

Rancang Bangun Sistem Keamanan Otomatis Berbasis YOLOv8 Untuk Mendeteksi Aktivitas Mencurigakan Orang Tidak Dikenal

Prastya Fathurrahman¹, Hastha Sunardi², Ferdiansyah³

^{1,2,3}Program Studi Sistem Komputer, Universitas Indo Global Mandiri

Jl. Jend Sudirman No. 629, Palembang 30129, Sumatera Selatan

2022310033@students.uigm.ac.id¹, hastha_s@uigm.ac.id², ferdi@uigm.ac.id³

Abstrak

Sistem pengawasan CCTV konvensional saat ini dianggap kurang optimal karena bersifat pasif dan bergantung pada pemantauan manual. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem keamanan otomatis berbasis arsitektur YOLOv8n guna mendeteksi aktivitas mencurigakan pada gambar inframerah secara *real-time*. Sistem ini dikonfigurasi untuk mendeteksi tiga postur: orang yang berdiri, orang yang membungkuk, dan orang yang melihat ke sekeliling. Data diperoleh dari kamera Tapo C200 melalui protokol RTSP. Hasil deteksi YOLOv8n divalidasi dengan filter kotak pembatas (rasio luas dan rasio aspek per kelas) untuk memungkinkan respons waktu nyata saat objek dikonfirmasi dan meminimalkan jumlah deteksi positif palsu. Sistem ini juga terintegrasi dengan API Telegram untuk pemberitahuan visual (dengan mekanisme pendinginan) dan pencatatan CSV. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ini mencapai akurasi sebesar 0,950, *recall* sebesar 0,930, dan skor F1 sebesar 0,940. Pengujian *real-time* menunjukkan bahwa sistem ini mampu mendeteksi objek bergerak dengan kecepatan mulai dari 0,04 m/s hingga 0,29 m/s, dan melalui validasi filter geometris, hasil positif palsu dari objek diam (rak sepatu) berhasil diblokir.

Kata kunci: YOLOv8n, Computer Vision, Sistem Keamanan, Mode Inframerah, Real-time.

Abstract

Conventional CCTV surveillance systems are currently considered suboptimal due to their passive nature and reliance on manual monitoring. This research aims to develop an automated security system based on the YOLOv8n architecture to detect suspicious activities in infrared imagery in *real-time*. The system is configured to detect three postures: standing, bending, and looking around. Data is acquired from a Tapo C200 camera via the RTSP protocol. YOLOv8n detection results are validated using geometric bounding box filters (area ratio and aspect ratio per class) to enable *real-time* response upon object confirmation and to minimize false-positive detections. The system also integrates with the Telegram API for visual notifications (featuring a cooldown mechanism) and CSV logging. Test results indicate that the model achieved an accuracy of 0.950, a recall of 0.930, and an F1-score of 0.974. *Real-time* testing demonstrated the system's ability to detect moving objects at speeds ranging from 0.04 m/s to 0.29 m/s, while the geometric filter validation successfully blocked false positives caused by stationary objects (such as a shoe rack).

Keywords: YOLOv8n, Computer Vision, Security System, Infrared Mode, Real-time.

I. PENDAHULUAN

Keamanan merupakan aspek penting dalam kehidupan manusia. Sistem keamanan konvensional, seperti CCTV, umumnya masih bersifat pasif dan bergantung pada pemantauan manual [1].

Integrasi *Internet of Things* (IoT) dan kecerdasan buatan (AI) yang didasarkan pada penglihatan komputer memungkinkan sistem untuk secara otomatis mendeteksi perilaku yang tidak biasa secara *real-time* [2].

Penelitian ini berfokus pada deteksi aktivitas dalam gambar inframerah, di mana tingkat cahaya yang rendah dan hilangnya informasi warna membuat deteksi objek menjadi sulit. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penggunaan YOLOv8 Nano (YOLOv8n) [3], yang dioptimalkan melalui pembelajaran transfer untuk

mendeteksi tiga kelas aktivitas mencurigakan: *standing person*, *bending person* dan *looking around* [4]. Untuk mencegah tingginya jumlah hasil positif palsu akibat objek lingkungan yang meniru postur manusia, diusulkan mekanisme validasi dengan filter untuk kotak pembatas persegi panjang, yang memungkinkan sistem memberikan peringatan dini secara *real-time* dalam kondisi gambar inframerah [5][6].

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Sistem Keamanan Otomatis

Sistem keamanan cerdas merepresentasikan transformasi teknologi CCTV analog [7]. Melalui integrasi *Internet of Things* (IoT) dan kecerdasan buatan (AI). Berbeda dengan metode pengawasan video tradisional yang masih

mengandalkan pengendalian manual oleh manusia, sistem pengawasan video cerdas menggunakan teknologi penglihatan komputer untuk mendeteksi kejadian yang tidak biasa dengan lebih cepat dan andal [8]. Teknologi ini memungkinkan sistem untuk memproses data, mengenali pola, dan secara otomatis mendeteksi perilaku atau aktivitas mencurigakan secara *real time* [9].

B. Computer Vision

Computer Vision adalah bidang kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer untuk memproses dan memahami data dengan meniru penglihatan biologis, dan bahkan bertujuan untuk melampaui kemampuan penglihatan dalam mengekstrak data visual [10]. Penerapan *computer vision* dalam sistem keamanan memanfaatkan beberapa teknologi utama, seperti deteksi objek, deteksi gerakan, pelacakan objek lintas beberapa kamera, dan deteksi anomali. Integrasi teknologi-teknologi ini memungkinkan pengembangan sistem pengawasan yang lebih cerdas, lebih responsif, dan otomatis [11].

C. Convolutional Neural Network (CNN)

Teknologi *Convolutional Neural Network* (CNN) telah mengalami kemajuan pesat berkat kemampuannya meniru cara kerja korteks visual otak manusia. Hal ini memungkinkan model dilatih secara otonom untuk belajar memecahkan masalah dan mengambil keputusan tanpa perlu diprogram ulang. Arsitektur CNN terdiri dari empat lapisan utama:

1. Lapisan *konvolusi*: Mengekstrak fitur dasar dari gambar (seperti pola dan bentuk) menggunakan filter.
2. Lapisan *pooling*: Mengurangi dimensi data sambil mempertahankan informasi yang paling penting.
3. Lapisan terhubung penuh: Menggabungkan semua fitur yang telah diproses untuk menghasilkan hasil akhir.
4. Lapisan *non-linear*: Menggunakan fungsi aktivasi (seperti *Sigmoid*, *Tanh*, atau *ReLU*) untuk menentukan keputusan klasifikasi akhir [12].

D. Object Detection

Deteksi objek adalah teknik penglihatan komputer yang digunakan untuk mengidentifikasi dan menentukan lokasi objek menggunakan kotak pembatas. Dalam sistem pengawasan video *real-time*, penelitian ini berfokus pada deteksi tiga postur tubuh manusia: berdiri, membungkuk, dan melihat ke sekeliling.

Hasil pengenalan terdiri dari koordinat kotak pembatas, label kelas, dan nilai kepercayaan. Data ini berfungsi sebagai dasar validasi untuk memicu peringatan suara dan pemberitahuan darurat melalui Telegram [13].

E. Algoritma YOLO (You Only Look Once)

- 1) *Konsep Dasar YOLO*: YOLO adalah algoritma deteksi objek unik berbasis regresi tunggal yang memprediksi kotak pembatas dan probabilitas

kelas secara langsung dalam satu langkah inferensi, sehingga jauh lebih cepat daripada pendekatan bertahap. Model ini telah disempurnakan menjadi versi YOLOv8, dengan arsitektur, akurasi lokalisasi, dan kinerja *real-time* yang lebih unggul, sehingga menjadikannya model utama untuk deteksi pose tubuh manusia dalam penelitian ini [14].

- 2) *YOLOv8 (Nano)*: YOLOv8n nano adalah varian terkecil dan teringan dari YOLOv8, sehingga sangat cocok untuk menjalankan sistem ini secara *real-time* pada laptop dengan sumber daya terbatas. Meskipun ringan, model ini tetap mendukung transfer learning [15].

F. Karakteristik Citra Inframerah

Dalam kondisi cahaya redup, kamera inframerah menghasilkan gambar hitam-putih, yang berarti klasifikasi hanya didasarkan pada ciri-ciri morfologis dan tekstur [16].

G. Transfer Learning

Transfer learning diterapkan untuk meningkatkan efisiensi pelatihan dengan menggunakan bobot yang telah dilatih sebelumnya dari dataset (*Common Objects in Context*) COCO. Karena dataset COCO hanya berisi label umum (orang), maka dilakukan penyempurnaan model menggunakan dataset hitam-putih yang disesuaikan. Proses ini menyesuaikan ekstraksi fitur model agar dapat mengklasifikasikan postur tertentu: *standing person*, *bending person* dan *looking around* [17].

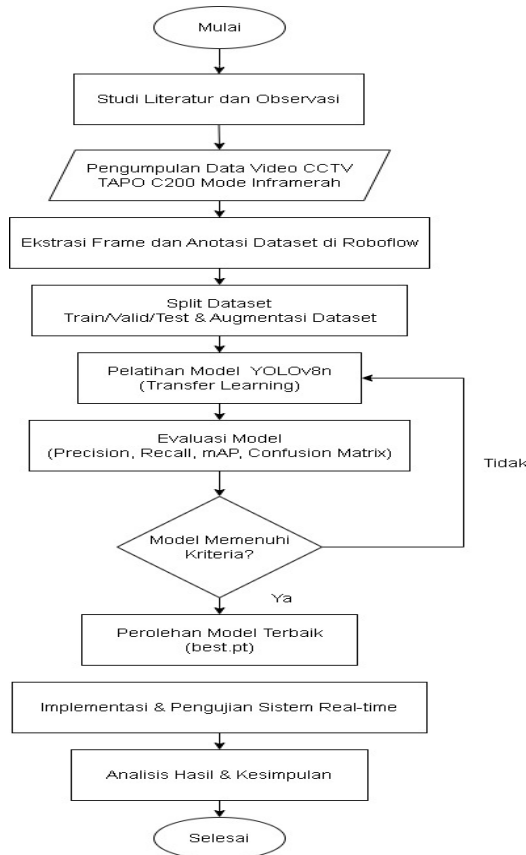
H. Matrix Evaluasi Model

Kinerja model pendeteksian objek dievaluasi menggunakan matriks kebingungan, yaitu sebuah tabel yang membandingkan label aktual dan label yang diprediksi [18], serta *True Positives* (deteksi yang benar), *True Negatives* (tidak terdeteksi yang benar), *False Positives* (deteksi yang salah) dan *False Negatives* (kesalahan deteksi) [19]. Dari matriks ini, presisi dihitung untuk mengukur keakuratan prediksi positif, dan *recall* untuk mengukur cakupan objek nyata yang berhasil terdeteksi [20], keduanya kemudian diseimbangkan oleh ($F1\text{-Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$) [21].

Sementara itu, (*Mean Average Precision*) mAP berfungsi sebagai metrik utama untuk mengukur baik akurasi klasifikasi maupun kualitas lokalisasi kotak pembatas. Baik pada ambang batas (*Intersection over Union*) IoU sebesar 0,5 (mAP@0.5) maupun sebagai rata-rata ketat di berbagai ambang batas IoU (mAP@0.5:0.95) [22]. Semua hasil deteksi ini divalidasi oleh Skor Keyakinan, yang merupakan tingkat keyakinan model dan sebagai ambang batas untuk keandalan prediksi [23].

III. METODOLOGI PENELITIAN

I. Alur Penelitian



Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian.

Pada gambar 3.1 menerangkan bahwa penelitian ini diawali dengan tinjauan pustaka mengenai *Computer Vision*, YOLOv8, citra inframerah, *Transfer Learning*, dan metrik evaluasi. Data video dari kamera inframerah kemudian dikonversi menjadi citra, diberi anotasi menggunakan *Roboflow*, dan dibagi menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian. Kumpulan data ini digunakan untuk melatih model YOLOv8n berbasis pembelajaran transfer hingga menghasilkan file bobot terbaik (*best.pt*). Tahap akhir melibatkan pengujian sistem secara *real-time*, termasuk mengevaluasi kinerja model, menganalisis hasil positif palsu, serta mengintegrasikan alarm audio dan pemberitahuan darurat melalui Telegram.

J. Perangkat Penelitian

Tabel 3. 1 Spesifikasi Perangkat Yang Digunakan.

No	Komponen	Spesifikasi
1.	Merk	Lenovo (LNVNB161216).
2.	CPU	AMD Ryzen 3020e with Radeon Graphics, 2 core, fabrikasi 12nm.
3.	RAM	8 GB DDR4-2400 MHz (Samsung), single channel.
4.	GPU	AMD Radeon Graphics (terintegrasi), memori 2 GB
5.	Penyimpan	SSD NVMe.

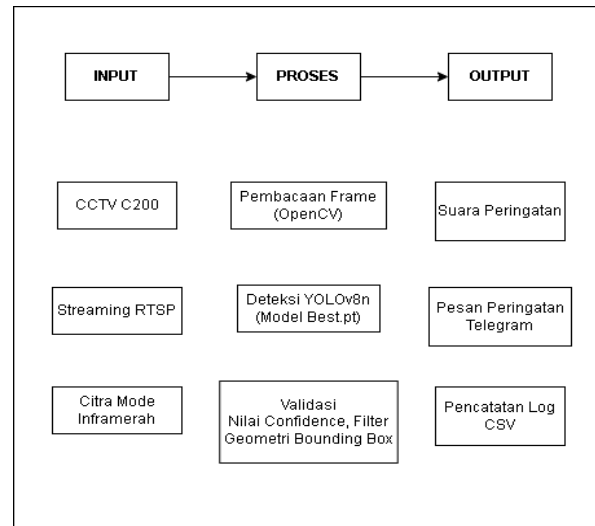
K. Lingkungan Pengawasan

Sistem keamanan ini dirancang untuk beroperasi di area terbuka di sekitar kamar sewaan. Lokasi ini dipilih karena kebutuhan untuk memantau akses (pintu), yang sering kali minim pencahayaan pada malam hari.

Parameter lingkungan pemantauan ditetapkan sebagai berikut:

1. Jarak dari kamera ke objek dalam bidang pandang: ± 2 meter. Jarak ini dipilih karena merupakan jarak ideal untuk interaksi fisik manusia di teras kecil atau di area koridor.
2. Menggunakan Kamera *TP-Link Tapo C200* dipasang di lokasi tetap, dengan mode inframerah diaktifkan.
3. Kondisi pencahayaan redup, yang berarti bahwa sistem hanya mengandalkan penangkapan siluet hitam-putih dari pantulan LED inframerah kamera.

L. Arsitektur Sistem



Gambar 3. 2 Diagram Blok Sistem.

Arsitektur sistem ini mengintegrasikan kamera CCTV dan modul RTSP untuk merekam aliran video dan mengekstrak gambar-gambar tersebut sebagai masukan utama. *Frame-frame* ini kemudian diproses oleh model YOLOv8n untuk menghasilkan kotak pembatas, label kelas, dan skor kepercayaan, yang selanjutnya dievaluasi oleh modul validasi.

Setelah hasil deteksi diverifikasi, modul alarm mengaktifkan alarm suara dan modul Telegram mengirimkan pemberitahuan darurat kepada pengguna, sementara seluruh log aktivitas secara otomatis direkam oleh modul pencatatan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Gambaran Umum Lingkungan Pengujian

Model YOLOv8n dievaluasi menggunakan kumpulan data gambar inframerah monokrom yang diambil oleh kamera *TP-Link Tapo C200* dalam kondisi cahaya redup

di Palembang. Tujuan pengujian ini adalah untuk menilai kemampuan model dalam mengenali bentuk, tekstur, dan siluet tubuh manusia pada tiga kategori aktivitas: orang yang berdiri, orang yang membungkuk, dan orang yang melihat ke sekeliling.



Gambar 4. 1 Area Pengujian Sistem.

B. Pra-Pemrosesan Data

Pengumpulan, pengelolaan, dan prapemrosesan data dilakukan menggunakan platform *Roboflow* dengan jenis proyek deteksi objek. Data mentah, yang terdiri dari rekaman video inframerah dari kamera CCTV, diekstraksi menjadi serangkaian bingkai, sehingga menghasilkan total 630 gambar yang dapat digunakan. Proses anotasi kemudian dilakukan secara manual dengan menggambar kotak pembatas di sekitar area tubuh objek manusia untuk tiga kelas target: orang yang berdiri, orang yang membungkuk, dan orang yang terjatuh. Kumpulan data yang telah diberi anotasi tersebut kemudian dibagi menjadi tiga subset, masing-masing berisi 80% data pelatihan, 10% data validasi, dan 10% data uji. Jumlah total objek yang diberi anotasi dalam kumpulan data ini adalah 1.638.

Tabel 4. 1 Distribusi Kelas Dataset.

Kelas	Train	Validation	Test
<i>Standing Person</i>	405	12	16
<i>Bending Person</i>	381	25	17
<i>Looking Around</i>	726	26	30
Total Anotasi	1.638 Objek		

- 1) *Augmentasi Dataset*: Untuk meningkatkan keragaman fitur visual dan mengurangi risiko *overfitting*, teknik *augmentasi* data diterapkan secara khusus hanya pada data pelatihan. Teknik-teknik yang digunakan meliputi pembalikan *horizontal*, *blur Gaussian*, kecerahan, *eksposur*, rotasi, dan *noise*. Pemilihan metode *augmentasi* data ini disesuaikan dengan karakteristik *noise* dan perubahan intensitas cahaya yang sering terjadi pada hasil tangkapan kamera inframerah. Dataset akhir kemudian diekspor dalam format standar YOLOv8.

Tabel 4. 2 Teknik *Augmentasi*.

Nama	Tujuan	Gambar
<i>Horizontal Flip</i>	Menambah variasi arah hadap objek.	
<i>Gaussian Blur</i>	Mensimulasikan gambar buram atau kurang fokus	
<i>Brightness</i>	Mensimulasikan perubahan intensitas cahaya inframerah	
<i>Exposure</i>	Mensimulasikan perubahan tingkat paparan cahaya pada citra.	
<i>Rotation</i>	Menambah variasi sudut kemiringan objek.	
<i>Noise</i>	Mensimulasikan gangguan visual pada citra inframerah.	

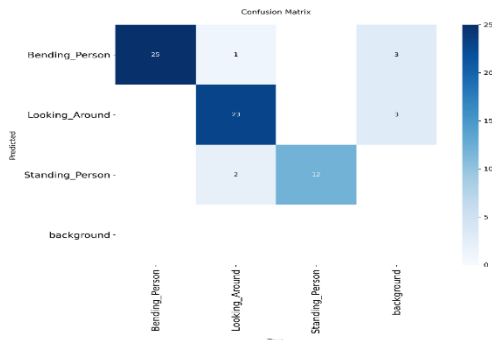
C. Pelatihan dan Evaluasi Model

Fase pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur YOLOv8n di lingkungan *Google Colab*, dengan pendekatan transfer *learning* selama 100 *epoch*. Berdasarkan hasil pelatihan, diperoleh berkas bobot model terbaik (*best.pt*), dan kinerjanya kemudian dievaluasi.

Tabel 4. 3 Hasil Akhir Pelatihan Model.

Metrik	Data Validasi	Data Test
<i>Precision</i>	0,950	0,945
<i>Recall</i>	0,930	0,916
<i>mAP@0,5</i>	0,974	0,930
<i>mAP@0,5:0,95</i>	0,871	0,827
<i>F1-Score</i>	0,940	0,930

- 1) *Analisis Confusion Matrix:* Analisis menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa model ini andal dalam membedakan kelas-kelas target. Model ini berhasil mendeteksi semua kelas *Bending Person* dengan tingkat keberhasilan 100% pada data validasi (25 prediksi benar dari 25 titik data aktual). Kesalahan klasifikasi paling menonjol terjadi pada kelas *Looking Around*, yang disebabkan oleh kurangnya informasi warna pada gambar inframerah, sehingga model tersebut sepenuhnya mengandalkan siluet dan bentuk tubuh objek.



Gambar 4. 2 *Confusion Matrix.*

D. Pengujian Sistem Real-time

Model *best.pt* diimplementasikan dalam bahasa pemrograman *Python* dan menggunakan pustaka *OpenCV* untuk membaca aliran video CCTV (siaran langsung *RTSP*) secara *real-time*. Sistem ini dilengkapi dengan filter kotak pembatas yang memeriksa kelayakan proporsi suatu objek sebelum alarm dipicu. Pengujian terhadap kecepatan gerak objek target di area pengawasan telah menunjukkan bahwa sistem ini mampu merespons berbagai skenario kecepatan secara efektif.

- 1) *Mendeteksi Standing Person:* Dalam uji kelas *Standing Person*, sistem berhasil mendeteksi objek manusia dalam posisi berdiri. Hal ini ditandai dengan munculnya kotak pembatas di sekeliling tubuh objek serta label *Standing Person* dengan nilai kepercayaan sebesar 0,89. Karena objek manusia tersebut memang benar-benar ada dan sistem berhasil mendeteksinya sesuai dengan kelas yang diuji, hasil ini diklasifikasikan sebagai *true positive*.



Gambar 4. 3 Objek Terdeteksi *Standing Person*.

- 2) *Mendeteksi Bending Person:* Dalam pengujian kelas *Bending Person*, sistem berhasil mengenali objek manusia dalam posisi membungkuk. Kotak pembatas menunjukkan bahwa sistem berhasil menentukan area objek tersebut, sedangkan label *Bending Person* menunjukkan hasil klasifikasi posisi tubuh. Karena objek manusia dalam posisi membungkuk terdeteksi dengan benar, kasus ini diklasifikasikan sebagai *true positive*.



Gambar 4. 4 Objek Terdeteksi *Bending Person*.

- 3) *Mendeteksi Looking Around:* Dalam uji kelas *Looking Around*, sistem berhasil mendeteksi subjek manusia saat mereka menatap ke arah tertentu atau memutar kepala untuk melihat sekeliling. Hasil deteksi ditampilkan di layar sistem menggunakan kotak pembatas dan label *Looking Around*. Karena aktivitas manusia yang terdeteksi sesuai dengan situasi sebenarnya, hasil ini diklasifikasikan sebagai *true positives*.



Gambar 4. 5 Objek Terdeteksi *Looking Around*.

- 4) *Hasil Pengujian Objek Non-Manusia:* Sistem mengenali objek non-manusia yaitu rak sepatu yang tampak sebagai siluet manusia pada gambar inframerah. Sistem memproses deteksi ini secara langsung menggunakan filter kotak pembatas. Sistem secara otomatis menghitung *area ratio* dan *aspect_ratio* dari kotak pembatas tersebut. Sistem segera mengembalikan status *REJECTED*, yang berarti bahwa *aspect_ratio* terlalu lebar, karena proporsi kotak pembatas rak sepatu melebihi batas persentil statistik yang telah ditetapkan.



Gambar 4. 6 Pengujian Objek Non-Manusia.

Tabel 4. 4 Hasil Pengujian Kecepatan Objek Bergerak.

Skenario	Waktu	Speed	Hasil	Ket.
Lambat	50 detik	0,04 m/s	Lolos Filter	Objek terdeteksi stabil dan konsisten karena waktu menetap yang lama di dalam area pantau kamera.
Normal	10 detik	0,20 m/s	Lolos Filter	Objek terdeteksi dengan baik. Bentuk siluet tubuh masih tertangkap jelas pada mode inframerah sehingga rasio geometri tetap valid.
Cepat (Berjalan cepat/berlari kecil)	7 detik	0,29 m/s	Lolos Filter	Objek berhasil terdeteksi, meski gerakan cepat menghasilkan sedikit <i>motion blur</i> pada citra inframerah akibat keterbatasan FPS.

- 5) *Pengujian Suara Peringatan*: Uji coba dilakukan untuk menentukan apakah sistem dapat mengeluarkan peringatan seketika saat objek terdeteksi. Dalam penelitian ini, aktivasi sinyal peringatan tidak didokumentasikan dalam bentuk rekaman audio terpisah, tetapi diverifikasi melalui data log CSV, khususnya pada kolom (status). Kolom (status) menunjukkan hasil akhir dari proses deteksi dan validasi geometris. Status *REJECTED* berarti sistem memantau objek tapi menolaknya karena rasio aspek yang tidak sesuai. Sebaliknya, status *DETECTED* menunjukkan bahwa objek telah divalidasi sebagai orang target, dan suara peringatan segera dijalankan. Berdasarkan hasil protokol pengujian, tercatat 167 entri dengan status *DETECTED*. Hal ini menunjukkan bahwa sistem berhasil memicu peringatan segera saat objek target tervalidasi. Sebaliknya, 226 entri yang terkait dengan rak sepatu ditandai dengan status *REJECTED*, yang membuktikan bahwa sistem berhasil menekan alarm dari objek non-manusia.

Tabel 4. 5 Hasil Pengujian Status Alarm Dari Log CSV.

Skenario	Jumlah	Status		Ket.
Tiga kelas target.	167 Baris	0 Baris	167 Baris	Suara peringatan aktif pada deteksi yang memenuhi kriteria.
Objek rak sepatu.	226 Baris	226 Baris	0 Baris	Suara peringatan aktif, tetapi termasuk <i>false positive</i> .
Area kosong.	0	0	0	Tidak ada suara karena tidak ada deteksi.

- 6) *Integrasi Notifikasi Telegram*: Integrasi notifikasi Telegram menunjukkan bahwa sistem ini tidak hanya melakukan deteksi visual, tetapi juga memberikan umpan balik kepada pengguna. Hal ini sejalan dengan konsep sistem keamanan berbasis *Internet of Things* (IoT) yang menggunakan notifikasi otomatis untuk mempercepat respons pengguna terhadap ancaman potensial.

Tabel 4. 6 Hasil Notifikasi Telegram.

Kondisi	Pesan Telegram
<i>Standing Person</i>	 A Telegram notification from 'Detect_Project bot' showing a warning message in Indonesian: 'PERINGATAN! Aktivitas mencurigakan terdeteksi! Kelas : standing_person Confidence tertinggi: 0.89 Waktu : 2026-06-20 05:37:04'. Below the text is a video frame showing a person standing, with a red bounding box around them. The video is from 'tapo' and has a timestamp of 05:37.
<i>Bending Person</i>	 A Telegram notification from 'Detect_Project bot' showing a warning message: 'PERINGATAN! Aktivitas mencurigakan terdeteksi! Kelas : bending_person Confidence tertinggi: 0.90 Waktu : 2026-06-20 05:38:40'. Below the text is a video frame showing a person bending over, with a red bounding box around them. The video is from 'tapo' and has a timestamp of 05:38.
<i>Looking Around</i>	 A Telegram notification from 'Detect_Project bot' showing a warning message: 'PERINGATAN! Aktivitas mencurigakan terdeteksi! Kelas : looking_around Confidence tertinggi: 0.87 Waktu : 2026-06-20 05:38:06'. Below the text is a video frame showing a person looking around, with a red bounding box around them. The video is from 'tapo' and has a timestamp of 05:38.

Tabel 4. 7 Hasil Pengujian Notifikasi Telegram.

Kondisi Pengujian	Deteksi Valid	Notifikasi Telegram	Keterangan
Area kosong	Tidak	Tidak terkirim	Sesuai, karena tidak ada deteksi valid
<i>Standing Person</i>	Ya	Terkirim	Berhasil
<i>Bending person</i>	Ya	Terkirim	Berhasil
<i>Looking around</i>	Ya	Terkirim	Berhasil
Rak sepatu	Ditolak	Tidak Terkirim	Sebagai <i>True Negative</i>

Pada tabel 4.7 menunjukkan bahwa notifikasi Telegram hanya dikirim ketika objek manusia terdeteksi dan lolos mekanisme penyaringan geometris (*DETECTED*). Dalam kasus rak sepatu, tidak ada notifikasi Telegram yang dikirim, karena sistem langsung memblokir kotak pembatas (*REJECTED*).

E. Evaluasi Sistem Real-time

Evaluasi akhir sistem waktu nyata mencakup perbandingan hasil pelatihan model, keluaran deteksi, dan respons sistem dalam berbagai skenario pengujian. Model (*best.pt*), yang diperoleh dari proses pelatihan, berfungsi sebagai model utama untuk program deteksi dan diintegrasikan dengan filter kotak pembatas geometris.

Hasil pengujian mengkonfirmasi kemampuan sistem untuk mendeteksi tiga kelas aktivitas yakni, *Standing Person*, *Bending Person* dan *Looking Around*. Sistem secara konsisten menunjukkan kebenaran, baik ketika area yang dipantau kosong maupun ketika objek non-manusia. Ini mengkonfirmasi bahwa filter geometris secara efektif menghilangkan *false positive* tanpa perlu penundaan waktu.

Namun, sistem menunjukkan beberapa keterbatasan dalam hal *false negative*. Hal ini dapat terjadi ketika seseorang berada dalam posisi rentan, sulit dikenali, atau sebagian terpotong di tepi bingkai kamera. Hasil ini menunjukkan bahwa kinerja deteksi waktu nyata tidak hanya bergantung pada akurasi model yang dilatih, tetapi juga sangat dipengaruhi oleh lokasi fisik objek, bidang pandang lensa, kualitas citra inframerah, dan karakteristik lingkungan pengujian. Secara keseluruhan, pengujian waktu nyata menunjukkan bahwa sistem keamanan otomatis berbasis model YOLOv8n secara efektif melakukan fungsi deteksi, verifikasi waktu nyata, dan pemberitahuan, sesuai dengan desainnya.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, penelitian ini menghasilkan beberapa kesimpulan berikut:

1. Model kustom YOLOv8n telah berhasil dikembangkan dan diterapkan untuk mengklasifikasikan tiga postur, yaitu *standing*

person, *bending person*, dan *looking around*, pada citra inframerah secara *real-time*.

2. Proses pelatihan YOLOv8n menggunakan dataset kustom menghasilkan model terbaik (*best.pt*) dengan performa yang kuat dan stabil. Pada data validasi, model memperoleh akurasi sebesar 0,950, *recall* 0,930, dan *mAP@0,5* sebesar 0,974. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi objek target dalam kondisi pencahayaan rendah.
3. Integrasi sistem peringatan dini telah berhasil dilakukan sehingga sistem dapat beroperasi secara *real-time*. Penerapan mekanisme validasi geometris berdasarkan *bounding box* terbukti efektif dalam mengurangi *false positive*. Ketika objek yang memenuhi kriteria valid terdeteksi, sistem secara langsung mengaktifkan peringatan suara, mengirimkan notifikasi Telegram beserta bukti visual, serta merekam data kuantitatif ke dalam berkas berformat CSV.

REFERENSI

- [1] H. Afreen, M. Kashif, Q. Shaheen, Y. H. Alfaifi, and M. Ayaz, "IoT-Based Smart Surveillance System for High-Security Areas," *Appl. Sci.*, vol. 13, no. 15, 2023, doi: 10.3390/app13158936.
- [2] G. Lavanya and S. D. Pande, "Enhancing Real-time Object Detection with YOLO Algorithm," *EAI Endorsed Trans. Internet Things*, vol. 10, pp. 1–9, 2024, doi: 10.4108/eetiot.4541.
- [3] M. S. K. Namana and B. U. Kumar, "An Efficient and Robust Night-Time Surveillance Object Detection System Using YOLOv8 and High-Performance Computing," *Int. J. Saf. Secur. Eng.*, vol. 14, no. 6, pp. 1763–1773, 2024, doi: 10.18280/ijss.140611.
- [4] S. Seifi, J. Ott, C. Carbonelli, L. Servadei, and R. Wille, "Interpretable hand gesture recognition: a rule-based framework for radar-based gesture onset detection and classification," *Int. J. Microw. Wirel. Technol.*, 2025, doi: 10.1017/S1759078725102535.
- [5] Y. Elmir, H. Touati, and O. Melizou, "Intelligent Video Recording Optimization using Activity Detection for Surveillance Systems," *Acta Univ. Sapientiae, Inform.*, vol. 16, no. 1, pp. 286–306, 2025, doi: 10.47745/ausi-2024-0015.
- [6] H. Jiang and Y. Zheng, "Learning to see moving objects in the dark," *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis.*, pp. 7323–7332, 2019, doi: 10.1109/ICCV.2019.00742.
- [7] S. Abba, A. M. Bizi, J. A. Lee, S. Bakouri, and M. L. Crespo, "Real-time object detection, tracking, and monitoring framework for security surveillance systems," *Helvion*, vol. 10, no. 15, p. e34922, 2024, doi: 10.1016/j.helivon.2024.e34922.
- [8] M. Islam, A. S. Dukyil, S. Alyahya, and S. Habib, "An IoT Enable Anomaly Detection System for Smart City Surveillance," *Sensors*, vol. 23, no. 4,

- 2023, doi: 10.3390/s23042358.
- [9] A. R. Bhagyashri Kumbhar, Pranav Pisal, Kunal Kene, "Suspicious Activity Detection Using Machine Learning," *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 11, 2023, doi: 10.22214/ijraset.2023.52486.
- [10] R. Nandhini Abirami, P. M. Durai Raj Vincent, K. Srinivasan, U. Tariq, and C. Y. Chang, "Deep CNN and Deep GAN in Computational Visual Perception-Driven Image Analysis," *Complexity*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/5541134.
- [11] R. R. Shelke, "Active Security Surveillance and Object Detection," *Int. J. Inf. Technol. Comput. Eng.*, no. 45, pp. 38–47, 2024, doi: 10.55529/ijtc.45.38.47.
- [12] Purwono, A. Ma'arif, W. Rahmانيar, H. I. K. Fathurrahman, A. Z. K. Frisky, and Q. M. U. Haq, "Understanding of Convolutional Neural Network (CNN): A Review," *Int. J. Robot. Control Syst.*, vol. 2, no. 4, pp. 739–748, 2022, doi: 10.31763/ijrcs.v2i4.888.
- [13] D. Nimma *et al.*, "Object detection in real-time video surveillance using attention based transformer-YOLOv8 model," *Alexandria Eng. J.*, vol. 118, pp. 482–495, 2025, doi: 10.1016/j.aej.2025.01.032.
- [14] J. Terven, D. M. Córdova-Esparza, and J. A. Romero-González, "A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS," *Mach. Learn. Knowl. Extr.*, vol. 5, no. 4, pp. 1680–1716, 2023, doi: 10.3390/make5040083.
- [15] F. Hermens, "Automatic object detection for behavioural research using YOLOv8," *Behav. Res. Methods*, vol. 56, no. 7, pp. 7307–7330, 2024, doi: 10.3758/s13428-024-02420-5.
- [16] G. Wan and T. Ming, "A Lightweight Object Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8," *Comput. Artif. Intell.*, vol. 2, no. 2, pp. 37–43, 2025, doi: 10.70267/cai.25v2n2.3743.
- [17] A. K. Mtashre, D. M. Kareem, and Z. A. Muhsen, "Enhancing Object Detection Techniques Through Transfer Learning and Pre-trained Models," *Mağallā' al-'ulūm al-handasiyyā' wa-al-tiknūlūgiyā al-ma'lūmāt*, vol. 3, no. 8, pp. 39–45, 2024, doi: 10.26389/ajsrp.k270724.
- [18] J. Görtler *et al.*, "Neo: Generalizing Confusion Matrix Visualization to Hierarchical and Multi-Output Labels," *Conf. Hum. Factors Comput. Syst. - Proc.*, 2022, doi: 10.1145/3491102.3501823.
- [19] O. Rainio, J. Teuho, and R. Klén, "Evaluation metrics and statistical tests for machine learning," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, pp. 1–15, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-56706-x.
- [20] M. Trigka and E. Dritsas, "A Comprehensive Survey of Machine Learning Techniques and Models for Object Detection," *Sensors*, vol. 25, no. 1, 2025, doi: 10.3390/s25010214.
- [21] K. Takahashi, K. Yamamoto, A. Kuchiba, and T. Koyama, "Confidence interval for micro-averaged F1 and macro-averaged F1 scores," *Appl. Intell.*, vol. 52, no. 5, pp. 4961–4972, 2022, doi: 10.1007/s10489-021-02635-5.
- [22] B. Khalili and A. W. Smyth, "SOD-YOLOv8—Enhancing YOLOv8 for Small Object Detection in Aerial Imagery and Traffic Scenes," *Sensors*, vol. 24, no. 19, 2024, doi: 10.3390/s24196209.
- [23] S. Wenkel, K. Alhazmi, T. Liiv, S. Alrshoud, and M. Simon, "Confidence score: The forgotten dimension of object detection performance evaluation," *Sensors*, vol. 21, no. 13, pp. 1–21, 2021, doi: 10.3390/s21134350.