

文章编号: 1002-1582(2026)03-0302-06

基于柱状物点云语义特征的相机激光联合标定算法

朱添翼*, 张羊阳, 刘江波, 丁钊, 曹军

(安徽江淮汽车集团股份有限公司 规划控制设计部, 安徽 合肥 230601)

摘 要: 多传感器精确标定是实现智能驾驶环境感知的基础, 其中激光雷达与相机联合标定是关键环节。传统方法依赖人工布设标定板, 存在操作繁琐、场景适应性差等问题; 同时, 激光点云数据量大, 与视觉特征匹配效率低下, 制约了标定系统的自动化与实时性。针对上述挑战, 文章提出一种基于自然场景柱状物语义特征的激光雷达与相机联合标定算法。首先, 利用点云语义分割技术提取环境中的柱状物(如路灯、树干等), 并以其边缘点作为3D特征; 同时, 采用SURF算法提取图像中对应区域的边缘点特征。通过将柱状物点云反投影至图像平面, 建立鲁棒的2D-3D对应关系, 并基于特征匹配优化求解外参矩阵。方法的核心创新在于: (1) 摆脱对标定板的依赖, 利用普遍存在的柱状地物实现自适应标定, 大幅提升标定便捷性; (2) 引入语义分割降低点云处理维度, 结合边缘点特征描述, 在保证精度的前提下显著提高匹配效率; (3) 通过反投影与特征匹配的迭代优化, 增强了算法对复杂光照和遮挡的鲁棒性。在KITTI数据集上的实验结果表明, 所提算法在标定精度上优于传统线元素标定, 但标定效率提升约95%, 且无需人工干预, 为自动驾驶多传感器在线标定提供了一种高效、实用的解决方案。

关 键 词: 多传感器标定; 激光雷达; 视觉; 柱状物语义特征; 特征匹配

中图分类号: TP751

文献标识码: A

Joint calibration algorithm for camera and lidar based on semantic features of cylindrical object point clouds

ZHU Tianyi*, ZHANG Yangyang, LIU Jiangbo, DING zhao, CAO Jun

(Anhui Jianghuai Automobile Group Co., Ltd, Planning and Control Design Department, Hefei 230601, China)

Abstract: Accurate multi-sensor calibration is fundamental for environment perception in intelligent driving, with the joint calibration of LiDAR and camera being a critical component. Traditional methods rely on manually placed calibration boards, which suffer from cumbersome operation and poor scene adaptability. Additionally, the large volume of LiDAR point cloud data and the inefficiency of matching with visual features constrain the automation and real-time performance of calibration systems. To address these challenges, a joint calibration algorithm for LiDAR and camera based on the semantic features of pole-shaped objects in natural scenes is proposed. First, point cloud semantic segmentation technology is employed to extract pole-shaped objects (e.g., streetlights, tree trunks) from the environment, using their edge points as 3D features. Concurrently, the SURF algorithm is applied to extract edge point features from corresponding regions in the image. By back-projecting the point cloud of pole-shaped objects onto the image plane, robust 2D-3D correspondences are established, and the extrinsic parameter matrix is optimized through feature matching. The core innovations of this method are: (1) It eliminates dependence on calibration boards by leveraging ubiquitously available pole-shaped landmarks for adaptive calibration, significantly enhancing convenience; (2) It introduces semantic segmentation to reduce the dimensionality of point cloud processing, combined with edge point feature description, which markedly improves matching efficiency without compromising accuracy; (3) Through iterative optimization of back-projection and feature matching, the algorithm's robustness to complex lighting and occlusion is strengthened. Experimental results on the KITTI dataset demonstrate that the pro-

收稿日期: 2026-03-06; 收到修改稿日期: 2026-04-14

作者简介: 朱添翼(1992—), 男, 中级工程师, 从事摄影测量与遥感和多传感器融合研究。

* 通讯作者: zhu.ty@qq.com

posed algorithm surpasses traditional automatic line-based calibration in accuracy while improving calibration efficiency by approximately 95%. It operates without manual intervention, offering an efficient and practical solution for online multi-sensor calibration in autonomous driving.

Keywords: Multi-sensor calibration; LiDAR; vision; Pole-shaped semantic features; feature matching

0 引言

近年来,随着自动驾驶技术的不断迭代和算法创新,已成为人工智能相关行业的热点研究方向之一^[1]。环境感知作为自动驾驶技术体系中重要的一环,是车辆状态和决策规划点重要基石。其中相机和激光雷达(LiDAR)是环境感知重要传感器:相机能够获取丰富的语义与纹理信息,激光雷达可以提供精确的三维空间距离信息。将两种传感器信息进行优势互补,可获取更准确的三维感知结果,为后续决策规划做好基础^[2,3]。然而,多传感器融合的有效性高度依赖于传感器之间空间对齐,即通过多传感器标定技术来确定空间关系。因此,标定技术始终是自动驾驶领域持续且核心的研究热点方向之一^[4]。

相机与LiDAR的联合标定旨在求解二者之间的刚性变换参数(包含旋转和平移),从而获取三维点云与二维图像之间的映射关系。尽管已有大量研究,但在实际应用中实现兼具高精度与高效率的标定仍然面临巨大挑战^[5]。

针对联合标定技术,国内外目前主要有三类方法。(1)是以人工标定物为主的传统标定算法,该方法通过识别和提取棋盘格或特制标定块的特征信息,在特定标定环境下可获取较高精度,但操作过程繁琐,人工干预度高,且受限于标定物几何特征,难以满足在线标定、自动化标定或大规模车队标定的实际需求;(2)是以线、面特征为主的自动化标定算法,该方法通过分别提取视觉和激光中的线、面特征信息,通过信息匹配方式进行标定,该算法能实现自动化,但受限激光反射强度和激光点云数据量大、稀疏且无结构情况,鲁棒性较差且计算效率低下;(3)是以AI方式进行的联合标定,该方法在训练集全面的情况下可实现较好的自动化和鲁棒性,但其标定过程中也同时消耗大量AI算力,难以做到感知规控的同时为传感器在线标定。

本文针对上述问题,为摆脱对人工标定物的依赖,解决标定效率瓶颈,提出一种基于柱状物点云语义特征的联合标定算法。该方法基于车载lidar感知中的柱状物语义分割结果进行特征提取^[6],创新的引入柱状物的边缘点作为关键特征进行提取,并与图像中基于SURF算法^[7]提取的边缘

特征点进行精细化匹配。该方法利用环境中普遍存在的物体替代专用标定板,通过聚焦于语义清晰、几何结构简单的柱状物体,简化了特征提取与匹配流程,从而在确保标定精度的同时,显著提升了算法的计算效率和自动化水平。通过在实际车载视觉与激光雷达数据集上的实验,充分验证了本文方法在标定精度与效率方面的有效性。

1 联合标定技术相关研究

相机与激光雷达的联合标定技术作为多传感器融合感知的核心前提,长期以来受到国内外学者的广泛关注。近年来,已有综述文献对这一问题进行了系统梳理^[8,9]。根据标定原理和自动化程度的不同,现有标定方法主要可分为以下三类。

基于标定物的传统方法通过放置棋盘格、立方体等人工信标物建立2D-3D对应关系求解外参。Zhang等^[10]早期提出利用棋盘格开展标定,Geiger等^[11]在此基础上利用多组不同位姿的棋盘格观测实现了更鲁棒的自动标定。Zhou等^[12]进一步利用棋盘格中的线和面对应关系,将所需标定板姿态从多个减少到仅需一个,简化了标定流程。Pusztai等^[13]以立方体为标定物通过检测顶点完成配准, Park等^[14]设计V形架结构借助几何约束提升精度, Dhall等^[15]采用黑白矩形板通过强度信息辅助检测。3D-CALI系统^[16]则采用三维棋盘格,通过种子点扩散自动提取完整平面并排序角点,实现了相机内参与外参的一站式标定。此类方法原理简单、精度较高,但存在人工干预多、对标定物依赖度高的问题,难以满足在线标定与大规模车队标定需求。

为摆脱人工标定物束缚,研究者提出基于环境自然线、面、语义特征的自动化标定方法,通过提取直线、平面、边缘或语义对象等特征实现对齐优化。Yuan等^[17]提出基于逆投影的激光雷达与相机语义融合算法,通过环境中弧特征进行标定并实现高精度语义分割。Umam等^[18]提出的TransCalib框架采用EfficientNetV2提取特征并设计由校准卷积特征聚合模块和卷积自注意力Transformer组成的特征匹配模块,在KITTI数据集上实现平均旋转误差0.14°、平移误差1.8厘米的精度。Xiong等^[19]提出的MSANet通过多尺度特征融合获得兼具细节与语义信息的特征表示并引入注

意力模块进行跨模态特征关联。Nasution等^[20]针对鱼眼相机提出LFCNet轻量化框架,实现平移误差0.509厘米、旋转误差0.063°的实时在线标定。Wang等^[21]提出的SPTL-LCC框架利用稠密化点云与图像提取精确的3D-2D对应关系,实现无需标定目标的通用标定。史鹏涛等^[22]提出基于语义分割的标定方法,利用语义信息提取结构化特征提升自动化程度。文献[23]提出了一种基于测量数据的无靶标自动标定方法。Wu等^[24]提出了一种完全无目标的标定方法,利用自动驾驶环境中的道路语义特征(车道线与车辆)建立相机与LiDAR的外部参考标定,在KITTI数据集上取得了良好的标定精度。此类方法自动化程度高,但点云稀疏性与计算开销问题仍需进一步优化。

基于深度学习的方法将标定问题建模为端到端回归或配准任务,在自动化水平和精度上不断突破。Huang等^[25]提出的DST-Calib采用双路径自监督学习框架,通过双面数据增强技术生成多视角相机视图,有效解决了传统方法泛化能力不足的问题。Aouragh等^[26]提出基于相关代价体积的严格几何监督标定网络,仅考虑点云距离而不使用光度一致性损失,提升了标定鲁棒性。此类方法在训练数据覆盖充分的条件下表现优异,但深度网络训练需要大量带精确真值的数据,模型推理对AI算力需求大,在车载资源有限下在线部署难度高,黑盒模型结果缺乏可解释性。

综上,现有三类方法各有利弊:传统方法精度高但依赖人工;自然特征方法摆脱了标定物束缚但鲁棒性与效率受点云特性制约;深度学习方法自动化程度高但数据依赖性强、算力开销大。如何在保证精度的前提下兼顾自动化水平与计算效率仍是核心问题。针对上述挑战,本文提出一种基于柱状物点云语义特征的联合标定算法,引入路灯杆、树干等柱状物体对应的高层次语义信息,通过提取柱状物边缘点特征与图像SURF边缘特征进行精细化匹配,旨在实现高精度、快速度、易部署的联合标定方案。

2 研究方法

2.1 技术流程

对于激光点云,由于激光点云数据量大、纹理稀疏且无结构,其特征提取消耗算力较大且特征纹理结构与视觉纹理很难匹配上。本文针对这一困难,本文提出一种基于柱状物语义特征的联合标定方法,该方法的核心思想是利用城市环境中普遍存在的柱状物体(如路灯杆、树干等)作

为天然标定物,通过语义分割获取稳健的激光点云柱状物实例,进而提取其边缘特征并与图像边缘特征进行精细化匹配。具体流程如下:首先,对输入的车载激光雷达点云进行柱状物语义分割,获取柱状物点云簇;其次,基于传感器初始外参,将三维柱状物点云反投影至二维图像平面;然后,在图像域中对二维投影点云进行形态学膨胀与腐蚀操作,精确提取柱状物的边缘点云;同时,在原始图像中利用SURF算法结合霍夫变换提取视觉边缘特征点;最后,将激光柱状物边缘点与视觉边缘特征点在图像空间中进行迭代最近点匹配,通过RANSAC算法优化求解最优外参。该方法通过引入高层语义特征,有效提升了特征匹配的鲁棒性和标定精度,同时显著降低了点云处理的算力消耗,优化了标定效率与自动化水平。

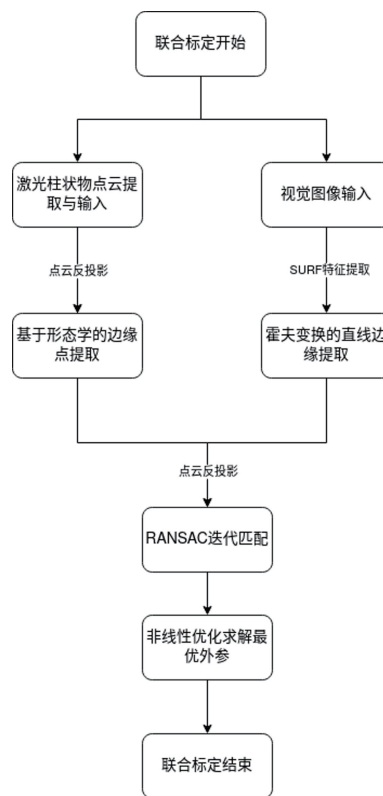


图1 联合标定技术流程

2.2 特征提取

2.2.1 改进的激光柱状物边缘特征提取

本文重点在于对激光柱状物边缘特征对标定的改进,在保留点云主要特征的情况下,大幅压缩点云数据量,极大缩短了标定时间。激光柱状物边缘特征点的提取分为三个步骤:

(1) 柱状物语义特征点提取:前端感知模块采用部署于国产化芯片的轻量化深度学习模型,基于公开道路数据集(Kitti)进行柱状物标注与模型训练。通过语义分割网络,从原始激光点云中

实时提取柱状物点云簇,滤除地面、车辆、建筑物等无关点云,获得语义化的柱状物实例。

(2) 反投影至视觉图像: 基于相机与激光雷达的初始外参(可通过车辆设计参数或粗标定获得,实验表明,当初始旋转误差在 $\pm 15^\circ$ 以内,初始平移误差在 $\pm 0.5\text{m}$ 以内时,本算法能够实现RANSAC稳定匹配与收敛。当超出此范围时,匹配与收敛较差,对于初始误差超出上述范围的情况,建议采用多尺度RANSAC或基于边缘密度分布的粗配准作为预处理步骤,将误差缩小至本算法的收敛域内),利用相机成像几何模型,将三维空间中的柱状物点云 $p_i^w(X,Y,Z)^T$ 投影至二维图像平面,得到对应的像素坐标 $p_i^l(u,v)^T$ 。投影关系可表示为

$$p_i^l = \pi(K \cdot [R|t] \cdot p_i^w) \quad (1)$$

式中, $\pi(\cdot)$ 为投影函数; K 为相机内参矩阵, R 和 t 分别为激光雷达相对相机的旋转矩阵和平移向量。

(3) 基于形态学操作的边缘点提取^[27]: 反投影至图像域的柱状物点云呈现为离散点集,难以直接与图像边缘进行点对点匹配。本文创新性地引入形态学膨胀与腐蚀算法,精确提取柱状物的边缘轮廓。具体而言,首先对二维投影点云进行二值化处理,生成二值图像 I_{binary} ;随后对二值图像执行膨胀操作以连接邻近点云空洞

$$I_{\text{dilate}} = I_{\text{binary}} \oplus B \quad (2)$$

再对膨胀后图像执行腐蚀操作,恢复主体区域

$$I_{\text{erode}} = I_{\text{dilate}} \ominus B \quad (3)$$

式中, B 为结构元素(本文采用 3×3 矩形核)。最终,柱状物边缘点云可通过原二值图像与腐蚀后图像的差值获得

$$I_{\text{edge}} = I_{\text{binary}} - I_{\text{erode}} \quad (4)$$

通过保留 I_{edge} 对应激光点云索引,可极大减少激光点云数量。实验图像中激光柱状物特征感知结果如下图2所示,激光柱状物边缘提取结果如下图3所示。

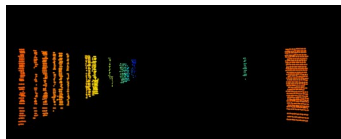


图2 激光柱状物特征



图3 激光柱状物边缘提取结果

2.2.2 视觉边缘特征提取

本文采用SURF特征结合霍夫变换的方法,提取图像中稳定、鲁棒的直线边缘特征,视觉边缘特征的提取分为两个步骤:

(1) 提取SURF特征点: SURF (Speeded-Up Robust Features) 算法是SIFT算法的加速版本,具有尺度不变性和旋转不变性,且计算效率较高。首先对原始图像进行灰度化处理,构建尺度空间;然后在尺度空间中通过Hessian矩阵检测极值点,定位候选特征点;最后通过主方向分配和特征描述子生成,获得具有鲁棒性的SURF特征点集。这些特征点主要分布于图像中纹理变化剧烈的区域,包含丰富的边缘和角点信息。

(2) 基于霍夫变换的直线边缘提取: 为获取更具几何意义的边缘特征,在SURF特征点检测结果基础上,引入霍夫变换进行直线边缘提取。首先对图像进行Canny边缘检测,获取二值边缘图;然后在参数空间中累加投票,检测直线峰值;最后提取峰值对应的直线参数,获得图像中的直线边缘特征点集 $p_i^c(u,v)^T$ 。这些直线边缘主要对应于环境中的杆状物、建筑物轮廓、车道线等结构化元素,与激光柱状物边缘形成良好的互补关系。

实验图像中,视觉边缘特征提取结果如下图4所示。

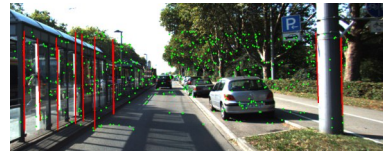


图4 视觉边缘特征

2.3 改进的边缘联合标定算法

在完成激光柱状物边缘特征与视觉边缘特征提取的基础上,本文设计了一种基于边缘匹配的联合标定优化算法。该算法通过迭代优化相机与激光雷达的相对位姿,最小化两类边缘特征在图像空间中的投影误差。具体实现分为以下三个步骤:

(1) 激光边缘点云反投影: 基于当前估计的外参 R, t ,将提取的激光柱状物边缘点云 p_i^w 通过相机投影模型映射至图像平面,获得投影点集 $\{p_i^l = \pi(K \cdot [R|t] \cdot p_i^w)\}$ 。

(2) 图像空间下的RANSAC迭代匹配: 在图像平面上,以激光投影点集 $\{p_i^l\}$ 为源点集,以视觉边缘特征点集 $\{p_i^c\}$ 为目标点集,进行最近邻搜索匹配。由于初始外参可能存在偏差,且两类特征点集间可能存在离群点,本文采用RANSAC

(Random Sample Consensus) 算法进行鲁棒匹配。每次迭代中, 随机选取若干对应点对估计变换模型, 计算内点数量, 最终保留内点最多的匹配关系作为有效对应。

(3) 非线性优化求解最优外参: 基于RANSAC筛选后的有效对应点对, 构建重投影误差代价函数, 通过非线性最小二乘法优化求解最优外参。对于 n 对有效匹配点, 重投影误差定义为

$$J(R, t) = \sum_{i=1}^n \|p_i^l - \hat{p}_i^l\|^2 = \sum_{i=1}^n \|\pi(K \cdot [R|t] \cdot p_i^w) - \hat{p}_i^l\|^2 \tag{5}$$

式中, p_i^w 为第 i 个激光柱状物边缘点的三维坐标; p_i^l 为其在当前外参下的反投影像素坐标; $\hat{p}_i^l$ 为与该点成功匹配的最近邻视觉边缘特征点的像素坐标。 K 为相机内参矩阵, R 和 t 为待优化的旋转矩阵和平移向量。误差函数 J 描述了激光点云投影点与对应图像边缘特征点之间的累积像素距离。 J 值越小, 表明两类边缘特征的几何对齐效果越好, 标定精度越高。

对上述非线性最小二乘问题进行迭代求解, 直至误差收敛或达到最大迭代次数。最终获得的最优外参 R^* , t^* 即为激光雷达与相机间的精确空间变换关系。

通过上述改进的边缘联合标定算法, 本文有效解决了传统方法对人工标定物的依赖, 克服了点云-图像特征匹配难、计算效率低等问题, 实现了高精度、高效率、高自动化水平的激光雷达-相机联合标定。

3 实验结果与分析

实验选取了 kitti 开源数据集, 使用了KITTI Odometry benchmark 中的序列 00, 05, 06, 07。主要为城市道路及周边区域的驾驶场景, 包含较多柱状物, 共测试了 1,000 帧数据 (每序列约 250 帧)。图像分辨率 1242×357 , 激光雷达点云。国产化芯片使用黑芝麻 A1000, 数据处理环境为: 2.3GHz 八核 CPU, 16GB 内存, Ubuntu18.04 系统。验证过程中对数据分别进行了传统配准建图和定位、配准优化建图和定位实验, 并对配准效果进行了对比, 结果如图 5~8; 实验量化结果对比如下表 1 和表 2 所示。



图 5 车身参数标定结果

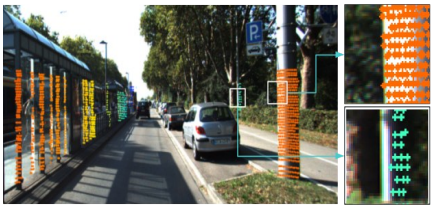


图 6 自动标定结果

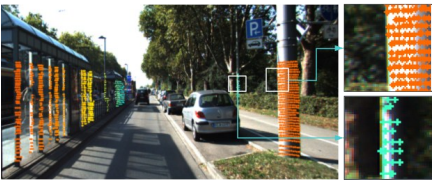


图 7 柱状物边缘标定结果

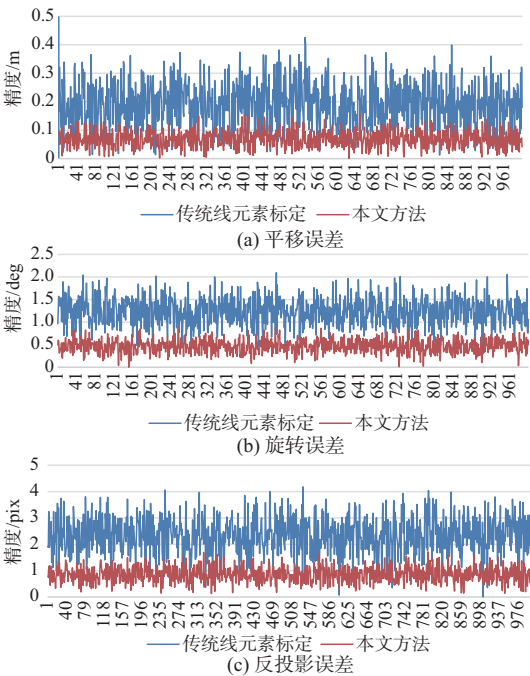


图 8 数据折线图

表 1 数据信息

信息名称	点云数量/个	图像提取线元素/个	标定时间/s
传统线元素法	115236	176	5.48
本文方法	1341	11	0.27

表 2 定量误差对比 (均值±标准差)

信息名称	平移误差/m	旋转误差/deg	重投影误差/pix
传统线元素法	0.19 ± 0.08	1.23 ± 0.3	2.35 ± 0.68
本文方法	0.07 ± 0.03	0.47 ± 0.15	0.85 ± 0.30

由图 5~7 可以得出, 基于原始车身标定参数, 反投影存在较大物体错位的情况, 直接用于联合标定结果效果较差; 基于线元素自动化标定结果, 在近处柱状物元素错位情况改善较好, 较远柱状物仍存在错位情况, 且较为明显, 标定效果一般; 基于柱状物语义标定结果, 在近处和远处均有较好的表现, 视觉和激光物体映射效果较好, 无错位情况, 标定效果最佳。

表1给出了两种算法的运行效率,本文提出的柱状物语义标定算法在标定时间上比起传统的自动化标定方法大幅度减少。对于激光雷达数据点个数较多,在使用线元素自动化标定方法时,图像线元素提取数量较多,标定效率很低,本文柱状物语义标定算法在激光雷达数量上降低了98.8%,图像线元素提取个数上降低了93.8%,标定时间缩短了95%。

由图8和表2可得,本文方法在平移误差、旋转误差及重投影误差三项指标上均显著优于传统线元素法。具体而言,本文方法的平移误差均值仅为0.07m,较传统方法的0.19m降低了约63.2%;旋转误差均值由1.23deg降至0.47deg,降幅约61.8%;重投影误差均值由2.35pix降至0.85pix,降幅约63.8%。同时,本文方法各项误差的标准差亦明显减小,表明其算法稳定性与鲁棒性更强。

4 结 论

本文基于kitti激光雷达和视觉数据,对联合标定算法进行了研究,对于激光点云,由于激光点云数据量大、纹理稀疏且无结构,其特征提取消耗算力较大且特征纹理结构与视觉纹理很难匹配上,提出一种基于柱状物语义特征的联合标定方法,该方法可有效解决地激光和视觉联合标定效率低和精度差的问题。实验证明,本文提出的算法取得了较好的标定效果,极大提高了标定效率,可用于城市车载数据的处理。

对于视觉图像线元素的提取效果,可以增加视觉柱状物预处理或调整网络来改进。此外在联合标定方面,可尝试多种方法,如基于深度信息进行多层级联合标定取最优结果等。

参考文献:

- [1] Clavijo M, Jiménez Felipe, et al. The development and prospects of autonomous driving technology[J]. Applied Sciences, 2023, 13(9): 2076—3417.
- [2] Yang B, Li J, Zeng T. A review of environmental perception technology based on multi-sensor information fusion in autonomous driving[J]. World Electric Vehicle Journal, 2025, 16(1): 20.
- [3] 林俊钦,胡晓明,闫达远.场景轮廓的动态规划立体匹配算法[J].光学技术,2013(1):5.
Lin Junqin, Hu Xiaoming, Yan Dayuan. Dynamic programming stereo matching algorithm for scene profiles[J]. Optical Technology, 2013(1): 5.
- [4] 周铨君.基于多传感器融合的智能小车导航技术研究[D].南京:南京信息工程大学,2024.
Zhou Chengjun. Research on navigation technology of intelligent vehicle based on multi-sensor fusion[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2024.
- [5] 支帅,韩世豪,丁国鹏,等.立体视觉与激光测距仪联合标定方法[J].红外与激光工程,2025,54(8):147—158.
Zhi Shuai, Han Shihao, Ding Guopeng, et al. A joint calibration method of stereo vision and laser rangefinder[J]. Infrared and Laser Engineering, 2025, 54(8): 147—158.
- [6] 王晶,方俊永,刘学,等.一种不同地面分辨率图像的拼接算法[J].光学技术,2014(4):7.
Wang Jing, Fang Junyong, Liu Xue, et al. A mosaic algorithm for images with different ground resolutions[J]. Optical Technique, 2014(4): 7.
- [7] Lyu X, Liu S, Qiao R, et al. Camera, LiDAR, and IMU spatiotemporal calibration: methodological review and research perspectives[J]. Sensors, 2025, 25(17): 5409.
- [8] Zhang H, Li S, Zhu X, et al. 3D LiDAR and monocular camera calibration: A review[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(7): 10530—10555.
- [9] Zhang Q, Pless R. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration) [C]//2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Sendai: IEEE, 2004: 2301—2306.
- [10] Geiger A, Moosmann F, Car Ö, et al. Automatic camera and range sensor calibration using a single shot[C]//2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul: IEEE, 2012: 3936—3943.
- [11] Wu H, Liu Y, Huang H, et al. Targetless external reference calibration of LiDAR and camera in autonomous driving environment[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1—9.
- [12] Pusztai Z, Hajder L. Accurate calibration of LiDAR-camera systems using ordinary boxes[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. Venice: IEEE, 2017: 394—402.
- [13] Park Y, Yun S, Won C S, et al. Calibration between color camera and 3D LIDAR instruments with a polygonal planar board[J]. Sensors, 2014, 14(3): 5333—5353.
- [14] Dhall A, Chelani K, Radhakrishnan V, et al. LiDAR-camera calibration using 3D-3D point correspondences[EB/OL]. (2017-05-26)[2026-03-07].
- [15] Zhou L, Li Z, Kaess M. Automatic extrinsic calibration of a camera and a 3D LiDAR using line and plane correspondences [C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 5562—5569.
- [16] Yuan X, Wang S, Xie Y, et al. Object-based semantic fusion algorithm of Lidar and camera via inverse projection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 1—15.
- [17] Umam M K S, Yoo J, Utama I B K Y, et al. TransCalib: Automated extrinsic calibration of LiDAR-camera fusion using convolutional transformer for targetless self-alignment[J]. IEEE Access, 2025, 13: 171185—171200.
- [18] Xiong F, Zhang Z, Kong Y, et al. MSANet: LiDAR-camera online calibration with multi-scale fusion and attention mechanisms[J]. Remote Sensing, 2024, 16(22): 4233.

(下转第317页)