

# **DETEKSI PENGGUNAAN ALAT PELINDUNG DIRI (APD) PADA PEKERJA BERBASIS WEB BROWSER MENGGUNAKAN YOLOV8 DAN TENSORFLOW.JS**

Gilang Swandaru<sup>1</sup>

## **Abstract**

Personal Protective Equipment (PPE) plays an important role in ensuring worker safety in the workplace by reducing the risk of accidents. Early detection of PPE use through a sophisticated technology-based system can improve compliance with safety protocols and reduce potential accident risks. This study aims to develop a web-based PPE detection system by utilizing computer vision and deep learning techniques. The YOLOv8 (You Only Look Once) detection model is used as the main basis, and its integration with TensorFlow.js allows for real-time implementation and testing of the model on a web browser. The PPE dataset was collected from the Roboflow platform, covering various types of PPE such as protective helmets, face shields, vests, dust masks, goggles, gloves, and protective shoes. The YOLOv8 model was trained using Google Colab to detect objects in real time in images and videos. The training results showed that the system was able to detect eight classes of PPE with an average accuracy of 91.7%, mean Average Precision (mAP) of 91.7% for mAP50 and 66.4% for mAP50-95. Confusion matrix analysis showed 91.5% precision and 87.5% recall from 647 test data, ensuring the system's ability to recognize various types of PPE with a high level of accuracy, even in varying environmental conditions. The optimized model was then exported to TensorFlow.js format to support real-time object detection implementation in a web browser. This implementation opens up new opportunities for occupational safety monitoring by offering a flexible and easily accessible solution from various devices. This research makes a significant contribution to the development of occupational safety monitoring technology by integrating a YOLOv8-based detection model in a web environment, which is expected to increase awareness and compliance with the use of PPE, reduce the risk of accidents, and improve worker safety.

**Keywords:** Personal Protective Equipment (PPE), YOLOv8, Computer Vision, Object Recognition, TensorFlow.js.

## **Abstrak**

Alat Pelindung Diri (APD) memiliki peran penting dalam memastikan keselamatan pekerja di tempat kerja dengan mengurangi risiko kecelakaan. Deteksi dini penggunaan APD melalui sistem berbasis teknologi canggih dapat meningkatkan kepatuhan terhadap protokol keselamatan dan mengurangi potensi risiko kecelakaan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi APD berbasis web dengan memanfaatkan teknik computer vision dan deep learning. Model deteksi YOLOv8 (You Only Look Once) digunakan sebagai dasar utama, dan integrasinya dengan TensorFlow.js memungkinkan implementasi dan pengujian model secara real-time di web browser. Dataset APD dikumpulkan dari platform Roboflow, mencakup berbagai jenis APD seperti helm pelindung, pelindung wajah, rompi, masker debu, kacamata, sarung tangan, dan sepatu pelindung. Model YOLOv8 dilatih menggunakan Google Colab untuk mendeteksi objek secara realtime pada gambar dan video. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi delapan kelas APD dengan akurasi rata-rata 91,7%, mean Average Precision (mAP) sebesar 91,7% untuk mAP50 dan 66,4% untuk mAP50-95. Analisis confusion matrix menunjukkan presisi 91,5% dan recall 87,5% dari 647 data uji, memastikan kemampuan sistem dalam mengenali berbagai jenis APD dengan tingkat akurasi yang tinggi, meskipun dalam kondisi lingkungan yang bervariasi. Model yang sudah dioptimalkan kemudian diekspor ke format TensorFlow.js untuk mendukung implementasi deteksi objek secara real-time di browser web. Implementasi ini membuka peluang baru untuk pengawasan keselamatan kerja dengan menawarkan solusi yang fleksibel dan mudah diakses dari berbagai perangkat. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan teknologi pemantauan keselamatan kerja dengan mengintegrasikan model deteksi berbasis YOLOv8 di lingkungan web, yang diharapkan dapat meningkatkan kesadaran dan kepatuhan terhadap penggunaan APD, mengurangi risiko kecelakaan, dan meningkatkan keselamatan pekerja.

**Kata Kunci:** Alat Pelindung Diri (APD), YOLOv8, Computer Vision, Pengenalan Objek, TensorFlow.js.

## **PENDAHULUAN**

Peraturan Menteri Tenaga Kerja dan Transmigrasi Republik Indonesia No. PER.08/MEN/VII/2010, Alat Pelindung Diri (APD) adalah peralatan keselamatan yang berfungsi melindungi pekerja dari potensi bahaya di tempat kerja. APD mencakup helm keras, kaca mata safety, sarung tangan, rompi pelindung, dan perlengkapan lainnya, dirancang khusus untuk mengisolasi tubuh pekerja. Penggunaan APD krusial dalam menjaga keselamatan dan kesehatan pekerja sebagai langkah preventif mengurangi risiko kecelakaan kerja dan melindungi nyawa mereka dari bahaya potensial.

Kecelakaan kerja akibat tidak menggunakan APD di Indonesia masih cukup tinggi, yaitu: 60% pekerja mengalami cedera kepala karena tidak menggunakan pelindung kepala, 90% pekerja mengalami cedera wajah karena tidak menggunakan alat pelindung wajah, 77% pekerja mengalami cedera kaki karena tidak menggunakan Sepatu pengaman, dan 66% pekerja mengalami cedera tangan akibat tidak menggunakan alat pelindung tangan (Azzahri and Ikhwan, 2023). Data yang dicatat oleh Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) ketenagakerjaan menunjukkan adanya peningkatan signifikan dalam jumlah kasus kecelakaan kerja di Indonesia. Sepanjang periode Januari hingga November 2022, terdapat 265.334 kasus kecelakaan kerja, yang mencerminkan peningkatan dari 234.270 kasus yang tercatat sepanjang tahun 2021 (Febrina Sulistya Pratiwi, 2023).

Meskipun Alat Pelindung Diri (APD) telah terbukti efektif, tidak selalu dapat dijamin bahwa pekerja akan patuh dan menggunakannya. Sejumlah penelitian bahkan menunjukkan bahwa ketidakpatuhan ini menjadi faktor signifikan yang merugikan keselamatan konstruksi (Samad et al., 2023). Oleh karena itu, pentingnya memiliki mekanisme pemantauan yang efisien untuk mengidentifikasi kondisi kerja yang tidak aman, termasuk ketiadaan penggunaan APD oleh pekerja. Sebagai tanggapan hal ini, metode otomatis untuk memantau dan mendeteksi kondisi yang tidak aman semakin menarik perhatian para peneliti. Sistem otomatis yang dipercaya dan real-time untuk memantau keselamatan dapat memberikan manfaat besar bagi bidang ini (Deng et al., 2021). Kemajuan di bidang Teknik machine learning dan computer vision membawa minat penelitian yang baru terhadap cara otomatis deteksi dan sistem peringatan dini untuk keselamatan pekerja.

Kemajuan di bidang Teknik Machine learning dan Computer vision membawa minat penelitian yang baru terhadap cara otomatis deteksi dan sistem peringatan dini untuk keselamatan pekerja. Pertumbuhan terkini dalam bidang ini menawarkan cara yang efisien untuk mengatasi tantangan pemantauan keselamatan yang akurat di lokasi kerja. Penerapan kemajuan dalam Artificial Intelligence (AI) dan Machine Learning (ML) untuk keselamatan kerja semakin berkembang (Wang et al., 2019). Computer vision, sebagai sistem otomatis yang digunakan untuk melakukan analisis citra dan video oleh komputer, memberikan informasi dan pemahaman dari suatu objek. Sementara itu, Machine learning, sebagai ilmu pengembangan algoritma dan model statistik, digunakan untuk menjalankan tugas tanpa instruksi eksplisit, mengandalkan pola dan inferensi sebagai gantinya. Salah satu sub-bidang dari Machine learning adalah Deep learning, di mana jaringan saraf (neural network) berlapis-lapis digunakan untuk membuat prediksi, terutama unggul dalam computer vision, speech recognition, pemahaman bahasa alami, dan sebagainya (Marpaung et al., 2022).

Pertumbuhan terkini dalam bidang ini juga mengidentifikasi penggunaan algoritma deep learning dalam computer vision seperti Convolutional Neural Networks (CNN) sebagai hal yang sangat bermanfaat (de Oliveira et al., 2018). Deteksi objek seperti helm keras dan rompi keselamatan menjadi langkah penting untuk memantau pekerja agar secara otomatis mematuhi penggunaan alat pelindung diri. Meskipun demikian, hal ini menimbulkan tantangan klasifikasi dalam bidang machine learning dan artificial intelligence. Masalah klasifikasi dapat di jelaskan sebagai suatu fungsi  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \{1, \dots, k\}$ , di mana algoritma mengkategorikan objek ke dalam salah satu dari  $k$  kelas/kategori (Delhi et al., 2020). CNN memiliki peran sentral dalam menyelesaikan masalah klasifikasi ini dengan belajar mengenali gambar untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan objek tertentu dalam gambar.

Convolutional Neural Networks (CNNs) pertama kali diperkenalkan sekitar tahun 1989. Penerapan awal CNN melibatkan pengenalan wajah (Pradana et al., 2019) dan pengenalan digit (Ahlawat and Choudhary, 2020). CNN merupakan jaringan saraf yang besar dan dalam, terdiri dari beberapa lapisan konvolusi dan terhubung penuh,

diikuti oleh lapisan klasifikasi. CNN terbukti sangat efisien dalam memproses basis data gambar besar untuk supervised learning (Sun et al., 2020). Kelebihan ini menjadikan CNN sangat berguna dalam mendeteksi APD dan memiliki peran penting dalam penelitian terkait keselamatan (de Oliveira et al., 2018b). Beberapa penelitian telah mencoba berbagai arsitektur jaringan saraf, dan di antaranya, algoritma Faster R-CNN dan Single Shot Detection (SSD) telah digunakan untuk mendeteksi APD (de Oliveira et al., 2018b). Selain itu, Faster R-CNN juga di terapkan untuk mengidentifikasi pekerja dan peralatan di lokasi kerja, membantu memprediksi kemungkinan tabrakan (Wang et al., 2019.). Penelitian-penelitian ini menunjukkan efektifitas penggunaan algoritma deep learning dan sistem berbasis pengetahuan untuk beralih ke platform deteksi keamanan dan bahaya secara real-time, otomatis, dan cerdas.

Salah satu algoritma CNN yang handal yaitu YOLO (You Only Look Once), sebuah algoritma mutakhir yang memanfaatkan prinsip-prinsip Convolutional Neural Network (CNN) dan merupakan sistem deteksi objek yang dikhususkan untuk pemrosesan real-time (Erlina & Fikri, 2023). Algoritma ini pertama kali di publikasikan dalam acara Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) pada tahun 2016 oleh Joseph Redmon dan rekanrekannya (Hussain, 2023). Sejak awal diperkenalkan, kerangka kerja YOLO telah mengalami perkembangan yang signifikan, berevolusi menjadi sistem deteksi objek real-time yang canggih dan efisien. Kemajuan terbaru dalam YOLO, termasuk YOLOv8, YOLO-NAS, dan YOLO dengan transformers, telah menunjukkan batas-batas baru dalam deteksi objek dan menunjukkan bahwa YOLO masih menjadi area penelitian yang sangat penting seperti dalam pengembangan deteksi alat pelindung diri (Terven et al., 2023).

YOLOv8 yang dirilis pada januari 2023 oleh Ultralytics, Perusahaan yang mengembangkan YOLOv5, menawarkan lima versi yang ditingkatkan: YOLOv8n (nano), YOLOv8s (small), YOLOv8m (medium), YOLOv8l (large), dan YOLOv8x (extra-large). YOLOv8 mendukung berbagai tugas penglihatan seperti deteksi objek, segmentasi, estimasi pose, pelacakan, dan klasifikasi (Jocher Glenn et al., 2023). Untuk menyajikan solusi terdepan dalam penelitian ini, pendekatan yang diambil tidak hanya terbatas pada YOLOv8, melainkan juga melibatkan integrasi dengan TensorFlow dan TensorFlow.js.

TensorFlow sebagai salah satu framework machine learning paling populer, memberikan fondasi yang kokoh untuk melatih dan mengimplementasikan model dengan efisiensi tinggi. Sementara itu, TensorFlow.js membuka pintu bagi implementasi model di lingkungan web browser, memungkinkan pemantauan penggunaan Alat Pelindung Diri (APD) secara real-time di tempat kerja melalui platform web browser (Protik et al., 2021).

Kombinasi dari YOLOv8, TensorFlow, dan TensorFlow.js diharapkan dapat menciptakan solusi yang lebih terintegrasi dan efektif dalam pemantauan penggunaan APD pada pekerja. Penelitian ini, berjudul **“Deteksi Penggunaan Alat Pelindung Diri (APD) pada Pekerja Berbasis Web browser Menggunakan YOLOv8 dan TensorFlow.js”** menyoroti penerapan YOLOv8 sebagai dasar yang kuat untuk sistem deteksi APD yang handal. Dengan demikian, penggunaan YOLOv8 diharapkan dapat signifikan meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam mendeteksi penggunaan alat pelindung diri oleh pekerja.

## **METODE PENELITIAN**

Metodologi penelitian ini menggunakan pendekatan pengembangan sistem berbasis kecerdasan buatan (AI) untuk mendeteksi penggunaan alat pelindung diri (APD) oleh pekerja melalui web browser. Model deteksi objek YOLOv8 digunakan sebagai algoritma utama untuk mendeteksi APD, seperti helm, rompi, dan masker, dari gambar atau video yang diunggah atau direkam secara real-time. TensorFlow.js

diterapkan untuk memungkinkan inferensi model secara langsung di web browser tanpa memerlukan server eksternal, sehingga meningkatkan efisiensi dan responsivitas sistem. Data pelatihan dikumpulkan dari berbagai sumber, termasuk dataset publik dan gambar lapangan, yang kemudian dilakukan augmentasi untuk meningkatkan generalisasi model. Model YOLOv8 dilatih menggunakan framework PyTorch hingga mencapai tingkat akurasi yang memadai, sebelum dioptimalkan dan dikonversi ke format yang kompatibel dengan TensorFlow.js. Sistem diuji dalam berbagai kondisi kerja untuk mengevaluasi akurasi deteksi, kecepatan pemrosesan, dan kemudahan penggunaan, guna memastikan bahwa aplikasi berbasis web ini dapat diandalkan sebagai alat pemantauan kepatuhan penggunaan APD.

## **HASIL DAN PEMBAHASAN**

Hasil dari pelatihan model deteksi Alat Pelindung Diri (APD) menggunakan YOLOv8 dan hasil evaluasi implementasi model di web browser.

### **Evaluasi Model**

Berdasarkan hasil pelatihan model selama 170 epochs, model YOLOv8 menunjukkan performa yang cukup baik dalam mendeteksi APD dari gambar dengan nilai mAP50 sebesar 0.917 dan mAP50-95 sebesar 0.664. Nilai ini menandakan bahwa model mampu mendeteksi objek dengan cukup akurat. Namun, performa model bervariasi untuk masing-masing kelas, yang tercermin dalam nilai Precision, Recall, mAP50, dan mAP50-95 sebagai berikut:

Helm Pelindung: Precision 0.958, Recall 0.953, mAP50 0.981, mAP50-95 0.787

Pelindung Wajah: Precision 0.781, Recall 0.714, mAP50 0.749, mAP50-95 0.479

Rompi: Precision 0.898, Recall 0.891, mAP50 0.939, mAP50-95 0.745

Masker Debu: Precision 0.955, Recall 0.917, mAP50 0.958, mAP50-95 0.704

Kacamata: Precision 0.877, Recall 0.768, mAP50 0.852, mAP50-95 0.497

Sarung Tangan: Precision 0.978, Recall 0.901, mAP50 0.952, mAP50-95 0.712

Sepatu Pelindung: Precision 0.957, Recall 0.982, mAP50 0.988, mAP50-95 0.727

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa performa deteksi model pada sebagian besar kelas berada dalam kategori baik, terutama pada kelas Helm Pelindung, Sepatu Pelindung, dan Masker Debu. Kelas-kelas ini mencatat nilai Precision dan Recall yang tinggi, menandakan kemampuan model untuk secara konsisten mengenali dan mendeteksi objek-objek ini dengan tingkat akurasi yang memadai. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi karakteristik visual dari APD tersebut dengan baik, meskipun terdapat variasi dalam pencahayaan, sudut pandang, atau latar belakang. Sebaliknya, performa deteksi untuk kelas Pelindung Wajah dan Kacamata menunjukkan hasil yang kurang memuaskan, dengan nilai Precision dan Recall yang lebih rendah. Rendahnya performa pada kelas ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti ukuran objek yang relatif kecil, keterbatasan jumlah data pelatihan yang representatif, atau kemiripan visual dengan objek lain di lingkungan kerja. Temuan ini menunjukkan perlunya pengoptimalan lebih lanjut, seperti menambah jumlah data pelatihan yang berkualitas, menerapkan teknik augmentasi data, atau menyempurnakan parameter model untuk meningkatkan akurasi deteksi pada kelas-kelas dengan performa rendah.

### **Analisa Confusion Matrix**

Confusion Matrix yang dihasilkan memberikan gambaran komprehensif mengenai tingkat keberhasilan dan kesalahan prediksi model dalam mendeteksi berbagai jenis alat pelindung diri (APD). Matrix ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat True Positive (TP) yang tinggi, terutama pada kelas-kelas seperti Helm Pelindung, Rompi, Masker Debu, Sarung Tangan, dan Sepatu Pelindung, yang mengindikasikan kemampuan model untuk secara akurat mengenali dan

mengklasifikasikan objek-objek tersebut. Hal ini mencerminkan kecocokan antara fitur visual yang dipelajari oleh model dengan karakteristik unik dari kelas-kelas tersebut. Namun, terdapat tantangan yang cukup signifikan pada kelas Pelindung Wajah dan Kacamata, yang ditunjukkan oleh nilai False Negative (FN) yang tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa model sering gagal mendeteksi keberadaan objek pada kelas ini meskipun sebenarnya ada. Kesulitan ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, termasuk ukuran objek yang kecil, kompleksitas visual lingkungan, atau kemiripan objek dengan kelas lain. Oleh karena itu, diperlukan upaya tambahan untuk meningkatkan performa deteksi pada kelas-kelas tersebut, seperti meningkatkan kualitas dan kuantitas dataset pelatihan, menambahkan data dari berbagai sudut pandang dan kondisi pencahayaan, serta menerapkan teknik fine-tuning pada parameter model untuk memperbaiki sensitivitas terhadap fitur-fitur yang lebih halus.

Sebagai contoh spesifik, pada kelas Pelindung Wajah terdapat 18 kasus di mana model salah memprediksi keberadaan objek sebagai background, meskipun objek tersebut sebenarnya ada. Hal serupa terjadi pada kelas Kacamata, dengan 6 kasus di mana model gagal mendeteksi objek dan salah memprediksi sebagai background atau bahkan sebagai kelas lain. Kesalahan-kesalahan ini menunjukkan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam membedakan objek-objek dengan fitur visual yang kurang menonjol atau yang mungkin memiliki kemiripan dengan lingkungan sekitarnya. Tingginya nilai False Negative (FN) ini mengindikasikan perlunya perbaikan pada beberapa aspek, seperti peningkatan jumlah dan variasi data pelatihan untuk kelas-kelas yang sulit, serta penggunaan metode augmentasi data untuk memperluas cakupan situasi yang dapat dikenali model. Selain itu, penyesuaian hyperparameter atau penerapan teknik advanced fine-tuning dapat membantu model untuk lebih peka terhadap fitur spesifik dari kelas Pelindung Wajah dan Kacamata, sehingga mengurangi risiko kesalahan prediksi di masa depan.

### **Grafik Loss dan Kinerja**

Grafik Loss Training dan Validation yang ditampilkan menunjukkan pola penurunan yang stabil pada nilai loss selama proses pelatihan, yang mencakup `box_loss`, `cls_loss`, dan `dfl_loss`. Penurunan nilai-nilai ini mengindikasikan bahwa model berhasil mengurangi kesalahan prediksi secara keseluruhan, baik dalam hal prediksi bounding box, klasifikasi objek, maupun distribusi fitur. Hal ini mencerminkan proses pembelajaran yang efektif, di mana model semakin memahami pola data seiring bertambahnya jumlah epochs. Selain itu, grafik `metrics/precision`, `metrics/recall`, `metrics/mAP50`, dan `metrics/mAP50-95` juga menunjukkan tren peningkatan yang konsisten. Peningkatan ini menggambarkan bahwa model semakin baik dalam mendeteksi objek dengan tingkat presisi yang tinggi serta kemampuan recall yang lebih baik. Peningkatan pada nilai `mAP50` dan `mAP50-95` menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan performa deteksi yang baik di berbagai threshold Intersection over Union (IoU), yang menjadi indikasi kuat bahwa model dapat diaplikasikan pada situasi nyata dengan akurasi yang andal. Dengan tren yang positif pada loss dan metrik performa ini, dapat disimpulkan bahwa model telah mencapai tingkat generalisasi yang baik terhadap data pelatihan.

### **Implementasi di Web Browser**

Dalam implementasi deteksi di web browser, sistem masih menghadapi tantangan dalam menghasilkan hasil yang konsisten. Salah satu masalah utama adalah ketidakselarasan antara integrasi sistem dan model deteksi, yang menyebabkan beberapa kesalahan signifikan. Contohnya, sistem terkadang menggambar bounding box pada area yang tidak mengandung objek, menghasilkan false positives yang mengurangi keakuratan deteksi. Sebaliknya, sistem juga sering gagal mendeteksi keberadaan Alat Pelindung Diri (APD) yang sebenarnya ada, menghasilkan false

negatives yang berdampak pada keandalan keseluruhan. Masalah ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor, seperti keterbatasan dalam optimalisasi model untuk berjalan di web browser, latensi dalam pengolahan data secara real-time, atau perbedaan kondisi lingkungan antara data pelatihan dan situasi nyata. Untuk mengatasi kendala ini, diperlukan langkah-langkah seperti penyempurnaan pipeline integrasi, penerapan teknik kalibrasi model, serta penyesuaian algoritma pasca-pemrosesan agar lebih sesuai dengan lingkungan runtime pada web browser.

Beberapa faktor yang mempengaruhi performa deteksi di web browser meliputi:

**Kualitas Pencahayaan:** Kualitas pencahayaan yang buruk secara signifikan mempengaruhi kemampuan model dalam mendeteksi objek dengan tepat. Pencahayaan yang tidak memadai, seperti kondisi yang terlalu gelap, terlalu terang, atau memiliki bayangan yang kompleks, dapat mengurangi kejelasan fitur visual pada objek. Akibatnya, model kesulitan mengenali karakteristik unik dari APD, seperti warna, tekstur, atau bentuk, yang menjadi penanda utama dalam proses deteksi. Kondisi ini juga dapat meningkatkan kemungkinan terjadinya kesalahan prediksi, seperti false positives atau false negatives, karena model mungkin menganggap bagian dari latar belakang sebagai objek atau melewatkan objek yang seharusnya terdeteksi. Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan pendekatan seperti menggunakan data pelatihan yang mencakup berbagai kondisi pencahayaan, menerapkan teknik augmentasi data untuk mensimulasikan situasi pencahayaan yang beragam, serta meningkatkan sensitivitas model melalui optimasi parameter agar mampu beradaptasi dengan perubahan intensitas cahaya di lingkungan kerja. Selain itu, penerapan preprocessing gambar, seperti penyesuaian kontras atau normalisasi pencahayaan, dapat membantu meningkatkan kualitas input sehingga model dapat lebih akurat dalam mendeteksi APD meskipun dalam kondisi pencahayaan yang kurang ideal.

**FPS Webcam:** Rendahnya Frame Per Second (FPS) pada webcam dapat menjadi kendala signifikan dalam proses deteksi objek secara real-time. FPS yang rendah menyebabkan gambar yang ditangkap oleh webcam tampak blur atau tersendat, sehingga detail penting pada objek, seperti bentuk dan kontur Alat Pelindung Diri (APD), menjadi sulit dikenali oleh model deteksi. Hal ini secara langsung memengaruhi akurasi deteksi, karena model mengandalkan input berkualitas tinggi untuk mengenali fitur visual dengan tepat. Selain itu, frame rate yang rendah juga mengakibatkan keterlambatan dalam pelacakan objek yang bergerak, sehingga model kesulitan mengikuti pergerakan APD dengan akurasi yang konsisten. Akibatnya, deteksi yang dihasilkan seringkali tidak sesuai dengan kondisi sebenarnya, baik dalam bentuk false positives maupun false negatives. Untuk mengatasi masalah ini, diperlukan langkah-langkah seperti menggunakan webcam dengan spesifikasi yang lebih tinggi, mengoptimalkan algoritma deteksi untuk bekerja lebih efisien pada perangkat keras dengan keterbatasan FPS, atau menerapkan teknik interpolasi frame untuk meningkatkan jumlah frame yang dapat diproses. Selain itu, mengurangi beban komputasi model, misalnya dengan menggunakan versi ringan dari model deteksi atau menurunkan resolusi input tanpa mengorbankan detail penting, dapat membantu mempertahankan performa deteksi dalam kondisi frame rate yang rendah.

**Ketidaksesuaian Sistem dan Model:** Sistem deteksi berbasis web browser sering kali menghadapi tantangan dalam mencapai keselarasan penuh dengan model yang telah dilatih, yang dapat menyebabkan hasil deteksi yang tidak konsisten. Ketidaksesuaian ini dapat muncul karena perbedaan lingkungan eksekusi antara proses pelatihan model dan implementasi di web browser. Sebagai contoh, beberapa bounding box mungkin muncul untuk objek yang sebenarnya tidak ada (false positives), yang dapat disebabkan oleh noise pada gambar, perubahan resolusi, atau konversi format data selama proses inferensi. Di sisi lain, sistem juga dapat gagal mendeteksi Alat Pelindung Diri (APD) yang sebenarnya ada (false negatives), yang

sering kali disebabkan oleh keterbatasan dalam performa komputasi web browser atau penanganan data input yang kurang optimal. Faktor lain yang mungkin memengaruhi adalah keterbatasan library atau framework yang digunakan di web browser, seperti TensorFlow.js, yang mungkin memiliki perbedaan dalam pengelolaan precision floating-point dibandingkan dengan lingkungan pelatihan. Untuk mengatasi masalah ini, langkah-langkah seperti pengoptimalan pipeline inferensi, konversi model yang sesuai, dan pengujian komprehensif pada platform target perlu dilakukan. Selain itu, menggunakan teknik debugging visual untuk menganalisis bounding box yang salah, serta memastikan preprocessing gambar yang konsisten antara tahap pelatihan dan implementasi, dapat membantu meningkatkan akurasi deteksi secara keseluruhan di lingkungan web browser.

## **SIMPULAN DAN SARAN**

### **Simpulan**

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi Alat Pelindung Diri (APD) berbasis web menggunakan model YOLOv8, dengan dataset yang diperoleh dari Roboflow. Hasil pelatihan selama 170 epochs menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dengan mAP50 sebesar 91,7% dan mAP50-95 sebesar 66,4%. Hal ini menandakan kemampuan model yang efektif dalam mendeteksi berbagai jenis APD. Namun, performa deteksi bervariasi antar kelas, di mana kelas Sepatu Pelindung dan Helm Pelindung menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan kelas lainnya. Evaluasi melalui confusion matrix menunjukkan bahwa model memiliki presisi dan recall yang tinggi untuk kelas-kelas seperti Helm Pelindung, Sepatu Pelindung, dan Masker Debu, sedangkan kelas seperti Pelindung Wajah dan Kacamata membutuhkan perbaikan lebih lanjut karena nilai False Negative yang lebih tinggi. Grafik loss training dan validation menunjukkan penurunan yang stabil tanpa indikasi overfitting yang signifikan, mengindikasikan bahwa model dapat belajar dengan baik dari data yang diberikan. Meskipun sistem deteksi APD ini telah menunjukkan hasil yang menjanjikan, implementasi di web browser memerlukan penyempurnaan lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi dan konsistensi deteksi di lingkungan nyata. Hal ini menunjukkan potensi besar teknologi ini dalam pengawasan keselamatan kerja yang lebih efektif, fleksibel, dan mudah diakses dari berbagai perangkat. Dengan penyesuaian lebih lanjut, sistem ini dapat menjadi alat yang andal untuk meningkatkan keselamatan dan kesejahteraan pekerja di berbagai lingkungan kerja.

### **Saran**

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar fokus diperluas pada beberapa aspek kunci untuk meningkatkan efektivitas sistem deteksi APD berbasis YOLOv8. Pengembangan dataset yang lebih beragam, mencakup variasi dalam kondisi pencahayaan, sudut pandang, dan latar belakang, akan membantu model mengenali APD dengan lebih akurat dalam berbagai situasi nyata. Fine-tuning model melalui teknik augmentasi data dan penyesuaian hyperparameter juga penting untuk meningkatkan akurasi, terutama pada kelas-kelas dengan performa rendah. Selain itu, optimasi implementasi sistem di web browser, termasuk peningkatan teknik pengolahan gambar real-time dan penyesuaian dengan perangkat keras yang digunakan, serta pengujian dalam kondisi dunia nyata yang lebih bervariasi, akan memberikan wawasan tambahan untuk memperbaiki konsistensi deteksi dan efektivitas sistem.

## **DAFTAR PUSTAKA**

Ahlawat, S., Choudhary, A., 2020. Hybrid CNN-SVM Classifier for Handwritten Digit Recognition. *Procedia Comput Sci* 167, 2554–2560.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.309>.

- Ahmed, M.I.B., Saraireh, L., Rahman, A., Al-Qarawi, S., Mhran, A., Al-Jalaoud, J., AlMudaifer, D., Al-Haidar, F., AlKhulaifi, D., Youldash, M., Gollapalli, M., 2023. Personal Protective Equipment Detection: A Deep-Learning-Based Sustainable Approach. Sustainability (Switzerland) 15. <https://doi.org/10.3390/su151813990>.
- Anatolia, L., Exposto, S.M., Francisco, M., Gonçalves, T.R., Colo, A.L., Barros, Q.F., Costa, H.M.C., Fontes, R., 2022. MONITORING THE USE OF PERSONAL PROTECTIVE EQUIPMENT ON EMPLOYERS' HEALTHdanSAFETY.
- Aningtiyas, P.R., Sumin, A., Wirawan, S., 2020. Pembuatan Aplikasi Deteksi Objek Menggunakan TensorFlow Object Detection API dengan Memanfaatkan SSD MobileNet V2 Sebagai Model Pra-Terlatih: Array. Jurnal Ilmiah Komputasi 19, 421–430.
- Azzahri, L.M., Ikhwan, K.I., 2023. HUBUNGAN PENGETAHUAN TENTANG PENGGUNAAN ALAT PELINDUNG DIRI (APD) DENGAN KEPATUHAN PENGGUNAAN APD PADA PERAWAT DI PUSKESMAS KUOK. PREPOTIF : JURNAL KESEHATAN MASYARAKAT 3, 50–57. <https://doi.org/10.31004/prepotif.v3i1.442>.
- Delhi, V.S.K., Sankarlal, R., Thomas, A., 2020. Detection of Personal Protective Equipment (PPE) Compliance on Construction Site Using Computer Vision Based Deep Learning Techniques. Front Built Environ 6. <https://doi.org/10.3389/fbuil.2020.00136>.
- Demir, F., 2022. 14 - Deep autoencoder-based automated brain tumor detection from MRI data, in: Bajaj, V., Sinha, G.R. (Eds.), Artificial Intelligence-Based BrainComputer Interface. Academic Press, pp. 317–351. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-323-91197-9.00013-8>.
- Deng, H., Ou, Z., Deng, Y., 2021. Multi-angle fusion-based safety status analysis of construction workers. Int J Environ Res Public Health 18. <https://doi.org/10.3390/ijerph182211815>.
- Erlina, T., Fikri, M., n.d. YOLO ALGORITHM-BASED VISITOR DETECTION SYSTEM FOR SMALL RETAIL STORES USING SINGLE BOARD COMPUTER, Journal of Applied Engineering dan Technological Science.
- Hatami, M., Tukino, T., Nurapriani, F., Widiyawati, W., Andriani, W., 2023. DETEKSI HELMET DAN VEST KESELAMATAN SECARA REALTIME MENGGUNAKAN METODE YOLO BERBASIS WEB FLASK. Edusaintek. <https://doi.org/10.47668/edusaintek.v10i1.651>.
- Hussain, M., 2023. YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLOdanIts Complementary Nature toward Digital ManufacturingdanIndustrial Defect Detection. Machines. <https://doi.org/10.3390/machines11070677>.
- Jocher Glenn, Chaurasia Ayush, Qiu Jing, 2023. YOLOv8 by Ultralytics [WWW Document]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.
- Ju, R.-Y., Cai, W., 2023. Fracture detection in pediatric wrist trauma X-ray images using YOLOv8 algorithm. Sci Rep 13. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-47460-7>.
- Khosravipour, S., Taghvaei, E., Charkari, N.M., 2021. COVID-19 personal protective equipment detection using real-time deep learning methods.
- Kumar, S., Gupta, H., Yadav, D., Ansari, I.A., Verma, O.P., 2022. YOLOv4 algorithm for the real-time detection of firedanpersonal protective equipments at construction sites. Multimed Tools Appl 81, 22163–22183. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11280-6>.
- Laily, M.E., Fajri, F.N., Pratamasunu, G.Q.O., 2022. Detection of the Use of Personal Protective Equipment (PPE) for Occupational HealthdanSafety Using the Mask Region Convolutional Neural Network (Mask R-CNN) Method. Jurnal Komputer Terapan 8, 279–288. <https://doi.org/10.35143/jkt.v8i2.5732>.
- Marpaung, F., Aulia, F., Suryani SKom, N., Cyra Nabila SKom, R., n.d. COMPUTER VISION DAN PENGOLAHAN CITRA DIGITAL.

- Nisa, K., Nur Fajri, F., Arifin, Z., 2023. Implementation of Personal Protective Equipment Detection Using DjangodanYolo Web at Paiton Steam Power Plant (PLTU). *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika (JITEKI)* 9, 333– 347. <https://doi.org/10.26555/jiteki.v9i2.26131>.
- Nugraha, K.O.P.P., Rifai, A.P., 2023. Convolutional Neural Network for Identification of Personal Protective Equipment Usage Compliance in Manufacturing Laboratory. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri* 22, 11–24. <https://doi.org/10.23917/jiti.v22i1.21826>.
- Padilla, R., Netto, S., da Silva, E., 2020. A Survey on Performance Metrics for ObjectDetection Algorithms. <https://doi.org/10.1109/IWSSIP48289.2020>.
- Sun, Y., Xue, B., Zhang, M., Yen, G.G., 2020. Evolving Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 24, 394–407. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2019.2916183>.
- Taşyürek, M., Öztürk, C., 2023. A fine-tuned YOLOv5 deep learning approach for realtime house number detection. *PeerJ Comput Sci* 9. <https://doi.org/10.7717/PEERJCS.1453>.
- Yacouby, R., Axman, D., 2020. Probabilistic Extension of Precision, Recall,danF1 Score for More Thorough Evaluation of Classification Models, in: Eger, S., Gao, Y., Peyrard, M., Zhao, W., Hovy, E. (Eds.), *Proceedings of the First Workshop on EvaluationdanComparison of NLP Systems*. Association for Computational Linguistics, Online, pp. 79–91. <https://doi.org/10.18653/v1/2020.eval4nlp-1.9>