

点云降维投影方法及其在节理迹线快速提取中的应用

刘铁新¹, 刘智清¹, 张正虎², 李 想¹

(1. 大连海事大学 土木工程系, 辽宁 大连 116026;

2. 大连理工大学 海岸和近海工程国家重点实验室, 辽宁 大连 116024)

摘 要: 迹线是节理与岩体临空面相交形成的空间曲线, 其几何形态直接反映岩体的结构特征。因此, 快速准确地提取迹线信息具有重要的理论意义和工程价值。目前, 基于空间点云数据的迹线提取多基于曲率开展, 较少考虑点云的色彩信息, 加之空间点云数量庞大, 精度与效率均不理想。鉴于此, 提出了一种新的基于降维投影的迹线提取方法(a new trace line extraction method based on dimensionality reduction projection, 简称 NTDR)。该方法将三维点云保形投影到二维平面, 基于二维点云颜色信息进行高效边缘检测, 结合三维点云的曲率及距离等几何特征进行聚类连线, 实现了节理迹线的自动提取。研究表明: (1) 相比于人工提取方法, NTDR 处理大规模点云数据的时间节省了约 91.07%, 大幅提升了提取效率; (2) NTDR 提取的迹线与人工提取相比, 重合率达 90.42%, 且局部细节更多, 在效果、精度上具有优越性; (3) NTDR 在 20% 的噪点干扰下能保持 80% 以上的识别正确率, 受噪点影响小; (4) 相比于同类自动化迹线提取方法, NTDR 在提取效果上有优势, 更符合岩体实际的迹线分布情况。该方法可提升地质灾害预测效率, 为隧道支护设计及工程安全评估提供数据支撑。

关 键 词: 三维点云; 特征检测; 迹线提取; 降维投影

中图分类号: TU 457

文献标识码: A

文章编号: 1000-7598 (2026) 02-691-12

Point cloud dimension reduction projection method and its application to rapid extraction of joint traces

LIU Tie-xin¹, LIU Zhi-qing¹, ZHANG Zheng-hu², LI Xiang¹

(1. Department of Civil Engineering, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China;

2. State Key Laboratory of the Coastal and Offshore Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China)

Abstract: A trace is a spatial curve formed by the intersection between rock joints and the rock-mass free surface. Its geometry directly reflects the rock-mass structural characteristics. Therefore, the rapid and accurate extraction of trace information is of both theoretical and practical engineering significance. Current trace-extraction methods for spatial point clouds rely primarily on curvature, and rarely incorporate point-cloud color information. Moreover, current trace-extraction methods for spatial point clouds rely primarily on curvature, and rarely incorporate point-cloud color information. To address these limitations, we propose a new trace line extraction method based on dimensionality reduction projection (NTDR). NTDR conformally projects 3D point clouds onto a 2D plane and performs efficient edge detection using the color information in the projected data. It then clusters and connects candidate points by integrating 3D geometric features (e.g., curvature and point-to-point distance), enabling automatic extraction of joint traces. Experimental results show that, for large-scale point clouds, NTDR reduces processing time by 91.07% relative to manual extraction, substantially improving efficiency. The traces extracted by NTDR achieve a 90.42% overlap with manually extracted traces and preserve more local details, indicating improved accuracy and overall performance. NTDR maintains an identification accuracy above 80% with 20% noisy points, indicating robustness to noise. Compared with similar automated methods, NTDR yields better extraction results and more closely matches the observed trace distribution in the rock mass. NTDR can improve the efficiency of geohazard prediction and provide data to support tunnel-support design and engineering safety assessment.

Keywords: 3D point clouds; feature detection; trace extraction; dimensionality reduction projection

收稿日期: 2025-02-27

录用日期: 2025-06-18

基金项目: 深地国家科技重大专项 (No. 2024ZD1000400)。

This work was supported by the National Science and Technology Major Project on Deep Earth (2024ZD1000400).

第一作者简介: 刘铁新, 男, 1988 年生, 博士, 讲师, 主要从事岩体稳定性方面的研究。E-mail: txliu@dlmu.edu.cn

1 引言

岩体结构控制着岩体力学、水力学特性^[1]。节理在岩体内部相互切割形成岩体结构。节理与岩体临空面相交形成的空间曲线即为迹线。由于岩石材料的遮光特性,节理的几何形态信息往往只能通过迹线信息进行推断。因此,快速准确地提取迹线信息对岩体稳定性分析具有重要的工程价值和理论意义^[2]。

传统的节理信息采集主要依赖人工测量,工作量巨大且精度有限^[3]。近年来,随着遥感测量技术的发展,学者们基于激光扫描或数字摄影测量形成的三维点云数据开展了大量的迹线信息提取方法研究^[4]。Reid 等^[5]从二维摄影图像着手,灰度化处理图像后将迹线以沟渠像素的形式表现。Lemy 等^[6]分别利用边缘检测算法和 3 种线检测算法对不同类型的岩体图像进行了特征识别工作。宋珺敏^[7]采用像素骨架的提取法从二维图像中分离迹线,在配准后的点云中映射,实现了迹线特征的提取。詹伟等^[8]将主要裂隙与次要裂隙区域分开处理后分别对二者进行边缘检测,再根据距离、角度原则分别对两张图片中的分段线进行迭代连接得到完整迹线。

然而,单纯依据二维图像进行迹线提取,难以将得到的二维迹线与岩体的三维空间特征一一对应。近年来,基于三维点云数据,学者们开展了迹线提取的研究,Umili 等^[9]根据三维模型的主曲率值自动提取出不连续迹线;Li 等^[10]基于岩体三维表面模型,利用法向量投票理论检测特征点实现了迹线的提取;Guo 等^[11]基于一维截断傅里叶级数检测迹线点,细化后通过特征参数加权线增长算法实现迹线的检测;此外 Guo 等^[12]还从光影变化的角度出发,结合亮度信息成功实现了迹线的自动提取。

与二维方法相比,三维点云可以精准反映岩体几何形态,为迹线提取提供了新的数据支撑^[13-15]。但现有三维方法多基于曲率或者几何特征来实现迹线提取,往往存在难以检测出相邻节理过渡平滑的迹线、对噪点敏感性高等问题。加之三维点云本身数据量巨大,迹线提取效率较低。因此,如何快速高效、准确地从三维点云提取节理迹线,仍然是一个重要问题^[16-17]。

为解决上述问题,本文提出了一种新的基于降维投影的迹线提取方法(a new trace line extraction method based on dimensionality reduction projection,简称 NTDR)。该方法首先将三维点云保形投影到

二维平面,然后基于二维点云颜色信息进行高效边缘检测,最后结合三维点云的曲率及距离等几何特征进行聚类连线,实现了节理迹线的高效自动提取。

2 点云降维投影与迹线提取

NTDR 主要分为降维投影、图像处理以及聚类连线三部分。流程如图 1 所示。

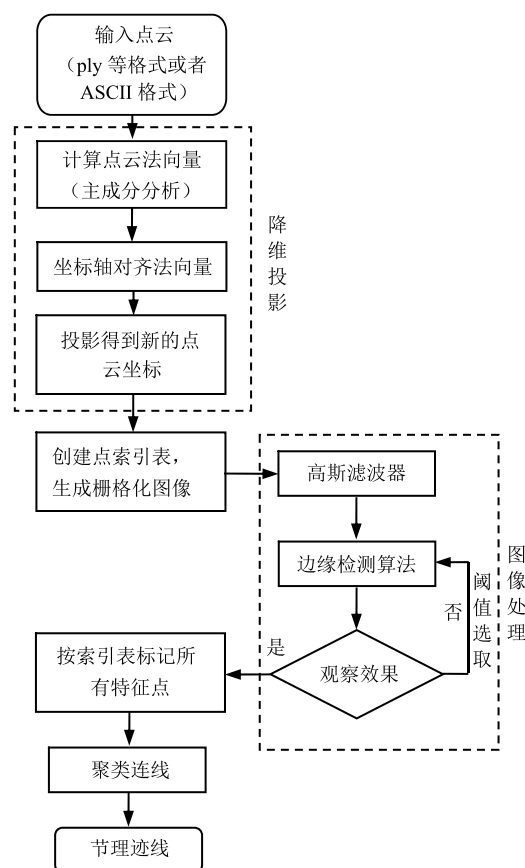


图 1 节理迹线提取流程图

Fig.1 Flow chart of structural plane trace extraction

2.1 降维投影

为保证降维投影的效果和质量,需要尽可能多地保留原始点云的细节。NTDR 首先对整个点云的外法向量进行计算,然后将该外法向量作为二维投影面的法向量进行投影,最后为了保证识别率再进行投影点云的尺度调整。经过二维投影降维后的数据,可直接应用成熟的图像边缘检测算法,且 NTDR 的降维投影方法是一种线性降维方法,避免了计算量大及生成非结构化数据等问题。降维过程如下:

步骤 1: 整个点云记为 V , 点云质点记为 v_c , 点云中各点记为 $v_i = (x_i, y_i, z_i), i \in (1, 2, \dots, n)$, 点云质点 v_c 可由下式计算:

$$v_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i \quad (1)$$

式中： n 为点的数量。

步骤 2：调整点云位置，使 v_c 处于原点，计算点云的协方差矩阵 C_p （式（2））并对其进行奇异值分解^[18]，得到特征值 $\lambda_i (i=0, 1, 2)$ ， $\lambda_2 \geq \lambda_1 \geq \lambda_0$ 。特征值 λ_2 、 λ_1 、 λ_0 对应的特征向量为 n_2 、 n_1 、 n_0 ，即得到 NTDR 需要的最佳投影面对应的法向量。法向量应当都为正值，若为负值则取其相反数作为此点云降维投影的法向量信息。

$$C_p = \sum_{i=1}^n (v_i - v_c)(v_i - v_c)^T \quad (2)$$

步骤 3：在得到最佳投影平面的法向量方向后，旋转原三维点云，使其最大法向量调整至目标坐标系的某一轴（一般选为直角坐标系的 Z 轴）。构造两个 2×3 的点集矩阵：

$$\left. \begin{aligned} M_1 &= \begin{bmatrix} x_{v_c} & y_{v_c} & z_{v_c} \\ x_{v_c} + \lambda_0 & y_{v_c} + \lambda_1 & z_{v_c} + \lambda_2 \end{bmatrix} \\ M_2 &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中： x_{v_c} 、 y_{v_c} 、 z_{v_c} 为点云质点坐标在 3 个方向的坐标均值。

矩阵 M_1 为点云原位参数矩阵，其保存了点云最初坐标信息；矩阵 M_2 为对齐控制点矩阵。对这两个矩阵去中心化处理，计算每一个矩阵的列平均值，如在矩阵 M_1 中，我们得到的平均值矩阵为

$$\left[\frac{x_{v_c} + (x_{v_c} + \lambda_0)}{2} \quad \frac{y_{v_c} + (y_{v_c} + \lambda_1)}{2} \quad \frac{z_{v_c} + (z_{v_c} + \lambda_2)}{2} \right], \text{ 对于}$$

矩阵 M_1 的每一行都减去对应的列平均值，完成去中心化。去中心化后的两个矩阵在步骤 5 中会被用到。

步骤 4：确定缩放因子 s 。分别计算去中心化后的两矩阵的均方根距离 L ：

$$L = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k v_i - v'^2} \quad (4)$$

式中： v_i 为矩阵中的第 i 行； v' 为矩阵的列平均值； k 为矩阵行数。

矩阵 M_1 即原坐标下得到的均方根距离记为 L_{from} ，矩阵 M_2 即对齐后控制点得到的均方根距离记为 L_{to} ，则缩放因子 $L = L_{\text{from}} / L_{\text{to}}$ 。

步骤 5：使用奇异值分解确定旋转矩阵 R 。步骤 3 中得到去中心化后的两个矩阵，分别使用这两

个矩阵构建协方差矩阵，对两个协方差矩阵进行奇异值分解(singular value decomposition, 简称 SVD)，分解结果会得到两个正交矩阵 U 和 V ，则旋转矩阵 $R' = V \times U^T$ 。考虑缩放因子 s ，最终的旋转矩阵 $R = R' \times s$ 。

步骤 6：构造变换矩阵 T 。将矩阵 M_1 和矩阵 M_2 的平均值相减，可以得到一个 1×3 的矩阵 A ，将其按照矩阵 M_3 的格式进行拼接，即可构造得到实现降维的变换矩阵 T 。

$$M_3 = \begin{bmatrix} R & A \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

步骤 7：得到变换矩阵 T 后，计算点到“相机”光轴（直线）的距离。根据距离和焦距（lens）缩放坐标，生成正交投影，即可得到每一个三维点在该最佳角度下的对应二维点。在此过程中，将三维点云的颜色信息（red-green-blue color value, 简称 RGB）与空间坐标同步映射至二维平面，形成具有颜色及空间位置属性的平面二维散点集。

本文提出的降维投影方法得到的二维散点可视为三维点云在点云主方向上的线性展开，其保留了原始点云的全局分布特性，确保投影平面能够覆盖点云的几何特征以及能正确处理投影过程中点与点的遮挡问题，同时同步映射点云的颜色信息（RGB）与空间坐标，使得后续处理的每一个二维点都能在三维点云中找到与之对应的点，便于后续的处理。降维投影方法示意图如图 2 所示。

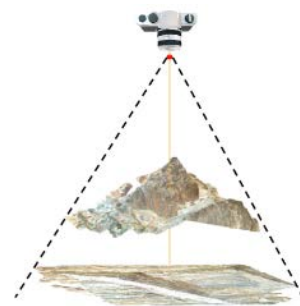


图2 模拟投影示意图

Fig.2 Analog projection schematic

2.2 图像栅格化

得到二维散点后，本文采用了一种栅格化算法，将投影后的点云数据映射到规则的二维图像矩阵中。该方法根据投影后点云在 x 、 y 方向的坐标范围（即 $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 、 $y_{\min}$ 、 $y_{\max}$ ）以及投影后散点内部间距，生成一组栅格（栅格长宽比例与 x 、 y 两个

方向的长度匹配)。栅格整体大小按下式计算:

$$x \text{ 方向: } L_x = |x_{\max} - x_{\min}| \quad (6)$$

$$y \text{ 方向: } L_y = |y_{\max} - y_{\min}| \quad (7)$$

式中: L_x 、 L_y 分别为栅格在 x 方向和 y 方向的长度。

单位栅格长度根据投影后散点内部间距和计算机算力情况设置, 建议取值为投影后散点内部间距。增大单位栅格长度, 后期计算量减小, 但识别精度降低; 减小此值, 后期计算量增大, 但识别精度也可相应提高。得到栅格后按照各点的坐标, 将散点放在对应位置的栅格中, 通过构造栅格位置与点云坐标的映射关系, 将点的颜色和属性与栅格位置对应起来, 最终生成具有原始点云颜色和空间分布特征的二维点云像素图像, 如图 3 所示, 该图左侧表示不同颜色的散点根据坐标放置于不同的栅格中, 右侧为栅格化生成的像素图像。

一个栅格往往对应着多个点, 每个栅格的像素颜色值为该栅格内所有点 RGB 值的均值。通过颜色均值化处理, 可有效抑制局部噪声, 同时保留不同颜色区域间的边界特征 (如节理与岩体表面的颜色差异), 为边缘检测提供颜色梯度信息。

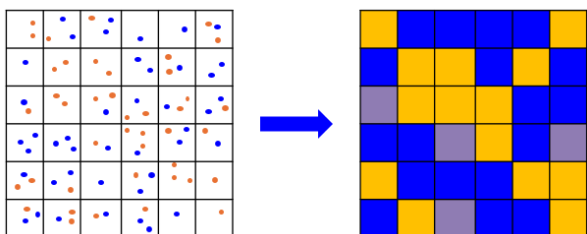


图 3 散点数据生成栅格化图像示意图

Fig.3 Schematic diagram for generating rasterized images from scattered data

2.3 基于高斯滤波的边缘检测算法

边缘检测是 NTDR 的关键步骤, 检测算子对结果有直接影响。目前常见的边缘检测算子有 Sobel 算子、Roberts 算子、Prewitt 算子和 Canny 算子^[19-20]等。其中, Canny 算子通过两个阈值分别检测强边缘和弱边缘; 当且仅当弱边缘与强边缘连接时, 弱边缘才被输出。Canny 算子不容易受噪声的干扰, 能够在噪声和边缘间取得较好的平衡, 能够检测到真正的弱边缘。对比其他算子, Canny 算子更适合用来提取迹线特征边缘^[21-22]。因此, 本文基于 Canny 算子进行边缘检测, 同时选取 Sobel 算子作为计算图像梯度的工具。

首先, 对图像进行预处理。为提高边缘提取准确度, 提前弱化噪声对提取边缘的影响, 选用二维高斯函数进行处理。高斯滤波核中心部分加权较高, 边缘部分加权较低, 该方法可以很好地保留边缘细节, 同时又能平滑噪声。本文高斯滤波器采用的二维高斯函数 $G(x, y)$ 形式如下:

$$G(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

$$I = G \times I_m \quad (9)$$

式中: σ 为高斯函数的标准差; I 为最后得到的图像矩阵; I_m 为原始图像矩阵 (均为灰度二值图像形式, 通过 MATLAB 的 `rgb2gray` 函数获得)。

通过测试, 发现地质图像噪声的最主要类型为随机噪声和由于光照等原因产生的颜色噪声。因此, 本文选择标准差 $\sigma = 2$, 核尺寸大小为 13×13 。此时, 滤波器效果较好, 既尽可能滤除噪声, 又不会使图片过滤后过于模糊; 比较大的核尺寸也可确保边缘像素的有效处理。

按照式 (9) 对原始图像进行卷积计算 (对于边界像素的卷积, 采取对称填充防止卷积错误), 再计算图像的梯度, 以确定每个像素点的边缘强度和方向。本文通过在水平方向和垂直方向上应用 Sobel 滤波器完成。Sobel 滤波器通过在两个方向上分别进行卷积操作来计算梯度。水平方向梯度 G_x 和垂直方向梯度 G_y 的计算如下:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * I \quad (10)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * I \quad (11)$$

式中: $*$ 符号表示卷积运算, 本文卷积计算基于 MATLAB 内 `conv` 函数实现; 系数矩阵来源于经验性结论^[23]。

梯度幅值 G 和方向 θ 的计算式分别为

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (12)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (13)$$

此后, 进行非极大值抑制和双阈值检测。非极大值抑制的目的是细化边缘, 只保留局部最大值,

即保留梯度幅值在边缘方向上为局部极大值的点。具体步骤如下:

步骤 1: 对每个像素, 将梯度方向 θ 离散化为 0° 、 45° 、 90° 、 135° 共 4 个梯度方向。

步骤 2: 比较当前像素的梯度值与在梯度方向上相邻的两个像素的梯度值。

步骤 3: 如果当前像素的梯度幅值 G 不是这 3 个像素中最大的, 则将其梯度幅值 G 插值为 0, 否则保留原值。

双阈值检测的目的是将边缘分为强边缘和弱边缘。此处设置两个阈值: 高阈值 T_{high} 和低阈值 T_{low} 。对每个像素按照如下规则分类:

(1) 梯度幅值 $G > T_{\text{high}}$ 的像素为强边缘

(2) 梯度幅值 G 在 T_{high} 和 T_{low} 之间的像素为弱边缘。

(3) 梯度幅值 $G < T_{\text{low}}$ 的像素被抑制, 梯度幅值 G 设为 0。

最后进行边缘连接, 对每个弱边缘像素, 检查其邻域是否有强边缘像素。如果有, 则保留该弱边缘像素, 将其标记为边缘; 如果没有, 则抑制该弱边缘像素, 将其设为 0。

边缘标记完后进行边缘连接, 对检测到的边缘进行连通性分析, 最终提取出清晰的边缘信息。

2.4 特征点聚类连线

NTDR 采用基于密度的聚类算法 (density-based spatial clustering of applications with noise, 简称 DBSCAN) 进行聚类连线。当点云数据比较大时, 可先进行降采样处理, 提高处理效率。记已经得到的所有潜在的迹线点点集为 Q 。为了更好地选择特征点、平滑连接迹线, NTDR 对 Q 内的点进行曲率加权计算, 某一点的高曲率邻点在计算此点新位置时会赋予更大的权重。

最小特征值与总特征值之和的比值可用来度量曲率的大小, 比值越小曲率越大, 因此本文按下式定义曲率:

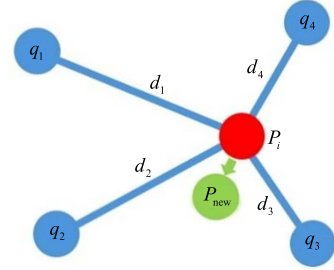
$$s = \frac{\lambda'_{\min}}{\lambda'_0 + \lambda'_1 + \lambda'_2} \times 100\% \quad (14)$$

式中: λ'_2 、 λ'_1 、 λ'_0 为某点局部领域求解协方差矩阵得到的 3 个特征值; $\lambda'_{\min}$ 为最小的特征值。

NTDR 加权平均方法采用两种权重, 一种是曲率的平方, 另一种是点与某一半径内邻点的距离差, 按图 4 所示调整点的位置, 加权公式为

$$\left. \begin{aligned} P_{\text{new}} &= P_i + \frac{\sum [C_k (q_k P_i)]}{\sum C_k} \\ C_k &= s_k^2, k = 0, 1, 2 \dots n \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中: P_{new} 为加权后的新位置; P_i 为原来的位置; C_k 为某一邻点 k 的曲率权重; q_k 为某一邻点 k 的位置; s_k 为点 k 的曲率。



注: q_i 为待调整点, P_i 为邻点, P_{new} 点为调整后的位置。

图 4 加权调整点的位置

Fig.4 Position of the weighted adjustment point

DBSCAN 主要步骤如下:

步骤 1: 对于每个点, 计算其到最近邻点的距离, 取所有点该值的平均数作为特征尺度 e 。

步骤 2: 设置 DBSCAN 算法参数。设置搜索半径 ε 、连线角度和聚类最小点数, ε 是特征尺度 e 的倍数, 倍数和最小点数根据实际特征点集的情况来设置。

步骤 3: 精细聚类。设置更小的搜索半径以及调整角度阈值, 分离出密度相连的点群。

步骤 4: 将聚类结果连接成初始线段, 并进行线段处理。NTDR 采用双向扩展的方式连接线段。利用聚类结果中的局部密度、点之间的距离以及邻域信息, 确定起始点和领域点。如果搜索半径 ε 内点的数量大于设定的最小点数, 那么就将该点作为一条线段的起始点。从起始点开始, 逐步向一个方向扩展, 对于每个点, 检查其未访问的邻域点并计算邻域点与当前方向的角度和距离, 选择最符合条件 (角度和距离阈值) 的点作为下一个点。在一条线段连接完成之后返回起始点, 向相反方向重复上述过程, 最终得到完整的线, 如图 5 所示, 图中圆的大小代表领域点的数量, 点越大领域点越多。

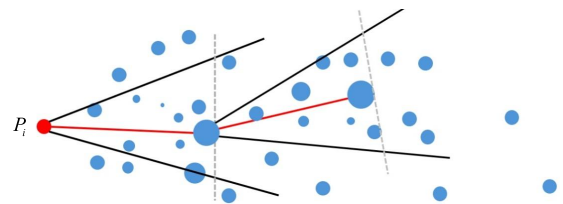


图 5 根据角度、距离阈值以及聚类结果连线

Fig.5 Connect the lines according to the angle, distance thresholds and clustering results

3 理论模型验证

为验证 NTDR 算法在不同几何特征点云中的适用性,建立两组人工生成的带有理论解的点云模型,通过量化重合率与人工对比来评估 NTDR 可用性。

案例 A: 一个半球状点云,包括 500 000 个点, x 、 y 坐标范围为 $-2 \sim 2$, z 坐标范围为 $0 \sim 2$, 创建一个交叉间距为 0.3 的隔离带将点云分为 24 小片半球状点云。案例 B: 一个各面颜色不同的四面体点云,包括 80 000 个点,每个面均匀分布着 20 000 个点,各个面分布的点颜色不同。案例 A 可以验证 NTDR 对于内部过渡平滑点云的检测效果,案例 B 可验证对于棱角分明的空间几何体的检测效果。案例 A 和案例 B 如图 6 所示。

将 NTDR 检测特征点集与理论特征点集对比,根据重合情况判断算法准确性。当两点欧氏距离 $d < 0.01$ 即判定检测点与理论点重合,欧式距离计算公式为

$$d(p, q) = \sqrt{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2 + (z_p - z_q)^2} \quad (16)$$

式中: p 和 q 分别为检测点云和理论点云中两个距离最近的点; x_p 、 y_p 、 z_p 和 x_q 、 y_q 、 z_q 分别为点 p 和 q 的 3 个坐标。

案例 A 和案例 B 所指的重合率皆是基于此公式获得。

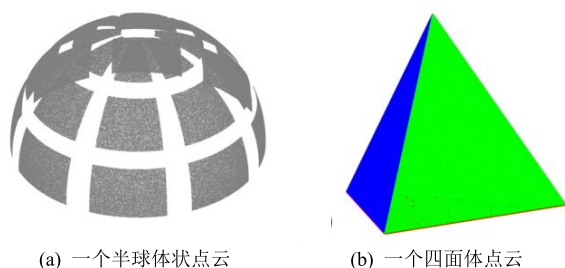


图 6 验证所用模型点云

Fig.6 Model point clouds used for verification

3.1 案例 A: 半球体状点云的边缘提取

对于案例 A 点云,投影角度和提取的边缘结果如图 7 所示。对于案例 A 这类半球状点云,最佳投影角度为垂直俯视或者仰视球体顶点的角度,从图 7 可以看出,NTDR 的降维投影选择的投影角度确为最佳投影角度。将检测到的边缘点连接起来,如图 8 中边缘线所示,放大观察后,发现检测到的边缘符合对应角度案例 A 的每一小“片”实际的边界分布情况,初步表明对于案例 A 这类点与点之间曲率过

渡较平滑,且内外均存在边缘的点云来说,NTDR 能够取得不错的效果。



图 7 案例 A 处理的情况

Fig.7 Processing of case A

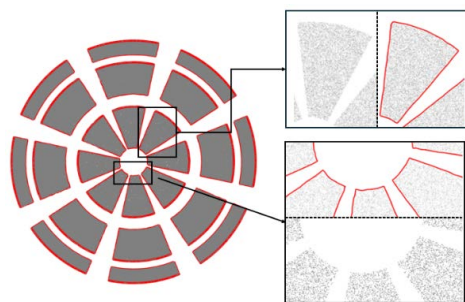


图 8 案例 A 提取的边缘及其细节

Fig.8 Edges extracted in case A and their details

为进一步验证对于案例 A 的效果,人工均匀标记一部分模型边缘点和全部的 96 个角点(即案例 A 半球点云每一“片”的 4 个角),对比 NTDR 提取值与模型上标记点的重合情况。NTDR 检测结果在边缘点上的重合率达 99.89%,而在角点的重合率为 100%,因此认为 NTDR 对理论模型 A 的检测取得理想效果。详细结果如图 9 和表 1 所示。图 9 中深色点为检测到的边缘特征点(包括角点和边缘点)。

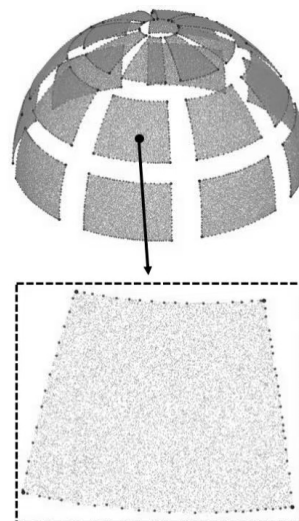


图 9 案例 A 边缘点及角点

Fig.9 Edge points and corner points of case A

表 1 案例 A 中 NTDR 提取点与案例标记点的对比
Table 1 Comparison of extracted points (NTDR) and marked points for case A

标记点	点数	重合点数	点重合率 / %
本法提取边缘点	3 658	1 848	99.89
标记边缘点	1 850	—	—
本法提取角点	96	96	100.00
标记角点	96	—	—

3.2 案例 B：四面体点云的棱提取

对案例 B 进行棱提取，对于四面体来说，共有 6 条棱，由于四面体是一个空间几何体，对于一个空间体，两个相反的角度能够较完整地观察到点云的全部特征。NTDR 选择投影角度 1 以及相反方向的投影角度 2 作为案例 B 的两个投影角度（见图 10）。

NTDR 在两个投影平面各自的检测结果和检测出的棱线见图 11。为量化评估 NTDR 对案例 B 棱线的检测精度，人工标注四面体 6 条棱线上的 60 000 个点作为理论结果（每条棱线均匀标记 10 000 个点）将 NTDR 提取的棱线上的点与理论结果进行对比，

发现检测到的所有棱上的点均包含在理论棱线点集内，重合点率达 99.86%。同时未检测的棱线点全部出现在两个投影平面边缘曲率突变区域，其本身存在点与点的距离较近、密度较大的问题，存在干扰。因此，NTDR 对案例 B 中点云棱线的提取效果可认为较好。具体情况见表 2 以及图 12、13。

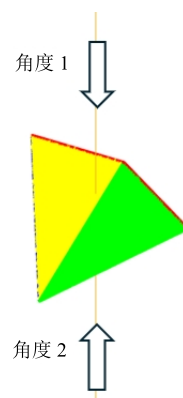


图 10 从两个相反的角度进行投影
Fig.10 Projection from two opposite angles

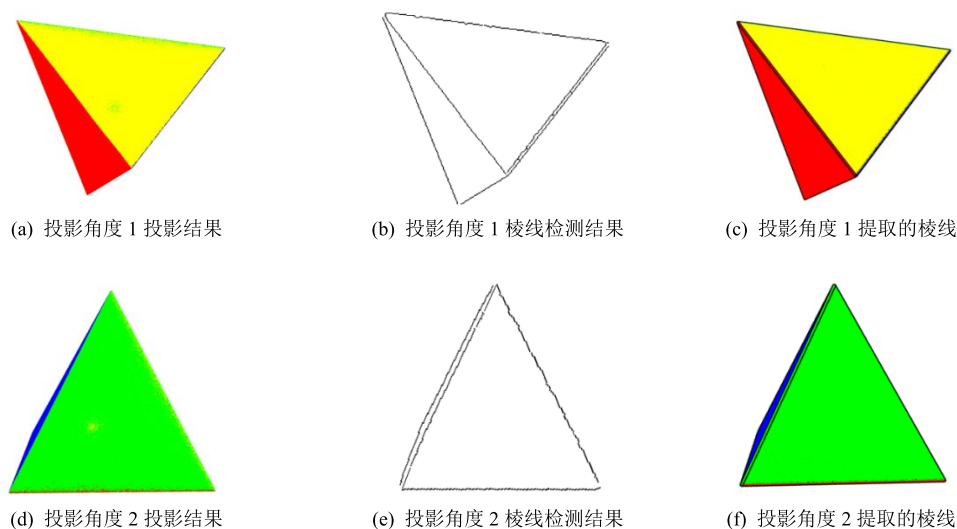


图 11 NTDR 在案例 B 两个投影平面的检测结果
Fig.11 Detection results of NTDR on the two projection planes of case B

表 2 本文方法提取棱线点与理论棱线点的重合关系
Table 2 Coincidence relationship between ridge line points extracted using this method and theoretical ridge line points

标记点	数量	与案例 B 标记 边缘点重合 点数	与原边缘点 重合率 / %
理论棱线点	60 000	—	—
提取棱线点	16 531	16 508	99.86

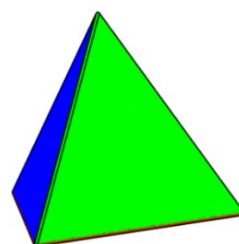


图 12 案例 B 提取棱线结果
Fig.12 Results of extracting ridge lines in case B

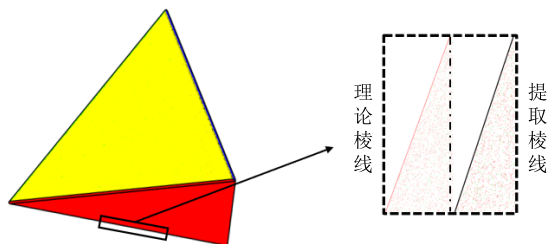


图 13 案例 B 局部放大效果
Fig.13 Local amplification effect of case B

4 工程案例研究

4.1 NTDR 检测效果验证

工程案例 C 为加拿大安大略 15 号省道的某岩体露头。Lato 等^[24]使用 Leica HDS6000 通过摄像测量技术获取的点云数据，点云中共计 2 165 613 个点。比对 NTDR 自动提取出的迹线点和使用 Cloud-

compare 半自动提取的迹线点的重合情况进行精度验证。Cloudcompare 是一款开源的点云处理软件，其内置了很多插件，其中 Compass 插件^[25]可以根据用户选定的起止点和中间点，考虑曲率、明暗程度等多种因素半自动提取迹线的中间点，常用来进行迹线提取。

NTDR 与 Cloudcompare 对案例 C 分别的迹线检测结果如图 14 所示。

考虑坐标变化过程中的损失，当点与点的欧氏距离差值在 0.01 以内时，本文认为两点重合，结果见表 3。Compass 共提取出 6 285 个迹线点（选择基于曲率方法），90.42%的点包含在 NTDR 提取的迹线点集中。观察图 15，NTDR 检测到的迹线特征更多。选取 5 处典型区域进行对比，相较于 Compass，NTDR 识取到的有效迹线更多也更完整，且在保证检测效果的同时，不会提取冗余数据。

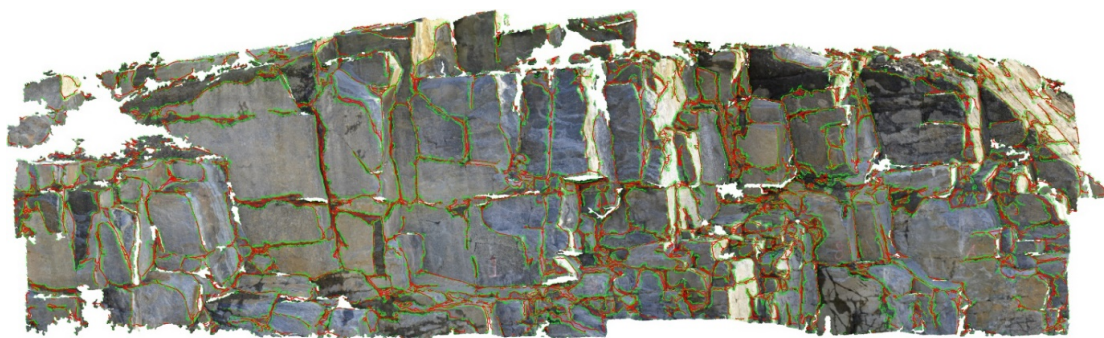


图 14 案例 C 最终得到的迹线以及迹线点^[15]（红色为迹线，绿色为迹线点）
Fig.14 The final obtained traces and trace points in case C
(the traces are represented in red and the trace points are shown in green)

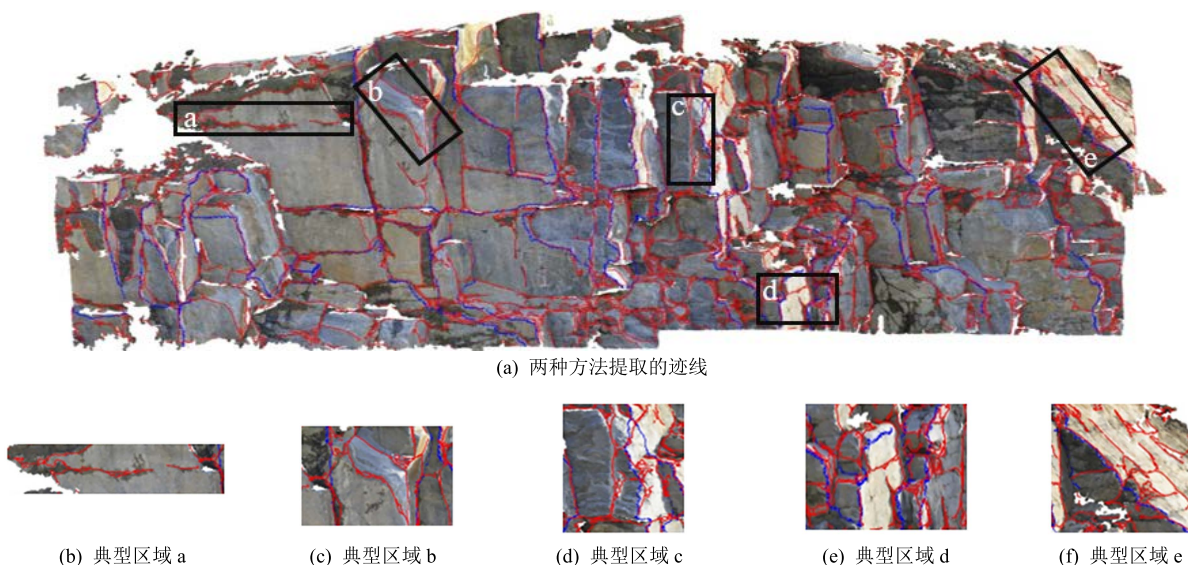


图 15 本文方法提取的迹线（红）与人工提取的迹线（蓝）以及 5 处典型区域中两种方法的对比
Fig.15 The trace lines extracted using present method (in red), the trace lines extracted manually (in blue), and the comparison of the two methods in five typical regions

统计两种方法的用时, NTDR 用时 2 min 37 s 而 Compass (基于曲率方法) 半自动提取方法用时 27 min 26 s, 速度加快了 91.07%, 在效率上, NTDR 具有明显的优越性。具体见表 3。

表 3 案例 C 的研究
Table 3 Research on case C

方法	提取到的迹线点数	用时	重和点数	重合率 / %
Compass 插件半自动提取	6 285	27 min 26 s	5 683	90.42
本文方法	49 639	2 min 37 s	5 683	90.42

4.2 抗噪性能验证

本节对 NTDR 进行抗噪性能验证, 添加总点数

2.5%、5%、10%、20%、30%、40% 的噪点进入原始点云, 如图 16 所示。与无噪点提取到的迹线点进行对比, 观察正确率。

由表 4 可知, 在噪点 20% 以下时, 与无噪点情况相比, NTDR 检测到的迹线点能保持 80% 以上的正确率, 而当噪点超过 30% 时, 检测正确率明显下降, 此时 NTDR 的检测结果已不具备可用性。因此, 本文提出的 NTDR 在最多 20% 噪点的影响下, 仍然能保持较高的正确率, 体现了 NTDR 迹线识别效果在中低噪点情况下检测正确率比较稳定, 而 Compass 基于曲率的半自动迹线提取方法, 在添加噪点后, 点云内部曲率变化比较大, 已经无法捕捉迹线特征。因此, NTDR 对中低噪声具有较高的鲁棒性, 可以认为具备比较好的抗噪性。

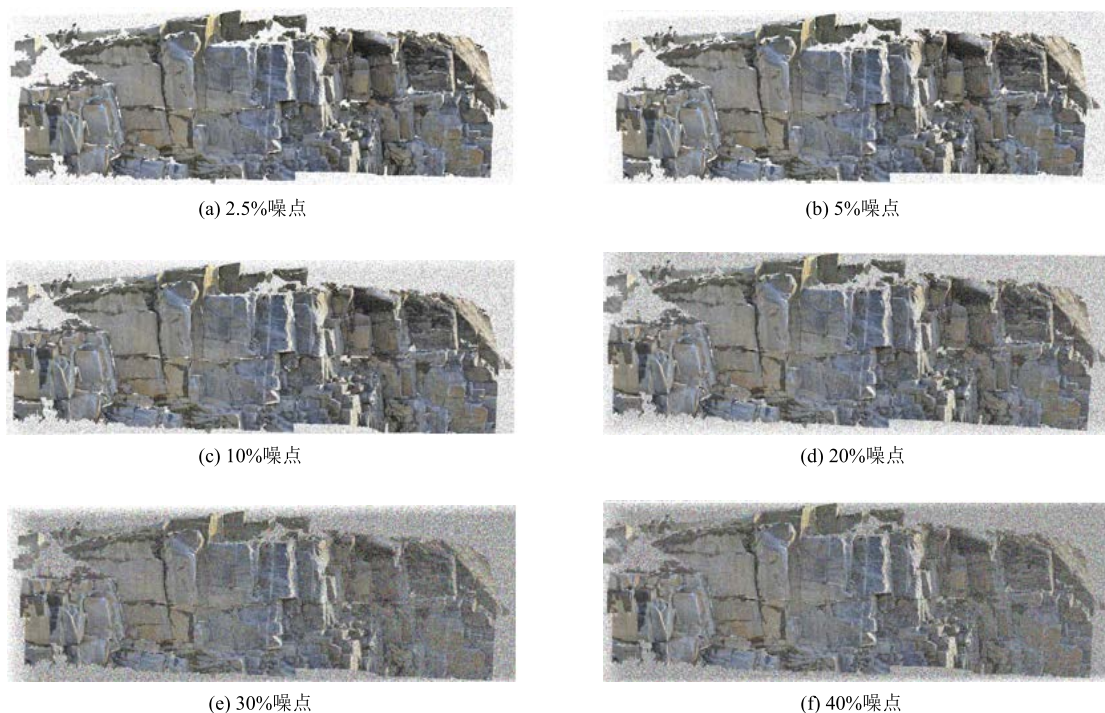


图 16 添加噪点后的点云示意图

Fig.16 Schematic diagram of point cloud after adding noise points

表 4 NTDR 在不同比例噪点提取迹线点的正确率
Table 4 Accuracy rate of the NTDR in extracting trace points with different proportions of noise points

噪点比例 / %	NTDR 检测点数	识别正确率 / % (以无噪情况作为参考)
无噪点	49 649	—
2.5	48 779	98.25
5.0	47 727	96.13
10.0	45 951	92.55
20.0	39 895	80.35
30.0	32 922	66.31
40.0	26 739	53.86

4.3 算法对比

为验证 NTDR 提取效果是否在同类型自动化算法中具备优势, 将同类算法的提取效果进行了对比。选取近几年提出的一种同样以三维点云作为目标的自动化迹线提取方法作为对比^[12], 其方法已应用于本文的案例 C 点云。

图 17 为两种方法的对比情况。图 17(a)是 NTDR 检测迹线结果, 图 17(c)是其他自动化算法的迹线检测结果, 观察两图发现, NTDR 相比同类自动化算

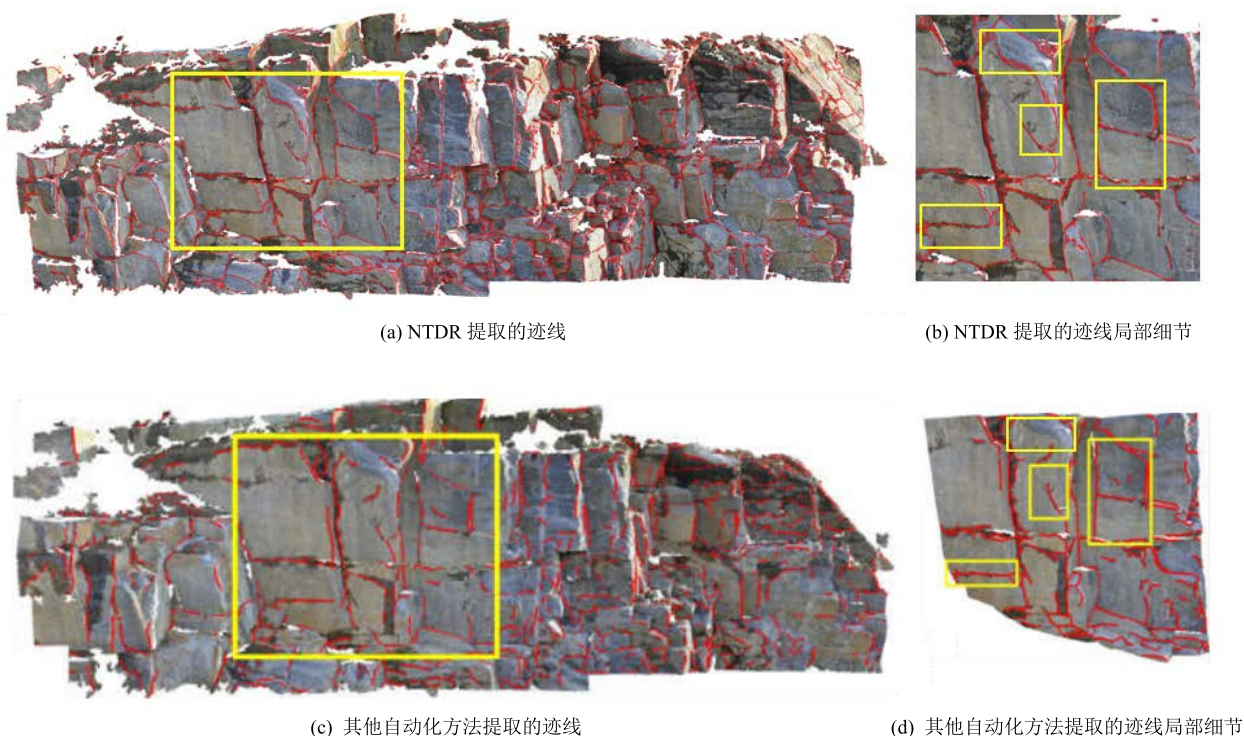


图 17 NTDR 同其他自动化算法的效果对比^[10]
Fig.17 Effect comparison of NTDR and other automated algorithms^[10]

法, 捕捉到的迹线特征更全面。分别放大两图局部区域, 如图 17(b)、17(d)所示, 在此典型区域, 发现图 17(b)检测到的迹线在数量和平滑程度都比图 17(d)要好, 同时由于 NTDR 对噪声进行了处理, 在图 17(b)中因岩体本身颜色变化被检测到的“伪”迹线也更少。因此, NTDR 对比同类型自动化算法也有效果上的优势。

5 结 论

本文提出了一种点云降维投影方法, 在实现了三维到二维的线性保形映射后, 基于颜色信息利用二维图像的边缘检测算法得到岩体迹线点集, 考虑三维点云的曲率和距离等几何特征, 聚类迹线得到岩体节理迹线, 实现了快速提取岩体节理迹线。该方法能可靠、快捷地从三维岩体点云中提取出节理迹线, 避免了传统方法中大量的人工参与。通过多组案例, 得出以下主要结论:

(1) 相较于人工半自动提取方法, NTDR 处理大规模点云数据的时间节省约 91.07%, 大幅提升了提取效率。

(2) 与人工半自动提取的迹线相比, NTDR 提取的节理迹线重合率达 90.42%, 且在局部细节更多, 在效果、精度上具有优越性。

(3) NTDR 方法识取迹线点基于边缘处理算法,

在 20% 的噪点干扰下能保持 80% 以上的识别正确率, 受噪点影响小。

(4) 相比于同类自动化迹线提取方法, NTDR 在效果上有优势, 更符合岩体实际的迹线分布情况。

致谢: 感谢 Lato M J 教授在本文工作中提供的点云模型数据。

参 考 文 献

- [1] 谷德振. 岩体工程地质力学基础[M]. 北京: 科学出版社, 1979.
GU De-zhen. Basis of geomechanics for rocks engineering[M]. Beijing: Science Press, 1979.
- [2] 周子涵, 陈忠辉, 包敏, 等. 顺倾断续节理岩质边坡的稳定性突变[J]. 煤炭学报, 2020, 45(增刊 1): 161-172.
ZHOU Zi-han, CHEN Zhong-hui, BAO Min, et al. Catastrophe of stability of dip bedding discontinuous jointed rock slopes[J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(Suppl.1): 161-172.
- [3] DAGHIGH H, TANNANT D, DAGHIGH V, et al. A critical review of discontinuity plane extraction from 3D point cloud data of rock mass surfaces[J]. *Computers & Geosciences*, 2022, 169: 105241.

- [4] MARTINEZ J G, ALBEAINO G, GHEISARI M, et al. UAS point cloud accuracy assessment using structure from motion-based photogrammetry and PPK georeferencing technique for building surveying applications[J]. **Journal of Computing in Civil Engineering**, 2021, 35(1): 1-15.
- [5] REID T R, HARRISON J P. A semi-automated methodology for discontinuity trace detection in digital images of rock mass exposures[J]. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, 2000, 37(7): 1073-1089.
- [6] LEMY F, HADJIGEORGIOU J. Discontinuity trace map construction using photographs of rock exposures[J]. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, 2003, 40(6): 903-917.
- [7] 宋珺敏. 基于多源数据的岩体节理智能识别方法与信息解译研究[D]. 南京: 南京师范大学, 2016.
- SONG Jun-min. Research on intelligent identification method and information interpretation of rock mass structural plane based on multi-source data[D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2016.
- [8] 詹伟, 章杨松. 基于图像处理的岩体节理迹线半自动检测[J]. 岩土工程技术, 2020, 34(1): 7-12, 42.
- ZHAN Wei, ZHANG Yang-song. Semi-automatic detection of rock joint traces based on image processing[J]. **Geotechnical Engineering Technique**, 2020, 34(1): 7-12, 42.
- [9] UMILI G, FERRERO A, EINSTEIN H H. A new method for automatic discontinuity traces sampling on rock mass 3D model[J]. **Computers & Geosciences**, 2013, 51: 182-192.
- [10] LI X J, CHEN J Q, ZHU H H. A new method for automated discontinuity trace mapping on rock mass 3D surface model[J]. **Computers & Geosciences**, 2016, 89: 118-131.
- [11] GUO J T, WU L X, ZHANG M M, et al. Towards automatic discontinuity trace extraction from rock mass point cloud without triangulation[J]. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences**, 2018, 112: 226-237.
- [12] GUO J T, ZHANG Z R, MAO Y C, et al. Automatic extraction of discontinuity traces from 3D rock mass point clouds considering the influence of light shadows and color change[J]. **Remote Sensing**, 2022, 14(21): 5314.
- [13] ZHANG K S, WU W, ZHU H H, et al. A modified method of discontinuity trace mapping using three-dimensional point clouds of rock mass surfaces[J]. **Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering**, 2020, 12(3): 571-586.
- [14] MONSALVE J J, PFREUNDSCHUH A, SONI A, et al. Automated discontinuity extraction software versus manual virtual discontinuity mapping: performance evaluation in rock mass characterization and rockfall hazard identification[J]. **Minerals & Metallurgical Processing**, 2021, 38(3): 1383-1394.
- [15] 司马劲松, 许强, 董秀军, 等. 基于改进区域生长算法对岩体结构面识别的应用[J]. 岩土力学, 2025, 46(7): 2253-2264.
- SIMA Jin-song, XU Qiang, DONG Xiu-jun, et al. Application of improved region growing algorithm in identification of rock mass structural planes[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2025, 46(7): 2253-2264.
- [16] 王培涛, 覃拓, 黄正均, 等. 基于三维点云的岩体结构面信息快速识别方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(3): 503-519.
- WANG Pei-tao, QIN Tuo, HUANG Zheng-jun, et al. Study on rapid identification method of rock mass structural plane information based on three-dimensional point cloud[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2021, 40(3): 503-519.
- [17] 朱合华, 潘柄屹, 武威, 等. 岩体节理信息采集及识别方法研究进展[J]. 应用基础与工程科学学报, 2023, 31(6): 1339-1360.
- ZHU He-hua, PAN Bing-yi, WU Wei, et al. Research progress on information collection and identification methods of rock mass structural plane[J]. **Journal of Applied Basic and Engineering Sciences**, 2023, 31(6): 1339-1360.
- [18] 申晓平. 基于奇异值分解的航空遥感图像小目标提取方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(9): 262-268.
- SHEN Xiao-ping. A method for extracting small targets from aerial remote sensing images based on singular value decomposition[J]. **Computer Measurement & Control**, 2024, 32(9): 262-268.

- [19] HUANG Y T. Overview of research progress of digital image processing technology[J]. **Journal of Physics: Conference Series**, 2022, 2386(1): 012034.
- [20] 杜云龙, 徐冬冬, 陶宏江. 基于MATLAB的图像边缘检测算法的研究[J]. 自动化应用, 2023, 64(20): 181-183.
DU Yun-long, XU Dong-dong, TAO Hong-jiang. Research on image edge detection algorithm based on MATLAB[J]. **Applications of Automation**, 2023, 64(20): 181-183.
- [21] DENG C X, WANG G B, YANG X R. Image edge detection algorithm based on improved Canny operator[C]//2013 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition (ICWAPR). Tianjin: IEEE, 2013: 168-172.
- [22] 况杰, 章杨松, 赵佳斌. 基于相位一致性图像处理的岩体裂隙自动检测[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(24): 193-197.
- KUANG Jie, ZHANG Yang-song, ZHAO Jia-bin. Automatic fracture detection of rock mass based on phase consistency image processing[J]. **Computer Engineering and Applications**, 2018, 54(24): 193-197.
- [23] GONZALEZ R C. Digital image processing[M]. [S. l.]: Pearson Education, 2009: 124-126.
- [24] LATO M, KEMENY J, HARRAP R M, et al. Rock bench: establishing a common repository and standards for assessing rockmass characteristics using LiDAR and photogrammetry[J]. **Computers & Geosciences**, 2013, 50: 106-114.
- [25] THIELE S T, GROSE L, SAMSU A, et al. Rapid, semi-automatic fracture and contact mapping for point clouds, images and geophysical data[J]. **Solid Earth**, 2017, 8(6): 1241-1253.

《岩土力学》2025年第3期被EI收录论文(28篇, 收录率100%)(1)

序号	论文题名	作者	页码
1	水岩作用下红层软岩损伤劣化特征及本构模型研究	胡惠华, 李军伟, 范文韬, 等	685—694
2	基于四边形孔静力定向裂岩的断裂评判标准研究	苏永华, 杨忠武, 岳 梢, 等	695—705
3	干湿循环后贯通型锯齿状红砂岩节理面剪切本构模型	王桂林, 王 力, 王润秋, 等	706—720
4	不同形状废旧轮胎橡胶颗粒改良道砟动剪切性能及细观作用研究	常建梅, 田世龙, 李 翔, 等	721—728
5	节理影响下的滚石碰撞破碎规律研究	郑 路, 陈元睿, 吴怡涵, 等	729—749
6	考虑初始级配影响的粗粒土非线性弹性模型研究	张春顺, 林正鸿, 杨典森, 等	750—760
7	黏弹性土中异形桩横向动力响应半解析解	周 航, 汪义圣, 亓戈平	761—774
8	考虑岩层倾角-围压组合效应的岩石强度行为初探	罗斌玉, 苏 轶, 刘晓云, 等	775—788
9	改性纤维排水板真空预压加固吹填软土试验研究	杨少朋, 杨爱武, 许福军	789—797
10	基于断裂过程区的压裂驱油水力裂缝扩展模型及应用	曹 虎, 张广清, 李世远, 等	798—810
11	干湿循环作用下地聚物隔离墙材料渗透特性演化及微观机制研究	薛钦培, 陈宏信, 冯世进, 等	811—820
12	循环荷载作用下砂土-结构物仿生界面剪切特性研究	曹苏南, 李春红, 陈远兵, 等	821—832
13	类软岩真三轴劈裂注浆裂隙扩展特征研究	乔龙全, 常聚才, 严良欢, 等	833—850
14	HNO ₃ 和H ₂ SO ₄ 侵蚀作用下地质聚合物固化软土的抗酸性能研究	蒋新彧, 征西遥, 吴 俊, 等	851—866
15	赤泥基胶凝材料的水化动力学过程及其水化机制研究	崔雯雯, 董晓强, 刘晓勇, 等	867—880
16	不同加载速率含水煤样力学响应及宏微观破坏机制研究	许庆钊, 史文豹, 常聚才, 等	881—893

(未完, 见第716页)