

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2312969

# 基于搭桥式点云拼接的管道三维重建研究<sup>\*</sup>

伍凡 沙俊伟 刘若鹏 徐贵力

(南京航空航天大学自动化学院 南京 211106)

**摘要:**针对现有管道三维重建方法依赖于管道内壁结构、纹理特征的问题,提出了基于合作目标与单目视觉的搭桥式点云拼接方法,实现管道内壁三维重建,该方法不依赖管道内壁的任何结构纹理特征,拼接速度快,且不受点云规模的影响。同时,设计了高精度的同心圆合作目标,用于计算点云的高精度拼接位姿,其位姿解算精度可达0.02 mm,相比椭圆合作目标高出53%,并实现了合作目标的鲁棒识别算法,以及拥有旋转不变性的特征点排序算法。最后,利用ROS机器人,搭建了不依赖任何特征的管道三维重建系统,并在实际实验中,完成了拼接精度为0.02 mm的管道整体三维重建。

**关键词:** 三维重建;点云拼接;合作目标;管道

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Research on 3D reconstruction of pipe based on bridge-type point cloud matching

Wu Fan Sha Junwei Liu Ruopeng Xu Guili

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the existing 3D reconstruction methods for pipe depend on target's structure and texture characteristics, this paper proposed a bridge-type point cloud matching method based on cooperative objective and monocular vision to realize 3D reconstruction of pipe. The method does not depend on any structure and texture characteristics of the pipe, and has faster matching speed, and is not affected by the scale of the point cloud. At the same time, a high-precision cooperative objective based on concentric circle is designed, which is used to calculate the high-precision matching pose of the point cloud. The accuracy of the pose can reach 0.02 mm, which is 53% higher than that of the elliptical cooperative objective. Simultaneously, the robust recognition algorithm of the cooperative objective and the ranking algorithm for feature points with rotation invariance are realized. Finally, using ROS robot, a 3D reconstruction system of pipe without any features was built, and in actual experiments, the overall 3D reconstruction of the pipe with a matching accuracy of 0.02 mm was completed.

**Keywords:** three-dimensional reconstruction; point cloud matching; cooperation objective; pipe

## 0 引言

管道是用于输送气体、液体或带固体颗粒的流体的装置,在天然气、石油、航空等领域广泛应用。然而随着使用时间增加,各种管道问题会随之产生,如裂缝、腐蚀、破损、变形等。因此,对管道进行定期检测、维护等工作是非常重要的<sup>[1-3]</sup>。

其中,利用基于视觉的三维重建方法,对管道内壁进行检测,是当前的主流方法,可分为主动视觉法和被动视觉法<sup>[4]</sup>,前者由发射器和接收器组成,通过接收到的反射信号

计算目标三维点云信息;后者仅由相机组成,通过图像的明暗度、纹理、轮廓、特征点等<sup>[5-6]</sup>,恢复目标的三维点云结构。但由于传感器视野的局限性,上述方法均需结合点云拼接技术<sup>[7]</sup>,实现完整的三维重建工作。

对此,2016年,胡媛媛等<sup>[8]</sup>通过双轴倾斜传感器及电缆长度,计算机器人系统在管道中的位姿,完成点云拼接,从而实现了精度为10 mm左右的管道内壁三维重建。但是这类研究受硬件限制较大,因此重建精度和范围有限。2019年,Zhang等<sup>[9]</sup>利用支撑线和仿射不变比,对管道全景视频中的图像特征进行匹配,然后通过运动恢复结构

收稿日期:2023-03-01

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(62073161)项目资助

(structure from motion, SFM) 算法, 实现了管道内部的高精度三维重建。但该算法依赖于管道表面的纹理特征。2021 年, Gunatilake 等<sup>[10]</sup> 利用立体视觉和红外结构光, 对管道内部进行扫描检测, 同时结合迭代最近点算法 (iterative closest points algorithm, ICP) 实现了管道内部点云的拼接工作。类似的, 2022 年, Shang 等<sup>[11]</sup> 利用深度相机阵列, 结合 ICP 算法和图优化算法完成点云拼接, 实现了管道内表面密集而完整的三维重建。其中, ICP 算法是点云拼接中应用最广泛的算法, 学者们由此拓展出了体素化的广义迭代最近点算法 (voxelized generalized iterative closest point, VGICP)<sup>[12]</sup> 以及法向迭代最近点 (normal iterative closest point, NICIP)<sup>[13]</sup> 算法; 然而该算法依赖于点云自身的结构特征, 易陷入局部最优, 且算法精度受迭代初值的影响较大。

根据上述研究发现, 针对管道内壁的现有三维重建系统, 依赖于管道内壁表面的结构、纹理特征, 或受限于位姿传感器的精度。为此, 本文针对缺少结构纹理特征的管道内壁三维重建问题, 提出基于合作目标与单目视觉的搭桥式点云拼接方法, 以实现管道内壁整体三维重建; 同时设计拥有识别鲁棒性、高精度位姿的合作目标, 由此构建不依赖任何管道特征的三维重建系统, 并开展了实际实验验证工作。

## 1 点云拼接算法

点云拼接算法的目的是计算、优化不同点云的拼接位姿, 然后根据得到的位姿结果拼接点云, 以此实现目标整体的三维重建。为实现缺少结构、纹理特征的管道内壁点云拼接, 本文利用合作目标与单目视觉计算点云拼接位姿, 实现管道内壁点云精确拼接, 并根据二者之间的位姿转换关系, 提出了基于合作目标的搭桥式点云拼接方法。

### 1.1 基于合作目标的点云拼接算法

现有点云拼接算法通过匹配两片点云数据中的特征点计算拼接位姿, 在缺少特征的场景下会出现较大的拼接误差。针对这个问题, 本文引入合作目标计算点云拼接位姿, 设计基于合作目标与单目视觉的点云拼接方法, 使拼接结果不受点云特征的影响, 其原理如图 1 所示。其中, 为获取缺少纹理特征的管道内壁三维点云数据, 本文使用基于主动视觉的扫描设备获取点云。图中, 变换矩阵  $T_A$  与  $T_B$  分别描述了合作目标到单目相机坐标系、扫描设备到合作目标之间的位姿转换。

算法的具体步骤为:

1) 固定合作目标于扫描设备表面, 使二者之间的相对位姿  $T_B$  始终保持恒定; 同时固定单目相机位置, 使其可以清晰地拍摄合作目标, 如图 1 所示。

2) 利用扫描设备在管道内壁进行扫描, 从而得到多片点云数据  $P_i$ :

$$P_i = \{p_k, k \in [0, h_i]\}, p_k = [x_k \ y_k \ z_k]^T \quad (1)$$

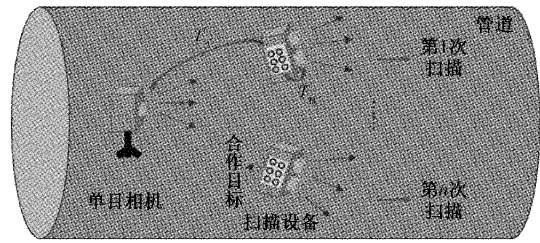


图 1 基于合作目标的点云拼接方法

式中:  $i$  表示每片点云的序号,  $p_k$  表示点云中的第  $k$  个空间点,  $x_k$ 、 $y_k$ 、 $z_k$  分别表示空间点  $p_k$  对应的 3 个坐标值,  $h_i$  表示这片点云的规模, 即空间点的数量。

为实现管道内壁整体三维重建, 扫描设备得到的全部点云数据, 应能覆盖管道内壁的全部表面。

3) 在扫描设备每一次工作的同时, 单目相机对合作目标进行拍摄, 并通过  $n$  点透视算法 (perspective  $n$  point, PnP) 位姿解算算法, 计算合作目标到单目相机之间的相对位姿  $T_{A_i}$ , 其中,  $i$  与点云的序号相对应。该步骤的详细内容将在第 2 节中进行叙述。

4) 结合扫描设备到合作目标之间的相对位姿  $T_B$  可知, 第  $i$  片点云的拼接位姿为  $T_{A_i} \times T_B$ 。此时, 点云拼接的目标坐标系为单目相机坐标系。通过下式即可对所有点云进行准确拼接:

$$P = \{T_{A_i} \times T_B \times P_i, i \in [1, n]\} \quad (2)$$

式中:  $P$  表示拼接后得到的点云结果,  $n$  表示本次拼接中共有  $n$  片点云。

由此可见, 本文方法可实现管道内壁点云数据的准确拼接, 且不依赖于管道表面的结构、纹理特征。

### 1.2 搭桥式点云拼接算法

上述算法拼接时的目标坐标系为单目相机坐标系, 因此, 在进行重建时, 单目相机必须一直保持静止。否则, 单目相机移动前后得到的两个点云拼接结果, 将分别属于两个不同的目标坐标系。

然而, 由于单目相机的景深范围有限, 当扫描设备移动到相机景深之外进行扫描工作时, 如图 2 所示, 相机拍摄到的合作目标将会变得模糊, 导致合作目标识别准确度降低, 从而降低点云拼接精度。



图 2 相机景深限制示意图

针对相机景深限制的问题, 本文在上文设计的基于合作目标的点云拼接方法的基础上, 构建合作目标系为中间坐标系, 根据合作目标与单目相机之间的位姿转换关系, 提出了基于合作目标的搭桥式点云拼接算法, 以解决相机景

深对接范围的限制问题,算法原理如图 3 所示。图中,  $B_1$ 、 $B_2$  是单目相机移动前、后的位置,  $A$  是扫描设备的位置,  $T_C$  是单目相机移动前后的位姿变换,  $T_{B_1}$ 、 $T_{B_2}$  是合作目标相对移动前、后的单目相机的位姿。

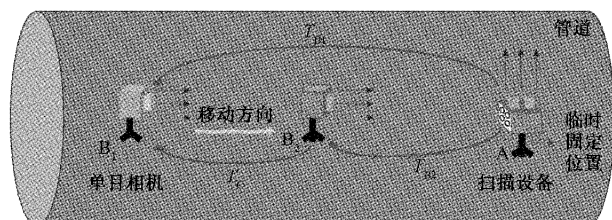


图 3 基于合作目标的搭桥式点云拼接示意图

算法的详细内容如下:

1) 单目相机位于  $B_1$  时, 扫描设备在相机景深内工作, 此时通过 1.1 节中的内容进行点云拼接, 得到拼接点云  $P_{B_1}$ 。

2) 当扫描设备即将移动到单目相机景深之外时, 首先将扫描设备临时固定于位置  $A$ , 并计算此时合作目标与单目相机之间的相对位姿  $T_{B_1}$ 。

3) 然后将单目相机移动至位置  $B_2$ , 使其与扫描设备之间的距离在相机景深内, 然后计算此时合作目标与单目相机之间的相对位姿  $T_{B_2}$ 。

4) 再次通过 1.1 节中的内容进行点云拼接, 得到拼接点云  $P_{B_2}$ , 该点云的目标坐标系为  $B_2$  位置的单目相机坐标系。

5) 结合变换矩阵  $T_{B_1}$  与  $T_{B_2}$ , 即可得到  $B_1$  与  $B_2$  之间的变换矩阵  $T_C$ :

$$T_C = T_{B_1} \times T_{B_2}^{-1} \quad (3)$$

于是, 通过变换矩阵  $T_C$ , 即可将点云  $P_{B_1}$  与点云  $P_{B_2}$  实现拼接, 拼接的目标坐标系为  $B_1$  位置的单目相机坐标系。

重复上述步骤, 即可解决单目相机景深范围对点云拼接的限制, 且算法仍不依赖于管道内壁的结构纹理特征。

## 2 合作目标的设计

本文第 1 节中的拼接位姿是通过合作目标计算的, 因此, 设计识别鲁棒性强、位姿解算精度高的合作目标, 并实现对应的识别定位算法, 是十分必要的。

### 2.1 $n$ 点透视问题

$n$  点透视问题, 又称 PnP 问题, 由 Fischler 和 Bolles 学者提出<sup>[14]</sup>, 该问题基于相机针孔模型, 在已知相机内参的前提下, 当确定了  $n$  个三维空间点  $P_i$  及其在图像中的投影位置  $p_i$  时, 可通过下式计算空间点所在坐标系与相机坐标系之间的旋转矩阵  $R$  和平移向量  $t$ :

$$\lambda_i \begin{bmatrix} p_i \\ 1 \end{bmatrix} = K [R | t] \begin{bmatrix} P_i \\ 1 \end{bmatrix}, i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (4)$$

式中:  $\lambda_i$  为第  $i$  个投影点  $p_i$  的深度因子,  $K$  为相机的内参矩阵。

利用合作目标进行位姿解算时, 首先需要确定合作目标中提供的特征点的三维空间坐标  $P$ , 然后利用单目视觉对合作目标进行拍摄, 并通过视觉算法确定特征点在图像中的投影位置  $p$ , 最后结合 PnP 算法计算合作目标与相机之间的相对位姿变换  $R$ 、 $t$ 。

### 2.2 合作目标的设计

现有合作目标主要依赖于项目背景进行设计, 设计重点要么针对合作目标的识别鲁棒性, 要么针对合作目标的位姿解算精度, 而同时针对这两个方向进行设计合作目标, 有待进一步深入研究。

为保证合作目标的位姿解算精度, 合作目标特征点在相机成像平面上, 需可提取出高精度投影位置, 以此保证位姿解算精度。对此, 通过现有研究发现, 相比棋盘格角点, 圆心位置的提取精度较高, 且当圆的环数越多时, 圆心提取精度将越高。因此, 考虑合作目标尺寸以及特征点提取精度, 本文设计环数为 2 的同心圆圆心作为本文合作目标的特征点。

为保证合作目标的识别鲁棒性, 本文利用四边形轮廓、及轮廓间的嵌套关系, 对合作目标的识别定位设置双重约束, 保证其识别鲁棒性。

结合上述分析, 本文利用同心圆设计了一个拥有 19 个特征点的合作目标, 如图 4 所示, 图中的实心圆用于辅助特征点的排序工作, 不作为合作目标的特征点。

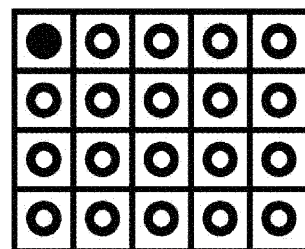


图 4 本文合作目标示意图

### 2.3 合作目标的识别定位

根据合作目标特征, 本文实现了对应的识别算法:

1) 图像阈值分割: 常用的阈值分割法分为全局阈值分割法和局部阈值分割法<sup>[15]</sup>, 其中后者受光照不均的影响较小。因此, 本文选用局部阈值分割法实现图像二值化。为提高图像二值化速度, 本文通过升、降采样法优化算法时间开销: 在分割前, 对原始图像进行降采样, 并记录降采样尺寸  $S_{cale}$ ; 然后对降采样图像进行局部阈值分割; 最后利用降采样尺寸  $S_{cale}$ , 将图像升采样到原始尺寸, 即可得到二值化结果, 并降低时间开销。

2) 四边形轮廓过滤: 为进一步缩小目标区域, 本文利用设计的四边形轮廓约束, 对二值化图像中的每个连通域轮廓进行四边形拟合, 滤除拟合结果中的非四边形轮廓区域, 降低无关区域的干扰。

3) 轮廓嵌套关系过滤: 本文合作目标的轮廓嵌套关系如图 5 所示, 其外层是一个四边形的黑色连通域, 内部包含

20 个四边形的白色连通域。

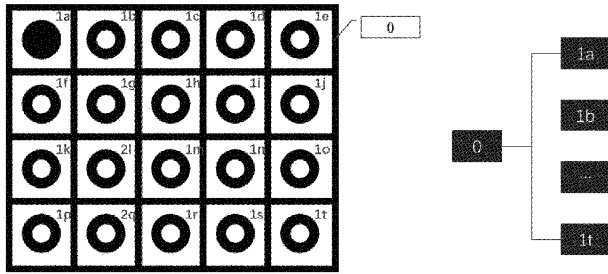


图 5 本文合作目标的轮廓嵌套关系

根据步骤 2) 得到的四边形轮廓, 本文通过一阶矩确定轮廓间嵌套关系, 从而判断合作目标位置; 设平面中有两个四边形连通域  $ABCD$  和  $A'B'C'D'$ , 为确定二者之间是否存在嵌套关系, 在面积较小的连通域  $A'B'C'D'$  内随机选择一点  $P$ , 并利用下式进行判断:

$$\begin{cases} a = |\mathbf{AB} \times \mathbf{AP}| \\ b = |\mathbf{BC} \times \mathbf{BP}| \\ c = |\mathbf{CD} \times \mathbf{CP}| \\ d = |\mathbf{DA} \times \mathbf{DP}| \end{cases} \quad (5)$$

当变量  $a, b, c, d$  同号时, 则点  $P$  在四边形  $ABCD$  内部, 反之则不在。若连通域  $A'B'C'D'$  内的点  $P$ , 同时位于连通域  $ABCD$  的内部, 则可确定连通域  $A'B'C'D'$  嵌套于连通域  $ABCD$  内部。

根据这个规律, 即可确定图中四边形连通域的嵌套关系, 并得到包含 20 个白色四边形连通域的黑色四边形连通域的位置, 即合作目标的位置。

由于本文合作目标的特殊性, 环境中不会存在与其类似的物体。因此, 经过上述步骤, 可以确定图像中合作目标位置, 实现识别定位。

#### 2.4 合作目标特征点的有序识别

在 2.3 节中, 得到了合作目标内的 20 个白色四边形连通域, 其中包括 19 个同心圆所在的区域。为计算合作目标与单目相机之间的相对位姿, 可利用 Yang 等<sup>[16]</sup> 提出的基于交比不变定理的同心圆圆心提取方法, 计算合作目标中同心圆圆心的位置, 即 19 个圆心的像素坐标。

然而, 上述步骤中得到的特征点的排列顺序是随机的, 无法与空间点准确匹配。对此, 本文利用一阶矩对特征点进行排序, 使排序结果拥有旋转不变性, 实现空间点与投影点的准确匹配。

排序过程如下:

1) 确定黑色实心圆位置: 黑色实心圆圆心的像素值小于同心圆圆心, 因此, 可通过每个连通域中心像素点的邻域均值, 确定黑色实心圆的位置。记实心圆圆心为  $S$ 。

2) 确定与  $S$  上下、左右相邻的特征点: 根据特征点的排序特点, 利用点间距  $d = \{d_1, d_2, \dots, d_{19}\}$ , 即可得到与点  $S$  相距最近、且相邻的 3 个特征点  $A, B, C$ 。以点  $S$  为起始点, 分别指向点  $A, B, C$ , 可获得 3 个向量  $a, b, c$ , 其示意图

如图 6 所示。

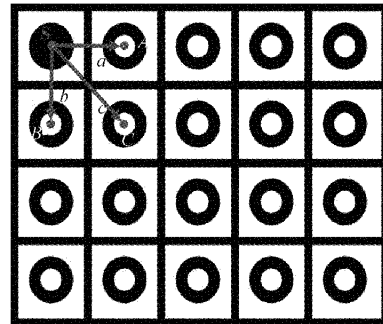


图 6 与  $S$  相邻的连通域示意图

根据向量间的夹角大小, 可确定图中夹角最大的两个向量  $a, b$  指向的点, 与点  $S$  左右或上下相邻。此外, 根据向量叉乘原理发现: 若  $a \times b$  的结果垂直图像平面向里, 则点  $A$  与点  $S$  在同一行中, 点  $B$  与点  $S$  在同一列中; 反之, 则点  $B$  与点  $S$  在同一行中, 点  $A$  与点  $S$  在同一列中。

3) 特征点逐行排序: 利用点  $S$  和点  $A$ , 根据两点一线定理, 可确定点  $S$  所在行的直线方程。然后根据点线距, 即可确定与点  $S$  在同一行上的所有特征点。最后, 再根据该行每个特征点到点  $S$  之间的距离大小, 即可将点  $S$  所在行的五个特征点从左到右排序。

4) 其余特征点排序: 将与点  $S$  在同一列上的点  $B$ , 重新看作点  $S$ , 然后重复上述步骤 2)、3), 并如此重复多次, 直至每一个特征点都被排序后, 即可得到按照从左到右、从上到下的顺序排序的所有特征点。

最后的排序结果如图 7 所示。

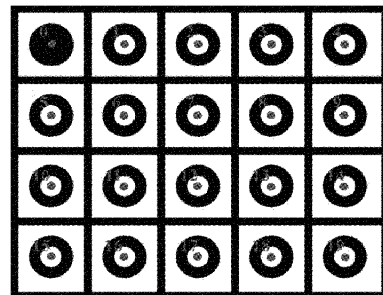


图 7 合作目标特征点的排序结果示意图

根据上述内容, 完成合作目标的识别定位、合作目标特征点的提取和排序, 再结合 PnP 算法计算合作目标与单目相机之间的相对位姿关系, 即可完成第 1 节中的点云拼接。

### 3 实验验证与结果分析

为验证本文提出的点云拼接算法、合作目标、以及三维重建系统的可行性, 进行了以下实验。

#### 3.1 合作目标识别实验

1) 识别鲁棒性实验

为验证本文合作目标的识别鲁棒性, 分别在简单背景、反光环境、同源干扰 3 种情况下进行识别实验, 实验结果如

图 8 所示。

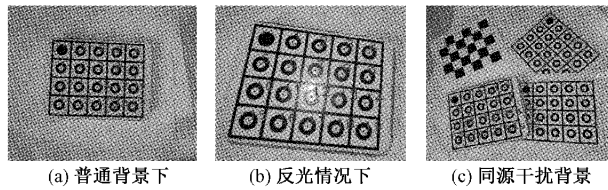


图 8 不同背景下合作目标的识别结果

为量化本文合作目标的识别鲁棒性,本文针对静止、平移、旋转、反光 4 种实验场景下的合作目标进行了识别实验,实验结果如表 1 所示。从实验结果中可以看出,本文合作目标在静止及一般运动的情况下,其检出率平均可达 99%,拥有很强的识别鲁棒性。并且,即使存在部分反光的情况,其检出率仍可达到 74%,拥有抗干扰能力。

表 1 合作目标识别鲁棒性实验结果

实验场景	静止	平移	旋转	反光
图像总数/张	687	713	736	769
检出数/张	686	713	728	572
检出率/%	99.9	100	98.9	74.4

### 2) 特征点排序实验

为检验合作目标特征点排序结果的旋转不变性,本文在不同旋转角度下,对特征点进行了排序实验,实验结果如图 9 所示。

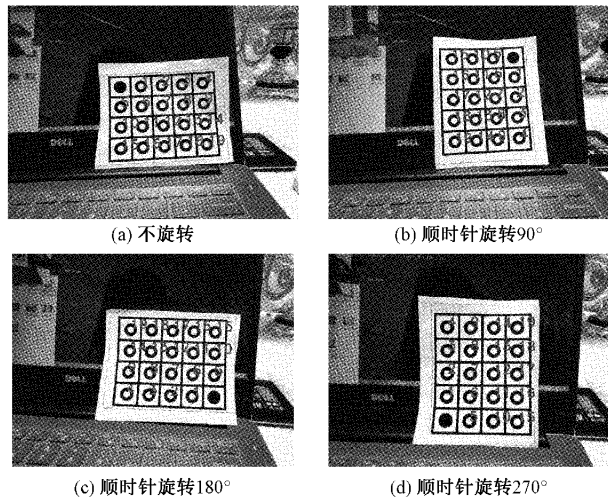


图 9 不同角度下合作目标特征点的排序结果

对比棋盘格的角点排序实验,当棋盘格标定板翻转 180°后,其排序结果如图 10 所示。图中的标号①是棋盘格上固定的标记点,跟随棋盘格运动。从实验结果中可以看出,棋盘格角点的排序结果,会受到棋盘格翻转运动的影响。相比之下,本文合作目标特征点的排序算法,拥有旋转不变性。

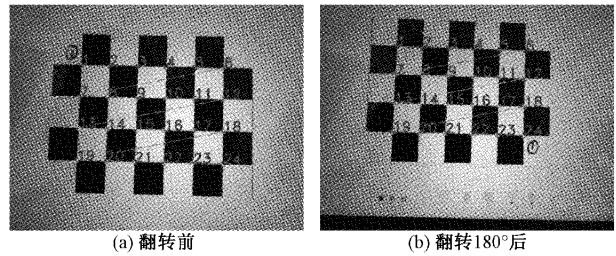


图 10 棋盘格角点翻转前后的排序结果

## 3.2 点云拼接实验

### 1) 实验设备

为验证本文的点云拼接算法,选用如图 11 所示的管道进行实验,管道长度为 1.5 m、直径为 30 cm。

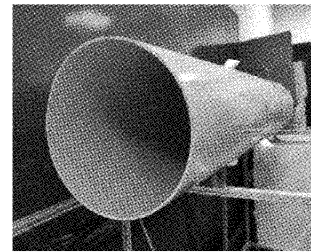


图 11 实验管道示意图

扫描设备选择基于散斑结构光的 Intel RealSense D435i 双目结构光相机,以免依赖于目标表面的纹理特征,其分辨率为 1 920×1 080,帧率可达 30 fps,最小深度距离为 0.105 m,满足本文的工作条件,实物图如图 12(a)所示;单目相机选择大恒 MER-132-43U3C-L 彩色工业相机拍摄合作目标,相机分辨率为 1 292×964,其实物图如图 12(b)所示。

右成像器 IR 投影仪 左成像器 RGB 模块

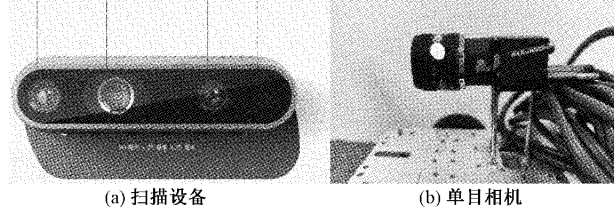


图 12 实验设备示意图

### 2) 局部点云拼接实验

为验证本文 1.1 节中基于合作目标的点云拼接算法,利用扫描设备在管道内壁的两个不同位置上进行扫描,获取两片部分重叠的管道内壁三维点云数据,如图 13 所示。

两次扫描得到的点云数据如图 14 所示。

在扫描设备工作的同时,单目相机对扫描设备上固定的合作目标进行拍摄、识别,并计算点云的拼接位姿,实现拼接,实验结果如图 15(a)所示。其中,图 15(b)是以同样的实验方式,拼接 6 片点云后的实验结果。

从实验结果中可以看出,本文算法可以实现点云间的

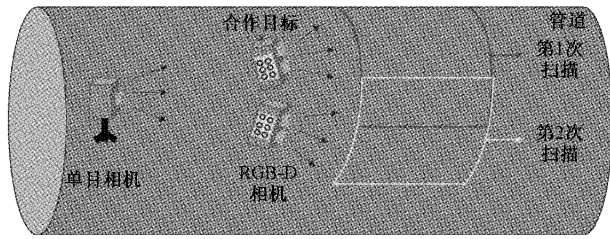


图 13 两次扫描对应位置示意图

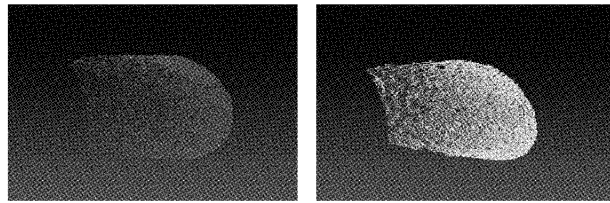


图 14 扫描结果示意图



图 15 本文算法拼接结果

准确拼接。并且,通过 3.4 节的实验结果可知,本文算法的拼接精度可达 0.02 mm。

对此,若利用现有点云拼接算法进行匹配,将出现较大拼接误差,如图 16 所示,本文利用现有 ICP、NICP 算法进行了对比实验。

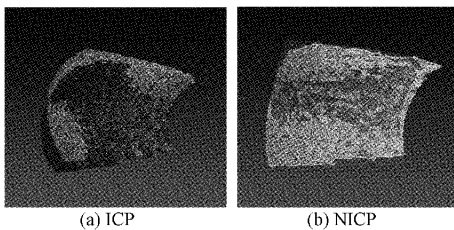


图 16 现有算法拼接结果示意图

从实验结果中可以看出,现有点云拼接算法由于依赖目标自身的点云特征,针对缺少特征的管道点云数据进行拼接时,其拼接结果会偏离准确的拼接位置,导致拼接错误。

综上可知,本文基于合作目标的点云拼接算法,相比 ICP 等依赖于目标表面纹理特征点云拼接算法,更适合管道内壁的点云拼接。

### 3) 搭桥式点云拼接实验

为验证本文 1.2 节的搭桥式点云拼接算法,首先利用 1.1 节的内容,使单目相机在  $B_1$ 、 $B_2$  两个不同的位置上进

行点云拼接,以获取点云  $P_{B_1}$ 、 $P_{B_2}$ ,如图 17 所示。

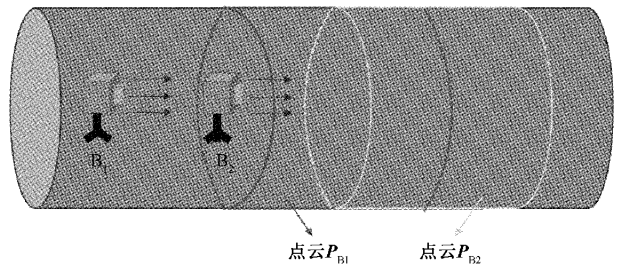


图 17 点云位置示意图

然后利用单目相机与扫描设备之间的配合,通过搭桥式点云拼接算法实现拼接,拼接结果如图 18 所示。

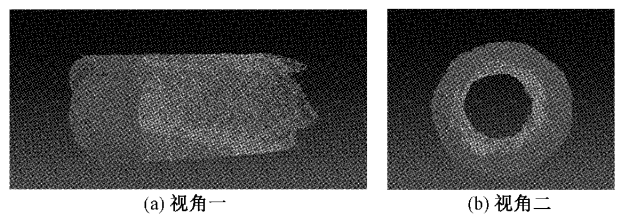


图 18 搭桥式点云算法拼接结果

从实验结果中可以看出,本文提出的搭桥式点云拼接算法在单目相机的位置发生移动时,仍然可以很好地完成点云拼接。

对比现有算法的拼接结果,如图 19 所示。从实验结果可以看出,由于管道内部缺少具有区别性、稳定性的特征,会导致拼接误差,致使拼接结果趋向局部最优。

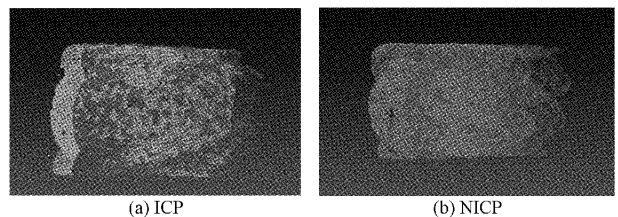


图 19 现有算法的拼接结果

不仅如此,本文算法在时间开销上也拥有较大优势。本文以 ICP、NICP、VGICP 算法的迭代为例,在不同规模的点云数据下,进行了对比实验,结果如图 20 所示。

从实验结果中发现,本文拼接算法的时间开销基本稳定,不受点云规模影响,而现有点云拼接算法的时间开销随点云规模的增加而增加。由此可见,在时间复杂度上,本文算法相比现有算法更有优势。

### 3.3 三维重建实验

为实现管道内壁的完整三维重建,本文基于上述研究,利用机器人操作系统(robot operating system, ROS)搭建了一个适用于管道内壁的三维重建系统,如图 21 所示。

该系统由 A、B 两台 ROS 机器人分别搭载扫描设备和单目相机,系统的工作流程如下:

1) 扫描设备通过舵机旋转运行、以及机器人 A 的移

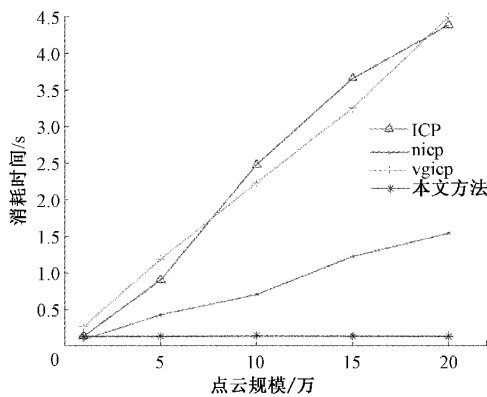


图 20 ICP 算法与本文算法的时间消耗图

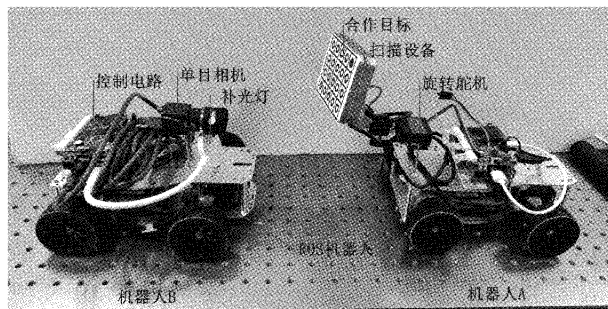


图 21 本文重建系统示意图

动,获取管道内壁不同位置和角度上的点云数据;

2)同时,机器人 B 保持静止,并利用单目相机与合作目标计算点云的拼接位姿,完成局部点云拼接;

3)当机器人 A 即将离开单目相机的景深范围时,保持机器人 A 静止,并利用搭桥式点云拼接算法,实现点云拼接;

4)多次重复上述步骤,直至系统完成管道内壁的完整三维重建后,即可停止。

最后的重建结果如图 22 所示。

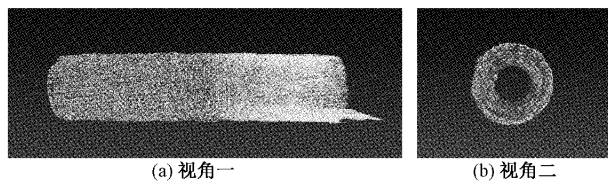


图 22 本文系统针对管道内壁的三维重建结果

从图中可知,本文重建系统针对缺乏纹理特征的管道内壁,依旧可以实现完整的三维重建工作,并且根据 3.4 节中的实验可知,重建结果中的点云拼接精度可达 0.02 mm,相比 ICP 等依赖于目标结构、纹理特征的三维重建系统,更适合于管道内壁的重建工作。

### 3.4 点云拼接精度验证实验

#### 1) 实验设备

为验证本文点云拼接算法的精度,利用移动精度为 0.01 mm 的高精度滑轨,验证本文合作目标的位姿解算精度,从而得到本文点云拼接算法的拼接精度。固定合作目标的滑轨如图 23 所示,实验所用单目相机为大恒 MER-

132-43U3C-L 彩色工业相机,如图 12(b)所示。

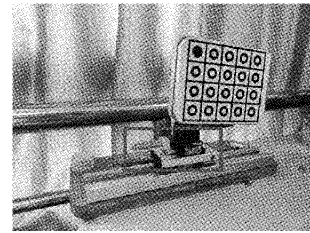


图 23 高精度滑轨示意图

#### 2) 实验内容

本节实验的示意图如图 24 所示。

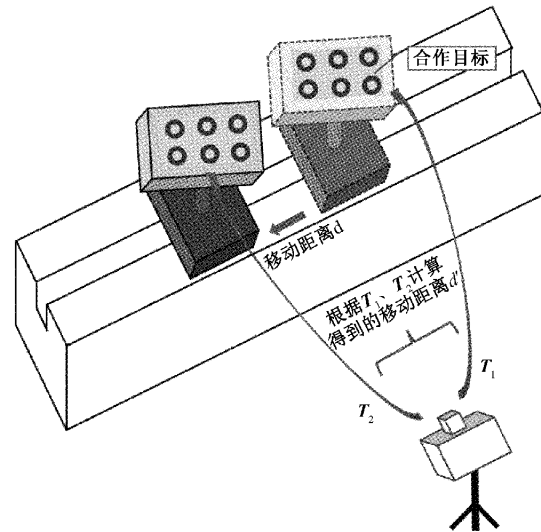


图 24 实验过程示意图

实验对应的详细步骤如下:

(1)通过滑轨带动合作目标移动适当距离  $d$ ;

(2)利用第 2 节中的内容,解算合作目标在移动前、后,相对单目相机的位姿变换  $T_1$ 、 $T_2$ ;

(3)根据位姿结果  $T_1$ 、 $T_2$ ,计算合作目标的移动距离  $d'$ ,并与滑轨的真实移动距离  $d$  对比,即可得到利用本文合作目标所得位姿结果的绝对误差值,验证本文算法的点云拼接精度。

实验对比了使用椭圆圆心、灰度质心、棋盘格角点的合作目标,结果如图 25 所示。

从图中可以看出,在不同的工作距离下,本文合作目标在解算位姿时的精度基本最高,约为 0.02 mm,相比高精度的椭圆圆心平均高出 53%;并且,在不同的工作距离下,也能表现出较强的稳定性,而基于灰度质心的特征点的稳定性则相对较差,实验结果也容易出现较大的波动。

由此可知,本文设计的基于合作目标的点云拼接算法、以及提出的搭桥式点云拼接算法,在使用本文设计的合作目标的情况下,其点云拼接精度可达 0.02 mm。

综合上述内容,本文将现有方法的拼接效率和拼接精度,与本文提出的基于合作目标的点云拼接算法进行了对

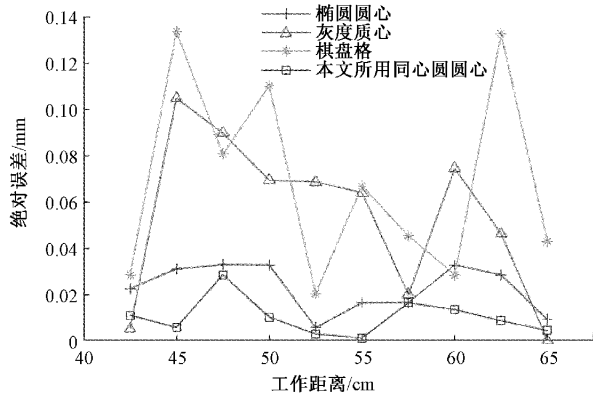


图 25 不同特征点的位姿误差

比,如表 2 所示,从表中可以看出,本文方法的拼接效果在效率和精度上相比现有拼接算法均有较大优势,适用于点云规模较大的管道内壁点云数据拼接。

表 2 现有拼接方法对比结果

拼接算法	ICP	VGICP	NICP	椭圆合作目标	本文方法
拼接效率	慢	慢	适中	快	快
拼接精度/mm	14.58	15.63	19.28	0.04	0.02

## 4 结 论

针对管道内壁缺少特征而导致点云拼接算法易陷入局部最优的难题,本文提出了基于合作目标的搭桥式点云拼接方法,用于实现管道三维重建,其拼接精度可达 0.02 mm,相比现有点云拼接算法的速度更快、适用场景更广。同时设计了拼接算法所需的强识别鲁棒性、高精度位姿解算结果的合作目标,并实现了拥有旋转不变性的特征点排序算法。最后,根据上述内容,搭建了对应的三维重建系统,并实现了管道内壁的完整三维重建。

## 参考文献

- [1] 闵令伟. 管道三维重建与缺陷检测研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [2] 孙洁娣,王利轩,温江涛,等. 改进稠密块轻量化神经网络的管道泄漏孔径识别[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3):98-108.
- [3] 独秀,魏亚楠,黄建成,等. 基于虚拟仪器的管道泄漏监测与定位系统设计[J]. 电子测量技术, 2019, 42(4):129-134.
- [4] 郑太雄,黄帅,李永福,等. 基于视觉的三维重建关键技术研究综述[J]. 自动化学报, 2020, 46(4): 631-652.
- [5] 王陈园. 基于自顶向下方法的建筑物三维重建[J]. 国

外电子测量技术, 2017, 36(2):95-99.

- [6] 常丽,邓聪,张晓强. 基于单张图像的三维人脸表情重建研究[J]. 电子测量技术, 2020(15):43.
- [7] 雷禧生,肖昌炎,蒋仕龙. 基于 TOF 相机的喷涂工件在线三维重建[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12):1991-1998.
- [8] 胡媛媛,杨霞. 基于机器人的管道内壁三维重建技术研究[J]. 工业仪表与自动化装置, 2016(4):121-124.
- [9] ZHANG X,ZHAO P,HU Q, et al. A 3D reconstruction pipeline of urban drainage pipes based on multiview image matching using low-cost panoramic video cameras[J]. Water, 2019, 11(10):2101.
- [10] GUNATILAKE A, PIYATHILAKA L, TRAN A, et al. Stereo vision combined with laser profiling for mapping of pipeline internal defects[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(10):11926-11934.
- [11] SHANG Z, SHEN Z. Single-pass inline pipeline 3D reconstruction using depth camera array [J]. Automation in construction, 2022, 138(Jun):104231. 104231-104231. 104213.
- [12] KOIDE K, YOKOZUKA M, OISHI S, et al. Voxalized GICP for fast and accurate 3D point cloud registration[C]. International Conference on Robotics and Automation, 2021:1-13.
- [13] SERAFIN J, GRISETTI G. NICP: Dense normal based point cloud registration[C]. 2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS), 2015:742-749.
- [14] 师嘉辰. 基于角参数化的单目视觉位姿测量方法研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2021.
- [15] 周莉莉,姜枫. 图像分割方法综述研究[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(7):1921-1928.
- [16] YANG S,LIU M,YIN S, et al. An improved method for location of concentric circles in vision measurement[J]. Measurement, 2017, 100:243-251.

## 作者简介

伍凡,工学硕士,主要研究方向为计算机视觉。

E-mail:18290036883@163.com

沙俊伟,工学博士,主要研究方向为计算机视觉。

E-mail:shajunwei000@126.com

刘若鹏,工学硕士,主要研究方向为计算机视觉、人工智能系统。

E-mail:2108600037@qq.com

徐余力(通信作者),工学博士,教授,主要研究方向为人工智能系统、计算机视觉技术、检测与自动化装置。

E-mail:guilixu2002@163.com