

水下无线传感器网络节点定位方案综述

羊秋玲¹, 唐智超¹, 朱荣鑫¹, 李文洁¹, 程亮亮², 黄向党¹

(1. 海南大学计算机科学与技术学院, 海南 海口 570100; 2. 格罗宁根大学科学与工程学部, 格罗宁根 9747AG)

摘要: 水下无线传感器网络中节点的高精度定位技术是保障海洋监测与灾害预警等关键任务数据可靠性的基础, 但其定位误差可能引发数据偏差甚至系统功能失效等连锁风险。为此, 系统梳理了当前水下定位技术的研究进展, 围绕传统算法、深度学习模型与强化学习策略 3 类代表性方法展开综述, 对其基本原理、性能特点及适用场景进行了归纳与比较。进一步, 针对定位系统中的时间同步机制与通信方式等关键技术环节进行了深入分析, 探讨其对整体系统性能的影响与面临的挑战。在此基础上, 展望了未来的发展趋势, 包括跨层能效协同优化、人工智能与边缘智能的融合应用、面向动态拓扑网络的弹性协同定位, 以及生物启发定位等探索方向。

关键词: 水下无线传感器网络; 定位方案; 深度学习; 强化学习

中图分类号: TP212.9

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025141

Survey of node localization scheme in underwater wireless sensor network

YANG Qiuling¹, TANG Zhichao¹, ZHU Rongxin¹, LI Wenjie¹, CHENG Liangliang², HUANG Xiangdang¹

1. School of Computer Science and Technology, Hainan University, Haikou 570100, China

2. Faculty of Science and Engineering, University of Groningen, Groningen 9747AG, The Netherlands

Abstract: Highly precise node localization technology in underwater wireless sensor networks has been regarded as a fundamental guarantee for ensuring the reliability of data in critical tasks such as ocean monitoring and disaster early warning. However, localization errors were found to potentially induce data deviations and even cascading failures of system functions. To address this issue, the research progress of current underwater localization technologies was systematically reviewed. Representative methods were divided into three categories, namely traditional algorithms, deep learning models, and reinforcement learning strategies, and they were summarized and compared in terms of their fundamental principles, performance characteristics, and applicable scenarios. Furthermore, key technical aspects such as time synchronization mechanisms and communication strategies in localization systems were analyzed in depth, and their impact on overall system performance as well as associated challenges was investigated. Based on these findings, potential future directions are outlined, including collaborative optimization across layers with high energy efficiency, the integration of artificial intelligence and edge intelligence, resilient cooperative localization for dynamic topology networks, and the exploration of localization approaches inspired by biology.

Keywords: underwater wireless sensor network, localization scheme, deep learning, reinforcement learning

收稿日期: 2025-05-06; 修回日期: 2025-08-07

通信作者: 朱荣鑫, zhurongxin@hainanu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62362026); 海南省重点研发基金资助项目(No.ZDYF2023GXJS158); 海南省院士创新平台专项研究基金资助项目(No.YSPTZX202314)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62362026), The Key Project of Hainan Province (No.ZDYF2023GXJS158), The Specific Research Fund of The Innovation Platform for Academicians of Hainan Province (No.YSPTZX202314)

0 引言

随着人类对海洋开发、环境监测和安全防御需求的不断增长,水下无线传感器网络(UWSN, underwater wireless sensor network)作为感知海洋环境的重要信息基础设施,正在受到越来越广泛的关注^[1]。UWSN通过在海底、水中和水面部署多个传感器节点,利用水声通信技术实现协同感知与信息传输,广泛应用于海洋资源勘探^[2]、灾害预警^[3]、目标追踪^[4]以及军事侦察^[5]等关键领域。

传感器节点作为UWSN的基础单元,由5个主要单元组成,分别是中央处理单元、能量管理单元、通信单元、传感单元和深度测量单元。中央处理单元负责各种数据处理;能量管理单元负责管理节点的剩余能量和运行时的能量消耗;通信单元负责各种数据通信,传感单元用于感知数据;深度测量单元部署在海上时用于测量节点深度^[6]。

进一步地,根据不同的网络规模,UWSN可分为小规模UWSN和大规模UWSN。网络规模的大小取决于传感器节点的数量和部署的范围。不同的网络规模需要不同的定位算法。一般来说,小规模UWSN的定位算法是单阶段定位算法,已经定位的传感器节点不参与其他传感器节点的定位。大规模UWSN的定位算法是一种两阶段的定位算法,第一阶段定位的传感器节点将用于第二阶段定位其他传感器节点^[7]。

水下无线通信主要有3种通信媒介^[8]。其中,光学通信通过激光/LED光束提供Mbit/s级高带宽,但传输距离不足百米且受水体浑浊度制约,多用于短距高清视频传输;电磁波通信在10 m内提供中等带宽,不受盐度干扰,适合近距设备互联;声学通信是当前主流,利用1~50 kHz声波实现千米级传输,但时延高达秒级、带宽kbit/s级,适用于广域深海监测。

典型的UWSN架构由多种异构组件协同组成,包括锚节点、未知节点、海面浮标、无人水下航行器和基础设施等。锚节点可通过内置GPS或手动设置获取锚节点的位置信息,主要用于估计未知节点的坐标。未知节点是正常的传感器节点,不能直接获得位置信息,功能是收集监控区域的相关信息。海面浮标可以从所配备的GPS中获得其绝对位置,每个浮标使用声波收发器周期性地与锚节点

通信,然后发送包含其位置信息^[9]的消息包。无人水下航行器(UUV, unmanned underwater vehicle)分为遥控航行器(ROV, remotely operated vehicle)和自主水下航行器(AUV, autonomous underwater vehicle)。UUV可以携带传感器节点,调整传感器节点的深度和水平坐标。基础设施(如卫星基站、GPS等),可以帮助传感器节点定位^[10]。

节点定位被视为UWSN的核心问题之一^[11],其主要目标是准确确定未知节点的空间坐标,为后续的数据融合、环境建模与决策支持提供基础。然而,水下环境特殊的物理性质为定位技术带来了诸多挑战。由于电磁波与光波在水中衰减迅速,传统的陆地通信手段难以适用,水声通信成为主要选择^[12]。但水声信道存在传播速率低、带宽受限、多径效应严重、传输时延不可预测等问题,加之节点能量资源有限,这些因素共同影响了水下定位系统的精度、稳定性及实时性能。

为应对这些挑战,近年来学术界在水下定位算法方面展开了大量研究。本文聚焦于UWSN中节点定位技术的发展现状与未来趋势,主要贡献如下。

1)从水下环境的物理特性、节点硬件与能量受限、动态拓扑适应性与系统鲁棒性等维度,系统总结了UWSN节点定位所面临的关键挑战。

2)提出了一个面向技术演进的定位方法分类框架,将现有定位方法划分为传统方法、基于深度学习的方法与基于强化学习(RL, reinforcement learning)的方法,并进一步细化为“测距层面定位方案”与“锚节点辅助定位方案”2个技术路径。

3)分别对3类典型定位方法进行系统分析,重点讨论了各类方法的适用场景,评估在通信方式与时间同步机制上的适应能力与表现,明确各类方案的优势与局限。

1 UWSN定位面临的挑战

本节介绍UWSN节点定位面临的主要挑战,包括水下环境的物理特性挑战、硬件与能源限制,以及动态拓扑适应性与鲁棒性挑战。

1.1 水下环境的物理特性挑战

UWSN的定位受制于水下独特的物理特性,其核心挑战源于声波传播的固有缺陷与复杂的水下环境干扰。需结合动态声速校正、多径抑制算法、自

适应信号调制技术,并探索低信标依赖的定位机制,以缓解物理特性对定位精度的负面影响。水下环境的物理特性挑战如下。

1) 高传输时延:声波速度约为1 500 m/s,远远小于无线电波,因此信号传输时延高。例如,节点间距1.5 km时,单向传输时延达1 s,严重影响实时定位精度。时间敏感型算法需额外补偿时延误差。

2) 多径效应与衰减:复杂海底地形和表面反射导致声波多次反射,接收端信号叠加引起相位失真。高频声波(大于30 kHz)衰减剧烈,通信距离受限(通常小于1 km),低频信号(小于10 kHz)虽能传输更远(如10 km),但带宽低,限制数据交换频率。

3) 节点被动移动:传感器节点随环境因素漂移,如海水的流动^[13]。由于水下环境随时间变化且不可预测,对移动节点的位置估计可能会产生一定的距离误差。

4) 陆地网络常简化为二维平面,而水下需考虑深度差异(如100 m浅海和5 000 m深海)。三维定位需至少4个非共面参考点,但稀疏锚节点分布使普通节点依赖递归协作,导致误差累积。

5) 环境噪声干扰:水下噪声源包括船舶、海洋生物和地震活动,信噪比(SNR, signal-to-noise ratio)波动等导致信号检测失败率上升。

1.2 硬件与能源限制

硬件可靠性与能源效率是UWSN定位的核心瓶颈,需通过跨层协同设计(硬件-算法-协议联动优化),采用耐腐蚀材料、抗生物附着封装技术,设计轻量化定位算法,减少冗余通信与计算开销,在保障定位精度的同时延长网络寿命。硬件与能源限制如下。

1) 水下传感器节点接收和传输捕获信息的能量来自其携带的电池。节点的运动、数据预处理、位置计算算法的选择都存在不同程度的能耗。当电池能量耗尽时,由于复杂的水下环境和节点部署,电池无法及时充电或更换。

2) 声学通信能耗高于无线电,频繁定位信标广播可使节点寿命缩短至数月,而降低频率至每小时一次虽延长了寿命,但无法满足实时监测需求。

3) 锚节点需高精度定位设备,如GPS浮标或预先部署的基站,成本高昂且部署较稀疏。锚节点

稀疏部署导致覆盖盲区,大多数节点依赖压力传感器获取深度信息。

4) 深海环境中,由于海水腐蚀等外界因素,设备的物理损坏是不可避免的。节点需耐高压、防腐蚀,硬件复杂度与成本进一步增加。此外,由于海水的污垢和腐蚀,传感器也容易出现故障,可能会给定位过程带来麻烦,增加成本。

1.3 动态拓扑适应性与鲁棒性挑战

UWSN定位需在动态拓扑适应性及误差鲁棒性之间寻求平衡。未来趋势将聚焦于环境智能感知驱动的自适应框架与低信标依赖的协作式定位体系,结合机器学习(如强化学习资源分配)与边缘计算技术,突破水下复杂场景的定位瓶颈。

动态拓扑适应性与鲁棒性的挑战如下。

1) 静态算法,如距离向量-跳数(DV-Hop, distance vector-hop)算法,假设节点固定,而水下网络需支持动态模型(如卡尔曼滤波跟踪移动轨迹)。节点移动导致邻居关系频繁变化,拓扑更新频率需从陆地网络的分钟级提升至秒级,通信开销增加。

2) 移动信标路径规划:AUV携带信标辅助定位需优化路径以覆盖最大区域。螺旋轨迹覆盖效率高但能耗大,随机游走节能但定位时延高。

3) 水下信道误码率(BER, bit error rate)高达 10^{-5} ~ 10^{-3} (陆地无线信道的BER为 10^{-8} ~ 10^{-6}),数据包丢失率高。传统最小二乘法对丢包敏感,需采用鲁棒估计,但计算复杂度增加。

4) 虚假信标攻击可伪造多个锚节点位置,误导普通节点。轻量级认证协议需占用大量的带宽资源,可能加剧能耗。

由于水下环境的复杂传播特性、节点动态漂移、能量受限以及高成本部署等挑战,UWSN节点定位面临定位精度低、算法鲁棒性差和能耗失衡等多重困难。节点位置信息是水下目标追踪、环境监测及数据融合等核心功能实现的基础,其定位精度直接决定UWSN在海洋资源勘探、灾害预警等关键领域的应用效能。在此背景下,针对UWSN节点定位方案开展系统性综述,不仅有助于厘清不同定位模型的适用场景与性能边界,更能为高动态水下环境中新型定位算法的设计与跨层优化提供理论框架和技术路线指引。

2 水下无线传感器网络定位方案

近年来, 针对水下定位问题, 研究者提出多种算法, 大多数是从测距层面分类, 主要分为基于距离测量与非基于距离测量 2 类^[14]。本文提出一种新的分类方法, 将定位方案划分为 3 类: 传统方法、深度学习方法与强化学习方法, 如图 1 所示, 每类均包含测距层面与锚节点辅助 2 种细分方式。

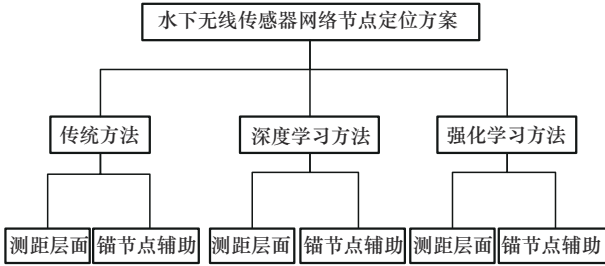


图 1 水下无线传感器网络节点定位方案

基于距离测量的方案依赖已知节点与未知节点之间的距离或角度进行定位, 常用技术包括到达角度 (AoA, angle of arrival)、接收信号强度 (RSS, received signal strength)、到达时间 (ToA, time of arrival) 和到达时间差 (TDoA, time difference of arrival) 等^[15]。其中, AoA 利用信号入射角交会定位, 但面临非线性映射挑战; RSS 基于信号强度衰减推算距离, 易受多径效应与信道干扰影响; ToA 基于信号传输时延定位, 部署简便但时钟同步要求高; TDoA 基于多基站间的时间差计算, 可降低能耗。具体而言, TDoA 通过比较不同接收节点的 TDoA 来计算未知节点的坐标。二维 TDoA 的数学表达式如下, 首先, 定义 m 个锚节点的坐标 \mathbf{E} 以及未知节点的坐标 \mathbf{e} 分别为

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_m \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_m \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2 \times m}$$

$$\mathbf{e} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2 \times 1} \quad (1)$$

通常设第一个锚节点为参考节点, 根据 TDoA 的物理意义可得

$$r_i = vT_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}$$

$$\Delta T_{i1} = T_i - T_1$$

$$r_{i1} = v\Delta T_{i1} = r_i - r_1 \quad (2)$$

其中, $i \in \{1, 2, \dots, m\}$, v 表示信号在水中的传播速度, T_i 表示信号从未知节点到第 i 个锚节点的传播

时间, r_i 表示未知节点到第 i 个锚节点的距离, ΔT_{i1} 表示信号从未知节点到第 i 个锚节点和第一个锚节点的时间差, r_{i1} 表示未知节点到第 i 个锚节点和第一个锚节点的距离差。构建线性方程组, 二维场景下的 TDoA 定位问题可表示为 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 的形式^[16]。

$$\mathbf{A} = 2 \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & r_{21} \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & r_{31} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m - x_1 & y_m - y_1 & r_{m1} \end{bmatrix} \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ r_1 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} r_{21}^2 - k_2 + k_1 \\ r_{31}^2 - k_3 + k_1 \\ \vdots \\ r_{m1}^2 - k_m + k_1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $k_i = x_i^2 + y_i^2$, 求解方程组可得未知节点的坐标。非基于距离测量的方案则通过节点间拓扑和位置关系估算目标位置。按是否使用锚节点, 可进一步分为锚节点辅助与非锚节点辅助方案。锚节点指已知位置的节点, 常用于协助定位。

本节重点讨论了各类方法的适用场景、性能优势和局限性。时间同步作为影响精度与系统性能的关键因素, 其有无也是评价依据之一。不依赖同步机制的方案更具节能性与适应性。此外, 通信模式也分为沉默、主动与迭代 3 类。迭代模式中, 已定位节点可辅助其他节点, 但可能引入误差积累, 故常设置信度阈值, 以控制误差扩散。

2.1 传统定位方案

2.1.1 基于距离测量的传统定位方案

Luo 等^[17]提出了一种具有无时间同步特征的移动辅助定位方案。该方案考虑了传感器节点的水下漂移。定位过程可分为 2 个阶段, 第一阶段提出了一个无时间同步的定位方案, 以获得未知传感器节点的坐标。锚节点分布在监测区域内, 降低监测成本, 第二阶段使用双向 ToA 节点定位算法定位剩余的普通传感器节点。该方案适用于三维大规模 UWSN, 仿真结果表明, 该方案可以实现较高的定位率。

针对不需要节点时间同步的多水面信标水下定位系统中移动节点的定位问题。Liu 等^[18]提出了一种基于到达时间差的节点定位方法。在该方法中, 水下节点在同一历元接收到属于同一网络的 3 个以上水面信标的定位信息时, 利用接收到的定位信息

和相应的到达时间自行计算位置。为解决单周期内有效信号不足导致定位失效的问题,本文提出了融合历史缓存数据的增强型TDoA节点定位算法和结合运动信息的改进型TDoA节点定位算法。通过2种改进算法,提高了基于TDoA的节点定位算法的鲁棒性。基于TDoA多水面信标定位如图2所示。

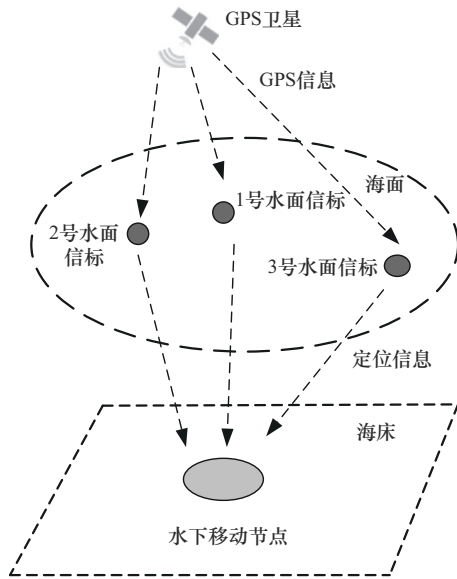


图2 基于TDoA多水面信标定位

为提升传统水下定位方法受限于声波单向传播模型的精度瓶颈, Li等^[19]创新性地构建了考虑声波发射与接收端空间位置差异的水声定位模型。该模型首先提出水深约束条件下的声波入射角快速计算方法,突破了传统方法对声波传播路径的简化假设,然后,通过校正单向传播时间并考虑声波的发射和接收过程,提出了一种精确定位方法,使观测值加倍,以提高水下定位精度。使用2个观测相同应答器的数据集来检验有效性。实验验证了该方法的有效性,该方法计算的入射角和单程传播时间更准确,粗差更少,定位精度更高,尤其在垂直方向,且能获得更均匀的水平位置。声波发射和接收位置差定位如图3所示。

在实际的海洋环境中,由于电流波动、绳索张力、自身重力等因素,水下固定节点通常会在一定的半径内偏离,从而导致定位不准确。为了解决这些问题, Li等^[20]提出了基于粒子系统的延时补偿定位方法,该方法包括2个部分。第一步,设计基于先验速度信息的补偿算法,获取目标在采样时刻的实际运动位置;第二步,在第一步的基础上,考

虑节点移动受限的特点,提出基于粒子系统的定位算法,缩小定位范围。通过设置不同场景进行仿真,如探讨距离对测量结果和传输时延的影响,对比不同定位方法在不同约束半径下的均方根误差(RMSE, root mean square error)。仿真结果表明,基于距离的补偿方法减小了测量误差,基于粒子系统的定位算法更精确。

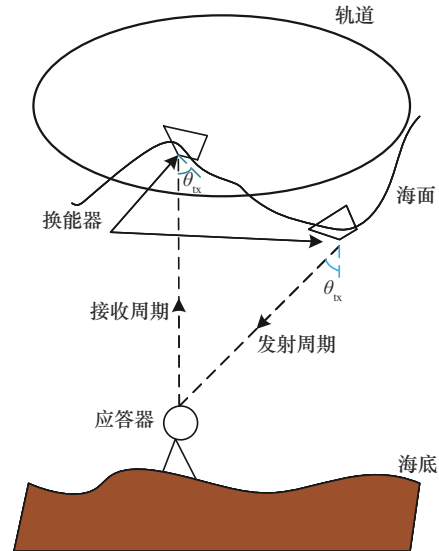


图3 声波发射和接收位置差定位

为提高水下传感器网络中移动节点定位精度, Hao等^[21]提出了一种基于多普勒频移和到达角的水下移动节点混合定位算法。文献[21]利用锚节点与移动节点接收到的不同信号之间的多普勒频移和移动节点反射信号的AoA测量,通过两阶段代数方法估计移动节点的瞬时位置和速度信息。针对实际情况中存在的测量误差,通过引入辅助参数对移动节点的位置和速度估计误差进行优化。仿真实验表明,该方案可以有效提高移动节点的定位精度。在测量误差较小的情况下,其定位精度接近克拉美-拉奥下界(CRLB, Cramér-Rao lower bound)。

2.1.2 非基于距离测量的传统定位方案

Luo等^[22]提出了一种带移动信标的无距离定位方案。传感器节点通过被动接收AUV搭载的定向声波信标实现自定位,避免了节点间通信,将能耗降低至接收模式(发射能耗为接收的百倍)。该系统在稀疏网络中仍保持高精度,因节点可独立定位。深度数据由低成本压力传感器直接获取,二维位置通过水平投影首个和末个信标点计算两点距离确定。但双信标投影会产生2个可能位置,需引入第

三个、第四个信标点消除歧义。尽管前2个信标点可以完成基础定位，但信标点选取误差会直接传导至定位结果，仅用2个信标点可能导致显著精度损失。为了提高水下环境下的定位精度，Lee等^[23]提出新的无测距移动信标点定位方案，从系统环境、信标点选择和位置估计3个方面构建框架，并与文献[22]对比。与之类似，选首个和末次接收到的信标点为信标点，投影到传感器节点所在水平面。先通过双边测量法获取潜在位置，再根据残差计算权重，用加权平均确定节点位置。仿真结果表明，该方案对信标点距离、波束半径不规则性和移动信标点位置误差更具耐受性，显著提高定位精度，在恶劣水下环境中更有优势。

在水声传感器网络中，现有的定位和导航方法确定AUV位置信息大多是高能耗且低效的。为了避免上述限制，Song等^[24]提出了一种高效的的速度估计和位置预测方法。该方法框架如图5所示，利用了水下机器人之间基于通信的协作，以更低的成本实现更高的定位精度。具体来说，文献[24]采用了一种AUV辅助速度估计算法，在UWSN的物理层采用多普勒频移估计来提高速度估计精度。同时，建立了基于信念传播-神经网络的位置预测模型，降低了通信要求，避免了引入建模误差。实验结果表明，该方案在精度和效率方面都表现优异，证明了其在提供AUV位置信息方面的巨大优势。

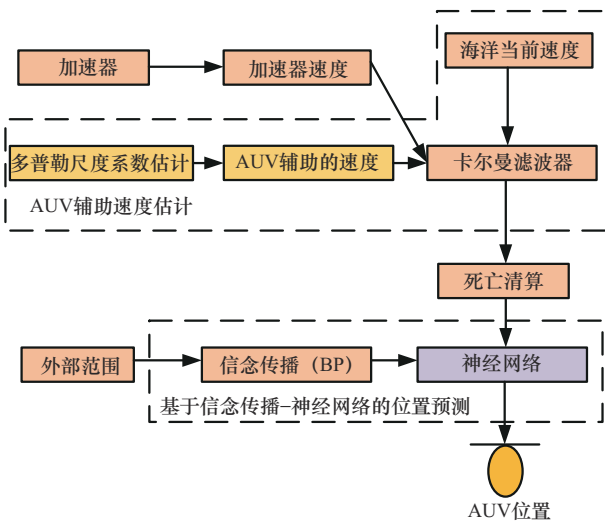


图4 高效的的速度估计与位置预测方法框架

针对在大规模UWSN中，定位面临能量消耗过大和定位误差大的问题。Wang等^[25]提出了一种

基于速度预测的高效定位方案。该方案框架如图4所示，文献[25]考虑了节点移动性、测距误差和能量平衡，适用于现实的、可扩展的UWSN。首先，设计了一种多普勒辅助速度预测（DVP, doppler-assisted velocity prediction）算法来降低能耗，DVP算法可以解决洋流下节点移动造成的过多通信，同时提出了一种基于置信度的迭代定位算法来减小定位误差，从而减少测距误差引起的定位不确定性和误差传播。

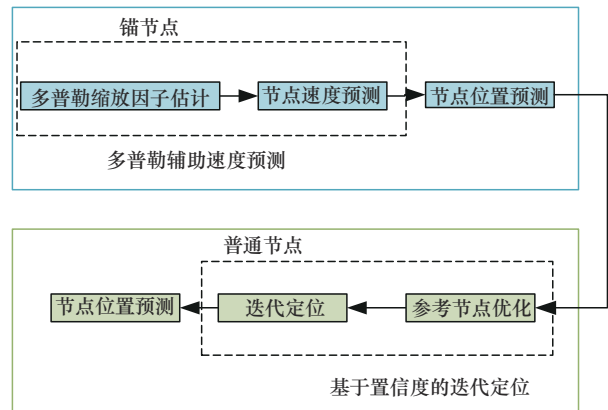


图5 基于速度预测的高效定位方案框架

2.1.3 基于锚节点辅助的传统定位方案

AUV凭借高机动性和协同能力，可为大规模水下航行器提供广泛、高精度的定位支持。其工作模式为沿预设轨迹巡航并周期性发送定位参考信号，以帮助传感器节点估计位置。但在实际应用中仍存在两大难点：1)多AUV协同定位需要构建高效的路径规划模型，同时兼顾定位精度与行程路径优化的平衡；2)复杂水声环境导致信号传播异常，特别是时钟异步偏差与分层效应严重影响定位精度。为此，Wang等^[26]提出了一种AUV辅助定位方案，该方案在统一的框架下共同解决了大规模UWSN的路径规划和定位问题。具体来说，这是一种基于图的定位路径规划机制，该机制考虑了AUV路径对定位的影响，确定了AUV的有效航行路径。此外，文献[26]设计了一种基于迭代的异步定位机制，可以补偿分层效应，实现传感器节点的精确定位。大量的仿真结果表明，该方法可以在多个AUV的辅助下实现传感器节点的高效、高精度定位。

为了解决大规模水下传感器网络中无法接收GPS信号，水下节点由于传输距离有限而无法与信

标建立一跳通信,难以准确定位节点的问题。Su 等^[7]提出了一种基于移动信标的迭代定位机制,以实现大规模多跳UWSN的节点分层定位,旨在提高节点定位精度,减少网络中的定位误差。基于移动信标的迭代定位机制流程如图6所示,首先使用未知节点借助移动信标来定位相邻的传感器节点,获取位置信息后,传感器节点将计算其置信度值,以确定它是否为合格的参考节点。然后,未知节点选择评价指标最高的3个相邻参考节点进行定位,其余未知节点迭代定位。仿真结果表明,所提出的机制不仅能在更短的时间内实现更高比例的局部节点,而且能有效降低局部误差。此外,该机制有效平衡了传感器节点的能耗,并以此延长网络的使用寿命。

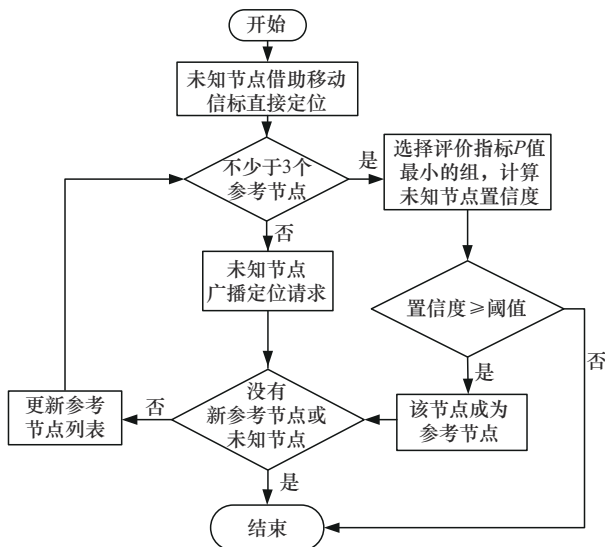


图6 基于移动信标的迭代定位机制流程

针对水下环境的特殊性导致信号传输时延较高、可用带宽狭窄、节点能量受限的问题, Lin 等^[27]提出基于压缩感知理论的移动节点定位方法。该方法将锚节点定位问题建模为稀疏度为1的高维向量重构模型。文献^[27]通过将监测区域划分为立方体单元,利用移动锚节点与未知节点间的能量特征,将基于立方模块的稀疏定位问题转化为基于压缩感知的节点定位问题。该方案不需要专门设计移动节点轨迹,仅需确保其对各立方体单元完全覆盖即可完成定位任务。实验数据表明,该方案在实现较高定位精度的同时,显著降低了网络通信负载和节点能耗水平。

2.1.4 非锚节点辅助的传统定位方案

由于GPS在水下环境中无效,大多数现有的

定位方案都借助了锚节点来辅助定位。通过自主水下航行器或带有特殊设备的节点作为锚节点。但借助锚节点辅助定位导致成本较高。为了减少成本, Guo 等^[28]提出了一种适用于活动受限型水下传感器网络的无锚点定位方法。该方法不需要锚节点,适用于静态和动态网络。通过构建节点间的空间几何约束模型实现自组织定位。当活动受限节点锚定于海床时,将该空间建模为动态半球坐标系,受洋流作用可在以锚为球心、索长为半径的三维半球空间内有限浮动,传感器节点深度可通过压力传感器获取。位置未知的传感器节点广播其球心、深度和电缆长度的坐标。当未知节点捕获至少2个邻近节点的参考消息时,可以独立计算位置。仿真结果表明,该方法是一种有效定位方案。

水下环境下大多数通信和定位算法都受到对视距(LoS, line of sight)依赖的限制,由于其固有的节点移动性而难以保证视距。这种约束阻碍了水下网络中的节点发现和自组织形成,限制了路由协议的性能。文献^[29]介绍了一种基于表面反射的模型,该模型使用同态反褶积技术来建立水面反射通信链路。Emokpae 等^[29]提出了一种基于表面反射的无锚定位方法。该方法可以被单个节点用来建立相对坐标系,采用了开关波束定向天线模型,允许每个节点使用估计的LoS来实现定向通信,以提高SNR。此外,Emokpae 等^[30]提出了一种水下信号反射声学定位方案,采用多模态定向水下压电换能器产生全向或定向波束。因此,该方案既可以利用表面反射的LoS链路,也可以利用表面反射的非视距(NLoS, non-line of sight)链路来实现传感器节点定位。此外,使用RSS消息进行LoS/NLoS链路分类,使用AoA测距进行位置估计。同时,文献^[30]提出了一种闭式最小二乘法,该方法用于通过视距AoA测量或表面反射的AoA测距信息来定位丢失的节点。

2.1.5 传统定位方案分析

传统定位方案对比如表1所示,其中性能较为突出的是文献^[18-19,25-26]。文献^[18]适用于深水环境下由多个水面信标(≥ 3 个)构成的三角形网格定位系统,不需要时间同步,适用于被动定位,能耗低且隐蔽性好,适合监测任务,不足是需要多个基站,受信号传输时延影响。文献^[18]适用于深水环境下的圆航定位系统,通过考虑声波发射与接收

表1 传统定位方案对比

定位方案	通信方式	时间同步	优点	缺点
文献[7]	迭代	需要	置信值机制减少误差	依赖移动信标, 部署成本高
文献[17]	迭代	不需要	适用于大规模三维UWSN	锚节点部署复杂, 边缘误差累积
文献[18]	沉默	不需要	不需要时间同步, 适用于被动定位	需要多个基站, 受信号传输时延影响
文献[19]	沉默	需要	垂直精度优, 适合深水场景	依赖高精度传感器
文献[20]	迭代	需要	适应受限移动, 鲁棒性强	计算量大, 实时性受限
文献[21]	主动	不需要	移动节点精度接近CRLB	计算复杂, 需定向天线
文献[22]	沉默	不需要	适用于稀疏网络, 不需要测距	精度受信标路径影响
文献[23]	沉默	不需要	抗噪能力强	对信标位置误差敏感, 计算量较大
文献[24]	迭代	不需要	适应复杂水下环境	依赖AUV协作和神经网络训练
文献[25]	迭代	需要	适合大规模网络	依赖速度预测
文献[26]	迭代	需要	适合大规模网络	依赖AUV高移动性, AUV部署复杂
文献[27]	沉默	不需要	网络成本和能耗低	依赖稀疏信号重构性能
文献[28]	主动	需要	不需要锚点、支持动态网络	依赖时间同步、移动误差大
文献[29]	迭代	需要	适应动态环境、方向性通信	依赖水面条件、实现复杂
文献[30]	主动	不需要	集中或分布式计算位置	依赖参考节点, 环境对定位干扰

的位置差异来提升定位精度, 不需要依赖先验坐标, 适用于主动定位场景, 垂直精度优, 但需要时间同步, 依赖高精度传感器, 复杂海况受限。文献[25]适用于大规模、移动性强的水下传感网络, 尤其是在节点随洋流漂移、通信能耗敏感的复杂海洋环境中表现出良好适应性, 但是依赖速度预测, 需要时间同步。文献[26]适用于大规模海域中部部署密集传感节点的水下声学传感网络, 尤其在使用AUV协助定位的异步环境中效果显著。对AUV硬件性能与任务间协同调度有较高要求, 且多AUV协同部署复杂。

尽管传统水下定位方案在理论建模与工程实现方面已取得广泛应用, 但在面对复杂海洋环境下的非理想测距条件、动态拓扑变化以及节点资源受限等挑战时, 仍存在精度不足、适应性差、对噪声敏感等问题。随着人工智能技术的快速发展, 研究者开始探索将传统方法的物理建模优势与人工智能方法的自学习、泛化能力有机融合, 形成更具鲁棒性与智能性的混合定位策略。特别是以深度学习和强化学习为代表的智能优化方法, 能够从海量数据中自动提取高层特征、动态感知环境变化, 并基于反馈机制持续调整定位策略, 为水下复杂场景下的高精度定位提供了新路径。以下将重点介绍2类传统与人工智能融合的水下定位方案: 基于深度学习

和基于强化学习的定位方案。

2.2 基于深度学习的定位方案

深度学习通过多层非线性结构自动提取数据特征, 尤其适用于复杂声学信道条件下的位置估计任务。深度学习主要包括卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network)、循环神经网络 (RNN, recurrent neural network)、Transformer, 生成对抗网络 (GAN, generative adversarial network)、深度神经网络 (DNN, deep neural network) 和启发式神经网络 (HNN, heuristic neural network) 等。CNN可以用于识别声波传播特征与位置之间的非线性映射关系, 而RNN或长短期记忆 (LSTM, long short-term memory) 网络则能够处理时间序列中的多路径传播效应。相比传统TDoA或RSS, 深度学习模型具备更强的拟合能力和容错性, 尤其在存在非高斯测量噪声或不完整锚节点覆盖的情况下表现更优。近几年, 随着深度学习的快速发展, 诞生了许多结合深度学习的UWSN节点定位方案。本节具体介绍基于深度学习的定位方案。

2.2.1 基于距离测量的深度学习定位方案

水下物体的定位和跟踪有许多应用方案。在主动水下传感器网络中, 一些节点会周期性地广播线性调频信号, 这些信号会击中目标, 被其他节点反射和接收。根据目标的位置和速度, 接收到的信号

也将是不同频率和频率的调频信号。Gong等^[31]提出了一种基于CNN和分数阶傅里叶变换的水下目标检测与定位方法。该方法主要解决水下目标检测与定位中分数阶傅里叶变换(FrFT, fractional fourier transform)的高计算复杂度和采样间隔依赖问题和多目标场景下的频谱稀疏性与噪声干扰问题。利用FrFT分析接收信号的频谱,由CNN检测“X”模式以粗定位峰值区域,结合过采样技术提高精度。通过极大似然估计(MLE, maximum likelihood estimation)联合优化目标距离、径向速度及声速参数。但存在局限性,节点位置固定假设在长距离传输中可能因声速时延导致定位偏差。CNN结构如图7所示。

UWSN定位通常采用凸优化方法,但水介质中的声射线不是沿直线传播的,因此很难将非凸优化问题转换为凸优化问题。Yan等^[32]提出了一种基于广泛学习(BL, broad learning)的水下传感器网络定位方法,通过射线追踪模型补偿水下等梯度声速剖面导致的声波弯曲传播误差,采用监督、无监督和半监督学习框架构建定位模型,设计基于BL的定位估计器,利用增量学习实现快速参数调整,减少了训练时间。该方法解决了传统凸优化方法因声速梯度导致的非凸优化问题转换困难,通过分层补偿提高精度,局限性需要分层信息,假设声速剖面为静态等梯度模型,未考虑动态环境变化的影响。

Dong等^[33]开发了一种基于DNN的水下无线传感器网络节点测距定位方法,通过DNN处理声信号传播中的吸收和散射干扰,利用均方根传播优化器和随机丢弃技术训练网络,在少量锚节点辅助的情况下实现高精度定位。该方法定位精度高,减少

了传统方法对硬件高度依赖的现状,适合资源受限的UWSN,但假设所有节点静止且完全同步,未考虑动态场景下的定位需求,且需要大量训练数据,实际部署中数据采集成本高。

为了解决在不均匀的水下环境中准确定位目标节点的挑战,文献[34]讨论了一个水下定位系统,该系统具有已知位置的多个接收器协作以增强定位过程。分层效应的存在会导致水声信号沿弯曲路径传播,从而引入非高斯噪声并导致定位错误。传统的定位算法专为理想的水下环境而设计,假设信号沿直线传输,具有低高斯噪声。但是,这些算法的适用性有限。为了克服这一限制,Zheng等^[34]提出了一种基于深度学习的TDoA校正网络。该网络有效地消除了距离差中的非高斯噪声,将其转换为低高斯噪声。此外,采用一种基于泰勒级数展开算法的TDoA迭代加权最小二乘法来解决定位问题。仿真结果表明,该方法在定位性能方面优于现有基准,并满足CRLB。

2.2.2 非基于距离测量的深度学习定位方案

针对考虑异构误差时系统建模复杂,大多数算法在精度上存在局限性。Pu等^[8]提出了一种基于卷积神经网络和移动预测的混合定位算法,并考虑了定位中的各种误差。与以往的定位算法不同,文献[8]通过训练基于CNN的定位模型,建立水下环境因素、锚节点和普通节点之间的位置关系,以缓解声速变化带来的不确定性。减少了测距过程中的各种误差,从而提高了定位精度。但锚节点部署成本过高。此外,在定位过程中考虑了洋流引起的节点漂移,并通过锚节点速度的加权叠加来预测普通节点的速度,从而补偿定位过程中产生的位置偏差。仿真结果和对比分析表明,该方案具有较高的定位精

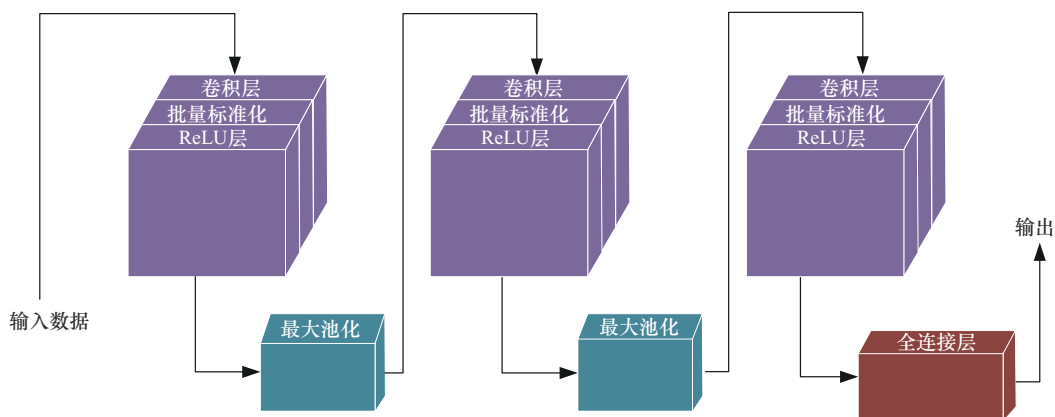


图7 CNN结构

度、较广的定位覆盖范围和较高的容错性。

2.2.3 基于锚节点辅助的深度学习定位方案

由于传统定位方法在测距和位置估计过程中泄露锚节点和传感器节点的位置信息，易受攻击。Yan 等^[35]设计了一种基于差分隐私的深度学习水下定位方法，通过互信息最优化添加噪声来保护锚节点位置隐私，在深度学习梯度传播中注入噪声并裁剪梯度以防止数据泄露，同时采用射线追踪补偿声速分层效应。创新性地平衡了隐私保护与定位精度，但梯度处理增加了计算开销，且未考虑更复杂的物理层攻击场景，并且依赖先验声速模型，动态环境中需实时更新参数。此外，Yan 等^[36]还设计了一种隐私保护定位协议。采用信息隐藏技术，而非加密方法，以降低计算和通信开销。通过光线补偿策略消除非均匀水介质带来的偏差。使用“诚实但好奇”模型保护锚节点和传感器节点的隐私，隐藏锚节点和传感器位置。针对无监督、监督和半监督场景，分别设计深度 Q 网络、DNN 和深度强化学习估计器，利用奖励函数优化定位路径。该方案的优点是深度强化学习有效处理了非凸问题，避免局部最优。同时存在局限性，无监督场景下初始位置随机选择，可能导致收敛速度慢。依赖声速分层模型，未考虑多径效应影响。

2.2.4 非锚节点辅助的深度学习定位方案

为解决移动水下传感器网络中死亡节点（能量耗尽）的定位难题和传统定位方法的高能耗、通信开销及时间同步问题，Menaka 等^[37]开发了能量高效的 HNN 定位模型，结合 LSTM 与粒子群优化算法，通过历史数据训练预测死亡节点位置。引入重复迭代技术优化误差阈值，不需要锚节点或信标传输，减少能量消耗，该方法存在局限性，依赖历史数据的连续性，数据缺失可能影响预测精度。在寒冷海域（如北冰洋）因传感器能量消耗快，数据样本稳定性较低，导致定位精度略降。与之类似，Parras 等^[38]结合 LSTM 提出了基于 DNN 的无模型定位框架，通过水下声信道仿真数据训练实现目标位置预测。研究对比了接收信号功率与协方差特征对定位精度的影响，发现当信道变化率较低时，基于功率特征的 DNN 模型定位误差与协方差特征相近，通信开销显著降低。模型通过历史轨迹数据训练学习环境特征，不需要锚节点部署和时间同步。实验表明，该方案能显著提高定位精度。但定位性

能高度依赖训练数据的连续性，数据缺失或环境突变会导致预测误差增加。DNN 架构如图 8 所示，其中 Tanh 代表双曲正切函数。第一层的神经元数量取决于所使用的特征向量的维度：使用功率特征为 S 个神经元，使用协方差特征则为 $S(S+1)$ 个神经元，输出是对定位结果的估计。

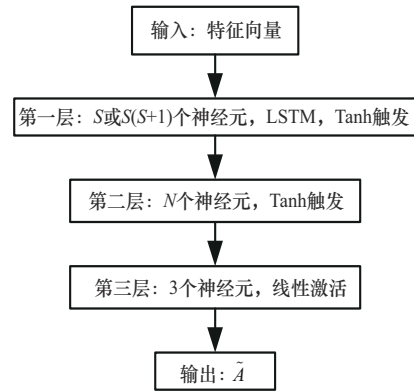


图 8 DNN 架构

2.2.5 基于深度学习的定位方案分析

基于深度学习的定位方案对比如表 2 所示，其中较为高效的有文献[32]和文献[37]，文献[32]适用于存在分层效应的大规模 UWSN 定位任务，特别是在声速随深度线性变化、传统几何模型失效的复杂海洋环境中具备明显优势。有效突破了传统凸优化方法在声速剖面分层结构下存在的非凸优化问题转换瓶颈，创新性地将声速梯度变化纳入约束条件进行联合求解。但依赖较为理想的声速梯度模型，且在实际高噪声或非均匀声速条件下，定位精度可能受到一定影响。文献[37]适用于大规模 UWSN 的深水环境，构建无锚节点、无信标传输的被动定位系统，通过训练历史观测数据预测死亡移动传感器节点的位置，不需要时间同步，通信开销低，能耗主要集中在模型训练阶段，节点被动定位时零能耗，隐蔽性强，适合长期海洋监测任务。但是其存在局限性，依赖历史数据训练，动态环境适应性差。

2.3 基于强化学习的定位方案

强化学习是一种通过智能体与环境的动态交互来学习最优决策策略的机器学习范式。其核心目标是让智能体在试错过程中最大化累积奖励。水下移动节点或 AUV 在未知或动态环境中，往往需要在感知信息不完全的情况下做出定位或协同决策。强化学习能够在没有精确环境模型的前提下，训练代理自主探索最优的感知路径、协作定位策略或信道选

表 2 基于深度学习的定位方案对比

定位方案	通信方式	时间同步	优点	缺点
文献[8]	迭代	需要	高精度、容错性强	计算复杂、依赖锚节点
文献[31]	主动	需要	利用 CNN 减少过采样复杂度	依赖 FrFT 计算, 易受传输时延影响
文献[32]	主动	需要	增量学习减少训练时间	需要分层信息, 未考虑动态环境变化
文献[33]	主动	需要	对硬件的依赖减少	依赖训练数据, 实际部署中数据采集成本高
文献[34]	主动	需要	将非高斯噪声转换为低高斯噪声	计算复杂, 硬件部署成本高
文献[35]	主动	需要	隐私保护, 分层补偿	隐私保护可能降低精度
文献[36]	主动	需要	隐私保护, DRL 克服局部最优	需要训练, 复杂度高
文献[37]	沉默	不需要	不需要锚节点, 能耗低	依赖历史数据训练, 动态环境适应性差
文献[38]	主动	不需要	无模型, 不需要同步	高变异性时精度下降

择机制。强化学习包括经典 Q 学习 (QL, Q-learning)、深度强化学习 (DRL, deep reinforcement learning)、深度 Q 网络 (DQN, deep Q-network)、深度确定性策略梯度 (DDPG, deep deterministic policy gradient)、基于模型的 RL 和多智能体 RL 等。近几年, 有许多结合强化学习对 UWSN 节点进行定位的研究。本节具体介绍基于强化学习的定位方案。

2.3.1 基于距离测量的强化学习定位方案

针对水下目标定位中的异步时钟和分层效应问题, Gong 等^[39]提出了一种基于强化学习的异步分层定位方法, 通过定义时差和传输时延关系, 并结合价值迭代优化策略, 实现了对异步时钟和分层效应的有效补偿。首次将强化学习引入水下传感器网络节点定位领域, 通过分层建模和策略优化提升了定位精度。局限性在于未考虑动态环境中的节点移动性, 且分层效应模型的简化可能影响复杂场景下的定位鲁棒性。与之类似, 针对异步时钟、分层效应及节点移动性带来的定位挑战, Yan 等^[40]提出了一种 AUV 辅助的强化学习定位方法, 通过异步定位协议结合在线价值迭代算法, 实现对 AUV 和传感器节点位置的联合估计。由于对局部最优不敏感, 因此更适合解决非平滑和非凸优化水下定位问题。其创新点在于通过 RL 优化策略同时处理异步时钟、分层效应和移动性问题, 显著提升了定位效率。但依赖 AUV 的运动轨迹规划和通信覆盖范围, 在障碍物密集或 AUV 能量受限场景下可能性能下降。

由于水下环境恶劣, 网络维护难度大、费用高, UWSN 节点定位一直是一个具有挑战性的问题。Huang 等^[41]提出了一种基于强化学习的轨迹规划方法, 使用 AUV 作为移动锚节点, 将节点位置

不确定性建模为信息熵, 通过改进的 DDPG 算法优化 AUV 移动路径, 在保证定位精度的同时缩短轨迹长度, 创新性地将信息增益与轨迹长度比作为优化目标, 实现了高效的三维路径规划。但依赖网格划分的粒度, 路径规划耗时, 在大规模复杂环境中可能面临计算复杂度较高的问题。与之类似, Fan 等^[42]针对水下定位中的隐私泄露问题, 提出了基于 AUV 协作波束成形的安全定位方案, 利用到达时间差算法与移动锚节点进行通信和测距, 实现水下传感器的自定位。通过多智能体 DDPG 算法优化 AUV 阵形和波束方向, 在提升定位精度的同时增强抗窃听能力。其研究创新点在于将物理层安全技术与 RL 结合, 实现了定位信息的隐蔽传输。但对节点间的时间同步精度要求较高, 同步误差可能显著降低波束成形效果。

2.3.2 基于锚节点辅助的强化学习定位方案

You 等^[43]针对水下定位中的能量消耗问题, 提出了基于强化学习的信标选择策略, 采用 Dyna 架构生成虚拟经验, 实现自适应信标节点选择, 以最小化定位误差与能耗。其核心优势在于结合强化学习与动态规划技术, 不需要信道模型即可完成策略优化。然而, 该方案在动态网络中可能因信标分布变化而导致策略失效, 且定位精度受限于初始信标密度, 需配合定向天线使用。

与之类似, Liu 等^[44]进一步提出了一种信标辅助定位方案, 针对 AUV 中信标选择与能效之间的矛盾, 通过状态感知的 Q 值更新机制选择信标并控制发射功率, 结合风险评估避免高误差策略。其引入神经网络处理高维状态, 构建基于异步时钟与分层声速模型的定位系统, 并用 CRLB 理论评估精

度。实验证明该方案能显著降低误差和能耗，但其计算开销大，对部署密度敏感，需借助运动补偿技术提升鲁棒性。

当前基于 DRL 的定位方案面临的关键挑战在于，其需要对环境进行离散化处理，导致算法在搜索时间与定位精度之间难以兼顾。Zhou 等^[45]针对水下无线传感器网络中异步定位问题，提出了一种基于连续控制深度强化学习的框架，突破了传统 DRL 方法环境离散化的限制，将水下定位建模为连续动作问题，通过软演员-评论家算法实现策略优化。在不需要凸松弛的条件下实现高精度定位，性能大幅超越离散方法，但面临高计算资源需求及泛化能力挑战。

为优化 UWSN 节点定位中锚节点的选择，从而借助 UUV 对 UWSN 节点精确定位。Liao 等^[46]针对静默 UUV 在 UWSN 中的定位问题，提出了结合神

经网络与强化学习的轨迹修正方法。文献[46]通过轻量级 CNN 架构 SqueezeNet 识别 LoS/NLoS 信号，结合 RL 优化锚节点选择策略，并通过纯追踪算法实现轨迹修正。图 9 为 SqueezeNet 结构，该方案首次将轻量级神经网络应用于水下信号分类，结合 RL 策略有效减少了 NLoS 信号干扰。但局限是依赖历史数据训练，在数据缺失或环境剧变时可能影响定位性能，且轨迹修正的实时性受限于计算资源。

2.3.3 基于强化学习的定位方案分析

基于强化学习的定位方案对比如表 3 所示，其中较为经典的有文献[42, 44-46]。文献[44]通过 RL 优化信标选择，在水下 1 000 m³ 范围内的定位场景能保持较高的能效与精度。其性能高度依赖声速剖面模型的准确性及 RL 参数调优，且未解决硬件成本、复杂海洋扰动等现实挑战，未来需结合更鲁棒的声学模型和异步时钟设计进一步验证。文献[46]适用

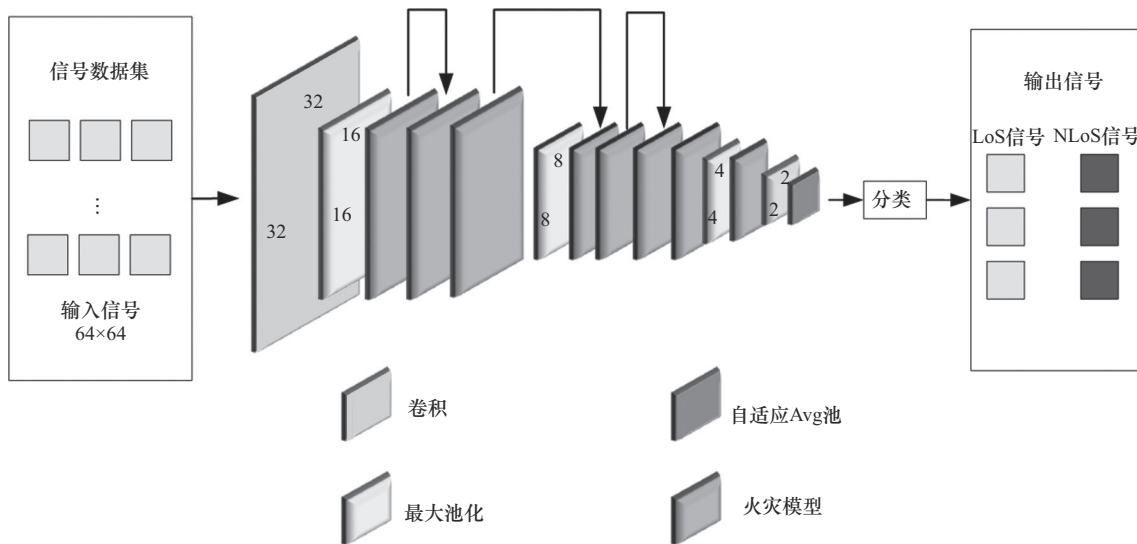


图9 SqueezeNet 结构

表3 基于强化学习的定位方案对比

定位方案	通信方式	时间同步	优点	缺点
文献[39]	主动	不需要	处理异步和分层效应	离散动作限制精度
文献[40]	主动	不需要	AUV 覆盖广，动态优化	AUV 移动能耗较高
文献[41]	主动	不需要	覆盖区域优化，信息增益高	路径规划耗时，依赖网格划分的粒度
文献[42]	主动	不需要	协作增强安全性和精度	波束成形复杂度高
文献[43]	主动	不需要	动态选择节能，精度高	需定向天线，硬件成本高
文献[44]	主动	不需要	动态功率节省能量	依赖信标分布
文献[45]	主动	不需要	不需要凸优化，收敛快，全局最优	计算复杂
文献[46]	迭代	不需要	节能，实时轨迹修正	依赖路径规划和环境

于无同步需求的多节点动态定位场景,首次将连续控制DRL引入UWSN节点定位,通过异步协议和分层补偿提升精度,不需要凸优化,收敛快,全局最优,如海洋监测、多AUV协同作业等。但面临计算复杂和泛化能力的挑战。文献[45]动态功率节省能量,结合神经网络处理高维状态,建立基于声速阶梯与异步时钟模型的定位系统,适合深海环境下的定位任务。但依赖信标部署的密度与分布,计算复杂度随信标数量指数增长。文献[42]适用于动态被动定位场景,该方案能耗集中于AUV运动阶段,定位过程中传感器节点被动接收信号,隐蔽性强,适合长期生态监测、资源勘探等任务覆盖区域优化,实现了高效的三维路径规划。但路径规划耗时,依赖网格划分的粒度,在大规模复杂环境中可能面临计算复杂度较高的问题。

2.4 现有定位方案分析

现有水下传感器节点的定位方法主要包括基于几何测距的技术(如ToA、TDoA)、非测距方法(如DV-Hop)以及依赖移动信标的辅助定位。这些方法通过建立数学模型计算节点位置,在静态、小规模网络环境下通常能达到较高精度。然而,其定位精度严重依赖预设环境参数及硬件间的同步精度,难以有效应对水下复杂环境中的多径效应、洋流扰动等动态干扰因素。

随着网络规模与复杂度的提升,传统定位方法的计算开销呈指数级增长,且往往需要依赖人工经验进行参数调优,适应性与扩展性有限。为突破传统物理模型在复杂水声信道条件下建模能力有限的问题,近年来研究者提出将深度学习模型与物理层信道特性建模融合的策略,实现更精确的节点位置估计。该融合机制的关键在于将物理建模中的关键特征参数(如传输时延、RSS、SNR、路径损耗指数等)作为深度神经网络的输入特征,由网络自动学习其与目标坐标之间的非线性映射关系,从而弥补传统几何模型对多路径、折射、声速梯度变化的适应性不足。然而,此类方法高度依赖大规模的标注数据进行训练,计算复杂度较高,而水下环境中数据获取成本高、标注困难,尤其在移动节点场景下,训练数据的完备性难以保障。

近年来,强化学习逐渐应用于水下定位领域。通过构建状态空间(如节点剩余能量、拓扑变化速率)、动作空间(如信标发射策略)以及以定位误差与能耗

权衡为基础的奖励函数,使系统能够在线优化定位策略。以多智能体DDPG等算法为代表的多智能体强化学习,展现出良好的动态适应能力,能够应对洋流突变、设备故障等突发状况,并支持节点之间的协同决策。这类方法在信标稀疏、节点高机动性等复杂环境中具有明显优势。但仍面临收敛速度慢、探索与利用平衡难以掌握等问题,有待通过迁移学习、元学习等手段提升其跨场景的泛化能力。

从整体来看,传统方法、基于深度学习的方案以及基于强化学习的方案在系统依赖性、精度鲁棒性、适应能力及资源消耗等方面呈现出显著差异。传统方法具有模型结构清晰、计算开销低的优势,适用于静态或轻度动态环境下的快速部署,但对测距精度和锚节点密度高度依赖,鲁棒性较弱,难以应对复杂声学信道或信号缺失情况。深度学习方法通过端到端建模可直接学习测量值与位置信息间的非线性关系,对复杂多路径、水声分层等非理想传播特性具有较强的拟合能力,适用于大规模数据丰富、静态或半动态环境,但模型训练成本较高,需依赖大量标注样本,部署适应性仍受限。强化学习方法则强调决策驱动与环境交互,在锚节点分布稀疏、信道状态不稳定或任务目标动态变化的场景下展现出高度自适应性与协同能力,尤其适合AUV辅助、移动网络中的策略优化问题,但往往收敛速度慢、训练过程复杂,实际部署尚需较强算力支持。

在水下环境中,定位系统面临的挑战因应用场景而异,主要体现在浅海、深海与冰下海域3类典型场景中,这些环境差异直接影响定位方法的可行性与性能表现。浅海区域水体较浅,海面和海底的多路径反射显著,背景噪声复杂,如船只、气泡等干扰频繁出现,使得传统基于TDoA、AoA等方法的定位精度受限。在此背景下,具备强特征提取能力的深度学习模型,如CNN与LSTM,可用于自动建模非线性传播特性,提高多路径鲁棒性。

相比之下,深海环境虽然水体稳定,但传播距离长、节点部署困难且锚节点稀疏,信号衰减明显,给精确定位带来挑战。在这种场景中,强化学习方法通过不断试错和策略更新,能够在锚点不足的条件优化协同测距路径和节点间的数据交换策略,有效提升定位成功率与能效表现。而在冰下海域,厚重冰层阻隔GPS信号,且声速受温度、压力剧烈变化影响,造成传播路径弯曲甚至不可预

测,传统模型面临失效风险。数据驱动的深度学习方法可以学习复杂声学传播规律;同时,基于仿真环境训练的强化学习智能体具备更强的泛化能力,能够适应高度不确定的声学环境。

3 未来研究展望

当前水下传感器网络定位方案正呈现出“模型与数据协同优化”“集中与分布式结合”“单模态与多模态互补”的发展趋势。面对实际应用中的多样化需求,未来研究需在网络规模、节点动态性、资源约束以及环境扰动等多维因素之间进行综合权衡与系统设计。以下3个方向或将成为未来的重点研究领域。

3.1 高效定位系统的跨层优化

为了实现高效定位系统,需要从物理层到网络层进行跨层协同设计。一方面,在物理层可根据水下信道的时变特性,动态调整声学信号的带宽、调制方式与发射功率,自适应选择合适的传输参数;另一方面,在链路层采用异步低功耗的介质访问控制(MAC, medium access control)协议实现节点定时唤醒,降低空闲监听能耗。同时,应将定位任务与数据传输融合,通过路由过程中的时延、信噪比等信息辅助定位,并结合海流能、温差能等多源能量采集与数字能量管理手段,进行节点功耗的实时预测与调度。

为更好地实现系统优化,有必要构建统一的控制平面,将物理层的信道质量、链路层的负载状态、网络层的路由信息与定位层的误差估计进行联动优化,从全局视角实现能耗与性能的平衡。

3.2 人工智能与边缘智能的深度融合

随着人工智能算法的不断发展,将轻量化后的CNN或GNN部署至传感器节点或近岸边缘计算单元,成为可能。这类模型可用于多径识别、时延估计及噪声抑制,并通过自适应卸载机制,在本地推理与边缘推理之间动态切换,以在保证实时性的同时控制能耗。

此外,由于边缘计算与隐私保护需求增长,联邦学习在水下定位中的应用逐渐受到关注^[47]。传统集中式模型训练需要将节点数据统一上传至中心处理节点,而联邦学习允许各节点在本地训练位置估计模型,仅共享模型参数,从而在保护数据隐私的同时实现多节点协同优化。该机制在军事、资源勘探等对数据敏感性较高的场景中具备显著优势,

且适用于异构节点环境下的个性化定位建模。

3.3 动态拓扑网络的弹性协同定位

为提升定位估计的稳定性与收敛速度,可引入辅助定位机制,辅助定位强调融合多源信息和多种传感机制来提升定位性能。例如,通过集成惯性导航系统、磁罗盘、水压传感器等非无线测量手段,为声学测距提供初始估计或约束条件。在动态拓扑场景中,可利用AUV担任移动锚节点,根据定位需求、剩余能量和通信质量动态规划巡航路线,实现对失效静态锚点的自动补位。同时,可结合分布式卡尔曼滤波与鲁棒粒子滤波,构建多智能体共识算法,使邻居节点间能够交换位置信息及协方差,实现快速收敛的协同定位。

辅助机制能够显著提升系统对动态拓扑变化和节点漂移的适应能力。辅助信息不仅能提高AUV本体定位精度,还可通过广播扩展为邻近未知节点提供额外的约束来源,提升整体网络的定位精度^[27]。为了增强网络的鲁棒性,还可引入拓扑控制算法,动态调整节点间的“定位邻居”关系,使网络在节点故障、环境干扰等情况下具备自愈重构能力,维持定位系统的高可靠性与精度。

3.4 生物启发定位算法

生物启发定位算法是一类模拟自然界群体智能行为的全局优化方法,具有搜索空间大、收敛速度快、参数自适应性强等优点,尤其适用于解决UWSN中多目标非线性、非凸定位优化问题。近年来,生物启发定位策略已成为水下节点定位算法研究的重要方向,常与TDoA、RSS、AoA等测距模型结合使用,在面对复杂水声环境、锚节点稀疏或测量误差较大的场景下表现出较强的适应性与稳定性,能显著提升鲁棒性与精度。在复杂且动态变化的海洋环境中,传统几何定位方法难以兼顾精度与鲁棒性,而粒子群优化、蚁群算法、人工鱼群算法以及萤火虫算法等生物启发定位算法则展现出良好的应用前景^[17]。未来研究可重点探索生物启发定位算法与强化学习、多模态感知等智能方法的融合,发展具备在线优化、自主调整和环境感知能力的智能化定位框架,以更有效应对拓扑动态变化、节点漂移和通信中断等复杂海洋环境下的挑战。

4 结束语

UWSN节点的高精度定位技术,是实现海洋环

境监测、资源勘探、灾害预警等关键应用的基础保障。本文针对当前水下定位技术所面临的主要挑战,系统梳理并评析了现有定位方案的研究进展,围绕传统定位方案、基于深度学习的定位方案以及基于强化学习的定位方案进行了分类讨论,重点分析了各类方案的适用场景、性能优势、局限性,同时探讨了通信方式与时间同步机制对定位效果的影响,并总结了现有技术的优势与不足。

总体来看,当前研究正由静态网络定位向动态环境下的智能协同演进,尤其在复杂水下环境中,如何在保障定位精度的同时有效控制系统能耗,成为研究的重点与难点。在此背景下,面向高效、智能、鲁棒的定位系统的研究将持续推进,为UWSN在实际海洋应用中的可靠部署与稳定运行奠定基础。

参考文献:

- [1] CHAUDHARY M, GOYAL N, BENSLIMANE A, et al. Underwater wireless sensor networks: enabling technologies for node deployment and data collection challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(4): 3500-3524.
- [2] LI H, HE Y H, CHENG X Z, et al. Security and privacy in localization for underwater sensor networks[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2015, 53(11): 56-62.
- [3] COUTINHO R W L, BOUKERCHE A, VIEIRA L F M, et al. Underwater sensor networks for smart disaster management[J]. *IEEE Consumer Electronics Magazine*, 2020, 9(2): 107-114.
- [4] ISBITIREN G, AKAN O B. Three-dimensional underwater target tracking with acoustic sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2011, 60(8): 3897-3906.
- [5] OJHA T, MISRA S, OBALDAT M S. SEAL: Self-adaptive AUV-based localization for sparsely deployed Underwater Sensor Networks[J]. *Computer Communications*, 2020, 154: 204-215.
- [6] KHALID M, ULLAH Z, AHMAD N, et al. A survey of routing issues and associated protocols in underwater wireless sensor networks[J]. *Journal of Sensors*, 2017(1): 7539751.
- [7] SU Y S, GUO L, JIN Z G, et al. A mobile-beacon-based iterative localization mechanism in large-scale underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(5): 3653-3664.
- [8] PU W, ZHU W, QIU Y. A hybrid localization algorithm for underwater nodes based on neural network and mobility prediction[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(16): 26731-26742.
- [9] LIU L F, WU J G, ZHU Z W. Multihops fitting approach for node localization in underwater wireless sensor networks[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2015, 11(7): 682182.
- [10] LUO J H, YANG Y, WANG Z Y, et al. Localization algorithm for underwater sensor network: a review[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(17): 13126-13144.
- [11] TUNA G, GUNGOR V C. A survey on deployment techniques, localization algorithms, and research challenges for underwater acoustic sensor networks[J]. *International Journal of Communication Systems*, 2017, 30(17): e3350.
- [12] 苏毅珊, 张贺贺, 张瑞, 等. 水下无线传感器网络安全研究综述[J]. *电子与信息学报*, 2023, 45(3): 1121-1133.
- [13] BENIWAL M, SINGH R. Localization techniques and their challenges in underwater wireless sensor networks[J]. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 2014, 5(3): 4706-4710.
- [14] LI J H, YUE X H, CHEN J, et al. A novel robust trilateration method applied to ultra-wide bandwidth location systems[J]. *Sensors*, 2017, 17(4): 795.
- [15] 张尧, 金志刚, 罗咏梅, 等. 基于信任机制的水下传感器网络节点安全定位算法[J]. *计算机应用*, 2013, 33(5): 1208-1211.
- [16] ZHANG Y, JIN Z G, LUO Y M, et al. Node secure localization algorithm in underwater sensor network based on trust mechanism[J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(5): 1208-1211.
- [17] WANG S Q, DU X J, DENG T T. A zeroing neurodynamics-based location method for nodes in underwater acoustic sensor network[J]. *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, 2023, 8(3): 661-669.
- [18] LUO J H, YANG Y, WANG Z Y, et al. A mobility-assisted localization algorithm for three-dimensional large-scale UWSNs[J]. *Sensors*, 2020, 20(15): 4293.
- [19] LIU F, CHEN H F, ZHANG L, et al. Time-difference-of-arrival-based localization methods of underwater mobile nodes using multiple surface beacons[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 31712-31725.
- [20] LI T, ZHAO J H, MA J Y. A precise underwater positioning method by considering the location difference of transmitting and receiving sound waves[J]. *Ocean Engineering*, 2022, 247: 110480.
- [21] LI Y, LIU M Q, ZHANG S L, et al. Particle system-based ordinary nodes localization with delay compensation in UWSNs[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(7): 7157-7168.
- [22] HAO K, XUE Q X, LI C, et al. A hybrid localization algorithm based on Doppler shift and AOA for an underwater mobile node[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 181662-181673.
- [23] LUO H J, GUO Z W, DONG W, et al. LDB: localization with directional beacons for sparse 3D underwater acoustic sensor networks[J]. *Journal of Networks*, 2010, 5(1): 28-38.
- [24] LEE S, KIM K. Localization with a mobile beacon in underwater acoustic sensor networks[J]. *Sensors*, 2012, 12(5): 5486-5501.
- [25] SONG S S, LIU J, GUO J N, et al. Efficient velocity estimation and location prediction in underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(4): 2984-2998.
- [26] WANG Y R, SONG S S, GUO X X, et al. An efficient localization scheme with velocity prediction for large-scale underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(4): 6508-6520.
- [27] WANG Y R, SONG S S, LIU J, et al. Efficient AUV-aided localization for large-scale underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(19): 31776-31790.
- [28] LIN Y, TAO H X, TU Y, et al. A node self-localization algorithm with a mobile anchor node in underwater acoustic sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 43773-43780.
- [29] GUO Y, LIU Y T. Localization for anchor-free underwater sensor networks[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2013, 39(6): 1812-1821.
- [30] EMOKPAE L, YOUNIS M. Surface-reflection-based communication and localization in underwater sensor networks[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2014, 10(3): 1-51.
- [31] EMOKPAE L E, DIBENEDETTO S, POTTEIGER B, et al. UREAL: underwater reflection-enabled acoustic-based localization[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2014, 14(11): 3915-3925.
- [32] GONG Z J, LI C, JIANG F. A machine learning-based approach for

- auto-detection and localization of targets in underwater acoustic array networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 15857-15866.
- [32] YAN J, YI M, YANG X, et al. Broad-learning-based localization for underwater sensor networks with stratification compensation[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(15): 13123-13137.
- [33] DONG Y H, LI Z, WANG R, et al. Range-based localization in underwater wireless sensor networks using deep neural network: poster abstract[C]//Proceedings of the 16th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks. New York: ACM Press, 2017: 321-322.
- [34] ZHENG B Y, WANG D Q. Deep learning for TDOA-based underwater target localization considering stratification effect[C]//Proceedings of the 17th International Conference on Underwater Networks & Systems. New York: ACM Press, 2023: 1-5.
- [35] YAN J, ZHENG Y H, YANG X, et al. Privacy-preserving localization for underwater acoustic sensor networks: a differential privacy-based deep learning approach[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2024, 20: 737-752.
- [36] YAN J, MENG Y, YANG X, et al. Privacy-preserving localization for underwater sensor networks via deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020, 16: 1880-1895.
- [37] MENAKA D, GAUNI S. An energy efficient dead reckoning localization for mobile Underwater Acoustic Sensor Networks[J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2022, 36: 100808.
- [38] PARRAS J, ZAZO S, PÉREZ-ÁLVAREZ I A, et al. Model free localization with deep neural architectures by means of an underwater WSN[J]. Sensors, 2019, 19(16): 3530.
- [39] GONG Y D, LI X, YAN J, et al. Asynchronous localization with stratification effect for underwater target: a reinforcement learning-based approach[C]//Proceedings of the 2019 3rd International Symposium on Autonomous Systems (ISAS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 91-96.
- [40] YAN J, GONG Y D, CHEN C L, et al. AUV-aided localization for Internet of underwater things: a reinforcement-learning-based method[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(10): 9728-9746.
- [41] HUANG P S, LI Y C, WANG Y Y, et al. Information-entropy-based trajectory planning for AUV-aided network localization: a reinforcement learning approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(2): 2122-2134.
- [42] FAN R, BOUKERCHE A, PAN P, et al. Secure localization for underwater wireless sensor networks via AUV cooperative beamforming with reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24(2): 924-938.
- [43] YOU X D, LV Z F, DING Y Z, et al. Reinforcement learning based energy efficient underwater localization[C]//Proceedings of the 2020 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2020: 927-932.
- [44] LIU C H, LV Z F, XIAO L, et al. Efficient beacon-aided AUV localization: a reinforcement learning based approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(6): 7799-7811.
- [45] ZHOU C Y, LIU M Q, ZHANG S L, et al. Asynchronous localization for underwater acoustic sensor networks: a continuous control deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(6): 9505-9521.
- [46] LIAO R H, SU W, WU X R, et al. Reinforcement learning based mobile underwater localization for silent UUV in underwater acoustic sensor networks[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022(1): 2524764.

- [47] SINGH POPLI M, SINGH R P, KAUR POPLI N, et al. A federated learning framework for enhanced data security and cyber intrusion detection in distributed network of underwater drones[J]. IEEE Access, 2025, 13: 12634-12646.

[作者简介]



羊秋玲 (1981-), 女, 海南儋州人, 博士, 海南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为海洋网络架构与边缘计算、水声网络与安全、海洋大数据与安全、海洋信息感知与智能处理等。



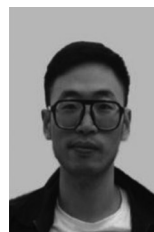
唐智超 (2002-), 男, 湖南衡阳人, 海南大学硕士生, 主要研究方向为水下无线传感器网络节点定位等。



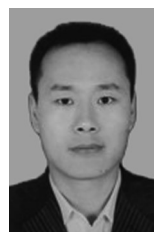
朱荣鑫 (1992-), 男, 江苏阜宁人, 博士, 海南大学讲师、硕士生导师, 主要研究方向为水下网络、物联网、网络安全及智能算法等。



李文洁 (2000-), 男, 河北邢台人, 海南大学硕士生, 主要研究方向为水下无线传感器网络路由协议等。



程亮亮 (1989-), 男, 安徽黄山人, 格罗宁根大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为热成像、导波检测、计算机视觉、人工智能和数据驱动的建模等。



黄向党 (1977-), 男, 陕西西安人, 海南大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为海洋网络架构与边缘计算、水声网络与安全、海洋大数据与安全、海洋信息感知与智能处理等。