

自主水下机器人系统感知-决策-控制技术综述

初虎波¹ 陈首彦² 刘海涛¹ 杨洲^{1,3}

(1. 广东海洋大学机械工程学院, 湛江 524091; 2. 广州大学机械与电气工程学院, 广州 510006;

3. 华南农业大学工程学院, 广州 510642)

摘要: 水下航行器-机械臂系统(Underwater vehicle-manipulator systems, UVMS)通过融合水下航行器的机动能力与机械臂的精细操作能力,为深海检测、维护与操作等复杂作业提供了技术支撑。本文围绕UVMS的关键技术体系,分析相关研究成果并开展综述。在感知方面,总结了水下环境感知方式、水下图像增强及目标检测技术,分析了其在复杂水下作业场景中的应用效果;在决策方面,综述了避障与路径规划以及运动轨迹规划方法,讨论了任务复杂性与环境不确定性对决策与规划性能的影响;在控制方面,梳理了UVMS的运动跟踪控制与力交互控制方法,比较了模型驱动、自适应及数据驱动控制策略在水下作业中的适用性。最后,从多模态鲁棒感知、智能决策与任务规划、运动-力协同控制角度探讨UVMS未来发展趋势并提出具有潜在应用前景的前沿技术。

关键词: 水下机器人系统; 环境感知; 决策规划; 运动及力控制

中图分类号: TP249

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)19-0018-14

OSID:



Review of Perception – Decision – Control Technologies for Autonomous Underwater Robotic Systems

Chu Hubo¹ Chen Shouyan² Liu Haitao¹ Yang Zhou^{1,3}

(1. School of Mechanical Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524091, China

2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China

3. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Underwater vehicle-manipulator systems (UVMS) integrated the mobility of underwater vehicles with the dexterous manipulation capability of manipulators, thereby providing essential technological support for complex deep-sea operations such as inspection, maintenance, and intervention. A systematic review of recent research on the key technologies of UVMS was presented. Firstly, from the perspective of perception, underwater environment sensing methods, underwater image enhancement, and target detection techniques were summarized, and their application performance in complex underwater operational scenarios was analyzed. Secondly, from the decision-making perspective, obstacle avoidance, path planning, and motion trajectory planning methods were reviewed, with a discussion on the impact of task complexity and environmental uncertainty on planning and decision performance. Thirdly, from the control perspective, motion control and force interaction control methods for UVMS were examined, and the applicability of model-based, adaptive, and data-driven control strategies in underwater operations was comparatively analyzed. Finally, from the perspectives of multimodal robust perception, intelligent decision-making and task planning, and motion – force control, the future development trends of UVMS were discussed, and frontier technologies with potential application prospects were identified.

Key words: underwater robotic systems; environmental perception; decision-making and planning; motion and force control

收稿日期: 2026-03-17 修回日期: 2026-03-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(62573144)、广东省普通高校创新团队项目(2024KCXTD041)、广东省自然科学基金面上项目(2024A1515011345)、广东省普通高校重点领域专项(2023ZDZX1005)和广东海洋大学博士科研启动项目(060302062501)

作者简介: 初虎波(1998—),男,讲师,博士,主要从事海洋机器人和人机协作技术应用研究,E-mail: chb@gdou.edu.cn

通信作者: 刘海涛(1981—),男,教授,博士,主要从事海洋机器人、智能控制、多机器人系统控制研究,E-mail: liuht@gdou.edu.cn

0 引言

海洋是重要的资源与空间载体,其开发与利用是支撑经济和国家安全的的重要途径。海洋油气开发、水下工程建设和海底设施维护等任务是人类开展海洋探索与利用的技术手段^[1]。在当前技术条件下,许多水下作业任务仍依赖人类参与,例如水下焊接、水下切割、巡检与维护、渔网清理等。这类作业普遍存在作业环境恶劣、风险高、劳动强度大的问题^[2]。水下航行器与机械臂系统(Underwater vehicle-manipulator systems, UVMS)为解决此类问题提供了技术方案。通过将水下航行器的机动能力与机械臂的精细操作能力相结合,UVMS 具备在复杂水下环境中执行目标抓取、阀门操作、结构装配、样本采集等物理交互任务的潜力,为降低人工参与风险、提升作业效率提供了新的技术途径。

围绕自主操作系统,国内外学者已在多个技术方向上开展了大量研究工作。同时,文献[3-5]对 UVMS 的发展历程、关键技术与代表性系统进行了系统梳理。然而,现有文献大多按照功能模块或研究方向进行分类,例如分别从动力学建模、控制方法、规划算法或感知技术等角度展开讨论。上述研究在一定程度上将感知、决策与操作视为相对独立的研究模块,较少从系统运行机理出发分析不同模块之间的相互约束与耦合关系。在水下环境中,感知误差、决策不确定性与操作稳定性往往通过系统闭环相互影响,单纯从模块层面分析难以全面揭示自主操作系统面临的挑战。

基于上述背景,本文从系统的感知-决策-控制闭环视角出发,对 UVMS 系统的研究进展进行系统综述。具体而言,回顾系统在感知层面获取环境与交互信息的方式及相关处理技术;从决策层角度总结避障与路径规划、运动轨迹规划等方法,分析其如何在不完全感知条件下规划系统行为;围绕操作控制层讨论运动控制、接触与交互控制。在此基础上,进一步总结当前 UVMS 自主操作系统的发展趋势与挑战,为未来研究与工程应用提供参考。

1 UVMS 系统发展历程

综合已有研究与代表性系统,UVMS 的发展大致经历了遥操作作业阶段、半自主干预阶段以及集成化阶段。

(1) 遥操作作业阶段

遥操作作业阶段是 UVMS 系统发展的起点。早期研究普遍采用缆控方式,由人工操作者在母船端实时控制航行器的运动与作业过程。此模式在复

杂和高风险水下环境中表现出较高的可靠性,成为早期水下作业的主要技术路径,代表性系统如图 1 所示。

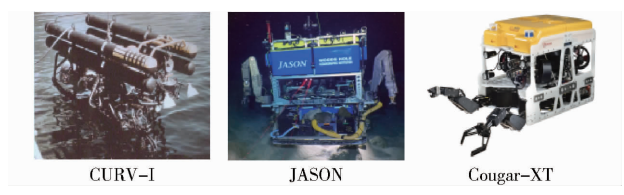


图 1 遥操作 UVMS 系统
Fig.1 Teleoperation UVMS system

遥操作水下机器人的发展可追溯至 20 世纪 50 年代末至 60 年代初,美国率先开展了水下作业机器人的研究,并成功研制出 CURV-I 系统,用于执行水下打捞与救援任务^[6]。基于此,研究者围绕作业深度和操作能力对系统进行迭代改进,先后发展出 CURV-II 与 CURV-III 等型号,使遥操作水下机器人逐步具备更强的深水作业能力^[7]。随着深海科学考察需求的不断增长,遥操作水下机器人开始由单一的救援与打捞任务,向深海观测与取样等应用场景拓展。伍兹霍尔海洋研究所于 1988 年研制出 JASON 系统^[8],其最大作业深度可达 6 500 m,可支持深海环境下的长期观测、采样及干预操作^[9]。进入 21 世纪后,遥操作系统在工程化和产业化层面持续演进。英国国家海洋学中心面向深海采样等任务,开发了工业级 UVMS 系统,通过引入液压动力组与灵活的机械手配置,拓展了遥操作系统的工程作业能力^[10]。此外,Partner-XT 与 Cougar-XT 等代表性系统的研制,进一步强化了遥操作水下机器人在强流环境下的作业性能,使其在水下工程维护与打捞等应用场景中得到实际部署^[4]。

遥操作作业阶段的水下机器人在作业深度、操作可靠性以及工程适用性方面取得了一定进展,但其系统性能仍高度依赖人工操作者经验和通信条件,存在人工负担大、对高带宽通信依赖强等问题。

(2) 半自主干预阶段

随着水下作业任务逐步由单次、短时操作向大范围巡检与复杂作业转变,研究者开始探索在水下作业机器人中引入自主航行与决策能力,以减轻人工负担,水下机器人进入半自主干预阶段,代表性系统如图 2 所示。

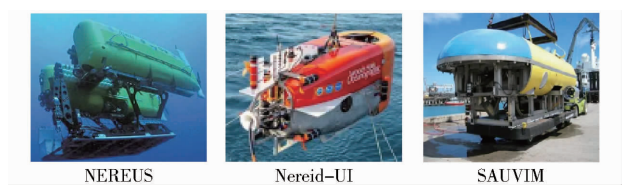


图 2 半自主 UVMS 系统
Fig.2 Semi-autonomous UVMS system

20 世纪 90 年代,自主水下航行器技术逐渐成熟,并在水下导航、定位和环境感知等方面取得进展。伍兹霍尔海洋研究所于 2008 年研制了半自主双浮标水下航行器与机械臂系统 NEREUS,成为该阶段的代表性系统之一^[11]。NEREUS 兼顾了自主巡航与人工干预能力,系统可完成海底地形测绘、摄影与采样等任务;精细操作可通过光纤与母船建立通信,由操作者完成目标抓取等交互任务^[12]。混合运行模式拓展了水下机器人在深海环境中的作业范围,验证了“自主航行+人工干预”模式的可行性。在 NEREUS 的基础上,该机构面向极地等特殊环境需求,研发出 Nereid-UI 系统^[13]。夏威夷大学自主系统实验室开发了全向智能导航器等实验性水下机器人平台,用于验证水下自主导航与控制方法^[14]。该实验室进一步面向干预任务研制了半自主水下机器人 SAUVIM^[15-16]。SAUVIM 由电池供电,配备 7 自由度机械臂,能够在水下环境中自主完成导航、定位以及目标捕捞和回收等操作验证^[17]。该系统体现了半自主干预阶段的另一种技术路线,即在保持一定自主性的同时,将操作任务与系统控制紧密结合,用于验证复杂干预任务的可行性。

半自主干预阶段的水下机器人在运行模式上实现了由人工控制向人机协同的转变,自主能力开始覆盖航行、定位及部分任务执行环节,提升了系统作业效率。然而自主能力仍集中于低层控制或局部任务执行,高层任务理解与复杂决策仍依赖人工。

(3) 自主化集成阶段

水下作业向高精操作、复杂环境交互方向发展,半自主模式已难以充分满足应用需求。因而研究重心开始由单一功能模块的能力提升转向深度集成,自主化集成阶段由此形成,代表性系统如图 3 所示。

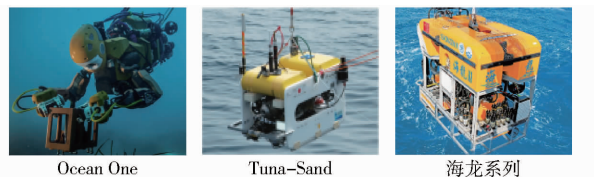


图 3 自主 UVMS 系统

Fig.3 Autonomous UVMS system

进入 2010 年后,研究者从构型设计与协同控制方面探索高集成度系统的关键问题。研究重点聚焦于提升水下操作的灵巧性。斯坦福大学机器人实验室于 2016 年研制的半自主人形水下机器人 Ocean One 是该方向的代表性系统之一^[18]。该系统面向水下精细操作与目标打捞任务,采用双人形机械臂构型,使机器人能够以接近人类的灵巧性与环境进行交互^[19]。Houston Mechatronics 公司于 2018 年提

出可变形双机械臂,通过引入可切换的系统设计,使平台能够以低阻力形态快速抵达作业区域^[20]。此外,面向具体应用场景的集成化系统也不断涌现。例如,九州工业大学针对海底生物识别与采样需求开发 Tuna-Sand 系统,通过将视觉跟踪算法与操作机构相结合,实现了对目标生物的识别与采集验证^[21-22]。韩国船舶与海洋工程研究院研制的 UVMS 集成多推进器、机械手以及 IMU 等传感器,能够执行多类型水下感知与干预任务^[23]。意大利自动化与智能系统研究所通过模块化载荷与传感器配置开发了 e-URoPe 系统,实现了物体采样、水下操纵等多种任务支持^[24]。类似地,德国人工智能研究中心团队提出了双臂干预 UVMS 系统^[25]。在国内,集成化 UVMS 的研究亦逐步展开。上海交通大学研制的海龙系列水下机器人,在深海环境下开展了多次海试任务^[26]。2018 年由中国科学院沈阳自动化研究所主持研发的“海星 6000”无人缆控潜器实现最大工作水深 6 000 m,创造了我国有缆遥控水下机器人最大下潜深度纪录^[27]。

自主化集成阶段在系统结构、操作能力与应用场景多样性方面取得了进展,部分原型系统已实现工程应用。从整体发展水平看,感知不确定性、任务规划复杂性问题,仍然制约着 UVMS 向更高层次自主运行发展。

2 UVMS 系统感知

UVMS 系统感知首先需要解决机器人自身的定位问题。由于水下声信道复杂且 GPS 失效,UVMS 通常采用融合超短基线、多普勒测速仪和惯性测量单元的方式进行组合定位^[28]。近年来,基于声呐或视觉的同步定位与地图构建技术也成为研究热点^[29]。在获得自身位姿信息的基础上,稳定、有效的环境感知是 UVMS 系统实现自主操作的前提。下面主要围绕复杂水下环境下的感知方式与信息处理技术加以阐述。

2.1 水下环境感知方式

围绕 UVMS 常用的感知方式进行综述,分析不同感知手段的基本原理、适用场景及其在操作任务中的优势与局限。水下感知方式的示意图如图 4 所示。

(1) 视觉感知

视觉感知因其在近距离环境交互中的独特优势,长期以来一直是应用最为广泛、研究最为深入的感知手段之一。从系统工程角度看,光学视觉传感设备通常具有体积小、成本相对低且集成灵活等特点。常见水下摄像机在经过防水封装后即可部署于

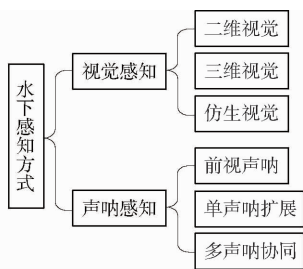


图 4 水下感知方式分类

Fig. 4 Classification of underwater perception methods

载体本体或机械臂末端,其对系统负载与能耗的影响较为有限,因而适合用于多传感器配置或冗余部署。此外,光信号在水中的传播速度远高于声波,使得视觉系统能够以较高频率获取环境信息,为闭环控制、视觉伺服等对实时性要求较高的应用提供了必要支撑。从感知维度的角度看,视觉感知研究可大致划分为二维视觉、三维视觉以及仿生视觉 3 个层次。

二维视觉感知是水下视觉研究中最为基础的形式,主要依赖单目或多视角摄像机获取目标的外观、纹理和边缘等信息。相关研究通常围绕位姿估计、目标检测、识别与跟踪展开。Chen 等^[30]融合二维视觉特征与三维视觉信息,实现了水下显著目标的可靠检测。文献[31]通过将二维视觉中的水下图像增强与三维视觉中的单目深度估计及不确定性建模进行统一的多任务学习,提高了水下机器人的三维视觉感知能力。三维视觉能够提供更完整的空间信息,但其系统复杂度和对成像稳定性的要求也相应提高。近年来,借鉴生物视觉系统在大视场感知、运动目标感知和复杂环境适应等方面的功能特征,借助具有仿生功能传感器的视觉感知方法逐渐成为水下视觉研究的前沿方向之一。Meng 等^[32]构建了一种基于水下无人平台的视觉感知系统,在该系统中引入双鱼眼相机作为主要传感器,并结合深度学习方法实现了水下鱼类目标的自动识别。Billings 等^[33]利用鱼眼相机的宽视场成像特性,提出了一种自适应感兴趣区域的水下目标六自由度姿态估计方法,用以提升复杂环境下的姿态感知能力。仿生视觉在扩展视野范围、提高运动敏感性以及适应复杂光照条件方面展现出潜在优势,为复杂流场和高动态交互场景下的水下操作提供了新思路。

(2) 声呐感知

在实际水下作业环境中,受限于光照条件不足、水体动态变化以及环境扰动等因素,光学传感手段在中远距离范围内往往难以稳定发挥作用^[34-35]。在此背景下,基于声学原理的声呐探测技术逐渐成为水下环境感知与目标探测的重要技术手段^[36]。

声呐系统通过主动或被动方式发射声波并接收其回波信息进行环境感知,其性能不依赖于光照条件,对水体透明度的敏感性较低,能够在低能见度和复杂水下环境中实现较远距离的稳定探测,因此在水下探测与监测任务中具有不可替代的优势。

基于前视声呐的感知方法,利用声呐回波强度图像实现水下目标的检测与识别,例如,文献[37]借助前视声呐数据,开发了一种自动目标识别系统。Braginsky 等^[38]在 AUV 平台上集成了水平与垂直前视声呐,为水下机器人提供更全面的环境感知支持。针对声呐图像噪声大、特征模糊的问题,Zhou 等^[39]进一步提出了一种基于声呐回波的自动目标检测方法,通过聚类分析、图像分割与特征识别相结合,在保持较低误报率的同时实现了良好的实时性能。在二维成像声呐的基础上,部分研究探索了基于声呐的三维感知能力扩展。文献[40]通过对前视声呐成像中目标投影阴影的自动提取,并结合几何约束关系,在无需多视角观测或复杂三维重建流程的情况下,实现了对海底目标高度信息的快速估计。针对单一声呐在空间信息获取上的局限性,Joe 等^[41]从多声呐协同感知角度出发,提出了一种融合前视多波束声呐与剖面声呐的概率式三维重建方法,充分利用不同声呐在空间分辨率和观测方向上的优势,显著提升了水下目标三维重建的精度与稳定性。

2.2 水下图像增强技术

受水体介质特性、环境光照条件、悬浮颗粒散射以及声波传播机制等因素影响,水下视觉图像与声呐成像普遍存在对比度低、噪声干扰严重、边缘模糊以及结构信息缺失等问题。感知退化不仅降低了目标检测与识别的可靠性,也直接影响后续定位估计、路径规划与操作控制等环节的稳定性。因此,针对水下视觉图像与声呐成像数据开展有效的图像增强与修复研究,已成为提升自主感知与操作系统整体性能的重要基础环节。从方法论角度看,现有水下图像增强与修复技术主要可划分为基于传统模型的增强方法以及基于深度学习的增强方法两大类。

(1) 基于传统模型的增强方法

直方图均衡化是一类基于灰度统计分布重映射的经典图像增强方法,因其实现简单、适用性强,在水下视觉图像与声呐成像数据处理中均得到了广泛应用。例如,Pizer 等^[42]提出的自适应直方图均衡化方法能够根据局部区域对比度动态调节增强强度,在提升图像细节表现的同时有效抑制噪声放大。进一步地,研究者引入对比度受限机制,发展出对比度受限自适应直方图均衡^[43]及其混合改进形式^[44],通过限制局部灰度拉伸幅度,提高了算法在

噪声敏感场景下的稳定性。除基于灰度统计特性的增强方法外,部分研究从水下成像物理机理出发,构建了基于模型的图像恢复策略。Trucco 等^[45]基于水下成像模型,提出了一种自调节图像恢复滤波方法,用于缓解散射效应对成像质量的影响。进一步地,Yang 等^[46]基于湍流退化模型,利用水下图像梯度分布对模型参数进行自适应估计,在复杂水体条件下取得了一定的增强效果。此外,基于 Retinex 理论的水下图像增强方法也得到了关注。Fu 等^[47]提出的变分 Retinex 模型即通过优化框架实现对单幅水下图像中反射率与照度的联合估计,有效改善了低对比度与色彩失真问题。在声呐图像增强方面,研究者更多关注如何提升回波结构的可辨性与目标轮廓的清晰度。针对声呐图像纹理弱、噪声干扰强的特点,夏平等^[48]基于复 Contourlet 变换对声呐图像进行多尺度、多方向特征分解,并结合有向图模型与高斯混合模型实现特征增强。史志晨等^[49]则针对声呐图像灰度分布不均的问题,提出了一种基于对数函数映射的增强方法,缓解了低灰度区域信息丢失现象,提升了图像整体对比度与细节表现。

基于传统模型的水下图像增强方法在物理可解释性、计算效率和工程实现性方面具有明显优势,适合于资源受限或对实时性要求较高的水下系统。然而,该类方法通常依赖于固定模型假设或经验参数,在光照条件剧烈变化、水体成分复杂等极端环境下,其增强效果仍存在一定局限。

(2) 基于深度学习的增强方法

数据驱动的图像增强方法是水下视觉与声呐成像增强领域的重要研究方向。从方法论角度看,基于深度学习的水下图像增强方法大体可分为 3 类,代表性成果如表 1 所示。

表 1 基于深度学习的图像增强方法

Tab.1 Deep learning-based image enhancement methods

类别	代表性成果
回归学习方法	卷积神经网络 (Wang 等 ^[50]); Transformer 模型 (Lei 等 ^[51] , Mishra 等 ^[52])
生成对抗学习方法	生成对抗网络及其变体 (Chen 等 ^[53] , Islam 等 ^[54] , Nambiar 等 ^[55])
概率生成建模	扩散模型 (Guan 等 ^[56] , Fan 等 ^[57])

基于回归学习的方法将图像增强问题视为从退化图像到增强结果的直接映射学习,通过构建端到端网络模型实现像素级或结构级的重建。Wang 等^[50]提出一种基于卷积神经网络的去噪方法,能够同时完成颜色校正与去雾处理。文献^[51]针对前视声呐图像显著目标检测中全局语义不足与噪声干扰严重的问题,提出了一种融合 CNN、Transformer

与 Mamba 的混合网络,通过多模态特征协同建模局部细节与长程依赖关系,实现了对声呐显著目标的高精度与鲁棒检测。Mishra 等^[52]提出了一种将小波变换引入 Transformer 注意力机制的水下图像恢复方法,通过在小波系数域中建模多尺度、多方向退化特征,实现对水下图像去模糊与高质量恢复,并在多种真实与合成数据集上显著优于现有方法。

基于生成对抗学习的方法通过引入对抗训练机制,使增强结果更加接近真实图像。Chen 等^[53]设计了多分支对抗生成框架,在增强过程中同时关注内容保持与噪声抑制,有效提升了结果的稳定性与一致性。Islam 等^[54]提出了条件生成对抗网络,实现了水下图像的实时增强,并在多个数据集上验证了其有效性。类似地,文献^[55]提出了一种基于生成对抗网络的声呐图像超分辨率增强方法,通过迁移学习将预训练模型引入水下声呐成像场景,在有限训练样本条件下提升了声呐图像的感知质量,增强了水下目标检测与识别效果。

近年来,概率生成模型,尤其是扩散模型,逐渐被引入水下图像增强领域。此类方法将图像增强视为条件生成问题,通过逐步去噪过程恢复高质量图像,在全局一致性和细节重建方面展现出潜在优势。相较于 GAN 方法,扩散模型在生成稳定性和不确定性建模方面具有一定优势,但其推理过程计算开销较大,目前更适用于离线增强或算力充足的应用场景。Guan 等^[56]提出了条件去噪扩散概率模型,将颜色补偿信息作为条件引导融入扩散过程,实现了水下图像的联合增强与颜色恢复。Fan 等^[57]提出了一种基于 HSV 空间解耦的引导扩散模型,通过分别建模颜色与结构并进行协同优化,实现对水下图像颜色失真与结构退化的高质量增强。

2.3 水下目标检测技术

水下目标检测是 UVMS 系统的核心感知能力,其性能直接关系到后续任务规划与操作执行的可靠性^[58]。现有研究工作主要围绕基于特征工程和基于深度学习两类技术路线展开。

(1) 基于特征工程的目标检测方法

基于物理模型与人工设计特征的方法是水下目标检测研究中的常用途径,其思想在于通过显式建模水下成像机理或目标的几何统计特征,实现对目标区域的识别。根据所关注特征类型的不同,可分为基于纹理特征的方法、基于颜色或运动特征的方法,以及基于显著性特征的检测方法^[34]。

在纹理特征检测研究中,研究者利用水下目标与背景在局部纹理统计特性上的差异进行判别。Fatan 等^[59]针对水下电缆场景,提出了一种依托纹

理信息的边缘分类方法,用于区分目标与复杂背景,如图 5a 所示。Srividhya 等^[60]将传统纹理特征与学习算法相结合,提高了水下目标检测与识别的准确性。此外,Shi 等^[61]和 Beijbom 等^[62]也从不同应用场景验证了纹理特征在水下目标检测中的有效性。除纹理信息外,颜色特征与运动特征同样是人工特征方法中的重要研究方向。由于部分水下目标在颜色分布或运动模式上与背景存在明显差异,相关方法通过提取色彩信息或时序变化特征实现目标检测。Komari 等^[63]则面向声呐成像场景,设计了一种基于自适应阈值策略的水下声呐目标检测方法。基于显著性特征的检测方法通过突出图像中与背景差异显著的区域,从而实现目标候选区域的快速定位。Zhu 等^[64]提出了一种基于显著性区域合并的自动水下目标检测方法,通过显著性引导减少搜索空间,提高检测效率,如图 5b 所示。类似地,Hong 等^[65]也围绕水下目标研究了显著性区域检测方法。

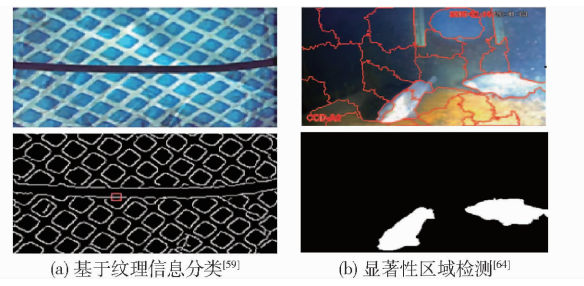


图 5 基于特征的水下目标检测结果

Fig. 5 Feature-based underwater target detection methods

基于人工特征与物理模型的方法在水下目标检测早期阶段发挥了重要作用,其优点包括模型结构清晰、可解释性强,对数据规模依赖较低,缺点是对环境变化和成像条件较为敏感,在复杂水下场景中泛化能力有限。

(2) 基于深度学习的目标检测方法

基于深度学习的数据驱动方法通过端到端网络结构自动学习判别特征表示,是水下目标检测领域的主流技术。依据检测流程与网络结构的不同,现有方法可概括为基于端到端学习的目标检测方法和基于分阶段学习的目标检测方法两类。

基于端到端深度学习的目标检测方法通过统一网络结构直接从输入图像回归目标类别与空间位置,因而检测效率更高。这类方法以单阶段检测框架为代表,如 SSD 和 YOLO 系列算法。Ge 等^[66]提出了一种融合特征锚框与双重特征增强机制的端到端水下目标检测方法,通过设计复合连接骨干网络,加强上下文信息建模与多尺度特征表达能力。陶洋等^[67]针对水下目标遮挡、细长目标难检测和小目标易漏检的问题,提出了一种融合显式视觉中心与注

意力机制的改进 YOLO v5 水下目标检测方法,通过增强特征提取与多尺度融合能力提升了水下目标检测的精度与鲁棒性。

基于分阶段学习的目标检测方法将检测过程划分为多个独立的子步骤,先生成潜在目标区域,再对候选区域进行分类。典型方法包括 Fast R-CNN 和 Faster R-CNN 等,其思想在于通过区域提议机制缩小搜索空间,实现更准确的目标定位。Sun 等^[68]在 Faster R-CNN 框架下引入加权概率决策机制,使模型能够更有效地区分低对比度水下图像中的目标区域。Zeng 等^[69]提出了一种将对抗遮挡网络引入 Faster R-CNN 的水下目标检测方法,通过在特征层生成对抗性遮挡样本进行联合训练,提升了检测网络在复杂水下环境中对遮挡与数据稀缺问题的鲁棒性和整体检测精度。此外,Yang 等^[70]则将深度长短期记忆网络与深度自编码器相结合,用于多深度条件下目标特征建模与噪声抑制,体现了分阶段思想在特征建模层面的拓展。

3 UVMS 系统决策

UVMS 系统的自主作业能力在很大程度上依赖于其运动决策与执行能力,其中路径规划与运动轨迹规划构成了从任务决策到系统执行的关键环节。从规划层级上看,UVMS 的运动规划问题可分为两个相互关联的层面:一是从全局视角出发的路径规划问题,其目标是在复杂水下环境中为系统生成一条满足安全性与可行性要求的期望运动路径;二是从系统执行视角出发的运动轨迹规划问题,其目标是将全局路径进一步转化为航行器本体与机械臂各关节可直接执行的运动轨迹。基于上述层级划分,分别对 UVMS 避障与路径规划技术以及运动轨迹规划方法进行综述。

3.1 避障与路径规划技术

避障与路径规划是 UVMS 实现自主决策的基础,其关注重点在于从环境层面确定“系统应如何移动”,即在复杂、不确定的水下环境中,为航行器规划一条兼顾安全性、可行性与效率的全局或局部运动路径,并在规划过程中有效规避静态或动态障碍物^[71]。根据规划过程中对环境信息利用方式以及决策生成机制的不同,现有路径规划方法可概括为 3 类:基于搜索与采样的路径规划方法、基于启发式与智能优化的路径规划方法,以及基于学习的路径规划方法,其分类如表 2 所示。

(1) 基于搜索与采样的路径规划方法

基于搜索与采样的路径规划方法通过在状态空间或配置空间中显式构建搜索结构,利用图搜索或

表 2 避障路径规划技术方法

Tab.2 Obstacle avoidance path planning methods

方法	类别	代表性方法
基于搜索与采样的 路径规划方法	图搜索方 法	A^* 、Dijkstra
	随机采样 方法	RRT、RRT* 及其变体形式
基于启发式算法与 智能优化的路径规 划方法	启发式算 法	遗传算法、粒子群优化、蚁群算 法、人工势场法
基于学习的路径规 划算法	强化学习 方法	DQN、PPO、N-step Priority DDQN

随机采样技术寻找从起点到目标点的可行路径。代表性方法包括基于图搜索的路径规划算法(如 A^* 、Dijkstra 等^[72])以及基于随机采样的路径规划算法(如 RRT、RRT* 及其变体形式等)。文献[73]提出了一种基于互信息的多维 RRT* 算法用于多 AUV 系统的路径规划,通过最大化标量场模型和观测值之间的互信息提高未来样本质量。针对全局规划效率问题,Li 等^[74]基于栅格化三维海底环境模型,系统比较了 Dijkstra 与 A^* 算法在 AUV 三维全局路径规划中的性能差异,并提出一种多方向改进 A^* 搜索策略,以减少搜索节点数量、缩短路径长度,提升路径规划效率。

基于搜索与采样的方法具有理论完备性与可解释性,适合用于已知或弱动态环境下的全局路径规划。然而,其性能依赖环境建模精度与计算资源,在强动态或高不确定水下环境中的应用仍存在局限。

(2) 基于启发式算法与智能优化的路径规划方法

基于启发式算法与智能优化的路径规划方法通过引入启发式规则或智能优化机制,在搜索过程中引导路径向更优解收敛。这类方法通常不依赖严格的环境建模,而是通过构造代价函数或适应度函数,在路径安全性、长度、能耗等指标之间进行权衡优化。代表性方法包括遗传算法、粒子群优化、蚁群算法以及人工势场法等。围绕算法收敛速度与解质量问题,研究者对传统智能优化方法进行了多种改进。刘兴盛等^[75]提出了一种基于改进粒子群算法的水下机器人路径规划算法,该算法分析了粒子群算法中惯性权重对算法性能的影响,通过引入改进措施,提高了算法的寻优性能。文献[76]将水下机器人三维路径规划建模为时间-能耗最优的非线性最优控制问题,并系统比较了遗传算法、粒子群算法等 5 种进化优化方法在含静态与能量型障碍环境中的避障与最优路径生成能力。为兼顾全局搜索与局部可执行性,Zhang 等^[77]提出了一种将改进 A^* 算法与

人工势场法相结合的混合路径规划方法,通过在规划过程中显式引入 AUV 的动力学约束与姿态信息,实现了兼顾可执行性、路径平滑性与高效避障能力的水下路径规划。

基于启发式与智能优化的方法在复杂约束条件下具有较强的适应能力,能够在多目标优化场景中取得较优解。缺点是缺乏严格的最优性保证,对参数设置较为敏感,在实时性与稳定性方面仍需进一步改进。

(3) 基于学习的路径规划算法

基于学习的路径规划方法通过数据驱动方式,将路径规划与避障决策视为从环境感知到动作输出的映射问题。这类方法通常不需要显式构建环境模型,而是依托历史数据或交互经验,实现对复杂环境特征和非线性决策关系的建模。强化学习常被用于解决水下机器人在复杂环境中的自主避障与路径选择问题。文献[78]设计了一种基于 DQN 网络的全局路径规划算法,用于两栖 USV 的全局静态路径规划。Yang 等^[79]构建了贴近真实海洋环境的三维路径规划场景,提出一种融合多步机制、优先经验回放与经验筛选策略的强化学习路径规划算法,实现了水下机器人在复杂、动态障碍与洋流条件下的高效自主避障与最优路径规划。Li 等^[80]提出了一种融合边缘计算与深度强化学习的低成本 AUV 路径规划框架,通过成像声呐与卡尔曼滤波实现实时障碍感知,在复杂洋流与动态障碍环境中实现高效、稳定的自主避障与路径规划。

基于学习的路径规划方法在处理高不确定性、强动态水下环境方面展现出优势,能够实现从感知到决策的闭环优化,但性能依赖训练数据质量,安全性与泛化能力仍是制约其实际应用的因素。

3.2 UVMS 运动轨迹规划技术

UVMS 由水下航行器本体与多自由度机械臂共同构成,其运动过程涉及本体与机械臂之间的协同运动。UVMS 在任务执行阶段通常呈现出显著的运动学冗余特性。运动轨迹规划在于如何在完成主要操作任务的同时,合理分配冗余自由度以满足附加约束或优化性能指标。本文在运动轨迹规划层面重点关注基于逆运动学与冗余分解的解析与优化方法。当前研究方法包括最小范数解方法、加权伪逆法、梯度投影法以及基于任务优先级的冗余分解方法^[81]。

最小范数解方法是冗余系统中基础的逆运动学求解策略,其思想是在满足末端任务约束的前提下,选取关节运动幅度最小的解,从而获得变化平缓的运动轨迹。加权伪逆法进一步在逆运动学求解过程

中引入权重矩阵,通过对不同关节或自由度赋予差异化权重,将关节限位、运动偏好等约束因素隐式融入最小范数框架中,从而提升解的计算效率^[82]。Zhang 等^[83]针对传统加权最小范数法在关节限位处理上限制运动学性能的问题,提出了一种引入阈值的改进关节势函数运动规划方法,使 UVMS 在满足关节限位约束的同时更充分地利用可用运动空间。梯度投影法利用雅可比矩阵零空间,在不影响主任务完成的前提下引入次级优化目标,实现对冗余自由度的进一步利用。文献^[84]提出了一种融合加权最小范数伪逆、梯度投影法与模糊逻辑的容错冗余分解方法,在满足末端执行器六自由度任务的同时,实现了关节限位规避、奇异性避免的稳定运动协调。任务优先级方法通过为不同任务设定层级关系,保证高优先级任务优先执行,常用于多约束、多任务条件下的协调问题^[85]。Antonelli 等^[86]针对 UVMS 的冗余度分解与协同运动问题,提出了一种融合任务优先级逆运动学与模糊逻辑的协调控制方法,通过模糊机制在满足末端轨迹跟踪的同时实现多二级任务管理与运动分配。除上述方法外,部分研究开始探索避免矩阵求逆的启发式逆运动学策略。例如,Santos 等^[87]提出了一种基于 M-FABRIK 的 UVMS 逆运动学方法,通过在工作空间中直接迭代计算航行器与机械臂构型,实现了适用于视觉伺服场景的快速轨迹生成。

基于冗余逆运动学的运动轨迹规划方法从解析与优化角度为 UVMS 的协调运动提供了系统性的解决思路。随着系统自由度增加和任务复杂度提升,手工实现上述方法的工程成本不断提高。为此,研究人员逐渐将逆运动学与运动规划算法封装为通用软件库与仿真平台,如 UWSim^[88]、MoveIt^[89],为 UVMS 的运动规划与算法验证提供了工具支撑。

4 UVMS 系统控制

UVMS 的系统控制通常从运动跟踪控制与力交互控制两方面展开,并在此基础上进一步发展出混合控制、自适应控制以及数据驱动控制等多种技术路线。本文从这两个核心方向对 UVMS 控制领域的研究成果进行梳理与总结。

4.1 运动跟踪控制

运动跟踪控制旨在使 UVMS 的航行器本体和机械臂在存在模型不确定性、外部扰动及耦合效应的条件下,稳定、准确地跟踪期望的位姿或轨迹,是实现自主操作的基础。现有 UVMS 运动跟踪控制方法可概括为 3 类。代表性方法如表 3 所示。

表 3 运动跟踪控制方法	
Tab. 3 Motion tracking control methods	
方法	代表性方法
基于模型的控制	PID/PD 控制,自适应控制
鲁棒与非线性控制	有限时间、固定时间,以及预定义时间控制
智能与优化控制	神经网络控制、模糊控制、强化学习优化控制

(1) 基于模型的控制方法

基于模型的控制方法通过显式利用 UVMS 的动力学或运动学模型,对系统非线性进行前馈补偿或在线估计,是水下运动跟踪控制中最早被系统研究的一类方法。该类方法通常假设系统模型结构已知或可在线辨识,典型代表包括 PID/PD 控制以及自适应控制等^[81]。PID 控制因结构简单、易于实现而在工程系统中得到广泛应用。自适应控制方法则通过在线参数更新机制,在一定程度上缓解了模型不确定性对控制性能的影响^[90]。Li 等^[91]提出了一种基于自适应模糊 PID 的 AUV 路径跟踪引导控制方法,通过将横向偏差引导律与三层理性行为模型相结合,在存在海流干扰的条件下实现了欠驱动 AUV 稳定、精确的直线路径与区域搜索路径跟踪。Londhe 等^[92]提出了一种融合扰动估计的鲁棒非线性 PID 模糊控制方法,并通过仿真验证了其相较于传统 PID 控制在跟踪精度和鲁棒性方面的优势。

基于模型的控制方法通过显式利用系统动力学或运动学信息,实现了 UVMS 运动跟踪控制的可解释性与工程可实现性,但其对模型准确性的依赖使其在复杂水下环境中的适用范围受到一定限制,从而推动了鲁棒控制与非线性控制方法的发展。

(2) 鲁棒与非线性控制方法

在复杂水下环境中,基于模型的控制方法效果较差。鲁棒与非线性控制方法通过引入非线性控制结构与稳定性分析手段,提高系统运动跟踪的可靠性。近年来,有限时间^[93]、固定时间^[94]及预定义时间控制^[95]是鲁棒控制的重要发展方向。Zheng 等^[96]提出了一种融合有限时间自适应控制与非线性扰动观测器的运动跟踪控制方法,实现了在未知机械臂动力学条件下 UVMS 系统的稳定跟踪。Liu 等^[97]针对欠驱动 AUV 的轨迹跟踪问题,提出了一种基于预定义时间的非线性扰动观测器与反步控制相结合的控制方法,通过预先设定系统收敛时间,实现了在未知外部扰动下具有明确收敛时间上界、参数调节简化且性能可预测的高精度轨迹跟踪,并通过仿真验证了其有效性与优越性。此外, H_∞ 控制等鲁棒控制方法也被用于应对水下环境中难以建模的扰动与耦合效应^[98]。Liu 等^[99]提出了一种融合改

进柔性预定义时间性能函数、预定义时间扩展状态观测器和鲁棒 H_∞ 控制的预定义时间控制框架,实现了在预先设定时间内具备约束满足性和强鲁棒性的高精度轨迹跟踪。

鲁棒与非线性控制方法通过引入显式稳定性约束与收敛时间设计,在提升 UVMS 运动跟踪精度与抗扰性能方面展现出优势,但其控制结构和参数设计相对复杂,在工程实现与实时性方面仍需进一步权衡。

(3) 智能与优化控制方法

为缓解精确建模困难并提升系统在复杂水下环境中的自适应能力,研究者聚焦数据驱动的智能控制方法。该方法通过学习或优化机制直接从系统状态与误差信息中生成控制律,实现 UVMS 的运动跟踪控制,主要包括神经网络控制^[100]、模糊控制^[101],以及强化学习优化控制^[102]等。其中,神经网络和模糊控制通过学习系统未知动态或经验规则,以提高控制系统对模型不确定性的适应能力。Xu 等^[103]提出了一种基于神经-模糊方法的 UVMS 智能控制器,通过引入语言对冲调节的模糊 PD 控制与神经网络动力学补偿,实现了 UVMS 稳定运动控制。Wu 等^[104]提出了一种将全驱动系统理论与液态神经网络相结合的 UVMS 鲁棒轨迹跟踪控制方法,实现对外部扰动进行实时预测与补偿,从而在复杂水下环境中显著提升轨迹跟踪精度。近年来,强化学习作为一种代表性优化控制方法,在 UVMS 控制领域逐渐受到关注。与传统智能控制方法相比,强化学习能够通过与环境的交互自主学习最优控制策略,尤其适用于强非线性、高耦合及动态变化的水下作业场景^[105]。Chen 等^[102]提出了一种用于 UVMS 抓取任务的同步多智能体强化学习控制框架,通过分别控制航行器与机械臂并进行同步训练,有效缓解了系统动态耦合问题。Wang 等^[106]提出了一种融合任务优先级视觉伺服与演员-评论家强化学习的自适应控制方法,通过神经网络在线补偿模型不确定性,实现了双机械臂水下机器人在复杂环境中的稳定视觉定位与轨迹跟踪控制。Meng 等^[107]提出了一种基于模仿学习与扩散模型的视觉运动策略框架,用于实现复杂水下环境中对非合作目标的鲁棒主动视觉跟踪。

智能与优化控制方法在降低模型依赖、增强系统自适应性以及提升复杂环境下控制性能方面展现出优势,为 UVMS 在非结构化、强扰动水下环境中的自主作业提供了新的技术路径。但在训练数据需求、稳定性分析以及安全性保障等方面仍面临挑战。

4.2 力交互控制

在执行抓取、插接、阀门操作等接触型水下作业时,UVMS 与环境产生力/力矩交互。因此,有效的力交互控制是实现精细、安全水下操作的关键技术之一。现有 UVMS 力交互控制方法大体可分为基于模型的力交互控制方法和基于算法优化的力交互控制方法。

(1) 基于模型的力交互控制

基于模型的力交互控制方法以 UVMS 的动力学模型及末端-环境接触模型为基础,通过显式建模系统与环境之间的力学关系,实现对交互力的调控。该方法主要包括阻抗控制^[108]、力/位置混合控制^[109]以及自适应或鲁棒控制^[110-111]。早期研究多从系统被动性与能量一致性角度出发。Olguin-Diaz 等^[112]提出了一种基于无源性理论的模型无关力-运动控制方法,在未知动力学和水动力扰动条件下,实现了 UVMS 在接触任务中的稳定力控制。进一步地,Barbalata 等^[113]提出了一种面向水下机械臂的鲁棒位置/力并行控制结构,在操作空间内融合滑模控制与系统动力学模型,并在无力/力矩传感器条件下实现末端交互力估计。随着水下精细装配与插接类任务需求的增加,研究重点逐渐转向对接触机理与任务特性的深入建模。Liu 等^[114]针对水下轴孔装配作业中易发生卡滞的问题,基于接触机理分析构建卡滞判据并设计自适应阻抗控制器,实现了 UVMS 在水下接触操作中的柔顺力交互控制。Taira 等^[115]提出了一种基于误差反馈的 UVMS 机械臂阻抗控制方法,在有界扰动下保证对期望机械阻抗的稳定、可调节跟踪。

基于模型的力交互控制方法基于动力学与接触模型,具有良好的可解释性,在已知环境的水下接触作业中表现出较高的可靠性。然而,该方法对模型精度与参数辨识依赖较强,在非结构化环境下的适应性仍存在一定局限。

(2) 基于算法优化的力交互控制

基于算法优化的力交互控制方法通过数据驱动或学习优化机制,在未知环境条件下直接生成力控制策略。Wu 等^[116]提出了一种基于贝叶斯递推最小二乘的模糊自适应阻抗控制方法,通过在线识别环境刚度并引入位移修正机制,实现了水下机械臂在时变刚度环境下的力柔顺控制。进一步地,针对系统模型难以准确获取的问题,Carlucho 等^[117]提出了一种基于演员-评论家架构的深度强化学习自适应控制方法,直接利用 AUV 的原始传感器数据生成连续推进器控制指令,在无需视觉输入的情况下实现了低层自适应控制。此外,相关研究还进一步拓

展至水下机械臂操作任务。文献[118]提出了一种基于神经网络数据驱动模型的最优自适应控制方法,用于水下机械臂在不同载荷和浮力条件下的操作任务,通过在线自适应调参显著提升了在自由漂浮基座场景中的控制性能。

基于算法优化的力交互控制方法通过融合数据驱动建模与在线学习机制,有效降低了对精确动力学模型的依赖,但在训练样本效率、稳定性分析方面仍面临挑战,如何将其与物理模型约束和传统控制理论相结合,构建兼具可解释性与工程可靠性的学习型力控制框架,仍有待进一步深入研究。

5 展望

综合现有研究进展可以看出,UVMS 在感知、决策与控制等关键技术层面已取得一定突破,但距离复杂水下作业场景下的高自主性与高可靠性应用仍存在明显差距。面向未来,UVMS 的发展亟需在系统层面实现感知、决策与控制的深度融合,构建具备环境理解、任务推理与类人操作能力的智能作业系统。围绕上述目标,UVMS 的研究可从以下方面展开。

(1) 面向复杂水下环境的多模态鲁棒感知

在感知层面,未来 UVMS 系统需要进一步提升在低能见度、高噪声和强干扰环境下的环境感知与目标识别能力。多模态融合感知通过融合视觉、声呐、惯性、力觉等多源信息,能够有效弥补单一传感器在水下环境中的局限性,实现信息互补与冗余,显著增强 UVMS 的环境感知能力,为后续定位、决策与操作提供更加可靠的感知基础。一方面,应加强

光学、声学、力觉等多模态传感信息的融合与互补利用,提升水下环境建模的完整性与稳定性;另一方面,可以结合水下图像增强与目标检测技术,发展面向作业任务的语义级环境感知方法,为后续决策与控制提供可靠感知信息支撑。

(2) 面向作业任务的智能决策与任务规划

在决策层面,UVMS 的自主能力不仅依赖于局部避障和路径规划,更取决于任务级规划与推理能力。未来研究应进一步关注从运动规划向任务规划的提升,通过引入任务分解和推理,实现复杂作业流程的自主生成与调整。在此过程中,知识图谱可用于构建水下作业知识与任务约束的结构化表示,而大语言模型则为高层任务推理、语义理解及人机交互提供了新的技术手段。通过融合知识图谱与大语言模型,有望实现基于语义和规则约束的任务推理与决策生成,提升 UVMS 在复杂场景中的智能性。

(3) 面向类人操作的运动-力协同控制

在控制层面,未来 UVMS 的研究需要从传统的模型驱动控制进一步迈向类人化的水下操作控制。应继续发展结合物理模型约束的运动控制与力交互控制方法,以保证系统在强扰动和不确定环境下的稳定性与安全性。进一步地,可借鉴模仿学习、技能学习等方法,从人类水下操作示教数据中提取运动与力协同规律,构建具备泛化能力的水下操作技能控制模型。通过将模型控制与学习型方法相结合,有望形成兼具可解释性、稳定性与自适应能力的仿人水下操作控制框架,为复杂接触作业提供更加自然和高效的控制策略。

参 考 文 献

- [1] Melikoglu M. Current status and future of ocean energy sources: a global review[J]. Ocean Engineering, 2018, 148: 563–573.
- [2] 纪辉, 兰宇, 武子为, 等. 面向水下作业的水液压机械手研究与展望[J]. 机械工程学报, 2023, 59(4): 283–294.
Ji Hui, Lan Yu, Wu Ziwei, et al. Research progress and prospect of water hydraulic manipulator for underwater operation[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(4): 283–294. (in Chinese)
- [3] Panda J P, Mitra A, Warrior H V. A review on the hydrodynamic characteristics of autonomous underwater vehicles[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment, 2021, 235(1): 15–29.
- [4] Sun L, Wang Y, Hui X, et al. Underwater robots and key technologies for operation control[J]. Cyborg and Bionic Systems, 2024, 5: 0089.
- [5] 喻俊志, 孔诗涵, 孟岩. 水下视觉环境感知方法与技术[J]. 机器人, 2022, 44(2): 224–235.
Yu Junzhi, Kong Shi-han, Meng Yan. Methods and technologies for visual perception of underwater environment[J]. Robot, 2022, 44(2): 224–235. (in Chinese)
- [6] Chutia S, Kakoty N M, Deka D. A review of underwater robotics, navigation, sensing techniques and applications[C] // Proceedings of the 2017 3rd International Conference on Advances in Robotics, 2017:1–6.
- [7] Dalhatu A A, De Azevedo R C, Udebhulu O D, et al. Recent developments of remotely operated vehicle in the oil and gas industry[J]. Holos, 2021, 3: 1–18.
- [8] Ballard R D. The MEDEA/JASON remotely operated vehicle system[J]. Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers, 1993, 40(8): 1673–1687.

- [9] Yoerger D, Newman J, Slotine J J. Supervisory control system for the JASON ROV[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1986, 11(3): 392–400.
- [10] Xiang X, Niu Z, Lapierre L, et al. Hybrid underwater robotic vehicles; the state-of-the-art and future trends[J]. Hkie Transactions, 2015, 22(2): 103–116.
- [11] Bowen A D, Yoerger D, Taylor C, et al. The Nereus hybrid underwater robotic vehicle[J]. Underwater Technology, 2009, 28(3): 79–89.
- [12] Bowen A D, Yoerger D R, Taylor C, et al. Field trials of the Nereus hybrid underwater robotic vehicle in the challenger deep of the mariana trench[C]//Proceedings of the OCEANS 2009: IEEE, 2009: 1–10.
- [13] Bowen A D, Yoerger D R, German C C, et al. Design of Nereid – UI: a remotely operated underwater vehicle for oceanographic access under ice[C]//Proceedings of the 2014 Oceans – St John's: IEEE, 2014: 1–6.
- [14] Choi H T, Hanai A, Choi S K, et al. Development of an underwater robot, ODIN – III[C]//Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat No 03CH37453): IEEE, 2003: 836–841.
- [15] Fumagalli M, Simetti E. Interview with Junku Yuh, principal investigator of the SAUVIM project[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2018, 25(4): 98–99.
- [16] Yuh J, Choi S, Ikehara C, et al. Design of a semi-autonomous underwater vehicle for intervention missions (SAUVIM)[C]//Proceedings of the 1998 International Symposium on Underwater Technology: IEEE, 1998: 63–68.
- [17] Ullah I, Liu Y, Su X, et al. Efficient and accurate target localization in underwater environment[J]. IEEE Access, 2019, 7: 101415–101426.
- [18] Khatib O, Yeh X, Brantner G, et al. Ocean one: a robotic avatar for oceanic discovery[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2016, 23(4): 20–29.
- [19] Brantner G, Khatib O. Controlling ocean one: human-robot collaboration for deep-sea manipulation[J]. Journal of Field Robotics, 2021, 38(1): 28–51.
- [20] Manley J E, Halpin S, Radford N, et al. Aquanaut: a new tool for subsea inspection and intervention[C]//Proceedings of the OCEANS 2018 MTS/IEEE Charleston: IEEE, 2018: 1–4.
- [21] Tang S, Ura T, Nakatani T, et al. Estimation of the hydrodynamic coefficients of the complex-shaped autonomous underwater vehicle TUNA – SAND[J]. Journal of Marine Science and Technology, 2009, 14(3): 373–386.
- [22] Nishida Y, Sonoda T, Yasukawa S, et al. Underwater platform for intelligent robotics and its application in two visual tracking systems[J]. Journal of Robotics and Mechatronics, 2018, 30(2): 238–247.
- [23] Yeu T, Lee Y, Lee Y, et al. Preliminary study on identification of ROV for autonomous manipulation[C]//Proceedings of the OCEANS 2019 – Marseille: IEEE, 2019: 1–6.
- [24] Odetti A, Bibuli M, Bruzzone G, et al. e – URoPe: a reconfigurable AUV/ROV for man – robot underwater cooperation[J]. IFAC – PapersOnLine, 2017, 50(1): 11203–11208.
- [25] Christensen L, De Gea FernÁndez J, Hildebrandt M, et al. Recent advances in AI for navigation and control of underwater robots[J]. Current Robotics Reports, 2022, 3(4): 165–175.
- [26] 杜志元, 杨磊, 陈云赛, 等. 我国与美国潜水器的发展和对比[J]. 海洋开发与管理, 2019, 36(10): 55–60.
Du Zhiyuan, Yang Lei, Chen Yunsai, et al. The development and comparison of the scientific deep-sea submersibles between China and the United States[J]. Ocean Development and Management, 2019, 36(10): 55–60. (in Chinese)
- [27] 张良. 基于双目视觉的水下机器人避障与路径规划策略研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2024.
Zhang Liang. Research on obstacle avoidance and path planning strategies of underwater robots based on binocular vision[D]. Qinghuangdao: Yanshan University, 2024. (in Chinese)
- [28] Chowdhury M I, Phung Q V, Ahmed I, et al. An integrated tracking technique for underwater navigation using acoustic and IMU measurements[J]. Ad Hoc Networks, 2026, 184: 104151.
- [29] AntÓnio F, JosÉ A, AnÍbal M, et al. Underwater SLAM and calibration with a 3D profiling sonar[J]. Remote Sensing, 2026, 18(3): 524.
- [30] Chen Z, Gao H, Zhang Z, et al. Underwater salient object detection by combining 2D and 3D visual features[J]. Neurocomputing, 2020, 391: 249–259.
- [31] Yang G, Cho Y. TRIDENT: efficient triple-task learning of dehazing, depth and uncertainty estimation for underwater 3D robot visual perception[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 25(1): 858–870.
- [32] Meng L, Hirayama T, Oyanagi S. Underwater-drone with panoramic camera for automatic fish recognition based on deep learning[J]. IEEE Access, 2018, 6: 17880–17886.
- [33] Billings G, Johnson-Roberson M. SILHONET – FISHEYE: adaptation of a ROI based object pose estimation network to monocular fisheye images[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(3): 4241–4248.
- [34] Jian M, Yang N, Tao C, et al. Underwater object detection and datasets: a survey[J]. Intelligent Marine Technology and Systems, 2024, 2(1): 9.
- [35] Xu S, Zhang M, Song W, et al. A systematic review and analysis of deep learning-based underwater object detection[J]. Neurocomputing, 2023, 527: 204–232.

- [36] Yin F, Li C, Wang H, et al. A robust denoised algorithm based on hessian-sparse deconvolution for passive underwater acoustic detection[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(10): 2028.
- [37] Palomeras N, Furfaro T, Williams D P, et al. Automatic target recognition for mine countermeasure missions using forward-looking sonar data[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2021, 47(1): 141 – 161.
- [38] Braginsky B, Guterman H. Obstacle avoidance approaches for autonomous underwater vehicle: simulation and experimental results[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2016, 41(4): 882 – 892.
- [39] Zhou T, Si J, Wang L, et al. Automatic detection of underwater small targets using forward-looking sonar images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1 – 12.
- [40] Zhou X, Wang Y, Mizuno K, et al. An automatic sonar target shadow extraction approach for rapid seafloor 3D perception using a single acoustic camera[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 9701018.
- [41] Joe H, Kim J, Yu S C. Probabilistic 3D reconstruction using two sonar devices[J]. *Sensors*, 2022, 22(6): 2094.
- [42] Pizer S M, Amburn E P, Austin J D, et al. Adaptive histogram equalization and its variations[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1987, 39(3): 355 – 368.
- [43] Reza A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. *Journal of VLSI Signal Processing Systems For Signal, Image And Video Technology*, 2004, 38(1): 35 – 44.
- [44] Hitam M S, Awalludin E A, Yussof W N J H W, et al. Mixture contrast limited adaptive histogram equalization for underwater image enhancement[C]//*Proceedings of the 2013 International Conference on Computer Applications Technology (ICCAT): IEEE*, 2013: 1 – 5.
- [45] Trucco E, Olmos-Antillon A T. Self-tuning underwater image restoration[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2006, 31(2): 511 – 519.
- [46] Yang M, Gong C L. Underwater image restoration by turbulence model based on image gradient distribution[C]//*Proceedings of the 2012 2nd International Conference on Uncertainty Reasoning and Knowledge Engineering: IEEE*, 2012: 296 – 299.
- [47] Fu X, Zhuang P, Huang Y, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image[C]//*Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP): IEEE*, 2014: 4572 – 4576.
- [48] 夏平, 张光一, 雷帮军, 等. 复 Contourlet 域有向图与高斯混合模型的声呐图像增强[J]. *声学学报*, 2022, 46(4): 529 – 539.
- Xia Ping, Zhang Guangyi, Lei Bangjun, et al. Sonar image enhancement of digraph and Gaussian mixture model in complex Contourlet domain[J]. *Acta Acustica*, 2022, 46(4): 529 – 539. (in Chinese)
- [49] 史志晨, 曾庆军, 朱志宇, 等. 基于模糊增强算法的声呐图像目标增强研究[J]. *舰船科学技术*, 2020, 42(8): 167 – 171.
- Shi Zhichen, Zeng Qingjun, Zhu Zhiyu, et al. Research on target enhancement of sonar image based on fuzzy enhancement [J]. *Ship Science and Technology*, 2020, 42(8): 167 – 171. (in Chinese)
- [50] Wang Y, Zhang J, Cao Y, et al. A deep CNN method for underwater image enhancement[C]//*Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP): IEEE*, 2017: 1382 – 1386.
- [51] Lei J, Wang H, Lei Z, et al. CNN-Transformer hybrid architecture for underwater sonar image segmentation[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(4): 707.
- [52] Mishra P, Khan M R, Phutke S S, et al. TransWaveNet: transformer for underwater image restoration with wavelets[J]. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, 2025, 7(4): 1 – 11.
- [53] Chen X, Yu J, Kong S, et al. Towards real-time advancement of underwater visual quality with GAN[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(12): 9350 – 9359.
- [54] Islam M J, Xia Y, Sattar J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(2): 3227 – 3234.
- [55] Nambiar A M, Mittal A. A GAN-based super resolution model for efficient image enhancement in underwater sonar images[C]//*Proceedings of the OCEANS 2022: IEEE*, 2022: 1 – 8.
- [56] Guan M, Xu H, Jiang G, et al. DiffWater: underwater image enhancement based on conditional denoising diffusion probabilistic model[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2023, 17: 2319 – 2335.
- [57] Fan G, Zhou Y, Zhou J, et al. DCD – UIE: decoupled chromatic diffusion model for underwater image enhancement[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2026, 35: 449 – 464.
- [58] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 33(12): 2341 – 2353.
- [59] Fatan M, Daliri M R, Shahri A M. Underwater cable detection in the images using edge classification based on texture information[J]. *Measurement*, 2016, 91: 309 – 317.
- [60] Srividhya K, Ramya M. Accurate object recognition in the underwater images using learning algorithms and texture features [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(24): 25679 – 25695.
- [61] Shi X, Huang H, Wang B, et al. Underwater cage boundary detection based on GLCM features by using SVM classifier[C]//

- Proceedings of the 2019 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM): IEEE, 2019: 1169 – 1174.
- [62] Beijbom O, Edmunds P J, Kline D I, et al. Automated annotation of coral reef survey images[C]//Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition: IEEE, 2012: 1170 – 1177.
- [63] Komari A H, Farsi H. Passive sonar target detection using statistical classifier and adaptive threshold[J]. Applied Sciences, 2018, 8(1): 61.
- [64] Zhu Y, Chang L, Dai J, et al. Automatic object detection and segmentation from underwater images via saliency-based region merging[C]//Proceedings of the OCEANS 2016: IEEE, 2016: 1 – 4.
- [65] Hong L, Wang X, Zhang G, et al. Usod10k: a new benchmark dataset for underwater salient object detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 34: 1602 – 1615.
- [66] Ge H, Dai Y, Zhu Z, et al. A deep learning model applied to optical image target detection and recognition for the identification of underwater biostructures[J]. Machines, 2022, 10(9): 809.
- [67] 陶洋, 钟邦乾, 赵文博, 等. 融合显示视觉中心与注意力机制的水下目标检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(12): 1237009 – 1237010.
- Tao Yang, Zhong Bangqian, Zhao Wenbo, et al. Underwater object detection algorithm integrating explicit visual center and attention mechanism[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(12): 1237009 – 1237010. (in Chinese)
- [68] Sun X, Shi J, Liu L, et al. Transferring deep knowledge for object recognition in low-quality underwater videos[J]. Neurocomputing, 2018, 275: 897 – 908.
- [69] Zeng L, Sun B, Zhu D. Underwater target detection based on Faster R – CNN and adversarial occlusion network[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 100: 104190.
- [70] Yang H, Xu G, Yi S, et al. A new cooperative deep learning method for underwater acoustic target recognition[C]//Proceedings of the OCEANS 2019: IEEE, 2019: 1 – 4.
- [71] Okereke C E, Mohamad M M, Wahab N H A, et al. An overview of machine learning techniques in local path planning for autonomous underwater vehicles[J]. IEEE Access, 2023, 11: 24894 – 24907.
- [72] Dhulkefl E, Durdu A, Terzioğlu H. Dijkstra algorithm using UAV path planning[J]. Konya Journal of Engineering Sciences, 2020, 8: 92 – 105.
- [73] Cui R, Li Y, Yan W. Mutual information-based multi-AUV path planning for scalar field sampling using multidimensional RRT[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2015, 46(7): 993 – 1004.
- [74] Li M, Zhang H. AUV 3D path planning based on A * algorithm[C]//Proceedings of the 2020 Chinese Automation Congress (CAC): IEEE, 2020: 11 – 16.
- [75] 刘兴盛, 王俊雄. 基于改进蚁群算法的水下机器人路径规划算法[J]. 舰船科学技术, 2022, 44(21): 80 – 87.
- Liu Xingsheng, Wang Junxiong. Research on path planning algorithm for underwater robots based on improved ant colony algorithm[J]. Ship Science and Technology, 2022, 44(21): 80 – 87. (in Chinese)
- [76] Aghababa M P. 3D path planning for underwater vehicles using five evolutionary optimization algorithms avoiding static and energetic obstacles[J]. Applied Ocean Research, 2012, 38: 48 – 62.
- [77] Zhang W, Wang N, Wu W. A hybrid path planning algorithm considering AUV dynamic constraints based on improved A * algorithm and APF algorithm[J]. Ocean Engineering, 2023, 285: 115333.
- [78] Yang X, Shi Y, Liu W, et al. Global path planning algorithm based on double DQN for multi-tasks amphibious unmanned surface vehicle[J]. Ocean Engineering, 2022, 266: 112809.
- [79] Yang J, Ni J, Xi M, et al. Intelligent path planning of underwater robot based on reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022, 20(3): 1983 – 1996.
- [80] Li Z, Li Z, He J, et al. AUV path planning in complex ocean environment via deep reinforcement learning assisted by edge computing[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2025, 71(4): 12106 – 12115.
- [81] 常宗瑜, 张扬, 郑方圆, 等. 水下机器人-机械手系统研究进展: 结构, 建模与控制[J]. 机械工程学报, 2020, 56(19): 53 – 69.
- Chang Zongyu, Zhang Yang, Zheng Fangyuan, et al. Research progress of underwater vehicle – manipulator systems: configuration, modeling and control[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(19): 53 – 69. (in Chinese)
- [82] 张奇峰, 张艾群. 自治水下机器人机械手系统协调运动研究[J]. 海洋工程, 2006, 24(3): 79 – 84.
- Zhang Qifeng, Zhang Aiqun. Research on coordinated motion of an autonomous underwater vehicle-manipulator system[J]. The Ocean Engineering, 2006, 24(3): 79 – 84. (in Chinese)
- [83] Zhang M J, Peng S Q, Chu Z Z, et al. Motion planning of underwater vehicle-manipulator system with joint limit[J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 220: 1767 – 1771.
- [84] Soylu S, Buckham B J, Podhorodeski R P. Redundancy resolution for underwater mobile manipulators[J]. Ocean Engineering, 2010, 37(2 – 3): 325 – 343.
- [85] Simetti E, Casalino G, Wanderlingh F, et al. Task priority control of underwater intervention systems: theory and applications[J]. Ocean Engineering, 2018, 164: 40 – 54.

- [86] Antonelli G, Chiaverini S. A fuzzy approach to redundancy resolution for underwater vehicle-manipulator systems[J]. Control Engineering Practice, 2003, 11(4): 445–452.
- [87] Santos P C, Freire R C, Carvalho E A, et al. Fully automatic visual servoing control for underwater vehicle manipulator systems based on a heuristic inverse kinematics[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2023, 107(3): 42.
- [88] Dhurandher S K, Misra S, Obaidat M S, et al. UWSim: a simulator for underwater sensor networks[J]. Simulation, 2008, 84(7): 327–338.
- [89] Kingston Z, Kavraki L E. Robowflex: robot motion planning with MoveIt made easy[C]//Proceedings of the 2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS): IEEE, 2022: 3108–3114.
- [90] Dai Y, Yu S. Design of an indirect adaptive controller for the trajectory tracking of UVMS[J]. Ocean Engineering, 2018, 151: 234–245.
- [91] Li Y, Jiang Y Q, Wang L F, et al. Intelligent PID guidance control for AUV path tracking[J]. Journal of Central South University, 2015, 22(9): 3440–3449.
- [92] Londhe P, Mohan S, Patre B, et al. Robust task-space control of an autonomous underwater vehicle-manipulator system by PID-like fuzzy control scheme with disturbance estimator[J]. Ocean Engineering, 2017, 139: 1–13.
- [93] Zhou Z, Tang G, Xu R, et al. A novel continuous nonsingular finite-time control for underwater robot manipulators[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2021, 9(3): 269.
- [94] Qin H, Yang H, Sun Y, et al. Adaptive interval type-2 fuzzy fixed-time control for underwater walking robot with error constraints and actuator faults using prescribed performance terminal sliding-mode surfaces[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2021, 23(4): 1137–1149.
- [95] Li K, Li Y. Adaptive predefined-time optimal tracking control for underactuated autonomous underwater vehicles[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2023, 10(4): 1083–1085.
- [96] Zheng X, Tian Q, Wang Y, et al. A finite-time adaptive intervention controller for underwater vehicle manipulator systems[J]. Ocean Engineering, 2025, 326: 120900.
- [97] Liu Y, Wang L, An S, et al. Trajectory tracking control of autonomous underwater vehicles based on a predefined time control strategy[J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(7): 076204.
- [98] Wang L L, Wang H J, Pan L X. H_∞ control for path tracking of autonomous underwater vehicle motion[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2015, 7(5): 1687814015582083.
- [99] Liu H, Yang J, Tian X, et al. Improved FPTPPF-based predefined-time tracking control of a UVMS with actuator faults[J]. Ocean Engineering, 2024, 313: 119603.
- [100] 俞建成, 李强, 张艾群, 等. 水下机器人的神经网络自适应控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 9–13.
Yu Jiancheng, Li Qiang, Zhang Aiqun, et al. Neural network adaptive control for underwater vehicles[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(1): 9–13. (in Chinese)
- [101] 俞建成, 张艾群, 王晓辉, 等. 基于模糊神经网络水下机器人直接自适应控制[J]. 自动化学报, 2007, 33(8): 840–846.
Yu Jiancheng, Zhang Aiqun, Wang Xiaohui, et al. Direct adaptive control of underwater vehicles based on fuzzy neural networks[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(8): 840–846. (in Chinese)
- [102] Chen Y, Tu Z, Zhang S, et al. A synchronous multi-agent reinforcement learning framework for UVMS grasping[J]. Ocean Engineering, 2024, 307: 118155.
- [103] Xu B, Pandian S R, Sakagami N, et al. Neuro-fuzzy control of underwater vehicle-manipulator systems[J]. Journal of the Franklin Institute, 2012, 349(3): 1125–1138.
- [104] Wu J, Li B, Huang L, et al. Robust trajectory tracking for uvms via fully actuated system theory and liquid neural networks [C]//Proceedings of the 2025 4th Conference on Fully Actuated System Theory and Applications (FASTA): IEEE, 2025: 1699–1704.
- [105] Hadi B, Khosravi A, Sarhadi P. Deep reinforcement learning for adaptive path planning and control of an autonomous underwater vehicle[J]. Applied Ocean Research, 2022, 129: 103326.
- [106] Wang Y, Gao J. Reinforcement-learning-based visual servoing of underwater vehicle dual-manipulator system[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(6): 940.
- [107] Meng A, Hong L, Feng Y, et al. UTracker: learning visuomotor policies for underwater active target tracking via imitation learning and diffusion model[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2026, 11(4): 4114–4121.
- [108] Heshmati-Alamdari S, Bechlioulis C P, Karras G C, et al. Cooperative impedance control for multiple underwater vehicle manipulator systems under lean communication[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2020, 46(2): 447–465.
- [109] Lapierre L, Fraisse P, Dauchez P. Position/force control of an underwater mobile manipulator[J]. Journal of Robotic Systems, 2003, 20(12): 707–722.
- [110] Zhang J, Li H, Liu Q, et al. The model reference adaptive impedance control for underwater manipulator compliant operation [J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2023, 45(11): 2135–2148.

Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(7):325 – 335,344. (in Chinese)

[16] Zhang M, Xu S, 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.

[17] Yifan L, Yiping S, Xuezhi L, et al. Research on the improvement of garbage detection and classification algorithm based on YOLO v7 – tiny [C] // 2024 2nd International Conference on Intelligent Perception and Computer Vision (CIPCV). IEEE, 2024: 121 – 127.

[18] 袁红春,李春桥. 基于改进可变形卷积的 FDC – YOLO v8 水下生物目标检测方法研究[J]. 农业机械学报,2024, 55(11):140 – 146.

Yuan Hongchun, Li Chunqiao. Research on FDC – YOLO v8 underwater biological object detection method improved by deformable convolution[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 140 – 146. (in Chinese)

[19] Yu Q, Han Y, Han Y, et al. Enhancing YOLO v5 performance for small-scale corrosion detection in coastal environments using iou-based loss functions[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(12): 2295.

[20] 刘进一,晏伏山,董赫,等. 基于改进 MBS – YOLO v8 的火龙果目标检测[J]. 农业机械学报,2025,56(5):425 – 432.

Liu Jinyi, Yan Fushan, Dong He, et al. Pitaya fruit target detection and localization method based on improved MBS – YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(5):425 – 432. (in Chinese)

[21] Chen W, Zhuang T, Zhang Y, et al. YOLO – UOD: an underwater small object detector via improved efficient layer aggregation network[J]. IET Image Processing, 2024, 18(9): 2490 – 2505.

[22] 吴立栋,彭宗举,李欣,等. 基于样本迭代融合的海洋生物检测[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(2): 0220001.

Wu Lidong, Peng Zongju, Li Xin, et al. Marine organism detection based on sample iterative fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(2): 0220001. (in Chinese)

[23] Zhang T, Zhang J, Pan P, et al. YOLO – RRL: a lightweight algorithm for PCB surface defect detection[J]. Applied Sciences, 2024, 14(17): 7460.

[24] Cai H, Xu L, Guo L. Feature fused detector for small objects [C] // 2022 4th International Conference on Advances in Computer Technology, Information Science and Communications (CTISC). IEEE, 2022: 1 – 6.

[25] Ouyang W, Wei Y, Liu G. A lightweight object detector with deformable upsampling for marine organism detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1 – 9.

[26] Yang X, She H, Lou M, et al. A joint ship detection and waterway segmentation method for environment-aware of USVs in canal waterways[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2025, 22: 2132 – 2144.

[27] Miao L, Tian Y. Detection of small underwater organisms based on improved YOLO v8[J]. IAENG International Journal of Computer Science, 2024, 51(8):1020 – 1026.

[28] Liu Q, Huang W, Duan X, et al. DSW – YOLO v8n: a new underwater target detection algorithm based on improved YOLO v8n[J]. Electronics, 2023, 12(18): 3892.

(上接第 31 页)

[111] Cui Y, Yuh J. A unified adaptive force control of underwater vehicle-manipulator systems (UVMS) [C] // Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS); IEEE, 2003: 553 – 558.

[112] Olguin-Diaz E, Arechavaleta G, Jarquin G, et al. A passivity-based model-free force-motion control of underwater vehicle-manipulator systems[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2013, 29(6): 1469 – 1484.

[113] Barbalata C, Dunnigan M W, Petillot Y. Position/force operational space control for underwater manipulation[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 100: 150 – 159.

[114] Liu H, Yu M, Zhang W, et al. Jamming-free impedance control of UVMS based on contact mechanisms for peg-in-hole tasks [C] // Proceedings of the 2024 36th Chinese Control and Decision Conference (CCDC); IEEE, 2024: 2450 – 2455.

[115] Taira Y, Sagara S, Oya M. Impedance control based on error feedback for the manipulator of an underwater vehicle-manipulator system[J]. Artificial Life and Robotics, 2023, 28(4): 830 – 849.

[116] Wu B, Liu X, Hui N, et al. Fuzzy adaptive impedance control method for underwater manipulators based on bayesian recursive least squares and displacement correction[J]. Machines, 2025, 14(1): 39.

[117] Carlucho I, De Paula M, Wang S, et al. Adaptive low-level control of autonomous underwater vehicles using deep reinforcement learning[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 107: 71 – 86.

[118] Carlucho I, Stephens D W, Barbalata C. An adaptive data-driven controller for underwater manipulators with variable payload [J]. Applied Ocean Research, 2021, 113: 102726.