

Implementation of YOLOv8 for Real-Time Cars Detection and Counters on Security Gate Areas

1st Muhammad Aththar Musyaffa
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
aththarmusyaffa@gmail.com

2nd Sony Sumaryo
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
sonysumaryo@telkomuniversity.ac.id

3rd Azam Zamhuri
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
azamzamhurifuadi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Deteksi dan penghitungan kendaraan di gerbang keamanan sangat penting untuk manajemen lalu lintas dan keselamatan. Studi ini mengimplementasikan YOLOv8, algoritma deteksi objek berbasis jaringan saraf konvolusional, dalam sistem waktu nyata untuk deteksi dan penghitungan kendaraan. YOLOv8 dipilih karena kecepatan dan keakuratannya, yang penting untuk aplikasi waktu nyata. Model ini dilatih selama 300 periode, menghasilkan peningkatan signifikan dalam metrik evaluasi: Box_loss menurun dari 0,874540 menjadi 0,336177, Obj_Loss dari 0,336177 menjadi 0,301361, dan Cls_Loss dari 0,301361 menjadi 0,529893. Presisi meningkat menjadi 0,529893, Recall menjadi 0,612314, mAP_0,5 meningkat dari 0,586869 menjadi 0,746705, dan mAP_0,5:0,95 meningkat dari 0,446080 menjadi 0,531407. Pengujian menunjukkan 17 deteksi dengan akurasi 100% dan 19 hitungan dengan akurasi 89%. Model ini juga diuji dalam berbagai kondisi cahaya, termasuk skenario gelap dan terang, yang menunjukkan kinerja yang konsisten dan hasil deteksi yang andal. Studi ini menyimpulkan bahwa model YOLOv8 yang dilatih mencapai kinerja deteksi yang tinggi. Implementasi waktu nyata menggunakan kamera CCTV terbukti efektif dalam berbagai kondisi pencahayaan, yang mengonfirmasi kekokohan dan keandalan model. Temuan ini menggarisbawahi potensi YOLOv8 untuk secara signifikan meningkatkan efisiensi dan keamanan di area yang dipantau. Hasilnya memberikan landasan yang kuat bagi penelitian dan pengembangan di masa mendatang, yang bertujuan untuk lebih menyempurnakan dan memperluas penerapan YOLOv8 dalam berbagai skenario deteksi dan penghitungan waktu nyata.

Kata Kunci — YOLOv8, Object Detection, Real Time Detection.

I. PENDAHULUAN

Pendeteksian dan penghitungan kendaraan yang keluar masuk di gerbang sekuriti merupakan aspek krusial dalam manajemen lalu lintas dan keamanan suatu area [1], terutama di lingkungan perumahan, perkantoran, dan fasilitas umum. Seiring dengan meningkatnya jumlah kendaraan dan kebutuhan akan pengawasan yang lebih efektif, solusi berbasis teknologi menjadi semakin penting untuk memastikan operasi yang efisien dan aman. Teknologi pendeteksian kendaraan telah berkembang pesat, dengan berbagai metode dan algoritma yang dikembangkan untuk meningkatkan akurasi dan kecepatan penghitungan. Berbagai metode telah digunakan dalam pendeteksian dan penghitungan kendaraan, mulai dari teknik berbasis sensor hingga pengolahan citra digital. Metode berbasis sensor,

seperti sensor inframerah dan radar, meskipun efektif, sering kali mahal dan memerlukan instalasi yang kompleks [2]. Di sisi lain, teknik pengolahan citra digital menggunakan algoritma machine learning dan deep learning telah menunjukkan potensi besar dalam menyediakan solusi yang lebih ekonomis dan mudah diimplementasikan [3]. YOLO (You Only Look Once) [4], sebagai salah satu algoritma deteksi objek terkemuka, telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi, termasuk pendeteksian kendaraan. Dengan kemampuan untuk melakukan deteksi objek dalam satu kali proses (single-shot)[5], YOLOv8 mampu menghasilkan hasil yang cepat dan akurat, yang sangat penting dalam pengaplikasian real-time [6][7].

Meskipun telah ada berbagai solusi yang dikembangkan untuk pendeteksian dan penghitungan kendaraan, banyak di antaranya yang masih menghadapi kendala dalam hal kecepatan dan akurasi, terutama dalam kondisi real-time di lingkungan yang dinamis. Teknologi yang ada sering kali membutuhkan perangkat keras yang mahal dan instalasi yang rumit. Oleh karena itu, diperlukan suatu solusi yang dapat diimplementasikan dengan mudah, efisien dalam hal biaya, dan mampu memberikan hasil yang akurat dan cepat untuk pendeteksian dan penghitungan kendaraan di gerbang sekuriti[1].

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan YOLOv8 dalam sistem real-time untuk pendeteksian dan penghitungan kendaraan di gerbang sekuriti. Dengan memanfaatkan keunggulan YOLOv8 dalam hal kecepatan dan akurasi, diharapkan dapat tercipta sistem yang mampu meningkatkan efisiensi dan keamanan di area yang diawasi. Sehingga dapat memberikan rekomendasi untuk pengembangan sistem yang lebih baik di masa mendatang.

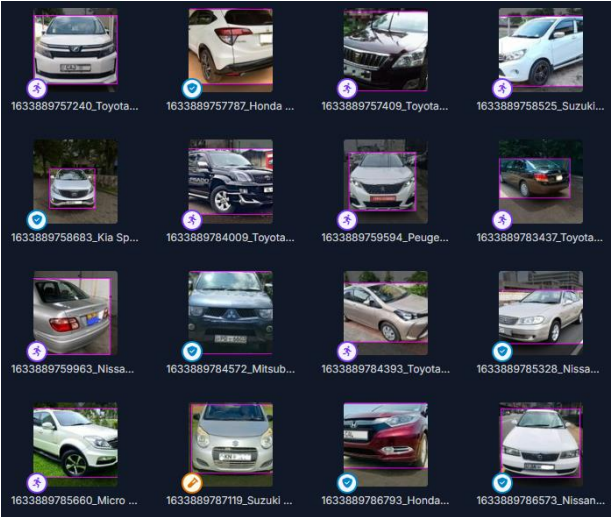
II. METODE

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan tahap penting dalam penelitian ini untuk memastikan model dari YOLOv8 dapat dilatih dengan data yang relevan untuk dapat mendeteksi kendaraan mobil dengan akurat.

Metode pengukuran dilakukan dengan cara menentukan model akurasi CNN, menentukan threshold intersection over union (IoU) untuk mendapatkan akurasi deteksi, evaluasi kinerja per frame agar mencapai kestabilan deteksi per FPS, dan melakukan validasi untuk menghitung presisi dan recall pada kemampuan deteksi objek kendaraan mobil.

1. Menggunakan dataset pelatihan untuk melatih model pendeteksi kendaraan.
2. Menghitung IoU antara hasil deteksi dan ground truth untuk menentukan threshold IoU yang sesuai guna mendapatkan hasil yang akurat.
3. Mengukur FPS selama pengujian untuk mengetahui batas kinerja hardware dan memastikan kecepatan deteksi memenuhi kebutuhan real-time.
4. Menggunakan data validasi untuk menghitung presisi dan recall serta melakukan analisis sensitivitas terhadap variasi parameter model.



GAMBAR 1.
Anotasi Kendaraan

Pada Gambar 1 dapat dijelaskan bahwa proses anotasi merupakan proses penentuan objek sebelum melakukan train pada model dimana objek di kelompokkan dan diberi label sesuai dengan keadaan aslinya.

B. Pre-Trained Data

Pada tahap pra pemrosesan data langkah yang penting untuk dilakukan adalah membuat semua dataset kedalam ukuran 640 x 640 pixel, Ukuran 640 x 640 piksel dipilih sebagai kompromi antara kualitas gambar yang baik dan efisiensi komputasi selama pelatihan dan kesimpulan. Selanjutnya, dataset yang telah dianotasi secara manual dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Sebanyak 80% dari total dataset digunakan sebagai data pelatihan, sedangkan 20% sisanya digunakan sebagai data uji. Pembagian ini penting untuk mengevaluasi performa model secara objektif pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya selama pelatihan [4].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

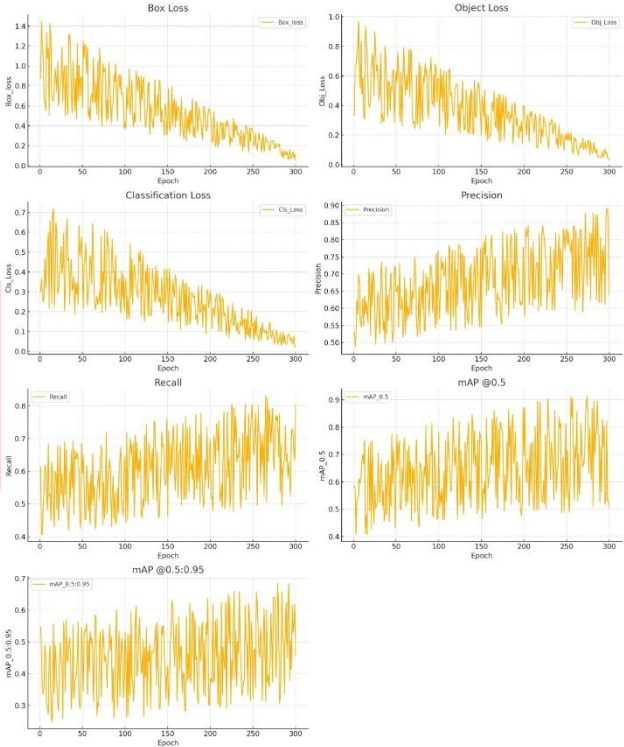
A. Training Model

TABEL 1.
Hasil Training

Epoch	Box_loss	Obj_loss	Cls_Loss	Precision	Recall	mAP_0.5	mAP_0.5:0.95
1	0.8745	0.336177	0.301361	0.529893	0.612314	0.586869	0.446080
2	1.446348	0.669926	0.366049	0.486774	0.407225v	0.572984	0.476401
3	1.224577	0.674360	0.304363	0.524420	0.406874	0.409915	0.353631

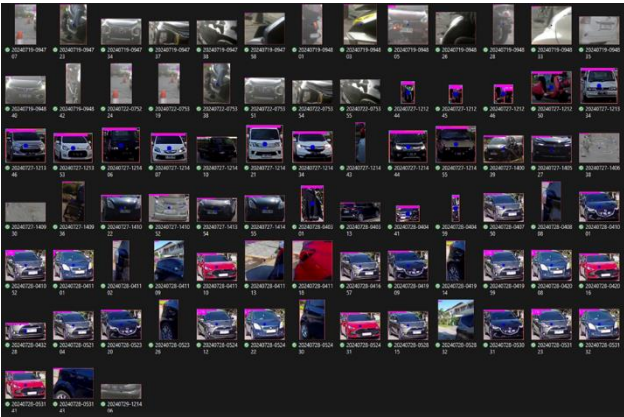
4	1.088737	0.739463	0.250935	0.621485	0.491841	0.524161	0.335731
5	0.648120	0.798532	0.269102	0.583086	0.538615	0.538666	0.353082
...	...	...	...	...	...	...	...
300	0.054854	0.060002	0.028556	0.811487	0.826173	0.746705	0.531407

Training Metrics over 300 Epochs



GAMBAR 2.
Grafik Hasil Training

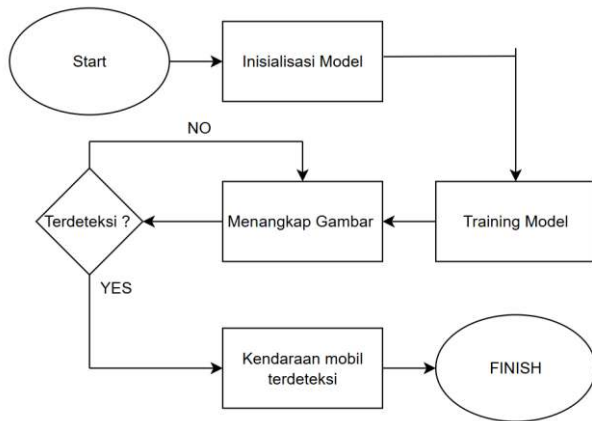
Tabel diatas menunjukkan hasil pelatihan model YOOLOv8 untuk 300 epoch, Pada epoch awal nilai dari Box_loss, Obj_loss,, dan Cls_loss berturut-turut adalah 0.874540, 0.336177, 0.301361 dan pada epoch terakhir nilai dari hasil training menunjukkan penurunan yang konsisten Dimana pada epoch ke-300 nilai menjadi 0.054854, 0.060002, 0.028556. sedangkan pada precision, recall, mAP_0.5 dan mAP_0.5:0.95 menunjukkan kenaikan yang konsisten dari 0.529893, 0.612314, 0.586869, 0.446080 naik menjadi 0.811487, 0.826173, 0.746705, 0.531407. . Hal ini menunjukkan bahwa model telah mencapai kinerja yang cukup baik dan stabil dalam mendeteksi objek dengan tingkat akurasi yang tinggi.



GAMBAR 3.
Hasil DeteksiKendaraan

Gambar 3 menunjukkan hasil prediksi model pada video percobaan. Yang berisi kendaraan yang melewati gerbang keamanan. Kotak meenandai objek yang terdeteksi dengan label yang memberikan informasi tentang kategori objek dan kepercayaan prediksi objek. Visualisasi ini memungkinkan evaluasi kualitatif terhadap kinerja model dalam mendeteksi dan mengklasifikasi objek dalam kondisi real time.

B. FlowChart



GAMBAR 4.
Flowchart Object Detection



GAMBAR 5.
Kamera sebagai sensor untuk menangkap gambar



GAMBAR 6.
Hasil Penangkapan gambar yang terdeteksi

Hasil deteksi ditampilkan secara langsung pada layer menunjukan bounding box dan label yang terdeteksi. Implementasi ini memastikan bahwa model yang telah dilatih dapat digunakan dalam pengimplementasian real time dan dapat mendeteksi kendaraan serta memberikan counter pada kendaraan yang melewati garis hijau sebagai line counter-nya.

TABEL 2.

Keterangan hasil deteksi

Ken dara an	Keterangan	Hasil Counter
1	TERDETEKSI	1
2	TERDETEKSI	2
3	TERDETEKSI	3
4	TERDETEKSI	4
5	TERDETEKSI	5
6	TERDETEKSI	6
7	TERDETEKSI	7
8	TERDETEKSI	8
9	TERDETEKSI	9
10	TERDETEKSI 2 KALI DIKARENAKAN NOISE	10, 11
11	TERDETEKSI 2 KALI DIKARENAKAN NOISE	12, 13
12	TERDETEKSI	14
13	TERDETEKSI	15
14	TERDETEKSI	16
15	TERDETEKSI	17
16	TERDETEKSI	18
17	TERDETEKSI	19

Disaat pengambilan data terdapat 17 mobil yang terekam pada CCTV dari 17 yang terekam CCTV terdapat sistem mendeteksi ada 19 mobil yang terhitung. Faktor yang menyebabkan mobil tersebut terdeteksi 2 kali adalah karena kotak pembatas mobil menghasilkan duplikat pada mobil ke 10 dan 11 yang terjadi karena noise dalam gambar.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah gambar yang terdeteksi dengan benar}}{\text{Jumlah total data percobaan}} \times 100\%$$

Penghitungan akurasi di dapat dengan membagikan jumlah gambar yang terdeteksi benar dengan jumlah total percobaan lalu dikalikan dengan 100%, didapat hasil 100% untuk Pendeteksian dan 89% untuk hasil conter kendaraan.

IV. KESIMPULAN

Kesimpulan dari hasil analisis menunjukkan bahwa pelatihan model YOLOv8 dilakukan sebanyak 300 epoch dengan hasil awal Box_loss 0.874540, Obj_Loss 0.336177, Cls_Loss 0.301361, Precision 0.529893, Recall 0.612314, mAP_0.5 0.586869, mAP_0.5:0.95 0.446080, naik menjadi mAP_0.5 0.746705 dan mAP_0.5:0.95 0.531407. selanjutnya pada pendeteksian dan perhitungan kendaraan didapat hasil 17 deteksi dengan akurasi 100% dan 19 Hasil counter dengan akurasi counter sebesar 89%.

Implementasi dan pengujian model di kondisi Cahaya gelap dan terang tentu dapat menghasilkan kondisi deteksi yang berbeda. Kesimpulan menegaskan bahwa model YOLOv8 yang dilatih telah mencapai kinerja deteksi yang tinggi dan implementasi secara realtime menggunakan kamera CCTV berjalan dengan baik.

REFERENSI

- [1] Z. R. S. Elsi, "Simulator Penghitung Jumlah Kendaraan Pada Pintu Masuk Dan Keluar Berbasis Arduino," *J. Sist. Komput.*, vol. 2, no. 2, 2017, doi: 10.32767/jusikom.v2i2.156.
- [2] H. Lou *et al.*, "DC-YOLOv8: Small-Size Object Detection Algorithm Based on Camera Sensor," *Electron.*, vol. 12, no. 10, 2023, doi: 10.3390/electronics12102323.
- [3] D. Andwiyani, T. Friani, and M. Aan, "Sistem Penghitung Kendaraan Berbasis Computer Vision Terintegrasi Website dan API," *Incomtech*, vol. 10, no. 2, 2021.
- [4] S. Rath, "YOLOv8 Ultralytics: State-of-the-Art Models," *https://Learnopencv.Com/Ultralytics-Yolov8/*, 2023.
- [5] D. A. Abdurrafi, M. T. Alawiy, and B. M. Basuki, "Deteksi Klasifikasi Dan Menghitung Kendaraan Berbasis Algoritma You Only Look Once (YOLO) Menggunakan Kamera CCTV," *Sci. ELECTRO*, no. 1, 2023.
- [6] Z. Zou, K. Chen, Z. Shi, Y. Guo, and J. Ye, "Object Detection in 20 Years: A Survey," *Proc. IEEE*, vol. 111, no. 3, 2023, doi: 10.1109/JPROC.2023.3238524.
- [7] G. Wang, Y. Chen, P. An, H. Hong, J. Hu, and T. Huang, "UAV-YOLOv8: A Small-Object-Detection Model Based on Improved YOLOv8 for UAV Aerial Photography Scenarios," *Sensors*, vol. 23, no. 16, 2023, doi: 10.3390/s23167190.