

doi: 10.7690/bgzd.2026.04.020

# 室内光照变化下视觉 SLAM 优化方法

肖鑫, 黄丹平, 李昊宇

(四川轻化工大学机械工程学院, 四川 宜宾 644000)

**摘要:** 针对传统视觉同时定位与建图 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 技术存在由于室内光照条件变化而导致鲁棒性低等问题, 提出一种基于图像增强与神经网络的视觉 SLAM 优化方法。对原始 ORB-SLAM2 框架进行改进, 并在其相机跟踪线程中加入一种 RAH-GCNv2 特征点提取方法。RAH-GCNv2 方法对图像 RGB 通道进行均衡处理, 调节视觉信息色偏现象, 对图像 HSV 通道进行自适应增强, 调节亮度问题。通过 GCNv2 特征点提取网络, 获取分布均匀且分散的特征点, 并在公开数据集上进行实验验证。实验结果表明: 在欠曝与过曝条件下, 所提改进方法使采集图像的标准差增加 5 倍, 熵值增加 50%, 图像平均梯度增加 5 倍。将 RAH-GCNv2 特征点提取方法融入 ORB-SLAM2 框架后, 相机运动轨迹误差比原始 ORB-SLAM2 框架降低 30%, 且不会出现位姿丢失等问题。实际测试表明: 该方法修正了原始 ORB-SLAM2 框架在弱纹理场景中出现的轨迹漂移问题, 建图效果得到明显改善。

**关键词:** 视觉 SLAM; 移动机器人; 图像增强; 特征点提取

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Optimization Methods for Visual SLAM under Indoor Illumination Variations

Xiao Xin, Huang Danping, Li Haoyu

(School of Mechanical Engineering, Sichuan University of Science &amp; Engineering, Yibin 644000, China)

**Abstract:** Aiming at the problems such as low robustness caused by the changes of indoor lighting conditions in traditional visual simultaneous localization and mapping (SLAM), an optimized visual SLAM method based on image enhancement and neural network is proposed. This method makes improvements on the original ORB-SLAM2 framework by incorporating a RAH-GCNv2 feature point extraction method into its camera tracking thread. The RAH-GCNv2 method performs equalization processing on the RGB channels of the image to adjust the visual information color bias phenomenon, and conducts adaptive enhancement on the HSV channels of the image to adjust the brightness issue. Through the GCNv2 feature point extraction network, uniformly distributed and scattered feature points were obtained, and experimental verification was carried out on public datasets. The experimental results showed that under underexposure and overexposure conditions, the proposed improved method increased the standard deviation of the captured images by 5 times, the entropy value by 50%, and the average gradient of the images by 5 times. After integrating the RAH-GCNv2 feature point extraction method into the ORB-SLAM2 framework, the camera motion trajectory error was reduced by 30% compared with the original ORB-SLAM2 framework, and problems such as pose loss did not occur. The actual test showed that the trajectory drift problem of the original ORB-SLAM2 framework in weakly textured scenes was corrected, and the mapping effect was significantly improved.

**Keywords:** visual SLAM; mobile robot; image enhancement; feature point extraction

## 0 引言

随着移动机器人技术不断发展, 定位与建图技术 (SLAM)<sup>[1]</sup> 得到研究人员关注。视觉 SLAM 技术依靠视觉传感器所采集信息实现。典型算法框架有 ORB-SLAM2<sup>[2]</sup>、ORB-SLAM3<sup>[3]</sup> 等, 所采集图像质量直接影响其位姿估计和地图重建精度; 因此, 提高视觉 SLAM 图像质量与特征点提取质量值得研究。

在图像增强领域, 可通过数学变换增强图像对比度, 典型方法有: 直方图均衡化算法<sup>[4]</sup>、自适应

直方图均衡化算法<sup>[5]</sup>和限制对比度自适应直方图均衡化<sup>[6]</sup>。Wei 等<sup>[7]</sup>将传统算法与深度学习相结合提出 Retinex-Net, 可适应各种图像场景和光照条件。Guo 等<sup>[8]</sup>提出零参考深度曲线估计网络, 将光照增强问题转为图像亮度曲线估计问题。Lim 等<sup>[9]</sup>提出了深度堆叠拉普拉斯复原器网络, 从低光照图像中提取全局图像灰度信息和局部图像细节, 但推理时间过长。在特征点提取领域, 其中具有代表性算法的有 ORB<sup>[10]</sup>、SIFT<sup>[11]</sup>、SURF<sup>[12]</sup> 等, 但均会出现提取的特征点扎堆问题。伍薇等<sup>[13]</sup>提出一种自监督的特征点提取网络 SuperPoint, 可在一次前向传播过程中,

收稿日期: 2024-12-09; 修回日期: 2025-01-16

基金项目: 四川省科技厅项目 (2024YFFK0220)

第一作者: 肖鑫 (2001—), 男, 四川人, 硕士。

通信作者: 黄丹平 (1969—), 男, 四川人, 博士。

计算出图像特征点与对应描述符，但仍存在定位精度不足问题。任永强等<sup>[14]</sup>提出 Qtree\_ORB 算法，通过四叉树算法解决特征点扎堆问题，但在室内纹理不明显区域会无法提取特征点。Bei 等<sup>[15]</sup>提出通过引入自适应阈值的方法提高特征点提取效率，但不能解决特征点分布不均匀的问题。Barroso-Laguna 等<sup>[16]</sup>提出关键点检测网络 Key.Net，在不同尺度上检测出关键点，但其计算复杂度过高。

针对以上算法中室内光照变化存在的问题，笔者提出一种 RB-AHSV 图像自适应增强与 GCNv2 网络相结合的稳定特征点提取方法(RAH-GCNv2 方法)。对过曝与欠曝图像进行 RGB 与 HSV 颜色空间修正，改善色偏现象，并在 HSV 颜色空间减小光照因素影响；将修正后的图像通过 GCNv2 特征点提取网络，提取分布均匀的特征点，提高定位精度与地图重建精度。

### 1 方法框架

笔者针对室内场景光照剧烈变化而影响特征点提取问题，利用 ORB-SLAM2 算法框架，在其相机跟踪线程中进行改进，从而提高特征点提取质量，系统整体框架如图 1 所示。

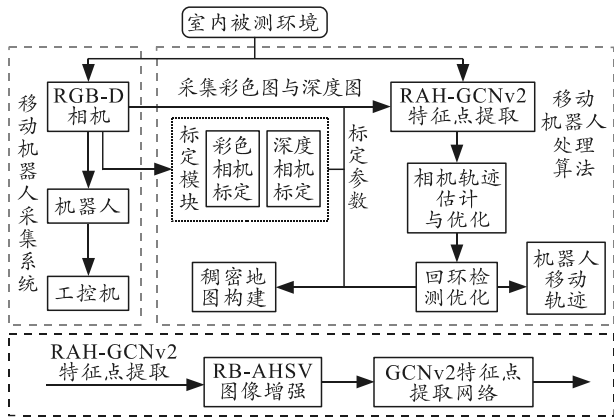


图 1 系统框架

首先对彩色图进行图像增强，通过网络提取图像特征点，再进行误差优化并计算运动轨迹，最后完成稠密地图构建。

#### 1.1 RB-AHSV 图像自适应增强算法

在室内环境中，光照条件突变导致相机采集图

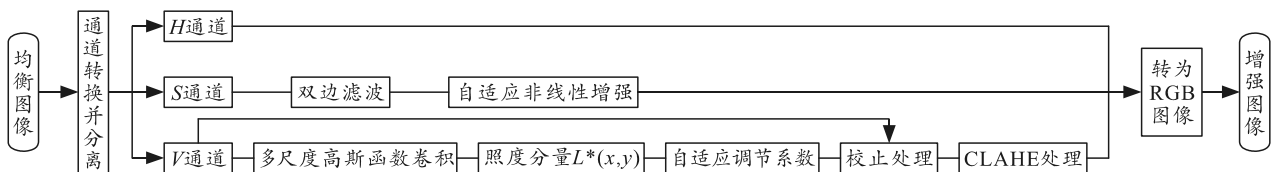


图 4 图像 HSV 自适应增强算法

像出现过曝与欠曝，使视觉 SLAM 出现定位失败和跟踪丢失等问题。为解决该问题，提出一种 RB-AHSV 图形自适应增强算法，流程如图 2 所示。

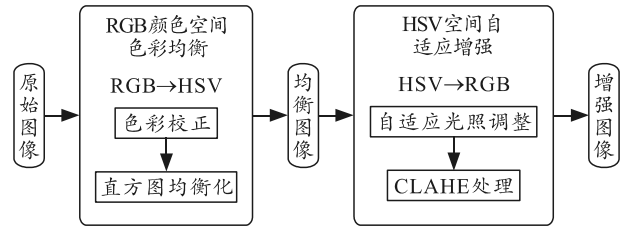


图 2 RB-AHSV 算法总体方案

解决图像过度偏向某个颜色而导致失真的问题，并改善图像对比度与光照强度。

##### 1.1.1 图像 RGB 色彩均衡算法

为改善室内 SLAM 过程中出现的色偏问题，笔者提出图像 RGB 色彩均衡算法如图 3 所示。

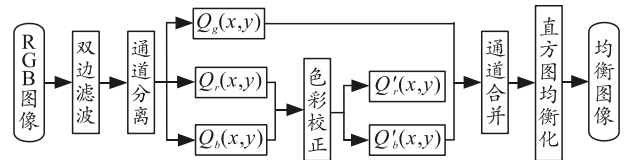


图 3 图像 RGB 色彩均衡算法

对滤波后的 RGB 图像分离 3 通道得到  $P_r$ 、 $P_g$ 、 $P_b$ ；分别计算各通道图像平均值，再分别计算增幅比例  $scale_r$ 、 $scale_b$ ：

$$scale_r = \frac{R_{avg}}{255 \times 0.5}, \quad scale_b = \frac{B_{avg}}{255 \times 0.5} \quad (1)$$

式中： $R_{avg}$  为红色通道图像平均值； $B_{avg}$  为蓝色通道图像平均值。

计算均衡后的红、蓝两通道值：

$$P'_r = P_r / scale_r, \quad P'_b = P_b / scale_b \quad (2)$$

将得到的  $P'_r$ 、 $P'_g$ 、 $P_b$  3 通道合并，最后直方图均衡化。

##### 1.1.2 图像 HSV 自适应增强算法

由于室内光照条件突变产生过曝或欠曝，会直接影响视觉 SLAM 稳定性，故经图像 RGB 色彩均衡算法后，还需抑制光照因素的影响。为解决该问题，笔者提出一种图像 HSV 自适应增强算法如图 4 所示。

将 HSV 通道图像进行 3 通道分离；对  $V$  分量进行式(3)的多尺度高斯函数卷积；再对多个照度分量进行式(4)的加权。

$$L(x, y) = P(x, y) * \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right]; \quad (3)$$

$$L'(x, y) = \sum_{i=1}^N W_i [P(x, y) * G_i(x, y)]. \quad (4)$$

式中： $P(x, y)$ 为原始图像； $L'(x, y)$ 为加权处理后照度分量；先验经验  $N=3$ 。

依据式(5)对图像照度分量进行自适应调节，实质为校正因子  $\beta$  自适应变化。

$$\left. \begin{aligned} V'(x, y) &= 255[V(x, y)/255]^\beta \\ \beta &= 3 \times \left[ \frac{L'(x, y) - m}{e^m} \right]^2 + \frac{L'(x, y) - m}{e^m} + 0.5 \end{aligned} \right\}. \quad (5)$$

式中： $V'(x, y)$ 为自适应调节后照度分量； $V(x, y)$ 为图像原始亮度分量； $m$ 为照度分量的平均值。

将  $V'$ 分量进行 CLAHE 算法处理得到  $V''$ ；对  $S$ 分量进行式(6)的自适应非线性增强；最后将处理后 3 通道进行融合，得到新的 HSV 图像空间。

$$S' = \left[ 1 + \frac{m(R, G, B)}{\max(R, G, B) + \min(R, G, B) + 1} \right] S. \quad (6)$$

式中： $m(R, G, B)$ 为图像中每个点 RGB 通道的平均值； $\max(R, G, B)$ 为最大值； $\min(R, G, B)$ 为最小值。

## 1.2 稳定特征点提取方法

为解决传统视觉 SLAM 中出现特征点提取速度慢、特征点扎堆于高纹理区域等问题，笔者采用特征点提取网络 GCNv2<sup>[17]</sup>与 RB-AHSV 相结合，组成一种稳定特征点提取方法 (RAH-GCNv2)，如图 5 所示。

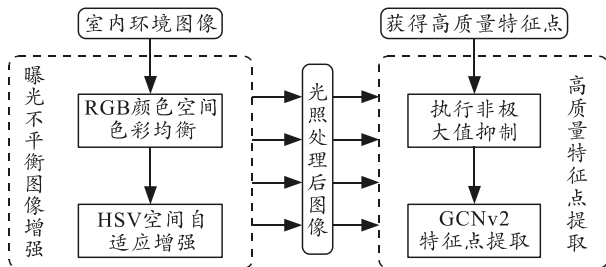


图5 稳定特征点提取方法

图像经 RB-AHSV 自适应增强后，通过式(7)、(8)提取每帧图像关键点  $k_p$  与二值化描述子  $r(x)$ 。

$$k_p = N_k(P_0) = \text{Pixelshuffle}(\text{ConvK}(P_0)); \quad (7)$$

$$r(x) = \text{sign}(b(x)) = \begin{cases} +1, & b(x) \geq 0 \\ -1, & \text{else} \end{cases}. \quad (8)$$

式中： $P_0$ 为浅层特征； $N_k()$ 为关键点预测函数； $x$ 为坐标参数； $r()$ 为通过符号函数激活后的二值化描述子预测值； $b()$ 为非线性插值方法得到的描述子结果。

进一步可得原始图像中每个区域存在关键点概率，采用非极大值抑制方法筛选出质量较好关键点。

## 2 实验分析

实验测试平台配置：Kinect v2 深度相机作为采集设备，MARK2 作为移动底盘，CPU 为 i9 14900HX、GPU 为 NVIDIA RTX4060，操作系统为 Ubuntu18.04。

### 2.1 室内欠曝与过曝图像算法效果验证

采集 4 组室内光照不足或夜晚自然光线图像，使用 RB-AHSV 图像自适应增强算法与经典图像增强算法进行效果对比，对比结果如表 1 所示。

表1 RB-AHSV 处理欠曝图像前后评价指标对比

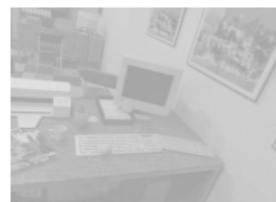
图像序列	图像类型	标准差	熵值	平均梯度
Ui_1	原始图像	10.489	6.426	3.955
	增强图像	47.014	8.537	10.463
Ui_2	原始图像	6.571	4.678	1.365
	增强图像	70.187	6.239	13.527
Ui_3	原始图像	7.598	5.136	1.955
	增强图像	68.265	8.025	11.249
Ui_4	原始图像	8.549	6.239	3.135
	增强图像	93.565	7.549	9.124

采集 4 组室内曝光过度图像，并使用 RB-AHSV 图像自适应增强算法与经典图像增强算法进行效果对比，对比结果如表 2 所示。

表2 RB-AHSV 处理过曝图像前后评价指标对比

图像序列	图像类型	标准差	熵值	平均梯度
Oi_1	原始图像	31.546	7.314	9.320
	增强图像	46.222	8.612	10.132
Oi_2	原始图像	23.687	6.456	7.316
	增强图像	59.326	9.326	15.468
Oi_3	原始图像	13.746	5.156	3.365
	增强图像	38.765	8.515	14.514
Oi_4	原始图像	24.569	4.734	11.157
	增强图像	36.347	5.657	16.359

从表 1 和 2 得出：经 RB-AHSV 图像自适应增强算法处理，图像质量被有效增强，且对比度更加明显如图 6 所示。



(a) 原图 1



(b) 原图 2

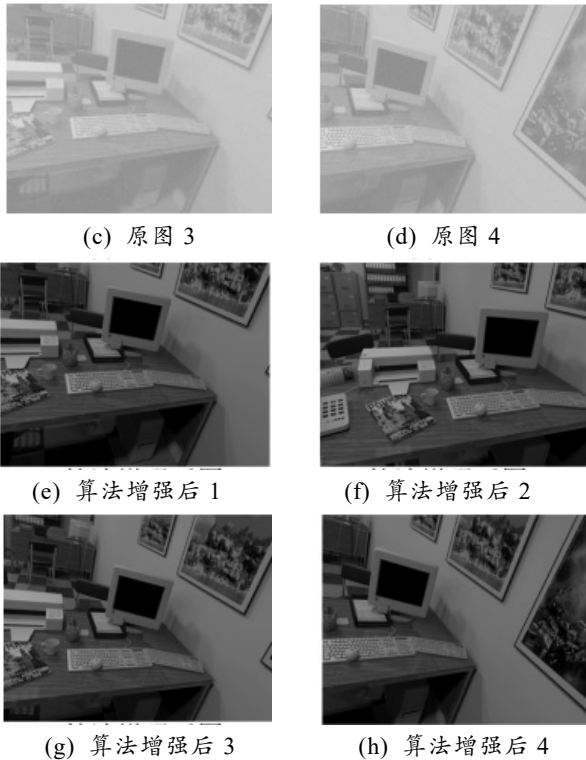


图 6 ICL-NUIM 数据集处理效果

经过 RB-AHSV 算法处理后，图像中可见区域大幅度提高，并且图像纹理、轮廓、清晰度有明显的提升。

### 2.2 特征点提取实验

利用实验室内部数据集，对 GCNv2 与 ORB、SIFT 特征点提取算法进行对比实验。对比结果如表 3 所示。

表 3 各特征点提取方法效果提取对比

特征点提取算法	特征点提取数量	特征点提取平均用时/ms
SIFT	135	26.01
	122	25.14
ORB	101	1.01
	111	1.26
GCNv2	128	1.49
	116	1.55

GCNv2 提取的特征点数量与经典算法接近，同时该网络也有与经典算法相当的特征点提取速度。为进一步体现该网络优势，笔者选用 Computer Vision Lab 公布 TUM 数据集的 rgb\_dataset\_freiburg1\_xyz 数据进行对比实验。如图 7 所示。

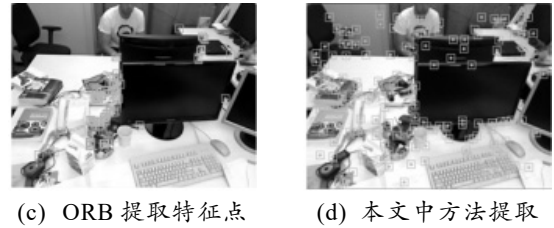
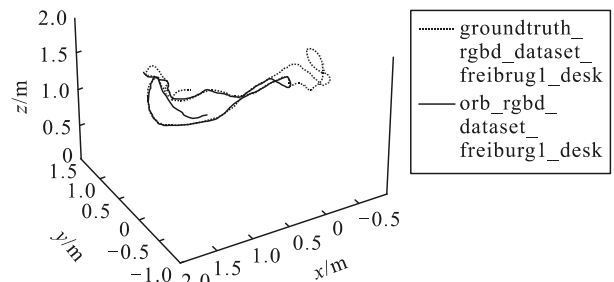


图 7 TUM 数据集特征点提取效果对比

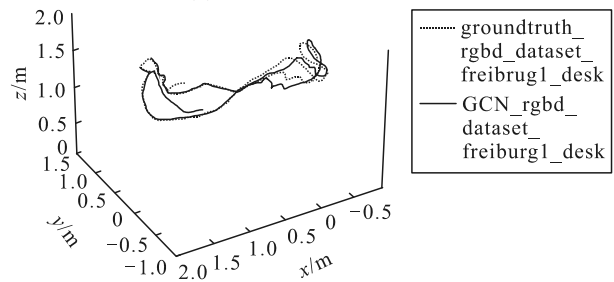
从图 7 中可得出：笔者采用的 GCNv2 特征点提取网络，在特征点提取数量、特征点分布区域都远好于 ORB 算法与 SIFT 算法的效果。

### 2.3 位姿定位精度实验

在公共数据集上进行位姿估计精度实验，实验所采用的数据集为 Computer Vision Lab 公布的 TUM 数据集，选取 rgb\_dataset\_freiburg1\_desk 数据进行实验，计算其误差并与原始 ORB-SLAM2 框架进行对比如图 8-10 所示。

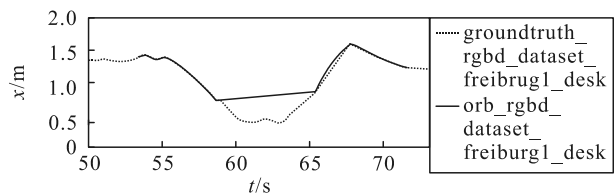


(a) ORB-SLAM2 框架

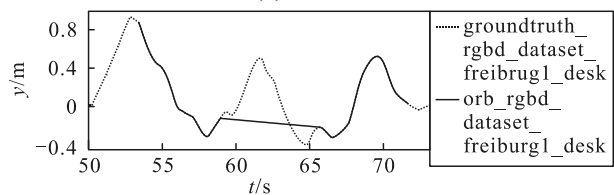


(b) 本文中视觉 SLAM 框架

图 8 rgb\_dataset\_freiburg1\_desk 数据集轨迹对比



(a) x 方向



(b) y 方向

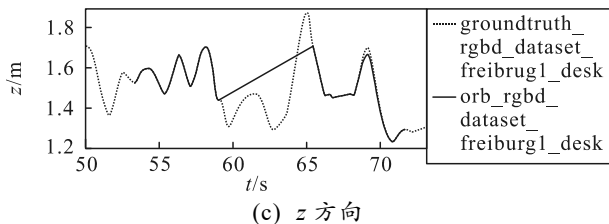
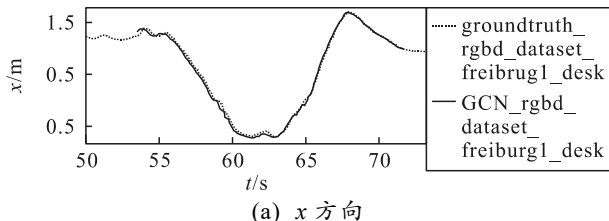
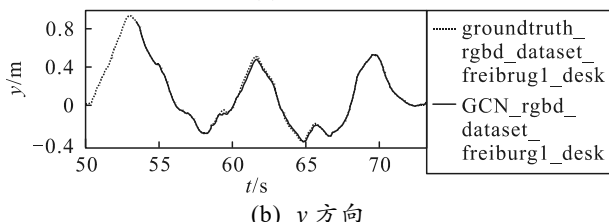


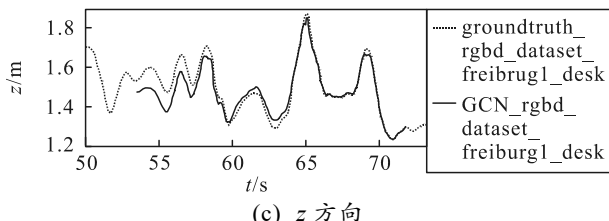
图 9 ORB-SLAM2 框架



(a) x 方向



(b) y 方向



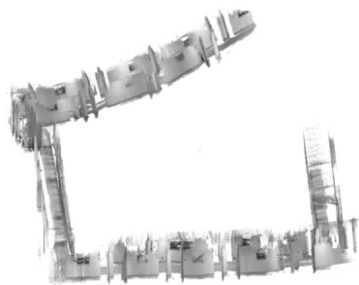
(c) z 方向

图 10 本文中 SLAM2 框架

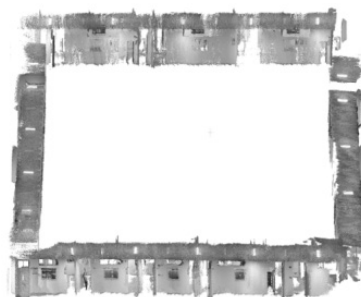
从图 8-10 中得出：将笔者所提 RAH-GCNv2 稳定特征点提取方法融入 ORB-SLAM2 框架后，在 z 方向上刚开始本文中框架误差稍大，但在该数据集集中段部分，原始 ORB-SLAM2 框架在 x, y 方向的误差明显大于笔者所提框架。

### 2.4 稠密建图验证实验

为验证笔者所提 RAH-GCNv2 稳定特征点提取方法融入 ORB-SLAM2 框架后，在实际弱纹理场景中的建图效果与建图优势，采集实验室所在楼层作为数据集，与原始 ORB-SLAM2 框架进行对比实验，结果如图 11 所示。



(a) ORB-SLAM2 稠密地图



(b) 本文中框架稠密地图

图 11 稠密地图构建效果对比

原始 ORB-SLAM2 框架受到光照变化影响，导致计算出的相机轨迹存在较大偏差，多帧点云拼接精度受到影响，出现了严重的轨迹漂移和跟踪丢失现象。针对以上问题，将笔者所提 RAH-GCNv2 稳定特征点提取方法融入后，轨迹漂移和跟踪丢失等问题得到明显的修正，稠密点云拼接精度大幅度提升，建图效果得到明显改善。

### 3 结束语

笔者针对在室内环境中，由于光照变化而出现视觉 SLAM 特征点提取效果差、定位丢失等问题，对原 ORB-SLAM2 框架进行改进，在其相机跟踪线程中，加入一种 RAH-GCNv2 特征点提取方法，改善色偏与亮度突变问题，并改善特征点提取质量。经实验测试可知：该方法能极大提升欠曝与过曝图像质量，利用 GCNv2 网络提取特征点，不仅保证特征点提取速度，而且改善特征点扎堆于图像纹理密集处问题。将 RAH-GCNv2 稳定特征点提取算法融入 ORB-SLAM2 框架后，相机轨迹误差有明显下降(分均误差减小 40%~50%)。在稠密地图构建时，建图效果得到明显改善，解决原始 ORB-SLAM2 框架存在轨迹漂移和跟踪丢失等问题。

综上所述，笔者所提出室内光照变化下视觉 SLAM 优化方法，消除视觉 SLAM 在室内环境中，由于光照变化而出现的失真、特征点提取效果差、轨迹误差过大和跟踪丢失等问题，能有效提升视觉 SLAM 的鲁棒性。

### 参考文献：

[1] 权美香, 朴松昊, 李国. 视觉 SLAM 综述[J]. 智能系统学报, 2016, 11(6): 768-776.  
 [2] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. ORB-SLAM2: An Open-Source SLAM System for Monocular, Stereo, and RGB-D Cameras[J]. Robotics, 2017, 33(5): 1255-1262.  
 [3] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRÍGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for

Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM[J]. Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.

[4] RAO S B. Dynamic Histogram Equalization for contrast enhancement for digital images[J]. Applied Soft Computing, 2020, 89(2): 106114.

[5] 文海琼, 李建成. 基于直方图均衡化的自适应阈值图像增强算法[J]. 中国集成电路, 2022, 31(3): 38-42, 71.

[6] CHANG Y K, JUNG C K, KE P, et al. Automatic Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization With Dual Gamma Correction[J]. IEEE Access, 2018, 6: 11782-11792.

[7] WEI C, WANG W J, YANG W H, et al. Deep Retinex Decomposition for Low-Light Enhancement[C]//29th British Machine Vision Conference. Newcastle, 2018.

[8] GUO C L, LI C Y, GUO J C, et al. Zero-Reference Deep Curve Estimation for Low-Light Image Enhancement[J]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Seattle, WA, USA, 2020: 1777-1786.

[9] LIM S J, KIM W J. Dslr: Deep stacked laplacian restorer for low-light image enhancement[J]. Multimedia, 2021, 23: 4272-4284.

[10] RUBLEE E, RABAUUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]//International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain, 2011: 2564-2571.

\*\*\*\*\*

(上接第 106 页)

[13] 刘恩海, 高文斌, 孔瑞平, 等. 改进的 RRT 路径规划算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(8): 2253-2258.

[14] 宋金泽, 戴斌, 单恩忠, 等. 一种改进的 RRT 路径规划算法[J]. 电子学报, 2010, 38(S1): 225-228.

[15] 巩慧, 倪翠, 王朋. 基于 Dijkstra 算法的平滑路径规划方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(2): 535-541.

[16] LI J, YANG C. AUV Path Planning Based on Improved RRT and Bezier Curve Optimization[C]//2020 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). Beijing, China, 2020: 1359-1364.

[17] 陈成, 何玉庆, 卜春光, 等. 基于四阶贝塞尔曲线的无人车可行轨迹规划[J]. 自动化学报, 2015, 41(3): 486-496.

[11] LOWE DG. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. Computer Vision, 2004, 60: 91-110.

[12] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: Speeded Up Robust Features[C]//European Conference on Computer Vision. Graz, Austria, 2006: 346-359.

[13] 伍薇, 鲜勇, 苏娟, 等. 基于改进 SuperPoint 与线性转换器的可见光红外匹配算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(1): 340-348.

[14] 任永强, 李润, 李掌珠. 基于 Qtree\_ORB 算法的电池包图像配准[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(8): 39-43.

[15] BEI Q, LIU H, PEI Y, et al. An Improved ORB Algorithm for Feature Extraction and Homogenization Algorithm[C]//2021 IEEE International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI). Chang chun, China, 2021: 591-597.

[16] BARROSO-LAGUNA A, MIKOLAJCZYK K. Key.Net: Keypoint Detection by Handcrafted and Learned CNN Filters Revisited[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(1): 698-711.

[17] TANG J X, ERICSON L, FOLKESSON J, et al. GCNv2: Efficient Correspondence Prediction for Real-time SLAM[J]. Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 3505-3512.