

引文格式:

Zhijun Zhao, 谈宇光, 刘鹏, 等. 基于激光选通成像技术的水下远距离目标智能识别系统研究 [J]. 集成技术, 2023, 12(2): 39-52.

Zhao ZJ, Tan YG, Liu P, et al. Research on underwater long-range target intelligent identification system based on laser range-gated imaging technology [J]. Journal of Integration Technology, 2023, 12(2): 39-52.

基于激光选通成像技术的水下远距离目标智能识别系统研究

Zhijun Zhao¹(加拿大) 谈宇光¹ 刘鹏¹ 陈良培¹ 陈帅宝¹
罗栋¹ 何为¹ 焦国华¹ 陈巍^{1,2*}

¹(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

²(中国科学院深圳先进技术研究院 中国科学院人机智能协同系统重点实验室 深圳 518055)

摘要 由于水体对电磁波的吸收与散射, 水下光学成像存在“看不远”和“看不清”的问题, 而水下激光距离选通成像技术可以提高水下光学成像距离和图像对比度。该文介绍了以水下激光距离选通成像技术为基础的水下远距离目标智能识别系统研究。实验结果显示, 成像距离超过 7 倍衰减长度。该研究结合深度学习算法, 在功率受限的硬件条件下, 实现了目标的准实时检测, 检测速度达 0.8 f/s。水下激光距离选通成像技术与深度学习算法的结合, 有望实现水下光学成像“看得远”和“看得清”的同时, 实现“看得快”和“看得准”。

关键词 水下光学成像; 选通成像; 深度学习; 目标检测

中图分类号 TP 242 **文献标志码** A **doi**: 10.12146/j.issn.2095-3135.20220930001

收稿日期: 2022-09-30 修回日期: 2022-11-14

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFB1312404); 广东省科技厅国际科技合作领域基金项目(2018A050506065); 中国科学院青年创新促进会; 中央引导地方科技发展专项资金项目“水下移动观测测试平台建设”

作者简介: Zhao Zhijun, 硕士研究生, 研究方向为水下智能硬件设计; 谈宇光, 工程师, 研究方向为电路系统设计; 刘鹏, 工程师, 研究方向为机械系统设计; 陈良培, 工程师, 研究方向为电路系统设计; 陈帅宝, 硕士研究生, 研究方向为水下成像与探测; 罗栋, 助理研究员, 研究方向为光电探测系统; 何为, 工程师, 研究方向为水下光电成像; 焦国华, 正高级工程师, 研究方向为光电系统工程; 陈巍(通讯作者), 高级工程师, 研究方向为光机电一体化, E-mail: chenwei@siat.ac.cn。

Research on Underwater Long-Range Target Intelligent Identification System Based on Laser Range-gated Imaging Technology

ZHAO Zhijun¹(Canada) TAN Yuguang¹ LIU Peng¹ CHEN Liangpei¹ CHEN Shuaibao¹
LUO Dong¹ HE Wei¹ JIAO Guohua¹ CHEN Wei^{1,2*}

¹(Shenzhen Institute of Advanced Technology Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

²(CAS Key Laboratory of Human-Machine Intelligence-Synergy Systems, Shenzhen Institute of Advanced Technology Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

*Corresponding Author: chenwei@siat.ac.cn

Abstract Underwater optical imaging has the problem of “not seeing far” and “not seeing clearly” due to the absorption and scattering of the water body. Underwater laser range-gated imaging technology can improve the underwater optical imaging distance and image contrast. The paper presents the research of underwater long-range target intelligent identification system based on underwater laser range-gated imaging technology. Laboratory test results show imaging distances in excess of 7 times the attenuation length. The study combines deep learning algorithms to achieve quasi-real-time detection of targets in power-constrained hardware conditions. The combination of underwater laser range-gated imaging technology and deep learning algorithms is expected to enable underwater optical imaging to “seeing far” and “seeing clearly”, while “seeing fast” and “seeing accurately”.

Keywords underwater optical imaging; range-gated imaging; deep learning; target detection

Funding This work is supported by National Key Research and Development Program of China (2019YFB1312404), International Science and Technology Cooperation fund of Science and Technology Planning Project of Guangdong Province of China (2018A050506065), Chinese Academy of Sciences Youth Innovation Promotion Association, and Construction of Underwater Mobile Observation and Testing Platform, a Special Fund Project of the Central Government to Guide Local Science and Technology Development

1 引 言

声波成像和光学成像是水下成像的主要技术手段。声波成像利用声波可在水中远距离传输，对水下远距离目标进行探测。但声波的波长较长，利用声波成像得到的图像分辨率较低。为实现水下高分辨率图像的输出，可利用光学成像进行水下成像。然而，水体对电磁波有强烈的吸收和散射作用^[1-2]，水下光学成像的有效成像距离极其有限，若利用主动照明增强图像信号，则会

因为后向散射给成像器件引入强烈的噪声，导致图像对比度降低。因此，水下光学成像存在“看不远”和“看不清”的问题。为实现水下远距离成像，水下激光扫描成像^[3-4]、水下偏振光成像^[5-6]、水下激光距离选通成像^[7-9]等技术陆续被开发。这些技术以高性能器件为基础，结合相应的图像处理算法，有效提升了成像距离和质量。其中，水下激光距离选通成像技术具有成像距离远、耗时短、图像对比度高的优点，可在水下安防、海洋渔业、水下科考等诸多领域中发

挥作用, 是市场前景较好的水下远距离成像技术之一。

水下激光距离选通成像(水下选通)技术是各海洋强国关注的重点, 如加拿大开发了 LUCIE 系列水下选通系统^[10-12], 美国报道了 See-Ray 系统^[13]和超短门宽系统^[14], 新加坡^[15]、法国^[16]、丹麦^[17]、瑞典^[18]等也都进行了相关系统的研究。国内北京理工大学^[19]、中国科学院半导体研究所^[20]、华中科技大学^[21]等单位也开展了水下选通技术的研究, 取得了如三角形距离能量相关三维成像^[22]等创新性成果。性能优异的水下选通系统正逐步走向实用化。美国海军资助了 20 世纪 90 年代的魔灯系统^[23-24]到 21 世纪 10 年代的激光水雷探测系统^[25]的升级。激光水雷探测系统可从浅表海层中探测出舰船航道前方的水雷^[26], 效率远超扫雷舰艇。针对捕鱼船或大型海洋牧场, 欧盟资助了由激光器、成像元件等核心软硬件研发机构与海洋渔业终端客户联合组建的团队开发的水下实时全景激光相机(Underwater Time-of-Flight Image Acquisition, UTOFIA)^[27-30]项目。UTOFIA 项目从 2015 年开始研制, 经过 3 次迭代, 于 2018 年完成, 并于 2019 年推出面向市场的产品。

UTOFIA 系统的典型特点是实时成像, 并且可对鱼群的种类、大小和运动速度进行监测。中国科学院半导体研究所研制的凤眼^[22]系统, 在 2018 年的海试中, 于海下约 1 000 m 得到了水母选通图像。凤眼系统是水下选通系统应用于深海科研的典型代表。国内外部分典型系统的关键参数总结如表 1 所示。

水下选通技术能够大幅缓解后向散射导致的图像对比度降低问题, 但无法避免目标附近水体产生的后向散射光进入成像器件。传播过程中, 信号光的前向散射也会降低图像分辨率。激光干涉引起的散斑噪声, 光学成像系统引入的其他噪声等同样会累积在选通图像上。综上所述, 当数字化成像器件与图像处理硬件发展成熟后, 去噪与增强算法的研究都是提高水下选通系统实用性的重要工作。超短门宽系统通过缩短选通相机单次曝光时间, 减小进入成像元件的噪声^[14], LUCIE 系统则通过帧叠加去噪^[11]。瑞典 Andersson^[18]采用常规图像处理中的对比度增强和中值滤波来改善选通图像质量。新加坡的 Tan 等^[31]通过对比度受限的自适应直方图均衡化算法, 实现了提升图像质量和减少噪声放大。许廷

表 1 国内外典型水下选通系统关键参数

Table 1 Key parameters of typical domestic and foreign underwater range-gated systems

技术指标	激光器	波长 (nm)	重频 (Hz)	单脉冲能 (mJ)	平均功率 (mW)	脉宽 (ns)	最小门宽 (ns)	像管类型	最大增益	帧频 (Hz)	成像距离 (AL)	
瑞典	Aqua Lynx ^[18]	YAG	532	0.2	5 000	1 000	< 6	< 6	MCP	25 000	0.2	6.7
加拿大	LUCIE 1 ^[10]	YLF	532	2 000	0.025~0.25	50~500	7	7	MCP	1 000 000	30	7.35
	LUCIE 2 ^[11]	YVO4	532	22 500	0.088 9	2 000	7	3	MCP	1 000 000	30	
	LUCIE 3 ^[12]	YVO4	532	25 000		50	1	5				
美国	See-Ray ^[13]	YAG	532	30	> 100		6	5	MCP		30	6.4
	超短门宽系统 ^[14]	YAG	532		160	300	0.5	0.12	MCP			6.5
欧洲	UTOFIA ^[27-30]	YVO4	532	1 000	> 2	2 000	< 2	TOF CMOS		10	5	
中国科学院半导体所	凤眼系统 ^[22]	YAG	532	30 000		500	1	3	MCP			

发等^[32]综合运用二维直方图双平台均衡化和带有估计误差抑制的 Retinex 算法抑制噪声,提升对比度,苏畅^[33]也提出基于梯度和小波变换的去噪方法。此外,李宝^[34]、王新伟等^[20]和谌雨章^[35]基于硬件试验提出了各自的图像去噪和增强算法。

与水下声学图像相比,水下光学图像更直观,但水下目标的多样性和水体环境的复杂性,导致传统水下目标分类与检测难度较高。而深度学习算法能够实现深度特征提取,可在高性能硬件的支持下完成目标自动分类和检测,并对特定目标进行实时检测和监控。深度学习目标检测算法分为基于区域建议的两阶段算法和基于回归的一阶段算法。其中,两阶段检测算法精度更高,但对算力要求较高;一阶段算法则在略微牺牲精度的情况下,提升了检测的实时性。基于区域建议的两阶段算法已广泛应用于普通水下目标检测,如深度卷积神经网络^[36-38]、快速的基于区域的卷积网络^[39-41]、残差神经网络^[42-44]等。丰富的样本信息和强大的运算工具保证了上述算法的检测精度和运算速度。基于回归的一阶段算法如 YOLO^[45-48]等在水下图像检测中也取得了较好的效果。从低质量的图像中进行目标检测,Liu 等^[49]针对恶劣天气下的图像,提出图像自适应 YOLO 框架,将图像信号增强后再用 YOLOv3 进行目标检测。Zhao 等^[50]针对水下图像,提出了基于 YOLOv4 的水下目标检测算法 YOLO-UOD。在以 NVIDIA 的 Jetson Nano 作为硬件平台的测试中,YOLO-UOD 的算力要求小于和运算速度略优于 YOLOv5 中网络最小的模型 YOLOv5s。

相比于普通水下光学图像丰富的公开资源,水下选通图像则由于设备普及度不足,难以获得足够的训练集。因此,在公开文献中提及利用深度学习算法进行水下选通图像目标检测工作较少。结合深度学习的水下选通成像系统研究是一个较新的领域,将激光距离选通和深度学习

(包含 Range-gated imaging 和 Deep learning)等作为关键词,在中国学术期刊网络出版总库和谷歌学术搜索引擎进行搜索后,仅得到一篇文献,即 Dong 等^[51]采用卷积神经网络结合现场可编程逻辑门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)芯片对水下选通图像进行目标检测。影响水下选通图像目标实时检测的另一个关键问题是算力与能耗。照明激光器与高功率图像处理单元的总能耗会影响不带缆人员或设备的水下工作时长,因此,在选择算法时,需要在计算速度与检测精度之间取得平衡。

何为等^[52]在水下选通原理样机完成后,基于激光距离选通技术,结合深度学习算法,开发出水下目标智能识别系统,下文将通过工作原理和实验测试,对水下选通硬件系统和图像增强与目标检测算法进行介绍。

2 系统工作原理

2.1 水下选通原理

如图 1 所示,在接收到时序控制单元的控制脉冲后,脉冲激光器发出了纳秒级照明激光脉冲。在脉冲前进过程中,照明光子分为 3 部分:一部分光子在不受影响的情况下投射到目标上,该部分光子被称为弹道光子;一部分光子被水体环境吸收,转换为对成像无影响的其他形式能量;一部分光子发生散射,根据发生碰撞粒子的大小发生瑞利或米氏散射,偏离激光的初始轨迹,该部分光子被称为散射光子。散射光子中,部分光子的散射角度 $>90^\circ$,可在弹道光子由目标物返回成像器件前到达成像器件(一般采用像增强型相机(Intensified CCD, ICCD))。散射返回的光子不携带目标物信息,时序控制单元通过调节激光发射与相机快门开放的时间差,阻止散射光子进入成像单元。弹道光子被目标物反射后,朝成像系统运动的过程中,同样有部分光

子被吸收或散射。在往返过程中, 携带成像信息的弹道光子数呈指数衰减。若要增强图像信号, 就需要增加最终到达相机的弹道光子, 即增强激光器单个脉冲中的光子数, 等同于增强单脉冲能量。由于相机快门打开时间并非无限小, 因此, 仍有目标附近的后向散射光子进入成像单元。缩短快门打开时间可减少该部分后向散射光子, 但会导致单次曝光无法得到足够的光子, 进而影响感光元件响应。高增益、高重复频率的相机是解决该问题的关键。

2.2 水下选通系统的工程实现

水下选通系统硬件层面的核心部件包括: 照明激光、ICCD 和用于时序控制的 FPGA 模块。硬件设置、图像获取及图像处理等程序在封装于水密舱内的工控机上运行, 上位机通过远程访问的方式完成工控机上的相关设置和文件传输。

水下选通系统的照明激光波长处于最适宜水下激光传输的“蓝绿窗口”。基于 Nd:YAG 激光器, 可实现同等体积条件下单脉冲能量最大化和脉冲宽度最小化。照明激光器的关键参数如表 2 所示。激光作为一种具有高度空间相干性的光源, 在被目标物反射后进入观测系统时, 由于光程差不同, 不同观测位置的激光会呈现相长干涉和相消干涉的差异, 故激光照明源会导致散斑噪声的出现。为解决散斑噪声带来的对比度下降问题, 照明激光在扩束时需进行匀化处理。匀化

原理是通过入射光在匀光元件内的多次全反射(每次反射构造出一个虚拟光源), 从而利用光源空间多样性实现匀光效果。

表 2 照明激光器参数

Table 2 Illumination laser parameters

参数	值
输出波长	532 nm
最小脉冲宽度	1.47 ns
最大脉冲能量	2 mJ
重复频率	最高 2 kHz
光束直径	2 mm
光束质量 M^2 因子	3

ICCD 采用单微通道板设计, 兼顾放大率和分辨率, 其核心参数如表 3 所示。普通水下相机一般采用定焦镜头, 但水下激光距离选通相机需具有探测较远目标的功能, 因此水下选通系统选用变焦设计。近距离目标反射光强烈, 远距离目标反射光微弱, 为增大相机的动态范围, 本文系统采用可变光圈的镜头, 焦距为 16~96 mm, 对

表 3 距离选通相机参数

Table 3 Range-gated camera parameters

参数	值
最小选通时间	3 ns
重复频率	DC to 10 kHz
微通道板	单微通道板
微通道板放大率	8 800
像面有效区域	25 mm
极限分辨率	38 lp/mm

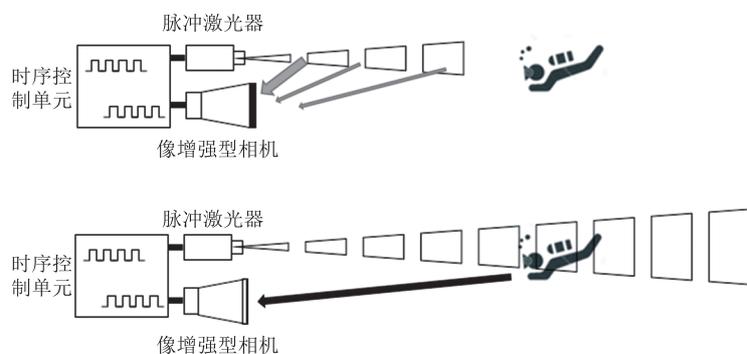


图 1 水下激光距离选通成像系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of underwater laser range-gated imaging system

应水中的视场角为 $19.3^\circ \sim 3.4^\circ$ ，能够完全覆盖激光照明区域。可通过预先标定焦距与聚焦配合成像距离，利用控制程序使光圈和微通道板的增益与激光功率相互配合，以避免感光器件饱和。

实测 FPGA 电路脉冲延迟的最小步进为 3.1 ns ，由于水中光速为 $2.25 \times 10^8 \text{ m/s}$ ，因此对应的最小纵向可分辨距离为 0.35 m 。实际出光时间和选通门打开时间还受制于线束长短及各子系统接收到激励脉冲后的反应延迟，这可等效为激光发射的提前或延迟偏置。系统搭建完成后，实际测量的等效延迟偏置为 20 ns 。

硬件系统基本架构如图 2 所示，封装后的水下选通系统如图 3 所示。

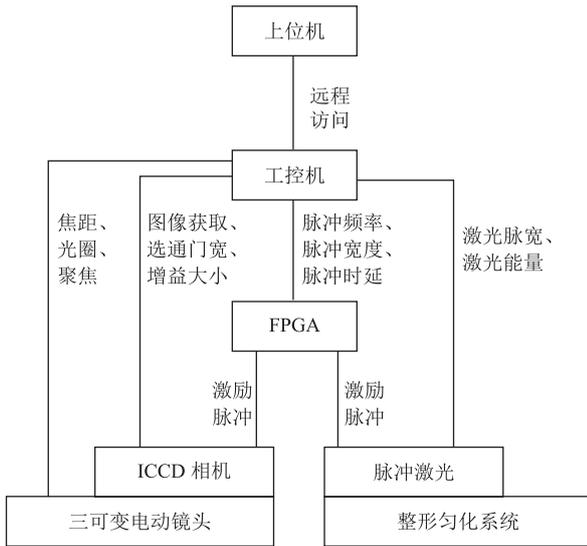


图 2 硬件系统基本架构

Fig. 2 Hardware architecture

2.3 成像测试

系统搭建完成后，水下选通系统在实验室水槽 ($L \times W \times H = 9.0 \text{ m} \times 1.7 \text{ m} \times 1.0 \text{ m}$) 内进行系统测试。

向自来水水体 ($8.9 \text{ m} \times 1.7 \text{ m} \times 0.8 \text{ m}$) 中加入一定体积的牛奶，以配制不同浑浊度的水。每次添加牛奶并搅拌均匀后，在如图 4 所示的衰减系数测量平台中，对不同位置的水样进行测量。平台中，光源输出绿色激光，通过反射镜调整光路

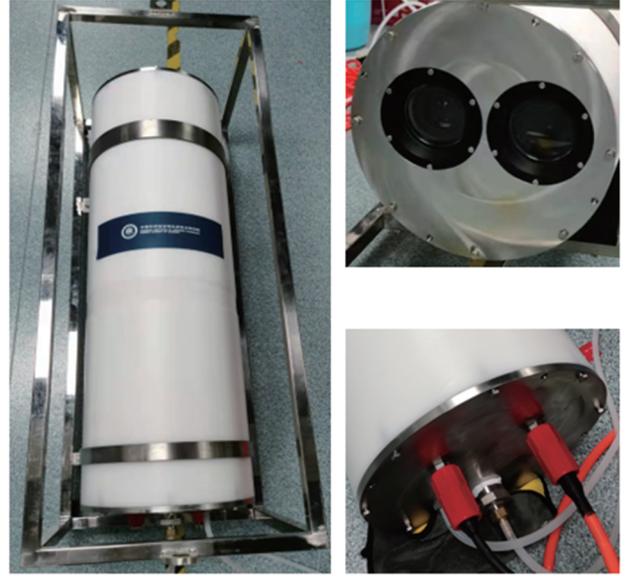


图 3 封装后系统侧方、前面板与后面板图像

Fig. 3 Images of the side, front and rear panels of the system after packaging

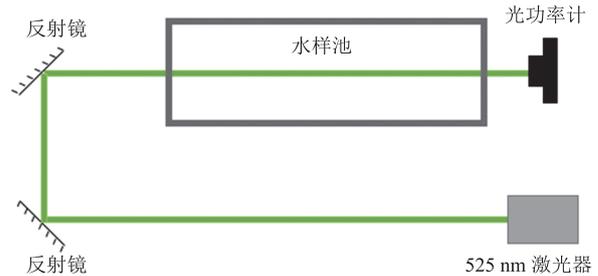


图 4 衰减系数测量示意图

Fig. 4 Attenuation coefficient measurement

后以接近垂直的角度射入包含水样的亚克力小水槽 ($L = 15 \text{ cm}$, $n = 1.49$)，最后由光功率计测量衰减后的光功率。

反射镜导致的光功率衰减忽略不计，光的衰减主要在各个透射界面和水样中发生。透射界面的反射损失如公式 (1) 所示。

$$R = \left(\frac{n_2 - n_1}{n_2 + n_1} \right)^2 \quad (1)$$

其中， R 为反射率； n_1 和 n_2 分别为界面两端的折射率。综合考虑水样对电磁波的吸收与散射，水样中的衰减如公式 (2) 所示。

$$I_t = I_0 e^{-at} \quad (2)$$

其中, I_l 为衰减前的光强; I_0 为衰减后的光强;
 α 为衰减系数; l 为样本长度。

4 次测量条件分别为: 不加牛奶、加 80 mL 牛奶、加 160 mL 牛奶、加 240 mL 牛奶。每次测量衰减系数后, 采用浊度计测量水样的浊度。测量结果如表 4 所示。其中, 光强与浊度均为多位置多次测量后的平均数, 衰减长度 (Attenuation Length, AL) 为衰减系数的倒数。由表 4 可知, 衰减系数与浊度正相关, 与已有研究结论一致^[53]。

如图 5 所示, 水下选通系统被放置在水槽一端, 对悬挂于水中 A4 大小的定制分辨率板进行拍摄。图 6 是普通相机与水下激光距离选通成像系统的对比: 左图显示自来水中, 普通水下相机对 8 m 处的靶标图像进行成像; 中图显示加浑浊物质 (牛奶) 后, 普通水下相机无法获得 8 m 处靶标的图像; 右图为加浑浊物质 (牛奶) 后, 采用水下选通成像得到的同一靶标 8 m 处的图像信号。由此可知, 水下选通成像技术可以扩展水下光学成像的范围。

为进一步标定水下选通成像系统的成像距离, 在 4 种浑浊条件下, 将靶标放置在距离成像系统 3 m、4 m、5 m、6 m、7 m 进行拍摄。电动

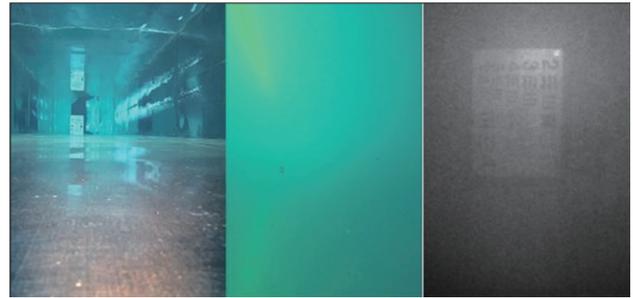


图 6 普通水下相机与水下选通相机的成像距离对比

Fig. 6 Comparison of ordinary underwater camera and range-gated camera

镜头设置为长焦端, 光圈完全打开, 拍摄结果如图 7 所示。由图 7 可知, 随着成像距离增大, 更多的噪声引入图片, 这些噪声与目标反射光发生前向散射有关。当水体逐渐浑浊时, 同样有更多噪声进入图像, 噪声与图像附近水体发生的后向散射有关。当衰减系数达到 1.75 m^{-1} 后, 4 m 外的图像已经无法获得, 故图 7 只包含靶标距离成像系统 3 m 和 4 m 的图像。

由图 7 可知, 在部分水体条件下, 对于静态目标, 该系统的成像距离可以超过 7 倍衰减长度。与表 1 对比可知, 该硬件系统的成像距离达到了国际主流水平。

表 4 不同浑浊度衰减系数测量

Table 4 Measurement of attenuation coefficients for different turbidity levels

测量条件	光源光强 (mW)	衰减后光强 (mW)	衰减系数 (m^{-1})	衰减长度 (m)	浊度 (NTU)
无牛奶	4.38	4.00	0.30	3.36	0.46
80 mL 牛奶	4.52	3.97	0.56	1.79	1.08
160 mL 牛奶	4.45	3.63	1.05	0.95	2.05
240 mL 牛奶	4.20	3.08	1.75	0.57	3.51

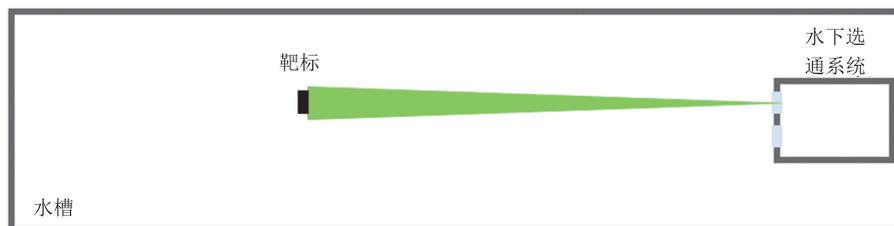


图 5 选通系统测试场景

Fig. 5 Range-gated system test scene

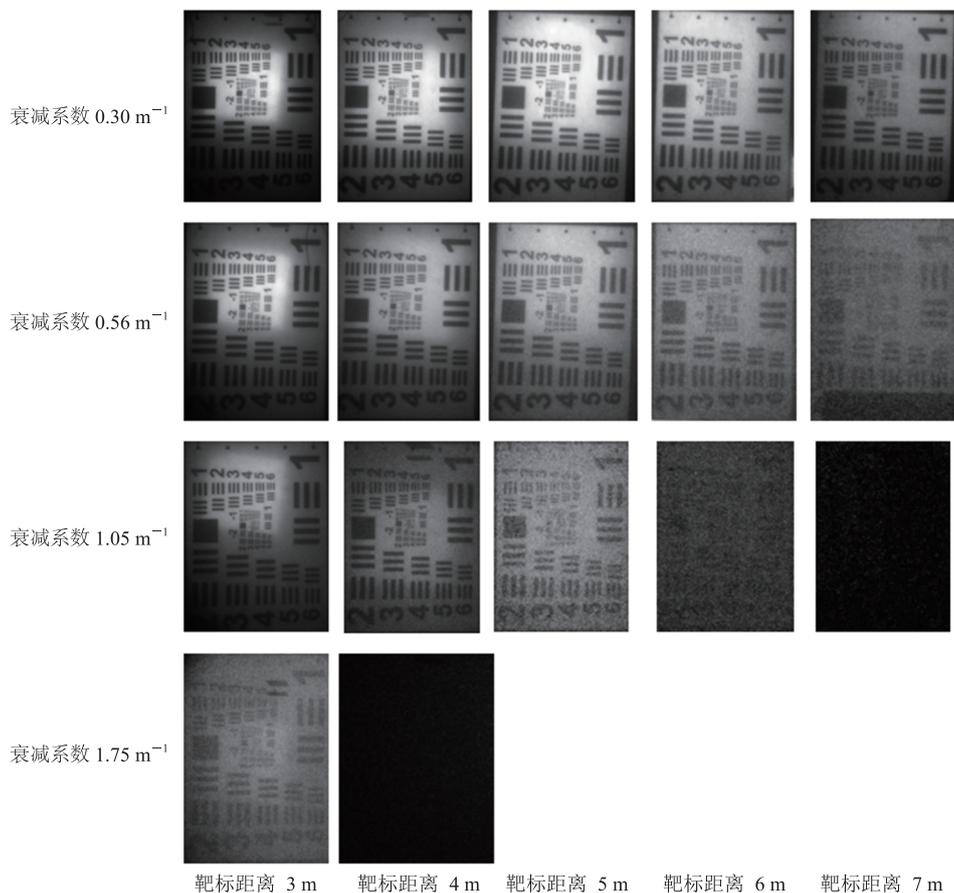


图7 不同浑浊度、不同距离上靶标的图像

Fig. 7 Images of the targets at different distances with different turbidity levels

3 图像增强与智能检测方法研究

3.1 YOLO 检测方法的研究

深度学习目标检测算法通常利用高性能计算设备,实现模型的训练和目标的动态检测,但会造成设备体积与功耗过大。而水下设备的能量来源有限,无论是带缆的遥控无人潜水器,还是携带电池的无人自主潜航器,都期望尽可能降低附带设备的能耗。因此,如果在水下设备中引入自动目标检测,那么在算法选择上,需在功耗、精度和速度之间取得平衡。区域卷积神经网络及其衍生算法不断优化,兼顾检测精度的同时减少算力要求。但其本质仍属于两阶段(two-stage)方法,需先选取候选框,然后对候选框内的内容进行分类和回归。以YOLO^[54-57]为代表的一阶段

(one-stage)方法可对图像全局进行检测,直接输出目标的位置和类别信息,目标检测问题被统一为回归问题。该方法对硬件要求较低,能在牺牲一定精度的条件下实现对目标的快速检测。

YOLOv5由YOLOv4改进而来,一方面增加Focus结构对图像进行切片,另一方面在中间层网络中引入跨阶段局部网络,其网络结构如图8所示。该改进使YOLOv5具有模型尺寸小、部署成本低的优点。

YOLOv5官方发行了YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l和YOLOv5x共4个版本。4个版本的模型所包含的残差组件数目逐渐增多,卷积核也呈递增趋势,这意味着特征提取和网络融合的能力不断提高。YOLOv5s作为深度和特征图宽度最小的版本,可在计算能力较差的平台甚至是中央处

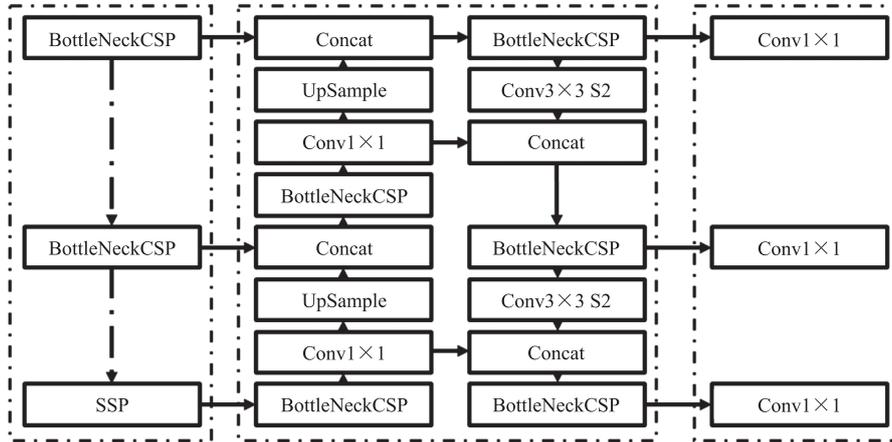


图 8 YOLOv5 网络架构

Fig. 8 YOLOv5 network architecture

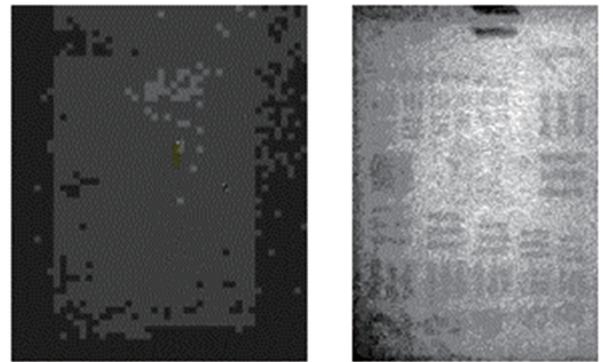
理器 (Central Processing Unit, CPU) 上进行运算。

图像自适应 YOLO 框架适用于选通图像的增强与目标检测, 但对图形处理器的要求较高, 且 YOLO-UD 算法存在平台兼容问题, 难以在本系统的工控机上实现。因此, 本系统选用 YOLOv5s 作为水下选通图像的目标检测算法。网络模型的训练基于桌面服务器完成, 然后被部署到不含图像处理单元的工控机上, 利用 CPU 进行目标检测。

3.2 选通图像的去噪与增强

由于封装在水密结构中的工控机算力有限, 因此, 图像处理中采用较为经典的去噪和增强算法。本文系统利用叠加去噪和灰度拉升, 以增强图像效果。根据已有研究^[33,58-59]对选通图像进行噪声分析, 在距离较远的选通图像中, 散射引起的随机噪声占据主要成分。因此, 采用帧叠加算法可以有效减少噪声。此外, 由于水体的吸收和散射, 远距离上的目标接收和反射的照明光变弱。为获得更直观的图像, 在完成帧叠加去噪后, 可对图像进行灰度拉升, 以提高图像对比度。

图 7 中为相机直接输出的图像。相机帧率为 16 f/s, 因此输出每幅图像需要约 0.062 5 s, 对应约 125 个激光和选通门开关。对于移动速度较快的水下物体, 无法使用叠加平均的方式滤除随机



(a) 1.05 m^{-1} 衰减系数水体中 7 m 处靶标图像 (b) 1.75 m^{-1} 衰减系数水体中 4 m 处靶标图像

图 9 处理后的部分图像

Fig. 9 Selected images after processing

噪声, 本文系统的成像距离判断只能以直出图像为参考。如对 1.05 m^{-1} 衰减系数水体中 7 m 处的靶标图像作叠加平均, 再进行灰度拉升, 可得图 9(a) 所示的效果图; 图 9(b) 图则为 1.75 m^{-1} 衰减系数水体中 4 m 处靶标图像的叠加平均后, 再灰度拉伸的效果图。因此, 对于与成像系统相对静止的目标, 如海底地貌等, 距离选通成像系统的有效成像距离可以更远。以衰减长度倍数为单位, 水下选通系统成像距离如表 5 所示。

3.3 基于 YOLOv5s 的选通图像目标检测

在无公开水下选通图像数据集, 且从开放水体中获取典型目标数据集效率过低的条件下, 本

表5 实验室条件下成像距离初步判断

Table 5 Preliminary judgment of the imaging distance under laboratory conditions

目标状态	0.30 m ⁻¹	0.56 m ⁻¹	1.05 m ⁻¹	1.75 m ⁻¹
运动	>2.1 AL	>3.9 AL	>6.3 AL	>5.2 AL
静止	>2.1 AL	>3.9 AL	<7.3 AL	>7.0 AL

文系统借助水下模型采集了一个样本较少的水下选通数据集。水下选通系统在不同距离、不同浑浊度、不同角度和不同偏转情况下,对鱼、潜水员和潜航器模型进行拍摄,拍摄结果如图10所示。拍摄的数据集包含鱼、潜水员和潜航器各800张,对每张选通图中的3类目标进行人工标注,注明目标类型和位置。将数据集按照8:1:1的比例分为训练集、验证集和测试集,完成训练、验证、优化和测试的全部模型训练流程。

服务器选用的图形处理器为 NVIDIA Tesla

V100S; YOLOv5s 网络训练时长 3.4 h; 工控机的 CPU 为 i5-6360U。由于需要同时完成硬件控制、图像读取与目标检测, YOLOv5s 的目标检测帧率较低(0.8 f/s)。但与 YOLOv5m 模型相比, YOLOv5s 的训练时间和目标检测帧率均较好,其具体训练和检测速率如表6所示。YOLOv5l 模型在工控机上则无法运行。

表6 服务器训练时间与工控机检测速度

Table 6 Server training time and industrial computer detection speed

模型	服务器上训练时间 (h)	工控机上识别速度 (f/s)
YOLOv5s	3.4	0.8

训练集中的图像均在较浑浊水体中获得,噪声水平较高。但噪声在原始 YOLOv5s 中对检测的影响较小,类平均精准率(Mean Average Precision, mAP)为 74.52%,如表7所示。

基于主观目测效果,对目标检测算法的有

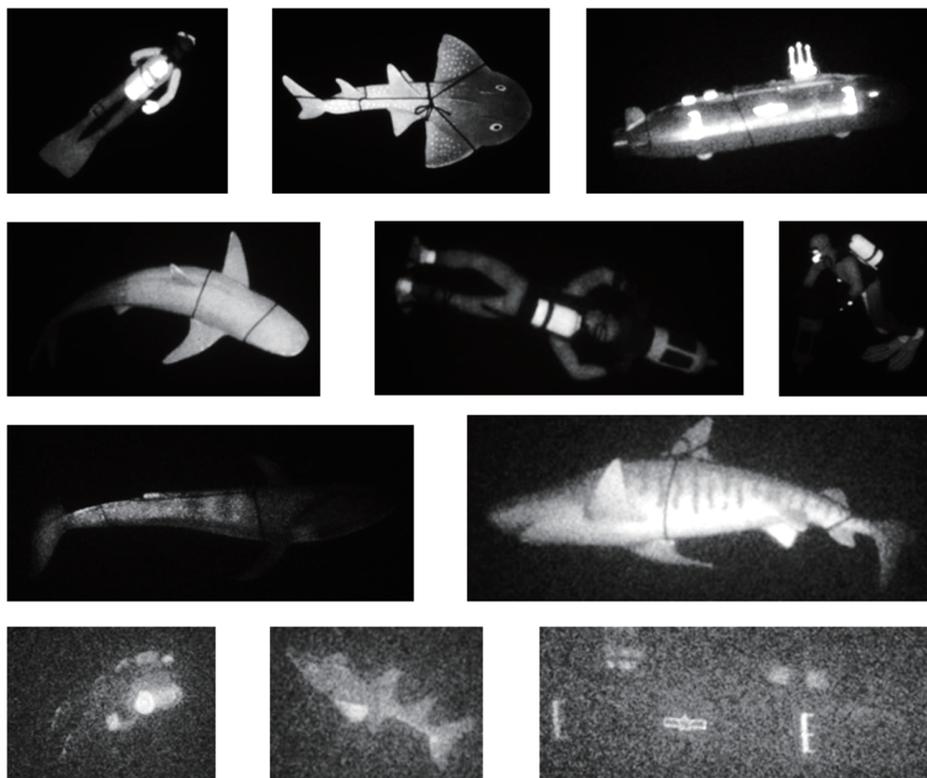


图10 水下选通图像数据集

Fig. 10 Underwater range-gated image dataset

表 7 平均精准率和类平均精准率

Table 7 APs and mAP

模型	AP (%)			mAP (%)
	潜水员	鱼	潜水艇	
YOLOv5s	80.03	97.05	53.48	74.52

效性进行分析。衰减系数为 1.05 m^{-1} 时, 拍摄的选通图像检测结果如图 11 所示。拍摄目标为 10 cm 长的潜水员模型, 分别从距离水下选通系统 4 m 和 5 m 处进行拍摄, 在 4 m 处, 人眼有较大把握确定目标是潜水员; 但 5 m 处的目标较小, 更多细节丢失, 目测较难确定目标对象, 但目标检测系统仍以较低的置信度成功检测到目标。

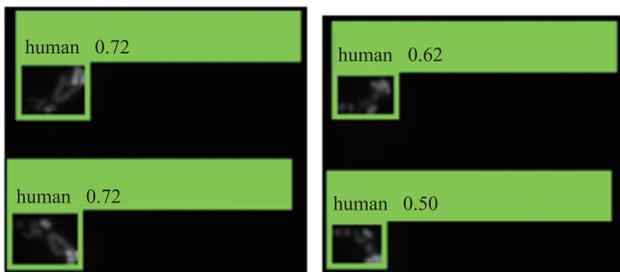


图 11 4 m 和 5 m 处潜水员模型目标的选通图像检测结果

Fig. 11 Range-gated images detection results of the diver model target from 4 m and 5 m away

4 讨论与分析

本文介绍了基于水下选通技术的水下目标智能检测系统。在成像距离上, 水下选通系统的成像距离超过了 7 倍衰减长度。在目标检测中, 基于 YOLOv5s 网络, 利用数量较少的样本训练的目标检测算法对潜水员、鱼类和潜水艇等目标进行检测的平均精准度达 74.52%。实验证明, 该系统具有对水下远距离目标进行智能检测的功能。

与 Dong 等^[51]的研究进行对比, Dong 等采用渔网、小球和分辨率靶标 3 类几何特征较为明显的目标, 本文则采用潜水员、鱼、和潜水艇 3 类更复杂的目标。虽然在检测精准度方面, 本文 (74.52%) 略差于 Dong 等的研究 (94%), 但本文

系统应用场景更为广泛。此外, 渔网作为影响航行的海洋漂浮物, 可在后期加入系统, 成为一个新的目标分类。

系统的下一步优化可从硬件和算法两方面展开: 在硬件方面, 小型化的激光器和选通相机可将水下选通系统的体积与重量进一步压缩, 以满足更多的应用场景; 在算法方面, 可在现有数据库的基础上添加更多类别的水下目标, 增加水下选通图像数据集的样本数量, 以提高检测精度。

综上所述, 结合水下选通成像和深度学习目标检测算法, 水下目标智能检测系统有望实现水下远距离光学成像“看得远”和“看得清”的同时, 实现水下光学成像“看得快”和“看得准”。

参考文献

- [1] Duntley SQ. Light in the sea [J]. Journal of the Optical Society of America, 1963, 53(2): 214-233.
- [2] Wells WH. Diffusion of light in the sea [J]. Optical Engineering, 1977, 16(2): 162112.
- [3] He ZY, Luo MX, Song XY, et al. Laser line scan underwater imaging by complementary metal-oxide-semiconductor camera [J]. Optical Engineering, 2017, 56(12): 123101.
- [4] Dalgleish FR, Caimi FM, Britton WB, et al. Improved LLS imaging performance in scattering-dominant waters [C] // Proceedings of the Ocean Sensing and Monitoring, 2009: 89-100.
- [5] Liu F, Han PL, Wei Y, et al. Deeply seeing through highly turbid water by active polarization imaging [J]. Optics Letters, 2018, 43(20): 4903-4906.
- [6] Wu HD, Zhao M, Li FQ, et al. Underwater polarization-based single pixel imaging [J]. Journal of the Society for Information Display, 2020, 28(2): 157-163.
- [7] Nicholson WQ. Range-selective imaging [C] // Proceedings of the Electronic Imaging Techniques, 1965: 224-238.
- [8] Wang XW, Sun L, Lei PS, et al. High-resolution 3D range gated laser imaging for unmanned underwater vehicles [C] // Proceedings of the Real-

- time Photonic Measurements, Data Management, and Processing VI, 2021: 24-41.
- [9] Ren WZ, Qin HB, Jin PC, et al. Design and implementation of portable range-gated camera for seeing through the fire [C] // Proceedings of the Eighth Symposium on Novel Photoelectronic Detection Technology and Applications, 2022: 1597-1601.
- [10] Fournier GR, Bonnier D, Forand JL, et al. LUCIE ROV-mounted laser imaging system [C] // Proceedings of the Ocean Optics XI, 1992: 443-452.
- [11] Weidemann A, Fournier GR, Forand L, et al. In harbor underwater threat detection/identification using active imaging [C] // Proceedings of the Photonics for Port and Harbor Security, 2005: 59-70.
- [12] Fournier GR, Forand JL, Mathieu P. Range-gated active underwater imaging: evolution, performance and perspectives [C] // Proceedings of the Ocean Sciences Meeting's Presentation, Conference Report, 2008: 1-29.
- [13] Swartz BA. Laser range gate underwater imaging advances [C] // Proceedings of the Oceans'94, 1994: II/722-II/727.
- [14] McLean EA, Burriss HR, Strand MP. Short-pulse range-gated optical imaging in turbid water [J]. Applied Optics, 1995, 34(21): 4343-4351.
- [15] Tan CS, Sluzek A, GL GS, et al. Range gated imaging system for underwater robotic vehicle [C] // Proceedings of the Oceans 2006-Asia Pacific, 2006: 1-6.
- [16] Kervern G, Le Gall A. Imaging through scattering media: performances and technical concerns of range-gated equipment [C] // Proceedings of the Lidar for Remote Sensing, 1992: 81-92.
- [17] Busck J. Underwater 3-D optical imaging with a gated viewing laser radar [J]. Optical Engineering, 2005, 44(11): 116001.
- [18] Andersson A. Range gated viewing with underwater camera [M]. Linköping: Linköping University, 2005.
- [19] Jin WQ, Cao FM, Wang X, et al. Range-gated underwater laser imaging system based on intensified gate imaging technology [C] // Proceedings of the International Symposium on Photoelectronic Detection and Imaging 2007: Photoelectronic Imaging and Detection, 2008: 163-168.
- [20] 王新伟, 孙亮, 王敏敏, 等. 水下二维及三维距离选通成像去噪技术研究 [J]. 红外与激光工程, 2020, 49(2): 0203002.
Wang XW, Sun L, Wang MM, et al. Deblurring methods for underwater 2D and 3D range-gated imaging [J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(2): 0203002.
- [21] 黄子恒. 基于距离选通激光成像技术的水下目标三维成像方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
Huang ZH. Research on underwater target 3-D imaging method based on range-gated laser imaging technology [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Tehnology, 2016.
- [22] 王新伟, 孙亮, 雷平顺, 等. 水下超视距三角形距离能量相关三维成像(特邀) [J]. 红外与激光工程, 2018, 47(9): 0903001.
Wang XW, Sun L, Lei PS, et al. Underwater 3D triangular range-intensity correlation imaging beyond visibility range(invited) [J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(9): 0903001.
- [23] Kushina ME, Heberle G, Hope M, et al. ALMDS laser system [C] // Proceedings of the Solid State Lasers XII, 2003: 163-168.
- [24] Carmona R, Wang L. Lidar detection of moored mines [EB/OL]. Princeton: Princeton University, (2000-09-17)[2022-09-15]. <https://carmona.princeton.edu/download/image/mine2.pdf>.
- [25] Carmona R, Cerou F, Blasco B. Lidar imaging through the ocean surface [EB/OL]. Princeton: Princeton University, (2000-06-30)[2022-09-15]. <https://carmona.princeton.edu/download/image/mine1.pdf>.
- [26] 马超杰, 王科伟. 机载军用激光雷达技术 [J]. 航空科学技术, 2007, (5): 10-13.
Ma CJ, Wang KW. Airborne ladar technology for military application [J]. Aeronautical Science and

- Technology, 2007, (5): 10-13.
- [27] Driewer A, Abrosimov I, Alexander J, et al. UTOFIA: an underwater time-of-flight image acquisition system [C] // Proceedings of the Electro-Optical Remote Sensing XI, 2017: 9-18.
- [28] Cametti E, Dell'Acqua S, Farinello P, et al. UTOFIA project: a novel MOPA laser source for a compact, cost-effective system for underwater range-gated imaging [C] // Proceedings of the 18th Italian National Conference on Photonic Technologies, 2016. DOI: 10.1049/cp.2016.0934.
- [29] Visser A. UTOFIA: time-of-flight camera for underwater applications [C] // Proceedings of the Sustain-ATV Conference 2016: Creating Technology for a Sustainable Society, 2016: 1.
- [30] Patrizio M, Iñaki Q, Ibon G, et al. A new compact, cost-efficient concept for underwater range-gated imaging: the UTOFIA project [C] // Proceedings of the 19th EGU General Assembly, 2017: 18169.
- [31] Tan CS, Sluzek A, GL GS, et al. Range gated imaging system for underwater robotic vehicle [C] // Proceedings of the Oceans 2006-Asia Pacific, 2006: 1-6.
- [32] 许廷发, 罗璇, 苏畅, 等. 多帧距离选通图像点扩散函数估计的超分辨率重建 [J]. 中国光学, 2016, 9(2): 226-233.
- Xu TF, Luo X, Su C, et al. Super-resolution reconstruction of multiformat laser range-gated image by the estimate of point-spread function [J]. Chinese Optics, 2016, 9(2): 226-233.
- [33] 苏畅. 水下距离选通图像增强的方法和技术 [D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
- Su C. Methods and technologies of underwater range-gated image enhancement [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016.
- [34] 李宝. 水下激光成像及其图像处理技术研究 [D]. 成都: 中国电子科技大学, 2015.
- Li B. Research on underwater laser imaging and image processing technique [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015.
- [35] 谌雨章. 激光水下成像的图像复原及超分辨率重建算法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2012.
- Chen YZ. The research on model-based image restoration and super-resolution reconstruction for underwater laser imaging [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2012.
- [36] Han FL, Yao JZ, Zhu HT, et al. Underwater image processing and object detection based on deep CNN method [J]. Journal of Sensors, 2020, 2020: 6707328.
- [37] Han FL, Yao JZ, Zhu HT, et al. Marine organism detection and classification from underwater vision based on the deep CNN method [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 3937580.
- [38] Thum GW, Tang SH, Ahmad SA, et al. Toward a highly accurate classification of underwater cable images via deep convolutional neural network [J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2020, 8(11): 924.
- [39] Li X, Shang M, Qin HW, et al. Fast accurate fish detection and recognition of underwater images with Fast R-CNN [C] // Proceedings of the Oceans 2015-MTS/IEEE Washington, 2015: 1-5.
- [40] Zeng LC, Sun B, Zhu DQ. Underwater target detection based on Faster R-CNN and adversarial occlusion network [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 100: 104190.
- [41] Moniruzzaman M, Islam SMS, Lavery P, et al. Faster R-CNN based deep learning for seagrass detection from underwater digital images [C] // Proceedings of the 2019 Digital Image Computing: Techniques and Applications, 2019: 1-7.
- [42] Pan TS, Huang HC, Lee JC, et al. Multi-scale ResNet for real-time underwater object detection [J]. Signal, Image and Video Processing, 2021, 15: 941-949.
- [43] Jiang Z, Zhao C, Wang HY. Classification of underwater target based on S-ResNet and modified DCGAN models [J]. Sensors, 2022, 22(6): 2293.
- [44] Mahmood A, Bennamoun M, An SJ, et al. ResFeats: residual network based features for underwater image classification [J]. Image and Vision Computing, 2020, 93: 103811.
- [45] Hu XL, Liu Y, Zhao ZX, et al. Real-time detection of uneaten feed pellets in underwater images for

- aquaculture using an improved YOLO-V4 network [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 185: 106135.
- [46] Park JH, Kang CG. A study on enhancement of fish recognition using cumulative mean of YOLO network in underwater video images [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2020, 8(11): 952.
- [47] Zhang MH, Xu SB, Song W, et al. Lightweight underwater object detection based on YOLO v4 and multi-scale attentional feature fusion [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(22): 4706.
- [48] Xu WW, Matzner S. Underwater fish detection using deep learning for water power applications [C] // *Proceedings of the 2018 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence*, 2018: 313-318.
- [49] Liu WY, Ren GF, Yu RS, et al. Image-adaptive YOLO for object detection in adverse weather conditions [C] // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2022: 1792-1800.
- [50] Zhao SJ, Zheng JC, Sun SD, et al. An improved YOLO algorithm for fast and accurate underwater object detection [J]. *Symmetry*, 2022, 14(8): 1669.
- [51] Dong H, Wang XW, Sun L, et al. Target recognition for underwater range-gated imaging based on convolutional neural network in FPGA [C] // *Proceedings of the Second Target Recognition and Artificial Intelligence Summit Forum*, 2020: 838-843.
- [52] 何为, 谈宇光, 章逸舟, 等. 基于雪崩级联电路控制激光照明源的水下激光选通成像 [J]. *应用光学*, 2021, 42(5): 830.
- He W, Tan YG, Zhang YZ, et al. Range-gated imaging of underwater laser based on control laser illumination sources of avalanche cascade circuit [J]. *Journal of Applied Optics*, 2021, 42(5): 830.
- [53] 丁琨, 黄有为, 金伟其, 等. 水下蓝绿激光传输的衰减系数与水体浊度关系的实验研究 [J]. *红外技术*, 2013, 35(8): 467-471.
- Ding K, Huang YW, Jin WQ, et al. Experimental study on the relationship between attenuation coefficient of blue-green laser transmission and the water turbidity [J]. *Infrared Technology*, 2013, 35(8): 467-471.
- [54] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You Only Look Once: unified, real-time object detection [C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 779-788.
- [55] Bochkovskiy A, Wang CY, Liao HYM. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection [Z/OL]. *arXiv Preprint*, arXiv: 2004.10934, 2020.
- [56] Jiang PY, Ergu DJ, Liu FY, et al. A review of YOLO algorithm developments [J]. *Procedia Computer Science*, 2022, 199: 1066-1073.
- [57] Do T. Evolution of YOLO algorithm and YOLOv5: the state-of-the-art object detection algorithm [D]. Oulu: Oulu University of Applied Sciences, 2021.
- [58] Tan CS, Seet G, Sluzek A, et al. Scattering noise estimation of range-gated imaging system in turbid condition [J]. *Optics Express*, 2010, 18(20): 21147-21154.
- [59] Tulldahl HM, Andersson P, Olsson A, et al. Experimental evaluation of underwater range-gated viewing in natural waters [C] // *Proceedings of the Electro-Optical and Infrared Systems: Technology and Applications III*, 2006: 46-53.