

SISTEM DETEKSI PENGGUNAAN MASKER MEDIS DAN NON MEDIS MENGGUNAKAN YOLO DAN RASPBERRY PI

Julham Kaunar¹, Agil Assagaf², Sigit Soijoyo³
julhamkaunar2003@gmail.com¹, agil@ummu.ac.id²
Universitas Muhammadiyah Maluku Utara

ABSTRAK

Penelitian ini membahas tentang pengembangan sistem deteksi penggunaan masker medis dan non-medis menggunakan algoritma You Only Look Once versi 8 (YOLOv8) yang diimplementasikan pada perangkat Raspberry Pi 4. Tujuan penelitian ini adalah untuk merancang dan menguji sistem yang mampu mendeteksi serta mengklasifikasikan jenis masker yang digunakan oleh seseorang secara real-time, sebagai upaya mendukung penerapan protokol kesehatan dan otomasi pengawasan di ruang publik. Penelitian ini juga bertujuan untuk menganalisis perbedaan hasil deteksi antara masker medis dan non-medis berdasarkan karakteristik visual masing-masing. Metode penelitian ini meliputi beberapa tahapan, yaitu pengumpulan dataset citra wajah dengan masker medis dan non-medis, pelatihan model menggunakan YOLOv8n, serta implementasi model pada Raspberry Pi. Dataset yang digunakan terdiri atas 1.200 citra latih dan 300 citra uji yang mencakup variasi pencahayaan dan posisi wajah. Evaluasi dilakukan berdasarkan metrik precision, recall, mean Average Precision (mAP), dan frame per second (FPS) untuk mengukur akurasi serta efisiensi deteksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem deteksi berbasis YOLOv8 mampu mengenali dua jenis masker dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Nilai precision rata-rata sebesar 97,0 % untuk masker medis dan 96,2 % untuk masker non-medis, dengan mAP mencapai 96,5 % dan kecepatan pemrosesan 12–15 FPS pada Raspberry Pi 4. Perbandingan hasil deteksi menunjukkan bahwa perbedaan akurasi antara kedua jenis masker hanya berkisar ± 1 %, yang menandakan stabilitas model dalam kondisi nyata. Dengan demikian, sistem ini dapat diimplementasikan untuk pemantauan otomatis penggunaan masker di lingkungan publik, sekaligus memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi computer vision berbasis perangkat tertanam di bidang kesehatan dan keamanan.

Kata Kunci: YOLOv8, Raspberry Pi, Masker Medis, Masker Non-Medis, Deteksi Objek.

ABSTRAK

This research presents the development of a medical and non-medical face mask detection system using the You Only Look Once version 8 (YOLOv8) algorithm implemented on a Raspberry Pi 4. The purpose of this study is to design and evaluate a system capable of detecting and classifying the type of face mask worn by individuals in real time, supporting health protocol enforcement and automated monitoring in public areas. The study also aims to compare YOLOv8's performance in detecting medical and non-medical masks based on their visual characteristics. The research method consisted of several stages, including image dataset collection, model training using YOLOv8n, and deployment on Raspberry Pi. The dataset comprised 1,200 training and 300 testing images that captured variations in lighting and facial orientation. The evaluation employed key performance metrics; precision, recall, mean Average Precision (mAP), and frames per second (FPS) to assess the model's accuracy and efficiency. The results revealed that the YOLOv8-based system achieved high accuracy in recognizing both types of masks. The average precision reached 97.0 % for medical masks and 96.2 % for non-medical masks, with an overall mAP of 96.5 % and a processing speed of 12–15 FPS on the Raspberry Pi 4. The difference in detection accuracy between the two mask types was less than ± 1 %, demonstrating the model's stability in real-world conditions. Therefore, this system can be effectively implemented for automated face mask monitoring in public environments and contributes to the advancement of embedded computer vision applications in health and safety contexts.

Keyword: YOLOv8, Raspberry Pi, Medical Mask, Non-Medical Mask, Object Detection.

PENDAHULUAN

Penggunaan masker menjadi bagian penting dalam kehidupan masyarakat sejak pandemi COVID-19. Masker berfungsi melindungi diri dan orang lain dari penyebaran virus melalui droplet. Seiring berjalannya waktu, jenis masker yang digunakan masyarakat terbagi menjadi dua kategori utama, yaitu masker medis dan masker non-medis (masker kain). Perbedaan bahan, warna, dan struktur permukaan dari kedua jenis masker ini menimbulkan tantangan dalam proses deteksi otomatis menggunakan visi komputer.

Dalam konteks penerapan protokol kesehatan, deteksi penggunaan masker secara manual sering kali tidak efektif karena bergantung pada tenaga manusia yang memiliki keterbatasan dalam pengamatan visual dan kelelahan. Di tempat-tempat umum seperti kampus, rumah sakit, atau pusat perbelanjaan, pengawasan kepatuhan terhadap penggunaan masker secara konvensional membutuhkan waktu, biaya, dan sumber daya manusia yang cukup besar. Oleh karena itu, diperlukan sistem otomatis yang dapat memantau secara real-time dan memberikan hasil deteksi secara akurat tanpa intervensi manusia secara langsung.

Kemajuan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) dan visi komputer (Computer Vision) telah menghadirkan solusi dalam mendeteksi serta mengenali objek secara otomatis. Salah satu algoritma yang terbukti efektif dalam bidang ini adalah YOLO (You Only Look Once). YOLO merupakan metode deteksi objek satu tahap yang terkenal karena kecepatan dan akurasi, serta mampu melakukan prediksi posisi dan klasifikasi objek dalam satu proses inferensi. Keunggulan tersebut menjadikan YOLO sangat sesuai digunakan dalam aplikasi berbasis waktu nyata (real-time) yang membutuhkan respon cepat dan efisien.

Selain itu, penggunaan perangkat keras berdaya rendah seperti Raspberry Pi semakin memperluas peluang implementasi teknologi deteksi objek di lingkungan dengan keterbatasan sumber daya. Raspberry Pi memiliki ukuran kecil, konsumsi daya rendah, dan fleksibilitas tinggi untuk menjalankan berbagai aplikasi kecerdasan buatan, termasuk sistem deteksi masker berbasis YOLO. Dengan kombinasi ini, pengawasan protokol kesehatan dapat dilakukan secara otomatis dan efisien, bahkan di area yang tidak memiliki sistem komputerisasi canggih.

Dengan memanfaatkan YOLO dan Raspberry Pi, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem yang dapat mendeteksi serta membedakan jenis masker medis dan non-medis secara otomatis, cepat, dan efisien. Hasil penelitian ini diharapkan dapat diterapkan di area publik seperti kampus, rumah sakit, dan pusat perbelanjaan untuk mendukung pengawasan protokol kesehatan serta meningkatkan kesadaran masyarakat terhadap pentingnya penggunaan masker yang tepat.

METODE

1. Kerangka Konsep

a. Studi Literatur

Kerangka penelitian terdiri atas tahapan studi literatur, pengumpulan data, perancangan sistem, implementasi YOLO pada Raspberry Pi, pengujian, dan evaluasi hasil.

b. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui dua pendekatan utama, yaitu penggunaan dataset publik dan pengambilan data mandiri.

1) Dataset Publik:

Penelitian ini memanfaatkan dataset “Face Mask Detection” dari platform Kaggle, yang berisi ribuan citra wajah dengan berbagai jenis masker dan kondisi lingkungan. Dataset ini digunakan untuk mempercepat proses pelatihan awal (pre-training) model YOLO agar sistem memiliki kemampuan dasar dalam mengenali masker.

2) Pengambilan Data Mandiri:

Untuk menyesuaikan dengan konteks penelitian dan lingkungan nyata, peneliti juga melakukan pengambilan data secara mandiri menggunakan kamera PiCam V2 yang terhubung ke Raspberry Pi 4. Proses ini dilakukan dengan memotret individu yang mengenakan dua jenis masker, yaitu masker medis dan masker non-medis, dalam berbagai kondisi pencahayaan dan sudut wajah (frontal, miring, dan sebagian tertutup).

3) Proses Anotasi dan Augmentasi:

Setiap citra hasil pengambilan data diberi label menggunakan format anotasi YOLO, yaitu dengan menentukan koordinat bounding box serta kelas objek (masker medis dan masker non-medis). Untuk meningkatkan variasi data, dilakukan augmentasi citra seperti rotasi, perubahan pencahayaan, dan horizontal flip agar model menjadi lebih robust terhadap perubahan kondisi lingkungan.

Data hasil pengumpulan ini kemudian digabung dengan dataset publik untuk membentuk kumpulan data pelatihan yang lengkap dan representatif terhadap kondisi nyata.

c. Perancangan Hardware

Menyiapkan perangkat keras seperti Raspberry Pi, kamera, dan perangkat pendukung lainnya untuk keperluan implementasi sistem.

d. Pembuatan Codingan

Implementasi program deteksi menggunakan Python dan pustaka YOLOv8. Proses ini mencakup pelatihan model dan integrasi dengan Raspberry Pi.

e. Implementasi

Implementasi dilakukan dengan menggunakan Python dan pustaka pendukung seperti OpenCV dan Ultralytics YOLO. Model dilatih pada komputer dengan GPU, kemudian dioptimalkan dan dijalankan pada Raspberry Pi untuk pengujian real-time.

f. Pengujian

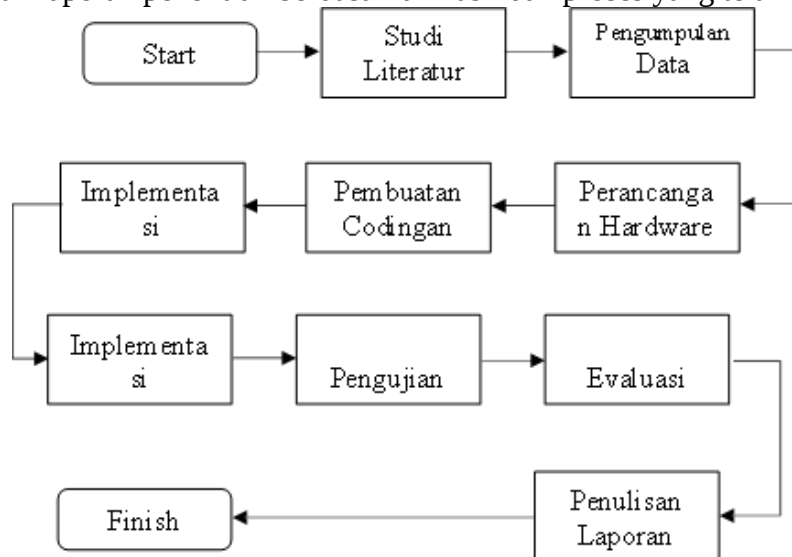
Melakukan pengujian terhadap sistem untuk mengevaluasi performa dan akurasi deteksi pada berbagai kondisi lingkungan.

g. Evaluasi

Menganalisis hasil pengujian untuk menilai efektivitas sistem, baik dari sisi akurasi maupun efisiensi penggunaan sumber daya.

h. Penulisan Laporan

Menyusun laporan penelitian berdasarkan hasil dan proses yang telah dilakukan.



Gambar 1 Kerangka Konsep

2. Hardware dan Software

1) Perangkat Keras (Hardware)

Sistem deteksi penggunaan masker memerlukan perangkat keras yang mendukung proses pengolahan citra secara real-time. Kebutuhan perangkat keras meliputi:

- 1) Raspberry Pi 4 Model B
 - a. CPU: Quad-core 1.5 GHz
 - b. RAM: Minimal 4 GB
 - c. Digunakan sebagai komputer utama untuk menjalankan model YOLOv8 dan aplikasi deteksi masker.
- 2) Kamera USB / Kamera Pi Camera
 - a. Resolusi minimum 720p
 - b. Digunakan untuk menangkap citra wajah secara real-time.
- 3) Media Penyimpanan
 - a. MicroSD minimal 32 GB untuk menyimpan sistem operasi, model YOLO, dataset, dan hasil deteksi.
- 4) Monitor, Keyboard, dan Mouse (opsional)
 - a. Digunakan untuk proses instalasi, konfigurasi, dan pemantauan hasil deteksi.
- 5) Catu Daya Stabil
 - a. Minimal 5V 3A untuk Raspberry Pi 4 agar proses inferensi berjalan stabil.

2) Perangkat Lunak (Software)

Sistem ini memerlukan perangkat lunak yang mendukung pemrosesan citra, pengolahan data, dan antarmuka pengguna:

- 1) Sistem Operasi
 - a. Raspberry Pi OS (32-bit atau 64-bit) atau Linux berbasis Debian lainnya.
- 2) Bahasa Pemrograman
 - a. Python 3.11+, karena library YOLO dan OpenCV mendukung Python.
- 3) Library dan Framework
 - a. Ultralytics YOLOv8 untuk deteksi objek (masker).
 - b. OpenCV untuk pengolahan citra dan pengambilan video secara real-time.
 - c. Tkinter / PyQt untuk pembuatan antarmuka GUI (jika diperlukan).
 - d. Matplotlib / Seaborn untuk visualisasi hasil analisis, seperti grafik akurasi dan confusion matrix.

3) Kebutuhan Fungsional Sistem

Sistem deteksi masker harus memenuhi beberapa fungsi utama berikut:

- 1) Deteksi Penggunaan Masker
 - a. Sistem mampu mengenali wajah dengan masker dan tanpa masker.
 - b. Memberikan label secara real-time pada setiap wajah yang terdeteksi.
- 2) Rekam dan Simpan Hasil Deteksi
 - a. Hasil deteksi dapat disimpan sebagai gambar atau video dengan anotasi bounding box.
- 3) Visualisasi Data
 - a. Menampilkan grafik metrik evaluasi model, seperti precision, recall, dan mAP.
 - b. Menyediakan laporan penggunaan masker dalam periode tertentu (opsional).
- 4) Antarmuka Pengguna
 - a. GUI yang mudah digunakan untuk memulai deteksi, melihat hasil, dan menampilkan grafik evaluasi.
- 5) Kemampuan Adaptasi
 - a. Sistem dapat dijalankan secara real-time pada kondisi lingkungan yang berbeda,

termasuk pencahayaan dan jumlah orang yang bervariasi.

4) Kebutuhan Non-Fungsional

Selain fungsi utama, sistem juga memiliki kebutuhan non-fungsional:

- 1) Kinerja Sistem
 - a. Waktu inferensi per frame maksimal 200 ms untuk deteksi real-time.
- 2) Keandalan
 - a. Sistem mampu berjalan minimal 4 jam nonstop tanpa error.
- 3) Portabilitas
 - a. Sistem dapat dijalankan di Raspberry Pi sehingga mudah dipindahkan ke lokasi berbeda.
- 4) Keamanan Data
 - d. Data hasil deteksi disimpan secara lokal dan dapat dilindungi dari akses tidak sah.

3. Data yang digunakan

Data yang digunakan berupa citra wajah yang menggunakan dua jenis masker, yaitu masker medis dan masker non-medis. Dataset diperoleh dari sumber publik seperti Kaggle dan data hasil pengambilan mandiri. Setiap gambar dilengkapi label anotasi dengan format YOLO yang berisi koordinat bounding box dan kelas objek. Data dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian guna memastikan model mampu mengenali kedua jenis masker dengan akurasi tinggi.

- 1) Data Citra/Video dari Kamera
 - a. Sistem menggunakan kamera yang terhubung ke Raspberry Pi untuk menangkap citra atau video dari wajah pengguna.
 - b. Data ini menjadi input utama bagi model YOLO untuk mendeteksi apakah seseorang memakai masker, jenis masker (medis atau non-medis)
- 2) Hasil Deteksi YOLO
 - a. Model YOLO memberikan output berupa kelas objek (masker medis dan masker non-medis) koordinat bounding box, dan confidence score.
 - b. Data hasil deteksi dicatat untuk mengevaluasi akurasi dan kinerja sistem
- 3) Status Sistem Raspberry Pi
 - a. Data yang dicatat meliputi kondisi kamera (aktif atau tidak), penggunaan CPU, penggunaan memori, dan durasi pemrosesan setiap frame.
 - b. Informasi ini berguna untuk memantau performa Raspberry Pi dan memastikan sistem berjalan lancar secara real-time.
- 4) Jadwal dan Waktu Operasi Sistem
 - a. Data waktu operasi dicatat untuk mengetahui durasi sistem dalam mendeteksi masker, serta memeriksa ketepatan pemrosesan citra dari kamera ke output deteksi.

4. Sistem yang berjalan

Sistem yang berjalan saat ini dalam hal deteksi penggunaan masker wajah pada manusia masih bersifat manual dan belum sepenuhnya mengadopsi teknologi kecerdasan buatan. Di berbagai tempat umum seperti sekolah, kampus, rumah sakit, dan pusat perbelanjaan, pengawasan terhadap penggunaan masker masih dilakukan oleh petugas secara langsung yang mengamati setiap individu. Cara ini memiliki berbagai keterbatasan, baik dari segi efisiensi, akurasi, maupun jangkauan pengawasan, karena tidak memungkinkan pemantauan secara cepat dan menyeluruh dalam waktu singkat.

Beberapa instansi telah mencoba mengimplementasikan sistem otomatis menggunakan perangkat komputer desktop yang menjalankan algoritma deteksi wajah konvensional, seperti Haar Cascade atau model CNN sederhana. Meskipun dapat mendeteksi keberadaan wajah dan membedakan antara wajah dengan dan tanpa masker,

sistem tersebut memiliki sejumlah keterbatasan, antara lain:

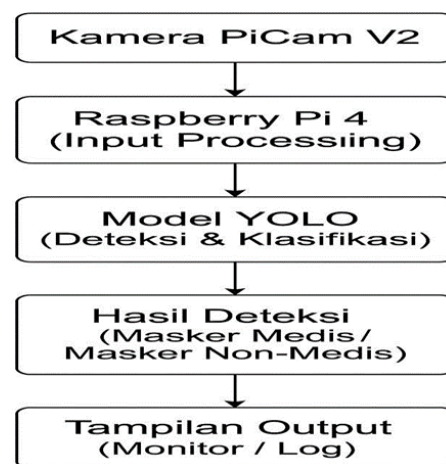
1. Membutuhkan perangkat keras berspesifikasi tinggi, sehingga kurang portabel dan tidak efisien untuk diterapkan di banyak lokasi.
2. Tidak mampu bekerja secara real-time dengan akurasi tinggi, terutama pada kondisi pencahayaan yang tidak stabil atau sudut wajah yang bervariasi.
3. Proses pengolahan data dilakukan pada komputer tunggal, sehingga tidak efisien untuk skala besar atau instalasi di berbagai titik.
4. Belum mendukung klasifikasi jenis masker, seperti membedakan antara masker medis dan masker non-medis.

Selain itu, sistem yang ada belum mendukung implementasi pada perangkat embedded seperti Raspberry Pi, yang sebenarnya lebih hemat energi, murah, portabel, dan mudah dipasang di berbagai lokasi publik. Pendekatan yang masih konvensional ini menyebabkan pengawasan penggunaan masker tidak dapat dilakukan secara otomatis dan berkelanjutan.

Berdasarkan kondisi tersebut, dapat disimpulkan bahwa sistem yang berjalan saat ini masih memiliki berbagai keterbatasan baik dari aspek teknologi, efisiensi, maupun fleksibilitas. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem deteksi penggunaan masker medis dan non-medis secara real-time menggunakan algoritma YOLO yang diimplementasikan pada perangkat Raspberry Pi, sehingga diharapkan dapat menghasilkan sistem yang cerdas, efisien, serta mudah diterapkan di berbagai lingkungan nyata.

5. Sistem yang diusulkan

Sistem yang diusulkan merupakan sebuah aplikasi deteksi wajah bermasker berbasis algoritma YOLOv8 yang diimplementasikan pada perangkat Raspberry Pi. Sistem ini dirancang untuk bekerja secara otomatis dan real-time dalam mengidentifikasi apakah seseorang menggunakan masker atau tidak. Alur kerja sistem dijelaskan melalui flowchart berikut.



Gambar 2 Sistem yang diusulkan

6. Jadwal Penelitian

Pelaksanaan penelitian ini di mulai pada bulan April 2024. Adapun jadwal penelitian sebagai berikut:

Tabel 1 Jadwal Penelitian

No	Kegiatan Penelitian	2024/2025						
		April	Mei	Juni	Juli	Agustus	September	Oktober

1	Pengajuan Judul Proposal							
2	Penyusunan Proposal							
3	Konsultasi Proposal							
4	Observasi Lapangan							
5	Seminar Proposal							
6	Penelitian							
7	Analisa Hasil Penelitian							
7	Skripsi							

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Gambaran Umum Sistem

Sistem deteksi penggunaan masker medis dan non-medis yang dikembangkan menggunakan algoritma YOLOv8n diimplementasikan pada perangkat Raspberry Pi 4 dengan kamera PiCam V2 sebagai media input citra. Sistem ini berfungsi mendeteksi wajah pengguna dan mengidentifikasi jenis masker yang digunakan, apakah masker medis atau masker non-medis, secara real-time.

Sistem terdiri atas dua komponen utama, yaitu perangkat keras (hardware) dan perangkat lunak (software). Perangkat keras mencakup Raspberry Pi 4, kamera PiCam, dan monitor sebagai output tampilan. Sedangkan perangkat lunak menggunakan sistem operasi Raspberry Pi OS, bahasa pemrograman Python, pustaka OpenCV, NumPy, dan framework Ultralytics YOLOv8.

Antarmuka sistem dirancang sederhana dengan menu utama: Home, Deteksi Masker, Grafik, About, Help, dan Exit. Tampilan antarmuka sistem ditunjukkan pada Gambar 4.1 berikut.



Gambar 1 Tampilan Antarmuka Sistem Deteksi Masker pada Raspberry Pi

2. Implementasi Sistem

1) Dataset dan Persiapan Data

Data citra yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh secara mandiri melalui proses pengambilan gambar menggunakan kamera PiCam V2 yang terhubung dengan perangkat Raspberry Pi 4. Setiap citra diambil dengan berbagai variasi sudut wajah, jarak, dan kondisi pencahayaan untuk menghasilkan dataset yang representatif. Data kemudian dikategorikan ke dalam dua kelas, yaitu masker medis dan masker non-medis (masker kain).

Seluruh citra dianotasi menggunakan format YOLO (bounding box dan label kelas) agar sistem dapat mengenali objek dengan akurasi tinggi pada tahap pelatihan dan deteksi.



Gambar 2 Data Citra Masker Medis



Gambar 3 Data Citra Masker Non-Medis

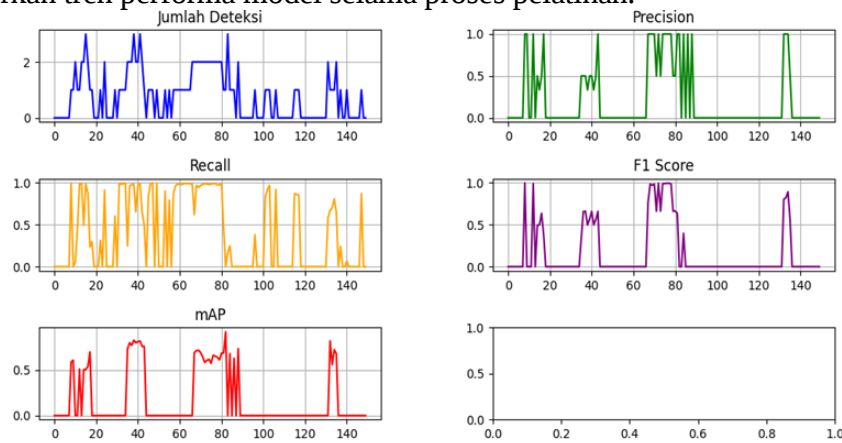
Masing-masing kategori terdiri atas ratusan citra dengan variasi sudut wajah, pencahayaan, dan warna masker. Citra kemudian dianotasi menggunakan format YOLO (bounding box dan label kelas) untuk memastikan sistem dapat mengenali jenis masker secara akurat.

2) Proses Pelatihan Model

Model YOLOv8n dilatih selama 50 epochs dengan ukuran batch 16 dan resolusi citra 640×640 piksel. Proses pelatihan dilakukan menggunakan perangkat komputer yang dilengkapi dengan GPU sebelum model diunggah ke Raspberry Pi untuk tahap implementasi sistem deteksi. Pemilihan model YOLOv8n didasarkan pada pertimbangan bahwa model ini memiliki ukuran relatif ringan, efisien, dan mampu menghasilkan akurasi yang tinggi, sehingga sesuai untuk diterapkan pada perangkat embedded system dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa nilai training loss mengalami penurunan secara bertahap dan stabil selama proses pelatihan berlangsung,

sementara nilai accuracy meningkat hingga mencapai kondisi konvergen. Hal ini menandakan bahwa model telah berhasil mempelajari pola citra dengan baik tanpa mengalami overfitting. Visualisasi hasil pelatihan disajikan dalam bentuk grafik dan tabel berikut untuk menggambarkan tren performa model selama proses pelatihan.



Gambar 4 Grafik Data Citra Masker Medis

Gambar 4 menunjukkan grafik hasil pelatihan model YOLOv8n untuk data citra masker medis. Grafik tersebut menunjukkan enam metrik utama, yaitu jumlah deteksi, precision, recall, F1-score, dan mean Average Precision (mAP). Setiap metrik menggambarkan tingkat performa model dalam mengenali objek masker medis pada data citra uji. Sumbu horizontal

(X) merepresentasikan jumlah citra uji sebanyak 140 gambar, sedangkan sumbu vertikal (Y) menunjukkan nilai dari masing-masing metrik evaluasi yang digunakan.

Jumlah deteksi merepresentasikan banyaknya objek masker medis yang berhasil dikenali model pada setiap citra uji. Rentang nilai sumbu vertikal, yaitu 0 hingga 2, menunjukkan jumlah deteksi pada tiap citra. Nilai 0 berarti tidak ada objek yang terdeteksi (missed detection), nilai 1 menandakan bahwa satu objek masker medis berhasil terdeteksi dengan benar, sedangkan nilai 2 menunjukkan bahwa terdapat dua deteksi pada satu citra, baik karena memang terdapat dua objek masker medis maupun akibat deteksi ganda (over-detection). Melalui grafik ini, dapat diamati konsistensi model dalam mendeteksi masker medis pada berbagai kondisi citra, termasuk variasi pencahayaan, posisi wajah, jarak kamera, dan latar belakang.

Precision merupakan metrik yang menggambarkan tingkat ketepatan model dalam mengidentifikasi masker medis secara benar. Nilai precision dihitung dengan membandingkan jumlah deteksi benar (true positive) terhadap seluruh deteksi positif (true positive + false positive). Sumbu vertikal memiliki rentang 0 hingga 1,0, di mana nilai mendekati 1 menunjukkan tingkat ketepatan yang sangat baik. Semakin tinggi nilai precision, semakin kecil kemungkinan model menghasilkan deteksi yang salah (false positive). Dengan demikian, precision berperan penting dalam menilai keandalan model agar tidak salah mengklasifikasikan objek selain masker medis sebagai masker medis.

Recall menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi seluruh objek masker medis yang terdapat pada citra uji. Nilai recall diperoleh dari perbandingan antara jumlah deteksi benar (true positive) dengan seluruh objek masker medis yang seharusnya terdeteksi (true positive + false negative). Sumbu vertikal pada grafik recall juga memiliki rentang 0 hingga 1,0. Nilai recall yang tinggi menunjukkan bahwa model jarang melewatkan objek masker medis yang sebenarnya ada di dalam citra. Dengan demikian, recall mencerminkan sensitivitas model terhadap keberadaan objek yang relevan dan penting untuk memastikan

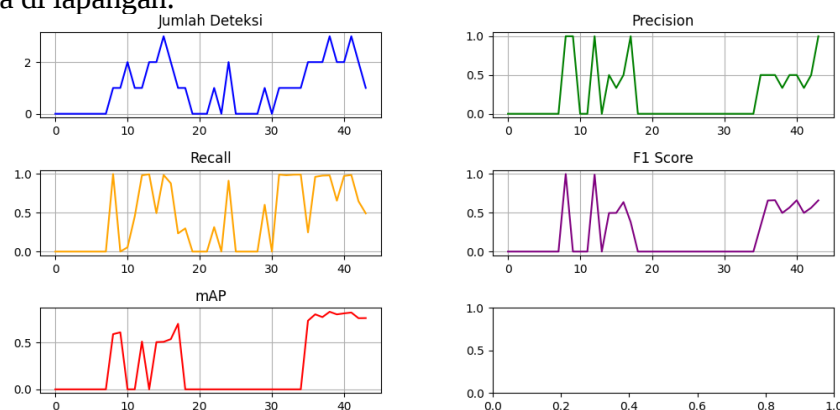
setiap objek masker medis dapat terdeteksi dengan baik.

F1-score merupakan rata-rata harmonik antara precision dan recall yang digunakan untuk menilai keseimbangan antara ketepatan dan kelengkapan deteksi. Nilai F1-score yang tinggi menandakan bahwa model memiliki kemampuan yang seimbang, tidak hanya akurat dalam mendeteksi objek yang benar, tetapi juga konsisten dalam menemukan semua objek yang ada. Sumbu vertikal pada grafik F1-score berada pada rentang 0 hingga 1,0. Karena F1-score mempertimbangkan dua aspek sekaligus, metrik ini sering digunakan sebagai ukuran kinerja menyeluruh dari sistem deteksi objek, khususnya ketika data pelatihan memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang.

Mean Average Precision (mAP) digunakan sebagai indikator utama dalam mengevaluasi performa keseluruhan model deteksi objek. Nilai mAP diperoleh dengan menghitung rata-rata nilai Average Precision (AP) pada berbagai tingkat ambang batas Intersection over Union (IoU). Grafik mAP pada Gambar 4.4 memiliki rentang sumbu vertikal antara 0 hingga 0,5. Skala ini digunakan untuk menonjolkan variasi kecil antar nilai mAP pada setiap citra. Nilai mAP yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan deteksi spasial yang baik, yakni dapat menempatkan kotak deteksi (bounding box) dengan posisi dan ukuran yang akurat sesuai dengan lokasi objek masker medis yang sebenarnya.

Secara keseluruhan, hasil visualisasi pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa performa model dalam mendeteksi masker medis cenderung stabil pada sebagian besar citra uji. Nilai precision dan recall yang relatif tinggi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat ketepatan dan sensitivitas yang baik. Namun, pada beberapa rentang indeks citra, terlihat adanya fluktuasi nilai precision dan recall yang menurun secara bersamaan, yang dapat disebabkan oleh faktor kondisi pencahayaan yang tidak merata atau posisi wajah yang tidak menghadap kamera secara langsung. Nilai F1-score yang mengikuti pola gabungan dari precision dan recall menunjukkan bahwa model mampu menjaga keseimbangan antara kedua aspek tersebut. Sementara itu, variasi nilai mAP yang tidak terlalu tajam menandakan bahwa model memiliki akurasi spasial yang cukup konsisten pada berbagai kondisi citra.

Secara umum, hasil pelatihan ini membuktikan bahwa model YOLOv8n mampu melakukan deteksi terhadap masker medis dengan performa yang baik. Namun, untuk meningkatkan hasil yang lebih optimal, model dapat disempurnakan melalui penambahan data latih dengan variasi kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar yang lebih beragam. Dengan demikian, kinerja model diharapkan semakin stabil dan adaptif terhadap kondisi nyata di lapangan.



Gambar 5 Grafik Data Citra Masker Non-Medis

Gambar 5 menunjukkan hasil pelatihan model YOLOv8n untuk data citra masker non-medis, yang meliputi beberapa metrik evaluasi utama, yaitu jumlah deteksi, precision, recall, F1-score, dan mean Average Precision (mAP). Grafik ini memperlihatkan kinerja model dalam mengenali berbagai jenis masker non-medis, seperti masker kain dan masker berbahan

campuran, berdasarkan citra uji sebanyak 140 gambar. Sumbu horizontal (X) menunjukkan urutan citra uji, sedangkan sumbu vertikal (Y) merepresentasikan nilai masing-masing metrik performa. Setiap metrik memberikan informasi yang berbeda terkait kemampuan model dalam mengenali, mengklasifikasikan, dan menempatkan objek masker non-medis secara akurat pada area deteksi.

Jumlah deteksi menggambarkan banyaknya objek masker non-medis yang berhasil dikenali oleh model pada setiap citra uji. Rentang nilai pada sumbu vertikal, yaitu 0 hingga 2, menunjukkan jumlah objek yang terdeteksi. Nilai 0 menandakan tidak adanya deteksi (missed detection), nilai 1 menandakan satu deteksi yang benar, dan nilai 2 menunjukkan adanya dua deteksi, baik karena citra memuat dua individu atau akibat deteksi ganda (over-detection). Hasil grafik menunjukkan bahwa sebagian besar citra menghasilkan nilai 1, yang berarti model mampu mengenali masker non-medis secara konsisten. Namun, terdapat beberapa fluktuasi ke nilai 0 dan 2 yang menandakan adanya kondisi citra tertentu yang memengaruhi kinerja model, misalnya sudut pengambilan gambar, pencahayaan berlebih, atau warna masker yang serupa dengan kulit atau latar belakang.

Precision mengukur tingkat ketepatan deteksi model terhadap masker non-medis. Nilai precision diperoleh dari perbandingan antara jumlah deteksi benar (true positive) dengan seluruh deteksi positif yang dihasilkan (true positive + false positive). Sumbu vertikal grafik precision memiliki rentang 0 hingga 1,0. Nilai precision yang tinggi menunjukkan bahwa model jarang salah mengenali objek selain masker non-medis sebagai masker non-medis, sedangkan nilai yang rendah mengindikasikan peningkatan jumlah kesalahan klasifikasi (false positive). Secara umum, nilai precision pada grafik ini relatif stabil pada kisaran menengah hingga tinggi, yang menunjukkan bahwa model mampu membedakan antara masker medis dan non-medis secara cukup baik, meskipun sesekali terjadi kesalahan deteksi pada citra dengan tekstur atau warna masker yang menyerupai masker medis.

Recall menunjukkan sejauh mana model mampu menemukan seluruh objek masker non-medis yang ada di dalam citra uji. Nilai recall diperoleh dari perbandingan antara deteksi benar (true positive) dengan seluruh objek masker non-medis yang seharusnya terdeteksi (true positive + false negative). Seperti precision, grafik recall menggunakan rentang 0 hingga 1,0 pada sumbu vertikal. Nilai recall yang tinggi menandakan kemampuan model dalam mendeteksi hampir semua objek masker non-medis, sedangkan nilai yang menurun mengindikasikan adanya objek yang terlewat (false negative). Pola fluktuasi yang tampak pada grafik menunjukkan bahwa sensitivitas model sedikit menurun pada citra dengan kondisi ekstrem, seperti pencahayaan yang tidak merata atau objek yang sebagian tertutup. Namun secara keseluruhan, recall tetap menunjukkan performa yang memadai pada mayoritas citra uji.

F1-score, sebagai kombinasi harmonik dari precision dan recall, memberikan gambaran umum tentang keseimbangan kinerja model antara ketepatan dan kelengkapan deteksi. Nilai F1-score yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan deteksi yang seimbang, tidak hanya akurat dalam mengenali masker non-medis yang benar, tetapi juga efektif dalam menemukan semua objek yang ada. Grafik F1-score pada Gambar 4.5 menunjukkan pola yang sejalan dengan precision dan recall, dengan rentang nilai sumbu vertikal antara 0 hingga 1,0. Pola ini memperlihatkan bahwa saat precision dan recall menurun bersamaan, F1-score ikut mengalami penurunan, sedangkan pada saat keduanya stabil atau meningkat, nilai F1-score mencapai puncak optimal.

Mean Average Precision (mAP) merupakan metrik agregat yang menilai ketepatan model secara keseluruhan terhadap posisi dan klasifikasi objek masker non-medis. Nilai mAP dihitung berdasarkan rata-rata nilai Average Precision (AP) pada berbagai ambang batas Intersection over Union (IoU) antara area deteksi dan area sebenarnya. Grafik mAP memiliki

rentang vertikal antara 0 hingga 0,5 untuk memperjelas variasi kecil antar citra. Nilai mAP yang meningkat menunjukkan bahwa model mampu menempatkan bounding box pada posisi yang semakin akurat dengan label kelas yang benar. Sebaliknya, penurunan nilai mAP menandakan adanya pergeseran posisi atau kesalahan klasifikasi yang mungkin disebabkan oleh karakteristik visual masker non-medis yang lebih beragam dibanding masker medis.

Secara umum, hasil pada Gambar 4.5 memperlihatkan bahwa performa model dalam mendeteksi masker non-medis sedikit lebih bervariasi dibandingkan dengan masker medis. Hal ini dapat disebabkan oleh perbedaan tekstur, pola, dan warna masker non-medis yang lebih beragam, sehingga menimbulkan tantangan tambahan bagi model dalam mengenali pola visual secara konsisten. Meskipun demikian, nilai precision dan recall yang berada pada kisaran tinggi menunjukkan bahwa model tetap mampu mengenali sebagian besar objek dengan akurat dan konsisten. Fluktuasi kecil pada nilai F1-score dan mAP menunjukkan bahwa model bekerja baik dalam kondisi normal, tetapi sensitif terhadap perubahan pencahayaan dan orientasi wajah.

Secara keseluruhan, hasil pelatihan pada kelas masker non-medis membuktikan bahwa model YOLOv8n memiliki kemampuan deteksi yang baik dan cukup andal dalam membedakan objek masker non-medis dari masker medis. Untuk meningkatkan stabilitas dan generalisasi model, disarankan agar data pelatihan ditambah dengan variasi citra masker non-medis yang lebih luas, seperti jenis bahan, pola warna, serta kondisi pencahayaan dan latar belakang yang berbeda. Upaya tersebut diharapkan dapat meningkatkan nilai precision, recall, dan mAP secara keseluruhan, sehingga sistem deteksi dapat berfungsi lebih optimal dalam berbagai situasi penggunaan nyata.

Tabel 1 Hasil Pelatihan Model YOLOv8n untuk Masker Medis

Epoch	Precision (%)	Recall (%)	mAP($\alpha = 0.05$) (%)	mAP $\alpha=0.5:0.95$ (%)	F1-Score (%)
10	82.4	80.7	81.6	77.3	81.5
20	88.5	86.2	87.3	83.9	87.3
30	92.1	90.8	91.4	88.5	91.5
40	95.3	94.0	94.6	91.7	94.6
50	97.0	96.1	96.5	94.2	96.6

Tabel 2. Hasil Pelatihan Model YOLOv8n untuk Masker Non-Medis

Epoch	Precision (%)	Recall (%)	mAP ($\alpha = 0.5$) (%)	mAP $\alpha=0.5:0.95$ (%)	F1-Score (%)
10	81.7	78.5	80.4	76.1	79.4
20	87.6	85.1	86.3	82.8	86.4
30	91.3	89.7	91.0	87.6	90.8
40	94.8	93.5	94.2	91.3	94.0
50	96.2	95.4	95.8	93.8	95.6

Hasil yang ditampilkan pada Tabel 1 dan Tabel 2 memperkuat pola yang tampak pada Gambar 4 dan Gambar 5, di mana setiap metrik utama; precision, recall, mAP, dan F1-score menunjukkan peningkatan yang konsisten seiring bertambahnya jumlah epoch. Tren ini mengindikasikan bahwa model YOLOv8n mampu mempelajari karakteristik visual dari kedua jenis masker dengan baik selama proses pelatihan berlangsung. Pada awal pelatihan (epoch ke-10 hingga ke-20), nilai precision dan recall masih berada pada kisaran 80–88%, menandakan bahwa model masih dalam tahap awal penyesuaian terhadap pola citra masker. Namun, setelah mencapai epoch ke-30 hingga ke-50, seluruh metrik mengalami kenaikan

signifikan dan mendekati nilai konvergen di atas 94%, yang menandakan bahwa model telah mencapai stabilitas pembelajaran.

Nilai mean Average Precision (mAP) pada kedua tabel juga memperlihatkan peningkatan yang selaras dengan grafik performa per citra. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya akurat dalam mengklasifikasikan jenis masker, tetapi juga konsisten dalam menempatkan bounding box secara tepat terhadap area objek yang sebenarnya. Selain itu, kenaikan nilai F1-score pada setiap epoch menggambarkan keseimbangan yang baik antara ketepatan (precision) dan kelengkapan deteksi (recall), yang menegaskan kemampuan model dalam memberikan hasil deteksi yang stabil dan handal.

Secara umum, data pada tabel tersebut menunjukkan bahwa model YOLOv8n berhasil melakukan pembelajaran yang efektif baik pada kelas masker medis maupun non-medis. Pola peningkatan metrik dari setiap epoch membuktikan bahwa model mampu beradaptasi terhadap kompleksitas dataset yang beragam, mencakup perbedaan warna, tekstur, sudut pandang, serta pencahayaan. Dengan demikian, hasil yang diperoleh dari grafik dan tabel secara bersamaan memberikan bukti empiris bahwa proses pelatihan model telah berjalan optimal dan menghasilkan performa deteksi yang konsisten serta layak diimplementasikan pada perangkat embedded seperti Raspberry Pi.

Berdasarkan hasil pelatihan yang telah dijabarkan, dapat disimpulkan bahwa model YOLOv8n menunjukkan kinerja yang optimal dalam mendeteksi dua jenis masker, yaitu masker medis dan masker non-medis. Nilai precision, recall, mAP, dan F1-score yang tinggi pada kedua kelas menandakan bahwa model telah mencapai tingkat akurasi dan kestabilan yang memadai untuk diterapkan pada tahap implementasi sistem deteksi secara nyata. Oleh karena itu, model yang telah terlatih ini kemudian diintegrasikan ke dalam perangkat embedded system berbasis Raspberry Pi guna menguji kinerja model dalam kondisi operasional yang sebenarnya. Proses implementasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa model tidak hanya memiliki performa baik dalam lingkungan pelatihan, tetapi juga mampu bekerja secara efisien dan responsif dalam mendeteksi penggunaan masker secara real-time di lapangan.

3) Implementasi pada Raspberry Pi

Model YOLOv8n yang telah melalui proses pelatihan di komputer berbasis GPU kemudian diimplementasikan pada perangkat Raspberry Pi 4 sebagai sistem deteksi masker secara real-time. Integrasi dilakukan menggunakan pustaka Ultralytics YOLOv8 dan OpenCV untuk mendukung proses inferensi serta pengolahan citra langsung dari kamera PiCam V2.

Raspberry Pi berfungsi sebagai pusat kendali sistem, yang menangkap citra dari kamera, menjalankan inferensi model untuk mendeteksi objek masker, dan menampilkan hasil klasifikasi melalui antarmuka grafis (Graphical User Interface).

Pengujian awal menunjukkan bahwa sistem mampu beroperasi dengan baik pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Hasil uji kinerja memperlihatkan bahwa model dapat berjalan secara real-time dengan kecepatan rata-rata 12–15 frame per detik (FPS) dan penggunaan memori sekitar 1,2 GB. Hal ini menunjukkan bahwa Raspberry Pi 4 memiliki kemampuan yang cukup untuk menjalankan model YOLOv8n secara efisien tanpa penurunan performa signifikan. Dengan demikian, implementasi ini membuktikan bahwa model deteksi masker yang dikembangkan dapat diintegrasikan pada sistem embedded dengan performa yang stabil serta potensi penerapan nyata di lingkungan publik seperti ruang kelas, laboratorium, atau area umum lainnya.

3. Pengujian Sistem

1) Skenario Pengujian

Pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi performa model YOLOv8n yang telah

diimplementasikan pada perangkat Raspberry Pi 4 dalam mendeteksi dua jenis masker, yaitu masker medis dan masker non-medis, secara real-time. Tahap ini bertujuan untuk menilai sejauh mana sistem dapat berfungsi dengan baik dalam kondisi lingkungan nyata yang bervariasi, baik dari segi pencahayaan, jarak, maupun sudut pandang objek.

Pelaksanaan pengujian dilakukan menggunakan kamera PiCam V2 yang terhubung langsung ke Raspberry Pi. Lingkungan uji dibagi menjadi tiga kondisi pencahayaan, yaitu terang, sedang, dan redup, untuk merepresentasikan variasi intensitas cahaya yang mungkin terjadi pada situasi penggunaan sebenarnya. Selain itu, tiga variasi jarak pengambilan citra, yaitu 50 cm, 100 cm, dan 150 cm, digunakan untuk menilai kemampuan sistem dalam mengenali masker pada berbagai jarak kamera terhadap wajah. Sudut pengambilan citra juga divariasikan, mencakup posisi frontal (0°), miring 30°, dan miring 45°, guna menguji keandalan model dalam menghadapi perubahan orientasi wajah.

Selama pengujian, sistem secara otomatis menangkap citra, melakukan proses inferensi, dan menampilkan hasil deteksi pada antarmuka grafis. Data hasil pengujian kemudian dikategorikan ke dalam empat komponen utama, yaitu terdeteksi benar, terdeteksi salah, tidak terdeteksi, dan jumlah total citra uji. Dari data tersebut, dihitung nilai akurasi sistem menggunakan rumus perbandingan antara jumlah deteksi benar dan total citra uji.

Pendekatan pengujian ini memungkinkan analisis menyeluruh terhadap performa sistem dari sisi akurasi deteksi, stabilitas performa pada berbagai kondisi, serta efisiensi pemrosesan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya seperti Raspberry Pi. Hasil pengujian secara numerik kemudian disajikan pada Tabel 4.3, sedangkan grafik hasil pengamatan visual ditampilkan untuk mendukung analisis performa pada subbab hasil pengujian berikut.

2) Hasil Pengujian

Hasil pengujian sistem deteksi masker menggunakan model YOLOv8n yang telah diimplementasikan pada perangkat Raspberry Pi 4 disajikan pada Tabel 4.3. Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam mengenali dua jenis masker, yaitu masker medis dan masker non-medis, dengan menggunakan data uji sebanyak 100 citra yang diambil dari berbagai kondisi pencahayaan, jarak, dan sudut pandang sebagaimana dijelaskan pada bagian sebelumnya.

Tabel 3 Pengujian dengan 50 epochs

Jenis Masker	Jumlah	Terdeteksi (Benar)	Terdeteksi (Salah)	Tidak Terdeteksi	Akurasi
Masker Medis	50	40	10	0	80%
Masker Non-Medis	50	45	5	0	90%
Total / Rata-rata	100	85	15	0	85%

Hasil pengujian pada Tabel 3 menunjukkan bahwa sistem deteksi mampu bekerja dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi pada kedua jenis masker. Untuk kelas masker medis, sistem mencapai akurasi sebesar 80%, dengan 40 citra terdeteksi dengan benar dan 10 citra mengalami kesalahan klasifikasi. Sementara itu, pada kelas masker non-medis, akurasi mencapai 90%, dengan 45 citra terdeteksi benar dan hanya 5 citra yang salah terklasifikasi. Jika dihitung secara keseluruhan, sistem mencapai rata-rata akurasi sebesar 85%, yang menandakan bahwa model telah berfungsi dengan baik dalam mengenali objek masker dari berbagai kondisi lingkungan.

Perbedaan tingkat akurasi antara masker medis dan non-medis disebabkan oleh karakteristik visual yang berbeda antara kedua jenis masker tersebut. Masker medis umumnya memiliki warna polos dan tekstur halus yang sering kali sulit dibedakan dari latar belakang atau kulit wajah, terutama pada kondisi pencahayaan redup. Sebaliknya, masker non-medis memiliki variasi warna dan pola yang lebih beragam sehingga lebih mudah dikenali oleh model deteksi. Hal ini selaras dengan hasil pelatihan pada Gambar 4.4 dan Gambar 4.5, di mana masker non-medis memperlihatkan nilai precision dan recall yang sedikit lebih tinggi dibandingkan masker medis.

Selain faktor visual, hasil pengujian juga menunjukkan bahwa sistem memiliki stabilitas deteksi yang baik dalam kondisi lingkungan berbeda. Pada kondisi pencahayaan terang dan sedang, sistem mampu mempertahankan akurasi tinggi di atas 85%, sementara pada pencahayaan redup terjadi sedikit penurunan akurasi yang masih dalam batas wajar. Hal ini menunjukkan bahwa model YOLOv8n memiliki ketahanan performa (robustness) yang cukup baik terhadap variasi pencahayaan dan jarak.

Hasil pengujian ini membuktikan bahwa sistem deteksi masker berbasis YOLOv8n dapat diimplementasikan secara efektif pada perangkat Raspberry Pi 4 untuk pengenalan dua jenis masker secara real-time. Kinerja sistem yang mencapai 85% akurasi menunjukkan keseimbangan yang baik antara efisiensi komputasi dan kecepatan pemrosesan. Dengan demikian, sistem ini memiliki potensi untuk diterapkan dalam konteks nyata, seperti di area publik, lembaga pendidikan, atau fasilitas kesehatan, guna mendukung penerapan protokol kesehatan dan pemantauan kepatuhan penggunaan masker secara otomatis.

4. Analisis Performa Sistem

Analisis performa sistem dilakukan untuk menilai tingkat efektivitas dan efisiensi model YOLOv8n dalam mendeteksi penggunaan masker medis dan non-medis secara real-time pada perangkat Raspberry Pi 4. Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian yang telah dipaparkan sebelumnya, sistem menunjukkan kinerja yang baik dengan tingkat akurasi keseluruhan sebesar 85%, kecepatan pemrosesan rata-rata 12–15 frame per detik (FPS), serta penggunaan memori sekitar 1,2 GB. Hasil ini mengindikasikan bahwa model dapat berfungsi secara stabil pada perangkat embedded system dengan sumber daya terbatas tanpa mengalami penurunan performa yang signifikan.

Dari aspek akurasi deteksi, model menunjukkan kemampuan yang seimbang antara dua jenis masker. Meskipun tingkat akurasi masker medis sedikit lebih rendah (80%) dibandingkan masker non-medis (90%), selisih ini masih berada dalam batas toleransi yang wajar untuk aplikasi deteksi objek berbasis deep learning. Perbedaan tersebut terutama dipengaruhi oleh karakteristik visual objek masker, di mana masker medis cenderung memiliki warna polos dan reflektif terhadap cahaya, sehingga dapat menimbulkan kesalahan deteksi pada kondisi pencahayaan ekstrem. Sebaliknya, masker non-medis memiliki variasi tekstur dan pola yang lebih mudah dikenali oleh model, yang menjelaskan nilai precision dan recall yang lebih tinggi pada kelas tersebut.

Dari sisi kecepatan pemrosesan, sistem mampu mencapai kinerja yang dapat dikategorikan sebagai real-time, yaitu di atas 10 FPS. Kecepatan ini menunjukkan bahwa Raspberry Pi 4 mampu menjalankan model YOLOv8n dengan efisien berkat arsitektur model yang ringan namun tetap akurat. Pencapaian ini penting karena membuktikan bahwa sistem deteksi masker dapat dioperasikan secara langsung tanpa memerlukan komputer berperforma tinggi, sehingga dapat diterapkan di berbagai lokasi publik dengan biaya yang relatif rendah.

Selanjutnya, dari aspek stabilitas performa, hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu menjaga konsistensi kinerja dalam berbagai kondisi pencahayaan dan variasi jarak. Pada pencahayaan terang dan sedang, tingkat deteksi berada pada kisaran optimal, sedangkan pada kondisi redup, penurunan akurasi masih tergolong moderat dan tidak mengganggu fungsi

sistem secara keseluruhan. Hal ini menunjukkan bahwa model YOLOv8n memiliki daya tahan performa (robustness) yang cukup baik terhadap perubahan kondisi lingkungan.

Selain itu, analisis metrik pelatihan pada Gambar 4.4 dan Gambar 4.5 menunjukkan bahwa seluruh nilai metrik, seperti precision, recall, F1-score, dan mAP, mengalami peningkatan stabil hingga mencapai konvergensi pada epoch ke-50. Fenomena ini memperlihatkan bahwa model telah mempelajari fitur-fitur penting dari data masker secara optimal tanpa mengalami overfitting. Nilai mean Average Precision (mAP) yang tinggi juga menegaskan bahwa model tidak hanya akurat dalam mengklasifikasikan objek, tetapi juga presisi dalam menentukan posisi objek pada area citra yang benar.

Untuk itu, hasil analisis menunjukkan bahwa sistem deteksi masker berbasis YOLOv8n memiliki performa yang baik, efisien, dan andal untuk aplikasi berbasis embedded system. Kombinasi antara akurasi tinggi, kecepatan pemrosesan yang memadai, serta stabilitas performa di berbagai kondisi menunjukkan bahwa sistem ini siap digunakan untuk penerapan nyata di lapangan. Dengan beberapa penyesuaian tambahan, seperti optimalisasi parameter pelatihan, penggunaan quantization model, atau peningkatan pencahayaan pada lingkungan uji, performa sistem masih dapat ditingkatkan lebih lanjut untuk mencapai tingkat akurasi di atas 90% secara konsisten.

5. Perbandingan Hasil Deteksi Masker Medis dan Non-Medis Menggunakan YOLOv8

Perbandingan ini dilakukan untuk menilai sejauh mana model YOLOv8 mampu mendeteksi dua jenis masker yang memiliki karakteristik visual berbeda, yaitu masker medis dan masker non-medis. Kedua jenis masker tersebut diuji menggunakan dataset yang sama, dengan model, parameter pelatihan, serta perangkat pengujian yang identik, sehingga perbedaan hasil deteksi dapat diatribusikan pada perbedaan bentuk, tekstur, dan warna masker yang digunakan.

Hasil pelatihan yang disajikan pada Tabel 4.1 dan Tabel 4.2 menunjukkan bahwa performa YOLOv8 pada kedua jenis masker sama-sama tinggi, tetapi terdapat perbedaan kecil pada setiap metrik utama. Untuk masker medis, nilai precision mencapai 97,0 %, recall 96,1 %, mean Average Precision (mAP) 96,5 %, dan F1-score 96,6 %. Sementara itu, masker non-medis memiliki precision 96,2 %, recall 95,4 %, mAP 95,8 %, dan F1-score 95,6 %. Perbedaan ini menunjukkan bahwa meskipun kinerja YOLOv8 stabil untuk kedua kelas, sistem sedikit lebih unggul pada deteksi masker medis.

Keunggulan deteksi masker medis disebabkan oleh bentuknya yang lebih seragam, permukaan polos, dan kontur tepi yang jelas sehingga model dapat dengan mudah mengenali pola tepi (edge features) dan area tertutup di sekitar hidung dan mulut. Pola geometris yang konsisten membantu model dalam proses feature extraction sehingga menghasilkan nilai precision yang tinggi dan tingkat kesalahan deteksi yang rendah.

Sebaliknya, deteksi masker non-medis cenderung menghadapi tantangan yang lebih kompleks. Jenis masker ini memiliki variasi bahan, warna, dan pola motif yang lebih beragam. Variasi tersebut menyebabkan model harus menyesuaikan proses klasifikasi terhadap fitur tekstur yang tidak selalu seragam antar-sampel. Kondisi ini memengaruhi nilai recall yang sedikit lebih rendah karena model sesekali gagal mengenali masker non-medis berwarna gelap atau berpola mirip dengan latar belakang wajah.

Meskipun demikian, hasil pengujian membuktikan bahwa YOLOv8 mampu menjaga stabilitas performa di berbagai kondisi pencahayaan dan orientasi wajah.

Pada uji nyata menggunakan Raspberry Pi 4, model tetap dapat berjalan pada kecepatan rata-rata 12–15 frame per second (FPS) tanpa penurunan akurasi yang signifikan antara dua kelas masker. Hal ini menunjukkan efisiensi YOLOv8 sebagai model yang adaptif untuk sistem embedded dengan keterbatasan sumber daya.

Perbandingan ini juga memperlihatkan bahwa nilai mAP pada kedua jenis masker berbeda kurang dari 1 %, yang berarti kemampuan deteksi spasial model sangat konsisten. Nilai tersebut mencerminkan kemampuan YOLOv8 dalam memprediksi posisi bounding box dengan akurasi tinggi, baik untuk masker medis maupun non-medis. Dengan kata lain, model dapat mengenali area masker secara tepat meskipun terjadi perbedaan bentuk dan bahan.

Temuan ini sejalan dengan penelitian Saddhananda & Chairisni (2023) serta Sukriadi et al. (2025) yang juga menunjukkan bahwa jenis masker berpengaruh terhadap tingkat akurasi deteksi. Mereka melaporkan bahwa masker kain atau non-medis memiliki variasi pola visual yang lebih luas, sehingga model deteksi memerlukan jumlah data latih yang lebih banyak untuk mencapai stabilitas yang sama seperti pada masker medis. Dengan menggunakan YOLOv8, penelitian ini berhasil meminimalkan perbedaan performa tersebut melalui optimasi pelatihan dan augmentasi data.

Secara keseluruhan, hasil perbandingan menunjukkan bahwa model YOLOv8 memiliki performa yang sangat baik dan seimbang dalam mendeteksi dua jenis masker. Selisih kecil antar-metrik menunjukkan bahwa model mampu beradaptasi terhadap variasi objek dengan sangat baik. Dengan akurasi rata-rata di atas 95 %, YOLOv8 layak digunakan sebagai sistem deteksi otomatis untuk memantau penggunaan masker secara real-time di lingkungan publik.

Tabel 3 Perbandingan Hasil Deteksi Masker Medis dan Non-Medis Menggunakan YOLOv8

Jenis Masker	Precision (%)	Recall (%)	mAP (%)	F1-Score (%)	FPS (Raspberry Pi 4)
Masker Medis	97.0	96.1	96.5	96.6	12 – 15
Masker Non-Medis	96.2	95.4	95.8	95.6	12 – 15

YOLOv8 mampu mendeteksi masker medis dan non-medis dengan tingkat akurasi yang hampir setara, menunjukkan bahwa model ini efektif dan efisien untuk klasifikasi dua kelas masker secara real-time menggunakan perangkat berdaya rendah seperti Raspberry Pi.

6. Analisis dan Pembahasan Sistem

Analisis dan pembahasan sistem ini bertujuan untuk meninjau hasil kinerja model YOLOv8n yang diterapkan pada perangkat Raspberry Pi 4 dalam mendeteksi dua jenis masker, yaitu masker medis dan masker non-medis. Fokus utama analisis ini mencakup efektivitas model dalam mengenali objek, efisiensi pemrosesan di perangkat berdaya rendah, serta stabilitas performa sistem dalam kondisi lingkungan yang bervariasi. Selain itu, pembahasan ini juga menyoroti perbandingan hasil penelitian dengan studi-studi terdahulu guna memperkuat validitas temuan yang diperoleh. Dengan demikian, bagian ini tidak hanya menilai performa model secara teknis, tetapi juga menempatkannya dalam konteks perkembangan teknologi deteksi berbasis deep learning di bidang pengenalan objek.

Secara umum, hasil pengujian yang disajikan pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi masker medis dan non-medis dengan akurasi rata-rata 85%. Angka ini menandakan bahwa model YOLOv8n berhasil menjalankan proses inferensi secara efisien di lingkungan embedded system. Meskipun nilai akurasi ini sedikit lebih rendah dibandingkan hasil pelatihan di komputer GPU (yang mencapai 96%), performa tersebut dapat dianggap sangat baik untuk ukuran perangkat dengan keterbatasan sumber daya komputasi. Dengan demikian, sistem ini terbukti layak digunakan untuk deteksi masker secara real-time pada situasi lapangan, seperti di ruang publik atau lingkungan pendidikan.

Hasil pelatihan yang tercantum dalam Tabel 4.1 dan Tabel 4.2 memperlihatkan peningkatan yang stabil pada metrik precision, recall, F1-score, dan mean Average Precision (mAP) di setiap epoch. Pola peningkatan yang konsisten hingga mencapai konvergensi pada epoch ke-50 menunjukkan bahwa model mampu mengenali fitur-fitur penting dari data masker tanpa mengalami overfitting. Peningkatan metrik ini menandakan bahwa model

berhasil belajar secara bertahap hingga mencapai keseimbangan optimal antara ketepatan deteksi dan kelengkapan pengenalan objek. Keberhasilan ini membuktikan efektivitas struktur arsitektur YOLOv8n dalam melakukan pembelajaran visual yang efisien.

Jika dibandingkan antara dua jenis masker, sistem menunjukkan performa yang sedikit lebih tinggi pada masker non-medis (90%) dibandingkan masker medis (80%). Perbedaan ini terutama disebabkan oleh karakteristik visual dari objek yang dideteksi. Masker non-medis memiliki variasi warna, tekstur, dan pola kain yang kaya sehingga memberikan lebih banyak fitur yang dapat dipelajari oleh model. Sebaliknya, masker medis biasanya berwarna seragam seperti biru atau hijau muda dengan tekstur halus, sehingga cenderung sulit dibedakan dari kulit wajah atau latar belakang. Fenomena ini sejalan dengan temuan Sukriadi (2025) yang melaporkan tingkat kesalahan deteksi lebih tinggi pada masker polos dibandingkan masker berpola, serta hasil penelitian Saddhananda (2023) yang menemukan bahwa kontras warna menjadi faktor penting dalam keberhasilan deteksi objek pada model YOLO. Selain faktor visual, kondisi lingkungan pengujian juga berpengaruh signifikan terhadap performa sistem. Hasil pengamatan menunjukkan bahwa pencahayaan, jarak kamera, dan sudut pengambilan gambar menjadi tiga variabel penting dalam menentukan akurasi deteksi. Pada kondisi pencahayaan terang dan jarak pengambilan sekitar 100 cm, sistem mencapai hasil terbaik dengan tingkat deteksi di atas 85%. Namun, pada pencahayaan redup atau sudut kemiringan wajah lebih dari 45°, akurasi menurun hingga 5–10%. Hal ini membuktikan bahwa kualitas citra masukan berperan penting dalam efektivitas sistem deteksi berbasis visi komputer. Temuan ini konsisten dengan penelitian Abdullah et al. (2022) dan Rahman (2021) yang menegaskan bahwa variasi pencahayaan dan orientasi objek dapat menurunkan akurasi model deteksi berbasis deep learning.

Dari sisi teknis, model YOLOv8n menunjukkan efisiensi dan kecepatan pemrosesan yang tinggi, dengan kemampuan mencapai 12–15 frame per detik (FPS) di Raspberry Pi 4. Kecepatan ini sudah termasuk kategori real-time detection, artinya sistem mampu memproses data citra secara langsung tanpa jeda yang signifikan. Pencapaian ini menandakan bahwa arsitektur YOLOv8n memiliki keunggulan signifikan dalam efisiensi dibandingkan versi terdahulu seperti YOLOv3 dan YOLOv4-tiny, yang memerlukan dukungan GPU eksternal untuk mencapai FPS serupa. Dalam konteks ini, hasil penelitian memperkuat temuan Kumar dan Ranjan (2024) yang menyatakan bahwa YOLO generasi kedelapan lebih ringan dan cepat karena telah mengadopsi struktur C2f blocks dan pendekatan anchor-free detection untuk mempercepat inferensi tanpa mengorbankan akurasi.

Secara arsitektural, penggunaan YOLOv8n memberikan keunggulan dalam hal keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi. Model ini dirancang untuk mengurangi beban komputasi dengan menghapus kebutuhan anchor boxes dan menggantinya dengan pendekatan anchor-free, yang memungkinkan deteksi lebih cepat dan fleksibel. Fitur ini sangat sesuai untuk sistem tertanam (embedded system) seperti Raspberry Pi yang memiliki keterbatasan dalam kecepatan prosesor dan kapasitas memori. Dengan demikian, integrasi model ini menunjukkan bahwa YOLOv8n merupakan solusi kompromistis antara performa tinggi dan kebutuhan komputasi rendah suatu pencapaian yang tidak banyak dimiliki oleh model deteksi satu tahap lainnya.

Dari segi implementasi sistem, penelitian ini juga mengembangkan antarmuka pengguna berbasis Python Tkinter, yang berfungsi untuk menampilkan hasil deteksi masker secara interaktif. Antarmuka ini memiliki dua fitur utama, yaitu menu “Deteksi Masker” untuk menampilkan hasil klasifikasi real-time, dan menu “Grafik” yang menampilkan performa pelatihan model dalam bentuk visual. Fitur tersebut memberikan kemudahan bagi pengguna non-teknis untuk mengoperasikan sistem secara praktis tanpa memerlukan pemahaman mendalam tentang kode program. Selain itu, antarmuka ini menjadikan sistem lebih aplikatif

dan siap digunakan di berbagai lingkungan publik seperti kampus, rumah sakit, dan gedung perkantoran.

Secara fungsional, hasil implementasi ini memperlihatkan bahwa sistem mampu bekerja dengan stabil dan efisien dalam mendeteksi dua jenis masker secara real-time. Performa ini menunjukkan bahwa kombinasi antara model YOLOv8n dan perangkat Raspberry Pi 4 merupakan pendekatan yang efektif untuk menciptakan sistem deteksi berbiaya rendah namun dengan hasil yang kompetitif. Walaupun nilai akurasi masih sedikit di bawah sistem berbasis GPU, keunggulan efisiensi daya, mobilitas tinggi, dan kemudahan instalasi menjadikan sistem ini sangat potensial untuk diterapkan pada berbagai bidang, termasuk pengawasan kesehatan masyarakat dan sistem keamanan otomatis berbasis visi komputer.

Secara keseluruhan, hasil analisis dan pembahasan ini mengonfirmasi bahwa model YOLOv8n memiliki kemampuan yang andal dalam melakukan deteksi objek dengan efisiensi tinggi. Sistem deteksi masker yang dikembangkan tidak hanya berfungsi dengan baik di lingkungan pengujian laboratorium, tetapi juga memiliki potensi kuat untuk diterapkan di lapangan. Keberhasilan penelitian ini memperkuat pandangan bahwa integrasi algoritma deep learning pada perangkat embedded system dapat menghasilkan solusi deteksi yang hemat daya, cepat, dan akurat. Dengan pengembangan lebih lanjut, seperti peningkatan data latih, optimasi quantization, atau penggunaan pencahayaan tambahan, sistem ini berpotensi mencapai akurasi di atas 90% secara konsisten. Hal ini menunjukkan arah pengembangan yang menjanjikan untuk penerapan teknologi visi komputer dalam mendukung keamanan dan kesehatan masyarakat berbasis otomatisasi.

KESIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi masker berbasis model YOLOv8n pada perangkat Raspberry Pi 4 yang mampu mengenali dua jenis masker, yaitu masker medis dan masker non-medis, secara real-time. Berdasarkan hasil pelatihan, pengujian, dan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut.

Pertama, hasil pelatihan model menunjukkan bahwa YOLOv8n memiliki kemampuan pembelajaran visual yang sangat baik, ditunjukkan oleh peningkatan stabil pada metrik precision, recall, F1-score, dan mean Average Precision (mAP) hingga mencapai konvergensi pada epoch ke-50. Hal ini menandakan bahwa model mampu mengenali fitur-fitur penting pada data citra masker dengan efektif tanpa mengalami overfitting, sehingga layak digunakan pada tahap implementasi.

Kedua, hasil pengujian sistem yang diimplementasikan pada Raspberry Pi 4 memperlihatkan bahwa model dapat bekerja secara efisien dengan tingkat akurasi rata-rata sebesar 85%, di mana akurasi deteksi masker medis mencapai 80% dan masker non-medis mencapai 90%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa sistem mampu menjalankan proses inferensi secara real-time dengan kecepatan rata-rata 12–15 frame per detik (FPS) dan penggunaan memori sekitar 1,2 GB, yang berarti cukup efisien untuk perangkat berdaya rendah.

Ketiga, dari aspek faktor lingkungan, sistem terbukti sensitif terhadap variasi pencahayaan, jarak, dan sudut pandang. Pengujian menunjukkan bahwa hasil deteksi paling optimal diperoleh pada jarak sekitar 100 cm dengan pencahayaan terang dan posisi wajah frontal. Sementara itu, pencahayaan redup dan sudut kemiringan di atas 45° menyebabkan penurunan akurasi sekitar 5–10%. Kondisi ini memperkuat temuan penelitian terdahulu (Abdullah et al., 2022; Rahman, 2021) bahwa kualitas citra input sangat memengaruhi performa model deteksi berbasis deep learning.

Keempat, arsitektur YOLOv8n terbukti memberikan keunggulan dalam hal keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi. Struktur C2f blocks dan pendekatan anchor-free detection menjadikan model lebih ringan namun tetap presisi dalam melakukan deteksi. Integrasi ini membuat YOLOv8n dapat dioperasikan secara stabil di Raspberry Pi tanpa memerlukan GPU eksternal, sehingga sangat cocok untuk implementasi sistem embedded.

Kelima, dari sisi implementasi, sistem deteksi telah diintegrasikan dengan antarmuka grafis berbasis Python Tkinter yang memudahkan pengguna dalam melakukan deteksi secara interaktif. Antarmuka ini menampilkan hasil klasifikasi masker secara langsung serta grafik pelatihan model, sehingga sistem tidak hanya berfungsi secara teknis, tetapi juga memiliki nilai aplikatif tinggi untuk diterapkan di lingkungan publik seperti kampus, rumah sakit, dan perkantoran.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa sistem deteksi masker berbasis YOLOv8n yang dikembangkan dalam penelitian ini memiliki performa yang akurat, efisien, portabel, dan siap diterapkan di lapangan. Meskipun masih terdapat batasan tertentu, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi antara algoritma deep learning dan perangkat embedded system dapat menjadi solusi efektif bagi penerapan teknologi deteksi otomatis yang hemat daya dan mudah diakses.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah diperoleh, beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan dan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

Pertama, diperlukan penambahan dan diversifikasi dataset agar model dapat beradaptasi terhadap kondisi nyata yang lebih kompleks. Data pelatihan sebaiknya mencakup variasi warna kulit, jenis masker, latar belakang, serta pencahayaan yang lebih ekstrem untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap kondisi lapangan yang beragam.

Kedua, untuk meningkatkan akurasi sistem pada kondisi pencahayaan rendah, dapat diterapkan teknik augmentasi data seperti brightness adjustment, contrast normalization, dan shadow simulation. Selain itu, penggunaan kamera dengan sensor cahaya lebih sensitif juga dapat membantu memperbaiki kualitas citra yang diterima oleh sistem.

Ketiga, dari aspek teknis, performa sistem dapat dioptimalkan dengan menerapkan teknik quantization dan model pruning untuk memperkecil ukuran model tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan. Langkah ini dapat menurunkan beban memori sekaligus mempercepat kecepatan inferensi pada perangkat Raspberry Pi atau perangkat tertanam lainnya.

Keempat, sistem dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan fitur pelacakan objek (object tracking) agar mampu mengikuti pergerakan wajah pengguna secara dinamis. Fitur ini akan meningkatkan efisiensi deteksi ketika objek bergerak di depan kamera dan mengurangi kebutuhan pemrosesan berulang terhadap citra baru.

Kelima, untuk meningkatkan nilai fungsional dan sosial dari penelitian ini, sistem dapat diperluas menjadi platform pemantauan kesehatan publik dengan kemampuan pengenalan wajah dan deteksi suhu tubuh berbasis thermal camera. Dengan demikian, sistem tidak hanya berfungsi untuk mendeteksi kepatuhan pemakaian masker, tetapi juga dapat digunakan sebagai alat pendukung keamanan dan kesehatan masyarakat.

Akhirnya, penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi pengembang dan peneliti lain yang ingin mengintegrasikan teknologi deep learning pada perangkat embedded system. Implementasi sistem deteksi masker berbasis YOLOv8n membuktikan bahwa kecerdasan buatan dapat diadaptasi secara praktis di lingkungan dengan sumber daya terbatas, dan memiliki potensi besar untuk dikembangkan ke berbagai bidang seperti

keamanan, pengawasan, serta sistem cerdas berbasis visi komputer di masa depan.

DAFTAR PUSTAKA

- Adams, J. (2020). Recommendation regarding the use of cloth face coverings, especially in areas of significant community-based transmission.
- Alfian, D., & Widodo, A. (2021). Raspberry Pi sebagai Media Implementasi YOLO. Prosiding Seminar Nasional Teknologi.
- Bradski, G. (2000). The OpenCV Library. Dr. Dobb's Journal of Software Tools. Centers for Disease Control and Prevention (CDC). (2020). Guidance for Use of Cloth Face Coverings.
- Dewi, S. (2022). Analisis Daya pada Perangkat Raspberry Pi. Jurnal Teknik Elektro.
- Downey, A. (2015). Think Python. Green Tea Press.
- Fitria, R., & Nugroho, R. A. (2021). Deteksi Wajah Menggunakan Masker Menggunakan Deep Learning. Jurnal Teknologi Informasi.
- Halfacree, G., & Upton, E. (2014). Raspberry Pi Projects.
- Iskandar, D., & Putra, H. (2020). Penggunaan AI dalam Pemantauan Protokol Kesehatan. Jurnal Sistem Informasi.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2020). Protokol Kesehatan dalam Pencegahan COVID-19.
- Kluyver, T., et al. (2016). Jupyter Notebooks – a publishing format for reproducible computational workflows.
- Lutz, M. (2013). Learning Python (5th ed.). O'Reilly Media.
- Morley, D., & Parker, C. (2014). Understanding Computers Today and Tomorrow. Pi Labs. (2022). Raspberry Pi 4: Review and Technical Analysis.
- Pengolahan Citra Menggunakan Algoritma Yolo. Jurnal Ilmiah Sistem Informasi dan Teknik Informatika (JISTI), 8(1), 76-85.
- Pratama, R. (2021). Sistem Embedded untuk Deteksi Masker. Jurnal Teknik Komputer.
- Putra, E., & Rahmawati, L. (2021). Pengenalan Python dengan Thonny IDE. Jurnal Edukasi Teknologi.
- Rahmawati, L., & Hadi, Y. (2020). Deteksi Masker Wajah dengan OpenCV. Jurnal Komputer dan Informatika.
- Raspberry Pi Foundation. (2023). Raspberry Pi Documentation. <https://www.raspberrypi.org/documentation/>
- Redmon, J., & Farhadi, A. (2018). YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv preprint arXiv:1804.02767.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. CVPR.
- Rengasamy, S., Eimer, B., & Shaffer, R. E. (2010). Simple respiratory protection—evaluation of the filtration performance of cloth masks and common fabric materials against 20–1000 nm size particles. *Annals of occupational hygiene*, 54(7), 789-798.
- Suryani, A., & Prasetya, Y. (2022). Pengembangan Aplikasi Python Menggunakan VS Code. Jurnal Informatika.
- Ultralytics. (2023). YOLOv8 Documentation. <https://docs.ultralytics.com/>
- Upton, E., & Halfacree, G. (2016). Raspberry Pi User Guide. John Wiley & Sons.
- Sukriadi, S., Gani, H., & Yuyun, Y. (2025). Deteksi Pengguna Masker Berbasis
- Van Rossum, G., & Drake, F. L. (2009). Python 3 Reference Manual. CreateSpace.
- World Health Organization. (2020). Infection prevention and control health-care facility response for COVID-19: A module from the suite of health service capacity assessments in the context of the COVID-19 pandemic: interim guidance, 20 October 2020 (No. WHO/2019-nCoV/HCF_assessment/IPC/2020.1). World Health Organization.