

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311701

基于点线特征的通风管道建模与管内定位方法*

季宇航¹, 宋爱国²

(1. 南京信息工程大学自动化学院 南京 210044; 2. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

摘要:为解决在通风管道环境下场景构型单一、传统视觉特征点稀疏的问题,利用前后两个单目相机和左右两个线阵激光雷达作为主要传感设备,提出一种基于点线特征的管道建模与管内定位方法。首先,利用 LaneNet 网络和改进的随机抽样一致算法提取四条管壁边线特征,再利用图像中的几何和空间约束筛选局部直线分割算法的检测结果,得到管道连接处的两条竖直线特征。接着利用线阵激光雷达计算管道宽度和机器人偏航角,恢复了管道连接处线特征的深度信息并求解得到管道高度。最后建立管道地图坐标系并推算机器人的二维坐标位置和管道长度。实验结果表明,定位的相对误差在 9.8 cm 以内,管道建模的相对误差在 2.9 cm 以内,能够满足机器人在管道内巡检作业时的建模与定位需求。

关键词:点线特征;相机投影;RANSAC;视觉定位;尺寸估计

中图分类号: TH89 TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Modeling and localization method for ventilation ducts based on point and line features

Ji Yuhang¹, Song Aiguo²

(1. College of Automation, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;

2. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: To address the issues of limited scene configuration and sparse traditional visual feature points in a ventilation duct environment, a method for modeling and localization of pipes based on point and line features is proposed by using two monocular cameras and two-line scan lidars as the primary sensing devices. Firstly, the LaneNet network and an improved random sample consensus algorithm are utilized to extract four wall-edge line features. Then, geometric and spatial constraints are employed to filter the detection results of the line segment detector algorithm, obtaining two vertical line features at the pipe joints. Next, the pipe width and robot yaw angle are calculated by using the line scan lidars. The depth information of the line features at the pipe joints is recovered and solved to obtain the height of the pipe. By combining the camera projection equations, the world coordinates of the line segment endpoints are obtained, and the pipe height is estimated. Finally, a pipe map coordinate system is established, and the two-dimensional robot position and pipe length are estimated. The experimental results show that the relative positioning error is within 9.8 cm, and the relative modeling error is within 2.9 cm, which could meet the requirements for pipe modeling and localization during robot inspection operations in the ducts.

Keywords: point and line features; camera projection; RANSAC; visual localization; size estimation

0 引言

随着国内经济的快速增长,中央空调系统作为实现室内空气调节功能主要设施,不仅被广泛应用于写字楼、

商场、轨道交通、医院等各类公共建筑中,也成为越来越多用户家用空调的考虑对象。通风管道^[1]是中央空调系统中重要的传输设施,其安全可靠地运行是保障室内外空气循环流通的关键。然而随着中央空调的不断使用,通风管道内会滋生大量粉尘、细菌、真菌等有害物质,轻

则导致管内风阻变大而造成能源的浪费,重则附着病菌造成群体间的交叉感染^[2]。近年来,世界各国越来越重视由室内空气质量状况引发的一系列威胁人类健康的问题,如病态建筑综合征(sick building syndrome, SBS)、建筑相关疾病(building related illness, BRI)等^[3]。然而中央空调通风管道构型复杂、管径狭小且铺设于吊顶之上,通常只在少部分区域留有检修口。除此之外,人类不可能直接在携带病菌的危险管道环境内工作。目前,随着机器人技术的发展,利用移动机器人^[4]在类似管道环境下(石油管道、天然气管道、雨污管道等)作业已成为首选解决方案。能否精确地估计自身的姿态是机器人是否能在未知环境中移动的关键^[5],但是受限于管道环境的特殊性,机器人管内定位技术^[6]存在诸多难点。

在管道机器人定位领域,Siqueira等^[7]提出一种利用编码器和惯性传感器(inertia measurement unit, IMU)进行机器人位姿测量的方法。该方法利用卡尔曼滤波融合两个传感器数据,基于仿真数据测试其定位误差小于1 cm。但在真实场景中若机器人出现滑移等情况会导致里程计数据不可靠,使得该方法的定位精度大大降低,且卡尔曼滤波方法极度依赖于模型的线性假设。Kazeminasab等^[8]基于粒子滤波^[9]的方法,通过获取超声波传感数据迭代求解机器人在直管内移动时的位置,但该方法需将管道的真实地图作为先验信息。

在图像特征提取领域,Rosten等^[10]提出一种FAST关键点提取方法,将周围邻域内有足够多的像素值相差较大的像素点定义为FAST角点。FAST角点因其出色的计算速度被广泛应用于图像跟踪、图像定位任务中。ORB特征点由西班牙萨拉戈萨大学Mur-Artal等^[11]提出,在FAST关键点的基础上计算了特征点的主方向,采用非极大值抑制方法改善了FAST关键点分布不均匀的问题。此外,还提出一种用于描述特征点周围的像素特征二进制BRIEF描述子,极大地提高了特征点匹配的速度和鲁棒性。但在长直管道内视觉点特征较为稀疏,且在此类重复性强的场景内ORB特征点极易跟踪失败。线特征在矩形管道环境中大量存在。Almazan等^[12]利用Hough变换提取图像中的直线特征,将图像坐标系中多点共线问题转变为参数空间中多线共点的问题,在图像存在大量噪声的情况下依旧有很强的适用性。Von Gioi等^[13]提出一种基于图像梯度的局部直线分割算法(line segment detector, LSD),无需设置任何参数即可实现亚像素级精度的直线检测,相较于基于Hough变换的方法有更快的速度和更低的误检率。

针对通风管道环境构型单一且重复性强、管壁材料反射率高、基于传统视觉特征点的SLAM算法适用性差等问题,设计了一种基于管内点线特征的机器人定位与管道建模方法。该方法利用改进的LaneNet网络提取管

壁四周边线所在像素位置,采用随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)算法拟合管壁边线,计算四条边线的交点为图像中沿管道方向上的灭点,再通过LSD算法求解管道连接处高亮区域内的竖直线特征。结合机器人两侧的线阵激光雷达和相机投影方程估计机器人位姿以及管道的长度、宽度和高度。在不同尺寸的通风管道环境下对该方法进行了验证,具有较高的定位精度和定位效率并能够准确估算管道的几何信息。

1 管内视觉点线特征提取

1.1 管壁边线特征与灭点

管壁边线特征与灭点提取的整体框架如图1所示。LaneNet网络^[14]是将图像语义分割和像素向量化特征表示相结合的多任务模型,考虑到车道线与管壁边线具有相似性,本文利用LaneNet网络提取包含管壁边线的像素点集合,以灭点为约束并采用RANSAC算法^[15]拟合管壁边线方程。

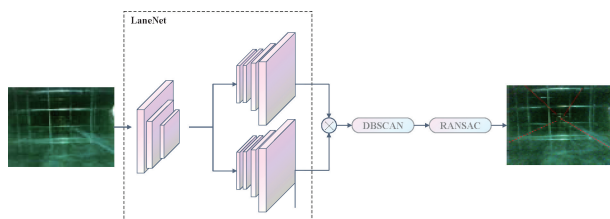


图1 管壁边线特征与消失点提取框架

Fig. 1 Framework for extraction of pipe wall edge features and vanishing point

LaneNet是基于编码器-解码器架构设计的神经网络模型,图像首先经过编码器编码并将学习到的特征共享给两个解码器。其中,语义分割分支将特征解码为可区分前景(管壁边线)和背景的二值化图像,像素嵌入分支为同属于一条管壁边线的像素点生成相近的向量表示。融合两分支结果并利用DBSCAN算法聚类得到管道边线的实例分割结果。为了进一步提高检测速度,本文采用轻量级分割网络BiSeNetV2^[16]替代原网络中的E-Net模块,在保证检测精度的同时兼顾实时性。

车道线往往曲折多变,而管壁边线为长直线,因此无需单独训练H-Net网络用于预测图像的鸟瞰变换矩阵。由于LaneNet网络调整了输入图像的尺寸大小,将分割结果映射在原图上时往往呈现锯齿状,本文选取具有一定抗噪能力的RANSAC算法进行线特征拟合。根据透视投影原理,不平行于相机投影面的平行线在图像中会汇聚在同一个点上,该点即为灭点。如图2所示,在管道环境中4条管壁边线相互平行,将它们在成像平面上相交于灭点 p_v 作为RANSAC直线拟合算法的一个约束条件。

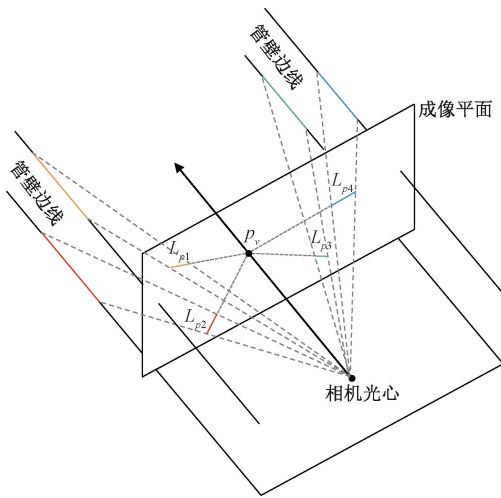


图 2 管道内灭点特征形成示意图

Fig. 2 Illustration of vanishing point feature formation in the pipeline

设定 LaneNet 网络输出得到包含 4 条管壁边线的像素点集合为 $P\{p_1, p_2, p_3, p_4\}$, 在集合 p_1 中随机选取两个像素坐标点 (x_{11}, y_{11}) 、 (x_{12}, y_{12}) 用于构造直线 L_{p1} :

$$k_1 = \frac{y_{12} - y_{11}}{x_{12} - x_{11}} \quad (1)$$

$$b_1 = y_{11} - k_1 x_{11} \quad (2)$$

$$L_{p1} = k_1 x_{p1} + b_1, x_{p1} \in p_1 \quad (3)$$

同理得到直线 L_{p2} , 计算 L_{p1} 和 L_{p2} 的交点坐标 $p_v(x_v, y_v)$:

$$x_v = \frac{b_2 - b_1}{k_1 - k_2} \quad (4)$$

$$y_v = \frac{k_1 b_2 - k_2 b_1}{k_1 - k_2} \quad (5)$$

分别在集合 p_3 和 p_4 中随机选取一个像素坐标点 (x_{31}, y_{31}) 和 (x_{41}, y_{41}) , 结合点 $p_v(x_v, y_v)$ 构造直线 L_{p3} 和 L_{p4} 。计算各个像素点集中点到对应直线的距离:

$$d_i = \left| \frac{-k_i x_{ij} + y_{ij} - b_i}{\sqrt{k_i^2 + 1}} \right|, x_{ij} \in p_i \quad (6)$$

式中: $i \in \{1, 2, 3, 4\}$ 。设定距离阈值 D_d , 若 $d_i \leq D_d$, 则将该点标记为内点, 否则标记为外点。在全部点计算完毕后更新最少迭代次数 N :

$$N = \frac{\log(1 - P_m)}{\log\left(1 - \left(\frac{n_{inliers}}{n_{outliers} + n_{inliers}}\right)^2\right)} \quad (7)$$

式中: P_m 为置信度, $n_{inliers}$ 为内点数量, $n_{outliers}$ 为外点数量。重复上述步骤, 选取内点数最多的迭代结果作为管道边线拟合结果, $p_v(x_v, y_v)$ 即为灭点坐标。

1.2 管道连接处线特征

由于通风管道是完全密闭的环境, 当搭载相机的机器

人在管内巡检时需要配备一定的辅助照明设备, 当光线照射在具有高反射率的管壁上时会发生反光, 在图像中尤其是管与管的连接处会产生一片高亮区域, 如图 3(a) 所示。该特征在每节管道中不断重复且一直存在, 故通过跟踪并匹配高亮区域内的线特征用于机器人定位。

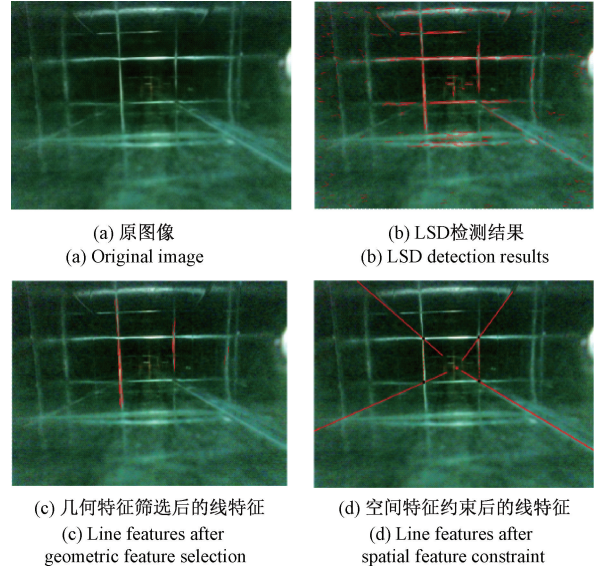


图 3 管道连接处线特征提取示意图

Fig. 3 Illustration of line feature extraction at pipe junctions

在提取图像特征前先应用高斯滤波去除图像中的噪点, 在平滑图像的同时保留更多的边缘信息。LSD 算法是根据像素点梯度大小和方向的变化来检测直线段的, 需要输入图像为灰度图像, 因此先利用 Canny 边缘检测算子获取包含图像边缘特征的二值化图像后再进行直线检测。LSD 算法的检测结果如图 3(b) 所示, 由于管道连接处返回来的光在管面上反射成像, 导致存在大量误检, 需要进一步筛选检测结果。

首先结合直线的几何特征对直线进行筛选。管道连接处的矩形区域由两条垂直线和两条水平线组成, 考虑到垂直线相较于水平线的斜率阈值的设立更为灵活, 故设定线段斜率阈值 D_k 用于筛选竖直线特征。此外, 设定线段长度阈值 D_l 避免存在噪点进而导致误检。将斜率小于 D_k 或长度小于 D_l 的线段剔除后的结果如图 3(c) 所示, 误检线段的数量大幅下降。

接着结合直线的空间特征对剩余直线进行约束。两条竖直线应分布在灭点的左右两侧且分别被两侧的管壁边线包围, 故以直线 $x = x_v$ 为界将图像分为左右两个区域, 每个区域内包含若干经过几何特征筛选的 LSD 检测结果和两条管壁边线。计算落在相应区域内的竖直线与该区域内的两条管壁边线的交点坐标, 记录两个交点坐标和它们之间的距离。选取在左右两个区域内距离值最相近的两组交点坐标, 记它们的距离值分别为 d_{left} 和

d_{right} , 若满足式(8)则认为该匹配为正确匹配, 否则认为此帧匹配失败。

$$|d_{left} - d_{right}| \leq \frac{d_{left} + d_{right}}{10} \quad (8)$$

匹配成功的两组交点坐标构成的直线即为所求竖直线特征, 如图3(d)所示, 记为左上角坐标为 (u_{la}, v_{la}) 、左下角坐标为 (u_{lb}, v_{lb}) 、右上角坐标为 (u_{ra}, v_{ra}) 、右下角坐标为 (u_{rb}, v_{rb}) 。

2 机器人位姿估计与管道建模

在提取管道内视觉点线特征后, 结合机器人本体两侧平行装配的线阵激光雷达估计机器人在二维空间内的姿态与管道尺寸, 整体方案如图4所示。

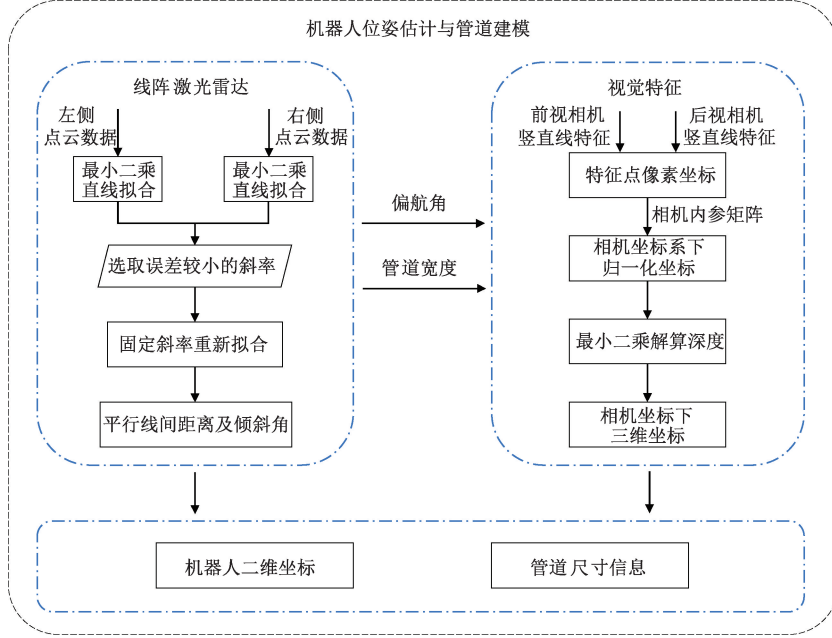


图4 机器人位姿估计与管道建模方案

Fig. 4 Robot pose estimation and pipe modeling method

首先利用最小二乘法分别拟合左右两侧的二维点云数据, 考虑到通风管道为长方体构件, 选取较优的直线斜率固定后重新拟合, 以保证两条直线间相互平行。基于两条平行线方程计算得到机器人的偏航角和管道宽度。接着将两条竖直线特征对应的四点像素坐标转换至相机坐标系下的归一化平面中, 结合管道宽度求解坐标点的深度值, 在前后两个相机均完成解算后计算管道的长度和高度。最后记录当前时刻对应的机器人二维位置坐标和当节管道的尺寸信息, 不断迭代完成整个管道建模。

2.1 管道宽度与机器人偏航角

将两侧的雷达点云数据进行时间同步后融合, 如图5中离散点所示。构造最小二乘法问题完成对左右两侧点云数据的直线拟合:

$$\min J_1(k_{left}, k_{right}, b_{left}, b_{right}) = \underbrace{\sum_{i=1}^{n_{left}} [y_i - (k_{left}x_i + b_{left})]^2}_{E_{left}} + \underbrace{\sum_{j=1}^{n_{right}} [y_j - (k_{right}x_j + b_{right})]^2}_{E_{right}} \quad (9)$$

式中: (x_i, y_i) 、 E_{left} 为左侧雷达点云坐标和拟合误差, (x_j, y_j) 、 E_{right} 为右侧雷达点云坐标和拟合误差。取 E_{left} 和 E_{right} 中较小者对应的斜率记为 k_{pipe} , 重新构造最小二乘问题以保证两条直线平行:

$$\min J_2(b_{left}, b_{right}) = \sum_{i=1}^{n_{left}} [y_i - (k_{pipe}x_i + b_{left})]^2 + \sum_{j=1}^{n_{right}} [y_j - (k_{pipe}x_j + b_{right})]^2 \quad (10)$$

求解式(10)得到如图5中右侧所示的两条平行线方程, 此时机器人的偏航角 θ 为:

$$\theta = \arctan(k_{pipe}) \quad (11)$$

设定两个线阵激光雷达之间的距离为 w_{robot} , 得到当节管道的宽度 w_{pipe} 为:

$$w_{pipe} = \frac{|b_{left} - b_{right}|}{\sqrt{k_{pipe}^2 + 1}} + w_{robot} \cdot \cos \theta \quad (12)$$

2.2 管道高度与机器人位置

相机的内参矩阵 $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{3 \times 4}$ 可由标定得到, 此时相机的投影方程为:

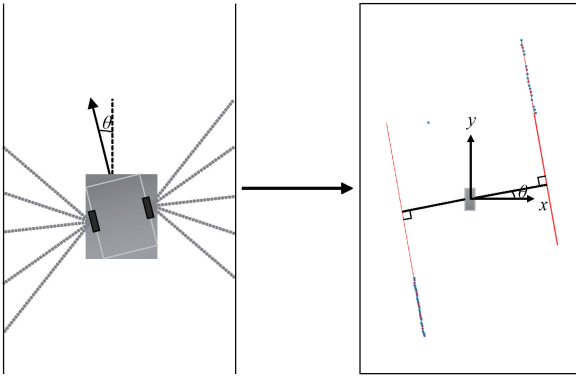


图5 点云数据处理示意图

Fig. 5 Illustration of point cloud data processing

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{cw} & \mathbf{t} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: (u, v) 为图像中任一像素点坐标, (X_w, Y_w, Z_w) 为该像素点在世界坐标系下的坐标, (X_c, Y_c, Z_c) 为该像素点在相机坐标系下的坐标, $\mathbf{R}_{cw}$ 和 $\mathbf{t}$ 为世界坐标系到相机坐标系的旋转矩阵和平移向量。将管内图像提取得到的特征点坐标 (u_{la}, v_{la}) 、 (u_{lb}, v_{lb}) 、 (u_{ra}, v_{ra}) 、 (u_{rb}, v_{rb}) 代入式(13)中, 得到像素点投影至相机坐标下归一化平面上的坐标, 记为 (X_c^{la}, Y_c^{la}) 、 (X_c^{lb}, Y_c^{lb}) 、 (X_c^{ra}, Y_c^{ra}) 、 (X_c^{rb}, Y_c^{rb}) 。再利用雷达得到的管道宽度信息构造最小二乘问题求解坐标点深度:

$$\min J_3(Z_c^l, Z_c^r) = \sum_{k \in \{a, b\}} \| (Z_c^l X_c^{lk} - Z_c^r X_c^{rk})^2 + (Z_c^l Y_c^{lk} - Z_c^r Y_c^{rk})^2 - W_{pipe}^2 \|_2^2 + (Z_c^l - Z_c^r)^2 \quad (14)$$

式中: Z_c^l 为左侧竖直线特征端点的深度值, Z_c^r 为右侧竖直线特征端点的深度值。计算得到机器人与相机前方管道连接处距离为:

$$l = \frac{|\vec{v} \cdot (\vec{s}_1 \times \vec{s}_2)|}{\|\vec{s}_1 \times \vec{s}_2\|} \quad (15)$$

$$\vec{s}_1 = (X_c^{ra} - X_c^{la}, Y_c^{ra} - Y_c^{la}, Z_c^r - Z_c^l)$$

$$\vec{s}_2 = (X_c^{lb} - X_c^{la}, Y_c^{lb} - Y_c^{la}, 0)$$

$$\vec{v} = (-X_c^{la}, -Y_c^{la}, -Z_c^l)$$

式中: $(X_c^{la}, Y_c^{la}, Z_c^l)$ 和 $(X_c^{ra}, Y_c^{ra}, Z_c^r)$ 为特征点在相机坐标系下的世界坐标。处理前、后两个相机在同一时刻的图像数据, 得到此刻机器人距离前、后方管道连接处的距离分别为 l_{front} 和 l_{back} , 则当节管道长度 L_{pipe} 为:

$$L_{pipe} = l_{front} + l_{back} + l_{robot} \cdot \cos \theta \quad (16)$$

式中: l_{robot} 为前后两个相机之间的距离。当节管道高度 H_{pipe} 为:

$$H_{pipe} = 0.5 \cdot \sqrt{(X_c^{ra} - X_c^{rb})^2 + (Y_c^{ra} - Y_c^{rb})^2} + 0.5 \cdot \sqrt{(X_c^{la} - X_c^{lb})^2 + (Y_c^{la} - Y_c^{lb})^2} \quad (17)$$

如图6所示, 在第一节管道的底部中心位置处建立二维坐标系, 菱形为机器人的位姿示意模型, 此时机器人的位置 (x_{robot}, y_{robot}) 可以表示为:

$$x_{robot} = d_{left} + 0.5 \cdot w_{robot} \cdot \cos \theta - 0.5 \cdot W_{pipe}^m \quad (18)$$

$$y_{robot} = \sum_{i=1}^{m-1} L_{pipe}^i + l_{back} + 0.5 \cdot l_{robot} \cdot \cos \theta \quad (19)$$

式中: m 为机器人当前所在的管道节数, $d_{left} = \frac{|b_{left}|}{\sqrt{k_{left}^2 + b_{left}^2}}$

为机器人距左管壁的距离。

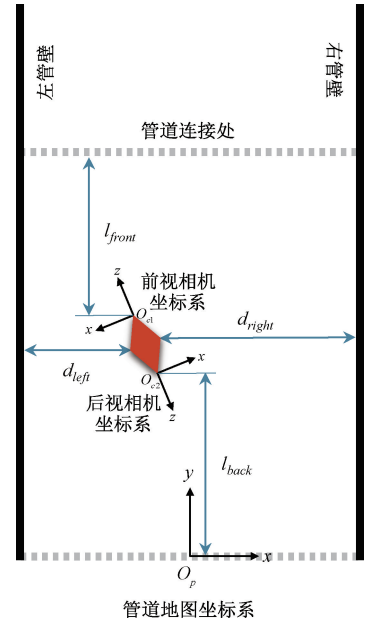


图6 机器人位置解算模型

Fig. 6 Robot localization model

3 实验验证及分析

为进一步验证本文所提算法的有效性, 搭建管道机器人建模与定位系统硬件平台, 在通风管道环境内进行实验并分析结果。

3.1 实验平台搭建

1) 实验设备

本次实验所用的线阵激光雷达是由 EAI 公司生产的 GS2, 如图7所示。该器件的测距范围为 0.025~0.3 m, 测量角度为 100°, 角度分辨率为 0.6°, 能够满足 0.12~0.63 m 的管道宽度测量需求。实验中所用相机为 120°

定焦摄像头模组,如图 7 所示。相机的感光芯片为 OV5640 模块,输出图像的分辨率设置为 640×480 。除上述实验设备以外,实验过程中还需要利用亮度可调节灯板用于管道内辅助照明,利用卷尺和测距仪用于测量基准轨迹。

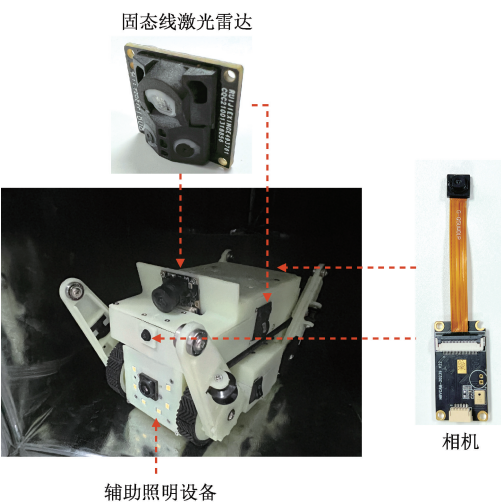


图 7 管道机器人试验平台
Fig. 7 Pipeline robot testbed

2) 实验环境

定位实验的场地为由 9 节直管连接而成的长为 10 m、宽为 0.25 m、高为 0.2 m 的管道环境,如图 8(a) 所示。实验过程中,配备有相机和线阵激光雷达的移动机器人在管道内匀速运动,并在每节管道的固定点停留以便验证定位精度。

管道建模的精度主要体现在对管道长度、宽度和高度的估计,由于机器人定位的精度高低能够反映管道长度估计的好坏,所以这里主要评估管道宽度和高度的计算结果。选取了 4 种常见尺寸的标准直管如图 8(b) 所示,从左到右管道尺寸(用宽度乘高度表示)依次为 $0.4\text{ m}\times0.2\text{ m}$ 、 $0.2\text{ m}\times0.15\text{ m}$ 、 $0.15\text{ m}\times0.15\text{ m}$ 和 $0.12\text{ m}\times0.12\text{ m}$ 。实验过程中,将机器人放置在直管内的任意位置处并估计管道的尺寸信息。

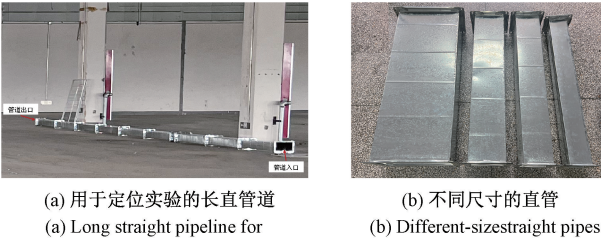


图 8 实验场地
Fig. 8 Experimental site

3.2 实验结果与分析

1) 定位效率

本文所阐述的基于点线特征的通风管道场景建模与管道定位算法是部署在配备有 Ubuntu 20.04、ROS Noetic 系统的设备中的,设备的显卡型号为 NVIDIA GeForce GTX 1660。在机器人端配备有负责相机和线阵激光雷达数据采集的嵌入式设备,其中相机的采样频率为 15 Hz,线阵激光雷达为 10 Hz。

在实验中,选取了 3 种不同尺寸的管道,分别为 $0.4\text{ m}\times0.2\text{ m}$ 、 $0.25\text{ m}\times0.2\text{ m}$ 和 $0.2\text{ m}\times0.15\text{ m}$ 。将机器人放入这些管道中,并以匀速行驶至管道末端。在行驶过程中,记录定位算法处理每一帧图像的时间,进而推算出平均定位耗时。在不同尺寸的管道中的实验结果如表 1 所示。

表 1 不同尺寸管道的定位效率 Table 1 Positioning efficiency in pipes of different sizes	
管道尺寸/m	定位耗时/ms
0.4×0.2	82.6
0.25×0.2	76.7
0.2×0.15	78.4

由表 1 中数据可知,本文所提定位算法的执行时间并不会随着管道尺寸的变化而发生变化。经过深入分析,发现管壁边缘特征提取步骤是整个算法中最耗时的部分,其中 LaneNet 网络分割算法需要约 29 ms,RANSAC 直线拟合算法需要约 36 ms。总体而言,本文所提出的定位算法的输出频率在 12 Hz 左右,这足以保证机器人管内定位功能的实时性。

2) 定位精度

按照本文 3.2 节中建立的二维坐标系,规定 y 轴方向以管道入口为原点,沿管道前进方向为正方向;规定 x 轴方向以管道中线为测量基准,沿管道前进方向向右为正方向,向左为负方向。单目视觉定位方法分为直接法和特征点法两种。由于管道内视觉特征点稀疏,基于视觉特征点的定位方法几乎无法使用。本文选取了基于直接法的 DSO 算法作为对照,并在相同场景下对各自的定位精度进行了验证。图 9 展示了两算法预估轨迹与真实轨迹的对比图。

如图 9 所示,本文所提出的算法在定位轨迹误差方面明显优于 DSO 算法。由于管道内没有自然光源,机器人所配备的照明设备光照不均匀且在管道内会产生大量光晕,使得传统的视觉里程计算法在定位可靠性方面大大下降。本文所提出的算法充分考虑了管道场景构型的特殊性,并融合了线阵激光雷达数据以恢复真实世界的尺度信息,具有较小的定位误差且轨迹不会发生明显的偏移。

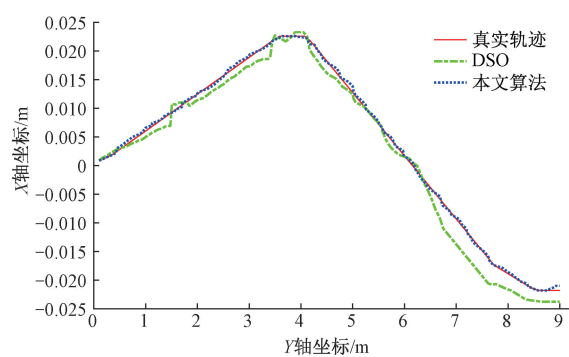


图 9 轨迹对比图

Fig. 9 Comparison of trajectories

下面将进一步定量分析本文所提算法的定位精度。考虑到缺乏偏航角的基准信息且其估计误差在一定程度上也影响了定位算法的精度,故通过计算 x 轴和 y 轴方向上距离值的相对误差 RE 来评估算法的定位性能:

$$RE = P_e - P_t \tag{20}$$

式中: P_e 为算法推算值, P_t 为测量真实值。

图 10 为 y 轴方向上相对误差的点线图,定位相对误差在 $-0.097 \sim 0.098 \text{ m}$ 范围内,相对误差均值为 0.035 m ,相对误差方差为 0.043 m^2 。

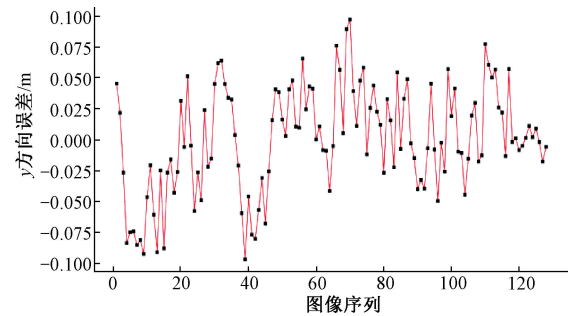


图 10 y 轴方向相对误差示意图

Fig. 10 Illustration of relative error in the y-axis direction

图 11 为 x 轴方向上相对误差的点线图,定位相对误差在 $0.011 \sim 0.014 \text{ m}$ 范围内,相对误差均值为 0.012 m ,相对误差方差为 0.001 m^2 。由于 x 轴方向上定位主要依靠线阵激光雷达的测量数据,相较于 y 轴方向上视觉定位的误差和数据波动范围更小。

3) 建模精度

在同一直管的不同位置处放置机器人用于估算该节管道的宽度和高度,计算估计值与真实尺寸间差值的绝对值,求和后取其均值的结果如表 2 所示。由表 2 可知,当管道宽度为 0.12 m 时,此时由于接近雷达测量盲区导致雷达数据可靠性降低,宽度估计误差明显增大。管道高度的估计需要以管道的宽度作为先验信息,在宽度估

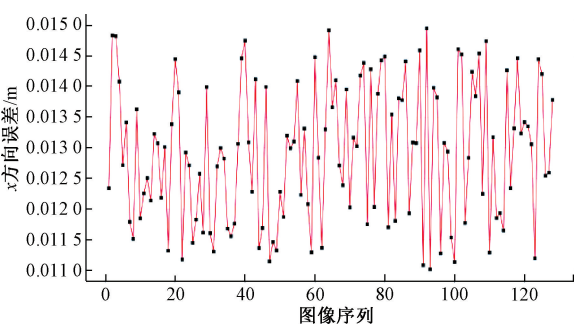


图 11 x 轴方向相对误差示意图

Fig. 11 Illustration of relative error in the x-axis direction

计误差的基础上会累积视觉测量误差,故高度估计误差略大于宽度。

表 2 管道建模相对误差

Table 2 Relative errors in pipeline modeling m

管道尺寸	宽度平均相对误差	高度平均相对误差
0.4×0.2	0.008	0.015
0.2×0.15	0.005	0.017
0.15×0.15	0.006	0.015
0.12×0.12	0.016	0.029

由上述实验可知,本文提出的基于点线特征的通风管道建模与管内定位方法能够得到可靠的机器人二维姿态估计结果与管道尺寸信息,能够满足管道环境下的建模与定位需求。

4 结 论

在场景单一且大量重复的通风管道环境下,提出一种管道建模与管内定位方法。该算法首先利用 LaneNet 网络提取包含四条管壁边线的像素点集合,将四条线段相交于灭点作为 RANSAC 算法的约束条件用于拟合管壁边线方程。然后利用 LSD 算法检测图像中的线特征,将其通过几何特征和空间特征筛选后得到管道连接处的竖直线特征。管道宽度和机器人偏航角依靠机器人本体两侧平行装配的线阵激光雷达测量得到,接着结合相机投影方程构造最小二乘问题求解所得竖直线特征端点的深度信息,进而估计管道高度。最后搭建管道地图坐标系并推算机器人二维坐标位置和管道长度。实验结果表明,本文所提算法能够满足机器人管道建模与管内定位任务实时性与准确性的需求, x 轴方向上定位的相对误差在 1.5 cm 以内, y 轴方向上定位的相对误差在 9.8 cm 以内,管道高度估计的平均误差小于 1.6 cm ,管道宽度估计的平均误差小于 2.9 cm 。本文所提方法能够提供可靠

的二维位姿估计与管道几何信息,为机器人在通风管道环境内巡检作业提供了有效的技术支撑。

参考文献

- [1] ZHAO B, CHEN J J. Numerical analysis of particle deposition in ventilation duct[J]. *Building and Environment*, 2006, 41(6): 710-718.
- [2] 侯娟娟. 通风空调系统污染调查及其微生物特性实测研究[D]. 西安:西安建筑科技大学, 2009.
HOU J J. Field and analysis for microbial contamination and characteristics ventilated systems in air conditioning[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2009.
- [3] GUPTA S, KHARE M, GOYAL R. Sick building syndrome—A case study in a multistory centrally air-conditioned building in the Delhi City[J]. *Building and Environment*, 2007, 42(8): 2797-2809.
- [4] 章小兵, 宋爱国. 地面移动机器人研究现状及发展趋势[J]. *机器人技术与应用*, 2005, 2: 19-23.
ZHANG X B, SONG A I G. Current status and development trends of ground mobile robots[J]. *Robot Technique and Application*, 2005, 2: 19-23.
- [5] 白师宇, 赖际舟, 吕品, 等. 面向地下空间探测的移动机器人定位与感知方法[J]. *机器人*, 2022, 44(4): 463-470.
BAI SH Y, LAI J ZH, LYU P, et al. Mobile robot localization and perception method for subterranean space exploration[J]. *Robot*, 2022, 44(4): 463-470.
- [6] KAZEMINASAB S, SADEGHI N, JANFAZA V, et al. Localization, mapping, navigation, and inspection methods in in-pipe robots: A review[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 162035-162058.
- [7] SIQUEIRA E, AZZOLIN R, BOTELHO S, et al. Sensors data fusion to navigate inside pipe using Kalman filter[C]. *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation-ETFA*, 2016: 1-5.
- [8] KAZEMINASAB S, JANFAZA V, RAZAVI M, et al. Smart Navigation for an in-pipe robot through multi-phase motion control and particle filtering method[C]. *2021 IEEE International Conference on Electro Information Technology*, 2021: 342-349.
- [9] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2007, 23(1): 34-46.
- [10] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2006, 3951: 430-443.
- [11] MUR-ARTAL R, TARDOS 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.

- [12] ALMAZAN E J, TAL R, QIAN Y, et al. MCMLSD: A dynamic programming approach to line segment detection[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 5854-5862.
- [13] VON GIOI R G, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: A fast line segment detector with a false detection control[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(4): 722-732.
- [14] NEVEN D, DE BRABANDERE B, GEORGOULIS S, et al. Towards end-to-end lane detection: An instance segmentation approach[C]. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2018: 286-291.
- [15] SCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [16] YU C, GAO C, WANG J, et al. BiSeNet V2: Bilateral network with guided aggregation for real-time semantic segmentation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2021, 129(11): 3051-3068.

作者简介



季宇航, 2021年于南京信息工程大学获得学士学位, 现为南京信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人感知技术。

E-mail: jiyh0630@163.com

Ji Yuhang received his B.Sc. degree from Nanjing University of Information Science and Technology in 2021. He is currently a master student at Nanjing University of Information Science and Technology. His main research interest is mobile robot perception technology.



宋爱国(通信作者), 分别在1990年和1993年于南京航空航天大学获得学士学位和硕士学位, 1996年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为机器人传感与控制技术、信号处理、遥控操作技术等。

E-mail: a. g. song@seu.edu.cn.

Song Aiguo (Corresponding author) received his B.Sc. and M.Sc. degrees both from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1990 and 1993, respectively, and Ph.D. degree from Southeast University in 1996. He is currently a professor and a Ph.D. advisor at Southeast University. His main research interests include robotic sensor and control, signal processing, tele-operation, etc.