

Segmentasi Area Perkebunan Sawit Melalui Aerial Images Menggunakan Deep Learning

Novi¹, dan Hendrick^{2*}, Muhammad Rohfadli², Aulia Novira²

¹ Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Padang

² Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Padang

*Corresponding Author :hendrick@pnp.ac.id

Abstract— Pemantauan lahan sawit secara konvensional biasanya dilakukan dengan cara manual oleh petani yang mengerahkan beberapa orang untuk menyebar di area lahan. Namun, pendekatan ini membutuhkan waktu dan tenaga yang cukup besar, serta rentan terhadap ketidakakuratan dalam pemantauan. Sebagai alternatif, perusahaan besar yang mengelola lahan sawit umumnya menggunakan teknologi drone untuk memantau lahan, diikuti dengan penggunaan perangkat lunak analisis yang kompleks. Namun, pemanfaatan teknologi ini seringkali memerlukan biaya dan peralatan yang mahal. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pemantauan lahan sawit menggunakan teknologi yang lebih terjangkau dan praktis, yaitu dengan memanfaatkan drone yang tersedia di pasaran serta NVIDIA Jetson Nano sebagai perangkat pemrosesan gambar portabel. Sistem ini menggunakan metode deep learning, dengan mengimplementasikan algoritma You Only Look Once (YOLO) untuk deteksi objek dan Instance Segmentation untuk segmentasi area lahan sawit. YOLO memungkinkan pendeteksian objek secara real-time dengan akurasi tinggi, sementara Instance Segmentation memfasilitasi pemisahan area sawit secara lebih detail, yang akan membantu dalam analisis lebih mendalam. Dengan menggunakan peralatan yang lebih terjangkau dan portabel, penelitian ini bertujuan untuk mempermudah petani atau pihak terkait dalam memantau dan menganalisis kondisi lahan sawit secara efektif, efisien, dan dengan biaya yang lebih rendah dibandingkan dengan teknologi pemantauan konvensional atau yang digunakan perusahaan besar.

Keywords: drone, sawit, Yolo, Instant segmentation, NVIDIA Jetson nano

Abstrak— *Conventional monitoring of oil palm plantations is usually done manually by farmers, who deploy several people across the plantation area. However, this approach requires significant time and labor and is prone to inaccuracies in monitoring. As an alternative, large companies managing oil palm plantations typically use drone technology for monitoring, followed by the use of complex analysis software. However, this technology often requires expensive equipment and high costs. This research aims to develop an oil palm plantation monitoring system using more affordable and practical technology, utilizing commercially available drones and the portable NVIDIA Jetson Nano for image processing. This system uses deep learning methods, implementing the You Only Look Once (YOLO) algorithm for object detection and Instance Segmentation for segmenting the oil palm plantation area. YOLO enables real-time object detection with high accuracy, while Instance Segmentation facilitates more detailed separation of the plantation area, helping with deeper analysis. By using more affordable and portable equipment, this research aims to simplify the process for farmers or related parties to monitor and analyze the condition of oil palm plantations effectively, efficiently, and at a lower cost compared to conventional monitoring technologies or those used by large companies.*

Kata kunci: drone, palm oil, Yolo, Instant segmentation, NVIDIA Jetson nano

© 2024 Elektron Jurnal Ilmiah

I. PENDAHULUAN

Sawit merupakan salah satu hasil pertanian yang banyak dihasilkan di Sumatera Barat[1]. Perkebunan sawit yang dikelola secara pribadi cukup banyak dan sangat mendukung sektor Perkebunan[2]. Akan tetapi penambahan perkebunan ini tidak sejalan dengan penerapan teknologi. Hal ini menyebabkan kerugian bagi petani terutama pemilik Perkebunan. Salah satu masalah utama dalam Perkebunan adalah untuk memantau area sawit yang cukup luas[3]. Pemantauan ini berfungsi untuk melihat pertumbuhan sawit dan mengetahui jumlah pohon sawit yang ada di perkebunan tersebut. Teknologi ini sudah dimiliki oleh

Perkebunan sawit yang dikelola oleh Perusahaan dan sudah pasti memiliki harga yang cukup mahal. Untuk itu dibutuhkan sistem analisis gambar kebun sawit untuk menjawab masalah yang disebutkan di atas[4].

Salah satu metode yang umum digunakan untuk monitoring melalui udara adalah dengan menggunakan gambar yang diambil menggunakan drone. Sedangkan untuk memproses gambar dengan menggunakan Artificial Intelligence[5]. Metode Artificial intelligence yang berkaitan dengan ini adalah Deep Learning yang berfungsi untuk mendeteksi objek[6]. Metode yang digunakan di Deep Learning hampir sama dengan menggunakan Convolutional Neural Network, Region

Based Convolutional Neural Networks (R_CNN), You Only Look Once (YOLO), Single Shot MultiBox Detector (SSD), Mask R-CNN, Dab Transformers, EfficientDet, dan RetinaNet. Masing-masing metode tersebut memiliki tingkat keakuratan yang berbeda beda tergantung dengan objek yang akan dideteksi[7], [8], [9].

Khusus untuk penelitian ini, peneliti menggunakan metode YOLO dikarenakan beberapa hal seperti, memiliki besar model yang cukup kecil sehingga mudah untuk dideploy di embedded device seperti jetson nano, proses training tidak terlalu memakan waktu yang lama, dan tingkat keakuratan yang cukup tinggi untuk objek yang memiliki ukuran yang cukup kecil[10], [11]. Untuk memudahkan pemantauan maka di jetson nano, server inference, akan dilengkapi dengan display touch screen dan UPS sehingga server mudah di bawa di area perkebunan sawit. Sedangkan untuk segmentasi menggunakan model instant segmentation. Sehingga hasil dari penelitian ini adalah system pendeteksi pohon sawit dan segmentasi lahan sawit.

II. METODE

A. Riset di Bidang Sawit

Penelitian dibidang sawit sudah sering dilakukan, terkait dibidang monitoring menggunakan IoT, kualitas buah sawit, dan pendeteksian pohon sawit. Terkait dengan Internet of Things (IoT), salah satu penelitian terkait ini seperti monitoring kesuburan tanah perkebunan sawit[12]. Bukan hanya terkait monitoring kesuburan tanah, riset lain juga menunjukkan penelitian tentang penentuan kematangan buah sawit dengan menggunakan teknik spectroscopy[13], [14]. Sedangkan, terkait dengan pengolahan citra, riset terdahulu juga menunjukkan pendeteksian pohon sawit dapat dilakukan dengan menggunakan warna yang terdiri dari warna dasar RGB[15].

B. You Only Look Once (YOLO)

Algoritma You Only Look Once (YOLO) merupakan algoritma yang dirancang untuk pendeteksian objek secara real-time yang dikembangkan oleh Joseph Redmon dan Ali Farhadi pada tahun 2016. YOLO disebut sebagai salah satu algoritma pendeteksian objek berbasis Deep Learning dengan performa luar biasa karena memiliki tingkat kecepatan dan akurasi yang tinggi. Arsitektur YOLO mengambil dasar dari Convolutional Neural Network (CNN) dalam Deep Learning untuk mendeteksi keberadaan sebuah objek. CNN pada YOLO hanya menggunakan lapisan konvolusi dan pooling. Jumlah lapisan konvolusi akan sama nantinya dengan jumlah kelas dan jumlah kotak prediksi yang diinginkan[16].

Prinsip kerja dari algoritma YOLO yang dapat dilihat pada Gambar 2 yaitu dengan membagi gambar input menjadi sel grid. Jika pusat sebuah objek terletak dalam salah satu sel grid, maka sel grid bertanggung

jawab dalam deteksi objek tersebut. Lalu, setiap sel grid akan memprediksi beberapa kotak pembatas beserta nilai confidence dari setiap kotak pembatas. Sel grid yang memiliki objek akan memprediksi kemungkinan kelas yang terdeteksi di dalamnya, tanpa memperhatikan jumlah kotak pembatas. Dan untuk menghindari duplikasi deteksi, algoritma melakukan non-maximum suppression untuk memilih kotak pembatas yang paling sesuai dan memiliki tingkat confidence yang tinggi.



Gambar 1. You Only Look Once

C. Flask

Flask merupakan framework website yang dikembangkan dengan bahasa pemrograman Python. Flask adalah jenis microframework karena tidak memerlukan suatu alat atau library tertentu dalam penggunaannya. Fungsi umum seperti validasi form, database dan sebagainya tidak terpasang secara langsung pada framework karena fungsi tersebut disediakan oleh pihak ketiga dan Flask dapat menggunakannya seakan diimplementasikan oleh Flask sendiri. Flask juga memiliki fitur-fiturnya tersendiri seperti built-in development server, debugger cepat, integrated support untuk unit test, kompatibel dengan mesin aplikasi Google, RESTful request dispatching, Jinja templating, mendukung secure cookies, dan berbasis Unicode.

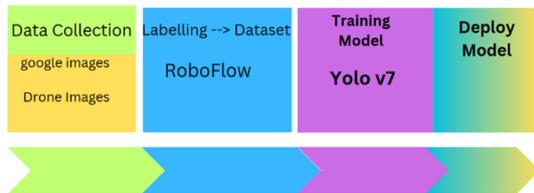
D. Jetson Nano

NVIDIA Jetson Nano adalah papan pengembangan yang dirancang khusus untuk proyek-proyek yang berkaitan dengan kecerdasan buatan (AI) dan pembelajaran mendalam (deep learning). Berikut adalah beberapa fitur utama dari NVIDIA Jetson Nano: Perangkat ini dilengkapi dengan GPU NVIDIA Maxwell yang memiliki 128 inti CUDA, didukung oleh CPU QuadCore ARM Cortex-A57 untuk kinerja yang optimal. Dengan RAM LPDDR4 sebesar 4 GB dan penyimpanan flash eMMC 16 GB 5.1, perangkat ini mampu menangani berbagai aplikasi dengan responsivitas tinggi. Untuk konektivitas, tersedia Gigabit Ethernet, port HDMI 2.0 atau DP 1.2, serta berbagai pilihan konektor lainnya. Selain itu, perangkat ini mendukung berbagai jenis I/O seperti SDIO, SPI, I2C, I2S, dan GPIO, sehingga fleksibel untuk berbagai kebutuhan integrasi. Dengan konsumsi daya yang

rendah, berkisar antara 5 hingga 10W, perangkat ini tetap efisien tanpa mengorbankan performa.

E. Metode Pengolahan Gambar

Untuk mendapatkan tujuan penelitian ini, maka akan dilakukan beberapa tahapan penelitian yang secara garis besar terdiri dari Data Collection, Labelling and Dataset, Training Model, dan Deploy Model. Proses ini seperti yang digambarkan pada gambar 3.



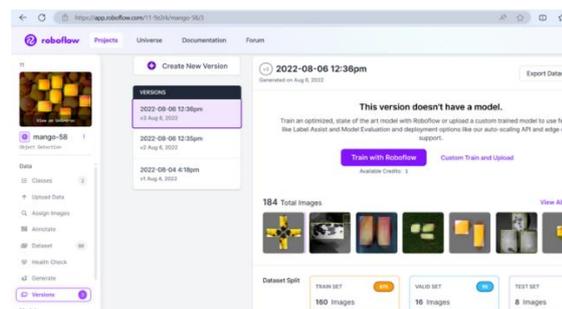
Gambar 2. Proses Pemodelan

i. Data Collection

Data collection berfungsi untuk mengambil data dalam hal ini gambar, yang akan digunakan untuk proses pembuatan model. Untuk memberikan variasi gambar maka gambar udara di kumpulkan melalui pengambilan langsung dengan menggunakan drone dan gambar yang didapatkan opendataset. Data yang dikumpulkan memiliki tipe RGB sehingga pohon sawit kelihatan dengan jelas dari udara. Sedangkan ketinggian drone akan disesuaikan dengan kemampuan drone yang akan digunakan.

ii. Labelling dan Dataset

Tahap ini merupakan proses yang sangat penting dalam pembuatan sebuah model. Setiap gambar yang berisi pohon sawit akan dilabelkan menggunakan aplikasi online RoboFlow. Aplikasi ini secara otomatis akan menyusun gambar menjadi data training set dan test set. Gambar 6 memperlihatkan tampilan RoboFlow.



Gambar 3. RoboFlow

iii. Training Dataset

RoboFlow menyediakan beberapa metode Convolutional Neural Network yang dapat digunakan secara langsung untuk melakukan proses training. Untuk melatih gambar dengan YOLO (You Only Look Once), Anda perlu mengikuti beberapa langkah penting yang meliputi persiapan data, konfigurasi model, dan proses pelatihan itu sendiri. Berikut adalah ringkasan langkah-langkah tersebut:

Proses pembuatan model deteksi objek dengan YOLO dimulai dengan persiapan data, yaitu mengumpulkan dataset gambar yang akan digunakan untuk pelatihan, memberikan anotasi berupa bounding box dan label kelas pada setiap objek, serta membagi dataset menjadi set pelatihan dan validasi. Selanjutnya, dilakukan konfigurasi model dengan memilih versi YOLO yang sesuai, seperti YOLOv8, serta menyesuaikan file konfigurasi model dengan parameter yang diinginkan, termasuk jumlah kelas dan filter. Setelah konfigurasi selesai, proses pelatihan dimulai dengan menjalankan perintah pelatihan yang mencakup dataset, konfigurasi, dan hyperparameter yang diperlukan, serta memantau proses pelatihan melalui log atau visualisasi seperti TensorBoard. Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan set validasi untuk mengukur performanya, dan dilakukan penyesuaian jika diperlukan. Pada tahap inferensi, model yang telah dilatih digunakan untuk mendeteksi objek pada gambar baru. Proses terakhir adalah deploy model, di mana model yang telah diperoleh dari RoboFlow diunduh ke Jetson Nano untuk diterapkan. Selanjutnya, program Python digunakan untuk melakukan pengujian dengan gambar baru guna memastikan model bekerja sesuai harapan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian dimulai dengan hasil proses labelling yang dilakukan dengan roboflow, yang dilanjutkan dengan melakukan proses training. Tahap pengujian model dilakukan dengan menggunakan model pendeteksi pohon dan segmentasi lahan sawit.

Adapun hasil alat yang dihasilkan dipenelitian ini adalah seperti pada Gambar 4. Sistem ini terdiri dari Drone yang dilengkapi GPS, NVIDIA Jetson Nano, dan HDMI display.

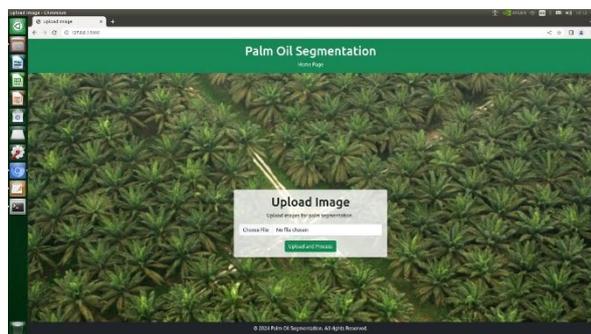
Sedangkan setelah pemograman, maka tampilan web untuk pengujian system ini seperti terlihat pada Gambar 5. Dimana untuk pengujian, user dapat langsung melakukan upload file. Maka secara otomatis program akan melakukan proses pendeteksian pohon sawit di lahan dan proses segmentasi area sawit.



Gambar 4. Alat Segmentasi Kebun Sawit

Gambar 4 memperlihatkan prototipe alat yang dirancang dan dikembangkan secara khusus dalam penelitian ini untuk melakukan segmentasi kebun sawit. Sistem ini mengintegrasikan sebuah *drone* sebagai wahana utama untuk mengakuisisi data visual dari perkebunan sawit secara efisien dan efektif. *Drone* ini dilengkapi dengan modul *Global Positioning System* (GPS) yang memiliki fungsi vital untuk mencatat koordinat geografis dari setiap gambar yang diambil, sehingga memungkinkan pemetaan dan analisis spasial lahan perkebunan dengan presisi tinggi. Selain itu, terdapat komputer mini berkinerja tinggi, NVIDIA Jetson Nano, yang terpasang pada *drone* dan berperan penting dalam menjalankan algoritma *deep learning* secara *real-time* untuk melakukan deteksi pohon dan segmentasi lahan sawit langsung di lapangan. Sebagai pelengkap, sebuah layar HDMI disertakan untuk menampilkan hasil pemrosesan data dan informasi operasional lainnya kepada operator sistem.

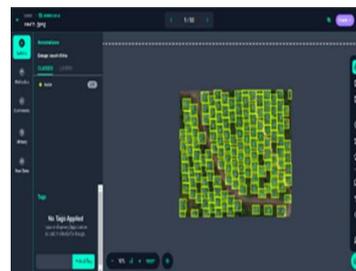
Setelah pengembangan perangkat keras selesai, langkah selanjutnya adalah merancang dan mengimplementasikan software untuk menciptakan antarmuka pengguna yang intuitif dan mudah digunakan. Tampilan web yang dirancang khusus untuk pengujian sistem ini dapat dilihat dengan jelas pada Gambar 5.



Gambar 5. Tampilan Web Program

Gambar 5 menampilkan antarmuka web yang dirancang untuk menyederhanakan proses pengujian sistem bagi pengguna. Antarmuka ini menyediakan fungsionalitas bagi pengguna untuk mengunggah (*upload*) file gambar yang akan diproses oleh sistem. Setelah pengguna mengunggah file, program secara otomatis menjalankan serangkaian proses, termasuk pendeteksian pohon sawit dan segmentasi area sawit. Desain antarmuka yang intuitif ini bertujuan untuk mempermudah alur kerja pengujian dan memungkinkan pengguna untuk memperoleh hasil analisis lahan sawit dengan cepat dan efisien.

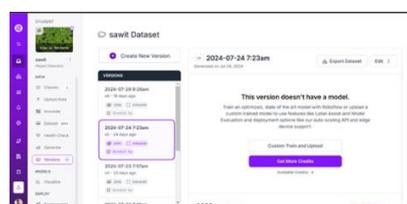
Tahap awal yang sangat penting dalam pengembangan model *deep learning* adalah proses *labelling* data, yang secara visual direpresentasikan dalam Gambar 6.



Gambar 6. Hasil *Labelling*

Gambar 6 memperlihatkan tampilan platform Roboflow yang digunakan untuk melakukan proses *labelling* data secara interaktif dan efisien. Dalam proses ini, setiap pohon sawit yang terdapat dalam gambar diberi anotasi yang akurat, biasanya dalam bentuk *bounding box* atau poligon, untuk memberikan informasi yang jelas kepada model tentang lokasi dan batas-batas setiap objek yang relevan. Kualitas dan akurasi *labelling* data memiliki pengaruh yang sangat signifikan terhadap kinerja akhir model *deep learning*, karena model belajar dari contoh-contoh yang telah di-label ini.

Setelah data selesai di-label dengan cermat, langkah berikutnya adalah *training* model *deep learning*, yang merupakan inti dari proses pengembangan sistem ini, dan tahapan ini ditunjukkan dalam Gambar 7.



Gambar 7. Proses *Training*

Gambar 7 menampilkan antarmuka Roboflow yang digunakan untuk mengelola dan melakukan *training* dataset dengan berbagai opsi konfigurasi. Melalui antarmuka ini, pengguna dapat membuat dan mengelola versi dataset yang berbeda, melatih model dengan parameter yang berbeda, serta memantau secara *real-time* perkembangan dan hasil dari proses *training*. Proses *training* ini melibatkan pemberian dataset yang telah di-label ke model *deep learning*, sehingga model dapat secara bertahap belajar mengenali dan membedakan fitur-fitur visual yang menjadi karakteristik pohon sawit dari objek-objek lain di lingkungan lahan perkebunan.

Setelah model *deep learning* selesai dilatih, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian untuk

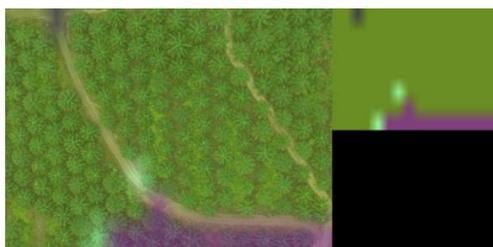
mengevaluasi secara objektif kemampuannya dalam mendeteksi pohon sawit di lahan perkebunan, dan hasil dari pengujian ini divisualisasikan dalam Gambar 8.



Gambar 8. Hasil pengujian Model

Gambar 8 menyajikan hasil dari pengujian deteksi pohon sawit, di mana setiap pohon sawit yang berhasil dideteksi oleh model ditandai dengan *bounding box* berwarna biru yang jelas. Selain itu, setiap *bounding box* juga disertai dengan nilai kepercayaan (*confidence score*) yang menunjukkan tingkat keyakinan model dalam mengklasifikasikan objek tersebut sebagai pohon sawit. Hasil pengujian ini memberikan gambaran yang komprehensif tentang kemampuan model dalam mengidentifikasi dan melokalisasi pohon sawit secara akurat di lingkungan lahan perkebunan yang sebenarnya.

Hasil Segmentasi dengan menggunakan instant segmentation model seperti terlihat pada Gambar 9 dan Gambar 10 memperlihatkan pengujian dengan gambar berbeda untuk mengujian segmentasi model lahan sawit.



Gambar 9 Hasil Segmentasi



Gambar 10. Hasil Segmentasi

Gambar 9 dan 10 secara visual menampilkan hasil segmentasi lahan sawit, di mana proses segmentasi ini melibatkan pembagian gambar menjadi wilayah-wilayah yang berbeda berdasarkan objek atau bagian dari objek yang teridentifikasi. Dalam konteks penelitian ini, segmentasi digunakan untuk memisahkan area yang merupakan lahan sawit dari elemen-elemen lain seperti jalan, vegetasi non-sawit, atau bangunan. Pada gambar-gambar tersebut, lahan sawit secara konsisten ditandai dengan warna hijau, sementara area-area lain mungkin dibedakan dengan warna yang berbeda. Selain itu, kotak kecil di kanan atas setiap gambar menyajikan *heatmap* atau visualisasi kepadatan segmentasi, yang memberikan informasi tambahan tentang distribusi spasial lahan sawit. Hasil segmentasi ini memberikan informasi yang lebih kaya dan detail tentang komposisi lahan perkebunan, yang sangat berharga untuk pengelolaan perkebunan yang lebih efisien dan pengambilan keputusan yang lebih baik.

II. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah pengembangan sistem pemantauan lahan sawit yang lebih terjangkau dan praktis dengan memanfaatkan drone yang tersedia di pasaran serta NVIDIA Jetson Nano sebagai perangkat pemrosesan gambar portabel. Sistem ini mengimplementasikan algoritma YOLO untuk deteksi objek secara real-time dan Instance Segmentation untuk pemisahan area sawit yang lebih detail. Dibandingkan dengan metode konvensional yang memerlukan banyak tenaga dan waktu atau teknologi pemantauan yang mahal yang digunakan oleh perusahaan besar, pendekatan ini menawarkan solusi yang lebih efisien, akurat, dan hemat biaya. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan dapat membantu petani atau pihak terkait dalam memantau dan menganalisis kondisi lahan sawit secara lebih efektif.

REFERENSI

- [1] S. Heriza, Buchori Damayanti, I. S. Harahap, and N. Maryana, "Diversity and Composition of Termites in Several Types of Land Use," *AGRIVITA*, vol. 46, no. 3, pp. 602–610, 2024.
- [2] M. Popkin, V. J. Reiss-Woolever, E. C. Turner, and S. H. Luke, "A systematic map of within-plantation oil palm management practices reveals a rapidly growing but patchy evidence base," *PLOS Sustainability and Transformation*, vol. 1, no. 7, p. e0000023, Jul. 2022, doi: 10.1371/journal.pstr.0000023.
- [3] A. F. Adisa, P. O. Omotainse, A. A. Babalola, A. G. Adisa, O. M. Adeola, and A. T. Ajose, "Technical and Social – Economic Impact and Remedy of a Large-Scale Mechanized Plantation Farming on the Host Community,"

- 2023, pp. 309–331. doi: 10.1007/978-3-031-13090-8_31.
- [4] H. Sastrohartono, A. P. Suryotomo, S. Saifullah, T. Suparyanto, A. S. Perbangsa, and B. Pardamean, “Drone Application Model for Image Acquisition of Plantation Areas and Oil Palm Trees Counting,” in *2022 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*, IEEE, Aug. 2022, pp. 167–171. doi: 10.1109/ICIMTech55957.2022.9915223.
- [5] S. Banerjee, T. Swain, J. Mishra, M. K. Rath, and T. Samant, “Surveillance using Unmanned Aerial Vehicle for Triggered Activity Capturing,” in *2022 1st IEEE International Conference on Industrial Electronics: Developments & Applications (ICIDeA)*, IEEE, Oct. 2022, pp. 6–11. doi: 10.1109/ICIDeA53933.2022.9970030.
- [6] V. Saikrishnan and M. Karthikeyan, “Automated Object Detection and Classification using Metaheuristics with Deep Learning on Surveillance Videos,” in *2023 International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS)*, IEEE, Mar. 2023, pp. 29–34. doi: 10.1109/ICSCDS56580.2023.10104740.
- [7] J. Liu *et al.*, “Deep Learning Object Detection,” 2023, pp. 300–309. doi: 10.1007/978-3-031-28124-2_28.
- [8] X. Ai, Q. He, and P. Zhang, “Analysis of deep learning object detection methods,” in *Third International Conference on Machine Learning and Computer Application (ICMLCA 2022)*, F. Zhou and S. Ba, Eds., SPIE, May 2023, p. 3. doi: 10.1117/12.2675099.
- [9] P. Chhabra and S. Goyal, “An Examination of the Feasibility of Various Deep Learning Object Detecting Techniques,” in *2023 International Conference on Disruptive Technologies (ICDT)*, IEEE, May 2023, pp. 237–242. doi: 10.1109/ICDT57929.2023.10151099.
- [10] H. Wang, W. Wang, and Y. Liu, “X-YOLO,” in *Proceedings of the ACM Turing Celebration Conference - China*, New York, NY, USA: ACM, May 2020, pp. 127–132. doi: 10.1145/3393527.3393549.
- [11] A. Betti and M. Tucci, “YOLO-S: A Lightweight and Accurate YOLO-like Network for Small Target Detection in Aerial Imagery,” *Sensors*, vol. 23, no. 4, p. 1865, Feb. 2023, doi: 10.3390/s23041865.
- [12] R. Mahendran, S. N. Tadiboina, B. V. Sai Thrinath, A. Gadgil, S. Madem, and Y. Srivastava, “Application of Machine Learning and Internet of Things for Identification of Nutrient Deficiencies in Oil Palm,” in *2022 5th International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*, IEEE, Dec. 2022, pp. 2024–2028. doi: 10.1109/IC3I56241.2022.10073261.
- [13] M. Mohammed and N. K. Alqahtani, “Design and Validation of Automated Sensor-Based Artificial Ripening System Combined with Ultrasound Pretreatment for Date Fruits,” *Agronomy*, vol. 12, no. 11, p. 2805, Nov. 2022, doi: 10.3390/agronomy12112805.
- [14] J. A. Amu, H. Yatim, I. Tatu, and H. A. Katili, “Analysis of Soil Fertility in Oil Palm Plantation (*Elaeis guineensis* Jacq) Smallholder Farmers in East Luwuk District, Banggai Regency,” *CELEBES Agricultural*, vol. 3, no. 1, pp. 72–81, Oct. 2022, doi: 10.52045/jca.v3i1.277.
- [15] R. Y. Aburasain, E. A. Edirisinghe, and A. Albatay, “Palm Tree Detection in Drone Images Using Deep Convolutional Neural Networks: Investigating the Effective Use of YOLO V3,” 2021, pp. 21–36. doi: 10.1007/978-3-030-74728-2_3.
- [16] M. Pulipalupula, S. Patlola, M. Nayaki, M. Yadlapati, J. Das, and B. R. Sanjeeva Reddy, “Object Detection using You Only Look Once (YOLO) Algorithm in Convolution Neural Network (CNN),” in *2023 IEEE 8th International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*, IEEE, Apr. 2023, pp. 1–4. doi: 10.1109/I2CT57861.2023.10126213.