

基于点云切片改进法的不规则物体体积测量

刘金锦^{**}, 李浩军^{*}

同济大学测绘与地理信息学院, 上海 200092

摘要 现有边界点排序算法在处理具有多个轮廓边界的点云切片数据时,存在无法区分各个边界、生成异常边界多边形和截面面积计算错误等问题,导致体积测量精度较低。为此,提出一种顾及截面中多轮廓边界分割的点云切片改进法,用于不规则物体高精度测量。该方法首先通过欧氏聚类或多边形拆分再重组法将切片中多个边界一一分开;然后由 PNPoly 算法理清边界多边形之间的包含关系并计算截面区域面积;最后依切片顺序累加算得点云体积(即物体体积)。采用多组数据对比分析所提两种边界分割方法的有效性和准确性,及体积测量精度和效率。实验结果表明,多边形拆分再重组方法边界分割正确率高、适用性强,且体积测量精度稳定可靠、用时少(三组数据体积计算相对误差分别为 0.0901%、0.0557%和 0.0289%,计算用时分别为 2.229 s、33.732 s 和 327.476 s),达到了体积高精度测量目的。

关键词 测量; 体积测量; 点云切片; 点云分类; 多轮廓边界分割; PNPoly 算法

中图分类号 P237

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.2312003

Volume Measurement of Irregular Objects Based on Improved Point Cloud Slicing Method

Liu Jinjin^{**}, Li Haojun^{*}*College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China*

Abstract When processing point cloud slicing data with multiple contour boundaries, the existing boundary point sorting algorithms have problems such as the inability to distinguish each boundary, generation of abnormal boundary polygons, and cross-sectional area calculation errors, which result in low volume measurement accuracy. Therefore, an improved point cloud slicing method that considers multiple contour boundary segmentation is proposed in this paper for high-accuracy volume measurement of irregular objects. In this method, the multiple boundaries are segmented by the segmentation based on euclidean clustering (SEC) method or the polygon splitting and recombination (PSR) method. Then, the inclusion relationships of the boundary polygons are clarified by the PNPoly algorithm, and the cross-sectional areas are calculated. Finally, the volume of the point cloud (that is, object volume) is calculated by accumulating the cross-sectional areas according to the slicing order. Multiple datasets are used to compare and analyze the effectiveness and correctness of the proposed two boundary segmentation methods as well as their volume measurement accuracy and efficiency. Experimental results demonstrate that the PSR method has high boundary segmentation accuracy, strong applicability, stable and reliable volume measurement accuracy (relative errors of volume calculation on three datasets are 0.0901%, 0.0557%, and 0.0289%, respectively), and less calculation time (with calculation time of 2.229 s, 33.732 s, and 327.476 s, respectively), thereby achieving the purpose of high-precision volume measurement.

Key words measurement; volume measurement; point cloud slicing; point cloud classification; multiple contour boundary segmentation; PNPoly algorithm

OCIS codes 120.6650; 280.3640; 120.4290; 120.5800

收稿日期: 2021-05-14; 修回日期: 2021-06-06; 录用日期: 2021-06-17

基金项目: 国家自然科学基金(41974025)

通信作者: *lhjch@tongji.edu.cn; **jinjin_liu@tongji.edu.cn

1 引言

三维(3D)激光扫描技术的兴起和应用,为不规则物体的体积测量提供了新模式。体积是空间体对象的重要属性参数,体积测量是空间体对象形态分析的基本内容。其中,不规则物体的体积测量一直是难点问题,主要是由于几何体形态各异,没有现成、普适的计算公式和方法^[1]。采用三维激光扫描方式可快速、高精度地获取物体表面的点云数据,由此恢复扫描体的三维封闭曲面模型或二维截面轮廓边界,二者均可计算物体体积,即“逆向建模法”和“点云切片法”两种技术路线。前者体积解算准确可靠,但构建点云三角网格算法比较复杂^[2],且仍需拓扑检查和孔洞填充等处理,计算过程耗费资源和时间。对比来看,后者(简称“切片法”)将三维曲面重建问题简化为二维曲线重建问题,降低空间复杂度,提高计算效率且兼顾高精度^[3]。因此,“切片法”以简单、直接和易于编程实现等优势,正被越来越多的研究和工程项目采用,例如 3D 打印技术^[4-5]、点云特征线提取^[6]、油罐和洞库容量计量^[7]、船舶排水量计量^[8]等诸多领域。

“切片法”体积测量的主要流程可概括为“点云数据获取→点云数据切片→轮廓边界确定→截面面积计算→体积计算”等 5 个步骤。其中“轮廓边界确定”是关键一步,该步使用边界点排序算法对散乱无序的切片平面点进行整理生成边界多边形,使得准确计算截面面积成为可能。但现有边界点排序算法(双向最近点搜索法^[1,9]、凹包点内插法^[10]、极坐标排序法^[8]等)仅适用于截面中只有单一轮廓边界的简单几何体对象,如墩台、储油罐、规则洞库等构建物。面向工程实际中更为普遍的空间体对象(形状更加复杂,点云切片中有多个轮廓边界,且边界数目不确定),现有排序法则存在无法区分各个边界、生成错误边界多边形和体积测量精度低等问题,表明现有“切片法”用于不规则物体体积测量具有一定局限性。

如何改进该方法使其适用于截面中存在多轮廓边界且边界数量不定的复杂几何体对象,并达成体积高精度测量目标,是一个亟待解决的工程实际问题。文献^[11]提出采用数字图像处理方法提取点云切片轮廓边界线,该方法适用于多轮廓边界分割,但栅格大小选取(点云切片数据栅格化为二值图像)对提取精度影响较大,且两次矢栅转换会引入新误差。文献^[9]提出直接基于边界点的多边形拆分方法用

于多轮廓边界分割,但在边界点分布不均时存在过度拆分、生成错误边界多边形的问题。文献^[12]在曲线重建中的重组思想可用于解决上一方法的过度拆分问题。另外,文献^[1]提出一种基于聚类分析的多轮廓边界分割设想,即先将边界点分类再排序生成边界多边形,但并未提出合适的分类方法,也未考虑截面中边界多边形的包含关系。

为此,本文提出一种顾及截面中多轮廓边界分割的点云切片改进法,用于不规则物体体积高精度测量。该方法首先通过欧氏聚类或多边形拆分再重组法将切片中的多个边界一一分开;然后由 PNPoly(Point Inclusion in Polygon)算法^[13]理清边界多边形之间的包含关系并计算截面区域面积;最后依切片顺序累加截面面积并乘以切片间距算得点云体积(即物体体积)。

2 基本原理

基于点云切片改进法的不规则物体体积测量主要分为 5 个步骤:“点云获取→点云数据切片→多轮廓边界分割→截面面积计算→点云体积计算”(如图 1 所示),主要计算公式为

$$z_i = \begin{cases} z_{\min} + i \cdot h, & 0 \leq i \leq n-1 \\ z_{\max}, & i = n \end{cases},$$

$$i \in \mathbf{N}, n = \text{Ceiling}[(z_{\max} - z_{\min})/h], \quad (1)$$

$$P_i^j = \{p_0, p_1, \dots, p_a, \dots, p_m = p_0\},$$

$$p_a = \{x_a, y_a, z_a\} \in \mathbf{R}^3, \quad (2)$$

$$A_i^j = \frac{1}{2} \sum_{a=0}^m (x_a y_{a+1} - x_{a+1} y_a) =$$

$$\frac{1}{2} \sum_{a=0}^m \begin{vmatrix} x_a & y_a \\ x_{a+1} & y_{a+1} \end{vmatrix}, \quad (3)$$

$$A_i = \sum A_i^j, \quad (4)$$

$$V = \sum_{i=0}^{n-1} V_i = \sum_{i=0}^{n-1} A_i \cdot h, \quad (5)$$

式中: z_{\min} 和 z_{\max} 为物体点云 D 在 Z 方向最小值与最大值; h 为切片间隔; n 为切片平面个数;“Ceiling”为向上取整函数; i 为切片序号; z_i 为切片平面位置; P_i^j 为从切片平面点云 S_i 中分割出的单一轮廓边界多边形, j 为该多边形序号; m 为 P_i^j 中顶点个数; p_a 为其中一个顶点, $\{x_a, y_a, z_a\}$ 为该点坐标; A_i^j 为 P_i^j 所围区域面积,(3)式为坐标解析法计算面积公式; A_i 为截面面积(此时已经考虑各边界多边形之间的包含关系); V_i 为相邻两切片平面之间点云体体积; V 为点云体体积(即物体体积)。

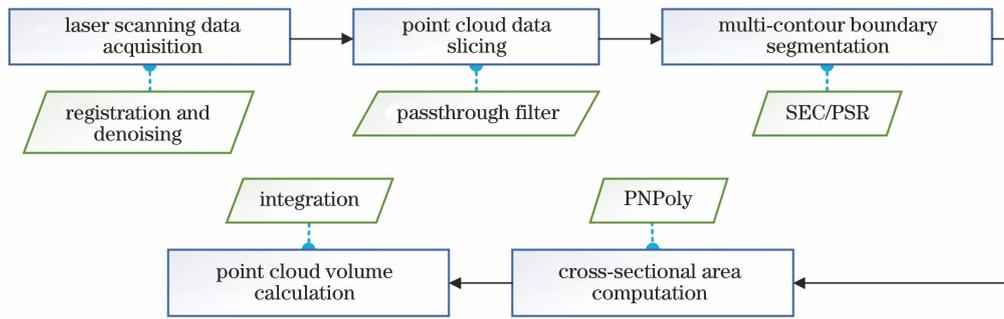


图 1 点云切片改进法体积测量的主要步骤

Fig. 1 Main processes of volume measurement based on improved point cloud slicing method

2.1 点云数据切片

三维激光扫描仪在多个位置以不同视角扫描得到物体的多视点云数据,经点云配准和去噪后得到相对完整的点云模型 D (如图 2 所示)。由于点云是物体表面形状特征的离散化表达,若严格按照点云 D 中位于切片平面 E 上的点确定截面轮廓几乎是不可能的,故将平面 E 上下各 δ 厚度内的点投影至 E 上近似生成截面轮廓^[14]。参数 δ 的选取决定了

生成截面轮廓线的质量,文献[12]引入点云密度 ρ (反映点的空间分布特点与密集程度)估计投影厚度 δ ,文献[10]提出投影厚度内分层投影方法用于精化截面轮廓点、减少数据点冗余。本文在多次实验后采用下式估算投影厚度 δ (单位为 mm),

$$\delta = b \cdot \rho, \quad (6)$$

式中: b 为经验参数(常数),取 $0.4 \sim 0.8$ 可得到理想结果(如图 3 所示); ρ 的单位为 mm。

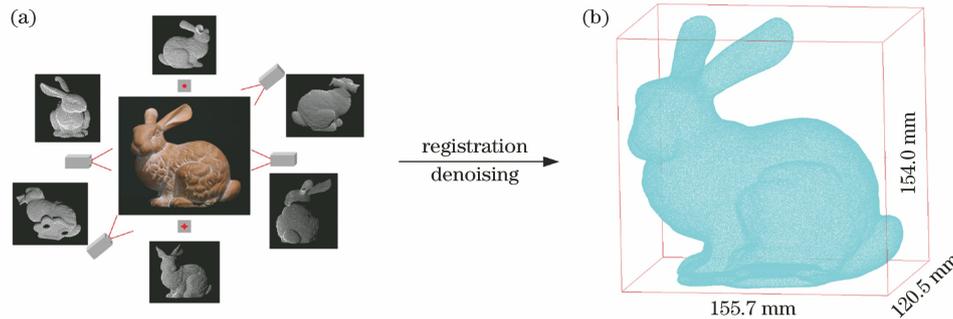


图 2 空间体对象点云数据获取。(a)多视点云数据;(b)点云数据模型

Fig. 2 Point cloud data acquisition of spatial objects. (a) Multi-view point cloud data; (b) point cloud model

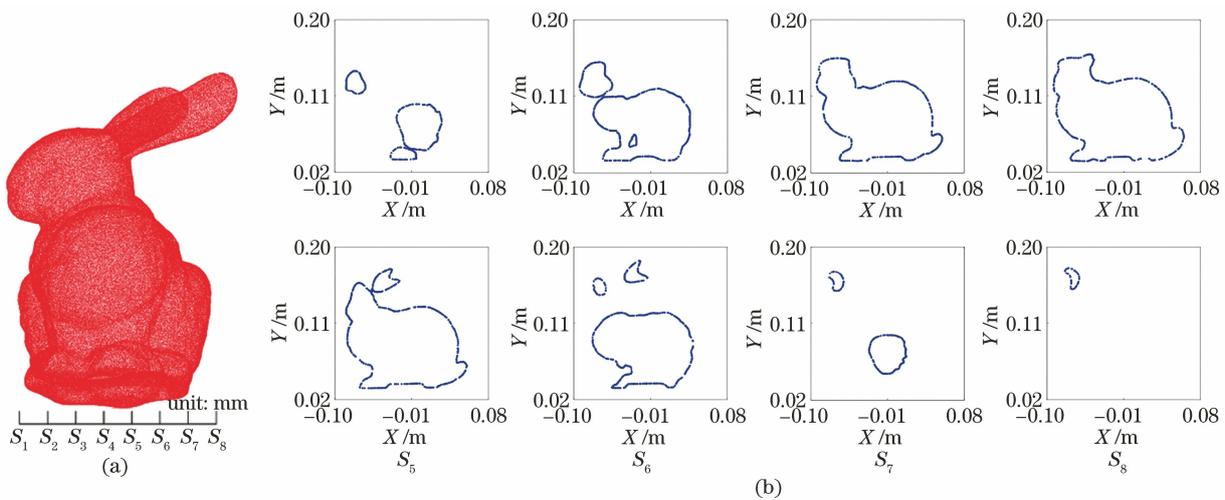


图 3 点云数据切片示意图。(a)Stanford Bunny 侧视图与切片位置;(b)切片平面轮廓边界点

Fig. 3 Diagram of point cloud data slicing. (a) Side view of Stanford Bunny and some slicing positions on it; (b) contour boundary points in slicing layers

2.2 多轮廓边界分割

如图 3(b)所示,不规则物体点云切片中轮廓边界个数是未知量,需要事先已知分类个数的聚类方法(如 K-means 聚类^[15]、谱聚类^[16])不适用于多轮廓边界分割。另外各轮廓边界的位置和尺寸大小也未知,需要事先已知目标物体半径、三维坐标重心等参数的最小图割法^[17]也不适用。为此,本文提出基于欧氏聚类分割(SEC)和多边形拆分再重组法(PSR)两种方法用于截面多轮廓边界分割,两种方法的分割策略并不相同。

2.2.1 基于欧氏聚类的分割

欧氏聚类^[18]是一种以欧氏距离为相似性度量的聚类方法,在目标对象分类个数未知情况下,以设定距离阈值(搜索半径)作为分类标准进行聚类计算。如图 3(b)所示,轮廓边界之间距离相比边界上各点近邻间距离较大,利用边界点近邻间距离的统计规律设定搜索半径,实现多轮廓边界分割具有一定可行性。在点云库 PCL(Point Cloud Library)^[19]中,一般采用 Kd-tree 和八叉树等高级搜索树结构

组织点云数据,实现最近邻快速检索,加速欧氏聚类计算。基于欧氏聚类的多轮廓边界分割可归纳为如下两步:

1) 边界点分类。以选定搜索半径 r_{Eu} 对输入的多轮廓边界点 S_i 进行欧氏聚类[图 4(a)],若点之间距离小于 r_{Eu} 则归为一类,由此一一分割出单轮廓边界点 S_i^j [图 4(b)]。

2) 边界点排序。聚类分割后单一轮廓边界点 S_i^j 散乱无序,采用双向最近点搜索法对其排序生成边界多边形 P_i^j [图 4(c)]。

该方法中搜索半径 r_{Eu} 的选取决定了多轮廓边界点分类结果好坏。为理清边界点之间距离关系,以便选取合适搜索半径,本文首先使用双向最近点搜索法对边界点排序生成初始轮廓多边形[图 4(a)],边长 l_λ 即为边界点间距, $\lambda = \{0, \dots, \mu - 1\}$, μ 为边界点数量;其次,对边长统计生成频次分布直方图[图 4(d)、(e)],其中包括平均值 \bar{l} 、中位数 l_{med} 、标准差 l_{std} 等基本统计量。

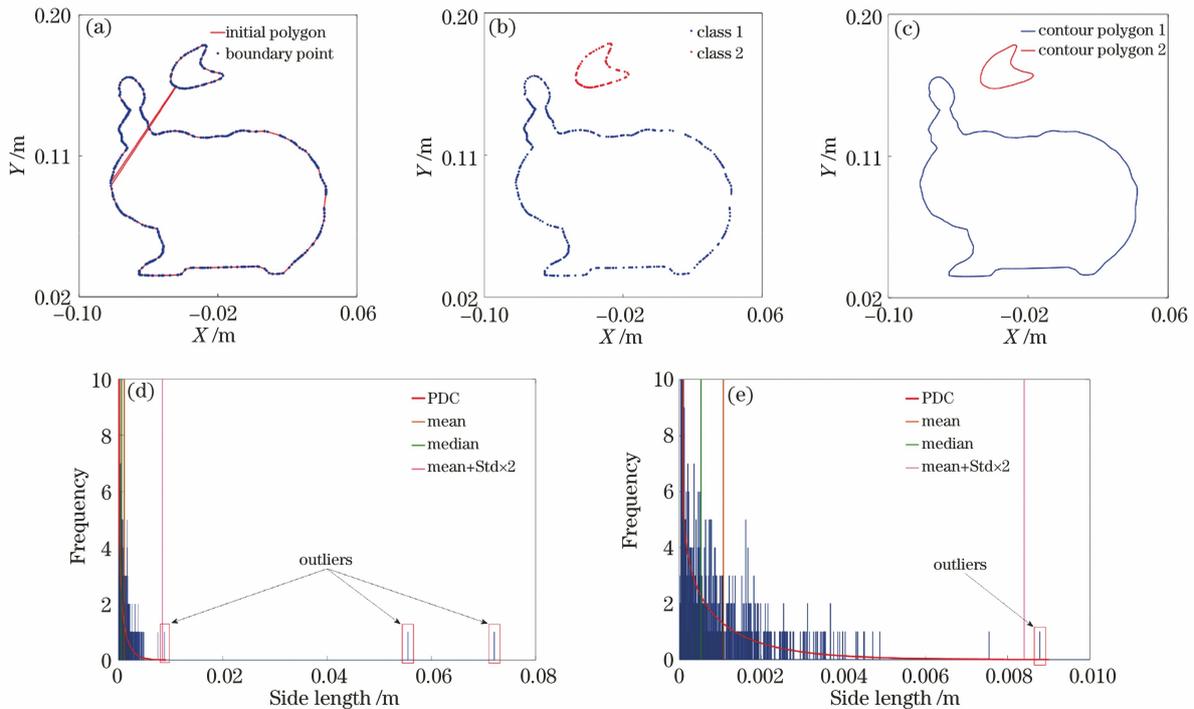


图 4 基于欧氏聚类分割示意图($z = -7.52$ mm)。(a)切片中轮廓边界点和初始轮廓多边形;(b)分类结果;(c)分类后生成轮廓多边形;(d)多边形边长频次分布图;(e)图(d)的局部放大图

Fig. 4 Diagram of segmentation based on euclidean clustering ($z = -7.52$ mm). (a) Contour boundary points and initial polygon in slicing layers; (b) classification results; (c) generation of contour polygons after classification; (d) side length frequency distribution histogram of this polygon; (e) a partial enlarged drawing of Fig. (d)

$$\bar{l} = \frac{1}{\mu} \sum_{\lambda=0}^{\mu-1} l_\lambda, \quad (7)$$

$$l_{med} = \text{median}(l_0, l_1, \dots, l_{\mu-1}), \quad (8)$$

$$l_{std} = \sqrt{\frac{1}{\mu - 1} \sum_{\lambda=0}^{\mu-1} (l_{\lambda} - \bar{l})^2} \quad (9)$$

在图 4(a)中,由双向最近点搜索法排序机理所致,会出现两轮廓边界之间存在错误连接边的情况(其长度过长),即边长统计中含有异常值[图 4(d)、(e)],它们并不反映边界近邻点间距关系,故应将其剔除。如频次分布直方图所示,其分布曲线类似长尾分布(偏态分布,多组切片数据的边长统计结果均属偏态分布)。在实验比较多种异常值剔除方法(绝对中位差、四分位法和改进四分位法^[20-21]等)后,本文使用 $d_{outlier}$ 作为剔除异常值的量化指标,多次实验证明 k 取 2~4 时剔除效果较好。异常值剔除后,考虑到边界点分布不均匀(边长长度差异仍比较大),本文以剩余边长中最大值 l_{max} 设为搜索半径 r_{Eu} 。

$$d_{outlier} = \bar{l} + k \cdot l_{std} \quad (10)$$

2.2.2 多边形拆分再重组法

初始轮廓多边形(由双向最近点搜索法排序得到)中存在长度异常边有两种原因:一是该搜索法在完成一个轮廓的边界点排序后,仍会继续搜索下一个最近点并添加至点序列中,即其他轮廓的边界点被搜索到,而轮廓之间距离较远造成连接边过长,记为第一类长度异常边[图 4(a)]。二是该方法在搜索过程中出现遗漏点(图 5),该点最后被搜索到,若该点与其连接点距离较远,将造成第二类长度异常边。

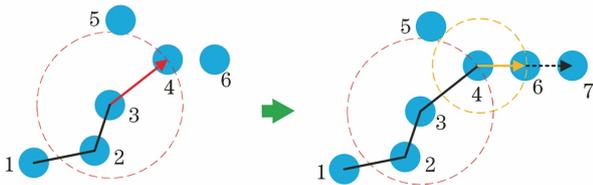


图 5 双向最近点搜索过程中出现遗漏点(点 5)示意图
Fig. 5 Schematic diagram of some points (like point 5) being missed during the two-way nearest point search

与基于欧氏聚类的多轮廓边界分割策略(“先分类→再排序”)不同,多边形拆分再重组法的处理策略为“先排序→再拆分→后重组”。首先把这些长度异常边打断,多边形被拆分成多个多段线(也称为片段),之后搜索首尾节点之间最近的两个片段,将其连接成一个长片段,继续搜索与连接直至形成闭合多边形,即通过多段线重组生成每一个边界多边形。具体算法如下:

1) 边界点排序。使用双向最近点搜索法对轮廓边界点 S_i 排序生成初始轮廓多边形 P_i [图 4(a)]。

2) 拆分阈值选择。本文采用上一节中异常值剔除阈值 $d_{outlier}$ 作为多边形拆分阈值 l_{split} (即 $l_{split} = d_{outlier}$)。另外说明,搜索半径 r_{Eu} 取值对欧氏聚类结果影响较大,而拆分阈值 l_{split} 选择对多边形拆分再重组法分割结果影响相对较小,即 l_{split} 的取值相对宽松。

3) 多边形拆分。多边形 P_i 可描述为一个点序列 $\{p_0, p_1, \dots, p_{\mu-1}\}$,边长为点列中相邻两点距离 $\{l_0, l_1, \dots, l_{\mu-1}\}$ 。遍历所有边长,若边长大于阈值 l_{split} ,将点列表在对应位置处断开,即可拆分为多个片段 $L = \{L_0, L_1, \dots, L_u\}$ [图 6(a)]。

$$L = \{L_0 = \{p_0, \dots, p_f\}, L_1 = \{p_{f+1}, \dots, p_r\}, \dots, L_u = \{p_s, \dots, p_{\mu-1}\}\} \quad (11)$$

4) 最近节点搜索。在集合 L 中计算各片段之间首尾节点最小距离值 d_{min} (包括片段自身首尾节点距离),并记录产生最小值的片段 L_w, L_v 以及相应节点位置(头部或尾部)。

5) 最近片段连接。以片段 L_w 对应节点是尾部节点为例,若 L_v 对应节点是头部节点,则直接连接两个节点生成新片段 L_{wv} ;若 L_v 对应节点是尾部节点,则片段 L_v 点序列需要先逆向排序,再连接成为长片段 L_{vw} (该片段仍保留在集合 L 中)。

6) 搜索并判断进程。重复步骤 4 和 5,直至片段首尾相接形成闭合多边形(即片段自身的首尾节点距离最小),此时一个独立轮廓边界多边形生成[图 6(b)]。若 L 仍有片段剩余,则转到步骤 4。

其中,步骤 5 最近片段连接时,为避免重组后多边形边长再次出现长度异常,本文设置连接阈值 $d_{con} = q \cdot d_{split}$,一般 q 取 1.5~2.5。在多边形重组过程中,若出现最近节点距离 $d_{min} > d_{con}$ 则停止搜索,因为待连接片段之间距离过大,不宜重组并将其删除。

2.3 截面面积计算

截面面积准确计算是点云切片法计算不规则体体积的关键,多轮廓边界正确分割为准确计算截面面积奠定了基础。如图 3(b)所示,点云切片中边界之间存在包含、相离两种位置关系(本文不考虑相切情况),本文以图 7(a)抽象表达了多边形 1~7 的位置关系。首先采用坐标解析法计算各边界多边形所围区域面积[(3)式];其次使用 PNPoly 算法(计算边界多边形上的点是否在其他边界多边形内部)来判断各个边界所属位置状态(包含、被包含、相离等三种状态);然后使用链表和树形结构记录和表达这些属性关系[图 7(b)、(c)],进而递归计算出各边界

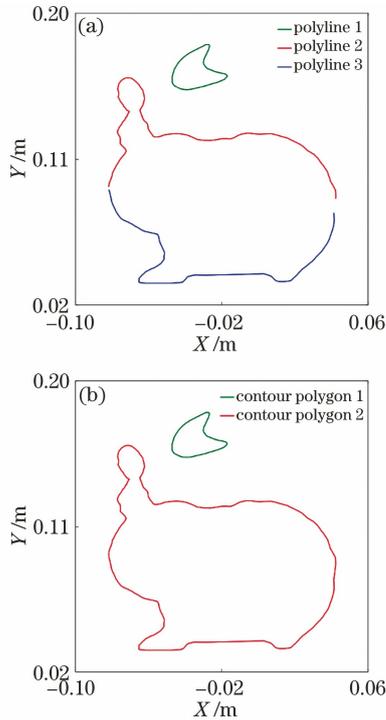


图 6 多边形拆分再重组示意图。(a)拆分为多个多段线；(b)重组为单一轮廓多边形

Fig. 6 Diagram of polygon splitting and recombination method. (a) Split into multiple polylines; (b) recombination into individual contour boundary polygons

结点 t 在树形结构中的深度 $d_{\text{depth}}(t)$ ，以此确定面积的正负号、理清多边形之间内外边界关系；最后在整体上明确这些边界共同所围区域[如图 7(d)阴影部分所示]并计算其面积值 A_i 。

$$\text{sgn}(t) = (-1)^{g(t)}, g(t) = d_{\text{depth}}(t) - 1, \quad (12)$$

$$A_i = \sum A_i^j \cdot \text{sgn}(P_i^j). \quad (13)$$

3 实验与分析

“逆向建模法”体积测量准确可靠，可作为本文所提体积测量改进法的检验依据。由此本文使用商业软件 Geomagic Studio 构建点云数据的封闭三维曲面模型，并以计算得到的截面面积和体积作为参照值(准确值)评价所提方法的准确度。本文基于 Visual Studio 2017 和 PCL 1.9.1 平台，使用 C++ 语言实现点云切片改进法，并对比分析所提两种边界分割方法的适用场景、计算精度和效率。

3.1 实验数据

本文使用三维激光扫描公开数据^[22](由斯坦福大学计算机图形学实验室公布) Stanford Bunny、Happy Buddha 和 Lucy[如表 1 与图 8(b)、(c)所

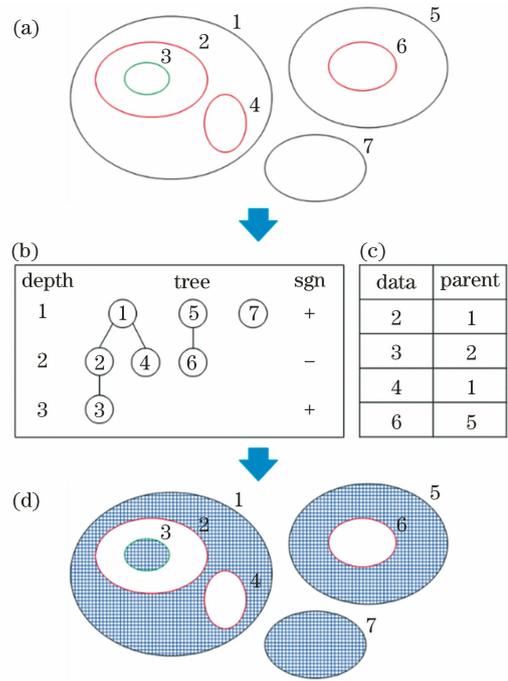


图 7 截面中多轮廓边界的包含关系分析。(a)边界多边形的位置情况；(b)树结构；(c)链表；(d)截面区域(阴影部分)

Fig. 7 Analysis of inclusion relationships between multi-contour boundary polygons in cross-section. (a) Position information of boundary polygons; (b) tree structure; (c) chain table; (d) cross-section region (shaded part)

示]实验计算，三组数据属性信息见表 1。三组数据形态各异，Stanford Bunny 形体结构相对简单，但表面变化较大；Happy Buddha 在人物脚部、裙摆、腰部和手臂等位置结构复杂，物体表面变化大；Lucy 在人物裙摆、腰部、头部和翅膀等部分结构复杂。总之，所选实验数据的几何形态结构由简单到复杂，符合工程实际中普遍物体的结构特点，可充分检验本文所提方法的适用性、有效性和鲁棒性。

表 1 实验数据属性信息

Table 1 Attribute information of test data

Test data	Point cloud data		Closed 3D curved surface model	
	Number of points	Point cloud density ρ / mm	Number of triangles	Point cloud volume V / mm^3
Stanford Bunny	1040752	0.132982	2081496	753955
Happy Buddha	10010722	0.043887	10005248	354206
Lucy	14027872	0.264439	10204572	81597353

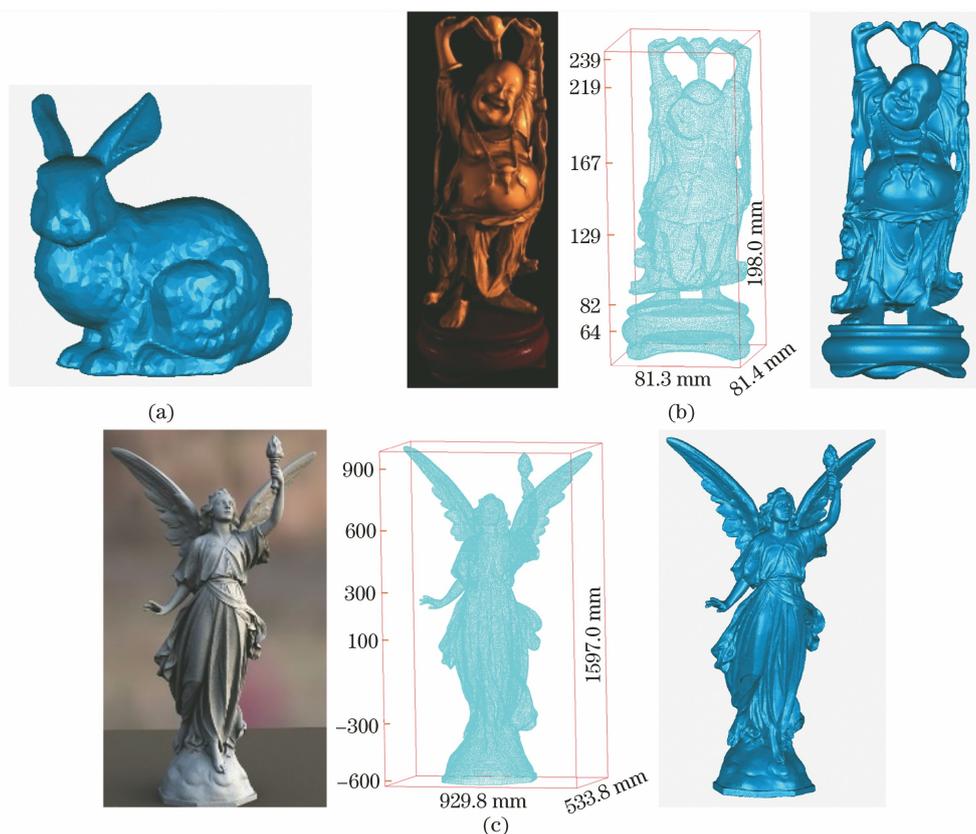


图 8 实验数据。(a) Stanford Bunny 的三维曲面模型;(b)(c) Happy Buddha 和 Lucy 的实物、点云数据和曲面模型
Fig. 8 Test data. (a) Three-dimensional surface model of Stanford Bunny; (b)(c) physical objects, point cloud data, and surface models of Happy Buddha, and Lucy

3.2 截面多轮廓边界分割

由于三组点云数据形态各异,本文以不同投影厚度获取截面轮廓点集(参见表 2 中参数 b 和 δ)。使用欧氏聚类分割多轮廓边界时,异常值剔除阈值设定为 $d_{\text{outlier}} = \bar{l} + 2l_{\text{std}}$ [(9)式, k 取 2], 搜索半径 r_{Eu} 设为剩余边长中最大值。采用多边形拆分再重组法时,拆分阈值 l_{split} 取值与 d_{outlier} 一致,各片段连接阈值设定为 $d_{\text{con}} = 1.5l_{\text{split}}$ (q 取 1.5,见表 2)。

表 2 数据处理中各项参数设置

Table 2 Various parameter settings in data processing

Test data	Parameter b	Projection thickness δ /mm	Parameter k	Parameter q
Stanford Bunny	0.4	0.0531928		
Happy Buddha	0.8	0.0351092	2	1.5
Lucy	0.6	0.1586634		

为对比分析所提两种多边界分割方法的有效性和适用性,本文在三组实验数据中分别选择 6 个切片位置的边界分割结果进行比较。所选位置处轮廓边界形状多样、富有代表性,其中包括规则图形(圆

形、八边形等)和不规则图形(如图 9~11 所示)。对比分析如下:

1) 适用性。多边形拆分再重组法(PSR)比基于欧氏聚类分割法(SEC)适用性更强。在边界之间相距较远时,两方法都表现了出色的边界分割能力(如 -19.52、-13.02、82.00、167.00 mm 等处)。但在边界之间距离较近时,欧氏聚类法由于“圆域搜索”聚类机理影响,只能将这些边界聚为一类,无法有效分割边界(如 -8.02、-2.02、38.48、42.98 mm 等处)。对比来看,PSR 充分利用双向最近点搜索法“最近点搜索”优势,在绝大多数情况下将相距较近的边界分割开(如 -8.02、-2.02、38.48、42.98 mm 等处)。然而,PSR 也存在部分边界距离过近而不能区分开的情况(如 42.98 mm 处),但尽可能减少了由异常边造成的图形异常。

2) 抗干扰性。PSR 方法抗干扰能力更强。如 129 mm 和 -600 mm 切片位置的初始轮廓多边形所示,其中异常边属于第二类异常边(参见 2.2.2 节)。SEC 方法无法避免遗漏点的影响,其结果中依然存在这类异常边。相比之,PSR 方法则表现出良好的抗干扰能力,生成的边界多边形图形正确,有

效排除了遗漏点的干扰。其原因是：该方法将异常边打断后，通过最近节点搜索将各个片段连接起来，

该过程中将遗漏点孤立出来，由此可排除该类点造成的影响。

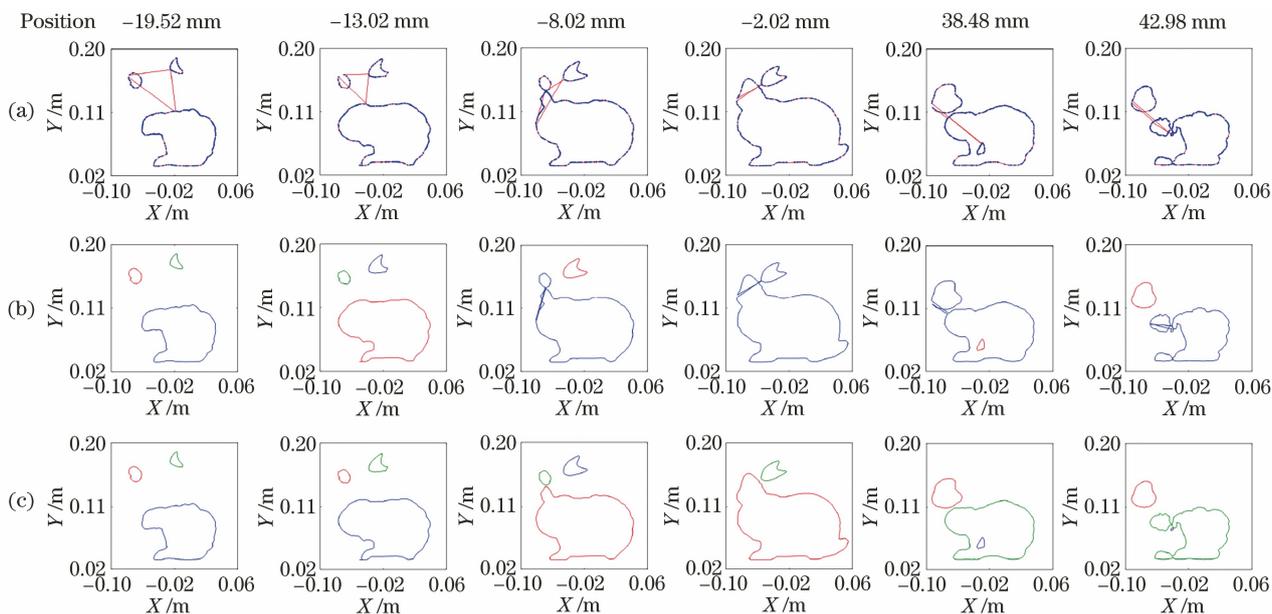


图 9 Stanford Bunny 不同切片位置(z 轴)多轮廓边界分割结果对比分析。(a)双向最近点搜索排序结果；(b)基于欧氏聚类分割结果；(c)多边形拆分再重组法结果

Fig. 9 Comparison and analysis of multi-contour boundary segmentation results of different slicing positions (along z -axis) of Stanford Bunny. (a) Sorting results of the two-way nearest points search; (b) results of the SEC method; (c) results of the PSR method

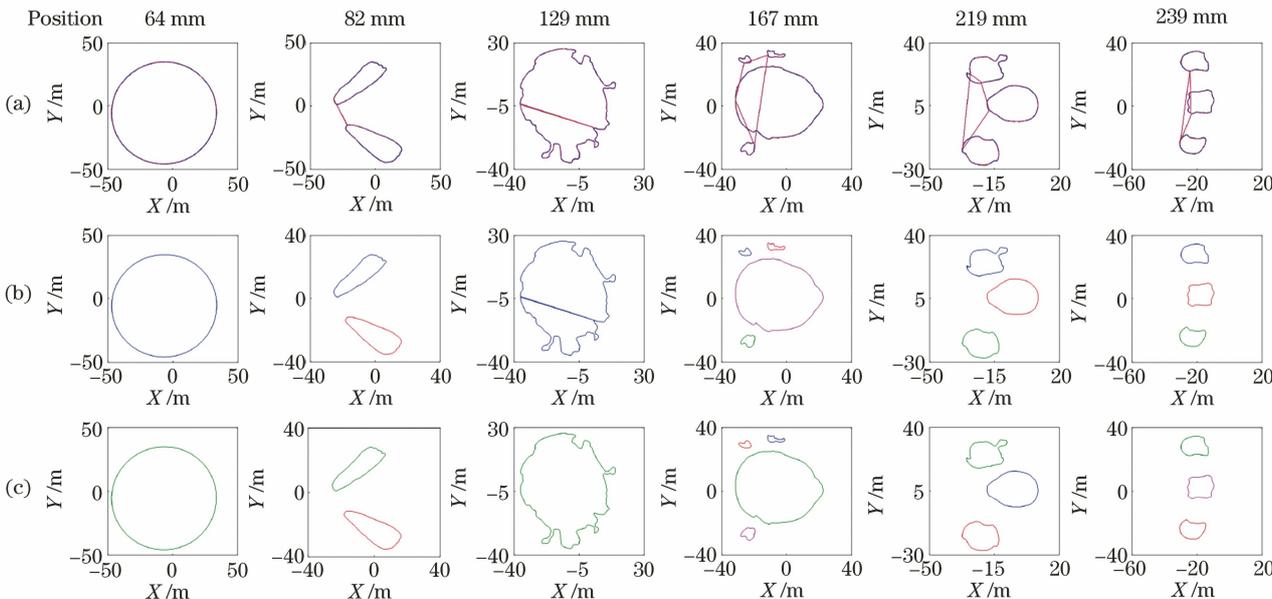


图 10 Happy Buddha 不同切片位置(y 轴)多轮廓边界分割结果对比分析。(a)双向最近点搜索排序结果；(b)基于欧氏聚类分割结果；(c)多边形拆分再重组法结果

Fig. 10 Comparison and analysis of multi-contour boundary segmentation results of different slicing positions (along y -axis) of Happy Buddha. (a) Sorting results of the two-way nearest points search; (b) results of the SEC method; (c) results of the PSR method

3.3 截面面积计算

本文采用 2.3 节所述截面面积计算方法对所选

切片位置进行计算,结果如表 3 所示(为避免数据重复仅列出部分结果),其中以 Geomagic Studio 建模

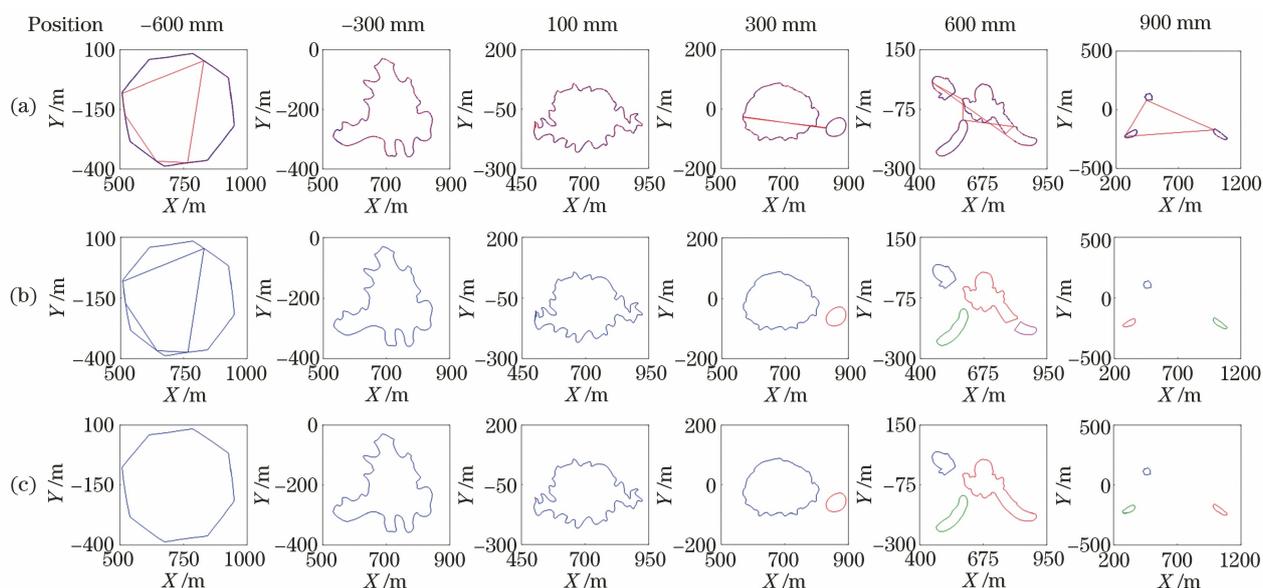


图 11 Lucy 不同切片位置(z 轴)多轮廓边界分割结果。(a)双向最近点搜索排序结果;(b)基于欧氏聚类分割结果;(c)多边形拆分再重组法结果

Fig. 11 Comparison and analysis of multi-contour boundary segmentation results of different slicing positions (along z -axis) of Lucy. (a) Sorting results of the two-way nearest points search; (b) results of the SEC method; (c) results of the PSR method

法算得截面面积(见表 3)作为参照值计算绝对误差和相对误差。另外本文对比分析两种边界分割方法所得边界多边形个数、各个多边形面积和截面总面积计算精度(图 13、14)。分析如下:

1) 准确性。PSR 所得边界多边形的面积计算准确性更高。如表 3 所示,一些切片位置(-8.02、38.48 和 42.98 等),SEC 方法截面面积的绝对误差较大(491.8707, 2203.2603, 250.4982 mm^2),精度较低;相比之,PSR 方法计算结果绝对误差较小(5.9277, 7.0419, 2.9003, 28.0683 mm^2),精度较高。如图 12(a)、13(a)和(c)所示,边界之间距离较远时,两方法所得边界分割结果(包括边界个数和各边界多边形面积)与参考值基本一致(但仍存在较小误差);当边界之间距离较近时,SEC 无法有效分割边界(导致面积计算精度低),而 PSR 方法依然保持准确、出色的边界分割表现(面积计算精度也更高)。

2) 稳定性。PSR 面积计算精度的稳定性高于 SEC。如图 12(b)、13(b)和(d)所示,对比两方法在不同切片位置的截面面积相对误差,SEC 计算误差波动较大(三组数据中最大误差分别为 26.8259%、0.4502%、53.7187%),而 PSR 计算精度相对较高且稳定(相同位置的误差分别为 0.0857%、0.0004%、0.0176%)。由误差折线图可知,PSR 在边界分割场景中表现出广泛适用性、较高准确性和良好稳定性。

结合 3.2 节与上述分析可知,截面面积计算的主要误差来源为:多轮廓边界正确分割与否(边界分割越正确,计算误差越小)、边界点排序算法的局限性(SEC 方法无法避免遗漏点影响)以及近似生成截面轮廓的模型误差。另外基于 PNPoly 算法和树结构的截面面积算法主要用于分析各轮廓边界之间的包含关系,并不会引入新的误差。

3.4 点云体积计算

为检验所提两种边界分割方法应用于体积测量时的准确性、稳定性和计算效率,本文以 Geomagic Studio 三维建模得到的体积值(见表 1)作为准确值计算实验结果的绝对误差与相对误差,并对不同切片间隔下三组数据体积测量结果对比分析(见表 4 和图 14)。

1) 准确性。PSR 方法体积测量准确度高于 SEC 方法。如表 4 所示(切片间隔 1 mm 时,体积测量结果可信度最高^[1]),PSR 方法三组数据体积测量结果的绝对误差都远小于 SEC 方法的误差,且 PSR 方法的相对误差都低于 0.1%。由图 14 中相对误差曲线对比可知,在大多数情况下 PSR 方法的相对误差小于 SEC 方法,表明 PSR 方法的体积测量精度较高。

2) 稳定性。PSR 方法计算精度的稳定性高于 SEC 方法。由图 14(a)、(c)和(e)中相对误差曲线的波动状态可知,SEC 方法曲线波动较大,可控性

表 3 不同切片位置处截面面积计算结果对比分析

Table 3 Comparison and analysis of the cross-sectional area results of different slicing layers

Method	Slicing position / mm	Reference area / mm ²	Cross-sectional area / mm ²	Absolute error / mm ²	Relative error / %
SEC	-19.52	5829.7675	5822.224	7.5435	0.1294
	-13.02	8048.3602	8028.926	19.4342	0.2415
	-8.02	9824.7597	9332.889	491.8707	5.0064
	-7.52	10035.5983	10032.709	2.8893	0.0288
	-2.02	11767.0358	11743.300	23.7358	0.2017
	38.48	8213.1821	6009.922	2203.2603	26.8259
	42.98	5569.0552	5318.557	250.4982	4.4980
	PSR	-19.52	5829.7675	5822.202	7.5655
-13.02		8048.3602	8028.946	19.4142	0.2412
-8.02		9824.7597	9818.832	5.9277	0.0603
-7.52		10035.5983	10032.734	2.8643	0.0285
-2.02		11767.0358	11761.394	5.6418	0.0479
38.48		8213.1821	8206.140	7.0419	0.0857
42.98		5569.0552	5571.956	2.9003	0.0521

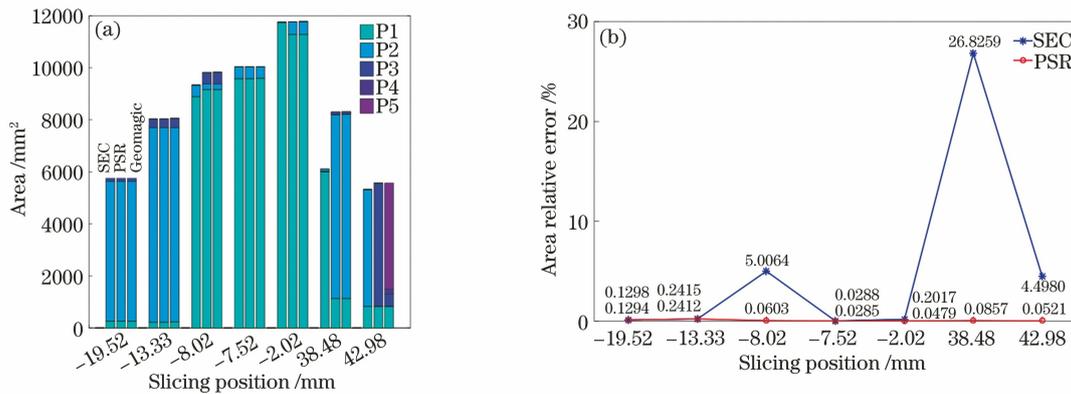


图 12 Stanford Bunny 不同切片位置面积计算结果对比分析。(a)各个边界多边形面积;(b)截面面积计算精度

Fig. 12 Comparison and analysis of cross-sectional area results of different slicing layers at Stanford Bunny.

(a) Area of each boundary polygon; (b) accuracy of cross-sectional area results

差,测量结果可靠性低;PSR 方法曲线波动较小,接近水平直线[图 14(a)和(e)],测量精度高且稳定性好。其中,图 14(c)中两方法曲线波动都比较大,原因是 Buddha 数据表面曲率在纵向上变化比较大。切片间隔 1~4 mm 时,PSR 方法计算精度仍维持在较高水平,相对稳定(优于 SEC 方法)。

3) 高效性。PSR 方法体积测量比 SEC 方法更快速、高效。由图 14(b)、(d)和(f)所示,随切片间隔增大,计算用时呈指数函数趋势减小(由于待计算切片层数量减少)。由计算用时曲线可知,PSR 方法计算用时均少于 SEC 方法,主要由于 SEC 方法

中两次使用边界点排序算法,计算过程相对耗时。

“切片法”体积测量误差分析:1)计算模型误差,以截面面积与切片间隔的乘积近似两切片间的微元体体积(截面面积存在误差),之后沿切片顺序累加算得点云体体积(该过程存在误差传播与不确定的随机性差异互补),理论上随着切片间隔减小,体积计算值将逐渐逼近于准确值(但实际中存在极限);2)截面面积计算存在误差,多轮廓边界点排序错误导致边界多边形形态异常、面积计算错误,SEC 方法仅能减少部分异常边的影响,PSR 方法能很好地消除异常边的影响(但也有局限);3)由一定厚度内

的点投影至切片平面近似生成轮廓边界,此过程本身就存在少量误差;4)边界点排序方法具有局限性,

当边界点质量较差时,生成的边界多边形中存在自相交情况,甚至边界错乱,导致面积计算存在误差。

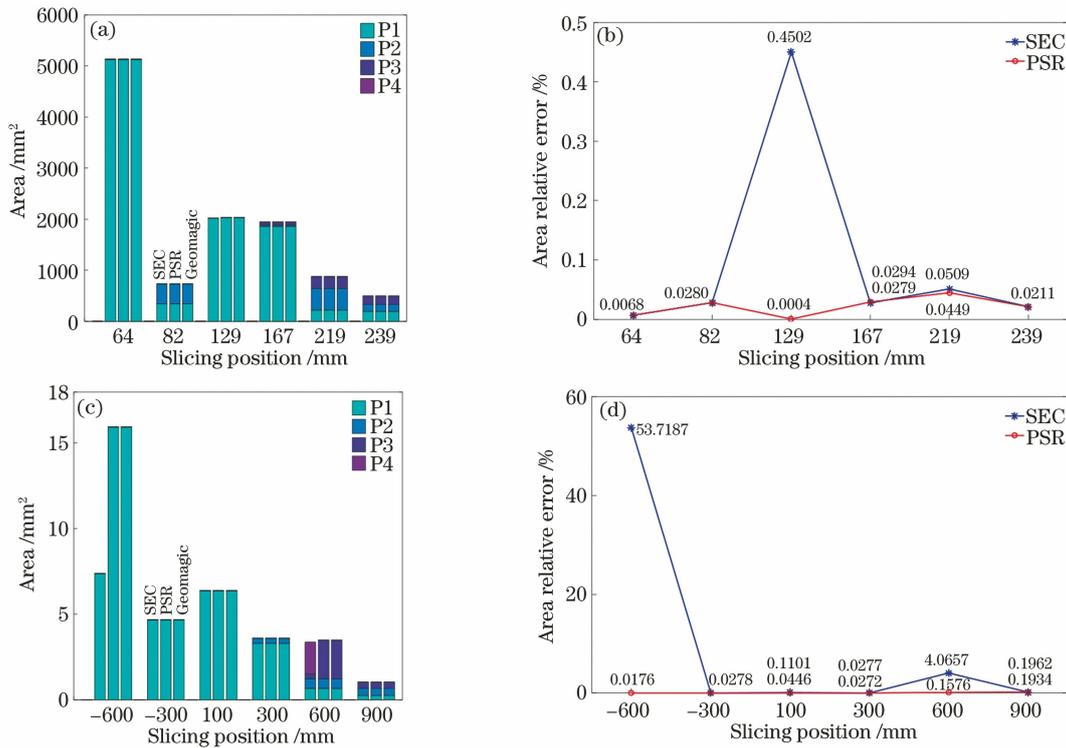


图 13 Happy Buddha 和 Lucy 中不同切片位置截面面积计算结果对比分析。(a)(c)各个边界多边形的面积; (b)(d)截面面积计算精度

Fig. 13 Comparison and analysis of the cross-sectional area results of different slicing layers at Happy Buddha and Lucy. (a)(c) Area of each boundary polygon; (b)(d) accuracy of cross-sectional area results

表 4 三组数据体积测量结果对比分析(切片间隔:1 mm)

Table 4 Comparison and analysis of volume measurement results of three datasets (slicing interval: 1 mm)

Method	Test data	Volume V / mm ³	Absolute error / mm ³	Relative error / %	Number of layers	Calculation time / s
SEC	Stanford Bunny	643931	110024	14.5929	120	2.583
	Happy Buddha	344419	9787	2.7631	198	39.311
	Lucy	77244901	4352452	5.3341	1597	366.510
PSR	Stanford Bunny	753276	679	0.0901	120	2.229
	Happy Buddha	353998	208	0.0587	198	33.732
	Lucy	81573737	23616	0.0289	1597	327.476

4 结 论

针对点云数据截面中多轮廓边界分割问题,本文提出基于欧氏聚类分割法和多边形拆分再重组两种方法。实验结果表明两方法在简单多边界分割(边界之间距离较远)时都能将边界区分开,具有出色表现,但在复杂边界分割(边界之间距离较近、存在噪声点干扰)中多边形拆分再重组法的分割结果则明显优于欧氏聚类法,具有良好的适用性和抗差

性,准确地恢复了截面轮廓边界多边形。主要原因是多边形拆分再重组法充分利用最近点搜索优势和点近邻的距离关系。所提方法应用于不规则物体体积测量,实验结果表明采用多边形拆分再重组法得到的体积精度高(三组实验数据结果的相对误差分别为 0.0901%,0.0587%,0.0289%)、稳定、可靠且高效(计算用时分别为 2.229 s,33.732 s 和 327.476 s),而采用欧氏聚类法的计算精度可控性、稳定性与可靠性均较差。

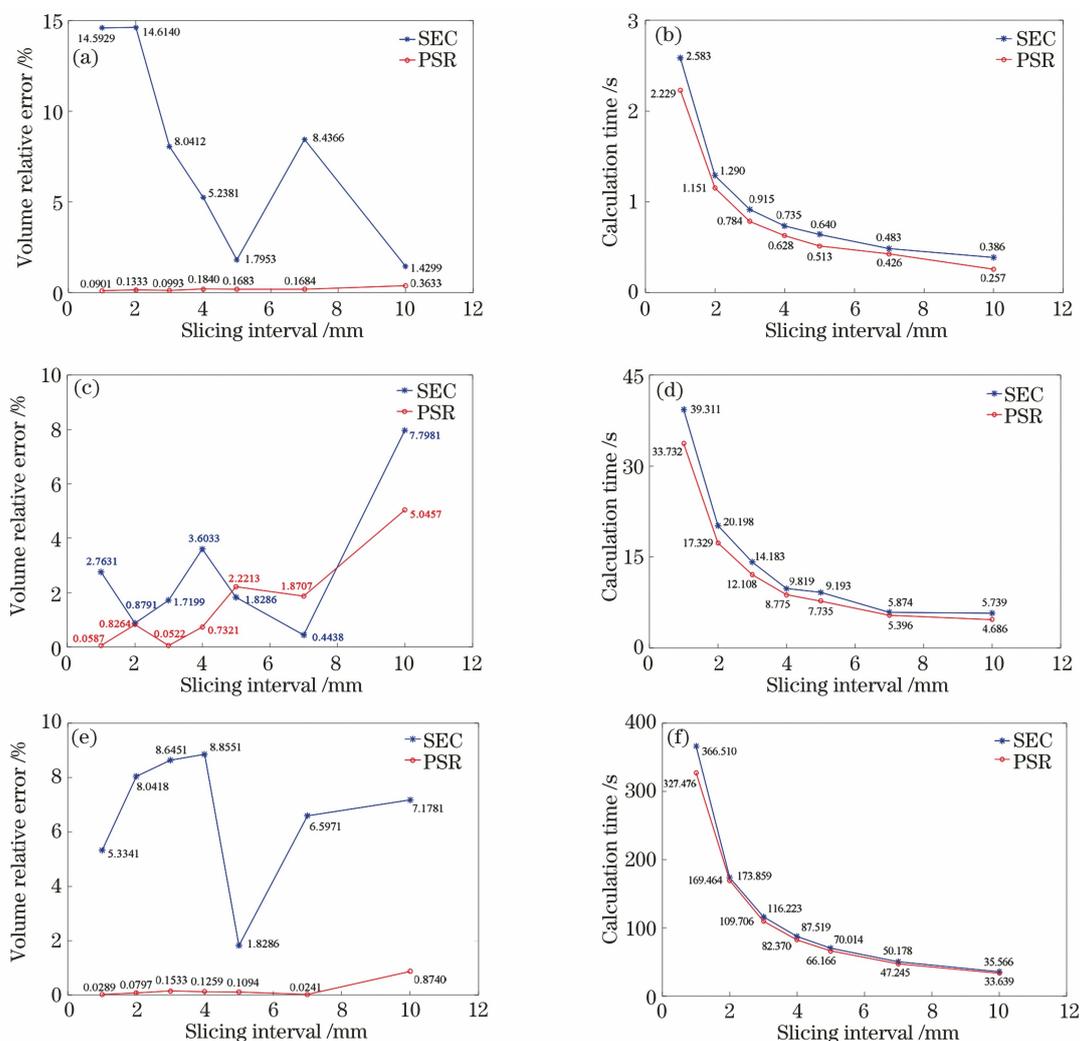


图 14 不同切片间隔下,三组数据体积测量结果对比分析。(a)(c)(e)体积计算精度;(b)(d)(f)计算用时
Fig. 14 Comparison and analysis of volume measurement results of three datasets with different slicing intervals.

(a)(c)(e) Accuracy of volume results; (b)(d)(f) calculation time

本文提出的多边形拆分再重组方法高效解决了点云切片法应用于不规则物体体积计算的难点问题(截面多轮廓边界问题),提高了点云切片法计算不规则体体积的适用性(适用于结构复杂物体),有助于该方法在工程项目中推广、应用。但本文仍存在不足:无法自适应投影厚度获取截面轮廓边界,边界分割算法仍具有局限性。未来有待进一步提出更适用的截面轮廓边界分割方法,以及根据点云表面结构变化而自适应调节切片间隔等更加精细化的体积测量改进方法。

参 考 文 献

[1] Li B, Wei J B, Ma B C, et al. Slicing 3D laser point cloud method for volume calculation of irregular object retraction [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.

[2] Liu G H, Wong Y S, Zhang Y F, et al. Error-based segmentation of cloud data for direct rapid prototyping[J]. Computer-Aided Design, 2003, 35(7): 633-645.

[3] Lee K H, Woo H. Direct integration of reverse engineering and rapid prototyping[J]. Computers & Industrial Engineering, 2000, 38(1): 21-38.

[4] Qiu Y J, Zhou X H, Qian X P. Direct slicing of cloud data with guaranteed topology for rapid prototyping [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 53(1/2/3/4): 255-265.

[5] Wu Y F, Wong Y S, Loh H T, et al. Modelling cloud data using an adaptive slicing approach [J]. Computer-Aided Design, 2004, 36(3): 231-240.

[6] Zhao M N, Hua X H, Feng S Q, et al. Information

- extraction of buildings, doors, and windows based on point cloud slices [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(6): 0604002.
- 赵梦娜, 花向红, 冯绍权, 等. 基于点云切片的建筑物门窗信息提取 [J]. 中国激光, 2020, 47(6): 0604002.
- [7] Lü X N, Liu X L, Duan Y L, et al. Laser measurement method and *in situ* experiment of underground energy storage caverns volume [J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(10): 1004002.
- 吕小宁, 刘晓丽, 段云岭, 等. 地下能源储库群容积激光测量方法及现场实验 [J]. 中国激光, 2016, 43(10): 1004002.
- [8] 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.
- [9] Qian J F, Chen Z Y, Zhang S Y, et al. The detection of boundary point of point cloud compression [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(2): 164-169.
- 钱锦锋, 陈志杨, 张三元, 等. 点云数据压缩中的边界特征检测 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(2): 164-169.
- [10] Cheng X J, Xiong X X, Yang Z X, et al. Cavern capacity calculation using terrestrial lidar [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(23): 231201.
- 程效军, 熊鑫鑫, 杨泽鑫, 等. 基于地面激光雷达的洞库容量计量 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(23): 231201.
- [11] Cheng X J, Fang F. Morphology-based scattered point cloud contour extraction [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2014, 42(11): 1738-1743.
- 程效军, 方芳. 基于形态学的散乱点云轮廓特征线提取 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2014, 42(11): 1738-1743.
- [12] Ke Y L, Wang Q. Research on point cloud slicing technique in reverse engineering [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(8): 1798-1802.
- 柯映林, 王青. 反求工程中的点云切片算法研究 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(8): 1798-1802.
- [13] Haines E. Point in polygon strategies [M]//Heckbert P S. Graphics gems. Amsterdam: Elsevier, 1994: 24-46.
- [14] Liu Y F, Ke Y L. Hybrid slicing technology in reverse engineering [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2003, 15(6): 741-745.
- 刘云峰, 柯映林. 反求工程中的混合切片技术 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(6): 741-745.
- [15] Jain A K. Data clustering: 50 years beyond K-means [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(8): 651-666.
- [16] Ng A Y, Jordan M I, Weiss Y. On spectral clustering analysis and an algorithm [C]//Advances in Neural Information Processing Systems 14 Neural Information Processing Systems: Natural and Synthetic, December 3-8, 2001, Vancouver, British Columbia, Canada. Cambridge: MIT Press, 2001: 849-856.
- [17] Guo H, Su W, Zhu D H, et al. Point cloud library (PCL) from entry to master [M]. Beijing: China Machine Press, 2019.
- 郭浩, 苏伟, 朱德海, 等. 点云库 PCL 从入门到精通 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2019.
- [18] Fan J J, Wang L, Chu W B, et al. Research on pedestrian recognition in cross-country environment based on KDTree and euclidean clustering [J]. Automotive Engineering, 2019, 41(12): 1410-1415.
- 范晶晶, 王力, 褚文博, 等. 基于 KDTree 树和欧氏聚类的越野环境下行人识别的研究 [J]. 汽车工程, 2019, 41(12): 1410-1415.
- [19] Rusu R B, Cousins S. 3D is here: point cloud library (PCL) [C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9-13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2011: 1-4.
- [20] Hubert M, Vandervieren E. An adjusted boxplot for skewed distributions [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2008, 52(12): 5186-5201.
- [21] Hubert M, van der Veeken S. Outlier detection for skewed data [J]. Journal of Chemometrics, 2008, 22(3/4): 235-246.
- [22] Turk G, Levoy M. Zippered polygon meshes from range images [C]//Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques-SIGGRAPH 94, July 24-29, 1994, Orlando, FL, USA. New York: ACM Press, 1994: 311-318.