

# 基于 ASODVS 的全景相机运动估计及 管网 3D 重构技术\*

杨仲元<sup>1</sup>, 吴挺<sup>2</sup>, 鲁少辉<sup>2</sup>, 袁公萍<sup>2</sup>, 汤一平<sup>2</sup>

(1. 浙江交通职业技术学院 杭州 311112; 2. 浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

**摘要:**针对地下管网的三维测量、三维形貌重构难等问题,提出了一种基于主动式全方位视觉传感器(ASODVS)的相机运动估计及管网3D重构解决方案。通过携带有ASODVS的管道机器人进入管道内部,实时获取管道内壁纹理全景图像和全景激光扫描图像;首先对全景激光扫描图像处理解析出投射在管道内壁上的激光中心点,通过计算得到管道横截面的点云数据;另一方面,对全景纹理图像进行处理,首先利用快速鲁棒性特征(SURF)算法快速提取特征点并进行匹配,然后采用随机抽样一致性(RANSAC)算法去除误匹配点,接着利用全景相机的极几何原理估计相机运动位姿,并利用光束法平差(BA)进行优化,最后利用相机运动位姿将相机坐标系下的点云坐标实时转换到世界坐标系下,完成对地下管网的三维重构。实验结果表明,所提出的方案能够精确估计相机运动位姿,实时对管道内部进行三维重构,实现了管道检测机器人边行走、边采集数据、边检测分析处理、边三维建模的设计目标。

**关键词:**管道视觉检测;三维重构;主动式全方位视觉;随机抽样一致性;光束法平差

**中图分类号:** TH89      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 510.20

## Motion estimation of panoramic camera and 3D reconstruction of pipe network based on active stereo omni-directional vision sensor

Yang Zhongyuan<sup>1</sup>, Wu Ting<sup>2</sup>, Lu Shaohui<sup>2</sup>, Yuan Gongping<sup>2</sup>, Tang Yiping<sup>2</sup>

(1. Zhejiang Institute of Communications, Hangzhou 311112, China;

2. School of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract:** Aiming at the 3D measurement and 3D reconstruction of underground pipeline network, a scheme for camera motion estimation and 3D reconstruction of pipeline network based on active stereo omni-direction vision sensor (ASODVS) is presented in this work. A pipe robot equipped with ASODVS travels along the pipeline, obtaining the in-pipe panoramic texture images and laser scanning images in real time. The central point of the lasers projected on the inner wall is analyzed and the point cloud data of the pipe cross-section are calculated. Then the panoramic texture images are processed in the following steps. First, the feature points are extracted and matched adopting the SURF algorithm; Second, the wrong matched points are removed using RANSAC method; Third, the motion poses are estimated utilizing the polar geometry principle and optimized with the BA approach; Finally, the point cloud data are converted from the camera coordinate system to the world coordinate system with the motion poses of the camera, completing the 3D reconstruction of the underground pipe network. Experimental results show that the proposed system is capable to estimate the motion poses of the panoramic camera precisely and achieve a real-time 3D reconstruction of the inner pipeline, realizing the synchronization of walking, data acquisition, processing and analysis, 3D modeling for the pipeline inspection robot.

**Keywords:** in-pipe visual inspection; 3D reconstruction; active stereo omni-direction vision sensor (ASODVS); random sample consensus (RANSAC); bundle adjustment

## 0 引言

地下管网空间狭小、线缆横跨、污泥杂物和障碍物横生,不适合人类工作。机器人代替人类在这种环境下工作是一种必然的选择。CCTV<sup>[1-2]</sup>摄像技术可以深入到管道内部,能获得管道结构内部信息,在管道内壁检测中应用日趋广泛。

从管道内表面视觉检测的目的进行分类,可分为以下两类:1)检测有无缺陷,例如腐蚀、裂缝、泄漏、变形等,有的检测需要对缺陷进行精确定位,以此来进行维修;2)检测几何量,例如管道的内壁形貌、内径、直线度等参数,这类检测方法与第1类差别较大,需要准确获取管道内表面密集点云的精确三维坐标。要实现上述目标,目前用于管道检测的 CCTV 摄像技术遇到了极大的瓶颈。

借助于计算机视觉对管道缺陷进行定性和定量分析,其分析精度取决于所获取图像的质量及图像分析软件对缺陷的识别能力。目前最大的问题:1)图像获取环境问题:当对地下管道等成像条件较差的环境进行检测时,尤其是污水管道中所获取图像质量会大受影响,管道内壁的附着物等会大大增加检测误差;2)拍摄方法问题:摄像机成像过程中光圈必须在成像区域内成像,这就要求摄像机视角不能太小且焦距应尽量短,这样所拍摄的图像中心部位都是管道中空黑色区域,而只是图像边缘部分落在管道内壁上,由此引起管道内壁图像的畸变,对检测精度会产生不利影响;3)坐标系及几何测量问题:摄像机所获取的图像不具有管道内壁的距离信息,很难建立图像坐标系与管道内空间坐标系之间关系。

针对 CCTV 视觉检测存在的问题,研究者开始把目光转向结构光视觉检测,提出了一种圆结构光视觉检测模式<sup>[3-5]</sup>。这种视觉检测方法使用小型激光投射器深入管道内部发出圆结构光对内表面三维信息进行非接触测量,从而克服了检测空间受限的难点,其通过精确标定的系统参数能够快速计算得到被测物体表面信息的三维坐标,且对于被测物体的每一个截面只需采集一次数据。但是,这种检测方法对于不同管径的管道测量需要调整摄像机的焦距,因此在测量前都需要现场标定;此外,该测量方法尚未考虑相机的横向及旋转运动,理想的假设管道机器人沿着管道中心线推进;但是在实际检测过程中,管道机器人的运动轨迹难免会发生偏离,导致相机坐标系发生偏移,而计算三维点云坐标时仍以世界坐标系为准,导致重构结果严重失准。

文献[6]提出了一种适用于管道内形貌检测的3D全景视觉传感器,将主动式全方位视觉传感器(active stereo omni-direction vision sensor, ASODVS)+全方位视觉传感器(omni-directional vision sensor, ODVS)进行紧凑

小型化设计,通过检测软件将全景3D测量数据与全景颜色纹理数据的快速融合,在对管道内功能性缺陷和结构性缺陷进行全方位自动分析和评估。

通过文献[6]中所介绍的 ASODVS 所获得的管道内壁全景激光扫描图像然后经软件处理得到管道横切面的点云数据,然而要对管网进行3D重构,必须对一系列管道内壁横断面的有序三维点云几何数据进行拼接拟合,将所有三维测量数据统一到一个四维空间上以实现管网的3D重构。

基于 ASODVS 技术本文提出了一种能够精确估计管道机器人的运动位姿并实时获取管道内表面三维点云数据,并对这些不同横截面的三维点云数据进行实时拼接拟合,实现地下管网的三维测量与重构的视觉检测系统。其主要技术及创新点:1)利用相邻全景纹理图像进行特征点匹配,根据全景极几何原理估计相机运动位姿并优化,然后利用相机运动位姿对点云数据进行实时拼接;2)对一系列管道内壁横断面的有序三维点云几何数据进行拼接拟合,将所有三维测量数据统一到一个四维空间上,即将所有三维测量数据的坐标系都建立在管道的中轴线上,这样四维空间的另一维问题的求解就分解成为对中轴线的点空间定位问题;3)通过估计相机的运动参数(旋转和平移)实时将单视点坐标系下的三维点云坐标变换到世界坐标系中,从而实现管道内部实时三维重构。

## 1 硬件架构及原理

### 1.1 管道视觉检测、识别和重构的机器人

本文设计的管道视觉检测、识别和重构的机器人,如图1所示,由管道爬行者、传输控制电缆和3D全景视觉传感器等组成。



图1 视觉检测、识别和重构的管道机器人<sup>[5]</sup>

Fig.1 Pipeline visual inspection robot

作为管道内形貌检测的3D全景视觉传感器是管道视觉检测、识别和重构的机器人的核心部件,其详细设计

见文献[6]。图2(a)所示为该核心部件ASODVS + ODVS的模型。图2(a)中的白线部分是表示红外激光投射成像的光路,即ASODVS的成像过程,通过ASODVS能获得如图2(c)所示的管道横切面激光扫描图像;虚线部分是表示可见光成像的光路,即ODVS的成像过程,通过ODVS能获得如图2(b)所示的全景纹理图像。

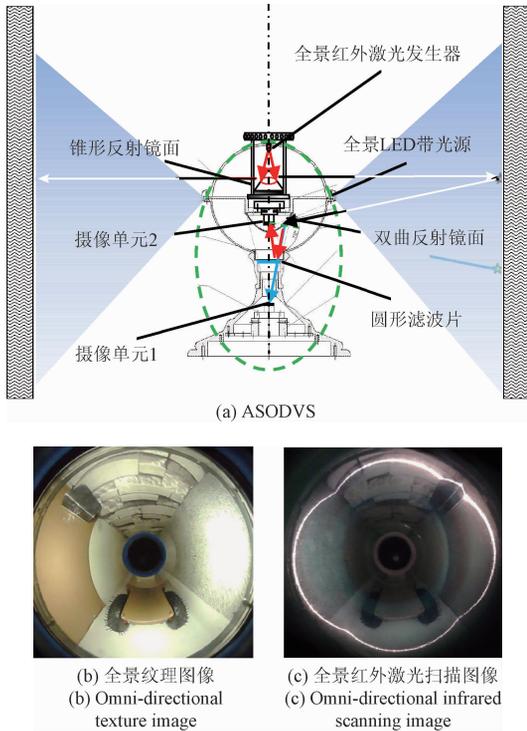


图2 ASODVS同时获取的全景纹理和激光扫描图像

Fig. 2 Omni-directional texture and infrared images obtained by ASODVS in same time

图2(a)所示的ASODVS和ODVS共享一个双曲面折反射镜面,设计中将滤光片配置在双曲面镜的实焦点和虚焦点的中点,同时将两个摄像单元的内外参数设置(选择)成一致,这样就能方便地将全景颜色纹理图像上的像素与全景红外激光图像上的像素进行对应,保证了两种不同全景图像的同步及一致性。

在对管道进行自动化的、全方位的、智能化的全面视觉检测和3D重构时,管道爬行器上搭载文献[6]中介绍的ASODVS + ODVS,用计算机通过传输控制电缆对爬行器进行控制。随着爬行器沿管道的轴线方向移动,全景激光光源对管道内壁进行快速扫描,ASODVS获取全景激光扫描的切片图像;然后解析出激光中心点投影的位置信息,得到管道内壁空间点云数据;另一方面,在ODVS获取可见光的全景图像,通过深度卷积神经网络对管道内壁的各种瑕疵、病害进行识别、定位;同时本文利用不同管道位置上所获得的可见光的全景图像来进行

管道机器人的位姿估计。

管道机器人在检测过程中是边行走、边采集数据,得到的是一个横截面三维几何点云数据,将这些有规律的点云数据拼接算法处理,把不同坐标系的点云数据统一拼接到同一坐标系下,这种方法拼接精度主要依赖于拼接算法的优劣,同样拼接精度会影响轴向断面形变的检测精度。

本文采用的3D全景视觉传感器具有如下优点:1)能同时获取全景纹理图像和全景红外光扫描图像,为管道机器人边行走、边检测、边识别和边重构奠定了基础;2)主动式双目全方位视觉传感器结构紧凑,并具有相同的传感器参数;3)能使得管道视觉检测、识别和重构各模块相互独立,为高效并行计算打下良好的基础;4)各自获取的全景图像质量明显提高,用滤光片将可见光和红外光进行隔离,在全景红外光扫描图像上只是全景激光投射光的信息,而在全景纹理图像上不再会有红外光的干扰。

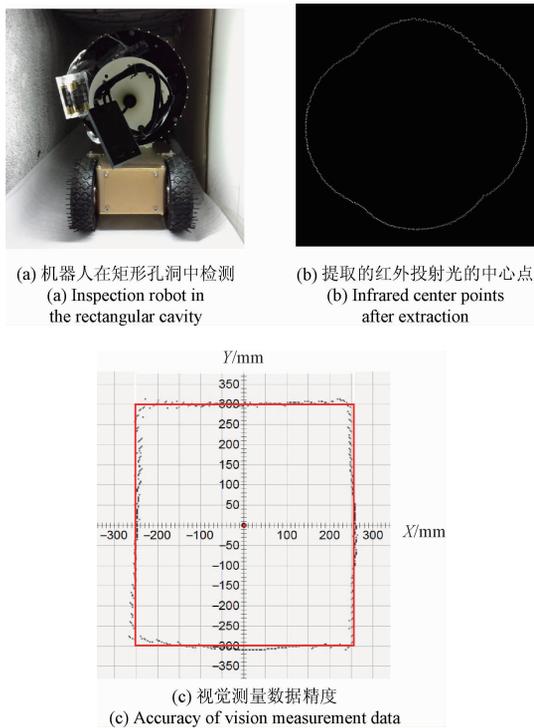
ODVS获取的管道内壁的全景纹理图像,一方面可以用深度卷积神经网络进行自动定位识别,检测出管道内的各种瑕疵,由于篇幅限制,这里不再赘述;另一方面可以利用管道内壁的纹理特征于对管道机器人的位姿进行估计,最终使得ASODVS获取全景激光扫描的切片图像中解析出来的管道横切面点云数据统一拼接到同一坐标系下,实现地下管网的3D重构。

关于ASODVS如何获取全景激光扫描的切片图像数据,如何通过处理算法解析全景激光扫描图像得到管道横切面点云数据,其视觉测量原理和测量精度又如何,由于篇幅限制,详细见文献[6]。

在对管道进行视觉测量实验时,将图1所示的管道视觉检测机器人放置在被测管道中,如图3(a)所示。被测管道为一个长度约为3000mm孔洞,内孔的尺寸为500mm×600mm的矩形。计算机控制管道视觉检测机器人的移动,平均移动速度为300mm/s;同时计算机以5f/s的采样速率分别读取ASODVS获取红外全景激光扫描的切片图像和ODVS获取可见光的全景图像。

图3(b)所示为从ASODVS获取红外全景激光扫描的切片图像中解析得到激光投射点的空间点云数据;图3(c)利用红外全景激光投射点的空间点云数据重构得到的矩形的孔洞上某一个横切面的轮廓。

实验中对被测管道的轴线上约每隔30mm的各横切面进行了视觉测量,图3(c)所示为某一个横切面的检测结果。为了直观的展现视觉测量与实际内孔之间的差异,图3(c)中实线所示的是实际内孔尺寸,点线表示的是实际测量值。经某一段被测管道的各横切面视觉测量结果表明:在整个横切面的图像上视觉测量最大误差为11mm,相对误差为2.2%,满足国家标准GB/T 27699-2011<sup>[7]</sup>应报告变形量超过管道外径5%的几何变形点的规定要求。

图3 检测机器人应用于视觉测量及测量结果<sup>[5]</sup>Fig. 3 Vision measurement and results using inspection robot<sup>[5]</sup>

考虑到管道机器人位姿和抖动对点云数据拼接造成的影响,这类问题属于超长地下管道拼接拟合技术。关于机器人位姿需要利用相邻全景纹理图像进行特征点匹配,根据全景极几何原理估计相机运动位姿并优化,然后利用相机运动位姿对点云数据进行实时拼接。另外,在对一系列管道内壁横断面的有序三维点云几何数据进行拼接拟合时,需要将所有三维测量数据统一到一个四维空间上,即将所有三维测量数据的坐标系都建立在管道的中轴线上,这样四维空间的另一维问题的求解就分解成为对中轴线的点空间定位问题。

## 1.2 基于主动式双目全方位视觉传感器的管道内壁三维重构原理

本文在管道机器人放入管道的初始位置的 ODVS 单视点处建立坐标系,即作为统一的世界坐标系,当管道机器人偏离管道中心线运动时其单视点坐标系会随之偏离,因此需要估计的相机运动位姿并将单视点坐标系配准到统一的世界坐标系上。本文的具体做法是:首先利用管道内表面的全景纹理图像估计相机(管道机器人)的运动参数;然后解析激光扫描全景图像的红外光点,计算 ODVS 单视点坐标系下的三维点云坐标<sup>[8]</sup>;利用相机运动位姿将相机单视点坐标系下的三维点云坐标转换到世界坐标系下;最终实现管道内壁的三维重构,重构流程如图4所示。

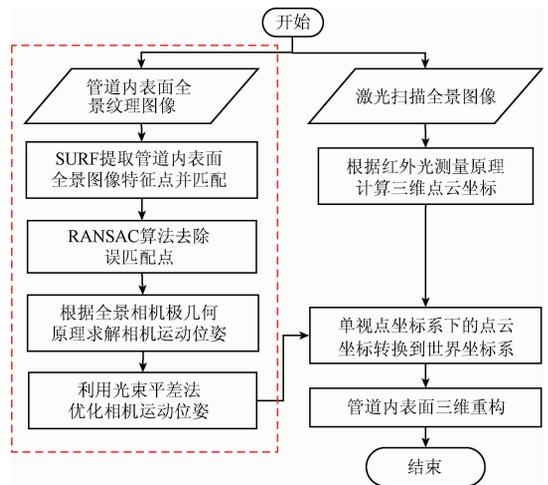


图4 管道内壁3D重构流程

Fig. 4 Reconstruction process

如图4虚线部分所示,在对管道内壁进行3D重构时,需要对全景纹理图像进行处理,首先利用快速鲁棒性特征(speed-up robust features, SURF)算法快速提取特征点并进行匹配,然后采用随机抽样一致性(random sample consensus, RANSAC)算法去除误匹配点,接着利用全景相机的极几何原理估计相机运动位姿,并利用 Bundle Adjustment 进行优化,最后利用相机运动位姿将相机坐标系下的点云坐标实时转换到世界坐标系下,完成对地下管网的三维重构。

## 2 基于全景极几何的相机运动估计

### 2.1 特征点提取与匹配

本文采用 SURF 算法对全景纹理图像进行特征点提取与匹配<sup>[9]</sup>。SURF 算法是尺度不变特征变换算法(scale-invariant feature transformation, SIFT)的改进算法,具有更快的速度、更高的匹配精度,且在除光照变换以外的情况下,包括旋转变换、模糊变换、尺度变换以及视角变换,都表现出很好的稳定性<sup>[10]</sup>。

尽管 SURF 具有较高的匹配精度,但是由于 ODVS 拍摄的全景纹理图像是由双曲镜面折反射成像的,存在着一些畸变,所以会存在着一些误匹配点,因此本文采用 RANSAC<sup>[10]</sup>算法来去除误匹配的特征点,去除误匹配点后前后两帧全景纹理图像特征点匹配结果如图5所示。

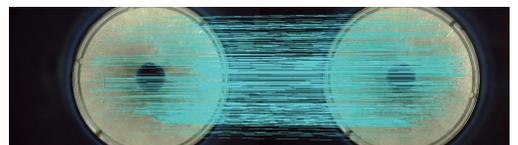


图5 前后两帧全景纹理图像特征点匹配结果  
Fig. 5 Feature-mapping result of two adjacent panoramic texture images

### 2.2 相机运动估计

本质矩阵  $E$ , 包含两个观测点的方向和相对位置的信息, 因此通过计算本质矩阵能够估计相机的运动姿态, 即估计管道机器人的运动姿态。

图 6 所示为两个具有单视点折反射特性的 ODVS 间的极几何关系, 假设矩阵  $R$  和向量  $t$  为两个单视点的旋转和平移的关系,  $t = (t_x, t_y, t_z)^T$ , 空间三维点  $P_i$  在两个双曲镜面上的投射点为  $p_i$  和  $p'_i$ , 本质矩阵满足如下方程:

$$p_i'^T E p_i = 0 \tag{1}$$

式中:  $p_i = (x_i, y_i, z_i)^T$ ,  $p'_i = (x'_i, y'_i, z'_i)^T$  为镜面投射点  $p_i$  和  $p'_i$  在两个坐标系下的三维坐标, 方程(1)中本质矩阵可以作如下表示:

$$E = RS \tag{2}$$

其中, 矩阵  $S$  为向量  $t$  的反对称矩阵。

$$S = \begin{bmatrix} 0 & -t_z & t_y \\ t_z & 0 & -t_x \\ -t_y & t_x & 0 \end{bmatrix} \tag{3}$$

因此, 本质矩阵  $E$  的求解是准确估计旋转矩阵和平移向量的关键。将方程(1)转换成如下形式进行求解:

$$u_i^T e = 0 \tag{4}$$

式中:  $u_i^T e = [x_i x'_i, y_i y'_i, z_i z'_i, x_i y'_i, y_i x'_i, z_i y'_i, x_i z'_i, y_i z'_i, z_i x'_i, z'_i x_i]^T$ ,  $e = [e_{11}, e_{12}, e_{13}, e_{21}, e_{22}, e_{23}, e_{31}, e_{32}, e_{33}]^T$ 。

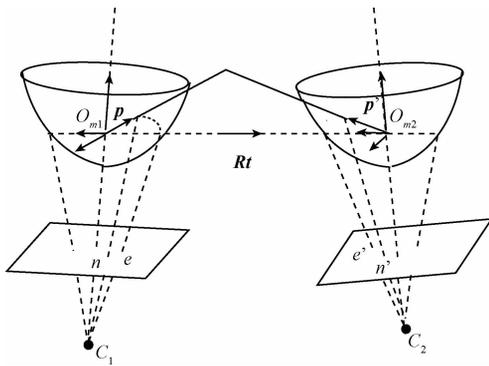


图 6 ODVS 极几何关系示意图  
Fig. 6 Polar geometry of ODVS

本文采用 8 点法求解本质矩阵, 如果得到 8 对匹配点, 通过求解线性方程组即可得到本质矩阵  $E$ , 即需要求解方程(5):

$$\min \|Ue\|^2 = 0 \tag{5}$$

式中:  $U = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ 。本质矩阵  $E$  通过向量  $e$  得到, 而  $e$  的解对应于  $U^T U$  的最小特征值对应的最小特征向量。得到本质矩阵  $E$  后, 通过奇异值分解可以计算旋转矩阵  $R$  和  $t$  的反对称矩阵<sup>[12-14]</sup>。

### 3 优化相机运动位姿

在不考虑尺度因子的情况下, 利用全景相机极几何原理估计的相机运动位移分量的模值  $|t|$  为 1, 并且位移分量的尺度因子往往是不可确定的, 因此需要乘以预设的步长, 并利用光束法平差优化相机运动位姿。

#### 3.1 全景相机的光束法平差原理

光束法平差, 最初用在摄影测量方面, 通过最小化观测的二维特征点和重构模型的再投影预测点之间的误差来搜寻一个最优模型, 如公式(6)所示。

$$\min_{a, b} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m v_{ij} d(Q(a_j, b_i), x_{ij})^2 \tag{6}$$

式中:  $x_{ij}$  表示第  $j$  个特征点在第  $i$  幅图像上的坐标, 即观测点;  $v_{ij}$  代表指示参量, 1 代表第  $j$  个特征点在第  $i$  幅图像上有投影, 0 代表无投影;  $a_j$  为相机内部参数,  $b_i$  为估计的相机运动位姿,  $Q(a_j, b_i)$  为特征点三维坐标通过全景相机的投影模型转换的图像二维坐标, 即预测点, 通过最小二乘法最小化误差。

#### 3.2 目标结构参数估计

目标结构参数即图像二维特征点对应的空间三维坐标, 通过计算前后两帧全景纹理图像上同一特征点的入射角与前后两帧单视点  $O_{m1}$ 、 $O_{m2}$  的连线构成空间三角, 并根据空间几何原理计算得到, 如图 7 所示, 其中,  $p(x, y, z)$  为空间上的某一特征点,  $r_1, r_2$  分别为拍摄前后两帧全景纹理图像时点  $P$  相对于单视点的投影向量,  $\alpha_1, \alpha_2$  为入射角,  $\beta_1, \beta_2$  为方位角,  $R, t$  为相机运动位姿。由于  $r_1, r_2$  未必相交, 因此求解  $r_1, r_2$  的公垂线与  $r_1, r_2$  的两交点的中心点, 即为  $p(x, y, z)$ <sup>[15]</sup>。

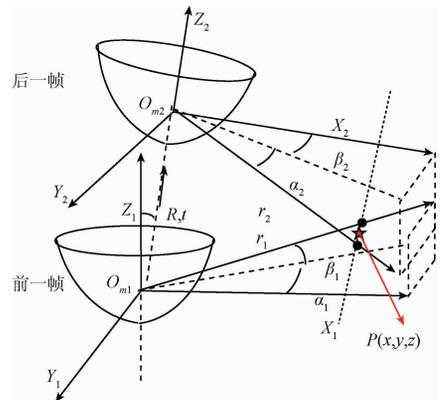


图 7 特征点结构参数估计原理  
Fig. 7 Schematic of structural parameter estimation of feature points

这里引入一个重要假设, 由于前后两帧管道机器人的运动小(实际前后两帧的平均拍摄距离为 60 mm), 因此假设单视点  $O_{m1}$ 、 $O_{m2}$  的连线即机器人的运动矢量。

## 4 实验论证

### 4.1 相机运动估计实验

为验证本文算法对 ODVS (ODVS 固定在管道机器人上, 估计 ODVS 的位姿就是估计管道机器人的位姿) 位姿的平移、旋转分量的估计是否准确, 在管道内分别进行了以下 3 组实验。

- 1) ODVS 向前 ( $z$  轴正向) 平移 1 cm、无旋转;
- 2) ODVS 侧倾 (绕  $z$  轴旋转)  $3^\circ$  并向前 ( $z$  轴正向) 平移 1 cm;
- 3) ODVS 侧倾 (绕  $z$  轴旋转)  $3^\circ$ 、无平移。

实验结果如表 1 所示。

表 1 管道机器人运动估计实验结果

Table 1 Results of motion estimation of robot

		平移 10 mm	平移 10 mm	旋转 $3^\circ$
		无旋转	旋转 $3^\circ$	无平移
平移	$x/\text{mm}$	0.602 89	2.040 95	1.747 13
	$y/\text{mm}$	0.973 84	5.488 32	8.418 19
	$z/\text{mm}$	9.934 19	8.106 35	5.107 02
旋转	$x$ 轴/ $(^\circ)$	-0.391 441	-0.280 016	-0.274 791
	$y$ 轴/ $(^\circ)$	-0.197 542	0.009 074	0.197 562
	$z$ 轴/ $(^\circ)$	0.059 621	2.582 041	2.654 399

表 1 实验结果显示, 1) 能够较为准确地估计旋转量, 当 ODVS 无旋转时, 沿  $x$ 、 $y$ 、 $z$  3 个轴的旋转分量计算值约接近为  $0^\circ$ ; 当 ODVS 侧倾  $3^\circ$  时, 沿  $z$  轴的旋转分量计算值为  $2.6^\circ$ , 沿  $x$ 、 $y$  轴的旋转分量计算值约接近为  $0$ 。2) 能够较为准确地估计平移量沿  $x$ 、 $y$ 、 $z$  3 个轴分量的权重, 当 ODVS 仅前进 10 mm 时, 沿  $z$  轴方向的平移分量计算值约等于 10 mm, 沿  $x$ 、 $y$  轴方向的平移分量计算值接近  $0$ ; 当 ODVS 向  $Z$  轴侧倾  $3^\circ$  并前进 10 mm 时, 在圆形管道内 3 个方向都有运动, 沿  $x$ 、 $y$ 、 $z$  3 个轴的平移分量计算值分别为 2.0、5.4、8.1 mm; 当 ODVS 没有发生平移时,  $x$ 、 $y$ 、 $z$  轴的平移分量计算值的平方和仍为 1, 因此可以将这 3 个分量看作 ODVS 沿 3 个轴的平移分量的权重, 乘以预设的步长即为实际位移分量, 最后利用光束法平差进行优化。实验表明, 通过 Bundle Adjustment 优化后的位姿估计具有更高的精度。

### 4.2 目标结构参数估计实验

特征点的三维坐标, 作为光束法平差优化的结构参数, 用于反投影到二维图像上与观测点进行平差, 因此需要尽可能保证特征点三维坐标的估计精度。图 8 所示为利用管道内表面特征点估计的三维点云图像, 从其分布来看, 能较客观地反映管道内表面的形状。

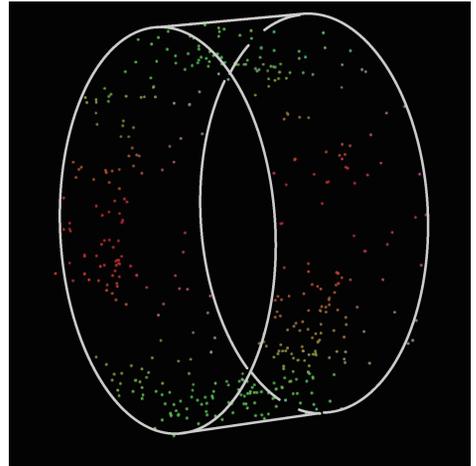


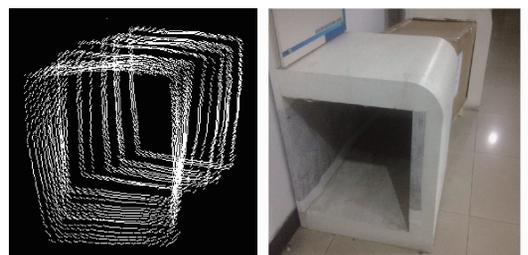
图 8 由管道内表面特征点估计的三维点云图像

Fig. 8 3D cloud points estimated by the feature points in the pipelines

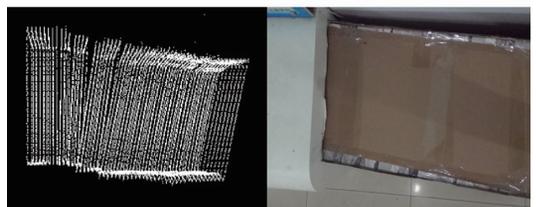
### 4.3 管道内部三维重构实验

为了验证本文提出的管网 3D 重构解决方案, 按图 4 所介绍的管道内壁 3D 重构流程实现了管道视觉检测和重构系统。

第 1 个实验对象在具有一定角度弯折的方形管道 (宽 500 mm × 高 600 mm) 内进行, 目的是验证本文重构与测量方法: 1) 对任意形状的管道都有效; 2) 对弯折情况能够准确还原; 3) 对管道的三维尺寸能够精确测量。实验结果如图 9 所示。



(a) 主视图对比  
(a) The comparison of the main view



(b) 顶视图对比  
(b) The comparison of the top

图 9 方形管道三维重构结果

Fig. 9 3D reconstruction of the square pipeline

由图9(a)可以看出,本文实验结果能基本重构出方形管道的真实形状;由图9(b)可以看出,重构结果能基本还原方形管道在弯折处的现场情况。管道的宽及拐角处度数测量值与实际值的对比结果如表2所示。

表2 管道参数测量值与真实值对比结果

Table 2 Comparison results between the measurement value and the ground truth of the pipeline's parameters

参数	测量值	实际值
宽/mm	488.6	500.0
高/mm	591.6	600.0
角度/(°)	4.83	5.0

第2个实验对象为圆形PVC管道,管道长度为6000mm,管道内径为600mm,内壁颜色为蓝色,在管道内壁上人为刻上了一些瑕疵。实验目的是瑕疵的自动识别的有效性和识别精度,其次是对管道进行重构,并将全景纹理信息映射到管道的3D重构图上。图10(a)所示的是内壁颜色为蓝色的圆形PVC管道,图10(b)所示的管道的3D重构图。从管道的3D重构图上能直接观察到管道内壁上3个瑕疵存在,这是与实际被测管道完全一致的。

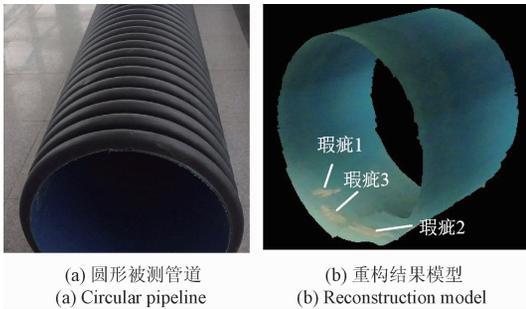


图10 圆形管道三维重构结果

Fig. 10 3D reconstruction model of the circular pipeline

实验结果表明,重构的结果与实验设计有很好的吻合,表明本文提出的管道内壁的“采集、识别、测量、重构”技术方案是可行的,并具有较高的、逼真的重构精度,为管道内壁的可视化提供了一个新的途径。

## 5 结论与展望

在给管道做自动化健康体检的过程中及时采集管道的三维空间信息,为地下管网三维重建提供原始管道空间基础数据,自动生成地下管网的3D模型和健康档案库,能有效提升城市的应急防灾能力。

本文提出的结合管道内壁的“形”与“貌”检测及定性定量的分析能较好地满足管道瑕疵检测,在整个管道

病害检测和3D建模过程中一气呵成,不需要任何人为干预,实现了检测识别建模的数字化、自动化和智能化,并且具有检测建模速度快、鲁棒性高等优点。

通过超大型封闭内空间的快速全方位高效高保真全视野的感知技术及3D自动建模技术,能高效准确地、自动化和智能化地对管道内壁的各种病害进行定性和定量检测与分析;全面摸清存在的病害及发展,包括:病害地点、病害类别、病害发生部位、病害描述及病害发现时间等。

今后的研究工作,首先整合检测管道内部的各种缺陷瑕疵的深度卷积神经网络技术;然后通过三维测量结果明确给出管道内各缺陷的量化值,利用管道内表面点云数据计算量化信息,根据相关指标确定危害程度并提出维护建议;最后,给出发生缺陷的准确空间位置。使得地下管网的健康状态通过3D重构及可视化技术,即能从获取的全景纹理图像和全景激光扫描图像的分析、识别中去看,还能从历史数据比较中去看;即能向前看又能向后看;即能从宏观角度去看又能从微观角度去看。

## 参考文献

- [1] YANG M D, SU T C. Automated diagnosis of sewer pipe defects based on machine learning approaches [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35 (3): 1327-1337.
- [2] 牟丹, 李永清, 孙伟君, 等. 基于CCTV方法的排水管道检测技术与应用[J]. 管道技术与设备, 2015(2): 28-32.  
MU D, LI Y Q, SUN W J, et al. Detection technology and application of drainage pipeline based on CCTV[J]. Pipeline Technique and Equipment, 2015(2): 28-32.
- [3] OSAMA M, TARIQ S E. Automated detection of surface defects in water and sewer pipes [J]. Automation in Construction, 1999, 8(5): 581-588.
- [4] DURAN O, ALTHOEFER K, SENEVIRATN L D, et al. Automated pipe defect detection and categorization using camera/laser-based profiler and artificial neural network[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2007, 4(1): 118-126.
- [5] 李江雄, 吴恩启, 柯映林. 一种新型的微细管道内表面形貌检测器[J]. 浙江大学学报:工学版, 2006, 40(9): 1619-1623.  
LI J X, WU EN Q, KE Y L. New inner surface profile sensor for mini-diameter pipes [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2006, 40 (9): 1619-1623.
- [6] 汤一平, 吴挺, 袁公萍, 等. 一种适用于管道内形貌检测的3D全景视觉传感器[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 726-733.

- TANG Y P, WU T, YUAN G P, et al. A 3D Omni-directional vision sensor for detection of morphology defects in pipelines [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3):726-733.
- [7] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局. GB/T 27699-2011. 钢质管道内检测技术规范[S]. 北京: 中国标准出版社, 2012.  
General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China (AQSIQ). GB/T 27699-2011. Technical specification for internal inspection of steel pipeline [S]. Beijing: China Standards Press, 2012.
- [8] 鲁少辉, 吴挺, 汤一平, 等. 基于主动式全景视觉的管道形变检测及重构技术的研究[J]. 光电子·激光, 2015(7):1301-1308.  
LU SH H, WU T, TANG Y P, et al. In-pipe deformation detection and reconstruction based on active stereo omnidirectional vision sensor [J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2015(7):1301-1308.
- [9] 朱奇光, 王佳, 张朋珍, 等. 基于高斯矩改进 SURF 算法的机器人定位研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(11):2451-2457.  
ZHU Q G, WANG J, ZHANG P ZH, et al. Research on mobile robot localization based on Gaussian moment improved SURF algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(11):2451-2457.
- [10] 索春宝, 杨东清, 刘云鹏. 多种角度比较 SIFT、SURF、BRISK、ORB、FREAK 算法[J]. 北京测绘, 2014(4):23-26.  
SUO CH B, YANG D Q, LIU Y P. Comparing SIFT, SURF, BRISK, ORB and FREAK in some different perspectives [J]. Beijing Surveying and Mapping, 2014(4):23-26.
- [11] 周俊, 陈雷霆, 刘启和, 等. 基于序贯概率及局部优化随机抽样一致性算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(9):2037-2044.  
ZHOU J, CHEN L T, LIU Q H, et al. Fast and accurate RANSAC based on optimal sequential probability test and local optimization [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(9):2037-2044.
- [12] DANNILIDIS K, NAGLE H H. The coupling of rotation and translation in motion estimation of planar surfaces[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1993:188-193.
- [13] SVOBODA T, PAJDLA T, HLAVAC V. Epipolar geometry for panoramic cameras [C]. European Conference on Computer Vision-ECCV, 2010, 1406:218-231.
- [14] 于永军, 徐锦法, 张梁, 等. 惯导/双目视觉位姿估计算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(10):2171-2176.  
YU Y J, XU J F, ZHANG L, et al. Research on SINS/binocular vision integrated position and attitude estimation algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(10):2171-2176.
- [15] RYOSUKE K, ATSUSHI Y, TORU K. Construction of 3D environment model from an omni-directional image sequence [C]. Asia International Symposium on Mechatronics, 2008:27-31.

### 作者简介



**杨仲元**, 2004 年于日本埼玉大学获得工学博士, 现为浙江交通职业技术学院教授, 主要研究方向为地下结构检测。  
E-mail: yangzy2006@163.com

**Yang Zhongyuan** received his Ph. D. degree in engineering from Saitama University (Japan) in 2004. Now he is a professor in Zhejiang Institute of Communications. His main research interest is underground structure detection.



**吴挺**, 2014 年于云南大学获得学士学位, 现为浙江工业大学硕士, 主要研究方向为全方位视觉传感器及应用、计算机视觉。  
E-mail: 657293015@qq.com

**Wu Ting** received his B. Sc. degree from Yunnan University in 2014. Now he is a master candidate in Zhejiang University of Technology. His main research interests include omni-direction vision sensor and its applications, computer vision.