

Kamera Pengawasan Cerdas Berbasis WebSocket untuk Deteksi Real-Time Ketidakpatuhan Penggunaan APD Kesehatan dan Keselamatan Kerja di Kawasan Industri

Oleh:

Rivaldi Azis Sabarto,

Indah Sulistiyowati

Progam Studi Teknik Elektro

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Februari, 2026



Pendahuluan

Peningkatan pelanggaran K3 di lingkungan industri menuntut sistem pengawasan yang lebih cerdas dan proaktif, karena metode konvensional seperti kunci pintu dan CCTV masih bersifat manual dan retrospektif. Dengan memanfaatkan IoT melalui ESP32-S3 dan WebSocket, sistem pengawasan dapat berjalan real-time dan responsif dengan komunikasi dua arah yang cepat. ESP32-S3 mampu melakukan pemrosesan citra dan inferensi AI secara lokal untuk mendeteksi penggunaan APD seperti helm dan rompi keselamatan, sehingga mengurangi latensi, beban data, dan risiko privasi. Sistem ini menampilkan notifikasi pelanggaran secara langsung, visualisasi kepatuhan pekerja, serta dashboard web untuk pemantauan video real-time, statistik, dan kontrol perangkat. Dengan pendekatan edge computing, solusi ini efisien, berbiaya rendah, mudah diterapkan, dan cocok untuk usaha kecil maupun lokasi kerja sementara.

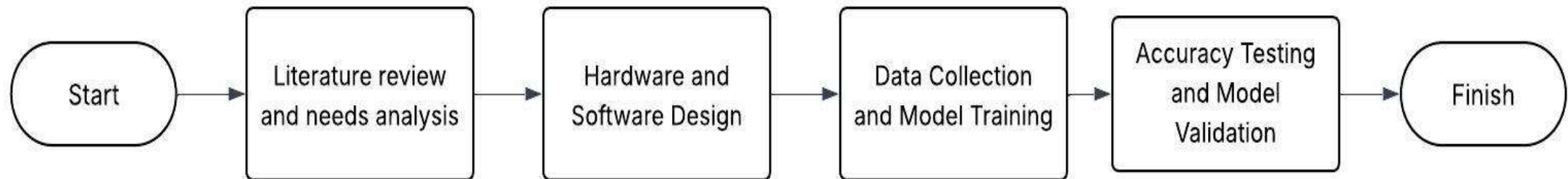
Pertanyaan Penelitian (Rumusan Masalah)

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka rumusan masalah dari *Project* ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana merancang sistem kamera pengintai berbasis ESP32 yang mampu melakukan monitoring secara real-time melalui webserver?
2. Bagaimana sistem dapat mendeteksi pelanggaran K3 secara otomatis menggunakan kamera dan memberikan respon berupa alarm melalui buzzer?
3. Bagaimana cara mengintegrasikan fungsi kontrol dan monitoring dalam satu antarmuka web agar mudah diakses pengguna melalui jaringan lokal?

Metode

Proses penelitian melibatkan berbagai tahapan, termasuk tinjauan pustaka, analisis kebutuhan, desain perangkat keras dan perangkat lunak, pengumpulan data, pembangunan model pelatihan, serta pengujian dan validasi akurasi



Metode

1) Tinjauan Pustaka dan Analisis Kebutuhan

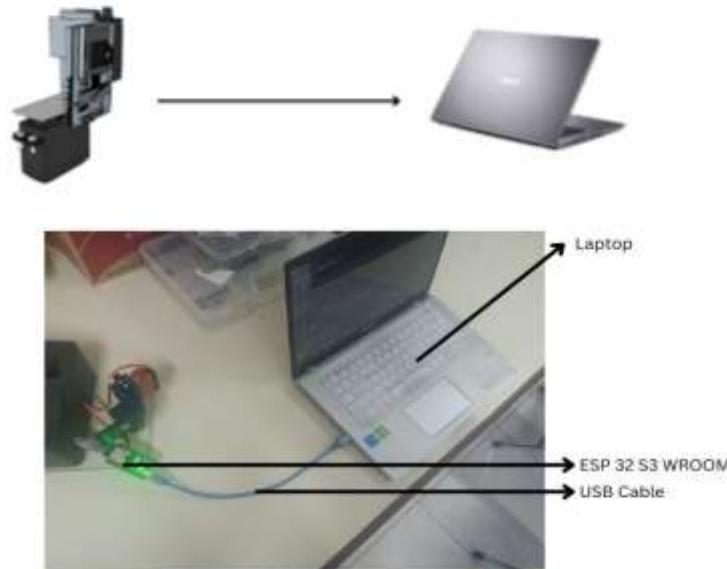
Ini adalah langkah pertama penelitian, di mana peneliti melakukan tinjauan pustaka atau penelitian pada studi sebelumnya untuk mengumpulkan data dan teori pendukung. Dengan mengumpulkan berbagai fakta dan hipotesis pendukung dari studi sebelumnya, peneliti dapat melakukan analisis kebutuhan untuk penelitian. Berikut ini adalah kebutuhan untuk penelitian ini

- 1) Sebuah platform pengembangan AI (kecerdasan buatan). Dalam hal ini, platform yang digunakan adalah Edge Impulse Studio, yang tersedia secara online di edgeimpulse.com.
- 2) Mikrokontroler ESP32 S3 dan kamera OV5640 berfungsi sebagai perangkat keras untuk mengambil gambar Alat Pelindung Diri (APD) yang akan diklasifikasikan.
- 3) Arduino IDE adalah perangkat lunak pengembangan mikrokontroler untuk memprogram ESP32 S3 dan Kamera OV5640.
- 4) Sebuah laptop dengan spesifikasi RAM 8GB dan sistem operasi Windows 11.

Metode

2. Hardware dan Software Design

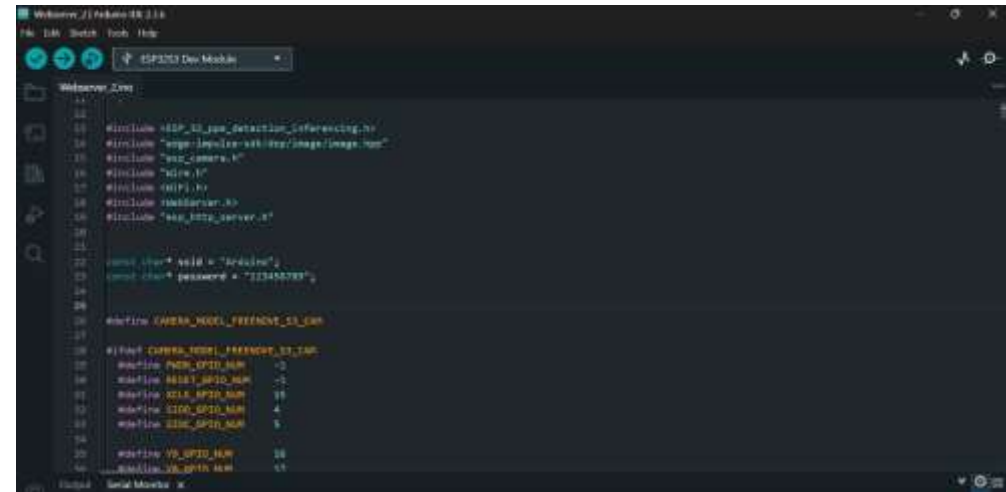
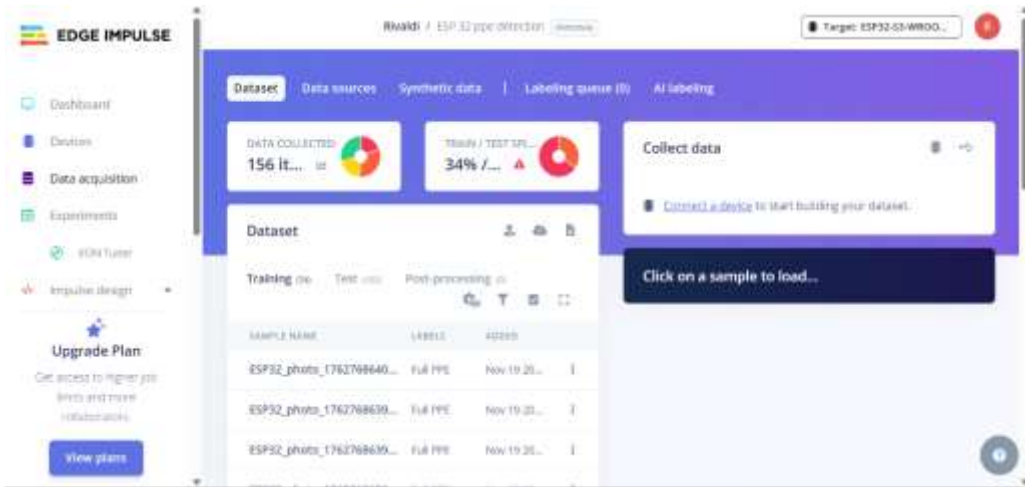
Berdasarkan analisis kebutuhan, perangkat keras yang diperlukan adalah ESP32 S3 WROOM, kamera OV5640, dan laptop. Desainnya sederhana, yaitu menghubungkan laptop dan ESP32 S3 melalui kabel USB, seperti yang diilustrasikan pada gambar di bawah ini



Metode

2. Hardware dan Software Design

Perangkat lunak yang digunakan adalah Edge Impulse Studio sebagai platform pengembangan AI dan Arduino IDE untuk memprogram ESP32-S3 dan Kamera OV5640. Berikut adalah tangkapan layar Edge Impulse Studio dan Arduino IDE



Metode

3. Pengumpulan Data dan Model Training

Pada tahap ini, data yang dikumpulkan berupa dataset gambar, atau gambar-gambar yang akan digunakan sebagai model pelatihan untuk klasifikasi objek. Dalam hal ini, gambar yang dikumpulkan adalah jenis-jenis alat pelindung diri. Pengumpulan gambar sampel diperoleh menggunakan kamera OV5640 yang diprogram melalui Arduino IDE. Dalam penelitian ini, para peneliti akan menggunakan empat jenis objek untuk diklasifikasikan: Tanpa APD, Pakaian Keselamatan, Helm, Pakaian Keselamatan, dan Helm Keselamatan. Berikut adalah jumlah data sampel yang digunakan untuk pelatihan model

Object	Train	Test
Without PPE	28	16
Safety Helmet	30	17
Safety Garment	20	11
Safety Helmet and Safety Garment	20	10
Data Collected		152

Metode

3. Pengumpulan Data dan Model Training

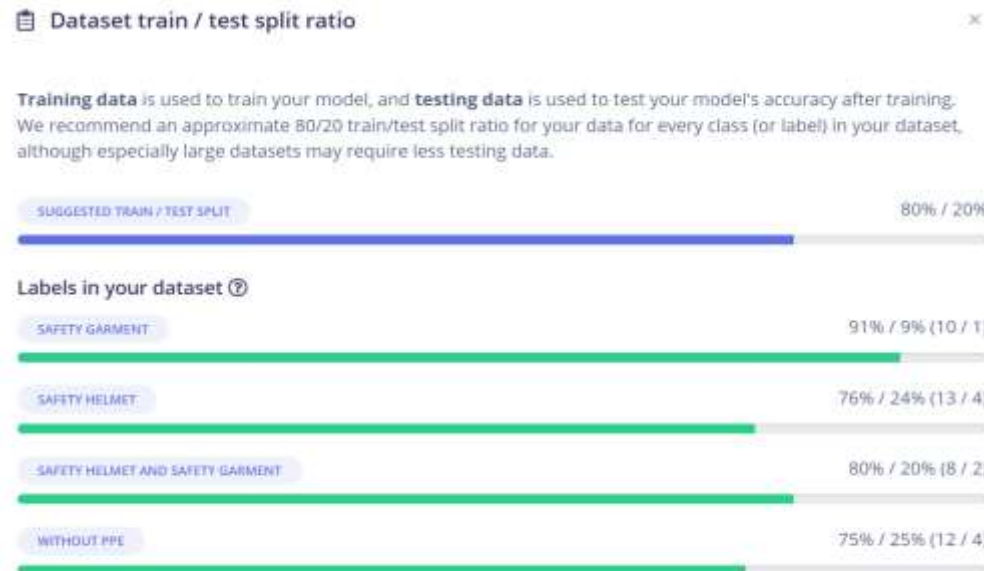
Sistem Edge Impulse Studio secara otomatis menentukan jumlah kumpulan data sampel saat memberi tag pada foto yang dikirimkan.



Metode

3. Pengumpulan Data dan Model Training

Setelah mengunggah data sampel ke Edge Impulse Studio, langkah selanjutnya adalah memberi label pada setiap gambar sampel secara individual agar dapat diklasifikasikan ke dalam model yang akan dilatih. Data kemudian dibagi rata antara sampel pelatihan dan pengujian. Hal ini dilakukan dengan membagi jumlah sampel pelatihan dan pengujian menjadi sekitar 80/20. Tujuannya adalah untuk meningkatkan akurasi pelatihan model



Metode

4. Akurasi dan Testing Validasi

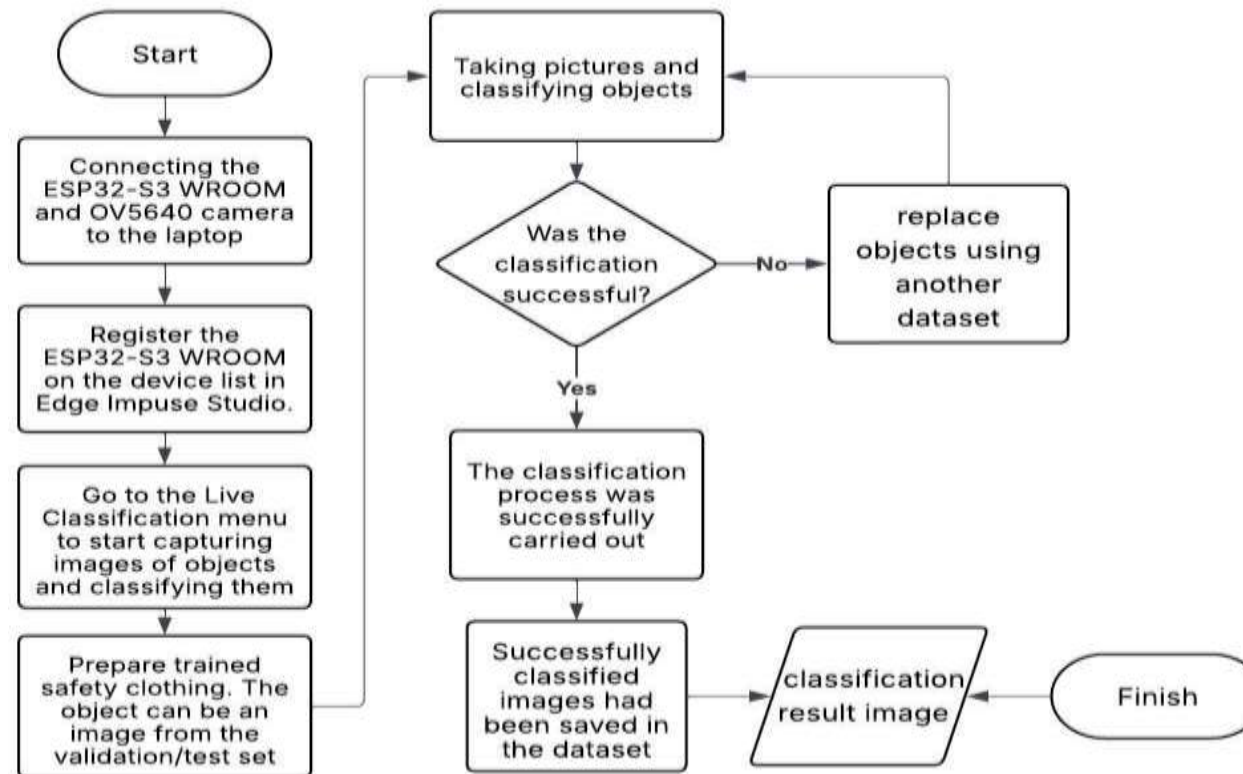
Selama proses pelatihan model, Edge Impulse Studio menggunakan Matriks Konfusi untuk menghitung akurasi setiap hasil pelatihan model. Matriks ini akan membandingkan setiap objek yang dikategorikan dengan objek lain dan latar belakangnya. Kesalahan yang lebih rendah berarti akurasi yang lebih tinggi, dan sebaliknya. Skor F1, atau nilai akurasi tertinggi, dihitung dengan merata-ratakan nilai akurasi untuk setiap objek. Akibatnya, semakin tinggi skor F1, semakin akurat model pelatihannya. Rumus penilaian F1 dapat ditemukan pada persamaan di bawah ini

$$\begin{aligned} \text{F1 Score} &= \frac{2}{\frac{1}{\text{Precision}} + \frac{1}{\text{Recall}}} \\ &= \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \end{aligned}$$

Metode

4. Akurasi dan Testing Validasi

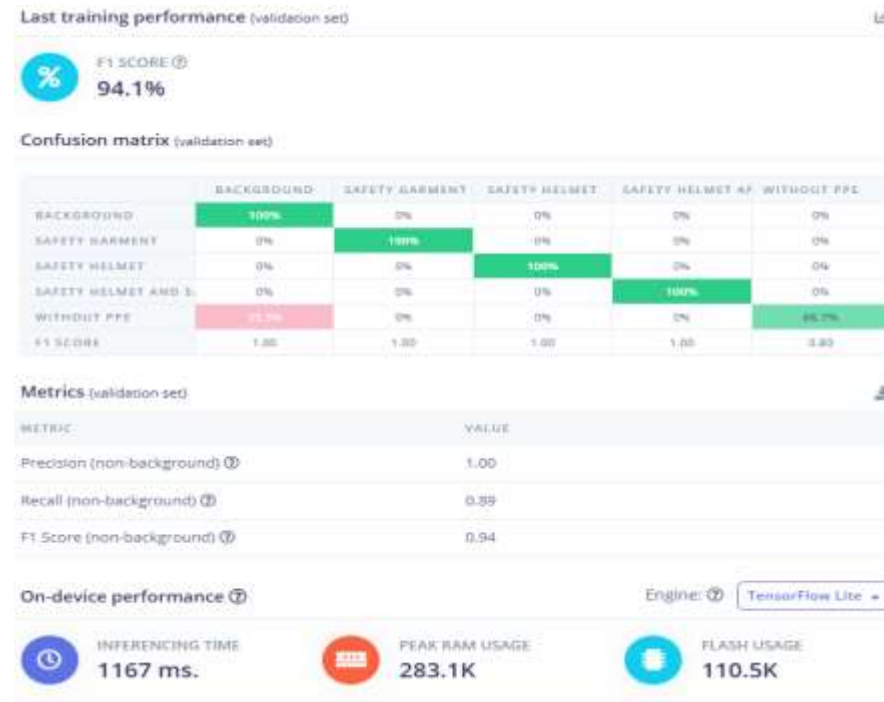
Kemampuan Klasifikasi Langsung Edge Impulse Studio digunakan selama prosedur pengujian klasifikasi. Untuk melakukannya, ikuti langkah-langkah berikut ini:



Hasil

1. Hasil Model Training

Edge Impulse Studio memberikan hasil yang akurat untuk setiap objek yang dilatih secara instan setelah pelatihan model. Hasil pelatihan ditampilkan sebagai matriks kebingungan. Para peneliti mencapai temuan pengujian berikut setelah menyelesaikan pelatihan model.



Hasil

2. Demonstrasi Live Classification

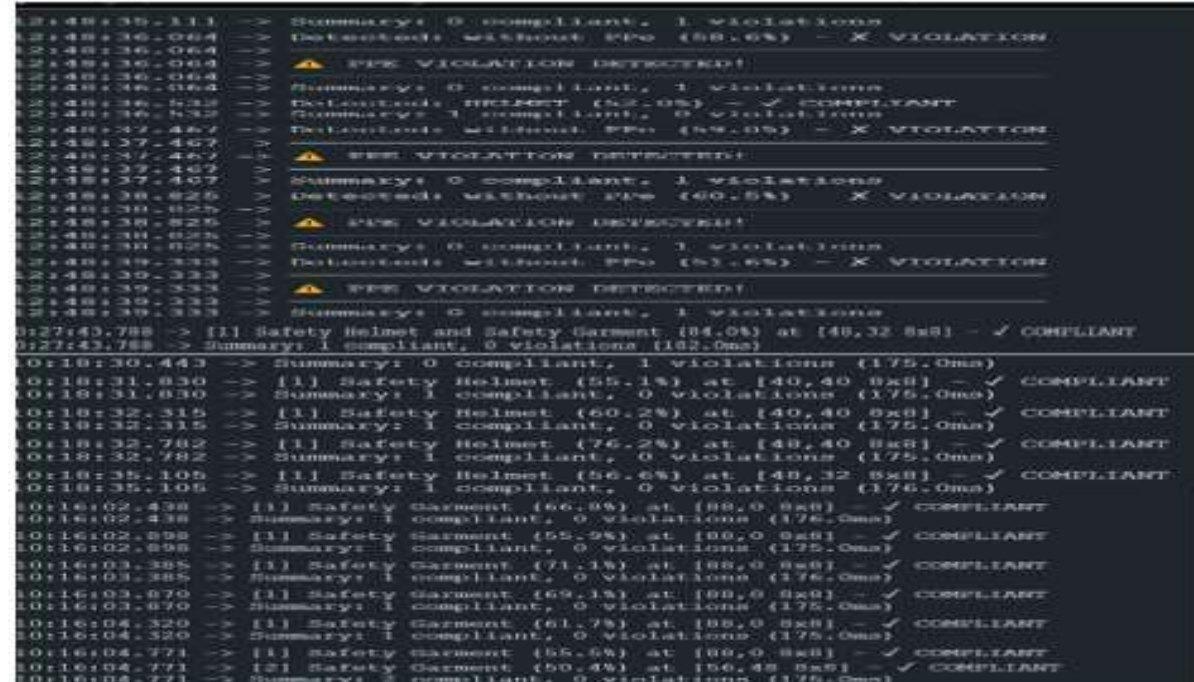
Model akhir diimplementasikan pada ESP32-S3 dengan membuat pustaka Arduino melalui menu *Deployment* di Edge Impulse Studio. Pustaka yang dihasilkan diunduh, dimuat ke Arduino IDE, lalu diunggah ke ESP32-S3. Setelah implementasi berhasil, dilakukan demonstrasi klasifikasi objek menggunakan ESP32-S3 dan kamera OV5640 dengan foto pakaian keselamatan dari dataset uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem berhasil mengidentifikasi item APD pada gambar yang ditampilkan di monitor komputer. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel dibawah ini

Object	Classification Result	Accuracy	Number of Trials
Without PPE	Without PPE (Success)	60.5 %	1 time (immediately detected)
Safety Helmet	Safety Helmet (Success)	76,2 %	1 time (immediately detected)
Safety Garment	Safety Garment (Success)	81,6%	1 time (immediately detected)
Safety Garment and Safety Helmet	Safety Garment and Safety Helmet (Success)	84,0%	1 time (immediately detected)

Hasil

2. Demonstrasi Live Classification

Gambar berikut menunjukkan hasil percobaan pengambilan gambar menggunakan ESP32-S3 WROOM dan OV5640 CAM, beserta hasil klasifikasinya



Hasil

2. Demonstrasi Via Webserver

Demonstrasi sistem ini memanfaatkan kemampuan ESP32-S3 untuk menjalankan server web, yang berfungsi sebagai antarmuka utama untuk menampilkan rekaman kamera langsung dan hasil inferensi model Edge Impulse AI. Server web diakses melalui jaringan Wi-Fi lokal dengan memasukkan alamat IP yang ditampilkan oleh modul setelah pengaturan



Pembahasan

Jika diimplementasikan di industri dengan resolusi QVGA, atau 320 x 240 piksel, jangkauan deteksi hanya dapat mencapai 5-10 meter, menekankan perlunya sistem multi-kamera dalam mendeteksi area yang luas. Selain itu, akurasi deteksi dapat menurun sebesar 20-40% dalam situasi di mana kondisi pencahayaan buruk, terdapat silau tinggi, atau di lingkungan luar ruangan, dan penggunaan modul inframerah untuk operasi 24/7 atau metode manual otomatis hibrida harus dipertimbangkan untuk meningkatkan akurasi. Lebih jauh lagi, sistem dapat mengalami penurunan kinerja dengan masuknya lebih dari 3-4 karyawan dalam gambar, bertentangan dengan persyaratan jalur perakitan di mana kepadatan karyawan dapat mencapai 40%.

Untuk memastikan efisiensi pengawasan, kamera harus ditempatkan di titik-titik strategis di mana kontrol sangat penting. Titik-titik ini termasuk titik masuk/keluar, batas zona bahaya, atau stasiun kerja berisiko tinggi di mana karyawan bergerak melintasi zona tersebut. Ini dikenal sebagai model titik pemeriksaan, di mana pengawasan 100% dipastikan di titik-titik kritis meskipun jangkauan sensor individual terbatas. Untuk tujuan ini, untuk fasilitas penyimpanan besar atau area konstruksi, modul ESP32 perlu diterapkan berdasarkan zonasi, dengan setiap modul berfokus pada batas 8x8 meter untuk memastikan zona tumpang tindih demi transisi yang mulus.

Temuan Penting Penelitian

1. Sistem berhasil mendeteksi ketidakpatuhan penggunaan APD secara real-time dengan latensi rendah menggunakan WebSocket.
2. Inferensi AI berbasis edge pada ESP32-S3 berjalan efektif tanpa ketergantungan server, sekaligus menjaga privasi data.
3. Dashboard web memungkinkan pemantauan langsung, visualisasi kepatuhan, dan notifikasi pelanggaran secara terpadu.
4. Solusi ini efisien, berbiaya rendah, dan fleksibel, sehingga sesuai untuk kawasan industri dan lokasi kerja sementara.

Manfaat Penelitian

1. Membantu perusahaan dalam memantau kepatuhan penggunaan APD secara otomatis dan real-time, sehingga mengurangi risiko kecelakaan kerja.
2. Mengurangi ketergantungan pada pengawasan manual dan meningkatkan efektivitas sistem keamanan K3.
3. Menyediakan solusi efisien, ekonomis, dan mudah diterapkan, terutama untuk kawasan industri skala kecil dan lokasi kerja sementara.

Referensi

- [1] A. Badri, B. Boudreau-trudel, and A. Saâdeddine, "Occupational health and safety in the industry 4 .0 era : A cause for major concern ?," *Saf. Sci.*, vol. 109, no. August 2017, pp. 403–411, 2018, doi: 10.1016/j.ssci.2018.06.012.
- [2] S. Al-Azani, H. Luqman, M. Alfarraj, A. A. I. Sidig, A. H. Khan, and D. Al-Hamed, "Real-Time Monitoring of Personal Protective Equipment Compliance in Surveillance Cameras," *IEEE Access*, vol. 12, no. September, pp. 121882–121895, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3451117.
- [3] N. Mitrovi and M. Đor, "Implementation of WebSockets in ESP32 based IoT Systems," pp. 261–264, 2021.
- [4] V. Hyginus et al., *Integrating IoT sensors and machine learning for sustainable precision agroecology : enhancing crop resilience and resource efficiency through data - driven strategies , challenges , and future prospects*. Springer International Publishing, 2025. doi: 10.1007/s44279-025-00247-y.
- [5] M. Cabanillas-carbonell, J. S. Rivera, and J. S. Muñoz, "Artificial intelligence in video surveillance systems for suspicious activity detection and incident response : A systematic literature review," vol. 19, no. 3, pp. 389–405, 2025.
- [6] S. Sathya and M. S. Swetha, "Real-Time Chat Application with Web Socket for Network Efficiency," 2025.
- [7] S. Automatisés, D. Priyasta, and R. Septiawan, "Enabling EV Roaming Through Cascading WebSockets in OCPP 1 . 6, vol. 56, no. 3, pp. 437–449, 2023.
- [8] Y. S. Baraskar, P. Gawande, and P. V. Ambhore, "EXPLORING THE CAPABILITIES OF ESP32-S3 : AN ADVANCED IOT DEVELOPMENT BOARD FOR NEXT-GENERATION EDGE COMPUTING," no. 11, pp. 5219–5227, 2025.
- [9] L. Zhang, W. Guo, and C. Lv, "Science in One Health Modern technologies and solutions to enhance surveillance and response systems for emerging zoonotic diseases," *Sci. One Heal.*, vol. 3, no. August 2023, p. 100061, 2024, doi: 10.1016/j.soh.2023.100061.
- [10] N. Abekiri, A. Rachdy, M. Ajaamoum, B. Nassiri, L. Elmahni, and Y. Oubail, "Platform for hands-on remote labs based on the ESP32 and," *Sci. African*, vol. 19, p. e01502, 2023, doi: 10.1016/j.sciaf.2022.e01502.

Referensi

- [11] J. C. Palomares-salas, J. Maria, J. C. Palomares-salas, J. Maria, P. Remigio-carmona, and J. Jos, "ScienceDirect n n Characterization Characterization and and Performance Performance Evaluation Evaluation of of ESP32 ESP32 for for Synchronized Sensor Networks Real-time Synchronized Sensor Networks," vol. 00, no. 2022, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.05.104.
- [12] J. Paul et al., "ScienceDirect Extraction of Measurement Device Information on an ESP32 Extraction of Measurement Device Information on an ESP32 Microcontroller : TinyML for Image Processing Microcontroller : TinyML for Image Processing," 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.09.670.
- [13] M. Novak, P. Doležal, O. Budík, L. Ptáček, J. Geyer, and R. G. Blue, "Engineering Science and Technology , an International Journal Intelligent inspection probe for monitoring bark beetle activities using embedded IoT real-time object detection," Eng. Sci. Technol. an Int. J., vol. 51, no. May 2023, p. 101637, 2024, doi: 10.1016/j.jestch.2024.101637.
- [14] D. Hercog, T. Lerher, and M. Truntiř, "Design and Implementation of ESP32-Based IoT Devices," no. 1, 2023.
- [15] P. Dani, P. Adi, and Y. Wahyu, "Performance evaluation of ESP32 Camera Face Recognition for various projects," vol. 02, pp. 10–21, 2022, doi: 10.31763/iota.v2i1.512.
- [16] S. M. Kulkarni, S. Umadi, R. M. Amogh, S. S. Airani, and M. M. Raikar, "ScienceDirect Grading and Classification of Tomatoes Using ESP32-CAM and Impulse Cloud based IoT Platform for Sustainability," Procedia Comput. Sci., vol. 260, pp. 938–946, 2025, doi: 10.1016/j.procs.2025.03.277.
- [17] G. R. Pinaso, L. M. Figueiredo, O. R. Júnior, and M. Rogério, "s emina," pp. 1–9, 2024, doi: 10.5433/1679-0375.2024.v45.49197.
- [18] I. O. P. C. Series and M. Science, "Weather prediction system and recommendation of plant varieties as an effort to minimize harvest failure with android-based Backpropagation Artificial Neural Networks Weather prediction system and recommendation of plant varieties as an effort to minimize harvest failure with android- based Backpropagation Artificial Neural Networks," 2021, doi: 10.1088/1757-899X/1098/3/032027.
- [19] J. Chaoraignern, V. Tipsuwanporn, and A. Numsomran, "Artificial Intelligence for the Classification of Plastic Waste Utilizing TinyML on Low-Cost Embedded Systems," vol. 13, no. 6, pp. 2328–2337, 2023.
- [20] N. Li, L. Cheng, C. Ji, S. Dongye, and M. Li, "An Improved Framework for Airport Detection under the Complex and Wide Background," IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens., vol. 15, pp. 9545–9555, 2022, doi: 10.1109/JSTARS.2022.3217040.

- [21] M. Rina, A. Azullya, and L. Nurliyana, "Deep learning mango fruit recognition based on TensorFlow lite," vol. 9, no. 3, pp. 565–576, 2023.
- [22] G. George, S. Adeshina, and M. M. Boukar, "INTELLIGENT SYSTEMS AND APPLICATIONS IN ENGINEERING Development of Android Application for Facial Age Group Classification Using TensorFlow Lite," pp. 0–3, 2023.
- [23] K. Filus and J. Doma, "Computers & Security Software vulnerabilities in TensorFlow-based deep learning applications," vol. 124, 2023, doi: 10.1016/j.cose.2022.102948.
- [24] N. Chieng and A. Sallang, "A CNN-Based Smart Waste Management System Using TensorFlow Lite and LoRa-GPS Shield in Internet of Things Environment," vol. 9, 2021.
- [25] Y. Adhimanata, I. Sulistiyowati, A. Wisaksono, S. D. Ayuni, U. M. Sidoarjo, and J. Timur, "Overload Monitoring and Warning System for 3-Phase Electric Motorcycle based on IoT," vol. 7, no. 1, pp. 30–41, 2025, doi: 10.12928/biste.v7i1.12262.

