 pukul 08.00 dan b) Citra diambil pada 15 Oktober 2025 pukul 08.00

Variasi confidence ini dapat menjadi bahan evaluasi untuk meningkatkan kualitas dataset maupun proses pelatihan model. Nilai confidence yang tinggi menunjukkan bahwa fitur visual pada citra sangat jelas dan mudah dikenali oleh model, sedangkan nilai yang lebih rendah mengindikasikan adanya faktor-faktor yang mengurangi ketegasan pola visual daun. Oleh karena itu, pengamatan terhadap variasi confidence menjadi penting sebagai indikator stabilitas model dalam berbagai kondisi pengambilan citra, serta dapat digunakan untuk menyempurnakan akurasi dan keandalan sistem secara keseluruhan.

Kekurangan dari penelitian ini adalah belum diujikan untuk kondisi daun tidak sehat, baik karena warna maupun karena berpenyakit. Hal ini menyebabkan kemampuan model dalam mengenali gejala kerusakan daun belum dapat dievaluasi secara menyeluruh. Tanpa adanya data uji daun tidak sehat, sistem hanya divalidasi pada kasus yang relatif mudah, yaitu citra daun sehat yang cenderung memiliki pola visual seragam. Akibatnya, tingkat generalisasi model terhadap berbagai bentuk kerusakan seperti bercak, perubahan warna, atau serangan hama belum dapat dipastikan, sehingga performa sebenarnya dalam kondisi lapangan masih perlu ditinjau lebih lanjut.

Selain itu, keterbatasan pengujian pada kondisi daun tidak sehat berdampak pada kurangnya pemahaman mengenai ketahanan model terhadap variasi gejala penyakit yang mungkin muncul pada tanaman pokcoy. Daun yang mengalami stres atau serangan organisme pengganggu sering memperlihatkan pola kerusakan

yang beragam dan terkadang sulit dibedakan secara visual. Tanpa pengujian terhadap kasus-kasus tersebut, sistem berisiko memiliki tingkat error yang tinggi ketika diterapkan dalam lingkungan nyata.

#### 4. Kesimpulan

Pemakaian YOLO untuk pendeteksian kondisi kesehatan daun pokcoy memberikan akurasi 100% untuk kondisi daun sehat. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola visual daun sehat dengan sangat baik, bahkan pada variasi citra uji yang digunakan. Keberhasilan tersebut juga menandakan bahwa proses pelatihan model telah berjalan efektif dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dari daun pokcoy yang sehat.

Meskipun akurasi yang diperoleh mencapai 100%, hasil ini masih terbatas pada pengujian daun yang seluruhnya berada dalam kondisi sehat. YOLO terbukti mampu mengidentifikasi daun tanpa gejala penyakit secara konsisten, namun performanya pada kondisi daun tidak sehat belum dapat disimpulkan. Oleh karena itu, meskipun tingkat akurasi tinggi menunjukkan potensi sistem yang besar, validitas keseluruhan deteksi kesehatan tanaman belum sepenuhnya terverifikasi.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa YOLO merupakan metode yang sangat menjanjikan untuk pengamatan kesehatan tanaman secara otomatis, khususnya pada daun pokcoy. Dengan akurasi sempurna pada data uji sehat, metode ini sudah layak dijadikan dasar dalam pengembangan sistem pemantauan tanaman berbasis visi komputer.

Penelitian selanjutnya perlu memasukkan berbagai contoh daun tidak sehat agar model lebih robust dan mampu mendeteksi kesehatan tanaman secara lebih komprehensif.

#### Ucapan terima kasih

Ucapan terima kasih disampaikan kepada Fakultas Teknik Universitas Lampung yang telah memberikan pendanaan untuk kegiatan penelitian ini melalui skema pendanaan DIPA FT tahun 2025.

#### Daftar Pustaka

- Ahmed, F., Ridwan, M., & Rahman, M. (2021). Image annotation quality and its impact on deep learning-based object detection. *Journal of Imaging Science*, 12(4), 55–67.
- Badan Pusat Statistik. (2023). *Statistik Indonesia 2023*. BPS-Statistics Indonesia.
- Ferentinos, K. P. (2018). Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, 311–318.

- Hartono, W., & Prasetyo, Y. (2021). Implementasi YOLO untuk deteksi penyakit daun tanaman secara real-time. *Jurnal Informatika Pertanian*, 10(2), 87–95.
- Hidayat, N., & Rosana, N. (2019). Pertumbuhan dan hasil beberapa varietas sawi (*Brassica rapa* L.) pada berbagai media tanam. *Jurnal Hortikultura Indonesia*, 10(1), 23–31.
- Lestari, R., & Handayani, T. (2018). Identifikasi organisme pengganggu tanaman pada budidaya sawi dan pakcoy di lahan pertanian rakyat. *Jurnal Proteksi Tanaman*, 12(1), 45–53.
- Mehta, P., & Sharma, R. (2022). Enhancing plant disease detection under varying illumination using YOLO with data augmentation. *International Journal of Computer Vision in Agriculture*, 4(3), 77–89.
- Pratama, R., & Alfita, R. (2021). Analisis kualitas citra berdasarkan jarak pengambilan untuk deteksi objek tanaman. *Jurnal Informatika Pertanian*, 10(2), 65–72.
- Putra, A. R., & Ramdhani, M. A. (2020). Implementasi pengolahan citra digital untuk deteksi penyakit tanaman berbasis warna daun. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 8(2), 123–130.
- Ramadhan, R. I., Fitriyah, H., and Widasari, E. R. (2023). Sistem Deteksi Daun Busuk pada Pakcoy Hidroponik menggunakan Metode Thresholding pada Warna Hue dan Saturasi berbasis Raspberry Pi, *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(2), 554-563.
- World Bank. (2020). *Agriculture and food: Climate impacts on food systems*. World Bank Group.
- Sari, D. P., & Nugroho, R. (2021). Deteksi penyakit tanaman menggunakan metode machine learning berbasis citra. *Jurnal Informatika Pertanian*, 10(1), 15–24.
- Sarker, M., Rahman, M., & Karim, A. (2021). YOLO-based detection of leaf diseases in horticultural crops. *Journal of Agricultural Informatics*, 12(1), 45–56.
- Sharma, P., Gupta, A., & Singh, R. (2020). Dataset annotation challenges and effects on object detection models. *International Journal of Computer Vision and Applications*, 8(2), 88–102.
- Sutopo, A., & Widiyanto, A. (2020). Pengaruh variasi waktu pengambilan gambar terhadap akurasi model deteksi penyakit daun. *Jurnal Pengolahan Citra dan Machine Learning*, 5(1), 33–41.