

Implementasi Sistem Deteksi Titik Api pada area *graving dock* Menggunakan YOLOv5

Muhammad Adimassyah¹, Agus Khumaidi², Mohammad Basuki Rahmat³, Dimas Pristovani Riananda⁴,
Muhammad Khoirul Hasin⁵, Didik Sukoco⁶

e-mail: m.adimassyah@student.ppns.ac.id, aguskhumaidi@ppns.ac.id, mbasuki.rahmat@ppns.ac.id,
dimaspristovani@ppns.ac.id, khoirul.hasin@ppns.ac.id, didikskc@ppns.ac.id.

^{1,2,3,5,6}Prodi Teknik Otomasi PPNS, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Jalan Teknik Kimia, Keputih, Surabaya, Indonesia

⁴Prodi Teknik Kelistrikan Kapal PPNS, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Jalan Teknik Kimia, Keputih, Surabaya, Indonesia

Informasi Artikel

Riwayat Artikel

Diterima 31 Mei 2024

Direvisi 26 Juli 2024

Diterbitkan 31 Juli 2024

Kata kunci:

Graving Dock

Deteksi Api

YOLO

Real-Time

ABSTRAK

Graving dock atau galangan kapal memiliki risiko tinggi terjadinya kebakaran karena adanya bahan mudah terbakar dan proses panas seperti pekerjaan pemotongan, gerinda, fitting, pengelasan, brazing, dan firing. Untuk mengatasi risiko ini, diperlukan sistem deteksi api dini dan real-time. Penelitian ini mengusulkan sistem pengenalan titik api berbasis YOLOv5 dengan memanfaatkan fasilitas CCTV yang terpasang di area kerja PT PAL. Pengumpulan dataset dilakukan menggunakan sampel gambar untuk setiap kelas, yang mencakup tiga kelas dalam penelitian ini, yaitu kelas api, kelas api las dan percikan api. Penelitian menggunakan 2745 data pelatihan dan 692 data pengujian. Hasil terbaik diperoleh dengan nilai ambang IoU 0,5 yang memiliki nilai mAP selama pengujian untuk semua kelas sebesar 0,89 atau 89%. Akurasi yang dihasilkan melalui matriks confidence score adalah 0.67 atau 67% dengan pengujian deteksi objek pada video yang berjalan menunjukkan nilai akurasi yang cukup baik dan stabil.

ABSTRACT

Graving docks or shipyards have a high risk of fire due to the presence of flammable materials and hot processes such as cutting, grinding, fitting, welding, brazing, and firing. To mitigate this risk, an early and real-time fire detection system is necessary. This research proposes a fire point recognition system based on YOLOv5, utilizing the CCTV facilities installed in the PT PAL work area. The dataset collection was carried out using sample images for each class, which includes three classes in this study: fire, welding sparks, and flame sparks. The research utilized 2745 training data and 692 testing data. The best results were obtained with an IoU threshold value of 0.5, achieving a mean Average Precision (mAP) of 0.89 or 89% across all classes during testing. The accuracy, as measured by the confidence score matrix, was 0.67 or 67%, with object detection testing on video showing a high and stable accuracy rate.

Keywords:

Graving Dock

Fire Detection

YOLO

Real-Time

Penulis Korespondensi:

Muhammad Adimassyah

Prodi Teknik Otomasi PPNS,

Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya,

Jalan Teknik Kimia, Keputih, Surabaya, Indonesia, 60111

Email: m.adimassyah@student.ppns.ac.id

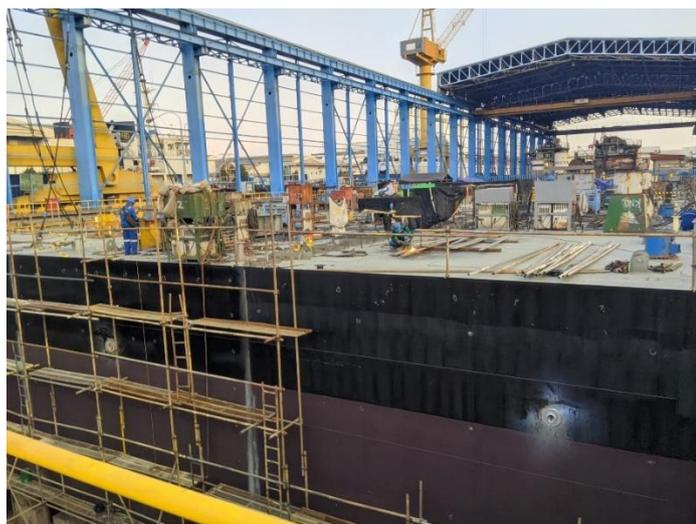
Nomor HP/WA aktif: +62 857-3544-0826



1. PENDAHULUAN

Menurut badan resmi yang mengawasi masalah keselamatan dan kesehatan kerja, insiden kebakaran merupakan kejadian yang tidak diharapkan dan melibatkan api yang tidak terkendali. Peristiwa ini dapat mengakibatkan kerusakan materi seperti kerusakan harta benda, bangunan fisik, fasilitas penunjang, dan lainnya. Selain itu, kebakaran juga dapat menyebabkan hilangnya nyawa atau cacat tubuh sebagai konsekuensi dari kejadian tersebut. Di banyak lingkungan industri, seperti area tempat perbaikan dan pembangunan kapal, risiko terjadinya kebakaran bisa sangat tinggi. Area ini merupakan tempat di mana kapal-kapal diperbaiki atau dibangun, dan seringkali terdapat bahan-bahan yang mudah terbakar serta proses-proses yang melibatkan panas dan api. Pekerjaan yang menghasilkan panas, yang juga dikenal sebagai pekerjaan panas, adalah jenis pekerjaan yang sering dilakukan di galangan kapal baik saat proses pembuatan maupun perbaikan kapal [1]. Pekerjaan panas ini melibatkan beberapa kegiatan seperti pemotongan, penggerindaan, pemasangan komponen material, pengelasan, penyambungan dengan logam, dan pemanasan material. Kebakaran bisa terjadi karena berbagai faktor seperti korsleting listrik, percikan api, dan perilaku manusia yang tidak patuh seperti merokok [2].

Pada waktu tertentu sebelumnya, penulis melakukan pelatihan kerja lapangan (OJT) di PT PAL Indonesia yang merupakan perusahaan yang berfokus pada pembuatan sistem pertahanan utama Indonesia, terutama di sektor kelautan. Saat melaksanakan kegiatan OJT, penulis mendapatkan tugas untuk membantu membuat sistem untuk mendeteksi titik api di area tempat perbaikan dan pembangunan kapal secara *real-time*. Perusahaan galangan kapal tersebut memiliki beberapa dok yang aktif melakukan pekerjaan panas. Gambar 1 menunjukkan kondisi salah satu dok yang ada di PT PAL Indonesia yang sedang melaksanakan pembuatan kapal baru. Pada saat pembuatan kapal baru, dipastikan terdapat pekerjaan panas dan terdapat barang-barang mudah terbakar yang dapat menimbulkan kebakaran.



Gambar 1. Kondisi Dock Pada PT. PAL Indonesia

Sebelumnya, metode yang digunakan untuk memberikan informasi tentang insiden kebakaran di area *graving dock* dilakukan secara manual. Ketika kebakaran terjadi di wilayah tersebut, petugas lapangan harus menekan tombol alarm yang terhubung dengan sistem pemadam kebakaran. Prosedur ini kurang akurat dan membutuhkan waktu yang lama karena petugas pemadam kebakaran terlebih dahulu harus mencari sumber api, yang dapat menyebabkan api menyebar lebih luas. Oleh karena itu, diperlukan perancangan sistem proteksi aktif untuk mengurangi luasnya area yang terkena dampak kebakaran, mengurangi jumlah korban jiwa, dan meminimalisir kerugian akibat insiden tersebut. Teknologi dibutuhkan untuk mengidentifikasi dan memberikan peringatan ketika terjadi titik api atau asap di lingkungan kerja, terutama di perusahaan galangan kapal yang memiliki risiko kebakaran akibat aktivitas produksi.



Karena alasan ini, departemen K3 pada Perusahaan Galangan Kapal PT. PAL Indonesia bekerja sama untuk mengembangkan alat pendeteksi titik api secara *real-time* 24 jam yang efektif dan otomatis untuk mencegah kebakaran [3].

Dalam upaya meningkatkan keamanan dan keselamatan di area *graving dock*, penelitian ini mengusulkan Deteksi dini titik api merupakan aspek krusial dalam mencegah kejadian kebakaran yang dapat mengakibatkan kerugian material dan korban jiwa. Salah satu area yang berisiko tinggi terhadap bahaya kebakaran adalah *graving dock*, yakni kolam kering yang digunakan untuk membangun atau memperbaiki kapal. Lingkungan *graving dock* yang sempit, panas, dan berdebu menyebabkan potensi terjadinya percikan api dan sumber panas lainnya yang dapat memicu kebakaran jika tidak ditangani dengan baik. Untuk mendeteksi titik api secara dini di area *graving dock*, diperlukan sebuah sistem deteksi yang andal dan akurat. Salah satu metode yang populer dalam deteksi objek adalah *You Only Look Once* (YOLO), sebuah algoritma *deep learning* yang mampu melakukan deteksi objek secara *real-time* dengan akurasi yang tinggi. Namun, keberhasilan sistem deteksi berbasis YOLO sangat bergantung pada kualitas dataset yang digunakan untuk melatih model.

Penelitian ini berfokus pada evaluasi pengumpulan dataset untuk sistem deteksi titik api pada area *graving dock* menggunakan YOLO V5, versi terbaru dari algoritma YOLO. Tujuan utama dari penelitian ini adalah menganalisis kualitas dataset yang telah dikumpulkan dan mengevaluasi kesesuaiannya untuk digunakan dalam pelatihan model deteksi titik api berbasis YOLO V5. Aspek-aspek yang akan dievaluasi meliputi keragaman data, jumlah data, anotasi data, dan representasi data terhadap kondisi nyata di area *graving dock*.

Dengan evaluasi yang komprehensif terhadap dataset yang telah dikumpulkan, diharapkan penelitian ini dapat memberikan wawasan dan rekomendasi yang bermanfaat untuk meningkatkan kualitas sistem deteksi titik api di area *graving dock*, sehingga dapat meminimalkan risiko kebakaran dan menjamin keselamatan pekerja serta fasilitas [4].

2. METODE PENELITIAN

2.1 Api dan Pengolahan Citra

Deteksi kebakaran merupakan salah satu aspek kritis dalam manajemen keamanan di berbagai lingkungan kerja, termasuk *graving dock* atau galangan kapal. Kebakaran dapat terjadi secara tiba-tiba dan menyebabkan kerusakan besar, bahkan ancaman terhadap kehidupan manusia. Oleh karena itu, penting untuk memiliki sistem deteksi kebakaran yang cepat dan akurat. Teknologi pengolahan citra (*image processing*) telah menjadi alat yang sangat efektif dalam mencapai tujuan ini. Pengolahan citra memungkinkan deteksi dan analisis visual melalui kamera dan sensor, yang dapat mendeteksi adanya api atau tanda-tanda kebakaran lainnya.

Pengolahan citra dalam konteks deteksi kebakaran melibatkan beberapa tahapan penting. Pertama, gambar atau video dari kamera CCTV dikumpulkan dan diproses untuk mengidentifikasi fitur-fitur yang menunjukkan adanya api, seperti warna, bentuk, dan pergerakan api. Algoritma pengolahan citra kemudian diterapkan untuk memisahkan area yang mengandung api dari latar belakang. Metode yang sering digunakan termasuk *thresholding*, segmentasi gambar, dan analisis spektral. Teknik-teknik ini memungkinkan sistem untuk mengenali karakteristik unik dari api, seperti warna merah dan oranye yang khas, serta pola pergerakan yang bergejolak [5].

Salah satu metode canggih dalam pengolahan citra untuk deteksi kebakaran adalah penggunaan jaringan saraf tiruan (*neural networks*) dan *deep learning*. Metode ini melibatkan pelatihan model dengan dataset gambar yang berisi contoh-contoh api dan kondisi non-api. Model *deep learning*, seperti YOLOv5 (*You Only Look Once* version 5), dapat belajar dari dataset ini untuk mengenali pola visual api dengan akurasi yang tinggi. YOLOv5 memiliki kemampuan untuk melakukan deteksi objek secara *real-time*, yang sangat berguna dalam situasi darurat di mana setiap detik berharga.



Implementasi sistem deteksi kebakaran berbasis pengolahan citra membawa berbagai keuntungan. Sistem ini dapat memberikan deteksi dini, yang memungkinkan respons cepat untuk memadamkan api sebelum menyebar luas. Selain itu, pengolahan citra dapat dilakukan secara otomatis dan terus-menerus, tanpa memerlukan intervensi manusia, sehingga meningkatkan efisiensi dan keandalan sistem. Namun, tantangan dalam implementasi ini termasuk kebutuhan akan dataset yang besar dan berkualitas, serta kemampuan sistem untuk beradaptasi dengan berbagai kondisi pencahayaan dan lingkungan.

Secara keseluruhan, pengolahan citra merupakan teknologi yang sangat potensial dalam deteksi kebakaran. Dengan kemajuan dalam algoritma dan komputasi, sistem deteksi kebakaran berbasis pengolahan citra semakin akurat dan andal, menyediakan alat yang penting dalam manajemen risiko dan keselamatan di lingkungan kerja berisiko tinggi [6].

2.2 YOLOv5

YOLOv5 (*You Only Look Once version 5*) adalah salah satu model deep learning terbaru dan paling canggih dalam bidang deteksi objek. Dikembangkan oleh komunitas *open-source*, YOLOv5 menawarkan berbagai peningkatan signifikan dibandingkan versi sebelumnya, terutama dalam hal akurasi dan kecepatan. Model ini dirancang untuk melakukan deteksi objek secara real-time dengan efisiensi tinggi, membuatnya sangat cocok untuk aplikasi yang membutuhkan respons cepat, seperti deteksi kebakaran, pemantauan keamanan, dan kendaraan otonom.

YOLOv5 juga dikenal karena kemampuannya untuk mendeteksi berbagai objek dalam satu gambar. Model ini dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan beberapa objek dengan berbagai ukuran dan bentuk dalam satu kali proses, dan memberikan output berupa kotak pembatas (*bounding boxes*) yang menunjukkan lokasi setiap objek serta label yang mengindikasikan jenis objek tersebut. Kemampuan ini sangat bermanfaat dalam situasi kompleks di mana berbagai objek perlu diidentifikasi secara bersamaan, seperti di *graving dock* yang memiliki berbagai aktivitas dan potensi bahaya [12].

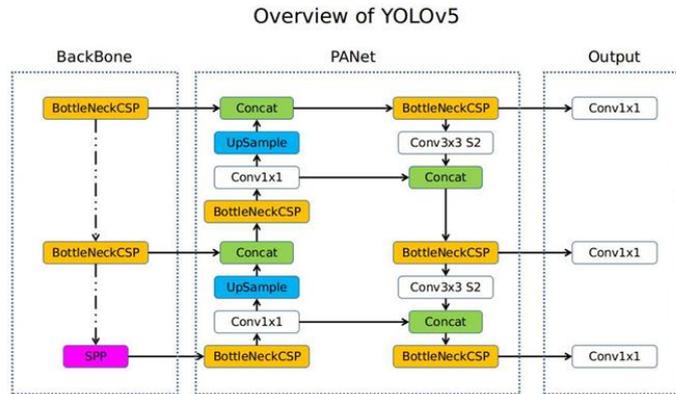
YOLOv5 beroperasi dengan prinsip dasar yang sama seperti versi YOLO sebelumnya, model ini membagi citra input menjadi grid dan kemudian memprediksi *bounding boxes* serta probabilitas kelas untuk setiap *grid cell*. Dalam sekali inferensi, YOLOv5 dapat mendeteksi banyak objek dalam citra, memberikan keuntungan signifikan dalam hal kecepatan pemrosesan dibandingkan dengan metode deteksi objek tradisional yang memerlukan banyak tahap pemrosesan. Arsitektur YOLOv5 terdiri dari tiga komponen utama: *Backbone*, *Neck*, dan *Head* [7].

1. **Backbone:** Bagian ini bertanggung jawab untuk ekstraksi fitur dari citra input. YOLOv5 menggunakan CSPDarknet53 sebagai backbone, yang merupakan varian dari Darknet, jaringan saraf konvolusional (CNN) yang dioptimalkan untuk kinerja tinggi dan efisiensi. CSPDarknet53 menggabungkan strategi pembagian jaringan (*Cross Stage Partial Network*) untuk meningkatkan pembelajaran fitur dan mengurangi beban komputasi.
2. **Neck:** Komponen ini bertujuan untuk menggabungkan fitur-fitur yang diekstraksi dari backbone melalui beberapa skala. YOLOv5 menggunakan PANet (*Path Aggregation Network*) di bagian Neck untuk memperkuat



fitur-fitur penting dan menggabungkan informasi dari berbagai tingkat resolusi. Hal ini memungkinkan model untuk lebih baik dalam mendeteksi objek dengan berbagai ukuran dan bentuk.

3. Head: Bagian ini adalah tempat prediksi akhir dilakukan. Head YOLOv5 menggunakan mekanisme anchor-based untuk memprediksi bounding boxes dan kelas objek dalam citra. Prediksi dilakukan melalui beberapa skala untuk memastikan bahwa objek kecil maupun besar dapat dideteksi dengan baik.



Gambar 2. Arsitektur YOLOv5

YOLOv5 mempunyai beberapa model yang berbeda, seperti YOLOv5n, YOLOv5s, YOLOv5m, YOLOv5l, dan YOLOv5x. Ketika digunakan di perangkat mobile, disarankan untuk menggunakan YOLOv5s atau YOLOv5m, sementara untuk penggunaan di awan, disarankan untuk menggunakan YOLOv5l atau YOLOv5x. YOLOv5 menggunakan fungsi aktivasi *Sigmoid-weighted Linear Units* (SiLU) dalam perhitungan selanjutnya [10].

$$a_k(z_k) = z_k \sigma(z_k) \quad (1)$$

$$z_k = \sum_i \omega_{ik} S_i + b_k \quad (2)$$

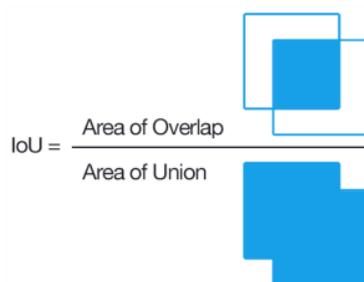
$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

2.3 Intersection Over Union (IoU)

Intersection Over Union (IoU) adalah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi akurasi dari model deteksi objek dalam pengolahan citra dan computer vision. Metrik ini mengukur sejauh mana prediksi model deteksi objek sesuai dengan ground truth (kebenaran dasar) dari data yang diberikan. IoU dihitung dengan membandingkan area overlap antara kotak pembatas yang diprediksi oleh model (*predicted bounding box*) dengan kotak pembatas yang sebenarnya (*ground truth bounding box*) [11].

Untuk menghitung IoU, langkah pertama adalah menentukan area perpotongan (*intersection*) antara kotak pembatas yang diprediksi dan kotak pembatas sebenarnya. Area ini adalah wilayah di mana kedua kotak saling tumpang tindih. Langkah kedua adalah menentukan area gabungan (*union*) dari kedua kotak tersebut, yaitu seluruh wilayah yang dilingkupi oleh kedua kotak tanpa tumpang tindih. IoU kemudian dihitung dengan membagi luas area perpotongan dengan luas area gabungan [8].





Gambar 3. Intersection Over Union (IoU)

Nilai IoU berkisar antara 0 hingga 1. Nilai 0 berarti tidak ada tumpang tindih sama sekali antara kotak pembatas yang diprediksi dan kotak pembatas sebenarnya, sementara nilai 1 berarti kedua kotak tersebut sepenuhnya tumpang tindih, menunjukkan prediksi yang sempurna. Dalam praktiknya, nilai IoU yang tinggi menunjukkan bahwa model deteksi objek memiliki akurasi yang baik dalam mengenali dan membatasi objek dalam gambar.

IoU sangat penting dalam evaluasi kinerja model deteksi objek karena memberikan ukuran yang intuitif dan mudah dipahami tentang seberapa baik model tersebut dalam tugasnya. Nilai ambang batas IoU sering digunakan untuk menentukan apakah prediksi tertentu dianggap sebagai deteksi yang benar atau tidak. Misalnya, dalam banyak aplikasi, prediksi dianggap benar jika nilai IoU lebih besar dari 0,5.

Selain itu, IoU juga digunakan dalam metrik lain seperti *Mean Average Precision* (mAP), yang menggabungkan IoU dengan ukuran-ukuran lain untuk memberikan gambaran yang lebih lengkap tentang performa model deteksi objek. Dengan demikian, IoU adalah komponen kunci dalam evaluasi dan pengembangan model deteksi objek, membantu peneliti dan praktisi untuk meningkatkan akurasi dan keandalan sistem mereka [9].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Preprocessing

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini mencakup 2745 gambar yang diambil dari berbagai lokasi di *graving dock* PT. PAL Indonesia. Gambar-gambar ini mencerminkan kondisi nyata dengan variasi jenis api, termasuk api besar, kecil, dan percikan las. Gambar diambil dalam berbagai kondisi pencahayaan dan dari sudut pandang yang berbeda untuk memastikan representasi yang akurat dari situasi di lapangan. Dataset dibagi menjadi 80% untuk pelatihan, 10% untuk validasi, dan 10% untuk pengujian. Dataset dibagi menjadi 3 kelas yaitu *fire*, *fire weld*, *sparks*. Gambar dataset diberi anotasi dengan bantuan website makesense.ai dengan Contoh gambar pada dataset yang dianotasi dalam penelitian ini terdapat pada Gambar 4 dibawah ini





Gambar 4. Gambar dataset dan proses anotasi

Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan dataset yang diambil secara pribadi. Dataset yang dikumpulkan oleh peneliti sebanyak 2745 citra yang terdiri dari 1971 data latih citra dan 692 data validasi citra.

Tabel 1. Jumlah dataset yang digunakan

Kelas	Train	Valid
Api	1000	252
Api Las	745	188
Percikan Api	1000	252

Gambar dataset pertama-tama melalui tahap preprocessing, yaitu tahap yang terdiri dari pemisahan dataset dan perubahan ukuran gambar. Pemisahan dataset bertujuan untuk memisahkan data latih dan validasi. Setiap citra diberi label dengan nama citra tersebut. Pelabelan dilakukan dengan membuat nama kelas dan bounding box untuk setiap objek gambar. Selain itu, resizing citra dilakukan untuk mengubah ukuran citra menjadi 1280x180 piksel, yang bertujuan untuk menyamakan semua ukuran citra dan menyesuaikan dengan kebutuhan model yang menggunakan input CCTV.

3.2 Training YOLOv5

Langkah selanjutnya adalah proses pelatihan data menggunakan Google Collab Pro. Tabel 2 adalah parameter pelatihan yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 2. Parameter Pelatihan YOLOv5

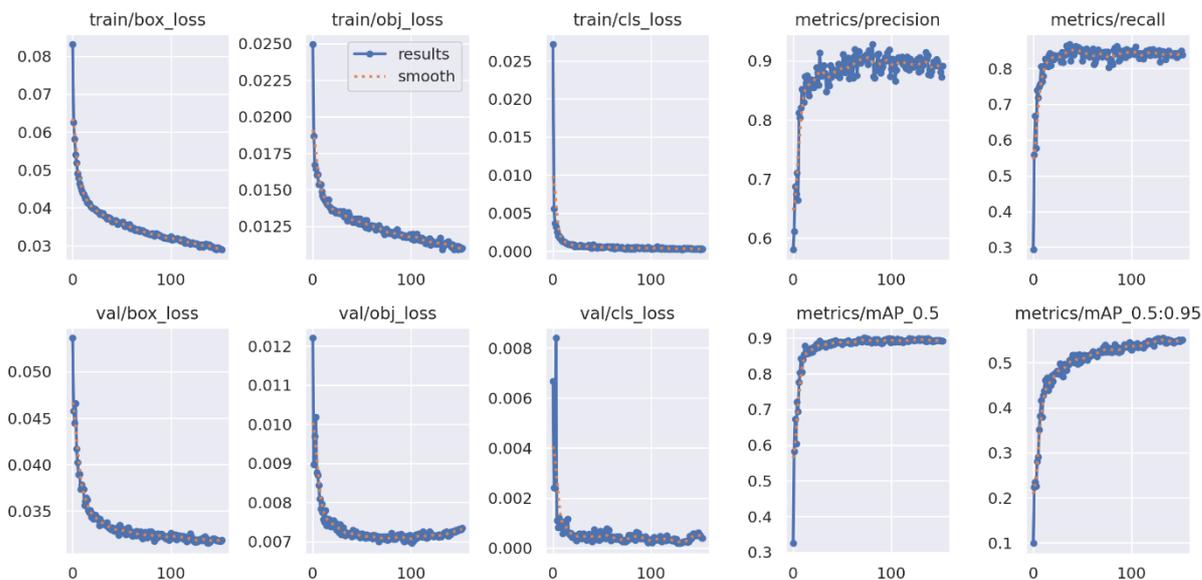
Parameter	Nilai
Image Size	640x640
Batch Size	16
Epochs	200
Lr0 & Lrf	0.01
Momentum	0.937
Weight_delay	0.005

Dengan parameter yang disebutkan pada Tabel 2, proses pelatihan mencapai kondisi optimal ketika iterasi berada pada nilai lebih dari 250 pada grafik train/cls_loss dan val/cls_loss. Berikut ini adalah hasil kinerja pelatihan secara keseluruhan pada penelitian ini

- Presisi (*Precision*) : Persentase dari prediksi positif yang benar-benar positif. Ini mengukur akurasi dari prediksi positif yang dilakukan oleh model.
- Recall (*Sensitivity*) : Persentase dari kasus positif yang berhasil terdeteksi oleh model. Ini mengukur seberapa baik model dapat mendeteksi kasus positif.
- F1 Score : Harmonic mean dari presisi dan recall. F1 score memberikan gambaran keseimbangan antara presisi dan recall, terutama berguna saat terdapat ketidakseimbangan antara kelas positif dan negatif.

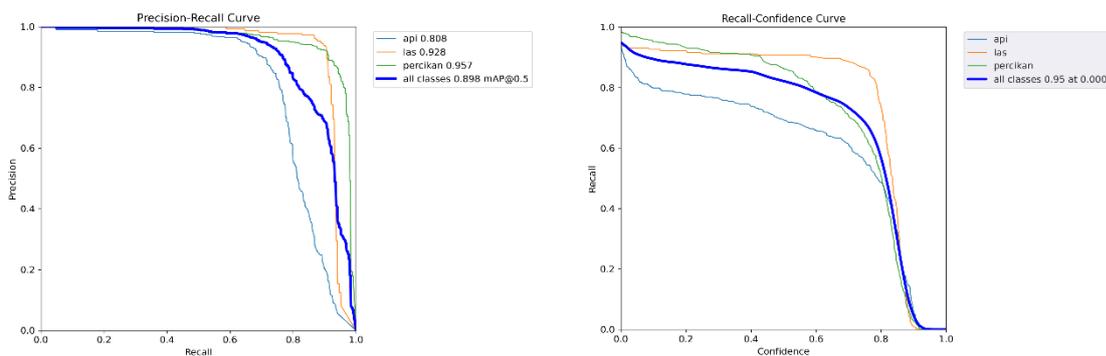


Akurasi (*Accuracy*) : Persentase dari seluruh prediksi yang benar dari total keseluruhan prediksi yang dilakukan oleh model.



Gambar 5. Hasil Training

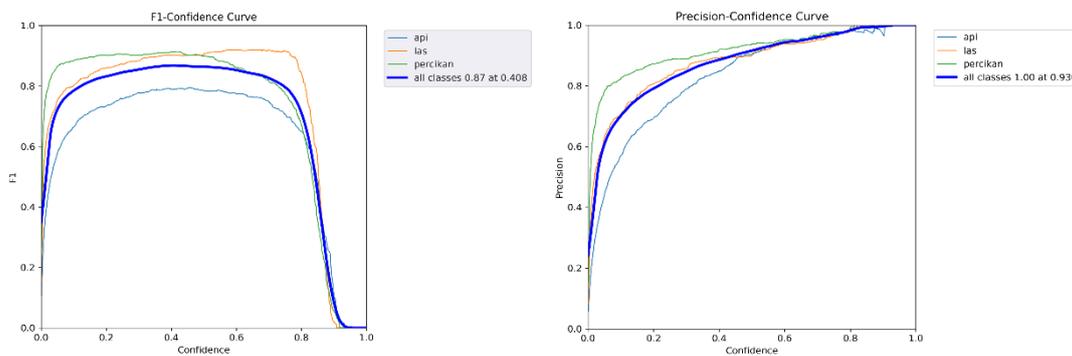
Hasil pelatihan pada sistem deteksi kebakaran memperoleh nilai presisi sebesar 0,898 relatif terhadap nilai recall. Nilai recall rata-rata puncaknya adalah 0,95 pada nilai kepercayaan 0,00.



Gambar 6. Nilai Recall

Gambar 7. Kurva nilai F1 dan presisi terhadap nilai kepercayaan Pada Gambar 7 dibawah, nilai F1 mendapatkan nilai puncak rata-rata 0,87 dengan nilai kepercayaan 0,408. Nilai presisi mendapatkan nilai rata-rata sebesar 1.00 dengan nilai confidence sebesar 0.930





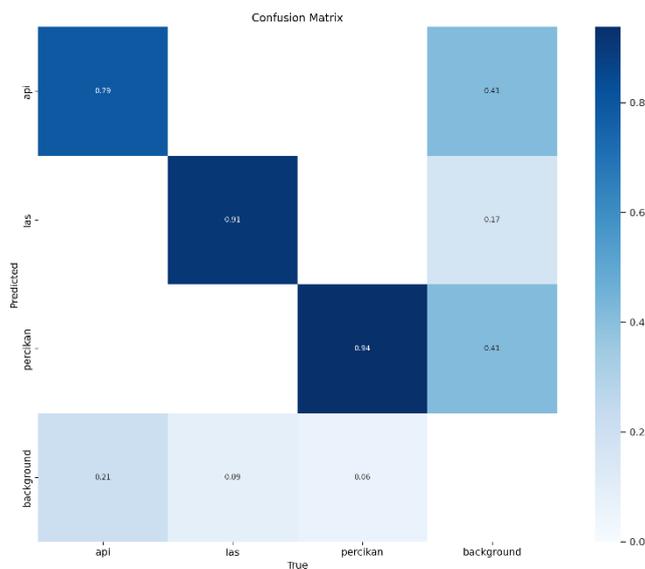
Gambar 7. Nilai F1 dan Nilai Presisi Terhadap Nilai Confidence

Untuk menghitung nilai akurasi dari confusion matrix dapat dicari dengan menggunakan persamaan berikut, dengan variabel True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN):

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

$$Accuracy = \frac{2.64 + 0}{2.64 + 0.99 + 0.36 + 0}$$

$$Accuracy = 67\%$$



Gambar 7. Confusion Matrix

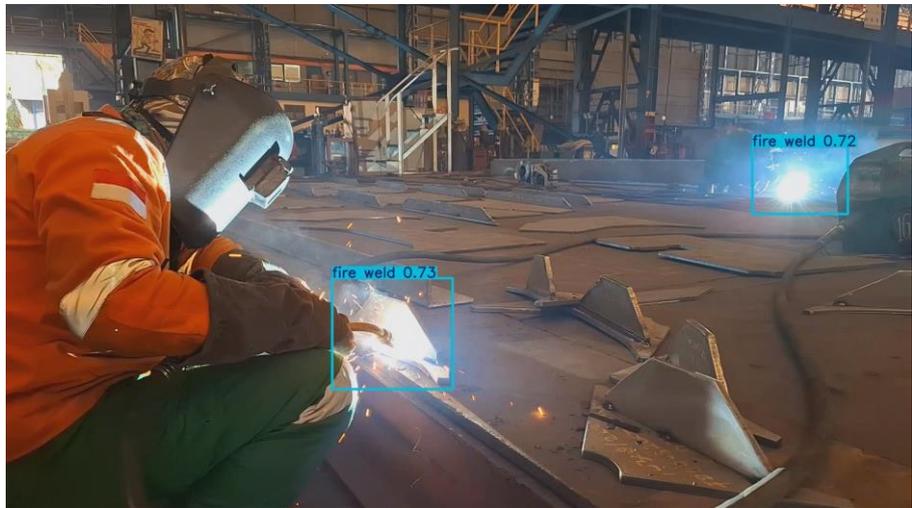
Oleh karena itu pada penelitian ini sistem pendeteksi kebakaran memperoleh nilai akurasi sedang yaitu 0,67 atau 67%. Deteksi jenis titik api dengan metode YOLOv5s berjalan dengan baik dan nilai akurasinya cukup. Berikut ini adalah gambar deteksi kelas:





Gambar 8. Deteksi pada area kerja

Pengujian mempunyai nilai akurasi tingkat menengah pada video yang diambil langsung pada area kerja PT.Pal Indonesia, nilai akurasinya cukup tinggi dan objek dapat dideteksi secara stabil. Berikut ini adalah gambar objeknya pengujian deteksi pada video yang sedang berjalan



Gambar 9. Deteksi pada video

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian yang dilakukan pada penelitian ini, metode YOLOv5s dapat mendeteksi aktivitas pekerjaan dengan memanfaatkan citra dari dataset hotspot sebagai data training dan validasi. Model yang memiliki hasil terbaik menggunakan dataset asli dengan nilai ambang batas IoU sebesar 0.5 dengan nilai mAP pada saat pengujian untuk masing-masing kelas sebesar 0.898. Variasi dan jumlah data sangat mempengaruhi nilai ambang



batas IoU yang digunakan. Sementara itu, nilai akurasi yang dihasilkan melalui confusion matrix adalah 0.67 atau 67%. Pengujian deteksi objek pada video yang sedang berjalan menunjukkan nilai akurasi yang cukup tinggi dan stabil.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Akhir, "Sistem Peringatan Dini Tabrakan Kapal Secara Realtime Berbasis Data Automatic Identification System (AIS)," 2022.
- [2] Z. Arifin, M. Nurtanto, A. Priatna, N. Kholifah, and M. Fawaid, "Technology andragogy work content knowledge model as a new framework in vocational education: Revised technology pedagogy content knowledge model," *TEM Journal*, vol. 9, no. 2, pp. 786–791, 2020. <https://doi.org/10.18421/TEM92-48>.
- [3] Z. Azmi and A. Pranata, "Implementasi IoT (Internet Of Things) untuk Spy Jacket dengan Berbasis ESP32-Cam," [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jskom>.
- [4] M. Danindra Riski, J. Teknik Pesawat Udara, and P. I. Penerbangan Surabaya Jl Jemur Andayani, "Rancang Alat Lampu Otomatis di Cargo Compartment Pesawat Berbasis Arduino Menggunakan Push Button Switch Sebagai Pembelajaran di Politeknik Penerbangan Surabaya," [Online].
- [5] H. F. Debri, "Rancang Bangun Sistem Smart CCTV untuk Efektivitas Energi Berbasis YOLO CNN dan Android di Laboratorium Otomasi PPNS," 2019. [Online]. Available: Repository.Ppns.Ac.Id.
- [6] S. Devi Kirtiana, M. Yusuf Santoso, dan Arief Subekti, "Analisis Risiko Hot Work Berbasis CSRA pada Cargo Oil Tank Kapal Tanker," 7th Conference on Safety Engineering and Its Application, 2023.
- [7] E. Dinda Salsabillah, P. I. Siregar, and H. Habli, "Analisis Terjadinya Ledakan Tangki Slop Port MT. Sri Asih Saat Pelaksanaan Hotwork dalam Proses Drydock," *METEOR STIP Marunda*, vol. 15, no. 01. [Online]. Available: <http://ejournal.www.stipjakarta.dephub.go.id>.
- [8] S. R. Fakultas, T. Informasi, I. Islam, K. Muhammad, and A. Al Banjari, "Pengolahan Citra Digital dan Histogram dengan Python dan Text Editor PyCharm," *Technologia*, vol. 11, no. 3, 2020.
- [9] W. Fang, L. Wang, and P. Ren, "Tinier-YOLO: A Real-Time Object Detection Method for Constrained Environments," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 1935–1944, 2020. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2961959>.
- [10] I. Gede, S. Widharma, P. Alit, W. Santiary, I. Nengah Sunaya, I. Ketut Darminta, I. Gde, N. Sangka, D. P. Ardy, and W. Widiatmika, "Deteksi Api Kebakaran Berbasis Computer Vision dengan Algoritma YOLO," *Journal of Applied Mechanical Engineering and Green Technology*, vol. 3, pp. 53–58, 2022. [Online]. Available: <https://ojs2.pnb.ac.id/index.php/JAMETECH>.
- [11] S. Utomo et al., "Identification of Occupational Safety and Health Hazards and Risks in PT PAL Indonesia Environment Using Risk Assessment Analysis," *Journal of Engineering, Mechanics and Modern Architecture*, vol. 3, no. 3, pp. 29–36, 2024.
- [12] A. Khumaidi et al., "Design of a Fire Spot Identification System in PT. PAL Indonesia Work Area Using YOLOv5s," *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 2024.

