

doi: 10.16104/j.issn.1673-1891.2025.04.011

基于单目视觉的巡检机器人同步定位方法

罗 钊

(福建水利电力职业技术学院, 福建 永安 366000)

摘要:为提升巡检机器人定位精度,推出基于单目视觉的同步定位法。在巡检机器人上安装单目摄像头,多角度拍摄标定板图像,以获取相机内参数矩阵;把巡检空间坐标系转为巡检二维图像的像素坐标系,得到离散像素坐标数据;通过对比视频流图像帧像素亮度识别图像角点,算出点的位置与方向作为特征点描述符;运用随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)算法筛选描述符匹配结果,去除误匹配点;借助透视n点(perspective-n-point, PnP)算法求解单目视觉相机位姿,并转化为巡检机器人位姿,完成同步定位。实验结果表明:与激光雷达里程计与建图(lidar odometry and mapping, LOAM)算法和激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)方法相比,本文方法最大移动路径跟踪偏移量平均值为0.89 m;在模拟环境1中,准确度较LOAM方法提升2.9%、较LiDAR方法提升1.5%,召回率较LOAM方法提升1.3%、较LiDAR方法提升1.7%,F1测度较LOAM方法提升2.1%、较LiDAR方法提升1.6%。本文方法具备较为理想的定位精度。

关键词:单目视觉;巡检机器人;同步定位;定位精度;特征点匹配

中图分类号:TP242.62 文献标志码:A 文章编号:1673-1891(2025)04-0094-08

Synchronous Positioning Method of Inspection Robot Based on Monocular Vision

LUO Ke

(Fujian Water Conservancy and Electric Power Polytechnic College, Yong'an 366000, Fujian, China)

Abstract:To improve the positioning accuracy of inspection robots, a monocular vision-based simultaneous localization method is proposed. A monocular camera was installed on the inspection robot to capture images of the calibration board from multiple angles to obtain the camera's internal parameter matrix. The inspection space coordinate system was transformed into the pixel coordinate system of the inspection two-dimensional image to obtain discrete pixel coordinate data. By comparing the pixel brightness of the video stream image frames, the corner points of the image were identified, and the position and direction of the points were calculated as feature point descriptors. The random sample consensus (RANSAC) algorithm was used to filter the matching results of the descriptors to remove the mismatched points. The perspective-n-point (PnP) algorithm was used to solve the pose of the monocular vision camera and convert it into the pose of the inspection robot to complete the simultaneous localization. Experimental results show that compared with the lidar odometry and mapping (LOAM) algorithm and light detection and ranging (LiDAR), the average maximum path tracking offset of the proposed method is 0.89m. In the simulated environment 1, the accuracy is improved by 2.9% compared with the LOAM method and by 1.5% compared with the LiDAR method, the recall rate is improved by 1.3% com-

收稿日期:2025-03-22

作者简介:罗钊(1987—),男,福建龙岩人,讲师,学士,主要研究方向为视觉检测、机器人、自动化控制。E-mail:swlhjx0e@163.com。

pared with the LOAM method and by 1.7% compared with the LiDAR method, and the F1 measure is improved by 2.1% compared with the LOAM method and by 1.6% compared with the LiDAR method, demonstrating a relatively ideal positioning accuracy.

Keywords: monocular vision; inspection robot; synchronous positioning; positioning accuracy; feature point matching

0 引言

在巡检机器人执行任务时,实时精准感知周围环境,确定自身与目标物体位置,是其核心能力。传统定位技术,如全球定位系统(global positioning system, GPS)、惯性导航系统^[1],在复杂环境中,因信号易遮挡、传输精度受限,难以满足高精度定位要求。而基于视觉的定位技术,通过采集、解析环境图像信息,可实现机器人与目标物体的精准定位。近年来,依托智能算法的机器人定位技术成果显著。双丰等^[2]针对狭窄复杂的电缆沟环境,运用激光雷达的激光雷达里程计与建图(lidar odometry and mapping, LOAM)算法构建三维点云地图,借助特征点匹配初步定位,引入扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)框架优化位姿以减小累积误差。但电缆沟内光照多变、遮挡物多,致使激光传感器数据质量下滑,影响特征点匹配精度,限制定位精度提升。高金喆等^[3]着眼于地形复杂、干扰多的牧场环境,从激光雷达数据中提取边缘与平面特征,结合图优化算法估计全局位姿。然而,牧场地势起伏、牲畜移动,增加激光雷达数据噪声,干扰特征点,使特征提取与匹配出现偏差,影响定位精度与地图构建准确性。对于分布广、信号干扰复杂的通信基站环境,常城等^[4]布置多个超宽带(ultra-wide band, UWB)基站,利用信号传输时间差计算基站与机器人距离,实现远距离定位。但在金属结构密集或多径效应场所,UWB信号易衰减、易受干扰,将增大测距误差,降低定位精度。面对电磁环境复杂、设备密集的变电站环境,Xing等^[5]采用视觉与惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)融合定位,视觉传感器采集图像,结合IMU数据估计运动。

但变电站内电磁干扰导致图像噪声多、数据漂移,增加定位算法难度,影响定位精度。

为提升巡检机器人同步定位效果,本研究采用基于单目视觉的方法。融入随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)算法筛选特征点匹配结果,有效提升了定位精度,排除了误匹配干扰。结合透视n点(perspective-n-point, PnP)算法求解相机位姿并转化为机器人位姿,实现高精度同步定位,为巡检机器人提供了更可靠、更精确的自主导航能力,克服了复杂环境下传统及现有定位技术的诸多局限,有望推动巡检机器人在复杂场景中的高效应用。

1 巡检机器人同步定位流程设计

研究过程中,首先将单目摄像头可靠地固定于巡检机器人本体,以此搭建单目视觉定位坐标系;然后运用坐标系转换、特征点匹配等操作,完成对巡检机器人的同步定位任务,流程如图1所示。



图1 基于单目视觉的巡检机器人同步定位流程

研究起始阶段,巡检机器人凭借其搭载的单目相机,针对周边环境着手进行图像采集作业。在不同时间节点以及空间方位,采集一系列包含丰富环境信息的图像帧;采集完成后,针对所获得的每一幅图像,开展基于角点的特征点检测流程。通过这一检测过程,提取出能够代表图像关键信息的特征点;继而,运用 K 维树(K-Dimensional Tree, KD-tree)算法,开展相邻图像帧之间的特征点匹配工作。同时,为了去除因噪声影响、特征相似等原因而产生的误匹配点,引入 RANSAC 算法进行筛选;基于匹配特征点对,采用 PnP 框架下的直接线性变换(direct linear transformation, DLT)/高效透视 n 点(efficient perspective-n-point, EPnP)等算法,融合三维空间点坐标与二维投影数据,精确计算相机在世界坐标系下的六自由度(six degrees of freedom, 6DoF)位姿;最后,将相机的位姿信息依据事先标定好的相机与机器人之间固定的相对位置关系转换为巡检机器人的位姿信息。机器人在移动过程中不断重复上述步骤,即可实时确定自己在环境中的位置和姿态,完成同步定位任务。

2 基于单目视觉的巡检机器人同步定位

基于图 1 所示流程,下面从基于单目视觉的摄像头标定与坐标系转换处理、单目摄像头帧图像特征提取与匹配、巡检机器人同步位姿估计与定位 3 个方面研究基于单目视觉的巡检机器人同步定位方法。

2.1 基于单目视觉的摄像头标定与坐标系转换处理

本研究利用巡检机器人装载的单目摄像头收集图像数据。通过对这些图像进行深入剖析,明确巡检机器人在三维空间中的位置及姿态。由于单目摄像头获取的是二维图像数据,然而巡检机器人的定位任务面向三维空间,所以在研究初期,必须对巡检机器人的单目摄像头进行标定,以此获得相机内部参数,开展坐标系转换工作。

在具体的操作中,把标定板放置于巡检机器人所搭载的单目摄像头正前方,保证标定板在摄像头的视野范围内清晰可辨。从多样化的角度和距离拍摄多幅标定板照片,目的在于完整涵盖摄像头在现实应用场景中可能面临的所有视角状况与畸变情况。运用张正友标定法对采集到的数据展开处理与解析,经过这一系列步骤,最终得到已标定的单目摄像头内参数矩阵 K ,具体表达式如式(1)所示。

$$K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: f_x 为单目摄像机 x 轴方向焦距, f_y 为 y 轴方向焦距, (c_x, c_y) 为拍摄设备在图像坐标系的实际坐标^[6]。

要得到巡检机器人位姿坐标,需先把拍摄环境的空间坐标系转化成单目相机坐标系,具体表达式如式(2)所示。

$$\begin{pmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & t \\ 0^T & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中: R 和 t 分别为旋转矩阵和平移向量, (X_c, Y_c, Z_c) 和 (X_w, Y_w, Z_w) 分别为巡检环境空间坐标系中的点以及单目相机坐标系中的对应点^[7]。

将三维巡检环境空间的点映射到单目相机的成像平面。假设为成像平面上的点,则具体转换表达式如式(3)所示。

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{Z_c} \begin{pmatrix} f_x & 0 & 0 \\ 0 & f_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{pmatrix} \quad (3)$$

由于求解巡检机器人的位姿信息需要在离散数据序列上进行,因此将单目相机成像平面上的点映射到数字图像上,从而获取离散的像素数据。假设 $p'(u, v)$ 为像素坐标系中点的坐标,则具体转换表达式如式(4)所示。

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/d_x & 0 & u_0 \\ 0 & 1/d_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4)$$

式中: d_x 、 d_y 分别为特征巡检图像 x 轴、 y 轴的像素物理尺度, (u_0, v_0) 为光心在像素坐标系中的投影坐标。

通过上述步骤,可完成对单目摄像头的标定和坐标系转换处理。通过在巡检机器人上搭载单目摄像头,从不同角度和距离对标定板图像进行连续拍摄,从而得到内参数矩阵。基于该矩阵,将巡检空间坐标系转换到巡检二维图像的像素坐标系,得到离散像素坐标数据。

2.2 单目摄像头帧图像特征提取与匹配

针对视频流中的每一帧图像,通过计算该图像内随机像素点与其中心点之间的亮度差异,识别出图像角点后,结合KD-tree算法^[8]对其进行匹配处理,并对不符合模型的点进行剔除。

单目巡检图像中,像素点 p 亮度为 I_p ,以亮度差异阈值 t_0 判定角点;在 p 为圆心、半径3像素的Bresenham圆上随机采样16点 P_1, P_2, \dots, P_{16} 。对于圆上的每个点 $P_i (i = 1, 2, \dots, 16)$,计算其与中心点之间的亮度差异 $|I_p - I_{p_i}|$ 。如果有连续 N 个点均满足 $|I_p - I_{p_i}| \geq t_0$,则认为该随机点为一个角点,即该点可以代表巡检图像中物理轮廓以及边缘的显著变化,可以作为特征点进行匹配处理^[9]。为了使本文方法适用于旋转场景下的应用,需要对角点的质心方向进行计算。质心定位表达式如式(5)所示。

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (5)$$

式中: m_{pq} 为单目摄像头捕捉到的巡检图像块的矩,具体定义如式(6)所示。

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x, y) \quad (6)$$

式中: $I(x, y)$ 为图像在点 (x, y) 处的灰度值, q 为矩的阶数。

为了得到更精确的角点位置,检查每个角点周围一定区域内是否有其他角点,如果有,则比较它们的加速分段测试特征(features from accelerated segment test, FAST)得分,只保留得分最高的角点^[10]。

基于上述计算出的角点位置以及方向,可以生成关于角点的特征描述符。然后直接比较当前帧与前一帧或关键帧中所有特征点的描述符,从而找到最邻近的特征描述符。对此,首先创建一个空的匹配列表和一个集合,分别用于存储匹配结果和跟踪已经在训练帧中被匹配的特征点ID^[11]。遍历查询帧中的每个特征点(记作查询点),对于每个查询点,遍历训练帧中的所有特征点(记作训练点)。并对查询点以及训练点之间的描述符相似度进行比较,以此找到相似度最高的训练点及最近邻。检查该训练点是否已经被匹配(即是否已存在于跟踪集合中),如果未被匹配,则将其添加到匹配列表,并将其ID添加到跟踪集合中。如果已被匹配,则忽略此次匹配,继续检查下一个训练点^[12]。通过不断重复上述步骤,直到遍历所有的角点,以此完成特征点的匹配处理。

在单目视觉定位架构中,机器人通常凭借匹配连续帧图像间的特征点,来推算自身的运动变换。一旦匹配结果内存在大量误匹配点,那么所推算出的位姿变换势必与真实值产生偏差,难以确保其准确性。同时,机器人判定不同位置之间空间关系时,极为倚重匹配所得的特征点,而误匹配点的出现会极大地扰乱这种空间关系的精确性,最终使得构建出的地图呈现扭曲、错位等明显异常。

基于上述情形,利用RANSAC算法剔除匹配结果中的错误匹配点,流程如图2所示。

其步骤如下。

步骤1:从匹配点集中随机抽取少量点以估计模型参数,再用该模型检验其余所有点,计算各点与模型的误差。

步骤2:统计满足误差阈值的点的数量,并用符合阈值的点更新模型参数。

步骤3:不断循环步骤1~2,逐步更新出最优模型与最优内点集合,达到预设最大迭代次数时,输出最终更新结果。

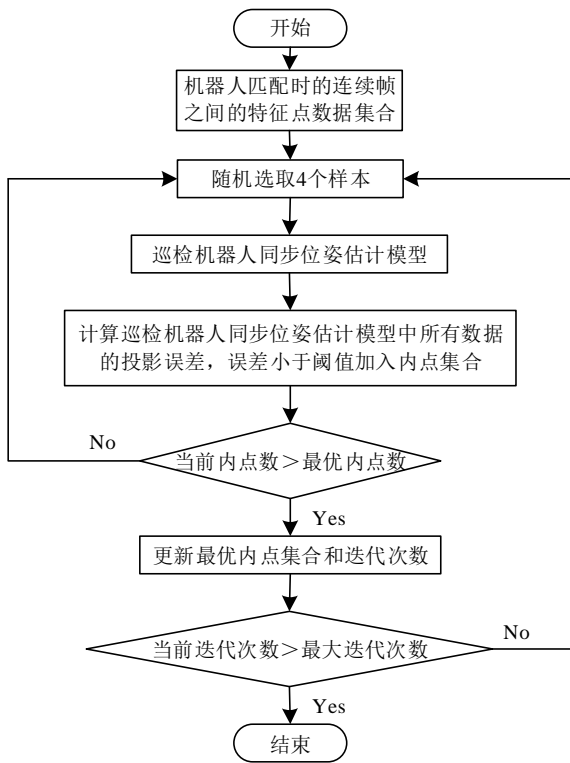


图 2 误匹配点剔除流程

在图 2 所示的基于视觉位姿估计进程中, 后续需解决 Perspective - n - Point (PnP) 问题。对于针孔相机模型下的 PnP 问题, 已知相机内参时, 理论上最少 3 个不共线的三维-二维点对即可求解相机位姿。但实际应用中, 3 个样本点弊端明显, 易受噪声、误匹配、点共线等影响, 导致位姿估计不准, 甚至定位失败。采用 6 个样本点, 能提升部分稳定性, 却会让计算复杂度剧增, 消耗资源、延长时间、降低实时性, 影响巡检效率。用 8 个样本点时, 计算量更大, 对硬件要求更高, 运行时间更长, 严重制约实时性, 阻碍新数据处理, 让定位更新效果变差。因此, 经综合权衡, 本文选取 4 个样本点。从数学原理看, 4 个点可引入冗余信息, 借助约束条件剔除奇异或不准确解。且在后续 RANSAC 算法区分内外点时, 4 点样本集合能在合理计算复杂度下, 高效准确估计可靠位姿模型。

通过上述过程即可完成对单目摄像头的图像特征提取以及匹配处理。通过对视频流图像帧的像素亮度进行比较, 识别出图像角点, 并对该点的

位置以及方向进行计算, 作为特征点的描述符。通过比较当前内点数及最优内点数, 从而剔除误匹配点。

2.3 巡检机器人同步位姿估计与定位

采用 PnP 方法^[13], 针对匹配成功的特征点对单目视觉相机的位姿进行估计, 并将求解得到的相机位姿转换为巡检机器人的位置, 实现同步定位。

假设存在 n 个匹配成功的特征点对, 其中每个点对均包括一个巡检环境空间坐标系下的 3D 点 $P_i(X_i, Y_i, Z_i)$ 和一个二维巡检图像下的 2D 点 $p_i(u_i, v_i)$ ^[14]。通过 4 个虚拟控制点 (c_1, c_2, c_3, c_4) 可以对三维空间中所有的位置进行表示, 每个三维空间点可以表示为这 4 个控制点的加权和 P_i , 具体计算公式如式(7)所示。

$$P_i = \sum_{j=1}^4 a_j c_j \quad (7)$$

式中: a_j 为权重系数。

通过最小化重投影误差, 得出单目视觉相机的位姿估计。利用求解得到的相机内参数矩阵, 能把三维巡检空间的点投影至二维巡检图像平面, 据此对重投影误差 e_i 定义如式(8)所示。

$$e_i = \| p_i - p_i' \|^2 \quad (8)$$

式中: p_i 为实际观测点, p_i' 为二维巡检图像的投影点。

采用上述方式对相机位姿进行求解后, 结合单目相机与巡检机器人之间的相对位置关系, 将其转换为机器人位姿^[15]。假设从相机坐标系到巡检机器人坐标系的变换矩阵为 T_{cr} , 则巡检机器人在环境空间坐标系下的位姿 T_{rw} 表达式如式(9)所示^[16]。

$$T_{rw} = T_{rc} \times T_{cr} \times T_{cw} \quad (9)$$

式中: T_{cw} 为单目相机在环境空间坐标系下的位姿, T_{rc} 为 T_{cr} 的逆矩阵。

通过上述过程即可完成对巡检机器人的同步位姿估计与同步定位处理。通过结合 PnP 算法, 对单目视觉相机的位姿进行求解, 并将其转换为巡检机器人的位姿, 实现同步定位。

3 实验验证

为了验证本文提出的基于单目视觉巡检机器人的同步定位方法的实际定位效果,在完成算法方面的设计后,设计实验。

3.1 实验设置

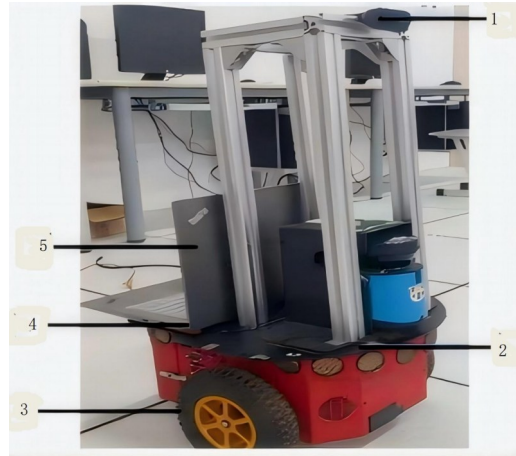
实验所选用的巡检机器人型号为 VisionGuard-M1,搭载高性能嵌入式处理器 NVIDIA Jetson TX2,以确保实时计算能力。为提高实验的严谨性,选取3台配置相同的巡检机器人分别搭载3种不同的算法,并使用高精度定位系统 OptiTrack 作为基准,以获取巡检机器人的真实位姿数据。巡检机器人的具体性能参数配置如表1所示。

表1 VisionGuard-M1 巡检机器人性能参数

性能参数	数值 / 规格描述
机器人型号	VisionGuard-M1
移动速度	0.5~1.5 m/s(可调)
续航能力	8 h(单次充电)
电池容量	48 V、20 Ah 锂电池
最大爬坡能力	30°
摄像头分辨率	1 920×1 080 Full HD
视角范围	水平 120°,垂直 60°
帧率	30 FPS
惯性测量单元(IMU)	6轴(3轴陀螺仪+3轴加速度计),精度±0.05°/s
轮式里程计	双轮差分驱动,精度±1%
通信方式	Wi-Fi 5 GHz, Bluetooth 5.0, 4 G LTE(可选)

针对选取的巡检机器人,除单目摄像头以外,还在巡检平台上搭载了PC机,采用USB接口将设备进行连接,以此获取单目相机的实时采集图像,由此搭建出的巡检硬件平台结构如图3所示。

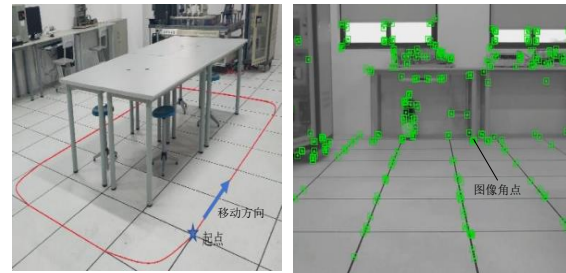
在实验场地中按照预设的障碍物类型和位置进行布置,确保每次实验的障碍物分布一致。加载预定义的轨迹规划算法和控制程序到巡检机器人的控制系统中。设置机器人的起始点和目标点,以



1.OptiTrack Flex 13单目摄像头;2.VisionGuard-M1巡检平台;3.后驱轮;4.USB接口;5.PC机。

图3 巡检硬件平台结构

及中间的关键检测点。实验预设的巡检机器人移动路线以及捕捉到的图像角点如图4所示。



(a)巡检机器人移动路径 (b)图像角点识别结果

图4 巡检机器人预设移动路线及图像角点捕捉结果

依据图4呈现的图像角点识别成果,通过估算相机位姿,对机器人的移动位置开展定位操作,并将机器人的移动轨迹予以标记。随后,将该移动轨迹与预先设定的规划路径进行对比剖析。

3.2 指标说明

在完成上述实验设置后,设定如下相关指标进行实验。

1)跟踪偏移量平均值 M ,其计算公式如式(10)所示。

$$M = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B (l_b - s_b) \quad (10)$$

式中: B 为评估路径节点数; l_b 为第 b 定位点坐标; s_b 为第 b 实际轨迹点,与理论点 l_b 构成误差基准。

2)准确度 P_{recision} ,衡量定位结果中正确匹配的比例,其计算公式如式(11)所示。

$$P_{\text{recision}} = \frac{T_p}{T_p + F_p + F_N} \times 100\% \quad (11)$$

式中: T_p 为真实目标匹配数, F_p 为误判为目标的干扰点数, F_N 为漏检的真实目标数。

3) 召回率 R_{ecall} , 用于评估真实位置里中被准确匹配的占比情况, 其计算公式如式(12)所示。

$$R_{\text{ecall}} = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\% \quad (12)$$

4) F1 测度 $F_{1\text{Score}}$, 作为准确度和召回率的调和均值, 旨在综合评定性能, 其计算公式如式(13)所示。

$$F_{1\text{Score}} = 2 \times \frac{P_{\text{recision}} \times R_{\text{ecall}}}{P_{\text{recision}} + R_{\text{ecall}}} \times 100\% \quad (13)$$

3.3 定位性能对比

提出的巡检机器人定位方法所得到的机器人移动路径与预设路径的对比结果如图 5 所示。

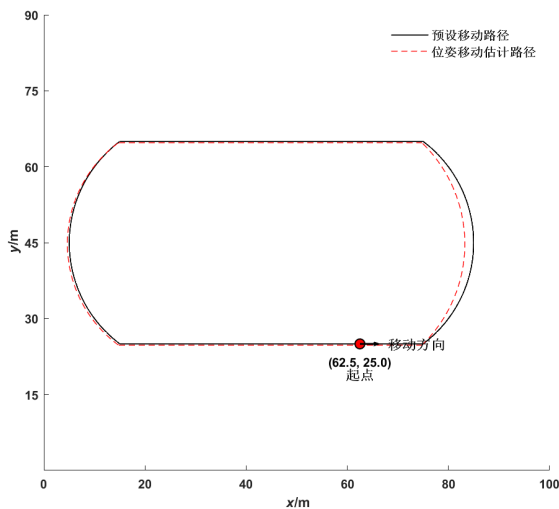


图 5 巡检机器人移动路径与预设路径对比

通过上述实验结果可以看出, 采用提出的机器人同步定位方法对巡检机器人进行定位后, 所跟踪得到的机器人移动路径与预设路径较为接近, 表明该方法能够有效实现同步定位跟踪。

为提高实验结果的可靠性, 验证本文提出的基于单目视觉巡检机器人的同步定位方法(本文方法)在实际检测效果方面的优越性, 本实验选取了文献[2]基于 LOAM 算法的巡检机器人定位方法(文献[2]方法)、文献[3]基于激光雷达的巡检机器人

定位方法作为对比方法(文献[3]方法)。考虑到巡检路径的实际情况和对比的全面性, 该组实验按照巡检路径总长距离平均设置点位编号。具体操作为: (1) 测量出图 4 巡检机器人的完整巡检路径长度, 然后将其均匀划分为 13 个区间, 每个区间的结束点即为一个点位, 依次编号为 1~13。(2) 采用 3 种方法对图 4 巡检机器人进行定位处理, 以不同定位方法下的跟踪偏移量平均值作为对比指标, 对不同方法的实际定位精度进行衡量。3 种算法在不同点位下的跟踪偏移量平均值对比结果如表 2 所示。

表 2 不同定位方法的路径跟踪偏移量平均值对比结果 m

点位编号	本文方法	文献[2]方法	文献[3]方法
1	0.32	0.55	0.40
2	0.35	0.58	0.82
3	0.10	0.40	0.85
4	0.23	0.67	0.83
5	0.24	0.60	0.85
6	0.11	0.62	0.58
7	0.16	0.49	0.64
8	0.30	0.53	0.79
9	0.14	0.66	0.61
10	0.23	0.68	0.83
11	0.25	0.51	0.66
12	0.32	0.64	0.89
13	0.16	0.40	0.85

由表 2 可知, 在针对配置一致的巡检机器人开展同步定位研究时, 不同定位手段的实际定位精度差异显著。对比各定位方法的移动路径跟踪偏移量均值后发现, 本文提出的巡检机器人定位方法, 相较于 2 种传统方式, 在实际跟踪精度上优势突出, 其最大移动路径跟踪偏移量平均值仅 0.89 m, 有力证明了该算法能高效精准采集机器人三维空间位姿数据, 实现精确定位。

为全面系统评估本文方法的性能, 研究团队在模拟巡检环境与实际场景中分别开展对比实验。通过比较 3 种定位方法在不同条件下的定位准确

度、召回率及F1测度等核心指标,综合评定其性能。模拟环境1是高度受控、预先精密规划的虚拟室内空间,长50 m、宽30 m、高8 m,墙壁垂直,几何构造清晰。光照设为均匀稳定的500 lx白色冷光,旨在初步验证不同定位方法在理想实际场景下的性能。实际场景A对应图4环境,复杂环境B是含多种障碍物(如墙、柱、设备),且有复杂光照变化(阴影、明暗交替)的室内巡检区域。实验结果如表3所示。对表3进行深入剖析,为评估该定位方法在不同场景下的适用性与有效性提供依据。

表3 3种方法的定位性能 %

测试条件	方法	准确度	召回率	F1测度
模拟环境1	本文方法	95.2	94.8	95.0
	文献[2]方法	92.3	93.5	92.9
	文献[3]方法	93.7	93.1	93.4
实际场景A	本文方法	93.1	92.5	92.8
	文献[2]方法	89.6	90.2	89.9
	文献[3]方法	91.2	90.8	91.0
复杂环境B	本文方法	88.4	87.9	88.1
	文献[2]方法	84.1	85.3	84.7
	文献[3]方法	86.5	86.0	86.2

由表3可知,在3种测试条件下,本文方法在准确度、召回率及F1测度这些关键性能指标方面,相较于对比方法展现出了极为显著的优势。具体来看,在模拟环境1中,本文方法的各项性能指标均达到了最高值,这一突出表现有力地彰显出其在理想状况下具备极高的定位精度与卓越的稳定性。在

实际场景A中,由于存在真实的环境干扰,所有方法的性能均较模拟环境有所下降。然而,本文方法(准确度93.1%,F1测度92.8%)仍保持明显领先,其性能下滑幅度相对较小,这充分证明了本文方法在实际应用中具有较强的抗干扰能力。在复杂环境B中,各方法性能进一步下降,但本文方法依然显著优于2种对比方法。这验证了本文方法在存在大量障碍物和复杂光照变化的严峻场景中,仍能保持有效的定位能力,具备良好的可行性与有效性。综上所述,本文方法在不同测试条件下,均展现出优良的综合性能。凭借其在准确度、召回率及F1测度上的出色表现,为巡检机器人实现精准定位开辟了切实有效的路径,极有希望推动该技术在实际应用领域实现新的突破,为相关行业的发展注入新的活力。

4 结束语

本研究基于单目视觉的巡检机器人同步定位法,融合相机标定、特征点检测与描述、用RANSAC算法去除误匹配点、以PnP算法求解相机位姿等技术,显著提升了巡检机器人同步定位精度。实验表明,该方法大幅减少路径跟踪偏移量,实现良好定位效果。此成果解决了巡检机器人过度依赖连续帧特征点匹配导致定位精度低的问题。有效剔除误匹配点,提升了系统的稳健性和可靠性,这对增强巡检机器人在复杂环境中的自主导航与定位能力,有一定的理论与实践价值。随着深度学习在计算机视觉领域迅速发展,后续研究打算引入深度学习模型,优化特征点提取、描述、误匹配点去除等关键步骤。深度学习模型能够自动学习图像特征,适应复杂场景,有望促使定位系统走向智能化,进一步提升定位精度。

参考文献:

- [1] 芮力平,谢卫容,李智慧.激光雷达SLAM下移动机器人双目视觉全局定位[J].激光杂志,2024,45(4):103-107.
- [2] 双丰,马翰林,杨杰,等.基于改进EKF_LOAM的电缆沟巡检机器人精准定位策略[J].中国惯性技术学报,2024,32(4):326-335.