

# 结构化环境下基于点线面特征融合的 SLAM 算法

曹一波,赵鹏飞,朱海文,刘 顺,张智辉

(华南师范大学 软件学院,广东 佛山 528200)

**摘 要:**结构化场景中,存在着低纹理表面为特征的人造环境,基于点特征的 SLAM (Simultaneous Localization and Mapping, 同时定位与地图构建)算法难以得到足够的匹配点对,从而导致相机估计运动失败。除了点之外,结构化环境提供了大量的几何特征,例如线和平面。因此,提出一种基于点线面特征融合的 SLAM 算法。算法将基于深度学习的 SuperPoint 点特征与传统线面特征相结合,利用结构化场景的特性,将位姿解耦细化。首先,使用线面特征构建 MW (Manhattan World, 曼哈顿世界)坐标系,利用每一时刻相机与 MW 坐标系的相对旋转得到相机之间的旋转矩阵;然后,构建点线面特征的重投影误差函数,通过最小化联合误差函数得到平移矩阵;最后,根据结构化环境下平面间相互垂直和平行的特性添加约束函数,同时为弥补环境中出现不严格遵守 MW 假设的情况,使用关键帧构建的局部地图投影到当前帧进一步优化位姿。在 TUM 公开数据集上与主流方法对比表明,该算法有效提升了结构化低纹理环境下的 SLAM 定位精度。

**关键词:**点线面特征;SuperPoint;同时定位与地图构建;结构化环境;重投影误差

**中图分类号:**TP242.6+2

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2023)07-0085-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2023.07.013

## SLAM Algorithm Based on Point-line-plane Feature Fusion in Structured Environment

CAO Yi-bo, ZHAO Peng-fei, ZHU Hai-wen, LIU Shun, ZHANG Zhi-hui

(School of Software, South China Normal University, Foshan 528200, China)

**Abstract:**In structured scenes, there are artificial environments characterized by low textured surfaces, so it is difficult for the SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) algorithm based on point feature to get enough matching point pairs, which leads to the failure of camera motion estimation. In addition to points, structured environments provide a number of geometric features, such as lines and planes. Therefore, a SLAM algorithm based on point, line and surface feature fusion is proposed. The algorithm combines the SuperPoint features based on deep learning with the traditional line-plane features, and utilizes the features of structured scenes to refine the position and pose decoupling. First, the MW (Manhattan World) coordinate system is constructed by using line and plane features, and the rotation matrix between the cameras is obtained by using the relative rotation between the cameras and the MW coordinate system at each moment. Then, the reprojection error function of point, line and plane features is constructed, and the translation matrix is obtained by minimizing the joint error function. Finally, constraint functions are added according to the vertical and parallel characteristics between planes in the structured environment. In order to compensate for the non-strict compliance with the MW hypothesis in the environment, the local map constructed by key frames is projected to the current frame to further optimize the pose. On TUM open dataset, the proposed algorithm can effectively improve the localization accuracy of SLAM in structured low-texture environment compared with the mainstream methods.

**Key words:**point-line-plane feature; SuperPoint; SLAM; structured environment; reprojection error

## 0 引 言

近年来,视觉同时定位与地图构建 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM) 技术是计算机视觉和机器人领域的一大研究热点,其核心在于帮助机器

人更加准确高效地认知自身位姿和周围环境的几何结构。在基于特征的视觉 SLAM 中,点特征因其结构简单且容易表达最为常用。典型的点特征方法有 PTAM<sup>[1]</sup>、ORB-SLAM<sup>[2]</sup>,通过传统特征检测算法提取

收稿日期:2022-07-24

修回日期:2022-11-24

基金项目:宁波市重点技术研发项目(2021E007)

作者简介:曹一波(1971-),男,博士,副教授,研究方向为 SLAM 技术、机器人自动化技术;赵鹏飞(1997-),男,硕士研究生,CCF 会员(F7625G),研究方向为移动机器人视觉 SLAM。

图像中的显著角点,再根据角点附近领域信息计算该点的描述子,最后根据数据关联情况构造并求解状态变量。随着近些年深度学习的发展,深度学习以其提取特征更丰富、鲁棒性更强、精度更高和不需要手工设计特征等优点在图像分类、目标检测和图像分割等领域得到了广泛应用<sup>[3]</sup>。使用深度学习方法进行特征点及描述子的提取也是该领域研究的一大热点问题。如 SuperPoint\_SLAM<sup>[4]</sup>使用神经网络提取 SuperPoint 特征点<sup>[5]</sup>代替传统手工设计特征,提高了定位的精度和鲁棒性。基于点特征的方法中,特征点在质量上和数量上都对算法的鲁棒性和准确性起着决定性作用。在结构化场景中<sup>[6]</sup>,物体表面、材质性能均一,结构及尺寸变化规律且稳定,多带有显著的几何特征和相对规则的形状,例如墙壁、桌子、门窗和箱子等等。这种场景以低纹理表面为特征的人造环境居多,如走廊、室内停车场等,难以提取到足够多的特征点。为了弥补单一点特征提供特征信息的不足,有学者提出了多种特征相结合的方法,如 Pumarola 等<sup>[7]</sup>在 ORBSLAM 的基础上加入线特征,并提出利用线特征进行系统初始化的方法。Gomez-Ojeda 等<sup>[8]</sup>提出基于双目的点线特征 SLAM 方法,在回环检测模块中加入并权衡了点线特征。李铁维等<sup>[9]</sup>采用一种四参数的方式表示空间直线,并使用点线特征联合图优化去估计相机位姿,有效改善了因相机运动过快产生的跟丢问题。Yang Gao 等<sup>[10]</sup>提出的 RGB-D 相机下基于点线面特征的视觉里程计,定义了一种平面特征的匹配方法及平面特征的误差表示方法。Zhang 等<sup>[11]</sup>提出的室内环境下基于点面的 RGB-D SLAM,为平面增加了平行和垂直的约束关系。李海丰等<sup>[12]</sup>提出的基于点线面特征的 PLP-SLAM,其点特征用于对机器人当前位姿进行初始估计,线和平面特征用来描述环境信息,但该方法的本质还是依赖点特征实现定位。线、面特征在结构化环境中较为丰富且对光照变化更加鲁棒,将它们和点特征共同用于 SLAM 系统中,通过增加特征的数量<sup>[13]</sup>来提高定位算法的精度。

传统的多种特征结合的方法通过帧间匹配直接计算位姿信息,不可避免地会产生累计误差,从而导致定位不准确<sup>[14]</sup>。一种策略是加入回环检测和位姿图优化来纠正误差,然而这会带来额外的计算负担。另一种则是根据特殊的场景结构来减少累计误差。在结构化场景中,物体多表现为平面性和正交性,大都满足建立曼哈顿世界<sup>[15]</sup>的条件,即所处环境由三个正交方向的几何结构组成。由于旋转误差是总误差的主要来源,并且每帧与曼哈顿世界坐标系理论上可以求得无漂移的旋转,从而间接得到帧间的旋转,减少累计旋转误差<sup>[16]</sup>。Joo 等<sup>[17]</sup>在图像帧中为曼哈顿世界提供了

分支定界框架。MVO 中<sup>[18]</sup>提出了一种单位球均值偏移方法,用于寻找曼哈顿世界和相机坐标系之间的旋转矩阵。OPVO 中<sup>[19]</sup>使用平面来估计曼哈顿框架间的旋转,在至少具有两个正交平面的环境中,通过分别估计相机旋转和平移运动实现了准确和低误差的状态估计。Li 等<sup>[20]</sup>提出的 RGB-D SLAM 系统,结合多种传统几何特征并利用曼哈顿世界假设,该系统有效提高了结构化环境下的定位精度。

综上所述,为了充分利用结构化环境下的多种特征信息,以及基于深度学习提取特征更丰富、鲁棒性更强、精度更高和不需要手工设计特征等优点,提出一种 SuperPoint 点特征与线面特征融合的 SLAM 算法。在使用特征数据的策略方面,不直接计算帧间的位姿变换,而是利用线面特征,基于曼哈顿世界假设,估计每帧与曼哈顿世界坐标系的相对旋转来得到帧间旋转,减少了旋转的累计误差,然后通过求解最小化联合点线面的重投影误差函数得到平移。将 6 自由度位姿解耦为 3 自由度的旋转和平移,降低了算法对特征信息的依赖同时也减少了计算量。位姿优化方面,根据结构化环境下的特性,添加了平面间的垂直和平行约束关系,并使用关键帧构建的局部地图优化位姿。在 TUM 公开数据集上与现有的主流方法对比表明,该算法有效提升了结构化低纹理环境下的定位精度。

## 1 基于点线面特征融合的 SLAM 算法

### 1.1 算法流程

算法整体流程如图 1 所示。

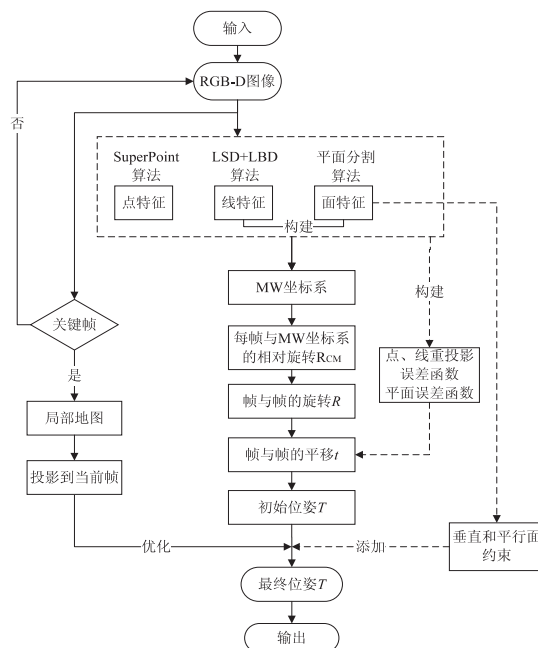


图 1 算法整体流程

算法主要以基于深度学习的 SuperPoint 点特征和传统线、面特征相结合,以及结构化场景特性借助曼哈

顿世界假设来提高定位的精度和鲁棒性。算法以 RGB-D 相机获取的 RGB-D 图像作为数据来源,通过 SuperPoint 算法提取点特征,LSD 算法<sup>[21]</sup>提取线特征,使用平面分割算法<sup>[22]</sup>得到面特征。点、线特征的匹配由 SuperPoint 描述子之间的距离和 LBD 描述子之间的距离分别得到,平面特征的匹配通过平面到原点的距离、平面间夹角得到。由图像中提取的线、面构建曼哈顿世界坐标系,通过求每帧与曼哈顿世界坐标系的相对旋转来间接得到帧与帧之间的相对旋转  $R$ , 然后构建联合点线面的重投影误差函数,代入  $R$  并求解此函数即可获得平移  $t$ 。根据结构化场景下平面间相互垂直和平行的特性添加约束函数优化位姿。同时为弥补环境中出现不严格遵守曼哈顿世界假设的情况,使用关键帧构建的局部地图投影到当前帧进一步优化位姿。

## 1.2 相关特征的提取与匹配

### 1.2.1 SuperPoint 点特征

SuperPoint 是一种先进的用于特征点检测以及计算描述子的自监督框架,由 MagicPoint 和 Homographic 两部分组成。前者是用于特征点检测的基于 VGG 神经网络,后者是用于生成特征点的描述子。SuperPoint 对环境光照和视点变化的鲁棒性使其更加稳定,在 Hpatches 数据集<sup>[23]</sup>上的性能优于 ORB、SIFT 等传统手工设计点特征。在 SuperPoint\_SLAM 中,该 SLAM 系统采用 ORBSLAM2<sup>[24]</sup>的框架,采用 SuperPoint 点特征替换 ORB 点特征,其在建筑物多的场景定位表现优于 ORBSLAM2。文中算法主要应用在结构化环境下,场景中以人造建筑物居多,使用基于深度学习的 SuperPoint 点特征与线面特征相结合能有效提高 SLAM 定位的精度。在得到点特征和其描述子之后,通过计算描述子距离完成点特征之间的匹配。在提取图像中的二维点特征后,利用相机内参和深度图将其反向投影,获得对应三维空间点。结构化纹理环境下提取的 SuperPoint 点特征如图 2 所示。

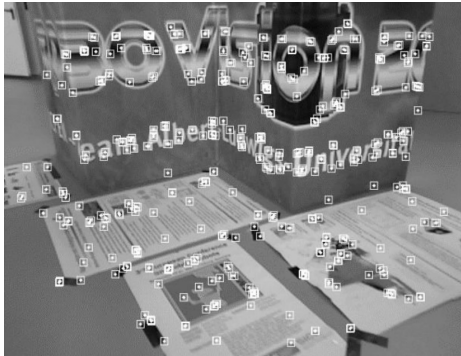


图 2 结构化纹理环境下提取的 SuperPoint 点特征

### 1.2.2 线特征和面特征

结构化场景中,常常存在低纹理表面为特征的人

造环境,点特征提取不到或数量太少不足以成功跟踪位姿,所以算法中加入了直线和平面特征。线特征使用 LSD 算法从图像中拟合得到,使用 LBD 算法得到线特征的描述子,根据描述子距离完成线特征之间的匹配。和点特征一样,经过反投影后得到三维线。但由于 RGB-D 相机得到的深度图在物体边界处会出现深度不连续的先天性弱势,势必会存在由于深度错误导致投影的不准确情况,为克服这种情况的影响,该文对 3D 线进行滤波,即通过 RANSAC 的方法对线段上的外点进行剔除。

RGB-D 图像能够提供有序的点云<sup>[25]</sup>,使用算法<sup>[22]</sup>从点云中分割并提取平面特征。其中平面由 hession 的参数方程来表示,记作  $\pi = (\mathbf{n}^T, d)$ , 其中  $\mathbf{n} = (n_x, n_y, n_z)^T$  是平面的单位法向量,  $d (d > 0)$  是相机原点到该平面的距离。平面检测之后,使用文献[10]中的数据关联方法进行平面匹配,即两平面法向量夹角小于 10 度、原点到平面距离  $d$  之差小于 0.1 米。此外,还将探索局部地图中的平面和当前帧中检测到的平面之间的关系,以在优化位姿时增加额外的约束。结构化低纹理环境下提取的线、面特征如图 3 所示。

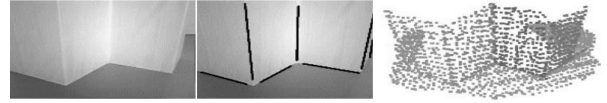


图 3 结构化低纹理环境下提取的线、面特征

## 1.3 位姿估计

### 1.3.1 基于曼哈顿世界假设的旋转估计

当提取到线面特征后,根据结构化环境下的正交特性,利用文献[20]中的方法可将环境建模为曼哈顿世界,通过球面均值漂移法来估计每帧与曼哈顿坐标系之间的旋转关系  $R_{CM}$ <sup>[18]</sup>,如图 4 所示。其中,  $C^0$ 、 $C^k$ 、 $C^{k+1}$  是初始时刻以及第  $k$  和  $k+1$  时相机的位姿,其与曼哈顿坐标系的旋转关系分别为  $R_{C^0M}$ 、 $R_{C^kM}$ 、 $R_{C^{k+1}M}$ 。

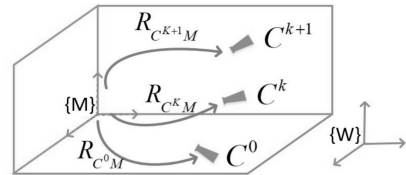


图 4 基于曼哈顿世界坐标系的旋转估计

在上述得到第  $k$  和  $k+1$  帧与曼哈顿坐标系之间的相对旋转关系后,根据公式(1),就可以估计出  $k$  到  $k+1$  帧的旋转  $R_{C^{k+1}C^k}$ 。

$$R_{C^{k+1}C^k} = R_{C^{k+1}M} R_{C^kM}^T \quad (1)$$

根据世界坐标系与曼哈顿坐标系之间的旋转关系  $R_{MW}$ ,由公式(2),就可以得到每一时刻相机与世界坐标系下的旋转情况。



$$R_{C^W} = R_{C^M} R_{MW} \quad (2)$$

其中,  $R_{MW}$  由曼哈顿世界初始化时得到。

通过借助曼哈顿世界假设将位姿解耦,可单独求解 3 自由度的旋转,不仅减少了计算量,而且旋转估计不会受到上一帧或参考帧姿态的影响,误差将不会累计,有效降低了旋转累计误差。

### 1.3.2 平移估计

在完成位姿的旋转估计后,通过最小化联合点线面的重投影误差函数来估计位姿中剩余的 3 自由度平移。首先,将匹配好的参考帧中的三维点重新投影到当前帧中<sup>[26]</sup>,构建关于点的重投影误差函数:

$$e_{k,j}^p = p_k - \Pi(R_{k,j} P_j + t_{k,j}) \quad (3)$$

其中,  $\Pi(\cdot)$  为投影函数,  $P_j$  是参考帧中的三维点,  $p_k$  是当前帧的像素坐标,  $R_{k,j}$  是参考帧到当前帧的旋转矩阵并在上节方法中已经得到,只需求解参考帧到当前帧的平移矩阵  $t_{k,j}$  即可。对于线,使用端点  $p_{start}$  和  $p_{end}$  来获得归一化的线段,其描述如下所示:

$$l = \frac{p_{start} \times p_{end}}{\|p_{start}\| \|p_{end}\|} \quad (4)$$

然后,通过参考帧中的线段端点到当前帧直线的距离来定义线的重投影误差函数<sup>[27-28]</sup>,误差函数可以表示为:

$$e_{k,j}^l = l(\Pi(R_{k,j} P_{start} + t_{k,j}) + \Pi(R_{k,j} P_{end} + t_{k,j})) \quad (5)$$

对于平面,为了避免平面表示方法的过参,可将其最小参数化,表示为  $q(\pi) = (\varphi, \psi, d)$ , 其中  $\varphi$  和  $\psi$  是法线的方位角和仰角。平面表示方法如下:

$$q(\pi) = (\varphi = \arctan(\frac{n_y}{n_x}), \psi = \arcsin(n_z), d) \quad (6)$$

因此,参考帧中的平面  $\pi_j$  与当前帧中的平面  $\pi_k$  之间的误差函数可表示为:

$$e_{k,j}^\pi = q(\pi_k) - q(T_{cw}^T \pi_j) \quad (7)$$

其中,  $T_{cw}^T$  是世界坐标系到相机坐标系的变换。最终的联合误差函数可以表示为:

$$E_t = \argmin \sum_j^M \rho_p(e_{k,j}^p)^T \sum p^{-1} e_{k,j}^p + \sum_j^M \rho_l(e_{k,j}^l)^T \sum l^{-1} e_{k,j}^l + \sum_j^M \rho_\pi(e_{k,j}^\pi)^T \sum \pi^{-1} e_{k,j}^\pi \quad (8)$$

其中,  $\sum p^{-1}$ 、 $\sum l^{-1}$ 、 $\sum \pi^{-1}$  分别表示点线面特征在第  $k$  帧中的协方差矩阵,  $\rho_p$ 、 $\rho_l$ 、 $\rho_\pi$  分别表示联合误差函数中点线面特征对应的鲁棒 Huber 函数。

最后使用 LM(Levenberg-Marquart) 算法最小化联合误差函数  $E_t$  求解得到平移。

## 1.4 位姿优化

结构化环境下,平面间呈现垂直和平行的关系。

利用这一特性,可将地图中的平面和当前帧检测的平面添加垂直和平行的约束,约束函数如下所示:

$$e_{k,n}^{\pi \parallel} = \|q_n(n_k) - q_n(R_{CW} n_x)\| \quad (9)$$

$$e_{k,n}^{\pi \perp} = \|q_n(R_{\perp} n_k) - q_n(R_{CW} n_x)\| \quad (10)$$

其中,  $q_n(\pi) = (\varphi, \psi)$ 。对于互相垂直的平面,将其平面法线旋转 90 度( $R_{\perp}$ )以构建误差函数,同时这两个误差函数在优化时被合并到(8)中建立联合误差函数。结构化环境下,相机运动到不严格遵守曼哈顿世界的时刻,会使得定位精度下降。因此,该文采用 ORBSLAM2 的策略选择关键帧并建立含有点、线、面的局部地图,基于局部地图投影到当前帧的策略来优化位姿,提高定位精度。

## 2 实验

### 2.1 实验平台及数据集介绍

实验所用的电脑软硬件配置:CPU 为 Inter Core i5-9400F,6 核处理器,主频 2.9 GHz,内存 8 GB,GPU 为 1050Ti,系统为 Ubuntu16.04。使用 TUM RGB-D 公开数据集的四个结构化场景的序列进行实验测试,其中 fr3-structure-texture-far、fr3-structure-texture-near 为结构化纹理环境,fr3-structure-notexture-far、fr3-structure-notexture-near 为结构化低纹理环境,以下简称为 st-far、st-near、snot-far 和 snot-near<sup>[29]</sup>。

### 2.2 实验结果与分析

为了验证提出的基于深度学习的 SuperPoint 点特征与传统线面特征相结合能够有效提升结构化环境下 SLAM 定位算法的精度,将所提算法与基于 ORB 点特征的 ORBSLAM2、基于 SuperPoint 点特征的 SuperPoint\_SLAM<sup>[4]</sup>、基于传统点面特征的 PP\_SLAM<sup>[11]</sup>、基于传统点线面特征的 PLANAR\_SLAM<sup>[20]</sup> 作对比分析。绝对轨迹误差(Absolute Trajectory Error, ATE)直接计算相机位姿的真实值与 SLAM 定位算法的估计值之差,代表轨迹的全局一致性,此标准非常适合评估 SLAM 系统的性能,如式(11):

$$ATE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\log(T_{gt,i}^{-1} T_{esti,i})\|_2^2} \quad (11)$$

其中,  $T_{esti,i}$  是估计轨迹,  $T_{gt,i}$  是真实轨迹,  $i = 1, 2, \dots, N$ 。首先单独比较了几种算法在绝对轨迹中的旋转误差。

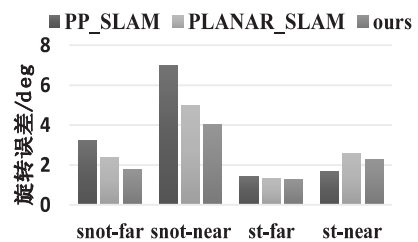


图 5 几种算法的旋转误差对比

如图5所示,除 st-near 序列,所提算法在其他序列上的旋转误差值明显低于对比算法,表明借助曼哈顿世界假设去求解位姿中的旋转能够有效减少旋转的累计误差。

对于绝对轨迹误差进行分析,就要得到相机传感器在数据集各个序列上的运动轨迹。图6是几种算法在各个序列上的运动轨迹和真实轨迹的对比,可以看出所提算法在结构化低纹理的环境中比其他算法更贴近于真值,表明所提算法在这些环境下的定位精度更高。表1数据是几种算法绝对轨迹误差的具体数值,代表各算法对相机位姿的估计值与真实值之间的差异,数值越小,算法定位精度越高。从表1数据可知,在 snot-far、snot-near 序列中,ORB\_SLAM2 和

SuperPoint\_SLAM 过于依赖点特征,在上述序列因点特征提取不到或提取数量过少导致跟踪丢失。所提算法基于点线面多种特征,弥补了单一点特征在低纹理环境下跟踪丢失的问题,并且绝对轨迹误差也保持在较小的水平,表明所提算法在结构化低纹理环境下能够有效提高 SLAM 的定位精度。在 st-far、st-near 序列中,点特征比较丰富,且 ORB\_SLAM2、SuperPoint\_SLAM、PP\_SLAM 中含有全局 BA 模块,使得所提算法在这两个序列中稍逊一筹,但是比之同样没有全局 BA 模块的 PLANAR\_SLAM,所提算法的误差更小,也体现了基于 SuperPoint 点特征与线面特征结合相对于传统点线面特征结合的优势。

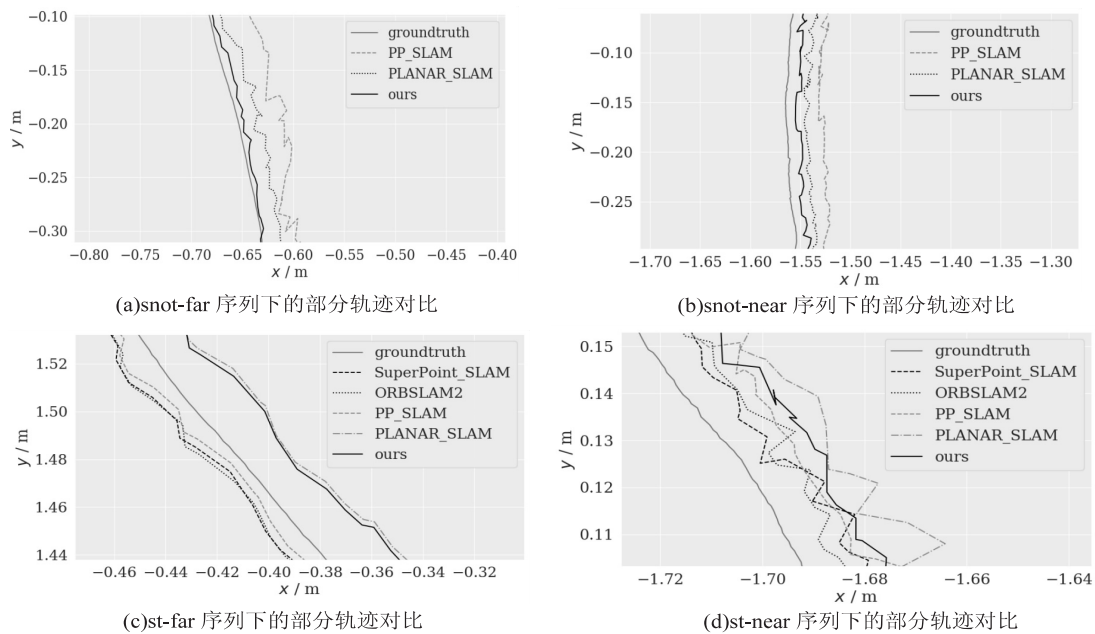


图6 几种算法在 TUM 数据集序列下的部分轨迹

表1 几种算法的绝对轨迹误差对比 cm

TUM 数据集	ORB_SLAM2	SuperPoint_SLAM	PP_SLAM	PLANAR_SLAM	ours
snot-far	--	--	2.37	2.53	1.74
snot-near	--	--	2.65	2.39	2.17
st-far	1.11	0.98	1.09	1.82	1.68
st-near	1.07	1.09	2.46	3.57	2.97

注:--表示在此数据集下点特征提取数量过少,跟踪丢失

### 3 结束语

提出了一种基于点线面特征融合的 SLAM 定位算法,多种特征相结合充分利用了环境中的特征信息,解决了纯点特征在低纹理环境下跟踪丢失的问题。将基于深度学习的 SuperPoint 点特征与传统线面特征相结合,利用结构化环境特性,借助曼哈顿世界假设减少了累计误差。实验表明,相较于传统多种特征融合的方法,该算法有效提高了结构化低纹理环境下的定位

精度。在未来的研究中,将考虑加入全局位姿优化以及回环检测模块,以进一步提升算法定位的准确性和鲁棒性。

### 参考文献:

- [1] KLEIN G, MURRAY D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces[C]//6th IEEE and ACM international symposium on mixed and augmented reality. Nara: IEEE, 2007:225-234.

- [2] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31 (5): 1147–1163.
- [3] 李志强, 朱明. 基于 SuperPoint 的轻量级特征点及描述子提取网络 [J]. 计算机系统应用, 2021, 30 (11): 310–316.
- [4] DENG C, QIU K, XIONG R, et al. Comparative study of deep learning based features in SLAM [C]//2019 4th Asia-Pacific conference on intelligent robot systems (ACIRS). Nagoya: IEEE, 2019: 250–254.
- [5] DETONE D, MALISIEWICZ T, RABINOVICH A. Superpoint: self-supervised interest point detection and description [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops. Salt Lake City: IEEE, 2018: 224–236.
- [6] ZHOU H, ZOU D, PEI L, et al. StructSLAM: visual SLAM with building structure lines [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64 (4): 1364–1375.
- [7] PUMAROLA A, VAKHITOV A, AGUDO A, et al. PL-SLAM: real-time monocular visual SLAM with points and lines [C]//2017 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). Singapore: IEEE, 2017: 4503–4508.
- [8] GOMEZ-OJEDA R, MORENO F A, ZUNIGA-NOËL D, et al. PL-SLAM: a stereo SLAM system through the combination of points and line segments [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2019, 35 (3): 734–746.
- [9] 李铁维, 王牧阳, 周炎. 基于点线结合特征的单目视觉里程计 [J]. 计算机技术与发展, 2021, 31 (1): 48–53.
- [10] PROENCA P F, GAO Y. Probabilistic RGB-D odometry based on points, lines and planes under depth uncertainty [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2018, 104: 25–39.
- [11] ZHANG X, WANG W, QI X, et al. Point-plane SLAM using supposed planes for indoor environments [J]. Sensors, 2019, 19 (17): 3795.
- [12] 李海丰, 胡遵河, 陈新伟. PLP-SLAM: 基于点、线、面特征融合的视觉 SLAM 方法 [J]. 机器人, 2017, 39 (2): 214–220.
- [13] 王金科, 左星星, 赵祥瑞, 等. 多源融合 SLAM 的现状与挑战 [J]. 中国图象图形学报, 2022, 27 (2): 368–389.
- [14] 陈孟元, 丁陵梅, 张玉坤. 基于改进关键帧选取策略的快速 PL-SLAM 算法 [J]. 电子学报, 2022, 50 (3): 608–618.
- [15] COUGHLAN J M, YUILLE A L. Manhattan world: compass direction from a single image by Bayesian inference [C]//Proceedings of the seventh IEEE international conference on computer vision. Kerkyra: IEEE, 1999: 941–947.
- [16] KIM P, COLTIN B, KIM H J. Low-drift visual odometry in structured environments by decoupling rotational and translational motion [C]//2018 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). Brisbane: IEEE, 2018: 7247–7253.
- [17] JOO K, OH T H, KIM J, et al. Globally optimal Manhattan frame estimation in real-time [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Las Vegas: IEEE, 2016: 1763–1771.
- [18] ZHOU Y, KNEIP L, RODRIGUEZ C, et al. Divide and conquer: efficient density-based tracking of 3D sensors in Manhattan worlds [C]//Asian conference on computer vision. Taiwan, China: Springer, 2016: 3–19.
- [19] KIM P, COLTIN B, KIM H J. Visual odometry with drift-free rotation estimation using indoor scene regularities [C]//British machine vision conference. London: BMVC, 2017: 7.
- [20] LI Y, YUNUS R, BRASCH N, et al. RGB-D SLAM with structural regularities [C]//2021 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). Xi'an: IEEE, 2021: 11581–11587.
- [21] VON GIOI R G, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: a fast line segment detector with a false detection control [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 32 (4): 722–732.
- [22] TREVOR A J B, GEDIKLI S, RUSU R B, et al. Efficient organized point cloud segmentation with connected components [C]//2013 semantic perception mapping and exploration (SPME). New York: IEEE, 2013: 1–6.
- [23] BALNTAS V, LENC K, VEDALDI A, et al. HPatches: a benchmark and evaluation of handcrafted and learned local descriptors [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 5173–5182.
- [24] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. Orb-slam2: an open-source slam system for monocular, stereo, and rgb-d cameras [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33 (5): 1255–1262.
- [25] AHMINE Y, CARON G, CHOUIREB F, et al. Continuous scale-space direct image alignment for visual odometry from RGB-D images [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6 (2): 2264–2271.
- [26] 刘军, 柴宏旭, 赵威. 一种 SURF-FREAK 特征误差模型视觉里程计 [J]. 计算机技术与发展, 2022, 32 (3): 8–14.
- [27] 钱琦, 白庭铭, 闭云峰, 等. 基于点线特征的单目同步定位与建图初始化方法 [J]. 光学学报, 2021, 41 (12): 171–178.
- [28] 陈维兴, 王琛, 陈斌. 点线融合双目定位与建图多维提升方法 [J]. 计算机应用研究, 2022, 39 (3): 956–960.
- [29] STURM J, ENGELHARD N, ENDRES F, et al. A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems [C]//2012 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems. Vilamoura: IEEE, 2012: 573–580.