

# 基于三维点云的大坝缺陷体积测量方法

张昱恒, 徐晓龙, 江雅馨, 魏瑞凯

(河海大学 信息科学与工程学院, 江苏 常州 213200)

**摘要:** 大坝在运行过程中不可避免地会出现混凝土呈块状剥落的情况; 因此, 精确地剥落缺陷体积测量对于其结构修缮具有重要意义, 而缺陷的形状往往是不规则的, 难以通过简单的几何运算求出; 为实现非接触精准测量, 提出一种将点云平面拟合、滤波和三角化相结合的缺陷体积测量方法; 利用单目相机拍摄待测结构物, 对其进行多视图三维重建, 获取点云数据, 分割出缺陷点云并对其进行体素降采样, 采用 Delaunay 三角剖分法计算缺陷体积; 为提高测量精度, 改良传统 RANSAC 平面拟合算法, 在其中融入统计离群值移除, 实现缺陷区域的精准分离; 经过多次实验证明, 该方法在测量缺陷时, 无论形状是否规则, 都能较为精准地测量出其真实体积; 将测量结果与仅用 RANSAC 算法分割相比, 测量精度提高 70.32%; 该方法大幅度提升了缺陷的测量精度。

**关键词:** 多视图三维重建; RANSAC 算法; 统计离群值移除; 体素降采样; Delaunay 三角剖分

## Volume Measurement Method for Dam Defects Based on 3D Point Cloud

ZHANG Yuheng, XU Xiaolong, JIANG Yaxin, WEI Ruikai

(School of Information Science and Engineering, Hohai University, Changzhou 213200, China)

**Abstract:** During the operation of dams, it is inevitable that concrete spalling will occur. Therefore, it is of great significance to accurately measure the volume of spalling defects for effective structural rehabilitation. Defects are often irregular and difficult to calculate through simple geometric means. To achieve non-contact and precise measurement, this paper proposes a defect volume measurement method for integrating with the point cloud plane fitting, filtering, and triangulation. A monocular camera is used to capture the images of the structure to be tested, and obtain point cloud data through multi-view 3D reconstruction. The defect point cloud is segmented and downsampled using the voxel-based method, and the Delaunay triangulation algorithm is applied to calculate the defect volume. To enhance measurement accuracy, the traditional random sample consensus (RANSAC) plane fitting algorithm is improved by incorporating the statistical outlier removal (SOR), achieving the precise separation of the defect region. Multiple experiments have proven that regardless of whether the shape is regular or not, this method can accurately measure the true volume of defects, improves the measurement accuracy by 70.32% than the RANSAC algorithm, and significantly enhances the precision of defect volume measurement.

**Keywords:** multi-view 3D reconstruction; RANSAC algorithm; statistical outlier removal; voxel downsampling; Delaunay triangulation

## 0 引言

大坝作为重要的水工建筑物, 在工农业经济发展以及社会安全等方面具有基础性作用。随着大坝服役时间的推长, 裂缝、剥落、应力变形等问题会导致工程系统逐渐出现影响大坝整体安全的隐患<sup>[1]</sup>。为保障大坝安全运行, 及时处理裂缝和剥落尤为重要, 而大型块状剥落物的修复, 离不开其尺寸和体积的精准量测。

三维点云提供高密度和高精度的数据, 能够以毫米级甚至更高的精度捕捉物体表面的几何信息, 确保测量结果的准确性。目前有很多研究都将三维点云处理作为测量尺寸体积的重要手段。文献 [2] 基于激光三角法原理设计出一种线结构光自同步扫描三维形貌测量系统, 实现了激光投射方向与相机光轴方向的协调, 满足空间任务中快速三维形貌测量的需求。文献 [3] 利用三维激光扫描技术结合田间土壤和水文数据, 通过三维

收稿日期:2024-07-09; 修回日期:2024-08-23。

基金项目:国家重点研发计划(2022YFB4703404); 中国建筑股份有限公司 2023 年度科技研发课题(CSCEC-2023-Z-10)。

作者简介:张昱恒(2000-), 男, 硕士研究生。

通讯作者:徐晓龙(1974-), 男, 硕士研究生, 高级实验师。

引用格式:张昱恒, 徐晓龙, 江雅馨, 等. 基于三维点云的大坝缺陷体积测量方法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(1): 78-84.

水文模型分析不同土壤耕作体积对水平衡和径流生成的影响。文献 [4] 利用双目相机作为图像采集设备, 通过半全局匹配算法计算出物料堆的视差图, 从而恢复物料堆的三维场景, 然后根据区域内物料堆的平均高度和平均面积计算堆料的体积。文献 [5] 提出一种基于改良 Resnet50 网络的方法在点云模型中进行自动检测和分割目标, 将语义值映射到点云模型上进行三维分割, 接着通过计算点与重建地面之间的高度差异, 估算得到建筑材料堆的总体积。文献 [6] 使用激光雷达对树木茎干三维重建, 利用基于点云数据的锥形方程和经验公式估算体积。文献 [7] 通过 3D 线激光传感器获取点云数据, 采用点云多次滤波与平面拟合相结合的方法, 最终计算出工件的高度信息。文献 [8] 利用训练后的 Point-Net 神经网络对激光采集的煤堆点云进行分割, 然后基于三角投影对煤堆进行体积测量。上述方法中, 利用深度学习的方法进行三维分割需要大量的三维点云数据来建立数据集, 采集工作耗费人力物力; 而利用激光雷达三维重建获取点云的成本高昂。

针对以上问题, 本文提出一种使用单目相机获取点云数据的非接触式测量的方法。非接触式测量<sup>[9]</sup>具有测量速度快、可远距离测量和安全不接触等优势, 而单目相机可以远程部署在无人机、水下机器人等载体上, 两者结合极大地扩展了测量的应用范围。首先使用单目相机对测量物体进行扫描拍摄, 通过多视图三维重建获取待测缺陷及其周边环境的点云数据。接着, 分割保留待测部分, 最后对点云数据进行降采样处理和 Delaunay 三角剖分, 转化为三角网格模型并进行三棱柱体积运算, 得到缺陷的体积。

## 1 缺陷点云获取

### 1.1 三维重建

点云是一组散布在三维空间中、代表几何形状的点群。获取点云是后续点云处理的基础。本文利用单目相机多视图三维重建的方法采集包含缺陷的点云数据。多视图三维重建基于运动恢复结构 (SFM, structure from motion)<sup>[10]</sup>算法和多视角立体视觉 (MVS, multi-view stereo)<sup>[11]</sup>算法, 从图像中重建密集点云模型。

SFM 算法主要实现稀疏重建。工作流程如下: (1) 利用尺度不变特征变换 (SIFT, scale invariant feature transform)<sup>[12]</sup>从所有图像中提取局部图像特征, 构建图像之间的特征对应关系; (2) 基于图像对之间的特征对应关系计算参数矩阵, 并估计每幅图片的拍摄相机在三维空间中的位姿; (3) 通过三角测量法估计对应点在三维空间中的位置, 并重建稀疏点云模型。

稀疏的点云模型无法满足测量精度的需求。为此, 采用 MVS 算法进行稠密重建, 该算法包括匹配、扩展

和过滤 3 个关键模块。

首先, 利用特征检测来找到图像之间的对应匹配关系, 生成一组稀疏的特征点匹配。然后, 通过代价聚合和深度图优化等方法迭代扩展匹配点的密度, 并在考虑可见性约束的前提下移除无效匹配。特征点的密度影响三维重建的精度, 特征点越密集, 点云模型的密度越高。最终, 密集的匹配点形成稠密点云模型, 反映目标物体的几何特征。

整体的点云获取流程可以概括如下: 使用相机从多个角度拍摄目标物体或场景的图像, 并对不同图像之间的特征点进行提取匹配, 以此确定每个图像对应的相机位姿。利用匹配后的特征点和相机参数计算深度信息, 生成包含缺陷的稠密三维点云。

### 1.2 尺度缩放

由于多视图三维重建通常只能提供相对的尺度信息, 即各点之间的比例关系。因此, 为了确定物体的绝对尺度, 需要使用标定物进行辅助。本文采用的标定系统为 CCTAG3<sup>[13]</sup>该标定方法高效且鲁棒性高, 适用于需要高精度定位和识别的计算机视觉应用, 专为在复杂背景下进行高精度定位和相机标定设计。CCTAG3 标记由多个同心圆环组成, 每个标记具有唯一的圆环配置, 使得其可以在图像处理中被准确识别和区分。与二维码或 AprilTag<sup>[14]</sup>等传统的视觉标记相比, CCTAG3 在视觉上更为简单, 但却能提供更高的精度和鲁棒性, 可以应对光照变化大、部分遮挡或图像模糊等极端环境带来的挑战。

## 2 点云体积测量

### 2.1 测量系统整体流程

在获取包含缺陷的点云数据之后, 首先利用随机抽样一致性 (RANSAC, random sample consensus) 算法分割点云文件, 去除物体所在的平面, 保留待测物体; 然后, 利用统计离群值移除 (SOR, statistical outlier removal) 滤波器对分割后的点云进行降噪, 移除离群点; 接着, 对降噪后的待测点云进行体素降采样并进行 Delaunay 三角剖分, 生成三角网格; 最后, 将所有三角网格投影得到的三棱柱体积相加, 计算出待测物体的真实体积。测量体积的完整流程图如图 1 所示。

### 2.2 点云平面拟合

RANSAC 算法的核心目的是鉴别出数据中的内点和外点, 并利用内点估计模型参数, 主要通过迭代的方法从包含有离群点的数据中估计正确数学模型参数<sup>[15]</sup>, 主要步骤包含: 随机选择、模型拟合、内点识别、模型评估和迭代。首先, 从数据集  $D$  中随机选择最小所需数量的点构成一个子集  $S$ 。接着, 利用子集  $S$  拟合模型, 由最小二乘法得到模型参数为  $\theta$ , 对于每个数据点  $x_i \in D$ ,

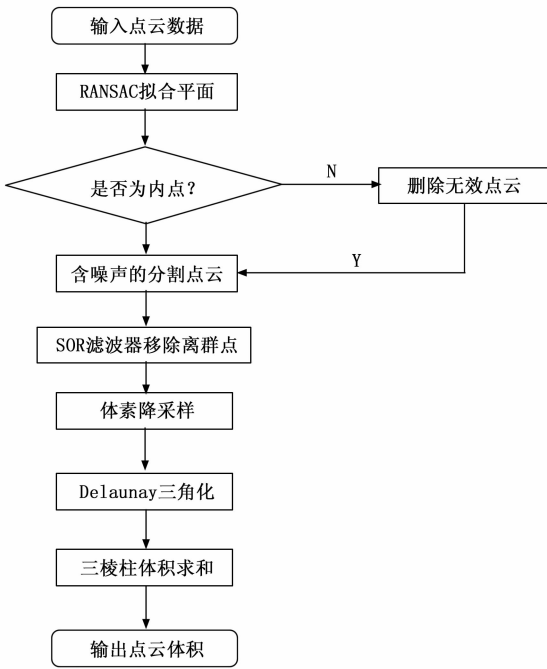


图 1 测量步骤流程图

计算其到模型的距离  $d(x_i, \theta)$ ，如果该距离小于预定的阈值  $T$ ，则认为是内点  $x_i$ 。然后，计算所有内点到模型的平均距离和误差度量，对模型进行评估。最后，将整个过程重复多次，每次都尝试找到一个具有更多内点的模型，筛选出包含元素最多的模型。

RANSAC算法在空间点云数据中拟合平面<sup>[16]</sup>的流程为：每次迭代过程中从点云数据中随机选择 3 个点确定平面，平面方程为：

$$Ax + By + Cz + D = 0 \quad (1)$$

式中： $A$ 、 $B$ 、 $C$ 是平面的法向量， $D$ 是位置参数， $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $D$ 的值可以通过解三点的线性方程组获得。空间点云数据中的距离的计算方法与平面不同，表示为：

$$d = \frac{|Ax + By + Cz + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (2)$$

通过判断距离  $d$  是否小于设定距离阈值  $T$  来认定该点是否为内点，并据此判断其余点是否存在于同一平面，如果存在同一平面的点超过一定数量，则将组成平面的点保存并标记匹配，多次迭代筛选出拥有最大匹配点的平面。

选取多视图三维重建所得的砖块点云作为处理参考，不同情况下的拟合效果如图 2 所示，其中，图 2 (a) 为原始点云，包含拟合平面和分割目标。欠拟合的点云数据无法反映真实平面结构，即图 2 (b) 的数据不足以代表整体平面；如图 3 (c) 所示，过拟合的点云数据对局部非平面特征过度拟合，导致目标点云残缺；完全拟合的点云数据如图 3 (d) 所示，拟合平面和目标点云均完整分割。

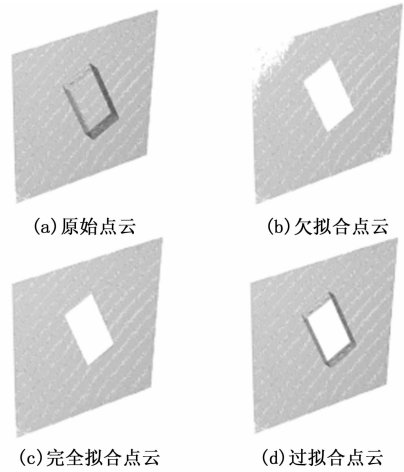


图 2 拟合效果对比图

### 2.3 统计离群值移除

统计离群值移除主要用于剔除离群点和测量误差导致的粗差点<sup>[17]</sup>，其核心思想为对每一个点的邻域进行统计分析，计算其到所有临近点的平均距离。假设得到的结果是高斯分布，其形状由均值和标准差决定，则平均距离在标准范围之外的点，可以被定义为离群点并从数据中去除。具体流程为：首先利用 K 近邻 (K-NN, k-nearest neighbors)<sup>[18]</sup>算法，根据点之间的欧氏距离来找出每个点的最邻近点，接着，计算每个点到其邻居的平均距离，得到所有点的平均距离后，计算其全局平均值和标准差。最后，通过比较平均距离与全局平均值和标准差，确定各点是否为离群点，将标记后的离群点剔除，得到去噪后的数据集。

离群点的判定流程如下。对于点云中的每个点  $P_i$ ，计算与其  $k$  个最邻近点的平均距离。 $P_i$  的邻近点集合表示为  $N_k(P_i)$ ，则  $P_i$  的平均距离  $d_{avg}(P_i)$  可以表示为：

$$d_{avg}(P_i) = \frac{1}{k} \sum_{P_j \in N_k(P_i)} \|P_i - P_j\| \quad (3)$$

其中： $\|P_i - P_j\|$  表示点  $P_i$  和  $P_j$  之间的欧式距离。

接着，基于所有点的平均距离计算全局平均距离  $D_{avg}$  和标准差  $\sigma$ ，离群点的判定条件可以表示为：

$$d_{avg}(P_i) > D_{avg} + n\sigma \quad (4)$$

其中： $n$  为阈值系数，控制算法移除离群点的灵敏度。

### 2.4 点云体素降采样

经过多视图三维重建获得的稠密点云具有数据规模庞大的特点<sup>[19]</sup>。即便通过 SOR 滤波器去除部分离群点，点云的数量仍然繁杂，在进行运算时会消耗大量的内存和时间。体素降采样将点云分割成体素 (voxel)<sup>[20]</sup>。网格，然后在每个体素中选取代表点，从而在

保留原始点云形状结构的同时减少点的数量, 对点云数据进行简化和优化, 降低计算复杂度。具体的降采样过程如下所述:

首先, 设单个体素的边长为  $l$ , 即体素网格的每个立方体边长为  $l$ , 该值决定了每个体素的大小和网格的精细程度, 而体素大小的选择取决于点云密度的需求<sup>[21]</sup>。然后, 对于点云中的每个点  $p_i = (x_i, y_i, z_i)$ , 计算其所属体素的索引  $v_i$ , 并建立体素索引到点集合的映射  $V = \{v_i \rightarrow P_v\}$ , 体素索引可以将三维空间划分为离散的体素单元, 使得每个点都可以归属到一个特定的体素中。接着, 计算体素内的代表点, 本文选取质心作为代表点, 计算公式如下:

$$q_v = \frac{1}{|P_v|} \sum_{p_j \in P_v} p_j \quad (5)$$

其中:  $|P_v|$  是体素  $v$  中点的数量,  $p_j$  是体素  $v$  中的一个点。最后, 用每个体素的质心替代该体素中的所有点, 生成降采样后的点云, 写成集合的形式  $P' = \{q_v \mid v \in V\}$ 。

如图 3 所示,  $l$  取不同值时, 砖块点云的疏密度产生明显变化, 通过调整单个体素的边长  $l$ , 可以比较不同密度下的目标物体体积测量结果。

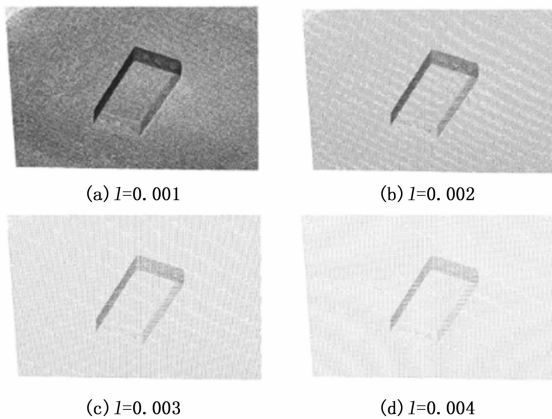


图 3 取不同值时点云密度对比图

### 2.5 三角剖分

在获取降采样的目标点云之后, 为了计算其体积, 需要对缺陷点云进行 Delaunay 三角剖分。Delaunay 图由 Voronoi 图<sup>[22]</sup> 衍生所得, Voronoi 图基于种子点对给定空间进行分割。假设存在点集  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  在  $R^d$  空间中, 其中  $p_i$  是生成点。对于每个生成点  $p_i$ , Voronoi 单元  $V$  可表示为:

$$V(p_i) = \{ \|x - p_i\| < \|x - p_j\|, \forall j \neq i \} \quad (6)$$

$V(p_i)$  包含所有到生成点  $p_i$  的距离小于到任何生成点  $p_j$  的距离点  $x$ ,  $\|x - p_j\|$  表示点  $x$  和  $p_j$  之间的欧几里得距离。

如图 4 所示, Delaunay 三角图与 Voronoi 图互为对偶, 通过对每条非边界的 Voronoi 边作其中垂线, 可以

得到 Delaunay 三角图, 而 Delaunay 三角图中的每个外接圆圆心对应 Voronoi 图中的一个顶点, 每条连接相邻圆心的线段对应 Voronoi 图中的一条边。Delaunay 三角剖分的定义是基于空外接圆性质的, 也称 Delaunay 条件<sup>[22]</sup>, 即在二维平面中, 对于三角剖分中的每一个三角形, 其外接圆内部不包含任何其他的点。将该性质推广到三维空间, 可以理解为三维中的 Delaunay 部分, 四面体的外接球内部不包含任何其他点。

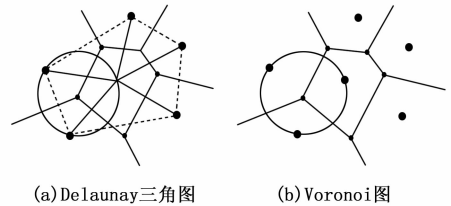


图 4 互为对偶的 Delaunay 三角图和 Voronoi 图

基于上述规则, Delaunay 三角化的流程为: 首先构建一个包含所有输入点云的超级三角形。接着增量添加新点至当前三角网络中, 识别包含该点的三角形。然后, 移除因新点插入而不满足 Delaunay 条件的三角形, 重新构建新的三角形, 同时对公共边进行迭代检查和反转操作, 确保所有三角形均满足 Delaunay 条件。最后删除初始的超级三角形, 将完成构建的三角网格存入数据库。

### 2.6 三角剖分的体积计算

在三维空间坐标系中, 假设有三点位置已知, 设定其为三角形顶点, 以  $z$  轴为垂直高度, 则将该三角形投影至  $xy$  平面可以得到一个三棱柱。将 Delaunay 三角化所形成的三角网格全部投影至平面, 可以得到大量的三棱柱, 将所有三棱柱的体积进行叠加, 即可获得待测物体的体积。传统的三棱柱体积计算方法为双重积分法。双重积分法计算量较大, 接下来介绍一种可以减少计算量的方法。

如图 5 所示, 给定三维空间中的 3 个点  $P_1(x_1, y_1, z_1)$ ,  $P_2(x_2, y_2, z_2)$ ,  $P_3(x_3, y_3, z_3)$ , 其中  $z_1 \leq z_2 \leq z_3$ , 三棱柱底面为三点所构三角形在  $z=0$  平面上的投影。

首先, 定义线段  $P_1P_3$  与平面  $z=z_2$  的交点  $P_4(x_4, y_4, z_4)$ , 由线性插值获得  $x_4, y_4$  坐标。然后, 计算两个三角形  $P_2P_3P_4$  和  $P_1P_2P_4$  在  $z$  常数平面上的投影面积  $A_1$  和  $A_2$ , 原始三角形下方的体积  $v$  可表示为:

$$\frac{A_1(z_3 - z_2) - A_2(z_2 - z_1)}{3} + (A_1 + A_2)z_2 \quad (7)$$

最后通过将  $A_1$  和  $A_2$  代入  $v$  可得单个空间三棱柱的体积, 而在得到单个三棱柱的体积后, 待测物体整体体积可表示为:

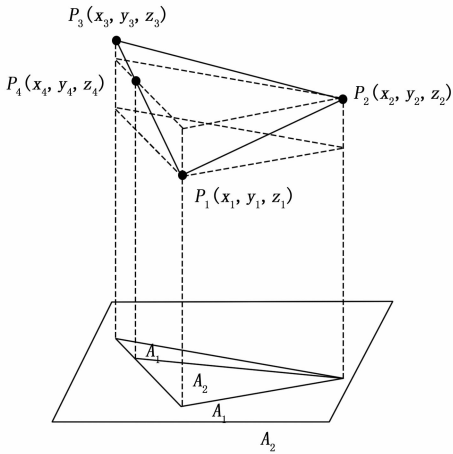


图 5 空间三棱柱

$$V = \sum_{i=0}^n v_i \quad (8)$$

### 3 实验结果

#### 3.1 实验平台搭建与数据获取

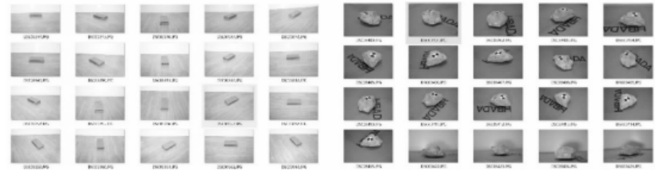
本文进行多视图三维重建的电脑配置为 NVIDIA GeForce RTX3060 Laptop GPU 显卡, 16 GB RAM 的 Intel Core i7-12700H CPU 处理器, 采用 OpenMVG 和 OpenMVS 在 Ubuntu 18.04 系统下进行重建。为了获取高质量点云, 本研究采用 SONY 的全画幅镜头交换式数码相机 A7 IV 进行图像采集, 该设备配备一块 33 MP 的 EXMOR-R CMOS 高像素传感器, 感光器件尺寸为 2.7 英寸, 镜头焦距固定为 35 mm, 实验装置及现场环境如图 6 所示。



图 6 实验环境现场图

坝体表面缺陷多为凹陷缺口, 将凹陷部分三维重建后翻转 180°, 即可将凹陷体积问题转化为凸包问题<sup>[23]</sup>。本次实验以规则方形砖块和不规则石块作为检测目标, 模拟大坝块状剥落缺陷翻转后的情况, 利用相机对物体分别进行扫描拍摄, 保证每张图片的光圈、快门速度和 ISO 等参数相同, 获取的图片数据集作为输入图像, 分辨率调整为 800 万像素, 部分数据集如图 7 所示。三维重建后, 得到待测物体的点云数据 ply 格式文件。

在得到相对尺寸的点云文件后, 本实验使用



(a) 规则砖块数据集

(b) 不规则石块数据集

图 7 多视图三维重建输入图像

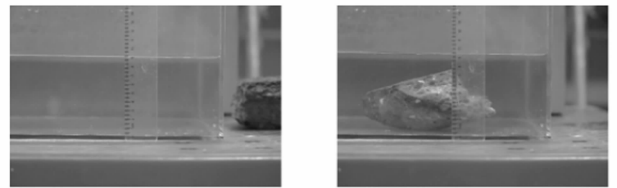
CCTAG3 作为尺度变换的固定参考点, 确定绝对尺度, 提高重建的准确性。标定物的最小半径  $R$  可根据如下公式计算:

$$R = \frac{mu}{f}d \quad (9)$$

其中:  $m$  是像素中半径的最小尺寸 (例如 30 像素),  $u$  是像素的物理尺寸,  $f$  是焦距,  $d$  是相机与标记之间的距离。

#### 3.2 实验物体真实值测量

规则石块的体积可以利用长方体体积公式进行计算, 为 741.08 cm<sup>3</sup>, 而不规则石块的体积则难以采用公式简单计算, 为了能够准确对比实验结果, 本研究采用水位法对其真实体积进行测量, 图中透明水箱长 60 cm, 宽 30 cm, 高 40 cm, 壁厚 4 mm。加水至一定高度, 放入石块, 水面升高部分的体积即为石块的真实体积 (水的密度取  $\rho=1 \text{ g/cm}^3$ ), 水面高度变化如图 8 所示, 计算得石块体积为 605.02 cm<sup>3</sup>。



(a) 初始水深: 9 cm

(b) 升高后水深: 9.35 cm

图 8 水深变化尺度图

#### 3.3 本文提出的测量方法和实验结果

由于三维重建是对待测物体所在环境的整体进行特征点提取, 这将导致重建结果不可避免的会包含物体和其所在的平面, 因此, 需要将待测物体和水平面分割, 才能进行下一步的测量, 本文使用的粗分割方法是 RANSAC 算法。RANSAC 的优点在于其对于局外点的鲁棒性良好, 能够从包含大量噪声和局外点的数据中成功分割出与平面相关联的点。三维重建获取的不规则石块原始点云数量为 1 308 135, 经过 RANSAC 初步分割后, 目标点云的数量为 523 909, 分割平面的点云数量为 784 226, 如图 9 (a) 所示, 包含需要删除的平面和目标点云。如图 9 (b) 所示, 初步粗分割后得到带有噪声的待测物体点云。接着使用 SOR 滤波器去除噪声, 即环绕在目标点云附近的离群点, 滤除的点云数为 2

810。滤除噪声后的数据点云如图 9 (c) 所示, 更加精确, 为后续三角网格划分提供参照。

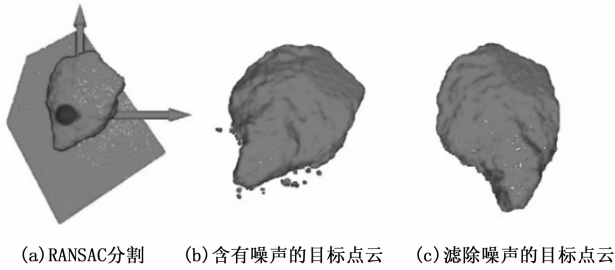


图 9 目标点云提取流程

接着, 对滤波后的目标点云进行降采样和 Delaunay 三角网格剖分, 得到如图 10 (a) 所示的若干空间三棱柱聚合体, 利用空间三棱柱体积求和可以得到石块的真实体积。如果没有对分割后的目标点云进行 SOR 滤波处理, 则会得到如图 10 (b) 所示的错误分割结果, 该情况将离群点连带算入 Delaunay 三角化的进程中, 产生多余的空间三棱柱投影, 会对体积的计算造成一定误差。

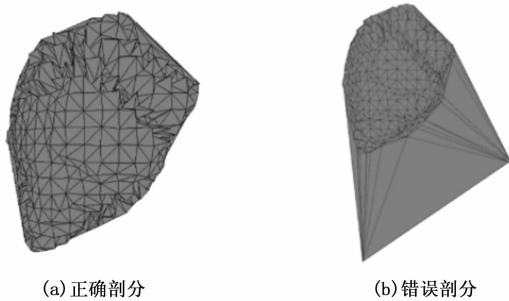


图 10 Delaunay 三角剖分

改变降采样过程中的体素边长, 利用本文算法对砖块和不规则石块分别测得 5 组不同点云密度下的体积, 比较测量的误差。砖块与不规则石块的真实体积分别为  $741.08 \text{ cm}^3$  和  $605.02 \text{ cm}^3$ 。测量体积与真实体积的对比结果如表 1 所示。

表 1 取不同数值时采用本文方法测量的结果

实验分组	$l$ 取值	下采样点云数	计算体积/ $\text{cm}^3$	误差绝对值/ $\text{cm}^3$	误差/%	平均误差/%
砖块	0.001	15 067	715.52	25.56	3.45	2.75
	0.002	8 060	720.31	20.77	2.80	
	0.003	4 514	725.51	15.57	2.10	
	0.004	2 569	723.11	17.97	2.42	
	0.005	1 755	718.94	22.14	2.98	
不规则石块	0.001	23 856	620.42	15.4	2.55	2.95
	0.002	9 473	627.01	23.07	3.63	
	0.003	4 730	618.58	13.56	2.24	
	0.004	2 763	625.40	20.02	3.31	
	0.005	1 888	623.28	18.26	3.02	

以不规则石块的真实体积为参照, 分别取 5 组体素

降采样值。仅使用 RANSAC 算法分割的体积测量结果如表 2 所示。

表 2 RANSAC 算法的石块分割体积测量结果

取值 $l$	测量体积/ $\text{cm}^3$	误差绝对值/ $\text{cm}^3$	误差/%
0.001	664.79	59.77	9.88
0.002	659.68	54.66	9.03
0.003	670.83	65.81	10.87
0.004	669.65	64.63	10.68
0.005	660.87	55.85	9.23
平均误差			9.94

### 3.4 实验结论

利用本文方法对砖块和不规则石块的体积分别进行 5 次降采样测量, 平均测量误差分别为 2.75% 和 2.95%, 结果表明, 对目标点云进行适当的体素降采样, 可以在不丢失结构特征的前提下减少计算量。针对不规则石块, 利用本文方法将 RANSAC 算法和 SOR 滤波相结合, 分割出目标缺陷, 测得体积的平均误差为 2.95%, 相较于仅使用 RANSAC 算法进行体积测量的误差 9.94%, 测量精度提高 70.32%。

### 4 结束语

本文通过摄影测量学获取待测物体点云, 并利用 RANSAC 分割算法和 SOR 滤波器对数据进行处理, 将石块从整体环境中分割, 避免了人为分割点云造成的误差。由研究实验可知, 不论是规则物体还是不规则物体, 体积计算的相对误差均在 4% 以下, 精度较高, 证明该方法具有一般性且有效。相较于利用价格高昂的激光扫描设备来获取点云, 本方法只需要使用标准的相机设备, 成本低廉可控。与激光不同, 摄影测量可以在各种环境中部署。针对坝体露出水面的部分, 可以采用无人机搭载摄像头的方式, 对坝面进行横向扫描拍摄; 针对坝体沉在水下的部分, 可通过水下机器人搭载防水摄像头实现缺陷图片数据采集, 从而生成包含缺陷的点云。研究表明, 本文所提出的体积测量方法成本低且精度高, 具有一定的实用性和先进性。

该方法针对实心物体可靠有效, 但是在面对具有复杂内部结构的物体时, 仅通过外表面的三角化是无法精确计算其体积的。另外, 多视图三维重建获取点云的计算量较大, 耗时较长, 将图像输入进行多视图三维重建到测量出体积得到结果的平均时长在 5 min 左右。后续研究中将对上述问题进行改进, 以期提高重建速度和实现更高的泛用性。

### 参考文献:

[1] 曾欣, 王龙. 大坝安全保障体系分析理论与关键问题综述 [J]. 水利规划与设计, 2022 (3): 18-20, 58.

[2] 熊胜军, 赵 飞, 赵 恒, 等. 线结构光自同步扫描三维形貌测量系统 [J]. 光子学报, 2014, 43 (11): 153 - 158.

[3] TURUNEN M, TURTOLA E, VAAJA M T, et al. Terrestrial laser scanning data combined with 3D hydrological modeling decipher the role of tillage in field water balance and runoff generation [J]. *Catena*, 2020, 187: 104363.

[4] 丁嗣禹, 苗红霞, 齐本胜, 等. 基于双目视觉的不规则堆料体积测量研究 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (4): 71 - 74, 84.

[5] KAMARI M, HAM Y. Vision-based volumetric measurements via deep learning-based point cloud segmentation for material management in jobsites [J]. *Automation in Construction*, 2021, 121: 103430.

[6] FANG R, STRIMBU B M. Comparison of stem volume estimates from terrestrial point clouds for mature Douglasfir [J]. *Information Processing in Agriculture*, 2023, 10 (3): 334 - 346.

[7] 张潇丹, 单彦虎, 储成群. 基于点云处理的小型工业零件高度精密测量 [J]. 电子测量技术, 2022, 45 (11): 134 - 139.

[8] 崔 峥, 王增才, 张 杰, 等. 基于三维点云分割的煤堆体积计算方法研究 [J]. 中国矿业, 2022, 31 (4): 96 - 101.

[9] 郑太雄, 黄 帅, 李永福, 等. 基于视觉的三维重建关键技术研究综述 [J]. 自动化学报, 2020, 46 (4): 631 - 652.

[10] BAGNATO L, FROSSARD P, VANDERGHEYNST P. A variational framework for structure from motion in omnidirectional image sequences [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2011, 41 (3): 182 - 193.

[11] YASUTAKA F, JEAN P. Accurate, dense and robust multiview stereopsis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32 (8): 1362 - 1376.

[12] PRIYANKA M, GEETA P. Exposing digital image forgeries by illumination color classification using sift algorithm [J]. *International Journal of Computer Applications*, 2017, 177 (1): 9 - 13.

[13] CALVET L, GURDJOS P, GRIWODZ C, et al. Detection and accurate localization of circular fiducials under highly challenging conditions [C] //2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2016: 562 - 570.

[14] OLSON E. AprilTag: A robust and flexible visual fiducial system [C] //Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on. IEEE, 2011: 3400 - 3407.

[15] 刘亚坤, 李永强, 刘会云, 等. 基于改进 RANSAC 算法的复杂建筑物屋顶点云分割 [J]. 地球信息科学学报, 2021, 23 (8): 1497 - 1507.

[16] ARAÚJO C M A, OLIVEIRA M M. A robust statistics approach for plane detection in unorganized point clouds [J]. *Pattern Recognition*, 2019, 100: 107115.

[17] XIANG S, PAN F, XIANG K, et al. Melt level measurement for the CZ crystal growth using an improved laser triangulation system [J]. *Measurement*, 2017, 103: 27 - 35.

[18] Dakang L, Zexiao L, Wenlang L, et al. Improved KNN for face classification via high-frequency texture components extraction [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, 82 (12): 18585 - 18597.

[19] 焦 晨, 王宝锋, 易耀华. 点云数据滤波算法研究 [J]. 国外电子测量技术, 2019, 38 (11): 18 - 22.

[20] WANG L, ZHAO Y, LI Y. A greyscale voxel model for airborne lidar data applied to building detection [J]. *The Photogram-metric Record*, 2018, 33 (164): 470 - 490.

[21] 陈 超, 李肖敏, 董恩增, 等. 基于梯度分块的自适应点云滤波方法 [J]. 电子测量技术, 2018, 41 (19): 79 - 83.

[22] HAN X, KUN Q. Improved BSO for ship path planning with grounding alert using interpolated Delaunay triangulation [J]. *Ships and Offshore Structures*, 2023, 18 (9): 1275 - 1285.

[23] SPEAKMAN E, AVERKOV G. Computing the volume of the convex hull of the graph of a trilinear monomial using mixed volumes [J]. *Discrete Applied Mathematics*, 2019, 308: 36 - 45.

linear units for neural network function approximation in reinforcement learning [J]. *Neural networks*, 2018, 107: 3 - 11.

[18] PENG D, SUN Z, CHEN Z, et al. Detecting heads using feature refine net and cascaded multi-scale architecture [C] //2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2018: 2528 - 2533.

[19] 沈希忠, 戚 成. 改进 YOLOX 的安全帽佩戴检测算法 [J]. 浙江工业大学学报, 2023, 51 (3): 289 - 297.

(上接第 77 页)

[15] FENG C, ZHONG Y, GAO Y, et al. Tood: Task-aligned one-stage object detection [C] //2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE Computer Society, 2021: 3490 - 3499.

[16] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13713 - 13722.

[17] ELFWING S, UCHIBE E, DOYA K. Sigmoid-weighted