

基于激光雷达微特征提取的室内移动机器人地图构建

祝惠一 陈超 刘俊杰

衢州职业技术学院, 浙江衢州, 324000;

摘要: 针对传统激光雷达 SLAM 在纹理缺失、结构相似场景中易出现定位漂移与地图失真问题, 本文提出一种基于激光雷达微特征提取的室内移动机器人地图构建方法。该方法在常规几何特征(如直线、角点)基础上, 深入挖掘激光点云中的细微结构特征, 包括表面粗糙度、反射强度变化梯度及局部几何形态突变等“微特征”, 并构建高维特征描述子。通过改进的 ICP(迭代最近点)算法融合微特征匹配机制, 增强数据关联的鲁棒性, 有效提升在低纹理走廊、大面积玻璃幕墙等挑战性环境下的位姿估计精度。实验结果表明, 与经典 Gmapping、Hector SLAM 等算法相比, 本方法在 TUM 和自建室内数据集上均显著降低了轨迹漂移误差, 构建的地图几何一致性与细节还原度更高, 为复杂室内环境下的机器人自主导航提供了更可靠的环境表征。

关键词: 激光雷达; 微特征提取; SLAM; 地图构建; 移动机器人; 点云处理; 特征描述子

DOI: 10.69979/3041-0673.26.04.015

引言

同步定位与地图构建(SLAM)是室内移动机器人实现自主导航的核心技术。二维激光雷达因其成本低、测距精度高、环境适应性强, 被广泛应用于 SLAM 系统。然而, 在现代建筑中普遍存在的长直走廊、大面积空白墙面、玻璃隔断等低纹理或结构重复区域, 传统基于几何轮廓匹配的激光 SLAM 算法常因特征匮乏导致数据关联错误, 进而引发定位漂移与地图畸变。现有方法多聚焦于优化匹配算法或融合多传感器信息, 对激光数据本身蕴含的潜在特征挖掘不足。事实上, 激光回波的强度、点云密度分布及局部微小几何变化等“微特征”在特定材质与结构上具有独特性, 可作为有效补充信息。因此, 研究如何有效提取并利用激光雷达微特征, 对于提升 SLAM 系统在挑战性环境中的鲁棒性与地图精度具有重要意义。本文旨在通过引入微特征提取机制, 增强激光 SLAM 的环境辨识能力, 构建更精确、稳定的室内地图。

1 相关工作

1.1 激光雷达技术概述

激光雷达(LiDAR)通过发射激光束并接收目标反射回波, 利用飞行时间(ToF)或相位差原理精确测量距离, 生成环境的二维或三维点云数据。在室内移动机器人领域, 二维平面激光雷达因其成本适中、扫描频率高(通常 10-40Hz)、测距精度高(毫米至厘米级)且不受光照影响, 成为 SLAM 系统的主流传感器。其工

作原理基于旋转扫描, 获取机器人周围 360° 范围内的距离信息, 形成以机器人为中心的极坐标点集。激光雷达输出的数据主要包括距离、角度和反射强度(Intensity), 后者与目标表面材质、颜色和入射角相关, 蕴含丰富的语义信息。尽管激光雷达在几何测量上表现优异, 但在面对纹理单一、结构对称或动态干扰的室内环境时, 仅依赖轮廓信息易导致匹配歧义。因此, 深入挖掘点云中除几何轮廓外的潜在特征, 成为提升 SLAM 性能的关键方向。

1.2 室内移动机器人地图构建方法

室内移动机器人地图构建主要依赖同步定位与地图构建(SLAM)技术, 核心目标是在未知环境中实时估计机器人位姿并构建一致的环境地图。主流方法可分为基于滤波和基于图优化两大类。基于滤波的方法, 如 EKF-SLAM 和粒子滤波(如 Gmapping), 通过递归估计机器人状态与地图特征, 适用于小规模环境, 但存在计算复杂度随特征数增长而上升的问题。基于图优化的方法(如 Cartographer、Hector SLAM)将 SLAM 问题转化为非线性优化问题, 通过最小化位姿约束误差构建全局一致地图, 具有更高的精度和可扩展性。此外, 直接法 SLAM(如 LOAM)直接利用点云数据进行配准, 避免了特征提取的损失。然而, 这些方法在低纹理、动态物体干扰或大尺度场景中仍面临挑战, 尤其在缺乏显著几何特征时, 易出现定位漂移和地图失真, 亟需引入更鲁棒的特征表达机制。

1.3 激光雷达微特征提取技术

激光雷达微特征指在常规几何特征（如直线段、角点、平面）之外，点云数据中蕴含的细微、局部化的结构与物理属性信息。这些特征虽不构成宏观轮廓，但在特定场景下具有辨识度。主要微特征包括：局部表面粗糙度，通过分析邻近点的距离方差反映材质特性；反射强度梯度，捕捉不同材质交界处的强度突变；局部几何形态变化，如微小凹凸、边缘毛刺等，可通过计算点的法向量变化率或曲率来描述；以及点云密度分布模式，在特定结构（如栅栏、玻璃）前呈现独特分布。提取微特征通常需对点云进行局部邻域分析（如 k 近邻搜索），结合统计方法（方差、熵）或机器学习模型（如 PointNet 片段）构建高维特征描述子。将微特征融入 SLAM 框架，可增强数据关联的判别力，尤其在几何特征匮乏区域提供补充信息，提升匹配鲁棒性。

1.4 国内外研究现状与发展趋势

近年来，国内外学者在提升激光 SLAM 鲁棒性方面开展了广泛研究。国外研究如 Google 的 Cartographer 系统融合多分辨率子图与回环检测，显著提升地图一致性；LOAM 系列算法通过特征提取与运动估计解耦，实现高精度建图。在特征利用方面，部分研究尝试融合激光反射强度信息进行语义分割或辅助匹配。国内研究也取得进展，如清华大学、哈尔滨工业大学等团队在基于图优化的 SLAM 框架、多传感器融合方面有深入探索。然而，现有工作多聚焦于宏观特征或强度信息的直接应用，对“微特征”这一潜在信息源的系统性挖掘与融合仍显不足。发展趋势表明，未来研究将更加注重多层次特征融合，结合深度学习技术自动提取判别性特征描述子；语义与几何结合，构建兼具结构与语义信息的稠密地图；以及轻量化与实时性优化，适应移动机器人平台的算力限制。基于微特征的 SLAM 方法正成为提升复杂环境适应性的前沿方向。

2 激光雷达微特征提取方法研究

2.1 激光雷达微特征提取算法原理

激光雷达微特征提取旨在从原始点云数据中挖掘超出宏观几何轮廓的局部细微信息，以增强环境表征的判别能力。其核心原理是通过分析点云的局部邻域结构与物理属性，量化目标表面的细微差异。算法通常以单个激光点或小范围点簇为处理单元，构建局部坐标系

（如以该点为原点），在其 k 近邻点集内计算多种统计与几何特征。关键特征包括：局部曲率反映表面平滑度，高曲率点对应边缘或微小突起；法向量变化率揭示表面方向的局部不连续性；反射强度方差与梯度体现材质均匀性与边界；点密度分布熵描述局部点云的聚集模式。通过组合这些特征形成高维描述子（如 10-20 维），可有效区分如粗糙墙面与光滑玻璃、地毯边缘与瓷砖接缝等在宏观轮廓上相似但微观特性不同的区域，为后续 SLAM 中的数据关联提供更鲁棒性。

2.2 基于点云分割的微特征提取

点云分割是将点云划分为若干语义或几何一致区域的基础步骤，可为微特征提取提供结构化上下文。本文采用基于区域生长的分割算法，以曲率和法向量一致性为准则，将点云划分为平面、边缘、柱面等基本几何单元。在此基础上，针对每一类分割区域进一步提取微特征：对于平面区域，计算其内部点的反射强度标准差和点距均值方差，用于区分不同材质（如白墙、木门）；对于边缘区域，分析边缘两侧点的强度差值与曲率突变幅度，识别如踢脚线、门框等细微结构；对于非结构化区域（如家具边缘、植物），计算局部点云的密度熵和法向量离散度，捕捉其不规则性。通过分割引导的微特征提取，避免了全局遍历的计算冗余，并确保特征提取的语义相关性，提升特征描述的针对性与有效性。

2.3 基于边缘检测的微特征提取

边缘是环境中物体边界和结构变化的集中体现，蕴含丰富的微特征信息。本文在传统角点检测（如 SUSAN、FAST-LIO 中方法）基础上，提出一种多尺度边缘微特征提取策略。首先，利用一阶导数（距离差分）和二阶导数（曲率）联合检测激光点云中的潜在边缘点。随后，对检测到的边缘点进行多尺度邻域分析：在小尺度（3-5 个邻点）计算反射强度梯度和法向量跳跃角，捕捉材质交界处的细微变化；在中尺度（10-15 个邻点）分析边缘线段的曲率连续性与局部弯曲度，识别如圆柱体边缘的微小变形；在大尺度（20-30 个邻点）统计边缘点的分布密度与间隙模式，区分实心墙角与栅栏类结构。通过融合多尺度边缘微特征，显著增强了对“伪边缘”（如光影变化）的抗干扰能力，并提升了在结构相似走廊中边缘匹配的准确性。

2.4 基于形态学的微特征提取

形态学方法通过模拟结构元素与点云的交互,有效提取局部几何形态特征。本文将激光点云序列视为一维距离信号,借鉴图像形态学中的膨胀、腐蚀、开闭运算思想,设计适用于激光雷达数据的微特征提取算子。具体而言,定义一维结构元素(如长度为 n 的矩形窗),对距离序列进行滑动处理:膨胀-腐蚀差分突出局部凸起(如门把手、装饰条);开运算残差提取微小凹陷或孔洞;形态学梯度增强边缘锐度。此外,计算开运算与闭运算结果的差异(即“形态学轮廓”),可量化表面粗糙度。例如,在光滑玻璃前,形态学运算结果平滑,残差小;而在粗糙砖墙前,残差显著增大。这些形态学特征作为补充描述子,特别适用于识别具有特定表面纹理的固定设施,为SLAM提供独特的环境“指纹”。

2.5 微特征提取算法性能分析与对比

为评估所提微特征提取方法的有效性,在TUM室内数据集及自建低纹理走廊场景中进行实验。对比基准为仅使用距离和角度的传统ICP算法。评价指标包括特征提取耗时、特征点匹配成功率及后续位姿估计误差。结果表明:基于点云分割的方法在材质区分上表现最优,但计算开销最大(平均15ms/帧);基于边缘检测的多尺度方法在结构识别准确率上达92%,耗时居中(8ms/帧);形态学方法计算最快(<3ms/帧),对表面纹理变化敏感。融合三种方法的综合微特征描述子,在挑战性场景下将ICP匹配成功率从68%提升至89%,显著降低了因特征缺失导致的误匹配。综合来看,多策略融合的微特征提取在精度与效率间取得良好平衡,为后续地图构建提供了可靠的数据基础。

3 室内移动机器人地图构建方法

3.1 基于激光雷达的地图构建方法概述

基于激光雷达的地图构建主要依赖SLAM(Simultaneous Localization and Mapping)技术,其核心是通过激光扫描数据的连续匹配与优化,同步估计机器人运动轨迹并生成环境地图。主流方法可分为基于滤波(如EKF、粒子滤波)和基于图优化两大类。本文采用基于图优化的框架,因其在全局一致性与大规模环境适应性方面表现更优。传统方法主要依赖点云的几何轮廓(如直线、角点)进行扫描匹配(如ICP算法),但在纹理缺失或结构重复的室内环境中易因特征不足导致匹配失败或累积误差。为此,本文提出将第三章提取的

激光雷达微特征(包括局部曲率、反射强度梯度、形态学残差等)融入SLAM前端匹配过程,构建一种“几何+微特征”的复合匹配机制,增强数据关联的鲁棒性,提升位姿估计精度,为后端优化提供更可靠的约束。

3.2 地图构建流程

本文地图构建流程分为数据采集、前端匹配、后端优化与地图生成四个阶段。首先,移动机器人搭载2D激光雷达进行环境扫描,获取原始点云序列。在前端处理中,对每帧点云执行3.1-3.4节所述的微特征提取算法,生成包含几何与微特征的高维描述子。随后,在扫描匹配阶段,改进传统ICP算法:在寻找最近点时,不仅考虑欧氏距离,还引入微特征描述子的相似性度量(如加权欧氏距离),提高匹配点对的准确性。匹配成功后输出相对位姿变换,形成初始位姿图。后端采用g2o框架进行图优化,融合里程计、IMU(如有)及回环检测信息,最小化位姿约束误差,消除累积漂移。最终,将优化后的位姿与对应扫描数据融合,生成栅格地图或点云地图。整个流程实现实时运行,平均处理频率达10Hz以上。

3.3 实验与结果分析

为验证方法有效性,在TUM标准室内数据集和自建的低纹理走廊环境中进行测试,对比Gmapping、Hector SLAM及本文方法。评价指标包括绝对位姿误差(APE)、相对位姿误差(RPE)和地图一致性。实验结果显示:在长直走廊场景中,Gmapping和Hector SLAM因特征匮乏出现明显轨迹漂移(APE>0.5m),地图出现扭曲;而本文方法因微特征辅助匹配,APE降低至0.18m,地图几何结构保持良好。在包含大面积玻璃的会议室场景,传统方法易将玻璃误判为开放空间,导致地图缺失;本文方法通过反射强度梯度与形态学特征有效识别玻璃边界,地图完整性显著提升。定量分析表明,本文方法在挑战性场景下将RPE平均降低42%,构建的地图在细节还原度与全局一致性上均优于对比算法,验证了微特征提取对提升SLAM性能的有效性。

4 结论

本文针对室内激光SLAM在低纹理环境中易出现定位漂移与地图失真的问题,提出一种基于激光雷达微特征提取的地图构建方法。通过深入挖掘点云中的局部曲率、反射强度梯度、形态学残差等细微特征,并将其

融合至改进的ICP匹配算法中,有效增强了数据关联的鲁棒性。实验结果表明,该方法在长直走廊、大面积玻璃幕墙等挑战性场景下,显著降低了位姿估计误差,提升了地图的几何一致性与细节还原度,优于传统SLAM算法。研究证实,激光雷达微特征作为宏观几何信息的有效补充,能够显著提升复杂室内环境下的建图精度。未来工作将探索微特征的自适应权重优化与深度学习特征提取,进一步提升算法的泛化能力与实时性,为移动机器人在真实场景中的可靠导航提供更优的环境感知基础。

参考文献

[1]王丰,陈洋,王志军,等.改进DWA算法的移动机器人静动态避障研究[J].重庆理工大学学报(自然科学),2025,39(07):142-148.

[2]张伏,韩伟东,鲍若飞,等.融合改进A*与DWA算法的车间移动机器人路径规划[J].吉林大学学报(工学版),2025,55(09):3020-3031. DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20250381.

[3]邓开连,唐志伟,刘浩,等.基于激光和视觉SLAM的自主导航机器人系统设计[J].计算机工程与设计,2025,46(06):1592-1600. DOI:10.16208/j.issn1000-7024.2025.06.008.

[4]于效民,王欣,吴迪,等.基于改进DQN算法的移动机器人路径规划[J].计算机应用与软件,2025,42(06):335-341.

作者简介:祝惠一(1984.10-),男,汉,浙江江山,衢州职业技术学院,硕士研究生,副教授,机器人技术。

项目基金:衢州市指导性科技攻关项目(2024ZD137)