

IMPLEMENTASI ALGORITMA YOLOv8 DAN PENGGUNAAN ESP32-CAM UNTUK DETEKSI KUALITAS OLI MOTOR BERBASIS WEB

Muh Nailar Raza, Angga Prasetyo, Sugianti

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Ponorogo
Jalan Budi Utomo No. 10, Ponorogo, Jawa Timur, Indonesia
nailarraza16@gmail.com

ABSTRAK

Maraknya peredaran oli motor palsu menimbulkan risiko signifikan terhadap keamanan dan kerugian ekonomi bagi konsumen, sementara metode deteksi konvensional tidak dapat diakses secara luas. Penelitian ini bertujuan untuk merancang, mengimplementasikan, dan mengevaluasi sebuah sistem deteksi kualitas oli non-invasif berbiaya rendah yang dapat diakses secara *real-time*. Metode yang diterapkan adalah *Research and Development* (R&D) dengan pendekatan *prototyping*. Sistem ini mengintegrasikan algoritma *deep learning* YOLOv8 untuk analisis visual dengan perangkat *Internet of Things* (IoT) ESP32-CAM untuk akuisisi citra, yang dikelola melalui aplikasi web dengan arsitektur *client-server*. Model kecerdasan buatan dilatih menggunakan dataset kustom berisi 875 citra sampel oli yang diklasifikasikan ke dalam lima kategori kualitas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem berhasil diwujudkan secara fungsional. Model deteksi mencapai kapabilitas klasifikasi dasar dengan nilai *mean Average Precision* (mAP50) sebesar 60.7%. Pengujian kinerja sistem mengidentifikasi waktu respons total berkisar antara 10 hingga 16 detik. Analisis lebih lanjut mengungkap dua faktor penghambat utama: sensitivitas durasi pemrosesan inferensi oleh model YOLOv8 terhadap kondisi pencahayaan ambien, dan latensi jaringan yang timbul saat berinteraksi dengan API eksternal. Penelitian ini berhasil membuktikan kelayakan konsep sistem deteksi yang diusulkan dan menyediakan tolok ukur kinerja yang berharga, serta menyoroti pentingnya standarisasi lingkungan akuisisi citra dan stabilitas jaringan sebagai faktor krusial untuk pengembangan di masa mendatang.

Kata kunci : *Computer Vision, Deep Learning, Deteksi Objek, ESP32-CAM, Oli Palsu, YOLOv8*

1. PENDAHULUAN

Oli motor memegang peranan vital dalam menjaga performa dan memperpanjang umur mesin kendaraan. Fungsinya tidak hanya sebagai pelumas untuk mengurangi gesekan antar komponen, tetapi juga sebagai pendingin, pelindung dari korosi, dan agen pembersih internal mesin. Namun, kemudahan akses dan anonimitas yang ditawarkan oleh platform *e-commerce* telah dieksploitasi oleh oknum tidak bertanggung jawab untuk mengedarkan produk oli palsu. Produk-produk ini, yang sering kali dikemas menyerupai merek ternama dan dijual dengan harga jauh di bawah standar, diproduksi dari bahan dasar berkualitas rendah yang tidak memenuhi spesifikasi pelumasan yang dibutuhkan mesin modern [1]. Skala masalah ini bukanlah hal sepele, berbagai operasi penegakan hukum oleh Kepolisian Republik Indonesia telah berhasil mengungkap jaringan produksi dan distribusi oli palsu berskala besar, yang menegaskan bahwa peredaran produk ilegal ini merupakan ancaman nasional yang serius.

Seiring dengan perkembangan teknologi, paradigma dalam kontrol kualitas industri telah mengalami pergeseran signifikan. Metode inspeksi manual, yang telah lama menjadi andalan, semakin terbukti tidak efisien karena rentan terhadap kesalahan manusia (*human error*), subjektivitas, dan ketidakmampuan untuk beroperasi pada kecepatan tinggi yang dituntut oleh lini produksi modern. Sebagai respons, industri manufaktur secara global beralih ke sistem inspeksi otomatis yang ditenagai oleh

kecerdasan buatan (AI), khususnya *computer vision* dan *deep learning* [2]. Teknologi ini menawarkan kemampuan untuk mendeteksi anomali, mengklasifikasikan cacat, dan memverifikasi kualitas produk secara non-invasif dengan tingkat presisi dan kecepatan yang melampaui kemampuan manusia. Dengan menganalisis data visual dalam volume besar, sistem ini dapat mengidentifikasi deviasi subtil yang bahkan tidak terlihat oleh mata telanjang, menjadikannya fondasi bagi era baru kontrol kualitas yang cerdas dan adaptif.

Permasalahan utama yang dihadapi oleh konsumen dan bengkel skala kecil adalah ketiadaan metode yang praktis, terjangkau, dan andal untuk memverifikasi keaslian oli motor pada saat pembelian atau penggunaan. Metode analisis kualitas pelumas yang ada saat ini, seperti uji viskositas kinematik di laboratorium, spektrometri, atau analisis kimia lainnya, bersifat invasif, memerlukan peralatan khusus yang mahal, dan memakan waktu lama [3]. Keterbatasan ini membuat metode-metode tersebut tidak relevan untuk verifikasi di tempat (*on-site*) secara *real-time*.

Kondisi ini menciptakan sebuah kesenjangan riset (*research gap*) yang jelas. Meskipun penerapan *computer vision* untuk deteksi produk palsu telah menunjukkan keberhasilan signifikan, sebagian besar penelitian berfokus pada produk padat dengan fitur visual yang terdefinisi dengan baik, seperti logo, tekstur kemasan, atau jahitan pada produk fesyen. Sebagai contoh, deteksi sepatu Nike palsu

menggunakan YOLOv8 mampu mencapai *mean Average Precision* (mAP) hingga 95.0% karena model dapat dilatih untuk mengenali anomali pada bentuk logo atau pola jahitan yang konsisten [1], [4]. Sebaliknya, aplikasi *computer vision* untuk analisis kualitas cairan seperti oli masih kurang dieksplorasi dan menghadirkan tantangan yang unik. Analisis cairan bukanlah sekadar tugas deteksi objek standar, melainkan lebih mendekati klasifikasi substansi visual yang kompleks. Karakteristik visual seperti rona warna, saturasi, transparansi, dan kekeruhan (turbiditas) tidak hanya bersifat inheren pada cairan itu sendiri, tetapi juga merupakan fungsi dari interaksi kompleks antara cairan dengan cahaya. Hal ini menjadikan faktor lingkungan, terutama kondisi pencahayaan, sebagai variabel dominan yang sangat memengaruhi hasil deteksi, bukan sekadar gangguan minor. Dengan demikian, kebaruan penelitian ini terletak pada upaya untuk mengatasi tantangan analisis visual medium yang amorf dan tidak seragam (cairan), sebuah domain yang secara fundamental lebih kompleks dibandingkan deteksi objek padat konvensional.

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah yang telah diuraikan, tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk merancang, mengimplementasikan, dan mengevaluasi kinerja sebuah sistem prototipe non-invasif berbasis *computer vision* untuk deteksi kualitas oli motor secara *real-time*.

Rencana penyelesaian masalah untuk mencapai tujuan tersebut adalah dengan membangun sebuah sistem terintegrasi. Pendekatan ini memanfaatkan algoritma deteksi objek *state-of-the-art*, YOLOv8, sebagai mesin analisis visual. Untuk akuisisi citra, digunakan modul *Internet of Things* (IoT) berbiaya rendah, ESP32-CAM. Keseluruhan komponen ini diorkestrasi dalam sebuah arsitektur *client-server* yang dapat diakses melalui aplikasi web, sehingga memberikan kemudahan akses bagi pengguna.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah dan praktis sebagai berikut:

- Pengembangan Arsitektur Sistem Inovatif:** Menghasilkan sebuah arsitektur sistem yang fungsional untuk analisis kualitas cairan, dengan mengintegrasikan YOLOv8 dan ESP32-CAM, sebuah domain aplikasi yang belum banyak dieksplorasi dalam literatur.
- Penyusunan Dataset Kustom:** Membangun dan menganotasi sebuah dataset citra oli motor yang terdiri dari lima kategori kualitas berbeda. Dataset ini dapat menjadi basis dan tolok ukur (*benchmark*) bagi penelitian-penelitian selanjutnya di bidang ini.
- Analisis Kinerja Kuantitatif:** Menyajikan analisis kuantitatif terhadap kinerja model YOLOv8 pada tugas klasifikasi visual cairan yang kompleks, menghasilkan *benchmark* mAP awal sebagai bukti konsep (*proof-of-concept*).
- Identifikasi *Bottleneck* Kinerja Empiris:** Mengidentifikasi dan menganalisis secara

empiris faktor-faktor penghambat (*bottleneck*) utama dalam kinerja sistem, terutama dampak kritis dari kondisi pencahayaan terhadap akurasi dan kecepatan deteksi, yang divalidasi oleh temuan literatur.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Deteksi Produk Palsu Dengan Deep Learning

Perjuangan melawan produk palsu telah menjadi medan pertempuran utama bagi teknologi *deep learning*. Pendekatan awal sering kali mengandalkan kombinasi *Convolutional Neural Networks* (CNN) untuk ekstraksi fitur visual dari logo atau kemasan, dan *Optical Character Recognition* (OCR) untuk memverifikasi teks. Namun, kemajuan dalam arsitektur deteksi objek, khususnya keluarga algoritma YOLO (*You Only Look Once*), telah merevolusi bidang ini. YOLO memungkinkan deteksi *end-to-end* yang cepat dan akurat, menjadikannya pilihan ideal untuk aplikasi *real-time*.

Studi terbaru menunjukkan efektivitas tinggi YOLO dalam mengidentifikasi produk palsu. Sebagai contoh, sebuah penelitian yang berfokus pada deteksi sepatu Nike palsu menggunakan model YOLOv8m berhasil mencapai *mean Average Precision* (mAP) sebesar 95.0% [1]. Tingkat akurasi yang tinggi ini dimungkinkan karena model dapat dilatih untuk mengenali perbedaan-perbedaan halus namun konsisten pada fitur-fitur geometris yang terdefinisi dengan baik, seperti bentuk logo, kualitas jahitan, dan proporsi desain. Keberhasilan ini menegaskan bahwa YOLOv8 adalah alat yang sangat mumpuni untuk tugas deteksi pemalsuan pada objek padat. Namun, tantangan yang lebih besar muncul ketika berhadapan dengan produk yang tidak memiliki fitur yang jelas dan konsisten. Beberapa peneliti bahkan mulai mengeksplorasi kerangka kerja [1].

2.2. Analisis Kualitas Berbasis Visi Komputer

Penerapan visi komputer untuk penilaian kualitas secara non-invasif merupakan tren yang berkembang pesat di berbagai industri, mulai dari medis hingga manufaktur. Dalam konteks analisis cairan, teknologi ini menawarkan potensi untuk menggantikan metode laboratorium yang lambat dan mahal. Sebuah penelitian fundamental yang menjadi rujukan penting dalam domain ini dilakukan oleh Jiang et al. (2025), yang merancang sistem deteksi cerdas untuk impuritas (seperti rambut atau serpihan) dalam cairan botol menggunakan model YOLOv8 yang telah ditingkatkan [5].

Temuan paling krusial dari penelitian tersebut adalah validasi empiris mengenai dampak dominan dari kondisi pencahayaan terhadap kinerja deteksi. Mereka membandingkan empat skenario pencahayaan dan menemukan bahwa "pencahayaan atas yang dioptimalkan" (*optimized top lighting*) menghasilkan akurasi tertinggi dengan mAP50 mencapai 97.1%, sementara kondisi pencahayaan lainnya menghasilkan akurasi yang jauh lebih rendah [1]. Hasil ini secara

definitif menunjukkan bahwa standarisasi akuisisi citra, khususnya kontrol pencahayaan, adalah prasyarat mutlak untuk mencapai deteksi yang andal dan akurat dalam analisis visual cairan. Temuan ini memberikan validasi eksternal yang kuat untuk hasil yang diamati dalam penelitian ini. Di luar deteksi impuritas, teknik pemrosesan citra dan *eep learning* juga telah diterapkan untuk masalah terkait cairan lainnya, seperti deteksi tumpahan minyak (*oil spill*) di lingkungan perairan. Sementara itu, penelitian lain di bidang pelumasan menggunakan *machine learning* untuk memprediksi kondisi oli, meskipun pendekatannya sering kali berfokus pada data sensor non-visual (misalnya, suhu, tekanan, viskositas) daripada analisis citra langsung [5].

2.3. Arsitektur Keunggulan YOLOv8

Keluarga algoritma YOLO telah melalui evolusi pesat sejak diperkenalkan, dengan setiap versi menawarkan keseimbangan yang lebih baik antara kecepatan dan akurasi. YOLOv8, yang dirilis pada tahun 2023, mewakili kemajuan signifikan dan telah diadopsi secara luas untuk berbagai tugas inspeksi industri. Keunggulannya terletak pada beberapa inovasi arsitektur kunci yang membuatnya sangat sesuai untuk tugas deteksi yang menantang seperti analisis kualitas oli [6], [7], [8].

Arsitektur YOLOv8 terdiri dari tiga komponen utama: *backbone*, *neck*, dan *head* [9].

Backbone menggunakan versi yang disempurnakan dari CSPDarknet, yang efisien dalam mengekstraksi fitur-fitur visual dari gambar input. Fitur-fitur ini kemudian dilewatkan ke *neck*, yang menggunakan struktur *Path Aggregation Network* (PANet) untuk menggabungkan fitur dari berbagai skala secara efektif, meningkatkan kemampuan model untuk mendeteksi objek berukuran kecil maupun besar.

Salah satu inovasi paling penting dalam YOLOv8 adalah penggunaan *detection head* yang bersifat *anchor-free* (). Berbeda dengan versi sebelumnya seperti YOLOv5 yang mengandalkan sekumpulan kotak jangkar (*anchor boxes*) yang telah ditentukan sebelumnya, pendekatan *anchor-free* memungkinkan model untuk memprediksi pusat objek dan dimensinya secara langsung. Hal ini tidak hanya menyederhanakan arsitektur dan mengurangi kompleksitas komputasi, tetapi juga meningkatkan fleksibilitas model dalam mendeteksi objek dengan bentuk dan rasio aspek yang tidak beraturan—sebuah keuntungan krusial saat menganalisis fitur cairan yang amorf dan tidak terstruktur. Selain itu, YOLOv8 memperkenalkan modul C2f, yang dirancang untuk menciptakan aliran gradien yang lebih kaya dan meningkatkan kualitas ekstraksi fitur tanpa menambah beban komputasi yang signifikan. Kombinasi inovasi ini menjadikan YOLOv8 sebagai kerangka kerja yang kuat, efisien, dan serbaguna, yang mampu menyeimbangkan antara akurasi tinggi dan kinerja *real-time* [9], [10].

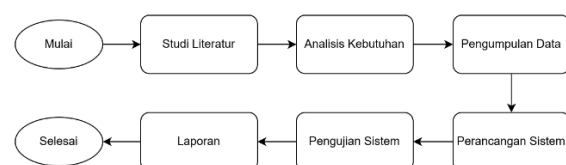
2.4. ESP32-CAM sebagai Perangkat Akuisisi Citra

Dalam ekosistem *Internet of Things* (IoT), ESP32-CAM telah muncul sebagai salah satu modul *open-source* yang paling populer untuk prototipe aplikasi visi tertanam (*embedded vision*). Keterjangkauan, ukuran yang ringkas, dan konektivitas Wi-Fi terintegrasi menjadikannya pilihan yang menarik bagi pengembang dan penghobi. Modul ini mengintegrasikan mikrokontroler ESP32-S dengan sensor citra OV2640 2-megapiksel, menyediakan daya pemrosesan yang cukup untuk tugas-tugas akuisisi dan transmisi citra [11], [12].

Dalam arsitektur sistem IoT modern, ESP32-CAM sering kali berfungsi sebagai perangkat *edge* (*edge device*). Perannya adalah untuk menangkap data visual dari lingkungan fisik dan mentransmisikannya ke *server* pusat atau platform *cloud* untuk pemrosesan lebih lanjut yang intensif secara komputasi [13]. Pola arsitektur ini sangat cocok untuk aplikasi yang menggunakan model *deep learning* besar seperti YOLOv8, di mana inferensi tidak praktis untuk dijalankan secara langsung di mikrokontroler dengan sumber daya terbatas. Namun, pilihan strategis untuk menggunakan perangkat berbiaya rendah ini datang dengan *trade-off* kinerja. Studi *benchmarking* terbaru menunjukkan bahwa meskipun ESP32-CAM mampu menangani berbagai resolusi, kinerjanya, terutama *frame rate*, menurun secara signifikan pada resolusi yang lebih tinggi [14]. Selain itu, pengoperasian berkelanjutan dapat menyebabkan pemanasan perangkat, yang berpotensi memengaruhi stabilitas jangka panjang. Memahami keterbatasan ini sangat penting dalam merancang sistem yang realistis dan andal, serta memvalidasi keputusan arsitektur untuk memisahkan akuisisi citra di *edge* dari pemrosesan AI di *server* [11].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metodologi *Research and Development* (R&D) dengan model proses *prototyping*. Alur penelitian dilakukan secara sistematis dan berurutan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Proses Penelitian

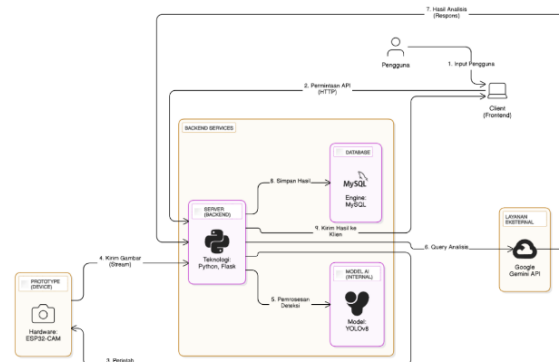
Diagram pada Gambar 1 memvisualisasikan alur metodologi penelitian yang disusun secara sistematis. Tahapan penelitian ini berjalan secara berurutan, di mana setiap tahap dibangun di atas hasil dari tahap sebelumnya.

3.1. Tahapan Penelitian

- Studi Literatur: Mengkaji teori *Computer Vision*, algoritma YOLOv8, indikator visual kualitas oli, penelitian terdahulu, serta teknologi pendukung seperti Python Flask, ESP32-CAM, dan MySQL.
- Analisis Kebutuhan: Mendefinisikan kebutuhan fungsional (autentikasi, akuisisi citra, deteksi, visualisasi hasil, manajemen riwayat) dan non-fungsional (akurasi, kecepatan, keandalan). Kebutuhan perangkat keras mencakup komputer pengembangan (Intel i5-12450H, RTX 3050, 24GB RAM) dan prototipe IoT (ESP32-CAM, kamera OV2640, LCD). Perangkat lunak yang digunakan adalah Windows 11, Python 3.11, Flask, Ultralytics, OpenCV, MySQL, dan Arduino IDE.
- Pengumpulan Data: Mengumpulkan 875 citra sampel oli secara langsung yang mencakup empat kategori kualitas (asli, bekas layak, bekas tidak layak, palsu) dan satu kategori merek. Data dilabeli secara manual menggunakan Roboflow dan dibagi menjadi data latih (91%), validasi (7%), dan uji (2%).
- Perancangan Sistem: Merancang arsitektur sistem, alur data, dan basis data. *Data Flow Diagram* (DFD) memetakan alur kerja dari input pengguna, interaksi dengan perangkat ESP32, proses analisis internal (YOLOv8) dan eksternal (Google Gemini API), hingga penyimpanan dan penyajian hasil. *Entity Relationship Diagram* (ERD) merancang struktur basis data dengan dua entitas utama: users dan detection_history, yang terhubung melalui relasi *one-to-many*.
- Pengujian Sistem: Melakukan pengujian kinerja (*performance testing*) untuk mengukur durasi pada setiap tahapan kritis dalam berbagai skenario (kondisi pencahayaan dan koneksi jaringan yang berbeda) untuk mengidentifikasi *bottleneck*.
- Penyusunan Laporan: Mendokumentasikan seluruh proses dan hasil penelitian.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem ini dibangun di atas arsitektur *client-server* yang memisahkan antarmuka pengguna (*frontend*) dari logika pemrosesan (*backend*). Arsitektur ini memastikan modularitas dan skalabilitas, memungkinkan setiap komponen (perangkat keras, *server*, aplikasi web) dikembangkan secara independen.



Gambar 2. Arsitektur Sistem

Alur kerja sistem seperti yang terlihat pada Gambar 2, dimulai saat pengguna memicu permintaan deteksi melalui antarmuka web (1, 2). *Server* memerintahkan perangkat prototipe ESP32-CAM untuk mengakuisisi gambar (3), yang kemudian dikirim kembali ke *server* (4). *Server* menjalankan model YOLOv8 untuk pemrosesan deteksi (5), mengirimkan hasilnya ke Google Gemini API untuk analisis deskriptif (6, 7), menyimpan seluruh hasil ke basis data MySQL (8), dan akhirnya mengirimkan hasil lengkap kembali ke pengguna (9).

4.1. Pelatihan dan Kinerja Model

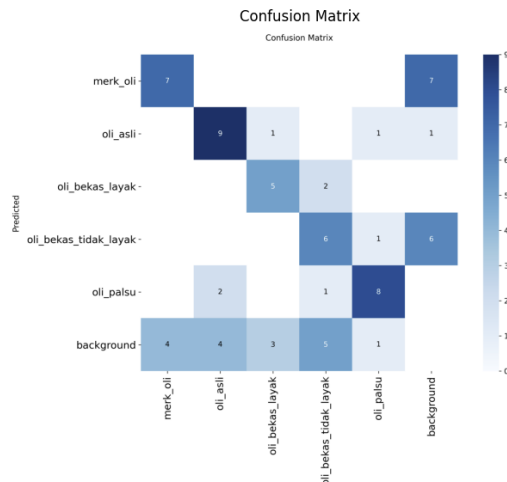
Model YOLOv8n dilatih menggunakan *dataset* kustom berisi 875 gambar yang telah dilabeli ke dalam 5 kelas. Pelatihan dihentikan pada *epoch* ke-230 melalui mekanisme *early stopping*. Hasil validasi pada model terbaik (*best.pt*) menunjukkan kinerja yang dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Kinerja Model Deteksi

Kelas	Jumlah Gambar	Jumlah Instansi	Precision (P)	Recall (R)	mAP50	mAP50-95
merk_oli	9	11	0.531	0.636	0.650	0.377
oli asli	10	15	0.748	0.593	0.622	0.343
oli bekas layak	7	9	0.701	0.556	0.585	0.250
oli bekas tidak layak	7	14	0.608	0.445	0.428	0.162
oli palsu	11	11	0.844	0.727	0.748	0.417
Rata-Rata	40	60	0.686	0.591	0.607	0.310

Dari Tabel 1, dapat dilihat bahwa model mencapai *mean Average Precision* (mAP50) sebesar 60.7%, yang menunjukkan kemampuan dasar yang memadai. Kinerja terbaik dicapai pada kelas oli_palsu (mAP50 74.8%), kemungkinan karena karakteristik

visualnya yang lebih konsisten. Sebaliknya, kinerja terendah terdapat pada kelas oli_bekas_tidak_layak (mAP50 42.8%), mengindikasikan kesulitan model dalam membedakan variasi visual oli bekas yang kompleks.



Gambar 3. Confusion Matrix Validasi

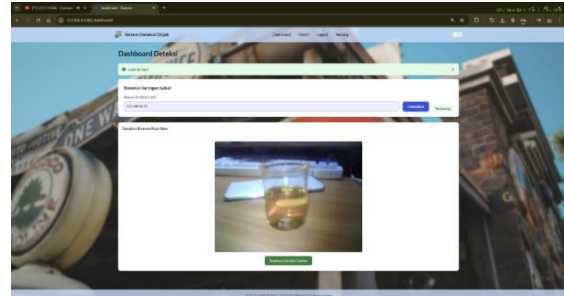
Confusion Matrix pada Gambar 3 menunjukkan bahwa model paling sering mengalami kebingungan saat membedakan antara *oli_bekas_layak* dan *oli_bekas_tidak_layak*, serta sering salah mengklasifikasikan *background* sebagai objek.

4.2. Implementasi dan Antarmuka Pengguna

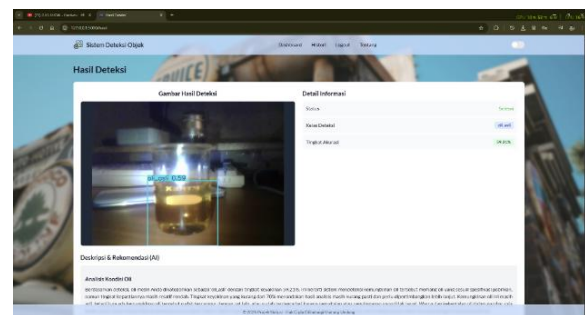
Aplikasi web dibangun menggunakan Python Flask dengan basis data MySQL. Pengguna berinteraksi melalui antarmuka yang dimulai dari halaman login/registrasi. Setelah masuk, pengguna diarahkan ke dasbor (Gambar 4) untuk menghubungkan aplikasi dengan perangkat prototipe melalui alamat IP.

Setelah koneksi berhasil, *stream* video dari kamera ESP32-CAM akan ditampilkan. Pengguna kemudian dapat menekan tombol "Tangkap & Deteksi

Gambar" untuk memulai analisis. Hasil deteksi yang komprehensif, mencakup gambar beranotasi, kelas, tingkat akurasi, dan deskripsi dari AI, disajikan pada halaman hasil (Gambar 5). Seluruh riwayat deteksi dapat diakses kembali oleh pengguna, mengubah sistem menjadi alat pemantauan digital.



Gambar 4. Halaman Dasbor dengan Streaming Video



Gambar 5. Halaman Hasil Deteksi

4.3. Pengujian Kinerja Sistem

Pengujian kinerja dilakukan untuk mengukur waktu respons total sistem dalam berbagai skenario. Hasilnya menunjukkan bahwa waktu deteksi berkisar antara 10 hingga 16 detik.

Tabel 2. Rata-Rata Hasil Pengujian Kinerja (detik)

No	Gambar Sampel	Skenario	Proses YOLO	Proses Respon	Total
1		Pengguna melakukan deteksi pada sampel oli dengan kondisi pencahayaan ideal.	6	5	11
2		Pengguna melakukan deteksi pada sampel oli dengan kondisi pencahayaan kurang ideal	9	5	14
3		Pengguna melakukan deteksi pada sampel oli dengan koneksi internet yang kurang stabil.	6	9	15

No	Gambar Sampel	Skenario	Proses YOLO	Proses Respon	Total
4		Pengguna melakukan deteksi pada sampel oli dengan koneksi internet yang stabil.	6	5	11
5		Pengguna melakukan deteksi sampel oli bekas dengan kondisi pencahayaan ideal dan internet stabil	6	4	10
6		Pengguna melakukan deteksi pada sampel oli bekas dengan kondisi pencahayaan ideal dan internet kurang stabil	7	9	16
Rata-Rata			6.67	6.17	12.83

Analisis pada Tabel 2 mengidentifikasi dua *bottleneck* utama. Pertama, proses inferensi YOLOv8 (rata-rata 6.67 detik) yang sangat sensitif terhadap kualitas pencahayaan. Kondisi cahaya buruk meningkatkan waktu proses hingga 50%. Kedua, latensi jaringan saat berkomunikasi dengan API eksternal (rata-rata 6.17 detik), yang menjadi faktor dominan saat koneksi internet tidak stabil. Dengan demikian, sistem menunjukkan performa yang dapat

diterima, namun efektivitasnya sangat dipengaruhi oleh kondisi lingkungan dan infrastruktur.

4.4. Implikasi Hasil

Meskipun kinerja model (mAP50 60.7%) pada tahap ini bersifat dasar, hasil ini harus diinterpretasikan dalam konteks kompleksitas tugas. Tabel 3 membandingkan kinerja model ini dengan studi YOLOv8 lain pada tugas deteksi yang berbeda.

Tabel 3. Perbandingan Kinerja Model

Studi	Model	Deteksi	Kondisi	mAP@05 (%)
Panchal & Vora (2024) [1]	YOLOv8m	Sepatu Nike	Dataset Custom	95.0
Jiang et al. (2025) [9]	VE-YOLOv8	Impuritas Cairan	Pencahayaan Teroptimasi	97.1
Penelitian ini	YOLOv8n	Oli Motor	Bervariasi	60.7

Perbandingan ini memberikan perspektif penting. Akurasi yang jauh lebih tinggi pada deteksi sepatu palsu dan impuritas cairan dalam kondisi ideal menunjukkan bahwa tugas dengan fitur yang jelas atau lingkungan yang terkontrol memungkinkan model untuk mencapai kinerja puncak. Sebaliknya, mAP 60.7% yang dicapai dalam penelitian ini menggunakan prototipe berbiaya rendah dengan kondisi pencahayaan yang tidak terkontrol untuk menganalisis *medium amorf* sebenarnya merupakan bukti konsep yang kuat. Hasil ini tidak menandakan kegagalan model, melainkan secara kuantitatif menyoroti tantangan inheren dari domain masalah dan menggarisbawahi area krusial untuk perbaikan di masa depan.

4.5. Keterbatasan Penelitian

Penting untuk mengakui beberapa keterbatasan dalam penelitian ini secara transparan:

- Akurasi Model: Kinerja mAP 60.7% masih berada di tingkat dasar dan belum cukup untuk aplikasi komersial yang menuntut keandalan tinggi.
- Generalisasi Dataset: Dataset dikumpulkan dalam lingkungan yang relatif terbatas. Model mungkin tidak dapat menggeneralisasi dengan

baik untuk berbagai merek oli, jenis (misalnya, sintesis vs. mineral), atau kondisi pencahayaan yang sangat berbeda dari data pelatihan.

- Ketergantungan Prototipe: Hasil kinerja sangat terikat pada kapabilitas dan keterbatasan perangkat keras yang digunakan, yaitu ESP32-CAM, yang memiliki batasan pada kualitas sensor dan kecepatan akuisisi citra.

Meskipun terdapat keterbatasan ini, validitas temuan penelitian, terutama mengenai identifikasi *bottleneck* kinerja (pencahayaan dan latensi jaringan), tetap kuat. Temuan ini tidak hanya terbukti secara empiris dalam eksperimen tetapi juga didukung dan divalidasi oleh literatur ilmiah yang ada, menjadikannya kontribusi yang signifikan bagi pemahaman tentang tantangan praktis dalam menerapkan sistem visi komputer untuk analisis cairan di dunia nyata.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan keseluruhan proses perancangan, implementasi, dan pengujian, dapat disimpulkan bahwa sistem deteksi kualitas oli motor menggunakan algoritma YOLOv8 dan perangkat IoT ESP32-CAM telah berhasil diwujudkan sebagai sebuah prototipe

yang fungsional. Sistem ini mampu menjalankan alur kerja deteksi secara lengkap, mulai dari akuisisi citra hingga penyajian hasil analisis kepada pengguna. Model deteksi yang dikembangkan menunjukkan kapabilitas dasar yang memadai dengan pencapaian *mean Average Precision* (mAP50) sebesar 60.7%, yang membuktikan kelayakan konsep (*proof-of-concept*) untuk analisis kualitas cairan secara non-invasif.

Kontribusi utama dari penelitian ini tidak hanya terletak pada keberhasilan implementasi prototipe, tetapi juga pada identifikasi dan analisis empiris terhadap faktor-faktor kinerja kritis. Evaluasi menunjukkan adanya tantangan operasional yang signifikan, dengan waktu respons total sistem rata-rata 13.2 detik. Kinerja ini secara dominan dipengaruhi oleh dua *bottleneck* utama: (1) kualitas pencahayaan ambien, yang secara langsung berdampak pada kecepatan dan akurasi pemrosesan inferensi lokal oleh model YOLOv8, dan (2) stabilitas koneksi internet, yang menentukan latensi komunikasi dengan API eksternal. Temuan ini menggarisbawahi bahwa keberhasilan implementasi sistem serupa di dunia nyata sangat bergantung pada kontrol lingkungan akuisisi citra dan infrastruktur jaringan.

Berdasarkan temuan dan keterbatasan yang telah diidentifikasi, berikut adalah beberapa saran konkret dan strategis untuk penelitian di masa mendatang: Peningkatan Robustitas Model: Untuk meningkatkan akurasi dan ketangguhan model, disarankan untuk tidak hanya memperkaya jumlah data, tetapi juga menerapkan teknik *data augmentation* yang agresif. Secara spesifik, augmentasi fotometrik seperti variasi acak pada kecerahan, kontras, dan saturasi, serta injeksi *noise*, dapat mensimulasikan berbagai kondisi pencahayaan. Hal ini akan melatih model agar lebih tangguh terhadap perubahan lingkungan dan meningkatkan kemampuan generalisasinya.

Standardisasi Akuisisi Citra: Mengingat pencahayaan adalah *bottleneck* utama, langkah paling krusial berikutnya adalah standardisasi proses akuisisi citra. Disarankan untuk merancang dan membangun sebuah "ruang pencitraan" (*imaging chamber*) berbiaya rendah, misalnya menggunakan teknologi cetak 3D. Ruang ini dapat dilengkapi dengan sumber cahaya LED internal yang terstandar (contoh: *ring light*) untuk memastikan setiap sampel oli dicitrakan dalam kondisi pencahayaan yang konsisten dan optimal, sehingga secara langsung mengatasi masalah utama yang ditemukan dalam penelitian ini.

Optimalisasi Kinerja dan Eksplorasi *Edge AI*: Untuk mengatasi *bottleneck* latensi jaringan, ketergantungan pada API eksternal harus dikurangi. Salah satu cara adalah dengan mengganti deskripsi dinamis dari AI dengan templat deskripsi lokal yang dipicu berdasarkan kelas deteksi. Untuk langkah yang lebih maju, perlu dieksplorasi penerapan *Edge AI* atau *TinyML*. Ini melibatkan kuantisasi model YOLOv8 (misalnya, menggunakan TensorFlow Lite) agar dapat dijalankan pada perangkat *edge* yang lebih kuat seperti

Raspberry Pi. Dengan memindahkan proses inferensi dari *server* ke *edge*, latensi jaringan untuk tugas deteksi ini dapat dieliminasi sepenuhnya.

Pengembangan Aplikasi Mobile: Untuk meningkatkan aksesibilitas dan kemudahan penggunaan bagi konsumen akhir, pengembangan sistem menjadi aplikasi *mobile* (Android/iOS) merupakan langkah strategis. Aplikasi *mobile* dapat memanfaatkan kamera ponsel yang umumnya berkualitas lebih tinggi dan menyediakan antarmuka yang lebih intuitif, sekaligus menyederhanakan konektivitas dengan perangkat keras jika diperlukan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Panchal and N. Vora, "Deep Learning based Counterfeit Nike Shoes Detection using YOLOv8 for Object Detection," *Journal of Innovative Image Processing*, vol. 6, no. 3, pp. 314–328, Sep. 2024, doi: 10.36548/jiip.2024.3.008.
- [2] M. Raisul Islam *et al.*, "Deep Learning and Computer Vision Techniques for Enhanced Quality Control in Manufacturing Processes," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 121449–121479, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3453664.
- [3] M. A. Mohd fadzil, A. A. Razali, H. Zabiri, and A. H. Che Hussin, "Investigative Analysis of Automatic Mode Detection for a Lubricant Base Oil Production Plant Using PCA and Machine-Learning Models," *ACS Omega*, 2023, doi: 10.1021/acsomega.3c07331.
- [4] R. Malaguti, N. Lourenço, and C. Silva, "A supervised machine learning model for determining lubricant oil operating conditions," *Expert Syst*, vol. 40, Aug. 2022, doi: 10.1111/exsy.13116.
- [5] B. Jiang, Y. C. Zhang, K. Zhang, Z. H. Mu, A. Liu, and C. Xu, "Design of Machine Vision Detection System for Impurities in Liquid Bottles," *Luminescence*, vol. 40, Aug. 2025, doi: 10.1002/bio.70189.
- [6] S. U. Islam, G. Ferraioli, V. Pascazio, S. Vitale, and M. Amin, "Performance Analysis of YOLOv3, YOLOv4 and MobileNet SSD for Real Time Object Detection."
- [7] N. Jegham, C. Y. Koh, M. Abdelatti, and A. Hendawi, "YOLO Evolution: A Comprehensive Benchmark and Architectural Review of YOLOv12, YOLO11, and Their Previous Versions," Mar. 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2411.00201>
- [8] Z. Liu and K. Ye, "YOLO-IMF: An Improved YOLOv8 Algorithm for Surface Defect Detection in Industrial Manufacturing Field," 2023, pp. 15–28. doi: 10.1007/978-3-031-44754-9_2.
- [9] Y. Ding *et al.*, "Application of Improved YOLOv8 Image Model in Urban Manhole Cover Defect Management and Detection: Case Study,"

- Sensors*, vol. 25, no. 13, Jul. 2025, doi: 10.3390/s25134144.
- [10] M. Hussain, "YOLOv5, YOLOv8 and YOLOv10: The Go-To Detectors for Real-time Vision," Jul. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2407.02988>
- [11] S. T. Nowroz, N. M. Saleh, S. Shakur, S. Banerjee, and F. Amsaad, "A Benchmark Reference for ESP32-CAM Module," May 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2505.24081>
- [12] P. Dani Prasetyo Adi, "Performance evaluation of ESP32 Camera Face Recognition for various projects," *Internet of Things and Artificial Intelligence Journal*, vol. 2, Aug. 2022, doi: 10.31763/iota.v2i1.512.
- [13] H. Mulugeta, "LIGHTWEIGHT IOT SECURITY WITH DEEP LEARNING-DRIVEN BIOMETRIC FOR HUMAN AUTHENTICATION BY GIRMA ALEMU BIRBIRSA," 2025.
- [14] J. Saleem, U. Raza, M. Hammoudeh, and W. Holderbaum, "Machine Learning-Enhanced Attribute-Based Authentication for Secure IoT Access Control," *Sensors*, vol. 25, no. 9, May 2025, doi: 10.3390/s25092779.