PROTOTIPE SISTEM DETEKSI RANJAU LAUT BERBASIS YOLOV8 DENGAN DATASET CITRA BAWAH AIR BUATAN

Ezra Darrel Ferdian[1], Bagus Hendra Saputra[2],
Hery Sudaryanto[3]
Universitas Pertahanan Republik Indonesia
[1]twentyoneezra@gmail.com, [2]bagus.saputra@idu.ac.id,
[3] sudaryanto_h.casanova@yahoo.com

ABSTRACT

The advancement of digital technology has increased the need for efficient and accurate object monitoring and detection systems to support national defense and security, particularly in the maritime domain. One of the persistent threats to maritime operations is the presence of submerged naval mines, which are difficult to detect due to low illumination, limited image contrast, and visual similarities between the target object and its surrounding environment. This study aims to develop a naval mine detection prototype based on You Only Look Once Version 8 (YOLOv8) using a synthetic underwater image dataset and to evaluate the performance of the model and its audio-based early warning system. The research methodology included data collection, image annotation using Roboflow, preprocessing, data augmentation, model training using Google Colaboratory, and real-time testing in a simulated environment using an external webcam and an artificial aquascape. The results showed that the model achieved a precision of 0.85, a recall of 0.80, an mAP50 of 0.87, an mAP50-95 of 0.43, and the highest F1-score of 0.84 at a confidence threshold of 0.382. The object was not detected under illumination levels of 0–100 lux but was successfully detected at illumination levels above 100 lux with an optimal distance of 45–60 cm. The system also successfully displayed bounding boxes and automatically activated an audio alert when a target was detected. These findings indicate that YOLOv8 has potential as a supporting technology for maritime defense and security early warning systems.

Keywords: *YOLOv8, Naval Mine Detection, Computer Vision*

ABSTRAK

Perkembangan teknologi digital mendorong kebutuhan akan sistem pemantauan dan deteksi objek yang efisien serta akurat guna mendukung pertahanan dan keamanan negara, khususnya di wilayah maritim. Salah satu ancaman yang masih dihadapi adalah keberadaan ranjau laut bawah permukaan yang sulit dideteksi akibat rendahnya pencahayaan, kontras citra yang terbatas, serta kemiripan visual objek dengan lingkungan sekitarnya. Penelitian ini bertujuan merancang prototipe sistem deteksi ranjau laut berbasis *You Only Look Once Version 8 (YOLOv8)* menggunakan dataset citra bawah air buatan serta mengevaluasi kinerja model dan sistem peringatan dini berbasis suara. Metode penelitian meliputi pengumpulan

data, anotasi citra menggunakan *Roboflow*, *preprocessing*, augmentasi data, pelatihan model menggunakan *Google Colaboratory*, serta pengujian *real-time* pada lingkungan simulasi menggunakan *webcam* eksternal dan *aquascape* buatan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi ranjau laut tipe *spike* dengan nilai *precision* 0,85, *recall* 0,80, *mAP50* 0,87, *mAP50-95* 0,43, dan *F1-score* terbaik 0,84 pada *confidence threshold* 0,382. Objek tidak terdeteksi pada pencahayaan 0–100 lux, namun dapat dideteksi dengan baik pada pencahayaan 100–500 lux dan lebih dari 500 lux pada jarak optimal 45–60 cm. Sistem juga berhasil menampilkan *bounding box* dan mengaktifkan *audio alert* secara otomatis saat objek terdeteksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *YOLOv8* berpotensi mendukung sistem peringatan dini untuk meningkatkan pertahanan dan keamanan maritim.

Kata Kunci: YOLOv8, Deteksi Ranjau Laut, *Computer Vision*

A. Pendahuluan

Deteksi ranjau laut di bawah permukaan air merupakan salah satu tantangan penting dalam bidang keamanan maritim. Ranjau laut masih dianggap sebagai ancaman strategis karena dapat menimbulkan kerusakan besar pada kapal maupun kapal selam (Munteanu et al., 2022). Namun, proses pendeteksiannya tidaklah mudah karena kondisi lingkungan bawah air yang kompleks, visibilitas yang terbatas, serta karakteristik objek ranjau yang sering kali kecil dan menyerupai benda di sekitarnya. Citra bawah air umumnya memiliki kontras rendah akibat penyerapan dan hamburan cahaya, sehingga objek seperti ranjau sulit dibedakan dari latar belakang (Wei et al., 2025). Dalam kondisi seperti ini, metode deteksi konvensional sering kali kurang memadai, padahal akurasi deteksi yang tinggi sangat dibutuhkan untuk meminimalkan risiko dalam operasi maritim (Munteanu et al., 2022).

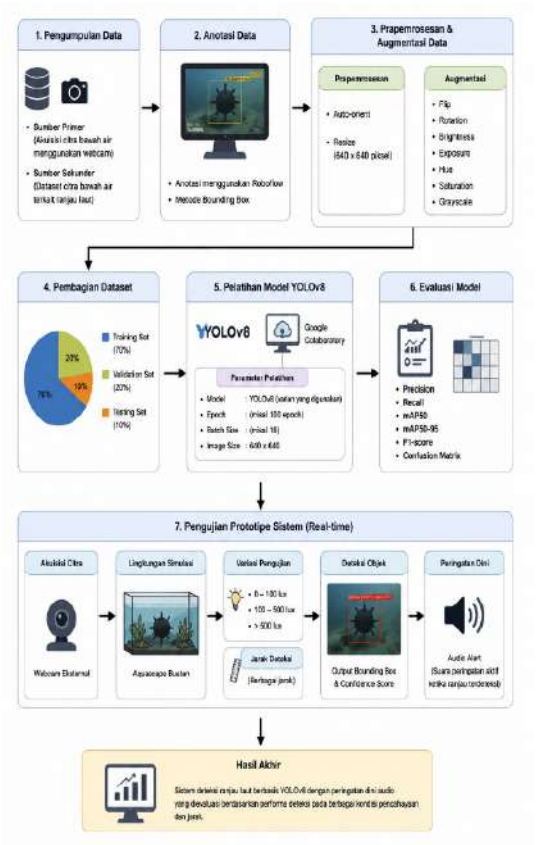
Perkembangan *computer vision* dan *deep learning* membuka peluang baru dalam pengembangan sistem deteksi objek bawah air yang lebih cepat dan adaptif. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah *You Only Look Once version 8* (*YOLOv8*) karena mampu melakukan deteksi secara *real-time* dengan efisiensi komputasi yang baik (Qu et al., 2024). Pada penelitian ini, *YOLOv8* dimanfaatkan untuk mendeteksi ranjau laut tipe *spike* menggunakan dataset citra bawah air buatan yang telah disiapkan melalui proses anotasi

dan augmentasi data. Dataset tersebut dirancang agar dapat merepresentasikan variasi kondisi optik bawah laut yang terbatas pada lingkungan simulasi.

Penelitian ini juga membangun sistem peringatan dini berbasis suara sebagai respons ketika objek ranjau terdeteksi. Penggunaan kamera optik pada simulasi dipilih karena mampu memberikan informasi visual yang lebih detail dibandingkan sonar, terutama untuk identifikasi bentuk dan tekstur objek pada jarak dekat hingga menengah (Er et al., 2023). Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem deteksi ranjau laut yang lebih efektif, sekaligus menjadi dasar bagi penerapan teknologi berbasis kecerdasan buatan dalam mendukung pertahanan dan keamanan negara di wilayah maritim.

B. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen yang bertujuan untuk merancang, mengimplementasikan, dan mengevaluasi prototipe sistem deteksi ranjau laut berbasis *You Only Look Once Version 8* (*YOLOv8*).



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset, anotasi data, prapemrosesan dan augmentasi citra, pelatihan model, evaluasi performa, implementasi sistem deteksi secara *real-time*, serta pengujian prototipe pada lingkungan simulasi bawah air. Tahapan penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1.

Alat dan Bahan

Peralatan yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas perangkat keras dan perangkat lunak. Perangkat keras meliputi laptop sebagai media

pengolahan data dan pelatihan model, *webcam* eksternal sebagai perangkat akuisisi citra, *lux meter* untuk mengukur tingkat pencahayaan lingkungan pengujian, *TDS meter* untuk mengukur kualitas air, serta speaker internal laptop yang digunakan sebagai media keluaran sistem peringatan dini berbasis suara. Selain itu, digunakan *aquascape* buatan sebagai media simulasi lingkungan bawah permukaan laut.

Bahan yang digunakan dalam penelitian ini berupa dataset citra bawah air yang diperoleh dari sumber primer dan sekunder, objek simulasi ranjau laut tipe *spike*, serta air laut yang digunakan sebagai media pengujian. Kondisi air pada *aquascape* dijaga menyerupai lingkungan bawah laut dengan nilai *Total Dissolved Solids* (TDS) sebesar 166 ppm yang diukur menggunakan *TDS meter*. Nilai tersebut digunakan sebagai acuan untuk menjaga konsistensi kualitas air selama proses pengujian sistem.

Pengumpulan dan Persiapan Dataset

Dataset yang digunakan terdiri atas citra bawah air yang diperoleh melalui pengambilan gambar secara langsung (*data primer*) dan citra yang diperoleh dari berbagai sumber referensi (*data sekunder*). Seluruh citra dikumpulkan dengan mempertimbangkan kesesuaian objek terhadap karakteristik ranjau laut tipe *spike*. Dataset kemudian diseleksi untuk menghilangkan citra yang tidak relevan atau memiliki kualitas rendah sehingga diperoleh data yang representatif untuk proses pelatihan model.

Selanjutnya, seluruh citra dianotasi menggunakan platform *Roboflow*. Proses anotasi dilakukan dengan metode *bounding box*, yaitu memberikan kotak pembatas pada area objek ranjau yang terdapat pada citra. Anotasi ini bertujuan memberikan informasi lokasi objek kepada model sehingga model dapat mempelajari karakteristik visual ranjau laut secara lebih akurat.

Prapemrosesan dan Augmentasi Data

Sebelum digunakan pada proses pelatihan, dataset terlebih dahulu melalui tahap prapemrosesan (*preprocessing*). Tahap ini meliputi *auto-orient* untuk menyesuaikan orientasi citra secara otomatis dan *resize* menjadi ukuran 640 × 640 piksel agar seluruh data memiliki

dimensi yang seragam sesuai kebutuhan model YOLOv8.

Untuk meningkatkan jumlah dan keragaman data pelatihan, dilakukan proses augmentasi citra. Teknik augmentasi yang diterapkan meliputi *flip*, *rotation*, *brightness*, *exposure*, *hue*, *saturation*, dan *grayscale*. Augmentasi ini bertujuan mensimulasikan berbagai kondisi lingkungan bawah air, seperti perubahan arah objek, variasi intensitas cahaya, perubahan warna akibat penyerapan cahaya di dalam air, serta kondisi visibilitas yang berbeda. Dengan demikian, model diharapkan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap kondisi pengujian yang beragam.

Setelah proses augmentasi selesai, dataset dibagi menjadi data pelatihan (*training set*), validasi (*validation set*), dan pengujian (*testing set*) untuk mendukung proses pengembangan model secara sistematis.

Pelatihan dan Evaluasi Model YOLOv8

Pelatihan model dilakukan menggunakan algoritma YOLOv8 pada platform *Google Colaboratory* yang menyediakan dukungan *Graphics Processing Unit* (GPU) untuk mempercepat proses komputasi. Model dilatih menggunakan dataset yang telah dianotasi dan diproses sebelumnya hingga mencapai kondisi konvergen sesuai parameter pelatihan yang ditentukan.

Kinerja model dievaluasi menggunakan beberapa metrik evaluasi yang umum digunakan pada sistem deteksi objek, yaitu *precision*, *recall*, *mean Average Precision* (*mAP50* dan *mAP50-95*), *F1-score*, dan *confusion matrix*. Nilai *precision* digunakan untuk mengukur ketepatan model dalam mendeteksi objek, sedangkan *recall* digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh objek target yang tersedia. Selain itu, *mAP50* dan *mAP50-95* digunakan untuk mengevaluasi kualitas deteksi berdasarkan tingkat kesesuaian *bounding box* terhadap objek sebenarnya.

Implementasi dan Pengujian Sistem

Model terbaik hasil pelatihan kemudian diimplementasikan ke dalam sistem deteksi *real-time*. Sistem menggunakan *webcam* eksternal sebagai perangkat masukan untuk menangkap citra pada lingkungan simulasi yang dibuat

menggunakan *aquascape*. Ketika objek ranjau berhasil dikenali oleh model, sistem akan menampilkan *bounding box* beserta nilai *confidence score* pada layar dan secara otomatis mengaktifkan fitur *audio alert* sebagai bentuk peringatan dini.

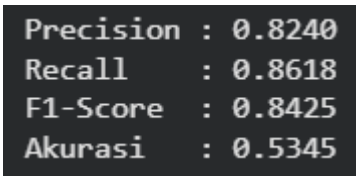
Pengujian dilakukan dengan variasi tingkat pencahayaan yang diukur menggunakan *lux meter*, yaitu pada rentang 0–100 lux, 100–500 lux, dan lebih dari 500 lux. Selain itu, dilakukan pengujian pada beberapa variasi jarak antara kamera dan objek untuk mengetahui jarak deteksi optimal sistem. Seluruh pengujian dilakukan menggunakan media air laut dengan nilai TDS sebesar 166 ppm agar kondisi lingkungan simulasi tetap konsisten selama penelitian berlangsung.

Hasil dari setiap pengujian kemudian dianalisis untuk mengetahui pengaruh kondisi pencahayaan, jarak deteksi, dan kualitas media air terhadap performa sistem deteksi ranjau laut berbasis YOLOv8. Dengan pendekatan tersebut, kemampuan sistem dalam mendeteksi objek secara *real-time* dapat dievaluasi secara menyeluruh sebagai dasar pengembangan sistem deteksi ranjau laut pada penelitian selanjutnya.

C.Hasil Penelitian dan Pembahasan

Hasil Pelatihan Model YOLOv8

Pelatihan model YOLOv8 menghasilkan performa deteksi yang cukup baik pada dataset citra bawah air yang digunakan.



Gambar 2 Hasil Pelatihan Model

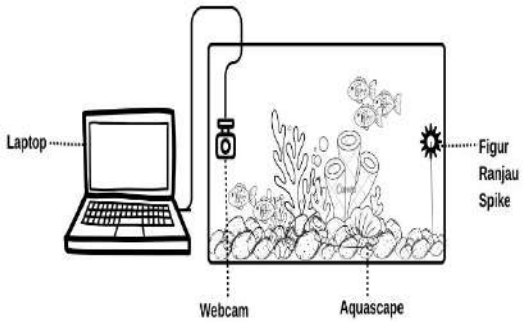
Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh nilai *precision* sebesar 0,82, *recall* sebesar 0,86, *mAP50* sebesar 0,87, *mAP50-95* sebesar 0,53, dan *F1-score* terbaik sebesar 0,84 pada *confidence threshold* 0,382. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengenali objek ranjau laut dengan tingkat ketepatan yang tinggi serta menghasilkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*.

Nilai *mAP50* yang mencapai 0,87 menunjukkan bahwa sebagian besar objek ranjau berhasil terdeteksi dengan tingkat kecocokan *bounding box* yang baik. Namun, nilai *mAP50-95* yang lebih rendah menunjukkan bahwa akurasi lokalisasi objek masih mengalami penurunan pada ambang *Intersection over Union* yang lebih

ketat. Kondisi ini umum terjadi pada pendeteksian objek berukuran kecil, terutama pada citra bawah air yang memiliki tingkat gangguan visual tinggi.

Hasil Implementasi Sistem Deteksi *Real-Time*

Model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan pada sistem deteksi *real-time* menggunakan *webcam* eksternal sebagai perangkat akuisisi citra.



Gambar 3 Pengujian implementasi

Sistem mampu mendeteksi objek ranjau laut tipe *spike* dan menampilkan *bounding box* beserta nilai *confidence score* pada layar secara langsung. Selain itu, sistem juga berhasil mengaktifkan *audio alert* secara otomatis ketika objek ranjau terdeteksi.

Implementasi ini menunjukkan bahwa model YOLOv8 tidak hanya mampu bekerja pada tahap pelatihan, tetapi juga dapat diterapkan pada sistem simulasi yang menyerupai kondisi operasional sebenarnya.

Pengaruh Tingkat Pencahayaan terhadap Kinerja Deteksi

Pengujian dilakukan pada tiga kondisi pencahayaan, yaitu 0–100 lux, 100–500 lux, dan lebih dari 500 lux.



Gambar 4 0-100 lux



Gambar 5 100-500 lux



Gambar 6 500< lux

Hasil pengujian menunjukkan bahwa objek tidak dapat terdeteksi pada rentang pencahayaan 0–100 lux. Hal ini disebabkan oleh rendahnya intensitas cahaya yang menyebabkan citra kehilangan detail objek sehingga fitur visual ranjau sulit dikenali oleh model.

Pada rentang pencahayaan 100–500 lux, sistem mulai mampu mendeteksi objek dengan tingkat keberhasilan yang baik. Sementara itu, pada pencahayaan di atas 500 lux, performa deteksi menjadi lebih stabil karena objek memiliki kontras yang lebih jelas terhadap latar belakang. Hasil ini menunjukkan bahwa pencahayaan merupakan faktor penting dalam sistem deteksi berbasis citra optik bawah air.

Pengaruh Jarak terhadap Kinerja Deteksi

Pengujian jarak dilakukan untuk mengetahui kemampuan sistem dalam mengenali objek pada berbagai posisi.

Tabel 1 0-100 lux

Jarak	Keterangan	Persentase
45 cm	Tidak Terdeteksi	-
55 cm	Tidak Terdeteksi	-
60 cm	Tidak Terdeteksi	-

Tabel 2 100-500 lux

Jarak	Keterangan	Persentase
45 cm	Terdeteksi	72,8%
55 cm	Terdeteksi	63%
60 cm	Terdeteksi	61,3%

Tabel 1 500< lux

Jarak	Keterangan	Persentase
45 cm	Terdeteksi	66,3%
55 cm	Terdeteksi	66,3%
60 cm	Terdeteksi	75,4%

Berdasarkan data pada tabel, terdapat variasi persentase deteksi di setiap jarak pengujian. Secara konsisten, pada tingkat pencahayaan 0–100 lux objek tidak dapat terdeteksi, yang mengindikasikan bahwa kondisi cahaya di bawah ambang tersebut tidak mencukupi untuk menghasilkan kualitas citra yang memadai bagi model deteksi. Sementara itu, variasi

persentase antar jarak diduga dipengaruhi oleh dua faktor: perubahan ukuran objek dalam frame seiring bertambahnya jarak, serta perbedaan sudut pengambilan gambar yang memengaruhi representasi fitur visual objek.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma YOLOv8 memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi objek ranjau laut pada lingkungan simulasi bawah air. Nilai *precision* dan *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu meminimalkan kesalahan deteksi sekaligus mempertahankan kemampuan dalam mengenali objek target. Temuan ini sejalan dengan penelitian Qu et al. (2024) yang menyatakan bahwa YOLOv8 mampu memberikan keseimbangan antara kecepatan inferensi dan akurasi deteksi pada objek bawah air.

Keberhasilan sistem dalam menampilkan *bounding box* dan mengaktifkan *audio alert* secara otomatis menunjukkan bahwa model yang dikembangkan berpotensi digunakan sebagai bagian dari sistem peringatan dini pada aplikasi pertahanan dan keamanan maritim. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan karena menggunakan lingkungan simulasi dan dataset citra bawah air buatan, sehingga pengujian pada kondisi laut yang sebenarnya diperlukan untuk memperoleh gambaran performa yang lebih komprehensif.

D. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model menggunakan dataset citra bawah air buatan. Model yang dikembangkan mampu mendeteksi objek ranjau tipe *spike* dengan performa yang baik, ditunjukkan oleh nilai *precision* sebesar 0,85, *recall* sebesar 0,80, *mAP50* sebesar 0,87, dan *F1-score* sebesar 0,84. Hasil tersebut menunjukkan bahwa YOLOv8 memiliki kemampuan yang cukup andal dalam mengenali objek ranjau pada lingkungan simulasi bawah air.

Pengujian sistem menunjukkan bahwa tingkat pencahayaan berpengaruh terhadap keberhasilan deteksi. Objek tidak dapat terdeteksi pada kondisi pencahayaan 0–100 lux, sedangkan pada rentang 100–500 lux dan di atas 500 lux sistem mampu bekerja dengan baik. Selain itu, jarak deteksi optimal diperoleh pada

rentang 45–60 cm, di mana objek masih dapat ditangkap dengan jelas oleh kamera dan dikenali oleh model.

Implementasi sistem peringatan dini berbasis suara juga berjalan sesuai dengan yang direncanakan. Ketika objek ranjau terdeteksi, sistem mampu menampilkan *bounding box* serta mengaktifkan *audio alert* secara otomatis. Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa YOLOv8 berpotensi diterapkan sebagai teknologi pendukung dalam pengembangan sistem deteksi dan peringatan dini ranjau laut guna mendukung pertahanan dan keamanan maritim. Pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan dengan menambahkan variasi dataset serta melakukan pengujian pada lingkungan bawah air yang lebih mendekati kondisi operasional sebenarnya.

DAFTAR PUSTAKA

Munteanu, D., Moina, D., Zamfir, C. G., Petrea, Ștefan M., Cristea, D. S., and Munteanu, N. (2022). Sea Mine Detection Framework Using YOLO, SSD and EfficientDet Deep Learning Models. *Sensors*, *22*(23), 9536. https://doi.org/10.3390/s22239536

Er, M. J., Chen, J., Zhang, Y., and Gao, W. (2023). Research Challenges, Recent Advances, and Popular Datasets in Deep Learning- Based Underwater Marine Object Detection: A Review. *Sensors*, *23*(4), 1990. https://doi.org/10.3390/s23041990

Wei, Y., Tao, J., Wu, W., Yuan, D., and Hou, S. (2025). RHS-YOLOv8: A Lightweight Underwater Small Object Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8. *Applied Sciences*, *15*(7), 3778. https://doi.org/10.3390/app15073778

Liu, Q., Huang, W., Duan, X., Wei, J., Hu, T., Yu, J., and Huang, J. (2023). DSW-YOLOv8n: A New Underwater Target Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8n. *Electronics*, *12*(18), 3892. https://doi.org/10.3390/electronics12183892