

## 摘要

随着人类对海洋的不断探索,水声传感器网络(Underwater Acoustic Sensor Networks, UASNs)被应用于许多不同的领域,例如水质污染监测、军事行动、导航定位等应用都需要对水下传感器节点的位置进行实时的监测和确定。同时,自主水下机器人(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)搭载各种传感器设备,自主完成工作并且任务范围广泛。AUV 依靠自主导航和决策系统航行到作业区域,适合协助 UASNs 执行布放锚节点和水下定位等任务,从而辅助 UASNs 节点进行定位。近年来,利用 AUV 进行路径规划来完成布放锚节点任务,从而进行 UASNs 节点定位技术研究引起了国内外学者的广泛关注,研究重点主要为 AUV 规划路径的长度、平滑度、安全性和目标节点定位的精度、复杂性等指标。

本文的主要工作有:(1)针对 AUV 全局路径规划中存在的稳定性差、寻优结果不理想等问题,本文提出了一种基于迭代改进樽海鞘群算法(Iterative Improved Salp Swarm Algorithm, IISSA)的全局路径规划方法。在种群初始化阶段,引入 Logistic-Tent 级联混沌映射生成伪随机序列,并从理论上证明了级联混沌相比于单个子混沌系统提高了 Lyapunov 指数,验证了改进后的初始化种群分布更加均匀,扩大了寻优的区域,从而增加了种群的多样性;在寻优阶段提出迭代增加的领导者结构,构造领导者迭代增加函数,通过控制领导者数量来平衡算法的探索 and 开发能力;提出改进的适应度函数,最后将 IISSA 应用于 AUV 全局路径规划。仿真结果表明,相比于其他智能仿生算法和 SSA 的改进算法,IISSA 寻优能力更好并且在面对复杂的海洋环境效果更为显著。

(2)针对移动节点定位问题,本文提出了一种基于区域过滤的蒙特卡罗动态定位算法(Monte Carlo Dynamic Localization based on Constructing Regional Filter, RF-MCL)。在预测阶段,根据节点的初始位置,提出方向判定的定义,构建采样区域。根据 TOA 定位误差与距离之间的关系,提出了最大扇形角定理,并根据最大扇形角和节点运动的最大速度进一步缩小扇形采样区域。在过滤阶段,利用环形参数,建立高效的环形区域过滤器。仿真结果表明,与现有的多种算法相比,RF-MCL 算法能实现在较低的锚节点密度下、在节点的最大速度和当通信半径变化时,都能实现较小的定位误差。

关键词:水声传感器网络;自主水下机器人;樽海鞘群算法;蒙特卡罗;区域过滤

# 目 录

摘要.....	III
ABSTRACT.....	V
1 绪论.....	1
1.1 课题背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 UASNs 移动节点定位研究现状.....	2
1.2.2 AUV 路径规划研究现状.....	3
1.3 研究内容及创新点.....	4
1.4 论文的组织安排.....	5
1.5 本章小结.....	6
2 UASNs 与 AUV 技术基本理论.....	7
2.1 UASNs 基本模型及应用场景.....	7
2.1.1 UASNs 基本模型.....	7
2.1.2 UASNs 应用场景.....	8
2.2 典型移动节点定位算法.....	9
2.3 AUV 全局路径规划技术.....	11
2.4 本章小结.....	13
3 基于迭代改进樽海鞘群算法的 AUV 全局路径规划.....	14
3.1 SSA 基本原理.....	14
3.2 IISSA 算法.....	15
3.2.1 Logistic-Tent 级联混沌映射.....	15
3.2.2 迭代改进领导者结构.....	18
3.2.3 改进适应度函数.....	19
3.2.4 IISSA 应用于全局路径规划.....	20
3.3 仿真结果与分析.....	21
3.3.1 基准函数测试.....	22

3.3.2	AUV 全局路径规划仿真结果与分析.....	25
3.4	本章小结 .....	28
4	基于区域过滤的移动节点定位算法.....	30
4.1	MCL 经典算法.....	30
4.2	RF-MCL 算法 .....	32
4.2.1	初始化阶段 .....	32
4.2.2	预测阶段 .....	32
4.2.3	过滤阶段 .....	34
4.2.4	样本权重优化阶段 .....	39
4.2.5	RF-MCL 算法步骤 .....	40
4.3	仿真结果与分析 .....	40
4.3.1	仿真条件 .....	41
4.3.2	锚节点密度对定位误差的比较与分析 .....	41
4.3.3	不同最大速度对定位误差的比较与分析 .....	42
4.3.4	不同通信半径对定位误差的比较与分析 .....	43
4.4	本章小结 .....	44
5	总结和展望.....	45
	参考文献.....	47
	致 谢.....	53
	攻读学位期间取得的学术成果和承担的科研项目清单 .....	55

# 1 绪论

## 1.1 课题背景及意义

海洋覆盖了地球 71%的面积,海洋中蕴含着丰富的矿物资源、生物资源和化石资源,所以对海洋资源的开发和探索引起了世界各国的重视<sup>[1]</sup>。

水声传感器网络(Underwater Acoustic Sensor Networks, UASNs)集水下通信技术、传感器技术和网络技术于一身,具备数据的采集、保存、转发等多种功能<sup>[2]</sup>。典型的 UASNs 由各种传感器节点组成,在水下以无线方式收集、存储和共享数据<sup>[3]</sup>。目前对于水下移动节点定位的阻碍主要在于:水下障碍物会影响移动节点间信号的发送,水流的变化、潮汐、航运等因素会使节点间的距离发生改变导致传感器发生传播信息错误、不及时的问题。当节点间的距离变化时,整个网络的拓扑结构也会产生变化,所以要准确定位水下节点并不容易。此外,如监测水下目标定位、跟踪目标等场景,都需要水下移动节点定位。因此,本文研究的 UASNs 中的移动节点定位算法,具有重要的现实意义和应用价值。

实现水下节点的精确定位,通常需要提前布放大量静态锚节点,传统的部署方式为人工部署,但面对复杂的海洋环境,人工部署的难度、危险性和成本过高,近年来在水声传感器网络中搭载各种传感器设备的自主水下航行器(Autonomous Underwater Vehicle, AUV)应运而生,AUV 具有作业范围大、适应能力强灵活性高等优点,在海洋勘测、海水检测、水下信息获取、生物研究等方面被广泛使用<sup>[4]</sup>。在复杂的水下环境中,AUV 依靠自主导航和决策系统航行到作业区域,而路径规划是 AUV 安全快速到达目标区域的关键技术<sup>[5]</sup>。当面对复杂海域环境,需要提前获取全局的环境信息,为 AUV 规划出一条安全、快速、节能的全局路径非常有必要<sup>[6]</sup>。

综上所述,面对复杂的海域环境,借助 AUV 进行路径规划以完成锚节点布放工作,从而改进水下移动节点定位技术成为了国内外学者研究的热门话题,因此本文研究的面向水声传感器网络定位的 AUV 路径规划方法具有较强的理论意义,在现实生活中具有实际应用意义。

## 1.2 国内外研究现状

### 1.2.1 UASNs 移动节点定位研究现状

国内外学者提出了许多移动节点定位算法。其中蒙特卡罗定位(Monte Carlo Localization, MCL)系列算法定位效果较好, MCL 算法利用节点的移动特性来优化定位性能, 因此, 许多改进算法应运而生<sup>[7]</sup>。

针对 MCL 算法采样效率相对较低的问题, 2013 年 Fan S 等人<sup>[8]</sup>提出了一种改进的 PAMCL 算法, 该算法根据节点运动的连续性预测未知节点可能到达的区域, 并构建最高密度后验区域, 为采样点添加相应的权重。2015 年郑君刚等人<sup>[9]</sup>提出了 IMCL 算法, 该算法利用未知节点获取锚节点以及相邻节点的坐标, 通过过滤以及预测节点坐标, 重新收集上一时刻收集到的节点信息, 极大地优化了样本集, 但整个生命周期较短, 通信开销太大。2018 年谭志等人<sup>[10]</sup>提出了一种基于最小二乘法拟合改进的蒙特卡罗定位算法(LSMCL), 该算法通过优化采样空间, 利用最小二乘法拟合节点运动轨迹并预测位置, 获得最佳采样范围, 引入预测位置权重分配给不同采样权重的采样节点坐标, 计算未知节点的位置。但该算法仍具有一定的局限性, 在过滤方法上没有进行改进, 所以对于定位性能和效率上没有提升。同年 Lu JY 等人<sup>[11]</sup>提出了一种基于牛顿插值的蒙特卡罗移动节点定位算法, 该算法利用牛顿插值的继承性, 继承移动节点的历史轨迹预测机制, 估计移动节点当前时刻的移动速度和移动方向, 并采用按重要性权重优化的粒子过滤器, 防止粒子集合耗尽。同年 Qin M 等人<sup>[12]</sup>提出了 MCL-DE, 在获得初始样本集后, 将样本权重作为目标函数, 用微分进化法代替初始样本的过滤和重采样过程, 通过使样本接近节点的实际位置, 而不是过滤掉样本来估计节点位置, 从而减少了定位误差。为了实现降低定位误差和增强算法鲁棒性的目标, 2021 年郝诗雅等人<sup>[2]</sup>提出了两种蒙特卡罗移动定位算法: CRMCL 和 PRMCL。CRMCL 构造圆形采样区和环形过滤器, 缩小了采样区域, PRMCL 使用 PSO 算法对过滤的样本进行优化, 降低了 MCL 算法的复杂性。2023 年吴官东等人<sup>[13]</sup>提出了 BOSS-MCL, 通过设计了一种全新的以三维分箱形式统计障碍物结构信息的 BOSS 描述子, 并设计激光点云全局描述子和匹配的观测模型, 通过采样集生成策略完成粒子更新, 实现动态位置的实时更新, 相比于传统的蒙特卡罗算法稳定性有了极大的提高, 但更适用于观察移动节点实时位姿的场景中。

除了上述改进的 MCL 算法, 研究人员还提出了 TSMCL-BPSO<sup>[14]</sup>、ABC-MCL<sup>[15]</sup>、SMCLA<sup>[16]</sup>和 IMCL-GA<sup>[17]</sup>。其中, SMCLA 和 IMCL-GA 从节点运动特征的概率分布函

数出发改进了算法。这种算法可以减少定位误差，但算法复杂度较高。

### 1.2.2 AUV 路径规划研究现状

传统的 AUV 全局路径规划算法有人工势场法(Artificial Potential Field, APF)<sup>[18]</sup>、快速步进法(Fast Marching, FM)<sup>[19]</sup>、A\*算法<sup>[20]</sup>等。APF 算法结构简单、易实现但实时避障能力不足,易陷入局部最优解<sup>[18]</sup>。FM 算法是一种基于水平集理论的界面演化跟踪算法,但也存在计算成本高,时间复杂度大的缺点<sup>[19]</sup>。A\*算法是静态网络中求解最短路径的有效搜索算法,但当计算结果存在多个最小值时,A\*算法不能保证所求路径为最佳路径<sup>[20]</sup>。综上所述,传统路径规划算法存在寻优结果不理想、稳定性差、面对复杂问题鲁棒性差等问题。

近年来出现的智能仿生算法具有算法计算简单且容易理解、自适应能力强的特点<sup>[21]</sup>,如蚁群优化算法(Ant Colony Optimization, ACO)<sup>[22]</sup>、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[23]</sup>、狼群算法(Wolf Pack Algorithm, WPA)<sup>[24]</sup>、灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)<sup>[25]</sup>、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)<sup>[26]</sup>等,为解决 AUV 全局路径规划问题提供了新思路。但目前智能仿生算法在 AUV 路径规划中的应用还处于初期阶段,对收敛性和稳定性的分析与证明主要通过仿真实验验证。如经典的 PSO 算法具有参数少、鲁棒性较强的优势但实验验证该算法存在易过早陷入迭代停滞、稳定性差等不足<sup>[27]</sup>。WPA 算法处理时间长、实现成本高,目前还未有 WPA 改进算法解决 AUV 路径规划问题等。故探索稳定性好、路径短和鲁棒性更强的 AUV 路径规划算法,并从理论上对其性能进行分析成为这一领域学者们所追求的目标。

2017 年, Mirjalili 等人受到海洋中樽海鞘群行为的启发,提出了原始樽海鞘群算法(Salp Swarm Algorithm, SSA)<sup>[28]</sup>,该算法因其参数单一、结构简单、寻优能力强被成功应用于图像处理、数据挖掘、光伏单元双二极管模型等诸多领域。近年来若干对樽海鞘群算法的改进策略被相继提出,2019 年, Qais 等人<sup>[29]</sup>提出了增强型樽海鞘群算法(Enhanced Salp Swarm Algorithm, ESSA),通过改进参数,提高了算法的开发能力。2020 年, Aeh A 等人<sup>[30]</sup>通过增加惯性权重来改进樽海鞘群算法,加快了找到最优位置的速度,并将其算法应用于特征选择问题中。同年王秋萍等人<sup>[31]</sup>提出了一种自适应领导者结构,为避免算法陷入最优引入 Logistic-Cubic 级联混沌映射作为食物源的扰动算子将改进后的算法用于求解机器人路径规划,其算法性能和规划效果优于 PSO、GWO 等算法。2021 年, Ewees 等人<sup>[32]</sup>将萤火虫算法与樽海鞘算法相结合,增强了 SSA 算法在局部区域的挖掘能力。2022 年, 刘景森等人<sup>[33]</sup>提出了一种差异演化的寄生樽海鞘群算法,引入不

同机制的寄生-宿主双种群和优胜劣汰思想，增强算法的全局搜索能力，并将改进算法与埃尔米特插值方法结合求解路径规划问题。

### 1.3 研究内容及创新点

为解决 UASNs 中水下移动节点在定位问题中定位精度低、算法复杂度高的问题，本文展开了相应的研究，并改进了 AUV 全局路径规划算法，使 AUV 更好的完成布放锚节点的任务。具体内容如下：

内容一：为实现高机动性和稳定性的 AUV 全局路径规划任务，本文提出迭代改进的樽海鞘群算法，首先在种群初始化阶段引入级联混沌映射理论来改进原始的随机初始化种群的方式，使得初始化时期种群均匀地分布于上下界之间，便于以更高的概率和更快的速度对空间进行彻底搜索；其次改进了领导者结构，构造领导者迭代增加函数，通过调整领导者和追随者的数量来平衡算法的探索和开发能力，使领导者更快的接近食物源。通过调用 IISSA 算法求解基准函数的最优解，验证了 IISSA 的寻优能力强、稳定性强。本文将 IISSA 算法用于求解 AUV 路径规划问题，针对水下环境的复杂性，采用栅格法进行海底环境建模，给出障碍物所在栅格的位置信息，并构建适应度函数。通过仿真实验可得 IISSA 算法解决 AUV 路径规划问题时寻优能力更强、稳定性更好，面对复杂环境时鲁棒性更优。

内容二：为解决水下移动节点定位不精确和计算复杂度高的问题，本文提出了一种基于区域过滤的蒙特卡罗动态定位算法。与传统的 MCL 算法相比，它在采样和过滤两个阶段都进行了改进，从根本上优化了定位性能。在初始定位阶段，将 TOA 对数路径损耗模型结合最小二乘法来定位当前时刻的移动节点；在预测阶段期间，提出方向判定的定义以预测移动节点的实际方向，基于 TOA 定位误差与距离的关系，提出了最大扇形角定理，缩小了预测区域的面积；利用扇形角的最大角度和节点最大速度构造扇区采样区域；在过滤阶段，改进过滤条件，根据环参数重新构造过滤区域，并计算过滤区域面积；在权重优化阶段，对样本与锚节点之间的距离进行排序，对样本进行加权处理。

本文主要创新点如下：

(1) 改进 SSA 首先初始阶段利用 Logistic-Tent 级联混沌映射生成伪随机序列扩大了寻优的区域，并理论证明了生成的樽海鞘群更分散；

(2) 利用迭代增加的领导者结构，构造领导者迭代增加函数，使改进的算法在迭代前期对于最优解的搜索能力强，在迭代后期对最优解附近空间的开发能力强；

(3) 利用栅格法进行海洋环境建模并进行坐标转换, 提出改进的适应度函数, 将 IISSA 应用于 AUV 全局路径规划;

(4) 利用节点的初始位置, 提出方向判定的定义, 构建采样区域, 得到合理的样本数量; 根据方向判定的定义和 TOA 定位误差与距离之间的关系, 提出最大扇形角定理, 并根据最大扇形角和节点运动最大速度进一步缩小采样区域;

(5) 改进过滤条件, 根据过滤条件和环参数重新构造过滤区域, 并通过积分函数估算过滤区域面积, 并通过实验分析得到环参数的合理取值。

## 1.4 论文的组织安排

论文通过对 UASNs 的背景介绍引出本文研究的主要内容, 介绍了国内外研究现状和相关技术, 对提出的两种改进算法的改进思路、算法步骤、相关理论证明等给出了详细的阐述。论文的总组织架构图如下:

第 1 章, 介绍了本文研究的背景和研究意义; 介绍了 UASNs 中移动节点定位算法和 AUV 路径规划的研究现状, 分析目前所提算法的优点和不足; 介绍本文的主要研究内容、创新点和所针对解决的问题; 介绍论文的整体结构, 总结每章节的主要内容。

第 2 章, 介绍了 UASNs 基本模型, 简要说明了主要设备之间的通信原理, 并点明了 UASNs 的主要应用场景; 介绍了目前常用的典型移动节点定位算法和 AUV 全局路径规划算法的原理。

第 3 章, 提出了基于迭代改进的樽海鞘群算法。首先引入 Logistic-Tent 级联混沌映射生成伪随机序列, 然后提出迭代增加的领导者结构, 接着采用栅格法进行海洋环境建模, 提出改进的适应度函数, 将该算法用于求解 AUV 路径规划问题。最后进行仿真实验, 并分析结果。

第 4 章, 提出了基于区域过滤的蒙特卡罗动态定位算法。详细介绍了所提算法的改进思想、各阶段的具体步骤、理论证明、仿真验证等, 最后阐述所提算法与对比算法的定位性能。

第 5 章, 总结本文内容, 阐述本文所提的两种改进算法的具体步骤以及在算法性能、输出结果等方面的优势, 分析了改进算法在某些特定情景下的不足以及后续对于所提算法进一步优化。



## 1.5 本章小结

本章详解介绍了课题背景，引出本文研究的目的与意义，介绍了 UASNs 移动节点定位算法和 AUV 路径规划的研究现状，并介绍了本文的主要研究内容、创新点和所针对解决的问题，以及论文的整体结构，总结每章节的主要内容。

## 2 UASNs 与 AUV 技术基本理论

本章介绍 UASNs 的基本模型和应用场景，介绍目前常用的典型移动节点定位算法和 AUV 路径规划技术的原理。

### 2.1 UASNs 基本模型及应用场景

#### 2.1.1 UASNs 基本模型

UASNs 由大量水下传感器节点和 AUV、遥控无人潜水器(ROV)、无人潜航器(UUV)、船舶、无人机等多种载体组成<sup>[34]</sup>，移动基站汇集这些水下信息，并将信息通过无线电通信传递给陆上基站。UASNs 的模型图如图 2.1 所示。

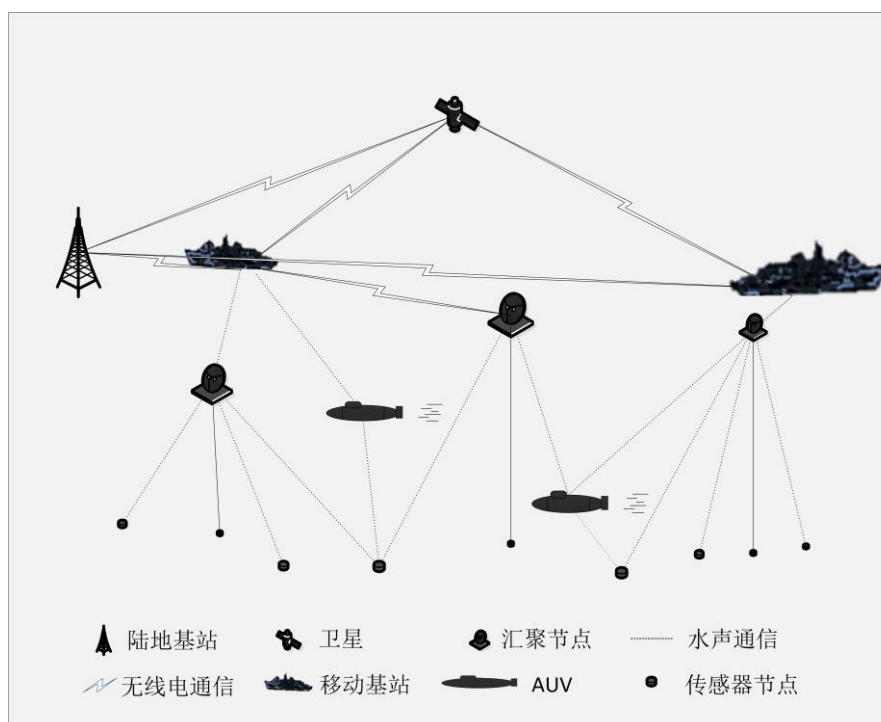


图 2.1 UASNs 模型图

为了更加简要说明 UASNs 模型中各设备之间的通信原理，对 UASNs 中的传感器节点、陆地基站、AUV 进行详细接受。

#### (1) 传感器节点

传感器节点由传感单元、处理单元、无线收发单元和能量供应单元四部分组成<sup>[35]</sup>，如下图所示。

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/908061034007007005>