

# 基于FSAC多传感器赛道锥桶建图算法研究\*

李逸龙<sup>1</sup> 李刚<sup>1</sup> 邓伟文<sup>2</sup> 徐龙<sup>1</sup>

(1. 辽宁工业大学, 锦州 121001; 2. 北京航空航天大学, 北京 102206)

**【摘要】**针对中国大学生无人驾驶方程式大赛(FSAC)赛车在高速循迹与八字环绕工况中,因单传感器识别锥桶有限、精度不高导致建图失效问题,提出了一种基于激光雷达、工业相机和组合惯导松耦合的锥桶地图构建算法。通过将雷达数据投影至相机坐标系,对相机的YOLOv5目标检测框与激光雷达的锥桶包围框进行相似度匹配。将包含颜色(RGB)信息的点云从雷达坐标系转换为地图坐标系,并利用组合惯导系统实时计算的车辆位姿,更新融合锥桶点云地图。实车对比试验结果表明:该算法的平均召回率达到98.6%,平均精准度达到99.1%,能够识别锥桶地图的内、外赛道,提高了赛车的感知预判能力和路径规划效率。

**关键词:**方程式赛车 激光雷达 工业相机 组合惯导系统 RGB锥桶地图

**中图分类号:**U469.696 **文献标志码:**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20240403

## Research on Cone Barrel Mapping Algorithm Based on FSAC Multi-Sensor Track

Li Yilong<sup>1</sup>, Li Gang<sup>1</sup>, Deng Weiwen<sup>2</sup>, Xu Long<sup>1</sup>

(1. Liaoning University of Technology, Jinzhou 121000; 2. Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 102206)

**【Abstract】**For the problem of mapping failure in the high-speed tracking and figure-eight scenarios of the Formula Student Autonomous China (FSAC) due to the limited recognition and low accuracy of single-sensor cone detection, this paper proposes a cone mapping algorithm based on the loose coupling of LiDAR, industrial cameras, and a combined inertial navigation system. By projecting LiDAR data onto the camera coordinate system, the similarity between the target detection bounding boxes from the camera's deep learning framework (YOLOv5) and the LiDAR cone bounding boxes is matched. The fused point cloud, containing RGB color information, is then transformed from the LiDAR coordinate system to the map coordinate system. The real-time vehicle pose calculated by the combined inertial navigation system is used to update the fused cone point cloud map. Real-vehicle comparative test results show that the algorithm achieves an average recall rate of 98.6% and an average precision of 99.1%, enabling the distinction between the inner and outer tracks of the cone map, thereby enhancing the vehicle's perception, anticipation capabilities and path planning efficiency.

**Key words:** Formula Racing Car, LiDAR, Industrial Cameras, Combined Inertial Navigation Systems, RGB Cone Barrel Maps

**【引用格式】**李逸龙, 李刚, 邓伟文, 等. 基于FSAC多传感器赛道锥桶建图算法研究[J]. 汽车技术, 2025(5): 29-38.

LI Y L, LI G, DENG W W, et al. Research on Cone Barrel Mapping Algorithm Based on FSAC Multi-Sensor Track[J]. Automobile Technology, 2025(5): 29-38.

## 1 前言

目前,自动驾驶技术<sup>[1]</sup>已成为全球汽车产业转型升级的核心驱动力和战略制高点,中国大学生无人驾驶方程式大赛<sup>[2]</sup>(Formula Student Autonomous China, FSAC)

依托高校,推动自动驾驶技术的创新实践。环境感知作为无人驾驶系统的核心模块,是实现决策规划和控制执行的重要前提。相机和激光雷达构成了环境感知系统的主要传感器阵列,基于多传感器融合的技术发展趋势,对于提升赛车环境感知精度和建图质量具有重要的

\*基金项目:国家自然科学基金联合项目(U22A2043);辽宁省自然科学基金资助计划项目(2022-MS-376);辽宁省教育厅重点攻关项目(JYTZD2023081)。

实践意义。

FSAC赛车的同步定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)方案主要基于激光SLAM、激光惯导SLAM、视觉SLAM等。冯云亮等<sup>[3]</sup>采用最近点迭代算法(Iterative Closest Point, ICP)和相关扫描匹配(Correlation Scan Matching, CSM)前端配准,提出了滤波器优化和图优化的后端算法,但该算法无法应对复杂的实际工作环境,且算法的鲁棒性较差。张要强等<sup>[4]</sup>提出了一种基于激光雷达和组合惯导系统的锥桶地图构建方法,将当前帧锥桶坐标转化到地图坐标系,完成锥桶地图的构建与更新,但该算法建图精度较低,无法准确识别非锥桶物体,难以规划赛车的全局路径。

本文以FSAC赛车为载体,针对高速循迹、八字环绕工况的环境感知与建图进行算法开发,使用3D激光雷达、工业相机和组合惯导系统,采集锥桶和车体的空间位置信息,构建完整、准确、含有颜色(RGB)信息的赛道锥桶点云地图,并通过实车试验证明该方案的有效性。

## 2 传感器的时空标定

### 2.1 传感器坐标系位置分布

将工业相机固定在主环下方,通过相机内参标定与去畸变处理,提高输入端图像质量;将惯性导航安装于座椅后方,与车辆质心重合;激光雷达安装于赛车前翼的雷达支架上,由2个定位销和3个M3螺栓固定。构建相机 $O_c$ -XYZ坐标系、激光雷达 $O_L$ -XYZ坐标系和组合惯导 $O_V$ -XYZ坐标系,如图1所示。

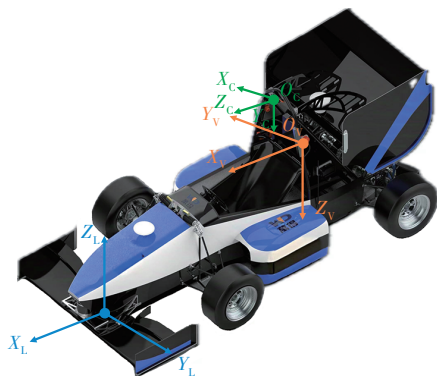


图1 传感器坐标系构建

### 2.2 相机与激光雷达参数标定

为了建立全局RGB锥桶地图,更精确地识别内、外锥桶赛道,需增加相机传感器,对激光雷达进行时空标定<sup>[5]</sup>。首先,通过相机内参矩阵获得相机坐标系到像素坐标系的转换矩阵;然后,将雷达坐标系投影至像素坐标系,为点云赋予RGB颜色信息;再将雷达坐标系下RGB点云转换至地图坐标系,最终完成全局RGB锥桶

地图的构建。根据成像原理,相机 $O$ -xyz坐标系与像素 $O'$ -x'y'坐标系间转换过程如图2所示<sup>[6]</sup>。

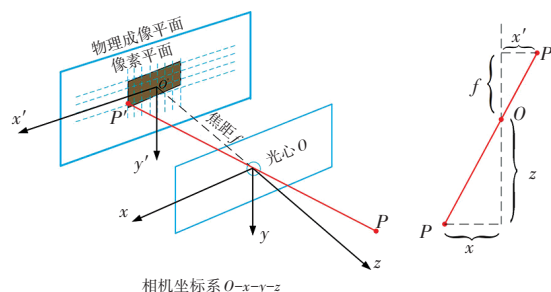


图2 相机坐标系与像素坐标系转化

当相机坐标系中点 $P(X, Y, Z)$ 经过光心 $O$ ,投影到成像平面为 $P'(X', Y')$ ,假设焦距为 $f$ ,根据相似三角形原理可知: $\frac{Z}{f} = -\frac{X}{X'} = -\frac{Y}{Y'}$ 。物理成像平面转换至像素坐标系需要经过缩放、平移,以像素坐标系左上角为坐标原点,向右为 $u$ 轴,向下为 $v$ 轴,得到点 $(u, v)$ :

$$\begin{cases} u = \alpha X' + C_x \\ v = \beta Y' + C_y \end{cases}$$

转换矩阵形式为 $Z \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & f_z \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = KP$ 。其中,

$K$ 为相机内参矩阵。

因透镜误差产生的径向和切向畸变,需要进行畸变校正。设 $P(X, Y)$ 为归一化平面上的点,其极坐标为 $(r, \theta)$ ,则径向、切向畸变分别为:

$$\begin{cases} x_r = x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \\ y_r = y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) \\ x_t = x + 2p_1 xy + p_2(r^2 + 2x^2) \\ y_t = y + p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2 xy \end{cases} \quad (1)$$

式中: $k_1, k_2$ 和 $k_3$ 为径向畸变系数, $x_r, y_r$ 为去除径向畸变系数后坐标值, $p_1, p_2$ 为切向畸变系数, $x_t, y_t$ 为去除切向畸变后坐标值。

因此,畸变校正后的坐标为:

$$\begin{cases} x' = x(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + 2p_1 xy + p_2(r^2 + 2x^2) \\ y' = y(1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6) + p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2 xy \end{cases}$$

相机内参坐标为 $\begin{cases} u = f_x x' + c_x \\ v = f_y y' + c_y \end{cases}$ 。

激光雷达与相机间的旋转矩阵为 $R$ ,平移矩阵

为 $t$ ,则外参矩阵为: $Z \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & f_z \end{pmatrix} \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \end{pmatrix}$ ,

激光雷达坐标系与像素坐标系的坐标变换为:

$$Z \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} q_{00} & q_{01} & q_{02} & q_{03} \\ q_{10} & q_{12} & q_{13} & q_{14} \\ q_{20} & q_{21} & q_{22} & q_{23} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} X_L \\ Y_L \\ Z_L \end{pmatrix}$$

根据实际试验数据,将

内、外参矩阵合并为 $Q$ 矩阵:

$$Q = \begin{bmatrix} 0.461472 & -0.887106 & -0.00929579 & 0.0803959 \\ 0.0119462 & 0.016691 & -0.999789 & 0.284865 \\ 0.887074 & 0.461264 & 0.0183 & 0.111033 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

鉴于此时的外参矩阵包含相机内参矩阵数据,为了得到最终的外参矩阵,还需将 $Q$ 矩阵左乘相机内参矩阵的逆矩阵 $K^{-1}$ 。

### 2.3 激光雷达与组合惯导外参标定

以车辆起始时刻的惯导位姿为地图坐标系原点,将RGB激光点云从雷达坐标系投影到车辆坐标系,再利用组合惯导系统得到车辆在地图坐标系的位姿,从而使点云投影到地图坐标系<sup>[7]</sup>。为了获得上述坐标系的转换关系,需对激光雷达与组合惯导系统的外参进行标定。

将惯导坐标系的原点设置在距后轴前方0.3 m处,沿车体中轴线向前为 $X$ 轴正方向,垂直车体中轴线向右为 $Y$ 轴正方向,垂直车体中轴线向下为 $Z$ 轴正方向。对于旋转方面,假设 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 分别为雷达坐标系相对于惯导坐标系的滚转角(Roll)、俯仰角(Pitch)和偏航角(Yaw),以 $\alpha=180^\circ$ 、 $\beta=0^\circ$ 、 $\gamma=0^\circ$ 方式安装,雷达系相对惯导系的旋转矩阵为:

$$R_L^V = \begin{bmatrix} bd & bce - af & bcf + ae \\ ad & bce + bf & acf - be \\ -c & d^2 & df \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{cases} a = \sin \alpha, & b = \cos \alpha \\ c = \sin \beta, & d = \cos \beta \\ e = \sin \gamma, & f = \cos \gamma \end{cases}$$

使用激光测距仪测得雷达相对于惯导的位移向量为 $t_L^V = [\Delta x \quad \Delta y \quad \Delta z]^T = [1.979 \quad 0.013 \quad 0.446]^T$ ,测得

激光雷达相对组合惯导的外参矩阵为 $T_L^V = \begin{bmatrix} R_L^V & t_L^V \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 。

使用开源的激光雷达惯性导航里程计平滑和建图(Lidar Inertial Odometry via Smoothing and Mapping, LIO-SAM)算法记录一段轨迹,车辆的雷达里程计数据 $P_L$ 和组合惯导里程计数据 $P_V$ 分别为:

$$\begin{cases} P_L = \{p_L^1, p_L^2, p_L^i, \dots, p_L^n\} \\ P_V = \{p_V^1, p_V^2, p_V^i, \dots, p_V^n\} \end{cases} \quad \text{理论上,各时刻位姿 } T_L^V \cdot p_L^i =$$

$p_V^i$ ,由于存在误差,可建立非线性优化问题的目标函数:

$$F(T_L^V) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} |p_V^i - T_L^V \cdot p_L^i|^2 \quad (i = 1, 2, 3, \dots, N_p) \quad (4)$$

式中: $p_V^i$ 、 $p_L^i$ 分别为 $P_V$ 和 $P_L$ 的第 $i$ 个位姿, $N_p$ 为里程计集合的数据量。

将粗略测定的外参矩阵 $T_L^V$ 作为初值进行迭代,并通过Ceres优化库求解,当结果小于阈值,即可得到雷达相对组合惯导的坐标变换矩阵 $T_L^V$ :

$$T_L^V = \begin{bmatrix} -0.99707 & 0.0017594 & 0.0031623 & 1.9657 \\ 0.00021373 & -0.99905 & 0.0049389 & 0.011973 \\ -0.00065715 & 0.0049033 & 0.99999 & 0.46186 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

### 2.4 传感器时间戳对准

由于各传感器的时钟源与发布频率不同,若直接使用传感器时间戳,极易影响最后状态估计。由于激光雷达的频率(10 Hz)低于相机与惯性导航,故将时间统一转化到雷达的时间戳。

硬件方面,采用时间同步器同步;软件方面,计算相机与惯性导航前、后帧数据的缩放比例,采用线性插值方式<sup>[8]</sup>得出与雷达同步的时间点,插值效果如图3所示。

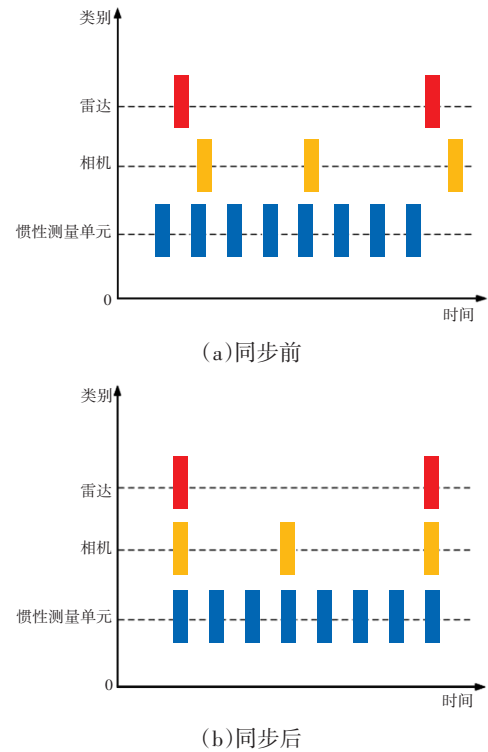


图3 时间同步结果

## 3 前端融合RGB特征点云提取

### 3.1 前端特征点提取算法框架

结合组合惯导,提取前端特征的原始图像及点云信息,流程如图4所示。

### 3.2 点云去畸变

在激光雷达跟随车辆运动的过程中,激光雷达扫描的频率为10 Hz,即0.01 s获取一帧数据,车辆运动引起

的激光帧的运动误差,如图5所示<sup>[9]</sup>。

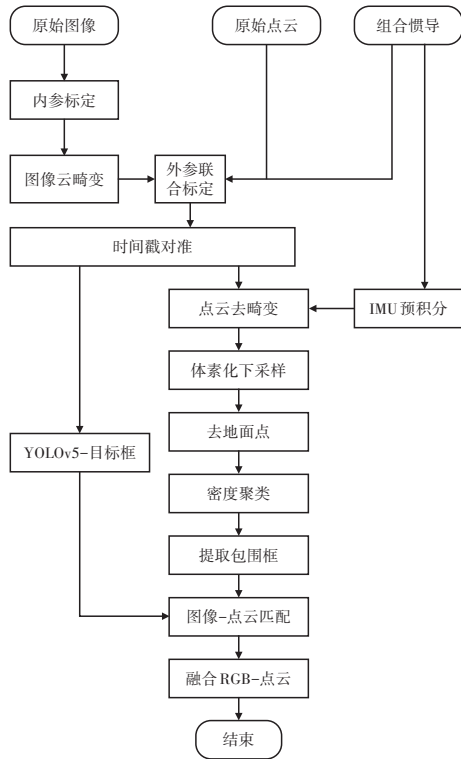


图4 前端特征点提取流程

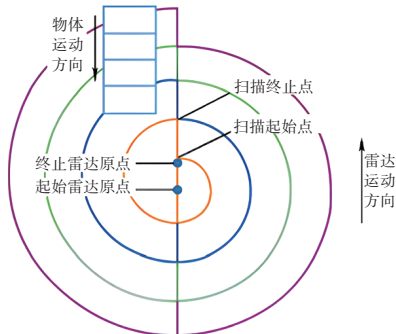


图5 点云畸变原理

通过计算各点的采集时间,将所有点统一至同一时刻坐标系中,进行畸变消除,点云投影如图6所示。 $t_k$ 、 $t_{k+1}$ 分别为一帧点云的开始和结束时刻, $(t_{k+1}-t_k)$ 为一帧点云的扫描时间, $P_k$ 为这一帧扫描生成的点云,水平箭头表示将所有点都投影至 $t_{k+1}$ 时刻,不同的点的时间戳不同<sup>[10]</sup>。

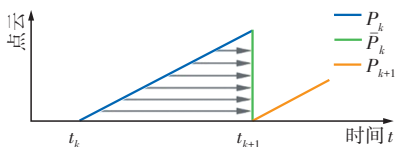


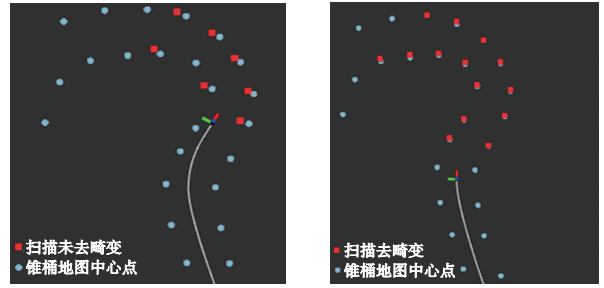
图6 点云投影

对惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)预积分<sup>[11]</sup>,考虑到陀螺仪、加速度计的零偏与噪声误差,通过随机高斯游走进行误差补偿,其概率密度函数为:

$$p(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中: $\mu$ 、 $\sigma$ 分别为 $x$ 的均值和方差。

基于IMU预积分得到赛车世界坐标系下对应的里程计位姿,将 $t_k$ 时刻相对于 $t_{k+1}$ 时刻雷达的坐标变换矩阵记为 $T_{k+1}^L$ 。对于各点,计算相对 $t_{k+1}$ 时刻的补偿变换矩阵,即 $T_{(k+1,i)}^L = \frac{t_i - t_{k+1}}{t - t_{k+1}} T_{k+1}^L$ 。点云去畸变效果如图7所示。



(a)处理前 (b)处理后

图7 点云去畸变效果

### 3.3 基于密度的锥桶点云聚类

考虑到赛场环境中各锥桶的原始点云密度分布不均,故基于点云密度采用聚类方法<sup>[12]</sup>,具体流程如图8所示。

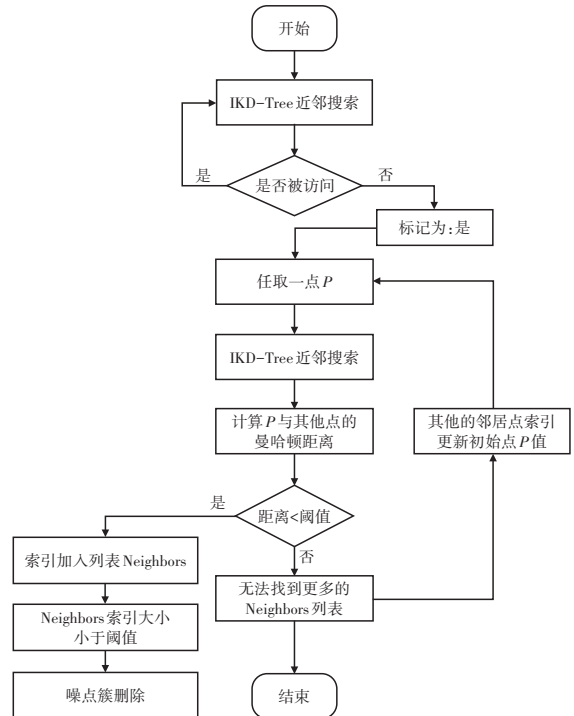


图8 基于密度聚类流程

首先,判断原始点云是否被标记,自动跳过已标记的激光点云,未标记点云被赋予真值后,随机选取点 $P$ ,使用增量式K-D树(Incremental K-Dimensional Tree, IKD-Tree)算法<sup>[13]</sup>,在插入节点时同步进行降采样处理。然后,计算点 $P$ 与其他点的曼哈顿距离<sup>[14]</sup>,若结果低于

距离阈值(0.67 m),则该点的索引加入列表 Neighbors。如果 Neighbors 的索引小于阈值,将其作为噪点簇删除;当无法找到更多的 Neighbors 索引列表,聚类过程结束;否则,将选取除 P 点外 Neighbors 列表中的点,重复上述过程,直到 Neighbors 列表不再增加为止。基于点云密度聚类的效果如图 9 所示。

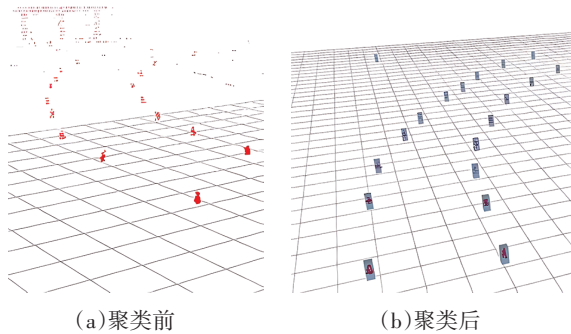


图 9 点云密度聚类效果

### 3.4 YOLOv5 目标检测

YOLOv5 采用特征金字塔网络<sup>[15]</sup>(Feature Pyramid Network, FPN),可利用多个卷积和池化层提取锥桶的颜色信息,同时,其小目标检测效果较好,故使用该算法预测锥桶类别。各状态下目标物的类别概率与置信度的乘积,为该状态下的分类概率。所有状态下的分类概率之和,即为最终的分类概率。

通过降低算法对图像背景像素<sup>[16]</sup>的关注度,提高锥桶的检测精度,并采用 Wasserstein 距离衡量矩形包围框间相似度,从而实现较远距离的小目标检测,检测效果如图 10 所示。其中,黄色矩形框为小目标检测结果,锥桶的识别数量显著提升。

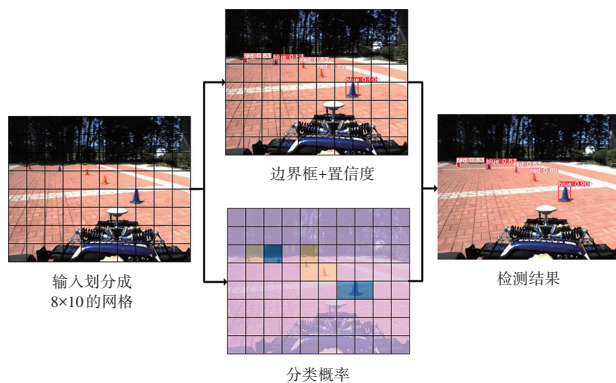


图 10 YOLOv5 目标检测效果

### 3.5 图像-点云融合匹配

将去除畸变后的点云进行密度聚类,得到带有标签信息的锥桶点云簇,并通过计算锥桶点云的包围框与 YOLOv5 目标检测的预测框进行相似度匹配,对置信度阈值超过 0.9 的点云簇进行 RGB 中心点提取。图像-点云匹配流程如图 11 所示,匹配效果如图 12 所示。

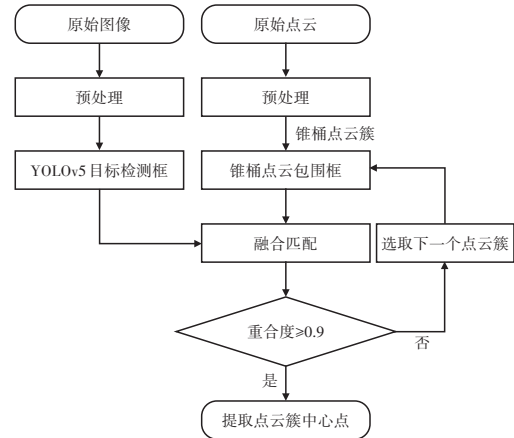
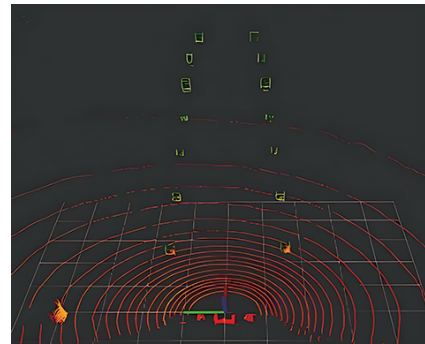
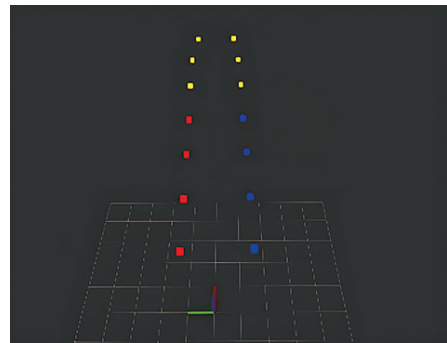


图 11 图像-点云融合匹配流程



(a) 锥桶点云包围框



(b) 提取 RGB 中心点

图 12 图像-点云融合效果

## 4 融合 RGB 锥桶地图构建算法设计

### 4.1 算法框架

本文算法框架流程如图 13 所示。在前端特征点中提取 RGB 点云,经过雷达到惯导的外参矩阵,将其投影至车辆坐标系。通过组合惯导系统,得到当前车辆坐标系相对地图坐标系的位姿变换矩阵,将融合 RGB 锥桶投影到地图坐标系。最后,采用局部地图优化算法更新锥桶地图,得到所有锥桶在地图坐标系的位置。通过机器人操作系统<sup>[17]</sup>(Robot Operating System, ROS)发布锥桶地图数据至路径规划算法。

### 4.2 锥桶的局部优化定位

为了降低建图算法的计算复杂度,保证其实时性,

需选取合适的局部地图定位方案,优化输入的融合RGB点云。

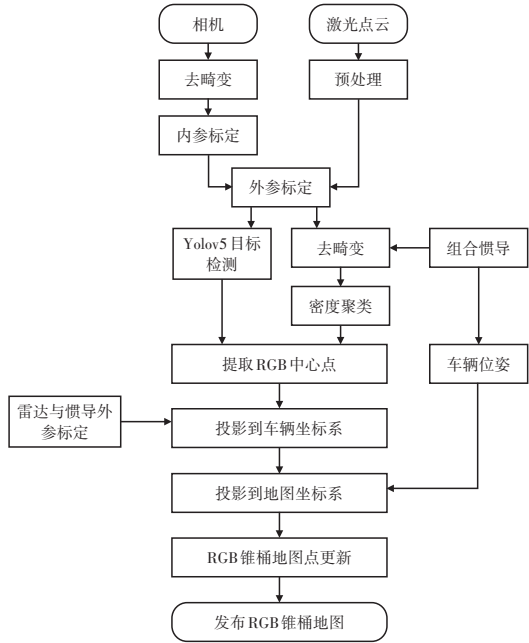


图13 算法框架流程

选取雷达前方10 m,左、右各3 m,高度范围为-0.2~1 m位置作为感兴趣区域,保证融合RGB点云数据的精准度;再将输入的融合RGB点云划分为若干个0.05 m×0.05 m×0.05 m体素化方块<sup>[18]</sup>,如图14所示。将每个立方体内的RGB点云作为立方体的中心,从而实现降采样,提升计算速度的同时,便于后续地图点处理过程中算法的简化。

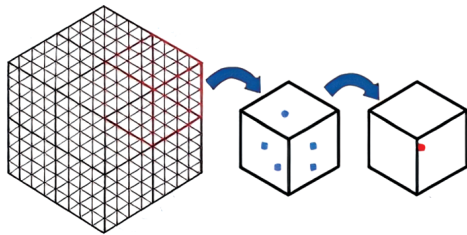


图14 体素化滤波

基于扇区分段的随机样本一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)算法的地面点分割方法<sup>[19]</sup>,利用组合惯导IMU预积分去畸变后,采用欧氏聚类方法将RGB色彩空间中的锥桶点云数据进行聚类分组,形成独立的点云团簇。随后,通过提取各点云团簇的中心点,从而获取RGB锥桶在雷达坐标系的具体位置信息,流程如图15所示。

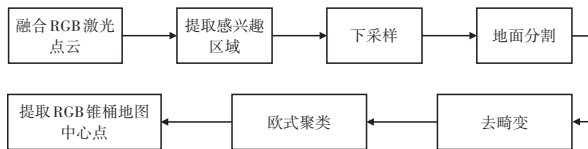


图15 锥桶局部定位流程

假设*t*时刻检测到锥桶*I*,其中心在雷达坐标系的坐标 $P_L^i$ 为:

$$P_L^i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_L^i$$

$$P_L^i = \begin{bmatrix} x_L^i \\ y_L^i \\ z_L^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_i \cos(\omega_i) \sin(\varepsilon_i) \\ r_i \cos(\omega_i) \cos(\varepsilon_i) \\ r_i \sin(\varepsilon_i) \end{bmatrix}, (i = 1, 2, \dots, N) \quad (7)$$

式中: $(x_L^i, y_L^i, z_L^i)$ 为第*i*个点云在激光雷达坐标系下的坐标,*N*为一个锥桶点云簇中点云数量, $r_i$ 为第*i*个点云距离激光雷达中心的距离, $\omega_i$ 为第*i*个点云所在激光光束的垂直角度, $\varepsilon_i$ 为第*i*个点云所在激光光束的水平旋转角度。

### 4.3 锥桶地图RGB中心点提取

在路径规划算法中,基于归一化平面,对聚类后RGB锥桶点云簇进行中心点提取,基于3D质心点提取的RGB地图锥桶点算法流程如图16所示。

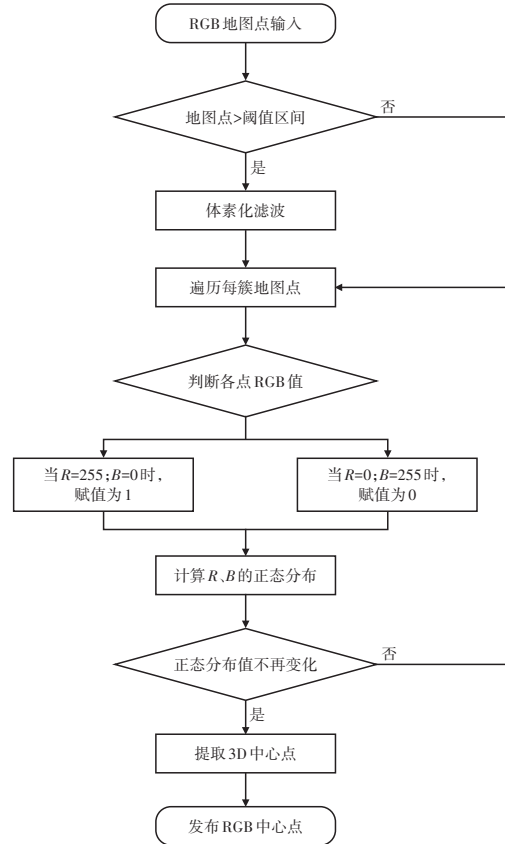


图16 RGB地图锥桶点质心点提取流程

判断当前局部地图的尺寸是否处于阈值区间(2~30个点),若不在区间范围内,需要进行体素下采样处理;反之,将会遍历局部地图点云簇中的RGB点。通过对点的红色和蓝色通道赋值,分别进行正态分布计算。当该正态分布不再发生明显变化,利用点云库(Point Cloud Library, PCL)的compute3DCentroid函数提取质心点,否则,将重新遍历局部地图中的RGB点云簇。

#### 4.4 车辆定位

由于组合惯导中全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)实时动态定位(Real-Time Kinematic, RTK)输出的原始坐标为1984年世界大地测量系统(World Geodetic System 1984, WGS-84)坐标系下的经纬高坐标,需要将该坐标转换为直角坐标系。

以组合惯导的第一帧位姿 $P_0$ 为导航坐标系(地图坐标系)原点,相应的WGS-84系坐标为 $(X_0, Y_0, Z_0)$ ,经过解算相应的地球中心地球固定坐标系(Earth-Centered, Earth-Fixed, ECEF)坐标为 $(x_0, y_0, z_0)$ 。 $t$ 时刻惯导位姿 $P_t$ 对应的WGS-84系坐标为 $(X_t, Y_t, Z_t)$ ,经过解算ECEF系坐标为 $(x_t, y_t, z_t)$ ,则 $P_t$ 在地图坐标系中的坐标 $(x_M, y_M, z_M)$ 为:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x_M \\ y_M \\ z_M \end{bmatrix} = \mathbf{R}_E^M \begin{bmatrix} x_t - x_0 \\ y_t - y_0 \\ z_t - z_0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{R}_E^M = \begin{bmatrix} -\sin(X_0)\cos(Y_0) & -\sin(X_0)\sin(Y_0) & \cos(X_0) \\ -\sin(Y_0) & \cos(Y_0) & 0 \\ -\cos(X_0)\cos(Y_0) & -\cos(X_0)\sin(Y_0) & -\sin(X_0) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{R}_E^M$ 为ECEF坐标系相对地图坐标系的旋转矩阵, $\mathbf{t}_V^M = [x_M, y_M, z_M]^T$ 为 $t$ 时刻车辆坐标系相对地图坐标系的平移向量。

此时,惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)测得 $P_t$ 相对 $P_0$ 的滚转角、俯仰角和偏航角分别为 $\varphi$ 、 $\theta$ 、 $\mu$ ,则惯导坐标系相对地图坐标系的旋转矩阵为:

$$\mathbf{R}_V^M = \begin{bmatrix} bd & bce - ad & bcd + ae \\ ad & ace + bd & acd - be \\ -c & gc & d^2 \end{bmatrix}, t \text{时刻惯导坐标系相对}$$

$$\begin{cases} a = \sin \varphi, & b = \cos \varphi \\ c = \sin \theta, & d = \cos \theta \\ e = \sin \mu, & f = \cos \mu \\ g = \cos \beta \end{cases}$$

地图坐标系的变换矩阵为 $\mathbf{T}_V^M = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_V^M & \mathbf{t}_V^M \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 。

#### 4.5 融合RGB锥桶全局定位

以初始时刻无人驾驶赛车的发车点为世界坐标系 $O_M-X_M Y_M Z_M$ 的原点,对锥桶进行全局定位,如图17所示。

定义 $t_1$ 时刻的相机坐标系为 $O_V-X_V Y_V Z_V$ ,雷达坐标系为 $O_L-X_L Y_L Z_L$ ,锥桶在相机坐标的齐次坐标为 $\mathbf{P}_C^L = (x_C^L, y_C^L, z_C^L, 1)$ ,激光雷达坐标系中的齐次坐标为 $\mathbf{P}_L^L = (x_L^L, y_L^L, z_L^L, 1)^T$ ,则地图坐标系的坐标为:

2025年 第5期

$$\mathbf{P}_M^L = \mathbf{T}_V^M \mathbf{T}_L^V \mathbf{P}_L^L \mathbf{T}_C^L \mathbf{P}_C^L = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_V^M & \mathbf{t}_V^M \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_L^V & \mathbf{t}_L^V \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_C^L & \mathbf{t}_C^L \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{P}_C^L \quad (9)$$

式中: $\mathbf{T}_C^L$ 为相机到雷达的外参矩阵, $\mathbf{T}_L^V$ 为雷达到组合惯导的外参矩阵, $\mathbf{T}_V^M$ 为惯导相对地图系的变换矩阵。

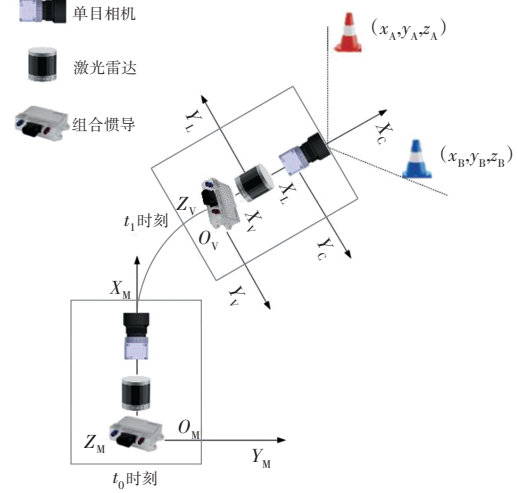


图17 雷达、相机、惯导和地图坐标系位姿关系

## 5 试验验证与结果分析

### 5.1 试验平台

本文使用辽宁工业大学万得无人驾驶方程式赛车试验平台。FSAC赛车激光雷达选用速腾聚创Helios 32机械式激光雷达,采集赛车周围环境的三维点云信息;使用大恒水星MER2-231-41U3相机,支持软件触发和外部触发;组合惯导系统选用导远INS570D(支持RTK),提供构建锥桶地图所需的车体实时、精准的位姿信息;计算单元选用研华ARK-3534B工控机,接收融合RGB点云信息和定位信息。计算单元搭载Intel Core-i9 LGA1700处理器,负责处理、分析传感器接收的信息,并执行无人驾驶算法;选用机器人操作系统作为软件通信平台。激光雷达、相机、组合惯导系统和计算单元的安装位置如图18所示。



图18 传感器安装位置

### 5.2 雷达与相机外参标定

在Autoware自动标注程序文件中,将点云坐标系投影到像素坐标系,得到 $Q$ 矩阵。修改激光雷达与相机对

应的变换矩阵,使用ROS中RViz进行图形化显示,配准后的效果如图19所示。



图19 激光雷达与相机外参标定效果

### 5.3 实车验证与分析

图20为高速循迹项目赛道,内、外道使用不同颜色的锥桶。设定FSAC方程式赛车第一圈以15 km/h速度行驶,采用Viz可视化界面显示测试结果。



图20 高速循迹项目赛道

#### 5.3.1 算法验证

传统激光雷达+组合惯导<sup>[20]</sup>的建图效果,如图21所示。锥桶周围类似杂物均会被识别到锥桶地图中,相邻赛道的杂物会被聚类算法归成一类,降低建图的精度,对路径规划造成一定干扰。由于基于激光雷达点云的强度信息无法准确区分锥桶类别,导致激光雷达难以识别内、外道锥桶。

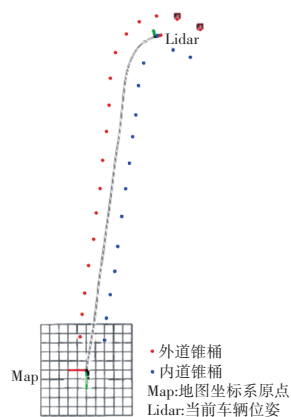


图21 激光点云锥桶地图

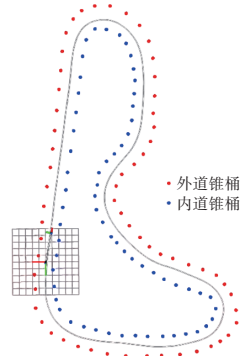
本文方案在循迹赛道和八字赛道锥桶地图的检测效果如图22所示。图22a中,白色线为组合惯导的轨迹,激光雷达当前帧扫描到的锥桶中心与锥桶地图融合更新,且效果良好。对于循迹赛道(见图22b),由于终点附近赛道为直线,本文方案能够提前检测到回环,并清晰区分全局的内、外赛道。通过预留充分时间,使

用全局路径规划算法设计最佳的赛道路线,车辆能够跳过雷达的实时监测,根据计算的路线执行直道加速和弯道减速动作,从而显著提升比赛效率。

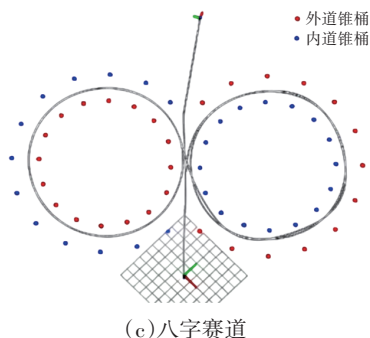
对于八字赛道(见图22c),需要完成左、右各两圈行驶。其中,左侧的第一圈中车辆缓慢行驶,当车辆再次经过第一圈入弯口处时,通过组合惯导定位数据和地图点匹配判断左侧第一圈回环完成状态。回环后将自动关闭建图程序,只接收定位数据,直到再次经过入弯口时恢复右圈的建图程序,左、右侧的判断机制相同。



(a)循迹赛道局部地图



(b)循迹赛道全局地图



(c)八字赛道

图22 赛道锥桶地图更新效果

#### 5.3.2 结果分析

在高速循迹赛道项目中,共119个实体锥桶。借助目标检测评价方法<sup>[21]</sup>进行性能评价,包括精准度(Precision)P、召回率(Recall)R,相关公式为:

$$\begin{cases} P = \frac{TP}{TP + FP} \\ R = \frac{TP}{TP + FN} \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $TP$  为实际检测数量,  $FP$  为误检数量,  $FN$  为漏检数量。

对比传统雷达+惯导建图算法与本文算法, 多次定试验结果如表1、表2所示。5次试验中, 基于雷达+惯导建图算法的平均召回率为73.2%, 平均精准度为73.54%; 本文方案的平均召回率达到98.6%, 平均精准度达到99.1%。由试验结果可知: 当环境中存在与锥桶相似障碍物时, 激光雷达锥桶识别算法判断精度较低, 雷达+惯导建图算法会误检为锥桶。本文方法中, 因相机识别错误, 导致相机与激光雷达无法匹配融合, 从而存在个别误检情况, 且该问题一般发生在多弯道与直道交接重叠处。由于个别锥桶间重叠、激光遮挡以及高速运动中误检的锥桶无法及时被下一帧正确修复, 而发生漏检现象。

表1 雷达+惯导建图算法锥桶检测结果

序号	实际/个	检测/个	TP/个	FP/个	FN/个	R/%	P/%
1	119	150	118	32	1	78.1	78.6
2	119	170	119	51	0	70.0	70.0
3	119	162	118	44	1	72.4	72.8
4	119	155	119	36	0	76.7	76.7
5	119	168	117	51	2	68.8	69.6

表2 本文算法锥桶检测结果

序号	实际/个	检测/个	TP/个	FP/个	FN/个	R/%	P/%
1	119	120	119	1	0	99.1	99.1
2	119	121	119	2	0	98.3	98.3
3	119	119	118	1	1	98.3	99.1
4	119	119	118	1	1	98.3	99.1
5	119	118	118	0	1	99.1	100.0

由于车辆定位基于组合惯导中RTK位姿, 检测精度达到厘米级。因此, 依据定位结果构建的锥桶地图在误差允许范围内, 车辆能够顺利完成回环, 表明锥桶的定位精度高, 可为无人驾驶赛车提供可靠的锥桶位置信息, 实时获取准确的锥桶赛道地图。

## 6 结束语

本文提出了一种基于相机、激光雷达和组合惯导耦合系统的锥桶地图构建算法, 供路径规划程序拟合最优路径, 为无人驾驶赛车提供准确的环境信息和稳定的提速效果。实车试验结果表明: 相较于传统的雷达+惯导建图算法, 本文方案的锥桶召回率与精确度均有提升,

为FSAC无人方程式赛车的决策规划提供了科学依据。

目前, YOLOv5算法在车辆高速通过弯道等复杂场景中, 易受锥桶相互遮挡、车速过快等因素影响, 进而影响锥桶地图的构建精度。后续研究将重点优化算法融合策略, 并通过扩充极限工况下的锥桶数据集, 提升算法的鲁棒性。

## 参 考 文 献

- [1] 杨贵永, 张越垚, 朱云尧, 等. 全球自动驾驶汽车应用现状与趋势[J]. 汽车维护与修理, 2024(1): 62-65.  
YANG G Y, ZHANG Y Y, ZHU Y Y, et al. The Current Status and Trends of Global Autonomous Vehicle Applications[J]. Automobile Maintenance and Repair, 2024(1): 62-65.
- [2] 胡纪滨. 中国大学生无人驾驶方程式大赛规则[S]. 北京: 中国汽车工程学会, 2020.  
HU J B. Rules of the Chinese University Students Autonomous Driving Formula Competition[S]. Beijing: China Society of Automotive Engineers, 2020.
- [3] 冯云亮. 基于激光SLAM电动无人驾驶赛车定位与建图研究[D]. 锦州: 辽宁工业大学, 2020.  
FENG Y L. Research on the Localization and Mapping of Electric Autonomous Racing Cars Based on Laser SLAM[D]. Jinzhou: Liaoning University of Technology, 2020.
- [4] 张要强, 李刚, 薛玉斌. 针对FSAC赛场环境的全局锥桶建图算法研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(1): 346-354.  
ZHANG Y Q, LI G, XUE Y B. Research on Global Conical Barrel Mapping Algorithm for FSAC Racecourse Environment[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2024, 38(1): 346-354.
- [5] 岑益挺, 赖际舟, 吕品, 等. 一种面向即插即用车载GNSS/INS/ODO系统的时空在线标定方法[J]. 导航定位与授时, 2022, 9(3): 79-86.  
CEN Y T, LAI J Z, LV P, et al. A Spatiotemporal Online Calibration Method for Plug-and-Play Vehicle GNSS/INS/ODO Systems[J]. Navigation Positioning and Timing, 2022, 9(3): 79-86.
- [6] 毕嘉桢, 沈拓, 张轩雄. 基于机器视觉的轨道交通自动测距研究[J]. 电子科技, 2022, 35(9): 37-43.  
BI J Z, SHEN T, ZHANG X X. Research on Automatic Distance Measurement of Rail Transit Based on Machine Vision[J]. Electronic Science and Technology, 2022, 35(9): 37-43.
- [7] 王凌轩. 面向自动驾驶的激光雷达SLAM算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.  
WANG L X. Research on Lidar SLAM Algorithm for Autonomous Driving[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022.

- [8] 徐传胜,白欣.切比雪夫的最小二乘法插值理论研究[J].首都师范大学学报(自然科学版),2011,32(5):7-10.  
XU C S, BAI X. Research on Chebyshev Least Squares Interpolation Theory[J]. Journal of Capital Normal University (Natural Science Edition), 2011, 32(5): 7-10.
- [9] 陈强,陈海波,张沥化.基于NDT配准与轮式里程计的激光雷达运动畸变补偿算法[J].高技术通讯,2024,34(1):83-91.  
CHEN Q, CHEN H B, ZHANG L H. Laser Radar Motion Distortion Compensation Algorithm Based on NDT Registration and Wheel Encoder[J]. High Technology Communications, 2024, 34(1): 83-91.
- [10] 蔡明珠,刘肖燕,唐志伟.基于多传感器融合SLAM的ROS服务机器人研究[J].实验室研究与探索,2024,43(2):65-70.  
CAI M Z, LIU X Y, TANG Z W. Research on ROS Service Robots Based on Multi-Sensor Fusion SLAM[J]. Laboratory Research and Exploration, 2024, 43(2): 65-70.
- [11] 王顺洪,张昱,沈江楠,等.面向三维多目标追踪的运动补偿优化方法[J].电子学报,2024,52(2):528-539.  
WANG S H, ZHANG Y, SHEN J N, et al. Motion Compensation Optimization Method for 3D Multi-Target Tracking[J]. Electronics Journal, 2024, 52(2): 528-539.
- [12] 陶泽宇,苏建强,董朝轶,等.基于改进密度聚类的三维激光雷达点云滤波算法研究[J].应用激光,2023,43(7):87-93.  
TAO Z Y, SU J Q, DONG Z Y, et al. Research on 3D LiDAR Point Cloud Filtering Algorithm Based on Improved Density Clustering[J]. Applied Laser, 2023, 43(7): 87-93.
- [13] 廖勇毅,丁怡心.Kd-tree建树算法改进[J].现代计算机,2019(12):50-52.  
LIAO Y Y, DING Y X. Improvement of the kd-tree Construction Algorithm[J]. Modern Computer, 2019(12): 50-52.
- [14] 何晓健,刘浩,刘红光,等.基于聚类分析和曼哈顿距离实现平库烟叶堆码及均匀投料技术研究[J].安徽农业科学,2023,51(18):181-186.  
HE X J, LIU H, LIU H G, et al. Research on Pileup and Uniform Feeding Technology of Tobacco Leaves Based on Cluster Analysis and Manhattan Distance[J]. Anhui Agricultural Science, 2023, 51(18): 181-186.
- [15] 胡倩,皮建勇,胡伟超,等.基于改进YOLOv5的密集行人检测算法研究[J/OL].计算机工程,(2024-04-30)[2024-06-21]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0068753>.
- [16] 邹看看,张军,王栋.基于ROS的室内移动机器人多目标点导航研究与实现[J].电子制作,2024,32(7):47-50.  
ZOU K K, ZHANG J, WANG D. Research and Implementation of Multi-Target Point Navigation for Indoor Mobile Robots Based on ROS[J]. Electronic Production, 2024, 32(7): 47-50.
- [17] 甘礼宜,莫黄涛,黄科薪.基于ROS的智能小车设计研究[J].电子质量,2024(3):23-26.  
GAN L Y, MO H T, HUANG K X. Research on Intelligent Car Design Based on ROS[J]. Electronic Quality, 2024(3): 23-26.
- [18] 邹昭源.基于点云体素化的多传感器融合SLAM算法研究[D].杭州:浙江大学,2022.  
ZOU Z Y. Research on Multi-Sensor Fusion SLAM Algorithm Based on Point Cloud Voxelization[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022.
- [19] 王春阳,丘文乾,刘雪莲,等.基于平面拟合的地面点云精确分割方法[J].吉林大学学报(工学版),2023,53(3):933-940.  
WANG C Y, QIU W Q, LIU X L, et al. Accurate Ground Point Cloud Segmentation Method Based on Plane Fitting[J]. Journal of Jilin University (Engineering Edition), 2023, 53(3): 933-940.
- [20] 郑川川.融合IMU/激光雷达的无人车三维建图与导航研究[D].南京:南京信息工程大学,2023.  
ZHENG C C. Research on 3D Mapping and Navigation of Autonomous Vehicles Fusing IMU/Lidar[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2023.
- [21] 高翔,张涛,刘毅.视觉SLAM十四讲:从理论到实践[M].北京:电子工业出版社,2017.  
GAO X, ZHANG T, LIU Y. Visual SLAM in Fourteen Lectures: From Theory to Practice[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2017.

(责任编辑 瑞 秋)

修改稿收到日期为2024年6月21日。