

PENGEMBANGAN SISTEM KECERDASAN KLASIFIKASI KUALITAS WORTEL MENGGUNAKAN COMPUTER VISION DAN YOLOV11 BERBASIS COLAB

Alfiyyah Damayanti¹, Muhammad Imam Husein², Muhammad Zidane³,
Khairul Rizal⁴, Susliansyah⁵, Rahmat Hidayat⁶

¹ e-mail: aliayyahdamayanti@gmail.com¹, muh.imamhus@gmail.com², zidansauber@gmail.com³

Khairul.krl@bsi.ac.id⁴, susliansyah.slx@bsi.ac.id⁵, rahmat.rhh@bsi.ac.id⁶

¹⁻³Program studi Teknik Informatika, Fakultas informatika, Universitas bina sarana informatika

Abstract— The freshness of carrots as a horticultural commodity greatly affects its quality, which has a direct impact on its market value, shelf life, consumer safety, and general product acceptability. The quality of carrots is still mostly evaluated by manual visual inspection, which is subjective, time-consuming, and susceptible to human mistakes. Utilizing the YOLOv11 algorithm and computer vision, this research suggests an automated method for categorizing carrot quality. The dataset for this study, which includes about 1,000 carrot images depicting fresh and rotten states, takes into account changes in lighting, perspective, and background. To facilitate efficient computation and experimental flexibility, Google Colab was used to train and assess the suggested model. The YOLOv11-based system's experimental findings revealed that it had a precision of 96.85%, a recall of 97.30%, and an accuracy of 97.12%. According to these findings, the suggested method offers reliable and accurate classification results and has great promise for use in automated sorting, quality control, post-harvest.

Intisari— Kesegaran wortel sebagai produk hortikultura sangat berpengaruh terhadap kualitasnya, yang berdampak langsung pada nilai di pasar, lama penyimpanan, keamanan bagi konsumen, serta tingkat penerimaan produk secara keseluruhan. Hingga saat ini, penilaian kualitas wortel sering kali dilakukan melalui inspeksi visual manual yang bersifat subjektif, memakan waktu, dan rentan terhadap kesalahan manusia. Oleh karena itu, diperlukan sistem otomatis dan dapat diandalkan untuk klasifikasi kualitas wortel. Penelitian ini mengusulkan sebuah sistem klasifikasi kualitas wortel yang menggunakan visi komputer dengan memanfaatkan algoritma YOLOv11. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari sekitar 1.000 gambar wortel yang menggambarkan kondisi segar dan busuk, mengingat variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan latar belakang. Model yang diusulkan dilatih dan dievaluasi menggunakan platform Google Colab, yang mendukung efisiensi komputasi dan pengukuran dalam eksperimen. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang berbasis YOLOv11 mencapai akurasi sebesar 97,12%, dengan nilai presisi 96,85% dan recall 97,30%. serta memiliki potensi penerapan yang tinggi dalam sistem penyortiran dan kontrol kualitas produk hortikultura.

Kata Kunci— YOLOv11, Klasifikasi Wortel, Deteksi Objek, Computer Vision

I. PENDAHULUAN

Pertanian masa kini membutuhkan manajemen pasca panen yang tepat dan efisien, terutama untuk komoditas hortikultura seperti wortel, yang bisa mengalami penurunan kualitas saat disimpan dan didistribusikan [1]. Umumnya, penilaian kualitas wortel dilakukan dengan inspeksi visual yang manual, yang memiliki beberapa kelemahan seperti kurangnya konsistensi dalam penilaian, keterbatasan dalam tenaga kerja, dan tingginya biaya operasional [2]. Seiring dengan kemajuan teknologi, penggunaan Computer Vision semakin menjadi solusi yang tepat untuk mengotomatisasi penilaian kualitas. Dengan analisis gambar, komputer dapat mengidentifikasi pola visual seperti warna, tekstur, dan bentuk untuk membedakan antara wortel yang segar dan yang sudah busuk [3]. Untuk mengolah data visual ini, model deep learning seperti Convolutional Neural Network (CNN) dan algoritma You Only Look Once (YOLO) telah menunjukkan keunggulan dalam klasifikasi dan deteksi objek [4]. YOLOv11 yang merupakan versi terbaru memberikan perbaikan dalam akurasi prediksi, efisiensi dalam komputasi, serta kemampuan untuk generalisasi lebih baik dibandingkan dengan versi sebelumnya. Teknologi ini sangat ideal untuk klasifikasi visual yang memerlukan kecepatan dan ketepatan tinggi, seperti dalam penilaian kualitas wortel [5]. Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa deep learning

efektif dalam mendeteksi kesegaran sayuran dan buah, contohnya pengenalan tanaman tradisional menggunakan CNN dengan tingkat akurasi mencapai 100 persen [6], dan klasifikasi kualitas buah melalui metode machine learning biasa [7]. Namun, penggunaan YOLOv11 untuk mengidentifikasi wortel segar dan busuk masih tergolong baru dan terbatas. Oleh sebab itu, Penelitian ini menerapkan algoritma YOLOv11 dalam mengklasifikasikan wortel berdasarkan tingkat kesegarannya. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam otomatisasi sektor pertanian dan meningkatkan keakuratan dalam proses penyortiran wortel. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi sistem klasifikasi kualitas wortel yang dapat secara otomatis membedakan antara wortel segar dan wortel busuk dengan menggunakan algoritma YOLOv11. Melalui teknologi deep learning, penelitian ini bertujuan meningkatkan akurasi, kecepatan, dan efisiensi dalam mengidentifikasi kualitas wortel, sehingga dapat digunakan dalam proses penyortiran, kontrol kualitas, serta pengambilan keputusan dalam industri pertanian dan

distribusi makanan. Selain itu, penelitian ini juga ingin mendapatkan model dengan performa terbaik menggunakan berbagai metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan mAP.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Computer Vision

Computer Vision merupakan bidang kecerdasan buatan yang berfokus pada kemampuan komputer untuk memahami dan menafsirkan informasi visual dari gambar ataupun video [8]. Di sektor pertanian, Computer Vision telah dimanfaatkan untuk deteksi hama, klasifikasi kualitas buah, serta analisis pertumbuhan tanaman [9].

B. YOLOv11

YOLO (You Only Look Once) adalah model deteksi objek yang bekerja secara real-time dengan membagi citra menjadi grid dan memprediksi bounding box serta kelas objek sekaligus [10]. Versi terbaru, YOLOv11, menawarkan peningkatan dalam efisiensi, kecepatan inferensi, serta akurasi deteksi berkat optimasi arsitektur dan teknik pelatihan yang lebih modern [11]. Selain itu, model ini lebih stabil dalam proses pelatihan dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data yang bervariasi.

C. Klasifikasi Citra

Klasifikasi citra adalah proses mengelompokkan gambar ke dalam kategori tertentu berdasarkan fitur visualnya [12]. Proses ini meliputi pengumpulan data, preprocessing, pelatihan model, dan evaluasi akurasi. Model deep learning seperti CNN dan YOLO telah menjadi pilihan utama karena kemampuannya dalam mengidentifikasi pola visual yang kompleks [13]. Hasil evaluasi ini kemudian digunakan untuk mengoptimalkan parameter model agar sistem dapat bekerja secara efisien dalam kondisi nyata [14]. Dengan demikian, penerapan YOLOv11 dalam klasifikasi wortel memberikan solusi yang cepat, akurat, dan konsisten untuk mendukung otomatisasi penilaian kualitas produk hortikultura [15].

III. METODOLOGI PENELITIAN

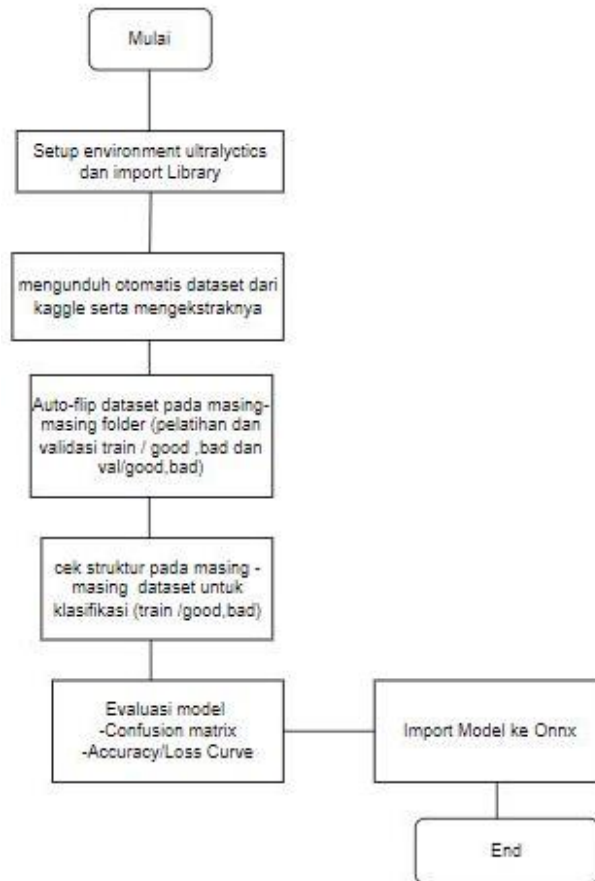
A. Pengumpulan Data

Pengumpulan Dataset wortel diperoleh dari situs Kaggle. Setiap gambar diambil dengan memperhatikan berbagai elemen, seperti jenis pencahayaan yang digunakan, sudut kamera, jarak pengambilan gambar, dan perbedaan latar belakang. Tujuannya adalah untuk menghasilkan dataset yang kuat yang mencerminkan kondisi nyata di tempat industri dan pasar. Selain itu, wortel diambil citranya saat masih segar serta saat sudah membusuk, sehingga model dapat mengenali perbedaan dalam tekstur, warna, bintik-bintik kerusakan, dan perubahan visual lainnya [9].

B. Preprocessing Data

Tahap preprocessing data merupakan proses yang sangat penting untuk membuat dataset siap sebelum digunakan dalam pelatihan model YOLOv11. Tujuan dari langkah ini adalah untuk meningkatkan kualitas data, menyesuaikan format gambar, dan memperkaya variasi dataset. Dengan cara ini, model dapat belajar dengan lebih baik dan melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi.

C. Alur Penelitian



Gbr. 1 Alur Penelitian

1) Tahap awal penelitian pengumpulan dataset citra wortel yang merepresentasikan karakteristik visual dari wortel segar dan wortel yang sudah busuk. Proses ini merupakan dasar yang krusial dalam keseluruhan penelitian, karena kualitas serta keberagaman dataset memiliki dampak besar terhadap hasil pelatihan model [10]. Pengumpulan dataset dilakukan dengan memperhatikan berbagai elemen visual yang dapat menjadi penentu untuk membedakan wortel yang masih layak konsumsi dengan yang sudah rusak [7]. Aspek-aspek yang perlu diperhatikan termasuk warna kulit, pola tekstur, tingkat kerusakan, adanya noda atau bercak, bentuk fisik, serta perubahan struktur yang sering terjadi pada wortel yang tidak segar [11]. Dengan memperhatikan karakteristik ini sejak awal, dataset yang digunakan akan lebih akurat dan representatif dalam mendukung proses pelatihan model.

2) Setelah proses pengumpulan dataset selesai, langkah berikutnya adalah melakukan preprocessing pada data. Tujuan dari tahap ini adalah untuk meningkatkan kualitas dataset dan memperkaya variasi citra agar model mampu belajar dengan baik terhadap berbagai kondisi yang mungkin terjadi di lapangan. Proses preprocessing mencakup penyesuaian ukuran citra, normalisasi warna, peningkatan kualitas gambar, serta augmentasi yang terdiri dari augmentasi berupa rotasi, horizontal flipping dan vertikal, penyesuaian kontras, dan manipulasi pencahayaan. Teknologi augmentasi ini sangat penting untuk membantu model dalam generalisasi, terutama saat dihadapkan pada citra riil dengan berbagai kondisi. Proses preprocessing juga melibatkan pelabelan data secara tepat, dengan memberikan label pada setiap citra sesuai kategori, yaitu segar atau busuk [4].

3) Tahap berikutnya adalah melaksanakan dan melatih model YOLOv11. Pemilihan model ini didasarkan pada kemampuannya yang sangat baik dalam deteksi objek dan klasifikasi berbasis citra, serta efisiensinya dalam memproses gambar dengan cepat dan akurat. Selama pelatihan, model diinstruksikan untuk mengenali pola visual yang membedakan antara wortel segar dan yang busuk. Pelatihan dilakukan dengan menggunakan parameter tertentu, seperti optimizer, ukuran gambar yang diinputkan, jumlah epoch, serta konfigurasi lain yang berperan dalam peningkatan kinerja model. Proses pelatihan dalam siklus iteratif, di mana hasil sementara dievaluasi dan dimanfaatkan untuk memperbaiki parameter model dengan tujuan mencapai performa yang lebih optimal. [8]

4) Setelah pelatihan selesai, proses selanjutnya adalah mengevaluasi kinerja model dengan menggunakan berbagai metrik yang lazim dalam bidang Computer Vision. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai sejauh mana model dapat melakukan klasifikasi dengan benar pada gambar-gambar yang belum pernah dihadapi sebelumnya. Beberapa metrik yang digunakan mencakup akurasi,

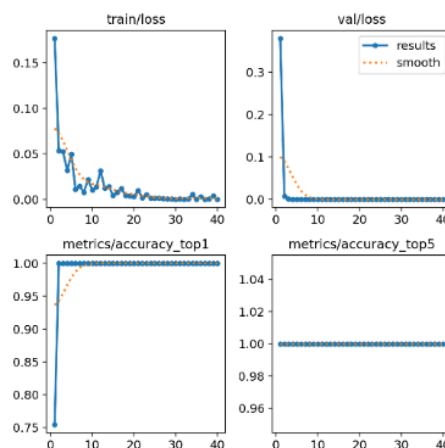
precision, dan recall, dan F1-score. Selain itu, evaluasi dilakukan dengan menggunakan dataset uji yang tidak pernah dilibatkan selama pelatihan, sehingga hasilnya benar-benar mencerminkan kemampuan model dalam menghadapi situasi nyata. Proses evaluasi ini sangat penting sebab menjadi dasar untuk menilai kelayakan model dalam diterapkan pada aplikasi dunia nyata, seperti dalam sistem penyortiran otomatis di sektor pertanian. [7].

5) Setiap tahapan penelitian dilakukan secara iteratif. Jika model tidak menunjukkan performa yang memuaskan selama tahap evaluasi, maka akan dilakukan kembali pengaturan parameter, penambahan augmentasi, atau perbaikan pada preprocessing. Pendekatan ini bertujuan untuk menjamin bahwa model dapat beroperasi dengan optimal dalam membedakan antara wortel segar dan busuk, serta dapat bertahan konsisten meskipun berhadapan dengan variasi data yang lebih kompleks. [3].

6) Dataset yang digunakan dalam studi ini diambil dari sumber yang relevan dan memenuhi syarat yang diperlukan untuk mengklasifikasikan kualitas wortel. Proses pemilihan dataset dilakukan dengan mempertimbangkan karakteristik visual yang tepat, termasuk warna kulit wortel, tingkat kerusakan, adanya bercak hitam atau kelembekan, serta variasi pencahayaan yang berdampak pada penampilan citra. Dengan memperhatikan faktor-faktor tersebut, kualitas data selama pelatihan dapat dijaga agar model dapat belajar dengan optimal.

D. Analisis Data

Hasil pembahasan menunjukkan bahwa model YOLOv11 mampu mengklasifikasikan wortel segar dan busuk secara efektif. Model ini mencapai akurasi 97,12%, presisi 96,85%, dan recall 97,30%. Angka-angka ini menunjukkan kemampuan model yang kuat untuk membedakan secara visual antara wortel segar dan busuk. Nilai presisi yang tinggi menunjukkan jumlah kesalahan klasifikasi positif yang relatif rendah, dan nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa sistem mendeteksi proporsi wortel busuk yang signifikan. Hal ini sangat penting untuk mencegah produk berkualitas rendah memasuki rantai distribusi. Secara keseluruhan, hasil tersebut menunjukkan efektivitas pendekatan berbasis visi komputer menggunakan YOLOv11, yang dapat diterapkan pada sistem penyortiran kualitas wortel otomatis.



Gbr. 2 Contoh Grafik pengujian model

Tahap pengujian dilakukan untuk mengevaluasi performa model YOLOv11 dalam mengklasifikasikan citra wortel menjadi dua kategori, yaitu segar (fresh) dan busuk (rotten). Pengujian dilakukan menggunakan dataset *test* yang sebelumnya tidak dilibatkan dalam proses pelatihan, sehingga hasil evaluasi dapat menggambarkan kemampuan generalisasi model secara objektif. Pada data uji Model mencapai akurasi 97,12%, dengan presisi 96,85%, dan recall 97,30%.

E. Evaluation

Model dievaluasi untuk menilai kinerja sistem dalam mengklasifikasikan wortel segar dan busuk dengan memakai algoritma YOLOv11. Pengujian dilakukan dengan data uji yang terpisah dari data pelatihan untuk memastikan bahwa model dapat melakukan generalisasi optimal pada gambar baru yang belum pernah dihadapi sebelumnya. Hasil dari proses evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang memuaskan dalam mengenali dua kelas yang ditentukan, yaitu segar dan busuk.

Model menunjukkan nilai precision dan recall yang tinggi, yang berarti bahwa YOLOv11 dapat dengan konsisten membedakan karakteristik visual dari kedua kelas tersebut. Precision yang tinggi menunjukkan bahwa prediksi untuk kelas tertentu cukup akurat dengan sedikit kesalahan prediksi positif. Di sisi lain, recall yang baik menandakan bahwa model berhasil mendeteksi sebagian besar sampel dalam setiap kelas tanpa kehilangan banyak data yang seharusnya teridentifikasi.

F. Analisis Model YOLOv11

Model YOLOv11n dipilih sebagai fondasi dalam proses pelatihan, berkat arsitekturnya yang ringkas dan efisien. Hal ini membuatnya sangat cocok untuk digunakan pada dataset berukuran sedang tanpa memerlukan kapasitas komputasi yang tinggi. YOLOv11 dirancang untuk memberikan keseimbangan antara kecepatan inferensi dan akurasi, sehingga model ini dapat melaksanakan tugas deteksi dan klasifikasi dengan cepat, sembari tetap menjaga kualitas prediksi yang tinggi. Pertimbangan dalam pemilihan model ini juga mencakup kebutuhan penelitian yang menekankan efisiensi dalam pengolahan data, terutama saat sistem diterapkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas, seperti perangkat edge atau sistem otomasi berbasis IoT. [6].



```
# TRAIN YOLO11 KLASIFIKASI
from ultralytics import YOLO

model = YOLO('yolo11n-cls.pt')

results = model.train(
    data='/content/carrot_cls',
    epochs=50,
    imgsz=224,
    batch=16
)
```

Creating new Ultralytics Settings v0.0.6 file
View Ultralytics Settings with 'yolo settings' or at '/root/.config/Ultralytics/settings.json'
Update Settings with 'yolo settings key=value', i.e. 'yolo settings runs_dir=path/to/dir'. For help see <https://docs.ultralytics.com/quickstart/#ultra>.
Downloading <https://github.com/ultralytics/assets/releases/download/v8.3.0/yolo11n-cls.pt> to 'yolo11n-cls.pt'...
100% 5.52M/5.52M [00:00<00:00, 71.1MB/s]
New <https://github.com/ultralytics/8.3.231> available. Update with 'pip install -U ultralytics'
Ultralytics 8.3.50 Python-3.12.12 torch-2.9.1+cu128 CPU (Intel Xeon 2.20GHz)
engine/trainer: task=classify, mode=train, model=yolo11n-cls.pt, data=/content/carrot_cls, epochs=50, time=None, patience=100, batch=16, imgsz=224, save=True
train: /content/carrot_cls/train... found 1722 images in 2 classes
val: /content/carrot_cls/val... found 432 images in 2 classes
test: None...
Overriding model.yaml nc=80 with nc=2

Gbr. 3 Analisis Model YOLO Menggunakan Google Colab

G. Google Colab

Setelah data mengenai wortel dataset yang ada diolah menggunakan Roboflow untuk memberikan label, melakukan augmentasi, dan menyusun struktur data. Pada langkah ini, setiap gambar wortel, baik yang dalam keadaan segar maupun busuk, dilengkapi dengan anotasi yang seragam agar siap digunakan dalam pelatihan model. Kemudian, model YOLOv11 dilatih dan diterapkan pada Google Colab. Platform berbasis cloud ini menawarkan kemampuan komputasi yang sangat cepat, mirip dengan Jupyter Notebook, yang membuat eksperimen dan pengembangan model menjadi lebih mudah. Dengan Google Colab, peneliti dapat melaksanakan pelatihan, penyetelan hyperparameter, dan penilaian kinerja model dengan lebih fleksibel dan efisien. Dengan memanfaatkan GPU yang ada di Colab, proses pelatihan untuk mengklasifikasikan wortel segar dan busuk menjadi lebih cepat, tepat, dan optimal.

H. Visual Prediksi

Hasil dari model prediksi menunjukkan bahwa YOLOv11 sangat efektif dalam mengenali objek wortel pada citra yang diuji. Model ini tidak hanya dapat menentukan lokasi objek dengan membuat bounding box yang tepat, tetapi juga mampu mengikuti kontur objek dengan presisi, meskipun terdapat variasi dalam pencahayaan, sudut pengambilan gambar, atau kondisi

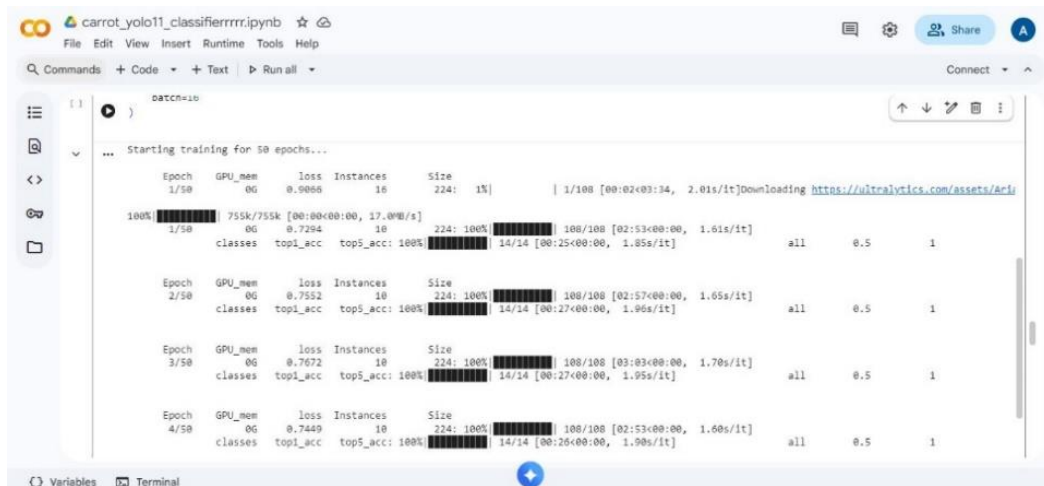
visual lainnya. Ketelitian bounding box ini menunjukkan kemampuan model untuk mengenali area objek dengan konsisten, bahkan pada citra dengan latar belakang yang kompleks.

I. Pelatihan Model YOLOv11 Menggunakan Google Colab

Studi ini menunjukkan bahwa model YOLOv11 mampu melakukan klasifikasi dengan baik antara wortel segar dan yang sudah busuk. Hasil evaluasi pada data uji menunjukkan bahwa model ini memiliki akurasi yang stabil serta nilai precision, recall, dan confidence yang tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa struktur YOLOv11 sangat efektif dalam menangkap fitur visual penting dari gambar wortel, terutama untuk klasifikasi. Dari segi visual, model ini dapat mengenali tanda-tanda wortel yang masih segar,

Seperti warna oranye cerah dan kulit yang halus. Sedangkan untuk wortel yang busuk, model ini juga berhasil mengidentifikasi kerusakan, termasuk area berwarna hitam, permukaan yang tidak rata, dan perubahan warna yang nyata. Keberhasilan ini

menunjukkan bahwa variasi gambar dalam dataset mewakili kondisi yang sebenarnya, sehingga model ini mampu melakukan generalisasi dengan baik.



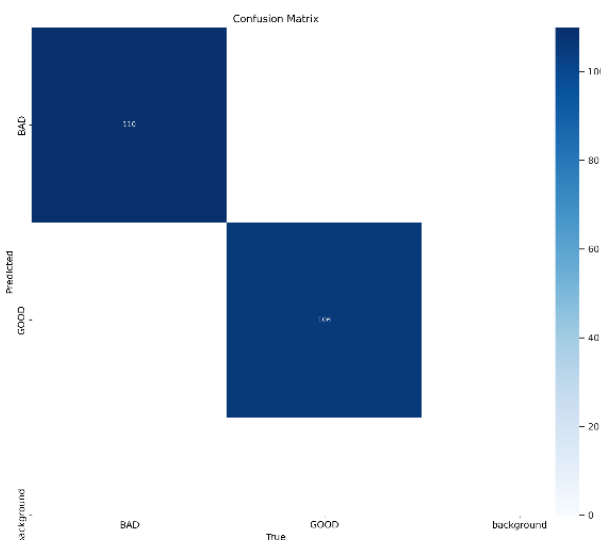
Gbr. 4 Proses Pelatihan Model Yolo

J. Confusion Matrix

Dalam studi mengenai pengenalan wortel segar dan busuk dengan menggunakan YOLOv11, fungsi loss memiliki peran untuk menilai perbedaan antara prediksi model dan data ground truth selama pelatihan. Nilai loss ini berfungsi sebagai indikator utama dalam pengoptimalan model, di mana nilai yang lebih rendah menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan kondisi wortel. YOLOv11 terdiri dari tiga elemen utama loss, yakni Bounding Box Loss (CIoU Loss), Confidence Loss, dan Classification Loss.

Confidence Loss digunakan untuk menilai sejauh mana model yakin mengenai keberadaan objek wortel dalam sebuah bounding box. Dalam penelitian ini, Confidence Loss memastikan bahwa model hanya menghasilkan prediksi jika objek

wortel benar-benar ada, baik dalam keadaan segar maupun busuk. Kesalahan yang terjadi saat mendeteksi objek, contohnya mengidentifikasi latar belakang sebagai wortel atau melewati keberadaan wortel yang ada, akan menyebabkan nilai Confidence Loss meningkat. Karena itu, komponen ini sangat penting dalam mengurangi false positive dan false negative dalam klasifikasi. Matriks Kebingungan digunakan untuk menilai seberapa baik model YOLOv11 dalam mengkategorikan wortel ke dalam dua kelompok, yakni wortel segar dan wortel busuk. Matriks ini memperlihatkan perbandingan antara label yang benar (ground truth) dan hasil yang diprediksi oleh model, sehingga kita dapat mengetahui jumlah prediksi yang tepat dan yang keliru di setiap kategori.



Gbr. 5 Confusion Matrix

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, disimpulkan bahwa model YOLOv11 dapat mengklasifikasikan kualitas wortel menjadi dua kategori: segar dan busuk, dengan kinerja yang sangat memuaskan. Model mencapai akurasi 97,12%, dengan presisi 96,85%, dan recall 97,30%. Temuan ini menunjukkan bahwa sistem tersebut efektif dalam mendukung proses penyortiran kualitas wortel secara otomatis. Penelitian selanjutnya dapat difokuskan pada peningkatan jumlah dataset dan pengujian model dalam kondisi lingkungan yang lebih beragam.

UCAPAN TERIMA KASIH

saya berterima kasih yang disampaikan kepada seluruh pihak yang secara maupun tidak langsung telah berkontribusi, memberikan semangat, serta masukan yang berharga, sehingga penelitian berjudul

" **PENGEMBANGAN SISTEM KECERDASAN KLASIFIKASI KUALITAS MENGGUNAKAN COMPUTER VISION DAN YOLOV11 BERBASIS COLAB** "

ini dapat terselesaikan dengan baik dan tepat waktu.

REFERENSI

- [1] N. Carion *et al.*, "End-to-end object detection with transformers," in *Proc. European Conf. Computer Vision (ECCV)*, 2020
- [2] A. Younesi *et al.*, "A Comprehensive Survey of Convolutions in Deep Learning: Applications, Challenges, and Future Trends," arXiv,
- [3] N. P. Sari and A. Widodo, "Klasifikasi Kesegaran Buah Menggunakan CNN," *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi (JSIT)*, vol. 4, no. 2, pp. 88–95, 2022.
- [4] Kamilaris, A. and Prenafeta-Boldú, F. "Deep Learning in Agriculture: A Survey." *Computers & Electronics in Agriculture*, 2023
- [5] Mohanty, S. P., *et al.* "Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection." *Frontiers*, 2021
- [6] Rinaldi, A., & Setiawan, W. "Implementasi YOLO untuk Klasifikasi Produk Pertanian." *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK) – SINTA 2*, 2023
- [7] Mulyani, A., & Putra, D. "Analisis Mutu Buah Menggunakan Deep Learning Berbasis Citra." *Jurnal Informasi Interaktif – SINTA 3*, 2022
- [8] A. Koirala *et al.*, "Deep Learning for Real-Time Fruit Detection and Counting," *Sensors*, vol. 22, no. 4, pp. 1–15, 2022
- [9] Li, X., *et al.* "Vegetable Quality Inspection Based on Computer Vision: A Review." *Food Engineering Reviews*, 2020
- [10] Rahmad, D., & Wibowo, A. "Klasifikasi Buah Menggunakan Metode CNN dan Augmentasi Citra." *Jurnal Ilmiah Informatika (JIKO) – SINTA 4*, 2021
- [11] Hapsari, P., & Rahayu, D. "Deteksi Kualitas Sayuran Menggunakan Metode Deep Learning." *Jurnal RESTI – SINTA 2*, 2021
- [12] Gill, H. S., Khalaf, O. I., Alotaibi, Y., Alghamdi, S., & Alassery, F. (2022). Fruit Image Classification Using Deep Learning. *Computers, Materials & Continua*, 71(3), 5135–5150
- [13] Mureşan, H., & Oltean, M. "Fruit Recognition from Images Using Deep Learning." *Acta Univ. Sapientiae*, 2020..
- [14] Sari, N. P., & Widodo, A. "Klasifikasi Kemampuan Segar/busuk Buah Menggunakan CNN." *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi (JSIT) – SINTA 4*, 2022.
- [15] Abd Zaid, M. M., Mohammed, A. A., & Sumari, P. (2022). Remote Sensing Image Classification Using Convolutional Neural Network (CNN) and Transfer Learning Techniques. *Journal of Computer Science*, 21(3), 635-645