

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210788

基于激光雷达的港口环境海面目标检测^{*}

刘永超 刘秀文 谢兴涛 来鑫

(大连海事大学航海学院 大连 116021)

摘要: 针对 16 线激光雷达点云稀疏以及港口海面目标较远导致的感知算法效果不佳问题,提出一种融合 IMU 的动静态目标检测方法。首先针对无人艇尾迹流点云易导致误检测的问题,提出改进的 Ray Ground Filter 算法实现海杂波滤除;接着针对不同距离目标点云疏密程度不同导致的聚类效果不佳问题,提出一种适用于不同距离的目标聚类算法;最后通过融合 IMU 实现激光雷达点云帧间投影,完成了动静态目标检测与关键点预测。利用无人艇实船实验平台和仿真平台进行目标检测实验,本文算法检测效率高、鲁棒性稳定,可较好地实现无人艇对港口环境的感知。

关键词: 无人艇;目标检测;激光雷达;惯性测量单元

中图分类号: TP391.41;TP242.62 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.40

Sea surface target detection in port environment based on lidar

Liu Yongchao Liu Xiuwen Xie Xingtao Luan Xin

(College of Navigation, Dalian Maritime University, Dalian 116021, China)

Abstract: To address the problem of 16-line lidar sparse point clouds and poor perception algorithm due to the distant port sea surface targets, a dynamic and static target detection method IMU is proposed. Firstly, we propose an improved Ray Ground Filter algorithm for sea clutter filtering to address the problem of false detection caused by the point clouds of unmanned vessel wake stream; then, we propose a target clustering algorithm for different distances to address the problem of poor clustering due to different sparsity of target point clouds; finally, we realize inter-frame projection of lidar point clouds by fusing IMU to complete the dynamic-static target detection and key point prediction. By using the unmanned vessel experimental platform and the simulation platform for target detection experiments, the algorithm in this paper has high detection efficiency and stable robustness, which can better achieve the perception of port environment by unmanned vehicles.

Keywords: unmanned vessel; target detection; lidar; IMU

0 引言

智能航运包括智能港口、智能船舶、智能航道、智能监管和智能服务等 5 个要素。在“航行脑”系统概念中智能船舶自身需要突破船舶感知、认知、决策、执行、测试等多个维度的关键技术,实现船舶逐步智能化、自动化的发展^[1]。

环境感知作为智能航行的关键技术之一,当前研究多以单双目摄像机、航海雷达和激光雷达为主要传感器开展。其中单双目摄像机分辨率高,能够获取丰富的目标纹理信息,但是存在受光照影响较大和不能获取目标准确位置信息的缺点。航海雷达探测距离远,但是测距精度低,且在港口、河流等复杂环境存在感知困难和靠泊感知能力差的缺点。相比之下,激光雷达作为水面无人艇(unmanned surface vessel, USV)的重要传感器之一,因其具有测距精

度高、抗干扰能力强等优点,在海上目标检测和靠泊感知中广泛应用^[2]。激光雷达感知主要分为栅格投影和基于原始点云直接处理的方式。通过将原始点云投影到 2D、2.5D 和 3D 栅格地图^[3],栅格投影法检测静态目标计算量小、感知速度快,但是检测动态目标效率低,效果差。现阶段基于原始点云的检测方式^[4]因其既能表示目标位置和方向特征,又能高度还原目标三维轮廓特征而被广泛研究。那文杰^[5]通过改进的 RANSAC 算法实现了 USV 尾迹流的滤除,但该方法导致部分港口岸线点云被滤除。叶晟等^[6]提出自适应参数的 DBSCAN 算法虽然检测效果较好,但是通过计算相邻激光束距离确定环境点云簇每个点邻域值的方式耗时较长。Peng 等^[7]采用单线激光雷达实现目标检测,但检测距离只能达到 50 m,且在 USV 剧烈摇晃时易丢失

收稿日期:2022-07-22

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(52071049)项目资助

目标。张浩等^[8]通过相机和二维激光雷达在决策层的后融合方法提高了目标识别的准确率,但二维激光雷达的原始数据存在可靠性较低的问题。李研芳等^[9]采用四线激光雷达和相机在决策层融合方法提高了检测结果,但该方法仍是一种基于规则的方法,要根据先验知识来设定传感器的置信度。江浩斌等^[10]提出一种适用于不同距离的三维点云聚类方法,但该方法检测动态目标效果欠佳。刘辉席等^[11]针对智能汽车目标检测过程中点云稀疏的问题,提出融合惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)的点云增强算法,进而为稀疏动态目标点云检测提供了参考。杜芳^[12]通过融合 IMU 的激光雷达感知算法实现了智能汽车在不平整路面的动态障碍物检测,提高了障碍物的检测精度。融合 IMU 的激光雷达检测算法有效弥补了激光雷达发生摇晃时检测不稳定的缺点。

针对现有方法中存在漏检率、误检率较高以及硬件成本高的问题,提出一种融合 IMU 的动静目标检测方法。参考李青云等^[13]提出将点云有序投影于极坐标扇区的思想,本文采用改进 Ray Ground Filter 算法^[14]实现海杂波滤除,较好消除了杂波点云对目标点云聚类的影响;采用融合欧式聚类和 DBSCAN 算法的方式对不同距离目标点云进行聚类,提高了执行效率和检测准确率;通过 IMU 计算激光雷达位姿信息进行点云帧间投影,提取聚类结果中目标关键点并进行数据关联,利用卡尔曼滤波算法实现目标关键预测,提高了在本船摇晃状态下的动静目标检测正确率。本文算法以较低成本实现的稀疏点云目标检测方法在实船环境和仿真环境取得了较好的检测效果。

1 系统整体框架

本文实现的检测方法主要包括三部分:点云数据预处理、目标点云聚类 and 融合 IMU 的动静目标检测。如图 1 所示,首先进行点云数据处理,主要包括数据降采样和尾迹流滤除;然后针对稀疏程度不同的目标点云进行聚类,并使用三维包围框对聚类目标进行标注;接着通过 IMU 解算激光雷达帧间坐标系转换矩阵,提取投影点云关键点特征进行数据关联;最后利用卡尔曼滤波算法实现对下一帧动态目标点云关键点的位置预测。

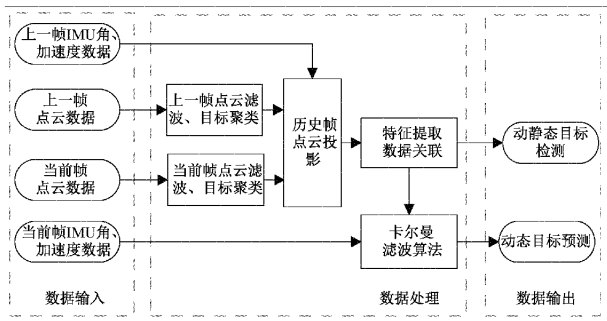


图 1 目标检测整体流程

上述框架中的激光雷达点云和 IMU 数据通过机器人操作系统(robot operating system, ROS)实时获取。点云数据参考坐标系为当前时刻的激光雷达坐标系。IMU 通过加速度计、陀螺仪和磁力计获取本船位置、速度和水平方位信息。

2 点云数据处理

2.1 点云海杂波滤除

对于扫描频率为 10Hz 的 R-Fans-16 激光雷达,每秒钟发出的激光束约为 28 万条。为了保证在 ROS 中实时检测的效率,本文采用 Voxel Grid 滤波算法对环境点云进行降采样。

点云海杂波主要包括海面杂波和尾迹流杂波。海面杂波集中在海平面附近且较密集,尾迹流杂波相对更散杂。RANSAC 算法平面拟合效果较好,而 Ray Ground Filter 算法需要判断连续两点之间是否满足坡度阈值,所以在执行效率上,前者时间复杂度更小;执行效果上,后者对尾迹流滤除效果更好。为了综合两种算法的优点,采用融合算法的方式进行海面杂波和尾迹流杂波滤除。

如图 2 所示,以无人艇中站面、中线面和参考海平面交点作为原点,船体基线为 x 轴,船首方向为正方向。参考右手坐标系,激光雷达垂直参考水平面为 z 轴,向上为正方向。

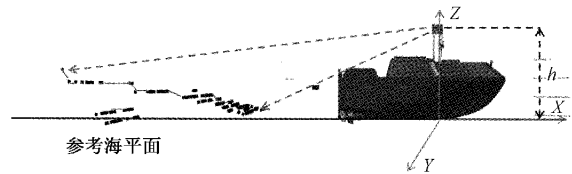


图 2 海面无人艇侧视图

如图 3 所示,为了提高对每条激光射线的计算效率,对在区间 $[\varphi_1, \varphi_2]$ 的尾迹流进行分区编号: $S_1, S_2, S_3, \dots, S_n$ 。设定相应的分区角度 $\Delta\alpha$, 分区总数 $S_n = (\varphi_2 - \varphi_1) / \Delta\alpha$ 。检查激光雷达的水平分辨率,并对分区射线进行编号 $k_1, k_2, k_3, \dots, k_n$ 。激光雷达的水平分辨率为 θ , 分区的线束 $n = \Delta\alpha / \theta$ 。在激光雷达坐标系下,点云 $p_i = (p_{ix}, p_{iy}, p_{iz})^T$ 属于的分区 S_{p_i} 和射线 k_{p_i} :

$$\begin{cases} S_{p_i} = \frac{a \tan 2(p_{iy}, p_{ix}) - \varphi_1}{\Delta\alpha} \\ k_{p_i} = \frac{a \tan 2(p_{iy}, p_{ix})}{\theta} - n \cdot (S_{p_i} - 1) \end{cases} \quad (1)$$

对于同一条射线上的点按径向距离由近到远的方式排列,每个点距离 r_i 满足:

$$r_{\min} \leq r_i = \sqrt{p_{ix}^2 + p_{iy}^2} \leq r_{\max} \quad (2)$$

其中, $r_{\min} = r_i - d, r_{\max} = r_i + d$ 。 d 为相应的径向搜索阈值。

对于同一条射线,径向前后两点满足:

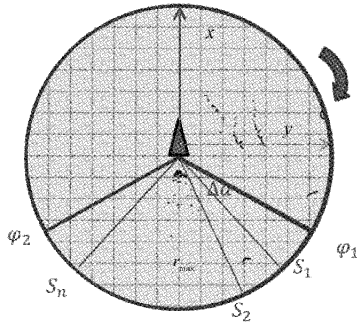


图3 海面无人艇俯视图

$$-p \leq \text{atan2}\left(\frac{p_{ix} - p_{(i-1)x}}{p_{iy} - p_{(i-1)y}}\right) \leq p \quad (3)$$

其中, p 为波浪坡度阈值。垂直方向上划分区间, 对于 $-T \leq (-h + p_{ix}) \leq T$ 范围内的点采用 RANSAC 算法进行滤除, T 为 RANSAC 算法奇异点判别阈值, h 为激光雷达超出水平面高度。对于不在范围 $(-T, T)$ 的奇异点采用改进 Ray Ground Filter 算法进行分割。

在径向范围内, 对于尾迹流影响较大的粉色区域(下半部分)采用 RANSAC 与改进的 Ray Ground Filter 算法进行杂波滤除。对于海面杂波较多的蓝色区域(上半部分), 采用 RANSAC 算法进行杂波滤除。

2.2 适用于不同距离的点云聚类

完成了海杂波的滤除, 需要对港口内的目标进行聚类分割。DBSCAN 是一种基于密度的聚类算法, 具有抗噪声能力强、可以在空间中发现任意形状的聚类目标等优点^[15]。

DBSCAN 算法处理点云需要进行逐点遍历, 所以点云以 kd-tree^[16] 存储方式来优化时间复杂度。应用 DBSCAN 算法需要指定两个参数: 核心点区域内最小点云个数 minPtr 和最大搜索半径阈值 Eps 。固定不变的 Eps 易导致海面上同一目标点云过分割或者欠分割, 因此本文采用一种融合欧式聚类^[17] 思想的适用于不同距离的点云聚类算法。如图 4 所示, 动态获取每个环形区间的 Eps_i 值:

$$Eps_i = C \frac{\theta \pi r_i}{180^\circ} \quad (4)$$

其中, θ 为激光雷达的水平分辨率, C 为聚类半径系数。

具体算法流程如下:

1) 参考距离本船的 3 个不同距离阈值 r_1, r_2, r_3 , 设置对应 3 个搜索区间对应的搜索半径 Eps_1, Eps_2, Eps_3 , 并对 r_3 以外的点云进行切除;

2) 建立 kd-tree 数据结构存储点云数据;

3) 首先遍历最内层环形区域的每个点, 然后通过相应的 minPtr 确定第一个核心点。将满足相应 Eps_i 值的周围点存入一个集合 N ;

4) 通过区域增长方式确定 N 中小于 Eps_i 的所有核心点和直接密度可达点;

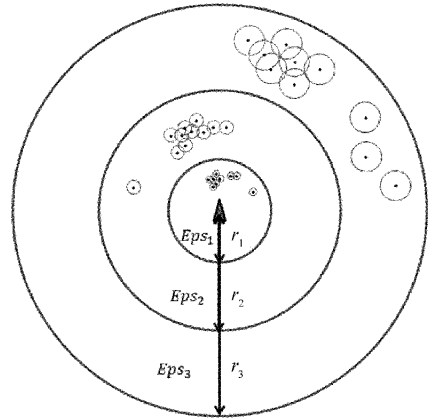


图4 适用于不同距离的点云聚类算法

5) 重复步骤 3) 和 4) 遍历其他环形区域的所有点, 将点归类为某个簇或者噪声;

6) 以 r_1, r_2, r_3 作为参考边界, $\pm \Delta r$ 作为边界阈值进行过分割点云簇重聚类。

2.3 融合 IMU 的目标点云动静态属性判断及关键点预测

基于包括船舶、岸线、航标等物标聚类后的数据和 IMU 数据, 帧间投影可实现目标动静态属性判断和动态目标点云关键点预测。具体实现流程如下:

1) 获取前一帧点云位置 $p_{i-1} = (p_{(i-1)x}, p_{(i-1)y}, p_{(i-1)z})$ 和 IMU 解算的角速度和加速度数据。以四元数表示旋转矩阵^[18], 将前一帧点云投影到当前帧坐标系下的具体表示方法为:

$$p_i = \mathbf{R}_{(i-1,i)} p_{i-1} + \mathbf{T}_{(i-1,i)} = \begin{bmatrix} 1 - 2(q_2^2 + q_3^2) & 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_2) & 1 - 2(q_0^2 + q_2^2) & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & 1 - 2(q_1^2 + q_2^2) \end{bmatrix} p_{i-1} - \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, $p'_i = (p'_{ix} + p'_{iy} + p'_{iz})$, 表示前一帧点在当前坐标系下的位置。

2) 提取、投影帧间点云关键点进而确定投影属性。以帧间岸线点云作为参考, 计算静态物标关键点间的距离最大值:

$$\text{Dis}_{\max} = \{ \max(d_i = \begin{bmatrix} p_{ix} - p'_{ix} \\ p_{iy} - p'_{iy} \\ p_{iz} - p'_{iz} \end{bmatrix}) \mid d \in \mathbf{R}^3 \} \quad (6)$$

3) IMU 数据采集频率是 100 Hz, 激光雷达数据采集频率是 10 Hz。通过积分相邻的 10 帧 IMU 数据, IMU 与激光雷达可实现在硬件层面的时间戳对准。由于岸基远程控制无人艇保持匀速运动, 本文采用卡尔曼滤波算法进行关键点预测。以投影点云的关键点作为预测值, 当前帧点云关键点作为观测值, 计算卡尔曼滤波算法增益下的 μ 。根

据上一节确定的聚类结果,计算帧间同一个聚类框内关键点的平均距离 Dis :

$$Dis = \begin{bmatrix} \frac{\sum_{i=1}^n (p_{ix} - p'_{ix})}{n} \\ \frac{\sum_{i=1}^n (p_{iy} - p'_{iy})}{n} \\ \frac{\sum_{i=1}^n (p_{iz} - p'_{iz})}{n} \end{bmatrix} \quad (7)$$

如果 $Dis \leq Dis_{max} \pm \mu$ 判断为静态障碍物,反之判断为动态障碍物。

4)估计下一帧点云的关键点位置:

$$p_{(i-1)} = R_{(i,i-1)} p_i + T_{(i,i-1)} + Dis \quad (8)$$

3 仿真与实船实验结果与分析

作者利用所在团队自行搭建的无人艇实验平台在凌水港码头采集实船点云数据。如图 5 所示为无人艇实验平台,该实验平台搭载 GPS、IMU、激光雷达、单目和双目摄像机等传感器。如图 6 所示为开源仿真数据集^[19]中港口仿真画面。通过 ROS 中的 Gazebo 仿真港口三维场景, Rviz 插件可以展现激光雷达和 IMU 的仿真效果。

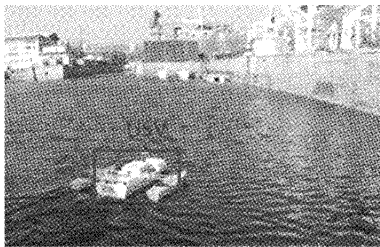


图 5 无人艇实验平台



图 6 Gazebo 港口仿真场景

3.1 仿真环境点云处理结果与分析

由于 Gazebo 对海浪物理属性仿真效果欠佳,激光雷达并未扫描到真实的海杂波。海杂波滤除效果在实船环境下进行验证。

如图 7(a)为 DBSCAN 算法对不同距离目标船舶、航标和港口岸线的聚类效果,图 7(b)为本文算法对不同距离目标的聚类效果。通过设置距离阈值 $r_1 = 50 \text{ m}$, $r_2 =$

100 m , $r_3 = 150 \text{ m}$,传统 DBSCAN 算法检测船舶和港口岸线等港口大型目标平均正确率为 92.8%,而本文算法为 96.1%;传统 DBSCAN 算法检测浮球、浮标等港口小型目标平均正确率为 87.3%,而本文算法为 92.5%。综上,本文算法对于不同距离的不同种类目标检测效果良好,有效降低了漏检率和误检率。

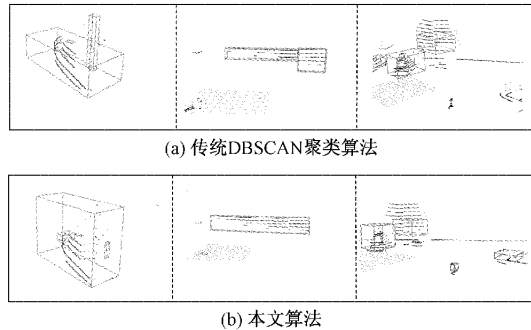


图 7 聚类效果对比图

如图 8(a)为历史帧点云(红色点云)投影到当前帧点云(黑色点云)坐标系下的投影效果。蓝点是提取到的关键点信息,绿线反应了帧间投影后关键点的对应关联属性。帧间投影结果中关键点数据关联的平均匹配精度为 73.3%。如图 8(b)所示为动态目标关键点预测结果,图中岸线的关键点预测结果基本与当前帧目标点云重合;动态船舶的关键点预测结果在船舶的航行轨迹上。

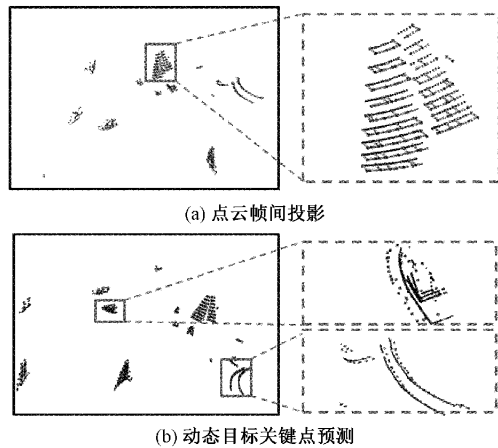


图 8 动态目标关键提取与运动预测

3.2 硬件参数

无人艇实验平台搭载了 R-Fans-16 线激光雷达和 N100 9 轴 IMU。激光雷达由内部旋转电机在垂直方向上发射 16 波束完成探测。16 线激光雷达具体参数如表 1 所示。

通过搭载的三轴姿态角和加速度计测定物体在三维空间角速度和加速度,惯性测量单元实现物体的姿态解算^[20]。IMU 相关参数如表 2 所示。

表1 R-Fans-6 16线激光雷达硬件参数

参数	数值
有效检测距离/m	150(10%反射率)
精度/cm	±3
视野范围/(°)	水平0~360,垂直-15~+15
垂直角度分辨率	2
水平方向测量角度范围/(°)	360
水平角度分辨率/(°)	0.1(5 Hz)~0.4(20 Hz)
转速 rpm	300/600/1 200(5/10/20 Hz)

表2 N100 9轴IMU硬件参数

参数	数值
工作电压/V	3~5
角度精度/(°)RMS	0.05(静态)~0.1(动态)
数据传输频率/Hz	100
俯仰/横滚精度/(°)	0.05(静态)~0.5(动态)
性能参数	加速度计 陀螺仪 磁力计
量程	±16 g ±2 000°/s ±4 900 μT
线性度	<0.1%FS <0.1%FS <0.1%
分辨率	<0.5 mg <0.02°/s 1.5 Milligauss

3.3 实船实验点云处理结果与分析

如图9所示为采用不同算法进行海杂波滤除的效果对比,图中标注的是本船的位置。对于同一帧点云,如图9(a),原始尾迹流点云 382 个点;如图9(b),传统RANSAC算法滤波后尾迹流点云数为 150 个点;如图9(c),本文算法滤波后尾迹流点云数为 43 个点。本文算法不仅

滤除海杂波效果良好,而且较完整地保留了周围船舶和港口岸线点云。

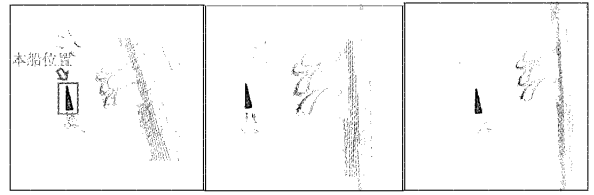


图9 海杂波滤除前后对比

如图10为实船试验中本船尾倾时的聚类效果,图中左侧为凌水港鸟瞰图,右侧为局部位置目标检测效果图。参考rviz中网格平面表示的本船基平面参考平面,虽然靠泊状态的三艘小船点云簇高度不同,但是本文算法依旧能实现目标稳定检测。

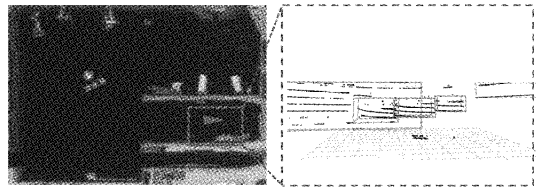


图10 本船尾倾时聚类效果

如图11和表3所示为分别利用欧式聚类、DBSCAN聚类和适用于不同距离的聚类算法进行动静目标聚类的性能对比。随着目标距离的递增,适用于不同距离的聚类算法检测正确率最高,稳定性最好。本文算法较传统DBSCAN算法执行效率提高53.4%;本文算法聚类正确率较欧式聚类提高12%。

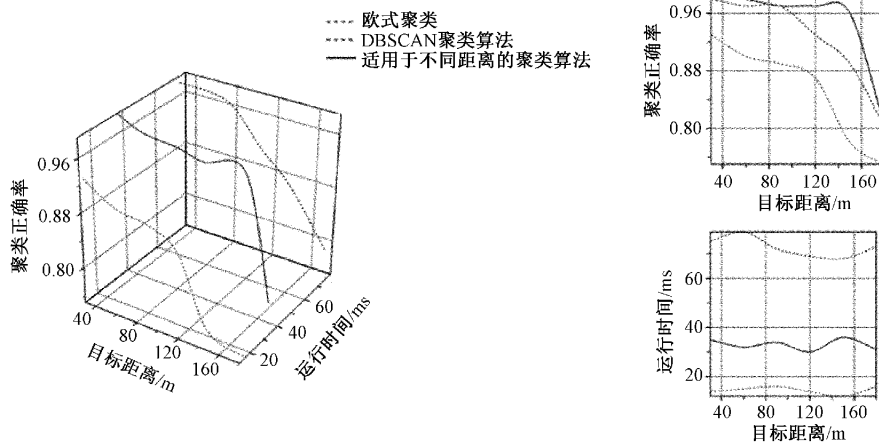


图11 不同聚类算法运行效率对比图

表 3 不同聚类算法执行效率对比表

聚类算法	平均每帧执行 时间/ms	聚类算法 正确率/%
欧式聚类算法	15	83
DBSCAN 聚类算法	73	92
适用于不同距离的聚类算法	34	95

4 结 论

本文针对激光雷达点云稀疏和港口环境海面目标距离较远导致的感知算法不佳问题,提出一种融合 IMU 的动静目标检测算法,实现了在本船发生摇晃时目标的稳定检测。实船验证下表明融合 RANSAC 和 Ray Ground Filter 算法在较好保留港口岸线点云的基础上提高了海杂波滤除效果。适用于不同距离的聚类算法比传统算法的执行效率和检测精度高,满足 ROS 框架实时性的要求。通过 IMU 解算激光雷达位姿,实现了动静目标的属性预测。采用卡尔曼滤波算法实现了帧间目标点云关键点位置的准确预测。该算法以低时间复杂度、高检测准确性的特点在港口水面目标检测具有重要价值。

参考文献

- [1] 严新平,刘佳仑,张煜,等. 智能航运的研究现状与展望[J]. 现代交通与冶金材料,2022,2(1):7-18.
- [2] 王贵槐,谢朔,柳晨光,等. 基于激光雷达的内河无人船障碍物识别方法[J]. 光学技术,2018,44(5):602-608.
- [3] SCHREIER M, WILLERT V, ADAMY J. Grid mapping in dynamic road environments: Classification of dynamic cell hypothesis via tracking [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2014: 3995-4002, DOI: 10.1109/ICRA.2014.6907439.
- [4] AIJAZI A K, CHECCHIN P, TRASSOUDAIN L. Segmentation based classification of 3D urban point clouds: A super-voxel based approach with evaluation[J]. Remote Sensing, 2013, 5(4): 1624-1650.
- [5] 那文杰. 融合可见光图像与激光雷达数据的狭窄水域内运动目标识别[D]. 大连:大连海事大学,2020.
- [6] 叶晟,徐海祥,冯辉. 基于改进 DBSCAN 算法的激光雷达水面目标检测[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2022,46(1):89-93,99.
- [7] PENG Y, QU D, ZHONG Y, et al. The obstacle detection and obstacle avoidance algorithm based on 2-d lidar [C]. 2015 IEEE International Conference on Information and Automation, 2015: 1648-1653, DOI: 10.1109/ICInfA.2015.7279550.
- [8] 张浩,左杭,刘宝华. 视觉与二维激光雷达的目标检测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(3):79-86.
- [9] 李研芳,黄影平. 基于激光雷达和相机融合的目标检测[J]. 电子测量技术,2021,44(5):112-117.
- [10] 江浩斌,羊杰,孙军,等. 适应不同距离的三维激光雷达数据处理方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2020,34(8):22-28.
- [11] 刘辉席,陈文浩,刘守印. 基于 IMU 和动态目标检测的多帧点云融合算法[J]. 计算机应用研究,2021,38(7): 2179-2182.
- [12] 杜芳. 基于激光雷达的道路环境感知算法研究与实现[D]. 南京:南京理工大学,2018.
- [13] 李青云,曾钢,伍翼. 校正坡度地面点云分割研究[J]. 国外电子测量技术,2022,41(2):117-121.
- [14] HIMMELSBACH M, HUNDELSHAUSEN F V, WUENSCH H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles [C]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2010: 560-565, DOI: 10.1109/IVS.2010.5548059.
- [15] 刘明宇,严俊,葛万成. 基于激光雷达点云的 3D 目标检测技术综述[J]. 电视技术,2022,46(1):150-155,173.
- [16] 陈文龙,时宏伟. 基于 KD 树改进的 DBSCAN 聚类算法[J]. 计算机系统应用,2022,31(2):305-310.
- [17] 王凯歌,冯辉,徐海祥,等. 基于改进欧式聚类的激光雷达目标检测[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2021,45(5):919-924.
- [18] 张艳国,李擎. 基于惯性测量单元的激光雷达点云融合方法[J]. 系统仿真学报,2018,30(11):4334-4339.
- [19] LIN J, DIEKMANN P, FRAMING C E, et al. Maritime environment perception based on deep learning [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022,23(9):15487-15497.
- [20] 韩雪峰. 舰船惯导系统运动中传递对准方法研究[J]. 舰船科学技术,2020,42(21):134.

作者简介

刘永超,硕士研究生,主要研究方向为海上目标检测,点云处理。

刘秀文(通信作者),副教授,主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实、航海仿真。

E-mail:1161955229@qq.com