


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: Deteksi andal ikan Medaka (*Oryzias*) sangat penting untuk pemantauan ekologi dan konservasi, khususnya dalam melacak tren populasi spesies yang terancam punah. Studi ini mengevaluasi kinerja model deep learning mutakhir (YOLOv8) dan pendekatan ensemble menggunakan Weighted Box Fusion (WBF) pada dataset gambar Medaka yang dianotasi secara manual dan dikumpulkan dari sumber daring. Model dilatih dan divalidasi menggunakan 5-fold cross-validation, dan kinerja dinilai menggunakan metrik COCO, termasuk mean Average Precision (mAP), presisi, recall, serta kesalahan regresi bounding box. Ensemble YOLOv8-WBF mencapai mAP@0.5:0.95 sebesar 0,578, yang merepresentasikan peningkatan 8% dibandingkan dengan model tunggal terbaik. Pendekatan ini juga meningkatkan lokalisasi bounding box dan keandalan klasifikasi, khususnya pada ikan yang berukuran kecil dan secara visual menantang. Peningkatan akurasi ini diperoleh dengan mengorbankan efisiensi komputasi, di mana inferensi memerlukan sekitar lima kali lebih banyak operasi dibandingkan dengan model YOLOv8 tunggal. Meskipun kurang sesuai untuk penerapan waktu nyata, pendekatan ensemble ini menawarkan deteksi yang lebih andal untuk alur kerja ekologi secara offline, di mana akurasi lebih diprioritaskan dibanding kecepatan. Dengan mengurangi kesalahan deteksi pada ikan yang langka atau terhalang, penelitian ini berkontribusi pada pemantauan keanekaragaman hayati yang lebih kuat serta memberikan acuan dasar untuk pengembangan model ensemble yang teroptimasi dan deteksi ringan dalam konservasi akuatik.

Keywords: Medaka (*Oryzias*); Deep Learning; Object Detection; YOLOv8; Weighted Box Fusion; Ensemble Learning; Ecological Monitoring; Biodiversity Conservation

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 kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) telah memberikan kontribusi signifikan terhadap upaya konservasi satwa liar, khususnya dalam mengotomatisasi identifikasi dan pemantauan spesies. Teknologi ini sangat berharga di lingkungan yang sulit dilakukan observasi manual, seperti ekosistem bawah air, di mana faktor-faktor seperti kekeruhan dan pencahayaan rendah memperumit visibilitas [1,2]. Sistem berbasis AI mampu memproses sejumlah besar data visual dari gambar maupun video untuk mem-

bantu mendeteksi keberadaan spesies, melacak perilakunya, serta mendukung strategi konservasi dengan intervensi manusia yang minimal [3].

Dalam konteks ini, model deteksi objek semakin populer karena kecepatan dan efisiensinya pada aplikasi waktu nyata. Arsitektur You Only Look Once (YOLO), khususnya versi terbarunya yaitu YOLOv8, menyempurnakan iterasi sebelumnya dengan peningkatan akurasi dan efisiensi arsitektural, sehingga cocok untuk tugas yang menantang seperti pengenalan spesies akuatik. YOLOv8 secara efektif mengatasi permasalahan degradasi citra yang umum terjadi di bawah air, seperti kekeruhan, pencahayaan yang kurang baik, dan obstruksi [4].

Penelitian kami secara khusus menargetkan deteksi dua spesies ikan Medaka yang penting—*Oryzias javanicus* dan *Oryzias celebensis*. Kedua spesies ini menghadirkan tantangan pemantauan tersendiri karena populasi yang semakin menurun dan kompleksitas pengambilan gambar di bawah air. Untuk memperkuat penelitian ini, kami membangun dataset khusus yang terdiri dari gambar yang dikumpulkan secara manual menggunakan kamera serta gambar yang tersedia secara publik dari sumber internet. Dataset ini berisi total 2.016 gambar, yang terbagi menjadi 1.857 gambar (92

Langkah praproses meliputi penyesuaian orientasi otomatis, pengubahan ukuran gambar menjadi standar 640×640 piksel, dan penyaringan anotasi kosong. Untuk meningkatkan ketahanan model dan memperluas generalisasi, augmentasi seperti pembalikan horizontal dan vertikal, serta rotasi (90°, 180°, dan 270°) diterapkan [5]. Pilihan metodologis ini bertujuan mengurangi risiko overfitting dan mensimulasikan berbagai kondisi dunia nyata yang mungkin dihadapi model.

Untuk tugas deteksi, kami menggunakan pendekatan berbasis YOLOv8 dengan validasi silang 5-lipatan (5-fold cross-validation) guna melatih lima model individu. Prediksi dari masing-masing model kemudian disempurnakan dan digabungkan menggunakan Weighted Box Fusion (WBF), sebuah metode ensemble tingkat lanjut yang meningkatkan kotak deteksi akhir dengan mengevaluasi skor kepercayaan dan tumpang tindih—pada akhirnya memperkuat kinerja deteksi model secara keseluruhan [6,7]. Temuan kami menunjukkan bahwa pendekatan ensemble ini memberikan peningkatan signifikan pada nilai rata-rata presisi (mean Average Precision/mAP) dibandingkan dengan model YOLOv8 tunggal. Perlu dicatat bahwa meskipun metode ensemble meningkatkan waktu inferensi, metode ini secara signifikan memperkuat ketahanan model, terutama dalam mendeteksi target kecil atau kurang terlihat seperti ikan Medaka. Melalui penelitian ini, kami menetapkan acuan dasar bagi pengembangan metodologi ensemble yang ringan dan dapat diterapkan pada deteksi objek bawah air dengan memanfaatkan model deteksi waktu nyata yang canggih [8].

2. Materials and Methods

2.1. Sumber Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari gambar primer dan sekunder ikan Medaka. Data primer diperoleh dengan memotret langsung *Oryzias javanicus* dan *Oryzias celebensis* di dalam akuarium menggunakan kamera digital. Data sekunder dikumpulkan dari sumber terbuka, termasuk situs penelitian, forum akuatik, dan basis data akses terbuka. Setelah kurasi, dataset akhir berjumlah 792 gambar yang mencakup berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang untuk meningkatkan ketahanan (robustness) dan generalisasi. Seluruh dataset yang telah dianotasi serta kode yang digunakan dalam penelitian ini akan tersedia secara publik dalam sebuah repositori daring setelah publikasi. Karena hanya dilakukan fotografi non-invasif di akuarium, persetujuan etik untuk eksperimen hewan tidak diperlukan.

2.2. *Praproses Data*

Seluruh gambar distandarkan dalam orientasi, resolusi, dan keseimbangan warna. Restorasi citra (peningkatan kontras, penghapusan artefak), augmentasi data (pembalikan, rotasi 90° , 180° , dan 270°), serta normalisasi diterapkan. Anotasi dilakukan menggunakan platform Roboflow, dengan bounding box dan label kelas disimpan dalam format YOLO. Dataset dibagi menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian dengan proporsi masing-masing 80

2.3. *Pelatihan Model*

Arsitektur YOLOv8 disesuaikan (fine-tuning) menggunakan dataset yang telah dianotasi. Untuk mengevaluasi ketahanan model, digunakan validasi silang 5-lipatan (5-fold cross-validation). Dalam pembelajaran ensemble, beberapa model YOLOv8 dengan inisialisasi bobot berbeda digabungkan menggunakan Weighted Box Fusion (WBF). Pelatihan dan evaluasi dilakukan pada GPU NVIDIA dengan hiperparameter default YOLOv8 kecuali dinyatakan lain. Implementasi dijalankan menggunakan Python dengan kerangka kerja YOLOv8 dari Ultralytics.

2.4. *Metrik Evaluasi*

Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik COCO, termasuk mean Average Precision (mAP@0.5:0.95), presisi, recall, dan kesalahan regresi bounding box (RMSE). Matriks kebingungan (confusion matrix) dan kurva loss juga dianalisis untuk menilai kinerja klasifikasi dan konvergensi model.

2.5. *Penggunaan Kecerdasan Buatan Generatif*

Kecerdasan buatan generatif (ChatGPT, OpenAI) hanya digunakan untuk meningkatkan kejelasan dan bahasa dalam naskah. Tidak ada alat AI yang digunakan untuk menghasilkan data, melakukan analisis, atau memengaruhi interpretasi hasil.

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; 121
- Rata-rata presisi: 0,77; rata-rata recall: 0,82; 122
- Model 4 menunjukkan performa paling stabil di seluruh metrik. 123

Hal ini mengonfirmasi bahwa YOLOv8 mampu melakukan generalisasi dengan baik pada citra ikan Medaka yang belum pernah dilihat, sekaligus mengurangi risiko overfitting. 124 125

3.3. Eksperimen 3: Ensemble dengan AdaBoost 126

Sebuah ensemble dibangun menggunakan lima model hasil validasi silang dengan pembobotan AdaBoost. Model dengan kesalahan lebih tinggi diberi bobot lebih besar pada iterasi berikutnya. 127 128 129

Ensemble menunjukkan peningkatan yang jelas: 130

- mAP@0.5 meningkat menjadi 0,81 (dari 0,78 pada validasi silang); 131
- mAP@0.5:0.95 meningkat menjadi 0,63; 132
- Presisi naik menjadi 0,82; recall menjadi 0,86. 133

Ensemble ini terbukti sangat efektif dalam mengurangi kesalahan klasifikasi pada ikan yang berukuran kecil atau terhalang. 134 135

3.4. Gambar, Tabel, dan Skema 136

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 ??. 137 138 139

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

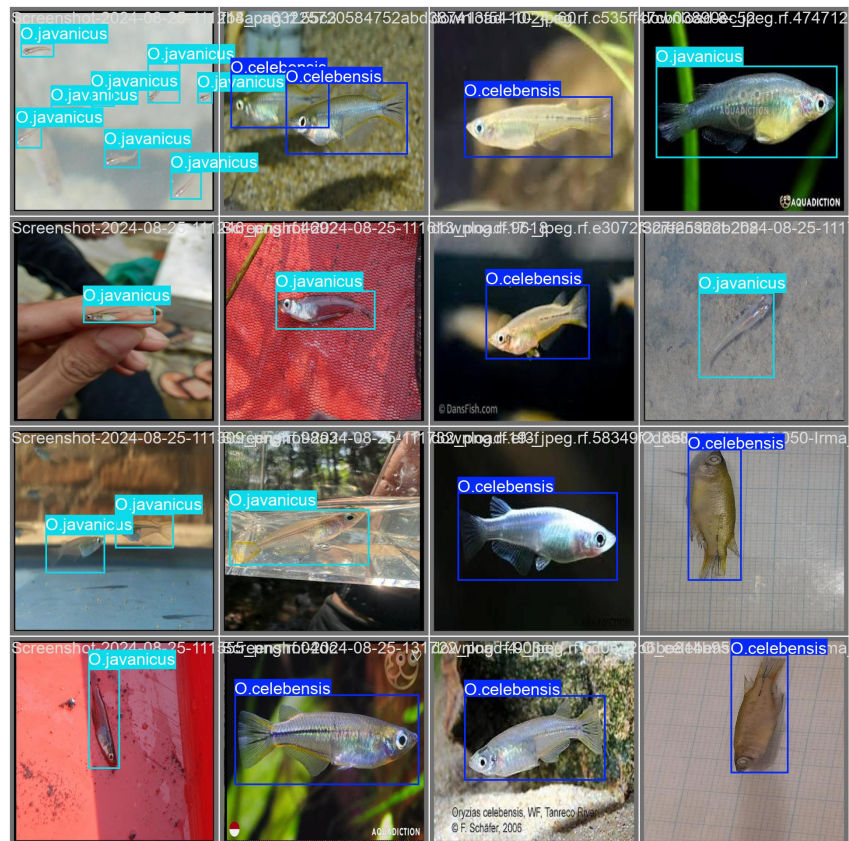


Figure 1. Contoh gambar Medaka yang dianotasi dari dataset campuran.

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. Arbogast, J.W.; Mehta, S. Data Augmentation for Deep Learning Based Accelerated MRI Reconstruction. *arXiv preprint arXiv:1609.05148* **2016**.
6. 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>.
7. 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>.
8. 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.