

基于激光三维点云分割地铁隧道壁表面物体

曹桂萍, 刘行思, 刘念, 杨克成, 夏珉*

华中科技大学光学与电子信息学院, 湖北 武汉 430074

摘要 从地铁隧道三维点云数据中分割出物体的点云是自动化检测地铁隧道病害及重建地铁隧道三维模型的关键步骤。由于某自动化检测系统的结构特点, 使用其采集的三维点云数据计算点云法线向量和曲率时准确度不高, 导致一些常用的三维点云分割算法, 比如一种改进的区域生长分割法不适用于该检测系统采集的点云数据。为了分割某自动化检测系统采集的三维点云数据, 设计并实现了一种基于密度聚类的分割算法。这种算法避免使用不准确的法线向量和曲率, 克服了某自动化检测系统的缺点, 并用实际三维点云数据对比了区域生长分割法和基于密度聚类分割算法的分割结果。

关键词 图像处理; 三维点云; 点云分割; 基于密度聚类; 隧道检测

中图分类号 TN249

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.2110001

Segmentation of Subway Tunnel Wall Surface Objects Based on Laser 3D Point Cloud

Cao Guiping, Liu Xingsi, Liu Nian, Yang Kecheng, Xia Min*

School of Optical and Electronic Information, Huazhong University of Science and Technology,
Wuhan, Hubei 430074, China

Abstract Segmenting the point cloud from the 3D point cloud data of a subway tunnel is a key step to automatically detect the damage of the subway tunnel and reconstruct a 3D model of the tunnel. The collected 3D point cloud data are inaccurate for calculating the normal vector and curvature of the point cloud because of the structural characteristics of an automated detection system. This renders some common 3D point cloud segmentation algorithms, such as an improved region growing segmentation method, unsuitable for the point cloud data collected by the detection system. To segment the 3D point cloud data collected by an automated detection system, an algorithm based on density clustering was designed and implemented. This algorithm avoids the use of inaccurate normal vector and curvature, overcoming the limitations of an automatic detection system. Finally, we compared the segmentation results of the region growing segmentation method with those of the designed segmentation algorithm based on density clustering using the actual 3D point cloud data.

Key words image processing; 3D point cloud; point cloud segmentation; density clustering method; tunnel detection

OCIS codes 100.4993; 100.6890; 110.2960; 150.6910

1 引 言

随着城市化的持续发展, 我国地铁的里程迅速增长, 截止 2020 年 1 月, 我国的地铁里程已经达到 6493 km。随着城市地铁项目的主要工作从建设期进入维护期, 地铁的安全问题日渐进入人们的生活。地铁线路交通的人流量大, 一旦发生事故, 后果将不堪设想。

地铁隧道的病害包括隧道裂缝、渗水和变形等。

传统的隧道病害通常由人工检测, 即具有经验的工作人员亲自到地铁中用塞尺、水准仪、手持式裂缝检测仪等设备对隧道病害进行检测, 这类检测手段存在检测时间短(受到地铁运营时间限制, 通常只有 5~6 h)、效率低、受检测人员主观性影响大等弊端。并且, 对隧道形变的检测, 大部分还是用全站仪或定点埋入传感器的方法来检测, 很少有用于隧道裂缝和形变检测的集成式自动化检测设备, 无法满足当前发展的需要。针对这一需求, 本研究团队设计并

收稿日期: 2020-04-01; 修回日期: 2020-05-20; 录用日期: 2020-07-06

* E-mail: xiamin@hust.edu.cn

研制了一种地铁隧道病害自动化检测系统(以下简称检测系统),用于检测隧道的裂缝、渗水和形变。在自动化检测地铁隧道病害信息及重建地铁隧道三维模型的过程中,对隧道壁表面物体进行定位是一个重要环节,而定位物体的前提是先找出这些物体。检测系统使用激光扫描仪获取隧道壁的三维点云数据^[1],因此“找出物体”就是基于三维点云数据分割出物体。

点云分割是依据点云原有的、衍生的特征信息将目标点云数据划分为几个有意义的部分。国内外学者已对点云分割技术做了大量研究。对三维点云数据进行分割的常用算法有:区域生长分割法^[2-5]、K-means 聚类分割法^[6-7]、谱聚类分割法^[8-9]、基于图论的影像分割算法^[10]和基于颜色的区域生长法^[11]等。其中:李仁忠等^[5]对区域生长分割法做出了改进,提高了分割准确度;张佳颖等^[12]使用深度学习进行分割,正确分割出大部分物体点云,但是这需要大量的学习数据。检测系统中采用激光扫描仪获取的点云信息只包含空间信息,不包含 RGB 信息,只能采用上述的区域生长分割法、K-means 聚类。然而,K-means 聚类需要事先指定分割的区域数量,不适用于隧道中表面物体的点云分割。并且,在实际运用中,由区域生长分割法分割检测系统采集的三维点云数据的效果不是太好。因此,针对该检测系统采集的三维点云数据,提出一种基于密度聚类的分割算法。

2 区域生长分割法的局限性

较为常见的三维点云分割算法——区域生长分割法在分割检测系统的三维点云数据时显得捉襟见肘,这主要是由检测系统的工作特性决定的。

2.1 检测系统的结构

检测系统可以完成对地铁隧道裂缝、渗水和形变的检测,其系统框架如图 1 所示。其中,检测单元的核心器件为相机组(检测裂缝、渗水)和激光扫描仪(检测隧道形变),检测系统的实物图如图 2 所示。

检测系统中用于地铁隧道形变检测的激光扫描仪的型号是 LMS511-10110PRO,该型号的激光扫描仪采用飞行时间(TOF)测距方式,从光窗射出可在 $-5^{\circ}\sim 185^{\circ}$ 范围内来回扫描的单条激光射线,最大可测量的距离可达 40 m。正如图 2 所示,该扫描仪被固定在检测车上,扫描仪的光窗正对隧道壁,扫描仪根据系统提供的脉冲信号规律地发出垂直隧道壁的激光,采集隧道的三维点云数据。扫描仪每次

发出一条扫描线,并获取对应的隧道断面的二维点云数据,随着检测车沿着隧道向前运行,扫描仪规律地获取隧道断面点云数据,从而得到地铁隧道的三维点云数据。

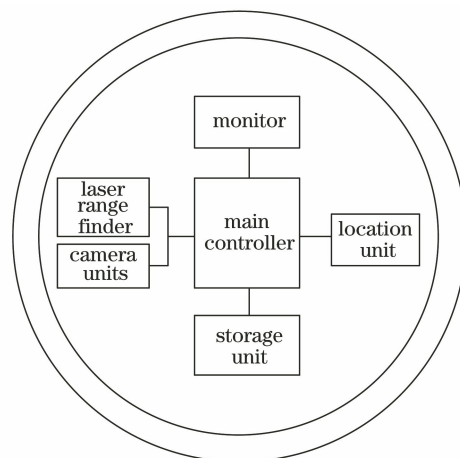


图 1 检测系统的系统框图

Fig. 1 System block diagram of the detection system



图 2 检测系统的实物图

Fig. 2 Photo of the detection system

如图 3 所示,扫描仪获取的单个扫描点云数据为点云极坐标值的极径 ρ ,扫描线上的点以一个固定的扫描角步长 θ 分布,假设扫描的起始角度为 θ_0 ,则扫描线上第 n 个点的极坐标值 (ρ, φ) 可表示为

$$(\rho, \varphi) = (\rho, \theta_0 + n\theta). \quad (1)$$

设直角坐标系的 x 轴平行于轨道平面, y 轴垂直于轨道平面,将点的极坐标转换到直角坐标系,即

$$\begin{cases} x = \rho \cos \varphi \\ y = \rho \sin \varphi \end{cases} \quad (2)$$

再定义沿着隧道方向为 z 轴,对如图 4 所示的模拟隧道用激光扫描仪单独进行扫描,然后将一系列扫描线恢复为隧道三维点云模型,如图 5 所示。

2.2 使用区域生长分割法分割的结果

区域生长分割法是一种常用的分割算法,它有

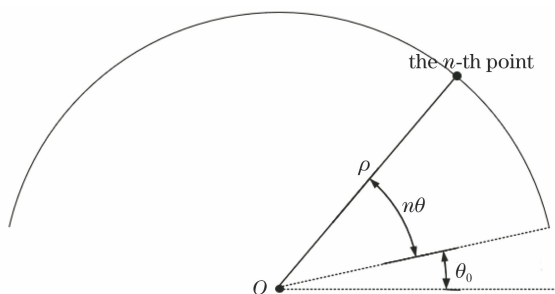


图 3 极坐标示意图

Fig. 3 Schematic diagram of polar coordinates



图 4 模拟隧道实物图

Fig. 4 A picture of a simulated tunnel

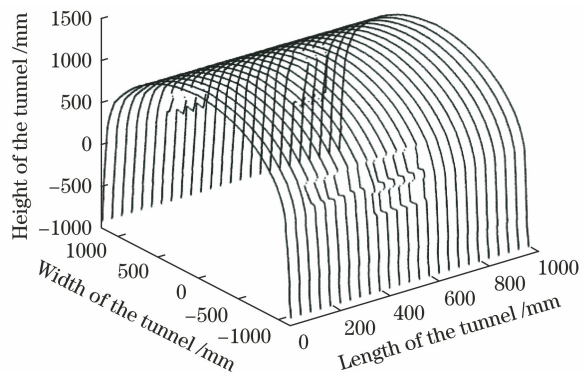


图 5 隧道的三维点云图

Fig. 5 Three-dimensional point cloud image of a tunnel

三个比较重要的问题需要考虑:种子点该如何选择、如何设计种子点的生长规律使之成长为一个划分区域、如何划分区域停止成长的边界条件。区域生长分割法的算法流程可以简单表示为^[13]:选择种子点、设置生长规则。该算法中选择种子点是一个比较关键的步骤,选择不妥会导致分割区域较多。作为一种改进的区域生长分割法^[5],选择曲率较小的区域点云作为种子点生长可以明显缓解分割错误的情况。

基于 PCL(Point Cloud Library,是一个点云处理的开源 C++ 编程库)编写区域生长分割法程序,分割图 5 中的点云数据,图 5 对应的实物图(图 4)

包含的 5 个物体及其参数如表 1 所示。程序绘制的原始点云数据和分割后的点云数据分别如图 6 和图 7 所示。

表 1 用于测试区域生长分割法的物体参数

Table 1 Parameters of objects for testing region growing segmentation

Object and its position	Length /mm	Width /mm	Height /mm
PVC water pipe (left in the Fig. 6)	580	110	110
Carton 1 (left in the Fig. 6)	185	132	76
Carton 2,3,4 (right in the Fig. 6)	207	157	70

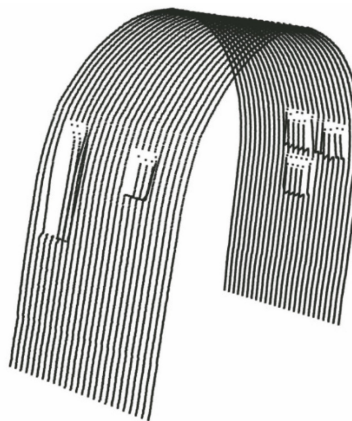


图 6 原始点云数据

Fig. 6 Raw point cloud data

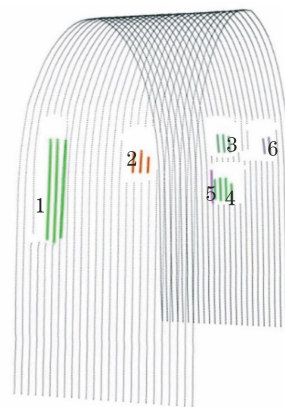


图 7 分割后的点云数据

Fig. 7 Point cloud data after segmentation

图 7 中黑色细点是算法分割出的隧道壁,彩色粗点为分割出的物体,可见算法分割出了 6 个物体,多出的一个物体是隧道右侧一个纸盒的边缘。从结果中可以看出,区域分割法在本系统的数据分割当中效果不太理想,造成这一结果误差较大的因素是激光扫描仪及检测系统的工作方式。检测系统中使用的 LMS511-10100PRO 激光扫描仪

每次只扫描一条线,且激光扫描仪沿着轨道方向向前依次扫描,这就导致扫描得到的点云数据都是一系列垂直于隧道壁的扫描光束与物体的交集,而不能像多线激光雷达或者是有角度调整的激光扫描仪一样,可以采集到物体的侧面点云数据。缺失的侧面点云数据导致由其计算的法线向量和曲率是错误的,进而导致区域生长分割法分割结果错误。

针对检测系统采集的点云数据的特点,设计了一种基于密度聚类的分割算法。

3 基于密度聚类的分割算法

聚类是根据所设特征集将具有相似性的元素划为一个类别,并将检测系统采集的三维点云数据具有的原始特征作为坐标值。在一个区域里聚集的点云通常属于一个物体,基于这个观点,设置点云两两之间的空间距离作为特征集,设计基于密度聚类的分割算法。

在基于密度聚类的算法中,DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)^[14-15]是一种比较具有代表性的聚类算法。DBSCAN算法认为元素之间的紧密程度决定了它们是否属于一类,通过将所有紧密相连的元素划分到各个不同的类别,就可得到最终的聚类结果。DBSCAN中描述元素紧密程度的名词有: ϵ -邻域、核心对象、密度直达、密度可达和密度相连。其中 ϵ -邻域表示在一定范围内的相同元素的集合。考虑同一个集合的元素,元素 A 以 ϵ 为半径的圆内包含的元素就是 A 的邻域,包含的元素数量就是 A 元素的密度。如果 A 元素的密度大于等于设定的密度阈值 N_{th} ,则 A 元素为一个核心对象。当 B 元素位于 A 的邻域内,那么可以表示为 B 由 A 密度直达。如果一系列元素中存在一个密度直达的序列链,例如 $a_1, a_2, a_3, \dots, a_n$,其中 a_{i+1} 与 a_i 密度直达,则 a_n 由 a_1 密度可达。若 a_n, a_m 均由 a 密度可达,则 a_m 与 a_n 可表示为密度相连。

如图8所示,设 $N_{th}=3$,虚线圆为一个 ϵ -邻域, a_1 是一个核心对象, a_2, a_4 由 a_1 密度直达, a_3, a_5 由 a_1 密度可达, a_3 与 a_5 密度相连。

DBSCAN算法认为“最大相连”的点集可以构成一个簇,此处的“最大相连”的意思是:构成簇的点集必然是互相密度相连的,与簇中的点密度可达的点必然属于这个簇。依据这个思想,DBSCAN的算法流程如下:

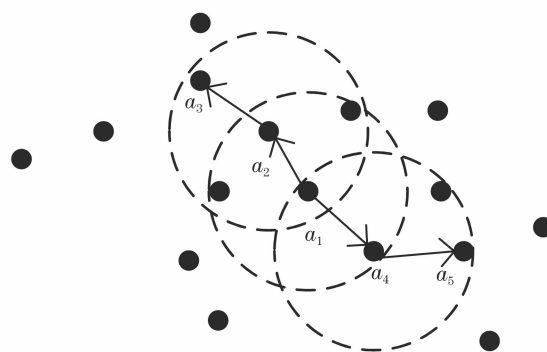


图8 DBSCAN定义概念示意图

Fig. 8 Schematic for defining concept of DBSCAN

1) 筛选核心点:对所有点进行邻域计算,如果点的密度大于 N_{th} ,则划为核心点。

2) 生成簇:选取一个核心点加入一个集合 Q ,根据非空 Q 中的点计算点的密度直达点,再判断这些密度直达点是否是核心点,如果是则加入到 Q 集合,直到 Q 集合为空,在计算过程中所有由核心点密度直达的点构成一个簇。

3) 循环执行步骤2),直到原始点集为空,至此就划分出了所有簇,对于那些在生成簇的过程中因点的密度达不到 N_{th} 的“畸形簇”,则被认为是噪声。

在自动化检测系统中,需要聚类的目标点是在隧道壁上附着物体对应的点云,至于隧道壁的点云则不是聚类的目标。为了节省聚类算法的时间,且使隧道壁的点云不对聚类结果产生影响,需要先用直通滤波滤除隧道壁的点云数据。

在隧道横断面的平面里,必然存在一个位置使得它到隧道断面轮廓的位置是近似相等的,沿着隧道方向连接每个断面中这个点的线被定义为中轴线。直通滤波就是设置一个距离阈值 ρ ,滤除所有到中轴线距离超出阈值的点云,剩下的点云数据被认为是隧道中的物体点云。然后,用DBSCAN算法对隧道中的这些疑似点云数据进行聚类,最终得到分割结果。

综上,设计的基于密度聚类(DBSCAN)的点云分割算法的总体流程如下:

1) 读取点云,迭代计算出用于直通滤波的隧道点云中轴线。

2) 设置一个距离阈值 d_{th} ,遍历点云计算点云到中轴线的距离 d_m ,如果 $d_m \leq d_{th}$,则该点是疑似物体的点云,收入集合 D 。

3) 设置DBSCAN的关键阈值: N_{th}, ϵ ,遍历集合 D 中的点云数据,计算所有点两点之间的欧氏距离 d_{ed} ,如果 $d_{ed} \leq \epsilon$,则对应点属于当前邻域中心点

的邻域点,统计邻域点的数量 m ,如果 $m \geq N_{th}$,则当前邻域中心点为核心点,加入集合 Ω 中。

4) 从核心点集合 Ω 中选取一个核心点 p ,用 p 初始化一个核心点序列 Q 。

5) 每次从非空序列 Q 中取出一个点 q ,将 q 的邻域点加入到序列 Q 中,被加入 Q 的邻域点同时加入 C_i 簇中。

6) 重复执行步骤 5),直到序列 Q 为空,至此聚

类出一个簇 C_i 。

7) 重复执行步骤 4)~6),直到集合 Ω 为空,至此聚类出所有符合要求的簇集合 C 。

8) 对于没有加入到簇集合 C 的点云视为噪声点,用原始疑似物体点云集合 D 的总点数减去 C 中的点云数即为噪声点。

设计的基于密度聚类的点云分割算法流程图如图 9 所示。

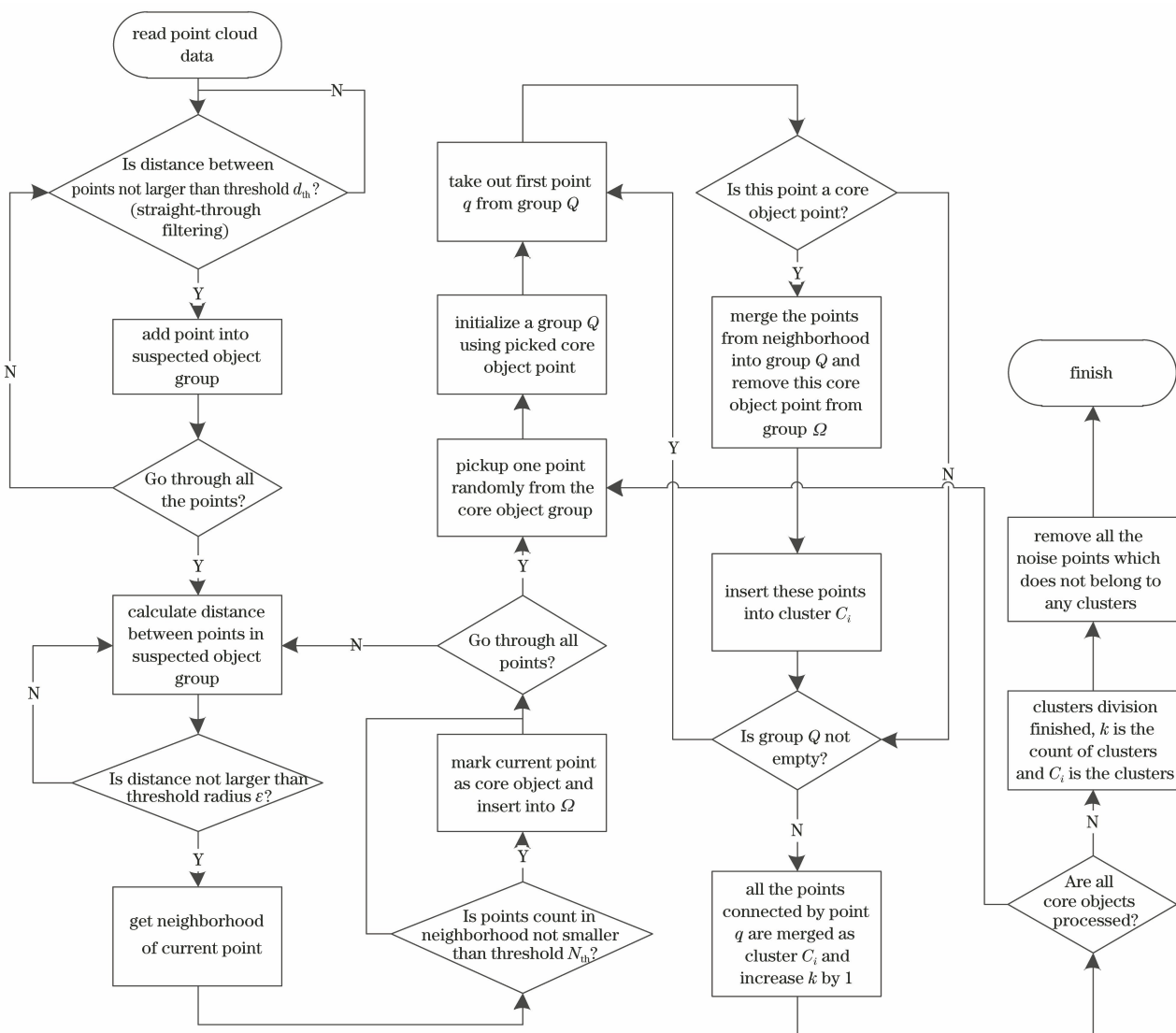


图 9 基于密度聚类的分割算法流程图

Fig. 9 Flowchart of segmentation algorithm based on density clustering

4 数据处理及算法效果对比

根据第 3 节设计的基于密度聚类的分割算法对图 5 所示的点云数据进行分割处理,所得结果如图 10 所示。

图 10 中彩色的粗点为分割出的物体点云,黑色细点为隧道壁点云,黑色圆圈为算法判定的噪声点。

经过基于密度聚类的分割算法分割图 5 的三维点云数据,可以正确地分割出 5 个物体,相比改进后的区域生长分割法^[5]的结果要好。为了验证设计算法的普适性,另外设计了两种场景,如图 11 和图 12 所示,两图中附着在隧道表面物体的数量分别为 3 和 5,其尺寸参数分别在表 2 和表 3 中描述。对两个场景分别用激光扫描仪扫描,得到的三维点云数据分

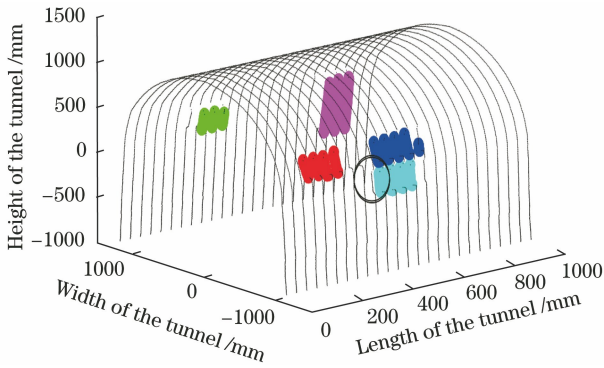


图 10 基于密度聚类分割算法的分割结果
Fig. 10 Segmentation results based on density clustering algorithm

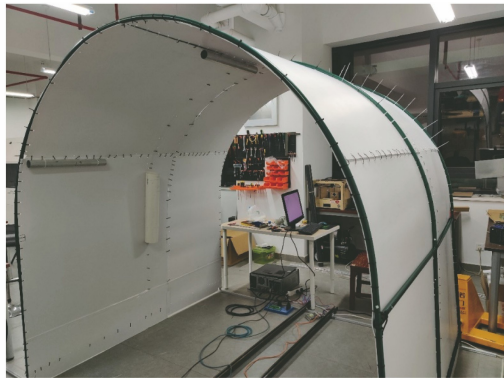


图 11 场景 1
Fig. 11 Scene 1



图 12 场景 2
Fig. 12 Scene 2

别如图 13 和图 14 所示。

对上述两个场景的三维点云数据分别使用区域生长分割法和设计的基于密度聚类的分割算法进行分割,所得分割结果分别如图 15 和图 16 所示。

依据 3 对处理结果,可见基于密度聚类的分割算法相比区域生长分割法的分割结果更加准确。并且基于密度聚类分割算法可以检测出离散点云(被算法判为噪声点),而不需要在使用该算法前对原始点云数据进行滤除离散点云的预处理操作。

表 2 场景 1 的物体

Table 2 Parameters of objects in scene 1

Object and its position	Length /mm	Width /mm	Height /mm
PVC water pipe (left in the Fig. 14)	580	110	110
Aluminum tube 1 (left in the Fig. 14)	500	50	50
Aluminum tube 2 (above in the Fig. 14)	500	50	50

表 3 场景 2 的物体

Table 3 Parameters of objects in scene 2

Object and its position	Length /mm	Width /mm	Height /mm
PVC water pipe (left in the Fig. 15)	580	110	110
Aluminum tube (above in the Fig. 15)	500	50	50
Paper tube (right in the Fig. 15)	1350	70	70
Carton 1 (left in the Fig. 15)	390	260	170
Carton 2 (right in the Fig. 15)	410	450	80

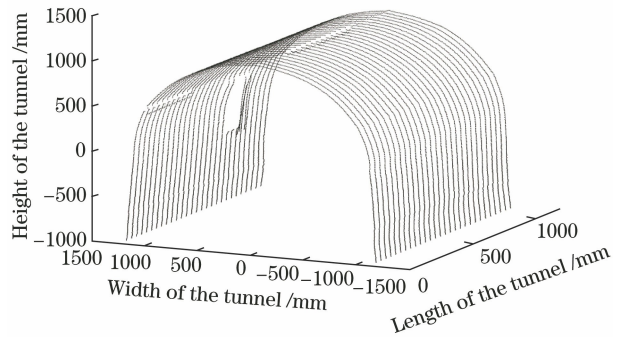


图 13 场景 1 的三维点云
Fig. 13 3D point cloud of scene 1

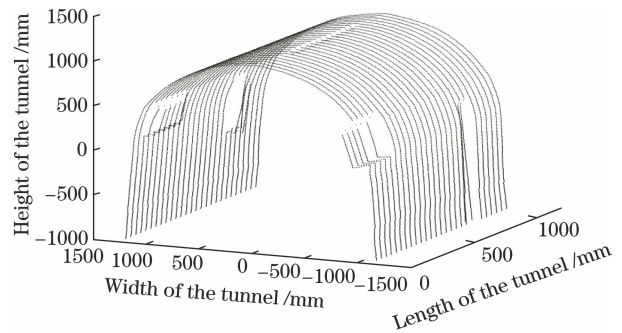


图 14 场景 2 的三维点云

Fig. 14 3D point cloud of scene 2

地铁隧道中不可避免地存在隧道变形,故接着用物体压迫模拟隧道的蒙皮使之发生形变,模拟隧道的形变,形变量为 50 mm,如图 17 所示。并且在模拟隧道的隧道壁上放置一个纸箱,模拟需要被分割出的物体,如图 18 所示,图中圈出的部位为隧道形变部位。

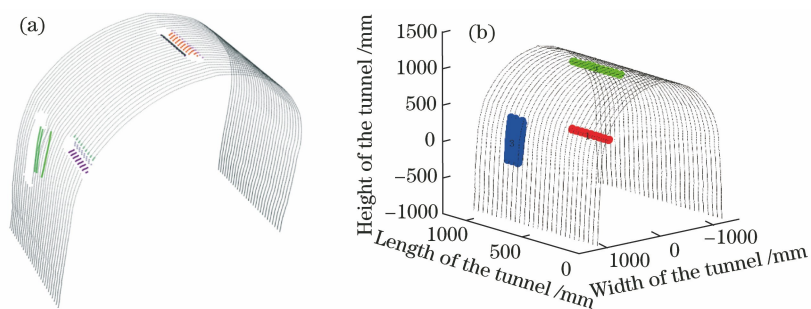


图 15 场景 1 的结果。(a) 区域生长分割法的结果；(b) 基于密度聚类分割法的结果

Fig. 15 Result of scene 1. (a) Result of region growing segmentation; (b) result based on density clustering segmentation method

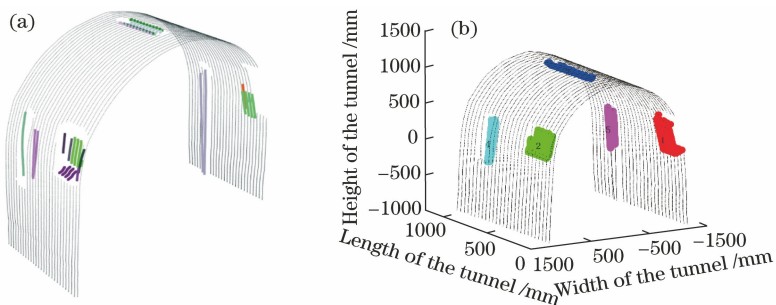


图 16 场景 2 的结果。(a) 区域生长分割法的结果；(b) 基于密度聚类分割法的结果

Fig. 16 Result of scene 2. (a) Result of region growing segmentation; (b) result based on density clustering segmentation method



图 17 用物体压迫模拟隧道变形

Fig. 17 Deformation of the tunnel is simulated by object compression

先用李仁忠等^[5]改进的区域生长分割法对变形

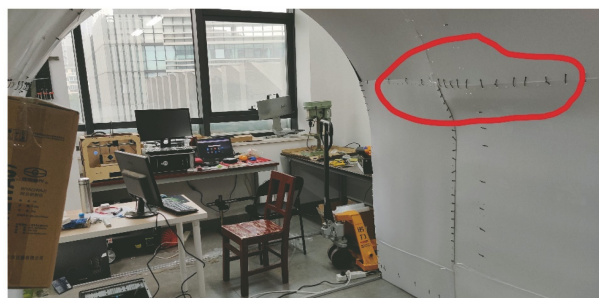


图 18 发生变形的模拟隧道

Fig. 18 A deformed simulated tunnel

模拟隧道点云数据进行分割,得到的结果如图 19(a)所示,分割结果将一个物体分割为多个物体。

用设计的基于密度的点云分割算法可以正确分割出变形隧道中的物体,如图 19(b)所示。

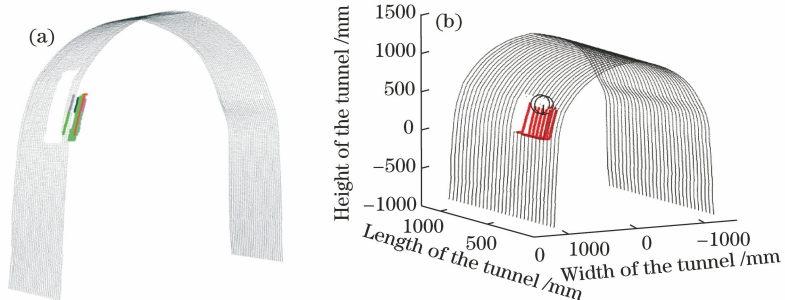


图 19 变形隧道中物体点云分割结果。(a)区域生长分割法的结果；(b) 基于密度聚类分割法的结果

Fig. 19 Segmentation results of object point cloud in the deformed tunnel. (a) Result of region growing segmentation; (b) result based on density clustering segmentation method

可见,对于发生形变的隧道,所设计的点云分割算法依然可以正确完成分割,然而改进的区域生长分割法并不可以正确地分割出物体点云。

5 结 论

针对地铁隧道安全检测系统采集的三维点云数据,设计并实现了一种基于密度聚类的点云分割算法。以一种改进的区域生长分割法与设计的点云分割算法进行对比,将多组实验数据分别使用两种算法做点云分割处理。从处理结果可以看出,区域生长分割法对于所采集点云数据的质量要求较高,对于重点分割对象,其侧面三维点云数据需要被完整地采集,才能正确计算出物体三维点云数据的点法线向量和曲率。否则,使用区域生长分割法分割法线向量不准时的三维点云数据,会出现较为严重的分割错误——通常是将物体边缘的点云数据划分为多条区域。而所设计的基于密度聚类分割算法因为避开了使用不准确的法线向量和曲率,可以正确地得到点云分割数量,一般不会对分割数量上出现差错。

本文设计的算法可以很好地弥补检测系统硬件的不足,即使采集的点云数据不能正确地用于计算法线向量和曲率,也可以用这种算法正确地分割对点云的分割。此外,还需要认识到设计算法的不足:算法中的中轴线对于分割结果有一定的影响,不准确的中轴线有时会导致分割的点云区域比实际的区域要小,如对于图 16 中右侧长纸管。另外,实验中模拟的物体尺寸较大,而实际地铁中有的物体尺寸较小,故直通滤波的距离阈值的选取尤为重要。可以考虑将隧道中的物体分成被关注目标和不关注目标,因通常关注的目标尺寸相对较大,故可以根据大多数情况选取距离阈值。

参 考 文 献

- [1] Li Y, Tong G F, Yang J C, et al. 3D point cloud scene data acquisition and its key technologies for scene understanding [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(4): 040002.
李勇, 佟国峰, 杨景超, 等. 三维点云场景数据获取及其场景理解关键技术综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(4): 040002.
- [2] Koschan A F. Perception-based 3D triangle mesh segmentation using fast marching watersheds[C]//2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-20, 2003, Madison, WI, USA, USA. New York: IEEE Press, 2003: 7770138.
- [3] Rabbani T, Heuvel F A, Vosselman G. Segmentation of point clouds using smoothness constraint[J]. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2006, 36(5): 248-253.
- [4] Zhu J T, Wang L, Zhao C, et al. Point cloud segmentation on the roof of complicated building based on the algorithm of region growing[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2019, 31(4): 20-25.
朱军桃, 王雷, 赵传, 等. 基于区域生长算法的复杂建筑物屋顶点云分割[J]. *国土资源遥感*, 2019, 31(4): 20-25.
- [5] Li R Z, Liu Y Y, Yang M, et al. Three-dimensional point cloud segmentation algorithm based on improved region growing[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(5): 051502.
李仁忠, 刘阳阳, 杨曼, 等. 基于改进的区域生长三维点云分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(5): 051502.
- [6] Yuan X C, Wu L S, Chen H W. Feature preserving point cloud simplification [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(9): 2666-2676.
袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 特征保持点云数据精简[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(9): 2666-2676.
- [7] Wang X, Wang J Q, Li K Q, et al. Fast segmentation of 3-D point clouds for intelligent vehicles[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2014, 54(11): 1440-1446.
王肖, 王建强, 李克强, 等. 智能车辆 3-D 点云快速分割方法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2014, 54(11): 1440-1446.
- [8] Wang S, Sun H Y, Guo H C, et al. Mixed manifold spectral clustering adaptive segmentation method for laser point cloud[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(10): 1011001.
王帅, 孙华燕, 郭惠超, 等. 激光点云的混合流形谱聚类自适应分割方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(10): 1011001.
- [9] Golovinskiy A, Funkhouser T. Min-cut based segmentation of point clouds [C]//2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops, September 27-October 4, 2009, Kyoto, Japan. New York: IEEE Press, 2009: 39-46.
- [10] Xu W X. Study on segmentation of terrestrials laser scanners data[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2009: 18-25.
徐文学. 地面三维激光扫描数据分割方法研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2009: 18-25.
- [11] Kuang X L, Ou X L. Planar region segmentation of coloured point cloud data based on architecture [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(5):

- 194-197, 206.
- 匡小兰, 欧新良. 建筑物的着色点云平面区域分割研究[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(5): 194-197, 206.
- [12] Zhang J Y, Zhao X L, Chen Z. Review of semantic segmentation of point cloud based on deep learning[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 040002.
- 张佳颖, 赵晓丽, 陈正. 基于深度学习的点云语义分割综述[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 040002.
- [13] Guo B Q, Yu Z J, Zhang N, et al. 3D point cloud segmentation, classification and recognition algorithm of railway scene[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9): 2103-2111.
- 郭保青, 余祖俊, 张楠, 等. 铁路场景三维点云分割与分类识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2103-2111.
- [14] Ester M, Kriegel H P, Sander J, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise[C]//Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'96). New York: ACM, 1996: 226-231.
- [15] Khan K, Rehman S U, Aziz K, et al. DBSCAN: Past, present and future[C]//The Fifth International Conference on the Applications of Digital Information and Web Technologies (ICADIWT 2014), February 17-19, 2014, Bangalore, India. New York: IEEE Press, 2014: 232-238.