

基于激光雷达的空间物体三维建模与体积计算

胡燕威¹, 王建军^{1*}, 范媛媛², 卢云鹏¹, 白崇岳¹, 张荠匀¹

¹ 山东理工大学机械工程学院, 山东 淄博 255049;

² 兰州交通大学交通运输学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 求取体积参数是空间体对象形态分析的基本内容。采用激光雷达对空间物体进行扫描获得激光点云并求得其体积。首先使用三维激光雷达扫描物体获得原始点云;点云经过三维空间变换后,对点云进行缺失数据修补;再过滤波和下采样处理进行点云去噪和点云数据的精简;最后采用一种隐式曲面重建算法构建三维点云的 mesh 网格模型,进而由网格模型求取体积。通过实验验证,使用激光雷达分别扫描了两个实验对象,将实验体积结果与实际的体积数据相比,误差分别仅为 0.456% 和 0.394%,表明该体积计算方法有良好的曲面重建效果和体积计算精度。

关键词 遥感; 激光雷达; 三维点云; 隐式曲面重建; mesh 网格; 体积计算

中图分类号 TN958.98

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202047.0510001

LiDAR-Based Three-Dimensional Modeling and Volume Calculation for Space Objects

Hu Yanwei¹, Wang Jianjun^{1*}, Fan Yuanyuan², Lu Yunpeng¹, Bai Chongyue¹, Zhang Jiyun¹

¹ School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255049, China;

² School of Traffic and Transportation, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract A basic content of the morphological analysis of space objects is obtaining the volume parameter. LiDAR can be effectively used to scan space objects to obtain the laser point cloud and calculate its volume. First, a three-dimensional (3-D) LiDAR was used to scan the object to obtain the original point cloud; then, after 3-D space transformation, the point cloud is repaired with missing data, and the filtering and down-sampling processes were conducted to denoise and reduce the point cloud data. Finally, an implicit surface reconstruction algorithm was used to build the mesh model of the 3-D point cloud, and the volume was obtained from the mesh model. Two experimental objects were scanned using the LiDAR for experimental verifications. Compared with the actual volumes, the errors of the two experimental volumes are only 0.456% and 0.394%, indicating that the proposed volume calculation method demonstrates good surface reconstruction effect and volume calculation accuracy.

Key words remote sensing; LiDAR; three-dimensional point cloud; implicit surface reconstruction; mesh grid; volume calculation

OCIS codes 280.3640; 110.3000; 100.6880; 110.3010

1 引言

自 20 世纪 80 年代以来,采用点云形式表示客观世界的物理模型得到了大量的理论与实际应用。获取物理模型的三维点云的常用手段是激光雷达(LiDAR),雷达具有高精度^[1]、高分辨率^[2]、远距

离和大范围^[3]等优点,可快速、实时获取被测物体的三维空间信息^[4],被广泛应用于医疗、农业、机器人导航、建筑^[5]、自动驾驶、地质勘探等各种领域。

体积参数是空间体对象形态分析的基本内容,有规则体和不规则体两类^[6]。其中,规则体求体积有标准公式,实际操作简单快捷、难度不大;相反,不

收稿日期: 2019-10-23; 修回日期: 2019-11-27; 录用日期: 2019-12-19

基金项目: 国家自然科学基金(51575326)、山东省自然科学基金(ZR2017BEE030)、淄博市校城融合发展计划项目(2017ZBXC161)、招远工业技术研究院创新研究基金(2017-288)

* E-mail: wangjianjun@sdu.edu.cn

规则体的体积求取并不简单。三维激光扫描技术的兴起和运用,客观上为不规则体体积的计算提供了新模式^[6]。基于三维点云数据求取体积的应用有矿区^[7-8]、溶洞^[9]、文物保护^[10]、船舶排水量计量^[11]等各种人力不容易计算的领域。

基于三维点云求取物理模型体积的研究算法大致可分为以下4大类。1)凸包算法:文献[12]先使用凸包模型近似表示不规则体,再将凸包模型分解为上下两个三角网格面,采用正投影法求取对应的投影体积,其差即为所求体积。此方法适用于凸模型,非凸模型误差较大。2)模型重建法:文献[7,9-10]在得到点云数据后,通过使用三角面片构建物理模型的方法求得体积。该算法受点云密度、生成的三角网格数量、点精度影响较大,易产生孔洞。3)切片法:文献[6,11]将点云沿某一坐标轴方向进行切片处理,再计算切片上下两表面的面积,通过累加切片体积求得总体积。该方法受到切片厚度的影响,切片越薄,计算精度越高,但会导致计算效率下降。4)投影法:文献[8]先对点云投影进行三角形剖分,再根据投影点与其原对应点构建出五面体,通过累加五面体体积求得总体积。该算法同样容易产生孔洞。对于上述算法,无论是通过三维点云先构建物理模型再求体积,还是基于三维点云通过几何方法直接求体积,当激光雷达采集的三维点云存在密度不均匀,以及空间物体存在过渡带或过渡线等问题时,重建三维模型的误差较大,体积计算精度不高,因此需要设计一种高精度体积计算方法,提高体积计算的精度。

三维空间中,曲面的数学描述通常分为两大类:显式曲面(parametric surface)和隐式曲面(implicit surface),由满足等式 $F(x, y, z) = 0$ 的所有点集组成的曲面称为隐式曲面^[13]。1992年, Hoppe等^[14]提出一种通过符号距离函数重建网格模型的算法,是最早的隐式曲面重建算法之一。目前,常用的隐式重建算法有径向基函数法^[15]、微分方程法^[16]、泊松重建法^[17]及其变式^[18]等。Cuomo等^[19]使用高斯径向基函数重建隐式曲线与曲面,提出了隐式重建的框架,并应用于了大型数据集的曲面重建;江盟

等^[20]提出一种基于自适应八叉树和改进的差分进化算法实现隐式曲面重建的算法,该算法构建的曲面光滑、细节特征清晰,且在未封闭区域无突出冗余,但为保持细节特征需增加分割量,这导致重构时间增加;李宗春等^[21]为更好地重建点云模型的尖锐特征,提出一种凸显点云尖锐特征的点-线-面递进式曲面重建算法,但算法对噪声点云敏感,算法的抗噪性需提高;Liu等^[22]提出一种基于偏微分方程的径向基函数隐式曲面重建算法,可有效处理伪表面。基于此,本文提出了一种基于三维点云的隐式曲面重建的体积计算方法。与上述计算体积的方法的不同之处在于构建 mesh 网格模型时采用了以 Calakli等^[23]提出的符号函数曲面重构方法为基础的一种隐式重建算法,将该算法应用到先重构复杂空间点云的曲面模型,进而求取体积这一具体应用中,结合对复杂点云的一些预处理工作,如统计滤波、体素下采样和法向量提取等,有效消除了复杂点云中存在的过渡面突变所造成的三维成像误差和体积计算误差,并开展了两例实验应用研究。本文算法保证了重建物理模型表面时的方程是连续的,故生成的 mesh 网格模型的表面是连续的水密性表面,从而避免了重构的 mesh 网格模型出现孔洞和过渡带失真。

2 基本原理

图1为由三维点云获得体积的处理流程图。对于由激光雷达得到的三维点云数据,在可视化过程中,其坐标系是以激光扫描中心为原点的激光雷达仪器参考坐标系,该坐标系与当地水平参考坐标系并不平行,点云一般是倾斜的。为方便观察和后续三维点云的修补处理,需要先对获取的点云数据进行空间旋转与平移变换,即将激光雷达仪器参考坐标系转换成平行于当地水平参考坐标系;然后对三维点云数据进行预处理,一是滤除噪声点云以改善 mesh 模型重建精度,二是在不改变点云几何结构的前提下减少点云数据量以节省内存空间,使点云密度分布均匀化;最后,根据点云及其法向量信息构建隐式曲面 mesh 模型,进而求取点云体积。

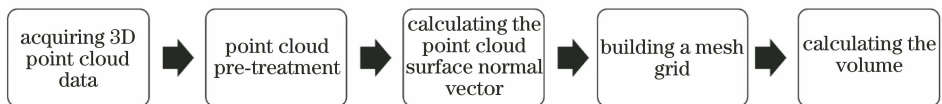


图1 点云处理流程图

Fig. 1 Flow chart of point cloud processing

2.1 三维点云预处理

2.1.1 三维点云的空间变换

为让原始点云某个平面与 XOY 平面平行,以利于对后续点云进行缺失区域的修补与点云密度的均匀化插值,需进行点云的空间变换。点云的空间变换包括旋转变换和平移变换两部分,旋转变换用旋转矩阵表示。通常,将一个点云的某平面由激光雷达仪器参考坐标系转换到平行于当地水平参考坐标系,需要依次绕三个坐标轴旋转一定的角度。坐标旋转变换如图 2 所示,图 2(a)表示绕两个旋转轴的坐标转换过程。采用两个相距较近(10 mm)且均平行于 YOZ 平面的平面对三维点云进行切割,自动在两平面之间提取出一个 Z

值最小的点 A ,采用同样方法在相距 A 点一定距离处的边线上提取出另外一个 Z 值最小的点 B ,将 AB 两点的连线作为最终旋转后的 X 轴方向。为让 X'' 轴成为新的 X 轴,根据 A 、 B 两点需进行两次旋转,一是绕 Z 轴由 $O-XYZ$ 转到 $O-X'Y'Z'$,二是绕 Y' 轴由 $O-X'Y'Z'$ 转到 $O-X''Y''Z''$ 。然后用两个相距较近(10 mm)的平行平面垂直于 AB 连线,自动提取出在两平面之间的一个 Y 值最大的点 C 。图 2(b)所示为绕 X 轴的旋转过程,根据点 C 求出旋转角,绕 X 轴进行第三次旋转,由 $O-X''Y''Z''$ 转到 $O-X'''Y'''Z'''$ 。经过三次旋转变换后,点云的激光雷达仪器参考坐标系即与当地水平参考坐标系平行。

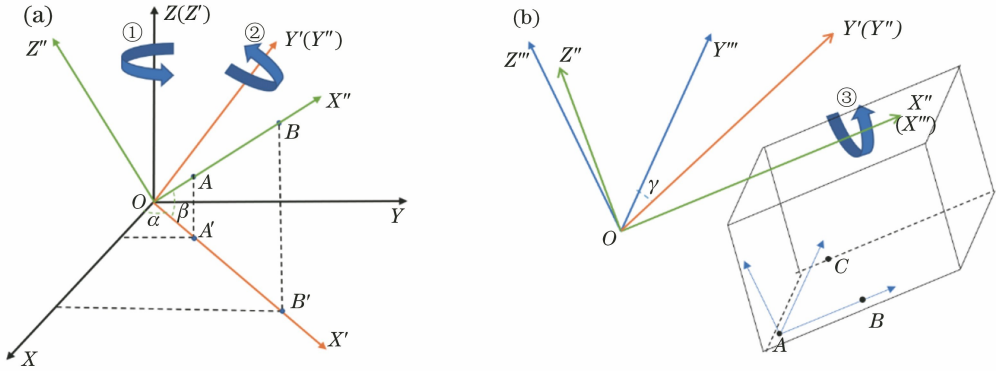


图 2 坐标旋转变换示意图。(a)第一、二次旋转;(b)第三次旋转

Fig. 2 Schematic of coordinate rotation transformation. (a) First and second rotation; (b) third rotation

三维点云的空间变换的具体推导如下:在三维点云中一条边上选取两个点 $A(x_1, y_1, z_1)$ 和 $B(x_2, y_2, z_2)$,其中 $x_1 \neq x_2, y_1 \neq y_2, z_1 \neq z_2$,连接两点并将线段 AB 绕 Z 轴旋转角度 α ,使得线段 AB 与 X 轴位于同一平面内。设 A 、 B 两点在空间直角坐标系 XOY 平面上的投影点分别为 $A'(x_1, y_1, 0)$ 、 $B'(x_2, y_2, 0)$ 两点,过点 A' 、 B' 分别做一条垂直于 X 轴的线段,则旋转角度 α 可表示为

$$\begin{cases} \sin \alpha = \frac{y_2 - y_1}{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}} \\ \cos \alpha = \frac{x_2 - x_1}{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}} \end{cases} \quad (1)$$

则绕 Z 轴旋转时的旋转矩阵为

$$\begin{bmatrix} \cos \alpha & \sin \alpha & 0 \\ -\sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{同理,可得绕 } Y \text{ 轴旋转时的}$$

$$\text{旋转矩阵为 } \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix}, \text{绕 } X \text{ 轴旋转时的}$$

旋转矩阵为 $\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \gamma & \sin \gamma \\ 0 & -\sin \gamma & \cos \gamma \end{bmatrix}$,其中 β, γ 分别为绕 Y 轴、 X 轴旋转时的旋转角。

三维点云经过空间变换后,其所在坐标系与当地水平参考坐标系平行,所以在进行可视化操作时,可方便地将点云的各个平面进行投影,并对点云缺失区域进行插值或填补处理。

2.1.2 去除三维点云中的干扰点

在三维点云的采集过程中,由于激光雷达扫描仪的精度、操作人员的经验、周围环境的干扰等因素,采集的原始点云数据中不可避免地存在着一些噪声点,这类干扰点云通常分布于目标点云表面。同时,在诸如视线遮挡、测量误差等因素的干扰下,往往还会产生一些距离目标点云较远的点云簇,这些点云簇规模不大但会聚集成团,甚至产生“拖尾”现象,称此类干扰点云为离群点。本文将区别于目标点云的其他点云统称为干扰点云。

采用统计滤波器对三维点云进行滤波处理,该

算法的思想是假设点云中所有的点与其最近的 k 个邻居点的平均距离满足高斯分布,那么,根据距离的均值和方差可确定一个距离阈值,当某个点与其最近 k 个点的平均距离大于这个阈值时,判定该点为干扰点并去除。实现步骤如下:首先,遍历点云,计算每个点与其最近的 k 个邻居点之间的平均距离;其次,计算所有平均距离的均值 μ 与标准差 σ ,则距离阈值 d_{th} 可表示为 $d_{th} = \mu + \alpha \cdot \sigma$, α 是一个常数,可称为比例系数(本文 α 取值 $1.0 \sim 1.8$);最后,再次遍历点云,剔除与 k 个邻居点的平均距离大于 d_{th} 的点。

2.1.3 三维点云下采样(down-sampling)

使用体素栅格滤波器对点云进行下采样处理。一个空间物体的三维扫描点云的几何结构不仅包含宏观的几何外形,也包括其微观的排列方式,比如横向相似的尺寸、纵向相同的距离。相较于随机下采样滤波器,使用体素栅格滤波器在实现点云下采样的同时也保护了点云本身的几何结构,有利于后续构建点云的 mesh 网格模型。该算法的思想是通过输入点云数据来创建一个三维体素栅格(体素栅格即为微小的空间三维立方体的集合),对于栅格内的每一个体素,以体素内所有点的重心近似代替体素中的其他点,最终所有体素的重心点组成滤波后的点云。改变体素的边长大小 L_v (本文取值为 $0.02 \sim 0.18$ m)可以控制降采样的程度, L_v 越大,则滤波后的点云越稀疏。经过上述的处理后,得到了最终需要的目标点云数据。

2.2 三维点云表面法向量的计算

法向量计算是点云三角化、渲染等后续处理的一个重要步骤。点云法线的计算方法主要有两种:积分图法和主成分分析法。本文采用第二种方法。

法矢的特性是垂直于其点所在的平面。采用当前点的邻近点,拟合出一个局部平面,那么法矢就好求了。局部平面拟合的方式为:1)选取当前点的 k 个临近点,或者划定一个半径为 r 的球,选取球内部所在的点 $\{x_i | \|x_i - x\| < r\}$;2)找到一个平面,使得以上选出的点到这个平面 Π 的距离和最小,即

$\min \sum_{i=1}^n \text{dist}(x_i, \Pi)^2$ 。具体实现步骤如下:1)求出所选点集的中心点 m ;2)构建协方差矩阵 $\mathbf{S} = \mathbf{Y}\mathbf{Y}^T$,其中

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ y_1 & y_2 & \dots & y_n \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}, y_i \text{ 是指 } x_i \text{ 各点到 } m \text{ 的}$$

距离;3)协方差矩阵的最小特征值对应的特征向量

即为该点的法线向量。

2.3 构建三维点云的 mesh 网格并求取体积

假设用 $S = \{p: f(p) = 0\}$ 表示点云重建表面的隐式表达方程,当某点 p 位于表面内部时, $f(p) < 0$,相反 $f(p) > 0$ 。对于符号距离函数:在物体模型表面法线的正方向(指向外部)上取距离为 l 的点,则该点对应的函数值就是 l ;在物体模型表面法线的负方向(指向内部)上取距离为 l 的点,则该点对应的函数值就是 $-l$;函数值为 0 的点即为物体模型表面上的点。

构建曲面时,选择隐式 B 样条函数 $f(p) = g(p) + \sum_{u=1}^N \lambda_u \varphi(|p - P_u|)$ 逼近符号距离函数,并在该式后面加上一个 Hessian 矩阵作为约束条件^[24]。其中, $g(p)$ 为一个低次多项式, N 为三维点云的数据量, λ 为参数, φ 为核函数, p 为点云中任一点的坐标, P_u 为径向基函数的中心点坐标。Hessian 矩阵的实质是隐函数泰勒展开式的二次偏导项,显然, Hessian 矩阵约束就是令符号距离函数的二次导数为 0,这是将 Hessian 矩阵最小化作为约束条件的基本理论根据。Hessian 矩阵约束可确保重构的曲面附近不会出现冗余曲面组成成分。

求 mesh 模型体积时,将每个面元三角形向 XOY 平面投影,投影得到的三角形与相应面元三角形组合成一个五面体,连接各个面的对角线,将五面体分为 3 个四面体,每个四面体的体积通过(2)式^[8]求出,四面体由顶点 a_j 和底面三角形 $\Delta b_j c_j d_j$ 组成, $j = 0, 1, 2$,最后累加得五面体的总体积。(2)式为

$$V = \frac{1}{6} \times [-(a_2 - d_2)(b_1 - d_1)(c_0 - d_0) + (a_1 - d_1)(b_2 - d_2)(c_0 - d_0) + (a_2 - d_2)(b_0 - d_0)(c_1 - d_1) - (a_0 - d_0)(b_2 - d_2)(c_1 - d_1) - (a_1 - d_1)(b_0 - d_0)(c_2 - d_2) + (a_0 - d_0)(b_1 - d_1)(c_2 - d_2)] \quad (2)$$

3 实验过程与结果分析

3.1 实验过程

实验开始前,选取两个实验对象:一间空的长方体教室,及教室与楼道的组合体(以下简称组合体)。首先采用激光测距仪[宏诚科技 HT-40 系列,精度为 $\pm(2.0 \text{ mm} + 5 \times 10^{-5} D)$, D 表示被测距离]对教室和楼道的各个长度尺寸进行手工测量,然后通过计算获得了两实验对象的实际体积:教室为

92.852 m³, 组合体为 226.309 m³。

实验时, 首先将一个三维激光雷达(VLP-16, Velodyne 公司)固定在一个三角支架上, 并安装在电动轮椅上, 保持匀速移动电动轮椅扫描整个实验对象, 获得完整点云。将点云数据依次绕三个坐标

轴旋转进行空间变换, 由激光雷达仪器参考坐标系转换到与当地水平参考坐标系平行; 然后, 使用统计滤波器和体素栅格滤波器对点云数据进行滤波处理和下采样处理; 最后, 构建三维点云的 mesh 网格模型并求取其体积。实验场景如图 3 所示。

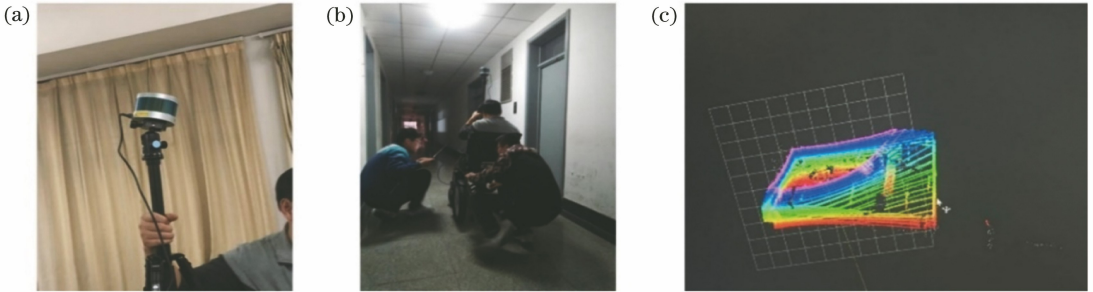


图 3 实验测量现场。(a)采集教室数据;(b)采集楼道数据;(c)采集过程中的点云可视化

Fig. 3 Experimental measurement site. (a) Collecting classroom data; (b) collecting corridor data; (c) point cloud visualization during acquisition

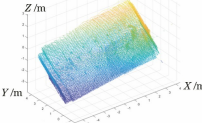
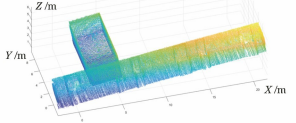
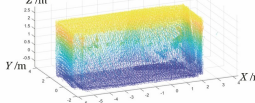
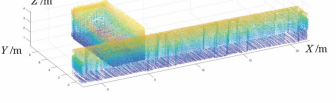
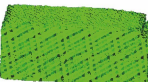

3.2 实验结果

各实验步骤的结果如表 1 所示。其中, 表 1 的体积计算结果是未经滤波和下采样处理得出的, 此

时两个实验对象的体积计算误差分别为 0.925% 和 0.764%。经过统计滤波处理和体素下采样处理优化后的体积计算结果详见 3.3 节。

表 1 实验各步骤结果与体积计算结果

Table 1 Experimental results and volume calculation results

Experiment procedure	Experimental subject	
	Classroom	Combination of classroom and corridor
Raw point cloud		
Spatial transformation		
Rotation angle (α, β, γ)	(19.695°, 22.854°, 81.333°)	(4.439°, 9.495°, 71.313°)
Mesh grid model		
Volume calculation /m ³	91.993	224.580
Error /%	0.925	0.764

3.3 体积计算优化与结果分析

三维点云体积计算结果精度与其预处理效果有直接关系。在对点云进行统计滤波处理时, 滤波效果受到邻近点数量 k 和阈值 α 取值大小的影响; 阈值偏大会导致过滤的点过多, 破坏点云几何结构, 损失重建 mesh 模型的精度; 域值偏小会导致噪声点云过滤不充分, 滤波效果不明显。选取不同的 k 值和 α 值, 两个实验对象点云的滤波后数据量分别如

表 2、表 3 所示。图 4 和图 5 为对应的滤波处理后的可视化点云图。

同理, 在体素栅格下采样处理中, 体素过大会导致点云过于稀疏, 几何结构信息丢失过多, 过小则会使效果不理想, 达不到精简点云、提高效率的目的。不同的栅格边长 L 。下采样后点云的数据量如表 4 所示, 对下采样处理后的点云进行可视化处理, 结果如图 6 和图 7 所示。

表 2 不同 k 和 α 下教室点云滤波后数据量

Table 2 Amount of point cloud of classroom after filtering under different k and α

k	α				
	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8
1	81258	84834	87910	90562	92898
2	82140	85722	88843	91511	93701
3	83948	87749	90542	92591	94067
4	85468	88909	91338	93015	94223

表 3 不同 k 和 α 下组合体点云滤波后数据量

Table 3 Amount of point cloud of combination after filtering under different k and α

k	α				
	1.0	1.2	1.4	1.6	1.8
1	219644	230123	239980	247110	252330
2	223300	234091	242752	249090	253046
3	227909	237130	243769	248607	251782
4	230522	238643	244343	248378	251288

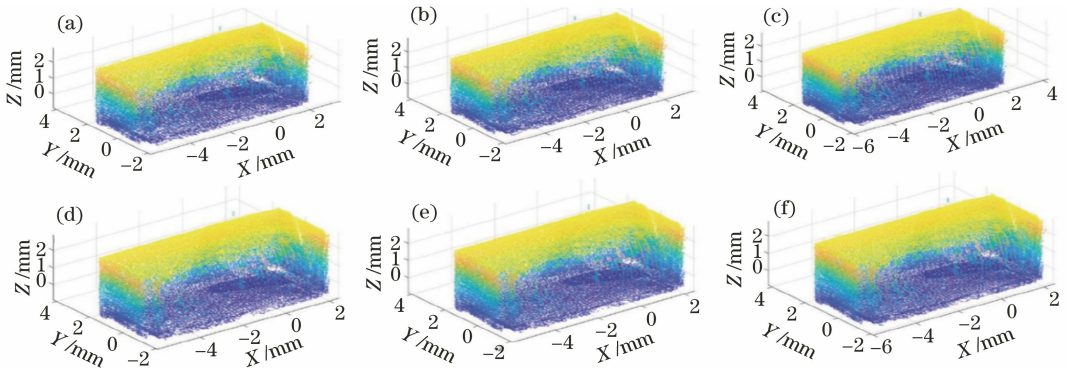


图 4 不同 k 和 α 时的教室点云。(a) $k=1, \alpha=1.0$; (b) $k=1, \alpha=1.4$; (c) $k=1, \alpha=1.8$;
(d) $k=4, \alpha=1.0$; (e) $k=4, \alpha=1.4$; (f) $k=4, \alpha=1.8$

Fig. 4 Classroom point clouds under different k and α . (a) $k=1, \alpha=1.0$; (b) $k=1, \alpha=1.4$;
(c) $k=1, \alpha=1.8$; (d) $k=4, \alpha=1.0$; (e) $k=4, \alpha=1.4$; (f) $k=4, \alpha=1.8$

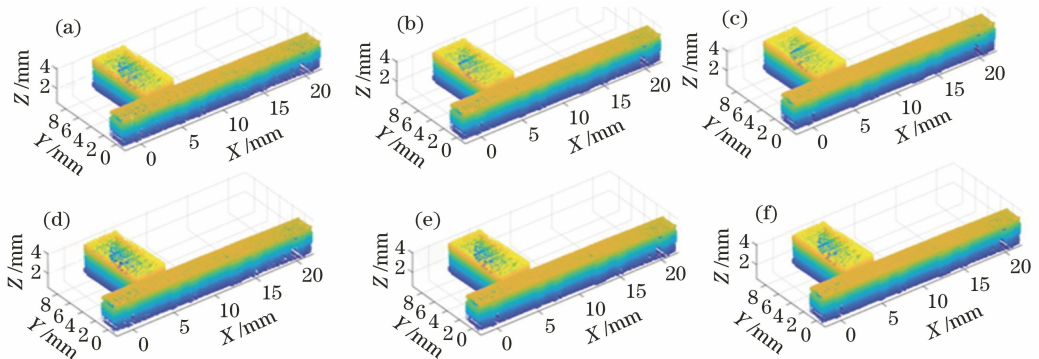


图 5 不同 k 和 α 时的组合体点云。(a) $k=1, \alpha=1.0$; (b) $k=1, \alpha=1.4$; (c) $k=1, \alpha=1.8$;
(d) $k=4, \alpha=1.0$; (e) $k=4, \alpha=1.4$; (f) $k=4, \alpha=1.8$

Fig. 5 Combination point clouds under different k and α . (a) $k=1, \alpha=1.0$; (b) $k=1, \alpha=1.4$;
(c) $k=1, \alpha=1.8$; (d) $k=4, \alpha=1.0$; (e) $k=4, \alpha=1.4$; (f) $k=4, \alpha=1.8$

为了分析点云滤波和下采样处理中的三个参数 k 、 α 和 L_v 对点云体积计算精度的影响,对教室、组合体两个实验对象分别选取不同的 k 、 α 和 L_v 值,然

后对教室和组合体的点云进行滤波与下采样预处理,在各参数组合下计算的教室和组合体点云体积如表 5 和表 6 所示。

表 4 不同栅格边长 L_v 下教室和组合体的点云数据量

Table 4 Amounts of point cloud for classroom and combination under different grid side length L_v

L_v/m	0.02	0.04	0.06	0.08	0.10	0.12	0.14	0.16	0.18
Classroom	92619	74240	49935	31349	21312	14772	11208	7929	6272
Combination	251568	208663	141828	89164	59113	41521	30633	23689	18145

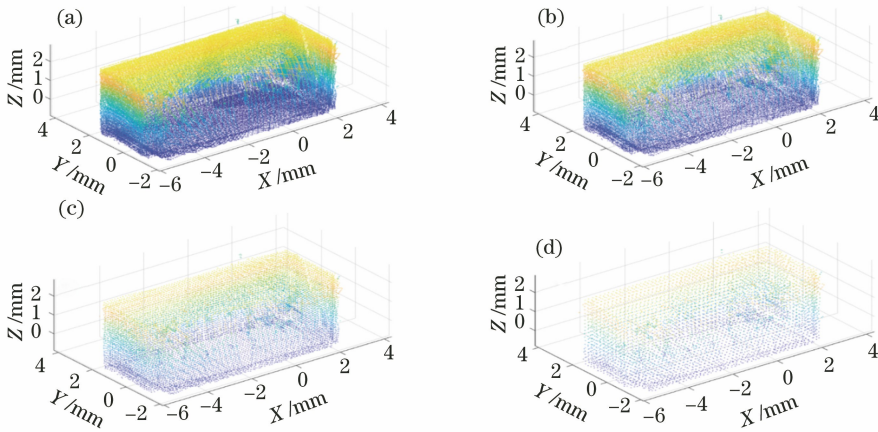


图 6 不同栅格边长 L_v 下的教室点云。(a) 0.02 m; (b) 0.06 m; (c) 0.12 m; (d) 0.18 m

Fig. 6 Classroom point clouds under different grid side length L_v . (a) 0.02 m; (b) 0.06 m; (c) 0.12 m; (d) 0.18 m

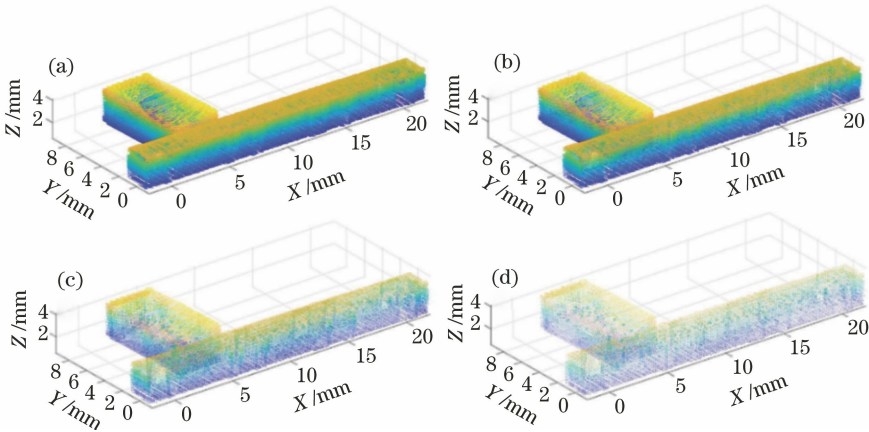


图 7 不同栅格边长 L_v 下的组合体点云。(a) 0.02 m; (b) 0.06 m; (c) 0.12 m; (d) 0.18 m

Fig. 7 Combination point clouds under different grid side length L_v . (a) 0.02 m; (b) 0.06 m; (c) 0.12 m; (d) 0.18 m

表 5 不同参数组合下,经滤波和下采样后得到的教室点云的体积

Table 5 Classroom point cloud volume after filtering and down-sampling under different parameter combinations m^3

L_v/m	(k, α)					
	(1,1.0)	(1,1.2)	(1,1.4)	(2,1.0)	(2,1.2)	(2,1.4)
0.02	93.010	92.945	92.872	92.946	92.880	92.830
0.04	93.097	93.064	92.994	93.043	93.002	92.962
0.06	93.086	93.069	93.040	93.037	93.030	92.986
L_v/m	(k, α)					
	(3,1.0)	(3,1.2)	(3,1.4)	(4,1.0)	(4,1.2)	(4,1.4)
0.02	93.257	93.207	93.087	93.216	93.141	93.068
0.04	93.275	93.250	93.133	93.193	93.144	93.118
0.06	93.199	93.147	93.056	93.127	93.139	93.068

表 6 不同参数组合下,经滤波和下采样后得到的组合体点云的体积

Table 6 Combination point cloud volume after filtering and down-sampling under different parameter combinations m^3

L_v/m	(k, α)					
	(1,1.0)	(1,1.2)	(1,1.4)	(2,1.0)	(2,1.2)	(2,1.4)
0.02	226.880	226.663	226.759	226.826	226.668	226.559
0.04	226.933	226.903	226.744	226.860	226.700	226.701
0.06	226.771	226.712	226.700	226.826	226.755	226.595
L_v/m	(k, α)					
	(3,1.0)	(3,1.2)	(3,1.4)	(4,1.0)	(4,1.2)	(4,1.4)
0.02	227.119	227.051	226.919	226.978	227.016	226.932
0.04	227.200	227.150	227.061	226.956	227.089	227.083
0.06	227.035	226.954	226.852	226.987	226.985	226.907

由 3.1 节可知,两实验对象的实际体积分别为教室 92.852 m^3 ,组合体 226.309 m^3 。将实际体积与表 5 和表 6 中的点云体积进行比较可得,在三个参数不同取值组合下,计算体积值普遍略大于实际体积值,偏离实际体积值最大的计算体积值参数取值均为 $k=3, \alpha=1.0, L_v=0.04$ 。教室的最大计算体积值为 93.275 m^3 ,最大体积计算误差为 0.456% ;

组合体的最大计算体积值为 227.200 m^3 ,最大体积计算误差为 0.394% 。

使用三角网格法重建物理模型进而求取体积是一种常用方法。这是一种显式曲面重建法,为了与所采用的隐式曲面重建法进行比较,采用“三角逼近法”对教室和组合体进行了三角网格模型重建与体积计算,如图 8 所示。

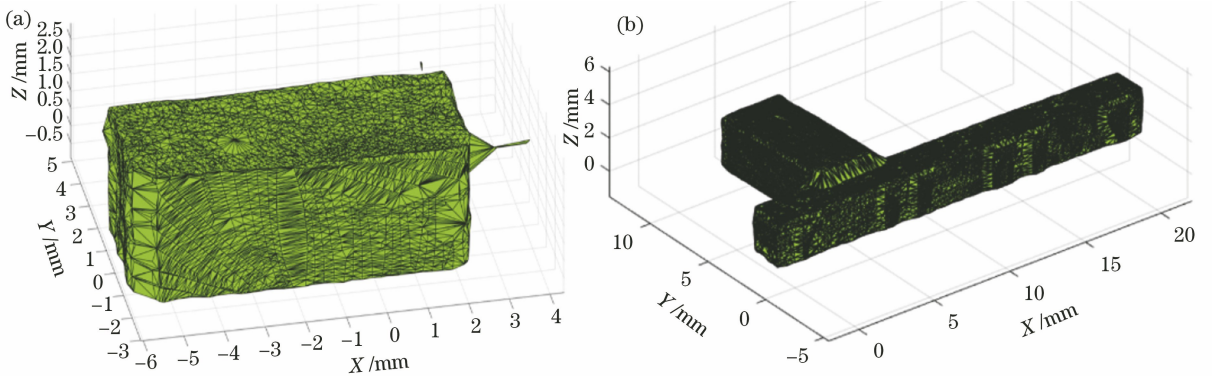


图 8 两个实验对象的三角网格模型。(a)教室;(b)组合体

Fig. 8 Triangular mesh model of two experimental objects. (a) Classroom; (b) combination

教室的体积计算值为 91.4975 m^3 ,计算误差为 1.459% ;组合体的体积计算值为 223.6756 m^3 ,计算误差为 1.164% 。通过与本文的符号函数隐式曲面重构方法的计算误差(0.456% 和 0.394%)相比较,“三角逼近法”的体积计算误差较大。

由表 5 和表 6 可见,当 k 从 2 设置成 3 时,体积值陡然增大,意味着体积计算误差变大,所以建议 k 设置成 1 或 2,此时的计算误差较小;固定 k 值不变,当 α 逐渐增大时,体积的计算值越靠近真实体积,体积计算误差越小;同时,取 $k=2$,发现 L_v 越小,体积计算值越接近真实体积。综上,当 $k=2, \alpha=1.4, L_v=0.02$ 时,计算的体积值最接近真实体积值,体积计算误差最小。因此,在不损失点云几何结构、并尽可能多地保留特征信息的前提下,对点云进行去噪滤波和下采样精简处理,合理选取参数值,有

利于提高体积计算精度。

4 结 论

本文使用三维激光雷达获取空间物体的原始点云数据,通过空间变换将点云由激光扫描仪参考坐标系转换到平行于当地水平参考坐标系,并对点云进行插值与修补处理;采用统计滤波和体素栅格下采样去除了干扰点云,并精简了点云数据量;然后计算点云表面法向量,采用基于符号距离函数的隐式曲面方法重构点云的 mesh 网格模型,最终求取 mesh 模型的体积。通过对两个空间物体进行实验,分析了不同参数取值对体积计算精度的影响。结果表明,所提体积计算方法有较高的精度,两个实验对象的体积计算误差分别可不高于一 0.456% 和 0.394% 。

另外,基于符号距离函数重构点云的 mesh 网格模型时,要求点云数据除了包含三维空间坐标信息外,还应包含点云的法向量信息。对于未封闭点云,所提方法在未封闭处会生成伪表面,因此更适合重构封闭点云的 mesh 网格模型,对于未封闭点云应用前需进行点云修补处理使其封闭。

参 考 文 献

[1] Wang J J, Xu L J, Fan Y Y, et al. A method for compensating platform attitude fluctuation for helicopter-borne LiDAR: performance and effectiveness[J]. *Measurement*, 2018, 125: 37-47.

[2] Wang J J, Xu L J, Li X L, et al. Quantitatively evaluating random attitude measurement errors' impacts on DSM elevation accuracy from airborne laser scanning [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2013, 62(11): 3101-3109.

[3] Wang J J, Li X L, Xu T L, et al. Comparison of impacts of control errors and measurement errors of working parameters on accuracies of point cloud products from airborne LiDAR[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(7): 0708003.
王建军, 李小路, 许同乐, 等. 机载 LiDAR 中工作参数的控制误差和测量误差对点云产品精度的影响机理及其比较[J]. *中国激光*, 2015, 42(7): 0708003.

[4] Wang J J, Li Y L, Miao S. Effectiveness verification of attitude compensation for airborne LiDAR [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(4): 788-795.
王建军, 李云龙, 苗松. 机载激光雷达姿态角补偿及其效果验证[J]. *光学 精密工程*, 2018, 26(4): 788-795.

[5] Wang Q, Kim M K. Applications of 3D point cloud data in the construction industry: a fifteen-year review from 2004 to 2018[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2019, 39: 306-319.

[6] Li B, Wei J B, Ma B C, et al. Slicing 3D laser point cloud method for volume calculation of irregular object[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(1): 42-52.
李斌, 魏俊博, 马博超, 等. 不规则体体积计算三维激光点云切片法[J]. *测绘学报*, 2019, 48(1): 42-52.

[7] Li P Y, Jiang Y, Zong Q, et al. Measurement and calculation for stope volume of a gold mine based on laser 3D scanning technique[J]. *Metal Mine*, 2018 (4): 145-149.
李鹏宇, 姜岳, 宗琪, 等. 基于三维激光扫描技术的某金矿采场体积测量与计算[J]. *金属矿山*, 2018

(4): 145-149.

[8] Wang T Y, Luo Z Q, Huang J J, et al. Application of triangle projection volume algorithm in goaf[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2016, 27(2): 127-131.
王婷玉, 罗周全, 黄俊杰, 等. 采空区三角形投影体积算法及其应用[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2016, 27(2): 127-131.

[9] Guo J L. Research on volume measurement of Karst cave using terrestrial dimension laser scanner [J]. *Railway Investigation and Surveying*, 2017, 43(6): 44-45, 49.
郭建立. 地面激光扫描仪在溶洞体积测量中的应用研究[J]. *铁道勘察*, 2017, 43(6): 44-45, 49.

[10] Zhang X Q, Zhu G, Hou M L, et al. Volume calculation of surface irregular cultural relic based on tetrahedron[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2011(10): 50-52.
张小青, 朱光, 侯妙乐, 等. 基于四面体的不规则表面文物体积计算[J]. *测绘通报*, 2011(10): 50-52.

[11] Zhang J X, Cheng X J, Cheng X L. Application of three-dimensional laser scanning technology in measurement of ship displacement [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(12): 1204003.
张吉星, 程效军, 程小龙. 三维激光扫描技术在船舶排水量计量中的应用[J]. *中国激光*, 2016, 43(12): 1204003.

[12] Xu Z, Xu H L. Fast algorithm of computing volume based on convex hull[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(21): 177-179, 185.
徐志, 许宏丽. 一种基于凸包近似的快速体积计算方法[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(21): 177-179, 185.

[13] Blinn J F. A generalization of algebraic surface drawing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 1982, 1(3): 235-256.

[14] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [J]. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 1992, 26(2): 71-78.

[15] Carr J C, Beatson R K, Cherrie J B, et al. Reconstruction and representation of 3D objects with radial basis functions [C] // *Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, August 12-17, 2001. New York: ACM Press, 2001: 67-76.

[16] Duan Y, Yang L, Qin H, et al. Shape reconstruction from 3D and 2D data using PDE-based deformable surfaces[M] // Pajdla T, Matas J. *Computer vision-ECCV 2004. Lecture notes in computer science*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2004, 3023: 238-251.

- [17] Kazhdan M. Poisson surface reconstruction [C] // Proceedings of the Fourth Eurographics Symposium on Geometry Processing, June 26-28, 2006, Cagliari, Sardinia. Goslar: Eurographics Association, 2006: 61-70.
- [18] Kazhdan M, Hoppe H. Screened Poisson surface reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(3): 29.
- [19] Cuomo S, Galletti A, Giunta G, et al. Reconstruction of implicit curves and surfaces via RBF interpolation [J]. Applied Numerical Mathematics, 2017, 116: 157-171.
- [20] Jiang M, Cai Y, Zhang J S. An adaptive implicit surface reconstruction method for three-dimensional point cloud[J]. Application of Electronic Technique, 2019, 45(6): 104-107, 112.
江盟, 蔡勇, 张建生. 一种三维点云自适应隐式曲面重构方法[J]. 电子技术应用, 2019, 45(6): 104-107, 112.
- [21] Li Z C, He H, Fu Y J, et al. Point-line-surface gradual surface reconstruction emphasizing sharp feature[J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(1): 221-229.
李宗春, 何华, 付永健, 等. 凸显尖锐特征的点-线-面递进式曲面重建[J]. 光学精密工程, 2019, 27(1): 221-229.
- [22] Liu X Y, Wang H, Chen C S, et al. Implicit surface reconstruction with radial basis functions via PDEs [J]. Engineering Analysis With Boundary Elements, 2020, 110: 95-103.
- [23] Calakli F, Taubin G. SSD: smooth signed distance surface reconstruction [J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30(7): 1993-2002.
- [24] Xu L M, Wu G. Review of implicit surface reconstruction from point cloud dataset [J]. Computer Science, 2017, 44(11A): 19-23, 28.
徐利敏, 吴刚. 点云数据集的隐式曲面重构研究进展[J]. 计算机科学, 2017, 44(11A): 19-23, 28.