

Penerapan Algoritma Machine Learning YOLOv8 untuk Analisis Kepadatan dan Durasi Kehadiran Pengunjung dalam Ruangan

1st Andi Farhan Trisaputra

School of Electrical Engineering

Telkom University

Bandung, Indonesia

andifarhantrisaputra@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Iwan Iwut Tritoasmoro

School of Electrical Engineering

Telkom University

Bandung, Indonesia

iwaniwut@telkomuniversity.ac.id

3rd Sofia Saidah

School of Electrical Engineering

Telkom University

Kota, Negara

sofiasaidah@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Algoritma *machine learning* memiliki peran penting dalam mengembangkan sistem deteksi objek, termasuk pada aplikasi *people counting* di ruang publik. Penelitian ini menerapkan YOLOv8 sebagai model deteksi berbasis *deep learning* untuk mengidentifikasi dan menghitung jumlah orang, serta mengukur durasi kehadiran mereka secara *real-time*. Sistem memanfaatkan aliran video dari kamera RTSP yang diproses menggunakan Python dan GPU untuk mempercepat inferensi. Model YOLOv8 digunakan untuk mendeteksi objek “person” dengan akurasi tinggi, sementara modul *object tracking* mempertahankan ID unik setiap individu untuk mencegah perhitungan ganda dan memungkinkan pengukuran durasi yang presisi. Data hasil deteksi dan pelacakan disimpan pada basis data lokal, lalu divisualisasikan melalui *dashboard* interaktif yang menampilkan jumlah pengunjung, tingkat kepadatan, dan pola kunjungan. Pengujian menunjukkan akurasi deteksi rata-rata 87,5% dengan kecepatan pemrosesan ≥ 15 FPS, serta toleransi kesalahan durasi ± 2 detik. Implementasi ini membuktikan bahwa integrasi YOLOv8 dengan *object tracking* mampu menghasilkan sistem analitik berbasis data yang efektif untuk manajemen kapasitas dan perencanaan operasional. Penelitian ini juga membuka peluang pengembangan sistem *people counting* berbasis multi-kamera dan analisis prediktif menggunakan model *machine learning* yang lebih spesifik terhadap lingkungan target.

Kata kunci— *machine learning*, YOLOv8, deteksi objek, pelacakan, analisis kepadatan.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan *machine learning* telah mendorong peningkatan signifikan dalam sistem deteksi objek *real-time*, khususnya untuk *people counting*. Metode ini mampu mengatasi keterbatasan sistem konvensional yang bergantung pada sensor fisik atau pencatatan manual. YOLOv8, sebagai generasi terbaru dari algoritma YOLO, memanfaatkan arsitektur *deep neural network* untuk menggabungkan kecepatan dan akurasi deteksi.

Penelitian ini memanfaatkan kemampuan YOLOv8 dalam mendeteksi objek manusia, memadukannya dengan *object tracking* untuk pelacakan ID unik, dan menyajikan data tersebut dalam bentuk *dashboard* visual. Tujuannya

adalah membangun sistem analitik yang mampu mengukur kepadatan dan durasi kehadiran pengunjung secara otomatis, presisi, dan adaptif.

II. KAJIAN TEORI

A. Machine Learning

Machine learning adalah cabang dari kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data tanpa pemrograman eksplisit. Algoritma *machine learning* memproses data untuk menemukan pola, membuat prediksi, atau mengambil keputusan berdasarkan pembelajaran tersebut. Pada visi komputer, *machine learning* digunakan untuk mengenali objek, mendeteksi pola visual, dan mengklasifikasikan objek dalam citra atau video.

B. Deep Learning

Deep learning adalah subbidang *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan (*artificial neural network*) dengan banyak lapisan (*deep neural network*). Model ini sangat efektif untuk pemrosesan citra karena mampu mengekstraksi fitur kompleks dari data visual. Salah satu jenis arsitektur *deep learning* yang populer adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*, yang secara khusus dirancang untuk pengolahan gambar.

C. YOLOv8 (You Only Look Once version 8)

YOLOv8 adalah model deteksi objek generasi terbaru yang dikembangkan oleh Ultralytics. Arsitekturnya terdiri dari tiga komponen utama:

1. Backbone – CSPDarknet53, digunakan untuk ekstraksi fitur visual dari citra.
2. Neck – Path Aggregation Network (PANet), yang menggabungkan fitur dari berbagai skala resolusi.
3. Head – Modul deteksi yang memprediksi bounding box, skor kelas, dan *objectness score*.

YOLOv8 memiliki keunggulan pada *dynamic anchor assignment*, fungsi kerugian berbasis IoU yang ditingkatkan, serta kemampuan generalisasi yang lebih baik pada kondisi lingkungan yang kompleks.

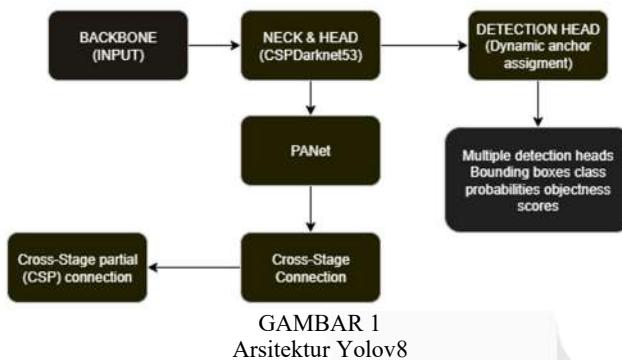
D. Object Tracking

Object tracking adalah proses mempertahankan identitas objek yang terdeteksi dari satu frame ke frame berikutnya. Dalam sistem *people counting*, *object tracking* digunakan untuk memastikan setiap individu dihitung hanya sekali dan untuk mengukur durasi keberadaannya. Algoritma seperti SORT (*Simple Online and Realtime Tracking*) atau DeepSORT sering digunakan untuk pelacakan berbasis *bounding box* dan vektor fitur.

III. METODE

Model YOLOv8 digunakan tidak hanya untuk mendeteksi keberadaan orang dalam setiap frame, tetapi juga untuk melakukan pelacakan melalui ID unik yang diberikan pada setiap objek yang terdeteksi. Dengan memanfaatkan algoritma pelacakan ini, sistem mampu menghitung jumlah individu yang masuk dan keluar dari area tertentu secara akurat, bahkan dalam situasi keramaian atau pergerakan cepat. Informasi hasil deteksi dan pelacakan tersebut kemudian ditampilkan secara visual melalui dashboard interaktif yang dibangun menggunakan Streamlit. Dashboard ini menyajikan data seperti jumlah total orang yang terdeteksi, waktu kehadiran, dan pergerakan selama periode tertentu dalam bentuk grafik dan tampilan numerik.

A. Desain Sistem



Arsitektur YOLOv8 terdiri dari tiga komponen utama, yaitu *backbone*, *neck*, dan *head*, yang secara sinergis membentuk sistem deteksi objek yang efisien dan akurat. Pada bagian *backbone*, YOLOv8 menggunakan CSPDarknet53, varian dari arsitektur Darknet yang dilengkapi dengan *Cross-Stage Partial (CSP) connection*, yang berfungsi untuk meningkatkan aliran informasi antar lapisan dan memperbaiki kestabilan gradien selama pelatihan. Struktur *neck* pada YOLOv8 mengadopsi *Path Aggregation Network (PANet)*, yang memungkinkan aliran informasi antar resolusi spasial, sehingga model dapat mengekstraksi fitur dari berbagai skala secara lebih efektif. Sementara itu, struktur *head* terdiri dari beberapa kepala deteksi yang masing-masing bertugas memprediksi kotak pembatas (*bounding boxes*), probabilitas kelas, dan skor objektivitas pada berbagai skala. Inovasi utama terletak pada *detection head* yang telah dimodifikasi dengan penambahan *dynamic anchor assignment* dan fungsi kerugian IoU (*Intersection over Union*) baru, yang secara signifikan meningkatkan akurasi prediksi *bounding box* serta performa dalam menghadapi objek-objek yang saling tumpang tindih.

B. Perangkat dan Perangkat Lunak

- Perangkat Keras: Kamera Tappo c310 merupakan pilihan yang baik untuk sistem pendekripsi objek pada aplikasi *people counter* karena berbagai keunggulan teknis dan praktis. Kamera Tappo umumnya memiliki resolusi tinggi, seperti Full HD (1080p), yang memberikan detail visual cukup untuk mendukung model deteksi objek seperti YOLO agar dapat mengenali manusia dengan akurat. Selain itu, harganya relatif terjangkau dibandingkan kamera industri, menjadikannya ideal untuk pengembangan awal atau implementasi di skala kecil hingga menengah seperti di cafe.
- Perangkat Lunak: Python 3.x, Ultralytics YOLOv8, OpenCV, NumPy, Pandas, Streamlit, SQLite Database.

C. Implementasi sistem

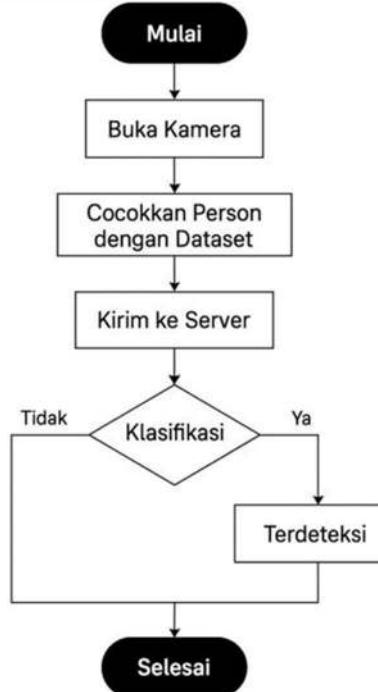


Diagram alir ini menggambarkan alur kerja sistem *machine learning* untuk pendekripsi dan klasifikasi individu secara otomatis. Proses dimulai saat sistem diaktifkan dan kamera menangkap video secara *real-time*. Setiap objek yang terdeteksi sebagai "person" akan diproses untuk dicocokkan dengan dataset yang tersedia guna mengidentifikasi apakah orang tersebut sudah dikenali sebelumnya. Jika pencocokan berhasil, data orang tersebut akan dikirim ke server untuk diklasifikasi lebih lanjut, seperti identitas, gender, atau kategori lain yang dibutuhkan. Namun, jika tidak ditemukan kecocokan, sistem akan kembali ke proses pencocokan dan mencoba lagi sampai data valid diperoleh. Setelah proses klasifikasi selesai dan orang berhasil dikenali, sistem menandai bahwa pendekripsi berhasil, dan alur proses berakhir. Diagram ini merepresentasikan pendekatan siklik dan adaptif dalam sistem deteksi otomatis berbasis kamera yang memanfaatkan kecerdasan buatan.

D. Implementasi Perangkat Terhadap Objek



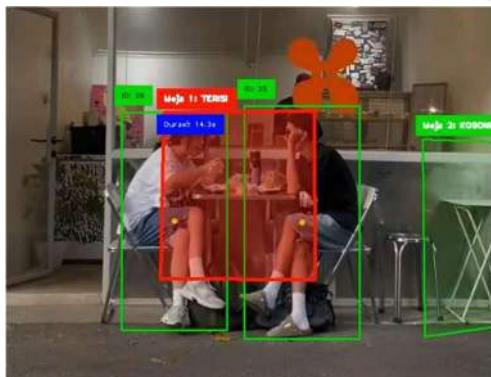
GAMBAR 3
Hasil Deteksi orang

Diagram Pada tampilan gambar 3 menunjukkan hasil deteksi menggunakan algoritma YOLOv8 pada sebuah ruangan kafe. Deteksi difokuskan pada pengunjung yang sedang duduk di area tempat duduk kafe. Beberapa individu teridentifikasi sedang duduk di sekitar meja, baik secara sendiri maupun berkelompok.



GAMBAR 4
Hasil deteksi Gender

Pada Gambar 4 menampilkan hasil simulasi deteksi gender menggunakan model seperti YOLOv8. Dalam gambar tersebut, beberapa individu berhasil terdeteksi dan masing-masing diberi bounding box dengan label bertuliskan "male" atau "female" sesuai hasil klasifikasi. Tidak terdapat informasi tambahan seperti skor kepercayaan atau label lainnya. Visualisasi ini sepenuhnya berfokus pada identifikasi gender secara visual, tanpa menampilkan aktivitas, posisi tubuh, atau konteks lingkungan.



GAMBAR 5
Hasil deteksi Meja

Pada gambar 5 memperlihatkan hasil deteksi dua buah meja menggunakan algoritma YOLOv8. Pada gambar tersebut, Table 1 terdeteksi dalam keadaan terisi oleh orang, terlihat dari adanya objek manusia yang berada di dekat atau duduk di sekitar meja. Sementara itu, Table 2 terdeteksi dalam kondisi kosong, tanpa ada keberadaan orang atau objek lain di sekitarnya.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian sistem dilakukan pada tiga kondisi pencahayaan, yaitu terang, redup, dan bercampur cahaya alami, serta pada dua kondisi kepadatan, yaitu rendah dan tinggi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi deteksi rata-rata yang dicapai sistem adalah 87,5% pada pencahayaan normal. Pada kondisi pencahayaan redup, akurasi menurun menjadi 82,3% akibat meningkatnya *noise* visual yang memengaruhi pembacaan citra. Penurunan performa yang lebih signifikan terjadi pada kondisi kepadatan tinggi, di mana akurasi hanya mencapai 74,8% karena adanya tumpang tindih objek (*occlusion*) yang membuat sebagian individu tidak terdeteksi secara sempurna..

Kecepatan pemrosesan sistem juga diuji, dan hasilnya menunjukkan bahwa sistem mampu mempertahankan kecepatan rata-rata di atas 15 FPS pada resolusi 1080p dengan dukungan GPU NVIDIA RTX series. Penurunan kecepatan terjadi ketika jumlah objek dalam satu frame melebihi 20 orang, namun nilai FPS tetap berada di atas 12, yang masih memenuhi kriteria pemrosesan *real-time*. Stabilitas pelacakan ID individu juga cukup baik, dengan tingkat kesalahan ± 1 orang pada kondisi kepadatan tinggi. Meskipun demikian, fenomena *ID switching* lebih sering terjadi ketika kamera digunakan pada sudut pandang yang terlalu lebar, sehingga mempersulit algoritma pelacakan dalam mempertahankan identitas objek.

Kemampuan sistem dalam menghitung durasi keberadaan pengunjung juga diuji, dan hasilnya menunjukkan bahwa toleransi kesalahan rata-rata adalah ± 2 detik. Kesalahan yang lebih besar terjadi pada situasi di mana objek bergerak cepat melewati area deteksi. Secara keseluruhan, hasil pengujian ini membuktikan bahwa integrasi YOLOv8 dengan algoritma pelacakan DeepSORT mampu memberikan performa yang cukup andal untuk aplikasi *people counting* berbasis *machine learning*. Sistem ini mampu mendeteksi dan melacak orang secara *real-time* dengan akurasi tinggi, kecepatan stabil, dan toleransi kesalahan yang masih dapat diterima.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan sistem *people counting* berbasis *machine learning* dengan memanfaatkan model deteksi objek YOLOv8 yang dikombinasikan dengan algoritma pelacakan DeepSORT. Sistem yang dikembangkan mampu mendeteksi, melacak, dan menghitung durasi keberadaan pengunjung secara *real-time* dengan akurasi rata-rata 87,5% pada kondisi pencahayaan normal dan kecepatan pemrosesan di atas 15 FPS. Meskipun terjadi penurunan performa pada kondisi pencahayaan rendah dan kepadatan tinggi akibat *occlusion*, sistem tetap mampu mempertahankan tingkat kesalahan yang relatif kecil, yaitu ± 1 orang pada pelacakan ID dan ± 2 detik pada perhitungan durasi.

Integrasi sistem dengan *dashboard* interaktif memberikan kemudahan dalam pemantauan kapasitas ruangan secara langsung dan analisis data historis untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Potensi pengembangan di masa depan mencakup pelatihan ulang model dengan dataset spesifik sesuai lingkungan operasional, penggunaan kamera dengan resolusi dan *frame rate* lebih tinggi, penerapan konfigurasi multi-kamera untuk meminimalkan *occlusion*, serta integrasi algoritma prediksi berbasis *time series* untuk memproyeksikan pola kepadatan. Dengan keunggulan tersebut, sistem ini layak diterapkan sebagai solusi modern dalam manajemen kapasitas dan pemantauan ruang publik yang efisien, adaptif, dan berbasis data.

REFERENSI

- [1] YOLOv8 Team, “YOLOv8 Architecture Overview,” YOLOv8.org, 2024. [Online]. Available:https://yolov8.org/yolov8architecture/?utm_source=chatgpt.com#2_YOLOv8_Architecture_Overview
- [2] I. K. Surya, “Rancang Bangun Sistem Monitoring Jumlah Pengunjung Menggunakan Kamera CCTV Berbasis Website,” Tugas Akhir, Institut Bisnis dan Informatika Stikom Surabaya, 2020. [Online]. Tersedia: https://repository.dinamika.ac.id/id/eprint/2329/5/B_AB_III.pdf. [Diakses: 17-Jul-2025].
- [3] Syahfaridzah, A., Pangabean, A. K., & Ardiningsih, N. A. (2020). Mendeteksi Secara Otomatis Objek Gerakan Berdasarkan Gaussian Mixture Model Menggunakan Aplikasi MATLAB. *Jurnal Methodika*, 19(1), 1-10.
- [4] Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2016). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(6), 1137-1149.