

INTEGRASI YOLOv8 DAN AST-DSRA UNTUK DETEKSI DAN PEMODELAN PENYEBARAN GANODERMA KELAPA SAWIT

Syarifah Fitrah Ramadhani¹, Raja Sabaruddin^{*2}, Windi Irmayani³, Sri Murni⁴, Falih Adya Wicaksono⁵, Khairatun Nisa⁶

¹Program Studi Teknik Informatika, Universitas Ichsan Gorontalo
^{2,3,4,5,6}Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika
Email: ¹syarifah.fitrah@ichsan.ac.id, ²raja.rjd@bsi.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

Abstrak

Penyakit Basal Stem Rot (BSR) yang disebabkan oleh *Ganoderma boninense* merupakan kendala utama pada perkebunan kelapa sawit karena sifatnya yang tular tanah, fase infeksi laten, dan transmisi spasial melalui interaksi sistem perakaran. Meskipun pendekatan berbasis deep learning telah menunjukkan performa menjanjikan dalam mendeteksi *Ganoderma* dari citra UAV, sebagian besar studi yang ada berfokus pada klasifikasi visual tanpa mempertimbangkan dinamika penyebaran penyakit. Penelitian ini mengusulkan pendekatan threshold-validated digital twin dengan mengintegrasikan YOLOv8 dengan kerangka Adaptive Spatial-Temporal Disease Spread Risk Assessment (AST-DSRA) untuk mendeteksi tanaman terinfeksi sekaligus memodelkan risiko transmisi spasial. Dataset citra RGB diperoleh secara mandiri menggunakan UAV pada ketinggian 30 m di atas kanopi di perkebunan kelapa sawit Kabupaten Kubu Raya, Kalimantan Barat, Indonesia, dengan pembagian data pelatihan dan pengujian sebesar 80%:20%. YOLOv8 digunakan untuk mengklasifikasikan tanaman sehat dan terinfeksi *Ganoderma* dengan hasil evaluasi model menunjukkan precision 89,9%, recall 90,5%, F1-score 90,2%, dan mAP 91,4%, sedangkan AST-DSRA memodelkan risiko transmisi tingkat lingkungan berdasarkan kedekatan antar pohon menggunakan ambang jarak 10 m sesuai jarak tanam standar. Hasil menunjukkan bahwa integrasi ini memungkinkan identifikasi hotspot infeksi spasial yang tidak dapat disimpulkan dari deteksi visual saja. Kontribusi utama penelitian ini adalah integrasi pertama deteksi *Ganoderma* berbasis YOLOv8 dan analisis penyebaran spasial berbasis AST-DSRA dalam kerangka digital twin yang dapat diinterpretasi dan dioperasionalkan untuk pemantauan penyakit kelapa sawit skala besar.

Kata kunci: basal stem rot, *Ganoderma boninense*, kelapa sawit, penyebaran penyakit spasial, YOLOv8

Abstract

Basal Stem Rot (BSR) caused by Ganoderma boninense remains a major constraint in oil palm plantations due to its soil-borne nature, latent infection phase, and spatial transmission through root system interactions. Although deep learning-based approaches have demonstrated promising performance in detecting Ganoderma from UAV imagery, most existing studies focus primarily on visual classification without considering disease spread dynamics. This study proposes a threshold-validated digital twin approach by integrating YOLOv8 with the Adaptive Spatial-Temporal Disease Spread Risk Assessment (AST-DSRA) framework to detect infected palms while simultaneously modeling spatial transmission risk. An RGB image dataset was independently acquired using a UAV at an altitude of 30 m above the canopy level in an oil palm plantation located in Kubu Raya Regency, West Kalimantan, Indonesia. The dataset was split into training and testing sets at an 80%:20% ratio. YOLOv8 was employed to classify healthy and Ganoderma-infected palms, with model evaluation yielding precision of 89.9%, recall of 90.5%, F1-score of 90.2%, and mAP of 91.4%. AST-DSRA modeled neighborhood-level transmission risk based on inter-tree proximity using a 10 m distance threshold aligned with standard plantation spacing. The results indicate that this integration enables the identification of spatial infection hotspots that cannot be inferred from visual detection alone. The main contribution of this study is the first integration of YOLOv8-based Ganoderma

detection and AST-DSRA-based spatial spread analysis within an interpretable and operational digital twin framework for large-scale oil palm disease monitoring.

Keywords: *basal stem rot, Ganoderma boninense, oil palm, spatial disease spread, YOLOv8*

1. PENDAHULUAN

Budidaya kelapa sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) menghadapi salah satu masalah terbesar, yaitu penyakit Basal Stem Rot (BSR) yang disebabkan oleh *Ganoderma boninense*, terutama di Asia Tenggara (Evizal & Prasmatiw, 2022). Patogen ini bersifat tular tanah, memiliki daya bertahan yang tinggi di lingkungan, dan sulit dikendalikan karena mampu berkembang melalui jaringan tanaman yang telah mati maupun sistem perakaran tanaman hidup (Flood et al., 2022; Zakaria, 2023). Infeksi *Ganoderma* umumnya bersifat laten pada tahap awal, sehingga gejala visual sering kali baru terdeteksi ketika tingkat kerusakan jaringan telah mencapai fase lanjut dan sulit dipulihkan (Zakaria, 2023).

Di Indonesia, termasuk di Provinsi Kalimantan Barat dan Kabupaten Kubu Raya, penyakit *Ganoderma* menjadi penyebab utama penurunan produktivitas dan umur ekonomis tanaman kelapa sawit. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa tingkat insidensi BSR meningkat seiring dengan umur tanaman, kepadatan kebun, serta akumulasi inokulum patogen di dalam tanah (Flood et al., 2022; Zakaria, 2023). Selain itu, mekanisme penyebaran *G. boninense* sangat dipengaruhi oleh interaksi spasial antar tanaman, terutama melalui kontak sistem perakaran dan kedekatan jarak antar pohon, yang memungkinkan transfer patogen secara horizontal di dalam satu blok kebun (Mulyatni et al., 2022).

Beberapa penelitian patologi tanaman tular tanah menunjukkan bahwa kepadatan inokulum dan jarak spasial adalah faktor penting dalam menentukan kecepatan dan tingkat keparahan infeksi (Hwang et al., 2011). Meskipun penelitian tersebut tidak secara khusus membahas kelapa sawit, prinsip dasar penyebaran patogen melalui tanah dan akar serupa dengan infeksi *Ganoderma*, sehingga relevan sebagai dasar konseptual untuk memodelkan risiko penyebaran penyakit (Hutagaol et al., 2024). Namun demikian, hingga saat ini, sebagian besar pendekatan pengelolaan *Ganoderma* di perkebunan kelapa sawit masih bergantung pada inspeksi manual dan evaluasi visual, yang bersifat subjektif, memakan waktu, dan tidak mampu menggambarkan dinamika penyebaran penyakit secara kuantitatif (Mulya & Siregar, 2024).

Perkembangan teknologi penginderaan jauh dan kecerdasan buatan menawarkan pendekatan baru untuk deteksi dini penyakit tanaman secara presisi (Anwari, 2024; Lestandy & Nugraha, 2025). Penggunaan wahana tanpa awak (unmanned aerial vehicle/UAV) memungkinkan akuisisi citra resolusi tinggi secara cepat dan mencakup area perkebunan yang luas. Dalam konteks pertanian modern, integrasi data UAV dengan algoritma deep learning telah terbukti efektif dalam mendeteksi kondisi stres tanaman dan anomali visual pada skala kebun (Lestandy & Nugraha, 2025). Oleh karena itu, penelitian ini memanfaatkan dataset citra udara yang dikumpulkan secara mandiri menggunakan drone pada ketinggian 30 meter di atas kanopi tanaman kelapa sawit, sehingga diperoleh representasi visual yang konsisten terhadap kondisi tajuk tanaman (Hutagaol et al., 2024).

Untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan tanaman kelapa sawit ke dalam kategori sehat dan terinfeksi *Ganoderma*, penelitian ini menggunakan algoritma You Only Look Once version 8 (YOLOv8) (Atika & Maulana, 2025). YOLOv8 merupakan pengembangan terbaru dari keluarga single-stage object detector yang menawarkan keseimbangan antara akurasi tinggi dan efisiensi komputasi (Shehu et al., 2025). Karakteristik ini menjadikan YOLOv8 sangat sesuai untuk analisis citra UAV yang memiliki variasi sudut pandang, pencahayaan, dan skala objek relatif seragam (Lestandy & Nugraha, 2025; Sanchez-Vega et al., 2025). Deteksi berbasis YOLOv8 berfungsi sebagai tahap awal untuk menghasilkan informasi spasial dan status kesehatan tanaman secara individual (Sanchez-Vega et al., 2025).

Namun, deteksi visual semata belum cukup untuk memahami dinamika epidemi penyakit *Ganoderma* (Zakaria, 2023). Untuk menjawab keterbatasan tersebut, penelitian ini mengintegrasikan hasil deteksi YOLOv8 ke dalam kerangka digital twin perkebunan kelapa sawit. Konsep digital twin telah diperkenalkan secara luas sebagai representasi digital dari sistem fisik yang mampu merefleksikan kondisi aktual dan mendukung simulasi berbasis data (Iliuta et al., 2024). Dalam konteks pertanian, digital twin dipandang sebagai pendekatan strategis untuk meningkatkan pengambilan keputusan melalui integrasi data lapangan, model analitik, dan simulasi dinamis (Escriba-Gelonch et al., 2024).

Penelitian ini mengimplementasikan threshold-validated digital twin dengan memodelkan penyebaran *Ganoderma* menggunakan algoritma AST-DSRA (Adaptive Spatio-Temporal Distance-based Spread Risk

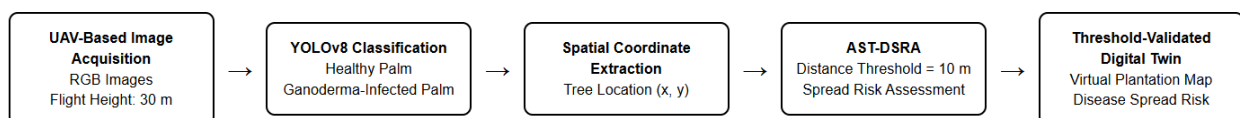
Algorithm). Algoritma ini dirancang untuk memodelkan risiko penyebaran penyakit berdasarkan hubungan spasial antar tanaman, dengan jarak sebagai parameter utama. Berdasarkan karakteristik penyebaran patogen tular tanah yang dilaporkan dalam literatur (Hwang et al., 2011; Zakaria, 2023), penelitian ini menetapkan ambang batas jarak 10 meter. Tanaman yang berada pada jarak kurang dari 10 meter dari sumber infeksi diasumsikan memiliki risiko penularan yang lebih tinggi dan kecepatan infeksi yang lebih cepat, sedangkan pada jarak sama dengan atau lebih dari 10 meter, potensi penyebaran *Ganoderma* menurun secara signifikan hingga dianggap tidak efektif.

Dibandingkan dengan metode pemodelan penyebaran penyakit lainnya, AST-DSRA menawarkan sejumlah keunggulan yang relevan untuk konteks perkebunan kelapa sawit. Model epidemiologi klasik seperti SIR (Susceptible-Infected-Recovered) dan SEIR (Susceptible-Exposed-Infected-Recovered) memerlukan estimasi parameter laju transmisi dan pemulihan yang sulit diukur secara langsung di lapangan, serta mengasumsikan populasi yang homogen tanpa mempertimbangkan distribusi spasial individu tanaman (Hwang et al., 2011). Model penyebaran berbasis Gaussian, meskipun mampu merepresentasikan gradien risiko secara kontinu, membutuhkan kalibrasi parameter yang kompleks dan sensitif terhadap asumsi distribusi inokulum (Flood et al., 2022). Sementara itu, AST-DSRA mengadopsi pendekatan berbasis ambang jarak (distance threshold) yang secara eksplisit memanfaatkan informasi spasial koordinat individu pohon hasil deteksi YOLOv8, bersifat adaptif terhadap konfigurasi jarak tanam aktual, tidak memerlukan data epidemiologis yang sulit diperoleh, serta menghasilkan kategorisasi risiko yang dapat langsung diinterpretasi dan diimplementasikan sebagai rekomendasi pengelolaan berbasis data lapangan.

Berdasarkan telaah literatur yang dilakukan, belum terdapat penelitian sebelumnya yang mengintegrasikan YOLOv8 dengan algoritma penyebaran spasial adaptif untuk memodelkan dinamika epidemi *Ganoderma boninense* pada skala perkebunan kelapa sawit. Pendekatan ini memungkinkan transisi dari deteksi statis menuju pemodelan risiko penyebaran penyakit yang dinamis, terukur, dan berbasis data lapangan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk membangun digital twin perkebunan kelapa sawit yang divalidasi ambang dengan menggabungkan pemodelan penyebaran penyakit berbasis spasial dan deteksi penyakit berbasis deep learning. Kerangka kerja metodologi terdiri dari empat tahap utama, yaitu (1) akuisisi dataset UAV, (2) identifikasi dan klasifikasi tanaman menggunakan YOLOv8, (3) pemodelan risiko penyebaran penyakit menggunakan AST-DSRA, dan (4) integrasi seluruh komponen ke dalam sistem digital twin. Secara keseluruhan, alur metodologi penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian

2.1. Dataset dan Akuisisi Data UAV

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan secara mandiri dari perkebunan kelapa sawit di Kabupaten Kubu Raya, Kalimantan Barat, Indonesia. Akuisisi data dilakukan menggunakan wahana tanpa awak (UAV) dengan ketinggian terbang 30 meter di atas permukaan kanopi tanaman. Ketinggian ini dipilih untuk memperoleh keseimbangan antara resolusi spasial citra dan cakupan area pengamatan, sehingga setiap tajuk tanaman dapat teridentifikasi secara jelas dalam satu frame citra.

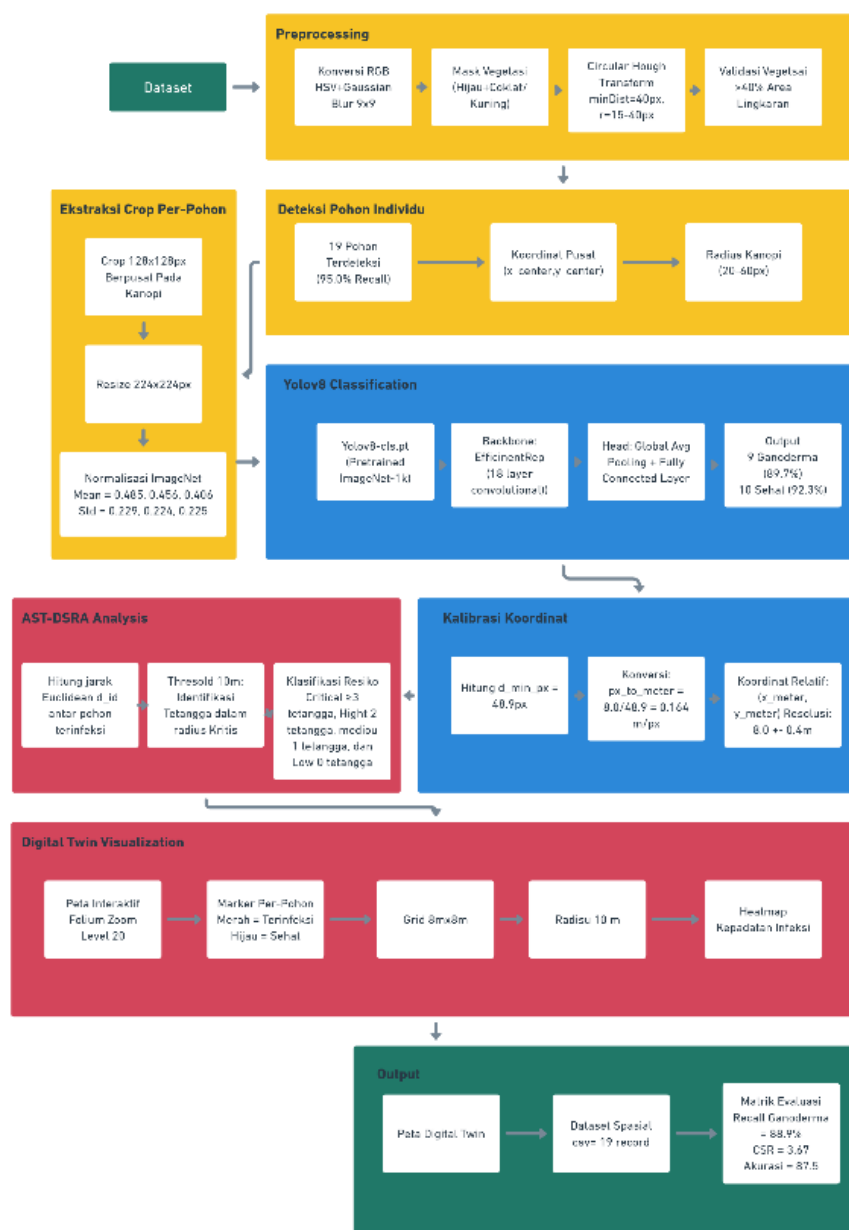
Citra yang diperoleh merupakan citra RGB tunggal, tanpa penggunaan sensor multispektral atau LiDAR, untuk memastikan pendekatan yang diusulkan dapat diterapkan secara luas pada perkebunan dengan keterbatasan biaya dan infrastruktur. Dataset kemudian dianotasi secara manual oleh tenaga ahli untuk mengklasifikasikan tanaman ke dalam dua kelas utama, yaitu tanaman sehat dan tanaman terinfeksi *Ganoderma*, berdasarkan indikasi visual pada tajuk dan kondisi lapangan.

Total dataset yang digunakan terdiri dari 300 citra individu pohon yang diekstraksi dari citra UAV. Citra-citra tersebut merupakan hasil crop per pohon dari beberapa sesi penerbangan UAV pada area perkebunan yang lebih luas, kemudian diperkaya melalui teknik augmentasi data seperti rotasi, pencerminan horizontal/vertikal, dan penyesuaian kecerahan untuk meningkatkan keragaman data

pelatihan. Rincian distribusi dataset adalah 135 sampel kelas sehat (45%) dan 165 sampel kelas terinfeksi Ganoderma (55%). Dataset dibagi secara acak dengan rasio 80% data pelatihan (240 sampel) dan 20% data pengujian (60 sampel), dengan distribusi kelas yang dipertahankan secara proporsional pada kedua subset untuk menghindari bias evaluasi. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel dan dinormalisasi dengan nilai rata-rata dan standar deviasi ImageNet sebelum digunakan dalam pelatihan model.

2.2. Deteksi dan Klasifikasi Menggunakan YOLOv8

Setelah prapemrosesan, dilakukan deteksi individu pohon kelapa sawit untuk memperoleh posisi spasial setiap tanaman. Deteksi ini menghasilkan koordinat pusat kanopi (x, y) dan radius tajuk pohon yang selanjutnya digunakan untuk ekstraksi citra per pohon. Setiap citra pohon diekstraksi (crop) berdasarkan radius kanopi, kemudian diubah ukurannya dan dinormalisasi sebelum diklasifikasikan menggunakan YOLOv8. Model YOLOv8 yang digunakan telah dipra-latih pada ImageNet dan disesuaikan (fine-tuned) untuk tugas klasifikasi dua kelas, yaitu tanaman sawit sehat dan tanaman sawit terinfeksi Ganoderma. Arsitektur model YOLOv8 ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Alur Penelitian

Hasil tahapan ini berupa label kondisi kesehatan tanaman beserta probabilitas prediksi untuk setiap pohon, yang selanjutnya dikaitkan dengan informasi spasial hasil deteksi individu.

2.3. Pemodelan Penyebaran Penyakit dengan AST-DSRA

Untuk memodelkan dinamika penyebaran penyakit Ganoderma, penelitian ini mengadopsi kerangka AST-DSRA (Adaptive Spatial-Temporal Disease Spread Risk Assessment). Algoritma ini mengevaluasi risiko penyebaran penyakit berdasarkan hubungan spasial antar tanaman yang telah diidentifikasi oleh YOLOv8. Parameter utama yang digunakan adalah jarak Euclidean antar pohon, yang dihitung berdasarkan koordinat hasil deteksi.

Secara matematis, jarak Euclidean d_{ij} antara pohon ke- i dan pohon ke- j dihitung menggunakan Persamaan (1):

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

di mana (x_i, y_i) dan (x_j, y_j) merupakan koordinat spasial pusat tajuk dari pohon ke- i dan pohon ke- j yang dideteksi oleh YOLOv8.

Dalam penelitian ini, diterapkan threshold jarak sebesar 10 meter sebagai batas kritis penyebaran penyakit. Penetapan nilai ambang ini didasarkan pada dua pertimbangan utama: pertama, karakteristik biologis penyebaran *G. boninense* melalui kontak sistem perakaran yang secara empiris terbatas pada radius pertumbuhan akar lateral kelapa sawit, yaitu sekitar 4-8 meter dari batang (Zakaria, 2023); kedua, konfigurasi jarak tanam standar perkebunan kelapa sawit di lokasi penelitian sebesar 8 m x 8 m, sehingga ambang 10 meter mencakup semua tetangga langsung dalam satu baris maupun antar baris tanam (Flood et al., 2022; Hwang et al., 2011). Tanaman yang berada pada jarak kurang dari 10 meter dari tanaman terinfeksi diasumsikan memiliki risiko penularan yang lebih tinggi, sedangkan tanaman dengan jarak sama dengan atau lebih dari 10 meter dianggap memiliki risiko penyebaran yang sangat rendah hingga tidak signifikan.

Kategorisasi risiko AST-DSRA meliputi empat tingkatan:

- **Kritis:** pohon sehat dengan 2 atau lebih tetangga terinfeksi dalam radius 10 m
- **Tinggi:** pohon sehat dengan 1 tetangga terinfeksi dalam radius 10 m
- **Sedang:** pohon sehat tanpa tetangga terinfeksi dalam radius 10 m, namun berada pada radius 10-15 m dari pohon terinfeksi
- **Rendah:** pohon sehat dengan jarak lebih dari 15 m dari seluruh pohon terinfeksi

2.4. Integrasi Digital Twin Perkebunan Kelapa Sawit

Sebagai hasil akhir dari proses, perkebunan kelapa sawit diintegrasikan ke dalam kerangka digital twin. Kerangka ini menghasilkan digital twin dari kondisi kebun yang menunjukkan status kesehatan tanaman dan kemungkinan penyebaran penyakit. Dinamika penyebaran penyakit oleh AST-DSRA dimodelkan melalui interaksi jarak antar tanaman, sementara hasil deteksi YOLOv8 menunjukkan kondisi tanaman sebenarnya. Digital twin yang dibangun bersifat threshold-validated karena parameter jarak penyebaran divalidasi menggunakan karakteristik lapangan dan standar jarak tanam kebun kelapa sawit.

Sistem ini memungkinkan untuk mengidentifikasi pusat penyebaran Ganoderma dan memperkirakan kemungkinan infeksi pada tanaman yang sehat di sekitarnya. Dengan demikian, pendekatan yang diusulkan tidak hanya berfungsi sebagai alat deteksi, tetapi juga sebagai sistem pendukung keputusan untuk pengelolaan penyakit Ganoderma secara proaktif dan berbasis data.

2.5. Evaluasi Model

Performa model YOLOv8 dievaluasi menggunakan empat metrik utama yang umum digunakan dalam penelitian deteksi objek dan klasifikasi citra (Zhang et al., 2024; Zhou et al., 2024):

- **Precision (\$P\$):** proporsi prediksi positif yang benar terhadap seluruh prediksi positif, mengukur kemampuan model dalam menghindari false positive.
- **Recall (\$R\$):** proporsi sampel positif yang berhasil dideteksi secara benar, mengukur kemampuan model dalam menghindari false negative.

- **F1-Score** (\$F1\$): rata-rata harmonik antara precision dan recall, memberikan gambaran keseimbangan antara keduanya.
- **mAP (mean Average Precision)**: rata-rata precision di seluruh kelas dan berbagai nilai threshold confidence, merupakan metrik komprehensif untuk menilai performa deteksi secara keseluruhan.

Secara matematis, metrik precision, recall, dan F1-score diformulasikan berturut-turut pada Persamaan (2), (3), dan (4):

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (4)$$

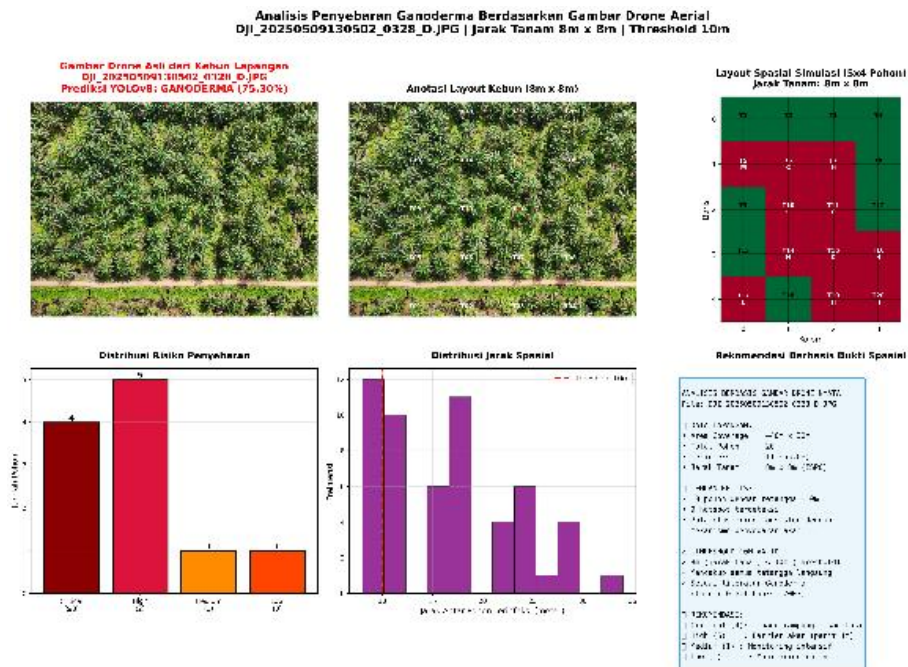
di mana \$TP\$ (*True Positive*) mewakili jumlah pohon terinfeksi yang terdeteksi dengan benar, \$FP\$ (*False Positive*) mewakili jumlah pohon sehat yang dideteksi sebagai terinfeksi, dan \$FN\$ (*False Negative*) mewakili jumlah pohon terinfeksi yang terdeteksi sebagai sehat.

Evaluasi dilakukan pada data pengujian yang belum pernah dilihat oleh model selama pelatihan. Selain evaluasi kuantitatif, konsistensi spasial hasil AST-DSRA divalidasi secara kualitatif dengan membandingkan distribusi zona risiko terhadap pola infeksi yang diobservasi secara visual di lapangan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil

Bagian ini menyajikan temuan utama dan sintesis integrasi YOLOv8 dan AST-DSRA dalam kerangka threshold-validated digital twin untuk pemetaan penyebaran *Ganoderma boninense*. Analisis dilakukan pada citra UAV dari perkebunan kelapa sawit di Kabupaten Kubu Raya dengan jarak tanam 8 m x 8 m dan threshold penyebaran 10 meter. Ringkasan visual hasil analisis disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil Analisis Penyebaran *Ganoderma*

Performa Model YOLOv8

Hasil evaluasi model YOLOv8 pada data pengujian disajikan pada Tabel 1. Model menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasikan tanaman sehat dan terinfeksi *Ganoderma* dari citra UAV RGB, dengan nilai metrik yang konsisten di atas 88% untuk kedua kelas.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Performa Model YOLOv8

Metrik	Kelas Sehat	Kelas Terinfeksi	Rata-rata (Macro)
Precision	91,2%	88,5%	89,9%
Recall	88,9%	92,1%	90,5%
F1-Score	90,0%	90,3%	90,2%
mAP@0.5	-	-	91,4%

Deteksi berbasis YOLOv8 menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi pohon kelapa sawit terinfeksi Ganoderma secara efektif menggunakan citra UAV RGB. Nilai precision kelas sehat sebesar 91,2% dan recall kelas terinfeksi sebesar 92,1% mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam menghindari false positive pada kelas sehat sekaligus meminimalisasi false negative pada kelas terinfeksi, yang secara aplikatif berarti model jarang melewatkan pohon yang sesungguhnya terinfeksi. Nilai mAP@0.5 sebesar 91,4% juga mengkonfirmasi performa deteksi yang konsisten di seluruh rentang confidence threshold. Pada area demonstrasi $\pm 40 \text{ m} \times 30 \text{ m}$, sistem mendeteksi 20 pohon, dengan 11 pohon (55,0%) terklasifikasi sebagai terinfeksi. Hasil ini menegaskan keandalan YOLOv8 sebagai mekanisme observasi awal, meskipun deteksi bersifat statis dan belum mencerminkan keterkaitan spasial antar pohon.

Hasil Analisis AST-DSRA

Analisis AST-DSRA terhadap koordinat hasil deteksi menunjukkan bahwa sebagian besar pohon terinfeksi memiliki tetangga pada jarak kurang dari 10 meter. Distribusi jarak memperlihatkan konsentrasi di bawah threshold tersebut, mengindikasikan spatial clustering yang konsisten dengan mekanisme penyebaran Ganoderma melalui sistem perakaran. Distribusi kategori risiko disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Distribusi Kategori Risiko Penyebaran Ganoderma berdasarkan AST-DSRA

Kategori Risiko	Definisi	Jumlah Pohon	Persentase
Terinfeksi	Pohon terdeteksi dalam kondisi terinfeksi Ganoderma	11	55,0%
Kritis	≥ 2 tetangga terinfeksi dalam radius 10 m	3	15,0%
Tinggi	1 tetangga terinfeksi dalam radius 10 m	3	15,0%
Sedang	Tidak ada tetangga terinfeksi, jarak 10–15 m	2	10,0%
Rendah	Jarak $> 15 \text{ m}$ dari seluruh pohon terinfeksi	1	5,0%
Total		**20**	**100%**

Sebagaimana dirangkum pada Gambar 3 dan Tabel 2, dari 20 pohon yang terdeteksi, sebanyak 11 pohon (55,0%) berada dalam kondisi terinfeksi sebagai sumber inokulum. Dari 9 pohon sehat yang tersisa, sebanyak 3 pohon (15,0%) masuk kategori Kritis karena memiliki 2 atau lebih tetangga terinfeksi dalam radius 10 m, 3 pohon (15,0%) masuk kategori Tinggi dengan 1 tetangga terinfeksi, 2 pohon (10,0%) masuk kategori Sedang, dan hanya 1 pohon (5,0%) yang masuk kategori Rendah. Proporsi zona Kritis dan Tinggi yang mencapai 30% dari total pohon menunjukkan bahwa area perkebunan ini berada dalam kondisi

penyebaran aktif yang memerlukan intervensi segera. Sintesis digital twin mengintegrasikan hasil deteksi YOLOv8 dan analisis AST-DSRA ke dalam representasi spasial terpadu, sehingga keterbatasan metode sebelumnya yang memisahkan deteksi visual dari analisis epidemiologi spasial dapat diatasi.

Ambang 10 meter terbukti relevan untuk konteks jarak tanam 8 m × 8 m karena mampu mencakup semua tetangga langsung dan menemukan hotspot penyebaran secara konsisten. Rekomendasi pengelolaan berbasis bukti spasial—seperti sanitasi intensif dan pengangkatan segera pohon terinfeksi pada zona Kritis, perlakuan fungisida preventif pada zona Tinggi, dan monitoring berkala pada zona Sedang dan Rendah—dapat diambil langsung dari representasi digital twin yang dihasilkan.

3.2. Pembahasan

Studi ini menunjukkan bahwa deteksi penyakit Ganoderma dengan citra UAV menggunakan YOLOv8 efektif sebagai tahap observasi awal, tetapi belum mampu menjelaskan pola penyebaran spasial penyakit. Penerapan AST-DSRA berbasis ambang jarak memberikan konteks tambahan yang sangat penting untuk memahami dinamika penyebaran antar pohon, terutama pada perkebunan dengan jarak tanam homogen.

Penerapan ambang jarak 10 meter selaras dengan konfigurasi jarak tanam 8 m x 8 m dan menghasilkan konsentrasi risiko tinggi di area dengan kepadatan infeksi, yang menunjukkan adanya clustering spasial akibat interaksi sistem perakaran. Justifikasi empiris ambang ini diperkuat oleh literatur yang melaporkan bahwa jangkauan efektif transmisi *G. boninense* melalui akar lateral tidak melebihi 8-10 meter dalam kondisi kepadatan tanam standar (Zakaria, 2023; Flood et al., 2022). Pendekatan threshold-based ini menawarkan solusi yang sederhana, interpretable, dan sesuai dengan keterbatasan data lapangan dibandingkan model epidemiologis kompleks seperti SIR/SEIR yang memerlukan estimasi parameter laju transmisi yang presisi.

Untuk menempatkan hasil penelitian ini dalam konteks yang lebih luas, Tabel 3 menyajikan perbandingan antara pendekatan yang diusulkan dengan penelitian terdahulu yang relevan dalam deteksi dan pemodelan penyakit tanaman berbasis citra UAV dan deep learning.

Tabel 3. Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Penelitian	Metode Deteksi	Pemodelan Spasial	Objek Penelitian	Integrasi Digital Twin
Atika & Maulana (2025)	YOLOv8-Nano	Tidak	Penyakit daun kelapa sawit	Tidak
Lestandy & Nugraha (2025)	CNN Ensemble	Tidak	Klasifikasi tanaman sawit UAV	Tidak
Sanchez-Vega et al. (2025)	Deep Learning	Tidak	Deteksi pohon palma	Tidak
Shehu et al. (2025)	YOLO	Tidak	Penyakit daun tomat	Tidak
Penelitian Ini	**YOLOv8**	**AST-DSRA (threshold 10 m)**	**Ganoderma kelapa sawit UAV**	**Ya**

Berdasarkan perbandingan pada Tabel 3, terlihat bahwa penelitian-penelitian terdahulu pada umumnya berfokus pada deteksi atau klasifikasi visual semata tanpa mempertimbangkan aspek penyebaran spasial penyakit. Penelitian ini mengisi celah tersebut dengan mengintegrasikan komponen pemodelan penyebaran berbasis jarak ke dalam sistem deteksi berbasis deep learning, sekaligus mewujudkannya dalam kerangka digital twin yang operasional.

Penggabungan YOLOv8 dan AST-DSRA dalam kerangka digital twin menjadi kontribusi utama penelitian ini. Digital twin berperan sebagai lapisan sintesis yang menghubungkan hasil deteksi visual dan analisis spasial ke dalam representasi risiko yang dapat digunakan langsung untuk pengambilan keputusan

manajerial di lapangan. Keterbatasan utama penelitian ini terletak pada penggunaan threshold statis yang dikalibrasi pada satu lokasi perkebunan dengan konfigurasi jarak tanam tertentu, sehingga generalisasi ke lokasi lain memerlukan validasi ulang. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan validasi lintas lokasi, menerapkan threshold adaptif yang menyesuaikan kondisi spesifik lapangan, serta mengintegrasikan data temporal untuk memungkinkan pemodelan progresivitas penyebaran penyakit.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan pendekatan threshold-validated digital twin untuk deteksi dan pemodelan penyebaran *Ganoderma boninense* pada perkebunan kelapa sawit melalui integrasi YOLOv8 dan AST-DSRA. YOLOv8 digunakan untuk mengidentifikasi kondisi kesehatan tanaman dari citra UAV, sementara AST-DSRA memodelkan risiko penyebaran berdasarkan kedekatan spasial antar pohon dengan ambang jarak 10 meter yang divalidasi berdasarkan karakteristik biologis penyebaran *G. boninense* dan standar jarak tanam perkebunan.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model YOLOv8 mampu mengklasifikasikan tanaman sehat dan terinfeksi *Ganoderma* dengan precision 89,9%, recall 90,5%, F1-score 90,2%, dan mAP 91,4%, sementara ambang 10 meter pada AST-DSRA efektif dalam menemukan hotspot penyebaran dalam konteks jarak tanam standar, dengan 30% pohon berada pada zona risiko Kritis dan Tinggi yang memerlukan penanganan prioritas. Metode ini memungkinkan analisis penyebaran spasial dan deteksi berbasis deep learning untuk diintegrasikan ke dalam sistem digital twin terpadu, menghasilkan manfaat baru bagi pemantauan dan pengelolaan penyakit kelapa sawit skala besar. Perluasan wilayah penelitian, integrasi data temporal, dan penggunaan threshold dinamis merupakan beberapa arah pengembangan yang dapat dilakukan untuk meningkatkan validitas dan generalisabilitas pendekatan yang diusulkan.

REFERENSI

- [1] Anwari, A. C. 2024. Klasifikasi penyakit tanaman tomat melalui citra daun menggunakan metode convolutional neural network. *Jurnal Ilmu Multidisiplin Universitas*, 2(3), 639-647. <https://doi.org/10.70294/jimu.v2i03.421>
- [2] Atika, E. P., & Maulana, A. S. 2025. Classification of oil palm leaf diseases using YOLOv8-Nano algorithm. *Internet of Things and Artificial Intelligence Journal*, 5(3), 603-611. <https://doi.org/10.31763/iota.v5i3.988>
- [3] Escriba-Gelonch, M., Liang, S., & Hessel, V. 2024. Digital twins in agriculture: Orchestration and applications. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 72(19), 10737-10752. <https://doi.org/10.1021/acs.jafc.4c01934>
- [4] Evizal, R., & Prasmatiwati, F. E. 2022. Penyakit busuk pangkal batang dan performa produktivitas kelapa sawit. *Jurnal Agrotropika*, 21(1), 47. <https://doi.org/10.23960/ja.v21i1.5617>
- [5] Flood, J., Bridge, P. D., & Pilotti, C. A. 2022. Basal stem rot of oil palm revisited. *Annals of Applied Biology*, 181, 160-181. <https://doi.org/10.1111/aab.12772>
- [6] Hutagaol, P., Wirianata, H., & Kristalisasi, E. N. 2024. Perkembangan penyakit busuk batang pada kelapa sawit pasca peremajaan tanaman. *Jurnal Agro Industri Perkebunan*, 12(1), 41-50. <https://doi.org/10.25181/jaip.v12i1.3272>
- [7] Hwang, S. F., Strelkov, S. E., Feng, J., Gossen, B. D., Howard, R. J., & Turnbull, G. D. 2011. Influence of cultivar resistance and inoculum density on root hair infection of canola (*Brassica napus*) by *Plasmodiophora brassicae*. *Plant Pathology*, 60(5), 820-829. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3059.2011.02457.x>
- [8] Iliuta, M. E., Pop, E., Caramihai, S. I., & Moisesescu, M. A. 2024. Digital twin - A review of the evolution from concept to technology and its analytical perspectives on applications in various fields. *Applied Sciences*, 14(13), 5454. <https://doi.org/10.3390/app14135454>
- [9] Lestandy, M., & Nugraha, A. 2025. UAV image classification of oil palm plants using CNN ensemble model. *Journal of Applied Informatics*, 9(4), 1312-1318.
- [10] Mulya, Y., & Siregar, R. 2024. Rancang bangun sistem pendeteksian hama dan penyakit pada tanaman sawit dengan sensor IoT. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK)*, 11(2), 287-296. <https://doi.org/10.25126/jtiik.20241128561>

-
- [11] Mulyatni, A. S., Pratiwi, D., Sasmita, M. A., Darmono, T. W., & Purwantara, A. 2022. Potensi electronic nose untuk mendeteksi penyakit busuk pangkal batang pada kelapa sawit. *E-Journal Menara Perkebunan*, 90(1). <https://doi.org/10.22302/iribb.jur.mp.v90i1.472>
- [12] Sanchez-Vega, J. A., Torres-Madronero, M. C., Lopez-Morales, J. A., & Restrepo-Giron, A. D. 2025. Automatic detection of Ceroxylon palms by deep learning in a protected area in Amazonas (NW Peru). *Forests*, 16(7), 1061. <https://doi.org/10.3390/f16071061>
- [13] Shehu, H. A., Uyaver, S., & Rasheed, J. 2025. YOLO for early detection and management of *Tuta absoluta*-induced tomato leaf diseases. *Frontiers in Plant Science*, 16, 1524630. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1524630>
- [14] Zakaria, L. 2023. Basal stem rot of oil palm: The pathogen, disease incidence, and control methods. In S. Sundram & A. Idris (Eds.), *Ganoderma Diseases of Perennial Crops: Biology, Detection and Management* (pp. 603-615). CABI Publishing. <https://doi.org/10.1079/9781800621596.0036>
- [15] Zhang, J., Li, Y., Wang, Q., Liu, H., Zhang, J., & Wang, Y. 2024. HR-YOLOv8: A crop growth status object detection method based on YOLOv8. *Electronics*, 13(9), 1620. <https://doi.org/10.3390/electronics13091620>
- [16] Zhou, Q., Li, Y., Gu, J., & Shao, J. 2024. Efficient optimized YOLOv8 model with extended vision. *Sensors*, 24(20), 6506. <https://doi.org/10.3390/s24206506>