Jurnal Teknik Mesin S-1, Vol. 13, No. 1, Tahun 2025
Online: https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/jtm

DETEKSI DAN PENGHITUNGAN OTOMATIS POHON LENGKENG MENGGUNAKAN YOLO

Faishal Irfan Ramadhan[1], M. Munadi[2], Toni Prahasto[2]
[1]Mahasiswa Jurusan Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro
[2]Dosen Jurusan Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro
Jl. Prof. Sudharto, SH., Tembalang-Semarang 50275, Telp. +62247460059
**E-mail*: ifaishal222@gmail.com

Abstrak

Lengkeng (*Dimocarpus Longan Lour*) adalah komoditas buah tropis bernilai ekonomi tinggi yang membutuhkan pengelolaan perkebunan secara optimal untuk mendukung produktivitasnya. Penelitian ini memanfaatkan teknologi deep learning dengan model YOLO untuk mendeteksi dan mengklasifikasi pohon lengkeng menggunakan citra drone beresolusi tinggi. Data citra dianotasi melalui platform Roboflow dan digunakan untuk melatih model deteksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang tinggi, dengan mAP50 mencapai 0,854 dan mAP50-95 sebesar 0,563. Sistem deteksi ini dirancang untuk mempercepat proses identifikasi dan klasifikasi pohon, sekaligus mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manual. Dengan demikian, metode ini dapat meningkatkan efisiensi operasional, menurunkan biaya tenaga kerja, dan mendukung manajemen perkebunan yang lebih modern dan efektif.
Kata kunci: deteksi; lengkeng; penghitungan; *yolo*

Abstract

Longan (Dimocarpus Longan Lour) is a tropical fruit commodity with high economic value that requires optimal plantation management to support its productivity. This research utilizes deep learning technology with the YOLO model to detect and classify longan trees using high-resolution drone imagery. Image data is annotated through the Roboflow platform and used to train the detection model. The results show that the model has high accuracy, with mAP50 reaching 0.854 and mAP50-95 of 0.563. This detection system is designed to speed up the process of tree identification and classification, while reducing reliance on manual labor. As such, it can improve operational efficiency, lower labor costs, and support more modern and effective plantation management.
Keywords*: detection; counting; longan; yolo*

1. Pendahuluan

Lengkeng (*Dimocarpus longan Lour*) adalah buah tropis yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan tersebar luas di berbagai wilayah, mulai dari Asia tropis hingga Afrika. Permintaan pasar yang terus meningkat menjadikan manajemen perkebunan lengkeng sangat penting untuk memastikan peningkatan hasil dan kualitas produksi. Meskipun demikian, metode konvensional seperti survei manual memiliki keterbatasan yang signifikan, terutama dalam hal waktu, sumber daya, dan biaya yang tinggi. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih efisien dan tepat guna, seperti penggunaan drone untuk pemetaan dan algoritma deep learning, untuk memantau jumlah pohon serta kondisi pertumbuhannya dengan akurat dan efisien. Teknologi ini memberikan solusi yang lebih terjangkau dan cepat, serta dapat mendukung kelangsungan pertanian yang lebih berkelanjutan [1].

Drone yang dilengkapi dengan citra resolusi tinggi memiliki potensi yang besar dalam mendukung sektor pertanian. Teknologi ini dapat meningkatkan akurasi, efisiensi, dan kecepatan analisis lahan secara signifikan, sehingga memungkinkan petani atau pengelola kebun untuk mengambil keputusan yang lebih tepat dan cepat. Penggunaan *drone* ini memungkinkan pemetaan dan pemantauan kebun lengkeng dari udara, memberikan pandangan yang lebih luas dan detail dibandingkan dengan metode tradisional yang lebih terbatas [2]. Sementara itu, deep learning adalah salah satu teknik *machine learning* yang sangat berguna dalam menganalisis data yang tidak terstruktur, seperti gambar atau video yang diambil dari *drone*. *Deep learning* menggunakan jaringan saraf tiruan yang dapat belajar dan mengekstrak pola-pola yang kompleks dari data, sehingga memungkinkan analisis yang lebih akurat dan efektif [3]. Salah satu algoritma deep learning yang banyak digunakan untuk deteksi objek adalah YOLO (*You Only Look Once*), yang telah terbukti efektif dalam identifikasi objek dan perhitungan populasi dengan hasil yang bergantung pada kualitas dan kelengkapan data yang diberikan [4].

Namun, dalam konteks perkebunan lengkeng, penggunaan teknologi deteksi objek juga menghadapi sejumlah tantangan. Salah satu tantangan utama adalah bagaimana menentukan kondisi pohon berdasarkan fase perkembangan atau kematangan buah. Variabel lingkungan seperti pencahayaan yang tidak konsisten, sudut pengambilan gambar yang berbeda-beda, dan kerumitan latar belakang sering kali dapat mempengaruhi akurasi deteksi [5]. Di samping itu, medan yang bergelombang serta ketidakstabilan UAV akibat sirkulasi udara juga dapat menyebabkan deteksi yang kurang akurat. Hal ini diperburuk dengan adanya perubahan dinamis dalam kondisi lapangan yang membuat gambar referensi yang konsisten menjadi sulit untuk diperoleh, yang tentunya mempengaruhi kinerja model dalam mendeteksi objek secara tepat [6].

Untuk mengatasi tantangan ini, penelitian ini memanfaatkan *Convolutional Neural Networks* (CNN) dalam bidang *Computer Vision* (CV) untuk menganalisis gambar yang diambil oleh drone. CNN dikenal sebagai teknik *deep learning* yang sangat efektif dalam mengekstraksi fitur citra secara otomatis, seperti tepi, pola, dan tekstur, yang sangat penting untuk mendeteksi objek dalam citra. CNN memungkinkan sistem untuk belajar dan mengenali objek dalam gambar dengan tingkat

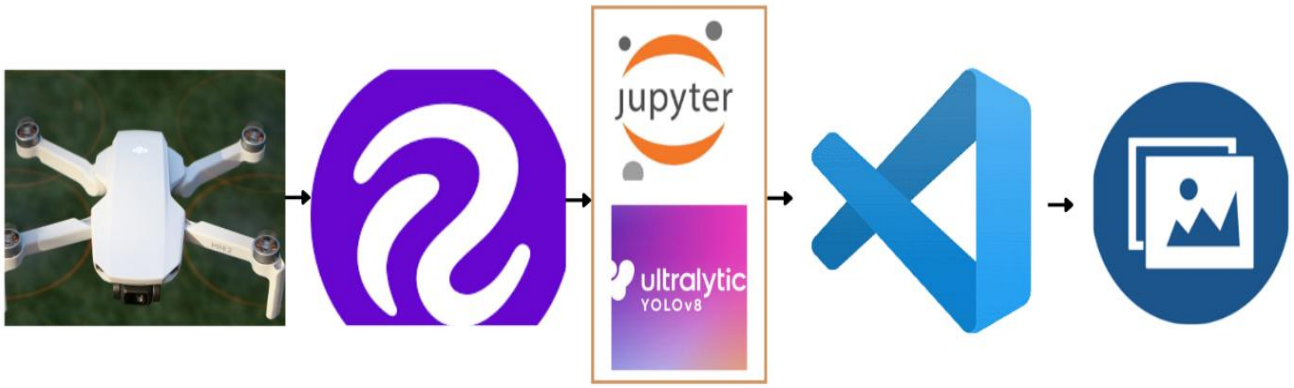
akurasi yang tinggi, bahkan dalam kondisi pencahayaan atau sudut pandang yang berbeda-beda [7]. Model deteksi YOLO (*You Only Look Once*) juga digunakan dalam penelitian ini untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan pohon lengkeng secara *real-time*. YOLO memiliki keunggulan dalam mendeteksi objek dengan cepat dan akurat dalam satu tahap pemrosesan. Algoritma ini membagi citra menjadi beberapa area dan secara simultan memprediksi *bounding boxes* serta kemungkinan setiap area tersebut, yang memungkinkan deteksi objek yang sangat efisien [8]. *Object detection*, yang merupakan teknik visi komputer berbasis CNN, digunakan untuk mengidentifikasi dan melokalisasi objek dalam citra, seperti pohon dan buah, yang sangat berguna dalam konteks pertanian untuk pemantauan dan pengelolaan tanaman [9]. Selain itu, *object counting* adalah proses otomatis untuk menghitung jumlah objek dalam gambar. Meskipun berguna, proses ini menghadapi beberapa tantangan, terutama dalam skenario di mana terdapat banyak kelas objek yang harus dihitung dan ketika dataset yang sesuai untuk pelatihan model masih terbatas [10].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem deteksi berbasis *deep learning* yang menggunakan YOLO. Untuk mendukung pelatihan model, drone digunakan untuk mengambil data gambar dan perangkat lunak *Roboflow* digunakan untuk menganotasikan data tersebut. Untuk mengevaluasi kinerja model, metrik mAP50 dan mAP50-95 digunakan, dan hasil deteksi dipetakan dalam format PDF untuk analisis dan interpretasi yang lebih mudah.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini mengikuti tahapan sistematis dalam mengembangkan model AI untuk deteksi dan klasifikasi objek. Dimulai dengan identifikasi masalah untuk menentukan fokus penelitian, dilanjutkan dengan studi literatur untuk memahami metode yang relevan dan memilih algoritma yang tepat. Setelah itu, dilakukan pengambilan gambar untuk data latih, yang mencakup berbagai sudut pandang dan kondisi lapangan. Gambar-gambar tersebut kemudian diberi anotasi untuk mengidentifikasi objek yang ada, seperti pohon lengkeng tanpa buah, bakal buah, dan buah matang. Setelah proses pelabelan, data yang telah dianotasi digunakan untuk melatih model AI. Pelatihan dilakukan dengan algoritma deep learning yang memungkinkan model mengenali pola dan fitur penting dalam gambar. Jika hasil pelatihan belum optimal, tahap pengambilan data dan pelabelan akan diulang untuk meningkatkan kualitas data. Tahap terakhir adalah pengujian dan evaluasi model menggunakan data yang belum dilihat sebelumnya untuk mengukur akurasi dan performa deteksi. Evaluasi ini penting untuk memastikan model dapat mendeteksi objek dengan akurat dan dapat diandalkan dalam situasi lapangan yang dinamis.

Hardware yang digunakan meliputi webcam pada *drone* untuk pengambilan gambar, dan kamera untuk foto jarak dekat. *Software* yang digunakan adalah *Python* untuk pengembangan model, *Roboflow* untuk pelabelan *dataset*, *Visual Studio Code* untuk pelatihan model, dan pengembangan kode.



Gambar 1 Metode Penelitian

Prosedur dimulai dengan pengambilan data menggunakan *drone*, pengolahan dataset di *Roboflow*, pelatihan model YOLOv8n, pengembangan kode di *Visual Studio Code*, dan evaluasi hasil pengujian. Proses *training* melibatkan parameter ukuran gambar dan 100 iterasi, dengan dataset dibagi menjadi 70% untuk *training*, 20% untuk validasi, dan 10% untuk *testing*. Validasi menghasilkan kurva keyakinan, dan pengujian memastikan akurasi model.

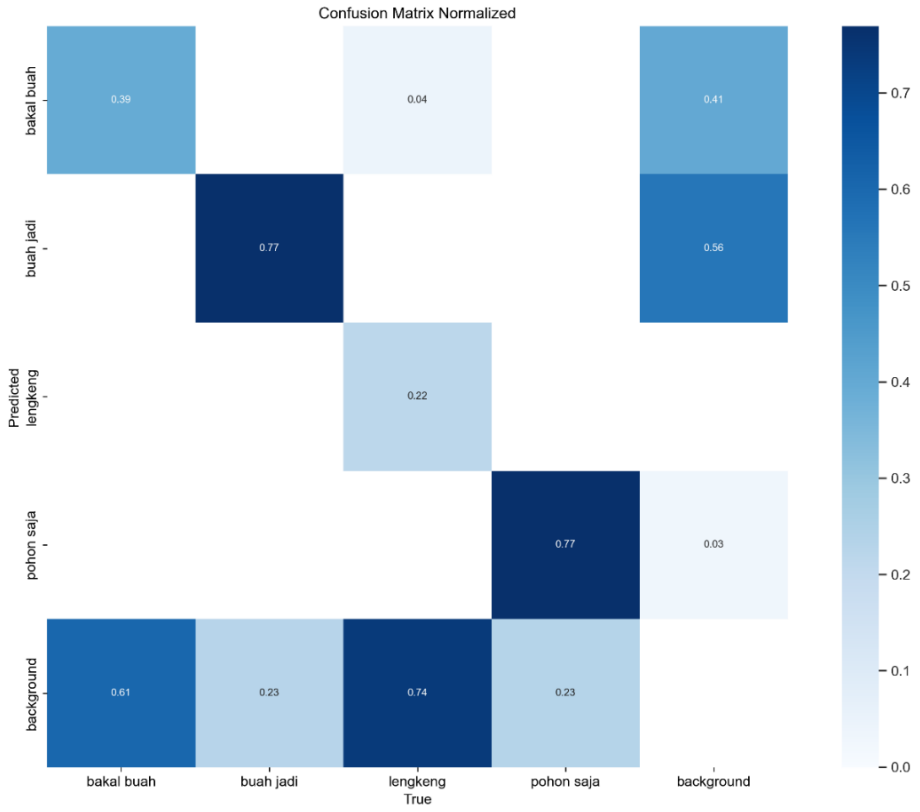
Pengujian dilakukan dengan gambar dan video *drone* untuk mendeteksi, menghitung, dan mengklasifikasikan pohon lengkeng. Hasil deteksi disajikan dalam bentuk gambar untuk analisis distribusi pohon.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil *Training*

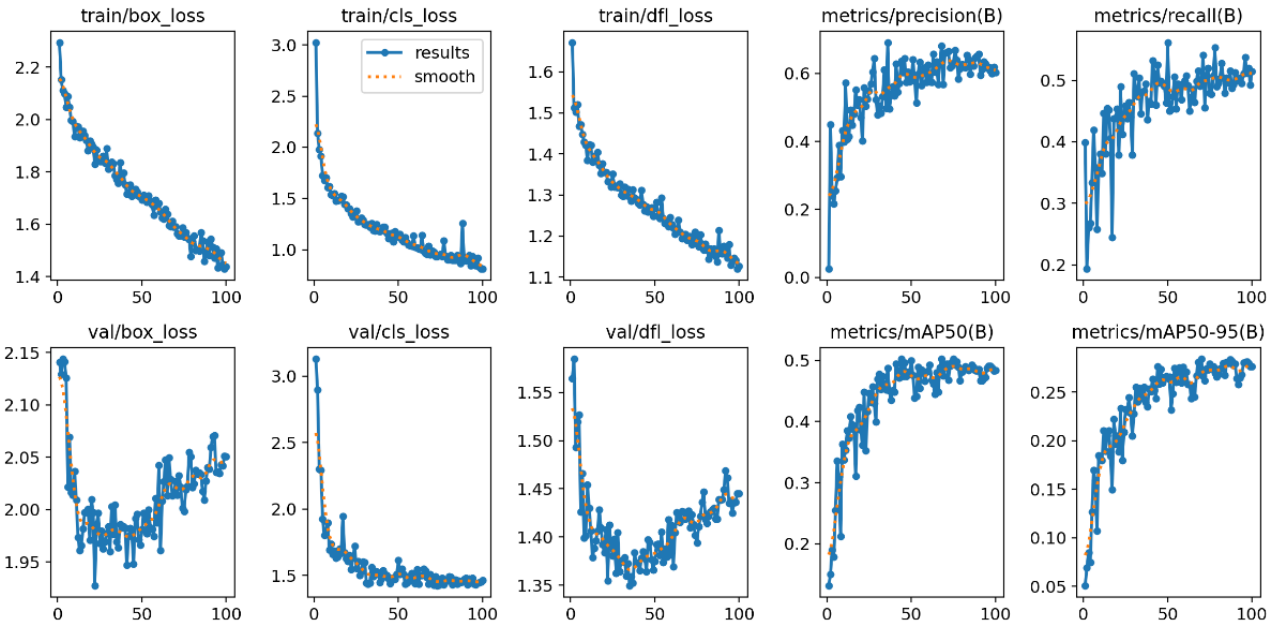
Training ini dilakukan selama 100 *epochs* dengan *dataset* 641 gambar yang mencakup berbagai tingkat kematangan pohon lengkeng. Gambar-gambar ini sebagian besar diambil dari sudut pandang samping dan bawah. Menurut model yang dibuat, mAP50 sebesar 0,492 (49,2%) dan mAP50-95 sebesar 0,284 (28,4%). Hasil menunjukkan bahwa deteksi dan klasifikasi data ini kurang akurat, tetapi dataset yang lebih besar dan penggunaan sudut pandang atas yang lebih akurat untuk mengidentifikasi kondisi dan tingkat kematangan pohon lengkeng dapat menghasilkan peningkatan yang signifikan.

Model menunjukkan akurasi tinggi dalam mendeteksi kelas pohon saja dan buah jadi, dengan prediksi yang benar masing-masing sebesar 77%. Namun, untuk kelas bakal buah, akurasi hanya mencapai 39%. *Confusion matrix* menunjukkan nilai yang baik, tercermin dari gambar yang lebih gelap, seperti yang terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2 *Confusion matrix* model

Grafik parameter *training* menunjukkan peningkatan signifikan dalam performa model. Pada grafik, sumbu x mewakili jumlah *epoch* (0-100), sementara sumbu y menunjukkan nilai *loss* dan metrik evaluasi. Nilai *train loss* (*train*/*box_loss*, *train*/*cls_loss*, *train*/*dfl_loss*) menunjukkan penurunan konsisten, dengan *train*/*box_loss* turun dari 2,2 menjadi 1,4, train/cls_loss dari 3,0 menjadi 1,5, dan train/dfl_loss dari 1,6 menjadi 1,1, yang mencerminkan perbaikan dalam pembelajaran bounding box dan klasifikasi. Meskipun *validation loss* (*val*/*box_loss*, *val*/*cls_loss*, *val*/*dfl_loss*) mengalami fluktuasi, tren keseluruhan tetap menunjukkan penurunan seiring bertambahnya epoch. Selain itu, *precision* meningkat dari 0,2 menjadi 0,6, *recall* dari 0,2 menjadi 0,5-0,6, serta mAP50 naik dari 0,2 menjadi 0,7 dan mAP50-95 dari 0,1 menjadi 0,4, menandakan peningkatan akurasi deteksi dan klasifikasi objek pada berbagai threshold IoU. Grafik parameter training dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Grafik parameter hasil *training*

3.2 Hasil Validasi

Untuk memastikan akurasi model saat menerima gambar dataset validasi, validasi dilakukan pada model dengan berat terbaik. Hasil validasi model menunjukkan variasi dalam kinerja; kelas buah jadi mencapai mAP50 68% dan mAP50-95 30.6%, dan kelas pohon saja mencapai mAP50 74.7% dan mAP50-95 50%. Namun, kinerja kelas bakal buah dan lengkeng menurun, masing-masing dengan mAP50 21,5% dan 25,1%, dan mAP50-95 yang lebih rendah, yang menunjukkan bahwa sulit untuk menemukan pohon lengkeng di kedua kelas tersebut.

3.3 Hasil Pengujian Gambar

Hasil pengujian gambar *dataset* diperoleh setelah lima gambar uji dianotasi, dengan jumlah pohon yang terdeteksi oleh model YOLOv8 dibandingkan dengan jumlah pohon sebenarnya. Persentase deteksi objek manual ditampilkan pada Gambar 6, dan rincian jumlah deteksi, jumlah pohon yang sebenarnya, serta persentase deteksi disajikan dalam Tabel 1.

(a) (b) (c) (d) (e)

Gambar 6 Hasil pengujian gambar *dataset*

Tabel 1 Persentase deteksi objek pengujian gambar

Gambar	Terdeteksi	Sebenarnya	Deteksi (%)
a	11	12	91
b	12	17	70
c	5	6	83
d	4	4	100
e	6	6	100

3.4 Hasil Pengujian Video

Hasil pengujian video *dataset* menunjukkan deteksi pohon lengkeng pada setiap *frame* menggunakan metode *object counter*. Pada menit tertentu dalam video, model mendeteksi 5 pohon dengan buah matang untuk kategori buah jadi, sementara pada kategori pohon saja terdeteksi 13 pohon tanpa buah. Deteksi ini mencakup jumlah pohon valid berdasarkan hasil akhir dan akurasi model. Contoh hasil pengujian ditampilkan pada Gambar 8.

Gambar 8 Hasil pengujian video

Gambar 9 Hasil pengujian video

4. Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa model YOLO berhasil dikembangkan untuk mendeteksi, menghitung pohon lengkeng, dan mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pada kebun lengkeng. Dengan menggunakan dataset yang diambil pada hari yang berbeda, model ini menunjukkan akurasi deteksi yang baik meskipun ada beberapa tantangan terkait variabilitas kondisi dan sudut pengambilan gambar. Nilai mAP50 sebesar 49,2% dan mAP50-95 sebesar 28,4% menunjukkan kinerja model dalam mendeteksi objek dengan tingkat akurasi yang cukup, meskipun masih ada ruang untuk peningkatan lebih lanjut. Hasil deteksi dan klasifikasi pohon serta tingkat kematangan buah dapat memberikan data yang akurat dan berguna dalam mendukung pengambilan keputusan untuk manajemen kebun lengkeng yang lebih efisien. Implementasi model ini dapat membantu petani dan pengelola kebun untuk melakukan pemantauan kebun secara otomatis, memperkirakan hasil panen dengan lebih tepat, serta mengoptimalkan penggunaan sumber daya manusia. Dengan demikian, model YOLO yang dikembangkan dalam penelitian ini menunjukkan potensi besar untuk diterapkan dalam pengelolaan kebun lengkeng berbasis data.

5. Daftar Pustaka

[1] Paul, P., Biswas, P., Dey, D., Saikat, A. S. M., Islam, M. A., Sohel, M., ... & Kim, B. (2021). Exhaustive plant profile of “Dimocarpus longan Lour” with significant phytomedicinal properties: A literature based-review. *Processes*, *9(10)*, 1803.

[2] Irsanti, D., Sasmito, B., & Bashit, N. (2019). Kajian pengaruh penajaman citra untuk penghitungan jumlah pohon kelapa sawit secara otomatis menggunakan foto udara (Studi Kasus: KHG Bentayan Sumatra Selatan). *Jurnal Geodesi Undip*, *8(1)*, 428-434.

[3] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Convolutional networks. *Deep learning*, *2016*, 330-372.

[4] Kakehi, S., Sekiuchi, T., Ito, H., Ueno, S., Takeuchi, Y., Suzuki, K., & Togawa, M. (2021). Identification and counting of Pacific oyster Crassostrea gigas larvae by object detection using deep learning. *Aquacultural Engineering*, 95, 102197.

[5] Patrício, D. I., & Rieder, R. (2018). Computer vision and artificial intelligence in precision agriculture for grain crops: A systematic review. *Computers and electronics in agriculture*, 153, 69-81.

[6] Li, D., Sun, X., Elkhouchlaa, H., Jia, Y., Yao, Z., Lin, P., ... & Lu, H. (2021). Fast detection and location of longan fruits using UAV images. *Computers and Electronics in Agriculture*, *190*, 106465.

[7] Darmanto, H. (2019). Introduction to fish species based on otolith conformation using the convolutional neural network. *Joined Jurnal*, *2*(1), 41-59.

[8] Leriansyah, M., & Kurniawardhani, A. (2020). Klasifikasi dan Perhitungan Kendaraan untuk Mengetahui Arus Kepadatan Lalu Lintas Menggunakan Metode YOLO. *AUTOMATA*, *1*(1).

[9] Jrondi, Z., Moussaid, A., & Hadi, M. Y. (2024). Exploring End-to-End object detection with transformers versus YOLOv8 for enhanced citrus fruit detection within trees. *Systems and Soft Computing*, *6*, 200103.

[10] Huang, Y., Qian, Y., Wei, H., Lu, Y., Ling, B., & Qin, Y. (2023). A survey of deep learning-based object detection methods in crop counting. *Computers and Electronics in Agriculture*, *215*, 108425.