

DETEKSI KEMATANGAN BUAH KOPI MENGGUNAKAN KOMBINASI *WIENER FILTER* DAN *YOU ONLY LOOK ONCE* (YOLO) V8

Juprianus Rusman^{1*}, Srivan Paleleng², Eko Suripto Pasinggi³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Kristen Indonesia Toraja, Toraja Utara, Sulawesi Selatan

Email: ^{1*}rusman.jr@ukitoraja.ac.id, ²Srivan_paleleng@ukitoraja.ac.id, ³ekopasinggi@ukitoraja.ac.id

(Naskah masuk: dd mmm yyyy, direvisi: dd mmm yyyy, diterima: dd mmm yyyy)

Abstrak

Buah kopi merupakan komoditas penting yang kualitasnya sangat bergantung pada tingkat kematangannya. Proses deteksi kematangan secara manual seringkali memakan waktu, tidak efisien, dan rentan terhadap subjektivitas manusia. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi kematangan buah kopi secara otomatis dengan menggabungkan metode Wiener Filter untuk peningkatan kualitas citra dan algoritma You Only Look Once (YOLOv8) sebagai model deteksi objek. Dalam penelitian ini, dikumpulkan sebanyak 814 citra buah kopi kemudian dilabel menjadi empat kategori kematangan: mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang. Data tersebut kemudian diproses melalui tahap preprocessing dengan penyesuaian ukuran citra menjadi 640x640 piksel. Model YOLOv8 dilatih dengan batch size 16 selama 50 epoch. Penelitian ini membandingkan dua metode deteksi tingkat kematangan buah kopi menggunakan YOLOv8 dan kombinasi Wiener Filter dengan YOLOv8. Pengujian dilakukan pada dataset citra asli dan citra yang blur. Hasil menunjukkan model YOLOv8 dengan menggunakan dataset citra asli mencapai akurasi 86,8%, kemudian hasil pengujian YOLOv8 menggunakan citra blur tanpa wiener filter mencapai akurasi 85,7%, sedangkan hasil pengujian YOLOv8 dengan penerapan wiener filter memberikan akurasi 83,9%. Penurunan akurasi ini terjadi karena proses filtering dapat menyebabkan beberapa objek terdeteksi sebagai latar belakang. Namun, kedua metode tetap efektif untuk mendukung sortasi buah kopi secara real-time.

Kata Kunci: Deteksi Kematangan, Buah Kopi, Wiener Filter, You Only Look Once (YOLO) v8, Pengolahan Citra, Computer Vision, Sistem Otomatis.

Detection of Coffee Fruit Ripeness Using a Combination of Wiener Filter and You Only Look Once (YOLO) v8

Abstrac t

Coffee fruit is an important commodity whose quality highly depends on its ripeness level. Manual ripeness detection is often time-consuming, inefficient, and susceptible to human subjectivity. This study aims to develop an automated coffee fruit ripeness detection system by combining the Wiener Filter for image quality enhancement with the You Only Look Once version 8 (YOLOv8) object detection algorithm. A total of 814 coffee fruit images were collected and labeled into four ripeness categories: unripe, semi-ripe, ripe, and overripe. The dataset was preprocessed by resizing the images to 640x640 pixels. The YOLOv8 model was trained using a batch size of 16 for 50 epochs. This study compares two detection methods: YOLOv8

alone and YOLOv8 combined with Wiener Filter. Testing was performed on both original and blurred images. The YOLOv8 model achieved an accuracy of 86.8% on the original images, 85.7% on blurred images without Wiener Filtering, and 83.9% on blurred images with Wiener Filtering. The decline in accuracy is attributed to the filtering process causing some objects to be detected as background. Nevertheless, both methods effectively support real-time coffee fruit sorting based on ripeness.

Keywords: Ripeness Detection, Coffee Fruit, Wiener Filter, You Only Look Once (YOLO) v8, Image Processing, Computer Vision, Automated System.

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Pertanian merupakan salah satu sektor penting dalam mendukung perekonomian dan ketahanan pangan di banyak negara, termasuk Indonesia. Dalam sektor pertanian, komoditas buah-buahan memiliki peran strategis karena permintaannya yang tinggi sepanjang tahun. Salah satunya adalah buah kopi, yang merupakan komoditas hortikultura unggulan dan berperan penting dalam sektor pertanian serta perekonomian nasional. Kopi dikenal sebagai salah satu produk ekspor utama di Indonesia, dengan nilai ekonomi yang signifikan dan permintaan global yang terus meningkat[1],[2]. Berdasarkan data dari kementerian pertanian, Indonesia menempati posisi sebagai produsen kopi terbesar keempat di dunia, setelah Brasil, Vietnam, dan Kolombia, dengan produksi tahunan mencapai 789.000 ton untuk periode 2022 hingga 2025. Dari total produksi tersebut, jumlah ekspor kopi arabika dengan jumlah 150.000 ton dan kopi robusta dengan jumlah 600.000 ton. Ekspor bersih kopi diperkirakan telah meningkat dari 420.000 ton hingga menjadi 427.000 ton pada tahun 2024 hingga 2025, ekspor kopi mencapai 342.000 ton dengan nilai 1,49 miliar dolar AS atau sekitar Rp 23 triliun, dengan tujuan utama diekspor ke Amerika Serikat, Mesir, Jerman, dan Malaysia.

Kopi memiliki peran penting dalam perekonomian Indonesia, tidak hanya sebagai sumber devisa negara tetapi juga sebagai mata pencarian utama bagi para petani kopi. Selain itu, industri kopi turut berkontribusi dalam menciptakan lapangan kerja bagi masyarakat, sehingga mendukung kesejahteraan ekonomi secara luas. Namun, proses panen dan penyortiran buah kopi di tingkat petani umumnya masih dilakukan secara manual, yaitu dengan memetik dan memilah buah berdasarkan ciri visual seperti warna, ukuran, dan tingkat kematangan. Penyortiran manual ini sering kali menimbulkan subjektivitas, sehingga berpotensi menyebabkan kesalahan klasifikasi kematangan buah kopi. Selain itu, proses manual membutuhkan waktu yang lama dan tenaga kerja yang banyak, sehingga menurunkan efisiensi dan produktivitas dalam budidaya serta distribusi kopi[3].

Teknologi manufaktur pertanian saat ini sudah berkembang menggunakan mesin otomatis, salah satunya adalah mesin sortir otomatis berbasis computer vision. Meskipun penggunaan mesin sortir computer vision sudah banyak diterapkan, tetapi tantangan teknis masih perlu diatasi, terutama terkait penurunan akurasi deteksi akibat citra yang

kabur (motion blur) akibat pergerakan konveyor mesin yang bergerak dengan cepat, sehingga menghasilkan objek yang kabur. Berbagai penelitian telah membandingkan algoritma deteksi seperti Faster R-CNN, SSD, dan YOLO, di mana YOLO terbukti lebih unggul dalam hal kecepatan dan akurasi deteksi objek buah kopi. YOLO mampu mendeteksi fitur visual penting seperti warna, bentuk, dan ukuran buah kopi secara real-time, sehingga sangat potensial untuk klasifikasi kematangan buah kopi[4].

Namun, performa YOLO dapat menurun jika citra yang digunakan memiliki kualitas yang rendah, misalnya akibat blur atau pencahayaan yang kurang baik. Dalam hal ini, penerapan deblurring untuk memperbaiki citra yang blur menjadi sangat penting untuk meningkatkan akurasi deteksi. Oleh karena itu, diperlukan metode restorasi citra seperti *wiener filter* untuk memperbaiki gambar sebelum dilakukan proses deteksi dengan YOLO. Sehingga dalam penelitian ini, digunakan kombinasi *wiener filter* dan YOLO untuk mendeteksi kematangan buah kopi untuk meningkatkan akurasi dalam mengklasifikasikan kematangan buah kopi secara otomatis[5].

B. Rumusan Masalah

Dalam penelitian terdapat rumusan masalah yaitu bagaimana kinerja algoritma wiener filter dan YOLO untuk mendeteksi kematangan buah kopi?

C. Tujuan Penelitian

Adapun Tujuan dari penelitian ini yaitu mengetahui kinerja dari algoritma wiener filter dan YOLO untuk mendeteksi kematangan buah kopi.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Penelitian Terkait

Penelitian yang dilakukan oleh R. Sitompul (2020) membahas penerapan metode wiener filter dan blind deconvolution dalam perbaikan citra digital yang kabur[6]. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra dengan mengurangi efek blur menggunakan kedua metode tersebut, di mana wiener filter digunakan untuk memperbaiki citra dengan model noise tertentu secara adaptif, sedangkan blind deconvolution berfungsi untuk mengembalikan citra asli tanpa informasi lengkap tentang fungsi blur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi kedua metode ini efektif dalam memperbaiki ketajaman dan kejernihan citra digital,

sehingga dapat meningkatkan akurasi dalam pengolahan citra lebih lanjut.

Penelitian yang dilakukan oleh F. Kamil pada tahun 2023 dengan penelitian pengolahan citra digital menggunakan metode YOLO untuk mendeteksi kualitas dari biji kopi berbasis android, penelitian ini bertujuan untuk mempermudah proses seleksi biji kopi berkualitas dengan mengembangkan aplikasi deteksi objek secara real-time berbasis android menggunakan metode YOLO[7]. Penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 142 gambar biji kopi yang terdiri dari dua label, yaitu biji kopi berkualitas baik dan tidak berkualitas, yang diperoleh dari hasil pemotretan manual, pencarian gambar di google, dan situs open image dataset. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan teachable machine, dan pengujian aplikasi dilakukan berdasarkan dua variabel, yaitu tingkat pencahayaan (low, normal, high) dan jarak kamera (5 cm, 25 cm, 50 cm) terhadap objek. Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi deteksi berdasarkan pencahayaan mencapai 83,33%, sedangkan berdasarkan jarak mencapai 66,66%, sehingga rata-rata akurasi aplikasi dalam mendeteksi kualitas biji kopi adalah sebesar 75%. Dengan demikian, aplikasi ini dinilai dapat membantu meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses pemilihan biji kopi berkualitas di PT. Maharaja Pusaka Nusantara.

Penelitian yang dilakukan oleh R.A.H Rahman dkk, tahun 2024 dengan penelitian penerapan YOLO V8 untuk deteksi tingkat kematangan buah manggis[8]. Dalam penelitian ini mengembangkan sistem deteksi tingkat kematangan buah manggis menggunakan algoritma YOLO v8. Tujuannya adalah menggantikan proses penyortiran manual yang rentan kesalahan. Data gambar manggis dikumpulkan, dilabeli, dan di augmentasi dengan pendekatan CRISP-DM. Model terbaik, yaitu YOLOv8s dengan optimizer SGD, mencapai precision 0,997, recall 1, dan mAP50-95 sebesar 0,972. Model ini diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web dan terbukti efektif meningkatkan akurasi dan efisiensi penyortiran buah manggis.

Penelitian yang dilakukan oleh Arie Ardiansyah dkk, pada tahun 2024 dengan penelitian evaluasi kinerja model YOLO v8 dalam deteksi kesegaran buah[9]. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model YOLO v8 dalam mendeteksi kesegaran buah, yang memiliki peran penting dalam menjaga kualitas produk, keamanan konsumen, dan mengurangi pemborosan pangan di industri pertanian dan pangan. Model dilatih selama 100 epoch dengan ukuran batch 8, dan menghasilkan akurasi sebesar 88%. Pada tingkat kepercayaan tinggi, model mencapai presisi rata-rata 97%, sedangkan pada tingkat kepercayaan rendah, recall rata-rata sebesar 87%. Pada tingkat kepercayaan seimbang (0,50), model menghasilkan F1-score rata-rata sebesar 73%. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa meskipun dilatih dengan parameter yang terbatas, YOLO v8 tetap menunjukkan performa yang kompetitif dan berpotensi menghasilkan kinerja yang lebih optimal jika dilatih dengan konfigurasi yang lebih tinggi.

B. Landasan Teori

1) Sistem Deteksi

Sistem deteksi adalah suatu proses atau mekanisme yang digunakan untuk mengenali, mengidentifikasi, dan memantau suatu objek atau kejadian tertentu secara otomatis dengan memanfaatkan sensor dan algoritma pengolahan data[10]. Sistem ini bekerja dengan cara mengumpulkan data dari lingkungan menggunakan sensor, kemudian data tersebut diolah menggunakan metode seperti pengolahan citra, pengenalan pola, atau algoritma statistik untuk menentukan keberadaan objek atau kejadian yang dicari.

2) Citra

Citra adalah representasi atau gambaran yang menyerupai dan meniru suatu objek. Berdasarkan jenis sinyal penyusunnya, citra dibagi menjadi dua tipe, yaitu citra analog dan citra digital. Citra analog terbentuk dari sinyal analog yang bersifat kontinu, sedangkan citra digital berasal dari sinyal digital yang bersifat diskrit dan dapat diproses oleh komputer[11]. Citra analog adalah seperti gambar pada monitor televisi, foto sinar X, penglihatan mata manusia dan kamera analog. Gambaran citra analog memiliki kualitas dengan Tingkat kerincian (resolusi) yang sangat baik tetapi memiliki kelemahan diantaranya adalah tidak dapat disimpan, diolah, dan di duplikasi di dalam computer secara langsung. Agar dapat di proses di computer, Proses konversi dari citra analog ke citra digital perlu dilakukan terlebih dahulu. Citra digital merupakan representasi dari citra yang diperoleh oleh mesin melalui pendekatan sampling dan kuantisasi. Sampling mengacu pada ukuran kotak-kotak yang tersusun dalam baris dan kolom, yang berarti ukuran piksel (picture element) pada setiap titik dalam citra. Sedangkan kuantisasi berkaitan dengan besarnya nilai tingkat kecerahan yang diungkapkan dalam nilai tingkat keabuan (grayscale), sesuai dengan jumlah bit biner yang digunakan oleh mesin. Dengan kata lain, kuantisasi menentukan banyaknya warna yang dapat ditampilkan dalam citra.

3) Computer Vision

Computer vision merupakan cabang ilmu komputer yang mempelajari bagaimana komputer dapat 'melihat' layaknya manusia, sehingga sangat berkaitan dengan aspek penglihatan dan pencahayaan yang sangat penting[12]. Tujuan utama dari Computer Vision adalah meniru kemampuan mata manusia untuk mengidentifikasi, memahami, dan melakukan tindakan berdasarkan data visual.

4) Deep Learning

Deep learning adalah metode kecerdasan buatan (AI) yang mengajarkan komputer untuk memproses data dengan cara yang terinspirasi oleh otak manusia[13]. Model deep learning mampu mengidentifikasi gambar, teks, suara yang kompleks, serta pola data lainnya untuk memberikan wawasan dan prediksi yang tepat.

Deep Learning merupakan salah satu bidang dari Machine Learning yang memanfaatkan jaringan syaraf tiruan untuk implementasi permasalahan dengan dataset yang besar. Teknik Deep Learning memberikan arsitektur yang sangat kuat untuk Supervised Learning. Dengan menambahkan lebih banyak lapisan maka model pembelajaran tersebut bisa

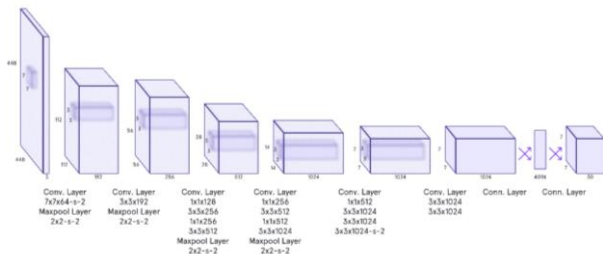
mewakili data citra berlabel dengan lebih baik. Pada Machine Learning terdapat teknik untuk menggunakan ekstraksi fitur dari data pelatihan dan algoritma pembelajaran khusus untuk mengklasifikasi citra maupun untuk mengenali suara. Namun, metode ini masih memiliki beberapa kekurangan baik dalam hal kecepatan dan akurasi.

5) Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis algoritma deep learning yang dikembangkan dari Multilayer Perceptron (MLN) dan dirancang untuk memproses data dalam format dua dimensi, seperti gambar dan suara. Convolutional Neural Network (CNN) juga merupakan algoritma yang memiliki layer Convolutional yang berfungsi untuk ekstraksi data[14].

6) You Only Look Once (YOLO)

YOLO adalah sebuah algoritma yang dikembangkan untuk mendeteksi sebuah objek secara real-time[15]. Sistem pendeteksian yang dilakukan adalah dengan menggunakan repurpose classifier atau localizer untuk melakukan deteksi. Sebuah model diterapkan pada sebuah citra di beberapa lokasi dan skala Adapun ilustrasi arsitektur YOLO dijabarkan pada gambar 2.3



Gambar 1 Arsitektur YOLO

Kinerja YOLO dipengaruhi oleh beberapa faktor utama. Pertama, akurasi model sangat bergantung pada kualitas dan kuantitas data pelatihan, karena semakin beragam dan banyak data yang digunakan, semakin baik kemampuan YOLO dalam mengenali objek. Kedua, resolusi gambar turut memengaruhi hasil deteksi; gambar dengan resolusi lebih tinggi cenderung memberikan prediksi yang lebih tepat, meskipun membutuhkan sumber daya komputasi yang lebih besar. Ketiga, performa YOLO juga bergantung pada versi dan arsitektur yang digunakan, di mana setiap versi terbaru biasanya menghadirkan peningkatan dalam kecepatan dan ketepatan deteksi. Faktor-faktor lain seperti parameter pelatihan (jumlah epoch, learning rate, ukuran batch) serta kondisi lingkungan gambar (pencahayaan, posisi, ukuran objek, dan latar belakang) juga berperan penting dalam menentukan hasil deteksi. Namun, YOLO memiliki keterbatasan dalam mendeteksi objek sangat kecil atau objek yang berdekatan dalam satu grid, karena setiap grid hanya dapat memprediksi satu objek utama secara efektif. Cara kerja arsitektur YOLO adalah sebagai berikut:

a. Struktur Input

YOLO menerima gambar sebagai input dan membaginya menjadi grid dengan ukuran tertentu. Setiap sel dalam grid bertanggung jawab untuk mendeteksi objek yang berada di

dalamnya. Dengan pendekatan ini, YOLO dapat melakukan deteksi objek secara paralel dalam satu kali pemrosesan.

b. Struktur Konvolusi

YOLO menggunakan jaringan saraf konvolusional (CNN) untuk mengekstrak fitur dari gambar. Lapisan konvolusi ini membantu memahami pola visual dalam gambar, seperti tepi, tekstur, dan bentuk objek. Proses ini memungkinkan YOLO untuk mengenali berbagai objek dengan akurasi tinggi.

c. Struktur Deteksi

Setelah fitur diekstraksi, YOLO memprediksi bounding box (kotak pembatas) dan kelas objek. Setiap sel dalam grid menghasilkan beberapa kotak pembatas dengan tingkat kepercayaan tertentu. Model ini juga memperhitungkan koordinat posisi objek dalam gambar.

d. Struktur Output

YOLO menghasilkan daftar kotak pembatas objek beserta label kelas dan tingkat kepercayaannya. Untuk memastikan hasil yang lebih akurat, YOLO menggunakan teknik Non-Maximum Suppression (NMS) yang menghilangkan kotak yang tumpang tindih dan hanya mempertahankan kotak dengan skor kepercayaan tertinggi.

e. Proses Prediksi

Gambar input diproses dalam satu tahap, berbeda dengan metode lain yang menggunakan pendekatan bertahap. YOLO membagi gambar menjadi grid, melakukan prediksi bounding box, dan mengklasifikasikan objek dalam satu kali pemrosesan. Pendekatan ini membuat YOLO sangat cepat dan efisien dalam deteksi objek real-time.

Keunggulan utama YOLO adalah kecepatannya dalam mendeteksi objek secara real-time, menjadikannya pilihan populer dalam aplikasi seperti pengawasan, kendaraan otonom, dan analisis video.

7) Wiener Filter

Wiener filter adalah sebuah filter linear stasioner yang digunakan untuk merestorasi sinyal atau citra yang terdegradasi oleh noise dan blur dengan cara meminimalkan kesalahan rata-rata kuadrat (mean square error) antara sinyal asli dan sinyal hasil restorasi[16]. Filter ini banyak digunakan dalam berbagai aplikasi seperti pemrosesan citra untuk menghilangkan blur dan noise, serta dalam pemrosesan audio dan komunikasi. Kelebihan Wiener filter antara lain adalah kemampuannya untuk memberikan estimasi optimal dengan meminimalkan galat kuadrat rata-rata, sehingga hasilnya lebih akurat dibandingkan metode filter lainnya. Selain itu, wiener filter bersifat linear dan waktu-invarian, sehingga mudah dianalisis dan diimplementasikan dalam berbagai sistem.

8) OpenCV

Open source computer vision library adalah sebuah perpustakaan visi komputer yang bersifat sumber terbuka yang dirancang khusus untuk pengolahan citra. Tujuannya adalah untuk memberikan kemampuan kepada komputer agar dapat melakukan pengolahan visual yang mirip dengan cara manusia[17]. OpenCV memiliki berbagai fitur, termasuk deteksi wajah, pengenalan wajah, kalman filtering, pelacakan wajah, dan berbagai metode AI (Artificial Intelligence) lainnya. Library ini bisa digunakan pada berbagai bahasa

pemrograman, yaitu Matlab, Java, C, C++, dan Python. Selain itu, OpenCV juga mendukung sejumlah platform, termasuk Windows, macOS, iOS, Android, dan Linux.

9) Python

Python merupakan salah satu bahasa pemrograman Tingkat tinggi yang bersifat open source dan mudah dipahami karena focus pada keterbacaan kode[18]. Bahasa Tingkat rendah, seperti bahasa assembly atau bahasa mesin, merupakan contoh bahasa pemrograman Tingkat lebihh rendah. Python dikembangkan dengan fungsi dan tipe data yang diadopsi dari bahasa pemrograman seperti Pascal, C++, Perl, Java, dan lain sebagainya. Kelebihan dari bahasa pemrograman Tingkat tinggi termasuk mudah dipelajari dan mudah dibaca. Namun, kekurangan dari bahasa Tingkat tinggi adalah kecepatan eksekusi yang terbatas dan keterbatasan dalam mengakses basis data.

10) Roboflow

Roboflow merupakan platform web yang memiliki fungsi berhubungan dengan kumpulan dataset. Roboflow adalah kerangka kerja pengembang computer vision untuk pengumpulan data yang lebih baik hingga prapemrosesan, dan teknik pelatihan model[19]. Roboflow membantu pengguna dalam mengumpulkan, mengorganisir, dan mengoptimalkan data gambar melalui proses seperti anotasi objek, prapemrosesan, dan augmentasi data agar dataset menjadi lebih berkualitas dan siap digunakan untuk pelatihan model machine learning.

11) Google Colab

Google Colab (singkatan dari Google Colaboratory) adalah platform berbasis cloud computing yang disediakan oleh Google [20]. *Software* ini pada dasarnya serupa dengan *Jupyter Notebook* gratis berbentuk *cloud* yang dijalankan menggunakan browser, seperti *Mozilla Firefox* dan *Google Chrome*. Penggunaanya untuk menjalankan kode *Python* tanpa perlu melakukan proses instalasi dan setup lain nya. Justru, semua keperluan setting dan keperluan setting dan adjustment akan diserahkan ke *cloud*. *Google Colab* memungkinkan pengguna menjalankan kode *Python* di lingkungan berbasis cloud tanpa harus menginstal atau mengonfigurasi lingkungan di komputer pribadi mereka. Platform ini umum digunakan oleh ilmuwan data, peneliti, dan pengembang untuk beragam tugas, seperti pemrosesan data, pengembangan model kecerdasan buatan, analisis data, serta pelatihan model machine learning.

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Waktu dan Lokasi Penelitian

Waktu penelitian dilakukan pada bulan Februari 2025 sampai bulan Juli 2025, yang dilaksanakan di Laboratorium Komputer Teknik Informatika Kampus II UKI Toraja, Kecamatan Tallunglipu, Kabupaten Toraja Utara, Provinsi Sulawesi Selatan.

3.1 Alat dan Bahan Penelitian

1) Alat

Beberapa alat yang dibutuhkan dalam penelitian ini, yaitu:

1. Perangkat Keras

Perangkat keras yang digunakan yaitu :

a. Laptop msi, Intel Core i5-1235U Processor, 512GB SSD, DDR4 16GB.

b. Hp android Galaxy A05s RAM 6GB/128GB

2. Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan yaitu :

a. *system* operasi windows 11

b. *Open Source Computer Vision Library* (openCV)

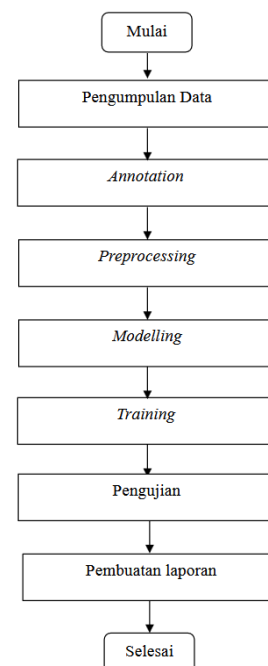
c. Bahasa pemrograman *Python*

d. *Roboflow*

2) Bahan

Bahan yang yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra buah kopi pada kondisi mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang.

B. Tahapan Penelitian



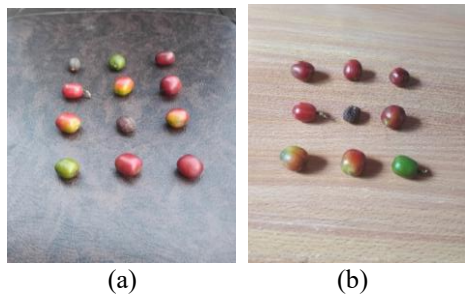
Gambar 2 Flowchart tahapan penelitian

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

1) Pengumpulan Data

Pada tahap ini, peneliti melakukan pengumpulan data dengan mengambil sampel buah kopi di PT Tuarco Jaya yang telah divalidasi oleh manager Kebun berdasarkan tingkat kematangan yang berlaku di PT Tuarco Jaya. Setelah buah kopi tersortir sesuai kategori kematangannya, selanjutnya, pengambilan citra buah kopi dilakukan menggunakan smartphone Samsung Galaxy A05s dengan resolusi 2304 x 4096 piksel, kapasitas 9 MP, dan rasio aspek 9:16.

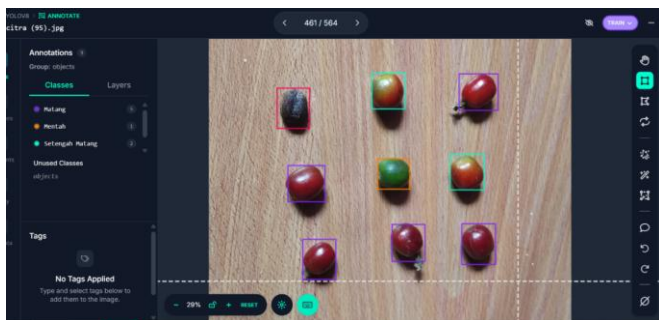


Gambar 3 Tahap Pengumpulan Data

Total dataset yang dikumpulkan sebanyak 800 citra buah kopi, yang terdiri dari berbagai tingkat kematangan, yaitu mentah, setengah matang, matang dan terlalu matang. Citra tersebut diambil secara acak untuk memastikan keberagaman dan representasi yang akurat dari kondisi buah kopi di lapangan. Setelah proses pengambilan citra selesai, seluruh citra disimpan dalam sebuah folder bernama 'Kopi'. Selanjutnya, folder tersebut diunggah ke aplikasi Roboflow untuk tahap pemrosesan data selanjutnya,

2) Annotation

Setelah tahap pengumpulan data selesai, langkah berikutnya adalah melakukan pelabelan menggunakan aplikasi Roboflow. Pada tahap ini, citra yang telah diunggah disimpan secara sistematis dalam aplikasi tersebut untuk memudahkan proses pengelolaan data. Selanjutnya, dilakukan pelabelan pada setiap citra dengan menggunakan teknik *bounding box*, yaitu metode pemberian tanda kotak di sekitar objek yang menjadi fokus penelitian.

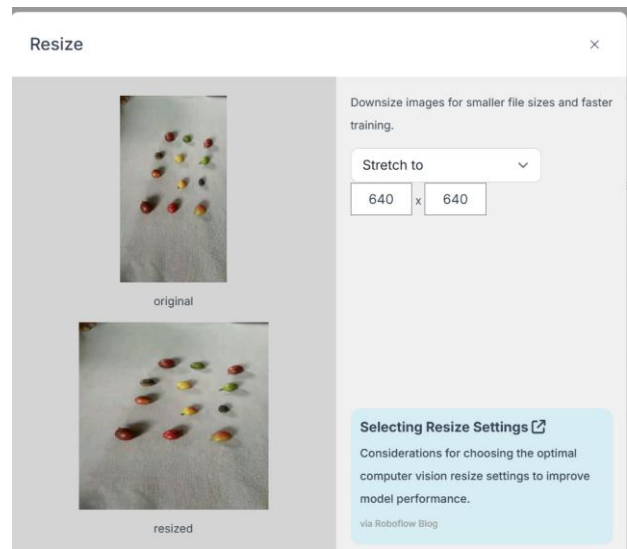


Gambar 4 Tahap Annotation

Pelabelan yang dilakukan mencakup empat kategori utama, yaitu matang, mentah, setengah matang, dan terlalu matang.

3) Preprocessing

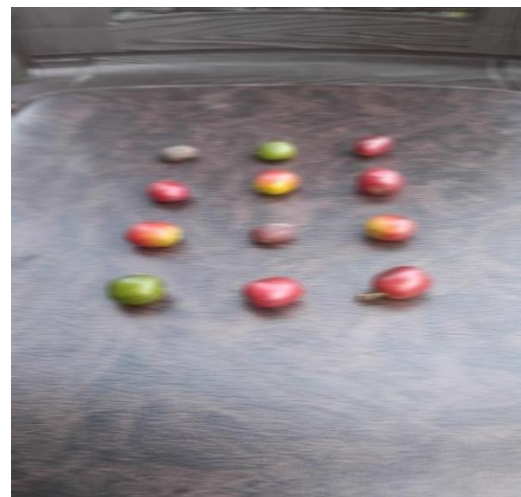
Tahap selanjutnya adalah preprocessing, pada tahap ini peneliti melakukan perubahan ukuran (*resize*) citra buah kopi menjadi 640 x 640 piksel. Proses *resize* ini bertujuan untuk menstandarisasi dimensi citra agar sesuai dengan kebutuhan model deteksi objek, sehingga dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses pelatihan. Selain itu, ukuran citra yang seragam juga memudahkan pengolahan data dan mempercepat waktu komputasi pada tahap selanjutnya.



Gambar 5 Tahap Preprocessing

Setelah proses *resize* selesai, citra yang telah diproses kemudian diunduh dalam format YOLOv8.

Pada tahap preprocessing berikutnya, peneliti membuat motion blur dengan menerapkan teknik *synthetic blur* pada citra tersebut. *Synthetic blur* digunakan untuk mensimulasikan efek blur secara sintesis pada citra, sehingga dapat membantu model belajar mengenali objek atau fitur yang tetap relevan meskipun terjadi gangguan visual. Berikut disajikan citra yang telah diubah menjadi citra yang blur.



Gambar 6 Data syntetic blur

4) Modelling

Setelah tahap preprocessing selesai, langkah berikutnya adalah tahap modelling, yaitu membangun model deteksi objek menggunakan YOLOv8. langkah pertama adalah mengunggah data yang telah diunduh dalam format YOLOv8 ke Google Drive. Selanjutnya, Google Colaboratory dihubungkan dengan Google Drive sehingga dataset dapat diakses langsung dari penyimpanan cloud selama proses pelatihan berlangsung. Setelah koneksi berhasil, selanjutnya menginstal *library Ultralytics* yang berisi implementasi

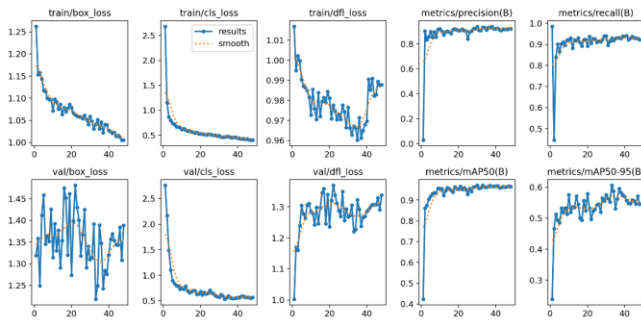
YOLOv8 dan berbagai fungsi pendukung untuk pembangunan model deteksi objek.

```
# Load model
model = YOLO('yolov8n.pt')
```

Gambar 7 Input model Yolo

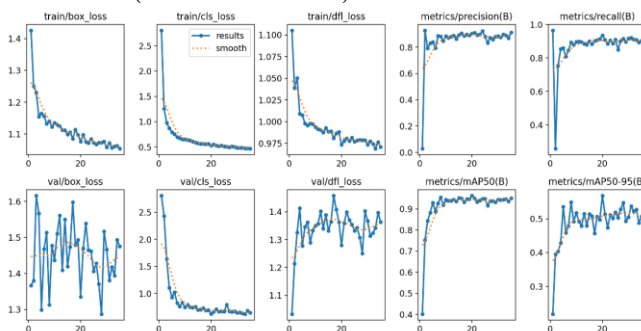
5) Training

Tahap training dalam penelitian ini dilakukan dengan tiga skenario berbeda untuk melatih model deteksi objek YOLO. Pertama, model dilatih menggunakan dataset citra asli tanpa blur, menghasilkan konvergensi yang baik dengan penurunan loss yang stabil dan performa metrik yang sangat tinggi (precision dan recall mendekati 0.9-0.95, serta mAP50 sekitar 0.95).



Gambar 8 Grafik Training YOLO menggunakan dataset citra asli

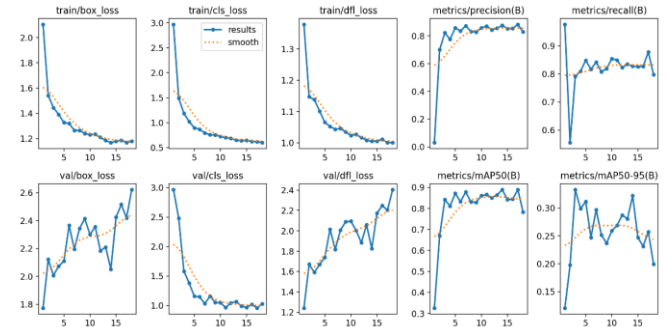
Kedua, training dilakukan pada dataset citra blur hasil preprocessing, yang juga menunjukkan konvergensi optimal dengan stabilitas loss yang baik dan performa metrik memuaskan (mAP50 sekitar 0.9).



Gambar 9 Grafik Training YOLO menggunakan dataset citra blur

Ketiga, model dilatih pada dataset hasil filtering menggunakan Wiener filter untuk meningkatkan kualitas citra. Meskipun model berhasil meningkatkan precision dan recall cukup baik (sekitar 0.8 dan 0.85), terdapat indikasi overfitting yang terlihat dari fluktuasi validation loss dan gap besar antara training dan validation, terutama pada box loss dan DFL loss, yang mengindikasikan perlunya strategi

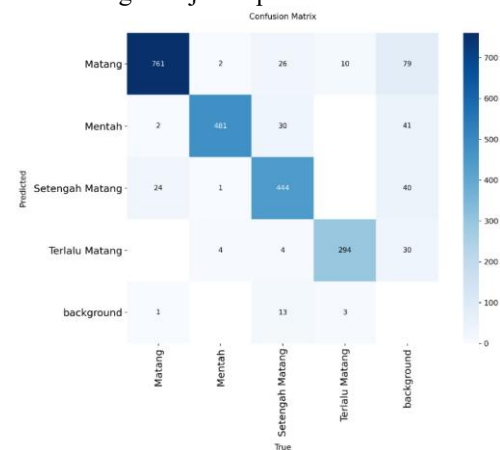
regularisasi lebih baik atau penyesuaian hyperparameter saat menggunakan Wiener filter.



Gambar 10. Grafik Training Wiener Filter + YOLO

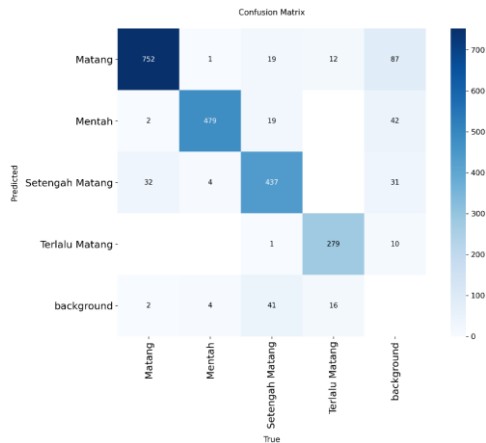
6) Pengujian

Pada tahap pengujian, model deteksi objek YOLO dievaluasi menggunakan tiga jenis dataset: citra asli, citra blur hasil preprocessing, dan citra yang telah melalui Wiener filter. Evaluasi utama menggunakan confusion matrix untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan objek kopi.



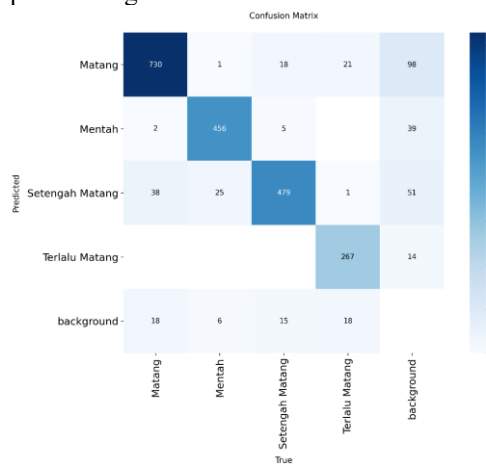
Gambar 11 Confusion Matrix pengujian YOLO menggunakan dataset citra asli

Model YOLO dengan dataset citra asli menunjukkan performa sangat baik dengan akurasi di atas 86% pada semua kelas, terutama kelas "Matang" yang paling akurat. Model mampu membedakan kelas kematangan dengan baik, meskipun kelas "Terlalu Matang" masih menunjukkan tingkat deteksi yang lebih rendah.



Gambar 12 Confusion Matrix pengujian YOLO menggunakan dataset citra blur

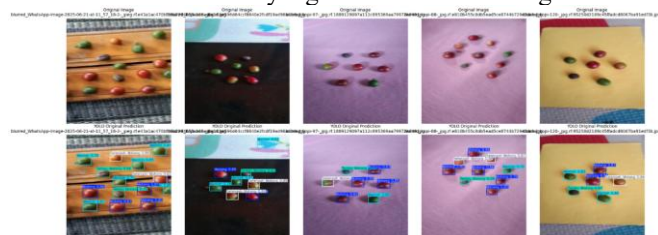
Saat menggunakan dataset citra blur, model tetap mempertahankan performa baik dengan sedikit peningkatan kesalahan pada kategori background, yang menunjukkan beberapa false negative.



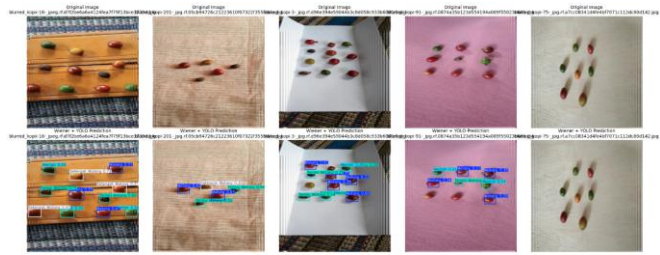
Gambar 13 Confusion Matrix pengujian Wiener Filter + YOLO

Namun, setelah penerapan Wiener filter, performa model menurun terutama pada kelas "Terlalu Matang" dan kategori background, dengan peningkatan kesalahan klasifikasi dan false negative. Hal ini menunjukkan bahwa preprocessing Wiener filter kurang optimal dan justru mengurangi kemampuan model dalam membedakan objek dari latar belakang.

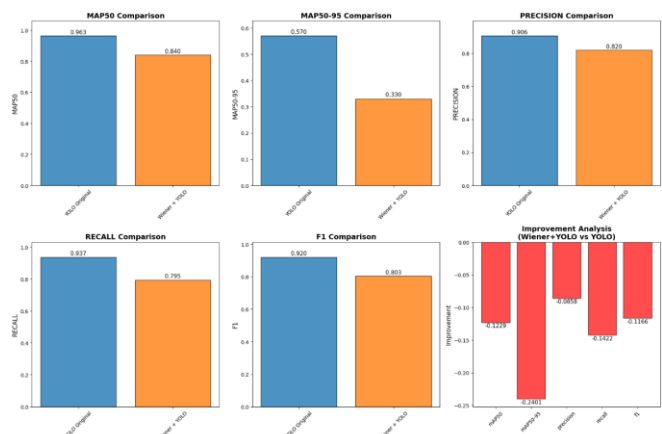
Berikut disajikan perbandingan gambar hasil evaluasi model YOLO dan Wiener Filter yang dikombinasikan dengan YOLO.



Gambar 14 Pengujian kematangan buah kopi menggunakan YOLO



Gambar 15 Pengujian kematangan buah kopi menggunakan Wiener Filter + YOLO



Gambar 16 Grafik perbandingan YOLO

Berdasarkan gambar Grafik ini menampilkan perbandingan performa antara dua model deteksi objek, yaitu deteksi objek menggunakan YOLO dengan citra blur yang ditandai dengan warna biru dan deteksi objek dengan penerapan wiener filter yang dikombinasikan dengan YOLO yang ditandai dengan warna oranye. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan berbagai metrik, model YOLO tanpa wiener filter menunjukkan performa yang konsisten lebih unggul dibandingkan model wiener filter yang dikombinasikan dengan YOLO di semua aspek pengukuran.

Model YOLO standar menunjukkan performa yang baik dengan MAP50 sebesar 0.963, MAP50-95 mencapai 0.520, *precision* 0.906, *recall* 0.937, dan *F1 score* 0.920. Model ini mampu mendeteksi objek dengan akurasi tinggi dan menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*. Kombinasi *Wiener filter* dengan YOLO justru menunjukkan performa yang lebih rendah dengan MAP50 hanya 0.840, MAP50-95 turun menjadi 0.330, *precision* 0.820, *recall* 0.795, dan *F1 score* 0.803. Penurunan performa ini disebabkan oleh *preprocessing Wiener filter* yang kurang optimal untuk dataset tertentu atau parameter filter yang tidak sesuai, sehingga justru mengganggu fitur-fitur penting yang dibutuhkan untuk deteksi objek.

B. Pembahasan

Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi kematangan buah kopi dengan menggabungkan Wiener Filter sebagai preprocessing dan YOLO v8 sebagai model deteksi. Evaluasi dilakukan pada tiga kondisi dataset: citra asli, citra blur, dan citra blur yang telah difilter dengan Wiener Filter. Hasil pengujian menunjukkan bahwa YOLO dengan dataset asli memiliki akurasi tertinggi secara keseluruhan (86,8%), diikuti oleh dataset blur (85,8%), sementara kombinasi Wiener Filter + YOLO menunjukkan akurasi sedikit menurun (83,9%). Wiener Filter efektif meningkatkan deteksi pada kelas "Mentah" dengan mengurangi noise, namun mengurangi performa pada kelas "Setengah Matang" karena hilangnya detail halus. Kelas "Terlalu Matang" justru mendapat manfaat dari proses blur dan filtering karena karakteristik visualnya yang kontras. Kesimpulannya, tidak ada metode preprocessing tunggal yang optimal untuk seluruh kelas, sehingga pemilihan teknik harus disesuaikan dengan karakteristik objek dan tujuan aplikasi, dengan mempertimbangkan trade-off antara akurasi keseluruhan dan performa per kelas.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa algoritma YOLOv8 efektif dalam mendeteksi tingkat kematangan buah kopi dengan akurasi yang baik. Pelatihan model dilakukan menggunakan citra berukuran 640x640 piksel, *batch size* 32, dan 50 *epoch*, dengan data pelatihan sebanyak 814 citra serta evaluasi melalui confusion matrix. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa YOLO dengan dataset citra asli mencapai akurasi tertinggi sebesar 86,8%, diikuti oleh YOLO dengan dataset blur sebesar 85,7%, sedangkan kombinasi Wiener Filter dengan YOLO menghasilkan akurasi sebesar 83,9%.

Dengan demikian, kombinasi Wiener Filter dan YOLO efektif dalam meningkatkan kualitas dan kestabilan deteksi untuk kelas-kelas tertentu, walaupun perlu mempertimbangkan trade-off antara akurasi keseluruhan dan performa spesifik per kelas akibat perubahan citra setelah filtering.

B. Saran

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, terlihat bahwa pengembangan lebih lanjut pada model ini sangatlah dibutuhkan, mengingat masih terdapat sejumlah aspek yang memerlukan perbaikan. Oleh karena itu, berikut adalah beberapa rekomendasi yang ingin disampaikan oleh penulis untuk para pengembang model:

- 1) Mempeluas variasi dataset citra buah kopi dengan menyertakan beragam kondisi pencahayaan dan latar belakang. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan ketahanan model agar lebih adaptif terhadap lingkungan nyata.
- 2) Mengeksplorasi penggunaan arsitektur deep learning lain atau menerapkan teknik optimasi model untuk meningkatkan akurasi dan mempercepat proses prediksi

REFERENSI

- [1] M. N. Nadziroh, "Peran Sektor Pertanian Dalam Pertumbuhan Ekonomi Di Kabupaten Magetan," *J. Ekon. Bisnis*, Vol. 2, No. 1, Hlm. 53–57, 2020.
- [2] B. Setyokuncoro, "Analisis Dampak Ekonomi Pengolahan Kopi Arabika Pada Kelompok Tani Sumber Karya Empat Kabupaten Bondowoso," *J. Akunt. Bisnis Dan Sist. Inf.*, Vol. 5, No. 2, Hlm. 121–131, 2022.
- [3] K. K. Rangga Dan N. Pardani, "Analisis Proses Pascapanen Kopi Di Pusat Pelatihan Pertanian Dan Pedesaan Swadaya (P4s) Kopi Gunung Ikamaja Kecamatan Sumberjaya Kabupaten Lampung Barat," *J. Agro Ind. Perkeb.*, Hlm. 117–128, Jul 2024, Doi: 10.25181/Jaip.V12i2.3481.
- [4] H. Achmad, A. Pramudiatmoko, M. Satrio Gumilang, B. Al Karim, Dan H. Wiyono, "Analisis Kinerja Model Deteksi Objek Yolo, Ssd, Dan Faster R-Cnn Pada Citra Penglihatan Malam Untuk Pengenalan Tindak Kejahatan," *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, Vol. 12, No. 1, Hlm. 145–152, Feb 2025, Doi: 10.25126/Jtiik.20251218409.
- [5] C. Diva, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kopi Dengan Cascade Wiener Filter Dan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization," Vol. 13, No. 2, 2024.
- [6] R. Sitompul, "Penerapan Metode Filter Wiener Dan Blind Deconvolution Dalam Perbaikan Citra Digital," Vol. 2, No. 1, 2020.
- [7] F. Kamil, "Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode Yolo Untuk Mendeteksi Kualitas Dari Biji Kopi Berbasis Android," Vol. 1, No. 1, 2023.
- [8] R. Akyas Hifdzi Rahman, A. Adi Sunarto, Dan A. Asriyanik, "Penerapan You Only Look Once (Yolo) V8 Untuk Deteksi Tingkat Kematangan Buah Manggis," *Jati J. Mhs. Tek. Inform.*, Vol. 8, No. 5, Hlm. 10566–10571, Sep 2024, Doi: 10.36040/Jati.V8i5.10979.
- [9] A. Ardiansyah Dan J. Triloka, "Evaluasi Kinerja Model YOLOv8 Dalam Deteksi Kesegaran Buah," Vol. 16, No. 2, Hlm. 357–368, 2024.
- [10] "O. Alfiano Dan S. Rahayu " Implementasi Algoritma Deep Learning Yolo (You Only Look Once) Untukdeteksi Kualitas Kentang Segar Dan Busuksecara Real Time", Vol.2. No.3, Tahun 2024"
- [11] Q. Aini, N. Lutfiani, H. Kusumah, Dan M. S. Zahran, "Deteksi Dan Pengenalan Objek Dengan Model Machine Learning: Model Yolo," *Cess J. Comput. Eng. Syst. Sci.*, Vol. 6, No. 2, Hlm. 192, Jul 2021, Doi: 10.24114/Cess.V6i2.25840.
- [12] F. Mahardika, K. A. Purwanto, Dan D. I. Surya Saputra, "Implementasi Metode Waterfall Pada Proses Digitalisasi Citra Analog," *Volt J. Ilm. Pendidik. Tek. Elektro*, Vol. 2, No. 1, Hlm. 63, 2020, Doi: 10.30870/Volt.V2i1.948.
- [13] T. A. Dompeipen, "Penerapan Computer Vision Untuk Pendeteksian Dan Penghitung Jumlah Manusia," Vol. 15, No. 4, 2020.
- [14] F. Aulia, "Computer Vision Dan Pengolahan Citra Digital," *Pustaka Ascara*, Vol. 3, No. 1, 2022.
- [15] G. Gampur, I. W. Ordiyasa, Dan S. Hasta Mulyani, "Klasifikasi Jenis Pisang Menggunakan Convolutional Neural Network," *Semin. Nas. Tek. Elektro Inform. Dan Sist. Inf.*, Vol. 1, No. 1, Agu 2022, Doi: 10.35842/Sintaks.V1i1.6.
- [16] K. Azmi, S. Defit, Dan S. Sumijan, "Implementasi Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat," *J. Unitek*, Vol. 16, No. 1, Hlm. 28–40, Jun 2023, Doi: 10.52072/Unitek.V16i1.504.
- [17] F. M. Qotrunnada Dan P. H. Utomo, "Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Wajah Bermasker," Vol. 5, 2022.
- [18] H. F. Hanum, "Perancangan Sistem Pendeteksi Kualitas Tanaman Tomat Berdasarkan Daun Menggunakan Computer Vision Dengan Yolo Dan Opencv," Vol. 3, No. 1, 2024.
- [19] G. Y. Baskoro, H. Afrisal, Dan A. Sofwan, "Perancangan Sistem Deteksi Objek Berbasis Convolutional Neural Network Menggunakan YOLOv4 Dan Opencv," Vol. 11, No. 4, 2022.
- [20] S. Saepudin, N. Sujana, M. M. Mutoffar, Dan A. A. Haryanto, "Analisis Kinerja YOLOv8 Optimalisasi Roboflow Untuk Deteksi Ekspresi Wajah Emosional Dengan Machine Learning," *Naratif J. Nas. Ris. Apl. Dan Tek. Inform.*, Vol. 6, No. 2, Hlm. 115–124, Des 2024, Doi: 10.53580/Naratif.V6i2.292

