# ANALISIS KINERJA MODEL YOLOv12 NANO TERHADAP KETIDAKSEIMBANGAN DATA PADA DETEKSI TANDAN KELAPA SAWIT DI LINGKUNGAN PERKEBUNAN

**Vicky Bin Djusmin[1], Erwin Sukma[2], Fitrah Eka Susilawati[3]**
Email:vickydjusmin@uncp.ac.id[1], erwin.sukma817@gmail.com[2], fitrahesusilawati@uncp.ac.id[3]
[1-3]Informatika, Fakultas Teknik Komputer, Universitas Cokroaminoto Palopo, Indonesia

## ABSTRAK

Ketidakseimbangan distribusi data merupakan tantangan utama dalam penerapan deteksi objek berbasis *deep learning* pada lingkungan perkebunan kelapa sawit yang kompleks dan dinamis. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja model YOLOv12-*nano* dalam mendeteksi tandan buah kelapa sawit (TBS) dengan kondisi data tidak seimbang pada citra UAV di lingkungan perkebunan nyata. Akuisisi data dilakukan di perkebunan kelapa sawit di Sulawesi Selatan menggunakan drone DJI Neo dengan variasi pencahayaan alami, jarak pandang, dan tingkat oklusi vegetasi. Dataset terdiri dari dua kelas, yaitu tandan matang dan tandan mentah, dengan dominasi kelas tandan mentah. Proses praproses meliputi ekstraksi frame, pembersihan data, anotasi *bounding box*, *resize*, *pembagian dataset*, serta augmentasi data latih. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik *precision*, *recall*, F1-*score*, serta *mean Average Precision* (mAP) pada berbagai ambang IoU. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model YOLOv12-nano terbaik (*best model*) mencapai *precision* sebesar 0,97, *recall* 0,80, F1-*score* 0,88, serta mAP@0.5 sebesar 0,88 dan mAP@0.5–0.95 sebesar 0,68. Temuan ini menunjukkan bahwa YOLOv12-*nano* memiliki kemampuan deteksi yang selektif dan stabil meskipun dihadapkan pada ketidakseimbangan data, serta berpotensi diimplementasikan pada sistem monitoring TBS berbasis UAV dan *edge computing* secara *real-time*.

**Kata kunci: Visi Komputer, Deep Learning, Objek Deteksi, Kelapa Sawit, YOLO.**

## 1. Pendahuluan

Kelapa sawit (*Elaeis guineensis*) merupakan komoditas perkebunan strategis dengan kontribusi signifikan terhadap suplai minyak nabati global dan ekonomi nasional, khususnya melalui produksi tandan buah segar (TBS) sebagai bahan baku minyak sawit mentah (CPO) [1], [2], [3]. Kualitas minyak sangat dipengaruhi oleh tingkat kematangan TBS saat panen, sehingga proses identifikasi, kuantifikasi, dan pemantauan tandan menjadi elemen penting dalam rantai produksi industri sawit [4], [5]. Pada praktik lapangan, penilaian kematangan masih dilakukan secara manual melalui inspeksi visual operator, yang menyebabkan potensi subjektivitas keputusan, inkonsistensi antar penilai, serta penurunan efisiensi panen pada area perkebunan yang luas dengan kondisi lingkungan dinamis [6].

Perkembangan pesat pada bidang *computer vision* dan *deep learning* mendorong pemanfaatan model deteksi objek berbasis *convolutional neural networks* (CNN) seperti YOLOv3, YOLOv4, YOLOv5, hingga YOLOv8 untuk mendeteksi tandan buah maupun mengklasifikasikan tingkat kematangannya [7]. Meskipun menunjukkan performa yang menjanjikan, sebagian besar penelitian terdahulu masih mengandalkan dataset terkontrol dengan kondisi pencahayaan homogen, latar belakang sederhana, serta distribusi kelas yang relatif seimbang. Kondisi ini belum sepenuhnya merepresentasikan kompleksitas visual di lingkungan perkebunan nyata yang ditandai oleh oklusi pelepah, variasi intensitas cahaya alami, perbedaan jarak pandang, serta ketidakseimbangan data antar kelas akibat dominasi objek latar dan variasi kemunculan tandan [8], [9].

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model YOLOv12n dalam mendeteksi tandan buah kelapa sawit pada lingkungan perkebunan dengan distribusi data yang tidak seimbang, menggunakan metrik evaluasi seperti *mean Average Precision* (mAP), presisi, dan *recall*.

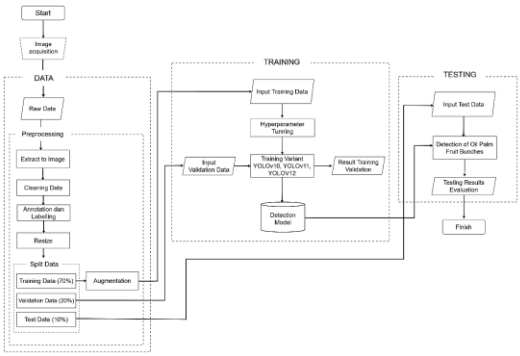
Selain itu, Penelitian ini melakukan analisis mendalam terhadap respons model YOLOv12-*Nano* terhadap faktor-faktor lapangan seperti oklusi vegetasi, variasi pencahayaan alami, jarak pandang, interferensi latar belakang, serta dominasi kelas tertentu dalam dataset. Evaluasi berbasis citra lapangan ini diharapkan mampu memberikan gambaran performa yang lebih realistis dibandingkan pendekatan sebelumnya yang dominan menggunakan dataset laboratorium atau citra yang terkontrol dan seimbang.

hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran komprehensif mengenai

kemampuan dan keterbatasan model YOLOv12-nano dalam menghadapi distribusi data yang tidak seimbang pada kondisi lapangan nyata. Temuan penelitian ini diharapkan berkontribusi dalam pengembangan sistem monitoring otomatis berbasis deep learning untuk deteksi tandan kelapa sawit yang mampu beroperasi secara efisien pada perangkat *edge computing*, UAV, maupun aplikasi bergerak secara real-time, serta menjadi dasar bagi penelitian lanjutan dalam meningkatkan akurasi dan keandalan sistem deteksi pada lingkungan perkebunan yang kompleks dan dinamis.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini mengevaluasi kinerja YOLOv12-*nano* dalam menangani ketidakseimbangan data pada deteksi tandan buah kelapa sawit di lingkungan perkebunan. Tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar 1, dimana tahapan penelitian meliputi akuisisi dan praproses data, konfigurasi pelatihan, serta evaluasi performa menggunakan metrik mAP, *precision*, *recall*, dan F1-*Score*. Pendekatan ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh ketidakseimbangan data terhadap performa deteksi serta kemampuan YOLOv12 Nano dalam menghasilkan kinerja yang optimal.




Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.1. Akuisisi Data

Akuisisi citra dilakukan langsung di perkebunan kelapa sawit di Sulawesi Selatan, Indonesia, menggunakan kamera drone DJI Neo. Pengambilan data memanfaatkan pengaturan auto-focus dan auto-exposure pada kondisi pencahayaan alami, dengan kamera diarahkan secara horizontal ke tandan pada jarak ±1–1,5 meter. Akuisisi dilakukan pada pagi, siang, dan sore hari untuk merepresentasikan variasi intensitas cahaya, mulai dari kondisi berbayang hingga pencahayaan rendah.

Data mentah penelitian berupa rekaman video tandan buah kelapa sawit berdurasi ±8 detik per video dengan resolusi 1920×1080 dan frame rate 30 FPS. Video direkam tanpa stabilisasi, denoising, maupun koreksi pencahayaan, sehingga merepresentasikan kondisi lapangan nyata yang mencakup motion blur, getaran kamera, variasi pencahayaan, oklusi, serta keberadaan objek non-target seperti pelepah dan gulma.

### 2.2. Praproses Data

Setelah data mentah diperoleh, tahap selanjutnya adalah melakukan preprocessing untuk memastikan data berada dalam kondisi optimal sebelum proses pelatihan model. Pada tahap preprocessing ini, terdapat sejumlah langkah yang dilakukan, antara lain sebagai berikut.

- *Extract to Image*: Ekstraksi frame dilakukan menggunakan Roboflow dengan metode sampling otomatis 1 frame setiap 1 detik durasi video. Hasil ekstraksi disimpan dalam format JPG dengan resolusi mengikuti video asli tanpa peningkatan kualitas atau penyaringan tambahan.
- *Cleaning* Data: Tahap ini menyaring frame hasil ekstraksi untuk menghapus gambar buram, terlalu gelap/terang, duplikat, atau yang tidak menampilkan tandan kelapa sawit, sehingga hanya citra relevan yang digunakan untuk pelatihan model.
- *Annotation and Labelling*: Anotasi dilakukan manual menggunakan Roboflow dengan metode bounding box untuk menandai tandan kelapa sawit pada setiap citra, diberi label dua kelas yaitu Matang dan Mentah. Hasil anotasi diekspor dalam format YOLOv12 untuk pelatihan model.
- *Resize*: Citra hasil anotasi diubah ukurannya menjadi 640×640 piksel untuk menyesuaikan input YOLO, mengurangi variasi skala antar sampel, serta menjaga detail visual tandan kelapa sawit yang saling tumpang tindih maupun dengan pelepah.
- *Split Data*: Dataset dibagi menjadi 70% pelatihan, 20% validasi, dan 10% pengujian untuk memastikan model memperoleh data

yang cukup untuk belajar, dievaluasi, dan diuji secara independen.

- Augmentasi: Diterapkan hanya pada data latih untuk mencegah overfitting dan menambah keragaman citra, dengan transformasi rotasi 45°, shear 10°, dan flipping horizontal. Rangkuman dataset ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Uraian Dataset yang digunakan dalam Penelitian

| Subset Data | Persentase | Jumlah Citra Sebelum Augmentasi | Teknik Augmentasi yang digunakan | Jumlah Citra Setelah Augmentasi | Jumlah Tandan Matang | Jumlah Tandan Mentah |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Train | 70% | 550 | Rotasi 45°, Shear 10°, dan flipping horizontal | 1650 | 702 | 1686 |
| Validation | 20% | 157 | - | 157 | 201 | 482 |
| Testing | 10% | 79 | - | 79 | 100 | 241 |
| Total | | | | 1886 | 1004 | 2409 |

**2.3. Pelatihan Model**

Pelatihan YOLOv12 pada arsitektur nano, dilakukan dengan pipeline yang seragam untuk memastikan evaluasi yang konsisten. Model diinisialisasi menggunakan bobot pretrained resmi serta memanfaatkan mekanisme *warmup* dan *scheduler default*, sehingga memungkinkan analisis stabilitas konvergensi, efisiensi optimasi, dan kemampuan generalisasi setiap varian. Pemilihan ukuran model didasarkan pada kebutuhan kecepatan inferensi untuk implementasi pada edge device berbasis drone. Tahap pelatihan dilakukan dengan mengatur hiperparameter menggunakan nilai default pada YOLOv12-nano untuk menjaga stabilitas optimasi dan konsistensi eksperimen. Penyesuaian hanya dilakukan pada ukuran input, jumlah epoch, dan batch size sesuai kapasitas memori GPU, sehingga evaluasi berfokus pada kapabilitas intrinsik arsitektur, meminimalkan bias akibat tuning berlebihan.

**2.4. Pengujian Model**

Pengujian dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* dengan nilai minimal *confidence* sebesar 50%. Melalui *Confusion Matrix*, berbagai metrik evaluasi penting seperti presisi, *recall*, dan F1-*Score* dapat dihitung. Evaluasi performa model juga memperhitungkan mAP50 dan mAP50:95 yang memberikan gambaran lebih komprehensif mengenai kemampuan model dalam mendeteksi tandan buah kelapa sawit.

- *Precision* digunakan untuk mengukur ketepatan model dalam menghasilkan prediksi positif yang benar, sehingga mencerminkan tingkat kesalahan deteksi. Rumus *precision* ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

- *Recall* mengukur proporsi tandan kelapa sawit yang benar-benar terdeteksi oleh model terhadap seluruh tandan kelapa sawit pada data aktual, sehingga merefleksikan kemampuan model dalam meminimalkan kesalahan false negative. Rumus recall ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

- F1-*score* merupakan rata-rata tertimbang antara *precision* dan *recall* yang digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan antara ketepatan dan kelengkapan deteksi tandan kelapa sawit. Rumus F1-Score ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$F1 - Score = 2\,\frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

- *Mean Average Precision* (mAP) digunakan untuk mengukur rata-rata ketepatan deteksi model pada semua kelas objek (matang dan mentah)dengan mempertimbangkan berbagai tingkat *confidence threshold*. Metrik ini digunakan untuk menilai kinerja keseluruhan model dalam mendeteksi objek. Rumus mAP ditunjukkan pada Persamaan (4).

$$mAP = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} AP_i \quad (4)$$

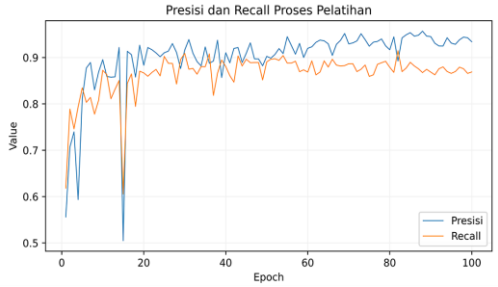
Keterangan:
- *TP* = Deteksi tandan kelapa sawit benar dengan *bounding box*, kelas, dan IoU memenuhi ambang.
- *FP* = Deteksi model salah sebagai tandan kelapa sawit, karena objek, kelas, atau IoU tidak sesuai.
- *FN* = Tandan kelapa sawit yang ada pada citra tidak berhasil terdeteksi oleh model.
- *N* = Jumlah Kelas
- $AP_i$ = *Average Precision* pada kelas ke-*i*.

## 3. Hasil dan Pembahasan

Bagian hasil dan pembahasan ini menyajikan performa model YOLOv12 nano dalam mendeteksi serta menentukan tingkat kematangan tandan buah segar (TBS) kelapa sawit pada pohon menggunakan citra drone. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *precision*, *recall*, F1-*Score* dan *mean Average Precision* (mAP) pada dataset dengan distribusi kelas tidak seimbang, yang mencerminkan kemampuan model dalam menghadapi kondisi lapangan nyata.

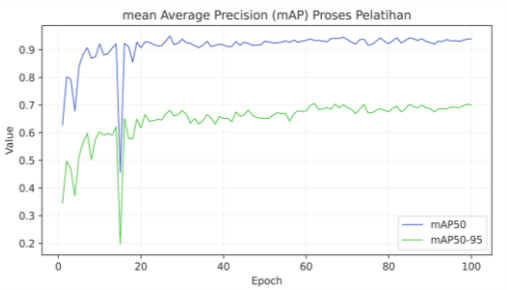
### 3.1. Analisis Performa Pelatihan

Evaluasi performa pelatihan pada model YOLOv12 nano yang dilatih menggunakan dataset dengan distribusi kelas tidak seimbang dilakukan menggunakan metrik standar dari ultralytics yaitu *precision*, *recall*, dan *mean Average Precision* (mAP), khususnya mAP@0.5 dan mAP@0.5:0.95, untuk mengukur akurasi dan konsistensi deteksi objek. Selain itu, analisis training loss digunakan untuk mengevaluasi stabilitas proses pembelajaran model dalam menghadapi dominasi kelas mayoritas pada data pelatihan.



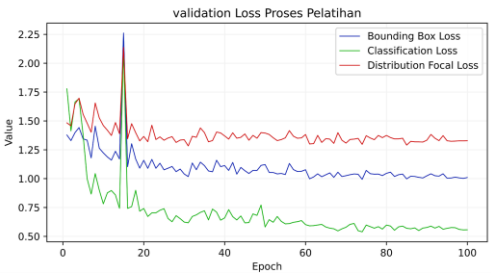

Gambar 2. Performa *Training* Model YOLOv12-Nano (Presisi dan Recal)

Berdasarkan Gambar 2, nilai presisi dan recall pada YOLOv12-nano menunjukkan fluktuasi pada fase awal pelatihan sebelum mencapai kondisi yang relatif stabil. Presisi cenderung berada pada nilai yang lebih tinggi (>0,90) dibandingkan recall (<0,90) pada fase konvergensi, mengindikasikan bahwa model bersifat lebih selektif dalam mendeteksi tandan buah dan efektif menekan false positive terhadap latar belakang. Sebaliknya, nilai recall yang lebih rendah menunjukkan masih adanya tandan yang belum terdeteksi secara optimal, terutama pada kelas minoritas (tandan matang), yang dipengaruhi oleh ketidakseimbangan distribusi data dengan dominasi kelas tandan mentah.




Gambar 3. Performa *Training* Model YOLOv12-*Nano (mean Average Precision)*

Berdasarkan diagram hasil pelatihan pada gambar 3, YOLOv12-*nano* menunjukkan konvergensi yang stabil setelah fase awal, ditandai dengan presisi yang konsisten tinggi (>0,90) dan fluktuasi metrik yang semakin menurun. Presisi yang dominan dibandingkan recall menunjukkan bahwa arsitektur YOLOv12-*nano*, dengan backbone dan neck yang ringan serta fusi fitur multi-skala yang efisien, mampu menghasilkan prediksi yang selektif dan menekan *false positive*. Namun, nilai recall yang relatif lebih rendah mengindikasikan keterbatasan dalam mendeteksi seluruh instance, terutama pada kelas minoritas, yang berkaitan dengan kapasitas representasi fitur yang lebih terbatas pada varian nano.



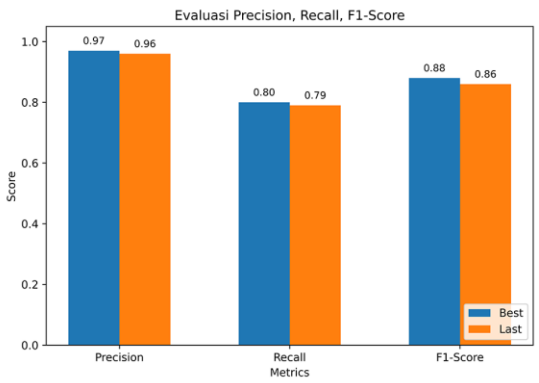
Gambar 4. *Validation Loss* Selama Pelatihan

Gambar 4 menjelaskan, nilai mAP@0.5 yang tinggi dan cepat stabil menunjukkan kemampuan deteksi dan lokalisasi yang baik pada ambang IoU moderat, sedangkan nilai mAP@0.5–0.95 yang lebih rendah mencerminkan penurunan akurasi lokalisasi pada kriteria IoU yang lebih ketat. Pola ini menegaskan trade-off arsitektur YOLOv12-nano antara efisiensi komputasi dan ketelitian lokalisasi, di mana desain jaringan yang ringan tetap mampu memberikan kinerja deteksi yang kompetitif untuk aplikasi real-time berbasis UAV.

### 3.2. Analisis Performa Pengujian

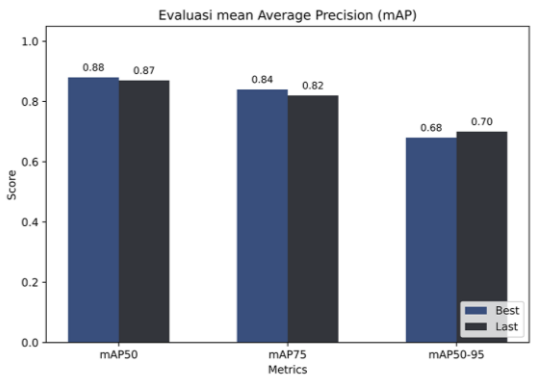
Pengujian kinerja pada penelitian ini difokuskan untuk menilai kemampuan model YOLOv12-*Nano* dalam mendeteksi tandan buah segar (TBS) kelapa sawit pada citra perkebunan dengan distribusi kelas yang tidak seimbang. Data uji yang digunakan sepenuhnya tidak digunakan selama proses pelatihan model. Penilaian performa menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan F1-*score* guna merepresentasikan keseimbangan antara ketepatan prediksi dan kelengkapan deteksi, serta *mean Average Precision* pada ambang IoU 0.5, 0.75, dan 0.5–0.95 untuk mengevaluasi akurasi deteksi.

Evaluasi dilakukan dengan membandingkan bobot model terbaik (*best model*) dan model pada epoch terakhir (*last model*) guna menganalisis pengaruh strategi pemilihan model terhadap performa deteksi pada kondisi lapangan yang merepresentasikan ketidakseimbangan data.




Gambar 6. Performa Pengujian YOLOv12-*Nano* (Presisi dan Recall)

Berdasarkan diagram pada gambar 6, model best menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan model last pada hampir seluruh metrik. Nilai precision yang sangat tinggi (0,97) menandakan kemampuan model dalam meminimalkan false positive, sementara recall sebesar 0,80 menunjukkan bahwa sebagian besar objek berhasil terdeteksi meskipun masih terdapat objek yang terlewat. Kombinasi keduanya menghasilkan F1-score yang tinggi (0,88), mencerminkan keseimbangan yang baik antara ketepatan dan kelengkapan deteksi. Penurunan kecil pada model last mengindikasikan adanya degradasi performa akibat overfitting atau dinamika pelatihan pada epoch akhir.




Gambar 5. Performa Pengujian YOLOv12-*Nano* (*mean Average Precision*)

metrik mAP pada gambar 5 menjelaskan, model best juga menunjukkan performa yang konsisten lebih baik, dengan mAP@0.5 sebesar 0,88 dan mAP@0.75 sebesar 0,84, yang mengindikasikan akurasi deteksi dan lokalisasi objek yang baik pada ambang IoU moderat hingga ketat. Nilai mAP@0.5–0.95 sebesar 0,68 mencerminkan tantangan lokalisasi presisi tinggi, yang umum terjadi pada model ringan. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model best mampu memberikan performa deteksi yang stabil dan kompetitif, serta menegaskan efektivitas arsitektur ringan untuk aplikasi deteksi TBS kelapa sawit berbasis UAV dengan keterbatasan komputasi dan kebutuhan real-time.

## 4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengevaluasi kinerja model YOLOv12-*nano* dalam mendeteksi tandan buah kelapa sawit pada kondisi lingkungan perkebunan dengan

distribusi data yang tidak seimbang. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model memiliki tingkat presisi yang sangat tinggi, menandakan kemampuan yang baik dalam menekan kesalahan deteksi terhadap latar belakang yang kompleks. Namun demikian, nilai recall yang lebih rendah mengindikasikan bahwa ketidakseimbangan data masih berdampak pada keterdeteksian kelas minoritas, khususnya tandan matang.

Perbandingan antara bobot model terbaik (*best*) dan model epoch terakhir (*last*) menunjukkan bahwa strategi pemilihan model terbaik memberikan performa yang lebih stabil dan optimal pada data uji, dengan peningkatan pada seluruh metrik evaluasi. Secara keseluruhan, YOLOv12-*nano* mampu mencapai keseimbangan yang baik antara efisiensi komputasi dan akurasi deteksi, sehingga sesuai untuk aplikasi *real-time* berbasis UAV dan perangkat *edge* dengan keterbatasan sumber daya. Penelitian ini dapat menjadi dasar pengembangan sistem monitoring dan pendukung keputusan panen kelapa sawit berbasis *deep learning*, serta membuka peluang penelitian lanjutan melalui eksplorasi teknik penanganan data tidak seimbang dan perbandingan dengan varian YOLO berukuran lebih besar.

**Daftar Pustaka**


[1] F. Nurfatriani *et al.*, "Oil Palm Economic Benefit Distribution to Regions for Environmental Sustainability: Indonesia's Revenue-Sharing Scheme," *Land*, vol. 11, no. 9, Sep. 2022, doi: 10.3390/land11091452.

[2] Suharjito, M. Asrol, D. N. Utama, F. A. Junior, and Marimin, "Real-Time Oil Palm Fruit Grading System Using Smartphone and Modified YOLOv4," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 59758–59773, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3285537.

[3] Y. H. Haw *et al.*, "Detection of Basal Stem Rot Disease Using Deep Learning," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 49846–49862, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3276763.

[4] M. Grady Naftali, G. Hugo, and Suharjito, "Palm Oil Counter: State-of-the-Art Deep Learning Models for Detection and Counting in Plantations," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 90395–90417, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3419835.

[5] J. W. Lai, H. R. Ramli, L. I. Ismail, and W. Z. W. Hasan, "Real-Time Detection of Ripe Oil Palm Fresh Fruit Bunch Based on YOLOv4," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 95763–95770, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3204762.

[6] S. Yao-Say Solomon Adade *et al.*, "Fraud detection in crude palm oil using SERS combined with chemometrics," *Food Chem.*, vol. 388, p. 132973, Sep. 2022, doi: 10.1016/j.foodchem.2022.132973.

[7] C. Chang, R. Parthiban, V. Kalavally, Y. M. Hung, and X. Wang, "Unharvested palm fruit bunch ripeness detection with hybrid color correction," *Smart Agric. Technol.*, vol. 9, p. 100643, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.atech.2024.100643.

[8] E. Salim and Suharjito, "Hyperparameter optimization of YOLOv4 tiny for palm oil fresh fruit bunches maturity detection using genetics algorithms," *Smart Agric. Technol.*, vol. 6, p. 100364, Dec. 2023, doi: 10.1016/j.atech.2023.100364.

[9] A. Sopian, K. Seminar, and S. Sudradjat, "System Detection Ripeness of Fresh Fruits Bunch Palm Oil with YOLOv4," presented at the 12th Annual International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, IEOM Society, Mar. 2022. doi: 10.46254/AN12.20221071.