



Perancangan dan Analisis Kinerja Sistem Penghitung Lalu Lintas Otomatis Berbasis YOLOv8

Dwiky Oldi Amsyah^{1*}, Lailan Sofinah Harahap², Ahmad Fariz Fuady³

¹⁻³Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Indonesia

Email: dwikygg9624@gmail.com^{1*}, lailansofina@uinsu.ac.id², ahmadfarizfuady26@gmail.com³

*Penulis Korespondensi: dwikygg9624@gmail.com

Abstract. Traffic congestion is a persistent challenge in urban areas in Indonesia, where increasing vehicle density creates the need for intelligent traffic monitoring systems. This study aims to develop a real-time vehicle parking system using the YOLOv8 object detection model to provide efficient traffic analysis from live CCTV broadcasts and recorded videos. This study uses a quantitative experimental approach with the implementation of the YOLOv8m model using the Ultralytics library in Python, tested on data collected from CCTV cameras A TCS Dishub Medan and additional footage from mobile devices. Vehicles are detected and counted in two directions up (Up) and down (Down) using virtual detection lines on the video frame. The system performance is evaluated by automatic detection counting with manually recorded ground truth data. The results show that on live CCTV broadcasts, the YOLOv8m model achieves an average precision of 98.96%, a recall of 96.59%, and an F1 score of 97.74% for upstream traffic, while for downstream traffic it achieves 100% precision, 95.64% recall, and an F1 score of 97.730/0. On the other hand, on high-quality recorded videos, all performance metrics achieve 100%, indicating perfect detection accuracy. These findings confirm the effectiveness of YOLOv8 in real-time traffic monitoring, but also indicate that video quality and stream stability affect detection performance. In conclusion, the developed system shows strong potential to support smart city traffic management solutions. Future research should focus on performance optimization under low-resolution live streaming conditions to improve accuracy in practical applications.

Keywords: Computer Vision; Congestion; Density; Traffic Detection; YOLOv8.

Abstrak. Kemacetan lalu lintas merupakan tantangan yang terus-menerus di daerah perkotaan, terutama di Indonesia, di mana kepadatan kendaraan yang meningkat menciptakan kebutuhan akan sistem pemantauan lalu lintas yang cerdas. Studi ini bertujuan untuk mengembangkan sistem penghitungan kendaraan secara real-time menggunakan model deteksi objek YOLOv8 untuk memberikan analisis lalu lintas yang efisien dari siaran CCTV langsung dan video yang direkam. Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental kuantitatif dengan menerapkan model YOLOv8m menggunakan perpustakaan Ultralytics di Python, diuji pada data yang dikumpulkan dari kamera CCTV A TCS Dishub Medan dan rekaman tambahan dari perangkat seluler. Kendaraan dideteksi dan dihitung dalam dua arah naik (Naik) dan turun (Turun) menggunakan garis deteksi virtual pada bingkai video. Kinerja sistem dievaluasi dengan membandingkan hitungan deteksi otomatis dengan data kebenaran lapangan yang direkam secara manual. Hasil menunjukkan bahwa pada siaran CCTV langsung, model YOLOv8m mencapai presisi rata-rata 98,96%, recall 96,59%, dan skor F1 97,74% untuk lalu lintas naik, sementara lalu lintas turun mencapai presisi 100%, recall 95,64%, dan skor F1 97,730/0. Di sisi lain, pada video rekaman berkualitas tinggi, semua metrik kinerja mencapai 100%, menunjukkan akurasi deteksi yang sempurna. Temuan ini mengonfirmasi keefektifan YOLOv8 dalam pemantauan lalu lintas real-time, namun juga menunjukkan bahwa kualitas video dan stabilitas aliran memengaruhi kinerja deteksi. Kesimpulannya, sistem yang dikembangkan menunjukkan potensi kuat untuk mendukung solusi manajemen lalu lintas kota pintar. Penelitian selanjutnya harus fokus pada optimasi kinerja dalam kondisi streaming langsung resolusi rendah untuk meningkatkan akurasi dalam penerapan praktis.

Kata kunci: Deteksi Lalu Lintas; Kemacetan; Kepadatan; Penglihatan Komputer, YOLOv8.

1. LATAR BELAKANG

Kemacetan lalu lintas perkotaan telah menjadi tantangan kritis bagi kota-kota di seluruh dunia, sehingga membutuhkan solusi cerdas untuk mengoptimalkan aliran lalu lintas dan meningkatkan keselamatan publik (Butilă & Boboc, 2022). Metode tradisional seperti loop induktif atau perhitungan manual memiliki keterbatasan berupa biaya pemasangan yang tinggi, kurang fleksibel, serta beban pemeliharaan yang besar, sehingga menyoroti perlunya sistem yang lebih skalabel dan adaptif.

Sistem berbasis video yang memanfaatkan kamera pengawas yang sudah ada telah muncul sebagai alternatif yang menjanjikan, karena memungkinkan penerapan yang fleksibel tanpa memerlukan infrastruktur perangkat keras tambahan (Bakirci, 2024). Dengan memanfaatkan algoritma visi komputer, sistem ini dapat secara otomatis mendeteksi dan mengklasifikasikan kendaraan dalam berbagai kondisi jalan dan untuk berbagai jenis kendaraan.

Di antara metode deteksi objek modern, keluarga YOLO (*You Only Look Once*) telah menunjukkan kinerja yang luar biasa dalam aplikasi waktu nyata. Iterasi terbarunya, YOLOv8, menawarkan peningkatan signifikan baik dari segi kecepatan maupun akurasi, sehingga sangat cocok untuk tugas pemantauan lalu lintas (Marcelleno & Putra, 2025). Arsitekturnya yang efisien memungkinkan pemrosesan video secara langsung sambil tetap mempertahankan akurasi deteksi.

Keluarga YOLO mengikuti pendekatan deteksi satu tahap, di mana model memprediksi lokasi dan kelas objek dalam satu kali proses melalui jaringan saraf, sehingga menghasilkan inferensi yang lebih cepat dibandingkan detektor dua tahap seperti Faster R-CNN (Aini et al., 2021). YOLOv8 menyempurnakan pendahulunya dengan memperkenalkan deteksi tanpa anchor (anchor-free), arsitektur backbone yang lebih baik, serta optimasi untuk perangkat edge, sehingga sangat efisien untuk aplikasi waktu nyata seperti pemantauan lalu lintas dan surveilans. Kemajuan ini memungkinkan YOLOv8 menyeimbangkan efisiensi komputasi dan ketelitian deteksi di berbagai lingkungan (Ardiansyah et al., 2024).

Terlepas dari kemajuan dalam analisis lalu lintas berbasis YOLO, evaluasi komprehensif yang membandingkan kinerja deteksi pada berbagai kualitas video masih terbatas (Hayati et al., 2023). Terdapat kesenjangan penelitian dalam mengukur secara kuantitatif dampak kualitas video terhadap akurasi model pada skenario penerapan perkotaan yang realistis, yang melibatkan baik streaming langsung maupun rekaman berkualitas tinggi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem penghitung lalu lintas berbasis YOLOv8 dan mengevaluasi kinerjanya menggunakan rekaman CCTV yang di-streaming secara langsung serta video berkualitas tinggi yang direkam. Dengan menganalisis Precision, Recall, dan F1-Score yang diperoleh dari confusion matrix, penelitian ini berupaya mengidentifikasi pengaruh kualitas video terhadap akurasi deteksi dan memberikan panduan untuk penerapan solusi pemantauan lalu lintas yang andal di kota cerdas.

2. KAJIAN TEORITIS

Penerapan model deteksi objek YOLO (You Only Look Once) dalam pemantauan lalu lintas telah banyak dieksplorasi dalam beberapa tahun terakhir, khususnya dalam konteks pengembangan kota cerdas dan sistem transportasi cerdas. Tinjauan pustaka berikut menyajikan analisis terstruktur dari penelitian-penelitian sebelumnya serta implementasi teknologi yang relevan dengan deteksi kendaraan berbasis YOLO dan sistem analisis lalu lintas.

Landasan Teoretis YOLO dalam Pemantauan Lalu Lintas

YOLO (You Only Look Once) merupakan kerangka kerja deteksi objek mutakhir yang dirancang untuk aplikasi waktu nyata (Wijanarko et al., 2024). Sejumlah penelitian menekankan keunggulan teoretisnya untuk tugas pemantauan lalu lintas: 1) Deteksi objek waktu nyata: YOLO memproses seluruh gambar dalam satu kali lintasan, memungkinkan deteksi berkecepatan tinggi yang cocok untuk streaming video lalu lintas secara langsung. 2) Arsitektur terpadu tunggal: Berbeda dari detektor dua tahap tradisional, arsitektur satu tahap YOLO mengintegrasikan lokalisasi dan klasifikasi, sehingga meningkatkan kecepatan deteksi tanpa mengorbankan banyak akurasi. 3) Deteksi multi-kelas: YOLO secara efektif mendeteksi berbagai elemen lalu lintas seperti mobil, truk, sepeda motor, dan pejalan kaki, sehingga membuatnya serbaguna untuk lingkungan jalan perkotaan. 4) Optimasi kinerja: Versi-versi YOLO berikutnya, termasuk YOLOv8, menerapkan teknik ekstraksi fitur dan optimasi lanjutan (misalnya CSPNet, deteksi tanpa anchor) untuk meningkatkan akurasi dalam kondisi pencahayaan dan resolusi yang beragam.

Penelitian Terkait dan Pendekatan Metodologis

Kemacetan perkotaan tetap menjadi tantangan kritis di kota-kota Indonesia, sehingga diperlukan sistem cerdas untuk mengoptimalkan manajemen lalu lintas. Sebuah studi berhasil menerapkan YOLOv8 untuk mengembangkan perangkat lunak penghitung kendaraan secara waktu nyata, yang mampu mendeteksi kendaraan beroda empat dengan akurasi 93% dan mAP hingga 79,9%. Sistem tersebut menunjukkan fleksibilitas pada berbagai perangkat seperti

laptop dan smartphone, sehingga dapat diakses untuk berbagai kebutuhan. Namun, studi ini terutama berfokus pada deteksi kendaraan beroda empat dalam lingkungan terkontrol dan tidak membahas dampak kondisi live-streaming atau variasi kualitas video, sehingga masih menyisakan pertanyaan mengenai skalabilitasnya untuk kebutuhan surveilans perkotaan (Elevan et al., 2025).

Studi lain mengeksplorasi varian YOLOv8 yaitu YOLOv8n, YOLOv8s, dan YOLOv8m untuk mendeteksi kendaraan, pejalan kaki, dan rambu lalu lintas di jalan tol maupun jalan biasa pada berbagai waktu dalam sehari (Fauzi et al., 2025). YOLOv8m secara konsisten mencapai akurasi terbaik pada kondisi pencahayaan optimal, sementara YOLOv8n menghadapi tantangan pada lingkungan minim cahaya. Penelitian ini memberikan wawasan penting mengenai trade-off kinerja antar model, namun bergantung pada data video yang direkam dan tidak menyertakan analisis terhadap kondisi streaming CCTV dunia nyata serta potensi pengaruhnya terhadap kinerja deteksi (Taufiqurrahman et al., 2024).

Penelitian lain menerapkan YOLOv8 untuk mendeteksi dan menganalisis pola kemacetan lalu lintas menggunakan dataset sumber terbuka dan data lapangan. Model tersebut mencapai hasil yang kuat, dengan precision 93% dan F1-score 93%, yang menunjukkan kemampuan deteksi kendaraan yang andal pada skenario lalu lintas padat maupun tidak padat (Hidayattullah et al., 2025). Namun, seperti penelitian sebelumnya, studi ini dilakukan dalam lingkungan yang relatif statis dan tidak mengevaluasi umpan CCTV langsung, di mana ketidakstabilan resolusi dan frame rate dapat menimbulkan tantangan deteksi tambahan. Aplikasi lain dari YOLOv8 dalam analisis arus lalu lintas untuk visibilitas iklan menunjukkan F1-score yang menjanjikan, tetapi menyoroti tantangan deteksi pada kendaraan besar seperti bus dan truk, yang kembali terjadi pada dataset yang direkam sebelumnya (Subekti & Putra, 2025).

Berdasarkan tinjauan literatur, terlihat bahwa YOLOv8 telah menunjukkan potensi yang kuat dalam aplikasi deteksi kendaraan dan analisis lalu lintas. Namun, analisis yang lebih mendalam mengungkapkan beberapa keterbatasan penting dan area yang belum sepenuhnya tercakup oleh penelitian yang ada. Kesenjangan ini membuka peluang untuk eksplorasi lebih lanjut, khususnya dalam skenario pemantauan lalu lintas di dunia nyata. 1) Evaluasi Streaming Dunia Nyata yang Terbatas, Sebagian besar studi sebelumnya mengevaluasi YOLOv8 pada dataset yang direkam sebelumnya atau dataset terstruktur, tanpa pengujian pada streaming CCTV waktu nyata, di mana ketidakstabilan resolusi, artefak kompresi, dan fluktuasi frame rate sering terjadi. 2) Fokus yang Sempit pada Elemen Lalu Lintas, Penelitian yang ada biasanya hanya berfokus pada jenis kendaraan tertentu (misalnya mobil, bus, truk) atau pada

elemen lalu lintas secara umum, tetapi tidak secara konsisten mengintegrasikan banyak kelas atau menganalisis keseluruhan lingkungan lalu lintas perkotaan.

Kurangnya Validasi Kinerja Secara Manual, Hanya sedikit studi yang menghitung secara manual metrik seperti Precision, Recall, dan F1-score untuk penerapan dunia nyata, sehingga pemahaman mengenai kinerja operasional model dalam kondisi yang beragam menjadi terbatas.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan pendekatan eksperimental untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem penghitung lalu lintas berbasis YOLOv8. Metodologi mencakup tahapan pengumpulan data, implementasi sistem, dan evaluasi kinerja menggunakan aliran video dari lalu lintas perkotaan. Setiap langkah dirancang untuk mengukur akurasi dan efektivitas sistem deteksi dalam skenario dunia nyata.

Pendekatan Penelitian

Penelitian ini mengadopsi pendekatan kuantitatif eksperimental, di mana kinerja model YOLOv8 dalam deteksi kendaraan secara waktu nyata diukur dan dianalisis. Eksperimen ini dirancang untuk mengevaluasi akurasi deteksi dan kinerja penghitungan lalu lintas dalam kondisi video yang berbeda, yaitu streaming CCTV langsung dan video berkualitas tinggi yang direkam. Studi ini berfokus pada skenario lalu lintas di wilayah perkotaan Medan, Indonesia.

Subjek Penelitian

Subjek utama dalam penelitian ini adalah kendaraan bermotor, khususnya mobil, bus, dan truk yang melintas di area lalu lintas yang dipantau. Area pemantauan mencakup tiga lokasi jalan utama di Kota Medan, yang dipilih berdasarkan kepadatan lalu lintas dan ketersediaan kamera. Aliran video diperoleh dari CCTV ATCS Dishub Medan dan dilengkapi dengan rekaman video berkualitas tinggi yang direkam secara manual untuk keperluan perbandingan.

Prosedur Penelitian

Pengumpulan Data: Tahap pertama melibatkan pengumpulan data video lalu lintas dari dua sumber utama. Streaming video langsung diperoleh dari sistem CCTV ATCS Dishub Medan yang dapat diakses publik, memberikan kondisi lalu lintas waktu nyata di area perkotaan. Selain streaming langsung, rekaman pendukung juga diambil menggunakan kamera ponsel yang ditempatkan pada lokasi yang sama. Pendekatan komparatif ini bertujuan untuk mengevaluasi dampak perbedaan kualitas video antara CCTV dan rekaman manual terhadap kinerja deteksi kendaraan.

Implementasi Model YOLOv8: Pada tahap kedua, varian YOLOv8 medium (yolov8m.pt) diimplementasikan untuk mendeteksi kendaraan pada aliran video yang dikumpulkan. Model deteksi objek ini dijalankan menggunakan pustaka Python Ultralytics di lingkungan Google Colab, memastikan pemrosesan yang efisien dan kemudahan deployment model. Deteksi difokuskan pada beberapa kelas objek lalu lintas, yaitu mobil, truk, bus, dan motor, mencerminkan keragaman komposisi lalu lintas perkotaan.

Pengembangan Sistem: Tahap ketiga melibatkan pengembangan sistem penghitung lalu lintas waktu nyata menggunakan Python dan pustaka OpenCV. Sistem dirancang untuk menempatkan garis deteksi pada setiap frame video, memungkinkan penghitungan kendaraan yang melintasi garis tersebut. Kendaraan yang bergerak dari bagian atas frame ke bawah dikategorikan sebagai “Turun”, sedangkan yang bergerak dari bawah ke atas dikategorikan sebagai “Naik”. Fitur pelacakan YOLOv8 juga diterapkan untuk memantau lintasan kendaraan, memastikan bahwa setiap kendaraan hanya dihitung sekali ketika melewati garis deteksi.

Deteksi dan Perhitungan: Pada tahap keempat, sistem secara terus-menerus memantau garis deteksi dan secara otomatis menghitung kendaraan yang melintas secara waktu nyata. Setiap peristiwa deteksi dicatat, dan jumlah kendaraan kumulatif ditampilkan kepada pengguna. Kemampuan penghitungan langsung ini memungkinkan pengamatan tren arus lalu lintas secara cepat dan memungkinkan analisis kinerja di kondisi dunia nyata.

Manual Validasi: Akhirnya, proses validasi manual dilakukan untuk menilai akurasi sistem penghitung lalu lintas otomatis. Peneliti meninjau ulang aliran video yang sama dan mencatat jumlah kendaraan untuk memperoleh data *ground truth*. Hasil manual kemudian dibandingkan dengan hasil deteksi otomatis untuk menghitung metrik kinerja sistem seperti precision, recall, dan F1-score, sehingga memastikan evaluasi yang andal terhadap sistem penghitung berbasis YOLOv8.

Alat dan Bahan

Penelitian ini menggunakan alat dan bahan sebagai berikut: 1) Model YOLOv8: Model pra-latih *yolov8m.pt* dari Ultralytics. 2) Sumber Video: <https://atcsdishub.medan.go.id/camera/NASUTIONBAJAK.m3u8>, <https://atcsdishub.medan.go.id/camera/SUPRAPTOMULTATULI.m3u8>, <https://atcsdishub.medan.go.id/camera/GATOTSUBROTOPRSU.m3u8> and testing videos. 3) Software: Python 3, OpenCV, Ultralytics YOLO library, Google Colab. 4) Hardware: Penelitian dilakukan pada laptop dengan prosesor Ryzen 5 6600H, RAM 16 GB, SSD 512 GB, menggunakan lingkungan Python IDLE tanpa dukungan GPU eksternal.

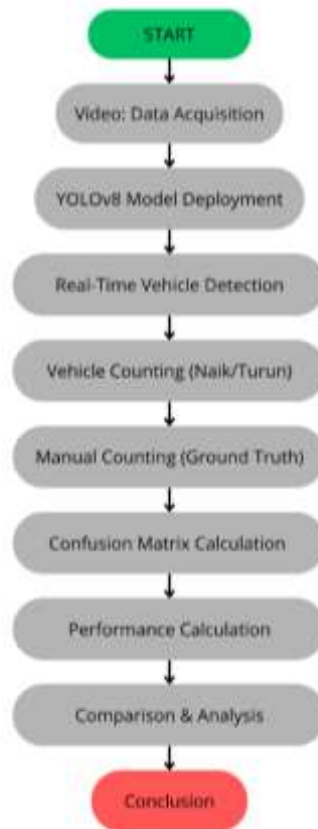
Teknik Pengumpulan Data dan Analisis Data

Data yang dikumpulkan meliputi: 1) Jumlah kendaraan terdeteksi (Naik dan Turun) oleh sistem. 2) Jumlah kendaraan ground truth hasil observasi manual. 3) Hasil deteksi yang dikategorikan sebagai True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN), dan True Negative (TN).

Teknik analisis meliputi: 1) Penyusunan *Confusion Matrix* untuk setiap lokasi dan skenario. 2) Perhitungan Precision, Recall, dan F1-Score berdasarkan hasil confusion matrix. 3) Perbandingan performa antara streaming langsung dan video berkualitas tinggi, serta identifikasi faktor yang memengaruhi akurasi deteksi (misalnya resolusi, frame rate, dan pencahayaan).

Flowchart Penelitian

Proses penelitian dilakukan secara sistematis, dimulai dari pengumpulan data hingga evaluasi kinerja, untuk memastikan validitas hasil. Diagram alir berikut menggambarkan proses penelitian:



Gambar 1. Flowchart Penelitian

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Akusisi Data Video

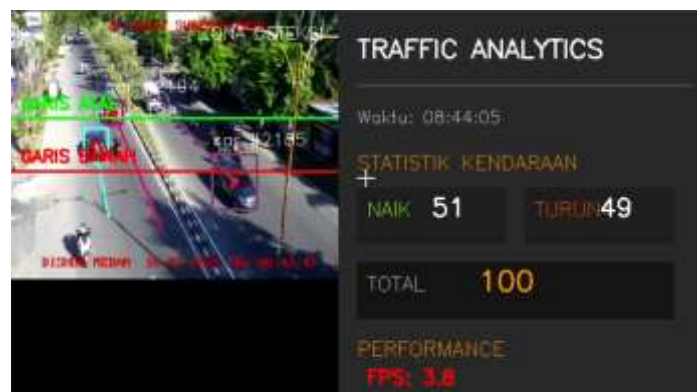
Penelitian ini menggunakan dua sumber video utama, yaitu siaran langsung CCTV dari ATCS Dishub Medan dan video rekaman berkualitas tinggi yang diambil menggunakan kamera ponsel. Pengambilan data dilakukan pada siang hari ketika arus lalu lintas berada pada kondisi sedang hingga padat. Tiga lokasi dipilih berdasarkan kepadatan kendaraan dan visibilitas kamera. Kondisi lalu lintas pada masing-masing lokasi menunjukkan variasi ringan, namun secara umum aliran kendaraan tetap stabil selama periode observasi. Dataset tersebut memberikan skenario dunia nyata yang ideal untuk pengujian sistem deteksi dan penghitungan kendaraan.



Gambar 2. Contoh Frame Video Pemantauan Lalu Lintas yang Diambil dari ATCS.

Penerapan Model YOLOv8 dan Deteksi Secara *Real-Time*

Sistem deteksi dibangun menggunakan model YOLOv8m melalui pustaka Ultralytics Python. Implementasi dilakukan pada lingkungan laptop menggunakan Python IDLE tanpa ketergantungan komputasi awan. Kelas kendaraan yang dijadikan target meliputi mobil, truk, dan bus. Deteksi dilakukan secara *frame-by-frame* secara real time.



Gambar 3. Deteksi Kendaraan Real-Time Menggunakan Model YOLOv8.

Hasil Perhitungan Manual

Proses penghitungan kendaraan dilakukan menggunakan dua garis virtual: garis atas untuk kendaraan yang bergerak ke bawah (“Down”) dan garis bawah untuk kendaraan yang bergerak ke atas (“Up”). Ketika kendaraan melewati salah satu garis deteksi, sistem menambah jumlah pada kategori yang sesuai. Hasil penghitungan awal sistem pada tiga lokasi pengamatan ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 1. Jumlah Kendaraan per Lokasi.

No	Location	Up	Down
1	Gatot Subroto	51	49
2	Bajak Road	58	42
3	Multatuli Road	31	69
4	Record_video	46	55

Perhitungan Manual (*Ground Truth*)

Untuk memvalidasi akurasi sistem, dilakukan proses penghitungan manual. Sistem YOLOv8 dijalankan untuk mendeteksi kendaraan hingga mencapai total 100 kendaraan, lalu video tersebut direkam. Rekaman kemudian diputar ulang dan dihitung secara manual *frame by frame* sehingga diperoleh data *ground truth*. Perbedaan kecil antara hasil deteksi dan penghitungan manual ditemukan, terutama akibat kesalahan deteksi atau kasus kendaraan yang berada pada batas area deteksi.

Tabel 2. Perbandingan Jumlah Kendaraan YOLOv8 dan Perhitungan Manual per Lokasi.

No	Location	Direction	YoloV8 Count	Manual Count
1	Gatot Subroto	Up	51	53
		Down	49	50
2	Bajak Road	Up	58	62
		Down	42	50
3	Multatuli Road	Up	31	31
		Down	69	70
4	Record_video	Up	46	46
		Down	55	55

Confusion Matrix and Performance Metrics

Confusion matrix dibangun berdasarkan perbandingan antara hasil YOLOv8 dan penghitungan manual. Karena penelitian ini berfokus pada penghitungan kendaraan, nilai True Negative (TN) tidak berlaku dan dianggap 0. Perhitungan metrik menggunakan rumus berikut:

$$1. \text{ Precision Formula : } Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$2. \text{ Recall Formula : } Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$3. \text{ F1 – Score Formula : } F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (3)$$

Tabel berikut merangkum confusion matrix untuk setiap lokasi:

Tabel 3. Confusion Matrix Per Location Up.

No	Location	TP (Up)	FP (Up)	FN (Up)
1	Gatot Subroto	51	0	2
2	Bajak Road	58	0	4
3	Multatuli Road	31	1	0
4	Record_video	46	0	0

Tabel 4. Confusion Matrix Per Location Down.

No	Location	TP (Down)	FP (Down)	FN (Down)
1	Gatot Subroto	49	0	1
2	Bajak Road	42	0	8
3	Multatuli Road	69	0	1
4	Record_video	55	0	0

Tabel berikut merangkum confusion matrix yang dihitung untuk setiap lokasi:

Tabel 5. Performance Matrix Per Location Up.

No	Location	Precision (Up)	Recall (Up)	F1-Score (Up)
1	Gatot Subroto	100%	96,23%	98,08%
2	Bajak Road	100%	93,55%	96,67%
3	Multatuli Road	96,88%	100%	98,41%
4	Record_video	100%	100%	100%

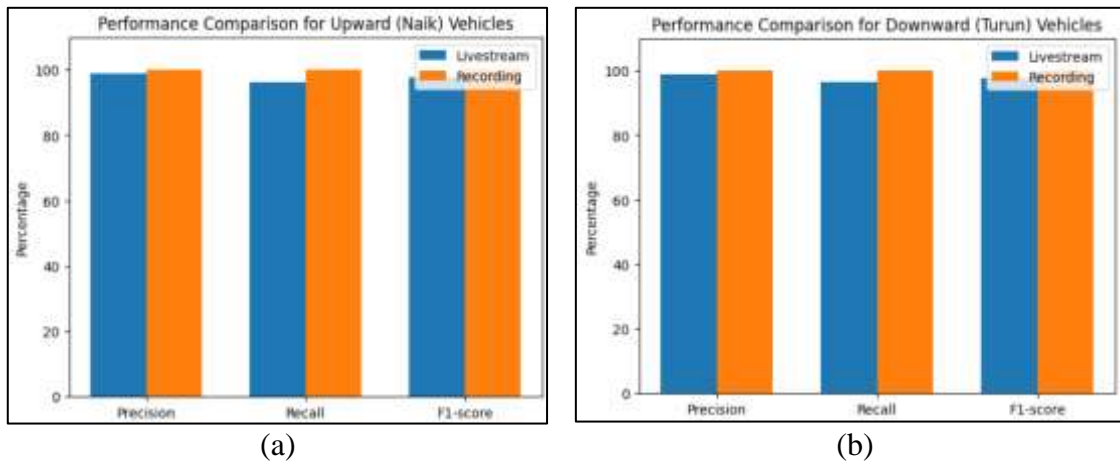
Tabel 6. Performance Matrix Per Location Down.

No	Location	Precision (Down)	Recall (Down)	F1-Score (Down)
1	Gatot Subroto	100%	98,00%	98,99%
2	Bajak Road	100%	84,00%	91,30%
3	Multatuli Road	100%	98,57%	99,28%
4	Record_video	100%	100%	100%

Analisis Komparatif

Perbandingan antara deteksi otomatis dan perhitungan manual menunjukkan bahwa YOLOv8 mencapai akurasi yang tinggi, terutama pada kondisi video yang jelas. Variasi kinerja terlihat antar lokasi, yang terutama disebabkan oleh perbedaan kualitas video, kondisi pencahayaan, sudut kamera, serta kecepatan kendaraan. Lokasi dengan pencahayaan yang lebih baik dan aliran video yang stabil menghasilkan nilai presisi dan recall yang lebih tinggi.

Selain itu, analisis menunjukkan bahwa siaran CCTV langsung, yang sering mengalami kompresi dan memiliki resolusi lebih rendah, terkadang menghasilkan tingkat deteksi yang sedikit lebih rendah dibandingkan rekaman smartphone yang memiliki kualitas lebih tinggi. Meskipun demikian, sistem tetap bekerja secara andal pada kedua skenario tersebut.



Gambar 4. (a) Perbandingan Kinerja Kendaraan yang Bergerak Naik antara Sumber CCTV Livestream dan Video Rekaman; (b) Perbandingan Kinerja Kendaraan yang Bergerak Turun antara Sumber CCTV Livestream dan Video Rekaman

Summary of Findings

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model YOLOv8 bekerja secara akurat dalam mendeteksi dan menghitung kendaraan pada video lalu lintas secara real-time. Pada siaran langsung CCTV, sistem mencapai nilai presisi dan recall yang tinggi, meskipun variasi pencahayaan, ketidakstabilan resolusi, serta fluktuasi frame rate sesekali memengaruhi akurasi pendeteksian. Proses perhitungan manual yang digunakan sebagai data acuan (ground truth) juga mengonfirmasi bahwa keluaran sistem sangat selaras dengan observasi manusia. Temuan ini menunjukkan bahwa sistem berbasis YOLOv8 yang dikembangkan dapat diandalkan dan layak digunakan untuk pemantauan lalu lintas di lingkungan perkotaan.

Perbandingan antara sumber video menunjukkan bahwa video rekaman menghasilkan deteksi yang sangat akurat, dengan nilai precision, recall, dan F1-score mencapai 100%, yang membuktikan bahwa kejernihan video secara langsung memengaruhi akurasi deteksi. Sementara itu, video *live stream* menunjukkan performa yang sedikit lebih rendah namun tetap dapat diterima, akibat tantangan nyata di lapangan seperti *motion blur* dan artefak kompresi. Temuan ini menegaskan bahwa YOLOv8 layak digunakan untuk aplikasi pemantauan lalu lintas, meskipun optimasi tambahan masih diperlukan untuk meningkatkan ketahanannya pada video *live stream* yang tidak stabil.

Tabel 7. Ringkasan Kinerja Deteksi Lalu Lintas.

Direction	Precision (%)	Recall (%)	F1 – Score (%)
Upward	98,96	96,59	97,76
Downward	97,94	95,93	97,66
Average	98,45	96,26	97,71

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model YOLOv8 untuk pendeteksian dan perhitungan kendaraan secara real-time, yang menunjukkan kemampuan kuat dalam pemantauan lalu lintas perkotaan. Pada sumber video rekaman, sistem mencapai 100% Precision, Recall, dan F1-Score, yang menandakan akurasi deteksi sempurna tanpa false positives maupun missed vehicles. Sementara itu, pada live CCTV, performa rata-rata mencapai sekitar 98,45% Precision, 96,26% Recall, dan 97,71% F1-Score di tiga lokasi pemantauan. Hasil ini memvalidasi efektivitas YOLOv8, meskipun juga menunjukkan adanya pengaruh kualitas sumber video terhadap akurasi deteksi. Perhitungan manual digunakan sebagai ground truth untuk memverifikasi hasil deteksi, dan hanya ditemukan perbedaan kecil, yang sebagian besar disebabkan oleh tantangan nyata seperti motion blur atau objek yang tertutupi sebagian (partial occlusions).

Analisis perbandingan menunjukkan bahwa video rekaman memberikan hasil yang stabil dan konsisten berkat kejernihan gambar dan frame rate yang lebih halus, sedangkan live CCTV menunjukkan sedikit fluktuasi akibat perubahan pencahayaan, ketidakstabilan resolusi, dan artefak kompresi. Meskipun demikian, sistem tetap mempertahankan akurasi tinggi pada kedua jenis video, membuktikan tingkat keandalannya. Untuk pengembangan lebih lanjut, peningkatan pada tahap video pre-processing serta pelatihan ulang model menggunakan data video berkualitas rendah direkomendasikan guna mengoptimalkan kinerja dalam sistem pemantauan lalu lintas smart city yang berbasis kondisi nyata.

DAFTAR REFERENSI

- Aini, Q., Lutfiani, N., Kusumah, H., & Zahran, M. S. (2021). Deteksi dan pengenalan objek dengan model machine learning: Model YOLO. *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science)*, 6(2), 192–198.
- Ardiansyah, A., Triloka, J., & Kurniawan, K. (2024). Evaluasi kinerja model YOLOv8 dalam deteksi kesegaran buah. *Jurnal Penelitian Ilmu dan Teknologi Komputer (JUPITER)*, 16, 357–368.
- Astiadewi, E., Dikananda, A. R., & Rohman, D. (2025). Algoritma YOLOv8 untuk meningkatkan analisis gambar dalam mendeteksi jerawat. *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains*, 7(1), 346–353. <https://doi.org/10.51401/jinteks.v7i1.5432>
- Bakirci, M. (2024). Real-time vehicle detection using YOLOv8-nano for intelligent transportation systems. *Traitement du Signal*, 41(4), 1727–1740. <https://doi.org/10.18280/ts.410407>

- Butilă, E. V., & Boboc, R. G. (2022). Urban traffic monitoring and analysis using unmanned aerial vehicles (UAVs): A systematic literature review. *Remote Sensing*, 14(3), Article 620. <https://doi.org/10.3390/rs14030620>
- Fauzi, A. A., Wahid, A., & Kaswar, A. B. (2025). Pengembangan sistem deteksi kecepatan kendaraan overspeed dengan YOLOv8 di area jalan tol. *JIMU: Jurnal Ilmiah Multidisipliner*, 3(2), 889–910.
- Hayati, N. J., Singasatia, D., & Muttaqin, M. R. (2023). Object tracking menggunakan algoritma You Only Look Once (YOLO)v8 untuk menghitung kendaraan. *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, 12(2), 91–99. <https://doi.org/10.34010/komputa.v12i2.10654>
- Hidayattullah, R., Suarna, N., Ali, I., & Efendi, D. I. (2025). Deep learning algoritma YOLOv8 untuk meningkatkan analisis kepadatan lalu lintas. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 13(2), 1–8. <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i2.5749>
- Marcelleno, D. J., & Putra, M. P. K. (2025). Performance evaluation of YOLOv8 in real-time vehicle detection in various environmental conditions. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, 6(1), 269–279. <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.1.3916>
- Putra, R. R., Maimunah, M., & Sasongko, D. (2024). Implementasi algoritma YOLOv8 (You Only Look Once) dalam deteksi penyakit daun durian. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 6(3), 1–9. <https://doi.org/10.47065/bits.v6i3.6136>
- Rasjid, A. A., Rahmat, B., & Sihananto, A. N. (2024). Implementasi YOLOv8 pada robot deteksi objek. *Journal of Technology and System Information*, 1(3), Article 9. <https://doi.org/10.47134/jtsi.v1i3.2969>
- Subekti, J. N., & Putra, A. D. (2025). Deteksi traffic pada jumlah kendaraan yang lewat di You See Indonesia menggunakan metode YOLOv8. *Information System Journal*, 7(2), 78–86. <https://doi.org/10.24076/infosjournal.2024v7i02.1736>
- Taufiqurrahman, T., Hadi, A. P., & Siregar, R. E. (2024). Evaluasi performa YOLOv8 dalam deteksi objek di depan kendaraan dengan variasi kondisi lingkungan. *Jurnal Minfo Polgan*, 13(2), 1755–1773. <https://doi.org/10.33395/jmp.v13i2.14228>
- Therino Elean, R., Hermanto, D., & Widiyanto, E. P. (2025). Deteksi jumlah kendaraan roda empat menggunakan YOLO. *Integrative Perspectives of Social and Science Journal*, 2(1), 1647–1654.
- Wijanarko, R. G., Pradana, A. I., & Hartanti, D. (2024). Implementasi deteksi drone menggunakan YOLO (You Only Look Once). *Jurnal FASILKOM*, 14(2), 437–442.