Jurnal Elkolind Volume 12, Nomor 1, Mei 2025
DOI: http://dx.doi.org/10.33795/elkolind.v12i1/7253

Penerapan Deteksi Titik Api Pada Area graving dock Menggunakan YOLO dan GRAD-CAM

Muhammad Thoriq Fadlol[1], Agus Khumaidi[2], Lilik Subiyanto[3], Joko Endrasmono[4], Mustika Kurnia Mayangsari[5],Anggarjuna Puncak Pujiputra[6]
[1]mthoriq@student.ppns.ac.id, [2]aguskhumaidi@ppns.ac.id, [3]llksubiyanto@ppns.ac.id, [4]endrasmono@ppns.ac.id, [5]mustikakurnia@ppns.ac.id, [6]anggarjunapuncak@ppns.ac.id
[1,2,3,4,5,6]Prodi Teknik Otomasi PPNS, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya, Jalan Teknik Kimia,Keputih,Surabaya,Indonesia

Informasi Artikel

Riwayat Artikel

Diterima 12 Mei 2025
Direvisi 29 Mei 2025
Diterbitkan 31 Mei 2025

Kata kunci:

Graving Dock
Deteksi Api
YOLO
Grad-CAM

ABSTRAK

Deteksi titik api pada area graving dock sangat penting untuk mencegah kebakaran yang berpotensi merugikan. Penelitian ini menggunakan metode YOLOv5s sebagai teknik deteksi objek berbasis deep learning untuk mendeteksi api dan percikan secara real-time. Meskipun akurasinya tinggi, interpretasi visual hasil deteksi masih menjadi tantangan. Oleh karena itu, digunakan teknik Grad-CAM untuk menghasilkan heatmap pada area deteksi YOLO. Heatmap dihitung menggunakan perhitungan alpha blending dengan transparansi tertentu, sehingga visualisasi objek terdeteksi lebih jelas. Hasil uji menunjukkan bahwa kombinasi YOLO dan Grad-CAM dapat mendeteksi api dengan akurasi 91%. Visualisasi heatmap memvalidasi area penting yang berkontribusi pada keputusan model, sehingga cocok untuk sistem pemantauan kebakaran di area berisiko tinggi.

Keywords:

Graving Dock
Fire Detection
YOLO
Grad-CAM

ABSTRACT

Fire spot detection in the graving dock area is crucial to prevent potentially harmful fires. This study employs the YOLOs method as a deep learning-based object detection technique to detect fire and sparks in real-time. Despite its high accuracy, visual interpretation of detection results remains challenging. Therefore, the Grad-CAM technique is utilized to generate a heatmap on the detection area of YOLO. The heatmap is calculated using the alpha blending method with a specific transparency factor, resulting in clearer visualization of detected objects. The test results show that the combination of YOLO and Grad-CAM can detect fire with an accuracy of 91%. The heatmap visualization validates the critical areas that contribute to the model's decision, making it suitable for fire monitoring systems in high-risk areas.

Penulis Korespondensi:
Muhammad Thoriq Fadlol
Prodi Teknik Otomasi PPNS,
Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya
Jalan Teknik Kimia,Keputih,Surabaya,Indonesia,60111
Email: mthoriq@student.ppns.ac.id
Nomor HP/WA aktif: +62 899-0491-260

1. PENDAHULUAN

p-ISSN: 2356-0533; e-ISSN: 2355-9195

Kebakaran adalah suatu peristiwa di mana api muncul tanpa sebab yang dapat menimbulkan kerugian material seperti kerusakan harta benda, bangunan fisik, fasilitas sarana, dan lainnya. Selain itu, kebakaran juga dapat menyebabkan kematian atau kecacatan sebagai dampak dari kejadian tersebut. Di banyak lingkungan industri, seperti area graving dock, risiko kebakaran bisa sangat tinggi. *Graving dock* adalah area perbaikan atau konstruksi kapal yang sering kali berisi material yang mudah terbakar dan proses yang melibatkan panas dan api. Pekerjaan panas, yang juga dikenal sebagai *hotwork*, adalah jenis pekerjaan yang sering dilakukan di galangan kapal, baik saat proses pembuatan maupun perbaikan kapal [8].

Hotwork ini mencakup sejumlah kegiatan seperti pemotongan, penggerindaan, pemasangan komponen material, pengelasan, penyambungan dengan logam (brazing), dan pemanasan material. Kebakaran dapat terjadi karena berbagai faktor seperti korsleting listrik, percikan api, dan perilaku manusia yang tidak patuh seperti merokok[3]. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pendeteksi titik api dapat dideteksi oleh kamera CCTV yang menggantikan penglihatan manusia agar lebih mudah melakukan pengawasan secara real-time. Metode yang digunakan pada sistem ini adalah *You Only Look Once (YOLO),* sebuah pendekatan deteksi objek berbasis *Deep Neural Network* (DNN) yang menawarkan performa baik dalam hal kecepatan dan akurasi [10]. Selain itu, algoritma YOLO dapat mendeteksi objek secara real-time tanpa memerlukan kalibrasi ulang setiap kali program dijalankan. Dataset yang digunakan diambil dalam tiga waktu berbeda, yaitu pagi/siang, sore, dan malam hari, untuk memperoleh perbedaan intensitas cahaya pada area graving dock saat ada pekerjaan panas.

Gambar 1.Kondisi Dock Pada PT.X

Dataset tersebut kemudian dibagi menjadi dua kelas: kelas apikebakaran dan kelas apibukankebakaran. Data real-time tersebut kemudian diproses dan ditampilkan ke GUI yang terintegrasi dengan sistem alarm dan aplikasi Android untuk mendapatkan notifikasi jika terjadi kebakaran, sehingga proses pemantauan api dapat dilakukan dengan lebih efisien.Namun, meskipun YOLO dapat memberikan hasil deteksi yang akurat dan efisien, model deep learning seperti YOLO seringkali dianggap sebagai "black-box" karena kurangnya pemahaman tentang bagaimana model mengambil keputusan. Untuk meningkatkan transparansi model YOLO dan memberikan penjelasan yang lebih mendalam mengenai bagaimana model memproses input dan membuat keputusan, Grad-CAM (*Gradient-weighted Class Activation Mapping*) dapat dikombinasikan dengan YOLO.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Api dan Pengolahan Citra

Deteksi kebakaran menjadi komponen vital dalam sistem pengamanan di berbagai area kerja, seperti graving dock atau galangan kapal. Kebakaran sering muncul secara tak terduga dan berpotensi menimbulkan kerugian material masif serta membahayakan keselamatan jiwa. Karena itu, kehadiran sistem pendeteksian kebakaran yang andal dan responsif sangat diperlukan. Teknologi pengolahan citra (image processing) telah

menjadi solusi efektif untuk memenuhi kebutuhan ini. Melalui kombinasi kamera dan sensor, teknologi ini mampu melakukan analisis visual secara real-time untuk mengidentifikasi keberadaan api atau gejala awal kebakaran, seperti asap atau perubahan suhu .ekstrem[4] .

Dalam konteks deteksi kebakaran, pengolahan citra meliputi serangkaian langkah krusial. Tahap awal dimulai dengan perekaman dan pengolahan gambar atau video dari kamera CCTV untuk mendeteksi ciri-ciri kebakaran, seperti pola warna, bentuk, serta dinamika pergerakan api. Selanjutnya, algoritma pengolahan citra digunakan untuk mengisolasi area yang diduga mengandung api dari latar belakang lingkungan. Beberapa pendekatan umum yang diterapkan meliputi teknik thresholding (pemisahan berdasarkan nilai ambang), segmentasi citra (pemisahan objek berdasarkan karakteristik visual), dan analisis spektrum warna. Metode-metode ini memungkinkan identifikasi ciri khas kebakaran, seperti dominasi warna merah hingga jingga, serta pola pergerakan api yang berfluktuasi atau tidak stabil. Salah satu pendekatan mutakhir dalam teknologi pengolahan citra untuk deteksi kebakaran adalah pemanfaatan jaringan saraf tiruan (JST) dan deep learning. Teknik ini diawali dengan melatih model menggunakan kumpulan data gambar yang mencakup contoh kondisi kebakaran dan situasi normal tanpa api. Model berbasis deep learning, seperti YOLOv5 (You Only Look Once versi 5), mampu mempelajari pola visual kebakaran secara presisi melalui data pelatihan tersebut. Keunggulan YOLOv5 terletak pada kemampuannya mendeteksi objek dalam waktu nyata (real-time), fitur kritis dalam konteks deteksi kebakaran, di mana respons cepat sangat menentukan untuk mencegah eskalasi bahaya.Salah satu pendekatan mutakhir dalam teknologi pengolahan citra untuk deteksi kebakaran adalah pemanfaatan jaringan saraf tiruan (JST) dan deep learning. Teknik ini diawali dengan melatih model menggunakan kumpulan data gambar yang mencakup contoh kondisi kebakaran dan situasi normal tanpa api. Model berbasis deep learning, seperti YOLOv5 (You Only Look Once versi 5), mampu mempelajari pola visual kebakaran secara presisi melalui data pelatihan tersebut. Keunggulan YOLOv5 terletak pada kemampuannya mendeteksi objek dalam waktu nyata (real-time), fitur kritis dalam konteks deteksi kebakaran, di mana respons cepat sangat menentukan untuk mencegah eskalasi bahaya[7].

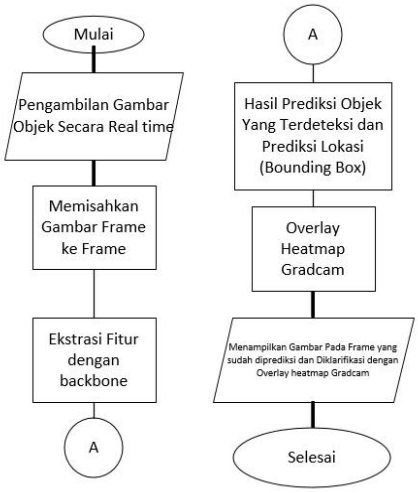
2.2 Sistem Deteksi Objek Berbasis You Only Look Once(YOLO dan Grad-CAM)

You Only Look Once (YOLO) merupakan salah satu algoritma turunan dari Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan sebagai alat bantu dalam pengenalan objek secara real-time. Algoritma ini mampu bekerja dengan kecepatan hingga 45 frame per detik. Sistem deteksi pada YOLO memanfaatkan mekanisme classifier atau localizer yang diterapkan pada citra yang telah diketahui, dan mampu mendeteksi objek di berbagai lokasi serta skala wilayah. Area dalam citra yang mengandung objek akan menghasilkan skor tertinggi, yang menandakan keberhasilan deteksi objek tersebut [19]

YOLOv5 merupakan salah satu versi terbaru dari algoritma You Only Look Once (YOLO) yang telah mengalami sejumlah peningkatan dibanding pendahulunya. Versi ini menawarkan efisiensi yang lebih tinggi pada struktur jaringan tulang punggung (backbone), kemampuan deteksi pada berbagai skala, serta sistem anchor yang lebih optimal. Arsitektur YOLOv5 dibangun dari tiga komponen utama: backbone, neck, dan head [7]. Backbone berfungsi mengekstrak fitur dari gambar masukan, sementara neck berperan dalam menggabungkan informasi dari berbagai tingkat lapisan untuk meningkatkan kualitas fitur. Selanjutnya, head memproses fitur tersebut untuk menghasilkan prediksi berupa kotak pembatas, klasifikasi objek, dan tingkat kepercayaannya. Dengan 105 lapisan secara keseluruhan, YOLOv5 dirancang untuk meningkatkan kecepatan dan akurasi dalam mendeteksi objek, sehingga sering digunakan dalam berbagai aplikasi visi komputer dan pemrosesan citra [20].

Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping) berfungsi sebagai alat interpretasi visual yang membantu memahami area mana dalam citra yang paling berkontribusi terhadap keputusan model. Dalam konteks *fire detection*, Grad-CAM digunakan untuk memastikan bahwa model mendeteksi keberadaan api berdasarkan fitur visual yang relevan, seperti warna menyala, bentuk lidah api, atau intensitas cahaya tinggi.Dengan menampilkan overlay heatmap, Grad-CAM memberikan gambaran bahwa model fokus pada

area yang benar-benar mengandung api, bukan pada latar belakang atau objek lain yang tidak relevan. Ini penting untuk meningkatkan kepercayaan terhadap hasil deteksi, serta untuk mengidentifikasi potensi kesalahan seperti *false positive* akibat cahaya terang non-api.Secara keseluruhan, Grad-CAM berfungsi sebagai alat bantu validasi visual yang memperkuat interpretabilitas model deteksi kebakaran dan mendukung proses debugging serta penyempurnaan model.[15]



Gambar 2. Alur sistem kerja Deteksi

2.3 Sistem Deteksi dan Klasifikasi Objek Berbasis *You Only Look Once* (YOLO)

You Only Look Once (YOLO) merupakan salah satu algoritma turunan dari *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikembangkan sebagai alat bantu dalam pengenalan objek secara *real-time*. *Algoritma* ini mampu bekerja dengan kecepatan hingga 45 frame per detik. Sistem deteksi pada YOLO memanfaatkan mekanisme classifier atau localizer yang diterapkan pada citra yang telah diketahui, dan mampu mendeteksi objek di berbagai lokasi serta skala wilayah. Area dalam citra yang mengandung objek akan menghasilkan skor tertinggi, yang menandakan keberhasilan deteksi objek tersebut [19] .

YOLOv5 merupakan salah satu versi terbaru dari algoritma *You Only Look Once* (YOLO) yang telah mengalami sejumlah peningkatan dibanding pendahulunya. Versi ini menawarkan efisiensi yang lebih tinggi pada struktur jaringan tulang punggung (backbone), kemampuan deteksi pada berbagai skala, serta sistem anchor yang lebih optimal. Arsitektur YOLOv5 dibangun dari tiga komponen utama: backbone, neck, dan head [7] . Backbone berfungsi mengekstrak fitur dari gambar masukan, sementara neck berperan dalam menggabungkan informasi dari berbagai tingkat lapisan untuk meningkatkan kualitas fitur. Selanjutnya, head memproses fitur tersebut untuk menghasilkan prediksi berupa kotak pembatas, klasifikasi objek, dan tingkat kepercayaannya. Dengan 105 lapisan secara keseluruhan, YOLOv5 dirancang untuk meningkatkan kecepatan dan akurasi dalam mendeteksi objek, sehingga sering digunakan dalam berbagai aplikasi visi komputer dan pemrosesan citra [17].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset Pelatihan Model YOLO

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas sekumpulan gambar pekerjaan panas dan jenis api kebakaran yang diklasifikasikan berdasarkan karakteristik visual.Gambar-gambar ini dikategorikan ke

dalam *class* deteksi Api guna mendukung pelatihan model dalam sistem visi komputer pada sistem alaram kebakaran Seperti yang ditampilkan pada gambar 3, klasifikasi ini membantu dalam membedakan objek target dari latar belakang atau objek lain yang mungkin muncul di lapangan. Gambar dikumpulkan dari berbagai sumber, lalu melalui proses seleksi dan pengolahan agar kualitas dan konsistensinya terjaga

Gambar 3. Dataset Api kebakran dan Api bukan Kebakaran

Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan dataset yang diambil secara pribadi. Dataset yang dikumpulkan oleh peneliti sebanyak citra yang terdiri dari 4769 data latih citra dan 955 data validasi citra.Gambar dataset pertama-tama melalui tahap preprocessing, yaitu tahap yang terdiri dari pemisahan dataset dan pengubahan 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 untukSetiap citra diberi label dengan nama citra tersebut. Pelabelan dilakukan dengan membuat nama kelas dan bounding box untuk setiap objek gambar. Selain itu, pengubahan ukuran citra dilakukan menjadi 1280 × 180 piksel. Langkah ini bertujuan untuk menyeragamkan seluruh dimensi citra serta menyesuaikannya dengan kebutuhan model yang menggunakan masukan dari kamera CCTV.

3.2 Pra-pemrosesan Data

Pada tahap ini, dilakukan analisis terhadap hasil deteksi objek menggunakan model YOLO yang dilatih dengan 4534 gambar berisi Api kebakaran dan Api bukan Kebakaran. Setiap gambar diberi tanda kotak untuk menunjukkan lokasi objek dan diberi label agar sistem dapat membedakan keduanya. Proses pelabelan dilakukan secara manual dengan bantuan perangkat lunak annotator Roboflow, yang memungkinkan sistem untuk belajar dari data yang benar. Tanda kotak pada Api Kebakaran membantu sistem mengenali Api kebakaran, sementara kotak pada Api Bukan Kebakaran memungkinkan sistem mendeteksi Pekerjaan Panas yang merupakan Api bukan kebakaran. Dengan dua objek ini, sistem dapat membedakan Api kebakaran dan Api Bukan kebakaran. Hasil pengujian menunjukkan sistem dapat mengenali Api Kebakaran dan Api bukan kebakaran dengan baik selama objek tidak saling menutupi. Pelabelan yang konsisten membantu sistem bekerja lebih akurat dalam mendeteksi dan melacak objek pada area kerja[9]. Dengan pembagian data ini, diharapkan sistem deteksi dapat belajar secara optimal, tidak hanya mengenali objek yang sudah dikenal, tetapi juga mampu bekerja secara akurat saat digunakan pada area kerja dengan kondisi gambar yang berbeda. Pendekatan ini juga membantu memastikan bahwa hasil yang diperoleh benar-benar mencerminkan kemampuan sistem secara menyeluruh.

Tabel 1. Pembagaian Dataset

Class	***Train*** **(70%)**	***Valid*** **(20%)**
api_bukankebakaran	5024	1307
apikebakaran	3,199	1307

3.3 Pelatihan Model YOLO

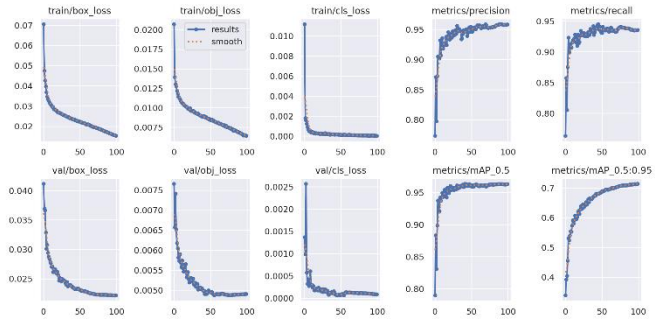
Proses pelatihan data dilakukan menggunakan platform Google Colab Pro. Parameter-parameter yang digunakan dalam proses ini dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Parameter Pelatihan Model YOLO

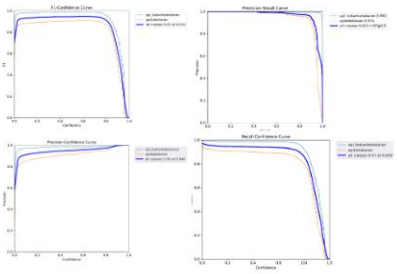
Parameter	***Value***
Image Size	416 x 416
Batch Size	16
Epoch	100

Dengan menggunakan parameter yang tercantum pada Tabel 2, proses pelatihan mencapai hasil optimal ketika jumlah iterasi melebihi angka 100, yang terlihat pada grafik *train/cls_loss* dan *val/cls_loss*. Berikut ini adalah hasil kinerja keseluruhan dari pelatihan yang dilakukan dalam penelitian ini:

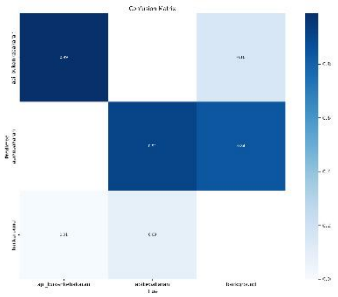
- Presisi (*Precision*): Mengukur persentase prediksi positif yang benar-benar positif. Ini memberikan gambaran tentang akurasi dari prediksi positif yang dilakukan oleh model.
- *Recall* (*Sensitivity*): Mengukur persentase dari kasus positif yang berhasil terdeteksi oleh model. Ini menunjukkan seberapa baik model dalam mendeteksi kasus positif.
- F1 Score: Merupakan rata-rata harmonik antara presisi dan recall. F1 score memberikan gambaran mengenai keseimbangan antara presisi dan recall, yang sangat berguna ketika ada ketidakseimbangan antara kelas positif dan negatif.
- Akurasi (*Accuracy*): Menunjukkan persentase prediksi yang benar dari total keseluruhan prediksi yang dibuat oleh model.
- *Confusion Matrix*: Digunakan untuk menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas (bola dan robot). *Confusion matrix* memberikan gambaran lebih jelas tentang jenis kesalahan yang dilakukan oleh model, apakah lebih banyak *false positives* atau *false negatives.*
- *Average Precision* (AP): Menghitung rata-rata presisi di berbagai *threshold* deteksi, memberikan gambaran lebih akurat tentang kinerja model pada setiap kelas. AP dihitung berdasarkan *Precision-Recall Curve* untuk setiap kelas, memberikan metrik yang lebih umum digunakan dalam *Computer Vision.*



Gambar 4. Hasil Training Dengan Paramter Yang Sudah Ditentukan



Gambar 5. Grafik Kurva Hasil Pelatihan Model



Gambar 6. Confusion Matrik

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (1)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{0.99 + 0.91 + 0.84}{3} \quad (1)$$

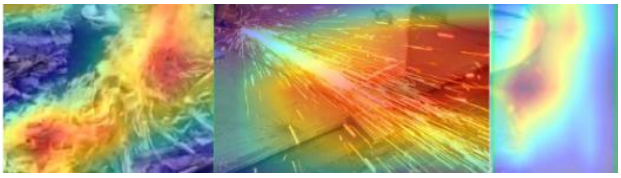
$$\text{Accuracy} = 0.91\% \quad (1)$$

Grafik pada Gambar 4 menunjukkan grafik hasil pelatihan model deteksi objek YOLO selama 100 epoch dengan ukuran gambar 416 × 416 piksel. Kurva loss (box_loss, obj_loss, cls_loss) pada data training dan validasi menunjukkan penurunan konsisten, menandakan proses pelatihan berjalan baik tanpa overfitting.Metrik evaluasi seperti precision dan recall meningkat tajam dan stabil mendekati 1.00, yang menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi objek secara akurat dan menyeluruh. Nilai mAP_0.5 mendekati 1.00 dan mAP_0.5:0.95 mencapai sekitar 0.9, menandakan performa deteksi yang kuat pada berbagai ambang batas IoU. Secara keseluruhan, grafik ini menunjukkan bahwa model berhasil belajar dengan baik, memiliki generalisasi yang tinggi, dan siap digunakan pada tahap pengujian atau *deployment*. Oleh karena itu pada penelitian ini sistem pendeteksi kebakaran memperoleh nilai akurasi sedang yaitu 0,91 atau 91%. Deteksi jenis titik api dengan metode YOLOv5s berjalan dengan baik dan nilai akurasinya bagus

3.4 *Overlay Heatmap Grad-CAM*

Untuk meningkatkan interpretabilitas sistem deteksi api berbasis YOLO, digunakan metode Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) guna menghasilkan heatmap yang menunjukkan area spasial mana dalam citra yang paling berkontribusi terhadap prediksi model. Teknik ini bertujuan untuk memberikan pemahaman visual mengenai dasar pengambilan keputusan model dalam mendeteksi objek api.Proses overlay dilakukan dengan cara menggabungkan hasil prediksi bounding box dari YOLO dengan peta panas

(heatmap) dari Grad-CAM. Warna merah hingga kuning pada heatmap menunjukkan aktivasi tinggi, yaitu area yang paling berpengaruh terhadap keputusan deteksi, sedangkan warna biru menunjukkan area dengan kontribusi rendah. Heatmap kemudian di-resize ke ukuran gambar asli dan di-overlay di atas citra input untuk memberikan tampilan visual yang informatif.Sebagai contoh, pada beberapa kasus, Grad-CAM menunjukkan area berwarna merah tepat pada nyala api yang terdeteksi, menunjukkan bahwa model mendasarkan prediksinya pada fitur visual yang relevan. Namun demikian, terdapat pula kasus di mana area dalam bounding box justru berwarna biru, yang dapat mengindikasikan bahwa model tidak sepenuhnya fokus pada area yang tepat atau terdapat kemungkinan false positive.Melalui visualisasi ini, sistem deteksi tidak hanya menghasilkan output prediksi, tetapi juga menyediakan penjelasan visual yang dapat membantu dalam evaluasi, debugging, dan peningkatan kepercayaan terhadap hasil deteksi..Overlay Heatmap dapat dilihat pada Gambar 7.

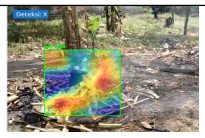


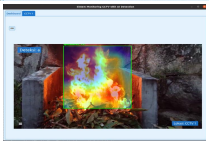
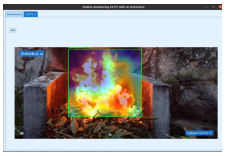
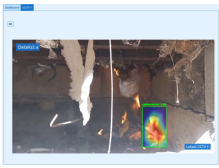
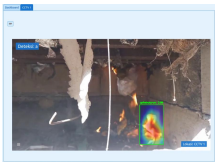
Gambar 7. *Overlay* objek deteksi

3.5 Pengujian Akurasi Deteksi Yolo dan Grad-CAM

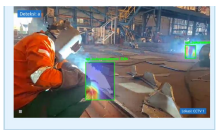
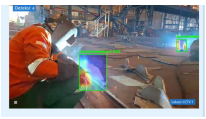
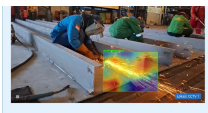
Pengujian akurasi deteksi dilakukan untuk menilai kemampuan kamera mendeteksi Api Kebakaran Dan Api Bukan Kebakaran dengan akurat. Tujuan utama pengujian ini adalah untuk mengetahui Confidence Deteksi dan adanya peta panas pada hasil deteksi. Nilai akurasi sebesar 91% pada pengujian video menunjukkan bahwa model telah mampu mengenali titik api, namun masih terdapat beberapa kelemahan. Penyebab utama akurasi yang belum optimal di antaranya adalah perbedaan intensitas cahaya di area graving dock, keberadaan objek menyerupai api (seperti percikan las atau lampu), serta ketidakseimbangan distribusi data pada kelas minoritasUntuk mengatasi hal ini, beberapa solusi dapat diterapkan: augmentasi data, seperti rotasi, flipping, dan penyesuaian brightness, untuk meningkatkan keragaman dan representasi dataset; (2tuning parameter model YOLOv5s, seperti penyesuaian learning rate, anchor box, dan threshold confidence; serta mempertimbangkan teknik balancing dataset atau oversampling kelas minoritas. Dengan perbaikan tersebut, model diharapkan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dan menghasilkan akurasi yang lebih tinggi pada kondisi nyata.Pengujian mempunyai nilai akurasi tingkat menengah pada video yang diambil langsung pada area kerja PT.X, nilai akurasinya tinggi dan objek dapat dideteksi secara stabil. Hasil Deteksi dapat dilihat pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. Hasil Deteksi Api Kebakaran

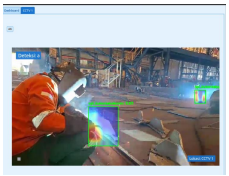
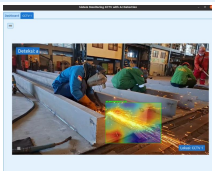
No	Gambar	*Confidence*	Heatmap
1		0.94	Ada
2		0.93	Ada

No	Gambar	*Confidence*	Heatmap
3		0.93	Ada
4		0.92	Ada
5		- 0.91	Ada
6		0.87	Ada
7		0.86	Ada

Tabel 4. Hasil Deteksi Api bukan kebarakan(pekerjaan panas)

No	Gambar	*Confidence*	Heatmap
1		0.94	Ada
2		0.93	Ada
3		0.92	Ada
4		0.91	Ada

 p-ISSN: 2356-0533; e-ISSN: 2355-9195

5		0.90	Ada
6		0.90	Ada

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode YOLOv5s dan Grad-CAM dalam mendeteksi titik api pada area kerja graving dock. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mendeteksi objek api dengan nilai akurasi sebesar 91% dan nilai mAP sebesar 0.963, yang menunjukkan performa deteksi yang sudah baik meskipun belum optimal untuk aplikasi kritis. Analisis menggunakan heatmap Grad-CAM memberikan interpretasi visual terhadap area penting yang menjadi fokus deteksi model, meningkatkan transparansi dan kepercayaan terhadap hasil prediksi. Meskipun demikian, ditemukan beberapa kasus false positive seperti pantulan cahaya logam, dan false negative ketika api tertutup objek lain.YOLOv5s dipilih karena memiliki kecepatan inferensi tinggi dan ukuran model yang efisien, meskipun dibandingkan model lain seperti Tiny-YOLO atau SSD, diperlukan penguatan akurasi melalui metode seperti augmentasi data, penyeimbangan dataset, dan tuning parameter.Dengan pengembangan lanjutan, sistem ini berpotensi digunakan dalam implementasi nyata untuk monitoring keselamatan kerja di lingkungan industri maritim secara real-time.

DAFTAR PUSTAKA

[1] A. M. Adi, A. Khumaidi, M. B. Rahmat, D. P. Riananda, M. K. Hasin, and D. Sukoco, "Implementasi sistem deteksi titik api pada area graving dock menggunakan YOLOv5," Jurnal Elektronika dan Otomasi Industri, vol. 11, no. 2, pp. 473–482, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.33795/elkolind.v11i2.5233
[2] T. Akhir, "Sistem peringatan dini tabrakan kapal secara realtime berbasis data Automatic Identification System (AIS)," 2022.
[3] Y. Anggraini, D. Pasha, and A. Setiawan, "Sistem informasi penjualan sepeda berbasis web menggunakan framework CodeIgniter (studi kasus: Orbit Station)," Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi (JTSI), vol. 1, no. 2, pp. 64–70, 2020. [Online]. Available: http://jim.teknokrat.ac.id/index.php/jtsi
[4] 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. [Online]. Available: https://doi.org/10.18421/tem92-48
[5] Z. Azmi and A. Pranata, "Implementasi IoT (Internet of Things) untuk spy jacket berbasis ESP32-CAM." [Online]. Available: https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jskom
[6] K. Burghardt and M. Forslund, "Fire detection system using infrared sensor and camera," KTH Royal Institute of Technology, 2022.
[7] M. D. Riski, "Rancang alat lampu otomatis di cargo compartment pesawat berbasis Arduino menggunakan push button switch sebagai pembelajaran di Politeknik Penerbangan Surabaya."
[8] H. F. Debri, "Rancang bangun sistem smart CCTV untuk efektivitas energi berbasis YOLO CNN dan Android di laboratorium otomasi PPNS," Repository PPNS, 2019.
[9] S. D. Kirtiana, M. Y. Santoso, and D. A. Subekti, "Analisis risiko hot work berbasis CSRA pada cargo oil tank kapal tanker," in 7th Conference on Safety Engineering and Its Application, 2023.
[10] E. D. Salsabillah, P. I. Siregar, and Habli, "Analisis terjadinya ledakan tangki slop port MT. Sri Asih saat pelaksanaan hotwork dalam proses drydock," Meteor STIP Marunda. [Online]. Available: http://ejournal.www.stipjakarta.dephub.go.id
[11] 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. [Online]. Available: https://doi.org/10.1109/access.2019.2961959
[12] A. Febriandirza, "Perancangan aplikasi absensi online dengan menggunakan bahasa pemrograman Kotlin," Jurnal Pseudocode, vol. 7, no. 2, 2020. [Online]. Available: www.ejournal.unib.ac.id/index.php/pseudocode
[13] I. W. Gede, S. Suarjaya, and I. P. A. Saputra, "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

[14] R. G. Guntara, "Pemanfaatan Google Colab untuk aplikasi pendeteksian masker wajah menggunakan algoritma deep learning YOLOv7," Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Bisnis, vol. 5, no. 1, pp. 55–60, 2023. [Online]. Available: https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i1.750
[15] A. Khumaidi et al., "Design of a fire spot identification system in the PT PAL Indonesia work area using YOLOv5s."
[16] A. Kirchknopf et al., "Explaining YOLO: Leveraging Grad-CAM to explain object detections." [Online]. Available: https://doi.org/10.3217/978-3-85125-869-1-13
[17] C. Lv et al., "A lightweight fire detection algorithm for small targets based on YOLOv5s," Scientific Reports, vol. 14, Art. no. 14104, 2024.
[18] Y. Wang et al., "Real-time detection of flame and smoke using an improved YOLOv4 network," Signal, Image and Video Processing, vol. 16, pp. 1109–1116, 2022.
[19] F. Romadloni, J. Endrasmono, Z. M. A. Putra, A. Khumaidi, I. Rachman, and R. Y. Adhitya, "Identifikasi Warna Buoy Menggunakan Metode You Only Look Once Pada Unmanned Surface Vehicle," Jurnal Teknik Elektro dan Komputer TRIAC, vol. 10, no. 1, 2023. [Online]. Available: https://doi.org/10.21107/triac.v10i1.19650
[20] C.-L. Ji, T. Yu, P. Gao, F. Wang, and R.-Y. Yuan, "YOLO-TLA: An Efficient and Lightweight Small Object Detection Model based on YOLOv5," Feb. 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/s11554-024-01519-4