

文章编号: 1002-1582(2025)06-0750-06

基于改进 MLESAC 的隧道点云自适应去噪方法研究

钱程*

(中铁十四局集团有限公司 山东 济南 854000)

摘 要: 隧道中堆积的设备导致扫描数据中存在着大量噪点, 无法直接用于后续分析与处理。针对点云数据的去噪问题, 顾及隧道纵向剖面为类圆几何形状, 提出一种基于改进 MLESAC 算法的隧道点云自适应去噪方法。方法首先将隧道切成一个个区域, 每个小区域视作无曲率的直线隧道, 并结合椭圆几何特征改进 MLESAC 算法, 对各个区域的二维投影进行椭圆拟合, 最后基于椭圆拟合参数实现噪点去除。来自西部某工程的数据验证了该方法的准确性和可靠性, 能够在无需人工操作的情况下, 自动高效地实现去噪。

关 键 词: 三维点云; 隧道; 改进最大似然一致性算法; 自适应去噪

中图分类号: P237

文献标识码: A

Tunnel point cloud adaptive denoising method based on improved MLESAC

QIAN cheng*

(China Railway 14th Bureau Group Co. Ltd., Jinan 854000, China)

Abstract: Accurate denoising of tunnel point cloud data is challenging due to noise caused by stacked equipment in scans, which hinders subsequent analysis. To address this, an adaptive denoising method based on an improved MLESAC algorithm is proposed, leveraging the quasi-circular geometry of tunnel longitudinal profiles. First, the tunnel is segmented into small regions, each approximated as a straight section with negligible curvature. The MLESAC algorithm is then enhanced by incorporating elliptic geometric features to perform 2D ellipse fitting on projected points within each region. Finally, noise removal is achieved based on the fitted ellipse parameters. Validation using data from a project in western China demonstrates the method's accuracy and reliability, enabling fully automated and efficient denoising without manual intervention.

Keywords: 3D point clouds; tunnels; improved maximum likelihood consensus algorithm; adaptive denoising

0 引 言

全断面硬岩隧道掘进机 (TBM) 在施工过程中, 围岩往往会发生不同程度的收敛变形, 在施工中辅以定期的测量与维护极有必要^[1,2]。而三维激光扫描作为典型的非接触式测量技术, 凭借快速、高效、高精度等优点在隧道检测方向广泛应用^[3,4], 同时由于原始点云中噪点的广泛存在, 首先需要高效的去噪。本文研究即围绕点云去噪展开, 为三维点云在隧洞测量方面的应用提供支持。

目前在点云去噪处理方面有着许多研究^[5], 贾

朝阳等^[6]提出了一种基于距离阈值和密度区分改进的点云去噪算法, 在去噪的同时保持点云模型的局部特征。连忠文等^[7]基于 kd-tree 构建点云的拓扑关系, 并通过区域生长算法实现巷道点云的有效分割。周乐等^[8]将深度学习算法与隧道点云结合起来, 以三维坐标与法向量作为模型特征输入, 从而实现岩体结构智能分割。郑理科等^[9]提出一种基于局部最优邻域法向量估算的巷道点云去噪方法, 实现了巷道内壁点云较为完整的获取。李先帅等^[10]结合最小二乘法和拉格朗日乘数法对隧道点云模型进行椭圆拟合, 并将其应用于圆形隧道点云滤

收稿日期: 2025-06-24; 收到修改稿日期: 2025-08-14

作者简介: 钱程 (1980—), 男, 高级工程师, 硕士, 从事隧道建设与维护方面的研究。

* 通讯作者: 2239065667@qq.com

波。任助理等^[11]提出了一种鲁棒性的复杂地下巷道场景三维点云两阶段去噪方法。沈长表等^[12]将盾构隧道空间扩展后得到新的拓扑结构，使隧道去噪工作能够使用现有成熟的地面滤波算法。郑天洋等^[13]提出了一种基于法向量方向信息特征分类的去噪方法。傅思思等^[14]基于引入自注意力机制的 Transformer 模型实现隧道点云分割。吴志才等^[15]提出一种基于改进双边滤波的去噪算法。葛程鹏等^[16]提出了一种基于改进 DBSCAN 算法的多尺度点云去噪方法。Bao 等^[17]提出了一种基于反射强度与几何形状的隧道点云去噪方法。Zhao 等^[18]提出一种具有几何特征保留的点云去噪算法。Song 等^[19]将 DBSCAN 聚类算法与多项式曲线拟合相结合，使用距离迭代计算去除了噪点。Guo 等^[20]提出一种结合改进的半径滤波和局部平面拟合的点云去噪算法。Zhou 等^[21]将点云去噪分为两个阶段，对 3D 点云进行分层处理。

综上所述，目前针对类圆柱形隧道的去噪研究较少，而已有的隧道点云去噪方法在去噪能力、适应性、去噪效率上都存在一定的缺陷，因此提出一套高适应性、高效率、高精度的去噪方法，是当下隧道测量工程亟待解决的问题。

1 隧道点云自适应去噪方法

由于隧道往往并不是一条直线，在多处都存在着弯曲和曲率，因此无法针对隧道整体进行去噪，而是将隧道切成一个个区域，每个小区域视作无曲率的直线隧道，并基于改进 MLESAC 算法对各个小区域进行椭圆拟合，不需要手动调参即可高精度的拟合出半长轴、半短轴及圆心坐标，并进一步基于拟合参数实现自适应去噪。

1.1 隧道点云区域划分及投影

首先将隧道整体点云投影至 XOZ 平面上，并对整体投影进行最小二乘直线拟合，拟合出整体斜率 k ，并得到整体拟合直线表示为

$$z = kx + b \quad (1)$$

基于整体拟合直线的斜率 k ，根据式 (2) 遍历所有点计算参数 b ，并依据 x 值划分多个小区间，统计各区间中 b 值最大和最小的点，各区间段的 $b_{\max}$ 点共同构成了上投影边界，各小区间段的 $b_{\min}$ 点共同构成了下投影边界，根据式 (3) 计算得到本区域内符合投影中轴线的点， n 个区域能得到 n 个此类点，连接在一起得到投影中轴线，具体原理图如图 1 所示。

$$b = z - kx \quad (2)$$

$$z_i = kx_i + \frac{b_{\max} + b_{\min}}{2} \quad (3)$$

式中， (x_i, z_i) 为第 i 个区域的符合投影中轴线的点； k 为根据最小二乘法对整体投影拟合出来的斜率； $b_{\max}$ 、 $b_{\min}$ 为第 i 个区域的 b 最大值与最小值。得到投影中轴线后，进一步沿投影中轴线对隧道点云作等距离的切片，并将各切片投影在垂直于中轴线的法平面上，完成对整体点云的区域划分与投影，如图 2 所示。

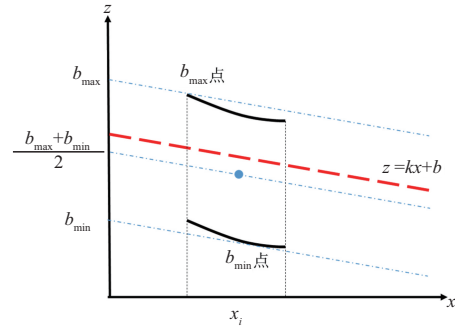


图1 投影中轴线捕捉原理(以第 i 个区间为例)

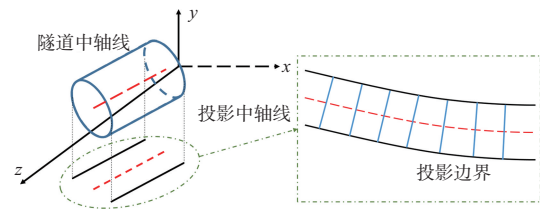


图2 点云区域划分示意图

1.2 改进 MLESAC 拟合算法

隧道在长期压力的作用下，断面会从圆逐渐变形为椭圆，但是形变后的半长轴大小 a 、半短轴大小 b 与圆心位置 (x_0, y_0) 都是未知数，因此基于改进的 MLESAC 算法针对各点云切片的二维投影进行椭圆拟合，为后续的噪点去除提供数据基础。

本节在最大似然一致性算法的基础上，同时结合类圆柱形隧道点云的特点，对阈值选择方式和模型评估方式做出改进，改进后的 MLESAC 拟合椭圆的算法具体内容如下：

(1) 样本子集选取：样本子集采用随机选取的方式，每次迭代随机从数据集中随机选取十个点，进行最小二乘椭圆拟合。

(2) 内外点筛选规则：针对每次迭代中的内外点筛选问题，将距离拟合模型更近的数据点为内点，距离拟合模型更远的为外点，这其中一般通过设定阈值进行分割。但数据点至椭圆边界的最短距离是一个难以解决的问题，目前已有的研究大都采用下述公式来计算至椭圆的距离，但此公式本身是一种近似解，并不是严格的数学推导，且未考虑椭圆相对于坐标轴的偏转角；同时阈值

设定也与数据特征相关, 极度依赖人工经验。因此本节不再计算数据点到拟合模型的距离, 而是针对数据点做出一个相似于拟合模型的椭圆模型, 通过评估两模型之间的参数, 间接的表征数据点到拟合模型的远近程度, 藉此进行内外点筛选。

$$d_i = x_i^2 + Ax_i y_i + By_i^2 + Cx_i + Dy_i + E \quad (4)$$

由于拟合而来的椭圆往往并不是一个标准椭圆, 这意味着它的长短轴并不在坐标轴上, 圆心也并不位于坐标轴原点, 为了方便后续处理, 先对其进行坐标转换, 使得拟合模型的长短轴对齐坐标轴, 在不改变数据点和拟合模型的相对关系的前提下, 降低后续步骤难度。

转换示意图如图 3 所示, 假定拟合模型 $f_1(x)$ 的长轴相对于 x 轴的偏转角为 θ , 其半长轴为 a , 半短轴为 b , 圆心坐标 (h, k) , 数据点坐标为 (m, n) , 转换的拟合椭圆表达式 $f_2(x)$ 以及数据点 (m', n') 如下

$$f_2(x) = \frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} - 1 \quad (5)$$

$$\begin{cases} m' = (m - h) \cos \theta + (n - k) \sin \theta \\ n' = -(m - h) \sin \theta + (n - k) \cos \theta \end{cases} \quad (6)$$

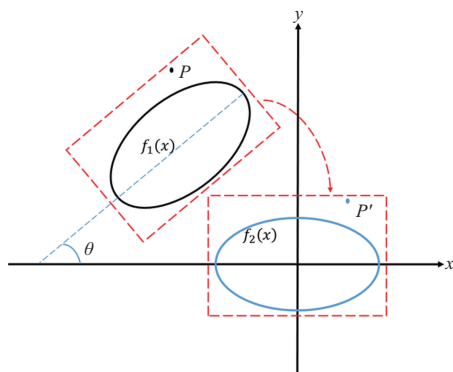


图 3 拟合模型坐标转换

做一个经过 P' 且相似于拟合模型 $f_2(x)$ 的椭圆 $f_3(x)$, 其同样以坐标轴原点为圆心, 半长轴为 λa , 半短轴为 λb , 完全相似且平行于原椭圆 $f_2(x)$, 其示意图如图 4, 表达式表示为

$$f_3(x) = \frac{x^2}{(\lambda a)^2} + \frac{y^2}{(\lambda b)^2} - 1 \quad (7)$$

将数据点 P' 坐标 (m', n') 带入 $f_3(x)$ 方程中, 整理得 λ 的表达式为

$$\lambda = \sqrt{\frac{(m')^2}{a^2} + \frac{(n')^2}{b^2}} \quad (8)$$

藉由参数 λ , 可以衡量数据点到拟合椭圆 $f_2(x)$ 的距离, 当数据点在拟合椭圆之外时, λ 大于 1, 当数据点在拟合椭圆之内时, λ 小于 1, 而 λ 越接近 1 即代表数据点到拟合椭圆的距离越近,

$|\lambda - 1|$ 位于 $[0, 0.05]$ 的视作内点。同时基于 λ 给出最大似然优化目标 d_i , 其代表第 i 次迭代中所有数据点距离当次迭代拟合模型的远近程度, 其范围在 $[0, +\infty)$, 越接近 0 代表当次迭代效果越好。 d_i 可表示为

$$d_i = \left| \frac{\sum_{j=1}^n (\lambda_j)}{n} - 1 \right| \quad (9)$$

(3) 模型筛选: 预设最小内点比例为总数据点总数的 50%, 如果内点比例超过了 0.5, 则本次迭代结果视作有效, 参与后续模型评价; 如果未超过 0.5, 则本次迭代不计结果。

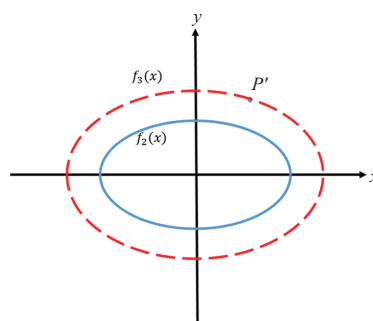


图 4 相似椭圆示意图

(4) 评价指标设定: 使用由内点和外点产生的误差的概率模型来评估模型的适应性, 采用最小化概率损失作为评价指标。使用步骤 (3) 得到模型和内点集, 计算拟合误差以及最大似然估计值, 选取最大似然估计值最大的模型参数作为最终结果

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{d_i^2}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

(5) 迭代次数计算: 当内点占比为 p , 样本子集的数据点数目为 k 时, 样本子集的数据点都为内点的概率为 p^k , 次迭代中每次选择到的数据点均为外点的概率为 $(1 - p^k)^n$, 至少有一次选择到的都是内点的概率为 $1 - (1 - p^k)^n$, 为确保迭代次数足够大的概率 q 能排除外点的影响, 迭代次数应满足

$$1 - (1 - p^k)^n \geq q \quad (11)$$

最终变换得

$$n_{\min} = \left\lceil \frac{\ln(1 - q)}{\ln(1 - p^k)} \right\rceil \quad (12)$$

样本子集 k 取 10, 初始内点占比估计为 80%, 根据正态分布的 “ 3σ ” 原则, 足够大的概率 q 取为 0.9973, 计算得迭代次数至少取 52 次, 因此将迭代次数取整为 100。

1.3 基于拟合参数的点云去噪

经过改进 MLESAC 算法完成椭圆拟合后，得到了各切片的圆心坐标 (x_0, y_0) 、椭圆半长轴 a 与椭圆半短轴 b ，本节基于拟合参数提出一种噪点去除公式，环外的点均被视为噪声，其中去噪阈值设定为 ± 0.05 ，该阈值在噪声占 20% 的情况下，能维持 97% 的正确分类率，在数据保真和去噪效果之间取得了良好平衡。 a, b 为拟合椭圆方程的半长轴、半短轴， x_0, y_0 为拟合椭圆的圆心

$$(0.95)^2 \leq \left(\frac{x_i - x_0}{a}\right)^2 + \left(\frac{y_i - y_0}{b}\right)^2 \leq (1.05)^2 \quad (13)$$

2 实际应用与分析

2.1 数据采集

为验证本文算法的准确度与可行性，于西部某工程的 TBM 施工隧道进行三维点云数据采集。数据采集设备为莱卡 nova MS60 三维扫描仪，通过直接计算发射及接收激光的时间差测量目标的距离，可以自动并连续的检查周围的测量环境。在实际采集过程中，将扫描仪放置在隧洞中央，激光发射端不断旋转以获取整个隧洞的点云数据，如图 5 所示。

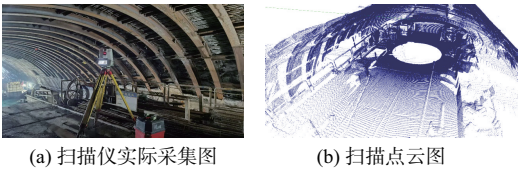


图 5 隧道采集概况

2.2 去噪结果

基于 1.1 节中的点云区域划分方法，计算原始隧洞点云的投影中轴线，并进一步作等距离的切片，切片间距设置为 1m，这一参数选择主要基于工程实际与计算效率的综合考虑：

(1) 1m 间距能确保每个切片段内的隧道曲率变化足够小（弯曲角度 $< 1^\circ$ ），满足局部近似直线段的几何假设，为后续拟合提供理想数据基础。

(2) 当间距过小时，计算量呈指数增长而精度提升有限；间距过大时，则难以保证局部线性假设。1m 在二者间取得最佳平衡。

基于上述分析，将 10m 长的原始点云切为 10 个部分，具体如图 6 所示。

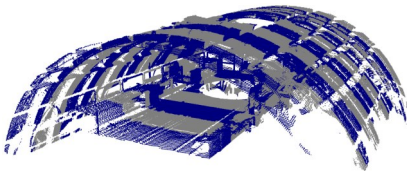


图 6 点云区域划分结果图

以其中一段典型切片为例，依据 1.2 节提出的改进 MLESAC 算法对该区域点云数据进行椭圆拟合处理。图 7 展示了算法拟合效果的可视化结果，其中蓝色散点表示原始隧道点云数据，红色实线为改进 MLESAC 算法拟合得到的椭圆曲线。通过对比可见，拟合椭圆能准确捕捉隧道断面的几何特征，有效规避了设备堆积噪点的干扰。表 1 详细列出了该切片的拟合参数，其中长短轴差异约 1.7%，表明隧道在该区段呈现轻微椭圆变形特征，与工程中收敛变形的实际情况相符。

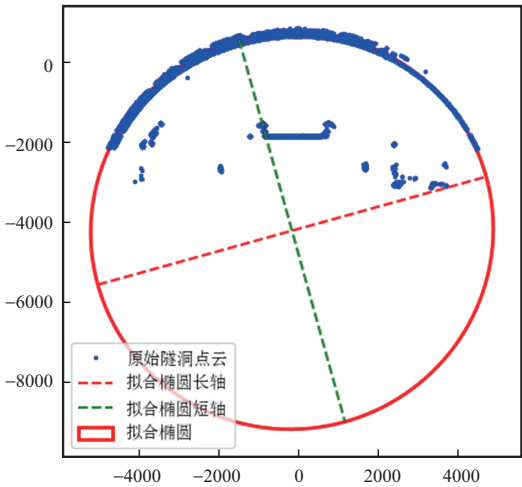


图 7 改进 MLESAC 算法拟合椭圆

表 1 拟合参数均值

参数名称	拟合值
椭圆半长轴 a/mm	5047
椭圆半短轴 b/mm	4959
椭圆中心投影坐标 $(x_0, y_0)/\text{mm}$	$(-155.89, -4223.71)$
偏转角度 $/^\circ$	12.7

基于点云切片的拟合参数值，依据 1.3 节所提出的去噪公式进行去噪，依次遍历各个切片直到整体隧道点云完成去噪处理，图 6 的去噪效果如图 8 所示。

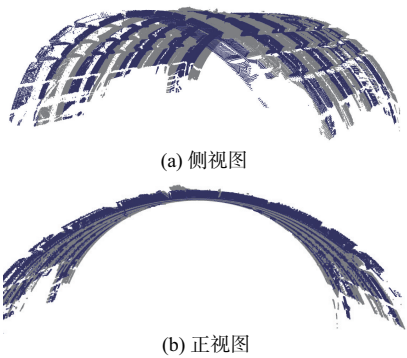


图 8 隧道点云去噪图

为验证本文算法的去噪精度和性能表现，选取最小二乘法、RANSAC、改进 MLESAC、DBSCAN 聚类算法以及区域生长算法作为对比方法。实验在统一环境下进行：计算机平台操作系

统为微软 Win 10, 采用的编程语言为 Python 3.6。同时, 利用 Python 的 time 模块精确记录各算法的运行时间。图 9 展示了各算法的拟合效果可视化对

比, 图 10 则详细呈现了运行时间和去噪精度的定量分析结果。该对比实验充分验证了本文所提算法在精度和效率方面的优势。

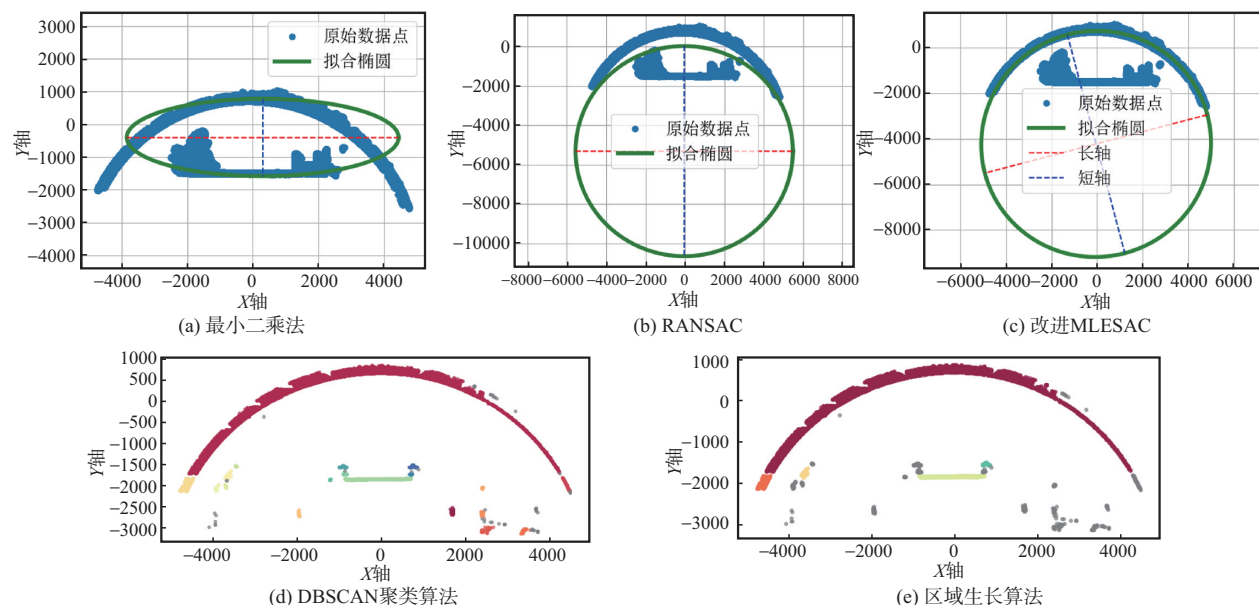


图 9 不同拟合算法效果对比

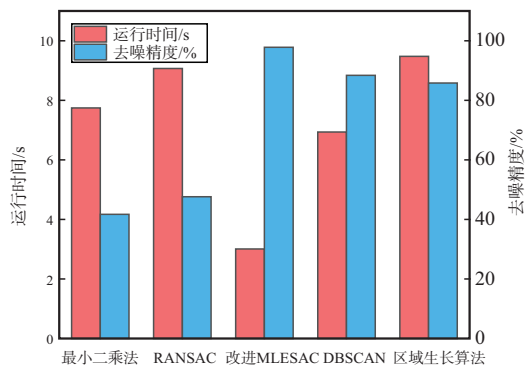


图 10 运行时间及精度对比

实验结果表明, 五种算法在运行效率和去噪精度方面表现出明显差异。传统的最小二乘法由于对噪声点缺乏鲁棒性, 导致拟合结果偏差较大; RANSAC 算法虽然通过随机采样提高了抗噪能力, 但其性能高度依赖人工设定的阈值参数。DBSCAN 和区域生长算法在精度上有所提升, 但前者需要预先确定邻域半径和最小点数, 后者则需设置生长阈值和搜索半径, 这些参数设置直接影响算法效果。相比之下, 改进的 MLESAC 算法具有显著优势: 首先, 其创新的相似模型评估机制无需人工指定关键参数, 实现了完全自适应的去噪处理; 其次, 在计算效率方面, 其运行时间仅为 RANSAC 的 1/3, 同时将去噪精度提升了 50% 以上。这些优势使得改进 MLESAC 算法特别适用于实际工程中的隧道点云处理任务。

3 结 语

本文提出的改进 MLESAC 算法针对类圆柱形隧道点云的去噪问题, 通过椭圆拟合与相似模型评估策略实现了高效去噪, 具体结论如下:

(1) 提出了一种基于投影中轴线的隧道点云区域划分方法, 能够在隧道方向不平行于坐标轴的情况下实现快速高效的区域划分。

(2) 结合类圆柱形隧道点云的特点, 对 MLESAC 算法的阈值选择方式和模型评估方式做出改进, 并依据各点云区域的投影进行椭圆拟合, 基于拟合椭圆参数实现去噪, 该方法在处理具有大量噪声的原始数据时有着较高的鲁棒性。

(3) 来自西部某掘进工程的数据表明, 本文所提方法在运行时间上远低于所对比的传统去噪算法, 同时去噪精度也有着大幅度的提升, 是一种高精度、高效率、高自动化的去噪方法, 可以为隧洞三维点云方向的研究提供支持。

考虑到当下的大多数隧道都呈现类椭圆形状, 因此本方法在实际工程中具有广泛适用性。然而, 对于不同特征结构的异形隧道 (如矩形、马蹄形), 本方法无法直接套用, 这是其局限性所在。但本文算法的改进思路——即通过构建相似模型间接评估数据点到拟合模型的距离, 而非直接计算复杂几何距离——具有普适性意义。这种思路能够显著简化计算工作量, 并为其他几何结构的点云处理提供新的方向。未来研究可结合特定几

何特征,进一步拓展本方法的框架,以适应更广泛的隧道类型。

参考文献:

- [1] 余苑航, 阎波. 我国超大城市地下空间开发现状及其发展趋势[J]. 地下空间与工程学报, 2021, 17(S1):1—7.
Yu Yuanhang, Yan Bo. Present situation and development trend of underground space in megacity in China[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2021, 17(Suppl1): 1—7.
- [2] 李喆, 江媛, 姜礼杰, 等. 我国隧道和地下工程施工技术与装备发展战略研究[J]. 隧道建设, 2021, 41(10):1717—1732.
Li Zhe, Jiang Yuan, Jiang Lijie. Research on development strategy of tunnel and underground construction technology and equipment in china[J]. Tunnel Construction, 2021, 41(10):1717—1732.
- [3] 黄哲, 王永才, 李德英. 3D目标检测方法研究综述[J]. 智能科学与技术学报, 2023, 5(01):7—31.
Huang Zhe, Wang Yongcai, Li Deying. A survey of 3D object detection algorithms[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2023, 5(1):7—31.
- [4] 秦静, 王伟滨, 邹启杰, 等. 基于激光雷达点云的3D目标检测方法综述[J]. 计算机科学, 2023, 50(S1):259—265.
Qin Jing, Wang Weibing, Zou Qijie, et al. Review of 3D target detection methods based on LiDAR point clouds[J]. Computer Science, 2023, 50(6A):259—265.
- [5] 肖俊, 石光田. 三维点云去噪技术[J]. 中国科学院大学学报, 2023, 40(05):577—595.
Xiao Jun, Shi Guangtian. Three-dimensional point cloud denoising[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2023, 40(5):577.
- [6] 贾朝阳, 陈岳坪, 苏宇. 基于距离阈值和密度区分改进的点云去噪算法[J]. 工具技术, 2024, 58(10):147—154.
Jia Zhaoyang, Chen Yueping, Su Yu. Point cloud denoising algorithm based on distance threshold and density distinction[J]. Tool Engineering, 2024, 58(10):147—154.
- [7] 连忠文, 任助理, 郝英豪, 等. 基于区域生长的非结构巷道点云去噪方法[J]. 工矿自动化, 2024, 50(03):48—55.
Zhongwen L, Zhuli REN, Yinghao HAO, et al. A point cloud denoising method for unstructured roadways based on regional growth[J]. Journal of Mine Automation, 2024, 50(3):48—55.
- [8] 周乐, 孙傲, 刘高翔, 等. 基于深度学习算法和三维点云的岩体结构面智能识别[J]. 工程勘察, 2024, 52(09):66—76.
Zhou Le, Sun Ao, Liu Gaoxiang, Intelligent identification of rock mass discontinuity based on deep learning algorithm and 3D point clouds[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2024, 52(09):66—76.
- [9] 郑理科, 王健, 李志远, 等. 一种局部最优邻域法向量估算的巷道点云去噪方法[J]. 测绘科学, 2023, 48(04):140—148+171.
Zheng Like, Wang Jian, Li Zhiyuan. A denoising method of roadway point cloud based on local optimal neighborhood normal vector estimation[J]. Sci Surv Mapp, 2023, 48(4):140—148.
- [10] 李先帅, 武斌. 基于椭圆拟合的隧道点云数据去噪方法[J]. 铁道科学与工程学报, 2021, 18(03):703—709.
Li Xishuai, Wu Bin. Denoising method of tunnel point cloud data based on ellipse fitting[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2021, 18(3):703—709.
- [11] 任助理, 袁瑞甫, 王李管, 等. 复杂地下巷道场景三维点云两阶段去噪方法[J]. 煤炭科学技术, 2025, 53(S1):327—337.
Ren Zhuli, Yuan Ruifu, Wang Liguang, et al. Two-stage denoising method for complex underground tunnel scene three-dimensional point clouds[J]. Coal Science and Technology, 2025, 53(S1):327—337.
- [12] 沈长表, 夏永华, 刘勇, 等. 基于点云空间扩展的盾构隧道整体去噪方法[J]. 测绘通报, 2024, (02):153—156.
Shen Changbiao, Xia Yonghua, Liu Yong, et al. Overall denoising method for shield tunnel based on point cloud spatial expansion[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024, 0(2):153—156.
- [13] 郑天洋, 马斌. 多尺度点云噪声的平滑去噪方法[J]. 应用激光, 2024, 44(12):148—157.
Zheng Tianyang, Ma Bin. Smooth denoising method for multi-scale point cloud noise[J]. Applied Laser, 2024, 44(12):148.
- [14] 傅思思, 刘闯, 王劲松, 等. 基于Transformer的超欠挖隧道干扰点云分割算法[J]. 光学技术, 2025, 51(03):316—322.
Fu Sisi, Liu Chuang, Wang Jinsong, et al. Transformer based interference point cloud segmentation algorithm for underexcavated tunnels[J]. Optical Technique, 2025, 51(3):316.
- [15] 吴志才, 魏冠军, 党空雁, 等. 基于改进双边滤波的轨道点云去噪算法[J]. 应用激光, 2024, 44(11):174—182.
Wu Zhicai, Wei Guanjuan, Dang Kongyan, et al. Orbital point cloud denoising algorithm based on improved bilateral filtering[J]. Applied Laser, 2024, 44(11):174.
- [16] 葛程鹏, 赵东, 王蕊, 等. 基于改进DBSCAN和距离共识评估的分段点云去噪方法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(08):1800—1809.
Ge Chengpeng, Zhao Dong, Wang Rui, et al. Section point cloud denoising method based on enhanced DBSCAN and distance consensus evaluation[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(8):1800—1809.
- [17] Bao Y, Wen, Y, Tang C. Three-dimensional point cloud denoising for tunnel data by combining intensity and geometry information[J]. Sustainability, 2024, 16:2077.
- [18] Zhao F. Point cloud denoising algorithm with geometric feature preserving[J]. Multimedia Systems, 2022, 28:1679—1687.
- [19] Song P, Jin F, Ji M, et al. Denoising algorithm for inclined tunnel point cloud data based on irregular contour features[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(9):095203.
- [20] Guo CL, Xia ZP, Li CC, et al. Point cloud denoising algorithm combined with improved radius filtering and local plane fitting[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(12):1215003.2023:1—11.
- [21] Zhou S, Liu X, Wang C, et al. Non-iterative denoising algorithm based on a dual threshold for a 3D point cloud[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 126:105921.