

Tinjauan Literatur Sistematis Pendekatan *Deep Learning* untuk Deteksi dan Perhitungan Pohon Kelapa Sawit

Raden Gafur Wijayanto^{1*}, Reza Fauzi², Anton Satria Prabuwono³

¹Program Studi Magister Ilmu Komputer, Universitas Budi Luhur, Jakarta Selatan, DKI Jakarta
wijyantogafur@gmail.com

²Program Studi Magister Ilmu Komputer, Universitas Budi Luhur, Jakarta Selatan, DKI Jakarta
rf.reza Fauzi@gmail.com

³Program Studi Magister Ilmu Komputer, Universitas Budi Luhur, Jakarta Selatan, DKI Jakarta
antonsatria@budiluhur.ac.id

*Penulis Korespondensi

Abstrak — Kelapa sawit merupakan komoditas utama dalam industri perkebunan yang membutuhkan manajemen efektif, terutama dalam pendeteksian dan penghitungan pohon guna meningkatkan produktivitas dan efisiensi operasional. Pendekatan manual memiliki keterbatasan dalam akurasi dan efisiensi, sehingga deep learning menjadi solusi yang menjanjikan. Penelitian ini menerapkan metode Systematic Literature Review (SLR) untuk mengidentifikasi teknik terbaru dalam deteksi dan penghitungan pohon kelapa sawit menggunakan citra penginderaan jauh. Dari 15 artikel yang dianalisis (2019–2024), berbagai metode ditemukan, termasuk Multi-level Attention Domain Adaptation Network (MADAN), Multi-class Oil Palm Detection Approach (MOPAD), YOLO, CNN, ANN, dan ResNet, dengan sumber data dari Google Earth, citra satelit, serta UAV. YOLOv4 mencatat F1-Score tertinggi 97,74%, sedangkan ANN mencapai akurasi 98,29%. Pemanfaatan UAV terbukti meningkatkan akurasi deteksi dibandingkan citra satelit. Tantangan utama meliputi kebutuhan dataset berkualitas tinggi, variabilitas kondisi lingkungan, serta integrasi ke dalam sistem manajemen perkebunan. Studi ini menyimpulkan bahwa deep learning efektif dalam otomatisasi deteksi dan penghitungan pohon kelapa sawit, namun optimalisasi model dan pengembangan teknik baru masih diperlukan untuk meningkatkan akurasi serta penerapan dalam skala industri guna mendukung pertanian presisi dan keberlanjutan sektor perkebunan.

Kata Kunci — Perhitungan; Deep learning; Detection; Pohon Kelapa Sawit; Systematic Literature Review

Abstract — Oil palm is a major commodity in the plantation industry that requires effective management, particularly in tree detection and counting to improve productivity and operational efficiency. Manual approaches have limitations in accuracy and efficiency, making deep learning a promising solution. This study employs the Systematic Literature Review (SLR) method to identify the latest techniques for oil palm tree detection and counting using remote sensing imagery. From 15 analyzed articles (2019–2024), various methods were identified, including Multi-level Attention Domain Adaptation Network (MADAN), Multi-class Oil Palm Detection Approach (MOPAD), YOLO, CNN, ANN, and ResNet, utilizing data sources from Google Earth, satellite imagery, and UAVs. YOLOv4 recorded the highest F1-Score of 97.74%, while ANN achieved an accuracy of 98.29%. UAV utilization significantly improved detection accuracy compared to satellite imagery. Major challenges include the need for high-quality datasets, environmental variability, and integration into plantation management systems. This study concludes that deep learning is effective in automating oil palm tree detection and counting, but further optimization and method development are necessary to enhance accuracy and large-scale application, supporting precision agriculture and the sustainability of the plantation sector.

Keywords — Counting; Deep learning; Detection; Palm Oil Tree; Systematic Literature Review

I. PENDAHULUAN

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis*) merupakan salah satu komoditas perkebunan utama yang memiliki peran penting dalam perekonomian global, terutama di negara tropis. Indonesia dan Malaysia merupakan dua negara penghasil minyak sawit terbesar di dunia, dengan kontribusi gabungan sekitar 85% terhadap total produksi global, di mana Indonesia menyumbang 44% dan Malaysia 41% dari total produksi minyak sawit dunia [1]. Minyak sawit merupakan bahan baku utama dalam berbagai industri, termasuk pangan, biodiesel, dan sektor industri lainnya. Permintaan yang terus meningkat, baik untuk pasar domestik maupun internasional, telah mendorong ekspansi perkebunan kelapa sawit secara besar-besaran di wilayah tropis. Indonesia, sebagai produsen utama, diproyeksikan membutuhkan hingga 51 juta ton CPO pada tahun 2025 [2].

Manajemen perkebunan yang efektif menjadi kunci utama dalam meningkatkan produktivitas dan keuntungan dalam industri kelapa sawit. Salah satu aspek krusial dalam pengelolaan ini adalah penghitungan jumlah pohon secara akurat, yang diperlukan untuk pemantauan pertumbuhan tanaman, perencanaan panen, serta optimalisasi sumber daya [3]. Metode penghitungan manual yang masih banyak digunakan memerlukan banyak waktu dan tenaga kerja serta memiliki potensi tinggi terhadap kesalahan manusia.

Citra satelit yang digunakan untuk pemetaan perkebunan kelapa sawit memenuhi prinsip big data 5V: *volume*, *velocity*, *variety*, *veracity*, dan *value*. *Volume* merujuk pada jumlah data citra yang besar yang diperoleh melalui penginderaan jauh menggunakan satelit atau drone. *Variety* menggambarkan keberagaman jenis data citra, termasuk citra multispektral, hiperspektral, dan jenis citra lain yang relevan. Sementara itu, *value* menunjukkan manfaat yang dapat diperoleh dari analisis data citra ini, seperti peningkatan efisiensi produksi, optimasi operasional, dan pengambilan keputusan yang lebih akurat dalam pengelolaan perkebunan kelapa sawit.

Kemajuan teknologi yang pesat, terutama dalam penginderaan jauh beresolusi tinggi melalui satelit dan kendaraan udara tanpa awak (UAV/drone), telah memungkinkan deteksi serta penghitungan pohon secara otomatis. Studi terbaru menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *drone image recognition* dalam deteksi dan penghitungan pohon kelapa sawit secara otomatis [4]. Tantangan utama dalam tugas deteksi pohon kelapa sawit adalah variabilitas bentuk, ukuran, dan kondisi lingkungan pohon yang dapat dipengaruhi oleh bayangan, tutupan awan, serta keberadaan objek lain di sekitarnya. Faktor-faktor ini dapat menurunkan kualitas hasil deteksi dan menyebabkan tingkat kesalahan yang tinggi apabila tidak diimbangi dengan pendekatan analisis citra yang mampu menangani kompleksitas visual tersebut. Oleh karena itu, metode berbasis deep learning semakin banyak digunakan karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur yang kompleks dan melakukan klasifikasi objek secara lebih akurat dalam berbagai kondisi citra [5].

Karena kompleksitas tantangan dalam deteksi otomatis pohon kelapa sawit melalui citra penginderaan jauh, pendekatan berbasis *deep learning* menjadi semakin relevan. *Deep learning* merupakan cabang dari *machine learning* yang menggunakan arsitektur jaringan saraf berlapis-lapis (*deep neural networks*) untuk mengenali pola-pola kompleks dalam data [6]. Studi menunjukkan bahwa deep learning memberikan kinerja unggul dalam klasifikasi citra, pengenalan objek, dan model prediktif berbasis data visual secara menyeluruh, menjadikannya alat yang efektif dalam konteks pemrosesan citra dan penginderaan jauh [5]. Dengan kemampuannya dalam memproses data dalam jumlah besar dan menghasilkan wawasan yang lebih akurat, *deep learning* memainkan peran penting dalam otomatisasi bisnis dan peningkatan efisiensi operasional. Sektor pertanian merupakan pilar utama dalam mendukung keberlanjutan global dan pertumbuhan ekonomi karena perannya dalam ketahanan pangan, pembangunan ekonomi, dan pelestarian lingkungan [7] [8], penerapan *deep learning* semakin luas guna meningkatkan efisiensi dan menyelesaikan berbagai tantangan. *Deep learning* memiliki kemampuan dalam mengekstraksi fitur secara otomatis dari citra, sehingga dapat mengenali pola dengan akurasi tinggi. Oleh karena itu, teknologi *deep learning* menawarkan solusi yang menjanjikan dalam deteksi dan penghitungan pohon kelapa sawit secara otomatis menggunakan citra penginderaan jauh atau citra udara [4].

Integrasi *deep learning* dalam pengelolaan perkebunan kelapa sawit memberikan berbagai manfaat, di antaranya:

1. Akurasi lebih tinggi: Model *deep learning* mampu mencapai tingkat ketepatan yang tinggi dalam mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit, sehingga dapat meminimalkan kesalahan yang berpengaruh terhadap hasil panen dan profitabilitas pertanian presisi [9] [10].
2. Efisiensi dan skalabilitas: Algoritma *deep learning* dapat memproses data citra dalam jumlah besar dengan cepat, memungkinkan analisis perkebunan dalam skala luas serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat dan tepat [11].
3. Efektivitas biaya: Penggunaan *deep learning* dalam otomatisasi deteksi dan penghitungan pohon dapat mengurangi ketergantungan terhadap tenaga kerja manual serta meningkatkan efisiensi alokasi sumber daya, seperti dalam aplikasi pupuk dan pestisida yang lebih terarah [12].

Meskipun *deep learning* menawarkan prospek yang menjanjikan dalam deteksi dan penghitungan pohon kelapa sawit, masih terdapat beberapa tantangan yang perlu diatasi. Di antaranya adalah kebutuhan dataset berkualitas tinggi dalam jumlah besar untuk pelatihan model, dampak faktor lingkungan terhadap

kinerja model, serta integrasi solusi berbasis *deep learning* ke dalam sistem manajemen perkebunan yang sudah ada.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan metode *Systematic Literature Review* (SLR) guna menelusuri literatur dengan pendekatan yang terstruktur dan objektif, dengan tujuan menghimpun, menganalisis, serta menyimpulkan bukti-bukti yang valid dan relevan terkait topik yang dikaji [13]. Pendekatan ini diharapkan dapat menyediakan referensi yang dapat diandalkan untuk mendukung pengambilan keputusan, baik dari aspek teknis maupun strategis, serta mendorong penelitian lebih lanjut dalam bidang ini.

Untuk memastikan ketepatan dalam penelitian, peneliti mengikuti tahapan yang ketat sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Tahapan tersebut meliputi perencanaan yang matang, perumusan pertanyaan penelitian yang jelas, pencarian literatur secara sistematis, seleksi literatur dengan kriteria ketat untuk memastikan relevansi, serta ekstraksi informasi yang sesuai. Selanjutnya, dilakukan analisis data terhadap literatur yang telah terpilih guna memastikan bahwa hasil penelitian akurat dan selaras dengan tujuan awal penelitian [14].

Dengan menerapkan tahapan SLR secara disiplin, penelitian ini bertujuan untuk memberikan tinjauan literatur yang komprehensif, relevan, dan berkualitas mengenai penerapan *deep learning* dalam mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit dari citra penginderaan jauh atau citra udara.

Perencanaan

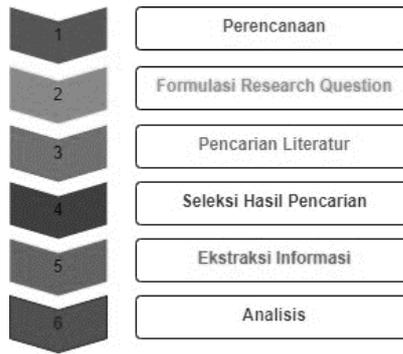
Tahapan ini menggambarkan fase awal penelitian yang mencakup sejumlah langkah krusial. Langkah pertama melibatkan penentuan konteks dan cakupan penelitian, termasuk identifikasi masalah atau pertanyaan utama yang akan dijawab. Selanjutnya, peneliti menentukan metode penelitian yang digunakan serta mengidentifikasi sumber literatur yang relevan untuk dianalisis. Dalam proses ini, juga dirancang metode ekstraksi informasi serta metode analisis data yang akan diterapkan dalam penelitian. Selain itu, ditetapkan pula objek penelitian dan batasan waktu.

Dalam penelitian ini, batasan waktu literatur yang dianalisis adalah dari tahun 2019 hingga 2024. Sumber literatur yang dipilih berasal dari beberapa penerbit besar dan terpercaya, seperti ScienceDirect, IEEE, MDPI, dan Google Scholar. Penerbit-penerbit ini dipilih karena menyediakan jurnal ilmiah berkualitas tinggi serta fitur yang memudahkan dalam pencarian dan akses referensi yang relevan dengan topik penelitian..

Formulasi *Research Question*

Tahapan ini berfokus pada perumusan pertanyaan penelitian yang menjadi landasan utama dalam studi ini. Penelitian ini bertujuan untuk secara sistematis mengkaji berbagai metode terbaru yang menerapkan *deep learning* dalam proses deteksi dan perhitungan pohon kelapa sawit. Berikut pertanyaan penelitian yang akan dijawab:

1. RQ1: Bagaimana distribusi literatur terkait penerapan *deep learning* dalam mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit sejak 2019?
2. RQ2: Bagaimana metode *deep learning* digunakan untuk mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit?
3. RQ3: Sumber data apa saja yang digunakan dalam penerapan *deep learning* untuk deteksi dan perhitungan pohon kelapa sawit?
4. RQ4: Bagaimana evaluasi hasil penerapan *deep learning* dalam deteksi dan perhitungan pohon kelapa sawit?



Gambar 1. Metode Penelitian

Tujuan dari pertanyaan penelitian ini adalah untuk:

1. Menyajikan gambaran umum penerapan *deep learning* di sektor pertanian, khususnya dalam industri kelapa sawit.
2. Mendeskripsikan metode pelatihan *deep learning* untuk menghitung pohon kelapa sawit dari citra penginderaan jauh.
3. Mengkaji sumber data yang digunakan dalam penerapan *deep learning* untuk deteksi dan penghitungan pohon kelapa sawit.
4. Mengevaluasi kinerja *deep learning* serta mengidentifikasi keunggulan dan keterbatasannya.
5. Mengidentifikasi kesenjangan pengetahuan dan merekomendasikan arah penelitian di masa depan untuk meningkatkan efisiensi penerapan *deep learning* dalam penghitungan pohon kelapa sawit.

Pencarian Literatur

Dalam tinjauan literatur ini, topik penelitian dipilih dengan cermat setelah mengkaji studi terkini tentang penerapan *deep learning* dalam pengelolaan perkebunan kelapa sawit. Fokus utama pencarian adalah penghitungan pohon kelapa sawit dengan pendekatan *deep learning*, pemanfaatan drone dalam deteksi pohon, serta identifikasi pohon kelapa sawit dalam skala besar. Pencarian literatur dilakukan dengan menggunakan kata kunci utama "oil palm tree" AND "*deep learning*" melalui database yang telah ditentukan, yaitu ScienceDirect, IEEE Xplore, MDPI, dan Google Scholar. Selanjutnya, abstrak dari artikel-artikel yang ditemukan dianalisis secara manual untuk mengidentifikasi sinonim dan variasi kata kunci tambahan yang relevan. Berdasarkan hasil analisis tersebut, dikembangkan string pencarian yang lebih kompleks guna memperluas cakupan dan menghindari terlewatnya studi yang relevan.. *String* pencarian akhir yang digunakan adalah: ("*deep AND learning*" OR "*big AND data*" OR "*convolutional neural network*") AND ("*oil AND palm AND tree*") AND ("*remote AND sensing*") AND ("*drone*" OR "*Unmanned AND automated AND vehicle*").

Seleksi Hasil Pencarian

Setelah mengeksekusi string pencarian di tiga database utama, yakni ScienceDirect, IEEE, MDPI, dan Google Scholar, seleksi awal dilakukan berdasarkan judul, abstrak, dan kata kunci. Seleksi akhir mempertimbangkan teks lengkap artikel untuk kategorisasi dan ekstraksi informasi yang relevan. Artikel yang tidak menerapkan *deep learning/machine learning* dalam perkebunan kelapa sawit dikecualikan dari studi ini. Dengan proses seleksi yang ketat, penelitian ini bertujuan untuk memberikan tinjauan literatur yang komprehensif dan relevan mengenai pemanfaatan *deep learning* dalam mendeteksi serta menghitung pohon kelapa sawit dari citra penginderaan jauh atau citra udara.

Ekstraksi Informasi

Pada tahap ini, peneliti mengumpulkan informasi dari literatur yang sesuai dengan pertanyaan penelitian yang telah dirumuskan dalam bagian II.B. Setiap literatur yang relevan dikaji untuk mengekstrak informasi utama, seperti judul, tahun publikasi, metode *deep learning* yang digunakan, jenis model *machine learning* yang diterapkan, serta teknik evaluasi yang digunakan dalam penelitian. Hasil ekstraksi ini akan dianalisis lebih lanjut dalam bagian selanjutnya dari penelitian.

Analisis

Tahap analisis dilakukan berdasarkan data yang dikumpulkan dari proses ekstraksi informasi. Pada tahap ini digunakan metode statistik deskriptif untuk menyajikan informasi secara sistematis dalam bentuk tabel dan grafik yang memuat data terkait tahun publikasi, metode yang digunakan, sumber data, serta hasil evaluasi dari masing-masing penelitian. Penggunaan statistik deskriptif ini bertujuan untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai tren, pendekatan, dan karakteristik umum dari penelitian-penelitian terdahulu, sehingga mempermudah dalam mengidentifikasi tahun, frekuensi penggunaan metode tertentu, serta evaluasi kinerjanya. Hasil analisis kemudian diinterpretasikan guna menjawab seluruh pertanyaan penelitian serta menyusun kesimpulan yang sejalan dengan topik yang diteliti. Interpretasi dan hasil analisis akan dipaparkan secara rinci dalam bagian berikutnya dari penelitian ini.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pencarian

Hasil penyaringan menghasilkan 15 artikel yang menjadi dasar tinjauan literatur. Artikel-artikel ini diperoleh melalui proses penelusuran dan seleksi yang ketat. Pada tahap awal, ditemukan 55 artikel dengan menggunakan kata kunci "oil palm tree" atau "pohon kelapa sawit" serta "deep learning" pada judul, serta menggunakan filter rentang tahun 2019 hingga 2024.

Penyaringan awal ini masih mencakup berbagai jenis literatur, seperti *review articles*, *conference abstracts*, *editorials*, dan *research articles*, sehingga diperlukan proses seleksi selanjutnya. Pada tahap berikutnya, hanya artikel yang tergolong dalam kategori *research articles* yang dipilih, sehingga jumlahnya berkurang menjadi 53 artikel.

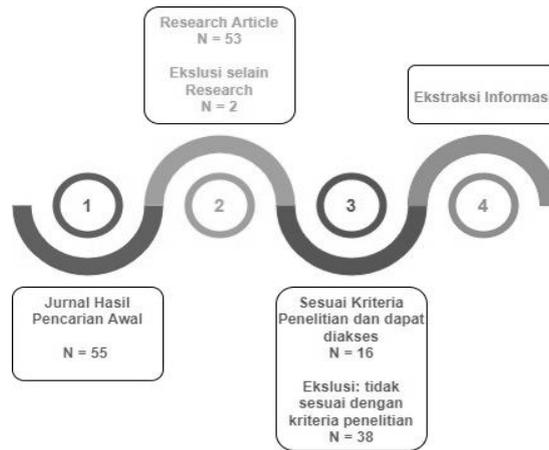
Pada tahap seleksi akhir, artikel yang dapat diakses secara gratis dianalisis lebih lanjut. Artikel yang terpilih kemudian diidentifikasi dan divalidasi isinya untuk memastikan relevansinya dengan penelitian ini. Setelah melalui proses penyaringan ini, jumlah literatur yang digunakan dalam penelitian sebanyak 15 artikel. Proses seleksi ini disajikan secara sistematis dalam Gambar 2.

Ekstraksi Informasi

Informasi yang diekstrak dari 15 artikel yang ditinjau telah dianalisis berdasarkan pertanyaan penelitian. Hasil ekstraksi ini dirangkum dalam tabel yang terdiri dari empat kolom utama. Kolom pertama mencantumkan nama penulis dan tahun publikasi artikel sebagai informasi dasar. Kolom kedua menjelaskan metode yang digunakan dalam mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit, termasuk algoritma *deep learning* yang diterapkan. Kolom ketiga mencatat jenis data yang digunakan dalam penelitian, seperti data dari citra satelit, *drone*, atau sumber penginderaan jauh lainnya. Kolom keempat merinci teknik evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model, seperti akurasi, *precision*, atau *F1-score*. Hasil ekstraksi ini dipaparkan lebih lanjut dalam Tabel 1.

Berdasarkan Tabel 1, terlihat bahwa berbagai studi terdahulu menggunakan metrik evaluasi yang berbeda-beda dalam mengukur performa model deteksi objek kelapa sawit. Metrik yang paling umum digunakan antara lain *F1-score*, akurasi, dan presisi, serta metrik lainnya seperti koefisien kappa dan *average true positive rate*. Variasi metrik ini umumnya disebabkan oleh perbedaan tujuan penelitian, jenis data yang digunakan, serta karakteristik distribusi kelas dalam masing-masing studi. Oleh karena itu, perbandingan langsung antar studi perlu dilakukan secara hati-hati agar tidak menimbulkan bias dalam interpretasi performa model.

Dalam kajian literatur ini, selain nilai numerik dari metrik evaluasi, informasi mengenai metode dan sumber data dari tiap penelitian juga disajikan (lihat Tabel 1), guna memberikan gambaran yang lebih utuh terhadap performa model *deep learning* yang dikaji. Dengan mempertimbangkan karakteristik data dan tujuan model deteksi objek, *F1-score* dinilai sebagai metrik yang paling sesuai untuk studi ini, karena mampu merepresentasikan keseimbangan antara kemampuan mendeteksi objek (*recall*) dan keakuratan deteksi (*precision*), terutama pada data UAV atau citra satelit dengan kelas tidak seimbang.



Gambar 2. Seleksi Literatur

Tabel 1. Hasil Ekstraksi Informasi

Nomor Sitasi	Tahun	Metode	Sumber Data	Hasil dan Evaluasi
[15]	2019	Two-Stage Convolutional Neural Networks (TS-CNN), Single Stage CNN, Random Forest, ANN, SVM	Citra Satelit QuickBird	F1-Score 94,99%
[16]	2020	Multi-level Attention Domain Adaptation Network (MADAN). Menggunakan 4 tahapan prosedur	QuickBird, Google Earth. Resolusi Spasial very high	F1-Score 84,81%
[17]	2021	Multi-class Oil Palm Detection approach (MOPAD)	Aircraft Skywalker X8 dan Camera Sony A6000.	F1-Score 87,91% untuk lokasi 1 dan 99,04% untuk lokasi 2
[18]	2021	Generalisasi Maximum Mean Discrepancy Deep Reconstruction Classification Network (MMD-DRCN)	Google Earth dan QuickBird. Resolusi Spasial 4 gambar dengan resolusi spasial 0,6m.	F1-score rata-rata di 4 lokasi 82,70%
[19]	2021	Resnet-50, VGG-16	Drone DJI Phantom 4 Pro	F1-scores 95,09% untuk pohon kelapa sawit, 92,07% untuk identifikasi pohon sehat, dan 86,96% untuk deteksi pohon tidak sehat
[20]	2022	Image Segmentation with Otsu method	Microsoft Bing Maps Very High Resolutions (VHR) dan UAV satellite imagery	Average True Postitif Rate 88 - 97%
[21]	2022	Multi Layer Perceptron	UAV yang menangkap gambar RGB dan HSI	Akurasi 86,67%
[22]	2022	Artificial Neural Network (ANN) dan Parallelepiped Classifier	Satelit Landsat-8 Top-of-Atmosphere reflectance (TOA) dan Sentinel-1C	Akurasi 98,29% dan Koefisien Kappa 0,97
[23]	2022	YOLOv3, YOLOv4, YOLOv5m	Drone menggunakan Fixed Wing VTOL	F1-score 97,28% untuk YOLOv3, 97,74% untuk YOLOv4, dan 94,4% untuk YOLOv5m
[24]	2022	ResNet-34 dan ResNet-50	UAV Drone	Akurasi 71%
[25]	2023	YOLOv3	Microsoft Bing Maps Very High Resolutions (VHR) dan UAV satellite imagery	F1-score YOLOv3 sebesar 91,05%
[26]	2023	Model OPTIMAL-IPB (Oil Palm Tree Identification based on	Pleiades, GeoEye, Google Earth.	Average F1-Score Pleiades 92,5%, GeoEye 94,39% dan Google Earth 93,8%

<i>Machine learning</i> - IPB University)				
[27]	2023	Template Matching dan Faster R-CNN	UAV Drone	Accuracy Template Matching 91,58% dan Faster R-CNN 97,98%
[28]	2023	YOLOv8	Citra satelit resolusi tinggi	Presisi 0,789, Recall 0,959
[29]	2024	CNN dan YOLO	UAV Drone	Akurasi 88%
[30]	2024	YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv5l, dan YOLOv5x	UAV Drone 3 wilayah	YOLOv5m F1-score sebesar 0.783 untuk wilayah 1, 0.449 untuk wilayah 2, dan 0.810 untuk wilayah 3

Sebaran *Literatur Review*

Bagian ini membahas distribusi artikel per tahun dari tahun 2019 hingga tahun 2024. Berdasarkan hasil pencarian sebagaimana gambar 3, ditemukan 1 jurnal yang terbit pada 2019, 1 jurnal pada 2020, kemudian meningkat menjadi 3 jurnal pada 2021, dan meningkat menjadi 5 jurnal pada 2022, 4 jurnal pada 2023, dan 2 jurnal pada 2024.

Untuk mengidentifikasi metode yang paling efektif, diperlukan tinjauan literatur terbaru yang mengevaluasi berbagai teknik yang telah diterapkan. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi metode dengan hasil optimal, dengan mempertimbangkan kelebihan dan kekurangan masing-masing teknik. Jumlah artikel dalam kategori ini menunjukkan tren peningkatan dari tahun 2019 hingga 2024.

Metode *Deep Learning*

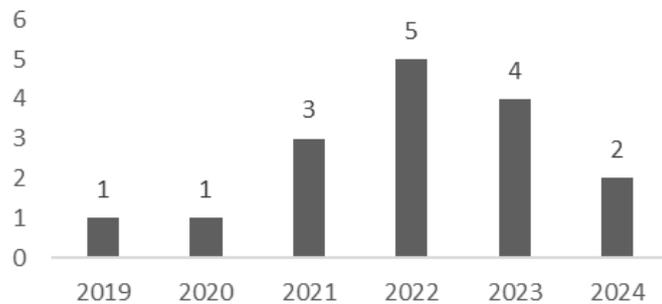
Bagian ini menguraikan berbagai metode *deep learning* yang digunakan dalam mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit. Metode yang paling umum digunakan adalah YOLO, yang diterapkan dalam 5 jurnal dengan berbagai versi. Metode berbasis YOLO (*You Only Look Once*) banyak digunakan dalam beberapa penelitian, seperti dalam jurnal [23], [25], [28], [29], dan [30]. YOLO dikenal sebagai salah satu metode deteksi objek *real-time* yang sangat cepat dibandingkan dengan metode seperti Faster R-CNN. Versi YOLO yang digunakan beragam, mulai dari YOLOv3 dan YOLOv4 dalam jurnal [25] dan [23] hingga YOLOv5 dan YOLOv8 dalam jurnal [30] dan [28]. Versi tertinggi yang digunakan adalah YOLOv8, sedangkan versi yang paling banyak digunakan adalah YOLOv5. Keunggulan utama YOLO adalah kemampuannya dalam mendeteksi pohon sawit dalam sekali pemrosesan gambar, menjadikannya pilihan utama dalam penelitian yang membutuhkan proses deteksi cepat dengan tingkat akurasi tinggi.

Selain YOLO, metode lain yang banyak digunakan adalah CNN, yang dibandingkan dengan metode lain dalam 3 jurnal, seperti dalam jurnal [15], [29], dan [24]. CNN digunakan dalam berbagai bentuk, misalnya *Two-Stage CNN* (TS-CNN) dalam jurnal [15], serta kombinasi CNN dan YOLO dalam jurnal [29]. Sementara itu, dalam jurnal [24], digunakan ResNet-34 dan ResNet-50, yang merupakan arsitektur CNN yang lebih dalam, untuk meningkatkan akurasi dalam mendeteksi pohon sawit dari citra UAV.

Beberapa penelitian juga menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) seperti dalam jurnal beberapa penelitian juga menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) seperti dalam jurnal [22] dan [15]. ANN digunakan terutama untuk klasifikasi tutupan lahan (*land cover classification*) dalam citra satelit, di mana ANN sering dikombinasikan dengan metode lain seperti *Parallelepiped Classifier* dan *Two-Stage Convolutional Neural Network* (TS-CNN). TS-CNN dalam jurnal [15]. bekerja dengan dua tahap klasifikasi, yaitu klasifikasi tutupan lahan pada tahap pertama, dan klasifikasi objek sawit pada tahap kedua.

Selain metode utama yang telah disebutkan, terdapat beberapa metode lain yang digunakan, seperti MADAN, *Image Segmentation*, *Multi Layer Perceptron*, dan MOPAD. *Multi-level Attention Domain Adaptation Network* (MADAN) yang digunakan dalam jurnal [16] merupakan teknik *deep learning* yang dirancang untuk menyesuaikan model deteksi objek dengan berbagai domain geografis. Metode ini menggabungkan *spatial attention*, *channel attention*, dan *domain attention* untuk memastikan fitur yang dipelajari dari satu wilayah dapat diadaptasi ke wilayah lain tanpa kehilangan akurasi. Teknik ini diterapkan dengan *adversarial learning*, di mana *domain discriminator* digunakan untuk menyesuaikan fitur yang berasal dari berbagai domain data.

Sementara itu, dalam jurnal [17], digunakan metode *Multi-class Oil Palm Detection Approach* (MOPAD) yang tidak hanya mendeteksi pohon sawit tetapi juga mengklasifikasikan kondisi kesehatannya. Metode ini memanfaatkan UAV untuk menangkap gambar resolusi tinggi, yang kemudian diproses dengan teknik segmentasi dan *object detection* berbasis CNN. Pohon sawit dikategorikan ke dalam empat kelas, yaitu pohon sehat, pohon mati, pohon kerdil, dan pohon kekuningan (defisiensi nutrisi).



Gambar 3. Sebaran Literatur Per Tahun

Sumber Data

Bagian ini membahas sumber data yang digunakan dalam penerapan deep learning untuk mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit. Beragam sumber data digunakan dalam penelitian ini, yang dapat dikategorikan menjadi tiga sumber utama, yaitu Google Earth, citra satelit, dan drone (UAV – Unmanned Aerial Vehicle). Masing-masing sumber memiliki karakteristik yang memengaruhi akurasi model deep learning dalam mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit.

1. Google Earth

Sebanyak 3 jurnal menggunakan data dari Google Earth, karena citra yang disediakan memiliki resolusi tinggi dan mencakup cakupan wilayah yang luas. Penggunaan Google Earth memungkinkan analisis data dalam skala besar dengan biaya lebih rendah dibandingkan dengan citra satelit komersial. Namun, keterbatasannya adalah inkonsistensi resolusi dan pembaruan data yang tidak selalu real-time. Beberapa penelitian, seperti dalam jurnal [16] dan [18], memanfaatkan Google Earth sebagai referensi untuk pelabelan dataset serta validasi model deep learning yang dikembangkan.

2. Citra Satelit

Sebanyak 4 jurnal menggunakan citra satelit, seperti Landsat-8, Sentinel-1C, dan QuickBird, karena ketersediaan data multi-spektral dan kemampuan cakupan wilayah luas untuk pemetaan lahan sawit. Citra satelit sangat berguna dalam analisis perubahan lahan dan deteksi deforestasi akibat ekspansi perkebunan sawit.

- a. QuickBird digunakan dalam jurnal [16] dan [18], karena memiliki resolusi spasial sangat tinggi (VHR – Very High Resolution), yang memungkinkan deteksi pohon individu dari gambar satelit.
- b. Pleiades, GeoEye, dan Microsoft Bing Maps digunakan dalam jurnal [26], yang menunjukkan bahwa berbagai sumber satelit dapat dikombinasikan untuk meningkatkan akurasi deteksi pohon sawit dengan model deep learning.
- c. Landsat-8 TOA dan Sentinel-1C dalam jurnal [22] digunakan dalam klasifikasi tutupan lahan menggunakan Artificial Neural Network (ANN), yang menunjukkan bahwa data satelit juga dapat digunakan untuk analisis lebih luas, seperti pemetaan kesehatan lahan dan kondisi lingkungan sekitar perkebunan.

Meskipun citra satelit menawarkan cakupan luas, tantangan utama dalam penggunaannya adalah resolusi spasial yang terbatas dan pengaruh faktor atmosfer, seperti awan dan bayangan, yang dapat mengganggu akurasi deteksi pohon sawit.

3. Drone (UAV – Unmanned Aerial Vehicle)

Sebanyak 7 jurnal menggunakan drone (UAV) sebagai sumber data utama karena drone mampu menangkap citra beresolusi sangat tinggi dengan fleksibilitas waktu pengambilan data. Keunggulan utama drone dibandingkan citra satelit adalah kemampuan menangkap gambar real-time dengan sudut pengambilan gambar yang dapat disesuaikan.

- a. Jurnal [17] menggunakan UAV dengan kamera Skywalker X8, yang memungkinkan pengambilan data dengan resolusi tinggi untuk Multi-class Oil Palm Detection Approach (MOPAD).
- b. Jurnal [19] menggunakan drone DJI Phantom 4 Pro dalam model ResNet-50 dan VGG-16, yang menunjukkan bahwa UAV dapat mendukung klasifikasi kondisi kesehatan pohon sawit.
- c. Jurnal [23], [24], dan [30] menggunakan berbagai drone untuk mendukung model berbasis YOLO dan CNN, yang menunjukkan bahwa penggunaan UAV sangat efektif dalam meningkatkan akurasi deteksi dibandingkan dengan data satelit.
- d. Jurnal [27] menggunakan UAV dalam kombinasi Template Matching dan Faster R-CNN, yang membuktikan bahwa UAV dapat digunakan untuk penghitungan pohon sawit secara otomatis dengan akurasi lebih dari 97%.

Namun, penggunaan drone memiliki tantangan tersendiri, seperti keterbatasan cakupan wilayah, biaya operasional yang tinggi, serta persyaratan perizinan penerbangan di beberapa negara.

Evaluasi

Penelitian ini menggunakan berbagai metrik evaluasi untuk mengukur efektivitas metode deep learning dalam mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit. Metrik utama yang digunakan meliputi *F1-Score*, Akurasi, *True Positive Rate* (TPR), *Precision*, *Recall*, dan Koefisien Kappa. *F1-Score* menjadi metrik yang paling sering digunakan karena mampu menyeimbangkan *Precision* dan *Recall*, terutama dalam dataset yang tidak seimbang. Dari hasil tinjauan literatur, nilai *F1-Score* terendah ditemukan pada model YOLO dengan skor 80%, sementara sebagian besar penelitian mencatat *F1-Score* di atas 90%, menunjukkan bahwa metode deep learning yang diterapkan cukup andal. Skor tertinggi, yaitu 97%, diperoleh dalam penelitian yang menggunakan YOLOv4 dengan data dari drone [23], yang membuktikan bahwa pemanfaatan UAV dapat meningkatkan akurasi model dibandingkan dengan citra satelit. Model berbasis CNN juga menunjukkan hasil yang bervariasi dengan *F1-Score* berkisar antara 86% hingga 95% tergantung pada kualitas data dan kompleksitas arsitektur yang digunakan [19] [27].

Selain *F1-Score*, akurasi juga digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. Nilai akurasi terendah ditemukan pada metode ResNet dengan 71% [24], sedangkan model ANN dalam Jurnal [22] memiliki akurasi tertinggi sebesar 98.29%. Hal ini menunjukkan bahwa model ANN dapat memberikan performa sangat baik dalam klasifikasi tutupan lahan sawit jika data yang digunakan memiliki fitur yang cukup representatif. Untuk metrik *Precision* dan *Recall*, YOLOv8 dalam jurnal [28] memiliki *Precision* sebesar 0.789 dan *Recall* sebesar 0.959, yang menunjukkan bahwa model ini lebih baik dalam mendeteksi pohon sawit, tetapi masih memiliki sedikit kesalahan dalam prediksi positif palsu. Sementara itu, penelitian yang membandingkan berbagai versi YOLO menemukan bahwa YOLOv4 memiliki performa terbaik dengan *F1-Score* 97.74%, sedangkan YOLOv5m sedikit lebih rendah dengan 94.4% [23].

Beberapa penelitian juga menggunakan *True Positive Rate* (TPR) dan Koefisien Kappa untuk mengevaluasi model. Metode segmentasi citra menggunakan Otsu dalam jurnal [20] mencatat TPR antara 88% - 97%, menunjukkan bahwa teknik segmentasi dapat memberikan hasil yang cukup akurat, meskipun kurang optimal dibandingkan deep learning. Sementara itu, penelitian yang menggunakan ANN dan Parallelepiped Classifier dalam jurnal [22] mencatat Koefisien Kappa sebesar 0.97, yang menunjukkan bahwa hasil prediksi model memiliki kesepakatan yang sangat baik dengan data referensi.

Berdasarkan hasil evaluasi ini, dapat disimpulkan bahwa model berbasis YOLO memiliki performa deteksi yang sangat baik, dengan *F1-Score* rata-rata di atas 90%, tetapi memerlukan pengolahan data yang optimal untuk meningkatkan akurasi pada dataset yang lebih kompleks. Metode berbasis CNN dan ResNet menunjukkan hasil yang bervariasi, dengan akurasi yang dapat turun jika data yang digunakan memiliki banyak variasi atau noise. Penggunaan UAV sebagai sumber data terbukti meningkatkan akurasi model deep learning, dengan YOLOv5 pada drone mencapai *F1-Score* tertinggi 97%. Meskipun metode segmentasi seperti Otsu memiliki tingkat keberhasilan yang tinggi dalam mendeteksi pohon, hasilnya masih kurang optimal dibandingkan deep learning. Selain itu, Koefisien Kappa yang tinggi dalam beberapa penelitian menunjukkan bahwa model deep learning memiliki kemampuan generalisasi yang baik jika dilatih dengan dataset berkualitas tinggi. Secara keseluruhan, evaluasi ini menunjukkan bahwa deep learning telah terbukti efektif dalam deteksi dan penghitungan pohon kelapa sawit, tetapi masih terdapat tantangan dalam optimalisasi model dan penyesuaian parameter untuk meningkatkan akurasi serta efisiensi perhitungan dalam skala besar.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil memberikan jawaban atas semua pertanyaan penelitian yang dikemukakan dalam bagian metodologi. Sebagai langkah pertama, distribusi literatur penelitian dianalisis untuk menjawab RQ1. Kedua, metode pemanfaatan *deep learning* dalam mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit dijabarkan untuk menjawab RQ2. Selanjutnya, teknik-teknik yang digunakan dalam memanfaatkan *deep learning* untuk tujuan ini dijelaskan secara rinci untuk menjawab RQ3. Terakhir, hasil dari penerapan *deep learning* dalam mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit diuraikan untuk menjawab RQ4.

Penelitian ini menerapkan metode *Systematic Literature Review* (SLR) terhadap 15 artikel yang diterbitkan antara tahun 2019 hingga 2024. Dari batasan waktu tersebut, ditemukan berbagai metode baru yang relevan dengan pemanfaatan *deep learning* dalam mendeteksi dan menghitung pohon kelapa sawit, yang menunjukkan kemajuan signifikan dibandingkan dengan penelitian sebelumnya [31] yaitu *Multi-level Attention Domain Adaptation Network* (MADAN) [16] dan *Multi-class Oil Palm Detection approach* (MOPAD) [17]. Berbagai metode *deep learning* seperti YOLO, MOPAD, ANN, ResNet, dan MADAN ditemukan digunakan dalam konteks deteksi dan penghitungan pohon kelapa sawit. Sumber data meliputi citra satelit, drone (UAV), dan platform seperti Google Earth dan QuickBird. Evaluasi performa model dilakukan dengan menggunakan metrik seperti F1-Score, Akurasi, Precision, Recall, dan Koefisien Kappa.

Hasil tinjauan menunjukkan bahwa YOLOv4 mencatat F1-Score tertinggi sebesar 97,74% [23], sementara ANN mencapai akurasi sebesar 98,29% [22], menjadikannya model dengan performa terbaik dalam studi yang ditinjau. Dari sisi sumber data, penggunaan UAV terbukti menghasilkan akurasi deteksi yang lebih tinggi dibandingkan citra satelit, terutama pada area dengan tutupan vegetasi yang padat dan variabilitas kondisi lingkungan.

Setiap model memiliki keunggulan dan keterbatasan tergantung pada konteks aplikasinya. Misalnya, YOLO unggul dalam kecepatan deteksi dan efisiensi untuk aplikasi real-time, namun cenderung kurang akurat dalam mendeteksi objek kecil yang saling tumpang tindih. Sementara itu, ANN lebih kuat dalam akurasi klasifikasi, tetapi membutuhkan data yang lebih rinci dan terstruktur agar hasilnya optimal. Selain itu, variabilitas jenis data, sumber citra, dan kondisi pencahayaan juga menjadi faktor yang memengaruhi kinerja masing-masing pendekatan.

Meskipun berbagai metode telah dikembangkan, peluang untuk melakukan penyempurnaan terhadap arsitektur model maupun teknik deteksi yang ada masih sangat terbuka. Tantangan seperti kebutuhan dataset berkualitas tinggi, variabilitas kondisi lingkungan, dan integrasi ke dalam sistem manajemen perkebunan menjadi faktor kunci yang mendorong perlunya inovasi berkelanjutan. Oleh karena itu, pengembangan metode baru dan peningkatan akurasi model *deep learning* perlu terus diupayakan agar penerapannya dalam skala industri dapat lebih optimal dan efektif dalam mendukung pertanian presisi serta keberlanjutan sektor kelapa sawit.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] E. Onoja, S. Chandren, F. I. Abdul Razak, N. A. Mahat, and R. A. Wahab, "Oil Palm (*Elaeis guineensis*) Biomass in Malaysia: The Present and Future Prospects," Aug. 01, 2019, *Springer Netherlands*. doi: 10.1007/s12649-018-0258-1.
- [2] D. Khatiwada, C. Palmén, and S. Silveira, "Evaluating the palm oil demand in Indonesia: production trends, yields, and emerging issues," *Biofuels*, vol. 12, no. 2, pp. 135–147, 2021, doi: 10.1080/17597269.2018.1461520.
- [3] A. Abubakar, S. Kasim, M. Y. Ishak, and M. K. Uddin, "Maximizing Oil Palm Yield: Innovative Replanting Strategies for Sustainable Productivity," Oct. 01, 2023, *Bilingual Publishing Group*. doi: 10.30564/jees.v5i2.5904.
- [4] I. N. Md Rodi and S. Daliman, "Optimizing Oil Palm Tree Inventory Management with Advanced Drone-Based Image Recognition Techniques," *Malaysian Journal of Bioengineering and Technology (MJBET)*, vol. 1, no. 1, pp. 66–81, Jun. 2024, doi: 10.70464/mjbet.v1i1.1274.
- [5] N. Amelia, S. A. Wibowo, and C. Setianingsih, "Improved Small Object Detection with YOLOv8 in Remote Sensing Imagery: Architecture Modifications and Loss Function Optimization," in

- 2024 7th International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT), IEEE, Nov. 2024, pp. 246–251. doi: 10.1109/ICOIACT64819.2024.10913393.
- [6] M. Roopesh, N. Nishat, I. Arif, and A. E. Bajwa, “A Comprehensive Review of Machine Learning and Deep Learning Applications in Cybersecurity: An Interdisciplinary Approach,” *ACADEMIC JOURNAL ON SCIENCE, TECHNOLOGY, ENGINEERING & MATHEMATICS EDUCATION*, vol. 4, no. 04, pp. 37–53, Oct. 2024, doi: 10.69593/ajsteme.v4i04.118.
- [7] A. Verardi *et al.*, “Tenebrio molitor Frass: A Cutting-Edge Biofertilizer for Sustainable Agriculture and Advanced Adsorbent Precursor for Environmental Remediation,” *Agronomy*, vol. 15, no. 3, p. 758, Mar. 2025, doi: 10.3390/agronomy15030758.
- [8] G. Kumari, A. Dwivedi, A. Shukla, and A. Yadav, “Impact of Sowing Techniques and Nano Urea Application on Wheat Growth Dynamics, Yield Potential and Economic Viability: A Comprehensive Review,” *Int J Plant Soil Sci*, vol. 37, no. 3, pp. 185–194, Mar. 2025, doi: 10.9734/ijpss/2025/v37i35358.
- [9] J. Agrawal and M. Y. Arafat, “Transforming Farming: A Review of AI-Powered UAV Technologies in Precision Agriculture,” *Drones*, vol. 8, no. 11, p. 664, Nov. 2024, doi: 10.3390/drones8110664.
- [10] G. Sheetanshu *et al.*, “Modern optical sensing technologies and their applications in agriculture,” *Afr J Agric Res*, vol. 20, no. 10, pp. 896–909, Oct. 2024, doi: 10.5897/AJAR2024.16714.
- [11] R. P. Sishodia, R. L. Ray, and S. K. Singh, “Applications of Remote Sensing in Precision Agriculture: A Review,” *Remote Sens (Basel)*, vol. 12, no. 19, p. 3136, Sep. 2020, doi: 10.3390/rs12193136.
- [12] Md. N. Mowla, N. Mowla, A. F. M. S. Shah, K. M. Rabie, and T. Shongwe, “Internet of Things and Wireless Sensor Networks for Smart Agriculture Applications: A Survey,” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 145813–145852, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3346299.
- [13] W. Mengist, T. Soromessa, and G. Legese, “Method for conducting systematic literature review and meta-analysis for environmental science research,” *MethodsX*, vol. 7, p. 100777, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.mex.2019.100777.
- [14] E. A. Felix and S. P. Lee, “Systematic literature review of preprocessing techniques for imbalanced data,” *IET Software*, vol. 13, no. 6, pp. 479–496, Dec. 2019, doi: 10.1049/iet-sen.2018.5193.
- [15] W. Li, R. Dong, H. Fu, and L. Yu, “Large-scale oil palm tree detection from high-resolution satellite images using two-stage convolutional neural networks,” *Remote Sens (Basel)*, vol. 11, no. 1, Jan. 2019, doi: 10.3390/rs11010011.
- [16] J. Zheng *et al.*, “Cross-regional oil palm tree counting and detection via a multi-level attention domain adaptation network,” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 167, pp. 154–177, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2020.07.002.
- [17] J. Zheng *et al.*, “Growing status observation for oil palm trees using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) images,” *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 173, pp. 95–121, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2021.01.008.
- [18] J. Zheng, W. Wu, S. Yuan, H. Fu, W. Li, and L. Yu, “Multisource-Domain Generalization-Based Oil Palm Tree Detection Using Very-High-Resolution (VHR) Satellite Images,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 19, 2022, doi: 10.1109/LGRS.2021.3061726.
- [19] K. Yarak, A. Witayangkurn, K. Kritiyutanont, C. Arunplod, and R. Shibasaki, “Oil palm tree detection and health classification on high-resolution imagery using deep learning,” *Agriculture (Switzerland)*, vol. 11, no. 2, pp. 1–17, Feb. 2021, doi: 10.3390/agriculture11020183.
- [20] Y. C. Putra, A. W. Wijayanto, and G. A. Chulafak, “Oil palm trees detection and counting on Microsoft Bing Maps Very High Resolution (VHR) satellite imagery and Unmanned Aerial Vehicles (UAV) data using image processing thresholding approach,” *Ecol Inform*, vol. 72, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.ecoinf.2022.101878.
- [21] C. C. Lee, V. C. Koo, T. S. Lim, Y. P. Lee, and H. Abidin, “A multi-layer perceptron-based approach for early detection of BSR disease in oil palm trees using hyperspectral images,” *Heliyon*, vol. 8, no. 4, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.heliyon.2022.e09252.

- [22] M. A. A. Asming, A. M. Ibrahim, and I. M. Abir, "Processing and classification of landsat and sentinel images for oil palm plantation detection," *Remote Sens Appl*, vol. 26, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.rsase.2022.100747.
- [23] H. Wibowo, I. S. Sitanggang, M. Mushthofa, and H. A. Adrianto, "Large-Scale Oil Palm Trees Detection from High-Resolution Remote Sensing Images Using Deep Learning," *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 6, no. 3, Sep. 2022, doi: 10.3390/bdcc6030089.
- [24] S. Samuel, K. R. Prilianti, H. Setiawan, and P. Mimboro, "Metode Deteksi Pokok Pohon Secara Otomatis pada Citra Perkebunan Sawit Menggunakan Model Convolutional Neural Network (CNN) pada Perangkat Lunak Sistem Informasi Geografis," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 7, pp. 1689–1698, Dec. 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022976772.
- [25] Y. C. Putra and A. W. Wijayanto, "Automatic detection and counting of oil palm trees using remote sensing and object-based deep learning," *Remote Sens Appl*, vol. 29, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.rsase.2022.100914.
- [26] D. O. Pribadi *et al.*, "Mapping smallholder plantation as a key to sustainable oil palm: A deep learning approach to high-resolution satellite imagery," *Applied Geography*, vol. 153, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.apgeog.2023.102921.
- [27] S. T. Deyosky and M. I. Taftazani, "Perhitungan Jumlah Pohon Kelapa Sawit Pada Citra Ortofoto Menggunakan Algoritma Template Matching dan Faster R-CNN," *Journal of Geospatial Science and Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 44–51, Dec. 2023, doi: 10.22146/jgst.v1i1.5423.
- [28] M. R. Rahman, R. Kusumawati, and F. Fatimah, "Deteksi Objek Menghitung Pohon Kelapa Sawit Menggunakan Metode Deep Learning," *BINA: JURNAL PEMBANGUNAN DAERAH*, vol. 2, no. 1, pp. 45–51, Aug. 2023, doi: 10.62389/bina.v2i1.51.
- [29] D. Yana Armanto, S. Agustian Hudjimartsu, and E. Hermawan, "Identifikasi Perhitungan Pohon Kelapa Sawit Otomatis Dengan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 3, pp. 2648–2654, May 2024, doi: 10.36040/jati.v8i3.9525.
- [30] D. S. Prasvita, M. M. Santoni, and N. Falih, "Deteksi Pohon Kelapa Sawit dengan Pendekatan Deep Learning pada Citra Multispectral di Indonesia," *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 13, no. 2, Apr. 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i2.3753.
- [31] K. Kipli *et al.*, "Deep learning applications for oil palm tree detection and counting," Oct. 01, 2023, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.atech.2023.100241.