

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2615110

自适应聚类与多约束的激光雷达海上目标跟踪*

林航宇, 杨荣峰, 王少伟, 俞万能, 廖卫强

(集美大学轮机工程学院 厦门 361000)

摘要:海上移动目标跟踪是无人水面艇自主航行与态势感知的核心技术。激光雷达在海面应用中面临远距离点云稀疏、近岸动态干扰物误检及传感器噪声导致速度跳变等挑战,传统跟踪算法难以有效应对。为此,提出一种融合距离自适应聚类与多重约束的激光雷达海上移动目标跟踪方法。首先,基于激光雷达点云密度随距离平方反比衰减的物理特性,设计距离自适应基于噪声的密度空间聚类(DBSCAN)算法,通过邻域半径线性增长与核心点数指数衰减的参数模型,解决远距离点云稀疏导致的聚类失效问题。其次,引入融合运动方向一致性、速度波动分析、位置抖动检测和空间隔离度判定的多模态误检抑制机制,实现对近岸动态干扰物的精准过滤。再次,构建三重速度约束框架与动态撤销机制,从瞬时、原始和平均速度 3 个维度抑制传感器噪声引发的速度异常,增强跟踪鲁棒性。最后,提出距离自适应确认策略,针对近远距离目标差异化设定确认条件,平衡精确性与检测灵敏度。在近岸码头与开阔水域两类真实场景中开展实验:近岸场景多目标跟踪准确度(MOTA)达 98.56%,精确率 100%,多目标跟踪精度(MOTP)为 0.41 m,实现零误检;开阔水域场景在本船运动且目标较远条件下,MOTA 仍达 94.89%,精确率 100%,全程零 ID 切换。消融实验表明,距离自适应 DBSCAN 使误检数降低 653 个,空间隔离模块使误检数降低 477 个,两场景精确率均达 100%,验证了所提方法在复杂海洋环境中的稳定性与适应性。

关键词: 激光雷达;水面无人艇;点云聚类;目标跟踪;自适应算法

中图分类号: TH741 TP391.41 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 41040

LiDAR-based maritime target tracking via adaptive clustering and multiple constraints

Lin Hangyu, Yang Rongfeng, Wang Shaowei, Yu Wanneng, Liao Weiqiang

(School of Marine Engineering, Jimei University, Xiamen 361000, China)

Abstract: Maritime moving target tracking is a core technology for autonomous navigation and situational awareness of unmanned surface vessels. LiDAR-based tracking in maritime environments faces three key challenges: clustering failure caused by sparse point clouds at long range, false detections from dynamic near-shore clutters, and velocity jumps induced by sensor noise. To address these issues, this paper proposes a LiDAR-based maritime moving target tracking method integrating distance-adaptive clustering with multiple constraints. First, exploiting the inverse-square law of LiDAR point cloud density with respect to range, a distance-adaptive density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) algorithm is designed, in which the neighborhood radius grows linearly and the minimum core-point count decays exponentially with distance, resolving clustering failure under sparse long-range point clouds. Second, a multimodal false-detection suppression mechanism is introduced, integrating motion direction consistency, velocity fluctuation analysis, position jitter detection, and spatial isolation assessment to accurately filter dynamic near-shore interference. Third, a triple velocity constraint framework combined with a dynamic track-revocation mechanism monitors velocity rationality at instantaneous, raw, and average timescales, suppressing abnormal velocity estimates caused by sensor noise. Finally, a distance-adaptive confirmation strategy is proposed, applying differentiated confirmation conditions for near- and long-range targets to balance precision and detection sensitivity. Experiments conducted in two real-world scenarios—a near-shore harbor and an open-water environment—demonstrate that the proposed method achieves a multi-object tracking accuracy (MOTA) of 98.56%, precision of 100%, and multi-object tracking precision (MOTP) of

收稿日期: 2026-04-06 Received Date: 2026-04-06

* 基金项目: 国家自然科学基金(52171308)项目资助

0.41 m with zero false detections in the near-shore scenario, and maintains a MOTA of 94.89% and Precision of 100% with zero ID switches in the open-water scenario under ego-vessel motion. Ablation studies show that the distance-adaptive DBSCAN reduces false detections by 653, and the spatial isolation module reduces false detections by 477, with Precision reaching 100% in both scenarios, which validates the stability and adaptability of the proposed method in complex maritime environments.

Keywords: LiDAR; unmanned surface vehicles; point cloud clustering; target tracking; adaptive algorithms

0 引言

自21世纪以来,随着全球海洋经济快速发展与海洋资源开发不断推进,无人船技术已成为水面航行领域的重要研究方向。无人船作为高度自动化的水面平台,能够在复杂海洋环境中执行多种任务,而复杂海况下的目标探测与跟踪是其自主导航与态势感知的核心难题。激光雷达虽具备高精度测距与三维感知能力,但在海面应用中面临显著挑战:海浪动态干扰、远距离目标点云稀疏、海岸线与船尾迹造成的虚假目标等,严重制约其探测性能。

聚类算法是目标识别中常用且有效的数据分析手段^[1],其核心思想是根据样本间的相似程度,将相似样本归为同一簇,差异显著的样本分至不同簇,从而挖掘数据内在规律。现有聚类算法可分为层次^[2]、分区^[3]、密度^[4]、图^[5]等类型。随着传感与计算技术进步,实际数据(尤其是户外激光雷达点云)呈现高维、稀疏且随距离剧烈变化的特点,对聚类的精度、实时性及复杂场景适应性提出了更高要求。传统聚类算法(如K-means^[6])在处理大规模复杂几何结构点云时暴露出固有局限。为此,研究者提出了多种新方法,其中基于噪声的密度空间聚类(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)^[7]因突破常规距离度量限制、聚焦密度特性而受到广泛关注。然而,DBSCAN仍存在对参数和密度非均匀性敏感的问题。

在实际应用中,DBSCAN对数据分布的密度变化极为敏感,其聚类性能高度依赖两个关键参数:邻域半径 ε 和最小邻域点数MinPts。两者协同定义数据点的邻域范围,进而识别核心对象。然而,在多密度、跨尺度的点云聚类场景中(激光雷达点云因角分辨率使点间距近似正比于距离 r ,能量发散使点密度近似随 r^2 衰减),仅凭人为经验为不同密度簇选择统一参数极具挑战。 ε 过小或MinPts过大,会导致低密度区域被忽略,造成目标丢失;反之, ε 过大或MinPts过小,则易使目标杂糅,聚类精度严重下降^[8]。参数敏感性极大地限制了DBSCAN在多密度数据集上的有效应用^[9],成为其亟待突破的瓶颈。针对该问题已有若干改进工作:黄钢等^[10]在道路行人检测中将 ε 设计为随距离分区变化的阶梯函数,但MinPts全局固定,参数调节基于经验分区而非物理推导,远距离

稀疏点云下核心点判定仍易失效;姚蔚利^[11]在地下矿井障碍物检测中提出随距离协同调节 ε 和MinPts的思路,但未给出显式数学模型,参数依赖人工整定;刘永超等^[12]在港口环境无人艇目标检测中同样发现固定邻域半径 ε 的DBSCAN易造成不同距离目标的过分割或欠分割,提出基于激光雷达水平角分辨率与目标距离的自适应邻域半径计算方法,但该方法仅调整了邻域半径,MinPts仍为固定值,且缺乏系统性的物理推导,在近岸动态干扰物抑制与多帧目标跟踪机制方面亦未展开研究。葛学仕等^[13]将滑动窗口引入雷达信号分选,利用K近邻(K-nearest neighbor, KNN)自适应估计局部邻域半径,但其处理对象为雷达脉冲描述字而非激光雷达点云,自适应方法属数据驱动统计,缺乏物理依据。朱先圆等^[14]在地面机器人激光即时定位与地图构建(LiDAR simultaneous localization and mapping, SLAM)系统中同样注意到点云密度随距离平方反比衰减的物理规律,并通过引入距离自适应曲率缩放因子缓解远距离特征退化问题,但该方法面向地面SLAM的特征提取场景设计,并非针对目标聚类参数的系统性建模。吴文涛等^[15]在融合相机与激光雷达的目标检测任务中同样发现固定参数欧氏聚类在远距离稀疏点云下存在欠分割问题,通过根据点云中心距离动态选取聚类距离阈值加以缓解,但该方法依赖相机与激光雷达的联合标定,且距离阈值的调整缺乏物理推导支撑。在机器人视觉感知领域,Xing等^[16]针对可重构模块机器人在非均匀光照下的目标识别问题,提出了光照自适应模块化机器人识别(illumination-adaptive modular robot identification, IAMRI)算法:通过自适应阈值有向加速分割测试(oriented features from accelerated segment test, oFAST)特征检测与优化四叉树分解实现特征点均匀分布,并结合优化随机采样一致性算法(random sample consensus, RANSAC)消除误匹配,目标识别相对误差控制在2.5 pixels以内,为复杂环境下的机器人目标感知提供了有效参考。然而,该方法基于相机图像特征,依赖纹理与光照信息,难以直接应用于海上激光雷达点云稀疏、目标纹理缺失的感知场景。上述方法均未针对海上近岸动态干扰物抑制与多帧目标跟踪机制展开研究。

聚类输出的质心还需进一步确认为跟踪的动目标,这依赖于运动估计和关联匹配两大模块:运动估计用于预测目标轨迹,关联匹配负责前后帧间的目标关联,进而

完成跟踪。Weng 等^[17]首次提出的 AB3DMOT (3D multi-object tracking: A baseline) 方法为三维目标跟踪提供了简单、准确且实时的基线方法。该算法使用 3D 检测网络输出每帧点云的检测结果,通过 3D 卡尔曼滤波预测当前帧的运动轨迹,依据预测结果与真实检测结果的空间重叠度交并比 (intersection over union, IoU) 构建关联矩阵,再采用匈牙利匹配进行匹配。匹配上的目标利用当前帧检测结果更新卡尔曼状态;新目标连续匹配若干帧后开始跟踪;未匹配目标保留若干帧后丢弃。该算法优化了三维跟踪流程,但在遮挡、远小目标等复杂场景下跟踪性能不足,对非匀速运动目标描述存在局限。为提升不同场景下的跟踪效果,Chiu 等^[18]改进 AB3DMOT,用马氏距离取代 3D IOU 作为相似度度量,并预先统计训练集中的方向与角速度信息,通过超参数学习优化 3D 卡尔曼滤波,减少了远小目标因检测框与跟踪框未对齐导致的匹配失败。Zhai 等^[19]提出的 FlowMOT (scene flow-based multi-object tracking) 算法利用运动线索改进目标匹配,采用场景流估计获取连续帧间的运动特征,将 3D IOU 引入关联代价计算,用匈牙利算法完成最优匹配,融合点级运动信息的策略显著提升了数据关联的可靠性,在 KITTI 数据集上取得了较好结果。Pang 等^[20]提出 RFS-M3 (random finite set-based multiple measurement models) 算法,基于随机有限集的多重测量模型滤波器优化三维目标跟踪,通过泊松多伯努利混合滤波器 (PMBM filter) 构建多测量观测模型,降低跟踪中的不确定性。上述方法在三维目标跟踪领域取得了显著进展,其核心思路——基于卡尔曼滤波的运动状态预测与数据关联——为本文系统设计提供了重要参考。然而,这些方法主要面向自动驾驶等陆地场景,其检测与关联流程均建立在目标几何特征丰富、点云密度较高的前提之上。相比之下,海上无人艇 (unmanned surface vessel, USV) 激光雷达感知场景差异显著:远距离目标点云极度稀疏,海浪与近岸植被产生大量虚假动态信息,目标尺度跨度大等。现有方法所采用的 3D IOU 关联度量依赖完整的目标检测框,而在点云稀疏时难以构建可靠的包围盒;基于马氏距离或场景流的改进方案则需要充足的历史数据或稳定的点云特征支撑,在海上环境中面临较大挑战。为此,本文针对海上激光雷达感知的特殊性,提出一种基于距离自适应 DBSCAN 的聚类方法与多约束目标确认机制,在无需依赖目标检测网络的前提下,实现对海上移动目标的稳定检测与跟踪。

针对上述挑战,本文提出一种融合距离自适应聚类与多重约束的激光雷达海上移动目标跟踪方法。与现有依赖目标检测网络的方法不同,本文方法直接基于原始点云进行聚类与跟踪,无需预训练模型支持,更适用于海上稀疏点云的实际场景。本文的主要贡献包

括:1) 基于激光雷达点云的角度分辨率效应与能量发散特性,提出距离自适应 DBSCAN 算法,通过邻域半径线性增长模型与邻域点数指数衰减模型动态调整聚类参数,有效解决远距离点云稀疏导致的聚类失效问题;2) 设计融合运动方向一致性、速度波动、位置抖动与空间隔离度 4 项判据的多模态误检抑制机制,实现对近岸树木等动态干扰物的精准过滤;3) 构建三重速度约束框架与动态撤销机制,从多维度抑制传感器噪声引发的速度跳变与误跟踪;4) 提出距离自适应确认策略,差异化处理近距离与远距离目标的确认条件,兼顾精确性与检测灵敏度。

1 基于传统 DBSCAN 的激光雷达目标识别

1.1 海上动目标检测模型

海上移动目标跟踪问题的核心目标是:给定激光雷达连续扫描数据,实时检测并持续跟踪水面移动船只,同时抑制静态干扰物和动态噪声源的误检。形式化定义如式(1)所示。

输入为点云序列:

$$P_i(t = 1, 2, \dots, T) \quad (1)$$

每帧:

$$P_i = \{p_i | p_i = (x, y, z, \text{intensity})\} \quad (2)$$

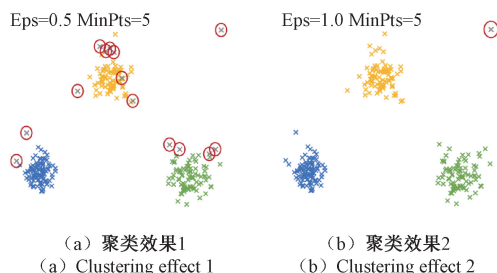
输出为轨迹集合:

$$\{\text{Track}_j | j = 1, 2, \dots, N\} \quad (3)$$

每条轨迹包含状态序列和速度估计。约束条件包括:1) 轨迹对应真实移动船只;2) 速度满足物理合理性 (如航速 < 5 m/s); 3) 远距离目标灵敏度不过低。

1.2 传统 DBSCAN 目标识别方法

DBSCAN 是一种基于密度的聚类算法,其核心思想是:若某点在半径 ε (图 1 中为 Eps) 内拥有不少于 MinPts 个邻近点,则该点被定义为核心点;所有可由核心点密度可达的点构成一个簇,而无法归入任何簇的点则被标记为噪声。与基于距离划分的 K-means 等算法不同,DBSCAN 无需预设簇的数量,能够发现任意形状的簇并自动过滤噪声,因此在激光雷达点云目标识别任务中被广泛采用。不同参数调整下的 DBSCAN 聚类效果如图 1 所示。



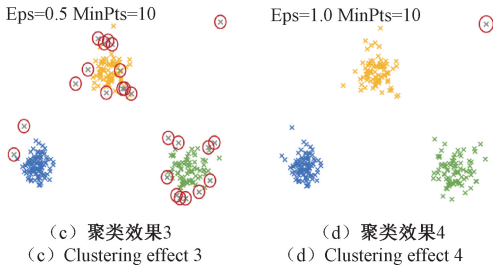


图 1 不同参数调整下的 DBSCAN 聚类效果
Fig. 1 Cluster results of DBSCAN under different parameter settings

然而,传统 DBSCAN 使用全局固定的参数 (ε , MinPts),在均匀密度的数据集上表现良好,但在激光雷达海上感知场景中存在根本性缺陷。激光雷达采用旋转扫描机制,以固定的水平角分辨率 $\Delta\theta$ 和垂直角分辨率 $\Delta\varphi$ 向空间离散发射激光脉冲,每束脉冲照射一个确定方向并在目标表面产生一个回波点。在距离 r 处,水平方向和垂直方向相邻两束激光的落点间距为:

$$\begin{cases} dh = r \cdot \Delta\theta \\ dv = r \cdot \Delta\varphi \end{cases} \quad (4)$$

因此,在距离 r 处,相邻 4 束激光围成的局部面元面 (即单个激光点所“代表”的表面面积) 为:

$$A(r) = dh \cdot dv = r^2 \cdot \Delta\theta \cdot \Delta\varphi \quad (5)$$

点云面密度定义为单位面积内包含的点数。由于单次扫描的脉冲数固定,每个方向仅产生一个回波点,故距离 r 处的点云面密度与面元面积成反比:

$$\rho(r) = \frac{1}{A(r)} = \frac{1}{r^2 \cdot \Delta\theta \cdot \Delta\varphi} \propto \frac{\rho_0}{r^2} \quad (6)$$

其中, $\rho_0 = \frac{1}{\Delta\theta \cdot \Delta\varphi}$ 为近距离归一化基准密度。

式(6)表明,激光雷达点云密度随距离平方反比衰减,这是由其几何扫描机制决定的内在物理规律。由式(4)可进一步得到点间距与距离的关系:

$$d \propto r \cdot \Delta\theta \quad (7)$$

即点云相邻点间距随距离线性增大。

上述两个物理规律共同决定了传统固定参数 DBSCAN 在海上场景中的失效原因:邻域半径无法随距离自适应调整,导致远距离漏检或近距离误融合。针对上述问题,本文提出距离自适应 DBSCAN 方法:根据目标所在距离动态计算 $\varepsilon(r)$ 和 MinPts(r),使聚类参数始终与当前距离处的点云密度相匹配,从而在近距离保持精确分割、在远距离保证足够检测灵敏度,解决传统方法在多尺度密度变化场景下参数固定带来的失效问题。

2 基于距离自适应的 DBSCAN 聚类算法

2.1 距离自适应参数建模

由式(6)和(7)可知,DBSCAN 的两个关键参数需随距离动态调整:邻域半径 ε 应随距离线性增长以覆盖稀疏化的相邻点;最小邻域点数 MinPts 应随距离指数衰减以适应点云密度的下降。本文据此分别建立两个参数的距离自适应模型。

为建立参数自适应的理论依据,将激光雷达点云建模为强度函数为 $\lambda(r) = \lambda_0/r^2$ 的二维非齐次泊松点过程,其中 λ_0 为近距离基准强度(即点云面密度参数)。其中平方反比关系由传感器的固定角分辨率决定^[17]:

$$\omega_s = \frac{n}{2d \tan\left(\frac{\alpha_v}{2}\right)} \cdot \frac{2 \tan^{-1}\left(\frac{1}{2d}\right)}{\varepsilon_h} \propto \frac{1}{d^2} \quad (8)$$

表明空间点云密度随探测距离 r 严格遵循平方反比衰减, λ_0 为近距离处的基准强度。在该模型下,以任意点为圆心、半径为 ε 的邻域内所包含的点数 N 服从泊松分布:

$$\begin{cases} N \sim \text{Poisson}(\mu) \\ \mu(r, \varepsilon) = \frac{\lambda_0 \pi \varepsilon^2}{r^2} \end{cases} \quad (9)$$

其中, μ 为邻域内期望点数。DBSCAN 中核心点的判定条件为 $N \geq \text{MinPts}$,其成立概率随 μ 减小而降低。为使核心点判定概率在全距离范围内保持一致,需随距离增大同步调整 ε 和 MinPts,以补偿点云密度的衰减。

1) 邻域半径自适应模型

由式(7)可知,邻域半径应随距离线性增长。从泊松点过程角度可进一步验证这一结论。对于强度为 λ 的二维齐次泊松点过程,以任意点为圆心、半径 d 的圆内无其他点的概率为 $e^{-\lambda \pi d^2}$,对 d 求导可得最近邻距离 d_{nn} 的概率密度函数: $f(d) = 2\lambda \pi d \cdot e^{-\lambda \pi d^2}$ 。最近邻距离的期望值为:

$$E[d_{nn}] = \int_0^\infty d \cdot f(d) dd = \int_0^\infty 2\lambda \pi d^2 e^{-\lambda \pi d^2} dd \quad (10)$$

令 $u = \lambda \pi d^2$, 则 $dd = \frac{du}{2\sqrt{\lambda \pi u}}$, 代入得:

$$E[d_{nn}] = \frac{1}{\sqrt{\lambda \pi}} \int_0^\infty u^{\frac{1}{2}} e^{-u} du = \frac{1}{\sqrt{\lambda \pi}} \cdot \Gamma\left(\frac{3}{2}\right) \quad (11)$$

其中, $\Gamma\left(\frac{3}{2}\right) = \sqrt{\frac{\pi}{2}}$, 代入得:

$$E[d_{nn}] = \frac{1}{\sqrt{\lambda \pi}} \cdot \frac{\sqrt{\pi}}{2} = \frac{1}{2\sqrt{\lambda}} \quad (12)$$

由此可导出最近邻距离的期望值为:

$$E[d_{nn}] = \frac{1}{2\sqrt{\lambda}} \quad (13)$$

对于强度函数 $\lambda(r) = \lambda_0/r^2$ 的非齐次点过程,在距离 r 处的局部邻域内,强度变化相对于最近邻尺度可视作近似均匀,因此式(13)可在局部近似应用,将 $\lambda(r)$ 代入得:

$$E[d_{nn}(r)] = \frac{1}{2\sqrt{\lambda(r)}} = \frac{r}{2\sqrt{\lambda_0}} \propto r \quad (14)$$

式(14)表明,点云最近邻期望距离与距离 r 线性正比。若 ε 不随距离增长,则当 r 增大时将出现 $\varepsilon < E[d_{nn}(r)]$,邻域内期望点数趋近于0,核心点判定失效。因此 ε 必须与 r 保持线性正比关系,本文采用以下参数化模型:

$$\varepsilon(r) = \varepsilon_0 \times (1 + k_\varepsilon \times r) \quad (15)$$

其中, ε_0 为基准邻域半径, k_ε 为半径增长率,具体取值见表1(实验参数汇总表)。为防止邻域半径过度增长或过小,引入上下界约束:

$$\varepsilon_{final} = \max(\varepsilon_{min}, \min(\varepsilon(r), \varepsilon_{max})) \quad (16)$$

其中, ε_{min} 为邻域半径下界, ε_{max} 为邻域半径上界。上下界约束确保近距离聚类能够连接相邻点,同时防止远距离时邻域范围过大导致不同目标被错误合并。

2) 邻域点数自适应模型

由式(8),目标在距离 r 处被激光击中的期望点数与点云密度成正比,即:

$$N_{target(r)} \propto \lambda(r) \cdot S = \frac{\lambda_0 S}{r^2} \propto \frac{1}{r^2} \quad (17)$$

其中, S 为目标截面积。因此 MinPts 理论上应按 $\frac{1}{r^2}$ 随距离衰减,以保持核心点判定概率的一致性。然而 $\frac{1}{r^2}$ 函数在近距离变化过于剧烈,工程实现中稳定性较差。本文采用指数衰减模型作为其在有效探测范围内的平滑近似:

$$n_{min(r)} = n_0 \times \exp(-\alpha \times r) \quad (18)$$

其中, n_0 为基数, α 为衰减率,具体取值见表1(实验参数汇总表)。同时设置下界约束以保证最小密度要求:

$$n_{min,final} = \max(2, \text{round}(n_{min(r)})) \quad (19)$$

2.2 滑动窗口策略

在距离自适应 DBSCAN 的实现中,一个关键问题是:如何将连续变化的自适应参数应用到空间分布不均匀的点云上。若对整帧点云直接运行一次 DBSCAN,则只能使用单一参数,无法实现随距离动态变化;若将探测范围按距离硬性切割成若干固定区间,则区间边界处的目标

点云会被强制分割到两侧,导致本属于同一目标的点云无法被聚合成簇。

为解决上述问题,本文引入滑动窗口策略:以距离轴为基准,设置一个具有固定步长 Δr 的移动窗口,相邻窗口之间保持一定的重叠区域。在每个窗口内,依据该窗口中心距离计算对应的自适应参数,并独立执行一次 DBSCAN 聚类。这样,随着窗口沿距离方向逐步滑动,参数得以平滑过渡,而窗口重叠区域则保证了边界附近的目标能够被前后相邻的两个窗口同时覆盖,从根本上避免了边界处的目标点云被切断的问题。最终,各窗口的聚类结果经质心去重机制合并,消除重复检测。

窗口大小根据距离动态调整:

$$w_r = w_0 + k_w \times r \quad (20)$$

其中, w_0 为基准窗口大小, k_w 为窗口随距离的增长系数, w_r 为窗口大小(单位为 m), r 为窗口中心距离。距离越远点云越稀疏,窗口随之扩大,以保证每个窗口内始终包含足够的点云样本。窗口中心以步长 Δr 滑动,生成覆盖全探测范围的窗口序列:

$$r_{center} \in r_{min}, r_{min} + 5, r_{min} + 10, \dots, r_{max} \quad (21)$$

其中, r_{min} 和 r_{max} 分别为激光雷达的最小和最大有效探测距离。对于每个窗口 $\left[r_{center} - \frac{w}{2}, r_{center} + \frac{w}{2}\right]$ 内的点云数据,系统应用式(13)和(18)计算该窗口中心距离对应的自适应参数,并执行 DBSCAN 聚类。由于相邻窗口存在重叠,边界附近的目标会在多个窗口中被重复检测,后续通过质心距离去重机制保留唯一结果,从而实现全距离范围内参数连续过渡、目标完整聚合的聚类效果。

2.3 簇有效性验证

由于激光雷达点云中存在海面反射噪声、杂散点以及多个相邻目标被错误合并等情况, DBSCAN 聚类输出的部分簇可能是噪声点、稀疏背景形成的伪目标、或将多个船只融合成的超大簇。因此需要对每个候选簇的有效性进行验证,过滤掉不合理的聚类结果,保留真正对应目标的簇。具体地,本文从点数、空间扩散、密度、形状4个维度依次进行验证,任意一项不满足条件候选簇均认为是无效的。

1) 点数约束。要求簇内点数满足 $n_{min} \leq n \leq n_{max}$, 过少的点数可能为噪声,过多的点数可能包含多个目标。对于点数超过 n_{max} 的大簇,系统进一步检查其空间扩散程度,若扩散值超过允许阈值的 $1.5 \times \text{spread}_{max}$ 倍,则拒绝该聚类以防止多目标融合。

2) 空间扩散约束。计算簇内所有点到质心的最大距离:

$$\text{spread} = \max(\|p_i - c\|) \quad (22)$$

其中, p_i 为簇内第 i 个点的坐标, c 为簇的质心坐标。并根据目标距离设定自适应阈值:

$$\text{spread}_{\max(r)} = \begin{cases} s_0 + k_{s1}(r - r_1), & r \leq r_1 \\ s_0 + k_{s2}(r - r_2), & r > r_2 \end{cases} \quad (23)$$

其中, s_0 为扩散基准值, k_{s1} 和 k_{s2} 分别为近距离和远距离的扩散增长系数, r_1 和 r_2 为距离分段点。该阈值考虑了远距离目标的点云扩散特性, 同时对大点数簇引入额外松弛项 $0.5 \ln\left(\frac{n}{n_{\text{ref}}}\right)$, 对数松弛项考虑了大目标(如大型船只)可能产生更多点云的情况, 但设置上界防止过度松弛导致多目标融合。

3) 密度约束。计算簇的点云密度 $\rho = \frac{n}{\pi \cdot \text{spread}^2}$, 并要求其满足与距离相关的最小密度阈值 $\rho_{\min(r)}$:

$$\rho_{\min(r)} = \begin{cases} \max(\rho_a, \rho_b), & r \leq r_{d1} \\ \max\left(\rho_c, \frac{C_1}{r}\right), & r_{d1} < r \leq r_{d2} \\ \max\left(\rho_d, \frac{C_2}{r}\right), & r > r_{d2} \end{cases} \quad (24)$$

其中, $\rho_a, \rho_b, \rho_c, \rho_d$ 分别为各距离段的密度下界基准值, C_1, C_2 为中远距离段的密度反比系数, r_{d1}, r_{d2} 为密度约束的距离分段点。该约束的物理依据与第 1.2 节点云密度衰减规律一致: 近距离点云密集, 密度阈值较高, 以过滤稀疏噪声; 随距离增大, 阈值按反比规律下降, 避免将远距离稀疏点云的真实目标误判为噪声。对于点数较多的大簇 ($n > n_{\text{large}}$) 密度阈值乘以松弛因子 γ , 允许大目标具有相对较低的平均密度。

4) 形状约束。通过计算簇点云的协方差矩阵特征值 λ_1, λ_2 ($\lambda_2 \geq \lambda_1$), 定义长宽比为:

$$\text{aspect} = \sqrt{\frac{\lambda_1}{\lambda_2}} \quad (25)$$

距离自适应长宽比阈值为:

$$\text{aspect}_{\max} = \min(a_0 + k_a \times (r - r_3), a_{\max}), r > r_3 \quad (26)$$

其中, a_0 为长宽比基准阈值, k_a 为长宽比随距离的增长系数, r_3 为长宽比阈值生效的起始距离, $a_{\max}$ 为长宽比阈值上界。近距离保持较严格的阈值以过滤狭长异常聚类; 远距离适当放宽, 以适应点云稀疏时形状估计不准确的情况。

以上 4 项约束从不同角度共同描述了“一个合理的激光雷达船只目标簇应当是什么样的”, 通过逐层过滤, 显著减少了噪声和伪目标对后续跟踪模块的干扰。上述自适应参数体系在不同海况场景下均具有一定适应性: 在近岸港口场景中, ε 较小, MinPts 较高, 有助于精确分割密集背景中的目标簇; 在开阔水域远距离场景中, ε 线性扩大, MinPts 指数下降, 保证稀疏点云仍能聚合成有效簇。

3 多重约束的目标跟踪框架

通过第 2 章的聚类, 已从原始点云中提取出候选目标的质心位置, 需要进一步确定哪些是移动目标。海上激光雷达感知环境中存在 3 类典型干扰: 1) 近岸树木、芦苇等植被在风力作用下产生无规律摆动, 会被识别为运动目标; 2) 传感器噪声和海浪起伏导致目标位置在帧间发生跳变, 引起速度估计的异常突变; 3) 远距离目标因点云极度稀疏而检测不稳定, 若采用统一的确认标准则容易漏检。为克服这些干扰带来的识别难题, 本文构建了多重约束的目标跟踪框架, 从 3 个层面对候选目标进行筛选与管理: 首先, 通过多模态误检抑制机制, 从运动特征和空间分布两个角度识别并过滤近岸动态干扰物; 其次, 通过三重速度约束与动态撤销机制, 抑制传感器噪声引发的速度异常, 保证跟踪状态的物理合理性; 最后, 通过距离自适应确认策略, 针对近远距离目标的不同检测特性差异化设定确认条件, 在精确性与灵敏度之间取得平衡。3 个机制依次作用, 共同保障最终输出的跟踪结果对应真实移动目标。

3.1 多模态误检抑制机制

近岸动态干扰物与真实船只的本质区别在于运动模式: 船只航行方向稳定、速度平缓、轨迹接近直线, 且海面开阔、周围无密集目标; 而植被等干扰物运动方向往复无规律、速度波动剧烈、轨迹偏离起终点连线, 且往往以密集集群形式集中出现。基于这一差异, 本文从运动方向、速度稳定性、轨迹形态、空间分布 4 个维度各设计一项判据, 对候选目标进行综合判断。考虑到单项判据在边界情况下可能误伤真实目标, 采用“满足 2 项及以上判据则过滤”的组合策略, 在提高干扰物识别率的同时避免真实目标被误删。4 项判据具体为:

1) 运动方向一致性判据。真实船只在航行过程中保持相对稳定的航向, 速度方向变化平缓; 而近岸动态干扰物呈现往复摆动特征, 方向变化剧烈。本文通过计算轨迹历史速度向量间的余弦相似度评估方向一致性:

$$\text{consistency} = \left(\frac{1}{N}\right) \sum \cos(\theta_{i,i+1}) \quad (27)$$

$$\cos(\theta_{i,i+1}) = \frac{\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_{i+1}}{\|\mathbf{v}_i\| \|\mathbf{v}_{i+1}\|} \quad (28)$$

其中, N 为参与计算的相邻速度向量对数。当 consistency 低于阈值 τ_{con} , 判定为方向混乱。

2) 速度波动判据。船只在短时间内速度变化相对平稳, 而近岸动态干扰物受风力影响呈现明显的速度波动。计算速度历史序列的标准差:

$$\sigma_v = \sqrt{\left(\left(\frac{1}{N}\right) \sum (\|\mathbf{v}_i\| - \mu_v)^2\right)} \quad (29)$$

其中, μ_v 为速度历史序列的均值, N 为序列长度。当 σ_v 超过阈值 τ_σ 时, 判定为速度波动异常。

3) 位置抖动判据。该判据评估轨迹点相对于起终点连线的偏离程度, 计算轨迹中间点到直线的平均距离: 对于位置历史序列 $\{p_1, p_2, \dots, p_k\}$, 计算中间点到起终点连线的平均距离。首先定义起终点连线的方向向量:

$$\mathbf{v}_{\text{line}} = \mathbf{p}_k - \mathbf{p}_1, L = \|\mathbf{v}_{\text{line}}\| \quad (30)$$

对于每个中间点 $p_i (i = 2, \dots, k-1)$, 计算其到直线的垂直距离。点 p_i 在直线上的投影长度为:

$$\text{proj}_i = \frac{(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_1) \cdot \mathbf{v}_{\text{line}}}{L} \quad (31)$$

最近点为:

$$\mathbf{p}_{\text{closest}, i} = \mathbf{p}_1 + \frac{\text{proj}_i}{L} \times \mathbf{v}_{\text{line}} \quad (32)$$

垂直距离为:

$$d_{\text{perp}, i} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_{\text{closest}, i}\| \quad (33)$$

位置抖动度定义为所有中间点的平均垂直距离:

$$J_{\text{pos}} = \frac{1}{k-2} \times \sum d_{\text{perp}, i} \quad (34)$$

当 J_{pos} 超过阈值 τ_{jitter} 时, 判定为位置抖动剧烈。

4) 空间隔离判据。本判据基于以下观察: 船只目标周围海面开阔, 通常船身周围不存在其他近距离目标; 而树林等背景会产生多个密集分布的聚类簇。系统统计目标位置 $\mathbf{p}_{\text{target}}$ 周围半径 R_{neighbor} 范围内的其他有效轨迹数量:

$$N_{\text{neighbor}} = |T_j | \|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_{\text{target}}\| < R_{\text{neighbor}}, j \neq \text{target}, \text{hits}_j \geq h_{\text{min}} \quad (35)$$

其中, h_{min} 为有效轨迹的最小命中帧数。考虑到近岸水域与开阔水域的环境差异, 本文采用距离自适应的邻居数阈值: 在近岸区域 (目标距传感器原点距离小于 d_{shore}), 船只可能相对密集, 允许的邻居数上限设为 N_{shore} ; 在开阔水域 (目标距离不小于 d_{shore}), 船只间距通常较大, 邻居数上限设为 N_{open} , 即:

$$N_{\text{max}} = \begin{cases} N_{\text{shore}}, & \|\mathbf{p}_{\text{target}}\| < d_{\text{shore}} \\ N_{\text{open}}, & \|\mathbf{p}_{\text{target}}\| \geq d_{\text{shore}} \end{cases} \quad (36)$$

当 $N_{\text{neighbor}} > N_{\text{max}}$ 时, 判定为密集区域并予以过滤。该策略在保持对树林密集干扰的识别能力的同时, 避免了因近岸正常船只聚集而产生的误判, 相较于单一全局阈值更具场景适应性。各参数说明见表 1, 其中 $N_{\text{open}} < N_{\text{shore}}$, 开阔水域采用更严格的约束。

3.2 目标确认机制

考虑到远距离目标点云稀疏、检测不稳定的特点, 本文提出距离自适应确认策略。该策略针对不同距离的目标设计差异化的确认条件, 平衡精确性与灵敏度的矛盾需求。

以 r_{thresh} 作为远近距离的分界阈值, 系统对近距离和远距离目标采用不同的确认参数:

$$\text{birth}_{\text{hits}} = \begin{cases} H_{\text{near}}, & r < r_{\text{thresh}} \\ H_{\text{far}}, & r \geq r_{\text{thresh}} \end{cases} \quad (37)$$

$$v_{\text{max}, \text{avg}} = \begin{cases} V_{\text{near}}, & r < r_{\text{thresh}} \\ V_{\text{far}}, & r \geq r_{\text{thresh}} \end{cases} \quad (38)$$

其中, H_{near} 为近距离目标的确认所需帧数, H_{far} 为远距离目标的确认所需帧数; V_{near} 、 V_{far} 分别为近、远距离目标在确认阶段的平均速度上限, 与表 1 中 $v_{\text{max}, \text{avg}_1}$ 、 $v_{\text{max}, \text{avg}_2}$ 取值一致, 具体见表 1。除上述距离自适应参数外, 轨迹还需同时满足以下基本运动条件, 以排除静止物体的检测抖动: 总位移不小于 d_{min} , 移动帧数不少于 h_{move} , 平均速度不低于 v_{min} 。

3.3 持续跟踪约束与动态撤销机制

聚类和误检抑制完成后, 跟踪系统需要在帧间持续维护目标的速度状态。然而激光雷达点云在海面场景中受波浪起伏影响, 目标质心位置在相邻帧间可能产生较大的随机跳变, 进而导致速度估计出现异常突变。若不加以约束, 这种噪声会逐帧累积, 最终使本不存在的“高速目标”通过确认条件, 或使真实目标被错误撤销。

为解决这一问题, 本文从 3 个不同时间尺度对速度合理性进行约束: 瞬时速度约束在每帧关联时实时拒绝明显异常的匹配; 原始速度约束在短时间窗口内统计违规次数, 防止噪声累积; 平均速度约束在目标确认阶段对长期速度进行审查。三重约束相互补充, 共同构成从单帧到长期的速度监控体系, 并通过动态撤销机制对已确认目标进行事后纠错。

1) 瞬时速度约束。在数据关联阶段, 系统首先检查轨迹预测位置与检测位置间的隐含速度。对于轨迹 T , 其预测位置为: $\mathbf{p}_{\text{pred}} = \mathbf{p}_{\text{prev}} + \mathbf{v}_{\text{prev}} \times \Delta t$, 检测到的质心位置为 $\mathbf{p}_{\text{det}}$, 隐含速度计算为:

$$v_{\text{implied}} = \frac{\|\mathbf{p}_{\text{det}} - \mathbf{p}_{\text{pred}}\|}{\Delta t} \quad (39)$$

其中, $\mathbf{p}_{\text{prev}}$ 为上一帧的轨迹位置, $\mathbf{v}_{\text{prev}}$ 为上一帧的速度估计, Δt 为相邻帧的时间间隔。若 $v_{\text{implied}} > v_{\text{max}, \text{instant}}$, 则拒绝该次匹配, 防止传感器噪声导致的异常关联。对于成功匹配的轨迹, 系统使用指数移动平均 (exponential moving average, EMA) 滤波器更新速度估计:

$$\mathbf{v}_{\text{meas}} = \frac{(\mathbf{p}_{\text{det}} - \mathbf{p}_{\text{prev}})}{\Delta t} \quad (40)$$

$$\mathbf{v}_{\text{filtered}} = (1 - \beta) \times \mathbf{v}_{\text{prev}} + \beta \times \mathbf{v}_{\text{meas}} \quad (41)$$

其中, $\mathbf{v}_{\text{meas}}$ 为当前帧的原始测量速度, β 为自适应滤波系数, 根据速度变化幅度动态调整:

$$\begin{cases} \beta_1, & \|\mathbf{v}_{\text{meas}} - \mathbf{v}_{\text{prev}}\| > \delta_2 \\ \beta_2, & \delta_1 < \|\mathbf{v}_{\text{meas}} - \mathbf{v}_{\text{prev}}\| \leq \delta_2 \\ \beta_3, & \text{其他} \end{cases} \quad (42)$$

其中, δ_1, δ_2 为速度变化幅度的分档阈值。速度变化剧烈时采用小 β 值以平滑噪声, 变化平缓时采用大 β 值以快速响应真实运动。滤波后再次进行上界钳制:

$$\begin{cases} \boldsymbol{v}_{\text{final}} = \boldsymbol{v}_{\text{filtered}} \times \left(\frac{\boldsymbol{v}_{\text{max, instant}}}{\|\boldsymbol{v}_{\text{filtered}}\|} \right), & \|\boldsymbol{v}_{\text{filtered}}\| > \boldsymbol{v}_{\text{max, instant}} \\ \boldsymbol{v}_{\text{final}} = \boldsymbol{v}_{\text{filtered}}, & \text{其他} \end{cases} \quad (43)$$

2) 平均速度约束。系统基于轨迹的累计位移和时间计算平均速度:

$$v_{\text{avg}} = \frac{\text{total displacement}}{\text{total time}} \leqslant v_{\text{max_avg}} \quad (44)$$

其中, 近距离目标 ($r < 40 \text{ m}$) 的平均速度阈值 $v_{\text{max_avg}}$ 设置为 $v_{\text{max_avg1}}$, 远距离目标 ($r \geqslant 40 \text{ m}$) 放宽至 $v_{\text{max_avg2}}$ 。该约束在轨迹确认阶段生效, 过滤长期异常的高速轨迹。

3) 原始速度约束。不同于瞬时速度约束使用滤波后的速度, 本约束基于当前帧原始位移计算速度:

$$v_{\text{raw}} = \frac{\|\boldsymbol{c}_t - \boldsymbol{p}_{t-1}\|}{\Delta t} \leqslant v_{\text{max_raw}} \quad (45)$$

其中, $\boldsymbol{c}_t$ 为当前帧检测到的目标质心位置, $\boldsymbol{p}_{t-1}$ 为上一帧的轨迹位置。系统维护一个原始速度违规计数器, 每次 v_{raw} 超过阈值时计数器加 1, 正常时减 1 (最小为 0)。当违规计数器超过容忍阈值 N_{tol} 时, 触发动态撤销机制: 对于未确认轨迹, 拒绝本次匹配; 对于已确认轨迹, 撤销其确认状态并标记为近岸动态干扰物。该机制有效防止了瞬时噪声被滤波器平滑后累积成系统误差的问题。

4 实验与结果分析

4.1 实验设置

为验证所提出方法的有效性, 本文在真实海洋环境中开展了系统性实验。

硬件与场景: 实验硬件平台采用速腾聚创 M2 激光雷达 (126 线, 200 m 探测距离, 10 Hz 扫描频率, 角分辨率 0.2°), 数据处理平台为 AMD RYZEN9 处理器, 操作系统为 Ubuntu 22.04, ROS2 Humble。实验场景选择在福建省厦门市集美湖码头区域 (图 2 所示, Rviz2 码头环境视图

如图 3 所示), 该区域包含移动船只、静止码头、树林、建筑物等复杂背景元素, 能够全面测试算法在真实环境中的性能。从采集的数据中选取具有代表性的序列进行人工标注, 构建测试样本 (Ground Truth 数据集)。

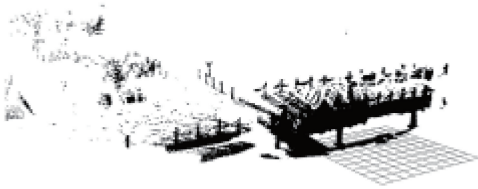


图 3 Rviz2 码头环境视图
Fig. 3 Rviz2 view of the wharf environment

系统参数配置如表 1 所示。

表 1 系统参数汇总
Table 1 Summary of system parameters

模块	参数含义	符号	取值
距离自适应 DBSCAN	基准邻域半径	ε_0	0.30 m
距离自适应 DBSCAN	半径增长率	k_ε	0.045
距离自适应 DBSCAN	邻域点数基数	n_0	6
距离自适应 DBSCAN	邻域点数衰减率	α	0.04
距离自适应 DBSCAN	窗口滑动步长	Δr	5.0 m
点数约束	最小簇点数	$n_{\min}$	5
点数约束	最大簇点数	$n_{\max}$	500
空间扩散约束	对数松弛参考点数	n_{ref}	20
空间扩散约束	扩散上界	$\text{spread}_{\max}$	12.0 m
密度约束	密度松弛因子	γ	0.7
形状约束	最大长宽比 (近距离)	$\text{aspect}_{\max}$	5.0
形状约束	长宽比随距离增长系数	k_a	0.01
方向一致性	方向一致性阈值	τ_{con}	0.70
速度波动	速度波动阈值	τ_σ	0.30 m/s
位置抖动	位置抖动阈值	τ_{jitter}	0.35 m
空间隔离	空间隔离邻居半径	R_{neighbor}	15.0 m
空间隔离	近岸/开阔水域分界距离	d_{shore}	40.0 m
空间隔离	近岸区域邻居数上限	N_{shore}	3
空间隔离	开阔水域邻居数上限	N_{open}	0
瞬时速度约束	瞬时速度上限	$v_{\text{max, instant}}$	2.2 m/s
平均速度约束	近距离平均速度上限	$v_{\text{max_avg1}}$	1.5 m/s
平均速度约束	远距离平均速度上限	$v_{\text{max_avg2}}$	2.2 m/s
动态撤销	违规容忍次数	N_{tol}	2
距离自适应确认	近距离确认帧数	H_{near}	7 帧
距离自适应确认	远距离确认帧数	H_{far}	5 帧
距离自适应确认	远近距离分界阈值	r_{thresh}	40 m
距离自适应确认	最小总位移	$d_{\min}$	0.35 m
距离自适应确认	最少移动帧数	h_{move}	4 帧
距离自适应确认	最小平均速度	$v_{\min}$	0.05 m/s



图 2 集美湖码头区域环境
Fig. 2 The environment of the Jimei Lake wharf area

各参数取值准则说明如下:

1) 基准邻域半径 $\varepsilon_0 = 0.30 \text{ m}$

M2 激光雷达水平角分辨率 $\Delta\theta = 0.2^\circ = 0.00349 \text{ rad}$, 在近距离 $r = 5 \text{ m}$ 处点间距为 $d = r \cdot \Delta\theta \approx 0.017 \text{ m}$ 。小型船只宽度约 $0.5 \sim 1.0 \text{ m}$, $\varepsilon_0 = 0.30 \text{ m}$ 约为最小目标宽度的一半, 确保近距离时目标两侧的点均能落入邻域, 同时覆盖约 17 个点间距, 满足近距离核心点判定需求。

2) 半径增长率 $k_\varepsilon = 0.045$

由式(7)可知, 点间距随距离线性增长, k_ε 应与角分辨率保持正比关系以维持一致的点覆盖数。 $\frac{k_\varepsilon}{\Delta\theta} =$

$\frac{0.045}{0.00349} \approx 13$, 即在任意距离 r 处, 邻域半径 $\varepsilon(r)$ 覆盖约 13 个点间距, 与近距离的覆盖比例一致, 保证全距离范围内聚类行为的均匀性。

3) 速度波动阈值 $\tau_\sigma = 0.30 \text{ m/s}$

将激光雷达目标质心定位误差建模为零均值高斯噪声, 标准差为 σ_{pos} 。由误差传播, 相邻帧速度估计噪声的标准差为:

$$\sigma_v = \frac{\sqrt{2 \cdot \sigma_{\text{pos}}}}{\Delta t}$$

M2 激光雷达在近距离 ($< 50 \text{ m}$) 的质心定位精度约为 $\sigma_{\text{pos}} \approx 0.02 \text{ m}$, 帧间隔 $\Delta t = 0.1 \text{ s}$, 代入得 $\sigma_v \approx 0.28 \text{ m/s}$ 。因此阈值 τ_σ 必须满足 $\tau_\sigma > \sigma_v$ 以避免将传感器噪声误判为干扰物, 取 $\tau_\sigma = 0.30 \text{ m/s} \approx 1.07\sigma_v$, 在抑制噪声误触发的同时对真实速度波动保持敏感。

4) 位置抖动阈值 $\tau_{\text{jitter}} = 0.35 \text{ m}$

静止目标受定位噪声影响, 质心轨迹偏离起终点连线的理论期望值约为 $E[J_{\text{noise}}] \approx \sigma_{\text{pos}} = 0.02 \text{ m}$ 。 $\tau_{\text{jitter}} = 0.35 \text{ m}$ 约为噪声期望值的 17 倍, 即只有当轨迹偏离程度显著超过纯噪声水平时才触发过滤, 有效区分真实往复摆动 (典型值 $0.5 \sim 2.0 \text{ m}$) 与传感器噪声引起的微小抖动。

5) 瞬时/平均速度上限 $v_{\text{max, instant}} = 2.2 \text{ m/s}$, $v_{\text{max, avg1}} = 1.5 \text{ m/s}$, $v_{\text{max, avg2}} = 2.2 \text{ m/s}$

实验目标船最大航速约为 2.57 m/s 。瞬时速度上限取 2.2 m/s , 留有约 14% 余量以容许合理的速度估计误差。近距离平均速度上限取更严格的 1.5 m/s , 因为近距离定位精度更高、速度估计更可靠, 较低阈值可进一步抑制噪声轨迹; 远距离放宽至 2.2 m/s , 以适应稀疏点云导致速度估计偏大的情况。

6) 近/开阔水域分界 $d_{\text{shore}} = 40 \text{ m}$, 远近距离分界 $r_{\text{thresh}} = 40 \text{ m}$

集美湖码头实验水域 40 m 为该水域的典型量级。以此为分界, 40 m 以内判定为近岸区域, 适用较宽松

的空间隔离约束和更严格的确认条件; 40 m 以外视为开阔水域, 适用更严格的空间隔离和较宽松的确认条件。

7) 近/远距离确认帧数 $H_{\text{near}} = 7$, $H_{\text{far}} = 5$

以 10 Hz 扫描频率计, 7 帧对应 0.7 s , 目标以典型慢速 $v = 0.5 \text{ m/s}$ 行驶时位移为 $0.5 \times 0.7 = 0.35 \text{ m} = d_{\text{min}}$, 恰好满足最小位移约束, 保证近距离确认时目标已产生可检测的真实运动。远距离帧数降低至 5 帧 (0.5 s), 是因为远距离检测本身不稳定, 若仍要求 7 帧连续命中则极易漏检, 适当放宽确认条件以提高远距离灵敏度。

8) 其余经验标定参数

$n_0 = 6$ (邻域点数基数)、 $\lambda = 0.04$ (衰减率)、 $n_{\text{min}} = 5$ 、 $n_{\text{max}} = 500$ (点数约束)、 $N_{\text{shore}} = 3$ 、 $N_{\text{open}} = 0$ (邻居数上限) 及违规容忍次数等参数, 基于实验场景中目标点云的统计特性进行标定。

4.2 评价指标

为了分析本文算法性能, 采用多目标跟踪评价体系 (clear multi-object tracking, CLEAR MOT) 对跟踪性能进行评估。CLEAR MOT 评价体系由 Bernardin 等^[21]提出, 是目前多目标跟踪领域最广泛采用的评估框架, 主要统计匹配成功、漏检、误检和身份切换 4 类事件, 相关核心指标及其计算公式如下:

多目标跟踪准确度 (multi-object tracking accuracy, MOTA), 综合指标, 统计总样本 (ground truth, GT) 中漏检 (false negative, FN)、误检 (false positive, FP) 和同一跟踪目标编号切换 (ID switches, IDSW) 的占比:

$$\text{MOTA} = 1 - \frac{\text{FN} + \text{FP} + \text{IDSW}}{\text{GT}} \quad (46)$$

多目标跟踪精度 (multi-object tracking precision, MOTP), 反映成功匹配的目标其位置估计的平均精度:

$$\text{MOTP} = \frac{\sum_{t,i} d(i,t)}{\sum_t c_t} \quad (47)$$

其中, $d(i,t)$ 为第 t 帧中第 i 个成功匹配目标的位置估计误差 (即算法输出位置与 Ground Truth 数据集的标准位置之间的距离), c_t 为第 t 帧中成功匹配的目标数量。MOTP 值越小, 说明定位精度越高。

精确率 (Precision) 与召回率 (Recall), 分别衡量误检和漏检大小, 其定义为:

$$\begin{cases} \text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \\ \text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \end{cases} \quad (48)$$

其中, 正确检测数 (true positive, TP) 为成功检测并正确匹配的目标数。

$F1$ 分数为精确率与召回率的调和平均,用于综合评估检测性能:

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (49)$$

ID Switches:统计同一目标在跟踪过程中被分配了不同 ID 的次数,用于衡量跟踪连续性。在海上场景中,若船只短暂被遮挡后重新出现,好的跟踪器应保持其 ID 不变;频繁 ID 切换会使上层决策系统对目标身份产生混乱,因此需要单独列出此项指标。

上述 5 项指标各司其职:MOTA 衡量整体综合误差,MOTP 衡量定位精度,Precision/Recall 分别衡量抗误检与抗漏检能力, $F1$ 综合平衡二者,ID Switches 专门考察跟踪连续性,五者共同构成对算法性能的全面评估体系。

4.3 消融实验

1) 实验设计与方法论

为分析本文检测算法中各模块对最终识别效果的影响,采用控制变量法设计消融实验。主要测试对检测精度影响最直接的 3 个模块:距离自适应 DBSCAN、空间隔离过滤与近岸动态干扰(Dynamic Clutter)抑制机制。针对这 3 个模块各设计一组消融对照,通过逐一禁用测试模块、保持其余模块不变的方式,量化评估各模块的独立贡献。包括完整方法的 4 组对照实验如表 2 所示。

表 2 消融实验设计

Table 2 Ablation experiment design

实验组	距离自适应 DBSCAN	空间隔离	近岸动态干扰物检测	实验目的
A	✓	✓	✓	完整方法基准
B	×	✓	✓	验证距离自适应贡献
C	✓	×	✓	验证空间隔离贡献
D	✓	✓	×	验证近岸动态干扰物检测贡献

Full(实验 A)指所有模块都有效的完整方法,w/o Adaptive DBSCAN(实验 B)则在聚类时参数 ε 和固定 $n_{\min}$,w/o Spatial Isolation(实验 C)指不使用空间隔离模块,w/o Dynamic Clutter(实验 D)指不使用近岸动态干扰物检测模块。

2) 实验结果与分析

表 3 和 4 展示了 4 组消融实验的完整性能对比。从整体性能来看,A 实验达到 98.56% 的 MOTA,实现了 0

误检($FP=0$),仅漏检 2 帧($FN=2$),展现出优异的跟踪性能。

表 3 消融实验效果数据

Table 3 Ablation experiment results data

方法	MOTA/ %	Precision/ %	Recall/ %	F1/ %)	MOTP/ m
A	98.56	100.00	98.56	99.28	0.41
B	-17.99	39.50	33.81	36.43	10.13
C	-546.04	13.19	97.84	23.25	5.10
D	99.21	100.00	99.21	99.60	9.86

表 4 消融实验 TP/FP/FN 统计

Table 4 TP/FP/FN statistics for the ablation experiment

方法	TP	FP	FN
A	137	0	2
B	10	72	92
C	5	895	3
D	125	0	1

B 实验中,MOTA 跌至-17.99%。性能恶化主因是不使用 DBSCAN 的参数自适应模块后,漏检高达 92 帧($FN=92$),召回率严重不足(仅 33.81%),同时误检增至 72 个($FP=72$)。这印证了固定参数在远距离无法凝聚稀疏点云,造成大量漏检;在近距离则易产生过分割或融合,引发误检。

C 实验中,MOTA 为-546.04%。其核心问题是产生了海量误检($FP=895$),将精确率压制到 13.19%。然而,其召回率高达 97.84%($TP=136$,仅漏检 3 帧),甚至略高于完整方法。这表明,在禁用空间隔离模块后,系统对“运动点云”极为敏感,几乎将所有动态聚类(包括真实船只和大量晃动的树木)都纳入了跟踪列表。

D 实验中 MOTA(99.21%)和 $F1$ 分数(99.60%)表现均略高于完整方法,这是因为漏检减少 1 个($FN=1$),但是正确检测也减少了 12 个(TP 从 137 降至 125)。同时,MOTP 从 0.41 m 恶化至 9.86 m。这说明近岸动态干扰物检测模块过滤掉了抖动较大的低质量跟踪轨迹,但一些运动特征不明显但真实的船只目标也可能丢失。该模块的本质是一种精度与鲁棒性的权衡器。

综合消融实验结果,本文方法的优异性能源于 3 个核心模块的协同作用:距离自适应 DBSCAN 解决了点云密度变化问题,空间隔离判据解决了密集背景干扰问题,近岸动态干扰物检测模块在特定场景下提供了额外鲁棒性。

4.4 与现有方法对比实验

为进一步验证本文方法的有效性与评估数据的可信度,将陈卓等^[22]提出的基于激光雷达的海上目标检测与跟踪方法(实验 E)在前面相同的实验场景下进行复现对比(如表 5 所示)。该方法以平面栅格建模为基础,通过高度差滤波抑制尾浪干扰,结合预处理后的 DBSCAN 聚类实现目标分割,并采用多假设跟踪(multiple hypothesis tracking, MHT)完成目标关联与跟踪,在开放水域场景下具有较好的跟踪能力^[22]。

表 5 与现有方法对比实验结果

Table 5 Comparative experimental results with existing methods							
方法	MOTA/ %	Precision/ %	Recall/ %	F1/ %	MOTP/ m	FP	FN
A	98.56	100.00	98.56	99.28	0.41	0	2
E	-931.65	3.91	39.57	7.12	15.61	1 350	84

对比结果表明,陈卓等^[22]方法在本文的近岸码头复杂场景下性能严重退化,MOTA 降至-931.65%,FP 高达 1 350 个,精确率仅 3.91%。其根本原因在于:该方法仅依赖高度差阈值($h=0.15\text{ m}$)进行滤波,无法区分晃动树木、建筑结构与真实船只之间的差异,导致大量近岸干扰物被误判为跟踪目标。此外,其 MOTP 达 15.61 m,说明即使匹配成功的目标定位误差也较大,反映出固定参数聚类策略在密集干扰环境下的聚类质量不足。相比之下,本文方法通过空间隔离判据和多模态误检抑制机制,将 FP 控制为 0,MOTA 达 98.56%,MOTP 仅 0.41 m,在同一测试集上取得了显著优于对比方法的性能。

为验证本文方法在不同海况环境下的适应性,在集美湖码头近岸港口场景基础上,补充开阔水域场景实验验证。两类场景在目标分布与环境干扰特征上存在显著差异:近岸港口场景目标距离集中在 10~40 m,点云密集,主要干扰来自岸边树木与建筑;开阔水域场景本船与目标船均处于运动状态,目标距离在 40~80 m 之间,点云稀疏。两场景定量评估结果如表 6 所示。

由表 6 可知,两场景下 Precision 均达 100%,ID Switch 均为 0,表明系统在近岸复杂干扰环境和开阔水域运动状态下均能实现零误检与连续稳定跟踪。开阔水域 MOTA(94.89%)略低于近岸场景(98.56%),主因是远距离稀疏点云导致部分帧漏检($\text{FN}=7$),这与距离自适应确认机制在远距离采用 5 帧确认门限的设计预期一致。MOTP 从 0.41 m 增至 1.79 m,反映了远距离点云质心定位精度的自然下降,与上述理论分析相符。综合两场景结果,本文方法在不同水域条件下均展现出良好的适应性与鲁棒性。

表 6 双场景跟踪性能对比		
Table 6 Tracking performance comparison across two scenarios		
指标	近岸港口场景	开阔水域场景
评估帧数	137	137
MOTA/%	98.56	94.89
Precision/%	100.00	100.00
Recall/%	98.56	94.89
MOTP/m	0.41	1.79
ID Switch	0	0
FP	0	0
FN	2	7

5 结 论

本文针对激光雷达海上移动目标跟踪面临的远距离检测失效、近岸动态干扰物误检和速度跳变等关键挑战,提出了一种融合距离自适应聚类与多重约束的智能跟踪方法。研究的主要贡献包括:

- 1) 基于激光雷达点云密度衰减物理特性,提出距离自适应 DBSCAN 算法。通过邻域半径随距离线性增长模型和核心点数随距离指数衰减模型,实现对 10~100 m 范围内点云密度变化的有效自适应,解决了传统固定参数算法在远距离失效的问题。
- 2) 设计了融合 4 项判据的多模态误检抑制机制。通过运动方向一致性、速度波动分析、位置抖动检测和空间隔离度判定的综合判定,实现对近岸动态干扰物的精准识别与过滤,有效提升系统的抗干扰能力。
- 3) 构建三重速度约束框架与动态撤销机制。从瞬时速度、平均速度、原始速度 3 个维度对轨迹速度合理性进行监控,并通过高速容忍阈值触发动态撤销,显著提高系统对传感器噪声和突变干扰的鲁棒性。
- 4) 提出距离自适应目标确认策略,针对近距离和远距离目标设计差异化的确认条件,有效平衡精确性与灵敏度的矛盾需求,增强系统的场景适应能力。

在近岸港口与开阔水域两类典型海洋场景的实验中,本文方法均实现了零误检(Precision 100%)与零 ID 切换,近岸场景 MOTA 达 98.56%,开阔水域场景 MOTA 达 94.89%,展现出优异的跟踪精度与场景适应性。消融实验充分验证了核心模块的有效性:距离自适应 DBSCAN 将 Precision 从 39.50% 提升至 100%,空间隔离模块将 FP 从 895 降至 0。系统在码头复杂背景、树林遮挡、远距离稀疏点云及本船运动等典型场景中均表现稳定,验证了方法在真实海洋环境中的实用价值。

参考文献

- [1] Gormley I C, Murphy T B, Raftery A E. Model-based clustering [J]. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 2023, 10(1): 573-595.
- [2] Moseley B, Wang J R. Approximation bounds for hierarchical clustering: Average linkage, bisecting k-means, and local search [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2023, 24(1): 1-36.
- [3] Ikotun A M, Ezugwu A E, Abualigah L, et al. K-means clustering algorithms: A comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data [J]. *Information Sciences*, 2023, 622: 178-210.
- [4] Rodriguez A, Laio A. Clustering by fast search and find of density peaks [J]. *Science*, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [5] Meila M, Shi Jianbo. Learning segmentation by random walks [C]//*Advances in Neural Information Processing Systems 13 (NeurIPS 2000)*. Cambridge: MIT Press, 2000: 873-879.
- [6] 刘振广. 一种改进的 k_means 聚类算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010: 5-61.
Liu Zhenguang. Research on an improved clustering algorithm of k_means [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2010: 5-61.
- [7] Ester M, Kriegel H P, Sander J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise [C]//*Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*. Portland: AAAI Press, 1996: 226-231.
- [8] Kim J H, Choi J H, Yoo K H, et al. AA-DBSCAN: An approximate adaptive DBSCAN for finding clusters with varying densities [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2019, 75(1): 142-169.
- [9] Bunkhumpornpat C, Sinapiromsaran K, Lursinsap C. DBSMOTE: Density-based synthetic minority over-sampling technique [J]. *Applied Intelligence*, 2012, 36(3): 664-684.
- [10] 黄钢, 吴超仲, 吕能超. 基于改进 DBSCAN 算法的激光雷达目标物检测方法 [J]. *交通信息与安全*, 2015, 33(3): 23-28.
Huang Gang, Wu Chaozhong, Lyu Nengchao. A study of laser radar object detection based on improved DBSCAN algorithm [J]. *Journal of Transport Information and Safety*, 2015, 33(3): 23-28.
- [11] 姚蔚利. 激光雷达在地下矿井障碍物检测中的应用 [J]. *河南科技*, 2023, 42(1): 18-22.
Yao Weili. Application of LiDAR in obstacle detection in underground mine [J]. *Henan Science and Technology*, 2023, 42(1): 18-22.
- [12] 刘永超, 刘秀文, 谢兴涛, 等. 基于激光雷达的港口环境海面目标检测 [J]. *电子测量技术*, 2023, 46(6): 153-158.
Liu Yongchao, Liu Xiuwen, Xie Xingtao, et al. Sea surface target detection in port environment based on LiDAR [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(6): 153-158.
- [13] 葛学仕, 李蓉蓉, 张海周. 基于移动窗口的雷达信号密度聚类分选算法 [J/OL]. *海军航空大学学报*, 2026-03-18. <https://link.cnki.net/urlid/37.1537.V.20260317.1616.010>.
Ge Xueshi, Li Rongrong, Zhang Haizhou. A moving window-based density clustering approach for radar signal deinterleaving [J/OL]. *Journal of Naval Aviation University*, 2026-03-18. <https://link.cnki.net/urlid/37.1537.V.20260317.1616.010>.
- [14] 朱先圆, 王少聪, 贾彦鹏, 等. 面向复杂地面环境的机器人激光 SLAM [J]. *仪器仪表学报*, 2026, 47(4): 155-167.
Zhu Xianyuan, Wang Shaocong, Jia Yanpeng, et al. LiDAR SLAM for ground robotics in complex environments [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2026, 47(4): 155-167.
- [15] 吴文涛, 何赞泽, 杜旭, 等. 融合相机与激光雷达的目标检测与尺寸测量 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(6): 169-177.
Wu Wentao, He Yunze, Du Xu, et al. Fusing camera and LiDAR for object detection and dimensional measurement [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(6): 169-177.
- [16] Xing F Y, Xu C, Wu Y M, et al. Illumination adaptive identification algorithm of a reconfigurable modular robot [J]. *Instrumentation*, 2024, 11(1): 79-87.
- [17] Weng X S, Wang J R, Held D, et al. 3D multi-object tracking: A baseline and new evaluation metrics [C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent

Robots and Systems (IROS). IEEE, 2020: 10359-10366.

[18] Chiu H K, Li J, Ambruş R, et al. Probabilistic 3D multi-modal, multi-object tracking for autonomous driving[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 14227-14233.

[19] Zhai G Y, Kong X, Cui J H, et al. FlowMOT: 3D multi-object tracking by scene flow association[PP/OL]. V1. (2020-12-14) [2026-05-24]. <https://arxiv.org/abs/2012.07541>.

[20] Pang S, Morris D, Radha H. 3D multi-object tracking using random finite set-based multiple measurement models filtering (RFS-M³) for autonomous vehicles[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 13701-13707.

[21] Bernardin K, Stiefelhagen R. Evaluating multiple object tracking performance: The CLEAR MOT metrics [J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2008, 2008(1):246309.

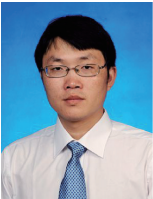
[22] 陈卓,王飞,陈奕宏,等. 基于激光雷达的无人艇海上目标检测与跟踪方法研究[J]. 中国造船, 2022, 63(6): 264-272.

Chen Zhuo, Wang Fei, Chen Yihong, et al. Research on marine target detection and tracking method of unmanned surface vehicle based on LiDAR [J]. Shipbuilding of China, 2022, 63(6): 264-272.

作者简介



Lin Hangyu graduated from Jimei University in 2024 with a B.Sc. degree in Marine Engineering, and he is currently pursuing his M.Sc. degree in Mechanical Engineering at the same university. His main research interests include LiDAR-based environment perception for unmanned surface vessels, point cloud clustering, object detection, and moving target tracking algorithms.



杨荣峰 (通信作者), 2001 年于清华大学获得学士学位, 2003 年于清华大学获得硕士学位, 2006 年于清华大学获得博士学位, 现为集美大学轮机工程学副教授, 主要研究方向为变换器与电网相互作用机理与稳定性研究, 船舶直流电网的结构设计, 船舶智能航行技术。

E-mail: yangrf@jmu.edu.cn

Yang Rongfeng (Corresponding author) received his B.Sc. , M.Sc. and Ph.D. degrees all from Tsinghua University in 2001, 2003 and 2006, respectively, and he is currently an associate professor in the College of Marine Engineering at Jimei University. His research interests include converter-grid interaction mechanisms and stability studies, structural design of ship DC power grids, and intelligent navigation technologies for vessels.