

一种适用于隧道场景的激光点云地面滤波和隧道壁及标靶球提取方法

李勇^{1,3}, 罗尹政¹, 濮启鹏¹, 韩鸣飞^{2*}, 双丰¹

¹广西大学电气工程学院广西电力装备智能控制与运维重点实验室, 广西 南宁 530004;

²河北对外经贸职业学院数字信息系, 河北 秦皇岛 066311;

³人工智能四川省重点实验室, 四川 宜宾 644000

摘要 从扫描的隧道激光点云场景中分割出隧道壁和标靶球是隧道三维重建的重要环节,同时也是实现隧道场景自动化监测的关键技术。然而,激光扫描获取的隧道三维点云中常包含着噪声点和离群点,隧道点云场景中的地面点占比较高且与隧道壁相连,直接对隧道点云数据进行标靶球和隧道壁的提取和识别具有一定挑战性。针对现有点云滤波算法不适用于隧道点云场景的问题,本文提出了基于法线评估的RANSAC平面拟合与直通滤波相结合的地面滤波算法。针对隧道壁和标靶球难以提取的问题,本文基于隧道点云地面的滤波结果,提出了一种基于DBSCAN聚类分割和条件约束的标靶球提取算法和隧道壁提取方案,利用非线性最小二乘球拟合方法对提取的标靶球点云进行处理,实现标靶球信息的提取及定位。本文在不同隧道场景点云上进行了实验,结果表明:本文地面滤波方法的总误差/Kappa系数在两个场景中分别为0.54%/97.75%和1.16%/96.71%,而且本文提出的标靶球拟合方法在3个标靶球上分别达到了99.8583%、99.5304%和92.9250%的精度。

关键词 遥感; 隧道场景; 激光点云; 地面滤波; 隧道壁提取; 标靶球提取

中图分类号 P232

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL220845

1 引言

隧道工程的质量是交通运营安全的基本保障,在隧道修建的全过程中都必须进行多方面的勘探和测量,以确保隧道建设的可实施性和安全性;同时,在隧道的后续运营阶段也会面临多方面的维护等问题。因此,构建数字化隧道模型进行隧道安全监测具有重要意义和价值^[1]。三维激光扫描技术能够获取高密度、高分辨率的点云数据,因此适用于隧道变形监测、施工质量检查和竣工验收等领域^[2-3]。在隧道的测量和监测中,需要利用三维激光扫描仪对隧道进行定期或不定期扫描来生成点云模型,通过分析点云数据实现隧道建设情况分析、隧道变形监测以及隧道灾害预测与预警等^[4-5]。

隧道点云场景范围比较大,受激光扫描仪视角的限制以及物体的遮挡,一站扫描并不能得到完整的隧道信息,因此,构建完整的隧道点云模型往往需要采用多测站的方式对隧道进行扫描。而这个过程中涉及点云数据拼接与坐标转换的问题,通常需要高精度的标靶球作为同名点进行多测站点云数据的匹配,因此,求

解相同坐标系下的标靶球球心坐标,对于点云数据的预处理过程尤为重要。为了准确提取标靶球,获取高精度的拼接点云数据,国内外学者进行了大量研究,例如:鲁铁定等^[6]提出了一种能够有效拟合标靶球的总体最小二乘算法;陶武勇等^[7]在总体最小二乘算法中考虑了点云观测向量的非线性形式,但忽略了噪声点对球心拟合的影响;卢主兴等^[8]采用球面噪点滤除和稀疏矩阵快速乘法对总体最小二乘算法进行优化,该方法显著提升了标靶球的拟合效率,但球心坐标的拟合精度还有待提升;Wang等^[9]将点云中的遮挡点聚类并进行圆和球检测(多层约束的球体模型被认为是标靶球),但该方法聚类分割和检测的时效性较差;王磊等^[10]将量子粒子群算法应用于标靶球拟合,并通过实验验证了球心拟合方法的实用性;谭舸等^[11]提出了一种利用激光跟踪仪辅助配准的方法,该方法与传统的布设标靶球方法相比更高效,但配准精度较低。应用标靶球匹配多测站数据可得到高精度的点云模型,因此,有必要对标靶球的有效提取方法进行研究。

在分析隧道点云模型数据时,要想有效地获取隧

收稿日期: 2022-05-10; 修回日期: 2022-07-26; 录用日期: 2022-08-01; 网络首发日期: 2022-08-11

基金项目: 国家自然科学基金(61720106009)、人工智能四川省重点实验室开放基金(2021RYJ06)、广西研究生教育创新计划资助项目(YCSW2022029)

通信作者: *66073183@qq.com

道建设与设计图纸的偏差、监测隧道的形变情况等,需要利用基于标靶球拼接的完整的隧道点云模型提取隧道壁等信息。研究人员提出将隧道断面轮廓拟合成圆或椭圆来实现收敛变形检测^[12-15],以确定隧道的安全状态。然而,隧道的变形截面是不规则的椭圆,而且隧道点云模型中也存在着噪点等,所以在分析大型长隧道的整体变形时该方法的精度有限。

由于建设隧道时,隧道中包含行人、建筑器材和地面等目标,重建的隧道激光点云数据在处理过程中会受到这些目标的干扰,从而影响隧道壁和标靶球的提取效果。为了滤除隧道点云中的噪声,Xu等^[16]利用隧道结构的对称性和圆形的性质,用圆函数逼近截面点云,有效滤除了大量干扰点并保持了隧道形状的重要细节,但该方法不适用于矩形或拱形隧道场景。Zhu等^[17]提出了一种有效滤除隧道噪声点云的迭代滤波模型算法,但该算法不能有效滤除地面点云。通常,地面点云分布在整个隧道点云场景中,并与隧道壁和地面上的物体相连接,因此,若要获取完整的隧道壁模型就需要滤除地面点云。目前已有大量的地面滤波方法。基于数学形态学的地面滤波算法^[18]将点云进行网格化处理,基于窗口内各点的高程信息来提取地面的点云数据,但该算法针对起伏地形的提取效果较差。王佳雯等^[20]提出了点云高程归一化方法,该方法能有效解决布料模拟滤波算法^[19]对地形自适应的问题,但其在计算效率和自动化方面还有待提升。基于坡度变化的滤波算法^[21-22]能有效滤除地形起伏的地面,主要通过提取点云的高程值计算相邻点云的坡度,再通过与设定阈值进行对比得到地面点云数据;该算法具有较强的实用性,但需要人工输入多个阈值参数,而且阈值选择不当会影响提取精度和计算复杂度。基于体素的地

面滤波算法^[23]充分利用体素的邻近关系,通过判断体素内点的高度平均值或方差值将地面体素进行区分,该算法的滤波过程复杂且效果有待提高。基于不规则三角网的地面滤波算法^[24-25]能有效提取地面点云,但针对密度较大的数据,三角网的构建过程较复杂,地面点云提取效率低。基于区域增长的算法^[26-28]通常将曲率最小的点设为种子点,然后根据法向量进行区域生长来实现不同地物的分割,也可以结合主成分分析提高分割精度。基于RANSAC算法的地面滤波^[29-30]采用迭代的方式拟合出一个最优平面模型,该算法存在提取结果稳定性差、精度低等问题。

针对上述地面滤波问题以及目前还没有直接用于分割隧道壁和提取隧道标靶球点云应用平台的现状,笔者提出了一种适用于隧道场景的地面滤波算法以及隧道壁和标靶球的提取方法。在基于RANSAC拟合平面的基础上增加一个法线估计过程,使得拟合的最优平面模型处于隧道地面的水平面上,进而结合直通滤波将最优平面水平以下的点滤除,得到隧道地面点,再从隧道地物点中提取感兴趣区域;然后基于约束条件下的DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)聚类方法将非隧道壁的噪声点簇滤除,得到隧道壁模型和标靶球可能分布的区域,再对标靶球可能分布的区域进行约束条件下的DBSCAN细分割,得到标靶球点簇,接着对其使用非线性最小二乘法(NLS)球拟合,得到标靶球的球心坐标及相关参数。

2 隧道壁和标靶球提取方法

本文提出的隧道壁激光点云分割及标靶球提取算法的总体流程如图1所示。首先,针对如图1(a)所示的原始隧道点云,利用提出的基于法线评估的

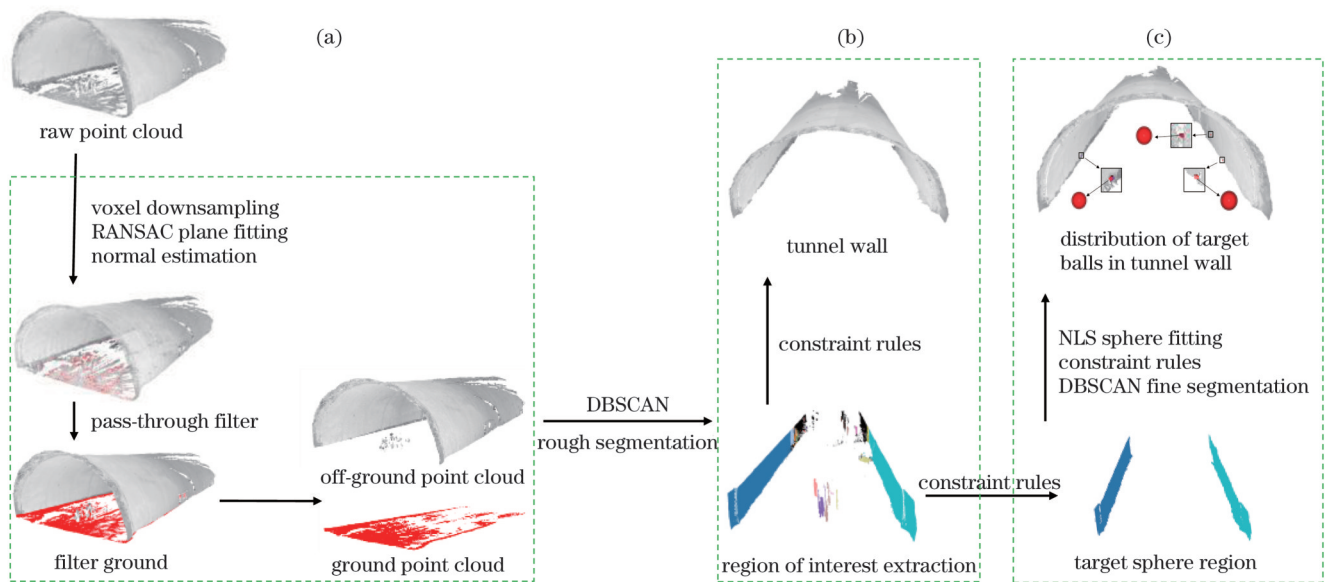


图1 本文算法流程框图。(a)地面滤波处理;(b)隧道壁提取流程;(c)标靶球提取流程

Fig. 1 Flowchart of the proposed algorithm. (a) Ground filtering processing; (b) tunnel wall extraction process; (c) target ball extraction process

RANSAC 平面拟合与直通滤波相结合的地面滤波方法分离出隧道点云场景的地面点和非地面点;然后,针对隧道非地面点提出一种基于 DBSCAN 约束条件和 NLS 球拟合从地物点中提取隧道壁和标靶球的方案,如图 1(b)所示,通过 DBSCAN 聚类算法对隧道非地面点的感兴趣区域进行粗分割,在约束条件下将隧道中的行人等点簇滤除,从而得到隧道壁模型和标靶球可能分布的区域;最后,针对图 1(c)所示的标靶球可

能分布的区域进行 DBSCAN 细分割,通过约束点簇的点数和间距等条件找到标靶球点簇,对标靶球点簇进 NLS 球拟合处理,得到标靶球在隧道中的球心坐标和分布情况。

2.1 适用隧道场景的激光点云地面滤波算法

本文提出的基于法线评估的 RANSAC 平面拟合与直通滤波结合的地面滤波算法流程如图 2 所示,具体步骤如下:

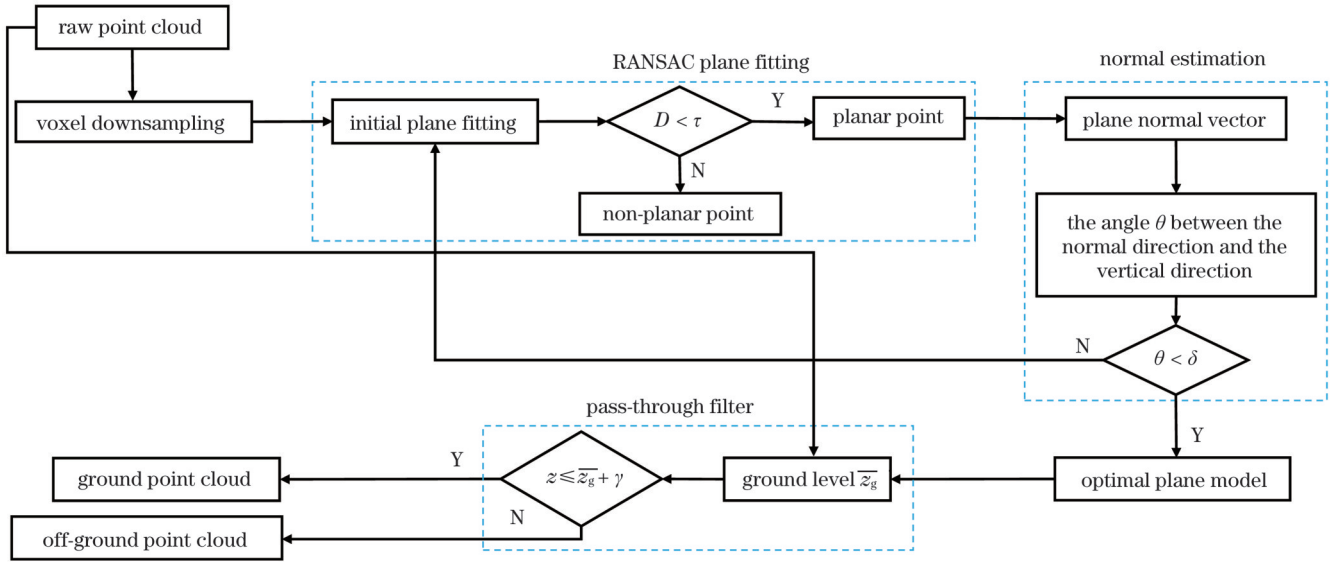


图 2 基于法线评估的 RANSAC 平面拟合与直通滤波结合的地面滤波算法流程图

Fig. 2 Flowchart of ground filtering algorithm combining RANSAC plane fitting with pass-through filtering based on normal evaluation

1) 对隧道点云进行体素下采样处理。

2) RANSAC 平面拟合。从下采样的点云中随机选取 3 个种子点拟合平面,并计算除种子点以外的其他点到该拟合平面的距离 D ,将 D 与平面内点可接受的最大阈值 τ 进行比较,若 $D < \tau$,将该点判定为平面内点,否则将该点判定为非平面点。

3) 法线估计。通过半径近邻搜索遍历平面点并计算其半径 R 邻域的法向量,判定平面模型上点的法向量与垂直方向的偏移角 θ 是否小于阈值 δ ,若 $\theta < \delta$,将拟合的平面判定为最优平面模型,否则继续迭代。

4) 直通滤波。用最优的平面模型提取原始隧道点云场景中地面点云的水平高程 \bar{z}_g ,对比原始隧道点云中每点的高程 z 与地面高程 $\bar{z}_g + \gamma$ 的关系(γ 为高度阈值,目的是增加算法的适用性),若 $z \leq \bar{z}_g + \gamma$,将该点判定为地面点,否则将该点判定为非地面点。

2.2 隧道壁和标靶球的提取

由于地面滤波预处理后的隧道点云场景中还存在行人等杂物点,因此,笔者提出了一种基于 DBSCAN 和条件约束的隧道壁提取算法。本文采用的 DBSCAN 聚类通过将点云中紧密相连的点聚集成簇来实现点云场景的粗分割,一个点簇中的点云通常属于一个物体。通过这种方法不仅能滤除隧道中的噪点得到隧道壁模型,还能分割出标靶球可能分布的

区域。为了准确地获取标靶球,对标靶球可能分布的区域再次进行 DBSCAN 细分割,然后基于标靶球点云特性构造的约束条件筛选出标靶球点簇,再利用 NLS 球拟合标靶球点簇,得到相关的参数和坐标情况。

本文提出的隧道壁及标靶球提取算法的具体流程如下:

步骤 1:感兴趣区域点云提取。经过地面点的滤除之后,隧道的地物点都分布得较为独立,不同对象之间少有接触,杂物点绝大多数都位于隧道地面之上且布局在隧道中下部分。标靶球通常布设在隧道底部(受数据采集施工规则和隧道标准高度约束)数据采集工作者常用的高度处。因此,为了提高 DBSCAN 聚类分割的效率,先将隧道点云 p_i 中高度小于 H 的点云作为感兴趣区域 X ,即

$$X = \{ p_i \in P_{\text{off.g}} | p_i(z) < H \}, \quad (1)$$

式中: $H = z_{\min} + t \cdot (z_{\max} - z_{\min})$,其中, z_{\max} 表示隧道地物点云中最高点的 z 值, z_{\min} 表示隧道地物点云中最低点的 z 值, t 是高度系数(文中取 $t = 0.4$)。

步骤 2:感兴趣区域粗分割。设置点云聚类的检索半径为 R 以及邻域内核心点的最少点数为 P_{\min} ,基于式(2)所示约束,将隧道感兴趣区域的点云逐点按半径邻域 (R, P_{\min}) 进行聚类,将点云分割为若干个

簇。图 1 所示的隧道点云经过上述聚类后效果如图 3(a) 所示。

$$\begin{cases} N_{xi} = \{x_i, x_j \in X \mid D(x_i, x_j) \leq R\} \\ |N_{xi}| \geq P_{\min} \end{cases}, \quad (2)$$

式中: N_{xi} 表示感兴趣区域 X 中的种子点 x_i 与半径小于 R 的点云 x_j 的集合, 即点簇; $D(x_i, x_j)$ 表示对象 x_i 与 x_j 的距离。 C_{Rough} 表示感兴趣区域 X 中所有的点簇集合。因噪声点具有无核、低密度的特征, 根据式 (3), 噪声在聚类过程中将会被分为单独的噪点类 N_{noise} , 以达到去噪的效果。

$$N_{\text{noise}} = \{p \in X \mid \forall i: p \notin C_{\text{Rough}}\}, \quad (3)$$

其中,

$$C_{\text{Rough}} = \{N_{x1}, N_{x2}, \dots, N_{xi}\}. \quad (4)$$

步骤 3: 隧道壁点云提取。隧道通道中行人点簇的点数较少且点簇法线无规律, 隧道壁上点簇的点数较多且法线紧密相连, 通过约束点簇 C_{Rough} 中点数较少的类滤除行人等杂物点, 通过约束法线得到与隧道壁相关的点簇, 然后再与步骤 1 中感兴趣区域以外的隧道点云融合, 得到隧道壁点云, 如图 3(c) 所示。

步骤 4: 标靶球点云簇提取。采用激光扫描仪获取点云场景时, 扫描仪距离标靶球的位置通常较近^[31], 所以标靶球存在的区域点云密度都较高。一般情况下, 标靶球被置于隧道壁上或者紧邻隧道壁, 故将点簇 C_{Rough} 中最大的两个类归为标靶球存在的区域, 如图 3(b) 所示。对标靶球可能分布的区域利

用 DBSCAN 聚类进行细分割 (C_{Fine} 表示细分割点簇 s_i 的集合), 通过计算各点簇的最大簇内距离 $D_{s_i, \max}$ 筛选出近似的标靶球点簇 s_{xi} , 然后根据式 (7) 进行判别。

$$C_{\text{Fine}} = \{s_1, s_2, \dots, s_i\}, \quad (5)$$

$$D_{s_i, \max} = \max_{p_i \in s_i, p_j \in s_i} D(p_i, p_j), \quad (6)$$

$$s_{xi} = \{s_i \in C_{\text{Fine}} \mid 2r_{\text{gt}} - \epsilon \leq D_{s_i, \max} \leq 2r_{\text{gt}} + \epsilon\}, \quad (7)$$

式中: s_{xi} 表示细分割点簇 s_i 内在 $[2r_{\text{gt}} - \epsilon, 2r_{\text{gt}} + \epsilon]$ 区间的点簇; r_{gt} 是标靶球的半径; ϵ 为阈值。近似标靶球的点簇集合为 $\{s_{x1}, \dots, s_{xn}\}$, n 表示靶球个数。

对于提取的标靶球点云簇, 以半径、球心坐标作为未知参数, 如图 3(d) 所示, 依据非线性最小二乘原理求解球心坐标^[32], 同时将标靶球点簇上的点到拟合球面距离的平方和最小作为目标函数, 如式 (8) 所示。

图 3(e) 是一个标靶球拟合的可视化效果, 图 3(f) 表示各标靶球在隧道中的分布情况。

$$\begin{cases} J = \min \sum_{i=1}^n (r_i - r)^2 \\ r_i = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2 + (z_i - z_0)^2} \\ r = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 + (z - z_0)^2} \end{cases}, \quad (8)$$

式中: J 为目标函数, 表示标靶球点簇中的点到拟合球面距离平方和最小, 即非线性最小二乘拟合意义下最好的拟合; (x_i, y_i, z_i) 为标靶球点簇中各点的坐标; r_i 为点簇坐标到球心的距离; (x_0, y_0, z_0) 为拟合球的边界点坐标; r 为拟合球的半径。

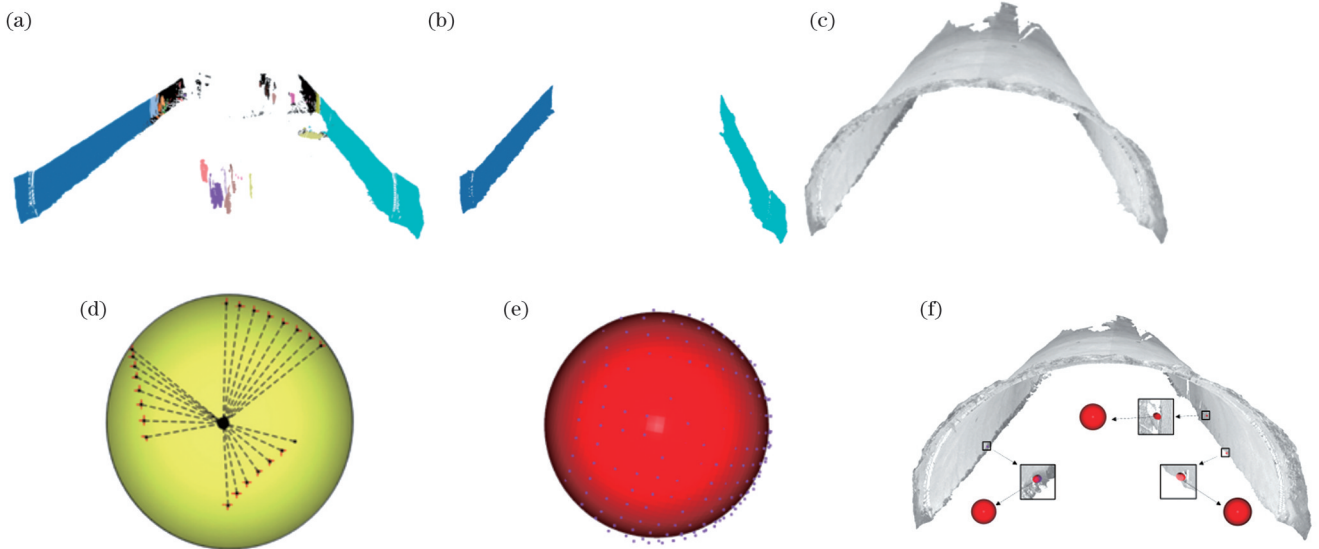


图 3 隧道壁和标靶球各阶段的提取状态。(a) DBSCAN 粗分割感兴趣区域; (b) 标靶球可能分布的区域; (c) 隧道壁; (d) 球面拟合; (e) 标靶球的拟合可视化; (f) 拟合的标靶球在原始隧道中的分布情况

Fig. 3 Tunnel wall and target ball processing state at each stage. (a) DBSCAN coarse segmentation of region of interest; (b) area where target balls may be distributed; (c) tunnel wall; (d) spherical surface fitting; (e) visualization of fitting target balls; (f) distribution of fitted target balls in original tunnel

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

为了验证本文所提算法的有效性,在两个不同的隧道点云场景上进行了地面滤波实验。表 1 为这两个隧道点云场景的地面点与非地面点的点数分布情况,图 4(a)、(b)分别是隧道点云 Scene 1 和 Scene 2 的点云可视化效果图。本文算法的运行平台是 Python3.7.6,

所有实验均在相同的计算机(AMD Ryzen 5 3600 6-core 处理器,主频为 3.59 GHz,16 GB RAM)上进行。

表 1 实验数据集点数统计
Table 1 Point statistics of experimental dataset

Scene	Quantity of ground points	Quantity of off-ground points
Scene 1	2139686	13360430
Scene 2	870063	3024774

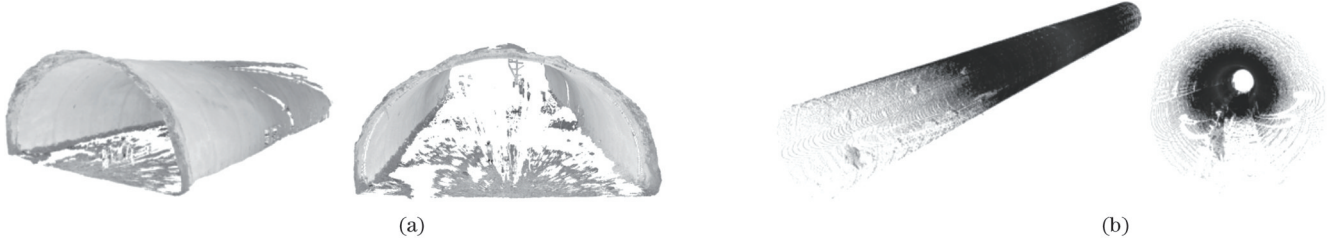


图 4 原始隧道点云数据。(a)Scene 1 示意图;(b)Scene 2 示意图
Fig. 4 Original tunnel point cloud data. (a) Schematic of Scene 1; (b) schematic of Scene 2

3.2 点云滤波和标靶球拟合效果的评价指标

为了正确地评价滤波算法的滤波效果,本文采用国际摄影测量与遥感学会(ISPRS)委员会制定的滤波精度三类误差^[33]和 Kappa 系数对不同的滤波方法进行定量分析。三类误差通过误判率进行精度评价,其中: I 类误差($E_{\text{Type I}}$)是指地面点误分为地物点的百分比,计算公式如式(9)所示; II 类误差($E_{\text{Type II}}$)是指地物点错分为地面点的百分比,计算公式如式(10)所示;第三类误差为总误差(E_{Total}),即错分点与全部点的百分比,如式(11)所示。I 类误差和 II 类误差可以反映算法的适用性,总误差越小表明滤波效果越好。Kappa 系数

是统计学中度量一致性的指标,可以衡量分类精度并表示算法的鲁棒性,其具体表达式如式(12)所示。

$$E_{\text{Type I}} = \frac{b_0}{a_0 + b_0} \times 100\%, \quad (9)$$

$$E_{\text{Type II}} = \frac{c_0}{c_0 + d_0} \times 100\%, \quad (10)$$

$$E_{\text{Total}} = \frac{b_0 + c_0}{a_0 + b_0 + c_0 + d_0} \times 100\%, \quad (11)$$

$$K_{\text{Kappa}} = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c}, \quad (12)$$

其中,

$$\begin{cases} P_0 = (a_0 + d_0)/e \\ P_c = [(a_0 + b_0)(a_0 + c_0) + (c_0 + d_0)(b_0 + d_0)]/e^2, \\ e = a_0 + b_0 + c_0 + d_0 \end{cases} \quad (13)$$

式中: a_0 表示正确分类的地面点数; b_0 表示地面点被误分类为非地面点的点数; c_0 表示非地面点被误分为地面点的点数; d_0 表示正确分类的非地面点的点数。

为了验证本文标靶球提取方法的有效性,将本文方法获取的标靶球点云与手动截取的标靶球点云分别进行 RANSAC 球拟合和 NLS 球拟合,并将拟合结果进行对比。拟合结果的评价指标为球心坐标误差和拟合率。其中:球心坐标误差表示拟合球与真值球之间的距离差值,如式(14)所示,该值越小,表明球心位置越接近真值;拟合率是拟合球和真值球公共交叠体积与真值球体积的比值,如式(15)所示,该值越高,表明拟合效果越好。本文真值球是采用均方根(RMS)^[34]方法球拟合手动截取的隧道标靶球点云得到的球模型。

$$E_{\text{distance}} = \sqrt{(x_{\text{gt}} - x_i)^2 + (y_{\text{gt}} - y_i)^2 + (z_{\text{gt}} - z_i)^2}, \quad (14)$$

$$R_{\text{fit}} = \frac{V_{\text{common}}}{V_{\text{gt}}} \times 100\%, \quad (15)$$

其中,

$$\begin{cases} V_{\text{common}} = \frac{\pi}{3}(3r_i - h_1)h_1^2 + \frac{\pi}{3}(3r_{\text{gt}} - h_2)h_2^2 \\ V_{\text{gt}} = \frac{4}{3}\pi r_{\text{gt}}^3 \\ h_1 = r_i(1 - \cos \alpha) \\ h_2 = r_{\text{gt}}(1 - \cos \beta) \\ \cos \alpha = (r_i^2 + E_{\text{distance}}^2 - r_{\text{gt}}^2)/(2r_i E_{\text{distance}}) \\ \cos \beta = (r_{\text{gt}}^2 + E_{\text{distance}}^2 - r_i^2)/(2r_{\text{gt}} E_{\text{distance}}) \end{cases} \quad (16)$$

式中: E_{distance} 表示球心坐标误差; R_{fit} 表示拟合率; V_{common} 表示两球公共交叠的体积,如图 5 所示; V_{gt} 表示真值球的体积。

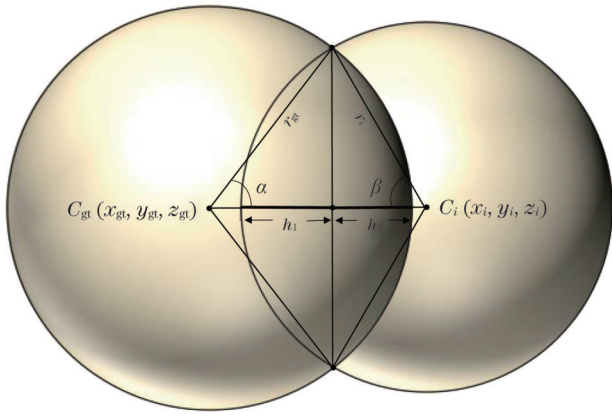


图5 两球相交部分体积示意图

Fig. 5 Schematic of volume of intersecting part of two spheres

在图5中, $C_{gt}(x_{gt}, y_{gt}, z_{gt})$ 表示真值球的球心坐标, $C_i(x_i, y_i, z_i)$ 表示第 i 个拟合球的球心坐标。

3.3 地面滤波结果与分析

3.3.1 定量分析

为了验证本文算法对隧道地面滤波的有效性,对相同的隧道点云数据采用不同的滤波构造方式进行对比实验,并通过三类误差、分类准确率和时间效率来验证不同地面滤波方法的性能。相关对比方法的滤波方式如表2所示。

表2 各地面滤波方法的构造方式

Table 2 Construction modes of each ground filtering method

Method	Ground filter method
Method 1	Cloth simulation filter (CSF) ^[19]
Method 2	Slope filter ^[21]
Method 3	Region growing filter ^[26]
Method 4	Grid elevation filter ^[35]
Method 5	Pass-through filter
Method 6	RANSAC
Method 7	RANSAC+normal estimation
Method 8	RANSAC+normal estimation+pass-through filter
Ours	Voxel downsampling+RANSAC+normal estimation+pass-through filter

表3展示了场景点云在各种滤波方法下的分类情况(a_0, b_0, c_0, d_0)、三类误差($E_{Type I}, E_{Type II}$ 和 E_{Total})、Kappa系数和时间效率。由表3可知,在两种场景(Scene 1和Scene 2)下,本文滤波算法的I类误差、II类误差和总误差的平均值分别为0.47%、0.97%和0.85%,Kappa系数的平均值为97.23%,平均运行时间为6.12 s。综合精度和效率的对比可知,本文提出的隧道点云滤波方法在滤除地面点的性能上优于对比算法。

表3 滤波精度评定结果

Table 3 Filtering accuracy evaluation results

Scene	Method	a_0	b_0	c_0	d_0	$E_{Type I} / \%$	$E_{Type II} / \%$	$E_{Total} / \%$	$K_{Kappa} / \%$	Time / s
Scene 1	Method 1	2117946	21740	220753	13139677	1.00	1.65	1.56	93.67	43.56
	Method 2	941344	1198342	5382	13355048	56.01	0.04	7.77	57.39	92.59
	Method 3	1114268	1025418	447867	12912563	47.92	3.35	9.50	54.95	9869.62
	Method 4	1864664	267431	808615	13092999	12.85	2.00	3.50	85.27	46.11
	Method 5	2139660	26	385993	12974437	0.01	2.89	2.49	90.27	4.337
	Method 6	1280132	859554	1828	13358602	40.17	0.01	5.56	71.92	354.45
	Method 7	1567680	572006	2978	13357452	26.73	0.02	3.71	82.45	360.44
	Method 8	2036749	102937	6954	13353476	4.81	0.05	0.71	96.96	357.36
	Ours	2124060	15626	68303	13292127	0.73	0.50	0.54	97.75	8.73
Scene 2	Method 1	831525	38538	168974	2855800	4.43	5.59	5.33	85.42	12.78
	Method 2	699708	170355	7154	3017620	19.57	0.24	4.56	85.92	22.89
	Method 3	264733	605330	510681	2514093	69.57	16.88	28.65	14.09	899.45
	Method 4	855390	14673	87157	2937617	1.69	2.88	2.61	92.68	11.60
	Method 5	870040	23	133780	2890994	0.03	4.42	3.44	90.61	1.18
	Method 6	708615	161448	2211	3022563	18.56	0.07	4.20	87.05	88.77
	Method 7	756647	113416	3674	3021100	13.04	0.12	3.01	90.93	94.38
	Method 8	869016	1047	63285	2961489	0.12	2.09	1.65	95.36	92.13
	Ours	868328	1735	43540	2981234	0.20	1.44	1.16	96.71	3.50
Average accuracy of our method for two scenes						0.47	0.97	0.85	97.23	6.12

方法1是点云地面滤波应用较为广泛的CSF算法。在Scene 1中,本文方法中的I类误差、II类误差

和总误差比方法1分别低0.27个百分点、1.15个百分点和1.02个百分点,Kappa系数高4.08个百分点,时间

快 34.83 s; 在 Scene 2 中, 本文方法的整体表现也都优于方法 1。这说明本文方法在隧道场景中的综合性能都要优于传统的 CSF 滤波方法。方法 2 是考虑坡度差异来区分地物点的方法。在 Scene 1 和 Scene 2 中, 方法 2 的 Kappa 系数只分别达到了 57.39% 和 85.92%, 比本文方法的 Kappa 系数分别低了 40.36% 和 10.79%, 而且方法 2 的耗时分别是本文方法耗时的 10.6 和 6.54 倍。这表明本文算法明显优于方法 2。方法 3 是基于区域增长的地面滤波算法。在 Scene 1 和 Scene 2 中, 该方法的所有评价指标在 9 种方法中是最差的, 其滤波总误差/Kappa 系数在两个场景中只分别达到了 9.50%/54.95% (Scene 1) 和 28.65%/14.09% (Scene 2), 且耗时分别达到了 9869.62 s 和 899.45 s。这表明该方法不适合用于隧道场景。方法 4 是基于二维网格高程变化的地面滤波方法。在 Scene 1 和 Scene 2 场景中, 方法 4 的效果较好且稳定, 本文方法比方法 4 的总误差分别低了 2.96 个百分点和 1.45 个百分点, Kappa 值分别高 12.48 个百分点和 4.03 个百分点, 时间效率分别快 37.38 s 和 8.1 s。综上所述, 本文方法在三类误差、Kappa 系数和运行效率方面都要优于方法 1、方法 2、方法 3 和方法 4。说明本文方法在隧道场景下的地面滤波性能优异, 证明了本文所提滤波算法在隧道场景中的有效性和优势。

方法 5 对点云场景直接进行直通滤波, 滤波效果

较好且处理速度快, 但需要根据经验手动设置阈值, 并且容易出现欠滤波和过滤波的情况, 如图 6 中(a)、(b)所示。与方法 5 相比, 本文算法在两种点云场景下的滤波总误差分别降低了 1.95 个百分点和 2.28 个百分点, Kappa 系数值分别提升了 7.48 个百分点和 6.1 个百分点, 表明本文方法比方法 5 的适应性和鲁棒性更好。方法 6 对隧道地面滤除的效果不佳, 出现了拟合的平面没有处在隧道地面水平面的情况, 如图 6(c)所示。这是由于 RANSAC 平面拟合算法是设置相关参数后不断迭代得到的最优平面, 拟合效果不太稳定, 而且滤波时间效率不高。与方法 6 相比, 方法 7 的滤波误差明显降低, Kappa 系数值在 Scene 1 和 Scene 2 场景下分别提升了 10.53 个百分点和 3.88 个百分点, 证明了基于法线评估进行 RANSAC 平面拟合的有效性。融合法线评估能够使 RANSAC 拟合的平面处于隧道地面的水平面上, 提高地面拟合的效果, 但会增加算法的运行时间。方法 8 在方法 7 的基础上融合了直通滤波, 其思想是将基于法线估计的 RANSAC 平面水平以下的点视为地面点并滤除。在 Scene 1 和 Scene 2 场景下, 方法 8 相比方法 7 的 Kappa 系数值分别提升了 14.51 个百分点和 4.43 个百分点, 滤波总误差分别降低了 3.00 个百分点和 1.36 个百分点。这一结果从侧面证明了融合直通滤波的有效性, 但方法 8 的时间效率还有待提高。

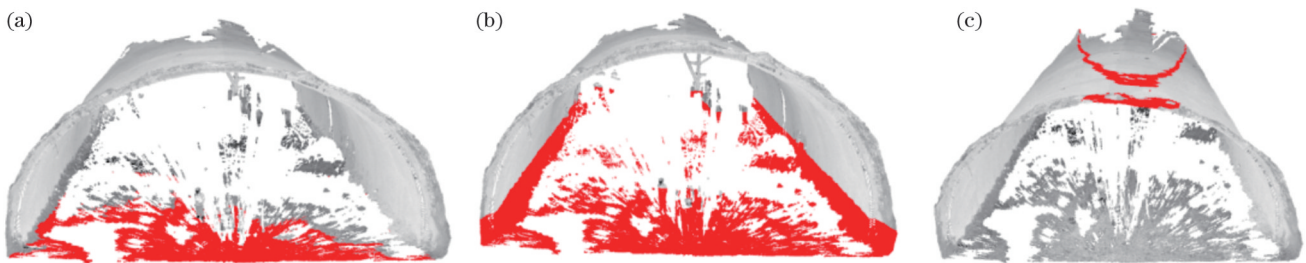


图 6 滤波效果不佳的情况。(a)直通滤波时的地面欠滤波情况;(b)直通滤波时的地面过滤波情况;(c)RANSAC 平面拟合时的地面异常情况

Fig. 6 Poor filtering effect. (a) Ground owe-filtering during pass-through filtering; (b) ground over-filtering during pass-through filtering; (c) ground anomaly during RANSAC plane fitting

本文方法在方法 8 的基础上增加了点云降采样过程, 以减少 RANSAC 和法线评估计算的时间, 提升算法效率。在 Scene 1 和 Scene 2 两种场景下, 本文滤波算法的 I 类误差和 II 类误差平均值分别为 0.47% 和 0.97%, 总误差平均值为 0.85%, Kappa 系数平均值为 97.23%。相比于方法 8, 本文方法的滤波时间分别减少了 348.63 s 和 88.63 s, Kappa 系数分别提升了 0.79 个百分点和 1.35 个百分点。对比不同方法的滤波效率可以发现, 虽然方法 5 和本文方法的时间效率都较好, 但本文方法的综合表现更具优势。不同方法的滤波效果在两种隧道场景中有所差异, 但整体趋势一致。对所有的指标进行比较后可以发现本文算法对比算法更具优势。

为了更直观地对比各方法的效果, 基于表 3 中各方

法在两种场景中的滤波误差和 Kappa 系数绘制对比图。由图 7(a)可知本文滤波方法的总误差最低, 说明本文滤波方法相较于其他 8 种方法在两种隧道场景下具有更好的适用性。图 7(b)显示本文滤波方法的 Kappa 系数值最高, 表明本文方法具有较高的鲁棒性, 且方法 6、方法 7、方法 8 和本文方法的 Kappa 系数值有明显的递进上升关系, 即消融实验结果证明了本文方法在 RANSAC 平面拟合基础上融合的法线估计、直通滤波和降采样等模块均对地面滤波效果起到了提升作用。

3.3.2 定性分析

图 8 和图 9 展示了两种隧道点云场景下 9 种滤波方法的滤波效果, 其中图 8(a)和图 9(a)分别表示 Scene 1 和 Scene 2 场景下的地面真值标签, 椭圆框是各方法滤

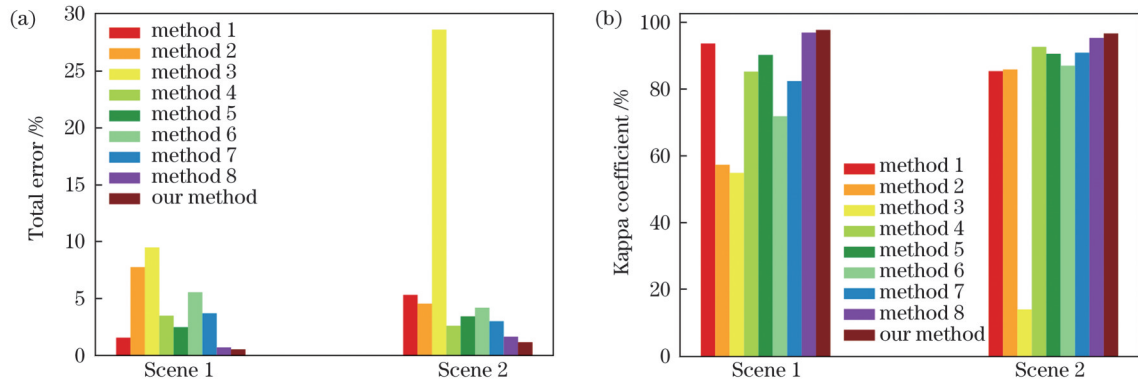


图7 滤波误差精度和Kappa系数。(a) 9种滤波方法的总误差;(b) 9种滤波方法的Kappa系数

Fig.7 Filtering error accuracy and Kappa coefficient distribution. (a) Total error of nine filtering methods; (b) Kappa coefficient of nine filtering methods

波效果需要重点对比的区域。将方法1~4的滤波效果与真值标签对比后可以发现:方法1、方法3和方法4能有效滤除地面点,但存在将隧道壁归为地面点的明显错误;方法2在两个场景中都有大量的地面点没有正确滤除,滤波效果欠佳,场景的适应性较弱。对比图8(g)~(j)以及图9(g)~(j)可知这4种方法的滤波

效果依次提升,说明本文的消融实验是有效的,即:在基于RANSAC平面拟合的基础上融合法线估计、直通滤波和降采样模块对地面滤波效果起到了提升作用。对比真值图中的椭圆区域可知,本文方法相较于其他8种滤波方法更具优势,不仅能将隧道中的地面点剔除干净,还能较好地保留隧道壁点云。

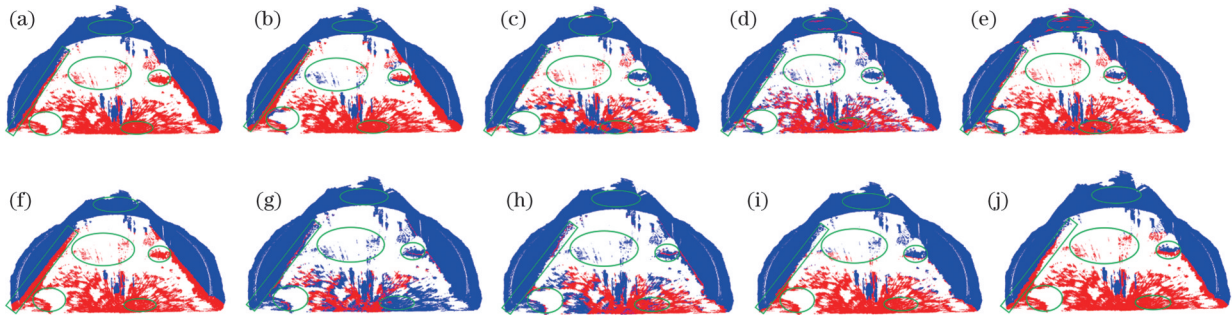


图8 Scene 1场景下的地面滤波效果(红色点表示隧道地面点,蓝色点表示非隧道地面点)。(a)Ground truth;(b)方法1;(c)方法2;(d)方法3;(e)方法4;(f)方法5;(g)方法6;(h)方法7;(i)方法8;(j)本文方法

Fig.8 Ground filtering effects for Scene 1 (red point indicates tunnel ground point cloud and blue point indicates non-tunnel ground point cloud). (a) Ground truth; (b) method 1; (c) method 2; (d) method 3; (e) method 4; (f) method 5; (g) method 6; (h) method 7; (i) method 8; (j) our method

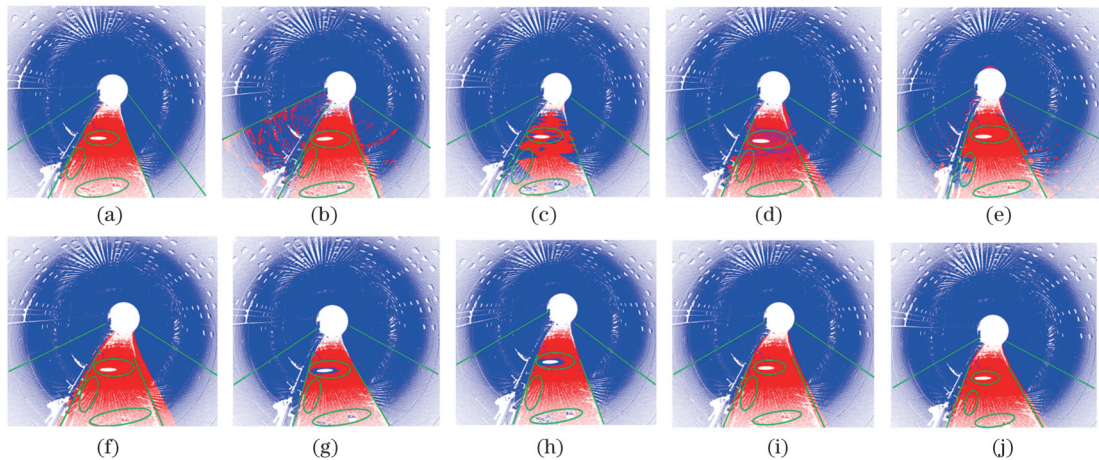


图9 Scene 2场景下的地面滤波效果(红色点表示隧道地面点,蓝色点表示非隧道地面点)。(a)Ground truth;(b)方法1;(c)方法2;(d)方法3;(e)方法4;(f)方法5;(g)方法6;(h)方法7;(i)方法8;(j)本文方法

Fig.9 Ground filtering effect for Scene 2 (red point indicates tunnel ground point cloud and blue point indicates non-tunnel ground point cloud). (a) Ground truth; (b) method 1; (c) method 2; (d) method 3; (e) method 4; (f) method 5; (g) method 6; (h) method 7; (i) method 8; (j) our method

3.4 标靶球拟合结果与分析

本文将基于 DBSCAN 条件约束方法获取的标靶球点簇 (DBRTS) 与手动截取的标靶球点簇 (Manual) 进行了球拟合对比实验, 通过最终的球心误差和拟合率来验证本文获取标靶球的方式和拟合方法的有效性。表 4 中, Manual + RANSAC 表示对

手动获取的标靶球点云数据进行 RANSAC 球拟合, Manual + NLS 表示对手动获取的标靶球点云数据进行 NLS 球拟合, 本文方法 (DBRTS + NLS) 在本文获取的标靶球点云数据上进行 NLS 球拟合。不同方法的球拟合半径、球心坐标和相关误差如表 4 所示。

表 4 标靶球拟合结果

Table 4 Fitting results of target sphere

Sphere	Method	Radius /m	Center coordinate	E_{distance} /m	R_{fit} /%
Sphere 01	RMS	0.07035	[3.83904, -16.09806, 902.3149]		
	Manual + RANSAC	0.07027	[3.83896, -16.09745, 902.3160]	0.00129	98.4655
	Manual + NLS	0.07167	[3.83973, -16.09924, 902.3151]	0.00138	99.9975
	DBRTS + NLS	0.07128	[3.83933, -16.09884, 902.3151]	0.00136	99.8583
Sphere 02	RMS	0.07106	[0.31248, -12.10221, 901.3812]		
	Manual + RANSAC	0.07208	[0.31056, -12.10076, 901.3817]	0.00160	99.1556
	Manual + NLS	0.07153	[0.31239, -12.10131, 901.3812]	0.00091	99.7815
	DBRTS + NLS	0.07099	[0.31255, -12.10242, 901.3810]	0.00029	99.5304
Sphere 03	RMS	0.07080	[13.3178, -1.87194, 901.2911]		
	Manual + RANSAC	0.07219	[13.3082, -1.87553, 901.2895]	0.01036	91.6317
	Manual + NLS	0.06996	[13.3148, -1.87130, 901.28954]	0.00339	94.4794
	DBRTS + NLS	0.06954	[13.3143, -1.87129, 901.28960]	0.00387	92.9250

由表 4 对比可知不同标靶球在相同方法下的拟合率有所差异, 这是因为激光雷达扫描角度和距离不同, 导致每个标靶球上的点云稀疏程度存在差异, 从而直接影响了球拟合效果。对比 Manual + RANSAC 和 Manual + NLS 方法的拟合效果可知, 手动获取的标靶球点云 Manual 使用 NLS 球拟合比使用 RANSAC 球拟合在 3 个标靶球上的拟合率分别要高 1.5320、0.6259、2.8477 个百分点, 证明使用 NLS 方法拟合标靶球更具优势。本文方法是对 DBRTS 进行 NLS 球拟合的方法, 对于 3 个标靶球, 本文方法的拟合率始终不及 Manual + NLS 方法的拟合率高。这是因为手动获取的标靶球点云保留了更多的靶点, 细节越多, 拟合效果越好。本文方法自动获取标靶球点云, 相比手动截取标靶球的方法更具适用性和鲁棒性, 而且本文方法在第 2 和第 3 个拟合标靶球上的球心误差都比 Manual + NLS 方法小, 说明本文方法拟合的标靶球的球心坐标更接近真值。总体而言, 本文所提球拟合方法的综合性能比较有优势, 且能较好地应用于隧道点云场景。

4 结 论

本文以隧道场景的三维点云数据作为研究对象, 提出了基于法线评估的 RANSAC 平面拟合方法与直通滤波相结合的地面滤波算法。该算法根据点云场景动态地调整阈值, 实现自适应滤波, 具有良好的适用性和鲁棒性。为验证本文所提算法的稳定性, 在两种隧道场景下进行了消融对比实验, 结果表明, 本文滤波算法中的每个模块都具有有效性且综合滤波效果对比方法更好。本文还提出了一种基于 DBSCAN 约束条件和 NLS 球拟合的标靶球和隧道壁提取方案, 该方案

主要利用点云密度性质实现聚类分割, 通过规范约束条件滤除隧道中的噪声点簇, 提取隧道壁和标靶球点簇, 然后再基于 NLS 球拟合标靶球点簇得到相关参数及其分布情况。将本文算法获取的标靶球点云与手动截取的标靶球点云进行对比, 对比结果证明了本文算法的有效性, 也突出了 NLS 球拟合的优势, 在隧道场景中能较好地完成标靶球提取任务。

虽然本文算法取得了较好的滤波效果, 但仍存在一些不足, 例如, 对于规模庞大的激光点云场景采用 DBSCAN 聚类分割比较耗时, 未来可进一步研究提高聚类优化算法效率的方法。

参 考 文 献

- [1] Cao Z, Chen D, Peethambaran J, et al. Tunnel reconstruction with block level precision by combining data-driven segmentation and model-driven assembly[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(10): 8853-8872.
- [2] Sun W X, Wang J, Jin F X, et al. An adaptive cross-section extraction algorithm for deformation analysis[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2022, 121: 104332.
- [3] 汪洋浪, 王科未, 邹斌. 基于粒子群优化算法的激光雷达实时检测隧道中心线[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(3): 0328004. Wang Y L, Wang K W, Zou B. LiDAR real-time detection of tunnel centerline based on particle swarm optimization algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(3): 0328004.
- [4] Huang H W, Cheng W C, Zhou M L, et al. Towards automated 3D inspection of water leakages in shield tunnel linings using mobile laser scanning data[J]. Sensors, 2020, 20(22): 6669.
- [5] Yue Z Y, Sun H L, Zhong R F, et al. Method for tunnel displacements calculation based on mobile tunnel monitoring system[J]. Sensors, 2021, 21(13): 4407.
- [6] 鲁铁定, 周世健, 张立亭, 等. 基于整体最小二乘的地面激光扫描标靶球定位方法[J]. 大地测量与地球动力学, 2009, 29(4): 102-105. Lu T D, Zhou S J, Zhang L T, et al. Sphere target fixing of point

- cloud data based on TLS[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2009, 29(4): 102-105.
- [7] 陶武勇, 鲁铁定, 吴飞, 等. 求解球面拟合的改进总体最小二乘算法[J]. *大地测量与地球动力学*, 2018, 38(1): 92-96.
Tao W Y, Lu T D, Wu F, et al. An improved total least squares algorithm for solving sphere surface fitting[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2018, 38(1): 92-96.
- [8] 卢主兴, 郭际明, 宋胜登, 等. 三维激光靶球拟合的整体最小二乘拟合方法研究[J]. *测绘通报*, 2019(S2): 48-51.
Lu Z X, Guo J M, Song S D, et al. Study on the method of total least square fitting for 3D laser target sphere center[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2019(S2): 48-51.
- [9] Wang Y M, Shi H B, Zhang Y Y, et al. Automatic registration of laser point cloud using precisely located sphere targets[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8(1): 083588.
- [10] 王磊, 朱尚军, 蒋创, 等. 基于三维激光扫描的矿区建筑物变形监测与采动损害评估[J]. *煤炭科学技术*, 2022, 50(4): 213-222.
Wang L, Zhu S J, Jiang C, et al. Research on deformation monitoring and mining damage evaluation of buildings in mining area based on 3D laser scanning technology[J]. *Coal Science and Technology*, 2022, 50(4): 213-222.
- [11] 谭舸, 花向红, 陶武勇, 等. 基于激光跟踪仪的多测站地面激光扫描点云配准方法[J]. *中国激光*, 2021, 48(17): 1710002.
Tan G, Hua X H, Tao W Y, et al. Multiview terrestrial laser scanning point cloud registration method based on laser tracker[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(17): 1710002.
- [12] Du L, Zhong R F, Sun H, et al. Automatic monitoring of tunnel deformation based on high density point clouds data[J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2017, XLII-2/W7: 353-360.
- [13] 张立朔, 程效军. 基于激光点云的隧道变形分析方法[J]. *中国激光*, 2018, 45(4): 0404004.
Zhang L S, Cheng X J. Tunnel deformation analysis based on lidar points[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(4): 0404004.
- [14] Zhang H F, Xia J Z. Research on convergence analysis method of metro tunnel section: based on mobile 3D laser scanning technology [J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, 669(1): 012008.
- [15] Jia D F, Zhang W P, Liu Y P. Systematic approach for tunnel deformation monitoring with terrestrial laser scanning[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(17): 3519.
- [16] Xu X Y, Yang H, Neumann I. Time-efficient filtering method for three-dimensional point clouds data of tunnel structures[J]. *Advances in Mechanical Engineering*, 2018, 10(5): 1-6.
- [17] Zhu M, Leng B, Xiao C H, et al. Research on fast pre-processing method of tunnel point cloud data in complex environment[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, 2185(1): 012038.
- [18] Pirotti F, Guarnieri A, Vettore A. Ground filtering and vegetation mapping using multi-return terrestrial laser scanning[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 76: 56-63.
- [19] Zhang W M, Qi J B, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 501.
- [20] 王佳雯, 李向新, 张海清. 基于高程归一化的地形自适应滤波方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(10): 1028008.
Wang J W, Li X X, Zhang H Q. Terrain adaptive filtering method based on elevation normalization[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(10): 1028008.
- [21] 丁少鹏, 刘如飞, 蔡永宁, 等. 一种顾及地形的点云自适应坡度滤波方法[J]. *遥感信息*, 2019, 34(4): 108-113.
Ding S P, Liu R F, Cai Y N, et al. A point cloud adaptive slope filtering method considering terrain[J]. *Remote Sensing Information*, 2019, 34(4): 108-113.
- [22] Kang C L, Zong M M, Cheng Y, et al. Research on constructing DEM with point cloud filtering algorithm considering special terrain [J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2020, XLII-3/W10: 211-214.
- [23] Guan H Y, Yu Y T, Li J, et al. Pole-like road object detection in mobile LiDAR data via supervoxel and bag-of-contextual-visual-words representation[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(4): 520-524.
- [24] Chen Q, Wang H, Zhang H C, et al. A point cloud filtering approach to generating DTMs for steep mountainous areas and adjacent residential areas[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(1): 71.
- [25] 王欢, 张翰超, 张艳, 等. 针对山区点云的渐进加密三角网滤波改进算法[J]. *地理空间信息*, 2020, 18(12): 6, 27-30.
Wang H, Zhang H C, Zhang Y, et al. Improved filtering algorithm of progressive TIN densification for point cloud in mountain areas[J]. *Geospatial Information*, 2020, 18(12): 6, 27-30.
- [26] 杜宪策. 基于机器学习的室外大场景激光点云分类研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2019.
Du X C. Research on laser point cloud classification of outdoor large scene based on machine learning[D]. Shenyang: Northeastern University, 2019.
- [27] 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.
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.
- [28] 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.
- [29] 李孟迪, 蒋胜平, 王红平. 基于随机抽样一致性算法的稳健点云平面拟合方法[J]. *测绘科学*, 2015, 40(1): 102-106.
Li M D, Jiang S P, Wang H P. A RANSAC-based stable plane fitting method of point clouds[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2015, 40(1): 102-106.
- [30] 李琪琪, 花向红, 赵不钊, 等. 一种室内场景点云平面分割的新方法[J]. *中国激光*, 2021, 48(16): 1604002.
Li Q Q, Hua X H, Zhao B F, et al. New method for plane segmentation of indoor scene point cloud[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(16): 1604002.
- [31] 谢雄耀, 卢晓智, 田海洋, 等. 基于地面三维激光扫描技术的隧道全断面变形测量方法[J]. *岩石力学与工程学报*, 2013, 32(11): 2214-2224.
Xie X Y, Lu X Z, Tian H Y, et al. Development of a modeling method for monitoring tunnel deformation based on terrestrial 3D laser scanning[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2013, 32(11): 2214-2224.
- [32] 李宗春, 路志勇, 郭迎钢, 等. 基于俯仰轴相交和球拟合的天线旋转中心测量方法[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2019, 44(10): 1449-1456.
Li Z C, Lu Z Y, Guo Y G, et al. Two measuring methods for antenna rotating center based on elevation axes intersection and spherical fitting[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(10): 1449-1456.
- [33] Sithole G, Vosselman G. ISPRS test on extracting DEMs from point clouds: a comparison of existing automatic filtering[R/OL]. [2022-03-15]. <https://www.itc.nl/isprs/wgIII-3/filtertest/>.
- [34] CloudCompare. Root mean square[EB/OL]. (2015-02-12) [2022-03-15]. https://www.cloudcompare.org/doc/wiki/index.php/Fit_Sphere.
- [35] 黄思源, 刘利民, 董健, 等. 车载激光雷达点云数据地面滤波算法综述[J]. *光电工程*, 2020, 47(12): 3-14.
Huang S Y, Liu L M, Dong J, et al. Review of ground filtering algorithms for vehicle LiDAR scans point cloud data[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2020, 47(12): 3-14.

A Method for Ground Filtering of Laser Point Cloud and Extraction of Tunnel Wall and Target Sphere

Li Yong^{1,3}, Luo Yinzheng¹, Pu Qipeng¹, Han Mingfei^{2*}, Shuang Feng¹

¹Guangxi Key Laboratory of Intelligent Control and Maintenance of Power Equipment, School of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, Guangxi, China;

²Department of Digital Information, Hebei Institute of International Business and Economics, Qinhuangdao 066311, Hebei, China;

³Artificial Intelligence Key Laboratory of Sichuan Province, Yibin 644000, Sichuan, China

Abstract

Objective The quality of tunnel engineering is crucial factor for ensuring traffic operation safety. In this regard, tunnel construction analysis, tunnel deformation monitoring, and tunnel disaster prediction and early warning can be realized by using three-dimensional laser scanner to scan the tunnel regularly or irregularly to generate a point cloud model and then analyze the point cloud data. The segmentation of tunnel wall and target sphere from scanned tunnel laser point cloud scenes is an important part of tunnel 3D reconstruction and is the key technology for realizing the automatic monitoring of tunnel scenes. However, the tunnel 3D point cloud obtained by laser scanning often contains noise points and outliers, a high proportion of which is attributable to the ground points, which are connected with the tunnel wall, in the tunnel point cloud scenes. Direct processing of the tunnel point cloud data affects the extraction and recognition of the target sphere and tunnel wall. Considering the challenge of tunnel ground filtering and the lack of application platforms directly usable to segment the tunnel wall and extract the point cloud of the tunnel target ball, a ground filtering algorithm suitable for tunnel scenes and extraction method of the tunnel wall and target ball are proposed herein.

Methods Given that extant point cloud filtering algorithms are not suitable for tunnel point cloud scenes, this paper proposes a ground filtering algorithm based on a combination of RANSAC plane fitting and pass-through filtering based on normal evaluation. A normal estimation process is added to the plane based on RANSAC fitting to ensure that the fitting optimal plane model is on the tunnel ground level. Then, the points below the optimal plane level are filtered out in conjunction with the pass-through filtering to obtain the tunnel ground points. Considering that it is challenging to extract the tunnel wall and target sphere, a segmentation method for laser point cloud on the tunnel wall (from coarse to fine) and a target sphere extraction method are proposed herein. First, the region of interest is extracted from the tunnel feature points, and the noise point clusters of the non-tunnel wall are then filtered out based on the DBSCAN method under constraints so as to obtain the tunnel wall model and possible distribution area of the target ball. The DBSCAN fine segmentation of the possible distribution area of the target ball under constraints is performed to obtain the target ball point clusters, and the nonlinear least squares (NLS) fitting is employed to obtain the ball center coordinates and related parameters of the target ball.

Results and Discussions This paper also presents the verification of the effectiveness of the proposed ground filtering algorithm and target ball and tunnel wall extraction method in two tunnel scenes. Table 3 indicates that the proposed ground filtering method is superior to the conventional CSF filtering, slope filtering, and ground filtering methods in terms of the regional growth and elevation change for three types of errors, Kappa coefficient values, and time efficiency values. Thus, the effectiveness and advantages of the proposed filtering algorithm in tunnel scenes are demonstrated. Table 3 and Fig. 7 (b) show that the Kappa coefficient value of the proposed filtering algorithm is the highest, indicating its high robustness. As indicated by the results of the fusion comparison experiment, as compared to the RANSAC plane fitting, the fusion of normal estimation, pass-through filtering, and downsampling has a better effect on the ground filtering, and the comprehensive filtering effect is stronger than that of the comparison methods. This paper presents a comparison of the target sphere cluster (DBRTS) obtained by the DBSCAN condition constraint method and the manually intercepted target sphere cluster (Manual) by using ball fitting experiments. The final ball center error and fitting rate verify the effectiveness of the method of obtaining the target sphere and fitting method proposed herein. It is evident from the comparison in Table 4 that among the three target balls, the fitting effect of the proposed method is not as good as that of the NLS fitting. This is because the manually intercepted target ball point cloud retains more target points, and the more the details, the better the fitting effect. However, the proposed method can be employed to automatically obtain the target ball point cloud; this is more applicable and robust than the method of manually intercepting the target ball. Moreover, the spherical center error of DBRTS on the second and third fitting target balls is smaller than that of the NLS fitting method of manually intercepting the target ball; this indicates that the spherical center coordinates of the target ball fitted by this method are closer to the true values. In general, the target sphere point cloud obtained with our method and sphere fitting method proposed in this paper have evident advantages and are applicable in tunnel point cloud scenes.

Conclusions Considering the 3D point cloud data of tunnel scenes as the research object, this paper first proposes a ground filtering

algorithm that entails a combination of the RANSAC plane fitting method based on normal evaluation and pass-through filtering. This method dynamically adjusts the threshold according to the point cloud scene and realizes adaptive filtering, which has good applicability and robustness. Second, a target sphere and tunnel wall extraction scheme based on DBSCAN constraint conditions and NLS sphere fitting is also proposed. The clustering segmentation is mainly realized using the density property of point cloud. The tunnel wall and target sphere point clusters are extracted by filtering the noise point clusters in the tunnel by standardizing the constraint conditions, and the relevant parameters and distribution are then obtained by fitting the target sphere point clusters based on the NLS sphere. The target sphere point cloud obtained by this method is compared with the manually intercepted target sphere point cloud. The experimental results indicate the effectiveness of this method and also highlight the advantages of the NLS sphere fitting, which completed the target sphere extraction task in tunnel scenes. Although the proposed algorithm achieves good results, a few deficiencies still exist. For example, regarding large-scale laser point cloud scenes, adoption of DBSCAN clustering segmentation is time-consuming, and some methods to improve the efficiency of clustering optimization algorithm can be studied in the future.

Key words remote sensing; tunnel scene; laser point cloud; ground filtering; tunnel wall extraction; target sphere extraction