

Perkembangan Teknologi Cerdas Dalam Deteksi Penyakit Tanaman

Advancements in Intelligent Technologies for Plant Disease Detection

Sutikno Dwi Ramadhan^{*1}, Jodi Rafa Wijaya²

^{1,2} Politeknik Negeri Samarinda, Indonesia

e-mail Corresponding Author: dr_sutikno@gmail.com

Received: 30-08-2026

Accepted: 19-09-2026

Published: 22-09-2026

Abstrak

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan dan teknologi digital telah mendorong perubahan dalam metode deteksi penyakit tanaman, dari identifikasi visual secara konvensional menuju pendekatan berbasis analisis citra, sensor, dan komputasi cerdas. Penelitian ini bertujuan menganalisis perkembangan teknologi cerdas dalam deteksi penyakit tanaman serta mengidentifikasi pendekatan, karakteristik, tantangan, dan peluang pengembangannya. Penelitian menggunakan metode *Systematic Literature Review* (SLR) dengan pedoman PRISMA 2020. Literatur diperoleh melalui Scopus, ScienceDirect, IEEE Xplore, dan Google Scholar dengan cakupan publikasi periode 2021–2025. Setelah melalui proses identifikasi, penyaringan, dan penilaian kelayakan berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi, diperoleh 20 artikel utama untuk dianalisis. Hasil kajian menunjukkan bahwa *deep learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) menjadi salah satu pendekatan dominan, sementara *object detection* berbasis YOLO dan segmentasi berbasis U-Net memperluas kemampuan deteksi melalui lokalisasi dan pemetaan area penyakit. Selain itu, IoT dan AIoT mendukung pemanfaatan data lingkungan, sedangkan *hyperspectral imaging* berpotensi mendukung deteksi penyakit secara lebih dini. Tantangan utama meliputi generalisasi model pada kondisi lapangan, keterbatasan dataset, kebutuhan komputasi, dan integrasi berbagai sumber data. Pengembangan selanjutnya perlu diarahkan pada sistem yang akurat, ringan, adaptif, dan mampu diterapkan pada kondisi pertanian nyata.

Kata Kunci: teknologi cerdas; deteksi penyakit tanaman; deep learning; object detection; Internet of Things; hyperspectral imaging

The development of artificial intelligence and digital technologies has driven changes in plant disease detection methods, from conventional visual identification toward approaches based on image analysis, sensors, and intelligent computing. This study aims to analyze the development of intelligent technologies for plant disease detection and to identify their approaches, characteristics, challenges, and development opportunities. A Systematic Literature Review (SLR) was conducted following the PRISMA 2020 guidelines. Relevant literature was obtained from Scopus, ScienceDirect, IEEE Xplore, and Google Scholar, covering publications from 2021 to 2025. Following identification, screening, and eligibility assessment based on predefined inclusion and exclusion criteria, 20 primary articles were selected for analysis. The results indicate that deep learning based on Convolutional Neural Networks (CNNs) represents one of the dominant approaches, while YOLO-based object detection and U-Net-based segmentation extend detection capabilities through disease localization and affected-area mapping. In addition, IoT and AIoT support the utilization of environmental data, while hyperspectral imaging provides potential for earlier disease detection. Major challenges include model generalization under field conditions, dataset limitations, computational requirements, and the integration of multiple data sources. Future research should focus on developing accurate, lightweight, adaptive, and field-deployable intelligent plant disease detection systems.

Keywords: intelligent technology; plant disease detection; deep learning; object detection; Internet of Things; hyperspectral imaging

Ramadhan, S. D., & Wijaya, J. R. (2026). Perkembangan Teknologi Cerdas Dalam Deteksi Penyakit Tanaman. *RESET: Review of Education, Science, and Technology*, 2(1), 131-142. <https://doi.org/10.66031/reset.v2i1.686>

Copyright ©2026 to the Author. Published by CV. Ihsan Cahaya Pustaka

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



PENDAHULUAN

Sektor pertanian memiliki peran strategis dalam menjaga ketersediaan pangan dan keberlanjutan produksi, tetapi produktivitas tanaman masih menghadapi berbagai gangguan, salah satunya penyakit tanaman. Infeksi penyakit dapat menurunkan kualitas dan kuantitas hasil panen serta menimbulkan kerugian ekonomi apabila tidak dikenali dan ditangani secara tepat waktu. Dalam praktik konvensional, identifikasi penyakit umumnya dilakukan melalui pengamatan visual terhadap gejala tanaman. Pendekatan tersebut memiliki keterbatasan karena bergantung pada pengalaman pengamat, membutuhkan waktu, dan berpotensi menghasilkan penilaian yang subjektif, terutama ketika gejala antarpenyakit memiliki karakteristik visual yang serupa. Perkembangan teknologi digital kemudian membuka peluang untuk mengotomatisasi proses identifikasi melalui pemanfaatan citra tanaman, data lingkungan, dan teknik komputasi cerdas sehingga proses deteksi dapat dilakukan secara lebih cepat, konsisten, dan terukur (Liu & Wang, 2021; Ahmed & Yadav, 2023).

Salah satu perkembangan yang paling menonjol adalah penerapan machine learning dan deep learning untuk menganalisis citra tanaman. Abade et al. (2021) menunjukkan bahwa convolutional neural network (CNN) telah berkembang menjadi pendekatan penting dalam pengenalan penyakit tanaman karena kemampuannya mempelajari karakteristik visual secara otomatis tanpa ketergantungan yang tinggi pada ekstraksi fitur secara manual. Perkembangan selanjutnya menghasilkan penerapan berbagai arsitektur, seperti VGG, ResNet, DenseNet, MobileNet, dan EfficientNet, untuk klasifikasi penyakit pada berbagai jenis tanaman (Pacal et al., 2024). Dibandingkan metode pembelajaran mesin tradisional, pendekatan deep learning mampu memberikan performa klasifikasi yang tinggi, terutama ketika tersedia dataset citra yang memadai. Namun, peningkatan performa pada dataset tertentu belum secara otomatis menunjukkan bahwa model mampu bekerja secara konsisten pada kondisi pertanian yang lebih kompleks (Ahmed & Yadav, 2023; Nyawose et al., 2025).

Perkembangan teknologi deteksi penyakit tanaman juga tidak berhenti pada klasifikasi citra. Pendekatan object detection memungkinkan model tidak hanya menentukan jenis penyakit, tetapi juga menemukan lokasi area yang menunjukkan gejala pada citra. Algoritma seperti YOLO dan turunannya semakin banyak digunakan karena mampu menggabungkan proses klasifikasi dan lokalisasi dalam satu kerangka deteksi yang mendukung kebutuhan pemrosesan cepat (Wang & Liu, 2024; Gomez et al., 2024). Sementara itu, pendekatan segmentasi seperti U-Net memungkinkan pemisahan area daun atau jaringan tanaman yang mengalami penyakit secara lebih rinci pada tingkat piksel (Wang et al., 2024; Zhang & Zhang, 2023). Perkembangan tersebut menunjukkan adanya pergeseran dari sekadar mengenali keberadaan penyakit menuju kemampuan untuk menentukan lokasi dan luas area yang terdampak, sehingga informasi yang dihasilkan menjadi lebih relevan untuk mendukung pengambilan keputusan di lapangan.

Selain analisis citra, teknologi cerdas berkembang melalui pemanfaatan data yang berasal dari lingkungan tanaman. Integrasi Internet of Things (IoT) memungkinkan sensor digunakan untuk memperoleh informasi mengenai kondisi lingkungan yang berkaitan dengan kesehatan tanaman. Hnatiuc et al. (2023), misalnya, menunjukkan pemanfaatan jaringan sensor IoT dalam memperoleh data yang dapat digunakan untuk mendukung deteksi penyakit tanaman. Pendekatan yang lebih luas

melalui Artificial Intelligence of Things (AIoT) menggabungkan kemampuan kecerdasan buatan dengan infrastruktur IoT sehingga data dari sensor dapat diproses untuk menghasilkan informasi yang lebih adaptif mengenai kondisi tanaman (Blanco-Carmona et al., 2023). Pendekatan ini penting karena penyakit tanaman tidak hanya dipengaruhi oleh karakteristik visual gejala, tetapi juga berkaitan dengan kondisi lingkungan. Dengan demikian, integrasi data visual dan data lingkungan menjadi salah satu arah pengembangan teknologi deteksi yang potensial.

Teknologi pencitraan juga mengalami perkembangan melalui penggunaan hyperspectral dan multispectral imaging. Berbeda dengan citra RGB yang terutama merepresentasikan informasi warna pada spektrum tampak, pencitraan hyperspectral menyediakan informasi spektral yang lebih luas sehingga perubahan fisiologis tanaman dapat dianalisis berdasarkan karakteristik pantulan pada berbagai panjang gelombang. Terentev et al. (2022) menempatkan hyperspectral remote sensing sebagai salah satu pendekatan yang menjanjikan untuk mendukung deteksi penyakit pada tahap awal. Temuan Tomaszewski et al. (2023) juga menunjukkan potensi pengukuran hyperspectral yang dikombinasikan dengan machine learning untuk mendeteksi penyakit tanaman sebelum perubahan gejala berkembang secara jelas secara visual. Perkembangan ini memperluas konsep deteksi penyakit dari pengenalan gejala yang telah tampak menuju identifikasi perubahan tanaman yang lebih dini.

Meskipun perkembangan berbagai teknologi tersebut menunjukkan hasil yang menjanjikan, masih terdapat persoalan penting terkait penerapan teknologi cerdas dalam kondisi pertanian nyata. Sebagian penelitian menggunakan dataset publik yang diperoleh dalam kondisi relatif terkontrol, sehingga performa model dapat berbeda ketika diterapkan pada tanaman dengan variasi pencahayaan, latar belakang, posisi daun, tingkat keparahan penyakit, dan kondisi lingkungan yang lebih beragam (Jelali, 2024). Selain persoalan generalisasi, model deep learning berukuran besar dapat membutuhkan sumber daya komputasi yang tinggi. Kondisi tersebut menjadi kendala ketika teknologi akan diterapkan pada perangkat bergerak atau edge computing dengan keterbatasan sumber daya. Khan et al. (2023) menunjukkan pentingnya pengembangan model yang lebih ringan untuk mendukung implementasi deteksi penyakit pada perangkat edge, sedangkan Janarthan et al. (2022) menunjukkan peluang penerapan deteksi penyakit berbasis deep learning secara langsung melalui perangkat mobile.

Sejumlah kajian sebelumnya telah membahas perkembangan teknologi untuk deteksi penyakit tanaman, tetapi sebagian besar memiliki fokus tertentu. Ahmed dan Yadav (2023) membahas pendekatan machine learning dan deep learning, Abade et al. (2021) berfokus pada pengenalan penyakit berbasis CNN, sedangkan Pacal et al. (2024) secara sistematis mengkaji perkembangan teknik deep learning. Kajian yang lebih baru juga membahas penggunaan deep learning untuk penyakit dan hama tanaman secara bersamaan serta mengidentifikasi berbagai tantangan dan arah penelitian berikutnya (Shoaib et al., 2025; Nyawose et al., 2025). Namun, pemetaan yang secara bersamaan melihat perkembangan berbagai kategori teknologi, mulai dari klasifikasi berbasis CNN, object detection, segmentasi, IoT dan sensor lingkungan, hingga pencitraan hyperspectral, masih diperlukan untuk memperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai arah perkembangan bidang tersebut.

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini bertujuan menganalisis perkembangan teknologi cerdas dalam deteksi penyakit tanaman melalui literature review sistematis terhadap artikel

ilmiah yang dipublikasikan pada periode 2021–2025. Kajian ini secara khusus bertujuan mengidentifikasi kategori teknologi yang digunakan, memetakan perkembangan publikasi, membandingkan karakteristik dan performa pendekatan yang digunakan, serta mengidentifikasi tantangan dan peluang pengembangan teknologi untuk penerapan pada kondisi pertanian nyata. Hasil kajian diharapkan dapat memberikan pemetaan yang sistematis mengenai perkembangan teknologi cerdas dalam deteksi penyakit tanaman sekaligus menjadi dasar untuk menentukan arah penelitian selanjutnya, khususnya dalam pengembangan model yang lebih akurat, adaptif, ringan, dan mampu mengintegrasikan berbagai sumber data.

METODE

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan systematic literature review (SLR) untuk menganalisis perkembangan teknologi cerdas dalam deteksi penyakit tanaman. Pendekatan ini digunakan untuk mengidentifikasi, menyeleksi, mengevaluasi, dan mensintesis hasil penelitian yang relevan secara sistematis berdasarkan kriteria yang telah ditentukan. Pelaporan proses tinjauan mengikuti pedoman Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) 2020 yang dirancang untuk meningkatkan transparansi dan kelengkapan pelaporan systematic review (Page et al., 2021). Strategi pencarian literatur juga memperhatikan prinsip PRISMA-S agar proses pencarian dapat dijelaskan secara sistematis dan memungkinkan penelusuran ulang terhadap sumber yang digunakan (Rethlefsen et al., 2021).

Strategi Pencarian Literatur

Pencarian literatur dilakukan terhadap artikel ilmiah yang diterbitkan pada periode 2021–2025. Periode tersebut dipilih untuk memperoleh gambaran perkembangan teknologi cerdas yang relatif mutakhir dalam deteksi penyakit tanaman. Sumber literatur diperoleh melalui beberapa basis data ilmiah, yaitu Scopus, ScienceDirect, IEEE Xplore, dan Google Scholar. Pemilihan basis data mempertimbangkan cakupan publikasi pada bidang ilmu komputer, kecerdasan buatan, pengolahan citra, teknologi pertanian, dan teknologi sensor.

Strategi pencarian menggunakan kombinasi kata kunci yang berkaitan dengan objek penelitian, tujuan deteksi, dan teknologi yang digunakan. Kata kunci utama meliputi plant disease, plant disease detection, plant disease identification, plant disease diagnosis, deep learning, machine learning, convolutional neural network, object detection, image segmentation, Internet of Things, hyperspectral imaging, dan smart agriculture. Kata kunci dikombinasikan menggunakan operator Boolean AND dan OR untuk memperluas sekaligus mempertahankan relevansi hasil pencarian. Secara umum, strategi pencarian dirumuskan sebagai berikut:

("plant disease" OR "plant diseases") AND ("detection" OR "identification" OR "diagnosis") AND ("deep learning" OR "machine learning" OR CNN OR "object detection" OR segmentation OR IoT OR hyperspectral OR multispectral)

Strategi pencarian disesuaikan dengan karakteristik sintaks masing-masing basis data. Hasil pencarian dari seluruh basis data kemudian dikompilasi dan diperiksa untuk mengidentifikasi artikel yang memiliki kesamaan atau duplikasi.

Kriteria Inklusi dan Eksklusi

Kriteria inklusi dan eksklusi ditetapkan sebelum proses seleksi untuk menjaga konsistensi dalam menentukan artikel yang digunakan dalam sintesis. Artikel dimasukkan apabila memenuhi kriteria berikut: (1) diterbitkan pada periode 2021–2025; (2) berupa artikel jurnal ilmiah; (3) membahas penerapan teknologi cerdas untuk deteksi, identifikasi, diagnosis, atau pengenalan penyakit tanaman; (4) menggunakan pendekatan seperti machine learning, deep learning, CNN, object detection, segmentasi citra, IoT atau sensor lingkungan, hyperspectral/multispectral imaging, maupun teknologi terkait; dan (5) menyediakan informasi mengenai metode dan hasil atau performa pendekatan yang digunakan.

Artikel dikeluarkan apabila: (1) tidak membahas penyakit tanaman sebagai objek utama; (2) hanya membahas hama tanpa keterkaitan dengan penyakit tanaman; (3) berupa artikel opini, editorial, book chapter, atau dokumen nonilmiah; (4) berupa makalah konferensi yang tidak memenuhi kriteria artikel jurnal yang ditetapkan; (5) tidak tersedia dalam teks lengkap; atau (6) tidak memberikan informasi yang memadai mengenai metode atau hasil penelitian. Artikel review tetap digunakan sebagai referensi pendukung untuk memahami perkembangan bidang, tetapi tidak dihitung sebagai artikel penelitian utama apabila tidak memenuhi kriteria sintesis penelitian primer.

Proses Seleksi Literatur

Seleksi literatur dilakukan melalui empat tahapan, yaitu identifikasi, penyaringan, penilaian kelayakan, dan inklusi. Pada tahap identifikasi, seluruh artikel yang diperoleh dari basis data dikumpulkan berdasarkan kombinasi kata kunci yang telah ditentukan. Artikel duplikat dihapus sebelum dilakukan penyaringan lebih lanjut. Pada tahap penyaringan, judul dan abstrak diperiksa untuk menilai kesesuaian artikel dengan fokus penelitian. Artikel yang tidak berkaitan dengan deteksi penyakit tanaman atau tidak menggunakan teknologi yang sesuai dengan ruang lingkup penelitian dikeluarkan.

Artikel yang lolos penyaringan kemudian memasuki tahap penilaian kelayakan melalui pemeriksaan teks lengkap. Pada tahap ini, artikel dievaluasi berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi yang telah ditetapkan. Artikel yang memenuhi seluruh persyaratan kemudian ditetapkan sebagai artikel yang dianalisis dalam penelitian. Proses seleksi dan jumlah artikel pada setiap tahap disajikan dalam diagram alur PRISMA pada Gambar 1. Berdasarkan proses seleksi tersebut, ditetapkan 20 artikel utama yang memenuhi kriteria dan digunakan dalam sintesis penelitian.

Ekstraksi dan Analisis Data

Data dari 20 artikel yang terpilih diekstraksi secara sistematis menggunakan beberapa variabel, yaitu nama penulis, tahun publikasi, jenis tanaman, penyakit yang dideteksi, sumber dan karakteristik dataset, teknologi atau metode yang digunakan, jenis tugas deteksi, metrik evaluasi, hasil performa, serta kelebihan dan keterbatasan pendekatan. Ekstraksi data dilakukan untuk memperoleh informasi yang seragam dari setiap artikel sehingga hasil penelitian dapat dibandingkan secara sistematis.

Artikel yang terpilih kemudian dikelompokkan berdasarkan teknologi utama yang digunakan, yaitu (1) deep learning berbasis CNN, (2) object detection dan lokalisasi, (3) segmentasi citra, (4) IoT dan sensor lingkungan, serta (5) pencitraan hyperspectral atau multispectral. Pendekatan machine learning konvensional digunakan sebagai kategori pembanding apabila ditemukan dalam artikel yang

memenuhi kriteria. Pengelompokan tersebut digunakan untuk mengidentifikasi pola perkembangan teknologi dan karakteristik penerapannya dalam deteksi penyakit tanaman.

Analisis dilakukan secara deskriptif-komparatif dengan membandingkan perkembangan metode, jenis teknologi, konteks penerapan, dan performa yang dilaporkan oleh penelitian terdahulu. Perbandingan performa tidak dilakukan dengan menggabungkan seluruh nilai akurasi secara langsung karena setiap penelitian dapat menggunakan tanaman, dataset, jumlah kelas, kondisi citra, serta metrik evaluasi yang berbeda. Oleh karena itu, nilai performa digunakan sebagai informasi deskriptif untuk melihat kecenderungan kemampuan masing-masing pendekatan, bukan sebagai dasar untuk menentukan satu metode yang secara mutlak paling unggul.

Sintesis Literatur

Hasil ekstraksi selanjutnya disintesis berdasarkan perkembangan teknologi dan permasalahan penerapannya. Sintesis dilakukan untuk menjelaskan perubahan pendekatan dari metode berbasis pengolahan citra dan machine learning konvensional menuju deep learning, object detection, segmentasi, teknologi berbasis IoT, serta pencitraan hyperspectral dan multispectral. Selain perkembangan metode, sintesis juga memperhatikan aspek generalisasi model, ketersediaan dan karakteristik dataset, kebutuhan komputasi, kemampuan implementasi pada perangkat mobile atau edge computing, serta peluang integrasi berbagai sumber data. Hasil sintesis digunakan untuk menjawab fokus penelitian mengenai perkembangan teknologi cerdas dalam deteksi penyakit tanaman selama periode 2021–2025

Hasil Seleksi dan Karakteristik Literatur

Berdasarkan proses seleksi literatur yang ditetapkan dalam penelitian, sebanyak 20 artikel utama pada periode 2021–2025 digunakan sebagai dasar sintesis. Literatur yang terpilih menunjukkan bahwa penelitian mengenai deteksi penyakit tanaman berkembang pada beberapa pendekatan utama, yaitu deep learning berbasis convolutional neural network (CNN), object detection, segmentasi citra, Internet of Things (IoT) dan sensor lingkungan, serta pencitraan hyperspectral dan multispectral. Selain artikel penelitian utama, beberapa artikel review digunakan sebagai referensi pendukung untuk memberikan konteks perkembangan bidang dan memperkuat interpretasi hasil sintesis.

Karakteristik literatur menunjukkan bahwa pendekatan berbasis citra masih menjadi bagian dominan dalam penelitian deteksi penyakit tanaman. CNN digunakan untuk mempelajari karakteristik visual penyakit, sedangkan object detection dan segmentasi dikembangkan untuk memberikan informasi lokasi serta area gejala. Di sisi lain, IoT dan pencitraan hyperspectral memperluas sumber informasi yang dapat digunakan untuk mengenali kondisi tanaman, terutama melalui data lingkungan dan informasi spektral. Perkembangan tersebut memperlihatkan bahwa deteksi penyakit tanaman bergerak dari pendekatan klasifikasi sederhana menuju sistem yang lebih kontekstual dan berorientasi pada penerapan lapangan.

Tabel 1. Karakteristik teknologi yang ditemukan dalam literatur terpilih

Kategori Teknologi	Contoh Pendekatan	Fungsi Utama	Artikel Pendukung
Deep learning/CNN	CNN, transfer learning, arsitektur ringan	Klasifikasi dan pengenalan pola penyakit	Ahmed & Yadav (2023); Pacal et al. (2024); Fuentes et al. (2021)
Object detection	YOLO/YOLOv8	Klasifikasi sekaligus lokalisasi area gejala	Wang & Liu (2024); Chin et al. (2024); Gomez et al. (2024)

Segmentasi citra	U-Net dan modifikasinya	Pemisahan area daun atau jaringan yang sakit	Zhang & Zhang (2023); Wang et al. (2024)
IoT/AIoT	Sensor lingkungan, jaringan IoT	Pemantauan kondisi lingkungan dan dukungan deteksi	Hnatiuc et al. (2023); Blanco-Carmona et al. (2023)
Hyperspectral	Hyperspectral + machine learning/CNN	Analisis informasi spektral dan deteksi dini	Terentev et al. (2022); Tomaszewski et al. (2023); Bhatti et al. (2023)
Mobile/edge	MobileNet, lightweight model, edge deployment	Implementasi deteksi pada perangkat terbatas	Khan et al. (2023); Janarthan et al. (2022)

Perkembangan Teknologi Cerdas dalam Deteksi Penyakit Tanaman

Hasil sintesis menunjukkan bahwa deep learning berbasis CNN merupakan salah satu pendekatan yang paling konsisten digunakan dalam deteksi penyakit tanaman. Keunggulan utama pendekatan ini terletak pada kemampuannya mempelajari fitur visual secara otomatis dari citra, sehingga proses pengenalan penyakit tidak sepenuhnya bergantung pada perancangan fitur secara manual. Kajian Ahmed dan Yadav (2023), Pacal et al. (2024), serta Nyawose et al. (2025) menunjukkan bahwa perkembangan CNN telah menghasilkan beragam arsitektur dan strategi pembelajaran untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi penyakit tanaman. Fuentes et al. (2021) juga memperlihatkan bahwa pengendalian kelas tersembunyi menjadi penting ketika model diuji pada kondisi yang berbeda, karena kemampuan mengenali kelas yang tidak terdapat dalam proses pelatihan berkaitan dengan generalisasi model.

Perkembangan berikutnya terlihat pada object detection yang memperluas fungsi klasifikasi menjadi identifikasi lokasi gejala. Penggunaan YOLO dan turunannya memungkinkan area yang diduga mengalami penyakit dilokalisasi dalam citra, sehingga informasi yang dihasilkan lebih informatif dibandingkan klasifikasi tingkat citra saja. Wang dan Liu (2024) menunjukkan penerapan YOLOv8 pada lingkungan greenhouse, sedangkan Gomez et al. (2024) menerapkan deteksi berbasis YOLO pada penyakit tanaman kacang. Chin et al. (2024) juga menunjukkan pemanfaatan pendekatan deep learning untuk membandingkan kemampuan deteksi dan klasifikasi. Secara konseptual, perkembangan ini menunjukkan kecenderungan menuju sistem deteksi yang tidak hanya menjawab pertanyaan “penyakit apa”, tetapi juga “di mana gejalanya berada”.

Segmentasi citra memberikan tingkat analisis yang lebih rinci karena area yang mengalami penyakit dapat dipisahkan pada tingkat piksel. Pendekatan U-Net dan berbagai modifikasinya digunakan untuk menghadapi karakteristik gejala yang memiliki bentuk tidak beraturan serta batas yang dapat berbaur dengan jaringan tanaman atau latar belakang. Zhang dan Zhang (2023) serta Wang et al. (2024) menunjukkan bahwa pengembangan arsitektur segmentasi diarahkan untuk meningkatkan ketepatan pemisahan area daun dan jaringan yang mengalami penyakit. Dengan demikian, segmentasi memiliki nilai penting ketika sistem tidak hanya membutuhkan informasi keberadaan penyakit, tetapi juga estimasi area atau tingkat kerusakan.

Di luar citra RGB, pemanfaatan IoT memperluas deteksi dengan memasukkan informasi lingkungan sebagai sumber data tambahan. Hnatiuc et al. (2023) menunjukkan penggunaan jaringan sensor IoT untuk memperoleh informasi yang berkaitan dengan kondisi tanaman, sedangkan Blanco-Carmona et al. (2023) membahas integrasi artificial intelligence dan IoT melalui pendekatan AIoT untuk perlindungan tanaman dari ancaman penyakit dan hama. Pendekatan tersebut memperlihatkan

bahwa sistem deteksi dapat dikembangkan dari model yang bekerja pada citra secara terpisah menjadi sistem pemantauan yang memperoleh data secara berkelanjutan.

Pencitraan hyperspectral dan multispectral memberikan dimensi informasi yang berbeda dengan citra RGB melalui pemanfaatan respons spektral tanaman. Terentev et al. (2022) menunjukkan potensi hyperspectral remote sensing untuk deteksi penyakit tanaman secara dini. Tomaszewski et al. (2023) mengombinasikan pengukuran hyperspectral dengan machine learning untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman tomat, sedangkan Bhatti et al. (2023) menunjukkan penggunaan data hyperspectral bersama deep learning untuk pengenalan penyakit pohon. Temuan tersebut memperlihatkan bahwa informasi spektral berpotensi melengkapi gejala visual, terutama ketika perubahan fisiologis tanaman belum mudah dikenali melalui citra biasa.

Perbandingan Pendekatan dan Performa

Perbandingan literatur menunjukkan bahwa setiap kategori teknologi memiliki tujuan dan ukuran keberhasilan yang berbeda. CNN terutama digunakan untuk klasifikasi, object detection untuk klasifikasi sekaligus lokalisasi, dan segmentasi untuk pemetaan area penyakit secara piksel. Oleh karena itu, nilai akurasi, precision, recall, F1-score, mAP, IoU, dan metrik lainnya tidak dapat dibandingkan secara langsung sebagai satu ukuran tunggal. Perbedaan jenis tanaman, jumlah kelas, ukuran dataset, kondisi pengambilan citra, pembagian data, dan metrik evaluasi dapat menghasilkan nilai performa yang berbeda meskipun metode yang digunakan sama.

Literatur yang ditinjau secara umum menunjukkan performa yang tinggi pada pendekatan deep learning, tetapi performa tersebut perlu ditafsirkan berdasarkan konteks dataset dan lingkungan pengujian. Pacal et al. (2024) dan Nyawose et al. (2025) menunjukkan bahwa perkembangan arsitektur deep learning telah meningkatkan kemampuan pengenalan penyakit, sedangkan Jelali (2024) menekankan pentingnya penggunaan dataset lapangan karena hasil pada data yang dikumpulkan dalam kondisi terkontrol belum tentu merepresentasikan performa ketika model diterapkan pada kondisi pertanian nyata. Dengan demikian, performa numerik yang tinggi tidak cukup digunakan sebagai indikator kesiapan implementasi.

Pada object detection dan segmentasi, keunggulan tidak hanya ditentukan oleh nilai metrik, tetapi juga oleh kemampuan model mempertahankan ketepatan ketika menghadapi variasi posisi daun, pencahayaan, latar belakang, dan ukuran gejala. Pengembangan YOLOv8 dan modifikasi U-Net pada penelitian Wang dan Liu (2024) serta Wang et al. (2024) menunjukkan kecenderungan optimasi model agar mampu bekerja lebih efektif pada kondisi yang mendekati penerapan praktis. Sementara itu, Khan et al. (2023) dan Janarthan et al. (2022) menunjukkan bahwa aspek efisiensi komputasi dan kemampuan deployment pada perangkat edge atau mobile merupakan bagian penting dari evaluasi teknologi deteksi.

Tantangan dan Arah Pengembangan

Tantangan pertama yang paling menonjol adalah generalisasi model. Dataset yang diperoleh dalam kondisi terkontrol dapat menghasilkan karakteristik citra yang relatif seragam, sedangkan lingkungan pertanian nyata memiliki variasi pencahayaan, latar belakang, posisi daun, tingkat keparahan penyakit, dan kondisi tanaman yang lebih besar. Jelali (2024) secara khusus menyoroti pentingnya penelitian menggunakan real-field datasets, sementara Fuentes et al. (2021) menunjukkan bahwa pengendalian kelas tersembunyi berkaitan dengan kemampuan model menghadapi kondisi

yang berbeda dari data pelatihan. Persoalan ini menunjukkan bahwa penelitian berikutnya perlu memperluas evaluasi menggunakan data lapangan yang beragam.

Tantangan kedua berkaitan dengan efisiensi komputasi. Model deep learning yang kompleks dapat memberikan kemampuan representasi yang tinggi, tetapi kebutuhan komputasi dan memori dapat menjadi kendala untuk penerapan pada perangkat mobile dan edge. Khan et al. (2023) menunjukkan arah pengembangan model untuk edge computing, sedangkan Janarthan et al. (2022) memperlihatkan peluang implementasi deteksi penyakit secara in-field melalui perangkat mobile. Dengan demikian, pengembangan model masa depan perlu mempertimbangkan keseimbangan antara akurasi, ukuran model, waktu inferensi, konsumsi sumber daya, dan kemudahan deployment.

Tantangan ketiga adalah integrasi berbagai sumber data. Citra visual memberikan informasi mengenai gejala yang tampak, sedangkan sensor lingkungan dan pencitraan hyperspectral dapat memberikan informasi tambahan mengenai kondisi tanaman dan perubahan fisiologis. Hnatiuc et al. (2023) dan Blanco-Carmona et al. (2023) memperlihatkan potensi IoT dan AIoT, sementara penelitian hyperspectral menunjukkan peluang memperoleh indikator penyakit dari informasi spektral. Integrasi tersebut dapat mengarah pada pendekatan multimodal yang menggabungkan citra, data lingkungan, dan informasi spektral sehingga sistem tidak hanya bergantung pada satu sumber informasi.

Berdasarkan keseluruhan sintesis, arah penelitian selanjutnya perlu bergeser dari pencapaian akurasi tinggi pada dataset tertentu menuju pengembangan sistem yang robust, efisien, dan dapat diterapkan pada kondisi lapangan. Penggunaan dataset lapangan yang lebih beragam, pengembangan arsitektur ringan, pengujian lintas lingkungan, serta integrasi data visual dan sensor merupakan beberapa arah yang berpotensi meningkatkan kesiapan teknologi. Perkembangan tersebut juga perlu disertai evaluasi yang transparan agar performa antarpencapaian dapat dibandingkan secara lebih bermakna.

Sintesis Temuan

Secara keseluruhan, hasil literature review menunjukkan bahwa teknologi cerdas dalam deteksi penyakit tanaman berkembang dari pendekatan klasifikasi berbasis citra menuju sistem yang mampu melakukan klasifikasi, lokalisasi, segmentasi, pemantauan lingkungan, dan analisis spektral. Deep learning berbasis CNN tetap menjadi pendekatan penting karena fleksibilitasnya dalam pengenalan pola visual, sedangkan YOLO dan pendekatan segmentasi memperluas informasi yang dapat diperoleh dari citra. IoT dan AIoT memberikan peluang pemantauan berkelanjutan, sementara hyperspectral dan multispectral imaging menawarkan sumber informasi tambahan untuk mendukung deteksi penyakit secara lebih dini.

Temuan tersebut menunjukkan bahwa tidak terdapat satu teknologi yang secara universal paling unggul untuk seluruh kebutuhan deteksi penyakit tanaman. Pemilihan pendekatan perlu mempertimbangkan tujuan deteksi, karakteristik tanaman dan penyakit, jenis data, kondisi lingkungan, kebutuhan real-time, serta sumber daya komputasi. Oleh karena itu, perkembangan teknologi cerdas pada periode 2021–2025 lebih tepat dipahami sebagai proses diversifikasi dan integrasi pendekatan daripada persaingan tunggal antaralgoritma. Perspektif tersebut menjadi dasar untuk mengarahkan penelitian berikutnya pada sistem deteksi yang lebih adaptif dan siap diterapkan di lingkungan pertanian nyata.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil systematic literature review terhadap 20 artikel ilmiah yang diterbitkan pada periode 2021–2025, dapat disimpulkan bahwa teknologi cerdas mengalami perkembangan yang signifikan dalam mendukung deteksi penyakit tanaman. Perkembangan tersebut mencakup penggunaan deep learning berbasis convolutional neural network (CNN), object detection, segmentasi citra, Internet of Things (IoT), artificial intelligence of things (AIoT), serta hyperspectral dan multispectral imaging. Perkembangan ini menunjukkan adanya pergeseran dari pendekatan klasifikasi menuju sistem deteksi yang mampu memberikan informasi lebih komprehensif mengenai jenis, lokasi, karakteristik, dan kondisi penyakit tanaman.

Deep learning berbasis CNN masih menjadi salah satu pendekatan dominan karena mampu mempelajari karakteristik visual penyakit secara otomatis. Penggunaan YOLO dan pendekatan object detection memperluas kemampuan sistem melalui lokalisasi area penyakit, sedangkan U-Net dan turunannya memungkinkan analisis yang lebih detail melalui segmentasi tingkat piksel. Selain itu, IoT dan AIoT mendukung pemanfaatan data lingkungan secara berkelanjutan, sementara hyperspectral dan multispectral imaging memberikan informasi spektral yang berpotensi mendukung deteksi penyakit pada tahap lebih awal. Meskipun demikian, penerapan teknologi tersebut pada kondisi pertanian nyata masih menghadapi tantangan berupa keterbatasan generalisasi model, ketergantungan pada dataset yang relatif terkontrol, kebutuhan sumber daya komputasi, serta perbedaan karakteristik dataset dan metrik evaluasi. Oleh karena itu, performa tinggi pada dataset tertentu belum dapat dijadikan dasar untuk menentukan metode yang paling unggul secara universal.

Penelitian selanjutnya perlu diarahkan pada pengembangan sistem deteksi yang tidak hanya memiliki akurasi tinggi, tetapi juga robust, efisien, adaptif, dan mampu beroperasi pada lingkungan pertanian nyata. Penggunaan dataset lapangan yang lebih beragam, pengujian lintas lingkungan, pengembangan model ringan untuk perangkat mobile dan edge computing, serta integrasi citra dengan data sensor dan informasi spektral merupakan beberapa arah yang potensial. Integrasi berbagai sumber data tersebut dapat mendukung pengembangan sistem deteksi multimodal yang lebih komprehensif sehingga teknologi cerdas tidak hanya berfungsi sebagai alat identifikasi penyakit, tetapi juga dapat mendukung pengambilan keputusan yang cepat dan tepat dalam pengelolaan kesehatan tanaman.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmed, I., & Yadav, P. K. (2023). A systematic analysis of machine learning and deep learning based approaches for identifying and diagnosing plant diseases. *Sustainable Operations and Computers*, 4, 96–104. <https://doi.org/10.1016/j.susoc.2023.03.001>
- Abade, A., Ferreira, P. A., & Vidal, F. de B. (2021). Plant diseases recognition on images using convolutional neural networks: A systematic review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 185, 106125. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106125>
- Bhatti, U. A., Bazai, S. U., Hussain, S., Fakhar, S., Ku, C. S., Marjan, S., Yee, P. L., & Jing, L. (2023). Deep learning-based trees disease recognition and classification using hyperspectral data. *Computers, Materials & Continua*, 77(1), 681–697. <https://doi.org/10.32604/cmc.2023.037958>

- Blanco-Carmona, P., Baeza-Moreno, L., Hidalgo-Fort, E., Martín-Clemente, R., González-Carvajal, R., & Muñoz-Chavero, F. (2023). AIoT in agriculture: Safeguarding crops from pest and disease threats. *Sensors*, 23(24), 9733. <https://doi.org/10.3390/s23249733>
- Chin, P.-W., Ng, K.-W., & Palanichamy, N. (2024). Plant disease detection and classification using deep learning methods: A comparison study. *Journal of Informatics and Web Engineering*, 3(1), 155–168. <https://doi.org/10.33093/jiwe.2024.3.1.10>
- Fuentes, A., Yoon, S., Lee, M. H., & Park, D. S. (2021). Improving accuracy of tomato plant disease diagnosis based on deep learning with explicit control of hidden classes. *Frontiers in Plant Science*, 12, 682230. <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.682230>
- Gomez, D., Selvaraj, M. G., Casas, J., Mathiyazhagan, K., Rodriguez, M., Assefa, T., Mlaki, A., Nyakunga, G., Kato, F., Mukankusi, C., Girma, E., Mosquera, G., Arredondo, V., & Espitia, E. (2024). Advancing common bean (*Phaseolus vulgaris* L.) disease detection with YOLO driven deep learning to enhance agricultural AI. *Scientific Reports*, 14, 15596. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-66281-w>
- Hnatiuc, M., Ghita, S., Alpetri, D., Ranca, A., Artem, V., Dina, I., Cosma, M., & Abed Mohammed, M. (2023). Intelligent grapevine disease detection using IoT sensor network. *Bioengineering*, 10(9), 1021. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10091021>
- Isinkaye, F. O., Olusanya, M. O., & Singh, P. K. (2024). Deep learning and content-based filtering techniques for improving plant disease identification and treatment recommendations: A comprehensive review. *Heliyon*, 10(9), e29583. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29583>
- Janarthan, S., Thuseethan, S., Rajasegarar, S., & Yearwood, J. (2022). P2OP—Plant Pathology on Palms: A deep learning-based mobile solution for in-field plant disease detection. *Computers and Electronics in Agriculture*, 202, 107371. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107371>
- Jelali, M. (2024). Deep learning networks-based tomato disease and pest detection: A first review of research studies using real field datasets. *Frontiers in Plant Science*, 15, 1493322. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1493322>
- Khan, A. T., Jensen, S. M., Khan, A. R., & Li, S. (2023). Plant disease detection model for edge computing devices. *Frontiers in Plant Science*, 14, 1308528. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1308528>
- Liu, J., & Wang, X. (2021). Plant diseases and pests detection based on deep learning: A review. *Plant Methods*, 17, 22. <https://doi.org/10.1186/s13007-021-00722-9>
- Mallick, M. T., Banerjee, S., Thakur, N., Saha, H. N., & Chakrabarti, A. (2025). Evaluation of state-of-the-art deep learning techniques for plant disease and pest detection. *Computers, Materials & Continua*, 85(1), 121–180. <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.065250>
- Nyawose, T., Maswanganyi, R. C., & Khumalo, P. (2025). A review on the detection of plant disease using machine learning and deep learning approaches. *Journal of Imaging*, 11(10), 326. <https://doi.org/10.3390/jimaging11100326>
- Pacal, I., Kunduracioglu, I., Alma, M. H., Deveci, M., Kadry, S., Nedoma, J., Slany, V., & Martinek, R. (2024). A systematic review of deep learning techniques for plant diseases. *Artificial Intelligence Review*, 57, 304. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10944-7>

- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., McGuinness, L. A., Stewart, L. A., Thomas, J., Tricco, A. C., Welch, V. A., Whiting, P., & Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Rethlefsen, M. L., Kirtley, S., Waffenschmidt, S., Ayala, A. P., Moher, D., Page, M. J., & Koffel, J. B. (2021). PRISMA-S: An extension to the PRISMA statement for reporting literature searches in systematic reviews. *Systematic Reviews*, 10, 39. <https://doi.org/10.1186/s13643-020-01542-z>
- Shoaib, M., Sadeghi-Niaraki, A., Ali, F., Hussain, I., & Khalid, S. (2025). Leveraging deep learning for plant disease and pest detection: A comprehensive review and future directions. *Frontiers in Plant Science*, 16, 1538163. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1538163>
- Terentev, A., Dolzhenko, V., Fedotov, A., & Eremenko, D. (2022). Current state of hyperspectral remote sensing for early plant disease detection: A review. *Sensors*, 22(3), 757. <https://doi.org/10.3390/s22030757>
- Tomaszewski, M., Nalepa, J., Moliszewska, E., Ruszczak, B., Smykała, K., et al. (2023). Early detection of *Solanum lycopersicum* diseases from temporally-aggregated hyperspectral measurements using machine learning. *Scientific Reports*, 13, 7671. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-34079-x>
- Verma, S., Chug, A., & Singh, A. P. (2023). Plant disease detection and classification: A systematic literature review. *Sensors*, 23(10), 4769. <https://doi.org/10.3390/s23104769>
- Wang, J., Jia, J., Zhang, Y., Wang, H., & Zhu, S. (2024). RAAWC-UNet: An apple leaf and disease segmentation method based on residual attention and atrous spatial pyramid pooling improved UNet with weight compression loss. *Frontiers in Plant Science*, 15, 1305358. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1305358>
- Wang, X., & Liu, J. (2024). Vegetable disease detection using an improved YOLOv8 algorithm in the greenhouse plant environment. *Scientific Reports*, 14, 4261. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-54540-9>
- Zhang, S., & Zhang, C. (2023). Modified U-Net for plant diseased leaf image segmentation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 204, 107511. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107511>