

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2614889

基于隐函数的空间非规则体激光点云三维曲面 重建及体积计算优化研究*

陈 波, 王建军, 王文心, 付广洋, 尹建程

(山东理工大学机械工程学院 淄博 255049)

摘 要:空间非规则体,如地上建筑物、山坡及地下采空区等,其三维曲面重建与高精度体积计算在现代物流、仓储及矿山测量等领域具有重要应用价值。针对激光点云在真实采集环境中存在的噪声干扰、密度分布不均以及复杂曲面区域法向量估计不准确等问题,提出了一系列优化措施研究,有效提高了三维建模效果和体积计算精度。首先,在传统统计滤波基础上,引入局部密度与曲率特征,提出一种自适应特征保留滤波算法,在有效抑制离群噪声的同时显著降低稀疏区域及高曲率特征点的误删率;其次,针对点云密度分布不均导致法向量估计精度下降的问题,提出一种曲率自适应的法向量混合估计策略,在平坦区域采用主成分分析(PCA)快速估计法向量,在曲率变化显著区域引入二次曲面拟合进行局部修正,从而在保证计算效率的同时提升复杂曲面区域法向量估计的稳定性与准确性;最后,利用平滑符号距离隐式函数实现水密曲面重建,并结合投影-四面体分解法完成体积计算。通过水桶模型、实验室空间及实验室-走廊结合体等多场景实验对所提方法进行验证,所得体积相对误差分别降低至 1.63%、0.32% 和 0.25%。实验结果表明,所提方法在曲面重建连续性与体积计算精度方面均取得了较好效果,可为复杂空间物体的高精度三维曲面重建与体积测量提供一种稳定可靠的技术方案。

关键词: 激光点云; 自适应特征保留滤波; 法向量估计; 隐式曲面重建; 体积计算

中图分类号: TH86 TN958 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Implicit function-based 3D surface reconstruction and optimized volume calculation for irregular objects from laser point cloud

Chen Bo, Wang Jianjun, Wang Wenxin, Fu Guangyang, Yin Jiancheng

(School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China)

Abstract: The three-dimensional surface reconstruction and high-precision volume calculation of spatially irregular objects, such as above-ground buildings, slopes, and underground goafs, hold significant application value in modern logistics, warehousing, and mine surveying. To address the problems of noise interference, non-uniform density distribution, and inaccurate normal vector estimation in complex curved regions of laser point clouds acquired under real-world conditions, a series of optimization strategies are proposed to improve three-dimensional modeling quality and volume calculation accuracy. First, an adaptive feature-preserving filtering algorithm is proposed by introducing local density and curvature features into the conventional statistical filtering framework, which effectively suppresses outlier noise while significantly reducing the misclassification and removal of feature points in sparse regions and high-curvature areas. Second, to overcome the degradation of normal vector estimation accuracy caused by non-uniform point cloud density, a curvature-adaptive hybrid normal estimation strategy is developed. Principal component analysis (PCA) is employed for rapid normal estimation in relatively flat regions, whereas quadratic surface fitting is introduced for local refinement in regions with significant curvature variation, thereby improving the stability and accuracy of normal estimation in complex surface regions while maintaining computational efficiency. Finally, watertight surface reconstruction is achieved using a smooth signed distance implicit function, and volume calculation is performed via a projection-tetrahedral decomposition method. The proposed method is validated through multi-scenario experiments involving a bucket model, a laboratory space, and a laboratory-corridor combined structure. The resulting relative

收稿日期: 2026-01-22 Received Date: 2026-01-22

* 基金项目: 山东省自然科学基金项目 (ZR2023MF046)、淄博市重点研发项目 (2021SNCG0053) 资助

volume errors are reduced to 1.63%, 0.32%, and 0.25%, respectively. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves improved surface reconstruction continuity and volume calculation accuracy, providing a stable and reliable technical solution for the high-precision three-dimensional surface reconstruction and volume measurement of complex spatial objects.

Keywords: laser point cloud; adaptive feature preservation filtering; normal vector estimation; surface reconstruction; volume calculation

0 引言

三维点云作为物理世界几何形态的数字化载体,是逆向工程与精密测量的核心技术之一。其中,激光雷达凭借其高精度^[1]、高分辨率^[2]及非接触测量的独特优势,已成为获取大规模场景三维点云数据的主流手段^[3],在自动驾驶^[4]、文化遗产保护、地质勘探^[5]等领域发挥着不可或缺的作用。在这些应用中,空间物体的体积作为量化分析的关键几何参数,其计算精度直接关系到工程决策的可靠性与安全性。对于规则几何体,体积计算可借助解析公式快速求解。然而,在矿业、土木、考古等实际工程中,诸如矿体、溶洞、堆石坝、大型文物等对象通常呈现高度不规则性,使得传统接触式测量方法效率低下且难以全面施测。三维激光扫描技术通过快速获取物体表面海量的三维空间点云,为实现此类不规则体的精确体积计量提供了有效的技术途径。

当前,基于点云的体积计算方法,依据其核心原理,主要可归纳为4类技术路径:1)凸包近似法:通过构建最小凸包体估算体积,虽计算高效(如文献[6]用于立式罐容积计算),但对非凸结构存在系统性高估误差,适用性因此受限;2)空间离散法:文献[7]通过体素化或切片操作将点云空间离散化,通过累加离散单元的体积累计总体积。其精度受离散粒度制约,存在阶梯效应,计算效率与精度难以兼顾;3)表面重建法:文献[8]提出先将离散点云重建为连续封闭曲面模型(如三角网格或隐式曲面),再计算模型体积,该方法潜力在于高精度,但其成效严重依赖于点云的质量与重建算法的鲁棒性。点云中的噪声、密度不均及法向量偏差极易导致重建模型出现孔洞或拓扑错误;4)投影几何法:基于二维投影与三维拓扑关联构建体积单元(如文献[9]通过投影三角剖分构造五面体累加),虽降低了三维复杂度,但在点云分布不均或遮挡时易产生几何裂隙导致偏差。综观上述方法,无论采用间接建模还是直接几何解析策略,其计算精度均深刻受制于点云原始数据的固有质量。当点云存在密度分布不均、噪声干扰以及复杂几何特征(如尖锐棱边、曲面过渡带)时,模型重建的几何保真度会显著下降,最终导致体积计算误差被累积放大。

在表面重建法中,隐式曲面重建方法因其能天然生成水密性封闭曲面,已成为高精度体积计算的主流研究方向。然而,隐式函数重建的质量在很大程度上由其两

个前置环节共同决定:点云预处理质量与法向量估计精度。通过分析现有研究^[10-14],当前技术流程仍面临3个突出瓶颈:1)点云密度不均与噪声的耦合影响使固定参数的预处理方法难以自适应,易导致特征丢失或噪声残留^[15];2)常规滤波算法在去除离群点的同时,难以有效保留表征真实几何形态的尖锐特征^[16];3)在曲面曲率变化剧烈的区域,基于主成分分析(principal component analysis, PCA)等线性模型的法向量估计方法精度不足,会破坏重建曲面的连续性与准确性^[17]。

为系统性地解决上述问题,本文提出一套层次化的点云优化与重建框架,旨在通过逐级提升点云质量与法向量精度,为后续高精度隐式曲面重建与体积计算奠定基础。本文主要工作与创新点为:

1)提出一种融合多维度判据的自适应特征保留滤波(adaptive feature-preserving filtering, AFF)算法,通过构建“动态密度阈值-曲率特征保护-孤立点检测”的分层决策模型,在有效抑制离群噪声的同时,显著降低了对稀疏区域和高曲率特征点的误删率;

2)设计一种面向隐式曲面重建的曲率自适应法向量平滑混合估计策略,实现主成分分析法(PCA)与二次曲面拟合的无缝融合,在保证计算效率的同时,提升了复杂曲面区域法向量场的一致性与平滑性,为平滑符号距离(smooth signed distance, SSD)隐式重建提供了更可靠的梯度约束。

1 方法原理

针对真实采集点云中噪声、密度不均及法向量估计误差耦合影响重建精度的问题,本文构建了一个层次化的处理框架,其技术路线如图1所示。

核心工作包含以下3个方面:

1)提出一种自适应特征保留滤波算法,旨在解决传统统计滤波在密度不均和高曲率区域误删有效点的问题,从源端保障点云的纯净度与几何完整性;

2)设计一种曲率自适应的法向量混合估计策略,旨在面向隐式曲面重建任务,克服传统PCA法向量估计在曲率变化显著区域受限于局部平面线性假设而产生的系统性偏差,提升法向量场的准确性与一致性;

3)基于优化后的点云与法向量,采用平滑符号距离隐式函数实现水密曲面重建,并结合投影-四面体分解法完成体积计算。

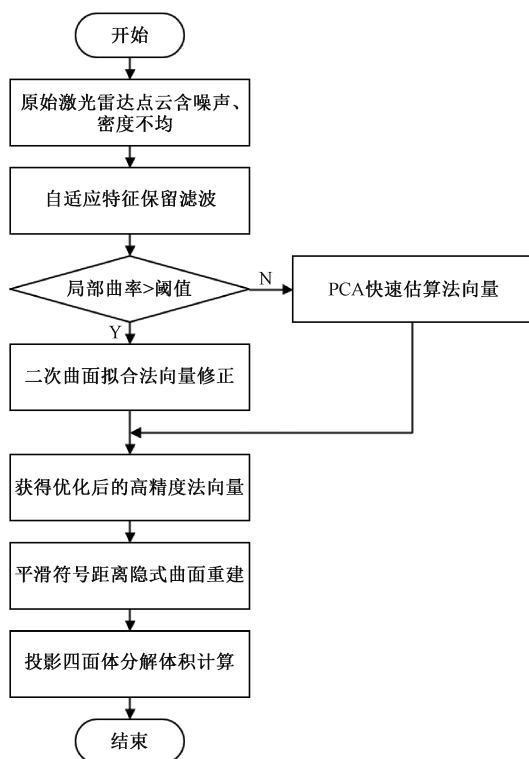


图1 整体技术路线

Fig. 1 Overall technical roadmap

1.1 自适应特征保留滤波算法

1) 统计滤波算法及其缺陷

点云预处理需在抑制噪声的同时最大限度保留几何特征。传统统计离群点去除 (statistical outlier removal, SOR) 算法通过计算每个点与其 k 近邻的平均距离, 并基于全局距离分布的均值与标准差设定固定阈值进行离群点判别, 其判据为:

$$d_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \|p_i - p_{ij}\| \quad (1)$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i, \sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - \mu)^2} \quad (2)$$

若点 p_i 满足 $d_i > \mu + \alpha \cdot \sigma$ (其中 α 为经验系数), 则被视为离群点并剔除。该算法隐含假设邻域距离服从高斯分布。然而, 在实际采集的点云中, 密度分布不均会导致稀疏区域的有效点因 d_i 较大而被误判为噪声^[18]; 同时, 边缘、角点等高曲率特征点的空间分布特性与噪声点相似, 也易被过度剔除, 导致关键几何信息丢失。

2) 自适应特征保留滤波算法

为解决传统 SOR 算法的上述缺陷, 本文提出 AFF 算法。该算法摒弃了单一的全局距离判据, 通过融合局部密度、曲率等多维度特征构建动态决策模型, 以实现噪声抑制与几何特征保持之间的平衡。其基本原理与传统方法的对比如图 2 所示。

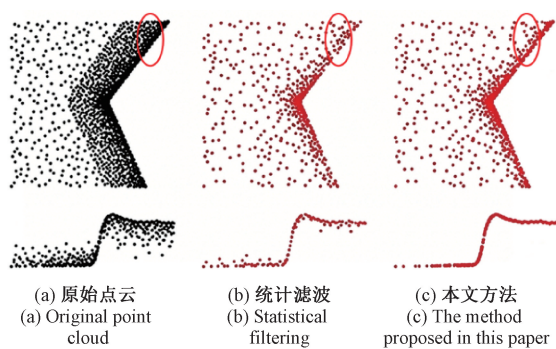


图2 自适应特征保留滤波算法原理

Fig. 2 Schematic diagram of the adaptive feature preservation filtering algorithm

算法首先基于 KD 树加速邻域搜索, 依据式 (1) 为每个点 p_i 计算其 k 邻域内的平均欧氏距离 (反映局部点云密度)。该距离值 d_i 反映了局部点云的分布密度。为评估局部表面的几何特性, 进一步计算曲率特征。通过构建邻域点的协方差矩阵并进行特征值分解:

$$C = \frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^k (p_j - \bar{p})(p_j - \bar{p})^T \quad (3)$$

其中, $\bar{p}$ 为邻域点的质心。对协方差矩阵 C 进行特征分解得到特征值 $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$, 则局部曲率可通过最小特征值计算:

$$c_i = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2} \quad (4)$$

曲率值 c_i 能够有效表征表面的弯曲程度, 对于识别边缘、角点等几何特征具有重要意义。

在特征提取的基础上, 采用分层决策策略实现滤波。首先, 基于全局统计特性计算基础阈值, 为解决稀疏区域误删问题, 算法引入密度自适应机制, 构建动态变化的局部阈值:

$$T_l(i) = T_g \left(1 + \beta \frac{\mu_d}{d_i + \varepsilon} \right) \quad (5)$$

其中, β 为密度松弛因子, ε 是为避免除零错误而设置的小常数。该设计使得在点云稀疏区域 (d_i 较大) 自动放宽剔除标准, 显著降低了有效点的误删率。为保护重要的几何特征, 设定曲率阈值 T_c , 将所有满足 $c_i > T_c$ 的点识别为特征点并纳入保护集合。这一机制确保了点云在滤波过程中尖锐边缘、角点等关键几何信息可有效保留。

在噪声识别方面, 算法采用空间分布分析来检测孤立噪声点。首先计算基于滤波后点云的平均邻域距离:

$$r_{iso} = f \mu_d^{\text{filtered}} \quad (6)$$

其中, f 为孤立检测系数, μ_d^{filtered} 是初步滤波后点云的平均邻域距离。对于每个点 p_i , 统计以其为中心, r_{iso} 为

半径的球邻域内点的数量 $N_{r_{iso}}(\mathbf{p}_i)$ 。如果该数量小于预设的最小邻域点数阈值 N_{min} , 则判定该点为孤立噪声点:

$$P_{isolated} = \{\mathbf{p}_i \in P \mid |N_{r_{iso}}(\mathbf{p}_i)| < N_{min}\} \quad (7)$$

最终的滤波效果通过融合 3 个决策准则得到:

$$P_{filtered} = \{\mathbf{p}_i \in P \mid [(d_i < T_i(i)) \vee (c_i > T_c)] \wedge (\mathbf{p}_i \notin P_{isolated})\} \quad (8)$$

其中, $\vee$ 表示逻辑“或”运算, $\wedge$ 表示逻辑“与”运算。这一复合条件确保了只有在满足动态距离阈值或被识别为特征点, 且不被判定为孤立噪声点的条件下, 数据点才会被保留。

1.2 法向量提取优化算法

1) 混合估计策略构建

经自适应特征保留滤波处理后, 点云中的随机噪声与显著离群点已得到有效抑制。在此基础之上, 点云法向量的准确估计成为影响后续隐式曲面重建质量与体积计算精度的关键环节。

针对传统 PCA 方法在低曲率区域效率高但高曲率区域精度低, 而多项式曲面拟合 (polynomial surface fitting, PSF) 精度高但计算冗余的问题, 本文构建了一种基于局部曲率特征的自适应混合估计模型。该模型依据协方差矩阵的特征值分布特性量化局部曲面弯曲度, 通过动态阈值判定机制, 在两种估计模式间进行自适应切换, 从而在保证计算效率的同时, 实现对尖锐特征与复杂曲面的高保真法向重建。两种方法求取法向量原理如图 3 所示。

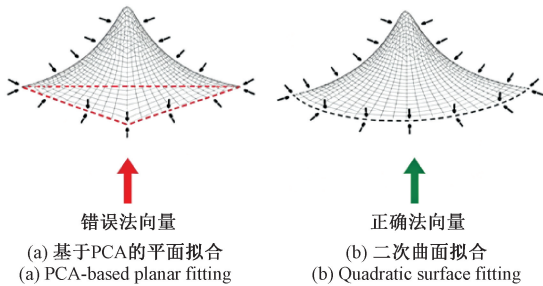


图3 计算法向量原理对比

Fig. 3 Comparison diagram of the principle of computational normal vectors

2) 局部曲率特征量化与 PCA 估计

对于点云中的任意点 $\mathbf{p}_i$, 定义其 k 近邻域为 $N_k(\mathbf{p}_i)$ 。PCA 法向量估计的本质是求解一个最小二乘优化问题, 即寻找一个单位法向量 $\mathbf{n}$, 使得邻域内所有点到该平面投影距离的平方和最小:

$$\min_{\|\mathbf{n}\|=1} \sum_{\mathbf{p}_j \in N_k(\mathbf{p}_i)} (\mathbf{n}^T(\mathbf{p}_j - \bar{\mathbf{p}}))^2 \quad (9)$$

式中: $\bar{\mathbf{p}}$ 为邻域质心。该问题等价于对邻域协方差矩阵 $\mathbf{C}$ 进行特征值分解:

$$\mathbf{C} \times \mathbf{v}_m = \lambda_m \times \mathbf{v}_m, m \in \{0, 1, 2\} \quad (10)$$

设特征值满足 $0 \leq \lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$, 对应的特征向量为 $\mathbf{v}_0 \leq \mathbf{v}_1 \leq \mathbf{v}_2$ 。此时, $\mathbf{v}_0$ 即为 PCA 估计的法向量。为评估局部表面的弯曲程度, 本文引入表面变化率作为曲率量化指标 $\sigma(\mathbf{p}_i)$:

$$\sigma(\mathbf{p}_i) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2} \quad (11)$$

其中, $\sigma(\mathbf{p}_i)$ 的值域为 $\left[0, \frac{1}{3}\right]$ 。当 $\sigma(\mathbf{p}_i)$ 趋于 0 时, 表明局部邻域呈现显著的平面特征; 当 $\sigma(\mathbf{p}_i)$ 较大时, 表明局部存在显著的曲面弯曲或噪声干扰。

3) 基于二次曲面拟合的法向修正

当局部曲率指标 $\sigma(\mathbf{p}_i)$ 超过预设阈值 T_σ 时, 判定 PCA 平面假设失效。此时引入局部二次曲面拟合模型进行法向修正。在以 $\mathbf{p}_i$ 为原点、PCA 主轴 $\{\mathbf{v}_0, \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2\}$ 构建的局部坐标系 $\{u, v, w\}$ 下, 假设局部表面满足二次多项式约束:

$$w(u, v) = au^2 + bv^2 + cuv + du + ev \quad (12)$$

$\mathbf{x} = [a, b, c, d, e]^T$ 为待定系数向量。通过构建最小二乘方程组 $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{B}$ 求解系数, 其中 $\mathbf{A}$ 为基于邻域点坐标的范德蒙德矩阵。拟合完成后, 点 $\mathbf{p}_i$ 处 (即局部坐标原点) 的精确法向量 $\mathbf{n}_{opt}$ 可通过求偏导获得:

$$\mathbf{n}_{opt} = \frac{(-d, -e, 1)^T}{\sqrt{d^2 + e^2 + 1}} \quad (13)$$

最后, 将 $\mathbf{n}_{opt}$ 变换回全局坐标系, 即得到修正后的高精度法向量。

4) 自适应判别算法流程

综合上述模型, 混合法向量估计的具体执行逻辑如下:

(1) 特征计算: 遍历所有点, 采用式 (10) ~ (12) 计算协方差矩阵特征值及曲率指标 $\sigma(\mathbf{p}_i)$ 。

(2) 模式判别: 若 $\sigma(\mathbf{p}_i) < T_\sigma$ (本文实验取 $T_\sigma = 0.08$), 判定为平坦区域, 直接采用 PCA 计算结果 $\mathbf{v}_0$ 作为法向量, 以确保计算效率。若 $\sigma(\mathbf{p}_i) > T_\sigma$, 判定为高曲率区域, 启动二次曲面拟合模块, 采用式 (16) 计算的 $\mathbf{n}_{opt}$ 替代 PCA 结果, 以消除平面近似带来的系统性偏差。该值表示当最小特征值占总方差的比例小于 8% 时, 可认为邻域内超过 92% 的几何变异可由前两个主成分解释, 局部平面假设成立, PCA 估计结果可靠; 当该比例超过 8% 时, 曲面弯曲趋势不可忽略, 需引入二次曲面拟合进行法向修正。该阈值在同类场景下均能较好地兼顾效率与精度。

(3) 方向一致性调整: 为消除法向二义性, 采用基于最小生成树 (minimum spanning tree, MST) 的法向传播算法。首先, 选取曲率指标 $\sigma(\mathbf{p}_i)$ 最小的点作为初始种子点 (该点法向量估计最为可靠), 其法向方向作为初始参

考。构建 MST 时,以 $w_{ij} = 1 - |\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j|$ 为边权重;对于曲率 $\sigma(\mathbf{p}_i) > 0.1$ 的尖锐特征点,禁止其作为方向传播的中继节点;对于法向量夹角超过 120° 的边,直接剔除。随后沿 MST 进行深度优先遍历,按式(14)翻转不一致的法向量:

$$\mathbf{n}_j = \begin{cases} \mathbf{n}_j, & \mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j \geq 0 \\ -\mathbf{n}_j, & \mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j < 0 \end{cases} \quad (14)$$

遍历完成后,对高曲率点以邻域法向多数方向进行局部一致性校验,完成最终定向。

本文的曲率自适应混合法向量估计策略专为后续 SSD 隐式重建任务设计,其核心目标是在平坦区域保持 PCA 的计算效率,在高曲率区域通过二次曲面拟合提升局部精度,从而为 SSD 隐式函数构建提供稳定可靠的梯度场。近年来,基于深度学习的方法在法向量估计任务上展现出较强的特征学习能力,但通常需要大规模标注训练数据且计算开销较高。本文采用的传统优化路线在计算效率、硬件可及性和算法可解释性方面仍具有工程应用优势^[18]。

1.3 隐式三维曲面重建与体积计算

本文采用 Calakli 等^[19]提出的 SSD 方法进行隐式曲面重建。定义隐式曲面方程为:

$$S = \{\mathbf{p} \in \mathbb{R}^3 | f(\mathbf{p}) = 0\} \quad (15)$$

其中,隐函数 $f(\mathbf{p})$ 构造为平滑符号距离函数,当点 $\mathbf{p}$ 位于曲面内部时 $f(\mathbf{p}) < 0$;位于实体外部时 $f(\mathbf{p}) > 0$;表面处满足 $f(\mathbf{p}) = 0$ 且 $\|\nabla f(\mathbf{p})\| \approx 1$, 其梯度方向与点云法向一致。为精确逼近理想有符号距离函数(signed distance function, SDF),构造复合径向基函数(radial basis function, RBF)与正则约束的优化模型:

$$f(\mathbf{p}) = g(\mathbf{p}) + \sum_{k=1}^N \lambda_k \varphi(\|\mathbf{p} - \mathbf{q}_k\|) + R(Hf) \quad (16)$$

式中: $g(\mathbf{p})$ 为三次多项式基底,表征曲面宏观几何特性; N 代表三维点云数量; λ_k 代表权值系数; φ 代表核函数; $\mathbf{q}_k$ 为径向基中心点集, $R(Hf)$ 代表 Hessian 矩阵正则项^[20]。Hessian 正则机制源于微分几何原理,该约束强制隐函数二阶导数为零,在物理意义上等价于最小化曲面平均曲率,可有效抑制远离采样点区域的冗余曲面分支,保障重建曲面的光滑性。

基于重建所得的流形网格,实体体积计算采用投影-四面体分解法,如图4所示。

首先将每个三角面元正交投影至参考平面(如 XOY 平面),其投影多边形与原始面元构成斜截三棱柱体;继而通过引入对角线将棱柱剖分为3个四面体单元,其中每个四面体由顶点 $\mathbf{a}_j$ 及底面三角形 $\Delta \mathbf{b}_j \mathbf{c}_j \mathbf{d}_j$ 定义。其体积由向量混合积精确计算^[21]:

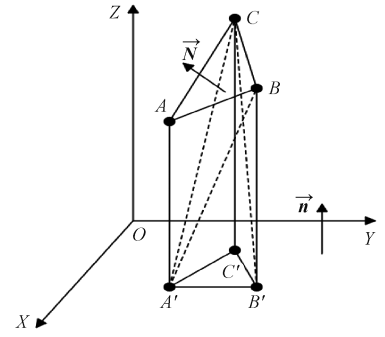


图4 单个三角形面元体积示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the volume calculation for a single triangular facet

$$V = \frac{1}{6} |(\mathbf{a}_j - \mathbf{d}_j) \times [(\mathbf{b}_j - \mathbf{d}_j) \times (\mathbf{c}_j - \mathbf{d}_j)]| \quad (17)$$

式(17)展开等价于行列式运算: $\mathbf{a}_{jx} - \mathbf{d}_{jx}$ 。

2 实验过程与结果分析

2.1 激光点云采集实验系统的搭建

本研究实验采用自主搭建的一套数据采集系统。该系统以电动轮椅为载体,对其进行了计算机自动控制改造。平台顶部固定安装了一台三维激光雷达(Velodyne 公司, VLP-16),控制端使用一台搭载 Windows 10 操作系统的笔记本电脑,共同构成如图5所示的激光雷达扫描装置。通过有线连接将笔记本电脑与激光雷达集成,完成整套实验系统的搭建。

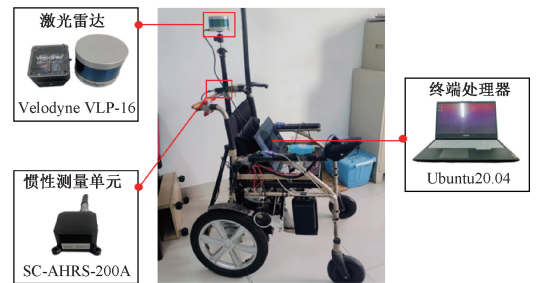


图5 激光雷达扫描装置

Fig. 5 LiDAR scanning device

为全面评估本文方法在不同几何结构与尺度条件下的性能,选取了3类具有代表性的实验对象,构建了从规则几何体到复杂真实场景的递进式验证体系。实验对象点云采集现场如图6所示。

2.2 实验数据与测试场景

空间模型1:水桶模型。该模型为典型的旋转曲面体,整体形状非规则且局部存在曲率变化。受材质反光及扫描视角限制,其点云中常出现噪声与密度不均现象,

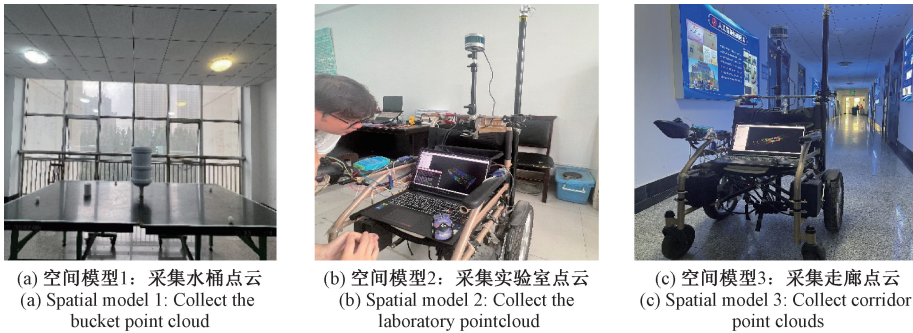


图 6 采集点云现场

Fig. 6 Shows the on-site collection point cloud

适用于检验方法在曲面区域的稳定性及其对重建精度的影响。

使用精密电子秤多次测量空桶质量,取平均值为 828 g,根据厂家提供的材料密度 (1.21 g/cm^3) 换算得桶壁所占体积约 0.684 dm^3 。随后将水桶注满水,分批次称量所容水的质量,累计获取 14 组有效数据 ($710.1 \sim 1790.0 \text{ g}$),基于水的标准密度换算得内腔水体积为 16.849 dm^3 。将水的体积与桶壁体积相加,得到水桶外表面所包围的总体积为 17.533 dm^3 ,以此作为体积计算的参考基准。该方法获取的参考值与激光雷达扫描外表面所得点云计算的外体积在物理含义上一致。参考值的主要误差源为桶壁材料密度的准确性,假设密度存在 $\pm 2\%$ 偏差,对参考值的影响约 0.08% ,远小于点云建模误差,不影响结论可靠性。

空间模型 2: 实验室内部空间。该场景以平面墙体和直角边界为主,几何特征清晰、曲率变化小,适用于验证方法在理想条件下的基础体积计算精度。使用高精度激光测距仪 (宏诚科技 HT-40 系列,精度 $\pm (2.0 \text{ mm} + 5 \times 10^{-5} D)$) 对空间尺寸进行多次独立测量,取平均值后计算得到实验室的实际体积为 92.082 m^3 ,以此作为体积计算的参考基准。

空间模型 3: 实验室-走廊结合体。该场景 (以下简称结合体) 包含多处空间过渡、平面交接及非规则拓扑结构,几何复杂性高,用于检验方法在真实复杂空间中的鲁棒性与实用性。采用与实验室场景相同的测量方法,对其关键尺寸进行多次测量并计算得到参考体积为 226.309 m^3 。该场景的引入可有效验证方法在复杂结构及大尺度空间中的稳定性,弥补仅在规则几何体上测试的不足。

上述 3 类实验场景在几何形态上构成递进谱系: 水桶为典型非规则旋转曲面体,用于检验方法在曲面区域的建模稳定性; 实验室以平面墙体为主,用于验证方法在规则几何条件下的基础精度; 结合体包含多空间过渡与非规则拓扑,用于检验方法在复杂混合结构中的鲁棒性。

三者共同覆盖了工程测量中常见的曲面、平面及混合几何类型。

为获取水桶模型的完整三维点云,实验将其置于乒乓球台面上,并在周围布设了乒乓球、卫生纸卷等人工标靶,以增强多视角点云之间的配准约束。利用课题组自研的搭载三维激光雷达 (Velodyne VLP-16) 的电动轮椅平台,在多个预设静态站位对水桶进行扫描,从侧向、斜上方等多个视角采集点云,确保数据覆盖完整且视角间具有高重叠度。

针对多视角点云配准,采用由粗到精的流程: 首先在 CloudCompare 软件中基于人工标靶与显著几何特征进行手动粗配准,获得较好的初始位姿; 随后采用迭代最近点算法进行精配准,通过最小化点云间的整体距离误差实现精确对齐,最终得到统一坐标系下的水桶完整点云模型,为后续处理提供可靠数据基础。

对于实验室及实验室-走廊结合体等大尺度场景,则通过搭载激光雷达的移动平台进行匀速扫描,以获取连续、完整的室内点云。在此基础上,采用本文提出的曲率自适应混合法向量估计方法计算点云法向量,并利用基于变分能量最小化的隐式曲面重建方法生成三维网格模型,最终完成体积计算。

2.3 预处理效果对比

1) 三维点云可视化对比

水桶、实验室及结合体 3 类点云在预处理前后的视觉效果如图 7 所示。图 7(a)~(c) 为水桶、实验室和结合体原始点云,可见其表面存在明显的离群噪声点,且在桶身与底部交界处因遮挡导致点云密度不均。图 7(d)~(f) 为采用 SOR 方法 (采用文献[8]参数: $k=2, \sigma=1.4$) 处理后的结果, σ 值越小,剔除的点就越多,但在点云稀疏区域 (如桶身处), 部分本应保留的结构点被误删,导致点云几何轮廓变得模糊; σ 值越大,剔除的离群点越少,将会达不到有效的滤除效果。图 7(g)~(i) 为本文 AFF 方法处理后的结果,在有效抑制离散噪声的同时,完整保留了稀疏区域的结构特征,边缘清晰度显著提升。

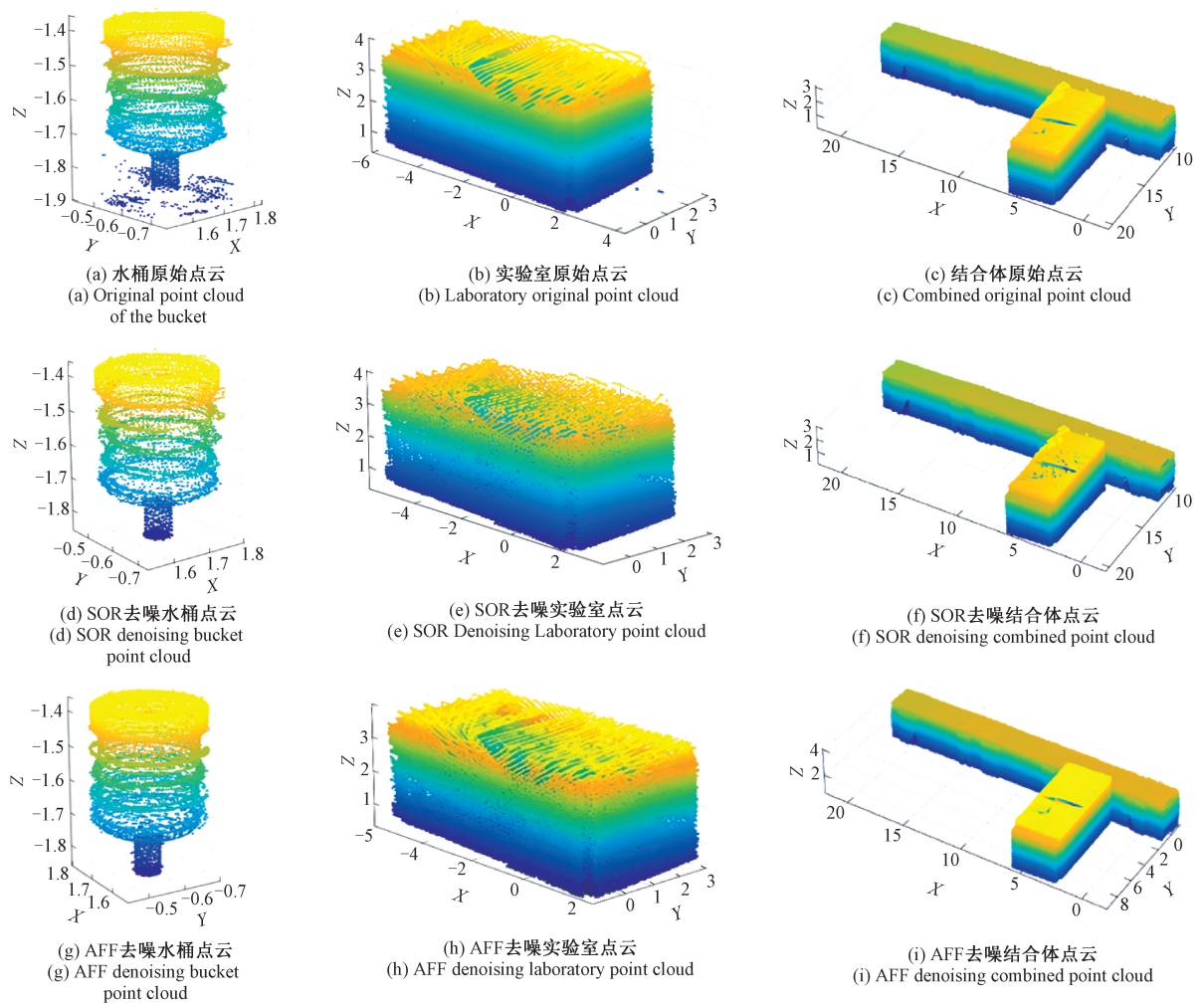


图7 原始点云与去噪点云样图

Fig. 7 Sample diagrams of original point cloud and transformed point cloud

2) 定量分析

为量化评估预处理效果,选取噪声点去除率(noise removal rate, NRR)、特征点保留率(feature retention rate, FRR)和点云均匀性指数(uniformity index, UI)3项与曲面重建质量密切相关的指标进行对比,结果如表1所示。

表1 各评价指标结果

Table 1 Results of each evaluation index					
实验对象	方法	点云数量	NRR/%	FRR/%	UI
水桶	SOR	15 620	91.2	82.4	0.39
	AFF	15 980	95.1	92.6	0.31
实验室	SOR	87 895	88.5	79.1	0.44
	AFF	90 430	91.1	89.3	0.36
结合体	SOR	238 020	86.9	76.8	0.50
	AFF	244 800	90.4	87.5	0.41

其中,NRR 反映算法对离群噪声的抑制能力;FRR 评价算法对关键几何特征的保护能力;UI 通过计算点云中各点在局部半径 r 内邻域点数量的变异系数(标准差/均值)来衡量空间分布的均匀性,UI 值越低表明均匀性越好,该指标对隐式曲面重建的稳定性至关重要。

水桶、实验室以及结合体原始点云数量分别为 17 079、97 877 和 259 336。

$$NRR = \frac{N_{\text{noise}} - N_{\text{noise,remain}}}{N_{\text{noise}}} \times 100\%$$

(18)

$$FRR = \frac{N_{\text{feature,retain}}}{N_{\text{feature,orig}}} \times 100\%$$

(19)

$$UI = \frac{\sigma_n}{\mu_n}$$

(20)

其中, N_{noise} 为原始点云中判定的噪声点数量, $N_{\text{noise,remain}}$ 预处理后仍残留的噪声点数量; $N_{\text{feature,orig}}$ 为原始点云中的特征点数量; $N_{\text{feature,retain}}$ 为预处理后仍被保留的

特征点数量; μ_n 、 σ_n 为全局均值与标准差。

根据表 1 结果,在水桶、实验室及实验室-走廊结合体 3 类场景中,本文提出的 AFF 方法在 NRR、FRR 和 UI 3 项指标上均优于传统 SOR 方法。这表明 AFF 不仅在噪声抑制与特征保持之间取得了更好平衡,同时显著改善了点云的空间分布均匀性。

该结果说明,传统 SOR 在密度不均或曲率变化大的区域容易将高曲率特征点误判为离群点予以剔除;而 AFF 通过引入曲率约束与密度自适应机制,在有效去噪的同时保护了关键几何结构,从而为后续法向量估计与曲面重建提供了更完整的几何信息。此外,点云均匀性的提升有助于增强后续隐式曲面重建中符号距离场构建的稳定性,为高精度几何建模与体积计算奠定更可靠的数据基础。

边缘点作为点云中曲率变化最为剧烈的结构区域,其保留情况能够直观反映算法对几何边界的保护能力。边缘保留率(edge preservation rate, EPR)用于评价去噪后点云几何特征的保持能力。点云局部几何特征通过邻域协方差矩阵进行描述,对于任意点 p_i ,其 k 邻域点集合构成协方差矩阵和平均曲率可通过式(4)和(5)进行求取,当局部曲率大于设定阈值 $T(T=\mu+2\sigma)$ 时,该点被判定为边缘点。统计滤波前后的边缘点数量之比,可得到边缘保留率:

$$EPR = \frac{|E_d|}{|E_r|}$$

(21)

为进一步评估算法性能,本文与文献[22]提出的融合统计滤波和改进 DBSCAN 算法相结合的点云去噪方法,文献[23]提出的基于点云密度自适应参数统计滤波和混合滤波结合的去噪方法在边缘保留率(EPR)、噪声去除率(NRR)和运行时间上进行对比,处理结果如表 2 所示。

表 2 3 种算法在水桶点云上的定量评价结果
Table 2 Quantitative evaluation results of three algorithms on the bucket point cloud

算法类型	原始边缘 比例/%	滤波后边 缘比例/%	EPR/%	NRR/%	运行时间/ms
文献[22]算法	4.83	3.52	72.9	90.2	538
文献[23]算法	4.83	4.02	83.2	93.5	702
本文方法	4.83	4.31	89.2	95.1	826

从表 2 可看出,本文所提方法在边缘保留率和噪声去除率两方面均优于文献[22]方法和文献[23]方法。文献[22]中的方法采用统计滤波与改进密度聚类联合去噪,对离群噪声具有较好的识别能力,但密度聚类在密

度过渡区域会将边缘点误删,边缘保留率相对较低。文献[23]中的方法依据局部点云密度自适应调整滤波参数,减少了稀疏区域边缘点的误删现象,在保持较高噪声去除率的同时提升了边缘保留率。本文方法则获得了更高的边缘保留率与噪声去除率,滤波后边缘比例与原始边缘比例接近,并通过 KD-tree 统一邻域索引保证了邻域查询效率,精度和效率之间实现了较好的平衡。

2.4 三维曲面重建与体积计算精度分析

完成点云预处理后,采用基于变分能量最小化的隐式曲面重建方法进行三维建模。该方法通过构建平滑符号距离场并提取零等值面实现曲面重建,具有对噪声鲁棒、曲面连续性好的优点,已广泛应用于复杂点云的表面重建。

为探究法向量估计方法对重建结果的影响,分别采用不同法向量估计策略进行 SSD 曲面重建与体积计算,其余参数保持一致以保证结果可比性。

1) 不同法向量估计方法下的 SSD 重建结果对比

为进一步评估本文混合法向量估计策略相对于单一模型的有效性,本文选用斯坦福大学 Happy Buddha 数据集进行实验。对比了纯 PCA、纯二次曲面拟合及本文混合方法的曲面重建精度(基于 Hausdorff 距离),Hausdorff 距离通过 MeshLab 软件计算。重建结果如图 8 所示,结果如表 3 所示。

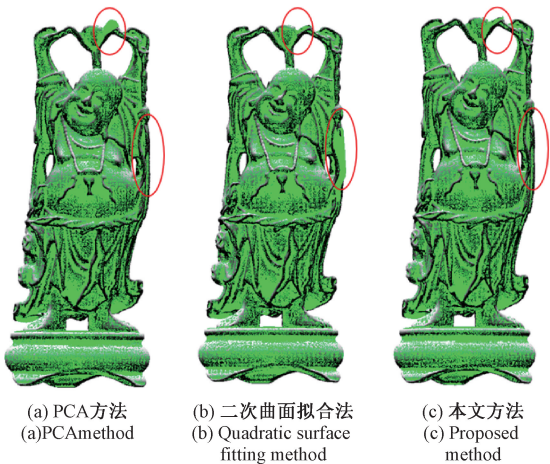


图 8 Happy Buddha 不同法向量估计方法下的 SSD 重建结果

Fig. 8 SSD reconstruction results of the Happy Buddha using different normal vector estimation methods

纯 PCA 在高曲率区域因平面假设失效而产生较大偏差,最大 Hausdorff 距离达 5.096 mm;纯二次曲面拟合虽通过二阶模型提升了局部逼近能力,误差有所降低,但在噪声区域可能产生过拟合,重建精度仍有不足。本文混合方法在两种模型间实现了优势互补:平坦区域保持

表 3 不同法向估计方法重建精度对比表

Table 3 Comparison of reconstruction accuracy for different normal estimation methods

方法	最大 Hausdorff 距离/mm	平均 Hausdorff 距离/mm
PCA	5. 096	0. 106
二次曲面	3. 807	0. 101
本文方法	2. 082	0. 092

PCA 的稳健性,高曲率区域获得二次曲面拟合的精度优势,最终取得了最低的最大 Hausdorff 距离 (2. 082 mm) 和平均 Hausdorff 距离 (0. 092 mm)。该结果验证了曲率自适应融合策略对曲面重建结果的有效性。

水桶点云分别采用局部主成分分析 (PCA) 的法向量估计方法与本文提出的曲率自适应混合估计方法得到的 SSD 重建结果如图 9 所示。

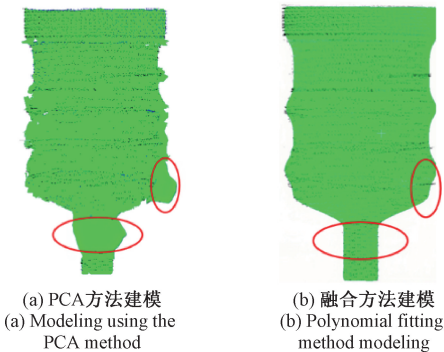


图 9 水桶模型不同法向量估计方法下的 SSD 重建结果

Fig. 9 SSD reconstruction results of the bucket model using different normal vector estimation methods

整体上,两种方法均能较好地恢复水桶的基本几何形态。然而,仅采用 PCA 法向量时,在桶身与桶颈过渡区等曲率变化显著的位置,重建表面仍存在局部起伏与不连续现象,如图 9(a) 所示。这主要是由于 PCA 方法基于局部平面假设,在曲面区域容易产生法向估计偏差,从而影响符号距离场的平滑构建。相比之下,采用本文提出的混合法向量估计方法后,SSD 重建曲面的整体连续性与局部平滑性均得到显著改善,如图 9(b) 所示。曲面过渡更为自然,边界完整性提高,局部异常凹陷与不规则波动明显减少。这表明引入二次曲面拟合进行法向修正,能有效提升隐式曲面重建的稳定性。

如图 10 所示,在实验室与结合体点云的重建中,该方法同样未出现明显的局部异常或表面破碎,说明其在复杂结构场景下具有良好的适用性。

2) 体积计算结果与误差分析

为定量评估不同法向量估计方法对体积计算精度的

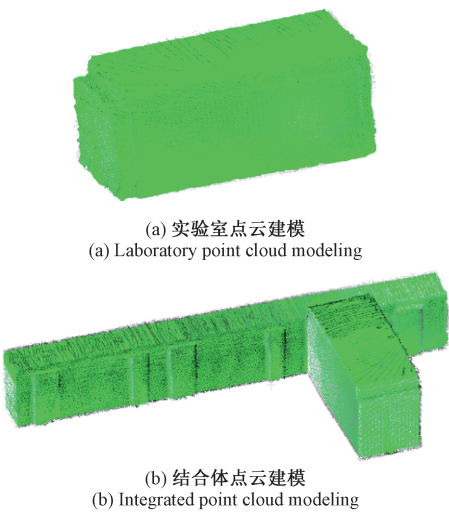


图 10 实验室和结合体点云建模图

Fig. 10 Laboratory and combined body point cloud modeling diagram

影响,以水桶模型为实验对象,在固定预处理流程下,对不同法向量策略重建的模型进行体积计算与误差分析。

不同方法组合下水桶模型的体积计算结果及误差如表 4 所示。

表 4 水桶模型各方法组合体积计算结果

Table 4 Volume calculation results of different method combinations for the bucket model

方法组合	真实体积 /dm ³	计算体积 /dm ³	绝对误差 /dm ³	相对误差 /%
SOR+PCA	17. 533	18. 391 2	0. 858 2	4. 89
AFF+PCA	17. 533	18. 078 3	0. 545 3	3. 11
AFF+PCA 融合	17. 533	17. 819 3	0. 286 3	1. 63

实验未包含“SOR+PCA 融合”组合,是由于 SOR 在非均匀点云中会系统性地剔除高曲率区域的结构点,而这些结构点恰是 PCA 融合估计中二次曲面拟合所需的关键邻域信息。该组合存在方法论上的前提矛盾,其对比意义有限。采用 SOR 预处理并结合 PCA 法向量估计时,体积相对误差超过 2%,与参考值 (17. 533 dm³) 偏差明显。原因是 SOR 在滤噪时过度剔除了特征点,同时 PCA 法向量在曲率变化区域存在估计偏差,导致重建曲面在桶身-底部连接处出现局部缺陷,进而累积为体积误差。

经 AFF 预处理后,即使仍采用 PCA 估计法向量,体积相对误差也比 SOR+PCA 组合降低约 2 个百分点,说明有效保留特征点并改善点云分布均匀性,能提升 SSD 隐式函数构建的稳定性与体积计算精度。进一步使用本

文提出的曲率自适应混合法向量估计,体积相对误差降至 1.63%,结果与参考值最为接近。这表明通过二次曲面拟合对高曲率区域进行局部法向修正,显著增强了重建曲面的几何一致性,从而有效降低了体积计算误差。

为验证方法的普适性,将相同流程应用于实验室及结合体场景,结果如表 5 所示。与水桶相比,这两个场景曲率变化平缓,点云分布相对均匀,因此在相同实验条件下体积计算误差整体更低。

表 5 实验室点云和结合体点云体积计算结果

Table 5 The calculation results of the volume of laboratory point clouds and combined point clouds

实验对象	方法组合	真实体积/m ³	计算体积/m ³	绝对误差/m ³	相对误差/%
实验室	SOR+PCA	92.082	93.983	1.901	2.06
	AFF+PCA	92.082	93.243	1.161	1.26
	AFF+PCA 融合	92.082	92.380	0.298	0.32
结合体	SOR+PCA	226.309	229.092	2.783	1.23
	AFF+PCA	226.309	227.129	0.820	0.36
	AFF+PCA 融合	226.309	226.881	0.572	0.25

在实验室场景中,采用 SOR 预处理并基于 PCA 方法估计法向量时,体积相对误差为 2.06%。说明即使在规则几何环境下,传统预处理仍可能因局部点云密度波动而影响重建完整性。改用 AFF 预处理后,误差降至 1.26%;进一步结合融合法向量估计,误差可进一步降至 0.32%,重建曲面的平面连续性与边界完整性均得到明显提升。

对于结构更为复杂的实验室-走廊结合体,SOR+PCA 的相对误差为 1.23%;采用 AFF 预处理后降至 0.36%;而 AFF 与融合法向量估计结合后,误差进一步降至 0.25%。结果表明,本文方法在具有多平面交接、空间过渡等复杂拓扑结构的场景中仍能保持较高的鲁棒性与稳定性。

综上,法向量估计精度对基于 SSD 的体积计算结果具有显著影响。本文通过自适应特征保留滤波提升点云质量,并结合曲率自适应的混合法向量估计策略,有效提高了隐式曲面重建的几何可靠性与计算稳定性,从而实现了更高精度的空间体积计算。在水桶、实验室及结合体 3 类不同尺度与复杂度的场景中,该方法均表现出良好的适用性与一致性,验证了其在工程化体积测量任务中的实用潜力。

2.5 计算效率分析

为评估本文方法在实际工程应用中的可行性,此处对各关键环节的计算效率进行分析。实验硬件环境为: Intel Core i7 16 核 CPU, NVIDIA GeForce RTX 1050TI GPU, 16GB 内存。所有时间数据均为 3 次运行的平均值。

在水桶、实验室及结合体 3 类场景下,分别统计了 SOR 方法、本文 AFF 方法以及本文方法整体(AFF+混合法向量估计+SSD 重建)的运行时间,结果如表 6 所示。

表 6 不同尺度场景下的运行时间对比

Table 6 Comparison of running time under different scale scenarios

实验对象	点云数量	SOR 去噪/ms	AFF 去噪/ms	PCA 融合/ms	整体时间/s
水桶	17 079	150	826	1 240	2.4
实验室	97 877	520	2 620	6 852	14.8
结合体	259 336	1 150	5 810	18 200	38.5

由表 6 可知,本文 AFF 去噪方法因引入了局部密度因子和曲率特征保护机制,计算开销高于 SOR 方法,但仍在同一数量级,且点云量增加时呈近线性增长,表明其具备良好的可扩展性。法向量混合估计因在高曲率区域启用二次曲面拟合,耗时显著高于纯 PCA 估计,但该方法通过曲率自适应判别仅在高曲率点上启用精密拟合,在保证精度的前提下控制了整体计算成本。

3 结 论

针对激光雷达点云常见的噪声、密度不均和法向量估计不准问题,本文提出一种层次化点云优化与三维重建流程,以提升不规则物体体积计算的精度与可靠性。通过引入自适应特征保留滤波方法,在抑制离群噪声的同时大幅降低稀疏区域和高曲率特征点的误删率,改善点云质量与分布均匀性。在此基础上,采用基于曲率自适应的法向量估计策略,融合 PCA 的效率和二次曲面拟合的精度,提升复杂曲面法向量的一致性与稳定性,为后续平滑符号距离隐式曲面重建提供了更可靠的几何约束。在水桶模型、实验室及结合体等多场景下的验证表

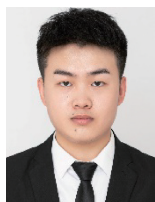
明,该方法在不同尺度和结构复杂度的测量任务中均具有良好的鲁棒性与实用性。

参考文献

- [1] CUI L ZH, ZHOU L ZH, XIE Q Y, et al. Direct generation of finite element mesh using 3D laser point cloud[J]. Structures, 2023, 47: 1579-1594.
- [2] 郭隆强,何赞泽,杜旭,等. 基于视觉修正的激光雷达体积测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 48-59.
- GUO L Q, HE Y Z, DU X, et al. LiDAR volume measurement method based on visual correction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 48-59.
- [3] 马伯瑞,杨明来,曹振丰. 基于局部平均的钢轨轮廓点云精简方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(2): 205-212.
- MA B R, YANG M L, CAO ZH F. Point cloud simplification method for rail profile based on local average[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(2): 205-212.
- [4] YANG Y T, LIU J, LIU H S, et al. MKFusion: Multi-modal knowledge distillation for 4D radar point cloud segmentation in autonomous driving[J]. Knowledge-Based Systems, 2026, 339: 115616.
- [5] JANG E, KANG W. Estimating riparian vegetation volume in the river by 3D point cloud from UAV imagery and alpha shape[J]. Applied Sciences, 2023, 14(1): 20.
- [6] 庄正杰,王立光,龚应忠,等. 基于三维激光扫描及凸包算法的油罐底部排量快速测量[J]. 计量学报, 2018, 39(6): 852-856.
- ZHUANG ZH J, WANG L G, GONG Y ZH, et al. Rapid measurement of tank bottom displacement based on 3D laser scanning and convex hull algorithm[J]. Acta Metrologica Sinica, 2018, 39(6): 852-856.
- [7] 江政,俞驰威,黄天然,等. 基于三维重建的猪大排定量切片方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(2): 291-299.
- JIANG ZH, YU CH W, HUANG T R, et al. Quantitative slicing method of pork loin based on 3D reconstruction[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(2): 291-299.
- [8] 胡燕威,王建军,范媛媛,等. 基于激光雷达的空间物体三维建模与体积计算[J]. 中国激光, 2020, 47(5): 496-505.
- HU Y W, WANG J J, FAN Y Y, et al. 3D modeling and volume calculation of spatial objects based on LiDAR[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(5): 496-505.
- [9] FERREIRA L, MARQUES P, PERES E, et al. Grapevine canopy volume estimation from UAV photogrammetric point clouds at different flight heights[J]. Remote Sensing, 2026, 18(3): 409.
- [10] 龚国强,田演,夏鑫宇. 基于位姿参数估计的多视角点云配准方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(6): 241-252.
- GONG G Q, TIAN Y, XIA X Y. Multi-view point cloud registration method based on pose parameter estimation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(6): 241-252.
- [11] ZHOU Q CH, ZUO J B, KANG W H, et al. High-precision 3D reconstruction in complex scenes via implicit surface reconstruction enhanced by multi-sensor data fusion[J]. Sensors, 2025, 25(9): 2820.
- [12] 陈慧娴,吴一全,张耀. 基于深度学习的三维点云分析方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(11): 130-158.
- CHEN H X, WU Y Q, ZHANG Y. Research progress on 3D point cloud analysis methods based on deep learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11): 130-158.
- [13] 李昕民,沈小燕. 基于修正剑桥模型的堆料质量测量方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(3): 230-235.
- LI X M, SHEN X Y. Research on mass measurement method of stockpile based on modified Cambridge model[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(3): 230-235.
- [14] LIN J Y, CHEN H Y, WU R K, et al. Calculating volume of pig point cloud based on improved Poisson reconstruction[J]. Animals, 2024, 14(8): 1210.
- [15] DU P, WANG X C, FANG Y H, et al. Feature-preserving point cloud filtering via mixture family manifold[J]. Computer Aided Geometric Design, 2025, 119: 102453.
- [16] XU Q C, YANG Y L, DENG B L. Point cloud denoising using a generalized error metric[J]. Graphical Models, 2024, 133: 101216.
- [17] JIN W, ZHOU J, WANG M J, et al. Enhanced normal estimation of point clouds via fine-grained geometric information learning[J]. Machine Vision and Applications, 2025, 36(2): 51.
- [18] 荣军,宋春常,张辰捷,等. 基于三维激光点云的料堆体积测量方法研究[J]. 应用激光, 2025, 45(9): 140-150.

- RONG J, SONG CH CH, ZHANG CH J, et al. Research on volume measurement method of stockpile based on 3D laser point cloud [J]. *Applied Laser*, 2025, 45(9): 140-150.
- [19] CALAKLI F, TAUBIN G. SSD: Smooth signed distance surface reconstruction [J]. *Computer Graphics Forum*, 2011, 30(7): 1993-2002.
- [20] ZHANG L, WANG Y T, LIU T, et al. Hessian intensity-only diffraction tomography for 3D refractive index reconstruction [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2025, 195: 109285.
- [21] 刘金锦, 李浩军. 基于点云切片改进法的不规则物体体积测量[J]. *光学学报*, 2021, 41(23): 133-145.
- LIU J J, LI H J. Irregular object volume measurement based on improved point cloud slicing method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(23): 133-145.
- [22] 赵涵, 刘永生, 赵德鹏, 等. 基于混合滤波的点云去噪算法研究 [J]. *应用激光*, 2023, 43(9): 147-155.
- ZHAO H, LIU Y SH, ZHAO D P, et al. Research on point cloud denoising algorithm based on hybrid filtering [J]. *Applied Laser*, 2023, 43(9): 147-155.
- [23] 程谦, 郝灿, 李洋, 等. 非均匀分布三维点云自适应参数混合滤波去噪方法 [J]. *计测技术*, 2025, 45(5): 10-18.
- CHENG Q, HAO C, LI Y, et al. Adaptive parameter hybrid filtering denoising method for non-uniform 3D point cloud [J]. *Metrology & Measurement Technology*, 2025, 45(5): 10-18.

作者简介



陈波, 2022 年于青岛农业大学获得学士学位, 现为山东理工大学机械工程学院硕士研究生, 主要研究方向为激光雷达三维建模、点云处理与应用研究。

E-mail: 1170216673@qq.com

Chen Bo received his B.Sc. degree from Qingdao Agricultural University in 2022. He is currently a master's student in the School of Mechanical Engineering at Shandong University of Technology. His main research interests include 3D modeling with LiDAR, point cloud processing and application research.



王建军 (通信作者), 2004 年于南京理工大学获得工学硕士学位, 2013 年于北京航空航天大学获得工学博士学位, 现为山东理工大学机械工程学院测控系副教授、研究生导师, 主要研究方向为激光雷达三维成像和无人驾驶。

E-mail: 1606850621@qq.com

Wang Jianjun (Corresponding author) received his M. Eng. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2004, and his Ph. D. (Eng) degree from Beihang University in 2013. He is currently an associate professor and a graduate supervisor at the Department of Measurement and Control, School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology. His main research interests include 3D imaging of LiDAR and unmanned driving.