

激光与光电子学进展

机器人有左右摆动干扰正环形焊缝定位方法

董翔^{1,2}, 冯乔生^{1*}, 夏君霏¹, 张亚萍¹

¹云南师范大学信息学院, 云南 昆明 650500;

²南通理工学院计算机与信息工程学院, 江苏 南通 226004

摘要 受限于管道内环形焊缝缺少点和直线特征, 单目视觉无损检测机器人自动定位管道中的焊缝仍然是一项充满挑战性的研究。研究机器人有左右摆动干扰运动下正环形焊缝定位问题, 根据管道内壁圆形焊缝在检测机器人相机中的几何成像模型和机器人运动速度, 建立定位正圆形焊缝至检测机器人距离的特殊同步定位与地图构建 (SLAM) 问题控制方程, 并将求解该控制方程的问题转换成使损失函数达到最小的优化问题。针对该优化问题的高度非线性, 采用遗传算法求解, 实现了机器人有左右摆动干扰运动下的正环形焊缝定位。利用机器人在圆柱形管道内探测的正圆形焊缝的合成视频以及实际工作时所抓拍的视频, 对所提定位方法进行实验, 实验结果表明, 所提定位方法可以获得良好的结果。

关键词 机器视觉; 单目视觉; 管道圆环焊缝定位; 环形焊缝轮廓形状建模; 管道焊缝 SLAM; 遗传算法

中图分类号 TP249

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1215007

Positioning Method of Positive Circular Weld with Left and Right Swing Interferences of Robot

Dong Xiang^{1,2}, Feng Qiaosheng^{1*}, Xia Junfei¹, Zhang Yaping¹

¹*School of Information Science and Technology, Yunnan Normal University, Kunming 650500, Yunnan, China;*

²*School of Computer and Information Engineering, Nantong Institute of Technology, Nantong 226004, Jiangsu, China*

Abstract Because the circular weld in the pipeline lacks point and straight-line features, research to automatically locate the welds in the pipeline using a monocular vision nondestructive testing robot is still challenging. The localization of positive circular welds under the influence of the robot's left and right swings is investigated in this paper. The governing equation of the special simultaneous localization and mapping (SLAM) problem for locating the distance between the positive circular weld and the inspection robot is established using the geometric imaging model of the circular weld in the inspection robot camera and the robot's motion speed. The problem of solving the governing equation is transformed into a loss function minimization optimization problem. As the optimization problem is highly nonlinear, this paper employs a genetic algorithm to solve it and achieves the positive annular weld location while the robot swings from side to side. Using the synthetic video of the robot detecting the circular weld in the cylindrical pipe and the video captured during the actual operation, experimental results show that the proposed method can achieve good results.

Key words machine vision; monocular vision; positioning of circular welds in pipes; contour shape modeling of circular welds; SLAM in the pipeline; genetic algorithm

收稿日期: 2021-03-18; 修回日期: 2021-05-04; 录用日期: 2021-06-27

基金项目: 国家自然科学基金(61863037)

通信作者: *vonqs2010@sohu.com

1 引言

过去的二十年间,我国的基础设施建设突飞猛进,随着城市建设的高速发展,出于美观和安全性的考虑,我国近几年加大了对地下空间的开发利用力度。管道运输作为一种廉价的运输方式被广泛采用并且拥有非常广阔的应用前景。目前运输管道的连接仍然采用焊接的方式,因此焊接质量直接影响了运输的可靠性。如何提高检测水平,发现管道焊接缺陷,在埋地管道的制造、安装和使用等不同阶段十分重要。当前主流的检测方式为人工控制搭载检测设备的机器人进入管道进行检测,观察员通过查看机器人实时传输回来的视频信息判断焊缝的位置,然后控制机器人行驶到焊缝处对其进行评估。单调且乏味的工作加之长时间高负荷的观测易造成技术人员的疲劳,如果出现有问题的焊缝被遗漏的情况,必然会造成严重的经济损失,甚至引发威胁生命安全的问题。

目前关于基于视觉的焊缝定位的研究主要集中在焊接机器人对要焊接缝隙的定位,即在焊接过程中通过检测焊缝偏移来校正机器人,使其焊接臂能正确地沿着待焊接缝隙移动并进行焊接,而关于管道内焊缝定位的方法还在探索中。管道内焊缝定位的准确性会直接影响后续的检测等工作^[1]。自带电源的磁吸附无线通信管道机器人^[2]是大型铁质管道和罐体焊缝的主要检测设备,长续航和轻质量是这类机器人的重要性能指标,因此在传感器的选择上要尽可能考虑对整体的影响。如计算量较大的 RGB-D 相机与高能耗的激光测距仪^[3]会对整个系统的续航产生不利影响,并且较大的质量会增加机器人在仰面工作状态下坠落的风险。因此具有结构简单、耗电量低和质量轻等优点的单目视觉传感器就成为了首选。

2 相关工作

目前对焊缝的定位主要集中于焊接缝隙定位,以支持焊接机器人的机械臂沿着焊缝移动并进行焊接,而关于物理空间中焊缝的定位研究较少,其中机器人在管道内仰面工作的情况如图 1 所示。据本课题组所知,至投稿前存在的少量焊缝定位方法并非基于普通的单目视觉。由于相关研究的缺失,因此本文在相关工作中主要介绍类似或者有一定参考价值的方法。



图 1 磁吸附机器人在管道内仰面工作

Fig. 1 Magnetic adsorption robot working on the top inner surface of the pipeline

2.1 直接定位方法

陈忠建等^[4]采用 Hough 变换对焊缝执行检测,实际获取到的是焊缝在像平面上的相对位置,而不是检测焊缝在三维空间中的位置。这与本文的工作要求完全不同,若仅处理机器人正对焊缝的情况,则可以借鉴引用,当产生摆动、偏移情况时该方法则完全不适用。

周娜^[5]提出了两种定位方式。一种是基于单应(homography)矩阵的定位方式,通过绘制一个已知的平面模板,使用 Hough 变换提取模板上各直线的交点,建立模板与图像间对应点的约束关系,求解关系获得单应矩阵。另外一种则是基于纹理的相机定位方式,此方式不需要对应点匹配,通过模板上已知的图形信息,使用三点法检测倾斜角度下的成像信息,应用三角几何的方式求解光轴与模板的夹角以获取相机相对于模板平面的方位。这两种方法都是在相机已标定的情况下进行的,前一种方法依赖于检测匹配点,后一种方式则由于采用灰度差异的方式提取定位要素,对噪声非常敏感。

郭方智等^[6]使用包含陀螺仪和加速度计构成的惯性测量单元的检测器。检测器在管道中前进时由于焊接面焊缝余高的存在会造成皮碗震动,根据焊接前直管件的标准长度,检测皮碗震动的周期性极大值判断焊缝是否出现。这种检测方式要求管件焊接间距基本相同,并且要求管道内部光滑,如果存在障碍物,容易造成颠簸,产生误判。

彭辉辉等^[7]在移动视觉的机器人分拣系统中,使用单目相机在给定运动轨迹下获取不同位置的成像信息,匹配任意两个不同位置的图像获取视差,模拟双目视觉,利用成像的几何关系计算物品的距离信息。

Chen 等^[8]研究的视觉技术定位焊缝方法实际

上是一种分割并定位焊缝在焊接板上的开始位置的方法,为后续的焊接提供支持。这与本文需要的定位焊缝在物理空间中的位置完全不同。

哈尔滨工业大学张晓华等^[9]的研究目标与本文的研究目标相近,他们使用自己设计的球面成像摄像头提高图像质量,基于球面几何成像公式,建立了由目标图像坐标计算目标物距的公式和环形连接焊缝的图像形状公式,讨论了环焊缝图像半径对环焊缝相对于相机距离的影响。该论文的研究结果对本文研究有良好的参考价值。

中国科学院自动化研究所的邹伟等^[10]研究了多机器人协作以及服务机器人的目标跟踪问题,在目标上建立单色方形标识,采用RANSAC方法确定色标块的四条边界直线,以四条直线交点作为色标块的4个角点,使用单目视觉的P4P问题求解方法有效快速地实现了目标的定位。

2.2 基于VSLAM的方法

基于先验信息执行的同步定位与地图构建(SLAM)已经存在大量的研究^[11],其本质上是一个状态估计问题,机器人一边计算自身运动,一边构建环境地图。根据使用图像特征的不同,visual SLAM(VSLAM)系统分为特征点法、直接法和二者结合的半直接法。

特征点法所使用的特征为特征点,由关键点和描述子构成。关键点是对图像的一种描述,选取图像中比较有特点的部分,例如角点和特征直线等。描述子则是对关键点信息的描述,用于区分匹配关键点,提供匹配依据。相较于自然朴素的角点等元素,研究者们已经设计出许多稳定的特征方式。如Lowe^[12]在2004年提出的scale-invariant feature transform(SIFT)算法,用来侦测和扫描影像中的局部特征,并充分考虑了检测过程中的旋转、尺度缩放、亮度变化等问题,对视角变化、仿射变换、噪声也保持一定程度的稳定性,但是缺点同样明显,较高的精度意味着复杂度高,计算量较大,很难达到实时性的要求。Bay等^[13]提出的speeded up robust features(SURF)算子,在保持SIFT算子性能的基础上同时解决计算复杂度高、耗时长的问题,对特征点提取和向量描述方面进行了改进,计算速度得到提高,然而计算量仍然较大。为了满足visual odometry(VO)的实时性,对于部分特征,采用适度降低精度的方式提高计算速度。Rublee等^[14]提出的oriented FAST and rotated BRIEF(ORB)特征就

是较具有代表性的一个,使用改进的features from accelerated segment test(FAST)^[15]角点和binary robust independent elementary features(BRIEF)^[16]描述子。得益于FAST角点和BRIEF描述子这样高效的组合,ORB特征在速度方面相较于SIFT、SURF已经有明显的提升。此外由于考虑了旋转和缩放,基于ORB特征点的方法具有对尺度、旋转、亮度等因素不敏感的优点,因此在现有的特征点法SLAM中ORB-SLAM^[14, 17-18]脱颖而出。

直接法SLAM是根据图像的灰度信息直接估算相机位姿的一类方法。直接法由光流^[19]演变而来,认为同一个空间点在相机不同位姿下的灰度值是恒定的,因此只要场景中存在明暗变化,直接法就可以工作。直接法通过建立光度误差损失函数优化位姿,减少了提取特征点的计算时间,对缺乏纹理的场景适应性较好,近年得到了较好的发展。算法根据使用特征数量的不同,分为稀疏直接法、半稠密直接法和稠密直接法。直接稀疏里程计(DSO)由Engel等^[20]提出,该里程计对极小化光度误差和相机运动的所有一致性参数进行联合优化。DSO舍弃了其他直接法普遍采用的前期平滑滤波,采用在整个图像上对像素进行均匀采样的方式,因此实时性非常好。模型集成了全光度校准,并且将曝光时间和镜头渐晕都考虑在内,因此鲁棒性较好^[21]。以large-scale direct monocular simultaneous localization and mapping(LSD-SLAM)^[22]为代表的半稠密直接法SLAM同样是由Engel等提出的。该方法能在获取相机位姿的同时构建大规模环境地图。由于单目相机有尺度不定性的问题,该方法通过假设所有像素点的逆深度信息为1控制全局地图的尺度。相较于稀疏直接法和半稠密直接法,稠密直接法需要计算图像的所有像素,因此无法在CPU上实时计算,需要GPU加速。典型的稠密构图方法有dense tracking and mapping(DTAM)^[23],稠密构图的优点是可以为每个像素恢复深度信息,可以保证在特征缺失的情况下稳定地跟踪和构建地图,但是计算量大。由于整个图像像素信息都参与计算,其中存在部分像素梯度不明显的点,这些点不会对运动估计有太大的贡献,且难以估计其深度信息。

半直接单目视觉里程计(SVO)是Forster等结合特征点法和直接法的优点提出的^[24],通过跟踪关键点(角点),然后像直接法一样根据这些关键点周围的信息估计相机的位姿信息。SVO结合了特征点法和直接法的准确性与速度,较单一方法更加精

确和快速。Semi-direct monocular visual odometry by combining points and line segments (PL-SVO)^[25] 通过扩展 SVO 算法,使用线段作为特征,能够在无纹理的环境下运行,但同时拥有更高的计算负担。

3 VSLAM 控制方程建立

在无摆动情况的基础上,所提方法主要解决机

器人有左右摆动干扰下正环形焊缝定位问题。图 2 为所提方法的主要流程,包括无焊缝帧过滤、焊缝轮廓建模和距离定位三个环节。由于埋地管道半径较小,测量不便,因此对于距离检测部分,使用人工合成视频以验证距离计算的准确性,其他部分所使用的视频数据是实验机器人在管道中行驶拍摄得到的。

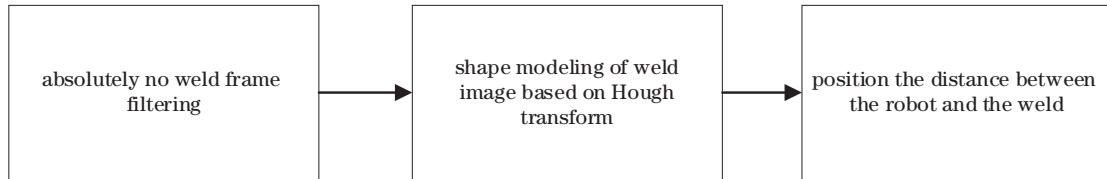


图 2 所提方法的主要流程

Fig. 2 Flowchart of the proposed method

3.1 绝对无焊缝帧过滤

机器人在运动过程中会产生大量不包含焊缝的帧,如果对每一帧执行焊缝轮廓检测,将会产生大量的无效运算。相较于背景差法、特征匹配法和光流法等主流目标检测算法^[26],帧间差分法^[27]具有不要求静态场景、对纹理等无要求和计算速度快的优势。因此采用与前一阶段工作^[28]相同的过滤方式,即使用帧间差分的方式过滤绝对无焊缝帧。

3.2 基于 Hough 变换的焊缝图像的形状建模

先前的实验描述了机器人正对焊缝前进的情况,本文主要涉及机器人左右偏移运动的情况。机器人左右偏转造成相机的左右偏转,从而导致焊缝在像平面的像发生了变化,焊缝像的变化对焊缝的定位影响较大。而对成像变化来说,机器人的小扰动位移对成像的影响比相机偏转对成像的影响小得多,所以忽略位移对定位的影响。

在机器人(相机)有左右偏转情况下,环形焊缝在相机图像空间中的轮廓模型不一定与无偏转情况相同,呈现出何种形式需要重新研究。机器人运动过程中,以相机坐标系作为观察坐标系,坐标系偏转前后的情况如图 3 所示。

设 $O-X_0Y_0Z_0$ 为无偏转情况下的坐标系, Z_0 轴与相机光轴重合,指向机器人的运动方向, Y_0 轴垂直于 Z_0 轴, X_0 轴满足右手定则。 $O-X_1Y_1Z_1$ 为偏转后的坐标系。设物理焊缝上一点 P 在 $O-X_0Y_0Z_0$ 坐标系内的坐标矢量为 $P_0(X_0, Y_0, Z_0)$, 在坐标系 $O-X_1Y_1Z_1$ 中的坐标向量为 $P_1(X_1, Y_1, Z_1)$, 则这两个坐标系之间的变换关系有

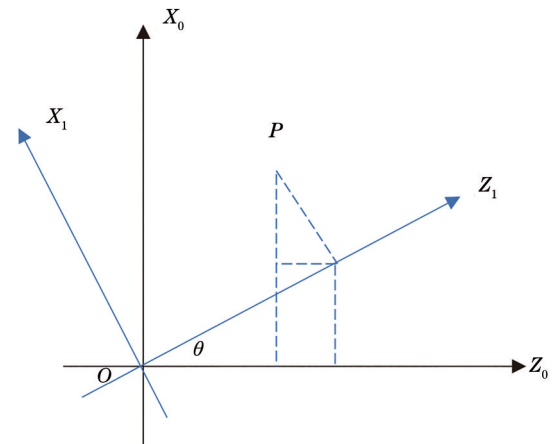


图 3 坐标偏转前后示意图

Fig. 3 Schematic before and after coordinate deflection

$$\begin{cases} X_1 = X_0 \cos \varphi - Z_0 \sin \varphi \\ Y_1 = Y_0 \\ Z_1 = X_0 \sin \varphi + Z_0 \cos \varphi \end{cases}, \quad (1)$$

式中: φ 为相机偏转角度。在相机未偏转时,环焊缝在相机坐标系下的方程满足

$$X^2 + (Y + h_0)^2 = r^2, \quad (2)$$

式中: h_0 为管道中轴线距相机光轴的高度; r 为管道半径。设相机与焊缝之间距离为 d , 则物理焊缝中心 E 在 $O-X_0Y_0Z_0$ 下的坐标为 $(0, h_0, -d)$, 由式(1)可得在 $O-X_1Y_1Z_1$ 下的坐标为

$$\begin{cases} X_{1E} = d \sin \varphi \\ Y_{1E} = h_0 \\ Z_{1E} = -d \cos \varphi \end{cases}. \quad (3)$$

将式(1)代入式(2)中,当相机发生摆动时环焊缝在相机坐标系下的方程为

$$(X_1 \cos \varphi + Z_1 \sin \varphi)^2 + (Y_1 + h_0)^2 = r^2. \quad (4)$$

设焦距为 f , (x, y) 为 (X_1, Y_1) 所成像的物理坐标, 由针孔模型几何关系可得

$$\frac{Z_1}{f} = \frac{X_1}{x} = \frac{Y_1}{y} \Leftrightarrow \begin{cases} x = -\frac{fX_1}{Z_1} \\ y = -\frac{fY_1}{Z_1} \end{cases} \quad (5)$$

使用 (x_c, y_c) 表示焊缝中心 E 的像的物理坐标, 则式(3)可写为

$$\begin{cases} x_c = -\frac{fX_{1E}}{Z_{1E}} = f \tan \varphi \\ y_c = -\frac{fY_{1E}}{Z_{1E}} = \frac{fh_0}{d \cos \varphi} \end{cases}, \quad (6)$$

变换后可得

$$\begin{cases} x - x_c = \frac{fX_1}{Z_1} - f \tan \varphi = \delta_x(j - j_c) \\ y - y_c = \frac{fY_1}{Z_1} - \frac{fh_0}{d \cos \varphi} = \delta_y(i - i_c) \end{cases}, \quad (7)$$

式中: i 和 j 分别表示像素的行号和列号; (i_c, j_c) 为 E 点在像平面上的像素坐标。将式(1)代入式(7)可得

$$\begin{cases} \frac{f(r \cos \theta \cos \varphi + d \sin \varphi)}{r \cos \theta \sin \varphi - d \cos \varphi} - f \tan \varphi = \delta_x(j - j_c) \\ \frac{f(r \sin \theta + h_0)}{r \cos \theta \sin \varphi - d \cos \varphi} - \frac{fh_0}{d \cos \varphi} = \delta_y(i - i_c) \end{cases}, \quad (8)$$

式中: δ_x 和 δ_y 分别表示单像素的长和宽。将式(8)中关于 θ 的三角函数分离出来, 则有

$$\begin{cases} \cos \theta = \frac{\delta_x d(j - j_c) \cos \varphi + 2df \sin \varphi}{\delta_x r(j - j_c) \sin \varphi + rf \sin \varphi \tan \varphi - rf \cos \varphi} \\ \sin \theta = \frac{\delta_y d(i - i_c)(\sin^2 \varphi + 1) - \delta_x h_0(j - j_c) \sin \varphi - \delta_y d \sin^2 \varphi}{\delta_x r(j - j_c) \sin \varphi + rf \sin \varphi \tan \varphi - rf \cos \varphi} \end{cases} \quad (9)$$

根据三角函数平方和为 1, 对式(9)消去 θ , 得

$$\left[\frac{\delta_x(j - j_c)d \cos \varphi + 2df \sin \varphi}{\delta_x(j - j_c)r \sin \varphi + rf \sin \varphi \tan \varphi - rf \cos \varphi} \right]^2 + \left[\frac{\delta_y(i - i_c)d - \delta_x(j - j_c)h_0 \sin \varphi \cos \varphi + 2fh_0 \cos \varphi}{\delta_x(j - j_c)r \sin \varphi + rf \sin \varphi \tan \varphi - rf \cos \varphi} \right]^2 = 1. \quad (10)$$

则式(10)可以写为

$$\begin{aligned} & \delta_y^2 d^2 i^2 + (2\delta_x \delta_y dh_0 \sin \varphi \cos \varphi)ij + (\delta_x^2 d^2 \cos^2 \varphi + \delta_x^2 h_0^2 \sin^2 \varphi \cos^2 \varphi - \delta_x^2 r^2 \sin^2 \varphi)j^2 + \\ & (2\delta_x \delta_y dh_0 j_c \sin \varphi \cos \varphi + 4\delta_y fdh_0 \cos \varphi - 2\delta_y^2 d^2 i_c)i + \\ & \left(4\delta_x d^2 f \sin \varphi \cos \varphi + 2\delta_x r^2 f \sin \varphi \cos \varphi - 2\delta_x r^2 f \sin^2 \varphi \tan \varphi - 4\delta_x fh_0^2 \sin \varphi \cos^2 \varphi - \right. \\ & \left. 2\delta_x d^2 j_c \cos^2 \varphi - 2\delta_x h_0^2 j_c \sin^2 \varphi \cos^2 \varphi + 2\delta_x r^2 j_c \sin^2 \varphi + 2\delta_x \delta_y dh_0 i_c \sin \varphi \cos \varphi \right)j + \\ & 4d^2 f^2 \sin^2 \varphi + 4f^2 h_0^2 \cos^2 \varphi + 2r^2 f^2 \sin^2 \varphi - r^2 f^2 \sin^2 \varphi \tan^2 \varphi - r^2 f^2 \cos^2 \varphi + \delta_y^2 d^2 i_c^2 + \\ & \delta_x^2 d^2 j_c^2 \cos^2 \varphi + \delta_x^2 h_0^2 j_c^2 \sin^2 \varphi \cos^2 \varphi - \delta_x^2 r^2 j_c^2 \sin^2 \varphi - 2\delta_x \delta_y dh_0 i_c j_c \sin \varphi \cos \varphi - 4\delta_y fdh_0 i_c \cos \varphi - \\ & 4\delta_x d^2 fj_c \sin \varphi \cos \varphi - 2\delta_x r^2 fj_c \sin \varphi \cos \varphi + 2\delta_x r^2 fj_c \sin^2 \varphi \tan \varphi + 4\delta_x fh_0^2 j_c \sin \varphi \cos^2 \varphi = 0. \end{aligned} \quad (11)$$

为了便于表述, 设

$$\begin{cases} A = \delta_y^2 d^2 \\ B = 2\delta_x \delta_y dh_0 \sin \varphi \cos \varphi \\ C = \delta_x^2 d^2 \cos^2 \varphi + \delta_x^2 h_0^2 \sin^2 \varphi \cos^2 \varphi - \delta_x^2 r^2 \sin^2 \varphi \\ D = 2\delta_x \delta_y dh_0 j_c \sin \varphi \cos \varphi + 4\delta_y fdh_0 \cos \varphi - 2\delta_y^2 d^2 i_c \\ E = 4\delta_x d^2 f \sin \varphi \cos \varphi + 2\delta_x r^2 f \sin \varphi \cos \varphi - 2\delta_x r^2 f \sin^2 \varphi \tan \varphi - 4\delta_x fh_0^2 \sin \varphi \cos^2 \varphi - \\ \quad 2\delta_x d^2 j_c \cos^2 \varphi - 2\delta_x h_0^2 j_c \sin^2 \varphi \cos^2 \varphi + 2\delta_x r^2 j_c \sin^2 \varphi + 2\delta_x \delta_y dh_0 i_c \sin \varphi \cos \varphi \\ F = 4d^2 f^2 \sin^2 \varphi + 4f^2 h_0^2 \cos^2 \varphi + 2r^2 f^2 \sin^2 \varphi - r^2 f^2 \sin^2 \varphi \tan^2 \varphi - r^2 f^2 \cos^2 \varphi + \delta_y^2 d^2 i_c^2 + \\ \quad \delta_x^2 d^2 j_c^2 \cos^2 \varphi + \delta_x^2 h_0^2 j_c^2 \sin^2 \varphi \cos^2 \varphi - \delta_x^2 r^2 j_c^2 \sin^2 \varphi - 2\delta_x \delta_y dh_0 i_c j_c \sin \varphi \cos \varphi - 4\delta_y fdh_0 i_c \cos \varphi - \\ \quad 4\delta_x d^2 fj_c \sin \varphi \cos \varphi - 2\delta_x r^2 fj_c \sin \varphi \cos \varphi + 2\delta_x r^2 fj_c \sin^2 \varphi \tan \varphi + 4\delta_x fh_0^2 j_c \sin \varphi \cos^2 \varphi \end{cases}, \quad (12)$$

则椭圆对应的参数为

$$\begin{cases} i_0 = \frac{BE - 2CD}{4AC - B^2} \\ j_0 = \frac{BD - 2AE}{4AC - B^2} \\ a = \frac{\sqrt{2(Ai_0^2 + Cj_0^2 + Bi_0j_0 - F)}}{\sqrt{A + C + \sqrt{(A - C)^2 + B^2}}} \\ b = \frac{\sqrt{2(Ai_0^2 + Cj_0^2 + Bi_0j_0 - F)}}{\sqrt{A + C - \sqrt{(A - C)^2 + B^2}}} \end{cases} \quad (13)$$

在有摆动干扰时,由于存在偏转角,且无法直接测得,结合两帧或多帧时未知数始终多于方程数,并且由式(13)可以看出,方程组具有高度非线性,求解过程非常复杂,因此改用优化的方法求解。

3.3 定位机器人与焊缝间距离

由于传统的 Hough 变换采用阈值判定最优的参数,但是这种情况下可能存在多个椭圆,如何选择哪一个就值得进一步研究。本文将位置和大小邻近的椭圆点集合并起来,通过拟合算法综合考虑这些点的影响,优化出更好的椭圆。

算法名称为改进的椭圆 Hough 变换 (MSHT) 算法。算法输入: 候选椭圆像素的二值图像 $B[h, w]$; 参数空间范围 $a_{\min}, a_{\max}, b_{\min}, b_{\max}, i_{0\min}, i_{0\max}, j_{0\min}, j_{0\max}$; 各参数划分的份数包括 a 的划分份数 m, b 的划分份数 n, i 的划分份数 p, j 的划分份数 q ; 点到椭圆的距离阈值 T_d 。算法输出为最优椭圆参数 $a_{op}, b_{op}, i_{0op}, j_{0op}$ 。具体步骤如下: 首先使用 Hough 变换获得所有 K 个最多点椭圆, $\{a_k, b_k, i_{ck}, j_{ck}, e_k\}, k=1, 2, 3, \dots, K$, 其中 a_k, b_k, i_{ck}, j_{ck} 是第 k 个椭圆的参数, e_k 是第 k 个椭圆上的所有像素点集, 设 k 从 1 递增到 K , 步长为 1; 设置椭圆像素点集合的数组元素 $ePoint[k] = \{e_k\}, num[k] = 1$, 设 k_1 从 1 递增到 K , 且 $k_1 \neq k$, 设 $e_{error} = |a_k - a_{k1}| + |b_k - b_{k1}| + |i_{ck} - i_{ck1}| + |j_{ck} - j_{ck1}|$, 如果 $e_{error} < T_d$, 则将 $ePoint[k] \cup e_{k1}$ 赋值给 $ePoint[k]$, 然后 $num[k]$ 增加 1; 从数组 $num[K]$ 找出最大的元素 k_{max} 和对应的像素点集 $ePoint[k_{max}]$, 在 $ePoint[k_{max}]$ 进行椭圆拟合, 得到最优椭圆参数 $a_{op}, b_{op}, i_{0op}, j_{0op}$ 。

设 i 方向椭圆半轴理论值为 a , 观测值为 \hat{a}, j 方向椭圆半轴理论值为 b , 观测值为 \hat{b} , Hough 变换检测获取的圆心为坐标理论值 (i_c, j_c) , 观测值为 (\hat{i}_c, \hat{j}_c) 。由于误差的存在, 实际观测值和理论值之间存在误差, 将误差求和, 有

$$\varepsilon = (a - \hat{a})^2 + (b - \hat{b})^2 + (i_c - \hat{i}_c)^2 + (j_c - \hat{j}_c)^2 \quad (14)$$

式(14)为单帧情况, 采用多帧求解时则求和各帧相应误差。机器人的运动信息可以通过速度传感器获得, 从充分利用已知先验数据的角度, 通过结合两帧信息尝试求解两帧的误差, 构建观测值与理论值间的损失函数。在多种优化算法中, 遗传算法可应用于离散问题优化, 具有成熟的收敛分析和规模估计的优点, 并且具有不错的求解精度^[29-32]。

4 实验结果与分析

特征点法 SLAM 和直接法 SLAM 为目前主流的两类 SLAM, 都具有不依赖于环境先验知识的特性。受限于篇幅, 在两种方法中各选取具有代表性的 ORB-SLAM3^[17] 和 LSD-SLAM^[22] 作为对比案例。

4.1 基于焊缝形状的定位方法

所提基于焊缝形状的定位方法由于求解方程的高度非线性, 直接求解非常困难, 因此使用遗传算法优化求解距离和偏转角, 那么首要任务是确定遗传算法优化参数的取值范围。目前市面上相机镜头分为微距镜头、中焦镜头和长焦镜头。本文实验机器人采用的是最符合人眼正常视角的中焦镜头, 其焦距范围一般为 36~134 mm。因此在遗传算法中, 有理由认为实验机器人的焦距在这一范围内。长距离油气管道一般通过大量单节管道焊接而成, 在实验场景中, 单节管道长度在 800 mm 左右, 考虑到机器人在管道内通过自带光源照明, 可视距离不大于单节管长, 因此设定参与优化的距离 d 满足 0~800 mm。一般而言, 单像素的长和宽基本相同, 相差非常小, 因此纵横比 α 近似为 1。实验机器人搭载的是第二代 5.08 mm CMOS 的 CIF 相机 (352×288 分辨率), 单像素面积约为 127.3 μm^2 , 则单像素在 x 轴方向上的长度 δ_x 可以假定为 11.2 μm 附近的某个数值。机器人在前进过程中的小幅摆动由于无法直接测量, 考虑到运行方向没有发生明显的偏转, 因此设定偏转角为 $\pm 45^\circ$ 。相机主点为光心在像平面上的投影, 一般在像平面中心附近, 设主点坐标为 (i_{pp}, j_{pp}) , 且其在像平面中心附近的 ± 30 范围内。因此可得遗传算法各变量的约束变量范围为

$$\begin{cases} f \in [36 \text{ mm}, 134 \text{ mm}] \\ d \in [0 \text{ mm}, 800 \text{ mm}] \\ \delta_x \in [9 \mu\text{m}, 13 \mu\text{m}] \\ \alpha \in [0.8, 1.2] \\ i_{pp} \in [i_c - 30, i_c + 30] \\ j_{pp} \in [j_c - 30, j_c + 30] \end{cases} \quad (15)$$

由于从实拍视频中无法有效测量距离信息和摆动角度,因此采用已知距离和摆动角度的合成视频参与测试。如图 4 所示,不论是在实拍的管道环境中还是合成视频中,MSHT 算法都可以很好地检测出焊缝像的轮廓模型。在测试的合成视频中,机

器人运行的偏转角度为 10° ,采用相隔的两帧参与检测,距离计量单位为 mm。表 1 为有左右摆动情况下距离及摆动角检测结果。从表 1 可以看出,与实际距离和偏转角度的比较中,所提方法得到的结论具有较好的准确度。

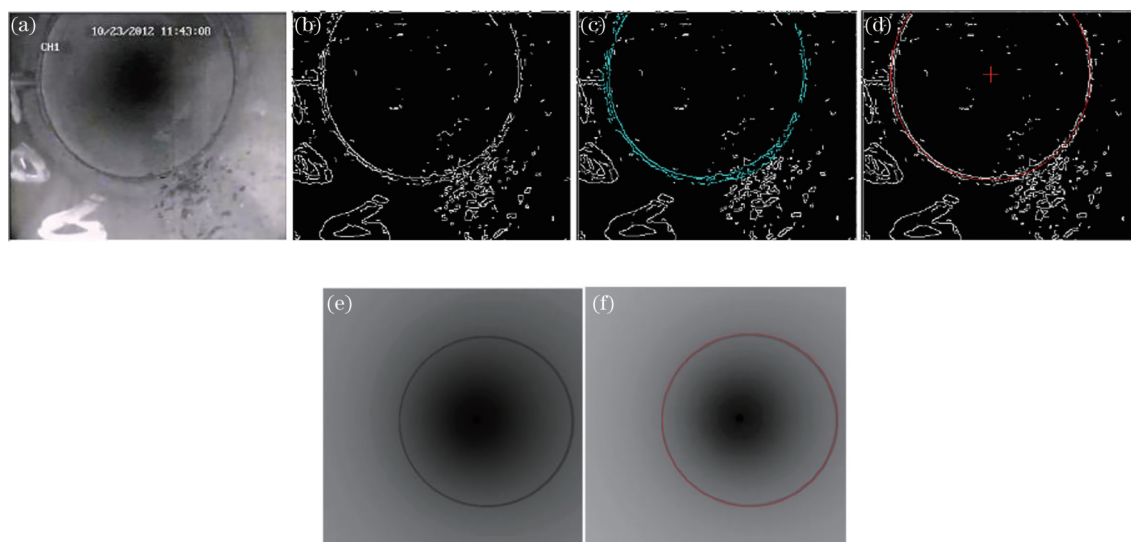


图 4 焊缝图像轮廓检测。(a)存在焊缝的帧;(b)Canny 边缘检测;(c)满足 Hough 变换阈值的所有点集;(d)MSHT 检测的焊缝轮廓椭圆;(e)合成视频中存在焊缝的帧;(f)MSHT 检测的焊缝轮廓椭圆

Fig. 4 Detection of weld contour graphics. (a) Frames with weld joints; (b) Canny edge detection; (c) set of all points which satisfies the Hough transform threshold; (d) weld contour ellipse detected by MSHT; (e) frame existing weld in the composite video; (f) weld contour ellipse detected by MSHT

表 1 有左右摆动情况下距离及摆动角检测结果

Table 1 Detection results of distance and swing angle when there is left and right swing

Frame	a	b	i	j	Detection distance	Truth distance	Angle / ($^\circ$)
1	120.68	120.83	242.33	239.42			
2	122.35	122.55	242.37	239.44			
3	124.31	124.21	242.45	239.46			
4	126.21	126.04	242.46	239.46	272.03	272.06	9.97
5	127.84	128.10	242.46	239.43	268.78	268.12	10.10
6	130.02	129.34	242.50	239.45	264.23	264.18	10.04
7	131.44	132.22	242.59	239.44	260.88	260.24	9.92
8	133.29	133.69	242.62	239.45	255.62	256.31	10.18

4.2 特征点法 SLAM

说明了 Rublee 等^[14]对各种场景执行检测的情况,在图 5(a)中,不同视角下杂志上相同的 ORB 特征可以很好地被识别。由于 FAST 角点判断通过检测像素点 p 在半径为 3 的范围内满足亮度阈值范围的点的个数,一般需要至少半数以上才能满足条件,如图 5(b)、(c)所示,圆环在像素级别的范围内

很难满足 FAST 的检测条件。同样的,在本文的焊缝检测环境中,无焊缝情况下管道内几乎不存在纹理特征或者线特征,如图 6(a)所示,这将造成特征点法因为缺乏特征而定位失败。此外,与图 5(b)、(c)情况相同,如图 6(b)所示,环形焊缝同样很难满足 ORB 判断特征点的策略。

在实际检测环境中,ORB-SLAM3 可以很好地

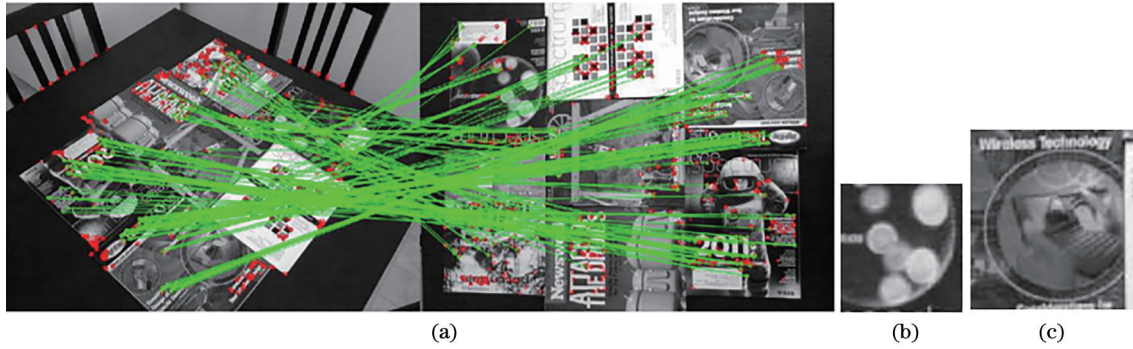


图 5 ORB 特征参与不同视角下的杂志图片匹配^[14]。(a)杂志在不同视角下匹配 ORB 特征;(b)(c)图 5(a)中存在的圆形区域
Fig. 5 ORB features are involved in magazine matching from different perspectives^[14]. (a) ORB features matching from different perspectives; (b) (c) circular regions in Fig. 5 (a)

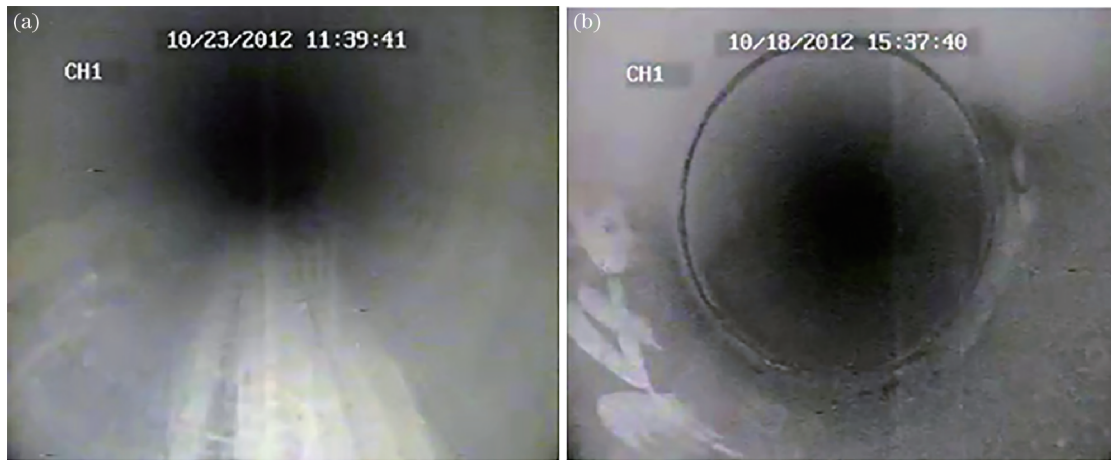


图 6 管道内壁图像。(a)无焊缝的帧;(b)存在圆环焊缝的帧

Fig. 6 Images of inner surface of pipeline. (a) Frame without welds; (b) frame with circular welds

应对纹理丰富的场景,并且不需要先验知识。如图 7 所示,在 EuRoC MAV 数据集上系统可以很好地定位物体的位姿信息并构建自身的位置和地图

点。由于回环检测机制的存在,累积误差得到了很好的抑制。在本文的管道检测环境中,ORB-SLAM3 采用默认配置对管道内视频数据执行构图

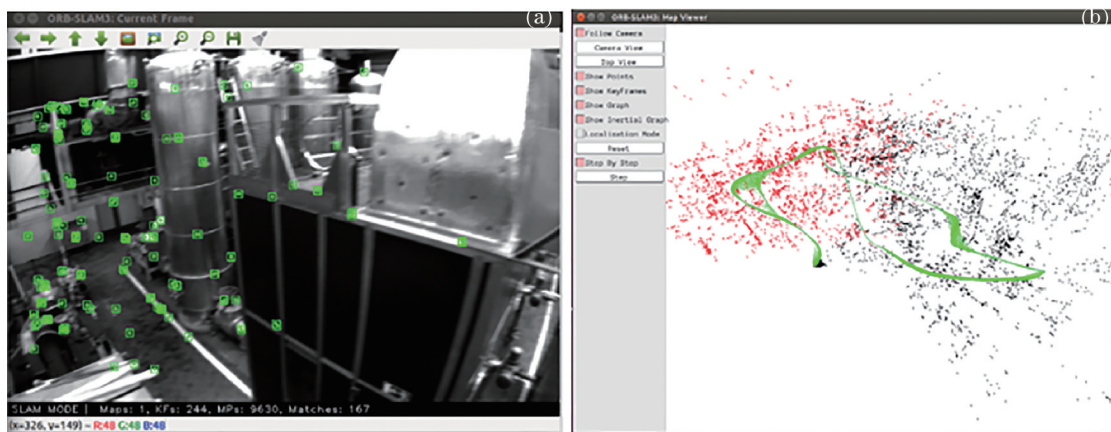


图 7 ORB-SLAM3 运行在 EuRoC MAV 数据集上的结果。(a)运行在 EuRoC MAV 数据集场景下的 ORB 特征提取效果图;
(b)场景的点云图及相机运动轨迹

Fig. 7 Results of ORB-SLAM3 running on EuRoC MAV dataset. (a) ORB feature extraction rendering diagram running on EuRoC MAV dataset scenario; (b) field scene point cloud map and camera motion track

检测。从图 8 可以看出,管道内特征点数量稀少,主要集中在底部焊渣部分,而焊缝部分仅存在极少的特征;并且环焊缝上特征点的分布极少,构建的地

图无法体现环焊缝的位置信息;此外在无焊缝场景下几乎无特征点,该方法获得的机器人运动轨迹基本原地未动,显然这是不符合实际的。

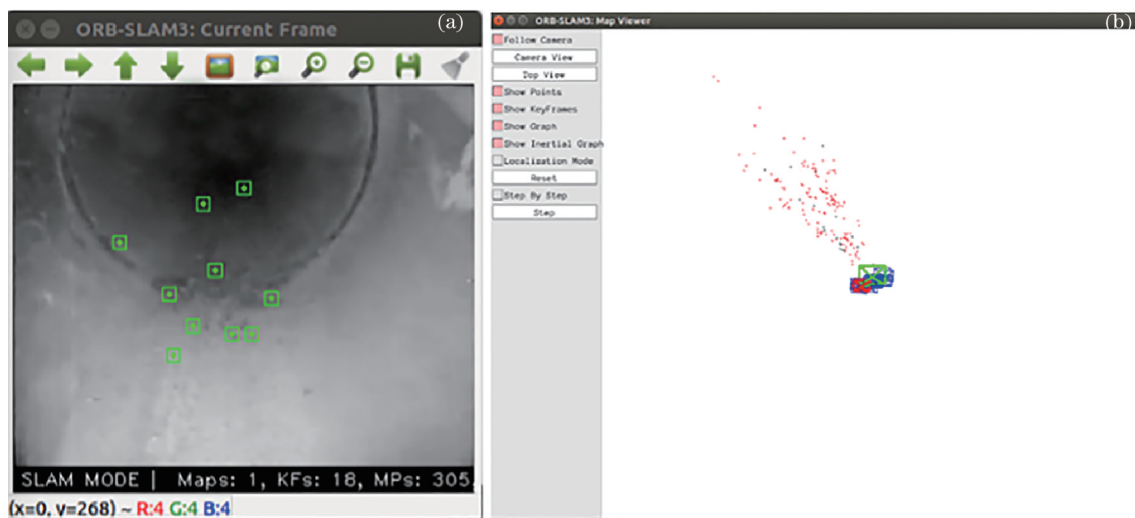


图 8 ORB-SLAM3在管道内进行特征提取和地图构建的结果。(a)包含焊缝的场景下ORB特征点提取情况;
(b)运行到图8(a)场景过程中所构建的点云图和相机运动轨迹

Fig. 8 Results of feature extraction and map construction in the pipeline by ORB-SLAM3. (a) Extraction of ORB feature points in scenes containing welds; (b) point cloud map and camera motion track constructed during running to scene Fig. 8 (a)

4.3 直接法 SLAM

考虑到稀疏直接法与特征点法相同,都需要提取关键点,4.2节已经介绍特征点法无法应用的原因,此处略过。稠密直接法由于庞大的计算量,实时性欠佳且对机器人续航有直接消极影响。因此在直接法范围内,采用半稠密构图的LSD-SLAM^[22]作为对比实验。

如图 9 所示,在 LSD_ROOM. bag 数据集下,LSD-SLAM 在梯度较丰富的部分可以较好地构建

环境地图,而例如在白墙、窗户等不存在梯度或者梯度变化不明显的区域则表现较差。在本文的管道实验环境中,机器人前进过程中,如图 10(a)、(b)所示,由于管道内壁场景缺乏梯度,所构建出的地图非常稀疏,无法达到导航的作用。在靠近焊缝时,虽然记录了大量的有效点,然而从构建的点云地图中无法准确地判断焊缝所处的位置。此外,由图 10(b)、(d)可以看出,机器人在点云图中几乎不存在位移,这显然是不符合实际的。

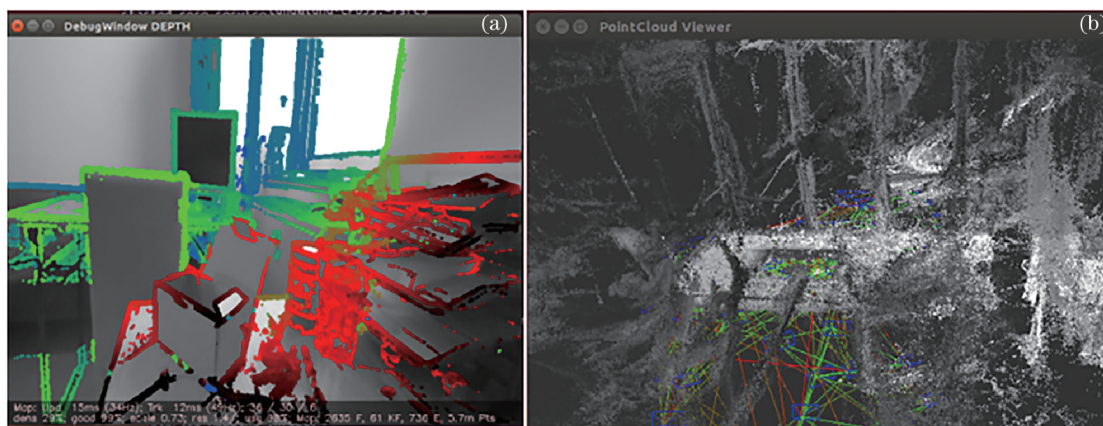


图 9 LSD-SLAM 运行在 LSD_ROOM. bag 数据集下的结果。(a) LSD_ROOM. bag 数据集场景;(b)基于图 9(a)构建的点云图
Fig. 9 Results of LSD-SLAM running on the LSD_ROOM. bag dataset. (a) scene contained in LSD_ROOM. bag dataset;
(b) point cloud map based on Fig. 9 (a)

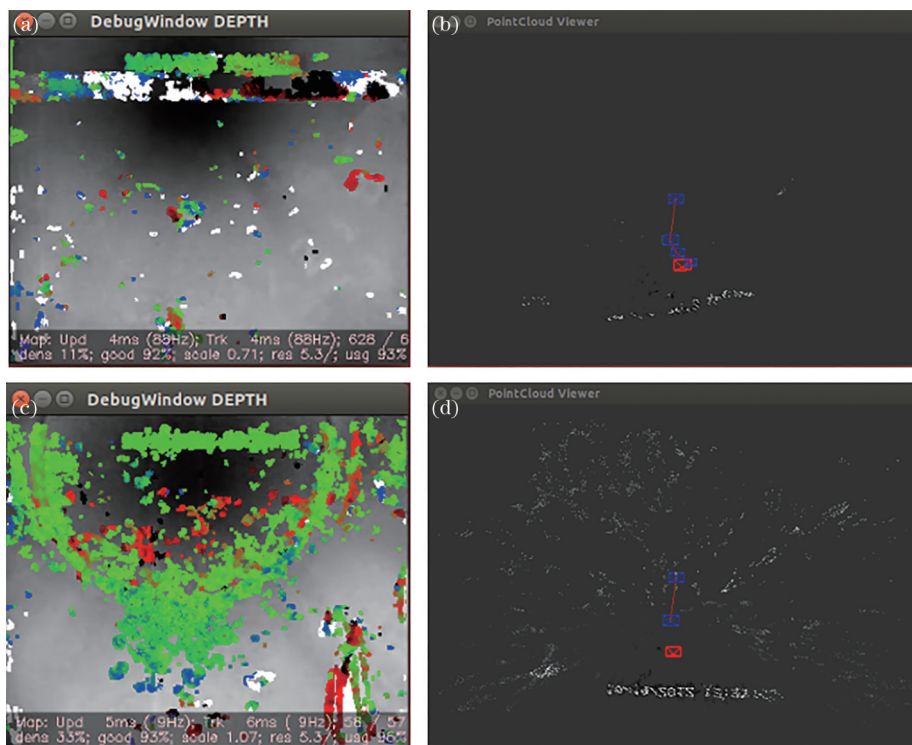


图 10 LSD-SLAM 运行在管道检测环境下的结果。(a)机器人在无焊缝场景下前进拍摄的结果;(b)到达图 10(a)场景下所构建的点云地图;(c)机器人到达存在焊缝的场景拍摄的结果;(d)到达图 10(c)场景下所构建的地图

Fig. 10 Results of LSD-SLAM running in pipeline inspection environment. (a) Result of shooting which robot moves forward in the scene without welds; (b) point cloud map which the moving robot constructed in the scene Fig. 10 (a); (c) result of shooting which robot moves forward in the scene with welds; (d) point cloud map which the moving robot constructed in the scene Fig. 10 (c)

5 结 论

主要针对经典的 SLAM 方法在圆柱形管道这种缺乏特征的结构化场景内无法鲁棒运行的问题, 努力寻找利用特定的目标和摄像头运动先验知识研究出适合特定应用场合的单目视觉三维定位或 SLAM 方法。基于这样的单目视觉理论与技术的研究发展状况与趋势, 提出一种全新的定位圆形焊缝的方法, 主要创新点为构建了基于场景本身的结构先验知识和给出了单目视觉的深度线索, 结合探伤机器人行走速度传感器, 以实现准确定位三维场景内圆形焊缝位姿的方法和技术, 将单目视觉定位理论与方法扩展到新建管道与储罐的机器人探伤检测领域。

由于精力和时间的原因, 只研究了水平偏转的情况, 暂未考虑摆动时圆柱形管道自身的曲率造成机器人翻转的问题, 这在实际运行时是不可避免的, 将在下一阶段研究这一问题。

参 考 文 献

- [1] 沈跃. 智能清管器检测管道缺陷的定位算法研究[J]. 科学技术与工程, 2008, 8(20): 5603-5607, 5615.
Shen Y. Research on flaw location algorithms of the smart PIG for pipeline inspecting[J]. Science Technology and Engineering, 2008, 8(20): 5603-5607, 5615.
- [2] Nagaya K, Yoshino T, Katayama M, et al. Wireless piping inspection vehicle using magnetic adsorption force[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2012, 17(3): 472-479.
- [3] Huang B C, Zhao J, Liu J B. A survey of simultaneous localization and mapping[EB/OL]. (2019-08-24) [2021-05-06]. <https://arxiv.org/abs/1909.05214>.
- [4] 陈忠建, 冯勇, 刘洪臣. 管道焊缝探伤机器人的视觉牵引算法[J]. 焊接技术, 2005, 34(6): 11-13, 87.
Chen Z J, Feng Y, Liu H C. Vision-based navigation algorithms for pipeline weld inspection robot[J]. Welding Technology, 2005, 34(6): 11-13, 87.

- [5] 周娜. 基于单目视觉的摄像机定位技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.
Zhou N. Research on camera location based on monocular vision[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2007.
- [6] 郭方智, 杨理践. 基于惯性测量的管道焊缝定位方法[J]. 电子世界, 2020, (16): 120-121.
Guo F Z, Yang L J. Pipe weld location method based on inertial measurement[J]. Electronics World, 2020, (16): 120-121.
- [7] 彭辉辉, 刘飞飞, 代云勇, 等. 基于移动视觉的工业机器人分拣系统应用研究[J]. 现代电子技术, 2020, 43(20): 26-30.
Peng H H, Liu F F, Dai Y Y, et al. Application research of industrial robot sorting system based on mobile vision[J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43(20): 26-30.
- [8] Chen X Z, Chen S B, Lin T, et al. Practical method to locate the initial weld position using visual technology[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2006, 30(7/8): 663-668.
- [9] 张晓华, 付庄, 周晓, 等. 基于视觉传感器的管内作业机器人位置检测[J]. 机器人, 1997, 19(3): 191-196.
Zhang X H, Fu Z, Zhou X, et al. A vision sensor based method for position measuring of pipeline robot[J]. Robot, 1997, 19(3): 191-196.
- [10] 邹伟, 喻俊志, 徐德, 等. 基于 ARM 处理器的单目视觉测距定位系统[J]. 控制工程, 2010, 17(4): 509-512.
Zou W, Yu J Z, Xu D, et al. Monocular vision measurement system based on ARM microprocessor[J]. Control Engineering of China, 2010, 17(4): 509-512.
- [11] Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1309-1332.
- [12] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [13] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: speeded up robust features[M]//Leonardis A, Bischof H, Pinz A. Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science. Berlin: Springer, 2006, 3951: 404-417.
- [14] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2564-2571.
- [15] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[M]//Leonardis A, Bischof H, Pinz A. Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 430-443.
- [16] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. Brief: binary robust independent elementary features[M]//Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. Computer vision-ECCV 2010. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2010, 6314: 778-792.
- [17] 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]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [18] 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.
- [19] Baker S, Matthews I. Lucas-Kanade 20 years on: a unifying framework[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 56(3): 221-255.
- [20] Engel J, Schöps T, Cremers D. LSD-SLAM: large-scale direct monocular SLAM[M]//Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. Computer vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2014, 8690: 834-849.
- [21] Wang R, Schwörer M, Cremers D. Stereo DSO: large-scale direct sparse visual odometry with stereo cameras[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 3923-3931.
- [22] 刘明芹, 张晓光, 徐桂云, 等. 单机器人 SLAM 技术的发展及相关主流技术综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(18): 25-35.
Liu M Q, Zhang X G, Xu G Y, et al. Review of development of single robot SLAM technology and related mainstream technology[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(18): 25-35.
- [23] Engel J, Sturm J, Cremers D. Semi-dense visual odometry for a monocular camera[C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 1449-1456.
- [24] Forster C, Pizzoli M, Scaramuzza D. SVO: fast semi-direct monocular visual odometry[C]//2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation,

- May 31-June 7, 2014, Hong Kong, China. New York: IEEE Press, 2014: 15-22.
- [25] Gomez-Ojeda R, Briaies J, Gonzalez-Jimenez J. PL-SVO: semi-direct monocular visual odometry by combining points and line segments[C]//2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 9-14, 2016, Daejeon, Korea (South). New York: IEEE Press, 2016: 4211-4216.
- [26] 张前, 赵新雪. 运动目标检测方法综述[J]. 电子世界, 2019(4): 65.
Zhang Q, Zhao X X. Review of moving target detection methods[J]. Electronics World, 2019(4): 65.
- [27] Feng Q S, Wang Y Q, Zhang Y P, et al. Automatic detection of the interiorly welded joints of pipelines from video for remote visual inspector[C]//2014 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, August 3-6, 2014, Tianjin, China. New York: IEEE Press, 2014: 2001-2005.
- [28] Dong X, Feng Q S, Xia J F, et al. An innovative method for locating the welded circular seam on the inner surface of cylinder pipeline to inspector robot [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1631(1): 012045.
- [29] 王福昌. 遗传算法在求解超定方程组中的应用[J]. 韶关学院学报, 2007, 28(6): 15-17.
Wang F C. A solving method of overdetermined equations systems by genetic algorithms[J]. Journal of Shaoguan University, 2007, 28(6): 15-17.
- [30] 王世华. 遗传算法及其在数值计算中的应用研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2005.
Wang S H. Research of genetic algorithm and its application in numerical computation[D]. Chongqing: Chongqing University, 2005.
- [31] 蒋冬初, 何飞, 向继文. 遗传算法求解函数优化问题的 Matlab 实现[J]. 吉首大学学报(自然科学版), 2005, 26(2): 98-100, 106.
Jiang D C, He F, Xiang J W. Realization of function optimization with genetic algorithm in Matlab[J]. Journal of Jishou University (Natural Science Edition), 2005, 26(2): 98-100, 106.
- [32] 张超群, 郑建国, 钱洁. 遗传算法编码方案比较[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 819-822.
Zhang C Q, Zheng J G, Qian J. Comparison of coding schemes for genetic algorithms[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(3): 819-822.