

文章编号 1004-924X(2025)11-1782-11

月球熔岩管点云的曲率优化表面重建

姚家琦^{1,2}, 李有治¹, 韩 圆¹, 艾宏旭³, 纪珍辰³, 王艳秋¹, 郑 福¹, 孙志斌^{1,2*}

(1. 中国科学院 国家空间科学中心, 北京 100190;

2. 中国科学院大学, 北京 100049;

3. 华北电力大学, 北京 102206)

摘要:点云表面重建是月球探测领域的关键技术之一,其效果受到点云质量的影响,为了提高点云精度,同时增强重建表面的细节特征,避免过度平滑,提出了点云法向量欧氏距离与曲面投影表面重建方法。首先,采用主成分分析法在无结构点云上进行法向量估计并归一化处理,使用体素滤波方法进行数据预处理,去除数据中的离群。接着,使用基于各向异性权重函数的移动最小二乘法进行点云投影,得到平滑且局部几何特征保持的点云数据。最后,使用泊松算法实现隐式表面重建并构建三角网格。分析了印第安熔岩管形态参数,并研究了算法参数对重采样和表面重建的影响。结果表明,在投影半径为 30 mm、法向量差异阈值为 5°时,重采样精度最高,点云均方根误差小于 13.9 mm,在投影半径为 40 mm、法向量差异阈值为 5°时,表面重建效果最优,重建表面均方根误差小于 67.6 mm。与最远点采样、法向空间采样、均匀采样和体素采样法相比,该方法能实现更高精度的表面重建,适用于自然熔岩管点云的表面重建,可用于高精度月球熔岩管三维模型的构建。

关键词:激光雷达;点云表面重建;月球探测;熔岩管;重采样

中图分类号:V412.7;P237 **文献标识码:**A

doi:10.37188/OPE.20253311.1782

CSTR:32169.14.OPE.20253311.1782

Curvature-optimized surface reconstruction of lunar lava tube point cloud

YAO Jiaqi^{1,2}, LI Youzhi¹, HAN Yuan¹, AI Hongxu³, JI Zhenchen³,

WANG Yanqiu¹, ZHENG Fu¹, SUN Zhibin^{1,2*}

(1. National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

* Corresponding author, E-mail: zbsun@nssc.ac.cn

Abstract: Point cloud surface reconstruction is a critical technology in lunar exploration, the quality of surface reconstruction is directly dependent on point cloud accuracy. To enhance point cloud precision, preserve surface details, and prevent over-smoothing, a surface reconstruction method based on the Euclidean distance of point cloud normal vectors and surface projection is proposed. This neighborhood-based ap-

收稿日期:2025-01-15;修订日期:2025-04-01.

基金项目:国家重点研发计划资助项目(No. 2023YFC2604900, No. 2023YFC2604904, No. 2023YFF0719800, No. 2016YFE0131500);中国科学院科学仪器发展计划资助项目(No. YJKYYQ20190008)

proach employs an anisotropic projection process to closely approximate the true surface positions of objects, effectively maintaining the geometric integrity of the real object and improving the quality and reliability of the 3D model. Initially, principal component analysis (PCA) is utilized to estimate and normalize normal vectors on unstructured point clouds. Subsequently, voxel filtering is applied for preprocessing to eliminate outliers. Following this, a moving least squares (MLS) method employing anisotropic weight functions is used for point cloud projection, yielding smooth point cloud data while preserving local geometric features. Finally, the Poisson algorithm is implemented for implicit surface reconstruction and triangular mesh generation. The morphological parameters of the Indian Lava Tube are analyzed to assess the influence of algorithmic parameters on resampling and surface reconstruction. Results indicate that a projection radius of 30 mm and a normal vector difference threshold of 5° yield the highest resampling accuracy, with a point cloud root mean square error (RMSE) below 13.9 mm. Optimal surface reconstruction is achieved with a 40 mm projection radius and the same threshold, resulting in a reconstructed surface RMSE under 67.6 mm. Compared to farthest point sampling, normal space sampling, uniform sampling, and voxel sampling methods, the proposed approach attains superior surface reconstruction precision. This algorithm substantially enhances surface accuracy and is well-suited for reconstructing lava tube point clouds in natural environments. It offers a robust solution for high-precision three-dimensional modeling of lunar lava tubes.

Key words: LiDAR; point cloud surface reconstruction; lunar exploration; lava tube; resampling

1 引 言

月球熔岩管是在火山活动过程中因高温岩浆流动与冷却凝固形成的地质结构,具有较好的绝热特性,内部温度相对稳定,作为天然屏障可以隔绝宇宙射线^[1],且在管道内部建设可以节省材料用量,是月球基地建设的理想选址点^[2]。对月球熔岩管点云进行表面重建,生成高精度三维地形模型,是月球车避障、路径规划和裂缝检测的基础任务,可为后续月球熔岩管内建筑规划、资源开采和空间利用智能化提供技术支撑。

使用激光测距技术获取目标物体表面的三维点云数据^[3-4],通过点云表面重建技术实现目标物体的三维模型构建,能够生成平滑、水密且贴近真实几何特性的网格。三维点云表面重建技术能够生成高精度三维地形模型^[5],不仅能够应用在月球探测任务中,在产品设计优化、城市规划、地图测绘、医学成像、虚拟现实与文物保护等领域也具有广泛应用^[6-7]。激光雷达在采集数据的过程中,会因多路径干扰、物体表面反射率极大极小、运动以及设备精度的限制,而输出含噪

声的三维点云。点云质量对于后续的表面重建效果有显著影响,在具有噪声点的点云上进行表面重建,会产生表面孔洞、几何幻觉和表面粗糙的负面效果,因此,需要通过重采样操作降低点云中偏差值对表面重建的影响。

近年来,国内外学者针对三维点云重采样方法展开了深入研究。Lipman^[8]等提出了无参数的局部最优投影 LOP 算子,用于迭代投影输入点云的子集。Li^[9]等提出了一种隐式射线变换策略,通过插值填补点云中的空白区域,提高点云完整性。Alexa^[10]等提出了一种基于移动最小二乘法的重采样方法,通过将点投影到拟合曲面实现点云平滑。Ding^[11]等提出了一种基于多变量多项式回归的快速近似算法,近似光线在空气与水界面折射路径,对水下目标点云进行重采样。Shachar^[12]等提出了一种基于前向搜索范式的离群点检测方法,在平滑噪声的同时保持尖锐特征。Pavel^[13]等提出了一种通过最大化梯度流的熵减少冗余点的点云下采样方法,以满足实时配准的要求。李安琪^[14]等提出了一种基于神经隐式场和插值的点云上采样方法,将稀疏点云转化为稠密点云,使点密度均匀分布。张铁译^[15]等提

出了一种重心 Voronoi 剖分的重采样方法,通过更新受限 Voronoi 图逼近稠密点云,优化点云分布并填补孔洞。Cheng^[16]等提出了一种骨架感知的点云重采样方法,通过中轴变换无监督提取点云骨架,基于骨架进行点云重采样,能够有效保持点云形态。艾国^[17]等提出了一种改进 PU-GAN 的点云采样方法,将 Transformer 模块引入 PU-GAN 网络,对稀疏点云进行上采样生成稠密点云。张湘^[18]等提出了一种基于拟合与在二维网格链码跟踪的重采样方法,消除冗余点影响,纠正破损建筑点云中错误点的位置。Dunbar^[19]等提出了快速泊松盘采样方法,通过飞镖投掷法随机选点与环形邻域检测选取新点,以 $O(N)$ 时间复杂度生成 Poisson-disk 分布点云。全卫泽^[20]等提出了一种基于二维点集的改进泊松盘采样方法,通过点云 Delaunay 三角化与最短边剪除使泊松盘最大化,实现稳健且收敛的重采样。

为了在滤除噪声点的同时保持点云局部特征、避免过度平滑,本文提出了一种点云的曲率优化表面重建方法 (Curvature-optimized surface reconstruction, OSR),生成平滑且细节丰富的三维表面,更贴合真实物体表面几何形状。相比以往的重采样方法,OSR 得到的重建表面具有更低的误差与更丰富的细节。

2 OSR 算法原理

2.1 法向量估计

法向量估计是点云处理中重要的研究内容,

$$C = \frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^k \mathbf{q}_j \mathbf{q}_j^T = \begin{bmatrix} C(X, X) & C(X, Y) & C(X, Z) \\ C(Y, X) & C(Y, Y) & C(Y, Z) \\ C(Z, X) & C(Z, Y) & C(Z, Z) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$C = E\{[X - E(X)][Y - E(Y)][Z - E(Z)]\} = \frac{\sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})(z_i - \bar{z})}{k-1}, \quad (2)$$

其中: $\mathbf{q}_j$ 是点 p_i 的第 j 个邻点,协方差矩阵 C 为 3×3 的对称矩阵。对其进行特征值分解,得到:

$$C\mathbf{v}_i = \lambda_i \mathbf{v}_i, \quad (3)$$

其中: λ_i 为第 i 个特征值, $\mathbf{v}_i$ 为 λ_i 对应的特征向量。

点法向量是点云特征提取、表面重建、三维模型的可视化与纹理渲染的基础工作。使用主成分分析法 (Principal Component Analysis, PCA) 对无结构点云数据进行法向量计算,基本思想为选取单点邻域并拟合平面,平面法向量作为该点法向量。

输入点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_n\}$, 对所有点逐一遍历,对于点 p_i ,通过 K-最近邻算法 (K-Nearest Neighbors, KNN) 选取邻域内 k 个距离最近点,邻点集合为 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_j, \dots, q_k\}$ 。

对于点 $p_i(p_x, p_y, p_z)$,采用快速 KNN 搜索邻点时,首先,对 P 进行遍历,采用直通滤波滤除 x 分量不满足 $p_x - 0.2 * \text{voxel_size} \leq x \leq p_x + 0.2 * \text{voxel_size}$ 的点,剩余点集记为 Q_x ,其中 voxel_size 为 P 的体素大小;对 Q_x 进行遍历,采用直通滤波滤除 y 分量不满足 $p_y - 0.2 * \text{voxel_size} \leq y \leq p_y + 0.2 * \text{voxel_size}$ 的点,剩余点集记为 Q_y ;对 Q_y 进行遍历,采用直通滤波滤除 z 分量不满足 $p_z - 0.2 * \text{voxel_size} \leq z \leq p_z + 0.2 * \text{voxel_size}$ 的点,剩余点集记为 Q_z 。然后,计算 Q_z 中所有邻点 q_j 与 p_i 的欧氏距离 d ,得到列表 $d[m]$,其中 m 为 Q_z 规模。最后,采用快速排序算法,以 $O(m \log m)$ 的时间复杂度对 $d[m]$ 进行升序排序,选取列表前 k 个值对应点,构成邻点集合 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_j, \dots, q_k\}$ 。对 P 中所有点进行快速 KNN 搜索的时间复杂度为 $O(nm \log m)$ 。

将点 p_i 以及邻点由全局坐标系平移至局部坐标系,点 p_i 为局部坐标系原点。计算邻域内点的协方差矩阵,协方差矩阵反映邻域内点的分布方向,协方差矩阵 C 为:

通过特征值分解得到 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 (\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3)$ 与对应的特征向量 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3$,选取特征值 λ_1 ,其对应的特征向量 $\mathbf{v}_1$ 代表点 p_i 在邻域内变化程度最小的方向,即点 p_i 的法向量。PCA 算法法向量示意图如图 1 所示。

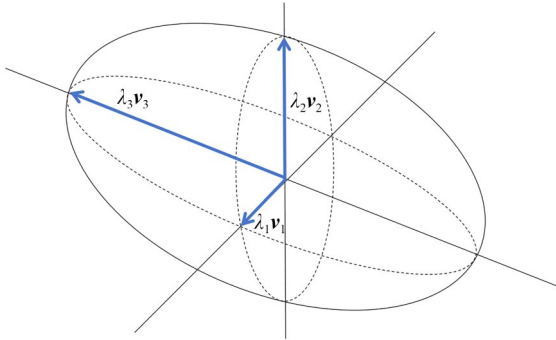


图 1 主成分分析计算法向量示意图

Fig. 1 Calculation of normal vector by PCA

2.2 各向异性权重计算

使用欧几里得距离得出两点 p_i 和 p_j 的法向量距离阈值,公式为:

$$d_{\text{threshold}} = \|\mathbf{n}_1 - \mathbf{n}_2\| = \sqrt{(n_{1x} - n_{2x})^2 + (n_{1y} - n_{2y})^2 + (n_{1z} - n_{2z})^2}, \quad (4)$$

其中: $\mathbf{n}_1 = (n_{1x}, n_{1y}, n_{1z})$ 为点 p_1 的法向量, $\mathbf{n}_2 = (n_{2x}, n_{2y}, n_{2z})$ 为点 p_2 的法向量。由于前文已对点云法向量进行了归一化处理, $\|\mathbf{n}_1\| = \|\mathbf{n}_2\| = 1$, 因此归一化法向量距离阈值可通过下式计算:

$$d_{\text{threshold}} = \|\mathbf{n}_1 - \mathbf{n}_2\| = 2\sin\left(\frac{\theta}{2}\right). \quad (5)$$

因移动最小二乘法基于无方向权重函数计算,所以对于点 p 而言,邻域内的点对它的影响权重只由各邻点到点 p 的直线距离决定,但这会在某些具有细小纹理或不平坦区域出现过度平滑及丢失特征的问题。因此,提出基于法向量差异的权重计算方式,计算点 p 邻域内所有点的法向量信息。若邻点与点 p 的法向量差异大于阈值,则认为两点不在相同邻域,该邻点对点 p 的影响为 0;若邻点与点 p 的法向量差异小于阈值,则认为该点是点 p 的邻近点,以高斯函数作为权重函数对邻点权重进行计算。权重计算公式为:

$$\theta(d) = \begin{cases} e^{-\frac{d^2}{r^2}}, & \|\mathbf{n}_1 - \mathbf{n}_2\| > d_{\text{threshold}} \\ 0, & \|\mathbf{n}_1 - \mathbf{n}_2\| \leq d_{\text{threshold}} \end{cases}, \quad (6)$$

其中: d 为点 p 与邻点之间的欧氏距离, r 为邻域半径, θ 为点投影权重函数, θ 用以评价 r 邻域内邻点对点 p 的影响。当邻点与点 p 法向量差异小于阈值时,邻点对点 p 的影响权重随距离的增大而下降。

2.3 点云重投影

首先进行基于体素的离群点滤波。对点云以体素形式划分,对于每个体素,若体素内包含多个点,则保留体素内的点;若体素内仅包含一个点,则删除该点;若体素内为空,则不做处理。

使用基于点投影的重采样方法,通过对点云中的每个点进行局部拟合与移动,得到优化分布的点云。输入初始点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, n 为点云规模。在点云 P 上构建 KD-Tree 索引,降低后续搜索的时间复杂度,遍历所有点,对每个点单独处理。对于正在处理的点 p ,以点 p 为球心、 r 为半径的球体为点 p 的邻域范围,通过 KD-Tree 索引搜索邻域内所有邻点 $\{q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_m\}$, m 为邻点数量,点 p 与其邻点构成点集 $T = \{p, q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_m\}$ 。

计算点 p 处的支撑平面 H , H 通过对点集 T 的局部拟合得到,平面 H 的显式方程为:

$$Ax + By + Cz + D = 0. \quad (7)$$

通过最小化邻点到平面 H 的加权投影距离平方之和,求解平面方程,如下:

$$\sum_{i=1}^m (\langle \mathbf{n}, q_i \rangle - D)^2 \theta(\|q_i - p\|), \quad (8)$$

其中: $\mathbf{n}$ 为 H 法向量, $\langle \mathbf{n}, q_i \rangle$ 为 q_i 点在 $\mathbf{n}$ 方向上到 H 的有向距离, $\|q_i - p\|$ 为两点的欧氏距离。

利用最小二乘法,在点集 T 上拟合局部曲面 g , 曲面 g 表示为:

$$g(X) = \sum_{i=1}^{10} c_i(X) u_i(X) = \mathbf{c}^T(X) \mathbf{u}^T(X), \quad (9)$$

其中:

$$X = (x, y, z) \mathbf{c}(x, y, z) =$$

$$(c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7, c_8, c_9, c_{10})$$

$$\mathbf{u}(x, y, z) = (1, x, y, z, xy, xz, yz, x^2, y^2, z^2). \quad (10)$$

最小化式(11)可以得到点集 T 上的局部拟合曲面 g , 令:

$$\frac{\partial J}{\partial c_j^p(X)} = 2 \sum_{i=1}^m \theta(\|q_i - p\|) \cdot \left[\sum_{j=1}^{10} c_j^p(X) u_j(X) - g_i(X) \right] u_k(X) = 0, \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^m \theta(\|q_i - p\|) \sum_{j=1}^{10} c_j^p(X) u_j(X) = \sum_{i=1}^m \theta(\|q_i - p\|) g_i(X) u_k(X). \quad (12)$$

$$J = \sum_{i=1}^m \theta(\|q_i - p\|) [g(X_p) - g_i(X)]^2 = \sum_{i=1}^m \theta(\|q_i - p\|) \left[\sum_{j=1}^{10} c_j^p(X) u_j(X) - g_i(X) \right]^2. \quad (14)$$

可得:

$$\begin{bmatrix} (p_1, p_1) & \cdots & (p_1, p_j) & \cdots & (p_1, p_{10}) \\ (p_k, p_1) & \cdots & (p_k, p_j) & \cdots & (p_k, p_{10}) \\ (p_{10}, p_1) & \cdots & (p_{10}, p_j) & \cdots & (p_{10}, p_{10}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_j \\ c_{10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (u_i, p_1) \\ (u_i, p_j) \\ (u_i, p_{10}) \end{bmatrix}. \quad (15)$$

写作矩阵形式:

$$Ma = b. \quad (16)$$

因此,点 p 处的拟合曲面 g 可表示为:

$$g(X) = \sum_{j=1}^{10} c_j u_j = Pa = PM^{-1}b, \quad (17)$$

其中: θ 为以点 p 为原点的局部权重函数。邻点的权重随相对于点 p 的距离增加而下降,若邻点与点 p 法向量差异大于阈值,则不考虑该邻点对点 p 的影响。

对于正在处理的点 p ,根据局部支撑平面 H 的法向量 n ,将点 p 投影到局部拟合曲面 g 上,形成投影点 r 。遍历结束后,得到投影点集 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$,即为重采样点云,重采样后点云规模不变,点位置变化。点投影过程如图 2 所示。

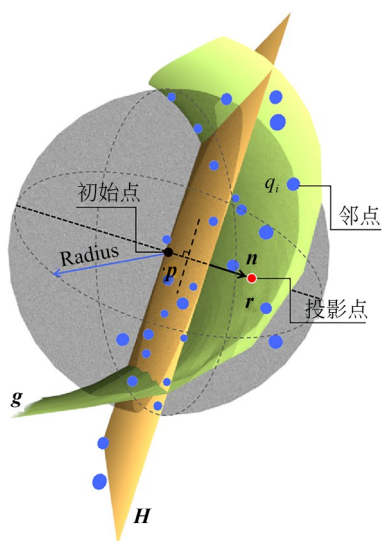


图 2 点投影示意图

Fig. 2 Point projection

3 OSR 实现流程

3.1 重建表面评价指标

Hausdorff 距离 (或 Pompeiu-Hausdorff 距离) 用于计算度量空间中两个非空集合之间的距离^[21],如果一个集合中的任意点都接近另一个集合,则两个集合的 Hausdorff 距离接近。Hausdorff 距离测量的基本思想为获取一个集合中所有点到另一个集合的距离最大值,如图 3(a) 所示。

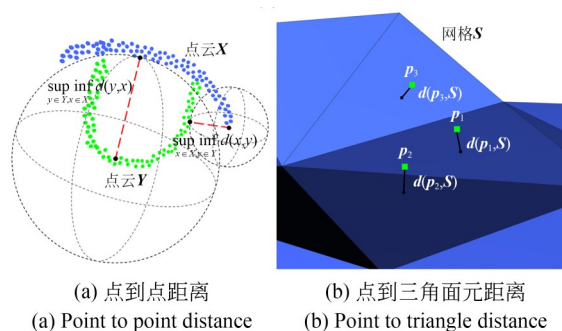


图 3 Hausdorff 距离

Fig. 3 Hausdorff distance

对于度量空间 (M, d) ,存在两个非空子集 $X, Y, X \subset M, Y \subset M$, X 集合与 Y 集合的 Hausdorff 距离定义为:

$$d_H(X, Y) = \max \left\{ \sup_{x \in X} d(x, Y), \sup_{y \in Y} d(X, y) \right\}. \quad (18)$$

d 函数定义为:

$$d(a, B) = \inf_{b \in B} d(a, b). \quad (19)$$

函数 $d(a, B)$ 量化从点 $a \in X$ 到子集 $B \subseteq X$ 的距离, $\sup$ 表示上确界算子, $\inf$ 表示下确界

算子。

等效定义如下:对于每个集合 $X \subset M$, 设 X_ϵ 为集合 X 的 ϵ 内所有点的集合, 也称为围绕 X 的半径为 ϵ 的广义球。 X_ϵ 定义如下:

$$X_\epsilon = \bigcup_{x \in X} \{z \in M | d(z, x) \leq \epsilon\}. \quad (20)$$

则 X 与 Y 之间的 Hausdorff 距离为:

$$d_H(X, Y) = \inf \{ \epsilon \geq 0 | X \subseteq Y_\epsilon, Y \subseteq X_\epsilon \}. \quad (21)$$

等效为:

$$\begin{aligned} d_H(X, Y) &= \sup_{w \in M} | \inf_{x \in X} d(w, x) - \inf_{y \in Y} d(w, y) | = \\ &= \sup_{w \in X \cup Y} | \inf_{x \in X} d(w, x) - \inf_{y \in Y} d(w, y) | = \\ &= \sup_{w \in M} | d(w, X) - d(w, Y) |, \end{aligned} \quad (22)$$

其中:

$$d(w, X) = \inf_{x \in X} d(w, x), \quad (23)$$

$d(w, x)$ 为点 w 到集合 X 的最小距离。

本文使用 Hausdorff 距离评价点云重建表面的质量, 计算点云与网格之间的误差, 误差值越小, 重建表面越接近真实目标表面, 如图 3(b) 所示。

计算点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_n\}$ 与网格 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_j, \dots, s_m\}$ 两个集合之间的距离列表 $d(P, S)$, 基于 $d(P, S)$ 计算重建表面误差, 评价重建表面与点云的贴合程度。其中, p_i 为点云中一个点, 包含三维位置信息; s_j 为网格中一个三角面片, 每个 s_j 由三个顶点定义, 表示为 $s_j = (q_0, q_1, q_2)$; n 为点云规模, m 为网格中三角面片数量。表面误差重建的计算步骤如下:

第一步, 遍历网格 S 中所有 s , 对于三角面片 s_j , 计算 s_j 的归一化法向量 n :

$$n = \frac{(p_1 - p_0) \times (p_2 - p_0)}{\| (p_1 - p_0) \times (p_2 - p_0) \|}. \quad (24)$$

输出带法向量信息的网格 S 。

第二步, 对于点云中一个点 p_i , 计算它到 S 中所有 s_j 的距离 $d(p_i, s_j)$, 得到该点到网格的距离如下:

$$d(p_i, S) = \inf_{s_j \in S} d(p_i, s_j). \quad (25)$$

沿 s_j 法向量方向做点 p_i 在 s_j 上的投影, 得到投影点:

$$p_{\text{proj}} = (p_i - p_0) \cdot n. \quad (26)$$

若点 p_{proj} 在 s_j 内部或 s_j 的边上, 则以 $|p_i - p_{\text{proj}}|$ 作为 $d(p_i, s_j)$; 若点 p_i 在 s_j 外部, 则搜索 s_j 中距离点 p_i 最近的边, 以点 p_i 到该条边的距离作为 $d(p_i, s_j)$ 。其中:

$$p = \frac{(p_i - p_0) \cdot v}{v \cdot v}, \quad (27)$$

$$v = p_1 - p_0. \quad (28)$$

可得投影点坐标:

$$p_{\text{proj}} = \begin{cases} p_0 & p < 0 \\ p_0 + p \cdot v & 0 \leq p < 1 \\ p_1 & p \geq 1 \end{cases} \quad (29)$$

以 $|p_i - p_{\text{proj}}|$ 作为 $d(p_i, s_j)$ 。

第三步, 遍历点云 P 中所有点得到距离列表 $d(P, S)$, 重建表面平均误差 (Mean Error, ME) 为:

$$E_M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(p_i, S). \quad (30)$$

均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 为:

$$E_{MS} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d(p_i, S) - E)^2, \quad (31)$$

其中 E 为期望值。均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 为:

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d(p_i, S) - E)^2}. \quad (32)$$

通过误差评价重建表面质量, 误差值越低, 表示重建表面与点云越吻合。

点云相似度为点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 到点云 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 的误差, 误差越小, 点云相似度越高, 两个点云数据越吻合、几何形态越接近; 若误差为 0, 则表示两个点云为同一组数据。点云到点云误差的计算过程为: 遍历输入点云 P 中所有点, 计算每一个点 p_i 到点云 T 中每一个点 t_j 的距离, 取最小值为点 p_i 到点云 T 的距离, 统计 P 中所有点到点云 T 的距离, 计算 RMSE。

3.2 数据集

采用 NASA Planetary Pits and Caves Analog 数据集^[22]对月球熔岩管点云表面重建进行验证。该点云数据集包括 4 个真实场景的稠密点云, 其中 Indian Tunnel 为印第安熔岩管内部的三维点云数据, 共包含 1.1 亿个点, 具有部分噪声。

图4分别展示了原始点云、根据法向量着色点云、包含rgb颜色信息点云、根据高度着色点云和根据密度着色点云。

图5展示了在该数据中选取的5个特征区域,分别为地面与侧壁拐角、侧壁、顶部、平坦地面和落石堆。

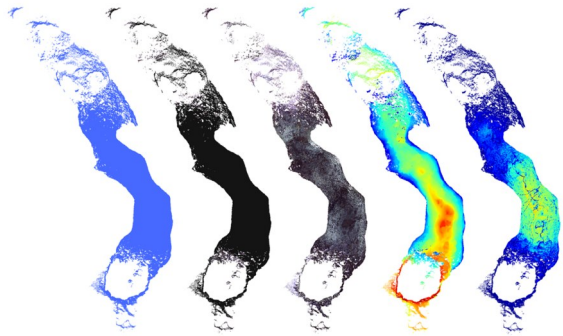


图4 印第安熔岩管点云数据
Fig. 4 Indian Tunnel point cloud data

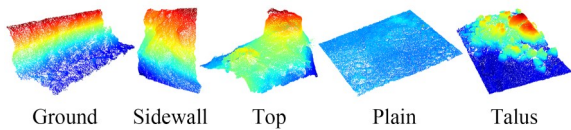


图5 特征区域点云
Fig. 5 Feature area point cloud

4 实验结果与分析

4.1 形态学分析

对印第安熔岩管进行形态参数计算,隧道直径超过10 m,长度约250 m。从熔岩管点云截取17个横截面,如图6所示。

对于每个横截面点云,计算熔岩管高度、宽度及高宽比,结果如图7所示。结果显示,印第安熔岩管宽度在12~26 m内变化,高度在6~13 m内变化,横截面形状基本呈椭圆形或圆形。

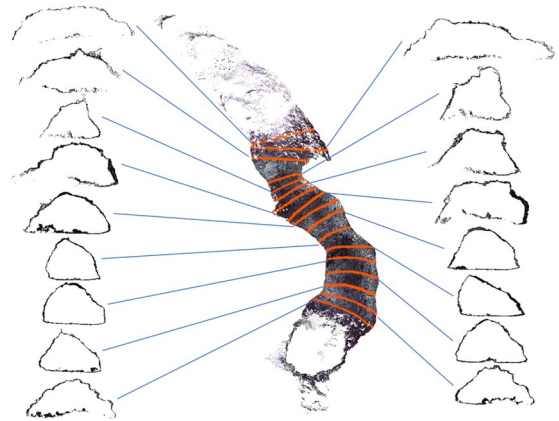


图6 熔岩管形态分析
Fig. 6 Lava tube morphology analysis

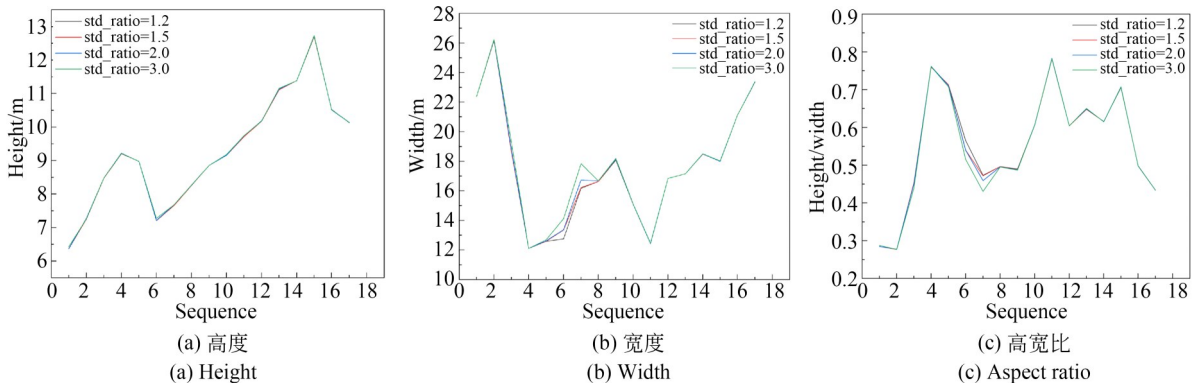


图7 熔岩管横截面的高度、宽度与高宽比

Fig. 7 Height, width and aspect ratio of lava tube cross-section

4.2 重采样质量评估

通过调整OSR模型中的主要参数,分析各参数对重采样的影响,根据分析结果选取最优参数。对于各向异性权重函数,主要调整参数为法向量差异阈值,定义为一个点与其邻点之间的法向量夹角,选取离散值为0.1°,0.5°,1°,3°,5°,7°

和9°,分别在不同法向量差异阈值下定义权重函数,基于权重函数进行点云重采样;移动最小二乘法算法的邻域半径取值分别为0.02,0.03,0.04,0.06,0.08和0.1 m,半径越大,点投影时划分的邻域范围越大,投影会受到更多邻点的影响。使用OSR方法,对5个特征区域进行重采

样,计算重采样点云与初始点云的平均误差与均方根误差,结果如图8所示。结果表明,随邻域半径增大,点云重采样误差值先下降再上升,法向量差异阈值增加至 5° 后,点云重采样误差值趋于稳定;当邻域半径的为30 mm,法向量差异阈值为 5° 时,重采样结果精度最高。

4.3 表面重建质量评估

分析 OSR 主要参数对表面重建的影响,法

向量差异阈值选取离散值 $0.1^{\circ}, 0.5^{\circ}, 1^{\circ}, 3^{\circ}, 5^{\circ}, 7^{\circ}$ 和 9° ,邻域半径取值分别为0.02,0.04,0.06,0.08和0.1 m。使用OSR方法重采样结束后,进行隐式泊松表面重建,计算重建表面的平均误差与均方根误差,评价重建表面精度,计算结果如图9所示。结果表明,法向量差异阈值增加至 5° 后,点云重建表面误差值趋于稳定。参数法向量差异阈值决定着对处理点有影响的邻点的最大

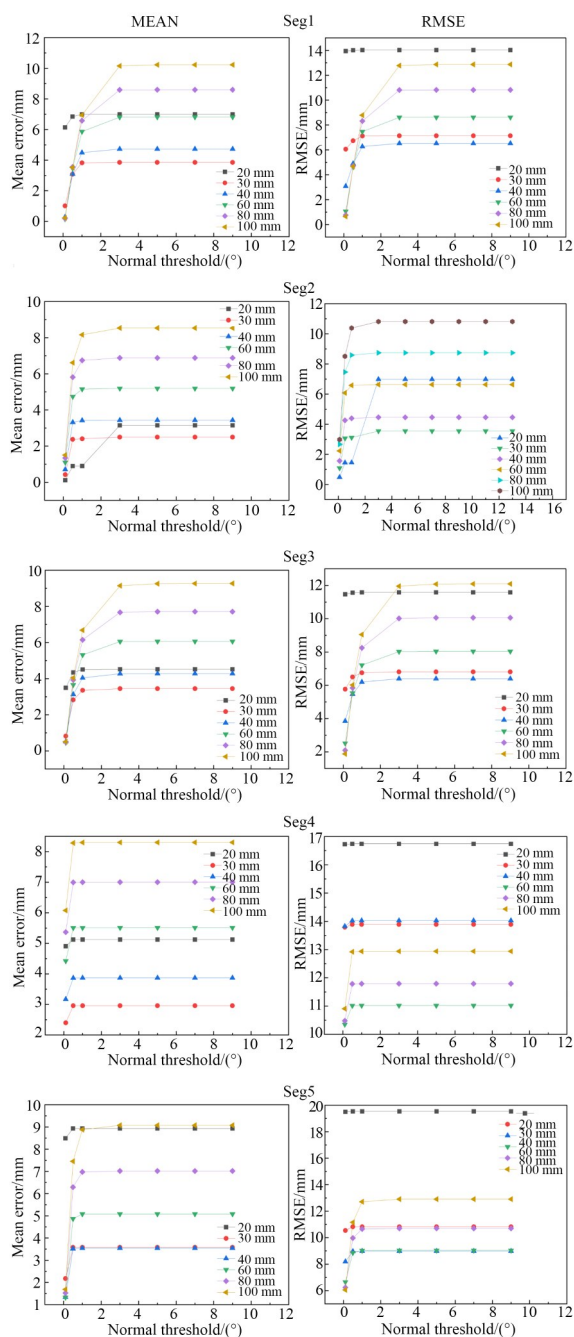


图8 重采样点云误差

Fig. 8 Error of resampled point cloud

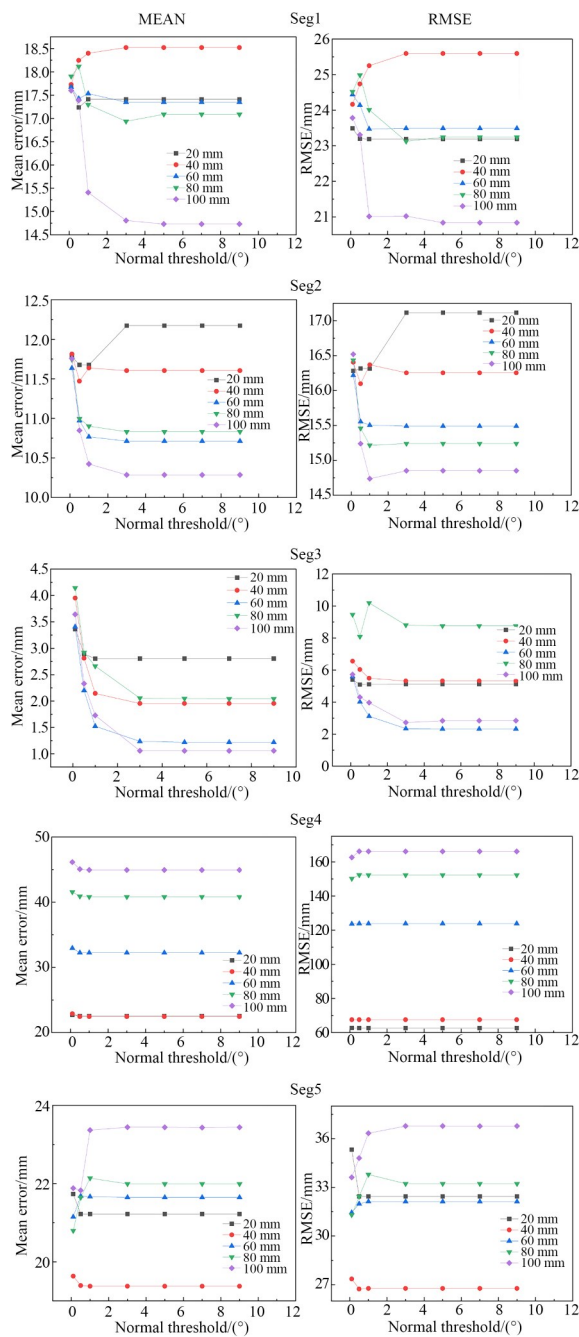


图9 重建表面误差

Fig. 9 Error of reconstructed surface

法向量差异。当法向量差异阈值过小时,只有非常有限的邻点被认为与处理点在同一面上,但由于目标表面反射与激光雷达的测量精度限制,每个点的法向量与真实值有一定差异,需要适当上调阈值以包含更多同面邻点。当法向量差异阈值过大时,更多不同面的点被纳入邻域,这将导致大曲率区域的过度平滑、重建表面缺失细节特征。在邻域半径为 40 mm,法向量差异阈值为 5° 时,点云表面重建效果最优,在非平坦区域,重建表面均方根误差小于 26.8 mm;在平坦区域,重建表面均方根误差小于 67.6 mm。

在平坦区域,受到近距离噪声点的影响,原本位于平面上的点被投影到平面两侧,从而导致重建表面与真实表面的贴合程度下降。因此,在未来的工作中,应根据曲率特征对平坦区域和非平坦区域采用不同的投影策略,对曲率值小的点进行投影处理时,降低邻点权重,以提高表面重建精度。

使用最远点采样(Farthest Resampling, FR)、法向空间采样(Normal Space Resampling, NSR)、均匀采样(Uniform Resampling, UR)、体素采样(Voxel Resampling, VR)和 OSR 采样方法对初始点云进行重采样处理,对重采样点云进行隐式泊松表面重建,计算重建表面的平均误差

与均方根误差,计算结果如图 10 所示。其中,最远点采样的参数取值 40 000, 50 000, 60 000, 70 000 与 80 000, 法向空间采样的半径参数取值 0.2, 0.3, 0.4, 0.5 与 0.6 m, 均匀采样的 k 参数取值 4, 8, 12, 16 与 20, 体素采样的参数取值 0.02, 0.04, 0.06, 0.08 与 0.1 m, OSR 采样的法向量差异阈值参数设置为 5° , 半径参数取值 0.02, 0.04, 0.06, 0.08 与 0.1 m。结果表明, OSR 方法的重建表面具有更高精度, 满足高精度表面重建要求。

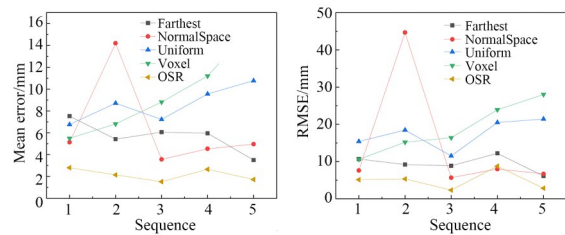


图 10 不同重采样算法对比

Fig. 10 Comparison of different resampling algorithm

使用滚球法(Ball Pivoting, BP)和 OSR 对 5 个特征区域进行表面重建,结果如图 11 所示。其中, BP 采用多半径减少重建表面空洞, BP 主要参数设置为 $[0.04 \text{ m}, 0.08 \text{ m}, 0.2 \text{ m}]$, OSR 主要参数法向量差异阈值为 5° , 半径为 0.04 m。结果

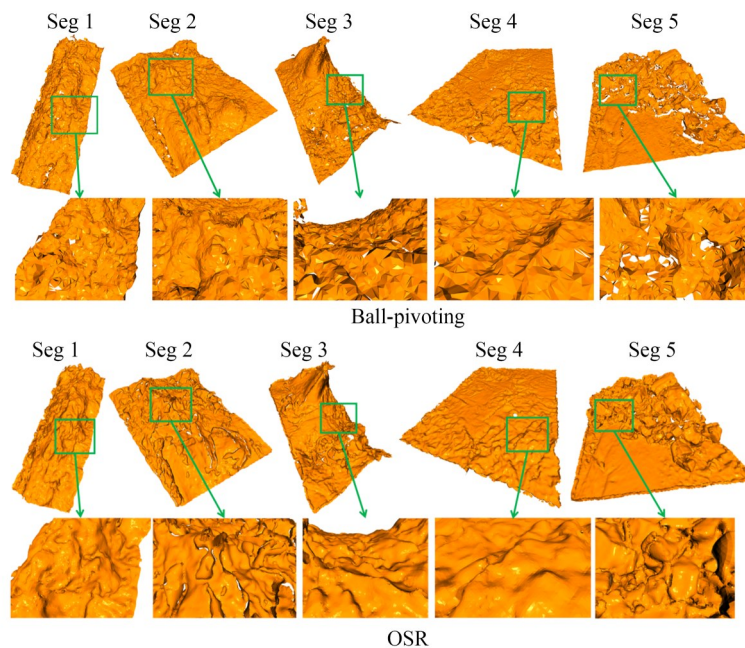


图 11 滚球法与 OSR 重建表面对比

Fig. 11 Comparison of reconstructed surfaces by ball-pivoting and OSR

表明,OSR能够有效增强细节特征,生成更还原真实目标物体的重建表面。

5 结 论

为满足高精度表面重建的要求,本文提出了OSR表面重建方法,解释算法原理、介绍方法流程并分析熔岩管的形态参数。本文研究了该方法参数对重采样和表面重建的影响,结果表明,在半径为30 mm,法向量差异阈值为 5° 时,点云重采样结果精度最高;在非平坦区域,重建表面均方根误差小于7.14 mm;在平坦区域,重建表面均方根误差小于13.9 mm;在半径为40 mm,法向量差异阈值为 5° 时,点云表面重建效果最优;在非平坦区域,重建表面均方根误差小于26.8 mm;在平坦区域,重建表面均方根误差小于67.6 mm。通过对点云数据计算分析,结果表明,与最远点采样、法向空间采样、均匀采样和体素采样方法对比,该方法能实现更高精度的表面重建。OSR适用于自然熔岩管点云的高质量表面重建,可以应用到月球熔岩管三维探测领域

中,实现高精度月球熔岩管三维模型的构建。

今后的研究可以融合机器学习技术自适应调整点云重采样参数^[23]。构建随机森林或支持向量机机器学习模型,使用训练数据集学习点云密度特征和曲率特征,机器学习模型根据点云特征预测最优重采样参数,在曲率变化小的平坦区域降低重采样邻域点权重,降低在平坦区域的重采样误差与重建表面误差,增强算法在不同特征区域上的普适性。

作者贡献声明:

姚家琦:理论构建,算法实现,数据分析和论文撰写;

李有治:数据预处理;

韩圆:算法推导;

艾宏旭:数据分析;

纪珍辰:摘要编辑;

王艳秋:论文编辑和文献调研;

郑福:实验分析和原理指导;

孙志斌:课题制定,数据分析,论文指导和算法验证。

参考文献:

- [1] 徐懿,陈锐,黄汉钧,等. 探地雷达对天体熔岩管探测技术类比研究[J]. 深空探测学报(中英文), 2024, 11(4): 365-373.
XU Y, CHEN R, HUANG H *et al.* Analog study of ground-penetrating radar technology for lava tube detection[J]. *Journal of Deep Space Exploration*, 2024, 11(4): 365-373. (in Chinese)
- [2] HORZ F. Lava tubes-potential shelters for habitats [C]. *Lunar bases and space activities of the 21st century*. 1985: 405-412.
- [3] WANG T L, AO L, HAN N, *et al.* Time-of-flight camera intensity image reconstruction based on an untrained convolutional neural network[J]. *Photonics*, 2024, 11(9): 821.
- [4] WANG T L, AO L, ZHENG J, *et al.* Reconstructing depth images for time-of-flight cameras based on second-order correlation functions[J]. *Photonics*, 2023, 10(11): 1223.
- [5] 彭媛,刘召芹,万文辉,等. 基于多源影像的月面地形融合方法研究 [C]. 第六届载人航天学术大会. 深圳:中国载人航天工程办公室, 2024.
- [6] HUANG Z J, WEN Y X, WANG Z H, *et al.* Surface reconstruction from point clouds: a survey and a benchmark[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024, 46(12): 9727-9748.
- [7] 赵传,张保明,余东行,等. 利用迁移学习的机载激光雷达点云分类[J]. 光学精密工程, 2019, 27(7): 1601-1612.
- [8] ZHAO CH, ZHANG B M, YU D H, *et al.* Airborne LiDAR point cloud classification using transfer learning [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27(7): 1601-1612. (in Chinese)
- [9] LIPMAN Y, COHEN-OR D, LEVIN D, *et al.* Parameterization-free projection for geometry reconstruction [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2007, 26(99): 22.
- [9] LI Z, CHEN Z, QU F, *et al.* Point resampling and ray transformation aid to editable NeRF models [J]. *arXiv preprint arXiv:2405.07306*, 2024.

- [10] ALEXA M, BEHR J, COHEN-OR D, *et al.* Computing and rendering point set surfaces [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2003, 9(1): 3-15.
- [11] DING Y Q, CHEN Z, JI Y, *et al.* Light field-based underwater 3D reconstruction *via* angular resampling[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2023, 9: 881-893.
- [12] HUANG H, WU S H, GONG M L, *et al.* Edge-aware point set resampling[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(1): 1-12.
- [13] PETRACEK P, ALEXIS K, SASKA M. RMS: redundancy-minimizing point cloud sampling for real-time pose estimation[J]. *ArXiv e-Prints*, 2023: arXiv: 2312. 07337.
- [14] 李安琪, 郑艳, 王博, 等. 基于 3D 点云深度学习上采样的建筑物精细化三维重建[J]. *现代信息技术*, 2023, 7(21): 136-139, 144.
LI A Q, ZHENG Y, WANG B, *et al.* Refined 3D reconstruction of buildings based on 3D point cloud deep learning upsampling[J]. *Modern Information Technology*, 2023, 7(21): 136-139, 144. (in Chinese)
- [15] 张铁译. 基于重心 Voronoi 划分的高质量点云重采样研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2019.
ZHANG T Y. *Research on High-quality Point Cloud Resampling Based on Centroidal Voronoi Tessellation* [D]. Xiamen: Xiamen University, 2019. (in Chinese)
- [16] WEN C, YU B S, TAO D C. Learnable skeleton-aware 3D point cloud sampling[C]. 2023 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. June 17-24, 2023. Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2023: 17671-17681.
- [17] 艾国, 方立, 冯站银. 改进 PU-GAN 的点云上采样网络[J]. *计算机工程与设计*, 2024, 45(8): 2461-2467.
AI G, FANG L, FENG ZH Y. Improved network of PU-GAN for point cloud upsampling[J]. *Computer Engineering and Design*, 2024, 45(8): 2461-2467. (in Chinese)
- [18] 张湘, 韩少腾. 点云数据重采样下的破损建筑虚拟重建与修复方法[J]. *科技通报*, 2023, 39(10): 23-26.
ZHANG X, HAN SH T. Virtual reconstruction and repair of damaged buildings based on point cloud data resampling[J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2023, 39(10): 23-26. (in Chinese)
- [19] DUNBAR D, HUMPHREYS G. A spatial data structure for fast Poisson-disk sample generation [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25(3): 503-508.
- [20] 全卫泽, 郭建伟, 张义宽, 等. 基于采样半径优化的最大化 Poisson 圆盘采样[J]. *中国科学: 信息科学*, 2017, 47(4): 442-454.
QUAN W Z, GUO J W, ZHANG Y K, *et al.* Maximal Poisson-disk sampling by sampling radius optimization[J]. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2017, 47(4): 442-454. (in Chinese)
- [21] HAUSDORFF F. *Grundzüge der Mengenlehre* [M]. von Veit, 1914.
- [22] ULAND W, WARREN W, HEATHER J, *et al.* NASA Planetary Pits and Caves Analog Dataset [Z]. *December*, 2014.
- [23] XU Y, LIU X, CAO X, *et al.* Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research [J]. *The Innovation*, 2021, 2(40).

作者简介:



姚家琦(1999—),女,河北保定人,硕士研究生,2021年于湖南中医药大学获得学士学位,主要研究方向为三维点云处理技术。E-mail: yaojiaqi22@mails.ucas.ac.cn

通讯作者:



孙志斌(1978—),男,山西运城人,博士生导师,研究员,2007年于中国科学院物理研究所获得博士学位,主要研究方向为信息光电子学与空间科学仪器技术。E-mail: zbsun@nssc.ac.cn