



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 2 (2025) pp: 3957-3964

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Optimasi Sistem Deteksi Pencurian Motor Real-Time Menggunakan YOLO dan TensorRT

Derza Andreas¹, Shafiq Najwan², Muhammad Fajar Raihan³, Maria Erviana Asinta Lensi⁴, Randi Paisal Siphahutar⁵, Yayan Hendrian⁶, Giatika Chrisnawati⁷

^{1,2,3,4,5,6,7} Informatika, Teknik Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika

¹andrrbussines15@gmail.com, ²shafiqlutfi2004@gmail.com, ³fajarbos349@gmail.com,

⁴ilalungg@gmail.com, ⁵randisipahutar272@gmail.com, ⁶yayan.yhn@bsi.ac.id, ⁷giatika.gcw@bsi.ac.id

Abstrak

Tingginya angka pencurian sepeda motor menuntut solusi keamanan yang proaktif dan otomatis, mengingat sistem pengawasan konvensional umumnya bersifat reaktif dan kurang efektif. Penelitian ini mengusulkan sistem deteksi dini pencurian motor berbasis video yang mampu mengenali objek, mengidentifikasi individu, dan mendeteksi aktivitas mencurigakan secara real-time. Sistem ini mengintegrasikan berbagai teknologi kecerdasan buatan, termasuk YOLOv11 untuk deteksi objek, ByteTrack untuk pelacakan, InsightFace untuk identifikasi wajah, PaddleOCR untuk pembacaan pelat nomor, dan Real-ESRGAN untuk peningkatan resolusi citra. Pengujian dilakukan menggunakan video simulasi yang merepresentasikan kondisi nyata, seperti variasi pencahayaan, sudut kamera, dan interaksi antara subjek dan kendaraan. Evaluasi dilakukan terhadap 48 sampel wajah, 34 kasus identifikasi kendaraan, dan 20 skenario pencurian. Hasil evaluasi menunjukkan sistem berhasil mencapai akurasi 95,83% dalam identifikasi wajah dan 97,92% dalam identifikasi pelat nomor. Pada deteksi aktivitas curanmor, sistem mencatatkan akurasi 95% dan F1-score sebesar 96,97% tanpa adanya false negative. Dari segi performa, sistem yang dioptimasi dengan TensorRT (presisi FP16) menunjukkan peningkatan signifikan dalam kecepatan inferensi, dari 36,19 FPS (menggunakan PyTorch FP32) menjadi 56,47 FPS. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan tidak hanya akurat dan andal, tetapi juga efisien untuk diterapkan dalam pengawasan keamanan rumah secara waktu nyata. Sistem ini juga memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut melalui integrasi dengan IoT guna meningkatkan respon otomatis terhadap potensi pencurian.

Kata kunci: Deteksi Dini, Pencurian Sepeda Motor, YOLOv11, ByteTrack, Face Recognition, OCR, TensorRT

1. Latar Belakang

Pencurian kendaraan bermotor, khususnya sepeda motor, merupakan tindak kejahatan yang sering terjadi di masyarakat dan menimbulkan kerugian finansial serta psikologis yang signifikan bagi korban [1]. Berdasarkan data dari DataIndonesia.id, jumlah kasus pencurian kendaraan bermotor di Indonesia mengalami penurunan dari 41.816 kasus pada tahun 2012 menjadi 14.184 kasus pada tahun 2022 [2]. Sistem keamanan konvensional seperti kamera pengawas (CCTV) seringkali bersifat pasif atau reaktif karena hanya merekam kejadian tanpa kemampuan untuk menganalisis atau memperingatkan secara otomatis. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem deteksi dini berbasis kecerdasan buatan (AI) yang mampu memberikan respons cepat dan preventif

Tujuan utama dari penelitian ini adalah merancang dan membangun sistem keamanan cerdas yang mampu mengidentifikasi pemilik yang telah terdaftar melalui pengenalan wajah secara akurat; membaca plat nomor kendaraan secara real-time dengan akurasi yang ditingkatkan oleh teknologi super-resolution; mengintegrasikan model deteksi objek YOLO yang telah dioptimalkan dengan TensorRT untuk kecepatan inferensi tinggi; serta mengenali aktivitas mencurigakan seperti orang tak dikenal yang membawa motor melintasi batas virtual untuk memicu alarm secara otomatis.

Penelitian sebelumnya telah banyak membahas komponen-komponen pendukung sistem keamanan kendaraan secara terpisah. Dalam konteks Automatic License Plate Recognition (ALPR), Laroca dan Menotti [3] mengembangkan sistem berbasis YOLOv2 dan CR-NET yang mencapai akurasi 96,9% dengan kecepatan 73 FPS.

Shi dan Zhao [4] menggunakan kombinasi YOLOv5, attention L-SE, serta GRU+CTC, dan berhasil mencapai akurasi 98,98% pada lingkungan kompleks. Onim et al. [5] memperkenalkan BLPnet untuk mengenali karakter Bengali dengan akurasi 95% dan efisiensi waktu yang tinggi. Al-batat et al. [6] juga mengusulkan pendekatan end-to-end menggunakan YOLOv4 dan ResNet50 dengan akurasi 90,3% pada lima dataset publik. Pendekatan-pendekatan ini menunjukkan keberhasilan ALPR dalam berbagai konfigurasi dan konteks.

Sementara itu, pengenalan wajah juga menjadi topik yang banyak dikaji. Viswanathan et al. [7] mengembangkan sistem berbasis Face Recognition pada aplikasi web, meskipun masih terbatas pada akurasi 70%. Ahmad et al. [8] menggunakan Haar Cascade pada Raspberry Pi untuk solusi biaya rendah dengan jangkauan jarak 0.4–1.2 meter. Qian [9] meningkatkan akurasi pengenalan wajah hingga 94,6% dengan algoritma Improved Particle Swarm Optimization (IPSO), sedangkan Liu et al. [10] mengembangkan PA-GAN untuk menghadapi tantangan video surveillance berkualitas rendah. Penelitian oleh Shekhar et al. menunjukkan bahwa kombinasi YOLOv7 dan TensorRT mampu meningkatkan efisiensi inferensi dengan rata-rata kecepatan pemrosesan 117,8 ms per frame dan akurasi 92,35% pada perangkat Jetson Nano [19].

Penelitian ini menawarkan pendekatan integratif dan kontekstual sebagai kontribusi utama (novelty). Pertama, sistem mengimplementasikan super-resolution (Real-ESRGAN) untuk meningkatkan kualitas citra pelat nomor sebelum dibaca oleh OCR. Kedua, sistem menggunakan logika deteksi pencurian berbasis dua pendekatan: (1) eksplisit, yaitu mendeteksi individu tak dikenal yang membawa motor keluar zona aman; dan (2) implisit, yaitu hilangnya motor dari jangkauan kamera tanpa kehadiran pemilik dalam waktu 3–5 detik sebelumnya. Kedua pendekatan ini diintegrasikan untuk memicu alarm secara otomatis.

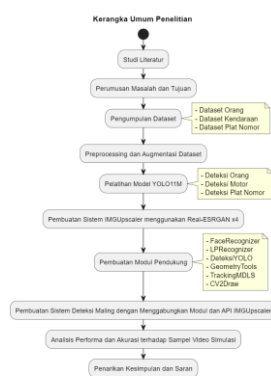
Sistem yang diusulkan mengombinasikan YOLO untuk deteksi objek, ByteTrack untuk pelacakan, PaddleOCR untuk pembacaan teks, dan InsightFace untuk pengenalan wajah. Semua komponen dioptimalkan dengan TensorRT untuk kecepatan dan efisiensi. Evaluasi dilakukan untuk mengukur akurasi deteksi dan identifikasi, efektivitas deteksi aktivitas pencurian, serta efisiensi inferensi pada perangkat keras konsumen.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan rekayasa perangkat lunak dengan model pengembangan Waterfall, karena alur pengerjaan sistem dilakukan secara bertahap dan terstruktur, mulai dari analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, pengujian, hingga evaluasi sistem. Model ini dipilih karena sesuai dengan karakteristik proyek yang memiliki spesifikasi kebutuhan yang telah jelas sejak awal, serta memungkinkan dokumentasi yang rapi dan proses validasi setiap tahap secara sistematis.

2.1. Kerangka Penelitian

Alur kerja penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan utama yang saling bergantung, sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 1. Proses dimulai dari studi literatur untuk mengkaji penelitian terdahulu, dilanjutkan dengan pengumpulan dan pengolahan data. Tahap berikutnya adalah pelatihan model deteksi objek dan pengembangan modul-modul pendukung seperti pengenalan wajah dan pelat nomor. Seluruh modul kemudian diintegrasikan menjadi satu sistem utuh yang siap diuji. Tahap akhir meliputi analisis performa dan akurasi sistem, yang hasilnya digunakan untuk menarik kesimpulan dan memberikan saran pengembangan.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.2. Pengumpulan dan Pengolahan Data

Penelitian ini menggunakan tiga jenis dataset dari Roboflow¹²⁻¹⁴ untuk melatih model deteksi orang, kendaraan, dan plat nomor. Komposisi pembagian dataset dapat dilihat pada Tabel 1. Sebelum pelatihan, dataset melalui tahap pra-pemrosesan yaitu resize gambar ke ukuran 640x640 piksel dan augmentasi berupa rotasi acak untuk meningkatkan keragaman data.

Tabel 1. Pembagian Dataset untuk Pelatihan Model

Jenis Dataset	Train Set	Validation Set	Test Set
Deteksi Orang	6.773 gambar (70%)	1.935 gambar (20%)	967 gambar (10%)
Deteksi Motor	3.606 gambar (87%)	348 gambar (8%)	174 gambar (4%)
Deteksi Plat Nomor	5.221 gambar (87%)	504 gambar (8%)	252 gambar (4%)

Sebelum digunakan, dataset melalui tahap pra-pemrosesan dan augmentasi untuk meningkatkan kualitas dan keragaman data. Proses pra-pemrosesan mencakup auto-orientasi untuk memperbaiki posisi gambar dan resize gambar ke ukuran 640x640 piksel. Selanjutnya, teknik augmentasi berupa rotasi acak (-10° hingga +10°) diterapkan pada data latih untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap berbagai sudut pandang.

2.3. Pelatihan Model

Sistem ini menggunakan tiga model deteksi objek terpisah berbasis YOLOv11m. Pelatihan dilakukan menggunakan hyperparameter yang tertera pada Tabel 2. Untuk memastikan kinerja real-time, model yang telah dilatih kemudian dioptimalkan menggunakan NVIDIA TensorRT dengan presisi FP16.

Tabel 2. Hyperparameter Pelatihan Model YOLO

Hyperparameter	Nilai
Optimizer	SGD
Learning Rate	0.01
Batch Size	16
Epochs	100
Image Size	640×640 px

2.4. Pengembangan dan Integrasi Sistem

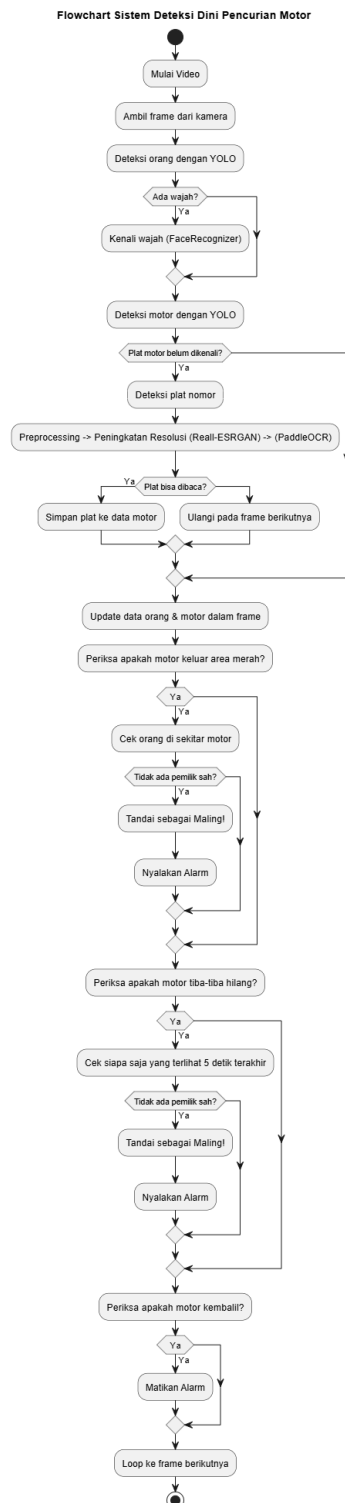
Sistem deteksi dini pencurian sepeda motor dikembangkan melalui pendekatan modular yang terdiri atas beberapa komponen utama. Setiap komponen diintegrasikan dalam satu alur kerja berbasis video stream secara real-time, yang divisualisasikan dalam flowchart pada Gambar 2.

Sistem ini dirancang untuk beroperasi secara real-time melalui pemrosesan video yang dilakukan secara bertahap. Proses dimulai dengan akuisisi frame dari kamera, kemudian setiap frame dianalisis menggunakan model YOLO untuk mendeteksi keberadaan manusia. Jika terdeteksi objek manusia dengan indikasi keberadaan wajah, sistem akan mengaktifkan modul FaceRecognizer berbasis InsightFace untuk melakukan verifikasi identitas melalui pencocokan embedding wajah dengan basis data pemilik yang telah terdaftar.

Setelah proses verifikasi wajah selesai, sistem melanjutkan tahap berikutnya, yaitu deteksi sepeda motor dalam frame yang sama. Jika motor berhasil terdeteksi, maka sistem akan mencari keberadaan pelat nomor pada kendaraan tersebut. Bila pelat nomor belum dikenali oleh sistem, citra pelat akan diproses menggunakan Real-ESRGAN untuk meningkatkan resolusi dan ketajaman visual. Citra hasil peningkatan kemudian dibaca menggunakan PaddleOCR untuk mengekstraksi teks sebagai identitas kendaraan yang akan disimpan dalam basis data.

Tahap selanjutnya adalah pemantauan posisi dan status objek dalam frame, terutama sepeda motor. Sistem akan mengevaluasi apakah motor bergerak melewati batas virtual yang telah ditentukan sebagai zona terlarang. Jika kendaraan terdeteksi keluar dari area tersebut, sistem akan memeriksa hasil verifikasi wajah yang sebelumnya dilakukan. Apabila tidak ditemukan kecocokan dengan pemilik sah, maka sistem akan menandai peristiwa tersebut sebagai indikasi tindakan pencurian dan mengaktifkan alarm secara otomatis.

Sebagai mekanisme deteksi tambahan, sistem juga menerapkan logika berbasis kehilangan objek. Jika motor yang sebelumnya terdeteksi tiba-tiba menghilang dari frame, sistem akan menelusuri histori interaksi beberapa detik terakhir untuk memeriksa keberadaan pemilik sah. Jika dalam rentang waktu tersebut tidak ditemukan kecocokan identitas pemilik, maka peristiwa tersebut juga diklasifikasikan sebagai pencurian, dan alarm kembali diaktifkan.



Gambar 2. Alur Kerja Sistem Deteksi Pencurian Motor

Alarm akan tetap menyala hingga sistem kembali mendeteksi keberadaan motor atau hingga sistem dinonaktifkan secara manual oleh pengguna. Dengan mekanisme bertahap ini, sistem mampu menjalankan deteksi secara sistematis, serta memberikan respons akurat terhadap skenario pencurian baik yang bersifat eksplisit maupun implisit. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan

2.5. Metode Pengujian

Pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi tingkat akurasi dan efisiensi dalam beberapa aspek fungsional, meliputi deteksi objek, identifikasi individu, dan klasifikasi aktivitas pencurian motor. Proses evaluasi ini menggunakan tiga skenario video simulasi yang telah dirancang secara terstruktur. Setiap video uji telah diberi label secara manual untuk menghasilkan ground truth sebagai acuan validasi. Skenario-skenario tersebut mencakup berbagai variasi untuk menguji ketahanan sistem, seperti perbedaan kondisi pencahayaan (siang dan malam hari), jumlah objek (orang dan motor), serta tingkat kompleksitas interaksi antar objek.

Evaluasi akurasi dilakukan terhadap beberapa komponen, meliputi deteksi objek (orang, motor, dan pelat nomor), identifikasi wajah, pembacaan pelat nomor, serta klasifikasi aktivitas curanmor. Metrik evaluasi yang digunakan mencakup precision, recall, accuracy, dan F1-score, yang semuanya diperoleh dengan membandingkan hasil prediksi sistem terhadap data ground truth. Untuk model deteksi objek berbasis YOLO, digunakan juga metrik tambahan berupa mAP@0.5 dan mAP@0.5:0.95 untuk mengukur kualitas deteksi pada berbagai tingkat ketelitian.

Pada pengujian identifikasi wajah, terdapat empat individu dengan identitas yang telah terdaftar di basis data sistem. Sistem diharapkan mampu mengenali masing-masing wajah secara tepat dan konsisten dalam berbagai kondisi pencahayaan dan orientasi wajah. Kinerja modul pengenalan wajah diuji berdasarkan tingkat keberhasilan dalam mengklasifikasikan wajah yang dikenali sebagai pemilik sah maupun tidak dikenal (unknown).

Untuk pengujian identifikasi pelat nomor, disiapkan sepuluh alternatif pelat yang memiliki kemiripan karakteristik visual, di mana hanya satu merupakan pelat asli yang telah terdaftar dalam basis data. Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam mengenali pelat yang benar secara akurat di antara pilihan yang menyerupai, dengan memperhitungkan potensi false positive akibat kesamaan bentuk karakter. Selama proses deteksi, jarak antara kamera dan sepeda motor dipertahankan dalam rentang sekitar 3 hingga 5 meter.

Selain akurasi, efisiensi sistem diukur dalam bentuk kecepatan pemrosesan video atau Frames Per Second (FPS), yaitu jumlah frame yang dapat diproses sistem setiap detik. Nilai FPS diukur sebagai indikator kelayakan sistem dalam penerapan waktu nyata (real-time).

Pengujian inferensi dilakukan dengan memuat ketiga model deteksi secara bersamaan (orang, sepeda motor, dan pelat nomor), lalu memproses satu video uji secara bertahap, dimulai dari deteksi manusia, dilanjutkan dengan deteksi kendaraan, dan diakhiri dengan deteksi pelat nomor. Pengujian ini dijalankan sebanyak 10 kali untuk masing-masing konfigurasi model, yaitu model standar berbasis PyTorch dengan presisi FP32 dan model teroptimasi menggunakan TensorRT dengan presisi FP16, guna memastikan bahwa hasil pengukuran bersifat stabil dan representatif.

Seluruh pengujian dilakukan secara lokal menggunakan perangkat ASUS ROG Zephyrus G14 (2023) yang menjalankan sistem operasi Linux Mint 21.3. Spesifikasi perangkat mencakup prosesor AMD Ryzen 9 7940HS, GPU NVIDIA RTX 4060 8GB, RAM 32 GB, dan pengujian dilakukan dalam kondisi terhubung ke sumber daya listrik guna memastikan performa tetap optimal. Sumber video untuk pengujian berasal dari perekaman menggunakan kamera smartphone Motorola G45 dengan resolusi 1920x1080 piksel.

3. Hasil dan Diskusi

3.1. Deskripsi Umum Sistem dan Metode Evaluasi

Hasil dari penelitian ini berupa sistem deteksi dini pencurian sepeda motor berbasis video yang mampu mengidentifikasi objek, mengenali identitas pelaku, serta mendeteksi aktivitas mencurigakan secara real-time. Evaluasi terhadap sistem ini dilakukan dengan mempertimbangkan tiga aspek utama, yaitu akurasi model deteksi objek, efektivitas sistem dalam mengidentifikasi orang dan kendaraan, serta performa sistem dalam mendeteksi aktivitas curanmor berdasarkan skenario yang telah disimulasikan.

Untuk mendukung evaluasi yang menyeluruh, pengujian dilakukan menggunakan data dari video simulasi yang dirancang menyerupai kondisi nyata, termasuk variasi pencahayaan (terang dan gelap), orientasi subjek (menghadap kamera, menunduk), serta interaksi yang berbeda antara pelaku dan kendaraan. Data yang digunakan terdiri atas 48 sampel wajah, 34 kasus identifikasi kendaraan berdasarkan pelat nomor, dan 20 skenario aktivitas curanmor. Seluruh wajah berasal dari empat individu yang sama, masing-masing diuji dalam berbagai variasi kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar. Sedangkan untuk kendaraan, dua motor utama yaitu Yamaha Aerox dan Honda Beat digunakan dalam berbagai kondisi video, baik sebagai kendaraan milik sah maupun kendaraan yang digunakan dalam simulasi pencurian.

3.2. Evaluasi Deteksi Objek (YOLOv11m)

Model deteksi objek yang digunakan dalam sistem ini adalah YOLOv11m, yang dilatih secara terpisah untuk mendeteksi tiga jenis objek, yaitu manusia, sepeda motor, dan pelat nomor. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik precision, recall, dan mean Average Precision (mAP) pada dua konfigurasi ambang Intersection over Union (IoU), yaitu mAP@0.5 dan mAP@0.5:0.95.

Model deteksi manusia menunjukkan nilai precision sebesar 0,805 dan recall sebesar 0,706, dengan mAP@0.5 sebesar 0,791 dan mAP@0.5:0.95 sebesar 0,555. Untuk pelat nomor, model memberikan precision sebesar 0,894, recall sebesar 0,886, mAP@0.5 sebesar 0,916, dan mAP@0.5:0.95 sebesar 0,714. Sementara itu, model deteksi kendaraan menghasilkan precision sebesar 0,837, recall sebesar 0,766, mAP@0.5 sebesar 0,844, dan mAP@0.5:0.95 sebesar 0,461. Hasil ini menunjukkan bahwa model dapat digunakan secara andal dalam berbagai kondisi pengambilan gambar, meskipun masih terdapat tantangan dalam mendeteksi objek berukuran kecil atau dalam kondisi visual yang kompleks seperti pencahayaan rendah atau tumpang tindih antar objek.

3.3 Evaluasi Identifikasi Wajah (InsightFace)

Evaluasi terhadap sistem identifikasi wajah dilakukan dengan menggunakan 48 sampel yang berasal dari empat individu berbeda. Setiap individu diuji dalam berbagai kondisi cahaya dan sudut pandang untuk menguji keandalan sistem mengenali identitas meskipun dalam situasi tidak ideal. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem berhasil mencapai akurasi sebesar 95,83%, dengan precision sebesar 100%, recall sebesar 88,89%, dan F1-score sebesar 94,12%. Tidak ditemukan kesalahan dalam bentuk false positive, namun terdapat dua kasus false negative.

Kasus pertama terjadi ketika wajah subjek berada dalam kondisi pencahayaan yang sangat gelap, sedangkan kasus kedua disebabkan oleh subjek yang menunduk sehingga fitur wajah tidak tertangkap secara optimal oleh kamera. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa sistem memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali identitas pemilik kendaraan selama fitur wajah dapat tertangkap dengan cukup jelas.

3.4. Evaluasi Pengenalan Pelat Nomor (PaddleOCR)

Sistem identifikasi kendaraan diuji dalam 34 kasus yang mencakup berbagai variasi kondisi pencahayaan, sudut kamera, dan jarak pandang. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem berhasil mencapai akurasi sebesar 97,92%, dengan precision sebesar 95,24%, recall sebesar 100%, dan F1-score sebesar 97,44%. Terdapat satu kasus false positive di mana sistem secara keliru mengenali pelat nomor motor Beat sebagai milik Aerox.

Kesalahan ini kemungkinan disebabkan oleh kondisi pengambilan gambar di malam hari, di mana pencahayaan sangat rendah, serta kemiripan karakter visual antar pelat, blur akibat gerakan kamera, dan sudut pandang miring yang mempengaruhi akurasi pembacaan oleh OCR. Meskipun demikian, tidak ditemukan false negative, yang menunjukkan bahwa semua pelat nomor yang semestinya dikenali berhasil dikenali dengan benar.

3.5. Evaluasi Deteksi Aktivitas Curanmor

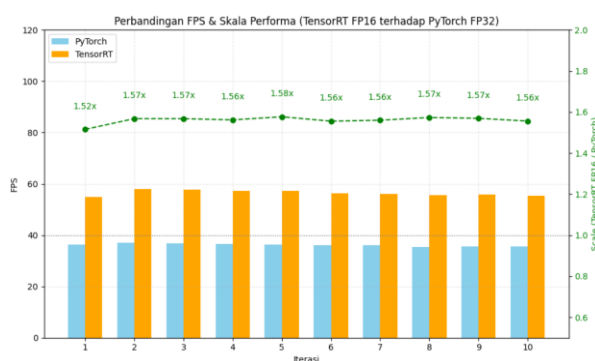
Sistem deteksi aktivitas curanmor diuji dengan menggunakan 20 skenario video simulasi. Deteksi dilakukan berdasarkan dua logika utama, yaitu saat individu yang tidak dikenali membawa motor keluar dari area aman, serta ketika motor menghilang dari frame tanpa kehadiran pemilik sah dalam beberapa detik sebelumnya. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai akurasi sebesar 95%, precision sebesar 94,12%, recall sebesar 100%, dan F1-score sebesar 96,97%.

Terdapat satu kasus false positive, yang terjadi karena sistem gagal mengenali wajah pemilik sah yang pada saat itu berada dalam kondisi pencahayaan rendah dan mengenakan topi, sehingga sebagian besar wajah tidak terbaca oleh sistem. Akibatnya, sistem menilai individu tersebut sebagai orang asing dan menganggap bahwa aktivitas membawa motor adalah tindakan mencurigakan. Tidak ditemukan false negative, yang berarti seluruh kejadian pencurian yang disimulasikan berhasil dideteksi secara tepat oleh sistem.

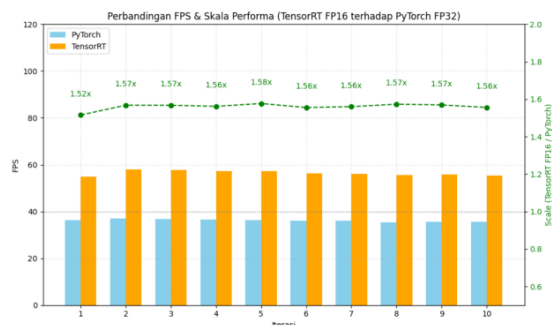
3.6. Evaluasi Performa Sistem (Kecepatan Inferensi)

Dari sisi performa teknis, pengujian dilakukan untuk membandingkan kecepatan inferensi antara pipeline berbasis PyTorch FP32 dan pipeline yang telah dioptimasi menggunakan TensorRT FP16. Pengujian dilakukan terhadap satu video uji, di mana ketiga model deteksi (manusia, motor, pelat nomor) dimuat secara bertahap. Hasil pengujian menunjukkan bahwa pipeline standar dengan PyTorch menghasilkan rata-rata kecepatan 36,19 frame per second (FPS), sementara pipeline yang menggunakan TensorRT mencapai rata-rata 56,47 FPS.

Peningkatan ini menunjukkan bahwa optimasi menggunakan TensorRT memberikan efisiensi sebesar 1,56 kali lipat dibandingkan pipeline standar. Hasil grafik pada Gambar 3 dan Gambar 4 menunjukkan bahwa performa sistem cukup stabil, dengan fluktuasi kecepatan inferensi yang rendah selama 10 kali percobaan. Temuan ini mengindikasikan bahwa sistem yang dikembangkan tidak hanya akurat, tetapi juga efisien dan layak digunakan dalam pengawasan keamanan secara waktu nyata.



Gambar 3. Perbandingan Rata-Rata Kecepatan Inferensi antara Model PyTorch FP32 dan TensorRT FP16



Gambar 4. Perbandingan Rata-Rata Kecepatan Inferensi antara Model PyTorch FP32 dan TensorRT FP16

4. Kesimpulan

Penelitian ini menghasilkan sistem deteksi dini pencurian sepeda motor berbasis video yang mengintegrasikan berbagai teknologi kecerdasan buatan, seperti YOLOv11 untuk deteksi objek, ByteTrack untuk pelacakan, InsightFace untuk identifikasi wajah, PaddleOCR untuk pembacaan pelat nomor, serta Real-ESRGAN untuk peningkatan resolusi citra. Sistem ini dirancang untuk bekerja secara real-time dan telah diuji dalam skenario simulasi yang menyerupai kondisi nyata, termasuk variasi pencahayaan, sudut pandang kamera, dan interaksi antara manusia dan kendaraan. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem memiliki performa yang sangat baik. Model deteksi objek mampu mencapai mAP@0.5 sebesar 0,791 untuk manusia, 0,844 untuk kendaraan, dan 0,916 untuk pelat nomor, dengan performa relatif stabil meskipun terdapat tantangan pada deteksi objek kecil atau dalam

kondisi visual kompleks. Pada evaluasi identifikasi wajah, sistem berhasil mengenali identitas empat individu dalam total 48 kasus dengan akurasi 95,83%, precision sempurna 100%, recall 88,89%, dan F1-score 94,12%. Sistem tidak melakukan kesalahan identifikasi (false positive), meskipun terdapat dua kasus kegagalan deteksi (false negative) yang disebabkan oleh kondisi pencahayaan gelap dan posisi wajah yang menunduk. Pada evaluasi identifikasi kendaraan berbasis pelat nomor, sistem menunjukkan akurasi 97,92%, precision 95,24%, recall 100%, dan F1-score 97,44%, dengan satu kasus kesalahan identifikasi akibat pelat motor yang terbaca keliru karena kondisi malam hari, kemiringan, dan kemiripan karakter. Deteksi aktivitas curanmor juga menunjukkan hasil yang memuaskan dengan akurasi 95%, precision 94,12%, recall 100%, dan F1-score 96,97%. Satu-satunya kasus false positive terjadi ketika sistem gagal mengenali wajah pemilik sah yang menggunakan topi dalam kondisi malam hari, sehingga pergerakan motor dianggap sebagai tindakan mencurigakan. Tidak ditemukan false negative pada seluruh skenario, yang mengindikasikan bahwa sistem mampu mendeteksi seluruh aksi pencurian secara akurat. Dari sisi efisiensi, pengujian menunjukkan bahwa optimasi dengan TensorRT FP16 mampu meningkatkan kecepatan inferensi dari rata-rata 36,19 FPS menjadi 56,47 FPS, atau setara peningkatan sebesar 1,56 kali lipat dibanding pipeline standar PyTorch FP32. Hal ini menandakan bahwa sistem tidak hanya akurat, tetapi juga efisien untuk digunakan dalam skenario waktu nyata. Berdasarkan temuan tersebut, sistem ini memiliki potensi besar untuk diterapkan sebagai solusi pengawasan keamanan berbasis video. Namun demikian, beberapa aspek masih dapat ditingkatkan. Sistem perlu disempurnakan agar lebih tangguh terhadap kondisi ekstrem seperti pencahayaan sangat rendah, siluet objek, dan pelat nomor yang buram atau miring. Pengujian juga dapat diperluas pada lingkungan luar ruang yang lebih kompleks dan bervariasi. Selain itu, integrasi dengan teknologi Internet of Things (IoT) atau sistem komunikasi seperti WhatsApp API dan dashboard pemantauan web dapat memperkuat kemampuan responsif sistem dalam mendeteksi dan memberikan peringatan dini terhadap tindakan pencurian. Uji coba lanjutan dalam konteks lapangan nyata juga penting untuk memastikan keandalan sistem ketika diterapkan secara berkelanjutan dalam lingkungan masyarakat.

Referensi

- [1] I. P. Hermanto and Arinto Nurcahyono, "Tinjauan Sosiologi Hukum Terhadap Residivis Tindak Pidana Pencurian Sepeda Motor di Kabupaten Banggai," *Jurnal Riset Ilmu Hukum*, 2022, doi: 10.29313/jrih.v2i2.1451.
- [2] Febriana Sulistya Pratiwi, "Data Jumlah Kasus Pencurian Kendaraan Bermotor di Indonesia pada 2022," DataIndonesia.id. Accessed: May 29, 2025. [Online]. Available: <https://dataindonesia.id/varia/detail/data-jumlah-kasus-pencurian-kendaraan-bermotor-di-indonesia-pada-2022>
- [3] R. Laroca and D. Menotti, "Automatic License Plate Recognition: An Efficient and Layout-Independent System Based on the YOLO Detector," 2021. doi: 10.5753/sibgrapi.est.2020.12978.
- [4] H. Shi and D. Zhao, "License Plate Recognition System Based on Improved YOLOv5 and GRU," *IEEE Access*, vol. 11, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3240439.
- [5] M. S. H. Onim *et al.*, "BLPnet: A new DNN model and Bengali OCR engine for Automatic Licence Plate Recognition," *Array*, vol. 15, 2022, doi: 10.1016/j.array.2022.100244.
- [6] R. Al-batat, A. Angelopoulou, S. Premkumar, J. Hemanth, and E. Kapetanios, "An End-to-End Automated License Plate Recognition System Using YOLO Based Vehicle and License Plate Detection with Vehicle Classification," *Sensors*, vol. 22, no. 23, 2022, doi: 10.3390/s22239477.
- [7] J. Viswanathan, K. E. N. S., and V. S., "Smart Attendance System using Face Recognition," *ICST Transactions on Scalable Information Systems*, vol. 11, no. 5, 2024, doi: 10.4108/eetsis.5203.
- [8] A. H. Ahmad *et al.*, "Real time face recognition of video surveillance system using haar cascade classifier," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 21, no. 3, 2021, doi: 10.11591/ijeecs.v21.i3.pp1389-1399.
- [9] Y. Qian, "Face recognition technology for video surveillance integrated with particle swarm optimization algorithm," *International Journal of Intelligent Networks*, vol. 5, 2024, doi: 10.1016/j.ijin.2024.02.008.
- [10] M. Liu, J. Liu, P. Zhang, and Q. Li, "PA-GAN: A Patch-Attention Based Aggregation Network for Face Recognition in Surveillance," *IEEE Access*, vol. 8, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3017779.
- [11] S. Shekhar, T. S. Sathwik, M. Pritwani, R. Kumar, K. Sreelakshmi, and others, "Advancing deep learning on edge devices: Fine-tuning and deployment of yolov7 model for efficient object detection in ai based computer vision applications," in *2025 3rd International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (IDCIoT)*, 2025, pp. 1912–1918.
- [12] Andreas, "person-merged Dataset," Roboflow. Accessed: May 23, 2025. [Online]. Available: <https://app.roboflow.com/andreas-v7afh/person-merged/1>
- [13] AndreasResearch, "merge-plat-nomor-motor Dataset," Roboflow . Accessed: May 23, 2025. [Online]. Available: <https://app.roboflow.com/andreasresearch/merge-plat-nomor-motor/2>
- [14] AndreasResearch, "merge-deteksi-motor Dataset," Roboflow. Accessed: May 23, 2025. [Online]. Available: <https://app.roboflow.com/andreasresearch/merge-deteksi-motor/2>