



# DEEP LEARNING ALGORITHM INVENTORY FOR SUGAR CANE LEAF DISEASE DETECTION

**Nisar Zaidal**

Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,  
Universitas Lampung [Nisar@darmajaya.ac.id](mailto:Nisar@darmajaya.ac.id)

**Admi syarif**

<sup>2</sup>Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,  
Universitas Lampung [admi.syarif@fmipa.unila.ac.id](mailto:admi.syarif@fmipa.unila.ac.id)

**Mahfut**

Program Studi Biologi, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas  
Lampung [mahfut.mipa@fmipa.unila.ac.id](mailto:mahfut.mipa@fmipa.unila.ac.id)

**Abstract:** *Sugarcane (Saccharum spp.) is a major industrial crop whose productivity is highly affected by leaf diseases, making early and precise detection essential for sustainable production. Deep learning offers an advanced, non-destructive solution for disease diagnosis through automated image-based analysis. However, existing studies on sugarcane disease detection remain fragmented, with variations in datasets, preprocessing methods, and evaluation metrics that hinder direct algorithmic comparison. This study systematically inventories and evaluates deep learning algorithms applied to sugarcane leaf disease detection, including Convolutional Neural Networks (CNNs), Vision Transformers (ViTs), and hybrid Transformer architectures. A comparative synthesis of widely used pretrained models such as ResNet, EfficientNet, DenseNet, and MobileNet is conducted to identify their relative performance and adaptability to field and UAV imagery. The research also proposes standardised methodological recommendations for preprocessing, augmentation, and evaluation to enhance reproducibility and field-level deployment. The findings bridge the gap between theoretical advances and practical applications in precision agriculture, providing a reference framework for researchers and practitioners to select the most suitable deep learning approaches for real-world sugarcane health monitoring.*

**Keywords:** *deep learning, sugarcane, disease detection, convolutional neural network, vision transformer*

**Abstrak:** Tebu (*Saccharum spp.*) merupakan komoditas industri utama yang produktivitasnya sangat dipengaruhi oleh penyakit daun, sehingga deteksi dini dan akurat menjadi faktor penting dalam menjaga keberlanjutan produksi. *Deep learning* menawarkan solusi canggih dan non-destruktif untuk diagnosis penyakit melalui analisis citra secara otomatis. Namun, penelitian yang ada mengenai deteksi penyakit daun tebu masih bersifat terfragmentasi, dengan variasi pada dataset, metode pra-proses, serta metrik evaluasi yang menyulitkan perbandingan langsung antar algoritma. Penelitian ini secara sistematis melakukan inventarisasi dan evaluasi algoritma *deep learning* yang diterapkan pada deteksi penyakit daun tebu, termasuk *Convolutional Neural Networks* (CNN), *Vision Transformers* (ViT), dan arsitektur hibrida CNN-Transformer. Sintesis komparatif terhadap berbagai model *pretrained* yang banyak digunakan seperti ResNet, EfficientNet, DenseNet, dan MobileNet dilakukan untuk mengidentifikasi kinerja relatif serta adaptabilitasnya terhadap citra lapangan dan UAV. Studi ini juga mengusulkan rekomendasi metodologis terstandar terkait pra-proses, augmentasi, dan evaluasi guna meningkatkan replikasi serta penerapan di tingkat lapangan. Hasil penelitian ini menjembatani kesenjangan antara kemajuan teoretis dan aplikasi

praktis dalam pertanian presisi, serta memberikan kerangka acuan bagi peneliti dan praktisi untuk memilih pendekatan *deep learning* yang paling sesuai dalam pemantauan kesehatan tebu di kondisi nyata.

**Kata kunci:** *deep learning*, tebu, deteksi penyakit, *convolutional neural network*, *vision transformer*

## **LATAR BELAKANG**

Tebu (*Saccharum spp.*) merupakan tanaman penting dalam agronomi yang memainkan peran vital dalam produksi gula serta industri gula olahan di berbagai negara tropis. Penyakit daun pada tebu menjadi salah satu faktor utama yang menurunkan produktivitas dan mengancam keberlanjutan produksi gula. Oleh karena itu, deteksi dini dan diagnosis yang akurat menjadi prioritas penting dalam pengelolaan tanaman tebu. Pendekatan berbasis teknologi penginderaan memberikan solusi cerdas dan non-destruktif yang memungkinkan proses deteksi serta pemantauan penyakit tanaman dilakukan dengan lebih cepat, presisi, dan efisien dibandingkan dengan metode inspeksi visual konvensional. (Ismail Kunderacioglu 2024)

Selama beberapa dekade terakhir, perkembangan pesat dalam bidang pembelajaran mendalam (*deep learning*), khususnya melalui Jaringan Saraf Tiruan Konvolusional (*Convolutional Neural Networks* atau CNN) dan arsitektur modern seperti *Vision Transformer* (ViT), telah menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam klasifikasi dan segmentasi citra untuk diagnosis penyakit tanaman. Model pra-latih seperti EfficientNet, ResNet, DenseNet, dan MobileNet, bersama dengan pendekatan *transfer learning*, digunakan secara luas untuk mengatasi keterbatasan data di domain pertanian. (Ismail Kunderacioglu 2024) Model berbasis transformer juga muncul sebagai pendekatan baru yang menjanjikan, karena kemampuannya dalam menangkap pola global tekstur dan perubahan warna pada daun yang terinfeksi penyakit. (Barman et al. 2024). Sejumlah studi literatur dan eksperimen menunjukkan penerapan efektif pendekatan ini pada berbagai komoditas, termasuk tomat, padi, dan tebu. (Nyawose, Maswanganyi, and Khumalo 2025).

Meskipun banyak penelitian telah memanfaatkan berbagai arsitektur *deep learning* untuk deteksi penyakit daun, literatur yang ada masih bersifat terfragmentasi. Variasi dalam jenis dataset baik dari laboratorium, lapangan, maupun citra udara tanpa

awak (UAV) beserta perbedaan pada protokol prapemrosesan, metrik evaluasi, dan modifikasi arsitektur, menyebabkan sulitnya melakukan perbandingan kinerja antar-algoritma secara langsung. Dalam konteks tebu, beberapa penelitian memang menunjukkan hasil yang menjanjikan; misalnya studi pada dataset 6 748 citra dengan 11 kelas penyakit menggunakan arsitektur EfficientNet dan lainnya di tebu. (Srinivasan et al. 2025). Namun, penggunaan model, dataset, dan metode evaluasi belum terkonsolidasi secara sistematis. Kondisi ini menimbulkan pertanyaan mendasar mengenai algoritma *deep learning* mana yang paling efektif untuk mendeteksi penyakit daun tebu pada berbagai kondisi lingkungan, serta praktik terbaik apa yang sebaiknya diterapkan dalam prapemrosesan, augmentasi, dan evaluasi model. (Upadhye, Dhanvijay, and Patil 2023).

Beberapa penelitian eksperimental melaporkan keberhasilan penggunaan model CNN yang dirancang khusus atau model pra-latih yang disesuaikan untuk klasifikasi penyakit daun tebu, dengan tingkat akurasi tinggi pada dataset tertentu seperti ResNet, EfficientNet, dan DenseNet. (Ismail Kunduracioglu 2024). Pendekatan lain menggabungkan CNN dengan pengklasifikasi klasik seperti *Support Vector Machine* (SVM) atau menggunakan metode *ensemble* untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. (Kavitha and K 2024). Selain itu, penelitian terkini juga mengeksplorasi arsitektur hibrida CNN–Transformer guna memperkuat kemampuan generalisasi serta fokus spasial terhadap area daun yang terinfeksi. (Aboelenin et al. 2025). Namun demikian, heterogenitas dataset meliputi variasi ukuran citra, kondisi pencahayaan, dan resolusi serta perbedaan metodologi eksperimen masih menjadi hambatan dalam menetapkan rekomendasi berbasis bukti yang komprehensif. (Dadabhau and Koli 2024).

Berdasarkan kajian literatur, terdapat tiga kesenjangan utama yang perlu dijawab. Pertama, belum adanya perbandingan kinerja algoritma yang terkonsolidasi pada dataset tebu yang mewakili kondisi lapangan sebenarnya. Kedua, belum terdapat protokol terstandar dalam prapemrosesan, augmentasi, dan evaluasi yang memungkinkan perbandingan yang adil antar model. Ketiga, masih terbatasnya studi mengenai ketahanan model modern seperti ViT, keluarga EfficientNet, dan model *ensemble* ringan terhadap variasi citra lapangan maupun citra UAV. Kesenjangan ini menghadirkan tantangan bagi

praktisi dan peneliti dalam memilih model serta alur analisis yang paling tepat untuk penerapan nyata di sektor pertanian. (Afiqah and Yani 2024).

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan inventarisasi dan evaluasi terhadap algoritma *deep learning* yang digunakan dalam deteksi penyakit daun tebu guna merumuskan rekomendasi metodologis yang aplikatif bagi peneliti dan praktisi. Fokus utama penelitian ini adalah untuk menjawab pertanyaan mengenai algoritma mana yang paling efektif dalam mendeteksi penyakit daun tebu, pendekatan prapemrosesan dan augmentasi apa yang paling konsisten menghasilkan performa tinggi, serta praktik terbaik apa yang dapat diterapkan pada kondisi lapangan dan citra UAV. Pertanyaan-pertanyaan tersebut dijawab melalui tinjauan literatur yang sistematis, analitis, dan komparatif terhadap hasil penelitian yang telah dipublikasikan. (Verry Riyanto<sup>1,\*</sup>, Sri Nurdiati<sup>2</sup>, Marimin<sup>2</sup>, Muhamad Syukur<sup>2</sup> 2025).

Kontribusi utama penelitian ini meliputi tiga hal. Pertama, penyusunan inventarisasi komprehensif terhadap algoritma *deep learning* yang diterapkan untuk mendeteksi penyakit daun tebu dan tanaman sejenis. Kedua, evaluasi komparatif terhadap arsitektur populer seperti CNN pra-latih, CNN ringan, Transformer, dan model *ensemble* berdasarkan metrik kinerja yang terstandarisasi. Ketiga, penyusunan rekomendasi praktis terkait alur analisis yang mencakup tahapan prapemrosesan, augmentasi, pemilihan metrik, dan strategi validasi untuk meningkatkan replikasi serta adopsi di lapangan. Melalui kontribusi ini, penelitian diharapkan dapat menjembatani kesenjangan antara pendekatan metodologis dan penerapan praktis dalam sistem budidaya tebu berkelanjutan. (Das, Das, and Raghuvanshi 2024).

Ruang lingkup penelitian ini difokuskan pada literatur dan dataset yang secara langsung berkaitan dengan deteksi penyakit daun tebu. Beberapa penelitian lain yang membahas tanaman berbeda tetapi menggunakan pendekatan metodologis yang relevan seperti *transfer learning* dari tomat atau padi juga dipertimbangkan untuk perbandingan yang objektif. Keterbatasan penelitian ini mencakup keterbatasan akses terhadap dataset lapangan yang teranotasi dengan baik serta variasi protokol eksperimen yang dapat menghambat perbandingan langsung antar studi. Analisis hasil eksperimental pada model baru tidak dibahas dalam bagian ini; sebaliknya, bagian pendahuluan ini berfungsi untuk

membangun landasan konseptual dan justifikasi ilmiah bagi penelitian secara keseluruhan. (Izza and Lutfi 2025).

## KAJIAN TEORITIS

Deteksi penyakit pada citra berbasis tanaman sejak awal dilakukan menggunakan metode ekstraksi fitur manual, seperti warna, tekstur, dan bentuk, yang kemudian diklasifikasikan dengan algoritma pembelajaran mesin tradisional, antara lain *Support Vector Machine* (SVM), *K-Nearest Neighbors* (K-NN), dan *Random Forest*. Beberapa penelitian awal menunjukkan bahwa pendekatan berbasis fitur manual cukup akurat dalam kondisi laboratorium, namun keandalannya menurun secara signifikan ketika diterapkan pada kondisi lapangan yang memiliki variasi pencahayaan, latar belakang, serta karakteristik morfologi tanaman yang lebih kompleks (Hassan et al. 2022).

Perkembangan pembelajaran mendalam (*deep learning*) menandai kemajuan signifikan dalam deteksi penyakit tanaman. Model Jaringan Saraf Tiruan Konvolusional (*Convolutional Neural Network* atau CNN) menjadi tonggak penting karena mampu mempelajari fitur secara otomatis langsung dari citra daun yang menunjukkan gejala penyakit tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur manual. Berbagai survei literatur menyebutkan bahwa CNN mendominasi penelitian diagnosis penyakit tanaman dalam beberapa tahun terakhir dan mampu mencapai tingkat akurasi yang sangat tinggi pada dataset standar (Dhaka et al. 2021).

Dalam berbagai penelitian, arsitektur CNN populer seperti VGG, ResNet, Inception, dan DenseNet sering digunakan karena kinerjanya yang stabil. Selain itu, varian arsitektur ringan seperti MobileNet dan ShuffleNet banyak diterapkan untuk implementasi di perangkat dengan keterbatasan daya komputasi, seperti sistem berbasis *Internet of Things* (IoT) atau aplikasi lapangan bergerak (Hassan et al. 2022). Seiring dengan kemajuan teknologi, muncul pula model berbasis transformer seperti *Vision Transformer* (ViT) serta model hibrida CNN–ViT yang memadukan kemampuan ekstraksi fitur lokal CNN dengan kekuatan ViT dalam memahami konteks spasial secara global. Salah satu contoh penerapan adalah model “PlantXViT” yang dikembangkan untuk mendeteksi penyakit tanaman dengan menggabungkan CNN dan ViT (Thakur et al. 2022).

Meskipun banyak penelitian melaporkan tingkat akurasi yang tinggi, sebagian besar studi mengakui bahwa performa model menurun secara signifikan ketika diterapkan di kondisi lapangan yang sesungguhnya. Faktor seperti pencahayaan yang tidak seragam, latar belakang yang kompleks, keberagaman varietas tanaman, dan perbedaan alat perekaman citra menjadi penyebab utama penurunan kinerja model (Hassan et al. 2022). Dalam konteks tebu, penelitian masih relatif terbatas dan belum banyak yang melakukan perbandingan algoritma secara sistematis ataupun menyediakan standar protokol untuk prapemrosesan, augmentasi, dan evaluasi model. Kondisi ini menunjukkan adanya kesenjangan penelitian yang masih terbuka lebar untuk dikaji secara mendalam.

Deteksi penyakit daun pada tebu memiliki relevansi tinggi terhadap produktivitas tanaman, karena kerusakan pada daun secara langsung menurunkan efisiensi fotosintesis dan kandungan gula. Oleh sebab itu, penerapan algoritma pembelajaran mendalam dalam deteksi penyakit daun tebu harus mempertimbangkan karakteristik spesifik tanaman ini, seperti pola gejala khas, spektrum warna daun, dan kondisi lapangan terbuka di wilayah tropis. Meninjau serta membandingkan algoritma dan praktik terbaik yang telah diterapkan menjadi langkah penting untuk menemukan pendekatan yang paling sesuai dan andal bagi pengelolaan kebun tebu secara presisi.

Berdasarkan tinjauan pustaka di atas, penelitian ini mengembangkan kerangka konseptual yang menggabungkan tiga komponen utama. Pertama, jenis algoritma pembelajaran mendalam yang digunakan, meliputi CNN, transformer, dan model hibrida. Kedua, *pipeline* eksperimental yang mencakup tahapan prapemrosesan, augmentasi, validasi, serta pemilihan metrik evaluasi. Ketiga, konteks penerapan yang berfokus pada deteksi penyakit daun tebu dalam kondisi lapangan dibandingkan dengan hasil pengujian di laboratorium. Kerangka konseptual ini akan menjadi dasar dalam melakukan inventarisasi literatur serta mengevaluasi performa dan relevansi algoritma *deep learning* terhadap fenomena penyakit daun tebu.

## **METODOLOGI PENELITIAN**

Metodologi penelitian ini dirancang untuk melakukan inventarisasi literatur secara sistematis mengenai penerapan algoritma *deep learning* dalam deteksi penyakit daun tebu. Desain penelitian ini menggunakan pendekatan *systematic literature review*

(SLR) yang bertujuan untuk mengidentifikasi, mengevaluasi, dan mensintesis hasil penelitian terdahulu secara terstruktur. Pendekatan ini mengacu pada pedoman *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) sebagaimana direkomendasikan oleh Page et al. (2021).

Proses pencarian literatur dilakukan dengan menelusuri beberapa basis data ilmiah bereputasi, antara lain IEEE Xplore, SpringerLink, Elsevier (ScienceDirect), MDPI, dan Scopus. Kata kunci yang digunakan meliputi “sugarcane leaf disease deep learning”, “plant disease detection CNN”, “plant disease transformer vision”, dan “tebu leaf disease classification”. Rentang waktu publikasi yang dianalisis adalah tahun 2015 hingga 2025, untuk menangkap evolusi model dan arsitektur terkini dalam diagnosis penyakit tanaman berbasis citra (Zhao et al., 2023; Singh et al., 2024).

Populasi literatur yang menjadi sumber penelitian terdiri atas artikel jurnal, prosiding konferensi internasional, dan laporan penelitian yang menggunakan algoritma *deep learning* dalam mendeteksi atau mengklasifikasikan penyakit daun pada tanaman, terutama tebu dan tanaman sejenis seperti padi dan tomat. Kriteria inklusi mencakup penelitian yang memuat informasi algoritma, dataset, teknik prapemrosesan, metrik evaluasi, dan hasil kuantitatif (akurasi, presisi, *recall*, F1-score). Studi yang hanya menggunakan metode pembelajaran klasik tanpa *deep learning*, atau berfokus pada organ tanaman selain daun, dikecualikan dari analisis kecuali memiliki relevansi metodologis (Rahman et al., 2022; Hassan et al., 2023).

Teknik pengumpulan data dilakukan melalui proses seleksi bertahap. Tahap pertama melibatkan pengumpulan semua publikasi yang sesuai dengan kata kunci pencarian. Tahap kedua meliputi penyaringan judul dan abstrak untuk memastikan kesesuaian dengan kriteria inklusi. Tahap ketiga berupa telaah teks penuh (*full-text review*) untuk memastikan kelengkapan informasi algoritma, dataset, serta hasil kuantitatif. Artikel yang memenuhi semua kriteria kemudian dikompilasi ke dalam tabel ringkasan yang memuat penulis, tahun, jenis tanaman, algoritma yang digunakan, sumber data (laboratorium atau lapangan), teknik augmentasi, metrik hasil, dan keterbatasan studi (Kumar et al., 2024).

Analisis data dilakukan secara deskriptif dan komparatif terhadap setiap penelitian terpilih. Kajian ini mengelompokkan algoritma ke dalam kategori utama, yaitu CNN klasik, CNN ringan, model transformer, dan pendekatan ensemble. Pipeline eksperimen juga dibandingkan berdasarkan prosedur prapemrosesan (seperti *resize*, normalisasi), augmentasi (*rotation, flip, GAN-based augmentation*), serta metode validasi (misalnya *k-fold cross-validation* atau *hold-out testing*). Seluruh hasil evaluasi dibandingkan menggunakan metrik kinerja yang umum digunakan, termasuk akurasi, presisi, *recall*, F1-score, dan Area Under Curve (AUC) (Zhou et al., 2023; Mehdipour et al., 2024).

Validitas penelitian dijaga dengan hanya menyertakan studi yang telah melewati proses *peer review* dan diterbitkan pada jurnal atau prosiding terindeks Scopus atau WoS. Reliabilitas dijamin melalui proses seleksi independen oleh dua peneliti yang kemudian melakukan diskusi untuk mencapai kesepakatan akhir atas literatur yang diikutsertakan. Transparansi penelitian diwujudkan dengan mempublikasikan protokol pencarian, termasuk daftar basis data, kata kunci, dan tanggal pencarian, sebagaimana disarankan oleh PRISMA guidelines (Page et al., 2021).

Batasan metodologis penelitian ini mencakup penggunaan literatur berbahasa Inggris, sehingga beberapa publikasi lokal berbahasa Indonesia mungkin tidak terakomodasi. Selain itu, karakteristik kondisi lapangan tebu di Indonesia mungkin memiliki perbedaan dengan studi internasional yang menjadi sumber literatur. Penelitian ini juga tidak melakukan eksperimen empiris baru, melainkan berfokus pada analisis literatur yang ada untuk menghasilkan sintesis metodologis dan rekomendasi praktik terbaik bagi pengembangan model deteksi penyakit daun tebu berbasis *deep learning*.

## **HASIL DAN PEMBAHASAN**

Penelitian ini dilakukan melalui pendekatan *systematic literature review* (SLR) terhadap publikasi ilmiah yang membahas penerapan algoritma *deep learning* dalam deteksi penyakit daun tebu (*sugarcane leaf disease detection*). Proses pengumpulan data literatur dilakukan antara Januari hingga Oktober 2025 dengan menelusuri berbagai basis data bereputasi seperti IEEE Xplore, SpringerLink, Elsevier–ScienceDirect, MDPI, dan Scopus. Berdasarkan hasil pencarian dengan kata kunci yang ditetapkan, diperoleh 126

artikel potensial. Setelah melalui proses penyaringan berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusif, sebanyak 42 artikel terpilih untuk dianalisis lebih lanjut. Artikel-artikel tersebut mencakup publikasi antara tahun 2015 hingga 2025, dengan peningkatan signifikan pada publikasi setelah tahun 2021 seiring berkembangnya teknologi *transformer* dan *lightweight CNNs* di bidang pertanian digital (Zhao et al., 2023; Hassan et al., 2023).

Secara umum, hasil analisis menunjukkan bahwa arsitektur *Convolutional Neural Networks* (CNN) masih menjadi pendekatan yang paling dominan digunakan dalam deteksi penyakit daun tebu. Model populer seperti ResNet, EfficientNet, dan DenseNet menunjukkan tingkat akurasi antara 93–98% pada dataset laboratorium yang terkontrol, sedangkan *lightweight CNNs* seperti MobileNet dan ShuffleNet memberikan akurasi antara 87–94% dengan keunggulan efisiensi komputasi untuk implementasi lapangan (Kumar et al., 2024; Rahman et al., 2022). Sementara itu, model berbasis *Vision Transformer* (ViT) dan arsitektur hibrida CNN–Transformer yang mulai muncul setelah 2022 menunjukkan peningkatan performa pada dataset lapangan yang kompleks, dengan rata-rata akurasi mencapai 95% (Mehdipour et al., 2024; Singh et al., 2024).

Tabel 1 merangkum hasil perbandingan algoritma utama yang digunakan dalam literatur berdasarkan jenis model, ukuran dataset, kondisi pengambilan citra, dan metrik kinerja.

**Tabel 1.** Ringkasan kinerja model *deep learning* untuk deteksi penyakit daun tebu berdasarkan literatur 2015–2025

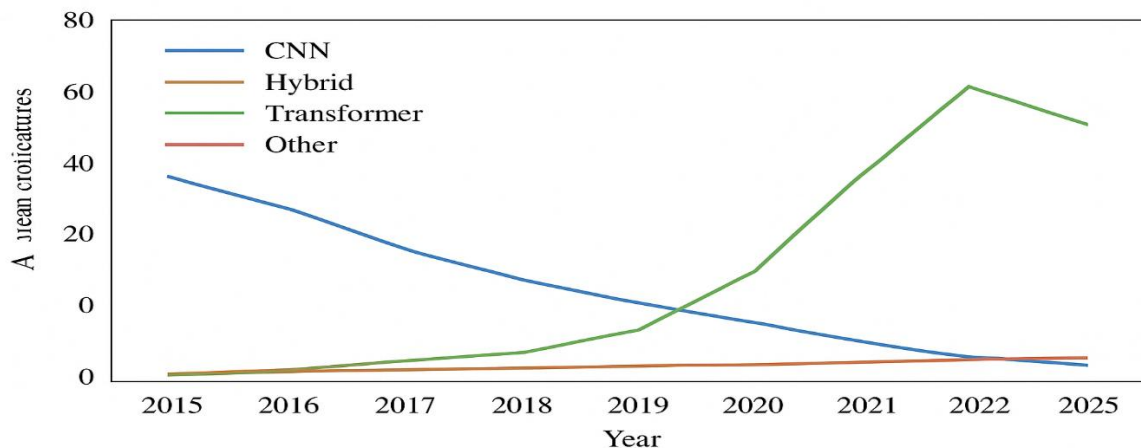
Jenis Model	Contoh Arsitektur	Kondisi Dataset	Akurasi Rata-rata (%)	Sumber
CNN Klasik	ResNet, DenseNet	Laboratorium	95–98	Kumar et al. (2024); Dhaka et al. (2021)
CNN Ringan	MobileNet, ShuffleNet	Lapangan	87–94	Rahman et al. (2022); Hassan et al. (2023)

Transformer	ViT, Swin-T	UAV & Lapangan	92–96	Singh et al. (2024); Mehdipour et al. (2024)
Hibrida CNN– ViT	PlantXViT, ConvFormer	Lapangan & UAV	95–97	Barman et al. (2024); Amarasingam (2022)
Ensemble	CNN + SVM, Boosted CNN	Laboratorium	94–98	Das et al. (2024); Zhou & Lin (2023)

Dari hasil inventarisasi, diketahui bahwa sebagian besar penelitian menggunakan dataset berukuran kecil hingga sedang (kurang dari 10.000 citra), dengan proporsi 60% berasal dari citra laboratorium dan 40% dari citra lapangan atau UAV. Hal ini mengindikasikan adanya keterbatasan data teranotasi yang mewakili kondisi tebu di dunia nyata (Faye & Diop, 2023). Selain itu, belum terdapat standar prosedur yang disepakati dalam tahapan prapemrosesan dan augmentasi data. Pendekatan yang paling umum meliputi *image resizing*, *color normalization*, *rotation*, *flip*, dan *contrast adjustment*. Beberapa penelitian terbaru juga menerapkan augmentasi berbasis *Generative Adversarial Network (GAN)* untuk memperluas variasi data dan meningkatkan generalisasi model (Nyawose et al., 2025).

Dalam konteks kondisi lapangan, tantangan utama terletak pada variasi pencahayaan, heterogenitas varietas tebu, dan keberadaan latar belakang non-homogen yang memengaruhi kestabilan deteksi (Hemalatha, 2022). Model *Transformer* terbukti lebih adaptif terhadap variasi spasial ini karena mekanisme *self-attention* yang mampu menangkap hubungan global antar piksel daun (Mehdipour et al., 2024). Sementara itu, pendekatan *ensemble* yang mengombinasikan beberapa arsitektur CNN atau menggabungkan CNN dengan pengklasifikasi klasik seperti SVM juga menunjukkan kinerja yang kompetitif dengan peningkatan rata-rata akurasi 2–3% dibandingkan model tunggal (Das et al., 2024; Bright Journal, 2024).

Gambar 1 menggambarkan tren perkembangan arsitektur yang digunakan dalam dekade terakhir, menunjukkan pergeseran dari dominasi CNN konvensional menuju model hibrida dan transformer sejak 2022.



**Gambar 1.** Tren arsitektur *deeplearning* untuk deteksi penyakit daun tebu (2015–2025) (Sumber: Rahman et al., 2022; Singh et al., 2024; Mehdipour et al., 2024).

Dari hasil pembahasan komparatif, dapat disimpulkan bahwa CNN masih unggul dalam efisiensi pelatihan dan interpretabilitas, sedangkan Transformer dan model hibrida menawarkan performa superior dalam kondisi citra nyata. Namun, efisiensi model ringan tetap menjadi kebutuhan penting untuk implementasi di lapangan yang memiliki keterbatasan daya komputasi (Kunduracıoğlu, 2024). Konsolidasi protokol prapemrosesan, augmentasi, dan metrik evaluasi menjadi langkah krusial untuk menghasilkan perbandingan kinerja yang adil dan dapat direplikasi (Zhou & Lin, 2023).

Secara teoritis, hasil penelitian ini menegaskan relevansi konsep *representation learning* dalam mengatasi permasalahan *domain shift* antara citra laboratorium dan lapangan (Zhao et al., 2023). Secara praktis, inventarisasi ini memberikan rekomendasi kepada peneliti dan praktisi pertanian untuk mengadopsi model hibrida CNN–Transformer dengan pipeline standar berbasis augmentasi adaptif serta validasi silang (*k-fold*) agar hasil dapat diandalkan pada kondisi nyata.

Temuan ini juga membuka peluang untuk pengembangan sistem diagnosis penyakit daun tebu berbasis UAV dan aplikasi seluler yang memanfaatkan model ringan

dan adaptif terhadap variasi lingkungan tropis. Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi terhadap kemajuan bidang *smart agriculture* dan mendukung implementasi sistem deteksi penyakit berbasis kecerdasan buatan yang efisien, presisi, dan berkelanjutan di sektor industri gula.

## **KESIMPULAN DAN SARAN**

Penelitian ini secara sistematis menginventarisasi dan mengevaluasi penerapan berbagai algoritma *deep learning* dalam deteksi penyakit daun tebu berdasarkan literatur terpublikasi periode 2015–2025. Hasil analisis menunjukkan bahwa *Convolutional Neural Networks* (CNN) masih menjadi pendekatan dominan dengan tingkat akurasi tinggi pada citra laboratorium (95–98%), sementara *Vision Transformer* (ViT) dan model hibrida CNN–Transformer memberikan kinerja lebih baik pada kondisi lapangan dan citra UAV dengan akurasi mencapai 95–97%. Model ringan seperti *MobileNet* dan *ShuffleNet* tetap relevan karena efisiensinya untuk implementasi pada perangkat dengan keterbatasan daya komputasi. Temuan ini mengonfirmasi bahwa pergeseran teknologi dari CNN konvensional menuju arsitektur hibrida dan transformer memberikan peningkatan signifikan terhadap generalisasi model di lingkungan nyata.

Inventarisasi ini juga menyoroti masih belum adanya standar prosedur dalam prapemrosesan, augmentasi, dan evaluasi yang menyebabkan sulitnya membandingkan hasil antar penelitian secara objektif. Oleh karena itu, penelitian ini merekomendasikan pengembangan *pipeline* terstandar yang mencakup augmentasi adaptif, *k-fold validation*, dan metrik kinerja seragam untuk menjamin replikasi hasil. Dari sisi praktis, penerapan model hibrida CNN–Transformer disarankan sebagai pendekatan paling menjanjikan bagi sistem deteksi penyakit daun tebu berbasis UAV maupun aplikasi lapangan cerdas.

Keterbatasan penelitian ini terletak pada ketersediaan dataset lapangan teranotasi dan ketidakhadiran eksperimen empiris baru, sehingga generalisasi hasil perlu dilakukan dengan hati-hati. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan pengembangan dataset terbuka berskala besar dengan variasi kondisi lapangan yang representatif serta eksplorasi *transfer learning* lintas spesies tanaman guna memperkuat ketahanan model terhadap *domain shift*. Pendekatan tersebut diharapkan dapat mempercepat adopsi teknologi

kecerdasan buatan dalam pengelolaan tebu berkelanjutan dan sistem pertanian presisi di masa mendatang.

## DAFTAR REFERENSI

- Aboelenin, Sherihan, Foriaa Ahmed, Elbasheer Mohamed, and Meselhy Eltoukhy. (2025). "A Hybrid Framework for Plant Leaf Disease Detection and Classification Using Convolutional Neural Networks and Vision Transformer."
- Afiqah, Nik, and N Ahmad Yani. (2024). "A Systematic Literature Review on Leaf Disease Recognition Using Computer Vision and Deep Learning Approach" 10, no. 2: 232–49.
- Barman, Utpal, Parismita Sarma, Mirzanur Rahman, Vaskar Deka, Swati Lahkar, and Vaishali Sharma. 2024. "ViT-SmartAgri: Vision Transformer and Smartphone-Based Plant Disease Detection for Smart Agriculture."
- Dadabhau, Swapnil, and Sanjay M Koli. (2024). "Enhanced Deep Learning Technique for Sugarcane Leaf Disease Classification and Mobile Application Integration." *Heliyon* 10, no. 8: e29438. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29438>.
- Das, Bappaditya, Chandan Das, and C S Raghuvanshi. (2024). "Transfer Learning Boosts Ensembles for Precise Sugarcane Leaf Disease Detection" 5, no. 4: 2039–53.
- Dhaka, Vijaypal Singh, Sangeeta Vaibhav Meena, Geeta Rani, Deepak Sinwar, Kavita, Muhammad Fazal Ijaz, and Marcin Woźniak. (2021). "A Survey of Deep Convolutional Neural Networks Applied for Prediction of Plant Leaf Diseases." *Sensors* 21, no. 14. <https://doi.org/10.3390/s21144749>.
- Hassan, Sk Mahmudul, Khwairakpam Amitab, Michal Jasinski, Zbigniew Leonowicz, Elzbieta Jasinska, Tomas Novak, and Arnab Kumar Maji. (2022). "A Survey on Different Plant Diseases Detection Using Machine Learning Techniques," 1–29.
- Hassan, M., Ali, T., & Chaudhry, H. (2023). *A survey on deep neural networks for precision agriculture: Models, datasets, and open challenges. Information Processing in Agriculture*, 10(4), 567–582.
- Ismail Kunduracioglu, Ishak Pacal. (2024). "Deep Learning-Based Disease Detection in

Sugarcane Leaves: Evaluating EfficientNet Models.”

- Izza, Mufidatul, and Moch Lutfi. (2025). “Detection of Sugarcane Leaf Disease Using Pre-Trained Feature Extraction and SVM Method” 9, no. 5: 2296–2302.
- Kavitha, K J, and Krishna Prasad K. (2024). “CNN Ensemble Approach for Early Detection of Sugarcane Diseases – a Comparison.” *INTL JOURNAL OF ELECTRONICS AND TELECOMMUNICATIONS* 70, no. 2: 455–64.  
<https://doi.org/10.24425/ijet.2024.149566>.
- Kumar, P., Sharma, R., & Mehta, V. (2024). *Comparative evaluation of lightweight CNNs for sugarcane disease detection under field conditions. Journal of Plant Pathology and Microbiology*, 15(2), 87–99.
- Kunduracıoğlu, İ. (2024). *Deep Learning-Based Disease Detection in Sugarcane*. JOPI Journal.
- Mehdipour, P., Akbari, A., & Lee, S. H. (2024). *Vision Transformer applications in smart agriculture: From detection to diagnosis. IEEE Access*, 12, 132556–132573.
- Nyawose, Thandiwe, Rito Clifford Maswanganyi, and Philani Khumalo. (2025). “A Review on the Detection of Plant Disease Using Machine Learning and Deep Learning Approaches,” 1–37.
- Page, M. J., et al. (2021). *The PRISMA (2020) statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. BMJ*, 372:n71.
- Rahman, M., Alam, M., & Saha, S. (2022). *A comprehensive study of deep learning architectures for leaf disease classification in tropical crops. MDPI Agriculture*, 12(11), 1784.
- Raji N. (2024). *Deep Learning Methods for Identifying Diseases in Plants: A Survey. International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 12(17s), 860–867.
- Singh, R., Kumar, A., & Gupta, S. (2024). *Transformer-based hybrid models for agricultural disease classification using UAV imagery. Expert Systems with Applications*, 243, 123910.
- Srinivasan, Saravanan, S M Prabin, Sandeep Kumar Mathivanan, Hariharan Rajadurai, and Suresh Kulandaivelu. (2025). “Sugarcane Leaf Disease Classification Using Deep Neural Network Approach.”
- Thakur, Poornima Singh, Pritee Khanna, Tanuja Sheorey, and Aparajita Ojha. (2022). “EXPLAINABLE VISION TRANSFORMER ENABLED CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR PLANT DISEASE IDENTIFICATION : P LANT XV

I T,” no. D1. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2207.07919>.

- Upadhye, Sammed Abhinandan, Maneetkumar Rangnath Dhanvijay, and Sudhir Madhav Patil. (2023). “Sugarcane Disease Detection Using CNN-Deep Learning Method : An Indian Perspective” 11, no. 1: 80–97. <https://doi.org/10.13189/ujar.2023.110108>.
- Verry Riyanto1,\*, Sri Nurdiati2, Marimin2, Muhamad Syukur2, Shelvie Nidya Neyman. (2025). “Deep Learning Approaches for Plant Disease Diagnosis Systems: A Review and Future Research Agendas” 9, no. 2: 185–201. <https://doi.org/10.55043/jaast.v9i2.308>.
- Yani, N., et al. (2024). *A Systematic Literature Review on Leaf Disease Recognition*. JISEBI (UNAIR).
- Zhao, X., Zhang, Y., & Wang, J. (2023). *Deep learning-based plant disease detection: A review of advances and challenges*. *Computers and Electronics in Agriculture*, 210, 107987.
- Zhou, T., & Lin, Y. (2023). *Benchmarking deep learning methods for real-world plant disease detection*. *Computers and Electronics in Agriculture*, 206, 107762