

基于时间序列及邻域分析的管道点云障碍物检测

林时雨^{1,3}, 闫雪娇², 谢哲², 付宏文², 蒋松², 姜宏志^{1,3}, 李旭东^{1,3*}, 赵慧洁^{1,3**}

¹北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院精密光机电一体化技术教育部重点实验室, 北京 100191;

²上海宇航系统研究所, 上海 201108;

³北京航空航天大学青岛研究院, 山东 青岛 266100

摘要 采用管道机器人定期检测输送管线的状态对于确保管道安全可靠运行意义重大。受限于机器人的结构尺寸和功耗, 常用精度较低的微小型三维测量传感器为机器人提供环境及导航信息。针对低精度三维传感器得到的点云数据质量不佳、难以可靠分辨障碍物的问题, 提出了一种基于时间序列及邻域分析的点云处理方法。利用障碍物点云与噪声点云在时间序列分布和空间分布方面的特性有效去除噪声, 并通过拟合管道内壁实现管道内障碍物检测。测试结果表明, 所提方法的检测精度提升了约 30 个百分点, 检测时间小于 1 s, 满足管道机器人的应用需求。

关键词 图像处理; 管道检测; 三维点云; 障碍物检测; 时间序列; 邻域分析

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2210007

Obstacle Detection for a Pipeline Point Cloud Based on Time Series and Neighborhood Analysis

Lin Shiyu^{1,3}, Yan Xuejiao², Xie Zhe², Fu Hongwen², Jiang Song², Jiang Hongzhi^{1,3},
Li Xudong^{1,3*}, Zhao Huijie^{1,3**}

¹Key Laboratory of Precision Opto-Mechatronics Technology, Ministry of Education, School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;

²Shanghai Aerospace System Research Institute, Shanghai 201108, China;

³Qingdao Research Institute of Beihang University, Qingdao 266100, Shandong, China

Abstract Employing a robot to inspect the inner surface of the pipeline periodically is crucial to guarantee that the pipeline runs safely and reliably. Limited by the robot size and power, small three-dimensional measurement sensors with lower accuracy are frequently used with the robot to obtain environmental and navigation information. However, the quality of the pipeline point cloud acquired using such a sensor is substandard, making it challenging to reliably detect obstacles. Therefore, a point cloud processing approach according to time series and neighborhood analysis is proposed, which employs time and spatial distribution characteristics of obstacle point clouds and noise point clouds to remove noise and finally detects the obstacles by fitting the pipeline inner wall point clouds. The experiments reveal that the detection accuracy improves by 30 percentage points and the processing time is less than 1 s, meeting the requirements of the pipeline inspection robot.

Key words image processing; pipeline inspection; three-dimensional point cloud; obstacle detection; time series; neighborhood analysis

1 引言

定期对输送管线进行检测是保证管道正常运行的必要环节。现有的管道内壁检测方法多是通过在管道机器人上安装传感器^[1], 随着机器人在管道内移动, 不

断分析传感器数据从而完成检测的。但管道内存在的障碍物会阻碍机器人前进, 因此设计一种自动准确的障碍物检测方案, 为管道机器人提供必要的环境及导航信息是非常重要的。

从检测原理来看, 常见的检测方法有超声导波检

收稿日期: 2021-08-18; 修回日期: 2021-09-24; 录用日期: 2021-10-13

基金项目: 国家自然科学基金(61735003)

通信作者: *xдли@buaa.edu.cn; **hjzhao@buaa.edu.cn

测^[2]、涡流检测^[3]、图像检测^[4]及激光投射成像法检测^[5]等。超声导波检测通过发射与接收回波判断管道内外部缺陷状况,对被检表面清洁度要求高且需使用耦合剂^[6-7]。涡流检测利用电磁感应原理,分析阻抗值来判断管道内外部是否出现异常,检测速度较快,但只适用于金属管道^[8]。图像检测通过图像处理技术对拍摄到的管道内壁图像进行处理,仅能获取管道内部图像,不能得到管道的深度信息^[9-10]。激光投射成像法利用多个激光点形成激光点阵完成管道内壁检测,但相较于三维点云检测其采样点稀疏。三维点云检测技术通过三维传感器,直接获取管道内壁表面的稠密点云,可直观地观测管道的三维形貌,具有成本低、速度快、自动化等优点。

高精度三维传感器尺寸大、功耗较高,难以进入中口径和小口径管道检测。小型三维传感器尺寸小、功耗低,更适宜安装在机器人上进行管道检测,但数据噪

声较大、精度较低,需要采用点云处理相关技术来实现对管道的智能检测。本文提出了一种利用时间序列及邻域分析的点云处理方法。该方法利用噪声点云在时间上的随机分布及障碍物点云在时间上的连续分布这一特性来消除噪声,进而提升障碍物检测的精确率。

2 基本原理

小型三维传感器获取的点云数据噪声与待检测障碍物尺度接近(均约为 10 mm),直接基于点云检测障碍物的效果不理想。利用传感器可以以较高的帧率获取点云的特点,基于噪声点在时间与空间上的分布特征可以有效地去除噪声。首先连续采集 3~5 帧点云,对多帧点云分别进行预处理、姿态调整及点云合并。接着对合并点云进行空间邻接关系分析,去除噪声点。最后对点云进行拟合完成障碍物聚类与检测。原理图如图 1 所示:

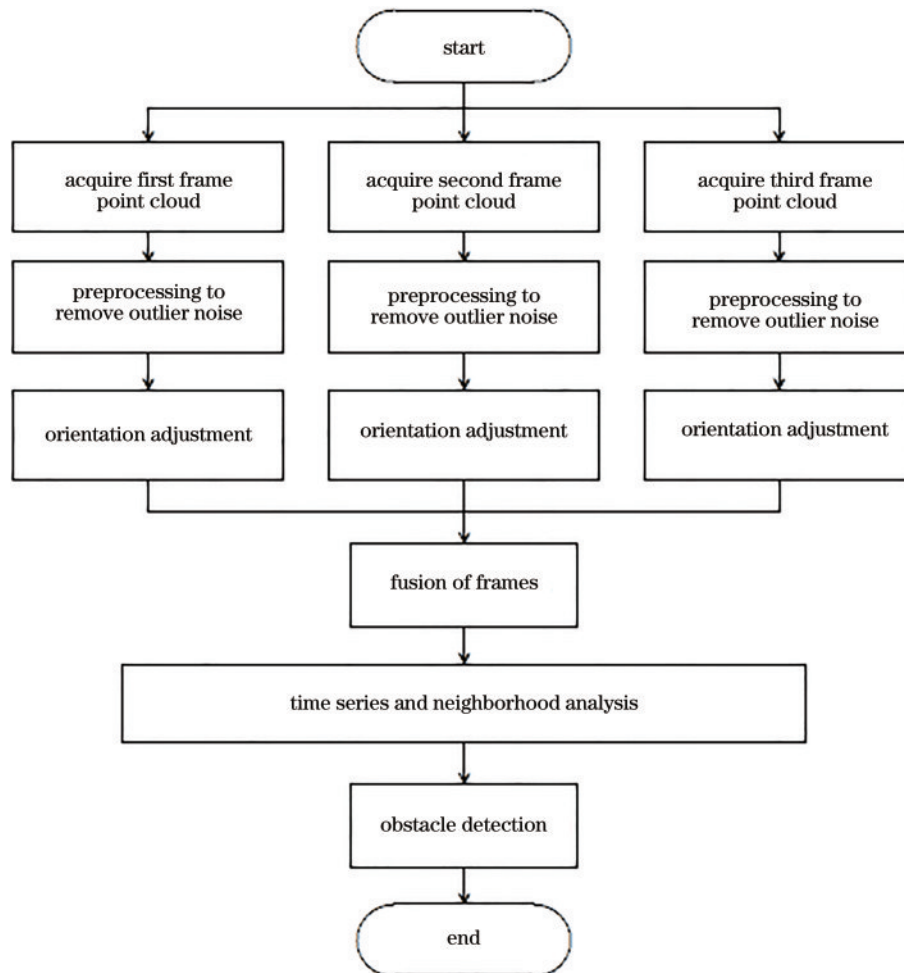


图 1 障碍物检测原理图

Fig. 1 Flow chart of obstacle detection

2.1 点云预处理

三维传感器获取的点云数据量较大且含有噪声。首先通过点云预处理选取合适的检测区域以减少点云数量。以管道机器人前进方向为 z 轴,水平向右方

向为 x 轴,竖直向上方向为 y 轴建立坐标系,如图 2 所示。根据管道半径和传感器的视场大小可以确定能够获取到完整管道点云的最近距离,即最近工作距离 s :

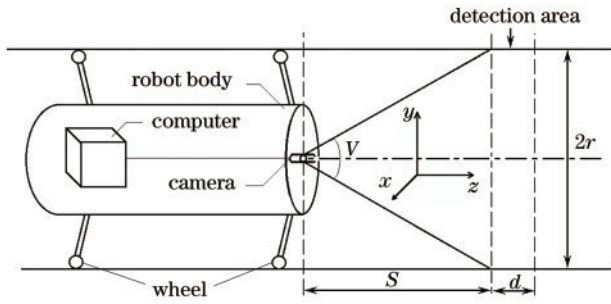


图 2 检测区域示意图

Fig. 2 Schematic diagram of detection area

$$s = \frac{r}{2 \tan(V/2)}, \quad (1)$$

式中: r 为管道半径; V 为传感器视场角。

根据管道机器人的运动速度, 设置检测区域宽度为 d , 确保机器人运动时采集到的多帧点云之间存在公共视场。将深度位于 $[s, s + d]$ 之间的点云作为检测区域。

然后去除离群点噪声。离群点噪声在空间上呈离散分布, 可根据点云密度进行去除, 即保留点云密度高的主体部分, 剔除离散的离群点噪声。直接利用点的三维坐标进行聚类的耗时过长, 通过统计点云的 x 分布密度进行点云的筛选可以大量缩短计算时间^[11]。

将检测区域中的点云投影到 x 轴上, 将投影区间以单位距离划分为多个统计区间, 记每个区间内的点云数 n_i 为该区的点云密度。计算所有点云密度不为零区间的点云密度平均值 \bar{n} :

$$\bar{n} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N n_i, \quad (2)$$

式中: N 为密度非零区间的数量。

将所有密度低于阈值 K 的区域视为离群点噪声区域并进行剔除。阈值 K 的表达式为

$$K = \bar{n} - \sigma, \quad (3)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (n_i - \bar{n})^2}. \quad (4)$$

2.2 点云姿态归一化

不同时刻采集的管道内壁点云之间存在姿态变化, 可利用管道内壁为圆柱面的约束将点云对齐^[12]。基于随机采样一致 (RANSAC) 算法对检测区域点云进行圆柱拟合^[13-15], 可得到管道轴线向量 \mathbf{n}_1 :

$$\mathbf{n}_1 = (a, b, c)^T, \quad (5)$$

式中: a, b, c 分别为轴线在 x, y, z 方向的分量。基于 \mathbf{n}_1 构建旋转矩阵 \mathbf{R} , 对检测区域点云进行旋转变换, 使轴线向量 \mathbf{n}_1 与点云坐标系重合, 得到新点云。

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos \varphi & 0 & \sin \varphi \\ \sin \theta \sin \varphi & \cos \theta & -\sin \theta \cos \varphi \\ -\cos \theta \sin \varphi & \sin \theta & \cos \theta \cos \varphi \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$\begin{cases} \theta = \arcsin b \\ \varphi = -\arcsin \frac{a^2}{1-b^2} \end{cases}. \quad (7)$$

由于机器人运动速度很慢 (小于 0.1 m/s), 多帧点云之间位置移动量小于点云噪声尺度。因此, 对每帧点云完成姿态变换后就实现了点云合并。

2.3 基于时间序列及邻域分析的去噪

多帧点云合并后, 点云中的点除了其空间位置坐标 (x, y, z) 外, 还包含该点所属的帧序号 t , 即时间序列信息。多帧点云中障碍物点云的坐标仅在一定范围内变化, 而点云中噪声点坐标会随时间变化, 不同帧中其 k 邻域内会不存在任何点, 据此可以去除噪声点。对 p 帧合并点云中的每一点, 统计其 k 邻域中各帧的点数 $[q_1, q_2, \dots, q_p]$, 只有 q_i 均大于给定阈值 q 时, 该点才保留, 否则删除该点, 如图 3 所示。阈值 q 与召回率呈负相关, 与精度呈正相关, 取 $q = 0.68m/p$, m 为邻域点数, p 为帧数。图 3 中, 来源于同一帧的点用相同的形状表示。例如, 1 号点的邻域点来自于不同帧, 保留该点。2 号点的邻域点均来源于第 3 帧, 删除该点。

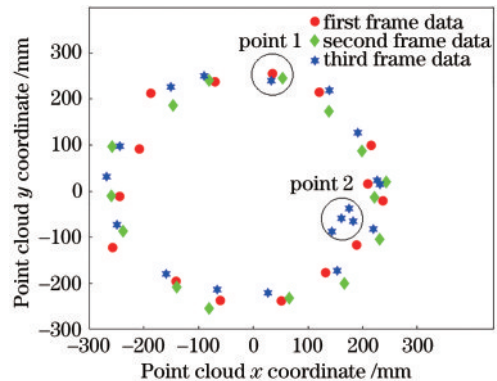


图 3 基于时间序列及邻域分析去噪原理图

Fig. 3 Schematic diagram of denoising based on time series and neighborhood analysis

邻域 k 的大小与点云噪声有关: 邻域过大会导致判定过松, 无法有效滤波; 邻域过小会滤除点云原有特征。邻域 k 由点云平均噪声 \bar{d}_s 、标准差 σ_s 及比例系数 n 来确定:

$$k = \bar{d}_s + n\sigma_s. \quad (8)$$

n 取不同值时的滤波效果如图 4 所示, 图中框内物体为需保留的障碍物。当 $n > 1$ 时, 邻域过大, 不同帧的噪声可能会处于搜索领域内, 导致无法完成有效滤波, 图 4(b) 框外仍有较明显噪声。当 $n \leq 1$ 时, 搜索邻域内无其他帧的噪声点, 成功将噪声去除, 如图 4(c)~(e) 所示。如果 k 过小, 虽然噪声几乎全部被剔除, 但也会将一些本不是噪声的点误判为噪声, 从而删掉部分属于特征点, 图 4(c)~(e) 框内出现了特征点云残缺的情况。

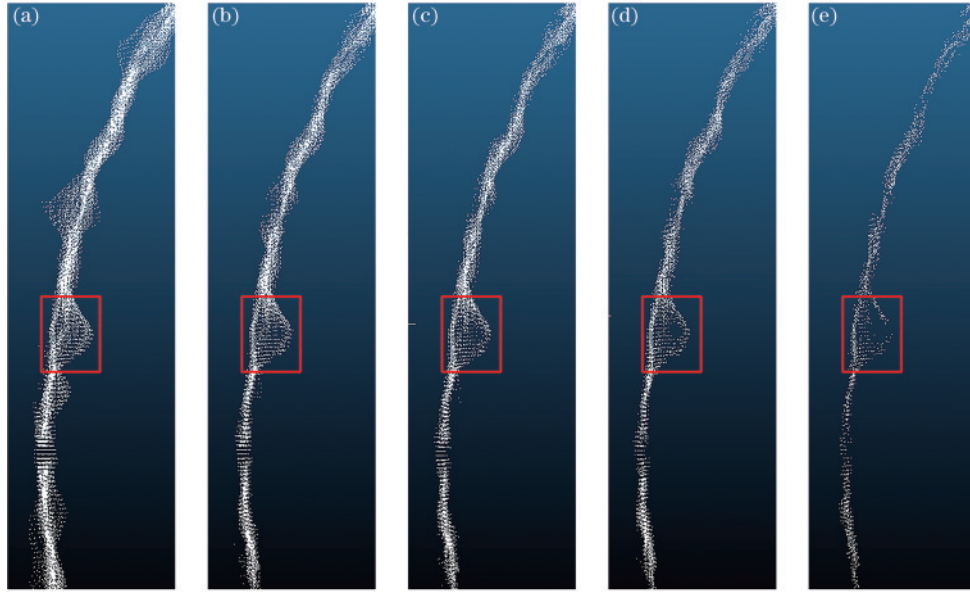


图 4 n 取不同值时的滤波效果图。(a)原始图像;(b) $n=2$;(c) $n=1$;(d) $n=0$;(e) $n=-1$

Fig. 4 Filtering effect diagrams when n taking different values. (a) Original images; (b) $n=2$; (c) $n=1$; (d) $n=0$; (e) $n=-1$

为尽可能不影响特征且能够有效滤波, k 的取值为

$$k = \bar{d}_s + \sigma_{s_0} \quad (9)$$

2.4 障碍物检测

去噪后的点云仅包含障碍物点与管道壁点, 使用 RANSAC 算法对其进行椭圆柱拟合:

$$2L_0 = \sum_{i=1}^2 \sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2 - [a_0(x-x_i) + b_0(y-y_i) + c_0(z-z_i)]^2}, \quad (10)$$

式中: (x_1, y_1, z_1) 与 (x_2, y_2, z_2) 为椭圆柱的两个焦点; (a_0, b_0, c_0) 为椭圆柱的轴向; L_0 为椭圆柱的长轴。

计算点云中各点到管壁的距离 s_i , 当其大于给定阈值 l 时, 将该点判断为障碍物并保留点云。由于传感器不可避免地存在噪声, 根据噪声的正态分布特性, 障碍物真实高度 h 与点云高度的差值在噪声均值一倍标准差范围内, 即

$$l = h - \bar{d}_s - \sigma_{s_0} \quad (11)$$

应用欧氏聚类算法^[16-18]根据障碍物点云的空间分布, 通过控制聚类半径实现障碍物点云分割。点云中第 i 个点与第 j 个点的距离为 d_{ij} , 当 $d_{ij} < K$ 时, 视此两点为同一聚类。将聚类后的障碍物点云中点数过少的聚类删除, 结果即为检测到的障碍物。

3 实验分析

所提方法的典型应用场景如下: 机器人在管道中前进的同时, 利用三维传感器进行管道内壁三维点云测量, 并进行障碍物检测。实验对象为名义直径为 490 mm 的管道 (实际为长轴为 487 mm、短轴为 480 mm 的椭圆柱), 如图 5(a) 所示, 使用 Intel RealSense D435 深度传感器采集三维点云数据, 帧率为 30 frame/s, 分别对大小为 9、10、12 mm 障碍物共选取 7500 帧点云数据。所提算法的运行环境为 Ubuntu 16.04 操作系统, CPU 为 Intel i7-8559U, 内存为 16 GB。

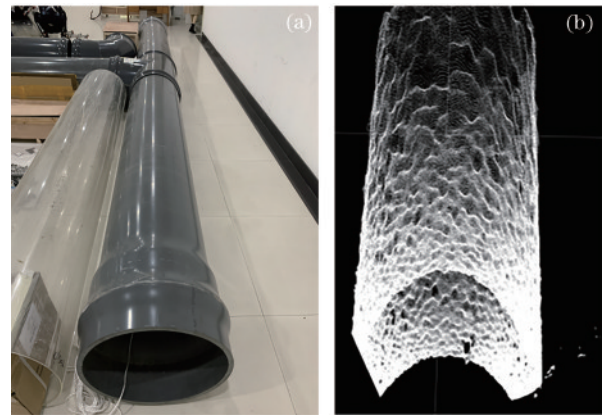


图 5 管道实物图与点云图。(a)管道实物图;(b)点云图

Fig. 5 Pipeline physical map and point cloud map. (a) Pipeline physical map; (b) point cloud map

采集到的典型点云如图 5(b) 所示, 点云中存在大量噪声与孔洞。

3.1 预处理结果与点云姿态归一化结果

通过上述预处理方法进行检测区域截取与离群点噪声去除。预处理后的点云中不含离群点噪声, 但仍可能存在点云孔洞, 如图 6(a) 所示。对多帧预处理后的点云进行姿态归一化并进行叠加, 图 6(b) 为 5 帧叠加后点云。从图中可以看出, 多帧点云间没有明显错位, 孔洞被补全, 为后续去噪提供了良好的点云。

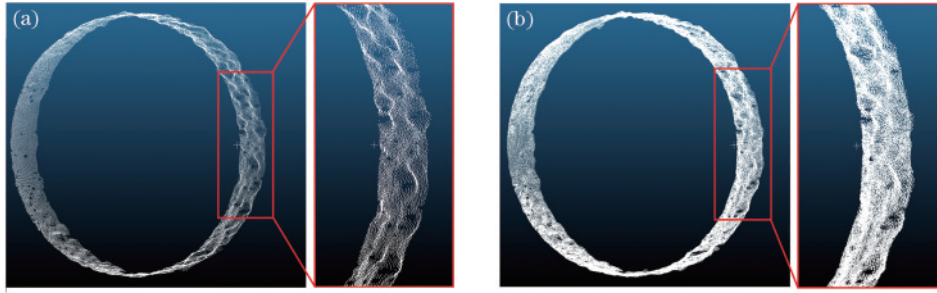


图 6 点云预处理及点云姿态归一化结果。(a)单帧预处理点云(50907点);(b)5帧叠加后点云(255784点)

Fig. 6 Point cloud after preprocess and point cloud after orientation adjustment. (a) Single frame point cloud after preprocessing (50907 points); (b) point cloud after fusing 5 frames (255784 points)

3.2 基于时间序列及邻域分析去噪结果

通过上述基于时间序列及邻域分析的方法对点云去噪,结果如图7所示。为了直观显示,图7中横轴表示检测区域点云沿圆周向的位置,即将点云按圆周向展开显示,纵轴表示点到轴线的距离。管壁拟合结果如图7中虚曲线所示,点到管壁的距离超过7.5 mm的点视为感兴趣点,如图7中实曲线所示。

去噪前,除障碍物点云(径向高度约为10 mm,

图7中实线圈部分)外,有大量噪声点属于感兴趣点[图7(a)]。去噪后,随机出现的噪声点被滤除[图7(b)],真实障碍物点到管壁的距离超过7.5 mm,说明所提方法在去噪的过程中,不会影响目标的特征。

通过多帧叠加与基于时间序列及邻域分析去噪,噪声水平明显降低,大于障碍物的噪声点数从279降至0,如表1所示。

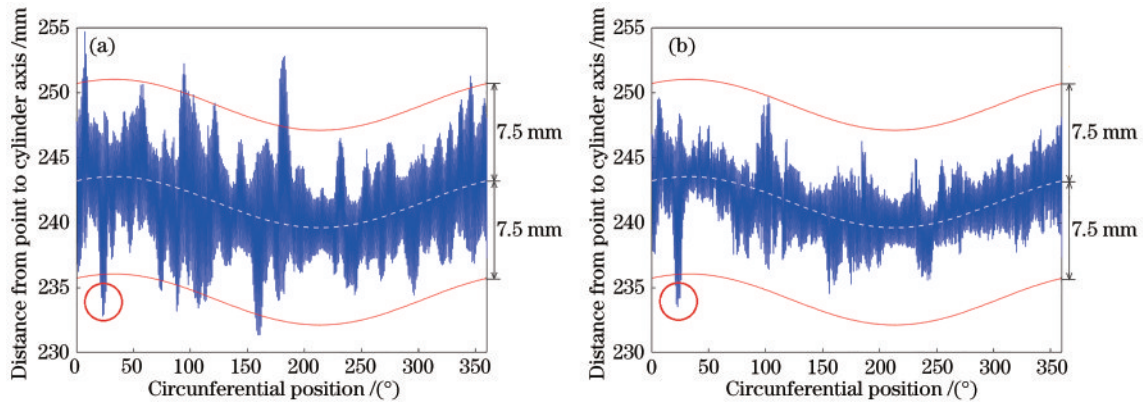


图 7 去噪前后点云分布对比图。(a)去噪前点到轴线距离分布;(b)去噪后点到轴线距离分布

Fig. 7 Comparison of point cloud distribution before and after denoising. (a) Distance distribution from point to axis before denoising; (b) distance distribution from point to axis after denoising

表 1 去噪结果

Table 1 Noise comparison table before and after denoising

Parameter	Before denoising	After fusion & denoising
Number of points	50907	80727
Noise (mean) /mm	4.3	2.6
Noise (standard deviation) /mm	1.9	1.2
Noise (max) /mm	12.7	7.4
Number of noise greater than 10 mm	279	0

3.3 障碍物检测结果

在管道中放置不同大小的模拟障碍物,进行点云采集及检测识别。每个尺寸的障碍物处理500帧叠加后的点云数据,共处理1500帧,结果如表2所示。表2中,召回率(R)和精确率(P)的表达式为

$$\begin{cases} R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \\ P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \end{cases}, \quad (12)$$

式中: N_{TP} 代表算法识别为障碍物且真值也为障碍物

表 2 管道障碍物检测结果
Table 2 Result of pipeline obstacle detection

Method	Obstacle size /mm	R /%	P /%	Average time /s
Direct detection	9.5	98.8	59.8	0.12
	9.9	100	61.4	
	10.2	99.9	60.8	
Detection by Gauss filtering	9.5	79.4	79.8	0.17
	9.9	88.8	90.4	
	10.2	90.8	90.4	
Detection by proposed method	9.5	95.0	98.4	0.72
	9.9	99.4	98.0	
	10.2	99.4	98.0	

的数量; N_{FP} 代表算法识别为障碍物但真值为非障碍物的数量; N_{FN} 代表真值为障碍物但被算法识别为非障碍物的数量。

在障碍物与噪声大小均在 10 mm 量级时的检测结果如图 8 所示, 框内为待检测障碍物。预处理后直接检测障碍物时的召回率虽然接近 100%, 但精确率仅有 60%。高斯滤波算法的检测结果如图 8(b) 所示, 在滤波过程中框内的障碍物特征被削弱, 高度降低, 导致召回率下降至 90%, 精确度却只提升至 90%。所提算法的检测结果如图 8(c) 所示, 滤波后障碍物特征保持良好, 高度无变化, 并且噪声被有效剔除, 召回率与精确率均大于 98%, 在精确率提升了 30 个百分点的同时, 召回率仅损失了 0.6 个百分点。即当噪声尺度与待检测物接近时, 所提算法能准确提取障碍物。

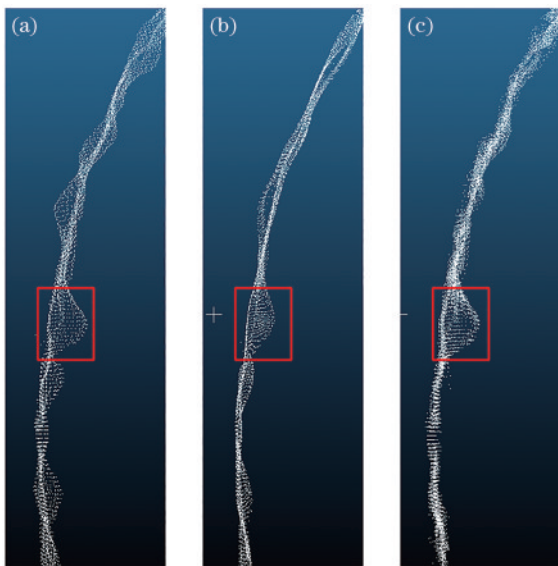


图 8 不同处理方式效果图。(a) 原始图像; (b) 高斯滤波后图像; (c) 所提算法处理后图像

Fig. 8 Images of different filtering methods. (a) Original images; (b) image processed by Gaussian filtering; (c) image processed by proposed algorithm

4 结 论

针对管道检测机器人采用低精度三维传感器得到的点云噪声与待检测障碍物尺度接近时难以可靠分辨障碍物的问题, 设计了一种基于时间序列及邻域分析的点云处理和管道障碍物检测方法。使用多帧点云叠加并统计时间序列信息的方法, 在增强点云质量的同时可对点云进行有效去噪, 并通过对管道内表面点云进行椭圆拟合与点云聚类实现了障碍物检测。该方法在不影响空间几何特征的前提下实现了有效噪声剔除, 利用时域上多帧噪声较大点云的叠加及邻域分析, 有效提升了点云的数据质量, 从而将障碍物检测精度提高了约 30 个百分点。该方法对于其他领域的点云处理也有借鉴意义。

参 考 文 献

- [1] 程航, 喻九阳, 戴耀南, 等. 油-气管道检测机器人技术现状及展望[J]. 武汉工程大学学报, 2021, 43(3): 324-333.
Cheng H, Yu J Y, Dai Y N, et al. Overview and prospect for technologies oil and gas pipeline inspection robot[J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 2021, 43(3): 324-333.
- [2] 林亮亮, 郭勇, 刘健, 等. 超声导波技术在管道腐蚀检测中的应用[J]. 石油和化工设备, 2021, 24(7): 125-127, 130.
Lin L L, Guo Y, Liu J, et al. Application of ultrasonic guided wave technology in the pipelines corrosion detection[J]. Petro & Chemical Equipment, 2021, 24(7): 125-127, 130.
- [3] 牛广亮, 孙向阳, 李星橙, 等. 油气管道内表面涡流无损检测系统研究[J]. 仪表技术与传感器, 2021(6): 86-89, 126.
Niu G L, Sun X Y, Li X C, et al. Research on eddy current non-destructive testing system of internal surface of oil and gas pipeline[J]. Instrument Technique and Sensor, 2021(6): 86-89, 126.
- [4] 陈爱军, 李金宗, 李东东. 一种改进的随机圆检测算法[J]. 光电工程, 2006, 33(12): 91-95.
Chen A J, Li J Z, Li D D. Improved randomized algorithm for circle detection[J]. Opto-Electronic Engineering, 2006, 33(12): 91-95.
- [5] 马彪彪, 李叶, 能昌信. 基于激光投射成像法的管道内壁障碍物检测[J]. 光电工程, 2013, 40(1): 113-117.
Ma B B, Li Y, Neng C X. The detection of inner-pipeline obstruction with laser projection photograph method[J]. Opto-Electronic Engineering, 2013, 40(1): 113-117.
- [6] 马国. 油气管道内检测技术现状及发展趋势[J]. 石油化工安全环保技术, 2021, 37(3): 6, 26-29.
Ma G. Current status and development trend of in-line inspection of oil & gas pipeline[J]. Petrochemical Safety and Environmental Protection Technology, 2021, 37(3): 6, 26-29.

- [7] 侯文峰. 无损检测技术在压力管道检验中的综合应用研究[J]. 现代工业经济和信息化, 2021, 11(6): 142-144.
Hou W F. Comprehensive application of nondestructive testing technology in pressure pipeline inspection[J]. Modern Industrial Economy and Informationization, 2021, 11(6): 142-144.
- [8] 党娜, 王维斌, 张涛, 等. 管道腐蚀脉冲涡流检测的三维仿真与试验[J]. 无损检测, 2017, 39(2): 57-60, 74.
Dang N, Wang W B, Zhang T, et al. 3D simulation and experiment of pulsed eddy current testing for pipeline corrosion[J]. Nondestructive Testing, 2017, 39(2): 57-60, 74.
- [9] 王红梅, 韩治国, 陈励华. 无需重构的多分辨率图像融合算法(英文)[J]. 光电工程, 2011, 38(11): 86-92.
Wang H M, Han Z G, Chen L H. A multi-resolution image fusion algorithm without reconstruction[J]. Opto-Electronic Engineering, 2011, 38(11): 86-92.
- [10] Wang J G, Lin C J, Chen S M. Applying fuzzy method to vision-based lane detection and departure warning system[J]. Expert Systems With Applications, 2010, 37(1): 113-126.
- [11] 唐菓, 邓兴升, 王清阳. 基于密度聚类的点云滤波算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(16): 1628003.
Tang G, Deng X S, Wang Q Y. Research on point cloud filtering algorithm based on density clustering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(16): 1628003.
- [12] 刘辉席, 陈文浩, 刘守印. 基于IMU和动态目标检测的多帧点云融合算法[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(7): 2179-2182.
Liu H X, Chen W H, Liu S Y. Multi-frame point cloud fusion algorithm based on IMU and dynamic target detection[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(7): 2179-2182.
- [13] 汪文琪, 李宗春, 付永健, 等. 基于改进多规则区域生长的点云多要素分割[J]. 光学学报, 2021, 41(5): 0528001.
Wang W Q, Li Z C, Fu Y J, et al. Multi-factor segmentation of point cloud based on improved multi-rule region growing[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(5): 0528001.
- [14] Schnabel R, Wahl R, Klein R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection[J]. Computer Graphics Forum, 2007, 26(2): 214-226.
- [15] Tran T T, Cao V T, Laurendeau D. Extraction of cylinders and estimation of their parameters from point clouds[J]. Computers & Graphics, 2015, 46: 345-357.
- [16] 雷相达, 王宏涛, 赵宗泽. 整合迁移学习与全卷积网络的小样本机载激光雷达点云分类[J]. 中国激光, 2021, 48(16): 1610001.
Lei X D, Wang H T, Zhao Z Z. Small-sample airborne LiDAR point cloud classification based on transfer learning and fully convolutional network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(16): 1610001.
- [17] Flores-Sintas A, Cadenas J M, Martin F. Detecting homogeneous groups in clustering using the Euclidean distance[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 120(2): 213-225.
- [18] 曹雄, 林兆祥, 宋沙磊, 等. 基于颜色聚类的多光谱激光雷达点云去噪[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(12): 1228002.
Cao X, Lin Z X, Song S L, et al. Multispectral LiDAR point cloud denoising based on color clustering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(12): 1228002.