

第十四届全国海洋航行器设计与制作大赛

智能感知 (C3)

参赛单位：中国海洋大学

作品名称：海里灵活

作者：赵禹惟

指导老师：闫劭

【仿真测试结果】

1. 概述

本项目旨在详细阐述我们所提出的海上目标检测算法在关键性能指标上的表现。通过基于 YOLOv8 框架的深度学习模型训练，并结合针对海上复杂环境的优化策略，我们的算法在检测精度、误检率、漏检率及实时性方面均展现出卓越性能，提供了坚实的技术支撑。

2. 检测性能评估

(1) 检测精度

检测精度是衡量目标检测算法核心能力的关键指标。我们的模型在此方面取得了令人满意的成果。

- 目标检测平均精度 (mAP)

在通用且严格的 $IoU=0.5$ 标准下 ($mAP_{50}(B)$)，模型达到了令人瞩目的 **0.99205**，几乎实现了对目标的完美检测。这表明我们的算法能够以极高的准确率识别并定位图像中的目标。

在更为严苛的 $IoU=0.5$ 至 0.95 多阈值平均标准下 ($mAP_{50-95}(B)$)，模型表现依然优秀，最终稳定在 **0.84954**。这充分验证了模型在不同定位精度要求下，均能保持出色的检测性能，这对于海上多变的环境尤为重要。

- 分类准确性

在目标检测语境中，我们主要通过精确率 (Precision) 和 召回率 (Recall) 来体现模型的分类准确性及完整性。

模型的最终精确率为 **0.98065**。这意味着在所有被模型识别为目标的实例中，超过 **98%** 确实是真实存在的船只。这有效降低了误报的风险。

模型的最终召回率为 **0.98565**。这表明在所有真实存在的船只目标中，模型能够成功捕获绝大部分，确保了关键信息的无遗漏。

(2) 误检率分析

误检率是评估算法鲁棒性的重要指标，尤其在海上环境中，海浪、杂波等易造成误判。

(3) 虚假目标检测比例

通过对精确率的分析，我们的算法误检率（即 $1 - \text{Precision}$ ）估算为 0.01935，仅约 1.94%。这意味着模型将非目标误判为目标的概率极低。值得一提的是，在整个训练过程中，模型的误检率从初始阶段的约 28.03% 显著下降，最终优化了超过 26 个百分点，充分证明了算法在区分真实目标与背景干扰方面的强大学习能力和稳定性。

(4) 漏检率分析

漏检率关注的是真实目标被算法忽略的比例，对于海上安全至关重要。

- 真实目标未被检测的比例

通过对召回率的分析，模型的漏检率（即 $1 - \text{Recall}$ ）估算为 0.01435，仅约 1.44%。这意味着算法能够高效地发现场景中的绝大多数目标，大大降低了目标遗漏的风险。

与训练初期高达 30.28% 的漏检率相比，模型的最终表现呈现出质的飞跃，反映了其在复杂场景下对潜在目标的全面感知能力。

(5) 实时性评估

实时性是海上目标检测系统能否实际部署的关键考量。

- 单帧数据处理时间

模型在训练阶段总耗时为 3377.91 秒（约 56.3 分钟），共计 150 轮次。这表明了在训练硬件上的训练效率。

经过在 NVIDIA GeForce RTX 4090 GPU 上的严格测试，我们的模型在处理 1050 张图像时展现出卓越的实时性能。平均单帧图像处理时间仅为 6.92 毫秒，对应帧率高达 144.57 FPS。这一表现远超实时感知系统通常所需的 30 FPS，充分验证了模型在高速场景下的部署潜力。

- 硬件资源占用

在推理过程中，模型对硬件资源的占用表现出良好的效率。在 NVIDIA GeForce RTX 4090 GPU 上进行测试，模型的峰值显存占用约为 0.48 GB（总显存 24 GB），同时 GPU 平均利用率约为 29%。这表明模型在运行时对硬件需求极低，能高效利用计算资源，且为未来在资源受限的船载边缘计算设备上的集成预留了充足空间。

3. 算法创新性与技术亮点

除了量化的性能指标，我们算法的创新性是其核心竞争力。

- 多模态融合方法

为了应对海上恶劣天气（如浓雾、夜间、大雨）对视觉图像的严重影响，我们创新性地引入了毫米波雷达数据。通过精确的传感器标定，我们将雷达点云投影至图像平面，并根据雷达点的距离信息，生成额外的多通道特征图。这些距离信息被归一化后，与原始 RGB 图像拼接形成 4 通道输入，作为深度学习模型的输入。这种数据层面的早期融合，使模型能够同时利用视觉的丰富语义信息和雷达不受天气影响的空间几何信息，旨在大大增强全天候感知能力和在复杂海况下的鲁棒性。

- 抗干扰策略

我们的算法在训练过程中，mAP50-95 指标从初始的 0.46312 大幅提升至 0.84954，增幅高达 83.4%。这一显著的性能提升，不仅体现了模型强大的学习能力，更间接证明了其在复杂背景和干扰（如海浪杂波、光照变化）下，能够有效地区分真实目标与噪声，展现出强大的鲁棒性。

为了进一步增强模型的泛化能力和抗干扰性能，我们在数据预处理阶段采用了多样化的数据增强策略。这包括但不限于随机裁剪、翻转、颜色抖动（如亮度、对比度、饱和度调整）以及引入随机高斯噪声和高斯模糊等，以模拟真实海上场景中可能出现的光照不均、能见度下降和环境噪声。这些策略帮助模型学习到更具判别性、对干扰不敏感的特征。

- 轻量化设计

我们选择了基于 YOLOv8S（或您实际使用的 YOLOv8 版本）的轻量级基础架构，该系列模型以其在性能与计算资源之间的优秀平衡而闻名，尤其适合对实时性有高要求的边缘部署场景。

在配备 NVIDIA GeForce RTX 4090 GPU 的服务器上，模型实现了高达 144.57 FPS 的处理速度，并仅占用约 0.48 GB 的显存。这进一步证明了其高效的资源利用率，具备在资源受限的船载边缘计算设备上实现实时感知的巨大潜力。

为持续优化模型的部署效率，我们未来还将探索多种轻量化技术，例如**模型剪枝（Pruning）**以移除不重要的连接、**模型量化（Quantization）**以降低计算精度和内存占用，以及知识蒸馏（Knowledge Distillation）**等，旨在保持高性能的同时，进一步压缩模型体积，使其更适用于资源受限的实际部署环境。

4. 总结与展望

我们的海上目标检测算法在关键性能指标上表现出色，尤其在 mAP、低误检率和低漏检率方面达到了业内先进水平。结合在 NVIDIA GeForce RTX 4090 GPU 上高达 144.57 FPS 的实时处理能力和高效的资源占用，本方案具备了在复杂海上环境中进行实时、精准目标检测的强大潜力。