

水下机器人羽流追踪技术监测水环境应用综述

周焕银¹ 吴紫藤¹ 刘金生² 伍琦¹

(1. 东华理工大学电子与电气工程学院, 南昌 330013; 2. 东华理工大学水资源与环境工程学院, 南昌 330013)

摘要: 水下机器人羽流追踪技术通过动态感知污染物扩散路径, 为生态保护及应急响应提供关键支撑, 逐渐成为水环境监测的重要手段。系统综述了该技术的发展脉络与技术体系: 在羽流建模层面, 对比分析了物理模型、数据驱动模型及混合模型的适用性与局限性; 在追踪算法领域, 重点剖析了单机策略与多机协同的优化机制, 指出强化学习与物理模型的融合显著提升了动态环境下的鲁棒性; 在系统应用方面, 结合深海热液探测、河口水域污染定位等案例, 评估了追踪效率、精度及能耗等指标。进一步指出当前水下机器人羽流追踪技术瓶颈, 包括羽流突变适应性弱、强噪声信号分离难、小型平台负载-续航矛盾等。水下机器人羽流追踪技术可通过多模态感知架构的融合、智能算法集群的演化与能量优化机制的迭代, 重塑海洋环境监测新范式。

关键词: 水下机器人; 羽流追踪; 水环境监测; 强化学习; 多机器人协同; 污染源定位

中图分类号: X937

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)19-0032-12

OSID:



Review of Underwater Robot Plume Tracking Technology in Water Environment Monitoring

Zhou Huanyin¹ Wu Ziteng¹ Liu Jinsheng² Wu Qi¹

(1. School of Electronic and Electrical Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, China

2. School of Water Resources and Environmental Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, China)

Abstract: Underwater robot plume tracking technology, by dynamically perceiving the path of pollution diffusion, provides crucial support for deep-sea resource exploration, ecological protection, and emergency response, and has gradually become an important means in the field of water environment monitoring. The development trajectory and technical system of this technology were systematically reviewed: at the plume modeling level, it compared and analyzed the applicability and limitations of physical models, data-driven models, and hybrid models; in the tracking algorithm domain, it focused on dissecting the optimization mechanisms of single-machine strategies and multi-machine collaboration, and pointed out that the integration of reinforcement learning and physical models significantly enhanced robustness in dynamic environments; in terms of system application, it quantitatively assessed indicators such as tracking efficiency, accuracy, and energy consumption by combining cases like deep-sea hydrothermal vent detection and river estuary pollution location. The research further revealed the current bottlenecks of underwater robot plume tracking technology, including weak adaptability to plume mutations, difficulty in separating strong noise signals, and the contradiction between load and endurance of small platforms. It looked forward to the future development trends of underwater robot plume tracking technology, focusing on the development of global water environment safety governance technologies.

Key words: underwater robot; plume tracking; water environment monitoring; reinforcement learning; multi-robot collaboration; location of pollution sources

0 引言

随着海洋资源勘探开发、生态环境保护与突发

事故应急响应等领域需求的持续增长,水下羽流动态追踪技术在水环境监测中的应用价值日益凸显^[1]。羽流(plume)是物质在流体中输运、扩散所

收稿日期: 2026-01-26 修回日期: 2026-02-28

基金项目: 江西省科技厅重点基金项目(20224ACB204022)和国家自然科学基金项目(62063001)

作者简介: 周焕银(1975—),女,教授,博士,主要从事水下机器人应用及控制研究,E-mail: hyzhou@ecut.edu.cn

通信作者: 刘金生(1976—),男,副教授,博士,主要从事水环境监测与水质污染监测研究,E-mail: 2467509150@qq.com

形成的动态、不稳定的结构,其演化过程涉及湍流混合、相变及生物地球化学耦合等多尺度物理与生态动力学机制^[2]。对该类结构进行有效追踪,在深海热液喷口探测、水下溢油污染监测、火山活动预警等重大环境与地质活动中具有重要的科学研究价值与工程应用前景^[3]。然而,传统依赖固定传感器节点与离散人工采样的监测方法,在动态、高频采样需求下暴露出空间覆盖有限、响应迟缓等局限性,难以适应复杂动态海洋环境,尤其在非稳态羽流实时追踪方面存在显著不足^[1]。

近年来,以自主水下航行器(AUV)为代表的水下机器人技术,为羽流追踪提供了从单点静态观测向多机协同动态感知跃迁的新路径^[4]。早期研究主要基于化学传感器梯度追踪与声学侧扫成像等技术,但在复杂环境中常受信号干扰与流场扰动影响,稳定性较差^[5-6]。当前,基于AUV的羽流追踪系统普遍采用“感知-决策-行动”闭环控制框架,其核心在于利用搭载的多种传感器实时获取水体参数,通过智能算法识别羽流浓度梯度方向,并规划运动控制指令,驱动AUV逐步逼近污染源头^[1,5]。随着人工智能技术的深度融合,羽流追踪性能得到显著提升:例如,基于卷积神经网络(CNN)的图像处理方法实现了羽流形态的实时识别与提取;融合深度强化学习(DRL)的决策框架则增强了AUV在非定常流场中的自主避障与路径跟踪能力。

在此背景下,多AUV集群系统与多模态传感技术的结合,正逐步成为突破现有瓶颈的重要途径^[7-8]。通过集成声学层析、激光诱导荧光(LIF)、化学物质浓度场重建等先进感知技术,并引入在线数据同化与自适应滤波算法,显著提高了羽流边界识别与源项定位的精度与鲁棒性^[9-10]。该技术已在热液羽流追踪、河口污染物扩散监测等典型场景中展现出广泛的应用潜力,为深海环境安全与生态治理提供了核心数据支撑^[9-11]。尽管如此,当前技术体系仍面临多源异构传感器同步性差、极端水文环境下设备可靠性低、算法在遮挡与强干扰条件下泛化能力不足等挑战^[8]。

本文系统梳理近年来基于AUV的羽流自主追踪技术的研究进展。首先深入探讨从经典物理模型到混合模型的羽流建模方法及其在追踪中的应用;其次,重点剖析“感知-决策-行动”闭环框架中的核心技术,包括单机器人及多机器人协同的追踪算法原理、性能与应用场景;再次,通过典型应用案例展示该技术在水环境监测中的实际价值,并剖析当前面临的技术瓶颈;最后,基于以上分析,提出未来研究方向和关键技术突破点。为相关领域的研究者提

供全面系统的参考,进而推动水下机器人技术在水环境监测中的进一步发展和应用。

1 水下机器人羽流追踪技术发展概况

1.1 发展历程

随着海洋环境监测需求的增长,传统依赖锚系浮标或船载断面采样的方法越来越难以满足对羽流扩散过程的高时空分辨率观测需求。自主水下航行器(AUV)具备高机动性、可重复航行、可搭载多传感器等优势,因此自21世纪初便逐渐被应用于羽流监测^[12]。早期具有代表性的工作包括Ramos等^[9]在2002年利用AUV对近岸污水排放口羽流进行空间结构测量,该研究标志着AUV在海洋羽流监测中的首次工程化应用。

进入21世纪,随着AUV稳定性和机载传感能力显著提升,研究逐渐从单次航次扩展到系统性、多航次、多载荷任务。例如,文献[13]在洛马角海洋排污口(Point loma ocean outfall)区域开展了多次AUV海试,通过集成温盐深、流速、光学与荧光传感器,实现了近岸污水羽流的长期三维观测,并以远高于传统拖体或锚系的数据密度揭示了羽流稀释、混合与湍流扩散等关键动态特征。这一时期的研究基本上形成了“移动测量-数据融合-三维绘制”的AUV羽流监测体系。

与此同时,在理论与仿真领域,针对AUV追踪羽流的算法研究开始成熟。2016年Jayasiri等^[14]提出一种融合梯度搜索与路径优化的追踪策略,为AUV在无GPS环境下通过传感器反馈进行羽流边界追踪提供了有效方法。这些工作使得羽流追踪从“被动观测”向“主动追踪”逐步转变。图1所示为典型AUV平台结构示意图^[15]。



图1 REMUS自主水下航行器(AUV)平台示意图

Fig.1 Schematic of REMUS autonomous underwater vehicle (AUV) platform

1.2 核心技术研究进展

近年来,智能算法的发展显著推动了AUV羽流追踪技术的能力提升。深度强化学习的引入使自主决策成为可能,例如Wan等^[16]在2023年提出将double-DQN与DDPG融合的控制策略,并在湍流环境模拟中验证了其搜索成功率超过90%,同时在响应速度和轨迹收敛性方面较传统仿生策略具有明显优势。这一类方法通过学习羽流强度梯度的时序变化特征,使AUV能够在复杂环境中不断更新决策

策略,实现自适应优化,从而推动羽流追踪从基于规则的控制迈向数据驱动的智能决策。

与决策智能化并行发展的是感知能力的跃升。当前 AUV 可集成温盐深剖面仪、声学多普勒流速仪、CDOM/荧光传感器、浊度计等多模态传感器,实现对温度、盐度、流速、光学特征等多物理量的同步获取,大幅提高对羽流边界、稀释系数与内部结构的识别精度。同时,随着任务规模不断扩大,多 AUV

协同与群体智能成为新的研究重点。研究表明,通过共享羽流特征、协同分区搜索以及多机器人信息融合,多 AUV 系统在大尺度污染区可获得比单平台任务更高的空间覆盖度与更稳健的追踪性能^[17]。这些进展共同推动了水下羽流追踪技术向更高智能、更高可靠性与更强任务适应性的方向迈进。图 2 所示为羽流追踪技术的发展史,展现了羽流追踪技术的发展历程。

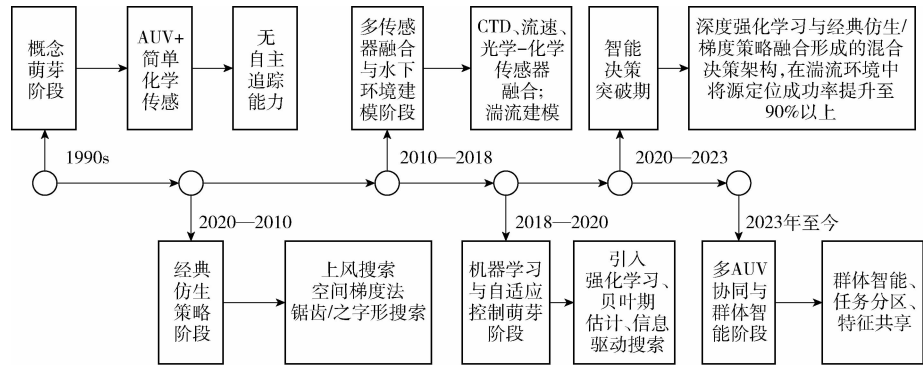


图 2 羽流追踪技术的发展历程

Fig.2 Development history of plume tracking technology

1.3 当前技术现状与应用

目前,AUV 羽流追踪技术已经从早期单次探测发展为可集成感知-决策-控制于一体的闭环系统。AUV 可通过实时环境感知进行自主路径规划,并根据羽流强度梯度自动调整速度、航向与采样策略;同时,多 AUV 协同框架可用于大范围污染调查与羽流漂移监测,图 3 所示为多 AUV 羽流追踪,使系统具有更强的覆盖能力^[18]。

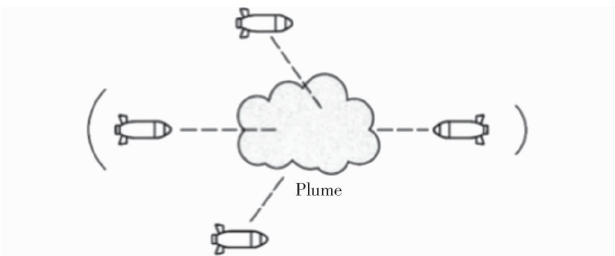


图 3 多 AUV 协同追踪框架图

Fig.3 Framework of multi-AUV cooperative plume-tracking

尽管技术已具备工程可行性,但仍存在若干限制,例如:复杂海况下导航精度下降、多传感器漂移与校准难度大、长时间任务的能耗管理、深海环境下通讯困难、强化学习算法在真实环境中的泛化能力有限等^[16-17]。因此,未来的发展趋势主要包括:提高传感器稳定性和反演精度;发展适应复杂环境的鲁棒控制策略;实现多平台(AUV、ASV、Glider)协同;加强真实海试数据积累、构建标准化羽流追踪评测体系,以推动其在海洋污染监测、海洋工程、应急事故响应等领域的常态化应用。

2 羽流追踪技术理论基础特性与建模

羽流作为海洋物质运输的核心载体,其物理化学特性与演化机制构成了水下追踪技术的认知基础^[19]。从湍流剪切主导的扩散过程^[20]到多模态信号耦合的感知表征^[21],羽流复杂行为的系统解析正推动建模方法实现从经典物理机制驱动向智能混合范式跃迁。本章从羽流的物理化学特性出发,总结典型扩散与信号行为;随后系统回顾羽流建模方法从经典物理模型到现代数据驱动与混合范式的演进路径;最后对主要追踪模型进行适用性分析,为后续追踪算法设计奠定理论基础。

2.1 羽流的物理化学特性与探测挑战

水下羽流通常由泄漏的化学物质、热液喷口释放的高温流体或营养盐等组成,其时空演化受湍流、小尺度涡旋、背景平流与密度浮力等多尺度过程耦合控制^[19]。理论与野外观测一致表明:在多数自然海况下,羽流不呈平滑连续的扩散,而是被湍流撕裂成细丝与斑块,表现高度的间歇性与非均匀性。这类间歇性使得单点化学传感器在时间上观测到“突发—空白—再突发”的脉冲式浓度序列,其统计特征(脉冲宽度、间隔分布、幅值分布)随下游距离和背景流场条件变化明显^[22-23]。此外,对于具有显著浮力差(如热液羽流或某些轻质碳氢化合物)的情形,浮力驱动的上升柱或沉降行为会在垂直方向上引入强非均匀性,使羽流成为三维结构而非仅二维平面现象^[24],图 4 为海底热液羽流图像^[25]。

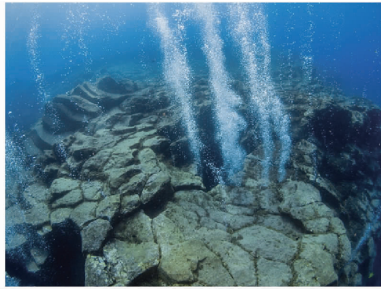


图 4 海底热液喷口羽流图像

Fig. 4 Hydrothermal vent plume underwater image

这些物理特性对 AUV 执行羽流追踪提出了若干实际挑战:首先,瞬时梯度的不稳健与湍流导致的局部浓度梯度方向在短时间尺度内频繁跳变,使得简单的梯度上升策略在真实海况中常被“误导”;传感器限制(响应延迟、灵敏度阈值、漂移与噪声)会放大小尺度信号的间歇性,降低单模态观测的可靠性;复杂流场背景(潮汐、垂向分层与局地涡旋)使得基于稳态假设的解析模型难以直接用于在线决策^[12,22-23]。因此,鲁棒的追踪算法通常必须超越瞬时浓度读数,结合历史观测序列、流场估计(或测量)、概率推断与多模态信息融合等手段,以在间歇信号与强背景扰动中维持稳定决策^[26-27]。

为了解羽流的瞬时与统计结构,研究者常结合高分辨率实验(例如 PLIF 平面荧光成像)与数值仿真(CFD/LES)来生成高保真场景,这些场景既用于机理研究,也作为算法仿真和训练的数据来源^[23,28]。野外工作(例如利用 AUV 与原位化学分析仪对深海油气羽流或热液羽流的采样与绘制)进一步证明了移动观测平台在揭示三维非均匀性与发现新喷口/污染源方面的独特价值^[10]。

2.2 羽流建模方法演变与分类

2.2.1 经典物理模型阶段

羽流建模最早基于解析形式的经典物理模型,这一阶段的研究依托于流体力学、质量守恒和动量守恒等基础理论,通过构建具备封闭形式的方程来描述羽流的平均扩散行为^[29]。典型代表包括高斯羽流模型、热羽流模型以及基于稳态对流-扩散方程的解析解,它们通过假设均匀背景流场、稳态扩散过程和弱湍流强度,能够在简单环境中有效估计羽流的浓度分布、扩散宽度及中心轨迹。由于模型结构明确、参数含意清晰,这类方法具有良好的可解释性和较低的计算成本。然而,经典模型通常隐含大量理想化假设,无法捕捉湍流羽流的间歇性特征、涡结构、斑块化(patchiness)以及真实海洋环境中的空间非均匀性和时间非稳态性^[19]。因此,随着应用需求向真实复杂场景扩展,经典解析模型在精度和适用性上的局限逐渐显现,图 5 为经典物理模型。

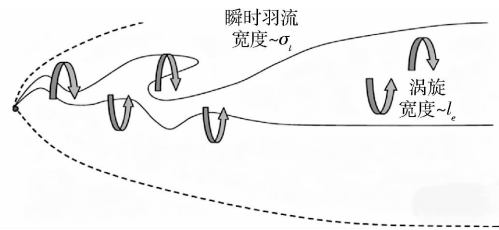


图 5 波动羽流结构及涡流尺寸谱对浓度分布的影响

Fig. 5 Influence of fluctuating plume structure and vortex size spectrum on concentration distribution

2.2.2 数值仿真与 CFD 模型阶段

为克服解析模型的简化假设限制,数值仿真技术逐渐成为羽流建模研究的核心方向^[19]。基于计算流体力学(CFD)的方法通过直接或间接求解 Navier-Stokes 方程,能够模拟三维湍流输运过程及羽流与背景流的非线性耦合行为^[30]。典型方法包括 Reynolds 均匀化模型(RANS)、大涡模拟(LES)以及直接数值模拟(DNS),它们在湍流分辨率、计算量和模型精度上代表从低到高的不同层级。CFD 模型能够捕捉羽流的脉动扩散、间歇性喷发、涡旋结构、混合层内的细丝状形态,以及羽流在复杂边界、地形和多源干扰下的动力演化,为真实环境下的自主追踪算法提供高保真模拟环境^[31]。然而,CFD 的高计算成本使其实时性较差,其预测结果对湍流模型选择、网格精度、边界条件及数值格式高度敏感,这也限制了其在自主水下平台上的直接部署^[32]。尽管如此,该阶段的研究显著提高了对羽流多尺度动力机制的认识,并奠定了后续模型发展的基础。

2.2.3 数据驱动模型阶段

随着海洋观测平台、传感设备和计算资源的快速发展,大量时空分辨率更高的羽流扩散数据得以获取,促进了数据驱动模型在羽流模拟中的兴起^[19]。此类方法不依赖显式的物理方程,而是通过统计学习和深度学习技术直接从数据中提取扩散规律,包括高斯过程回归(GPR)、随机森林、支持向量机(SVM)、卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)及其变体长短期记忆网络(LSTM)、Transformers 等模型。这些方法能够学习非线性扩散行为与湍流特征,显著提升在复杂环境下的拟合能力,也能在一定程度上弥补经典模型表达能力不足的问题^[33]。数据驱动模型通常缺乏物理约束,泛化能力强烈依赖训练数据的多样性和真实性,在数据覆盖不足、噪声干扰较大或跨场景预测任务中容易失效,部分深度学习模型虽然具备良好的预测性能,但可解释性不足,难以直接用于需要安全性、鲁棒性与可验证性的 AUV 自主追踪系统^[34]。因此,尽管数据驱动方法拓展了羽流建模的新方向,但仍

存在稳定性和可靠性的瓶颈。

2.2.4 物理-数据混合模型阶段

随着对湍流羽流动力学理解的深入以及机器学习方法的不断成熟,传统物理模型与数据驱动模型各自的局限性逐渐显现,前者在复杂环境下的精度受制于结构性偏差,后者则依赖大量高质量数据且泛化性不足。为此,研究者开始探索物理与数据融合的混合建模范式,即在数据驱动框架中显式注入物理约束,以兼具高精度、可解释性与泛化能力^[27]。典型代表包括物理约束神经网络(Physics-informed neural networks, PINNs)、分布式流场同化方法、强化学习结合流体模拟的混合策略,以及基于偏微分方程约束的深度学习预测模型。这类方法通过将守恒方程、湍流统计特性、边界条件、扩散规律等嵌入网络损失函数或结构之中,使模型即便在样本不足或环境非稳态的情况下仍能保持合理的物理行为^[35]。同时,混合模型能够在数据与模拟间建立双向映射,不仅可用于高效重建羽流结构、填补观测空洞,还能辅助 AUV 在真实任务中实现在线学习与场景自适应。总体而言,物理-数据混合模型成为近年来羽流建模的发展重点,其综合利用数据优势与物理知识的能力,为未来高鲁棒性、高精度的自主水下羽流追踪系统奠定了基础。

2.2.5 羽流扩散预测模型性能对比分析

系统梳理了羽流扩散预测领域 3 类主流模型的性能特征(表 1)。CFD 模型通过 Navier - Stokes 方程精确模拟三维扩散路径,定位误差控制在 5% 以内,然而网格划分复杂度高;数据驱动模型中,GPR 与 LSTM 分别非线性特征捕捉和时间序列预测方面表现突出,但对数据质量敏感且实时性不足;混合模型 PINNs 通过物理方程约束神经网络,在数据稀缺场景下兼具可靠性与预测精度,但模型训练需跨学科知识支撑。

表 1 不同羽流扩散预测模型性能对比分析

Tab.1 Performance comparison of different plume dispersion prediction models

模型类型	具体模型	优势
物理模型	CFD 模型模拟拟	三维扩散路径预测精确,定位
	却塔羽流扩散	误差小于 5% ^[36]
数据驱动模型	GPR 模型用于环	非线性特征捕捉能力强,数据
	境数据回归预测	驱动灵活 ^[37]
数据驱动模型	LSTM 模型预测时	长期依赖建模准确,动态预测
	间序列数据	性能优 ^[38]
混合模型	PINNs 模型结合流	物理约束提升可靠性,数据稀
	体动力学方程	缺场景表现优 ^[39]

2.3 面向追踪的典型模型及其适用性

基于上述建模方法的发展,当前水下羽流追踪

技术中常用的模型主要包括高斯模型、细丝模型、CFD 模型、强化学习模型及多智能体协同模型。它们在适用场景、计算代价、鲁棒性和环境要求方面各具优势。

(1)高斯羽流模型

高斯羽流模型是最常用的扩散模型之一^[40]。它假设羽流浓度在空间中呈现高斯分布,即羽流浓度从源位置向外递减,符合高斯函数的形式。该模型适用于描述羽流在均匀流场中的扩散过程。

(2)细丝模型

细丝模型由 Farrell 等^[41]提出,假设羽流由许多细丝组成,每根细丝代表羽流的一部分。通过模拟细丝的运动,可以描述羽流的瞬时结构。该模型适用于描述羽流在复杂流场中的动态变化。

(3)格构羽流模型

格构羽流模型将羽流视为由多个格构单元组成,每个单元代表羽流的一个基本单位^[42]。通过模拟格构单元的运动和相互作用,可以描述羽流的整体行为。该模型适用于描述羽流在复杂环境中的扩散和运动。

(4)计算流体力学(CFD)模型

CFD 模型通过数值求解纳维-斯托克斯方程来模拟羽流的扩散过程^[43]。该模型能够精确描述羽流在复杂流场中的运动特性,但计算复杂度较高。

(5)基于强化学习的模型

强化学习模型通过智能体与环境的交互学习最优的追踪策略,部分可观测马尔可夫决策过程(Partially observable Markov decision process, POMDP)是强化学习中常用的模型之一^[44]。该模型能够处理环境的不确定性和复杂性,提高追踪的鲁棒性。

(6)多智能体协同模型

多智能体协同模型通过多个自主水下航行器(AUV)的协作来实现高效的羽流追踪,基于拍卖机制的 Voronoi 区域划分方法能够有效分配每个 AUV 的任务区域,提高协同追踪的效率^[45]。

这些模型在水下羽流追踪中各有优势和局限性(表 2)。选择合适的模型需要根据具体的任务需求和环境条件进行综合考虑。通过结合多种模型的优点,可以实现更高效、更准确的羽流追踪。

在羽流追踪技术中,各类模型因其内在机理差异而具有鲜明的性能边界与场景适应性。高斯羽流模型凭借解析式表达的简洁性及低计算成本,成为羽流扩散范围快速评估的首选工具。细丝模型通过离散化羽流微结构,在复杂流场动态演化模拟中展现独特优势,但高昂的计算代价限制了其实时性。

表 2 不同建模模型特性与应用场景对比
Tab.2 Comparison of different modeling approaches

模型名称	优点	缺点	适用场景
高斯羽流模型	公式简单, 计算效率高	无法捕捉湍流细节	初步评估羽流扩散范围
细丝模型	描述羽流动态变化	模型复杂度高, 计算量大	复杂流场中的羽流追踪
格构羽流模型	描述羽流在复杂环境中的扩散和运动	模型复杂度高, 计算量大	复杂地形区域的羽流描述
CFD 模型	精确描述羽流运动特性, 考虑多种因素	计算成本高, 模型建立复杂	需要高精度预测的场景
基于强化学习模型	处理环境不确定性, 提高追踪鲁棒性	训练需要大量样本, 模型解释性差	动态环境下的羽流追踪
多智能体协同模型	多个 AUV 协作实现高效追踪	协同控制算法复杂, 通信要求高	大范围、复杂环境下的羽流追踪

格构羽流模型对地形-羽流交互效应的表征能力,使其在海底峡谷等复杂地形应用中不可替代。CFD 模型以 Navier - Stokes 方程为基石,在多物理场耦合的高精度预测领域占据主导地位,其代价是巨大的建模与算力需求。基于强化学习的模型通过智能体-环境交互机制提升不确定环境下的追踪鲁棒性,却面临训练数据依赖性与决策黑箱化的固有局限。多智能体协同模型依托分布式感知架构,为大范围动态羽流追踪提供范式解决方案,其效能受制于通信拓扑稳定性与协同算法复杂度。综上所述,模型选择需要根据具体的任务需求和应用场景进行综合考虑。

3 羽流追踪方法

水下羽流追踪技术的效能核心在于环境感知与决策控制的动态耦合,其方法论演进正经历从单体经验驱动向群体智能协同的范式跃迁^[1,46]。本章将系统解构梯度法、概率法与仿生法在单机机器人决策中的机理差异,揭示分布式优化与集群智能在多机协同架构中的涌现特性,并通过算法鲁棒性、实时性与能耗的辩证统一关系,建立追踪策略与环境场景的自适应匹配准则。

3.1 单机器人追踪

3.1.1 梯度法

梯度法是一种基于化学浓度梯度信息的追踪策略,其核心原理是通过感知不同位置的浓度差异,驱动机器人沿浓度梯度上升方向移动,最终逼近污染源^[1]。该方法凭借直观的物理机制与低计算复杂度,成为实时性要求较高场景下的优选方案:在稳定

水流环境中,浓度梯度呈现空间连续性,机器人可通过持续沿梯度方向移动实现高效追踪;但在湍流环境中,局部浓度波动易导致梯度方向频繁变化,可能使机器人陷入局部最优解,降低定位精度^[47-48]。尽管存在湍流干扰的局限性,梯度法仍因其计算简单、响应速度快和能耗较低的优点,在对实时性要求较高且环境相对稳定的场景中得到广泛应用^[49]。

3.1.2 概率法

概率法通过构建动态概率图模型(如贝叶斯估计^[50]或粒子滤波^[51]),利用实时观测数据迭代更新污染源位置的后验概率分布,实现对目标区域的动态聚焦搜索。该方法能够有效处理非线性、非高斯观测噪声,并在复杂海洋环境中通过概率融合机制应对羽流扩散的动态不确定性^[52]。尽管粒子滤波等算法通过采样近似降低了计算复杂度,但其性能仍受粒子数量和重采样策略的显著影响^[53]。此外,概率法的实时性瓶颈可通过分布式计算框架(如边缘计算节点协同^[54])或模型简化策略(如高斯混合近似^[55])得到部分缓解。值得注意的是,初始概率分布的先验准确性直接影响收敛速度,而观测模型的参数校准(如传感器噪声协方差矩阵^[56])则是保障定位精度的关键。

3.1.3 仿生法

仿生算法通过模拟生物(如昆虫、鸟类)的气味源定位行为^[52,57],构建启发式搜索策略。其中,逆风搜索(anemotaxis)^[57]和螺旋搜索^[58]等策略直接源于生物在自然环境中追踪气味的本能行为。这类方法通常采用基于行为规则的简单决策机制^[58],能够在环境动态变化时实现快速响应,并在复杂未知环境中展现出显著的鲁棒性^[52,59]。其核心优势在于借鉴了生物在长期进化中形成的适应性策略^[57],使机器人系统无需复杂计算即可有效执行追踪任务,从而在保证定位精度的同时维持适中的能耗水平^[58]。

3.2 多机器人协同追踪

3.2.1 分布式优化

分布式优化方法通过将搜索任务解耦为多机器人协同子问题^[59],实现任务级并行处理。每个机器人基于局部观测数据与全局目标函数进行分布式决策^[60],并通过信息共享机制(如共识算法^[61])维持全局一致性。该方法通过空间并行性显著提升搜索效率^[62],其理论加速比接近线性增长^[63]。多机器人系统的天然冗余特性使其具备容错能力,部分个体失效时仍可通过动态任务重分配保持系统性能^[64]。此外,基于市场机制^[65]或博弈论^[66]的任务分配策略可进一步优化路径规划,整体能耗降低

30% 以上^[67],特别适用于能源受限的移动机器人系统。

3.2.2 集群智能

集群智能方法通过模拟自然界群体行为(如蚁群觅食^[68]、鸟群迁徙^[69]),构建基于局部交互规则的分布式控制框架。该方法通过设计简单的个体行为(如信息素沉积^[70]、邻域对齐^[71]),使机器人群体涌现出复杂的搜索模式,实现去中心化自组织^[72]。其核心优势在于:自适应能力,通过局部通信快速响应环境动态变化^[73];鲁棒性,群体行为对个体失效具有天然容错性^[74];资源效率,通过协作避免重复搜索,整体能耗降低 40% 以上^[75]。特别在复杂未知环境中,集群智能方法展现出传统集中式控制难以比拟的生存能力。表 3 是几种羽流追踪算法在实时性、鲁棒性和能耗效率方面的性能对比。

表 3 不同算法之间的性能对比与适用场景
Tab.3 Comparison and applicable scenarios of different algorithms

算法类型	实时性	鲁棒性	能耗效率	适用场景
梯度法	最好	差	最高	对响应速度要求较高且环境相对稳定的场景
概率法	差	适中	较低	需要高精度定位的场景
仿生法	适中	强	适中	复杂多变的环境,需要平衡搜索速度和精度
分布式优化	较好	强	较高	需要提高搜索效率和鲁棒性的多机器人系统
集群智能	适中	极强	适中	复杂多变的环境,需要极强的鲁棒性和自适应性

3.3 算法性能评估指标体系

为建立可比性强的羽流追踪算法评估框架,从追踪效率、成功率、能耗效率、计算复杂度以及环境适应性 5 方面构建统一指标体系,为算法选择和应用提供依据。

(1)追踪效率

追踪效率用于衡量 AUV 完成源定位所需时间或航行路径长度,是评价算法总体性能的关键指标之一。常用量化方式包括定位时间 T_{find} 、航迹长度 L ,以及单位时间信息增益等度量^[76-78]。较低的路径代价和完成时间通常意味着更高的搜索效率与更优的路径规划能力。

(2)追踪成功率

在湍流、噪声和间歇性信号条件下成功定位污染源的概率反映算法鲁棒性。多数研究使用“定位误差低于阈值”作为成功判据,通过统计多次实验的成功比例来表征^[79-80]。成功率对概率法和仿生法尤为重要,因为这些方法常用于强扰动场景,鲁棒

性差异对结果影响显著。

(3)能耗效率

能耗包括推进能耗、姿态控制能耗、传感器采样能耗与计算能耗,是长航时任务的重要约束。典型评价指标包括任务总能耗 E_{total} 、单位路径能耗 E/L 等^[81-82]。若算法产生频繁急转弯、搜索路径大幅波动,会显著增加能源消耗。

(4)计算复杂度

计算复杂度表征算法是否适用于 AUV 的嵌入式平台。梯度法与仿生法通常只需局部信息,计算复杂度低;而粒子滤波、POMDP 或深度强化学习等方法需要较大计算资源^[16,83]。常用度量包括单周期计算时间、CPU 与内存占用率等,用于判断算法是否具有实时性。

(5)环境适应性

环境适应性衡量算法在不同水动力条件下的性能稳定程度,包括湍流、无梯度区、流向反转区以及信号间歇等场景。梯度法在无梯度区易失效,而概率法与仿生法在动态环境中表现更稳定^[84];多 AUV 方法依赖通信质量与协作策略,在遮挡和信道衰落环境下性能也会受到影响^[85]。

综上,通过上述指标体系可实现对单 AUV 及多 AUV 羽流追踪策略的标准化评价,为后续系统设计、算法筛选与海试验证提供统一准则。

4 面向水环境监测的应用实践与技术挑战

4.1 典型应用案例

4.1.1 深海热液喷口探测

深海热液喷口探测是运用 AUV 开展羽流/化学场定位与源项搜寻的代表性任务之一。热液羽流通常伴随显著的温度、化学(如硫化物、甲烷)和光学(浊度、荧光)异常,可由近底 AUV 搭载的多物理量传感器进行高分辨率探测与空间映射^[3,86-87]。近年来的研究表明,AUV 已能通过集成温盐深(CTD)、化学/氧化还原传感器、光学背散射与声学成像等设备,对热液羽流及其上升柱结构进行高精度三维描绘,为喷口定位与环境评估提供了重要数据支持^[86,88]。

中国科学院沈阳自动化研究所(SIA)开展的“潜龙”系列 AUV 热液喷口探测任务是典型案例之一,尤其是“潜龙三号(Qianlong-3)”在西南印度洋、冲绳海槽等多次远洋航次中利用温度、浊度、Eh 传感器实现了热液异常的自主识别,并通过近底自主测线扫描首次获取多处新喷口附近的高分辨率羽流结构,为我国深海热液资源调查提供关键数据支撑^[89]。国际上,如日本 JAMSTEC 的

AUV“URASHIMA”和“AUV-TSURUGI”,在伊豆一小笠原弧区域多次通过CTD/光学异常自主探测到新喷口;美国伍兹霍尔海洋研究所(WHOI)的AUV“Sentry”在东太平洋海隆(EPR)和胡安·德富卡(JdF)区域实现了羽流三维成像与快速喷口锁定,这些任务均验证了高分辨率AUV探测在海底热液活动研究中的有效性^[86,90]。

在算法与任务执行方面,研究工作往往将高保真数值模拟或PLIF/实验数据用于构建仿真场景,以用于AUV追踪策略的训练与验证;同时在海试中,基于概率滤波、行为式控制或深度学习的决策框架已被用于应对羽流的湍流间歇性与信号突发特征^[5,14]。大量利用AUV进行的近底地球物理/化学巡测工作表明,移动高分辨观测能够揭示热液场的空间非均匀性并发现新喷口(以AUV的温度/化学异常或声学水柱异常为线索),从而成为远洋热液勘测与后续ROV/采样作业的高效前导手段。这些研究与海试成果表明:将高精度传感、离线CFD/LES场景与在线概率/学习决策结合,是推进热液羽流自动化定位的可行路径^[3,86]。

4.1.2 河口与近岸污染源定位

河口与近岸区域是羽流复杂演化的典型场域:潮汐、河流入流、风应力与密度分层共同作用,导致羽流在时空上高度非稳态。针对这一场景,AUV/ROV与岸基/无人艇(USV)联合作业,配合多参数原位传感(荧光、浊度、CDOM、电化学传感器、ADCP等),已被广泛用于出水口羽流的探测与污染源定位^[91-93]。早期工作(如用AUV对近岸出水口羽流进行实验监测)证明了移动平台在捕获羽流初期混合、稀释与涡旋结构方面的优势,并为后续的航次规划和实时搜索策略提供了经验数据^[91]。

国内方面,中国科学院沈阳自动化研究所基于海翼滑翔机与小型AUV平台,在胶州湾及辽东湾开展口门排放羽流及营养盐扩散的多航次观测,利用原位荧光计、浊度计和营养盐传感器获取了河口羽流界面结构、高浑浊层演化等关键数据,为渤海与黄海近岸水质建模与污染源反演提供了实测基础^[89]。国际上,美国环境保护署(EPA)与麻省理工学院(MIT)合作利用AUV Odyssey III在波士顿港进行出水口羽流的自主绘制,通过氯离子、电导率与光学后向散射数据重建了羽流稀释结构;英国国家海洋学中心(NOC)的Autosub AUV在北海开展了冷却水排放与浑浊羽流监测;挪威研究机构使用HUGIN AUV从事溢油羽流三维重构,结合ADCP测流与水下油滴分布模型实现了快速污染范围估计^[10,93]。在突发事件响应方面,遥控/自主平台与遥感手段的

结合被证明可显著缩短污染源定位时间并提高空间覆盖效率;大量事故分析显示,采用机动平台进行高时空分辨观测,有助于快速重构水下溶解组分与油滴分布,从而支持应急决策^[10]。此外,利用卫星/空基遥感与AUV原位观测耦合,可在不同尺度上对羽流扩散进行多源验证,从而在港口管理与河口长期监测中发挥重要作用^[92]。

综上所述,深海热液与河口/近岸污染两类典型场景虽在空间尺度、驱动力与可达性上差异显著,但都显示出同一结论:通过多模态传感+高保真场景构建(数值/实验)+适配场景的在线决策(概率/学习/协同)的组合,能够显著提升羽流源定位与动态监测的精度与鲁棒性。

4.2 实际应用中的关键技术难题

基于深海热液喷口探测与河口/近岸污染源定位的典型案例分析,可以看到AUV在真实海洋羽流环境中的应用仍面临一系列关键瓶颈。这些瓶颈主要来自复杂环境机理、传感器与导航系统的不确定性、在线决策算法可靠性以及作业流程的系统化程度不足等方面:

(1) 环境复杂性导致羽流识别困难

深海热液喷口羽流受强浮力驱动,呈现高度三维、脉动式结构;河口羽流则受到潮汐、风、密度分层等多因素耦合影响而快速演化,使得来自温度、浊度、CDOM、Eh、荧光等传感器的信号常呈现间歇性和低信噪比。在实际航次中,无论是“潜龙三号”还是Sentry,都出现过异常信号的片段化,需通过大量后处理才能确认羽流边界。近岸场景中,海况、浑浊度、浮游生物等背景变化也会导致可靠识别出水口羽流或溢油溶解相的难度显著上升。

(2) 定位与导航误差限制源项反演精度

深海中惯导漂移、超短基线(USBL)误差、海底地形遮挡都会导致航迹偏差,使得热液羽流三维结构难以高精度重构;如Urashima与Sentry在多次任务中均报告过近底地形导致的导航质量下降。河口场景中潮流反转导致的漂移同样会干扰污染源反演。导航误差直接影响羽流中心轴定位与梯度追踪算法的有效性,是当前羽流搜寻任务的核心限制之一。

(3) 多模态传感器在极端环境下的稳定性不足

深海高压、低温、强浑浊环境会造成化学/光学传感器漂移或饱和,甚至出现通信链路间歇性中断;SIA的“潜龙三号”和JAMSTEC的URASHIMA均报告过浊度计在高温热液区附近出现响应异常。河口高浑浊和有机物含量高的环境中,荧光计、CDOM传感器常出现背景噪声偏高的问题,需要频繁校准。

(4)在线决策与自主搜索策略仍缺乏稳健性

当前 AUV 追踪算法(如梯度追踪、概率滤波、深度强化学习等)多在 CFD/LES 或实验场景中验证,而真实环境中湍流的“突发性+间歇性”特征通常远超模拟模型。Odyssey III、HUGIN 等平台的现场报告均指出算法对“突发异常”与“弱信号段”适应性不足,导致需要人工介入或重新规划航线。

(5)系统级可靠性与任务组织难度大

深海任务部署难度高(以 Sentry、潜龙为例,往往需大吨位支撑船与复杂布放回收流程),作业成本高、周期长,且一旦出现设备故障则可能造成整段数据缺失。近岸突发污染场景虽便于部署,但对实时性要求极高(如溢油事件),对通信、协同以及能源补给提出更严格要求,限制了 AUV 的连续作业能力。

综上,环境不确定性、传感器稳定性、导航误差与自主决策能力不足构成了当前 AUV 羽流定位任务的主要应用层挑战。

5 展望

水下机器人羽流追踪技术凭借多模态感知架构、智能算法集群与能量优化机制的深度协同,正重塑海洋水下环境监测的范式。其在深海环境监测与生态安全防护中的变革性价值,已通过路径规划、仿生传感及原位探测等突破得以彰显,而多智能体协同框架更实现了从离散观测到系统监测的质变。当前技术仍面临模型失配、信号混淆与能源约束三重挑战,亟需发展孪生驱动流场推演、智能噪声分离与低功耗传感技术。随着跨学科融合的深入推进,该技术将突破物理边界的禁锢,迈向全域实时感知的新纪元,为海洋可持续治理提供核心支撑。水下机器人羽流追踪技术是一个融合了环境感知、智能决策与协同控制的复杂系统。其核心在于通过机器人平台,实现对羽流扩散过程的实时感知、智能溯源与精准评估,最终为水环境监测提供决策支持。其技术总览见表 4。

面向深海热液喷口与河口/近岸污染源定位等典型场景,AUV 在羽流感知与自主搜寻方面虽已展现出重要潜力,但要实现高精度、全自主与可规模化

表 4 水下机器人羽流追踪技术总览

Tab.4 Overview of underwater robotics plume tracking technology

维度	关键组件	典型水环境场景
平台层	微型 AUV、仿生 ROV、跨介质 USV、水下滑翔机	深海热液、城市河道、高流速隧洞
	物理-数据混合模型、LSTM-Transformer 同化器	溢油、抗生素羽流、微塑料
算法层	单机器人强化学习、多机一致性协同、跨介质重规划	应急泄漏、长期生态观测
应用层	污染应急、通量核算、碳循环研究	渤海溢油、长江口氮磷通量、南海冷泉

部署的水下羽流监测能力,仍需在传感体系、环境建模与自主智能等方面取得进一步突破。未来系统演进的核心趋势体现在以下方面:多模态水下传感系统将向高灵敏度、紧耦合与自校准方向发展,通过温度、化学、光学和声学信息的深度融合,提高羽流异常识别的稳健性,并缓解真实航次中传感器漂移与低信噪比带来的限制;面向真实海洋环境的高保真羽流建模方法将成为支撑自主搜索算法的重要基础,包括基于原位数据驱动的混合建模技术、可运行于机载平台的在线羽流场估计模型,以及结合长期观测数据的统计特征提取方法,以缩小数值模拟与真实湍流环境之间的差距;在自主决策层面,鲁棒化搜索策略、多平台协同感知与低通信条件下的分布式智能将成为关键研究方向,可提升 AUV 在羽流间歇性、脉动性及弱异常阶段的适应能力,并减少人工介入;在系统工程层面,任务平台的轻量化设计、能量系统优化与标准化作业流程将显著降低深海部署成本,并提高近岸突发事件响应的时效性和覆盖能力。

总体来看,未来 AUV 羽流探测技术的发展将呈现“高精度传感-真实场景建模-稳健自主决策-协同观测体系”的综合演进路径,并逐步从“异常探测与源项定位”扩展到“扩散预测、影响评估与决策支持”等更广泛的应用层面。随着多模态传感器、高保真模型和智能控制方法的持续进步,AUV 有望在深海资源调查、海洋环境监测与应急响应等领域发挥更重要的作用,实现对复杂海洋羽流的高效、可靠与长期化监测。

参 考 文 献

[1] 徐雪寒,孟庆浩,刘科显,等.水下羽流追踪方法研究进展[J].水下无人系统学报,2022,30(1):1-14.
Xu Xuehan, Meng Qinghao, Liu Kexian, et al. Research progress on underwater plume tracking methods[J]. Journal of Unmanned Undersea Systems, 2022, 30(1): 1-14. (in Chinese)

[2] 楼映中,韩喜球,贺治国,等.深海热液羽流动力学特性的数值模拟研究:以卡尔斯伯格脊大热液区为例[J].中国科学:技术科学,2020,50(2):194-208.
Lou Yingzhong, Han Xiqiu, He Zhiguo, et al. Numerical simulation of hydrothermal plume dynamics: a case study of the Kairei

- hydrothermal field on the Carlsberg Ridge[J]. *Scientia Sinica Technologica*, 2020, 50(2):194–208. (in Chinese)
- [3] Yoerger D R, Jakuba M, Bradley A M, et al. Techniques for deep sea near bottom survey using an autonomous underwater vehicle[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2007, 26(1): 41–54.
- [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] Farrell J A, Pang S, Li W. Chemical plume tracing via an autonomous underwater vehicle[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2005, 30(2): 428–442.
- [6] Bau J, Cardé R T. Modeling optimal strategies for finding a resource-linked, windborne odor plume: theories, robotics, and biomimetic lessons from flying insects[J]. *Integrative and Comparative Biology*, 2015, 55(3): 461–477.
- [7] Wu Z, Wang S, Shao X, et al. Adaptive path planning for subsurface plume tracing with an autonomous underwater vehicle[J]. *Robotics*, 2024, 13(9): 132.
- [8] 孙立彬. 我国深海机器人亟需攻克哪些核心技术[N]. *中国高新技术产业导报*, 2025–07–21(17).
- [9] Ramos P, Neves M V, Pereira F L. Using near field model predictions to detect and map an outfall sewage plume with an AUV [C]//OCEANS'02 MTS/IEEE. IEEE, 2002: 285–290.
- [10] Camilli R, Reddy C M, Yoerger D R, et al. Tracking hydrocarbon plume transport and biodegradation at deepwater horizon [J]. *Science*, 2010, 330(6001): 201–204.
- [11] Tu J, Wu J, Fan D, et al. Shear instability and turbulent mixing by kuroshio intrusion into the Changjiang river plume[J]. *Geophysical Research Letters*, 2024, 51(20): e2024GL110957.
- [12] Hwang J, Bose N, Nguyen H D, et al. Oil plume mapping: adaptive tracking and adaptive sampling from an autonomous underwater vehicle[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 198021–198034.
- [13] Rogowski P, Terrill E, Otero M, et al. Ocean outfall plume characterization using an autonomous underwater vehicle[J]. *Water Science and Technology*, 2013, 67(4): 925–933.
- [14] Jayasiri A, Gosine R G, Mann G K I, et al. AUV-based plume tracking: a simulation study[J]. *Journal of Control Science and Engineering*, 2016, 2016(1): 1764527.
- [15] BlueZone Group. HII remus AUVs[EB/OL]. (2025–12–01)[2026–01–26]. <https://bluezonegroup.com.au>.
- [16] Wang L, Pang S. Autonomous underwater vehicle based chemical plume tracing via deep reinforcement learning methods[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2023, 11(2): 366.
- [17] Li Y, Ma M, Cao J, et al. A method for multi-AUV cooperative area search in unknown environment based on reinforcement learning[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(7): 1194.
- [18] Van Lancker V, Baeye M. Wave glider monitoring of sediment transport and dredge plumes in a shallow marine sandbank environment[J]. *PloS ONE*, 2015, 10(6): e0128948.
- [19] 田宇, 王昊, 张进, 等. 深海热液探测水下机器人技术: 感知、规划与控制[M]. 北京: 科学出版社, 2020.
- [20] He Zhiguo, Lou Yingzhong, Zhang Haoyang, et al. The role of hydrodynamics for the spatial distribution of high-temperature hydrothermal vent-endemic fauna in the deep ocean environment[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 904: 166714.
- [21] Liu S H, Yang J M, Lu H N, et al. Numerical and experimental investigation of the coupling effect of double plume discharge sources in deep-sea mining[J]. *Ocean Engineering*, 2025, 337: 121861.
- [22] Warhaft Z. Passive scalars in turbulent flows[J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 2000, 32: 203–240.
- [23] Pope S B. Turbulent flows[J]. *Measurement Science and Technology*, 2001, 12(11): 2020–2021.
- [24] Fischer H B. Mixing in inland and coastal waters[M]. New York: Academic Press, 1979.
- [25] 科普中国. 每日科技名词 | 海底热液[EB/OL]. (2023–09–15)[2026–04–23]. <http://m.toutiao.com/group/7260031488182288915/>.
- [26] Farrell J A, Pang S, LI W. Plume mapping via hidden Markov methods[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2003, 33(6): 850–863.
- [27] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis E G. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. *J. Comput. Physics*, 2019, 378: 686–707.
- [28] Sagaut P. Large eddy simulation for incompressible flows: an introduction [M]. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- [29] Peacock T, Ouillon R. The fluid mechanics of deep-sea mining[J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 2023, 55(1): 403–430.
- [30] Bray K N C. Turbulent Combustion. by norbert peters[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2001, 426: 407–409.
- [31] Jeremy S, Jonathan T, Neil C, et al. Measurement and modelling of deep sea sediment plumes and implications for deep sea mining[J]. *Scientific Reports*, 2020, 10(1): 5075.
- [32] Zhu W. A review on multi-phase underwater near-field plume behaviour: integral models, oil droplet size distribution, cross-flow effects[C]//International Conference on Advances in Energy Resources and Environment Engineering, 2022: 139–152.
- [33] Ounpraseuth T S. Gaussian processes for machine learning [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 2008, 103(481): 429.

- [34] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735–1780.
- [35] 陈耀登, 高玉芳. 海洋数值模拟中的伴随数据同化方法[J]. *河海大学学报(自然科学版)*, 2007, 35(5): 599–603.
Chen Yaodeng, Gao Yufang. Adjoint data assimilation methods in ocean numerical simulation[J]. *Journal of Hohai University (Natural Sciences)*, 2007, 35(5): 599–603. (in Chinese)
- [36] 张人杰, 袁理明. 受限空间浮力羽流准稳态速度场的实验研究[J]. *实验力学*, 1996, 11(2): 129–134.
Zhang Renjie, Yuan Liming. Experimental study on quasi-steady velocity field of buoyant plume in confined space[J]. *Journal of Experimental Mechanics*, 1996, 11(2): 129–134. (in Chinese)
- [37] 张寅. 用于回归预测的高斯过程模型研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2014.
Zhang Yin. Research on Gaussian process models for regression prediction[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2014. (in Chinese)
- [38] 张成军, 李琪, 王梅, 等. 基于 DPPO-LSTM 超参数调优的股市价格预测[J]. *信息技术*, 2024(5): 1–7.
Zhang Chengjun, Li Qi, Wang Mei, et al. Stock price prediction based on DPPO-LSTM hyperparameter tuning[J]. *Information Technology*, 2024(5): 1–7. (in Chinese)
- [39] 苟志勇, 蒋权. 基于并行重采样物理信息神经网络的二维和三维流体动力学模拟[J/OL]. *太原理工大学学报*. (2025–12–10) [2026–04–23]. <https://doi.org/10.16355/j.tyut.1007-9432.P00135>.
Gou Zhiyong, Jiang Quan. Two-dimensional and three-dimensional fluid dynamics simulation based on parallel resampling physics-informed neural network[J/OL]. *Journal of Taiyuan University of Technology*. (2025–12–10) [2026–04–23]. <https://doi.org/10.16355/j.tyut.1007-9432.P00135>. (in Chinese)
- [40] 杨硕, 李颖, 刘大刚, 等. 基于平板-高斯烟羽模型的海上重气泄漏事故研究[J]. *大连海事大学学报*, 2019, 45(4): 153–160.
Yang Shuo, Li Ying, Liu Dagang, et al. Study of offshore heavy-gas leakage accidents based on a flat-plate Gaussian plume model[J]. *Journal of Dalian Maritime University*, 2019, 45(4): 153–160. (in Chinese)
- [41] Farrell J A, Murlis J, Long X, et al. Filament-based atmospheric dispersion model to achieve short time-scale structure of odor plumes[J]. *Environmental Fluid Mechanics*, 2002, 2(1): 143–169.
- [42] Balkovsky Y E, Shraiman B I. Olfactory search at high reynolds number[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2002, 99(20): 12589–12593.
- [43] Boufadel M C, Socolofsky S, Katz J, et al. A review on multiphase underwater jets and plumes: droplets, hydrodynamics, and chemistry[J]. *Reviews of Geophysics*, 2020, 58(3): e2020RG000703.
- [44] 徐锐. 深度强化学习中的模型压缩和鲁棒性技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2023.
Xu Rui. Research on model compression and robustness techniques in deep reinforcement learning[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2023. (in Chinese)
- [45] Zhao Z Y, Hu Q, Feng H B, et al. A cooperative hunting method for multi-AUV swarm in underwater weak information environment with obstacles[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2022, 10(9): 1266.
- [46] Karniadakis G E, Kevrekidis I G, Lu L, et al. Physics-informed machine learning[J]. *Nature Reviews Physics*, 2021, 3(6): 422–440.
- [47] 高志发, 周宇, 杨航, 等. 多域集群分布式智能协同自主控制技术研究现状与展望[J]. *兵工学报*, 2024, 45(增刊2): 9–16.
Gao Zhifa, Zhou Yu, Yang Hang, et al. Research status and prospect of distributed intelligent cooperative autonomous control technology for multi-domain clusters[J]. *Acta Armamentarii*, 2024, 45(S2): 9–16. (in Chinese)
- [48] 赵伟鹏, 刘晓宇, 马晟哲, 等. 六足仿生机器人步态规划与控制系统设计[J]. *南方农机*, 2021, 52(9): 24–26.
Zhao Weipeng, Liu Xiaoyu, Ma Shengzhe, et al. Gait planning and control system design of hexapod bionic robot[J]. *Southern Agricultural Machinery*, 2021, 52(9): 24–26. (in Chinese)
- [49] Wen J, Cui J, Zhao B, et al. A real-time framework for domain-adaptive underwater object detection with image enhancement [C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2024: 12613–12619.
- [50] Thrun S, Burgard W, Fox D. Probabilistic robotics[M]. Cambridge: MIT Press, 2005.
- [51] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174–188.
- [52] Neumann P P, Bennetts V H, Lilienthal A J, et al. Gas source localization with a micro-drone using bio-inspired and particle filter-based algorithms[J]. *Advanced Robotics*, 2013, 27(9): 725–738.
- [53] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(3): 197–208.
- [54] Zhao Z, Chen Y, Liu J, et al. Edge computing-based collaborative particle filtering for target tracking in IoT[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(3): 4731–4739.
- [55] Kwok C, Fox D, Meila M. Adaptive real-time particle filters for robot localization[C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2003: 2836–2841.
- [56] Ristic B, Arulampalam S, Gordon N. Beyond the Kalman filter: particle filters for tracking applications[M]. Boston: Artech House, 2004.

- [57] Cardé R T, Willis M A. Navigational strategies used by insects to find odor sources[J]. *Annual Review of Entomology*, 2008, 53: 195 – 208.
- [58] Hayes A T, Martinoli A, Goodman R M. Distributed odor source localization[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2002, 2(3): 260 – 271.
- [59] Bertsekas D P, Tsitsiklis J N. *Parallel and distributed computation: numerical methods*[M]. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1989.
- [60] Gerkey B P. A formal analysis and taxonomy of task allocation in multi-robot systems[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2004, 23(9): 939 – 954.
- [61] Olfati-Saber R, Murray R M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, 49(9): 1520 – 1533.
- [62] Schwager M, Rus D, Slotine J J E. Decentralized, adaptive coverage control for networked robots [C] // 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2007), 2007: 3289 – 3294.
- [63] Graham R L. An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set[J]. *Information Processing Letters*, 1972, 1(4): 132 – 133.
- [64] Parker L E. ALLIANCE: an architecture for fault tolerant multirobot cooperation[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1998, 14(2): 220 – 240.
- [65] Zlot R, Stentz A, Dias M B, et al. Market-based multirobot coordination for complex tasks[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2006, 25(1): 73 – 101.
- [66] Arslan G, Marden J R, Shamma J S. Autonomous vehicle-target assignment: a game-theoretical formulation[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2007, 129(5): 584 – 596.
- [67] Wang X, Wang Y. Coordinating power control and performance management for virtualized server clusters [J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2011, 22(2): 245 – 259.
- [68] Dorigo M, Birattari M, Stützle T. Ant colony optimization[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2006, 1(4): 28 – 39.
- [69] Reynolds C W. Flocks, herds, and schools: a distributed behavioral model[J]. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1987, 21(4): 25 – 34.
- [70] Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz G. *Swarm intelligence: from natural to artificial systems*[M]. Oxford: Oxford University Press, 1999.
- [71] Vicsek T, Czirók A, Ben-Jacob E, et al. Novel type of phase transition in a system of self-driven particles[J]. *Physical Review Letters*, 1995, 75(6): 1226 – 1229.
- [72] Brambilla M, Ferrante E, Birattari M, et al. Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective[J]. *Swarm Intelligence*, 2013, 7(1): 1 – 41.
- [73] Labella T H, Dorigo M, Deneubourg J L. Division of labor in a group of robots inspired by ants' foraging behavior[J]. *ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems*, 2006, 1(1): 4 – 25.
- [74] Kernbach S, Thenius R, Kernbach O, et al. Re-embodiment of honeybee aggregation behavior in an artificial micro-robotic system[J]. *Adaptive Behavior*, 2009, 17(3): 237 – 259.
- [75] Hamann H. Superlinear scalability in parallel computing and multi-robot systems: shared resources, collaboration, and network topology[C] // 31st International Conference on Architecture of Computing Systems (ARCS 2018), 2018: 31 – 42.
- [76] Pang S, Farrell J A. Chemical plume source localization[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2006, 36(5): 1068 – 1080.
- [77] Wu W, Chang D, Zhang F. A bio-inspired robust 3D plume tracking strategy using mobile sensor networks[C] // 52nd IEEE Conference on Decision and Control: IEEE, 2013: 4571 – 4578.
- [78] Hajieghrary H, Mox D, Hsieh M A. Information theoretic source seeking strategies for multiagent plume tracking in turbulent fields[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2017, 5(1): 3.
- [79] Francis A, Li S, Griffiths C, et al. Gas source localization and mapping with mobile robots: a review[J]. *Journal of Field Robotics*, 2022, 39(8): 1341 – 1373.
- [80] Vergassola M, Villermaux E, Shraiman B I. 'Infotaxis' as a strategy for searching without gradients[J]. *Nature*, 2007, 445(7126): 406 – 409.
- [81] Srbinovski B, Magno M, Edwards-Murphy F, et al. An energy aware adaptive sampling algorithm for energy harvesting WSN with energy hungry sensors[J]. *Sensors*, 2016, 16(4): 448.
- [82] Bai G, Hu X, Shi Y, et al. Multi-AUV dynamic trajectory optimization and collaborative search combined with task urgency and energy consumption scheduling in 3-D underwater environment with random ocean currents and uncertain obstacles[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 275: 113841.
- [83] Thrun S. Probabilistic robotics[J]. *Communications of the ACM*, 2002, 45(3): 52 – 57.
- [84] Thurston W, Kepert J D, Tory K J, et al. The contribution of turbulent plume dynamics to long-range spotting [J]. *International Journal of Wildland Fire*, 2017, 26(4): 317 – 330.

structures[J/OL]. Journal of Applied Mechanics[2026-06-15]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1112.03.20250312.1336.002>. (in Chinese)

[19] 吴少培,白博,刘涛,等. 准零刚度隔振系统微振动传递特性及变迁规律研究[J]. 噪声与振动控制,2025,45(6):12-18.
Wu Shaopei, Bai Bo, Liu Tao, et al. Study on the micro-vibration transmission characteristics and transition laws of a near-zero-stiffness isolation system[J]. Noise and Vibration Control, 2025, 45(6): 12-18. (in Chinese)

[20] 李青,何柯达,杨鸿杰,等. 基于准零刚度支撑结构的低频主动隔振平台研究[J]. 振动与冲击,2024,43(16):84-91,117.
Li Qing, He Keda, Yang Hongjie, et al. Research on low-frequency active vibration isolation platform based on quasi-zero stiffness support structure[J]. Vibration and Shock, 2024, 43(16): 84-91,117. (in Chinese)

[21] 朱俊山,孙大洲,韩啸,等. 燃料电池堆松弛补偿碟簧截面形状优化设计[J/OL]. 应用力学学报[2026-06-15]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1112.03.20250512.1107.003>.
Zhu Junshan, Sun Dazhou, Han Xiao, et al. Optimization of the cross-section shape of disc springs for fuel cell stack creep compensation[J/OL]. Journal of Applied Mechanics[2026-06-15]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1112.03.20250512.1107.003>. (in Chinese)

[22] 刘辉,杨毅,高普,等. 扭转减振器频率控制优化及试验研究[J]. 机械工程学报,2025,61(7):373-381.
Liu Hui, Yang Yi, Gao Pu, et al. Frequency control optimization and experimental study of torsional dampers[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(7): 373-381. (in Chinese)

[23] 邵敏强,利云云,周徐斌,等. 一类双层高静低动刚度隔振系统试验研究[J]. 振动工程学报,2025,38(1):47-53.
Shao Minqiang, Li Yunyun, Zhou Xubin, et al. Experimental study on a double-layer high static low dynamic stiffness isolation system[J]. Journal of Vibration Engineering, 2025, 38(1): 47-53. (in Chinese)

(上接第 43 页)

[85] Luvisutto A, Celani A, Renda F, et al. Enhancing collaboration in uncertain environment: multi-agent reinforcement learning for underwater monitoring[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 277: 127256.

[86] Nakamura K, Toki T, Mochizuki N, et al. Discovery of a new hydrothermal vent based on an underwater, high-resolution geophysical survey[J]. Deep Sea Research Part I: Oceanographic Research Papers, 2013, 74: 1-10.

[87] Baker E T, German C R, Elderfield H. Hydrothermal plumes over spreading-center axes: global distributions and geological inferences[J]. Geophysical Monograph-American Geophysical Union, 1995, 91: 47.

[88] Constable S, Kowalczyk P, Bloomer S. Measuring marine self-potential using an autonomous underwater vehicle [J]. Geophysical Journal International, 2018, 215(1): 49-60.

[89] “潜龙三号”完成印度洋科考任务[J]. 高科技与产业化,2019(7):79.

[90] Petersen S, Shipboard S P, eds. RV METEOR Fahrtbericht/Cruise Report M127: Metal Fluxes and Resource Potential at the Slow-spreading TAG Midocean Ridge Segment (26°N, MAR) -Blue Mining@ Sea, Bridgetown (Barbados)-Ponta Delgada (Portugal), 25 May-28 June 2016 (Extended Version)[R]. Kiel: GEOMAR Helmholtz-Zentrum für Ozeanforschung Kiel, 2016. (GEOMAR Report, N. Ser. 032). DOI: 10.3289/GEOMAR_REP_NS_32_2016.

[91] Kukulya A L, Bellingham J G, Stokey R P, et al. Autonomous chemical plume detection and mapping demonstration results with a COTS AUV and sensor package[C]//Oceans 2018 MTS/IEEE Charleston: IEEE, 2018: 1-6.

[92] Ramos P, Abreu N. Environmental monitoring of wastewater discharges using an autonomous underwater vehicle[C]//IROS 2010 Workshop on Robotics for Environmental Monitoring, 2010.

[93] Rogowski P, Terrill E, Otero M, et al. Mapping ocean outfall plumes and their mixing using autonomous underwater vehicles [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2012, 117(C7): c07016.