



WebSocket-Based Smart Surveillance Camera for Real-Time Detection of Occupational Health and Safety PPE Non-Compliance in Industrial Areas [Kamera Pengawasan Cerdas Berbasis WebSocket untuk Deteksi Real-Time Ketidakpatuhan Penggunaan APD Kesehatan dan Keselamatan Kerja di Kawasan Industri]

Rivaldi Azis Sabarto¹⁾

¹⁾Program Studi Teknik Elektro, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia

*Email: indah_sulistiowati@umsida.ac.id

Abstract. *In industrial settings, ensuring adherence to Occupational Health and Safety (OHS) Personal Protective Equipment (PPE) regulations continues to be a crucial challenge. The creation of a WebSocket-based smart surveillance camera system for the real-time identification and reduction of PPE infractions is discussed in the paper. The proposed system includes an ESP32-S3 microcontroller accompanied by an OV5640 camera module, acting as an edge-processing embedded platform. The Edge Impulse machine learning framework was used to train image classification and detection models, enabling efficient low-latency inference directly on the device. A websocket enabled web server streams video frames in real time for constant monitoring, with instant display using regular browsers without wasting bandwidth. Experimental results demonstrate that even with limited computational resources, the system is able to perform on-device inference with very high responsiveness and good detection accuracy. This technology provides a scalable and affordable way to enhance OHS compliance monitoring in industry, reduce reliance on manual supervision, and encourage proactive risk mitigation methodologies.*

Keywords - ESP32-S3, OV5640, Edge Impulse, IoT, PPE, Webserver

Abstrak. *Dalam lingkungan industri, memastikan kepatuhan terhadap peraturan Keselamatan dan Kesehatan Kerja (K3) dan Alat Pelindung Diri (APD) tetap menjadi tantangan penting. Makalah ini membahas pembuatan sistem kamera pengawasan cerdas berbasis WebSocket untuk identifikasi dan pengurangan pelanggaran APD secara real-time. Sistem yang diusulkan mencakup mikrokontroler ESP32-S3 yang disertai modul kamera OV5640, yang bertindak sebagai platform tertanam pemrosesan tepi. Kerangka kerja pembelajaran mesin Edge Impulse digunakan untuk melatih model klasifikasi dan deteksi gambar, memungkinkan inferensi latensi rendah yang efisien langsung pada perangkat. Server web yang mendukung WebSocket mengalirkan frame video secara real-time untuk pemantauan terus-menerus, dengan tampilan instan menggunakan browser biasa tanpa membuang bandwidth. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa bahkan dengan sumber daya komputasi yang terbatas, sistem mampu melakukan inferensi pada perangkat dengan responsivitas yang sangat tinggi dan akurasi deteksi yang baik. Teknologi ini menyediakan cara yang terukur dan terjangkau untuk meningkatkan pemantauan kepatuhan K3 di industri, mengurangi ketergantungan pada pengawasan manual, dan mendorong metodologi mitigasi risiko proaktif.*

Kata Kunci – ESP32-S3, OV5640, Edge Impulse, IoT, PPE, Webserver

I. PENDAHULUAN

Seiring meningkatnya pelanggaran kesehatan dan keselamatan kerja (K3) di lingkungan industri, keamanan menjadi pertimbangan yang semakin penting. Berbagai tindakan telah dilakukan untuk melindungi tempat kerja, seperti memasang mekanisme penguncian pada pintu atau memasang kamera pengawas (CCTV)[1]. Namun, prosedur ini masih dianggap tidak efektif dalam mencegah pelanggaran kesehatan dan keselamatan kerja karena seringkali bergantung pada pengawasan manual dan pemeriksaan retrospektif rekaman video daripada intervensi proaktif secara langsung[2].

Dengan kemajuan teknologi, terutama di Internet of Things (IoT), penggunaan internet menjadi lebih luas, termasuk di bidang pengawasan. Salah satu aplikasinya adalah penggunaan sistem kendali otomatis jarak jauh yang dibangun di atas perangkat seperti ESP32-S3 dan terhubung ke platform websocket[3]. Integrasi ini menghasilkan sistem yang kohesif di mana sensor, kamera, dan aktuator berkomunikasi dengan lancar melalui jaringan, memungkinkan solusi keamanan dan keselamatan yang lebih cerdas dan responsif[4].

Industri ini memiliki potensi untuk meningkatkan keamanan dengan menggunakan sistem pengawasan video. Sistem pengawasan video modern melibatkan penggunaan kamera digital yang terhubung ke komputer (PC) untuk memungkinkan penyimpanan data dan pemantauan melalui server WebSocket [5]. Server WebSocket membantu komunikasi dua arah antara klien dan server melalui pembentukan koneksi tunggal dan permanen setelah jabat tangan awal dengan klien [6]. ESP32-S3 memiliki pemrosesan dual-core, konektivitas Wi-Fi/Bluetooth, dan akselerasi AI on-chip, menjadikannya sempurna untuk pemrosesan gambar real-time. Dengan menggunakan model AI yang dilatih

untuk mendeteksi APD (helm keselamatan dan pakaian keselamatan), ia dapat mengevaluasi umpan video secara lokal dan memberikan peringatan ketika terjadi pelanggaran, mengurangi transfer data dan meningkatkan waktu respons[8]. Sistem pengawasan modern meningkatkan keamanan dan keselamatan kerja dengan memberikan pemberitahuan real-time untuk pelanggaran seperti hilangnya alat pelindung diri, memasuki area terlarang, atau penggunaan mesin tanpa izin[9]. Dengan menghubungkan teknologi ini ke basis data dan dasbor cloud, data dapat disimpan untuk audit, analisis tren, dan deteksi risiko prediktif, memungkinkan tindakan pencegahan diterapkan sebelum kecelakaan terjadi[10]. Secara keseluruhan, ini merupakan pergeseran dari pemantauan pasif ke penegakan keselamatan proaktif dan otomatis, yang bermanfaat bagi keamanan aset, keselamatan pekerja, dan kepatuhan terhadap peraturan[11].

Sistem deteksi APD berbasis ESP32-S3 ini menghadirkan cara baru pengawasan keselamatan di lingkungan industri melalui perpaduan AI edge dan faktor-faktor yang dapat diimplementasikan di dunia nyata[12]. Tidak seperti sistem deteksi APD pada umumnya, yang bergantung pada server cloud yang mahal atau hanya berfokus pada deteksi APD sederhana tanpa interpretasi hasil yang terkait dengan konteks, karya yang diusulkan ini melakukan seluruh inferensi pada platform ESP32-S3 berbiaya rendah dan memberikan umpan balik yang berharga tentang aspek keselamatan. Salah satu aspek baru dari sistem ini adalah diferensiasi visual real-time berdasarkan kepatuhan keselamatan pekerja menjadi dua kategori: satu yang mengenakan APD seperti rompi dan helm, yang ditandai dengan kotak pembatas berkode warna hijau, dan yang lainnya melanggar keselamatan karena tidak mengenakan perlengkapan keselamatan yang tepat, yang ditandai dengan kotak pembatas berkode warna merah[13]. Kebaruan sistem ini juga terletak pada optimasi konektivitas hotspot seluler, dan koneksi Wi-Fi di lokasi penyebaran, lebih disukai di area konstruksi, unit penyimpanan, atau pengaturan kerja sementara apa pun[14].

Dasbor web terintegrasi menyediakan umpan kamera langsung dengan resolusi QVGA (320x240) dengan data statistik yang ditambahkan, termasuk angka kepatuhan, latensi inferensi, dan pemberitahuan pelanggaran, yang dapat diakses di komputer mana pun yang terhubung ke jaringan yang sama[15]. Selain itu, sistem ini mencapai waktu inferensi yang cepat dan menjaga privasi pengguna karena model Edge Impulse menjalankan seluruh pemrosesan pada perangkat yang sama. Interaksi antara Edge AI, kepatuhan yang divisualisasikan, mobilitas, dan kemudahan pengembangan memungkinkan sistem pemantauan keselamatan fungsional yang dapat diimplementasikan dengan biaya yang jauh lebih rendah daripada sistem standar, sehingga meningkatkan ketersediaan teknologi keselamatan tempat kerja untuk bisnis kecil dan lokasi kerja sementara[16].

Makalah ini mengusulkan sistem pemantauan dan kontrol peringatan waktu nyata yang dicapai menggunakan pengaturan sistem kamera keamanan ESP32 yang memiliki server web terintegrasi dan komponen suara peringatan (buzzer). Proyek ini menggunakan ESP32-S3 dan modul kamera yang sesuai (seperti OV5640) untuk menampilkan pemantauan di situs web lokal melalui konektivitas Wi-Fi untuk pemantauan waktu nyata dan pemicuan peringatan. Pengguna dapat memantau dan mengontrol output seperti servo dan buzzer menggunakan antarmuka peramban web umum. Proyek ini juga menyediakan kemampuan pengawasan mandiri yang tidak memerlukan interaksi manusia untuk menghasilkan peringatan melalui mekanisme penginderaan gerak dan aktivasi peringatan yang memungkinkan pengawasan otonom dan pemicuan peringatan tanpa campur tangan manusia dan tanpa perlu menginstal aplikasi seperti Blynk untuk pemicuan peringatan.

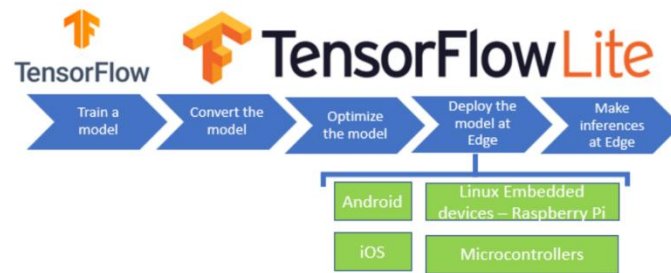
II. METODE

A. Machine Learning

Pembelajaran Mesin (Machine Learning/ML) adalah cabang AI yang ampuh yang dapat bermanfaat bagi bisnis dari semua ukuran dan sektor. Ini adalah solusi untuk menggantikan sumber daya dengan biaya operasional yang tinggi. Studi ini bertujuan untuk mengevaluasi platform Edge Impulse sebagai alat pembelajaran mesin[17]. Sistem ini menggunakan kerangka kerja low-code yang mengabstraksi pendekatan ML yang rumit, termasuk pemrosesan data dan struktur komponen AI. Hal ini menunjukkan pengurangan waktu selama proses pengembangan[18]. Edge Impulse menyediakan antarmuka yang ramah pengguna dengan alur logika yang jelas. Studi ini berfokus pada aplikasi untuk pengenalan objek, dengan tujuan untuk mencapai potensi sistem. Sistem melaporkan nilai akurasi yang dihasilkan secara otomatis sebesar 97,9% setelah pelatihan dan 89% setelah pengujian ulang 20 tikus awal yang difoto dari berbagai sudut, menunjukkan potensi overfitting[19]. Meskipun sistem menunjukkan potensi dalam mengklasifikasikan item. Penyesuaian pada koleksi gambar dapat meningkatkan kapasitas pengenalan model, karena survei menyimpulkan dengan gambar yang tidak mencukupi[20].

B. TensorFlow Lite Micro

TensorFlow Lite for Microcontrollers (TFLM) adalah versi perangkat lunak dari TensorFlow Lite yang dibangun terutama untuk menjalankan model pembelajaran mesin pada DSP, mikrokontroler, dan perangkat lain yang memiliki keterbatasan memori[21].

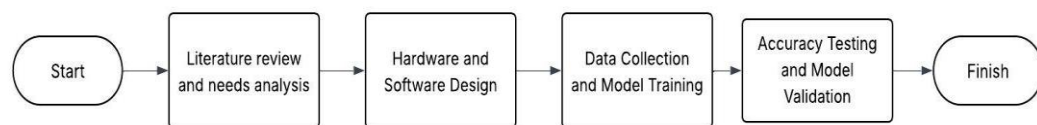


Gambar 1 Implementasi Diagram TFLM

TFLM beroperasi dalam empat langkah. Pertama, TFLM membaca Operator Resolver yang ditentukan dalam aplikasi. Operator Resolver mengelola API TensorFlow yang akan digunakan dalam mikrokontroler, meminimalkan jejaknya[22]. Tahap kedua melibatkan TFLM membaca ukuran memori yang ada. Dalam implementasi aplikasi, ruang memori yang dialokasikan biasanya disebut sebagai "Arena" atau "TensorArenaSize". Ruang memori ini akan digunakan untuk menyimpan input, output, array perantara, dan variabel lain yang dibutuhkan oleh interpreter TFLM. Mengembangkan interpreter TFLM yang mengambil model, Operator Resolver, dan TensorArenaSize adalah langkah ketiga[23]. Setelah itu, setelah inisialisasi, interpreter akan mengalokasikan semua RAM yang diperlukan. Interpreter akan menyediakan aplikasi dengan pointer memori yang mewakili model pada tahap keempat. Setelah itu, data input akan ditambahkan ke pointer ini. Setelah input selesai, interpreter akan mengeksekusi proses pemanggilan, menghitung model, dan menghasilkan output[24].

C. Percobaan

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.



Gambar 2 Tahapan Metode Penelitian

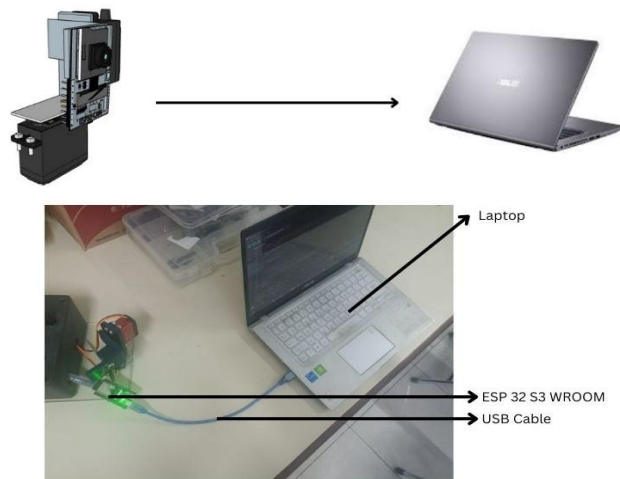
1) Tinjauan Pustaka dan Analisis Kebutuhan

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[25]. 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.

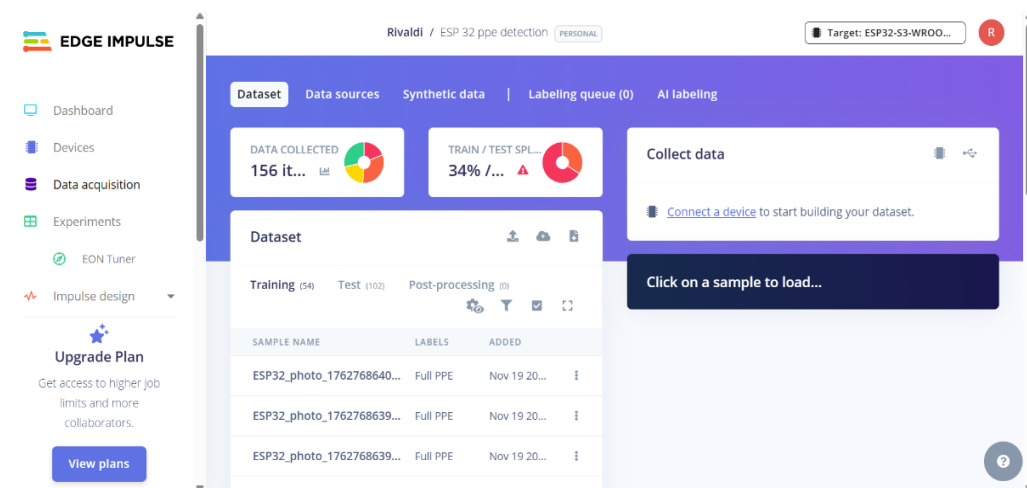
2) Hardware dan Software Design

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 3.

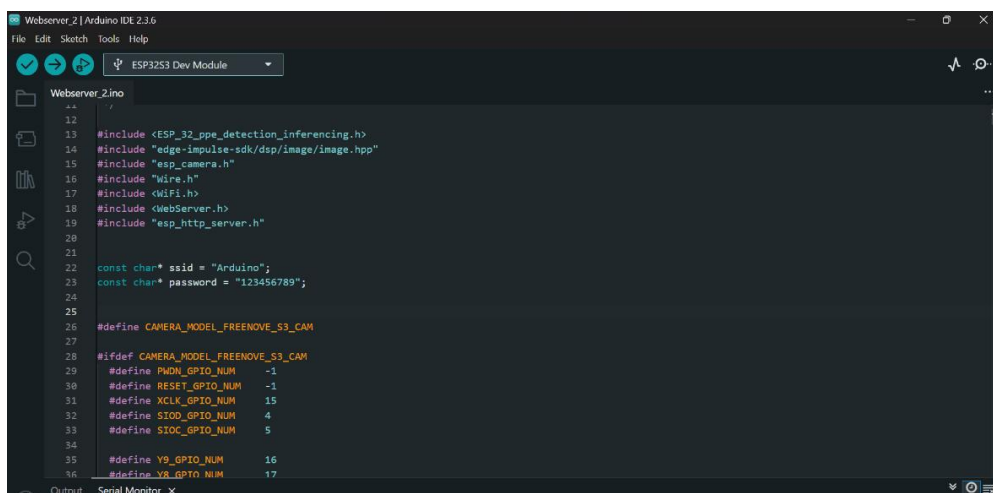


Gambar 5 Desain Hardware

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.



Gambar 4 Edge Impulse Dashboard Display



Gambar 3 Arduino IDE Display

3) Pengumpulan Data dan Model Training

a) Pengumpulan Data

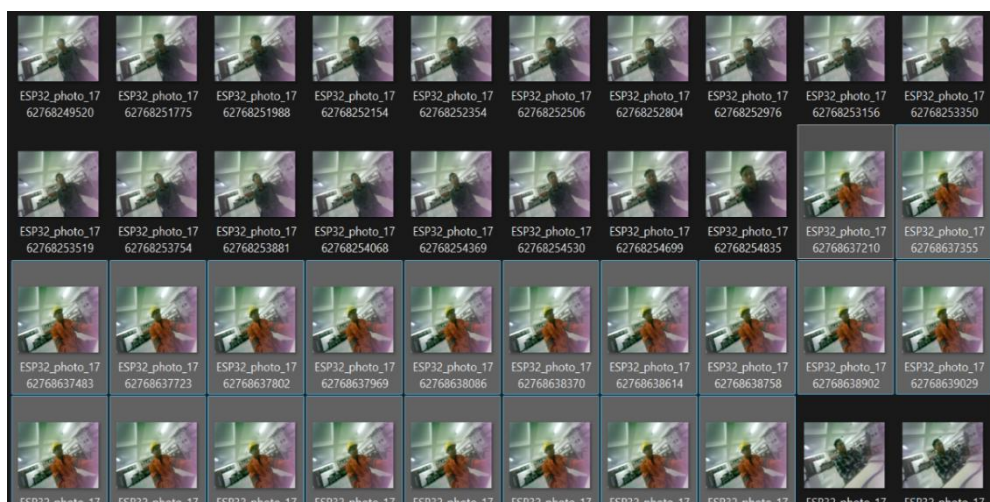
Pada tahap ini, data yang dikumpulkan berupa dataset gambar, atau gambar-gambar yang akan digunakan sebagai model pelatihan untuk klasifikasi objek. Dalam hal ini, gambar yang dikumpulkan adalah jenis-jenis alat pelindung diri. Pengumpulan gambar sampel diperoleh menggunakan kamera OV5640 yang diprogram 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:

Tabel 1 Total Sampel Dataset Untuk Model Training dan Testing

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

Tabel 1 menjelaskan distribusi dataset yang digunakan untuk melatih dan menguji model. Dataset tersebut mencakup gambar yang dibagi menjadi empat kelas berdasarkan penggunaan APD, yaitu pekerja yang tidak mengenakan APD, pekerja yang mengenakan helm pengaman, pekerja yang mengenakan pakaian pengaman, dan pekerja yang mengenakan helm pengaman dan pakaian pengaman. Sebanyak 98 sampel pelatihan diperoleh dengan mengumpulkan 28 gambar pekerja yang tidak mengenakan APD, 30 gambar pekerja yang mengenakan helm pengaman, 20 gambar pekerja yang mengenakan pakaian pengaman, dan 20 gambar pekerja yang mengenakan helm pengaman dan pakaian pengaman selama proses pelatihan. Untuk proses pengujian, dataset mencakup 16 gambar pekerja yang tidak mengenakan APD, 17 gambar pekerja yang mengenakan helm pengaman, 11 gambar pekerja yang mengenakan pakaian pengaman, dan 10 gambar pekerja yang mengenakan helm pengaman dan pakaian pengaman, yang berjumlah 54 sampel uji. Sebanyak 152 gambar dikumpulkan untuk membentuk dataset keseluruhan yang digunakan untuk melatih dan menguji model untuk memeriksa penggunaan APD di tingkat industri.

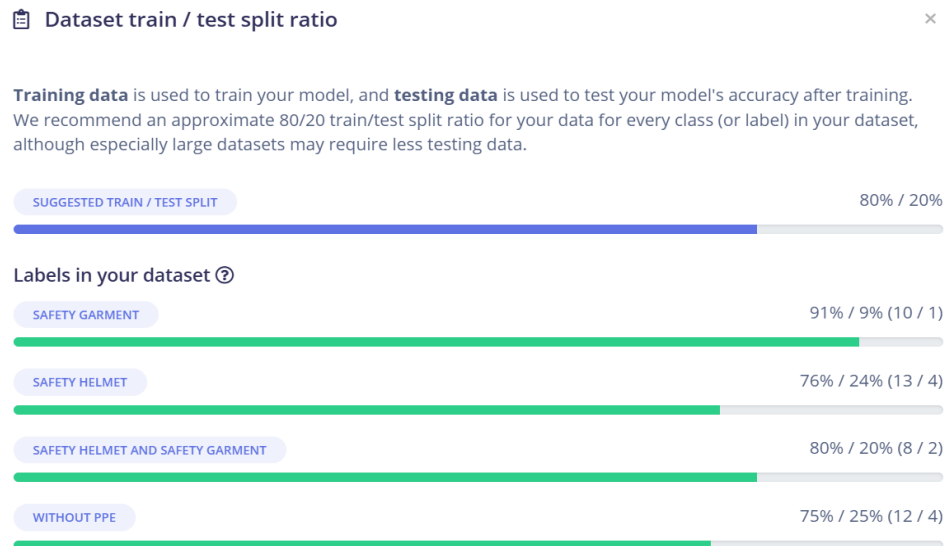
Sistem Edge Impulse Studio secara otomatis menentukan jumlah kumpulan data sampel saat memberi tag pada foto yang dikirimkan.



Gambar 6 Data Sampel

b) 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.



Gambar 7 Sampel data yang dikumpulkan diberi label dan dibagi dengan rasio sekitar

c) 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.

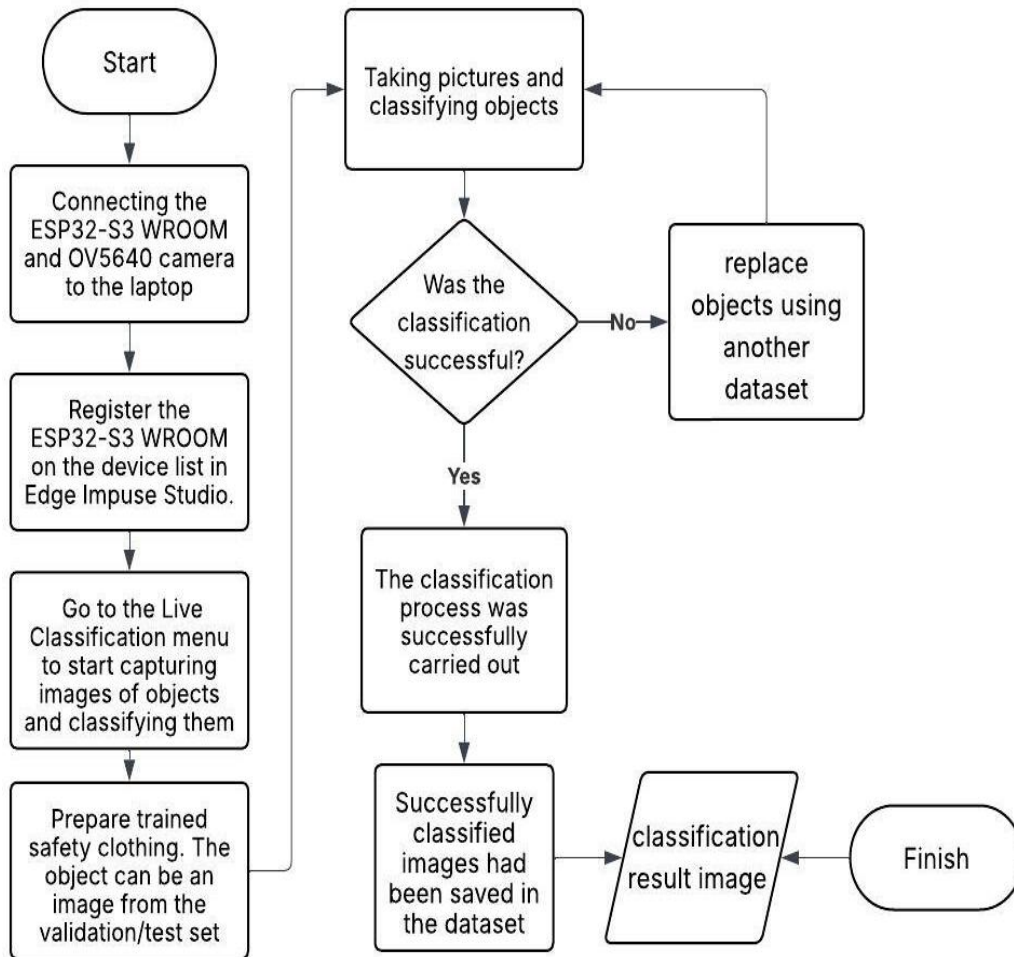
$$\text{F1 Score} = \frac{2}{\frac{1}{\text{Precision}} + \frac{1}{\text{Recall}}} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

Gambar 8 Formula Untuk Mengukur F1 Score

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

- 1) Hubungkan ESP32-S3 WROOM dan kamera OV5640 ke laptop.
- 2) Daftarkan ESP32-S3 WROOM pada daftar perangkat di Edge Impulse Studio.
- 3) Buka menu Klasifikasi Langsung untuk mulai mengambil gambar objek dan mengklasifikasikannya.
- 4) Siapkan pakaian keselamatan terlatih. Objek tersebut dapat berupa gambar dari set validasi/uji.
- 5) Ambil gambar dan klasifikasikan objek.
- 6) Jika proses klasifikasi berhasil, gambar akan diberi label dan disimpan ke dalam dataset.
- 7) Jika proses klasifikasi gambar gagal, ganti objek dengan menggunakan dataset yang berbeda atau dengan meningkatkan kualitas pengambilan gambar.

- 8) Jika Anda telah mengganti objek dengan dataset lain, ulangi langkah 5.
 9) Proses klasifikasi berhasil dilakukan.



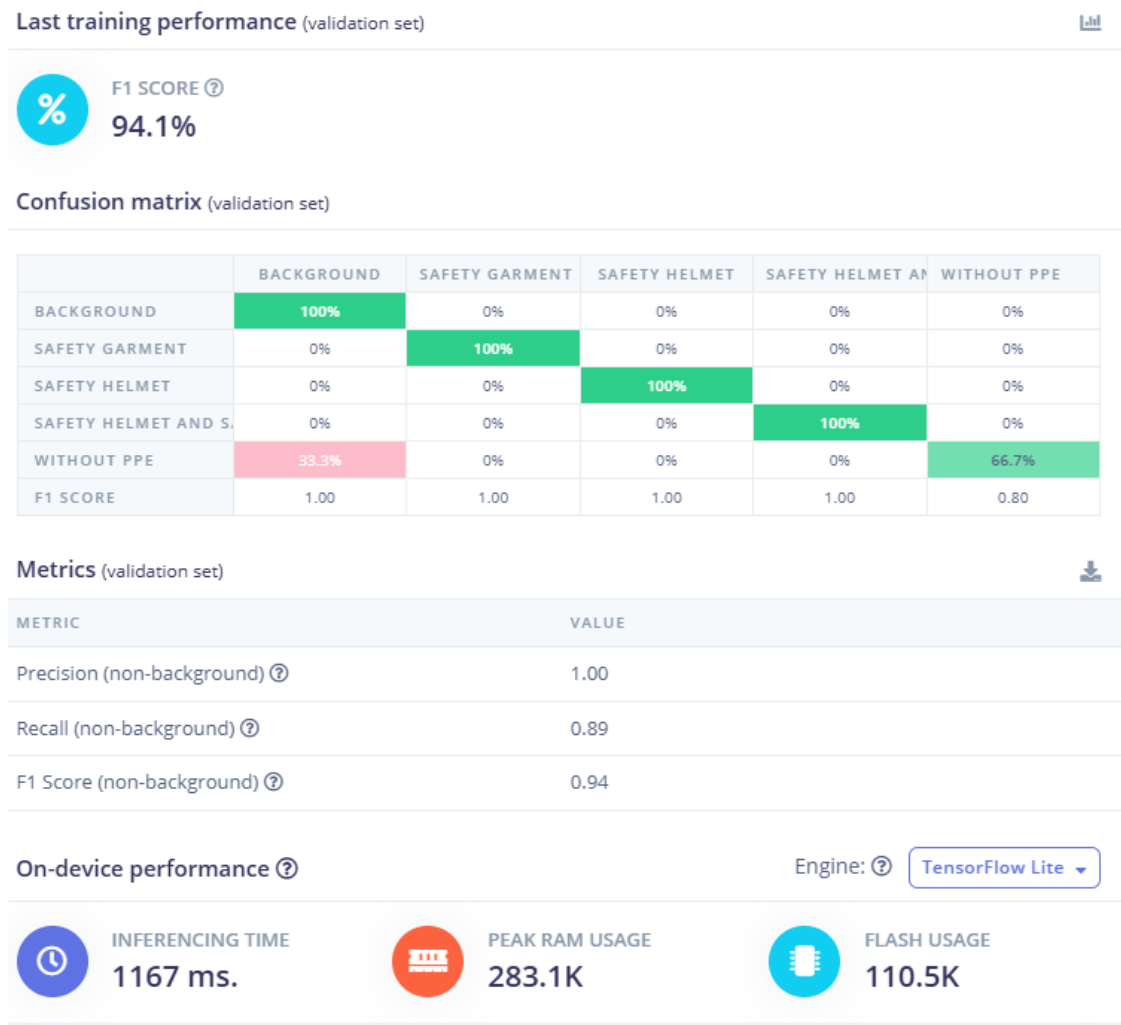
Gambar 9 Diagram alur cara kerja klasifikasi objek menggunakan ESP32-S3 dan kamera OV5640

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil penerapan metode penelitian, beberapa temuan dari penelitian yang dilakukan dapat dibahas.

A. 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.



Gambar 10 Hasil Pelatihan Model sebagai Confusion Matrix

Matriks ini menghasilkan hasil sebagai berikut:

- 1) Helm Keselamatan dan Pakaian Keselamatan dengan akurasi 100%
- 2) Helm Keselamatan dengan akurasi 100%
- 3) Pakaian Keselamatan dengan akurasi 100%
- 4) Tanpa APD dengan akurasi 66,7%
- 5) Skor F1 dengan akurasi 63,2%

Beberapa poin dapat dikemukakan mengenai hasil pelatihan model di atas, termasuk akurasi tinggi dari model Helm Keselamatan dan Pakaian Keselamatan, Helm Keselamatan, dan Pakaian Keselamatan. Namun, model Tanpa APD memiliki skor F1 yang lebih rendah dari rata-rata. Hal ini disebabkan oleh data sampel yang diunggah kurang akurat dalam pengkategorian. Faktor lain adalah keterbatasan penggunaan RAM yang disebabkan oleh perangkat keras target, ESP32-S3, yang hanya memiliki RAM 512KB. Akibatnya, sistem memadatkan model yang dipelajari sehingga dapat diterapkan pada ESP32-S3.

B. Demonstrasi Live Classification

Model akhir dapat diimplementasikan ke perangkat yang akan melakukan klasifikasi. Dalam hal ini, perangkat tersebut adalah ESP32-S3. Untuk mengimplementasikan model, pustaka Arduino harus dibuat dan diunggah ke ESP32-S3. Untuk mengimplementasikan model, navigasikan ke menu Deployment di Edge Impulse Studio dan pilih perangkat yang akan digunakan. Edge Impulse kemudian akan membuat pustaka Arduino, yang akan tersedia untuk diunduh setelah selesai. Pustaka tersebut kemudian dapat dimuat ke Arduino IDE dan diunggah ke ESP32-S3. Setelah berhasil mengimplementasikan aplikasi ke ESP32-S3, langkah selanjutnya adalah menjalankan eksperimen demonstrasi klasifikasi objek dengan ESP32-S3 dan OV5640 CAM, menggunakan foto pakaian kerja dari dataset pengujian, seperti yang dijelaskan dalam Bab 3. Berikut adalah demonstrasi penggunaan ESP32-S3 untuk mengambil foto pakaian keselamatan kerja. Dalam pengujian ini, ESP32-CAM dan OV5640 CAM berhasil mengidentifikasi item dalam foto dataset uji yang ditampilkan pada monitor komputer. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil Tes Sistem

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)

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



```

12:48:35.111 -> Summary: 0 compliant, 1 violations
12:48:36.064 -> Detected: without PPe (58.6%) - X VIOLATION
12:48:36.064 ->
12:48:36.064 -> ▲ PPE VIOLATION DETECTED!
12:48:36.064 ->
12:48:36.064 -> Summary: 0 compliant, 1 violations
12:48:36.532 -> Detected: HELMET (52.0%) - ✓ COMPLIANT
12:48:36.532 -> Summary: 1 compliant, 0 violations
12:48:37.467 -> Detected: without PPe (59.0%) - X VIOLATION
12:48:37.467 ->
12:48:37.467 -> ▲ PPE VIOLATION DETECTED!
12:48:37.467 ->
12:48:37.467 -> Summary: 0 compliant, 1 violations
12:48:38.825 -> Detected: without PPe (60.5%) X VIOLATION
12:48:38.825 ->
12:48:38.825 -> ▲ PPE VIOLATION DETECTED!
12:48:38.825 ->
12:48:38.825 -> Summary: 0 compliant, 1 violations
12:48:39.333 -> Detected: without PPe (51.6%) - X VIOLATION
12:48:39.333 ->
12:48:39.333 -> ▲ PPE VIOLATION DETECTED!
12:48:39.333 ->
12:48:39.333 -> Summary: 0 compliant, 1 violations
0:27:43.788 -> [1] Safety Helmet and Safety Garment (84.0%) at [48,32 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:27:43.788 -> Summary: 1 compliant, 0 violations (182.0ms)
0:18:30.443 -> Summary: 0 compliant, 1 violations (175.0ms)
0:18:31.830 -> [1] Safety Helmet (55.1%) at [40,40 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:18:31.830 -> Summary: 1 compliant, 0 violations (175.0ms)
0:18:32.315 -> [1] Safety Helmet (60.2%) at [40,40 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:18:32.315 -> Summary: 1 compliant, 0 violations (175.0ms)
0:18:32.782 -> [1] Safety Helmet (76.2%) at [48,40 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:18:32.782 -> Summary: 1 compliant, 0 violations (175.0ms)
0:18:35.105 -> [1] Safety Helmet (56.6%) at [48,32 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:18:35.105 -> Summary: 1 compliant, 0 violations (176.0ms)
0:16:02.438 -> [1] Safety Garment (66.8%) at [88,0 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:16:02.438 -> Summary: 1 compliant, 0 violations (176.0ms)
0:16:02.898 -> [1] Safety Garment (55.9%) at [88,0 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:16:02.898 -> Summary: 1 compliant, 0 violations (175.0ms)
0:16:03.385 -> [1] Safety Garment (71.1%) at [88,0 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:16:03.385 -> Summary: 1 compliant, 0 violations (176.0ms)
0:16:03.870 -> [1] Safety Garment (69.1%) at [88,0 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:16:03.870 -> Summary: 1 compliant, 0 violations (175.0ms)
0:16:04.320 -> [1] Safety Garment (61.7%) at [88,0 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:16:04.320 -> Summary: 1 compliant, 0 violations (175.0ms)
0:16:04.771 -> [1] Safety Garment (55.5%) at [88,0 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:16:04.771 -> [2] Safety Garment (50.4%) at [56,48 8x8] - ✓ COMPLIANT
0:16:04.771 -> Summary: 2 compliant, 0 violations (175.0ms)

```

Gambar 11 Tampilan hasil klasifikasi objek menggunakan Monitor Serial Arduino IDE.

Berdasarkan pengujian dan demonstrasi di atas, peneliti dapat menarik berbagai kesimpulan tentang relevansi penelitian ini dengan penelitian sebelumnya, yaitu:

- 1) Akurasi yang diperoleh dalam penelitian ini lebih rendah daripada penelitian sebelumnya. Hal ini kemungkinan besar disebabkan oleh perbedaan dalam kumpulan data sampel dan pemrosesannya sebelum pelatihan.
- 2) Meskipun akurasinya tidak luar biasa, penelitian ini menunjukkan bahwa ESP32-S3 dan OV5640 CAM dapat digunakan sebagai perangkat deteksi/klasifikasi objek meskipun spesifikasinya relatif rendah (RAM 512 kb).
- 3) Arsitektur FOMO CNN yang dijelaskan oleh Edge Impulse Studio menunjukkan konsumsi sumber daya yang sangat rendah, yang membuat penerapan dan pelatihan mikrokontroler kelas bawah menjadi proses yang mudah.
- 4) Platform AI Edge Impulse Studio memiliki alat dan pustaka yang memastikan proses pengembangan yang sederhana untuk proyek AI/ML.

C. 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.



Gambar 12 Webserver Dashboard Display

Antarmuka web yang dihasilkan dirancang agar sederhana dan responsif baik pada perangkat seluler maupun desktop. Halaman beranda menampilkan dua komponen utama.

- 1) Umpan video langsung
- 2) Hasil deteksi AI secara real-time

Sistem secara otomatis menyoroti wilayah yang teridentifikasi dengan kotak pembatas berwarna dan melaporkan pelanggaran tersebut dalam log online. Prosedur demonstrasi menunjukkan bahwa server web mampu berfungsi dengan andal pada kecepatan frame rata-rata 8–15 FPS, tergantung pada resolusi gambar dan ukuran model AI. Kecepatan ini tetap sesuai untuk pemantauan keselamatan kerja, karena pelanggaran APD sering terjadi dalam jangka waktu yang dapat dideteksi oleh sistem.

D. Diskusi

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.

IV. SIMPULAN

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan ESP32-S3 dan OV5640 CAM untuk klasifikasi gambar dan deteksi APD melalui server web merupakan teknik yang efektif dan mudah. Pelanggan dapat melakukan kategorisasi dengan biaya murah dan tanpa memerlukan keterampilan pemrograman tingkat lanjut berkat ESP32-S3 dan OV5640 CAM, yang merupakan perangkat yang sangat sederhana, terjangkau, dan mudah diprogram. Akibatnya, aplikasi ini berpotensi untuk dikembangkan dan diimplementasikan di sejumlah industri, seperti robotika, manufaktur, pengolahan makanan, dan pertanian.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena berkat rahmat dan hidayah nya penulis dapat menyelesaikan karya ilmiah ini. Berkat dukungan dan dorongan dari berbagai pihak, yaitu keluarga, pendamping, para dosen maupun pembimbing, pimpinan kerja, rekan kerja, sahabat dan lain-lain akhirnya penulis dapat menyelesaikan karya tulis ilmiah ini. Dengan demikian penulis ingin mengucapkan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada seluruh pihak yang bersedia untuk membantu dalam penyusunan karya tulis ilmiah ini, serta kepada semua pihak yang penulis tidak dapat menyebutkan secara spesifik yang telah membantu penulis selama proses penelitian ini. Penulis menyadari bahwa karya ilmiah ini masih memiliki banyak kekurangan, dan penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk membantu memperbaiki karya tulis ilmiah ini. Akhir kata, penulis mengucapkan terima kasih dan berharap karya ilmiah ini bisa bermanfaat bagi semuanya.

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.
- [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. Trunti, “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. Chaoraingern, 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.

Conflict of Interest Statement:

The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.