


YOLOv8-WBF: Pembelajaran Ensemble untuk Deteksi Andal Medaka (*Oryzias*) yang Terancam Punah

Rahmatullah R. ^{1, }, Armin Lawi ^{1,2,3}, Muhammad Haerul ¹, Iman Mustika Ismail ¹, Irma Andriani ⁴, Andi Iqbal Burhanuddin ⁵, and Mario Köppen ⁶

¹ Information Systems Study Program, Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Hasanuddin University, Indonesia

² Data Science and Artificial Intelligence Research Group, Hasanuddin University, Indonesia

³ B.J. Habibie Institute of Technology, Parepare, Indonesia

⁴ Department of Biology, Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Hasanuddin University, Indonesia

⁵ Department of Fishery, Faculty of Fishery and Marine Sciences, Hasanuddin University, Indonesia

⁶ Department of Creative Informatics, Faculty of Computer Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology, Japan

* Correspondence : armin@unhas.ac.id)

Abstract: *Oryzias celebensis* dan *Oryzias javanicus* merupakan dua spesies Medaka yang terancam punah dan memiliki peran penting dalam ekosistem perairan, namun semakin sulit untuk dimonitor karena penurunan populasi serta kondisi lingkungan bawah air yang menantang. Observasi manual sering terhambat oleh kekeruhan, pencahayaan yang rendah, dan tertutupnya objek secara sebagian, sehingga deteksi otomatis menjadi solusi yang bernilai bagi upaya konservasi. Dalam penelitian ini, kami menerapkan pendekatan deep learning mutakhir menggunakan arsitektur YOLOv8 yang dipadukan dengan strategi ensemble Weighted Box Fusion (WBF) untuk meningkatkan akurasi identifikasi spesies. Dataset dibangun dari hasil fotografi akuarium dan sumber gambar daring, kemudian dianalisis secara teliti serta diperluas melalui augmentasi guna mengatasi variasi ukuran, posisi, dan kondisi lingkungan. Model dilatih dengan metode 5-fold cross-validation dan dievaluasi menggunakan metrik COCO, termasuk mean Average Precision (mAP), precision, dan recall. Ensemble YOLOv8-WBF memperoleh nilai mAP@0.5:0.95 sebesar 0.578, yang menunjukkan peningkatan 8% dibandingkan model tunggal terbaik. Meskipun memerlukan biaya komputasi yang lebih tinggi, pendekatan ini secara signifikan meningkatkan akurasi deteksi pada ikan berukuran kecil atau yang sebagian tertutupi. Hasil ini menegaskan potensi ensemble learning dalam pemantauan ekologi dan menjadi dasar bagi pengembangan sistem deteksi yang lebih efisien serta berfokus pada konservasi keanekaragaman hayati perairan.

Keywords: *oryzias celebensis*; *oryzias javanicus*; deep learning; deteksi objek; YOLOv8; weighted box fusion; ensemble learning; pemantauan ekologi; konservasi keanekaragaman hayati

Received:

Revised:

Accepted:

Published:

Citation: . Title. *Journal Not Specified* 2025, 1, 0. <https://doi.org/>

Copyright: © 2025 by the authors.

Submitted to *Journal Not Specified* for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

1. Introduction

Kemajuan pesat kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) telah memberikan pengaruh besar terhadap konservasi satwa liar, khususnya melalui pengembangan sistem otomatis untuk identifikasi dan pemantauan spesies. Teknologi ini sangat bermanfaat di lingkungan yang sulit dijangkau oleh pengamatan langsung manusia, termasuk ekosistem bawah air yang visibilitasnya sering terganggu oleh kekeruhan, pencahayaan rendah, dan berbagai kendala lingkungan lainnya [1,2]. Pendekatan berbasis AI mampu memproses

data visual dalam jumlah besar dari gambar dan video, sehingga dapat mendukung deteksi spesies, pelacakan pola perilaku, serta membantu upaya konservasi dengan intervensi manusia yang minimal [3].

Di antara berbagai teknik AI, model deteksi objek semakin menonjol karena kemampuannya bekerja dengan kecepatan dan efisiensi tinggi, sehingga cocok digunakan untuk aplikasi ekologi secara real-time. Keluarga model You Only Look Once (YOLO), khususnya iterasi terbarunya yaitu YOLOv8, telah menyempurnakan arsitektur sebelumnya dengan peningkatan akurasi dan efisiensi. Hal ini menjadikannya sangat sesuai untuk tugas kompleks seperti pengenalan spesies akuatik. Kerangka kerja ini efektif dalam mengatasi tantangan umum pada citra bawah air, termasuk degradasi gambar, kekeruhan, pencahayaan yang kurang baik, serta objek yang tertutupi sebagian [4].

Dalam penelitian ini, kami berfokus pada dua spesies ikan Medaka yang terancam punah—*Oryzias javanicus* dan *Oryzias celebensis*. Kedua spesies ini menghadirkan tantangan pemantauan yang unik karena populasinya yang terus menurun serta kompleksitas dalam memperoleh citra bawah air yang andal. Untuk mendukung penelitian ini, kami menyusun sebuah dataset yang terdiri atas gambar yang dikumpulkan secara manual menggunakan kamera serta gambar dari sumber daring yang tersedia untuk umum. Dataset tersebut mencakup total 2.016 gambar, dengan 1.857 gambar (92%) untuk pelatihan dan 159 gambar (8%) untuk pengujian. Seluruh gambar dianotasi secara manual menggunakan Roboflow, kemudian diproses lebih lanjut dengan teknik preproses dan augmentasi [5].

Tahap preproses mencakup koreksi orientasi otomatis, pengubahan ukuran gambar menjadi 640×640 piksel, serta penghapusan anotasi kosong. Untuk meningkatkan ketahanan model dan mengurangi risiko overfitting (kecocokan berlebih), dilakukan augmentasi berupa pembalikan horizontal dan vertikal serta rotasi sebesar 90° , 180° , dan 270° [6]. Pada tugas deteksi, YOLOv8 dilatih menggunakan pendekatan 5-fold cross-validation sehingga menghasilkan lima model independen. Prediksi dari model-model tersebut kemudian disempurnakan dengan menggunakan Weighted Box Fusion (WBF), yaitu metode ensemble yang mengintegrasikan kotak pembatas yang tumpang tindih berdasarkan skor kepercayaan, sehingga meningkatkan akurasi deteksi [7,8]. Hasil penelitian kami menunjukkan bahwa strategi ensemble ini secara signifikan meningkatkan mean Average Precision (mAP) dibandingkan model tunggal. Meskipun pendekatan ensemble menambah beban komputasi, metode ini secara substansial meningkatkan ketahanan, terutama dalam mendeteksi ikan Medaka yang berukuran kecil atau tertutupi sebagian. Penelitian ini memberikan dasar yang kuat untuk pengembangan strategi ensemble ringan yang disesuaikan dengan deteksi objek bawah air, serta mendukung pemantauan keanekaragaman hayati dan inisiatif konservasi lanjutan [9].

2. Materials and Methods

2.1. Sumber Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas data citra primer dan sekunder dari ikan Medaka. Data primer diperoleh melalui pemotretan langsung di akuarium terhadap spesies *Oryzias javanicus* dan *Oryzias celebensis* menggunakan kamera digital. Data sekunder dikumpulkan dari sumber daring yang dapat diakses publik, termasuk situs penelitian, forum komunitas akuatik, dan basis data terbuka. Setelah proses kurasi, dataset akhir berjumlah 792 citra yang mencakup variasi kondisi pencahayaan dan sudut pandang, sehingga meningkatkan ketahanan (robustness) dan kemampuan generalisasi. Seluruh data anotasi dan kode akan tersedia secara publik dalam repositori daring setelah publikasi. Karena pengumpulan data hanya dilakukan melalui pemotretan non-invasif di akuarium, persetujuan etik tidak diperlukan.

2.2. *Praproses Data*

Untuk memastikan konsistensi, seluruh citra distandarkan berdasarkan orientasi, resolusi, dan keseimbangan warna sebelum digunakan dalam pelatihan. Proses praproses mencakup normalisasi data serta penerapan strategi augmentasi untuk meningkatkan ketahanan dan mengurangi risiko overfitting (kecocokan berlebih). Augmentasi meliputi penyesuaian properti warna seperti rona, saturasi, dan kecerahan guna mensimulasikan variasi kondisi pencahayaan dan lingkungan; translasi serta penskalaan untuk merepresentasikan objek pada posisi dan jarak yang berbeda; serta pembalikan horizontal guna memperkaya keragaman dataset. Teknik mosaik juga diterapkan dengan menggabungkan empat citra ke dalam satu sampel pelatihan sehingga model terekspos pada komposisi adegan yang lebih kompleks dan interaksi antarobjek. Selain itu, penghapusan acak pada sebagian area citra dilakukan untuk mendorong model mengenali fitur yang kurang menonjol tetapi tetap relevan. Anotasi dilaksanakan menggunakan platform Roboflow, dengan kotak pembatas (bounding box) dan label kelas disimpan dalam format YOLO. Dataset kemudian dibagi menjadi subset pelatihan (80%), validasi (10%), dan pengujian (10%).

2.3. *Pelatihan Model*

Arsitektur YOLOv8 disesuaikan (fine-tuned) menggunakan dataset yang telah dianotasi. Untuk mengevaluasi ketahanan model, digunakan metode 5-fold cross-validation. Dalam pembelajaran ensemble, beberapa model YOLOv8 dengan bobot awal berbeda digabungkan menggunakan Weighted Box Fusion (WBF), yaitu metode yang mengintegrasikan prediksi berdasarkan tumpang tindih kotak pembatas dan skor kepercayaan. Proses pelatihan dan evaluasi dilakukan pada lingkungan GPU NVIDIA, dengan mengikuti hiperparameter default dari kerangka kerja YOLOv8 kecuali dinyatakan lain. Implementasi dijalankan menggunakan Python dengan pustaka Ultralytics YOLOv8.

2.4. *Metrik Evaluasi*

Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik COCO, termasuk mean Average Precision (mAP@0.5:0.95), precision, recall, dan galat regresi kotak pembatas (Root Mean Square Error / RMSE). Analisis tambahan, seperti matriks kebingungan (confusion matrix) dan kurva kehilangan pelatihan (loss curves), juga digunakan untuk mengevaluasi lebih lanjut performa klasifikasi dan konvergensi model.

3. Results

Bagian ini memberikan deskripsi ringkas mengenai hasil eksperimen, interpretasinya, serta kesimpulan utama yang dapat ditarik. Eksperimen disusun dalam tiga tahap: (i) fine-tuning pada satu model YOLOv8, (ii) validasi silang 5-lipatan untuk menilai kemampuan generalisasi, dan (iii) ensemble berbasis AdaBoost dari model-model dengan kinerja terbaik. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik COCO (mAP, presisi, recall) dan matriks kebingungan (confusion matrix).

3.1. *Eksperimen 1: Fine-Tuning YOLOv8*

Eksperimen pertama melatih YOLOv8 selama 100 epoch dengan ukuran batch 16 pada dataset campuran (70

- Presisi stabil pada $\sim 0,80$;
- Recall mencapai 0,90, menunjukkan deteksi yang andal untuk kedua spesies;
- Matriks kebingungan menunjukkan performa tinggi pada *O. celebensis* (presisi 0,96, recall 0,95), namun performa sedikit lebih rendah pada *O. javanicus* (presisi 0,87, recall 0,81).

Secara keseluruhan, model tunggal ini berkinerja baik, namun cenderung kurang mendeteksi *O. javanicus* pada kondisi yang menantang.

3.2. Eksperimen 2: Validasi Silang 5-Lipatan

Untuk mengevaluasi generalisasi, dataset dibagi menjadi lima lipatan (80

Hasil utama:

- Rata-rata mAP@0.5 pada seluruh lipatan: 0,78;
- Rata-rata presisi: 0,77; rata-rata recall: 0,82;
- Model 4 menunjukkan performa paling stabil di seluruh metrik.

Hal ini mengonfirmasi bahwa YOLOv8 mampu melakukan generalisasi dengan baik pada citra ikan Medaka yang belum pernah dilihat, sekaligus mengurangi risiko overfitting.

3.3. Eksperimen 3: Ensemble dengan AdaBoost

Sebuah ensemble dibangun menggunakan lima model hasil validasi silang dengan pembobotan AdaBoost. Model dengan kesalahan lebih tinggi diberi bobot lebih besar pada iterasi berikutnya.

Ensemble menunjukkan peningkatan yang jelas:

- mAP@0.5 meningkat menjadi 0,81 (dari 0,78 pada validasi silang);
- mAP@0.5:0.95 meningkat menjadi 0,63;
- Presisi naik menjadi 0,82; recall menjadi 0,86.

Ensemble ini terbukti sangat efektif dalam mengurangi kesalahan klasifikasi pada ikan yang berukuran kecil atau terhalang.

3.4. Gambar, Tabel, dan Skema

Komposisi dataset dirangkum pada Tabel 1, dan contoh gambar yang dianotasi ditampilkan pada Gambar 1. Dinamika pelatihan model (kurva loss, grafik presisi-recall) disajikan pada Gambar ??-??, sedangkan kinerja ensemble dirangkum pada Gambar ??.

Table 1. Distribusi dataset gambar ikan Medaka.

Spesies	Data Primer	Data Sekunder	Total
<i>O. javanicus</i>	257	178	435
<i>O. celebensis</i>	287	70	357
Total	544	248	792

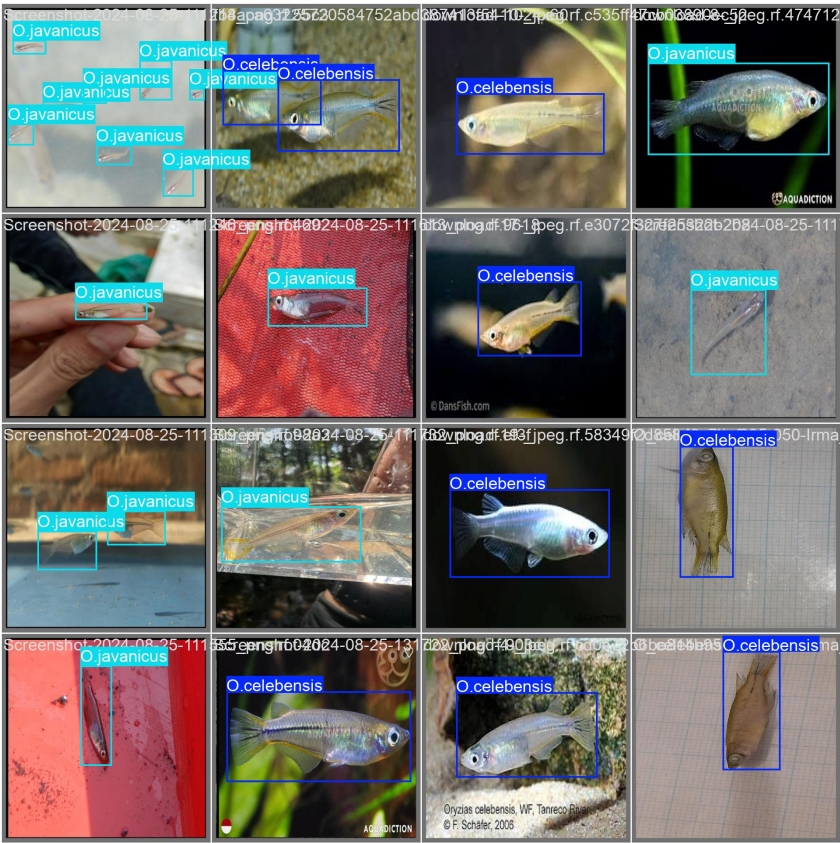


Figure 1. Contoh gambar Medaka yang dianotasi dari dataset campuran.

4. Discussion

4.1. Metode Ensemble AdaBoost

Salah satu kontribusi utama dari penelitian ini adalah penerapan metode ensemble AdaBoost pada model YOLOv8. Algoritme AdaBoost mengurangi keterbatasan detektor individual dengan memberikan bobot lebih tinggi pada sampel yang salah klasifikasi pada iterasi berikutnya. Reweighting iteratif ini terbukti sangat bermanfaat untuk citra Medaka yang menantang, seperti ikan berukuran kecil, sebagian tubuh yang terhalang, atau kondisi pencahayaan yang bervariasi.

Dibandingkan dengan studi sebelumnya yang hanya mengandalkan detektor model tunggal untuk pengenalan ikan, pembelajaran ensemble telah terbukti secara konsisten meningkatkan ketahanan pada tugas deteksi objek [? ?]. Temuan kami sejalan dengan tren ini, menunjukkan bahwa ensemble YOLOv8–AdaBoost mencapai nilai mAP dan recall yang lebih tinggi dibandingkan model individual mana pun, yang mengindikasikan bahwa strategi boosting dapat berperan penting dalam mengatasi ketidakseimbangan kelas dan deteksi objek kecil di lingkungan akuatik.

4.2. Validasi Silang 5-Lipatan untuk Generalisasi Model

Kontribusi utama lainnya dari penelitian ini adalah implementasi validasi silang 5-lipatan, yang memastikan evaluasi model yang kuat dan bebas bias. Dengan memutar peran validasi pada lima subset, kami meminimalkan risiko overfitting terhadap partisi data tertentu. Kinerja stabil di seluruh lipatan menyoroti kemampuan model untuk melakukan generalisasi dengan baik, bahkan di bawah variasi kompleksitas latar belakang, posisi ikan, dan kualitas citra.

Sejalan dengan penelitian terdahulu dalam visi komputer ekologi, validasi silang telah diakui sebagai teknik penting untuk memvalidasi model ketika dataset relatif kecil atau

heterogen [?]. Hasil kami memperluas bukti ini pada deteksi ikan Medaka, mengonfirmasi bahwa generalisasi yang andal dapat dicapai meskipun ukuran dataset relatif terbatas.

4.3. Implikasi untuk Konservasi dan Pemantauan

Integrasi AdaBoost dan validasi silang ke dalam sistem berbasis YOLOv8 untuk deteksi spesies yang terancam punah memiliki implikasi penting bagi pemantauan konservasi. Identifikasi akurat terhadap spesies ikan kecil yang secara visual mirip memungkinkan penilaian yang lebih andal terkait dinamika populasi, kualitas habitat, dan keanekaragaman hayati. Hal ini sangat relevan untuk genus *Oryzias*, yang mencakup spesies dengan status konservasi mengkhawatirkan di Asia Tenggara.

Dengan mengurangi kesalahan deteksi pada individu yang langka atau terhalang, pendekatan kami mendukung protokol pemantauan ekologi di mana keandalan lebih diprioritaskan daripada kecepatan. Sistem ensemble ini sangat sesuai untuk analisis offline pada data lapangan, melengkapi strategi konservasi yang ada seperti survei populasi, pemetaan habitat, dan pemantauan keanekaragaman hayati jangka panjang.

4.4. Arah Penelitian Masa Depan

Meskipun metode ensemble meningkatkan akurasi, metode ini menimbulkan biaya komputasi yang lebih tinggi, sehingga penerapan waktu nyata menjadi kurang layak. Penelitian masa depan perlu mengeksplorasi teknik ensemble yang lebih ringan, model pruning, atau knowledge distillation untuk menyeimbangkan akurasi dan efisiensi. Selain itu, perluasan dataset dengan menambahkan lebih banyak spesies Medaka dan kondisi lingkungan yang beragam akan meningkatkan skalabilitas dan transferabilitas sistem.

Arah penelitian menjanjikan lainnya adalah integrasi informasi temporal dari video, alih-alih memperlakukan frame secara independen. Koherensi temporal dapat semakin mengurangi kesalahan negatif pada ikan yang bergerak. Akhirnya, studi mendatang dapat membandingkan boosting ensemble dengan strategi agregasi lain, seperti bagging atau weighted box fusion, untuk mengidentifikasi solusi optimal dalam deteksi spesies akuatik.

5. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan efektivitas integrasi AdaBoost dan validasi silang 5-lipatan dengan model YOLOv8 untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan spesies ikan Medaka yang langka. Peningkatan ini secara signifikan memperbaiki presisi, recall, dan mAP, serta mampu mengatasi tantangan seperti deteksi objek kecil dan lingkungan bawah air yang kompleks secara visual. Dengan memperkuat ketahanan dan mengurangi overfitting, pendekatan yang diusulkan berkontribusi pada pemantauan spesies terancam yang lebih andal, mendukung inisiatif konservasi yang bergantung pada data ekologi yang akurat.

Namun, peningkatan akurasi diperoleh dengan mengorbankan efisiensi komputasi, sehingga membatasi penerapan waktu nyata. Penelitian masa depan sebaiknya berfokus pada strategi ensemble ringan, algoritme boosting alternatif seperti Gradient Boosting atau XGBoost, serta pendekatan deep learning hibrida yang menyeimbangkan akurasi dengan kecepatan. Perluasan dataset pada spesies *Oryzias* tambahan dan integrasi informasi temporal dari video juga dapat lebih meningkatkan kemampuan generalisasi model. Pada akhirnya, penelitian ini menetapkan dasar metodologis untuk pengembangan sistem deteksi objek yang teroptimasi dan berorientasi konservasi di lingkungan akuatik.

Author Contributions: For research articles with several authors, a short paragraph specifying their individual contributions must be provided. The following statements should be used “Conceptualization, X.X. and Y.Y.; methodology, X.X.; software, X.X.; validation, X.X., Y.Y. and Z.Z.; formal analysis, X.X.; investigation, X.X.; resources, X.X.; data curation, X.X.; writing—original draft preparation, X.X.; writing—review and editing, X.X.; visualization, X.X.; supervision, X.X.; project administration,

X.X.; funding acquisition, Y.Y. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.”, please turn to the [CRediT taxonomy](#) for the term explanation. Authorship must be limited to those who have contributed substantially to the work reported.

Funding: Please add: “This research received no external funding” or “This research was funded by NAME OF FUNDER grant number XXX.” and “The APC was funded by XXX”. Check carefully that the details given are accurate and use the standard spelling of funding agency names at <https://search.crossref.org/funding>, any errors may affect your future funding.

Institutional Review Board Statement: In this section, you should add the Institutional Review Board Statement and approval number, if relevant to your study. You might choose to exclude this statement if the study did not require ethical approval. Please note that the Editorial Office might ask you for further information. Please add “The study was conducted in accordance with the Declaration of Helsinki, and approved by the Institutional Review Board (or Ethics Committee) of NAME OF INSTITUTE (protocol code XXX and date of approval).” for studies involving humans. OR “The animal study protocol was approved by the Institutional Review Board (or Ethics Committee) of NAME OF INSTITUTE (protocol code XXX and date of approval).” for studies involving animals. OR “Ethical review and approval were waived for this study due to REASON (please provide a detailed justification).” OR “Not applicable” for studies not involving humans or animals.

Informed Consent Statement: Any research article describing a study involving humans should contain this statement. Please add “Informed consent was obtained from all subjects involved in the study.” OR “Patient consent was waived due to REASON (please provide a detailed justification).” OR “Not applicable” for studies not involving humans. You might also choose to exclude this statement if the study did not involve humans.

Written informed consent for publication must be obtained from participating patients who can be identified (including by the patients themselves). Please state “Written informed consent has been obtained from the patient(s) to publish this paper” if applicable.

Data Availability Statement: We encourage all authors of articles published in MDPI journals to share their research data. In this section, please provide details regarding where data supporting reported results can be found, including links to publicly archived datasets analyzed or generated during the study. Where no new data were created, or where data is unavailable due to privacy or ethical restrictions, a statement is still required. Suggested Data Availability Statements are available in section “MDPI Research Data Policies” at <https://www.mdpi.com/ethics>.

Acknowledgments: In this section you can acknowledge any support given which is not covered by the author contribution or funding sections. This may include administrative and technical support, or donations in kind (e.g., materials used for experiments). Where GenAI has been used for purposes such as generating text, data, or graphics, or for study design, data collection, analysis, or interpretation of data, please add “During the preparation of this manuscript/study, the author(s) used [tool name, version information] for the purposes of [description of use]. The authors have reviewed and edited the output and take full responsibility for the content of this publication.”

Conflicts of Interest: Declare conflicts of interest or state “The authors declare no conflicts of interest.” Authors must identify and declare any personal circumstances or interest that may be perceived as inappropriately influencing the representation or interpretation of reported research results. Any role of the funders in the design of the study; in the collection, analyses or interpretation of data; in the writing of the manuscript; or in the decision to publish the results must be declared in this section. If there is no role, please state “The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses, or interpretation of data; in the writing of the manuscript; or in the decision to publish the results”.

Abbreviations

The following abbreviations are used in this manuscript:

MDPI Multidisciplinary Digital Publishing Institute
DOAJ Directory of open access journals
TLA Three letter acronym
LD Linear dichroism

Appendix A

Appendix A.1

The appendix is an optional section that can contain details and data supplemental to the main text—for example, explanations of experimental details that would disrupt the flow of the main text but nonetheless remain crucial to understanding and reproducing the research shown; figures of replicates for experiments of which representative data are shown in the main text can be added here if brief, or as Supplementary Data. Mathematical proofs of results not central to the paper can be added as an appendix.

Table A1. This is a table caption.

Title 1	Title 2	Title 3
Entry 1	Data	Data
Entry 2	Data	Data

Appendix B

All appendix sections must be cited in the main text. In the appendices, Figures, Tables, etc. should be labeled, starting with “A”—e.g., Figure A1, Figure A2, etc.

References

1. LeCun, Y.; Bengio, Y.; Hinton, G. Deep learning. *Nature* **2015**, *521*, 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
2. Liu, W.; Anguelov, D.; Erhan, D.; Szegedy, C.; Reed, S.; Fu, C.Y.; Berg, A.C. SSD: Single Shot MultiBox Detector. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* **2016**, pp. 21–37. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46448-0_2.
3. Kalafi, E.; Javanmard, M. A Review on Deep Learning Approaches in Underwater Image Processing. *International Journal of Computer Vision and Image Processing* **2018**, *8*, 1–15. <https://doi.org/10.4018/IJCVIP.2018010101>.
4. Redmon, J.; Farhadi, A. YOLO9000: Better, Faster, Stronger. In Proceedings of the Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, pp. 7263–7271. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.690>.
5. Dang, T.; Le, D.H.; Nguyen, H.T. A survey on deep learning for object detection. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences* **2020**. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2020.11.014>.
6. Arbogast, J.W.; Mehta, S. Data Augmentation for Deep Learning Based Accelerated MRI Reconstruction. *arXiv preprint arXiv:1609.05148* **2016**.
7. Solovyev, R.; Wang, W.; Gabruseva, T. Weighted Boxes Fusion: Ensembling Boxes from Different Object Detection Models. *Image and Vision Computing* **2021**, *117*, 104–127. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2021.104127>.
8. Leow, W.K.; Savariar, B. Challenges and Techniques in Underwater Imaging. In Proceedings of the 2015 International Conference on Underwater Systems Technology: Theory and Applications (USYS), 2015, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/USYS.2015.7440944>.
9. Salimi, M.; Bai, Y. Real-time fish detection and tracking in underwater videos based on deep learning. *Neurocomputing* **2016**, *275*, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.10.010>.

Disclaimer/Publisher’s Note: The statements, opinions and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of MDPI and/or the editor(s). MDPI and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions or products referred to in the content.