doi:10.19306/j. cnki. 2095-8110. 2025. 01. 002

水下地形辅助导航算法综述

兰 天^{1,2},李 鼎^{1,2},娄琪欣^{1,2},刘 超^{1,2},李慧平^{1,2},于旭东^{1,2}

(1. 国防科技大学前沿交叉学科学院,长沙 410073;2. 国防科技大学南湖之光实验室,长沙 410073)

摘 要:地形辅助导航是一种利用地形特征辅助惯性导航的自主导航方法。与其他传统导航方法 相比,地形辅助导航可以更好地满足水下航行器高精度、长航时及高自主性的导航需求,因而成为 了水下导航定位领域的重要研究方向。围绕水下地形辅助导航算法,介绍了其基本原理和分类方 法,并对基于相关性匹配的算法、基于滤波的算法和基于同时定位与构图(SLAM)的算法这3类地 形辅助算法的原理及其发展现状进行了综述,其中详细介绍了粒子滤波算法的研究进展。此外, 还对比分析了各类算法的局限性、初始定位误差敏感程度、实时性、稳定性和计算量。最后,对地 形辅助导航的未来发展趋势进行了展望。

关键词:地形辅助导航;水下导航;地形匹配;粒子滤波;综述

中图分类号:U674.941;V279 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-8110(2025)01-0014-15

Review of underwater terrain-aided navigation algorithm

LAN Tian^{1,2}, LI Ding^{1,2}, LOU Qixin^{1,2}, LIU Chao^{1,2}, LI Huiping^{1,2}, YU Xudong^{1,2}

College of Advanced Interdisciplinary Studies, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
 Nanhu Laser Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Terrain-aided navigation is an autonomous navigation method that uses terrain features to assist inertial navigation. Compared with other traditional navigation methods, terrain-aided navigation can better meet the navigation requirements of high precision, long endurance and high autonomy for underwater vehicles, making it an important research direction in underwater navigation and positioning. Focusing on the algorithms of underwater terrain-aided navigation technology, the basic principles and classification methods are introduced. Then, three types of terrain-aided algorithms are reviewed, which are correlation-based matching algorithms, filter-based algorithms, and the algorithms based on simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithms, focusing on their principles and current development status. The research progress of the particle filter algorithm is presented in detail. In addition, the limitations of the algorithms, sensitivity to initial position error, real-time performance, stability and computational complexity of the different algorithms are prospected.

Key words: Terrain-aided navigation; Underwater navigation; Terrain matching; Particle filter; Review

收稿日期: 2024-10-15;修订日期: 2024-12-24

基金项目:国家自然科学基金面上项目(62173335)

作者简介:兰天(2001一),男,硕士研究生,主要从事地形辅助导航方面的研究。

通信作者:于旭东(1982—),男,博士,副研究员,主要从事惯性导航、组合导航等方面的研究。

0 引言

随着科学技术的不断进步,水下航行器在水下 资源开发中发挥着越来越重要的作用,各类新型水 下航行器也相继被研发出来。其中,自主水下航行 器(autonomous underwater vehicle, AUV)是水下 航行器的研究热点之一。与其他水下航行器相比, AUV 不需要连接线缆,并且可以长期在水下工作, 适合各种复杂的水下环境。目前,AUV 已广泛应 用于海洋科学研究的多个领域,包括环境监测^[1]、 海底火山活动研究^[2]、海洋生物勘察^[3]、海底石油勘 察^[4]及岩溶勘察^[5]等。此外,AUV 还可以应用于 军事活动,诸如反潜作战、水雷对抗等。

为了使各类水下航行器可以完成精细化和长 期性的工作,高精度的水下导航定位是必不可少 的。然而,对于水下航行器而言,实现高精度的导 航是一项具有挑战性的任务。这主要是因为无线 电信号在水中会迅速衰减^[6],无法长距离传播,因 此无法像陆地载体那样使用卫星信号进行导航。 而如果仅使用传统的惯性导航系统(inertial navigation systems, INS)和航位推算(dead reckoning, DR)进行导航定位,误差会随着时间而累积^[7],无法 满足水下航行器长时间工作的需求。

针对这一情况,水下航行器通常采用水声学定 位方案或者地球物理场导航以满足导航需求。其 中,水声学定位方案需要提前放置水听器^[8],通过 几何方法实现水下航行器的定位,虽在其作用范围 内具有很高的精度,但提前布置声纳设备也会缩小 航行器的工作范围,并影响水下航行器的隐蔽 性^[9]。地球物理场导航则是基于海底的物理信息, 诸如地形、磁场^[10]及重力场等作为参考进行导航。 这类方法很好地弥补了传统方案的一些不足,因而 得到了广泛的研究和应用。

地形辅助导航(terrain-aided navigation, TAN)是 一种典型的地球物理场导航方法,其以地形信息作 为辅助手段对 INS 轨迹进行修正。这种方法不依 赖外部设备进行辅助定位,是一种自主导航方法, 且误差也不会随时间而累积,能够在地形信息丰富 的区域实现高精度导航。因其卓越的导航特性,自 诞生以来,TAN 就常被用作各类导弹、飞行器^[11]在 卫星信号受干扰或缺失情况下的一种替代方案。

近年来,水下测绘技术迅速发展,绘制的海底 地形图愈加完整和精细。同时,计算机技术和水下 传感器相关技术的进步,也为水下 TAN 技术的应 用提供了强有力的支持。这些因素共同彰显了水 下 TAN 技术的巨大潜力。本文针对 TAN 的基本 原理、常见算法及发展现状进行了调查与分析,并 对未来该领域的发展趋势进行了预测。

TAN 基本原理

TAN 系统由参考导航单元、地形测量单元及 地形匹配单元3部分组成,其系统框图如图1所示。 其中,参考导航单元包含 INS, DR 等,可以对载体 的位置、速度等信息进行估计,从而为 TAN 提供参 考。地形测量单元包含深度计与测深仪。深度计 通常基于水压测深原理,可以测量得出载体的潜深 信息;而测深仪则主要使用各类声学传感器,如多 波束声纳(multi-beam sonar, MBS)测量载体相对 于海底的高度。综合这两种测量结果,可以得出测 量地形高度。地形匹配单元主要分为两种情况,其



图 1 TAN 系统结构框图 Fig. 1 Framework of TAN system

中不基于同时定位与构图(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术的地形辅助系统的 地形匹配单元包含数字高程图和导航算法。该系 统首先依据参考导航单元提供的位置信息,从海底 地形的数字地形图(digital terrain map, DTM)中 获取对应区域的地图地形高度,再结合测量地形高 度和参考导航单元提供的信息,使用导航算法进行 综合分析,最终实现对载体的定位。而基于 SLAM 的 TAN 系统不需要先验地图, 仅通过参考导航单 元提供的运动信息和地形测量信息就可以完成定 位与建图的工作。TAN 系统只有在地形特征明显 的区域才能发挥出比较好的导航效果。因此,在实 际使用过程中,TAN 系统通常需要提前对各个区 域的地形特征进行分析[12],并从中选出更适合 TAN 的区域。通过合理的路径规划,使载体尽可 能在这些适配区域内移动,以保证导航精度。

TAN 算法的种类很多,分类方式也有很多种。 Ma 等^[13]依据是否需要先验地图,将算法分为需要 先验地图的地形匹配导航(terrain matching navigation, TMN)方法以及不需要先验地图的基于 SLAM 方法。本文对该分类方法进行细分,依据是 否需要先验地图以及算法的基本原理,将其分为 3 类:基于相关性匹配的算法、基于滤波的算法和基 于 SLAM 技术的算法。

其中,基于相关性匹配的算法需要获取一系列 点的测量地形高度,然后基于相关性将这些高度信 息与地图中的数据进行匹配,从而确认位置。基于 滤波的算法则使用贝叶斯滤波的某种变形,依据观 测量对惯导误差进行持续修正。而基于 SLAM 的 方法可以在不需要先验地图的情况下实现自主导 航,且其在导航的过程中还能同步完成建图工作。 3 类算法的具体细分如图 2 所示。



Fig. 2 Classification of TAN algorithm

2 TAN 算法研究现状

国外的 TAN 研究起步较早,在 20 世纪 50 年代 就已经开始对应用于飞行器和导弹的 TAN 系统展 开研究,地形轮廓匹配技术(terrain contour matching, TERCOM)、桑迪亚惯性地形辅助导航(Sandia inertial terrain-aided navigation, SITAN)等 经典的 TAN 算法也在这一阶段被提出和应用。而随着水 下测量及计算机技术的迅速发展,水下 TAN 也逐 渐受到了广泛关注。一些国外的高校与科研单位 对粒子滤波(particle filter, PF)、质点滤波(point mass filter, PMF)等算法展开了深入研究,并取得 了一系列研究成果,其中部分研究成果已经趋于成 熟,进入了实验和应用阶段。挪威国防研究机构的 Ånonsen 等^[14]基于 PMF,为 HUGIN 载体开发了 地形导航模块 Terr P,经过多次海上实验,最终成 功交付给了客户。其于 2009 年在巴伦支海进行了 近 7 h的航行^[15],最终以仅 4 m 的误差到达目标区 域。美国海军水下作战中心^[16]基于三维的 PF 开发 了一套应用于 MARV 型号 AUV 的水下导航系统, 并于纳拉甘西特湾进行了多次海上实验以获取数 据进行测试,系统能够抑制 INS 的漂移及潮汐变化 的影响。英国南安普顿大学的 Salavasidis 等^[17]针 对 ALR 型号 AUV 提供了一种 TAN 解决方案,该 方案使用较低功率的传感器声学多普勒流速剖面 仪(acoustic Doppler current profiler, ADCP)测量 到海底的距离,并使用了基于 PF 的低复杂度算法。 此项研究还进行了耗时 77 h,长达 195 km 的海上 实验,对系统的效率与稳定性进行了验证。

国内的水下 TAN 研究起步相对较晚,目前仍以 理论与仿真实验为主^[18]。哈尔滨工程大学和东南大 学等单位针对 TAN 算法开展了大量研究。在算法 方面,国内科研单位对 PF、迭代最近等值线(iterated closest contour point, ICCP)、PMF及 SLAM 等算法 均有研究,其中关于 PF 的研究相对较多。在仿真验 证方式上,主要采用两种方式:一是在真实水下测量 数据中引入 TAN 进行回放实验;二是在已有地形图 上进行纯仿真实验。通过对算法不断的研究与改 进,国内科研单位也取得了一系列成果。哈尔滨工 程大学的 Ling 等^[19]提出了一种应用于水下导航的 主动测深 SLAM 方法,能够主动将水下载体驱动到 地形特征更丰富的区域。该研究使用青岛中沙礁 获取的海上实验数据进行测试,验证了方法的定位 精度和鲁棒性。东南大学的 Zhang 等^[20]为了抑制潮 汐误差带来的测量异常值,研究了一种改进的三维 Rao-Blackwellized(RB)粒子滤波(Rao-Blackwellized particle filter, RBPF)算法。其在三维 RBPF 的基础 上,结合最大熵准则(maximum correntropy criterion, MCC)与自适应滤波技术,对测量噪声方差和过程噪声 方差进行调整。此项研究在杭州新安江水库进行了现 场实验,其定位误差降低至了 3.62 m。

2.1 基于相关性匹配的算法

基于相关性匹配的算法会先记录一些点的地 形高度信息,随后依据相关性在地图中估计出这些 点的位置,进而实现导航与定位。

传统的相关性匹配算法一般要求载体运行一 段距离,在此过程中,每隔一小段距离记录当前点 的位置信息以及测量地形高度,最终获得一组序 列。再利用算法从 DTM 中找出一组轨迹点,其高 度序列与测量高度序列相关性最高。随后,将找到 的这组轨迹点作为对该段路程的估计,而其中最后 一个点会被认定为载体的估计位置。这类传统的 相关性匹配算法通常不改变轨迹的形状,而是从惯 导轨迹的各种仿射变换中寻找最优轨迹,典型的算 法有 TERCOM 算法、智能优化算法和 ICCP 算法。

与传统算法不同,测深图像匹配法则将 MBS 的测量结果转化为图像,再利用深度学习技术与地 图进行匹配,进而实现导航与定位。

2.1.1 TERCOM 算法

TERCOM 算法最早于 20 世纪 50 年代末被提出^[21],后来被应用于辅助巡航导弹的制导,逐渐发展成为一种可靠、准确的方法,是 TAN 中最经典的算法之一^[22]。

TERCOM 算法首先依据 INS 误差确定搜索范围。随后,在其搜索范围内去遍历每一种平移,并依据相关性指标从中寻找最优的平移,以对导航进行修正。TERCOM 算法常用的相关性指标有互相关(cross correlation, COR)、均方差(mean square difference, MSD)和平方绝对差(mean absolute difference, MAD)等,其中 MSD 使用较多^[23]。

TERCOM 算法是一种简单有效的 TAN 方法, 其对于初始位置误差不太敏感,当初始定位误差较 大时,通过扩大 TERCOM 算法的搜索范围,有时也 能完成导航工作。但因其原理,TERCOM 算法也 存在一些缺陷,一是该算法只对轨迹进行平移,而 不进行旋转,当航向误差较大时,TERCOM 算法的 效果可能不够理想;二是算法实时性较差,必须要 连续采点一段时间后,才能对位置进行修正,使其 无法适应实时性要求高的应用场景。

为了克服 TERCOM 算法仅能平移、无法旋转的缺陷,也有许多研究对其进行了改进,使其具备 了旋转的能力。魏二虎等^[24]为 TERCOM 引入了 旋转和尺度变换,将旋转角度和尺度变换系数也按 相同间隔等分,随后进行穷举计算,从中找出最优 变换,其效果明显优于传统的 TERCOM 算法。王 丹等^[25]则在 TERCOM 算法中添加了 2 次旋转粗 对准,并使用改进粒子群算法进行精对准,有效提 高了 TERCOM 算法的匹配效果,也弥补了 TER-COM 算法无法矫正航向误差的缺陷。

尽管这些研究在一定程度上提升了 TERCOM 算

法的性能,但其精度和鲁棒性依然难以满足水下导航的需求。此外,由于 TERCOM 算法对初始误差 不敏感,也常被用于大初始误差条件下的粗匹配 工作。

2.1.2 智能优化算法

智能优化算法以轨迹的仿射变换因子为优化 变量,以变换后轨迹高度序列与测量高度序列之间 的相关性指标为优化目标,从而将地形匹配问题转 化为优化类问题,并可以使用智能优化算法进行求 解。与 TERCOM 算法不同,优化类算法不再枚举 搜索范围内的每一种平移,而是通过智能优化方式 从所有仿射变换中搜索最优变换。常见的智能优 化类算法有粒子群算法、遗传算法等。

粒子群算法是一种通过个体之间的世代合作 和竞争不断进化迭代,以寻求最优解的经典智能优 化算法^[26]。粒子群算法的核心是不断更新的速度, 其速度表达式中包含3项:速度惯性项、当前粒子最 优项及全局最优项。速度惯性项鼓励粒子群加强 探索,避免陷入局部最优。而当前粒子最优项和全 局最优项则使粒子向着当前粒子历史最优点和全 局最优点逼近,使粒子收敛于最优点附近,其具体 表达式如式(1)所示。

 $v_{i,t+1} = w \cdot v_{i,t} + c_1 \cdot R_{random} \cdot (p_{i,best} - p_{i,t}) + c_2 \cdot R_{random} \cdot (p_{gbest} - p_{i,t})$ (1) 式中, R_{random} 为0~1的随机数; $p_{i,best}$ 为第 i 个粒子 的历史最优解; p_{gbest} 为全局最优解; w, c_1 和 c_2 分别 是速度 3 个项的权重系数,通过调节 3 个权重系数 的大小可以调整粒子群探索和收敛的程度。Shi 等^[27]基于此原理提出了一种典型改进方案,在该研 究中,粒子群算法通过不断减小惯性权重 w 在粒子 后期加速收敛,进而提高粒子群的效率。

许多研究对粒子群算法进行了改进,并将其应 用于 TAN 中。Yuan 等^[28]选用平均豪斯多夫距离 作为相似度度量标准,并对粒子群算法进行了改 进。首先使用标准粒子群算法进行粗匹配,再使用 结合了混沌搜索的粒子群算法进行精细匹配,降低 了粒子群算法的定位误差和计算量。谭佳琳^[29]使 用粒子群优化粒子群自身的参数,并基于模糊粒子 群和双子群粒子群算法改进了粒子群算法,提高了 导航精度和稳定性。程向红等^[30]在惯性权重递减 粒子群算法的基础上,引入收敛因子约束粒子的速 度和位置,提高了粒子群算法的匹配精度。Wang 等^[31]在对粒子群算法的加速度因子和惯性权重进 行改进之后,将其和人工蜂群算法相结合,在算法 运行过程中,先使用粒子群算法正常更新粒子点, 再使用蜂群算法对每个粒子点周边进行搜索,以帮 助粒子群算法摆脱陷入局部最优的情况,大幅提高 了匹配精度。

除粒子群算法外,Yan 等^[32]利用移动最小二乘 方法构建了多波束测深地形的最小二乘曲面,并计 算了曲率。随后使用局部曲率二值判断方法描述 局部地形,并从中筛选出曲率采样点。最后,使用 遗传算法取代传统的遍历方法,确定出载体的最优 估计位置。张鹏^[33]改进了樽海鞘群优化算法,并将 其应用于水下地形匹配中,其在初始化过程中引入 了混沌映射,同时还引入了随机游走、自适应权重 等对算法进行优化,从而提高了地形匹配的效果和 精确度。

智能优化算法可以在误差范围内搜索路径的最 优仿射变换,具备较高的效率。若优化类算法可以稳 定找到范围内的最优值,其也可以实现较好的导航定 位效果。然而,由于地形的复杂性,往往存在许多与 最优解相似的解,这使得优化类算法容易收敛于错误 的局部最优解。此外,需要先获取一定路径再进行匹 配,也决定了这类算法不具备很好的实时性。

2.1.3 ICCP 算法

迭代最近点(iterative closest/corresponding point, ICP)算法是点云数据配准中最经典的算法,其本质是 基于最小二乘法的最优配准方法^[34]。ICP 算法也可以 应用于 TAN,程建华等^[35]研究了一种组合水下地形匹 配方法,首先利用 TERCOM 算法进行粗匹配,再使用 ICP 算法进行精细对准,该方法平均误差可以达到 20 m 以内。

ICCP 算法由 ICP 算法演变而来,广泛应用于 地形匹配、重力匹配等地球物理场导航领域。

ICCP 算法的基本原理如图 3 所示,对于 INS 指示的第 i 个轨迹点 p_i ,该算法首先根据该点测量 得到的地形高度 h_i 找出轨迹点附近的等高线 c_i ,再 在该等高线上寻找距离 p_i 最近的点 t_i 作为最近参 考点。随后,寻找由 p_i 序列到 t_i 序列的最优刚性变 换,使得两者之间的欧几里得距离平方和最小,刚 性变换参数包括旋转矩阵 R 和平移向量 b,表达式 如式(2)所示。

$$\boldsymbol{t}_i = \boldsymbol{R} \boldsymbol{p}_i + \boldsymbol{b} \tag{2}$$





图 3 ICCP 算法原理 Fig. 3 The principles of the ICCP algorithm

在使用刚性变换参数更新轨迹点后,便完成了 ICCP的一次更新迭代。而为了实现更好的匹配效 果,还需要进行多次迭代更新,直至达到最大迭代 次数或者满足终止迭代条件。

为了进一步提升 ICCP 算法的精度与稳定性, Li 等^[36]将 ICCP 匹配结果与 INS 的差值作为量测 值,使用 KF 对 INS 累积误差进行修正,提升了匹配 精度。Wang 等^[37]对 ICCP 算法中的匹配误差与地 形因子之间的关系进行了研究,通过聚类和相关分 析确定了对 ICCP 算法精度影响大的地形因子,并 对这些因子使用统计方法进行匹配误差拟合,同时 还对初始误差等因素也进行了探究,综合分析了 ICCP 算法的误差来源。Wang 等^[38]提出了一种基 于马氏距离的 ICCP 匹配算法,并设计了一种基于 条形搜索区域的搜索策略,用于减小算法的计算 量。在仿真实验中,该算法相较于传统算法位置误 差减小了 26.89%,平均运算时间缩短了 42.1%,且 收敛性更强。Ding 等^[39]提出了一种两阶段组合匹 配算法,首先基于多波束数据使用最大似然估计进 行粗匹配,然后基于单波束数据使用改进的 ICCP 算法进行精匹配,算法匹配精度可以达到1~2个 网格。

传统 ICCP 算法对初始误差比较敏感,当初始 误差较大时,容易发生匹配失败的情况。针对这一 问题,Wang 等^[40]提出了多路径并行 ICCP 算法,从 多波束测深结果中选取中心和边缘两侧的数据点 组成了 3 条路径进行分析计算。仿真结果表明,该 算法可以有效解决 ICCP 在初始大误差情况下的发 散问题。Zhang 等^[41]提出了一种基于多波束的 ICCP 算法,将 ICCP 算法中基于单点高度信息的匹 配改为了基于单点周围地形二维高斯分布的地形 特征描述参数的匹配,使得算法在初始大误差情况 下也有较好的精度。Wang 等^[42]使用人工蜂群改 进的粒子群算法进行粗匹配,并使用基于马氏距离 的 ICCP 算法进行精匹配,在初始东向和北向误差 均为 0.55′时,匹配误差下降至 89.3 m。

尽管 ICCP 算法作为典型的相关性匹配算法, 有着较高的匹配精度和稳定性,但当误差较大或者 地形特征不明显时,仍面临匹配失败甚至发散的风 险。近期的一系列基于多波束数据的 ICCP 算法研 究在一定程度上改善了这一情况,提升了算法的精 度和稳定性,但 ICCP 算法还面临着实时性差、计算 量大等挑战。

2.1.4 测深图像匹配法

近年来,深度学习技术发展十分迅速,其强大的功能性和通用性使其可以灵活应用于各个领域, 为其赋能。在 TAN 领域中,深度学习技术的应用 潜力也随着研究的不断深入而逐渐显现。其中,基 于深度学习技术的测深图像匹配法就是一种典型 的应用。

Zhang 等^[43]将 MBS 的输出以图像形式进行识 别,从而将地形匹配问题转变为监督学习问题。为 了提升算法的匹配性能,该研究针对样本数不足的 问题,设计了一种数据集构建方法,并提出了一种 针对不同特征的分层匹配方法。Fan 等^[44]结合自 蒸馏和对比学习技术,提出了一种用于地形匹配的 深度学习框架,可以提取全局和局部细节的地形特 征,同时,通过比较地形数据样本的抽象表示而非 高程值本身的地形匹配框架,实现了较高精度和良 好鲁棒性的地形匹配。

测深图像匹配法作为一种基于深度学习技术 的新方法,可以获得较高精度的定位结果,具有巨 大的潜力。然而,其实现难度较大,技术方案尚不 够成熟,还需要进一步的研究与发展。

2.2 基于滤波的算法

基于滤波的算法与基于相关性匹配的算法不同, 可以在载体运行过程中持续利用海底地形数据对导 航系统的位置、速度等信息进行矫正,具有优秀的实 时性。此类算法均基于贝叶斯滤波器的某种变形,包 括参数滤波器和非参数滤波器。参数滤波器主要是 卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)及其非线性方法, 如扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF); 而非参数滤波器则主要是 PF 和 PMF。

2.2.1 EKF 算法

在参数滤波器中,因 KF 计算量较少而被一些 研究采用,通过并行 KF 进行粗匹配^[45]。然而,由 于 TAN 具有较强的非线性,基于标准 KF 的 TAN 研究相对较少。

EKF 算法是贝叶斯滤波的常见变形,其将非线 性系统进行线性化,并使用 KF 进行求解。相较于 非参数滤波器方法,EKF 效率更高,且实时性更好。

基于 EKF 开发的 SITAN 算法是 TAN 中的经 典算法之一^[46]。其核心在于对观测量进行一阶泰勒 展开,展开后可以发现其状态到观测的转换矩阵 H 仅与 *x* 和 *y* 方向的地形斜率相关。因此,在实际使用 的过程中,只需额外对当前点对应的地形斜率进行求 解,就可以正常使用滤波器进行更新。An 等^[47]研究 了误差状态 EKF,并将其应用于水下 TAN 中,作为 一种精度更高的低成本方案。

然而,EKF在面对非线性问题时,并不总能给 出准确的估计结果,这也使得其无法持续为水下载 体提供高精度的导航与定位。

2.2.2 PF 算法

PF 算法是一种基于蒙特卡罗理论的方法,该 理论将传统贝叶斯滤波中的后验概率分布近似为 从后验分布中随机采样的粒子的统计学分布。再 依据重要性采样原理与序贯重要性采样(sequential importance sampling, SIS)理论,对基础理论公式 进行完善,得到了通用 PF 算法。当对精度要求不 高时,可以将表达式进一步简化为实际研究中常用 的标准 PF 算法。 PF 算法非常适合解决非线性问题,具有较高的 精度和良好的实时性,非常适合用于水下 TAN。目前,针对 PF 算法的改进及其在水下 TAN 中的应用 研究已相当丰富,主要集中在以下几个方面。

1)降低 PF 的硬件需求。为了达到更高的导航 精度,PF 算法通常需要精密的地形测量和精确的计 算,但这也会对系统的续航能力和导航实时性产生 影响。为了降低算法对高精度传感器的需求及计 算量,Zhou 等^[48]将高斯过程集成到 PF 中,通过学 习估计测深值及方差,在传感器精度受限情况下提 升了 PF 算法在粗糙地形中的性能。程向红等^[49]也 对高斯过程与 PF 的结合进行了研究,利用高斯过 程对海底地形进行了精细化建模,并在量测更新阶 段增加了最小均方误差约束,以提升高斯和 PF 的 效率。Zhou 等^[50]提出了一种可变子空间大小的改 进 Kullback-Leibler 距离粒子滤波(Kullback-Leibler distance particle filter, KLD-PF) 算法,根据 KLD 的采样分布实时调整粒子数,进而提高了 PF 的工作效率。Chen 等^[51]提出了改进高斯和 PF 的 方法,使用多个高斯分量逼近贝叶斯函数,并利用 径向基函数神经网络获得这些分量,此方法无需进 行重采样,计算量更小。

2)改进 PF 的粒子分布。为了进一步提升 PF 的精度,一些研究对标准 PF 算法的粒子分布进行 了改进,使其能够更准确地反映真实后验分布。 Zhou 等^[52]根据梯度拟合结果对似然进行修正,提 出了一种基于梯度拟合的 PF 算法。该算法首先根 据地形梯度的统计特征选择合适的分布计算似然, 并对大梯度粒子进行裁剪。仿真结果表明,该算法 在精度和计算成本上均优于标准 PF。Chai 等^[53]针 对 PF 重采样效率低等问题,提出了容积粒子滤波 (cubature particle filter, CPF)方法,设计了自适应 粒子过程噪声及重采样机制,其中重采样机制将低 权重粒子转移到高权重粒子的附近区域,保证了粒 子的多样性。

3)结合地形特征的模糊 PF。TAN 的精度与地 形情况密切相关,不同地形条件下的适用参数可能 会有所不同,模糊逻辑则是解决此问题的一种有效 方法。Liu 等^[54]针对北极地区的超低分辨率水下地 图,设计了基于模糊逻辑的 PF 算法。该算法首先 评估了地形的梯度和二次梯度对于过程噪声的影 响,然后基于评估进行了模糊划分,最终通过在不 同地形条件下设置合理的过程噪声,提高了导航的

解决问题所需的粒子数。这种组合的方法也被称 为边缘粒子滤波(marginalized particle filtering, MPF)或者 RBPF。Kim 等^[65]对比并验证了 RBPF

算法的高效性。

为了进一步提高 RBPF 算法的性能与鲁棒性, Lee 等^[66]在基本 RBPF 算法的基础上,设计了基于 互信息和残差检查的有效性检查方法,并使用长短 期记忆(long short-term memory, LSTM)网络在 RBPF 中训练测量模型和噪声协方差,从而减小了 导航误差。Salavasidis 等^[67]针对 DR 在没有外部支 持的情况下会产生与水流速度成正比的误差这一 问题,设计了对发散估计具有鲁棒性的四维 RBPF 滤波器,提高了算法的鲁棒性。Murangira 等^[68]针 对 RBPF 样本落在低后验概率区域的情况,提出了 一种多模态分布的重要性采样方法。吴银锋等[69] 提出了一种融合神经网络的 RBPF 算法,在重采样 中引入神经网络,保留了粒子的多样性,从而提升 了导航精度。Choe 等^[70] 通过高斯近似对传统的 MPF 算法进行简化,提出了一种计算量更小的算 法。实验结果表明,该算法具有与原始 MPF 相似 的精度,且运行速度更快。

PF 算法在处理非线性问题时有着较为出色的 性能,因而得到了广泛的研究,在精度、鲁棒性及计 算量等方面均有所改进。然而,其在地形特征较差 的情况下,仍然有可能发散,进而影响后续的导航。 因此,如何进一步提升 PF 算法的鲁棒性仍将是未 来研究的重点。

2.2.3 PMF 算法

PMF 是一种在均匀离散网格质点上求解贝叶 斯滤波的数值方法。在贝叶斯滤波运算过程中,它 会将搜索区域均匀划分为离散的网格,通过对网格 计算和叠加以近似贝叶斯滤波中难以计算的积分 表达式。PMF 与 PF 类似,可以在非线性问题中给 出很好的估计结果。相较于传统的 PF 算法,PMF 算法精度更高。此外,PF 是一种随机性算法,而 PMF 是确定性算法,因此,对于相同的测量数据, PMF 可以得到稳定的计算结果。

PMF 网格的支持范围和分辨率是非常重要的 参数,支持范围指的是分配网格点的总范围,而分 辨率则指两个连续网格点之间的间隔,两者共同调 控 PMF 网格点的生成。针对网格点参数的设置, Jeon 等^[71]首先通过仿真研究了噪声和分辨率对 PMF 算法结果的影响,随后设计了一种网格优化方

精度和鲁棒性。Ma 等^[55]则基于模糊逻辑将等高线 PF 和网格 PF 结合起来,采用 4 种地形显著性指标 对地图进行模糊划分,并依据地图的地形特征丰富 程度决定两种 PF 的权重,最终获得了更优的导航 效果。

4) PF 的观测异常值检测与修正。在 PF 运行 过程中,可能会遇到测量失误或者地形局部重复性 强等情况,导致产生模糊测量值,并影响导航精度。 为了提高 PF 算法对模糊测量值的鲁棒性, Teixeira 等^[56]提出了3种新的PF算法,对模糊测量的鲁棒 性更好。Merlinge 等^[57]针对 TAN 中的测量非单 射问题,提出了盒子正则化粒子滤波器(box regularized particle filter, BRPF)算法,该研究在盒子 PF 的基础上加以改进,设计了重采样步骤中的细 分盒子的方法以及后验的核平滑方案,提高了 PF 在模糊和非线性问题上的估计精度。Peng 等^[58]使 用 Huber 函数改进了 PF 中的似然函数以抑制异常 值,增强了 PF 对异常值的鲁棒性。Zhang 等^[59]使 用测量更新前后协方差矩阵行列式的大小变化作 为模糊测量判据,并使用无序测量(out-of-sequence measurement, OOSM)算法改进 PF,解决了测量信 息不确定而导致的滤波发散问题。Zhang 等^[60]对 PF运行过程中发散的原因进行了分析,并设计了 协方差及聚类信息熵的双重判据,对 PF 的发散情 况进行检测,还使用了 OOSM 算法改进 PF,提高了 PF 在相对平坦地形下的估计精度。

5)PF初始定位。由于滤波算法均是通过递推 更新的,当初始位置误差较大时,PF难以获得准确 的导航效果。针对 PF算法的初始定位问题,Zhao 等^[61]将TERCOM算法与 PF算法进行融合,利用 TERCOM算法在误差较大时进行定位,提高了系 统的稳定性和精度。Wang等^[62]提出了一种地形 辅助定位(terrain aided position, TAP)置信区间模 型,可以高效地约束粒子的初始位置,提高了系统 的稳定性。在此基础上,还提出了一种非线性多地 形辅助融合位置(non-linear multi-terrain aided fusion position, NLMTP)的 PF初始化方法^[63],融合 了多段定位信息,抑制了起始点的伪峰,进一步提 升了算法的稳定性和收敛速度。

除了以上针对标准 PF 算法的研究之外,能够 很好处理高维非线性问题的 RBPF 也得到了充分 的研究与发展。Nordlund 等^[64] 对边缘滤波器的相 关理论进行了扩展,通过将 PF 与 KF 组合以降低 案,可以根据地形平均梯度、过程及测量噪声计算 得出网格的支持范围和分辨率,从而获得最大的估 计性能。在仿真验证中,基于此研究网格设计的 PMF 的精度与极大支持范围、极高分辨率下的 PMF 精度几乎相同,从而验证了该优化方案的优越 性。Park等^[72]对网格的支持范围、地形粗糙度与 PMF 性能的关系展开了研究,提出了基于互信息的 自适应网格支持范围的 PMF 算法。该算法基于互 信息判断测量值更新是否有益,并以此作为指标调 整网格的支持范围。Duník等^[73]提出了一种条件 密度驱动网格设计方法,利用密集网格和稀疏网格 的适当组合,降低了 PMF 算法的计算复杂度并改 善了估计性能。

PMF 算法的计算量比 PF 算法更大,当为了修 正深度误差而将算法从二维扩展到三维时,其计算 量会显著增加,进而影响导航的实时性^[74]。因此, 如何降低 PMF 算法的计算量已成为其发展的重要 方向。Peng 等^[75]为了使用三维 PMF 预测潮汐深 度偏差,提出了一种三维 RBPMF 算法,其与 RBPF 类似,仅对非线性变量使用 PMF。仿真测试验证了 该算法可以很好地应对潮汐偏差,保持鲁棒的导航 结果。Duník等^[76]也针对 RBPMF 进行了研究,并 对 RBPMF 的相关理论进行了详细分析,对其中的 一些细节进行了调整和优化,如针对预测后单个网 格点与多个高斯项关联导致复杂度增加的问题,选 择使用单个高斯项近似代替高斯混合分布,既保留 了 PMF 的优势,又降低了计算复杂度。

PMF 算法具有高精度和稳定的计算结果,但计 算量较大。提升算法的鲁棒性以及降低算法的计 算量将是 PMF 算法未来改进的主要方向。

2.3 基于 SLAM 技术的算法

SLAM 算法与前两类算法不同,其不依赖先验 地图,可以在完全未知的新环境中实现自主导航。 而鉴于光学传感器在水下的局限性,水下 TAN 中 常使用 MBS 获取地形信息。SLAM 的基本原理如 图 4 所示。其通过初始位置、对路标点的观测及载 体的运动信息,估计路标点的真实位置以及载体不 同时刻的位置,进而完成定位与建图工作。SLAM 技术大致分为两类:基于滤波的 SLAM 技术与基于 图优化理论的 SLAM 技术。



Fig. 4 Principle of SLAM algorithm

基于滤波的 SLAM 技术通过滤波算法不断递推 路标点位置和载体位置,从而完成建图和定位任务。 最初的水下 SLAM 技术基于 EKF 技术^[77],证实了 SLAM 技术在水下应用的可行性。Palomer 等^[78] 对 ICP 算法进行了优化,降低了算法的复杂度,并将其应 用于基于 EKF 的水下 SLAM 的配准步骤中。Norgren 等^[79]提出了一种基于 PF 的 SLAM 方法,用于估计冰 山的水下地形。Torroba 等^[80]将随机变分高斯过程 (stochastic variational Gaussian process,SVGP)与 RBPF 相结合,提出了一种应用于嵌入式平台的大规模 SLAM技术。其中,SVGP技术能够更高效地处理多 波束回声探测仪(multi-beam echosounder,MBES)数 据,进行海底水深建模;而 RBPF 可以处理隐式数据关 联问题,能够更好地适应复杂环境,该方法相比传统方 法覆盖面积更大且更高效。

基于图优化的 SLAM 技术是一种全局优化算法,其将 SLAM 问题转化为节点与边的图优化问题。该算法的核心为闭环检测与位姿图优化,可以

依据检测到的闭环信息对所有节点的位姿进行优 化,理论精度相较滤波法更高。但在实际使用中, 可能会因一些原因而检测到错误的闭环,进而影响 到所有的节点。

针对图优化 SLAM 中的无效闭环问题, Ma 等[81]引入了多窗口一致性方法(multi-window consistency method, MCM)对无效闭包进行识别,并 设计了一种鲁棒的图优化 SLAM 算法。在此基础 上,其还研究了另一种鲁棒 SLAM 算法^[82],该算法 由基于残差的闭环识别和基于 MCM 的鲁棒滤波器 组成,虽然提升了 SLAM 算法的鲁棒性,但也增加 了计算资源的消耗。Ma 等^[83]通过 PF-Basckend 识 别无效环路闭包,以对 SLAM 算法进行优化,优化 后的 SLAM 算法即使在无效环路闭合数是有效环 路闭合4倍的情况下也能提供准确的导航结果。此 外,其还针对该算法的计算时间进行了优化。 Zhang 等^[84]提出了一种基于特征的测深 SLAM 技 术一TTT SLAM,算法结合了地形梯度特征、 TEASER++以及渐进非凸截断最小二乘法(graduated non-convexity truncated least squares, GNC-TLS)鲁棒后端,在不同场景下均表现出良好的鲁 棒性。

SLAM 技术使得水下载体可以在未知环境中 实现较高精度的导航与定位,但仍然存在着无效闭 环识别、错误数据关联等问题有待解决。

2.4 不同算法的分析

上述各方法虽然都可以完成 TAN 任务,但由 于原理不同,这些算法也各有其工作特性。

TERCOM 算法、优化类算法及 ICCP 算法均需 要航行一段距离后才能进行匹配,因此实时性较 差。测深图像匹配算法可以获得很好的定位效果, 但需要大量数据进行训练,实现难度与工作量都比 较大。基于滤波的算法可以获得较好的精度与稳 定性,但因其递推特性,当初始误差或中间某一时 刻产生较大误差时,会对后续导航产生不良影响。 相比之下,基于 SLAM 的算法不需要先验地图就可 以进行导航,并能同步完成建图的工作。但 SLAM 算法基于闭环对误差进行修正,这使得它在部分很 少闭环的任务中只能使用滤波方法进行估计,效果 较差,而在探索、建图等频繁闭环的任务中则能获 得比较好的效果。本文对各算法的部分特点进行 了汇总,如表1所示。

表 1 TAN 常见算法特点汇总 Tab. 1 Summary of characteristics of common TAN algorithm

算法分类	算法	初始定位误差敏感程度	实时性	稳定性	计算量
基于相关性匹配的算法	TERCOM	不敏感	差	较差	小
	优化类算法	较不敏感	差	强	较小
	ICCP	较敏感	差	强	大
	测深图像匹配	不敏感	视网络而定	强	训练时大
基于滤波的算法	EKF	敏感	很好	较差	小
	PF	敏感	好	强	大
	PMF	敏感	好	强	大
基于 SLAM 的算法	滤波 SLAM		后端较耗时	强	大
	图优化 SLAM		后端较耗时	强	大

3 未来发展趋势

通过对目前 TAN 领域算法的相关研究进行分析,推测 TAN 的未来发展趋势如下。

3.1 低功耗传感器下的 TAN 技术

目前,关于水下 TAN 的研究通常使用 MBS 作 为水深测量装置,虽然可以提供准确的测量信息, 实现较为精确的导航,但它的功耗非常大,将会对 水下航行器的续航能力产生很大的影响,使之难以 长时间导航。目前常见的低功耗传感器为单波束 测深仪(single beam sounder, SBS),其功耗虽然比 MBS小,但其扫描效率较差,收集的信息量较少,需 要鲁棒性更强的算法以保证其稳定的导航。

此外,声学传感器发射的声波信号较容易被探测到,不利于水下航行器执行隐蔽的水下任务。因此,低功耗且隐蔽性强的新型水下传感器将成为水 下传感器发展的重要方向之一。例如,Palomer 等^[85]研究的水下激光传感器就具备很好的隐蔽性, 但目前仍存在一些问题。未来伴随着技术的不断 进步,将会出现更多高性能的水下传感器。同时, 还需要针对这些新型水下传感器的器件特性和适 配的算法展开研究,形成鲁棒性的地形导航技术。

3.2 鲁棒性更强的 TAN 算法

对于执行水下任务的各类航行器而言,导航发 散将会导致严重的后果。然而,水下环境复杂多 变,时常会有相对平坦或相似的地形,以及因水下 环境变化和特殊地形而产生异常的测量结果,甚至 潮汐导致的水位波动都会干扰 TAN 的过程。因 此,针对水下 TAN 算法鲁棒性的研究仍然是一个 挑战。此外,为了应对可能会发生的导航偏离的情 况,算法还应具备自我检查和校正的能力。

3.3 TAN 算法与机器学习相结合

目前,机器学习技术在水下 TAN 领域发挥着 重要作用。在导航算法中,深度学习技术能够有效 完成测深图像的匹配定位工作,还可以估计 RBPF 的噪声及优化 PF 的粒子分布等。除导航算法之 外,机器学习算法也是水下 TAN 路径规划的主要 算法之一^[86],其将路径规划问题看作一个马尔可夫 决策过程,在尝试中不断更新路径。

虽然机器学习技术发展相当迅速,但在水下 TAN的实际应用中还存在许多问题,如何有效地 将两者结合将会是未来研究的重点。

3.4 大范围、高精度地形图的构建及处理

海底地形图是 TAN 的重要组成部分,各类算 法的精度都与地形图的精度以及深度测量的精度 直接相关。构建大范围、高精度的海底地形图及其 误差估计可以极大程度地提升 TAN 的导航精度和 适用范围,这一直以来都是 TAN 领域的重点和难 点。为实现该目标,不仅需要提升水下定位与测量 的相关技术,还需要很长的时间采集和处理这些地 形数据。

此外,除地形图的构建及误差估计之外,针对 地形图的特征分析^[87]、导航区选取及路径规划^[88] 等相关技术的研究发展也相当重要。这些研究在 地图和算法不变的情况下,可以更好地发挥 TAN 的作用,减少意外情况的发生。

4 结论

本文详细介绍了水下 TAN 算法的基本原理、 常用算法及研究现状,包括基于相关性匹配的算 法、基于滤波的算法和基于 SLAM 的算法。其中, 从多个方面对 PF 算法的研究进展进行了综述。最后,还针对各类算法的不足与工作特性进行了分析 与总结。尽管 TAN 技术在精度和鲁棒性上均取得 了一定的进展,但仍面临诸多挑战。

本文还针对水下 TAN 的未来发展趋势进行了 预测,认为未来 TAN 在传感器方面可能会更关注 低功耗和隐蔽性,在算法方面可能更重视算法的鲁 棒性,并更多地结合机器学习技术。此外,还会在 地图的构建及其相关算法方面展开更深入的研究。 这些领域的突破将大大促进水下 TAN 技术的发 展,并推动相关领域的共同进步。

参考文献

- [1] SAHOO A, DWIVEDY S K, ROBI P S. Advancements in the field of autonomous underwater vehicle[J]. Ocean Engineering, 2019, 181: 145-160.
- [2] WYNN R B, HUVENNE V A I, LE BAS T P, et al. Autonomous Underwater Vehicles (AUVs): their past, present and future contributions to the advancement of marine geoscience [J]. Marine Geology, 2014, 352: 451-468.
- [3] CHENG C X, SHA Q X, HE B, et al. Path planning and obstacle avoidance for AUV: a review[J]. Ocean Engineering, 2021, 235: 109355.
- [4] BOGUR R. Underwater robots: a review of technologies and applications[J]. Industrial Robot: An International Journal, 2015, 42(3): 186-191.
- [5] LAPIEERE L, ZAPATA R, LEPINAY P, et al. Karst exploration: unconstrained attitude dynamic control for an AUV[J]. Ocean Engineering, 2020, 219: 108321.
- [6] PAULL L, SAEEDI S, SETO M, et al. AUV navigation and localization: a review[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2014, 39(1): 131-149.
- [7] 孙宇.水下地形匹配辅助导航方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2022.
 SUN Yu. Research on aided navigation method of underwater terrain matching[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2022 (in Chinese).
- JALAL F, NASIR F. Underwater navigation, localization and path planning for autonomous vehicles: a review[C]// Proceedings of 2021 International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technologies (IBCAST). Islamabad: IEEE, 2021:817-828.
- [9] 彭东东.基于多波束测深声呐的海底地形辅助定位

导航方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2022. PENG Dongdong. Research of underwater terrain aided navigation based on multibeam bathymetry sonar[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2022 (in Chinese).

- [10] 陆一,魏东岩,纪新春,等. 地磁定位方法综述[J]. 导航定位与授时, 2022, 9(2): 118-130.
 LU Yi, WEI Dongyan, JI Xinchun, et al. Review of geomagnetic positioning method[J]. Navigation Positioning and Timing, 2022, 9(2): 118-130 (in Chinese).
- [11] KANG S, YU M J. Ant-mutated immune particle filter design for terrain referenced navigation with interferometric radar altimeter [J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2189.
- [12] CHEN R, ZHANG Q, ZHAO L. Optimal selection and adaptability analysis of matching area for terrain aided navigation[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2021, 15(12): 1702-1714.
- [13] MA T, DING S S, LI Y, et al. A review of terrain aided navigation for underwater vehicles [J]. Ocean Engineering, 2023, 281: 114779.
- [14] ÅNONSEN K B, HAGEN O K, HEGRENÆS Ø, et al. The HUGIN AUV terrain navigation module
 [C]// Proceedings of Oceans 2013 MTS/IEEE San Diego. San Diego: IEEE, 2013: 1-8.
- [15] HAGEN O K, ÅNONSEN K B, MANDT M. The HUGIN real-time terrain navigation system [C]// Proceedings of Oceans 2010 MTS/IEEE Seattle. Seattle: IEEE, 2010: 1-7.
- [16] DONOVAN G T. Development and testing of a realtime terrain navigation method for AUVs[C]// Proceedings of Oceans 2011 MTS/IEEE Kona. Waikoloa: IEEE, 2011: 1-9.
- [17] SALAVASIDIS G, MUNAFÒ A, HARRIS C A, et al. Terrain-aided navigation for long-endurance and deep-rated autonomous underwater vehicles [J]. Journal of Field Robotics, 2019, 36(2): 447-474.
- [18] 王依能.基于地形辅助的水下潜器导航技术研究
 [D].南京:东南大学,2022.
 WANG Yineng. Research on terrain aided navigation technology of underwater vehicles [D]. Nanjing: Southeast University, 2022 (in Chinese).
- [19] LING Y, LI Y, MA T, et al. Active bathymetric SLAM for autonomous underwater exploration[J]. Applied Ocean Research, 2023, 130: 103439.
- [20] ZHANG J Y, ZHANG T, LIU S D. An outlierrobust Rao-Blackwellized particle filter for underwater terrain-aided navigation [J]. Ocean Engineering,

2023, 288(2): 116006.

- [21] GOLDEN J P. Terrain contour matching (TERCOM): a cruise missile guidance aid [C]// Proceedings of Image Processing for Missile Guidance. San Diego: SPIE, 1980: 10-18.
- [22] 周玲.自主水下潜器海底地形辅助导航技术研究
 [D].南京:东南大学,2018.
 ZHOU Ling. On seabed terrain aided navigation technology for autonomous underwater vehicles[D]. Nan-jing: Southeast University, 2018 (in Chinese).
- [23] 刘东东.基于粒子滤波的海底地形辅助导航技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2021.
 LIU Dongdong. Research on submarine terrain aided navigation technology based on particle filter[D].
 Harbin: Harbin Engineering University, 2021 (in Chinese).
- [24] 魏二虎,董翠军,刘建栋,等.改进TERCOM算法用 于重力场辅助惯性导航[J].测绘地理信息,2017, 42(6):29-31+100.
 WEI Erhu, DONG Cuijun, LIU Jiandong, et al. An

improved TERCOM algorithm for gravity-aided inertial navigation system[J]. Journal of Geomatics, 2017, 42(6): 9-31+100 (in Chinese).

[25] 王丹,刘利强,奔粤阳,等. 基于改进 TERCOM 的地 形辅助导航算法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31
(2): 165-170.
WANG Dan, LIU Liqiang, BEN Yueyang, et al. Terrain aided navigation algorithm based on improved

Terrain aided navigation algorithm based on improved TERCOM[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(2): 165-170 (in Chinese).

- [26] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]// Proceedings of 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya: IEEE, 1995: 39-43.
- [27] SHI Y H, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]// Proceedings of 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage: IEEE, 1998: 69-73.
- [28] YUAN G N, TAN J L. A novel under-water terrainaided navigation algorithm based on particle swarm optimization[C]// Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Changchun: IEEE, 2009: 4173-4178.
- [29] 谭佳琳. 粒子群优化算法研究及其在海底地形辅助导航中的应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2010.
 TAN Jialin. Particle swarm optimization methods and their applications in seabed terrain-aided navigation [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2010

(in Chinese).

[30] 程向红,周月华.基于改进粒子群优化的水下地形辅助导航方法[J].中国惯性技术学报,2017,25(6):770-775.

CHENG Xianghong, ZHOU Yuehua. Underwater terrain-aided navigation method based on improved particle swarm optimization[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25(6): 770-775 (in Chinese).

- [31] WANG D, LIU L Q, BEN Y Y, et al. Seabed terrain-aided navigation algorithm based on combining artificial bee colony and particle swarm optimization [J]. Applied Sciences-Basel, 2023, 13(2): 1166.
- [32] YAN Z Y, ZHOU T, GUO Q J, et al. Terrain matching positioning method for underwater vehicles based on curvature discrimination[J]. Ocean Engineering, 2022, 260: 111965.
- [33] 张鹏,基于改进樽海鞘群算法的水下地形辅助导航研究[D].连云港:江苏海洋大学,2022.
 ZHANG Peng. Research on underwater terrain-aided navigation based on improved salp swarm algorithm
 [D]. Lianyungang: Jiangsu Ocean University, 2022 (in Chinese).
- [34] 陈春旭,漆钰晖,朱一帆,等. ICP 配准算法的影响因 素及评价指标分析[J]. 导航定位与授时, 2018, 5 (5): 67-72.

CHEN Chunxu, QI Yuhui, ZHU Yifan, et al. The analysis of influence factors and evaluation indexes on ICP algorithm [J]. Navigation Positioning and Timing, 2018, 5(5): 67-72 (in Chinese).

- [35] 程建华,丁惠倩,常乐,等. 基于 TERCOM-ICP 联合 算法的水下地形匹配方法研究[J]. 导航定位与授时,2023,10(2):39-46.
 CHENG Jianhua, DING Huiqian, CHANG Le, et al. Research on underwater terrain matching method based on TERCOM-ICP joint algorithm [J]. Navigation Positioning and Timing, 2023, 10(2):39-46 (in Chinese).
- [36] LI P J, SHENG G L, ZHANG X F, et al. Underwater terrain-aided navigation system based on combination matching algorithm [J]. ISA Transactions, 2018, 78: 80-87.
- [37] WANG K D, ZHU T Q, QIN Y J, et al. Matching error of the iterative closest contour point algorithm for terrain-aided navigation [J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 73: 210-222.
- [38] WANG Y, DENG Z H, ZHANG W Z, et al. An improved ICCP gravity matching algorithm based on Mahal-

anobis distance[C]// Proceedings of 40th Chinese Control Conference. Shanghai: IEEE, 2021: 3503-3508.

- [39] DING P, CHENG X H. A new contour-based combined matching algorithm for underwater terrain-aided strapdown inertial navigation system [J]. Measurement, 2022, 202: 111870.
- [40] WANG H B, XU X S, ZHANG T. Multipath parallel ICCP underwater terrain matching algorithm based on multibeam bathymetric data[J]. IEEE Access, 2018, 6: 48708-48715.
- [41] ZHANG J Y, ZHANG T, ZHANG C, et al. An improved ICCP-based underwater terrain matching algorithm for large initial position error[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(16): 16381-16391.
- [42] WANG D, LIU L Q, BEN Y Y, et al. Underwater terrain-matching algorithm based on improved iterative closest contour point algorithm [J]. Measurement & Control, 2024, 57(7): 893-902.
- [43] ZHANG F, BIAN H Y, GE W, et al. Exploiting deep matching and underwater terrain images to improve underwater localization accuracy[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, 20: 1-5.
- [44] FAN G, HAN Y, CHEN P Y, et al. A self-distillation contrastive learning architecture for global and local underwater terrain feature extraction and matching[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24 (12): 20200-20218.
- PEI Y B, CHEN Z. BITAN-II: an improved terrain aided navigation algorithm[C]// Proceedings of 1996
 IEEE IECON, 22nd International Conference on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation. Taipei: IEEE, 1996: 1675-1680.
- [46] 刘徐德. 地形辅助导航系统技术[M]. 北京:电子工 业出版社,1994.

LIU Xude. Terrain-aided navigation system technology [M]. Beijing: Electronics Industry Press, 1994 (in Chinese).

- [47] AN P E, BEAUJEAN P, DHANAK M, et al. Sensor bias error estimation for terrain-aided navigation using low-cost AUVs[C]// Proceedings of Oceans 2023-Limerick. Limerick: IEEE, 2023.
- [48] ZHOU L, CHENG X H, ZHU Y X. Terrain aided navigation for autonomous underwater vehicles with coarse maps[J]. Measurement Science and Technology, 2016, 27(9): 095002.
- [49] 程向红,范时秒.基于改进高斯和粒子滤波的海底地 形辅助导航[J].中国惯性技术学报,2019,27(2): 199-204.

CHENG Xianghong, FAN Shimiao. Seabed terrain aided navigation method based on improved Gaussian sum particle filter [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2019, 27(2): 199-204 (in Chinese).

- [50] ZHOU T, PENG D D, XU C, et al. Adaptive particle filter based on Kullback-Leibler distance for underwater terrain aided navigation with multi-beam sonar[J]. IET Radar Sonar and Navigation, 2018, 12 (4): 433-441.
- [51] CHEN P Y, CHANG J L, HAN Y J, et al. Underwater terrain-aided navigation method based on improved Gaussian sum particle filtering[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(1): 1-7.
- [52] TIAN Z, WANG T H, GAO J Q. Particle filter underwater terrain-aided navigation based on gradient fitting[J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(10): 105009.
- [53] CHAI X J, LI Y L, QIAO L, et al. Terrain-aided navigation of long-range AUV based on cubature particle filter[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-9.
- [54] LIU Y J, ZHANG G C, HUANG Z J. Study on the Arctic underwater terrain-aided navigation based on fuzzy-particle filter[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2021, 23(4): 1017-1026.
- [55] MA D, MA T, LI Y, et al. A robust fusion terrainaided navigation method with a single beam echo sounder[J]. Ocean Engineering, 2023, 286(1): 115610.
- [56] TEIXEIRA F C, QUINTAS J, MAURYA P, et al. Robust particle filter formulations with application to terrain-aided navigation[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2017, 31 (4): 608-651.
- [57] MERLINGE N, DAHIA K, PIET-LAHANIER H, et al. A box regularized particle filter for state estimation with severely ambiguous and non-linear measurements[J]. Automatica, 2019, 104: 102-110.
- [58] PENG D D, ZHOU T, FOLKESSON J, et al. Robust particle filter based on Huber function for underwater terrain-aided navigation[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2019, 13(11): 1867-1875.
- [59] ZHANG X, WEI Y H, LU T H. Research on a terrain-aided navigation method based on a particle filter and its improved algorithm [C]// Proceedings of Oceans 2023-Limerick. Limerick: IEEE, 2023: 1-6.
- [60] ZHANG J Y, ZHANG T, LIU S D, et al. A robust particle filter for ambiguous updates of underwater

terrain-aided navigation [J]. Mechatronics, 2024, 98: 103133.

- [61] LONG Z, GAO N, HUANG B Q. A novel terrainaided navigation algorithm combined with the TER-COM algorithm and particle filter[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(2): 1124-1131.
- [62] WANG R P, LI Y, MA T, et al. Improvements to terrain aided navigation accuracy in deep-sea space by high precision particle filter initialization [J]. IEEE Access, 2020, 8: 13029-13042.
- [63] WANG R P, CHEN Y S, LI Y, et al. High-precision initialization and acceleration of particle filter convergence to improve the accuracy and stability of terrain aided navigation[J]. ISA Transactions, 2021, 110: 172-197.
- [64] NORDLUND P-J, GUSTAFSSON F. Marginalized particle filter for accurate and reliable terrain-aided navigation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(4): 1385-1399.
- [65] KIM T, KIM J, BYUN S-W. A comparison of nonlinear filter algorithms for terrain-referenced underwater navigation[J]. International Journal of Control Automation and Systems, 2018, 16(6): 2977-2989.
- [66] LEE J, BANG H. A robust terrain aided navigation using the Rao-Blackwellized particle filter trained by long short-term memory networks [J]. Sensors, 2018, 18(9): 2886.
- [67] SALAVASIDIS G, MUNAFÒ A, FENUCCI D, et al. Terrain-aided navigation for long-range AUVs in dynamic under-mapped environments[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 38(3): 402-428.
- [68] MURANGIRA A, MUSSO C, DAHIA K. A mixture regularized Rao-Blackwellized particle filter for terrain positioning [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52 (4): 4921-4926.
- [69] 吴银锋,吴德伟,戴传金,等.基于融合神经网络 RBPF算法的地形辅助导航研究[J].战术导弹技术, 2021(5):55-62+70.
 WU Yinfeng, WU Dewei, DAI Chuanjin, et al. Research on terrain aided navigation based on fusion neural network RBPF algorithm[J]. Tactical Missile Technology, 2021(5):55-62+70 (in Chinese).
- [70] CHOE Y, SONG J W, PARK C G. Lightweight marginalized particle filtering with enhanced consistency for terrain referenced navigation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58 (3): 2493-2504.
- [71] JEON H C, PARK J W, PARK C G. Grid design for

efficient and accurate point mass filter-based terrain referenced navigation [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(4): 1731-1738.

- [72] PARK Y G, PARK C G. Grid support adaptation for point mass filter based terrain referenced navigation using mutual information[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(18): 7603-7610.
- [73] DUNÍK J, STRAKA O, MATOUŠEK J. Conditional density driven grid design in point-mass filter[C]// Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Barcelona: IEEE, 2020; 9180-9184.
- [74] ANONSEN K B, HALLINGSTAD O. Terrain aided underwater navigation using point mass and particle filters[C]// Proceedings of 2006 IEEE/ION Position, Location, and Navigation Symposium. Coronado: IEEE, 2006: 1027-1035.
- [75] PENG D D, ZHOU T, XU C, et al. Marginalized point mass filter with estimating tidal depth bias for underwater terrain-aided navigation [J]. Journal of Sensors, 2019(1): 1-15.
- [76] DUNÍK J, SOTÁK M, VESELY M, et al. Design of Rao-Blackwellized point-mass filter with application in terrain aided navigation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55 (1): 251-272.
- [77] WILLIAMS S B, NEWMAN P, DISSANAYAKE G, et al. Autonomous underwater simultaneous localisation and map building[J]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2000, 2(1): 1793-1798.
- [78] PALOMER A, RIDAO P, RIBAS D. Multibeam 3D underwater SLAM with probabilistic registration[J]. Sensors, 2016, 16(4): 560.
- [79] NORGREN P, SKJETNE R. A multibeam-based

SLAM algorithm for iceberg mapping using AUVs [J]. IEEE Access, 2018, 6: 26318-26337.

- [80] TORROBA I, CELLA M, TERÁN A, et al. Online stochastic variational Gaussian process mapping for large-scale bathymetric SLAM in real time[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8 (6): 3150-3157.
- [81] MA T, LI Y, WANG R P, et al. AUV robust bathymetric simultaneous localization and mapping[J]. Ocean Engineering, 2018, 166: 336-349.
- [82] MA T, LI Y, ZHAO Y X, et al. Robust bathymetric SLAM algorithm considering invalid loop closures[J]. Applied Ocean Research, 2020, 102: 102298.
- [83] MA T, LI Y, ZHAO Y X, et al. Efficient bathymetric SLAM with invalid loop closure identification[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 26(5): 2570-2580.
- [84] ZHANG Q Y, KIM J. TTT SLAM: a feature-based bathymetric SLAM framework[J]. Ocean Engineering, 2024, 294: 116777.
- [85] PALOMER A, RIDAO P, FOREST J, et al. Underwater laser scanner: ray-based model and calibration [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2019, 24(5): 1986-1997.
- [86] FAN G, ZHANG Y, YUAN Z H, et al. Survey of terrain-aided navigation methods for underwater vehicles[J]. IEEE Access, 2023, 11: 47510-47526.
- [87] WANG K D, ZHU T Q, WANG J L. Impact of terrain factors on the matching performance of terrainaided navigation[J]. Navigation: Journal of the Institute of Navigation, 2019, 66(2): 451-462.
- [88] MA D, MA T, LI Y, et al. A contour-based path planning method for terrain-aided navigation systems with a single beam echo sounder[J]. Measurement, 2024, 226: 114089.

(编辑:黄利华)