

王汝昕, 刘铮. 变电站环境下单目视觉 SLAM 系统的应用[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(11): 129–136. DOI:10.20169/j. issn. 2095-2163. 251121

变电站环境下单目视觉 SLAM 系统的应用

王汝昕, 刘 铮

(长沙理工大学 电气与信息工程学院, 长沙 410114)

摘要: 单目相机在变电站采集图像时, 易受光照强度、环境纹理因素的影响, 从而导致提取特征质量较差、特征信息不丰富、建图效果不理想等问题。针对这些问题, 本文设计了一个适用于变电站环境的视觉 SLAM 系统, 该系统在 ORB-SLAM2 系统的基础上进行改进。首先, 在图像预处理模块, 利用自适应灰度拉伸与双边滤波结合的算法处理变电站采集的光照不均匀图像, 提高特征信息的质量; 其次, 在特征提取与匹配模块中引入线特征; 最后, 针对后端优化部分, 对结合点线特征位姿, 进行重投影误差优化, 得到最终位姿。实验结果表明, 该系统缩小了相机轨迹的误差。

关键词: 特征提取与匹配; 自适应灰度拉伸; 点线特征; 视觉 SLAM; 重投影误差优化

中图分类号: TP319 文献标志码: A 文章编号: 2095-2163(2025)11-0129-08

Visual SLAM application of monocular camera in substation environment

WANG Ruxin, LIU Zheng

(School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: When a monocular camera collects images in a substation, it is easily affected by factors such as light intensity and environmental texture, resulting in poor quality of extracted features, insufficient feature information, and unsatisfactory mapping effects. To address these issues, this paper designs a visual SLAM system suitable for the substation environment, which is an improvement on the ORB-SLAM2 system. Firstly, in the image preprocessing module, an algorithm combining adaptive gray-scale stretching and bilateral filtering is used to process the unevenly illuminated images collected in the substation, thereby improving the quality of feature information. Secondly, line features are introduced in the feature extraction and matching module. Finally, for the back-end optimization part, the pose combining point and line features is optimized for reprojection error to obtain the final pose. Experimental results show that the proposed system reduces the error of the camera trajectory. Experimental results show that the proposed system reduces the error of the camera trajectory.

Key words: feature extraction and matching; adaptive gray-scale stretching; point and line features; visual SLAM; re-projection error optimization

0 引言

随着智能电网的大力推广, 电力机器人也因其自动巡检工作效率高、安全性高、节约人力等优点, 逐渐取代人工巡检方式。地图构建、实时定位以及自主导航是巡检机器人研究中的关键。首先, 机器人感知所处的巡检环境并建立完整变电站的地图数据; 其次, 实现精准定位功能, 通过传感器计算机器人在巡检场地中的具体位置, 实时反馈给控制系统; 最后, 实现自主导航功能, 根据下达的指令, 到目标地点完成相应的工作。定位和地图构建(Simultaneous Localization

and Mapping, 简称 SLAM)在电力巡检机器人研究中占据重要地位, SLAM 根据传感器的不同可以分为视觉 SLAM 和激光 SLAM^[1]。而视觉 SLAM 的图像采集设备一般包括单目相机、双目相机和深度相机 3 种类型。但单目相机下的 SLAM 存在尺寸漂移问题, 在室外大规模的场景下可以采用 ORB-SLAM2(Oriented FAST and Rotated BRIEF-SLAM Second version)算法, 此算法对视频帧提取 ORB 特征, 并加入回环检测线程以消除累积误差, 是目前性能最好的视觉 SLAM 算法之一。闫利^[2]探讨了关于自主导航与环境感知的测量机器人算法, 包括传感器融合以及高精度定位

基金项目: 湖南省教育厅科学研究重点项目(20A028)。

作者简介: 王汝昕(2000—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 视觉 SLAM。

通信作者: 刘 铮(1977—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 电力机器人, 电力电子技术。Email: leo_johncn@csust.edu.cn。

收稿日期: 2024-02-19

算法,研究了机器人在复杂的环境中的精确定位问题;季莘翔^[3]针对 ORB-SLAM2 在复杂环境中特征提取不足的问题,提出改进的特征点提取策略,以提升定位精度;王劭靖^[4]在 ORB-SLAM2 系统框架下,通过单线程优化降低计算资源占用,提高数据处理实时性,同时结合双目相机改进深度估计。

单目相机在变电站采集数据时,会受到光照变化的影响,导致图像不清晰,影响特征的提取,所以在单目相机的条件下,消除光照变化的影响可以改善提取特征的质量。王文韫^[5]结合 Retinex 算法与伽马矫正,解决低光照图像对比度低、噪声大的问题;赵国鑫^[6]对输入图像建立 HSV 颜色空间后对图像进行分割和识别;李蕊^[7]将光学波动特性与空间高斯滤波结合,提升图像质量。此外,罗浩^[8]使用多尺度 Retinex 模型对单幅彩色图像进行增强;李福文^[9]提出一种全局优化的 Retinex 算法,避免局部过增强;李正龙^[10]针对煤矿下高噪声、低光照场景,通过对 HSV 空间进行高斯滤波和全局 γ 变换达到图像增强的效果;杨允权^[11]利用神经网络对于低光照图像进行增强;杨鸽等^[12]将光照不变色彩空间理论引入目标检测与跟踪算法。

变电站复杂的环境纹理,会导致视觉 SLAM 前端点特征提取困难,在 SLAM 前端引入线特征提取器,同时进行点线特征的提取,可以丰富建图效果。余功兴等^[13]将改进的 LK (Lucas-Kanade) 光流法运用于视觉 SLAM,改善了视觉 SLAM 关键帧跟踪效果;陈小聪^[14]在单目视觉里程计中引入点线特征与边缘特征,在 PL-SVO (Probabilistic Line-Point SLAM) 算法上添加了边缘特征提取;谢波等^[15]将 IMU (Inertial Measurement Unit) 与单目 VIO (Visual-Inertial Odometry) 结合,提高系统定位精度。

对于上述问题,本文在进行建图之前对数据集进行自适应灰度拉伸与双边滤波,改善光照对于图片造成的影响;在 ORB-SLAM2 的基础上,增加线特征模块与线特征后端优化模块,实现更好的建图效果。

1 总体框架

在变电站场景中采集图像数据时,存在设备反光、光照过强导致的区域过亮,设备遮挡导致的区域过暗等现象,单目相机受到光照的影响较大,这些现象会导致采集的视频数据特征提取困难,从而导致建图效果不佳,所以本文研究针对大光度变化图像的图像处理方法。

提高建图精度以及改善建图效果是需要考虑的

问题。本文将 ORB-SLAM2 系统作为主体系统,在图像预处理模块对光照不均匀图像进行处理,并对 ORB-SLAM2 原有的特征提取模块以及后端优化部分进行改进。在变电站中,单目相机在低纹理环境中无法提取图像中的丰富特征信息^[16]。由于线特征光照不变性和旋转不变性的特点,可以为特征提取提供更多的特征信息,并且线特征可以弥补点特征提取的不足之处,对于只提取单一特征点的 ORB-SLAM2 系统来说,可以提升其位姿信息准确度^[17]。因此,本文将线特征引入特征提取模块。

本文的视觉 SLAM 总体设计框架如图 1 所示。首先,利用单目相机围绕变电站拍摄视频,然后将视频转换成数据集,利用自适应灰度拉伸与双边滤波对数据集进行图像预处理;其次,对关键帧进行筛选,并在点特征提取的基础上加入线特征提取与匹配模块,并对后端优化部分进行改进,同时优化点、线位姿信息,回环检测;最后,建立点云图。

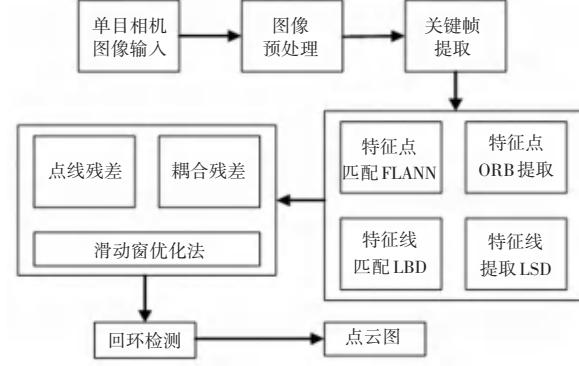


图 1 SLAM 总体设计框架

Fig. 1 System overall design framework

2 自适应灰度拉伸与双边滤波

巡检机器人在变电站采集数据时,由于光线的影响,会造成图像出现局部过亮或者过暗的情况,导致提取的特征质量不佳、建图效果不好。在利用视觉 SLAM 处理数据集之前,采用改进的自适应灰度拉伸的方法提高图像质量,使图像整体灰度均衡,从而提升视觉 SLAM 系统特征提取的质量以及丰富度。本文提出自适应灰度拉伸与双边滤波的方法对数据集进行图像处理,以便更好地进行后期特征的提取。

2.1 自适应灰度拉伸

灰度拉伸通过改善图像的动态范围达到对图像进行增强的目的,并突显图像细节。与灰度拉伸不同的是自适应灰度拉伸首先将一张图像分成多个区域,对每个区域独立使用灰度拉伸,然后根据图像的局部特征调节每块区域的灰度,可以更好地保留图

像细节, 避免过度增强噪声。

自适应灰度拉伸的基本流程: 在读取每一帧图像时, 首先获取图像的大小, 并设置分割的区域大小, 遍历每个像素点; 获取每个区域的中心点后, 确定区域大小, 对这块区域进行灰度拉伸; 最后, 将进行灰度拉伸处理后的灰度值再放回原图。

设 $f(x, y)$ 为输入图像, 最小灰度值为 m , 最大灰度值为 M , 将 m 与 M 分别映射到灰度区间 $[0, 255]$ 的范围内, 最终得到的图像为 $F(x, y)$, 公式如下:

$$F(x, y) = \left(\frac{255}{B - A} \right) [f(x, y) - A] \quad (1)$$

其中, A 为最小灰度级 \min , B 为最大灰度级 \max 。

虽然灰度值动态范围扩大, 图像得到增强的效果, 但同时会导致图像噪声的出现, 使变换后的图像细节缺失。为了解决噪声干扰, 采用双边滤波优化图像质量。

2.2 双边滤波

由于在图像的边缘部分, 像素变化剧烈, 所以在双边滤波里引入了能够衡量像素变化剧烈程度的变量, 即空间域核 $w_s, w_s \in [0, 1]$, 与像素值域核 $w_r, w_r \in [0, 1]$ 。图像经过灰度拉伸后会出现噪声, 为了消除这些噪声, 本文采用双边滤波算法, 更好地保护边缘。本文采用的双边滤波器, 公式如下:

$$w = w_s w_r \quad (2)$$

w_s 表示两点之间的空间距离, 距离越远权重越低, 公式如下:

$$w_s = G_{\sigma_s}(\|p - q\|) = \exp\left(-\frac{(i - m)^2 + (j - n)^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (3)$$

其中, p 表示方框中心像素点; q 表示输入像素点, (i, j) 表示 p 点坐标; (m, n) 表示 q 点的坐标; 双边滤波的权重包括像素的空间距离 $\|p - q\|$; σ_s 是空间域内高斯核函数的标准差, 用于控制像素位置的权值。

w_r 表示的是两个像素点之间相似程度, 权重越大说明越相似, 公式如下:

$$w_r = G_{\sigma_r}(|I(p) - I(q)|) = \exp\left(-\frac{|I(i, j) - I(m, n)|}{2\sigma_r^2}\right) \quad (4)$$

其中, 像素范围的辐射差异 $|I(p) - I(q)|$, σ_r 是像素值域上的高斯核函数的标准差, 用来控制像素值的权值。

若像素值的差值较小, 则对应区域像素变化不明显, 此时 w_r 接近于 1, w_s 起主要作用, 等效于直接对此区域进行高斯模糊。若像素值的差值较大, 则

对应区域像素变化明显, 此时 w_r 接近于 0, 从而导致核函数下降, 则当前像素受到的影响减小, 从而保持了原始图像的边缘信息。

2.3 图像信息熵

图像信息熵是将一幅图像中的特征信息数值化的概念, 其反映一幅图像的平均信息量, 熵值越大, 信息量越丰富, 代表图像的质量越好, 可以提取的细节特征更多。将一幅图像看成一个二维离散信号, 定义图像的二维熵。在定义图像二维熵之前, 首先要定义图像的一维熵, 一维熵反映出图像中灰度分布的二维特征, 二维熵表示图像灰度分布的空间特征。随后, 将图像的像素灰度值与图像的邻域灰度值组成特征二元组, 记作 (a, b) , 即二维熵。其中 a 表示像素灰度值, b 表示邻域灰度值, $a, b \in [0, 255]$, 用 $p_{a, b}$ 来反映此像素位置上灰度值与周围像素灰度的分布特征, $f(a, b)$ 为特征二元组 (a, b) 出现的频数, N 为图像的尺度大小。

$$p_{a, b} = f(a, b) / N^2 \quad (5)$$

二维图像的信息熵可定义为:

$$H = - \sum_{i=0, j=0}^{255} p_{a, b} \lg p_{a, b} \quad (6)$$

3 视觉 SLAM 点线特征结合

视觉 SLAM 主要有 4 大模块, 包括数据输入、前端视觉里程计、后端优化以及建图。根据电力巡检机器人的应用作业场景特点, 在使用单目相机时, 机器人在变电站现场受到环境纹理和光照的影响较大, 点特征提取困难, 从而导致位姿精度受损^[18]。针对这些问题, 本文针对前端视觉里程计和后端优化进行改进: 在原 ORB-SLAM2 的基础上, 在前端视觉里程计部分加入线特征提取器, 提取线特征, 达到点线特征同时提取与匹配的效果; 在后端优化模块对点特征与线特征同时进行位姿优化。

3.1 点线特征提取与匹配

由于变电站环境纹理信息较少, 传统的 ORB-SLAM2 只采用 ORB 点特征, 会导致尺度变化较大, 从而造成地图数据的不准确。但在弱纹理场景下, 线特征比点特征更丰富, 且更能表现出场景的边界。针对变电站纹理信息少的特点, 本文将 LSD (Line Segment Detector) 与 LBD (Line Band Descriptor) 加入 ORB-SLAM2 点特征提取器中, 增加线特征提取模块, 使 ORB-SLAM2 能够同时提取点特征与线特征。

LSD 是一种流行的线段特征检测器, 具有检测速度快、参数自适应、精度可达到亚像素级的特点。

LBD 算法是一种线特征描述算法。

本文将原 ORB-SLAM2 与线特征提取器结合,对图像中的点特征与线特征同时进行提取,点线特征提取窗口如图 2 所示,图 2(a)中红色部分是点特征提取器所提取的点特征;图 2(b)中黑色部分是线特征提取器所提取的线特征。可以明显地看到,在

变电站环境中点特征纹理信息并不丰富。增加线特征提取模块后,特征信息明显增加,有利于重投影误差优化。进行点线特征的提取后,利用重投影误差同时对点特征与线特征的位姿信息进行优化,得到相机位姿。本系统运行时当前关键帧特征提取窗口如图 3 所示。

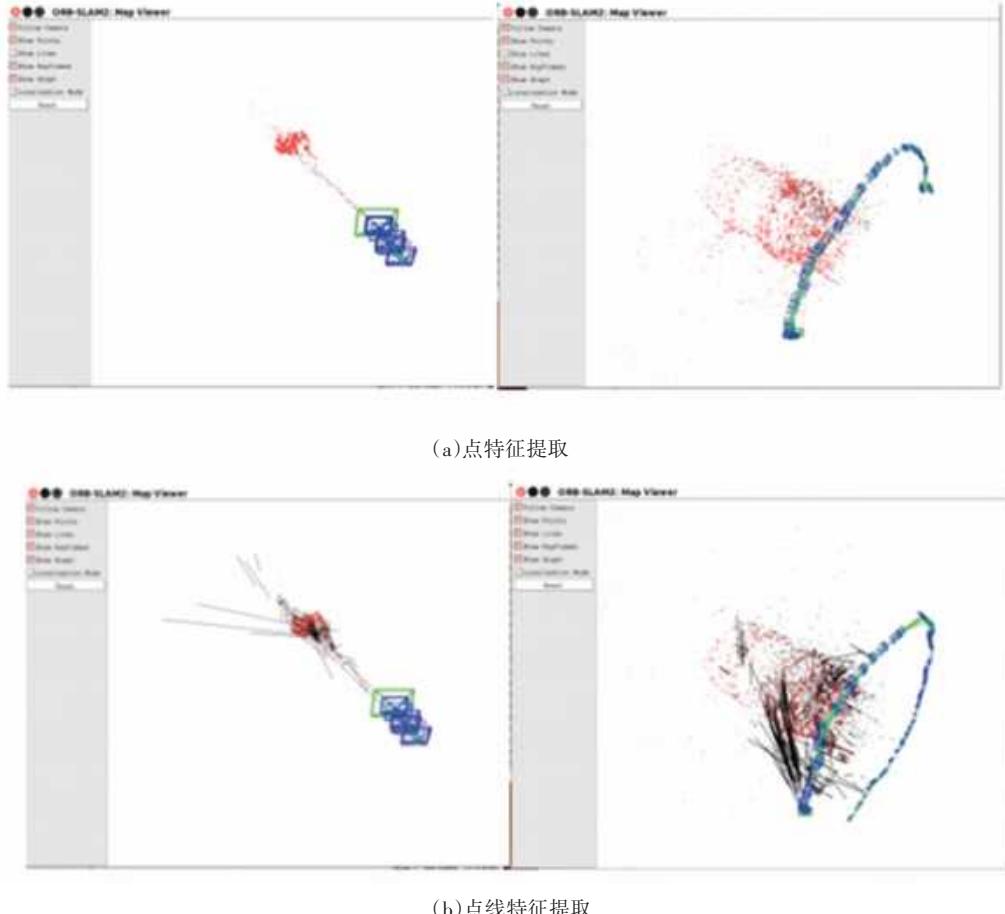


图 2 点线特征提取窗口

Fig. 2 Point and line feature extraction window

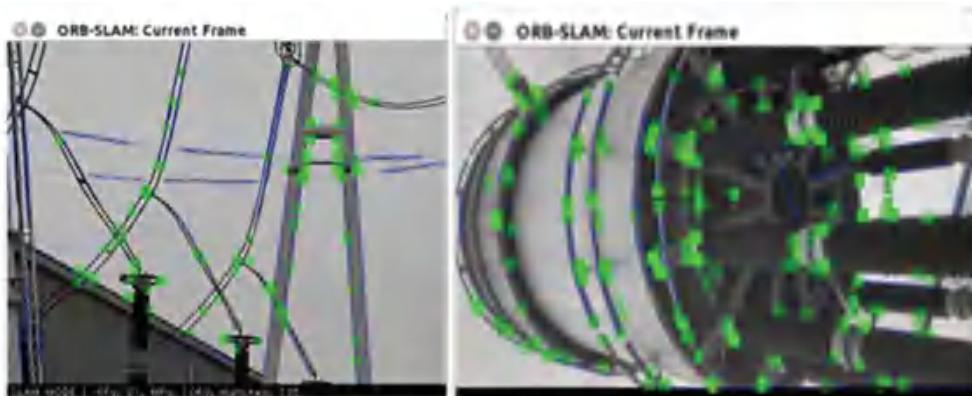


图 3 当前关键帧特征提取窗口

Fig. 3 Current key frame feature extraction window

3.2 单目点线特征结合的图优化

点特征优化,首先求出投影误差,即观测数据与

运动数据的差值,然后通过最小二乘法,优化相机位姿,将参考帧位姿 p_i 和共同观测点 P_i 作为优化变量

加入优化函数中, 公式如下:

$$Ep = \operatorname{argmin} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left\| q_i - \frac{1}{s_i} \mathbf{K} \mathbf{T} Q_i \right\|_2^2 \quad (7)$$

其中, $q_i = (x_i, y_i, z_i)^T$ 是世界坐标系; 投影的像素坐标为 $Q_i = (u_i, v_i)^T$; \mathbf{K} 是相机的内参矩阵; \mathbf{T} 是相机的外参矩阵。

世界帧到相机帧的变换可以用外参矩阵 \mathbf{T} 表示, 由旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{t} 组成, 如下式所示:

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

由于噪声的存在, 空间中的某一点在像素坐标中的投影值与其观测值之间会产生一个误差, 即重投影误差。系统通过计算这个误差来调整相机的位姿, 并引入优化函数, 不断减小误差, 使误差变得最小。ORB-SLAM2 中采用 BA (Bundle Adjustment, BA) 优化来优化所有关键帧与地图点。

对于线特征位姿优化, 本文采用同样的方法, 即 BA 优化, L 为实际线特征位置, L' 为投影线特征位置, 公式如下:

$$L = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_c \\ \mathbf{e}_c \end{bmatrix} = H_{cw} L_w = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & [\mathbf{t}]_x \mathbf{R} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$L' = \mathbf{K} \mathbf{n}_c = \begin{bmatrix} f_x & 0 & 0 \\ 0 & f_y & 0 \\ -f_y c_x & f_x c_y & f_x f_y \end{bmatrix} \mathbf{n}_c = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_1 \\ \mathbf{e}_2 \\ \mathbf{e}_3 \end{bmatrix} \quad (10)$$



(a) 原图



(b) 传统灰度拉伸



(c) 本文改进后灰度拉伸

图 4 欠曝图像实验对比图

Fig. 4 Underexposure-image experimental comparison diagram



(a) 原图



(b) 传统灰度拉伸



(c) 本文改进后灰度拉伸

图 5 过曝图像实验对比图

Fig. 5 Overexposure-image experimental comparison diagram

其中, \mathbf{n}_c 为实际直线法向量; \mathbf{e}_c 为实际直线方向向量; \mathbf{R} 代表从世界坐标系变换到相机坐标系的旋转矩阵; \mathbf{t} 表示世界坐标系变换到相机坐标系的平移向量; $[\mathbf{t}]_x$ 表示向量的偏对称矩阵。

已知投影的像素坐标为 $P_i = (u_i, v_i)^T$, 将线特征重投影误差等价于线段端点的重投影误差, 即重投影点到观测线的距离, 如下式所示:

$$\mathbf{e} = \mathbf{u}_i \cdot \mathbf{I} = [u \ v \ 1] [l_1 \ l_2 \ l_3]^T = ul_1 + vl_2 + l_3 \quad (11)$$

将参考帧位姿 p_i 和共同观测点 P_i 作为优化变量加入优化函数中同时进行优化, 使重投影误差达到最小值, 提高位姿精度, 达到更精确建图效果。

4 实验

4.1 图像增强实验

选用欠曝图像、过曝图像进行实验, 将传统灰度拉伸算法与本文改进后灰度拉伸算法做对比实验。欠曝图像和过曝图像对比实验结果如图 4、图 5 所示。从图 4 可以直观地观测到, 本文改进后灰度拉伸算法比传统灰度拉伸算法的图像处理程度更均匀, 有利于后期特征提取; 从图 5 可以看出, 本文改进后灰度拉伸算法比传统灰度拉伸算法, 高亮度区域的细节更清晰。为了量化本文系统的有效性, 引入信息熵对这 3 组图片处理结果进行描述和比较。

本文对 3 张图进行图像处理后所得的图像信息熵见表 1, 可见本文算法较传统的灰度拉伸, 图像信息熵有所提高, 这有利于图像的特征提取。

表 1 信息熵评价表

Table 1 Information entropy evaluation table

序号	原图	传统灰度拉伸	本文改进后灰度拉伸
1	7.069 55	6.808 68	7.114 20
2	7.736 18	7.570 52	7.746 22
3	6.661 11	6.626 87	6.683 93

4.2 点线 SLAM 实验

为了验证本文所提系统的有效性, 采用公开数据集进行测试, 将文中提出的系统与原 ORB-SLAM2 系统进行对比实验。

对同一个数据集分别使用了传统 ORB-SLAM2、图像预处理+传统 ORB-SLAM2、本文所提系统得到的绝对误差曲线图与轨迹图如图 6、图 7 所示。

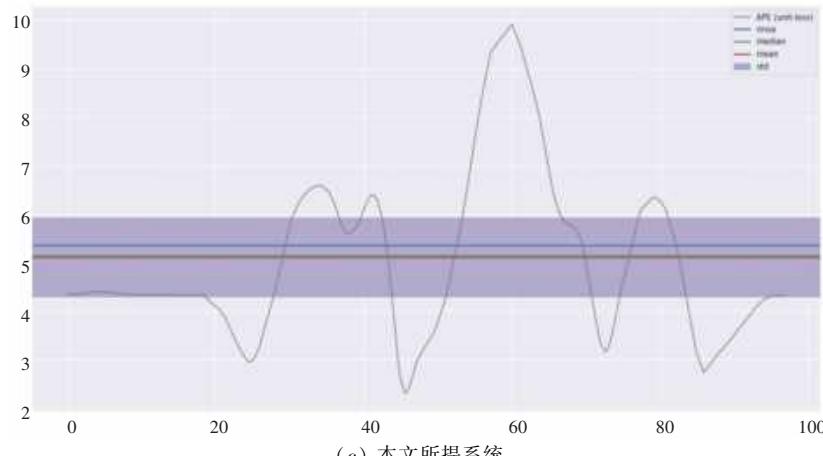
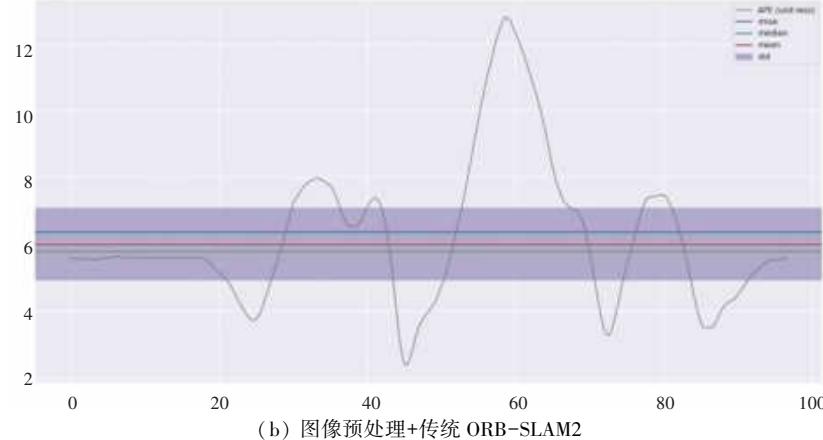
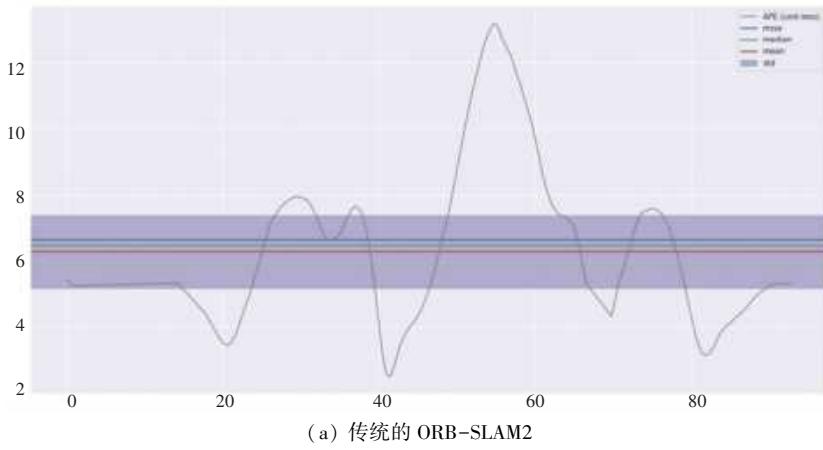


图 6 绝对误差曲线图

Fig. 6 Absolute pose error

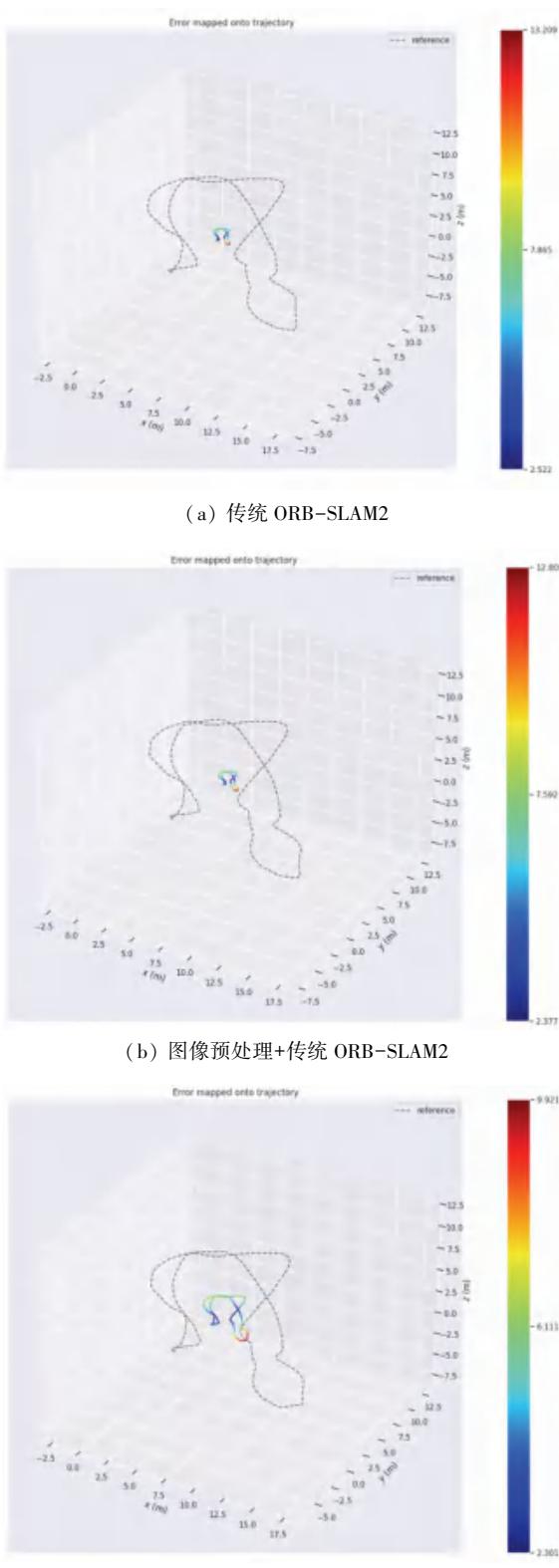


图 7 轨迹图

Fig. 7 Error mapped onto trajectory

图 6 中, 纵轴代表误差 (m), 横轴代表数据集运行的时间截 (s), 紫色部分是误差区间。可以从图 5 中看出, 误差区间有明显的下移, 这说明在运用了本

文方法之后, 轨迹误差减小; 右边色条代表误差数据, 虚线是数据集给出的真实轨迹, 彩色轨迹则是实验轨迹。可见从图 6(a)到图 6(c), 彩色的轨迹逐渐变大, 尺度变化逐渐减小, 越来越接近真实轨迹。

绝对轨迹误差可以对比两条轨迹的旋转和平移误差, 绝对轨迹误差区间越大代表轨迹累计误差越大, 误差越大会导致最后的建图效果不理想。绝对轨迹误差对比结果见表 2。从表 2 可以看出, 传统 ORB-SLAM2 的绝对轨迹误差较大, 误差区间为 [2.522, 13.209], 经过了本文图像预处理之后, 绝对轨迹误差有所改善, 误差区间减小, 变为 [2.377, 12.808], 最后采用本文点线特征结合的 ORB-SLAM2 后, 误差区间再一次缩小, 变为 [2.301, 9.921], 说明本文所采用的图像处理与点线 SLAM 结合的方法对于视觉 SLAM 在变电站环境中的应用有一定作用的, 但与较为先进的 SLAM 系统相比, 本文算法在实时性方面仍有进步空间。

表 2 绝对轨迹误差对比结果

Table 2 Absolute trajectory error comparison results

绝对轨迹误差	传统 ORB-SLAM2	图像预处理+传统 ORB-SLAM2	本文系统
最大值	13.209	12.808	9.921
平均值	7.865	7.592	6.111
最小值	2.522	2.377	2.301

5 结束语

单目相机在变电站采集图像时, 由于光照强度以及环境纹理因素而导致提取特征质量较差、特征信息不丰富, 建图效果不理想等情况, 本文提出了将图像处理与视觉 SLAM 结合的系统。利用自适应灰度拉伸结合双边滤波的方法, 改善图像质量; 改进特征提取模块, 同时提取点特征与线特征, 计算点与线特征的重投影误差, 提高位姿精度。通过图像增强实验与点线 SLAM 实验证明, 本系统可以提高单目相机 SLAM 建图的精度。

下一步可以在此基础上, 引入 IMU 测量单元, 使测量的尺度更加贴合实际, 提高建图精度, 达到更好的建图效果。

参考文献

- [1] 刘文汇, 巢渊, 唐寒冰, 等. 移动机器人视觉目标检测与跟踪方法研究综述 [J]. 电光与控制, 2022, 29(4): 59-67.
- [2] 同利, 陈宇, 谢洪, 等. 测量机器人的关键技术 [J]. 测绘学报, 2021, 50(9): 1159-1169.

[3] 季莘翔, 王宇钢, 林一鸣. 改进 ORB 特征提取算法的 ORB-SLAM2 定位研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023 (11): 60-64.

[4] 王劭靖. 基于 ORB-SLAM2 改进的单线程双目 SLAM 系统 [J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(1): 84-90.

[5] 王文龜, 舒晨洋, 朱龙涛, 等. 基于 Retinex 和 Gamma 变换的低照度图像增强方法 [J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2024, 51(10): 136-144.

[6] 赵国鑫, 于灏. 基于 HSV 颜色空间的建筑工人定位方法研究 [J]. 科技资讯, 2023, 21(20): 22-25.

[7] 李蕊, 屈惠明, 张运海, 等. 基于空间高斯滤波的超分辨光学波动成像算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(8): 121-127.

[8] 罗浩, 仲佳嘉, 李祥. 基于改进多尺度 Retinex 的单幅彩色图像增强算法 [J]. 吉林大学学报: 理学版, 2019, 57(2): 6.

[9] 李福文, 金伟其, 陈伟力, 等. 基于 Retinex 模型的彩色图像全局增强算法 [J]. 北京理工大学学报, 2010, 30(8): 5.

[10] 李正龙, 王宏伟, 曹文艳, 等. 基于含噪 Retinex 模型的煤矿低光照图像增强方法 [J]. 工矿自动化, 2023, 49(4): 70-77.

[11] 杨允权, 刘国宁, 孙克文, 等. 基于神经网络的飞行器空中侦查时低照度图像增强系统 [J]. 机械设计与制造, 2023 (9): 163-168.

[12] 杨鹤, 郑嘉龙, 王莹. 基于 HSV 与 RGB 颜色空间的人体检测与跟踪算法 [J]. 自动化技术与应用, 2022, 41(9): 17-20.

[13] 余功兴, 王宪伦, 秦晓, 等. 基于改进 LK 光流的视觉 SLAM 算法 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(3): 35-38.

[14] 陈小聪, 何元烈, 岑仕杰. 基于点线特征和边缘特征的单目视觉里程计算法 [J]. 信息与控制, 2020, 49(4): 396-403.

[15] 谢波, 张国良, 李歆, 等. 一种单目 VIO 定位精度与跟踪稳定性优化方法 [J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(4): 23-30.

[16] 王玺乔, 赵津, 刘畅, 等. 弱纹理环境下的视觉惯性里程计优化方法 [J]. 机械设计与制造, 2023(10): 237-241.

[17] VAKHITOV A, FUNKE J, MORENO-NOGUER F. Accurate and linear time pose estimation from points and lines [C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 583-599.

[18] 袁艳鹏, 汪宇玲. 纹理特征提取方法综述 [J]. 电子技术应用, 2023, 49(6): 9-17.