

# 一种新的结合三维点云骨架点和特征点的分割方法

李仁忠<sup>1\*</sup>, 刘哲闻<sup>1</sup>

西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048

**摘要** 针对三维点云数据分割算法准确度低的问题, 提出了一种结合点云骨架点和外部特征点的分割算法, 所提算法可将传统方法分割不出来的局部小范围凸面体进行有效分割, 从而使得三维点云数据分割得更为完善, 为三维点云分割提供了新思路。利用 C++ 及其开源的点云库进行编程, 利用  $L_1$ -中值算法对三维点云进行骨架点的提取, 利用尺度不变特征变换算法进行特征点的提取, 结合骨架点和特征点构建分割平面进行分割, 再对剩余的特征点进行检测, 再次构建分割平面进行分割, 得到最终的结果。实验结果表明, 该算法能对三维点云表面的小范围凸面体进行有效分割, 提高了分割的准确性。

**关键词** 成像系统; 三维点云; 骨架提取; 特征点提取; 点云分割

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.121120

## New Segmentation Method Combining Three-Dimensional Point Cloud Skeleton Points and Feature Points

Li Renzhong<sup>1\*</sup>, Liu Zhewen<sup>1</sup>

School of Electronic and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710048, China

**Abstract** Aiming at the problem of low accuracy of the segmentation algorithm for three-dimensional (3D) point cloud data, a new segmentation algorithm combining point cloud skeleton points and external feature points is proposed. This method can effectively segment local small-scale convex objects, which cannot be segmented by traditional methods. This would make the segmentation of 3D point cloud data more perfect and provide a new idea for the segmentation of 3D point clouds. In this paper, C++ and its open source point cloud library are used to program. First,  $L_1$  median algorithm is used to extract skeleton points from 3D point clouds. At the same time, feature points are extracted by scale-invariant feature transform algorithm. Then, a segmentation plane is constructed based on skeleton points and feature points, segmentation is conducted, and the remaining feature points are detected. At last, a segmentation plane is constructed again for segmentation, therefore getting the final result. Experimental results show that the algorithm can efficiently segment small-scale convex surface of 3D point clouds and improve the accuracy of segmentation.

**Key words** image systems; three-dimensional point clouds; skeleton extraction; feature point extraction; point cloud segmentation

**OCIS codes** 110.3010; 150.6910; 100.5010; 100.6950

## 1 引言

随着三维激光扫描技术的发展, 各种三维激光扫描设备层出不穷, 使得获取目标对象的三维几何数据信息变得更加方便, 同时获取的数据精确度也在增加<sup>[1]</sup>, 这推动了遥感技术<sup>[2]</sup>、文物研

究<sup>[3]</sup>、逆向工程研究<sup>[4]</sup>等多个领域的发展。通常, 还需对经扫描得出的三维点云数据进行进一步处理, 其中尤为重要的一步便是点云分割。点云分割是指根据点云的几何特征和空间特征对三维点云进行按区域划分, 使得同一个区域内的点云具有相近的属性特征, 是三维数据研究中极其重要

收稿日期: 2019-10-14; 修回日期: 2019-10-28; 录用日期: 2019-11-06

基金项目: 中国纺织工业联合会科技指导性项目(2017071)、陕西省高校科协青年人才托举计划项目(20180115)

\* E-mail: lirenzhong@xpu.edu.cn

的基础步骤<sup>[5]</sup>。例如:在自动驾驶领域,需要对雷达或双目摄像头采集到的点云数据进行分割以得到真正有意义的部分,因此点云分割已成为近些年计算机视觉中较为重要的问题。针对此问题,本文将如何有效的分割展开研究。

对于三维点云数据的分割问题,国内外的一些研究团队进行了积极的探索:

1) 基于边的方法。张强等<sup>[6]</sup>提出了一种三角面片法向量调整的方法,该方法首先利用八叉树建立数据索引,然后利用K邻近点构建三角形网格得到包括该点的三角面片及其法向量,最后估算法向量,进行分割。

2) 基于面的分割方法。Jagannathan等<sup>[7]</sup>提出了一种基于无参数图形形态的分割算法,该方法首先计算各个三角形网格顶点的曲率,然后通过划分其顶点的曲率,使得具有相似曲率的顶点所处的三角形网格被划分成同一个子部分,以此完成分割。

3) 基于骨架的分割方法。Zhang等<sup>[8]</sup>提出了一种基于骨架的分割方法,通过点云模型的骨架线结合测地距离特征点进行分割,该方法处理了站姿下的不同动作和不同体型的三维人体点云数据。

4) 基于机器学习的分割方法。Li等<sup>[9]</sup>提出了一种分割方法,引入了一种新的形状分割网络用于点云的分割,采用综合分析策略并从场景的噪声中重建形状,将其整合到Point-Net分割框架中,取得了良好的效果,但是这类方法都需要先进行大量的数据训练。

5) 鲁荣荣等<sup>[10]</sup>针对有序点云的特点,采取一种自下而上的分割策略,首先提取联通平面区域,然后利用约束条件将其合并,这样就得到了较为粗糙的分割结果。最后再利用“胶水”算法进行修正,得到最终的实验结果。

以上方法利用不同的原理对三维点云模型进行了分割,但是都有一定的局限性,基于面、边等方法得出的结果常常不符合视觉特点,而基于骨架进行分割的结果虽然可以按照要求从整体结构把各个部分分割开,但是对于外部表面缺乏有效的处理。近些年,有许多研究团队提出了结合点云数据骨架和外部特征的分割方法,得到了较好的分割结果, Serino等<sup>[11]</sup>提出了一种从骨架分支到对象部分的分割方法,但是此方法仍有缺陷,由于有些不规则数据表面存在着小范围的凸面体,此方法无法分割出这部分凸面体,造成结果上的偏差。本文提出了一种新的算法,联合骨架点和外部特征点进行分割,构建初次分割平面,再利用特征点构建二次分割平面,

从而提高了分割结果的准确性。

## 2 算法原理

算法的基本思想如下:1)获取三维点云数据的骨架点;2)获取三维点云数据的外部特征点;3)联合骨架点和外部特征点构建分割平面进行分割;4)补充外部特征点再进行分割。算法流程如图1所示。

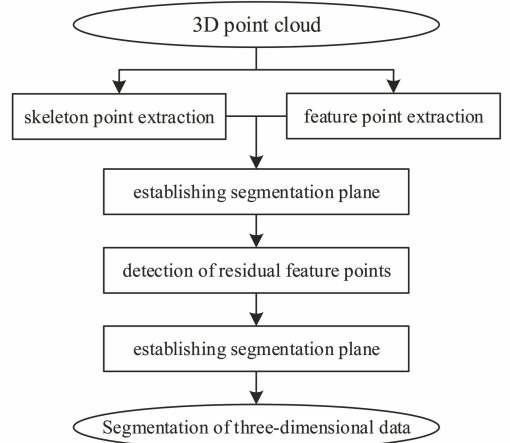


图1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

### 2.1 骨架点的提取

首先通过随机下采样得到一系列采样点,然后利用洗牌算法确定下采样点的位置,方便后续进行骨架点的提取,其步骤如下:1)从未经处理过的 $n$ 个点中,随机产生一个在区间 $[0, n]$ 之间的点 $i$ ;2)从剩下的 $n$ 个点中把第 $i$ 个点取出;3)重复步骤2)直至取出所有点;4)从步骤3)中取出的点便构成一个随机的点的集合。

得到了一系列采样点后,为了避免单独使用 $L_1$ 中值算法产生中心累积过多点集的现象,需先对此部分采样点进行正则化以增加一个约束,减小误差。具体步骤如下:设定原始点云集 $Q = \{q_j\}_{j \in J} \subset \Omega^3$ ( $I, J$ 为点的数量, $\Omega$ 为三维空间),则经过下采样后的点集 $X = \{x_i\}_{i \in I} \subset \Omega^3$ ,将 $\mu = \frac{\gamma_i \sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'}}{\sigma_i \sum_{j \in J} \alpha_{ij}}$ ( $\gamma_i$ 为控制输入点的引力和采样点的斥力之间的平衡参数)、 $\alpha_{ij} = \frac{\theta(\|x_i - q_j\|)}{\|x_i - q_j\|}$ ( $\theta$ 为高斯权重函数)以及 $\beta_{ii'} = \frac{\theta(\|x_i - x_{i'}\|)}{\|x_i - x_{i'}\|^2}$ 代入 $x_i^{k+1} =$

$$\frac{\sum_{j \in J} \alpha_{ij} q_j}{\sum_{j \in J} \alpha_{ij}} + \mu \sigma_i^k \cdot \frac{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} (x_i^k - x_{i'}^k) \beta_{ii'}}{\sum_{i' \in I \setminus \{i\}} \beta_{ii'}} \quad (\text{其中 } \mu \text{ 为规整})$$

化平衡参数)中即可完成正则化<sup>[12]</sup>,其中 $\sigma_i$ 为分布度量。

最后,设定空间邻域 $h$ ,利用中值定理进行计算,求出此空间上的一点,使得此点到邻域 $h$ 内所有的点的欧氏距离之和最小,即可得到骨架点。

### 2.2 骨架分割点的提取

接下来,利用基于八叉树的区域增长算法对骨架点进行分割以获取分割点,具体步骤如下:

1) 输入骨架点点云集,利用最小二乘法拟合平面计算出曲率,搜索出点云集中曲率最小的点,设置其为种子点;

2) 遍历种子点邻近的点,并与种子点进行比较,若是邻域(0.5 cm)内有某一点与种子点法向量的差值小于设定的阈值,则此点属于当前的部分;

3) 根据点云集规模的大小设置最小点云簇(分割出点云的最小数量)和最大点云簇(分割出点云的最大数量);

4) 重复以上步骤,骨架点将会被分割为多个部分,当剩余点的数量小于预设的最小点云簇中点的数量,停止分割。

### 2.3 外表面特征点提取

王晓辉等<sup>[13]</sup>曾提出了一种基于区域聚类分割的点云特征线提取算法,此方法在处理机械零件和

建筑物时效果很好,但是对于形状复杂、表面曲线数量较多的数据效果不理想。Lowe<sup>[14]</sup>曾于1999年发表了在2D图像上的尺度不变特征转换算法(SIFT)并于2004年进行了相关改进<sup>[15]</sup>。之后,Flint等<sup>[16]</sup>将此算法扩展到3D图像数据上。该算法的原理是在空间中寻找极值点,具备一定的优势。利用SIFT算法查找出的特征点鲁棒性强,不会受到光照、角度变换以及噪音的影响;该算法可产生大量的特征点,不会出现遗漏特征的现象,而且算法效率高,节省时间。综合以上几点,本文采用此方法进行数据外部特征点的提取。

首先,二维图像的方向梯度和角度<sup>[17]</sup>分别为

$$m_{2D}(x, y) = \sqrt{L_x^2 + L_y^2},$$

$$\theta(x, y) = \arctan(L_y/L_x), \quad (1)$$

式中: $m_{2D}(x, y)$ 为待求的关于点 $(x, y)$ 的方向梯度; $L_x, L_y$ 分别为点云在 $x$ 轴、 $y$ 轴的最大范围。将(1)式扩展到三维层面,即可得到梯度和角度分别为

$$m_{3D}(x, y, z) = \sqrt{L_x^2 + L_y^2 + L_z^2}, \quad (2)$$

$$\theta(x, y, z) = \arctan(L_y/L_x),$$

$$\alpha(x, y, z) = \arctan(L_z / \sqrt{L_x^2 + L_y^2}), \quad (3)$$

式中: $\alpha$ 代表二维数据过渡到三维数据的偏离角度; $L_z$ 为点云在 $x$ 轴、 $y$ 轴的最大范围。



图2 二维描述与三维描述。(a)二维描述;(b)三维描述

Fig. 2 Two-dimensional description and three-dimensional description. (a) Two-dimensional description; (b) three-dimensional description

由于 $m_{2D}(x, y)$ 总为正,得出 $\alpha$ 的取值范围为 $(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$ ,因此三维图像相比于二维图像增加了一个参数值以表示梯度方向。

接下来,需要在给定关键点的三维邻域内构建加权直方图。利用经线和纬线对三维邻域进行划分,同时需要对方位角进行标准化,以避免从二维数据扩展到三维数据产生偏差<sup>[13]</sup>:

$$\omega = \int_{\alpha}^{\alpha+\Delta\alpha} \int_{\theta}^{\theta+\Delta\theta} \sin \theta d\theta d\alpha = \Delta\alpha [\cos \theta - \cos(\theta + \Delta\theta)], \quad (4)$$

式中: $\Delta\alpha$ 和 $\Delta\theta$ 分别代表 $\alpha$ 和 $\theta$ 的变化量。计算可得直方图的实际值为

$$(\theta, \alpha) = \frac{1}{\omega} m_{3D}(x', y', z') \times \exp \left\{ \frac{-[(x-x')^2 + (y-y')^2 + (z-z')^2]}{2\sigma^2} \right\}, \quad (5)$$

式中: $(x', y', z')$ 为添加到方向直方图的像素点的位置。之后,需要计算SIFT描述符。首先以关键点为中心旋转其三维邻域,使得三维邻域的主方向指向 $\alpha = \theta = 0^\circ$ 的方向,此步骤可以用矩阵 $M$ 转换实现:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \alpha & -\sin \theta & -\cos \theta \sin \alpha \\ \sin \theta \cos \alpha & \cos \theta & -\sin \theta \sin \alpha \\ \sin \alpha & 0 & \cos \alpha \end{bmatrix} \quad (6)$$

最后,以此关键点为中心,将其邻域划分成  $4 \times 4$  的小邻域空间,计算每个小邻域 8 个方向梯度直方图的累加值,即可得到一个  $128(4 \times 4 \times 8)$  维的特征向量作为此关键点的描述子。

## 2.4 构建骨架点和特征点分割平面

初次分割的平面主要由骨架的分割点联合外部表面的特征点构成,初次分割的基本思路是以骨架分割点和外部特征点的连线构成分割平面的法向量。首先将原始点云数据读取到集合  $A$  中,将骨架点读取到集合  $B$  中,并将外部特征点存放在集合  $C$  中,接下来扫描集合  $B$  中的每一个点,如果集合  $B$  中一点  $b_i$  是分割点,则以  $b_i$  点为中心扫描邻近集合  $C$  中的关键点,基于  $b_i$  与  $c_i$  拟合平面  $m_i$ ,其法向量为  $v_i$ 。用此方法即可得到整个点云数据的分割平面。所得到的分割平面不能直接应用,若不规范待分割的方向以及该分割平面的区域范围,则无法确定要把数据的哪个部分分割出来,或造成分割出的这部分数据中包含了应属于其他部分的数据。因此还需进一步处理,步骤如下:

1) 对骨架中某一点  $b_i$  进行判定,如果  $b_i$  点是

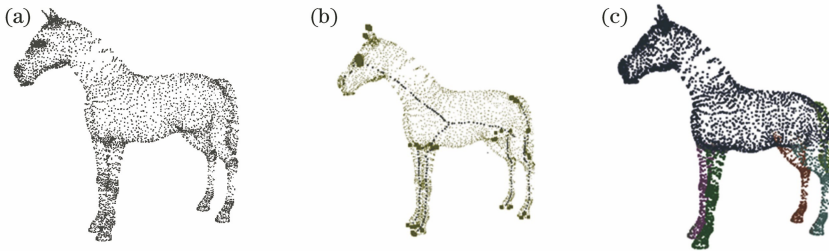


图 3 分割效果。(a)原始点云数据;(b)骨架点和外部特征点共同显示;(c)分割结果

Fig. 3 Segmentation effect. (a) Original point cloud data; (b) display of skeleton points and external feature points; (c) segmentation result

## 3 仿真结果分析

本文采用的仿真平台为: Intel Core i5-7300HQ CPU @2.50 GHz, Windows10 64 位操作系统, 8G 内存, Visual Studio 2013 Visual C++ win64 控制台应用程序, 开源库 OpenGL, 开源点云库 PCL1.8.0。先针对点云数据进行骨架点提取并找出分割点,接下来提取点云外部特征点,把骨架上的分割点和外部特征点进行融合并作为分割平面进行分割,再针对剩余的特征点求取分割平面,进行分割,最后根据不同的颜色将得出的各个部分区分开,完

成仿真。仿真得到的分割结果如图 4~图 13 所示。

2) 将从端点  $e_i$  开始到此分支另一端连接点处所有点的集合记为集合  $P'$ , 此集合中的连接点即为  $p_i$ ;

3) 遍历集合  $A$  中所有的点,找出距离  $p_i$  最近的点  $m$ ,利用点  $p_{i+1}$  与法向量  $\overrightarrow{p_i p_{i+1}}$  构建平面  $L$ ,从点  $m$  开始对邻近点进行区域增长,直至到达平面  $L$  的点,则停止,此部分即为分割出的部分。

## 2.5 构建特征点分割平面

对于一些局部表面存在凸面体的数据来说,骨架不能完全反映出物体的形状特征,局部表面的凸面体无法通过骨架展示其形态学特征,因而传统方法无法进行有效分割,利用外部的特征点把此部分分割开来,步骤如下:

1) 首先在剩余的外部特征点集合  $C$  中,提取出其中某一点  $C_i$ ,由于三点即可构成一个平面,所以以  $C_i$  为中心点、最大半径为  $r$ ,搜索距离  $C_i$  最近的两个点  $C_j$  和  $C_n$ ;

2) 如果在半径  $r$  内找不到这两个点,则停止,选择另一个点  $C_{i+1}$ ,重复搜索与点  $C_i+1$  距离最近的两个点  $C_j$  和  $C_n$ ;

3) 以  $C_i$ 、 $C_j$ 、 $C_n$  构成分割平面  $P$ 。

整个分割效果如图 3 所示。

成仿真。仿真得到的分割结果如图 4~图 13 所示。

### 3.1 针对没有微小凸面类型的三维数据

对于没有微小凸面类型的三维数据,本文方法和 Serino 等<sup>[11]</sup>采用的传统算法相比,最终的效果相近。从图 4 的恐龙模型仿真结果可以看出,两种算法分割后的结果差距不大,这是因为在进行分割时,每处骨架分割点都能与相近的外部特征点构建出分割平面,完成分割,从外观的角度来讲,分割出的部分不存在骨架点体现不出来的局部小范围凸面体。从图 5 的蚂蚁模型仿真结果可以看出,两种方法均把身体的三个部分以及触角和腿进行了有效的分割。从图 6 的



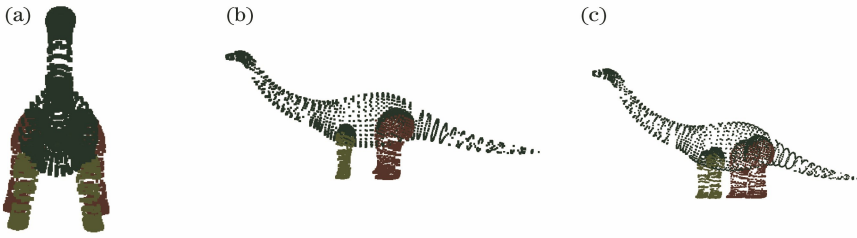


图4 恐龙模型仿真结果。(a)(b)本文算法;(c)文献[11]中的传统算法

Fig. 4 Simulation results of dinosaur model. (a)(b) Proposed algorithm; (c) traditional algorithm in Ref. [11]

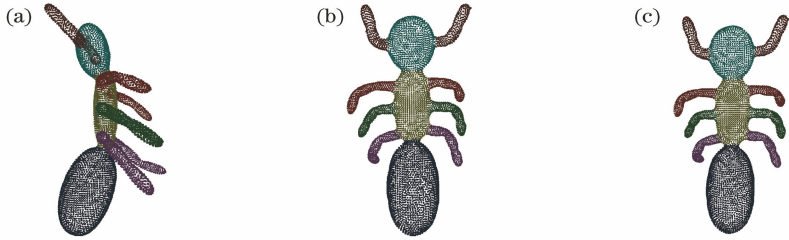


图5 蚂蚁模型仿真结果。(a)(b)本文算法;(c)文献[11]中的传统算法

Fig. 5 Simulation results of ant model. (a)(b) Proposed algorithm; (c) traditional algorithm in Ref. [11]

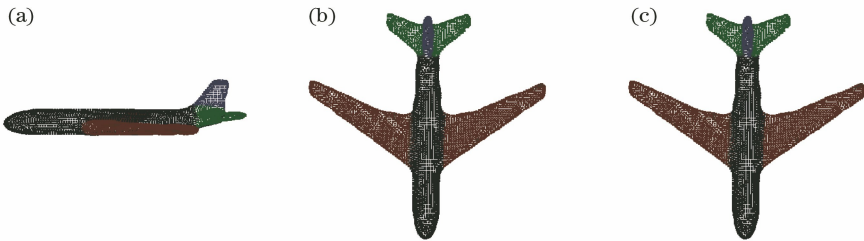


图6 飞机模型仿真结果。(a)(b)本文算法;(c)文献[11]中的传统算法

Fig. 6 Simulation results of plane model. (a)(b) Proposed algorithm; (c) traditional algorithm in Ref. [11]

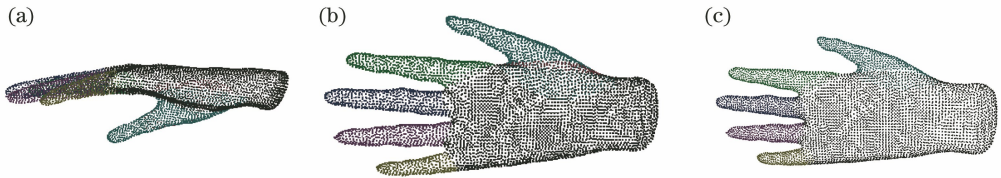


图7 手部模型仿真结果。(a)(b)本文算法;(c)文献[11]中的传统算法

Fig. 7 Simulation results of hand model. (a)(b) Proposed algorithm; (c) traditional algorithm in Ref. [11]

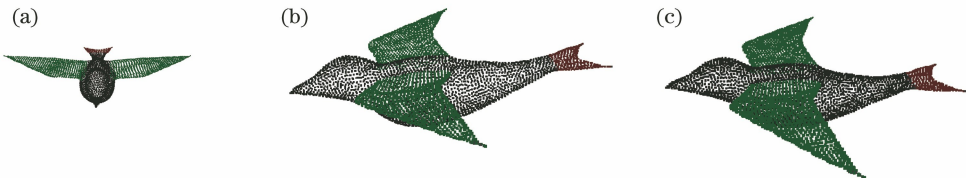


图8 小鸟模型实验结果。(a)(b)本文算法;(c)文献[11]中的传统算法

Fig. 8 Simulation results of bird model. (a)(b) Proposed algorithm; (c) traditional algorithm in Ref. [11]

飞机模型可以看出,图7的手部模型和图8的小鸟模型都是如此,两种算法都对各个机翼、手指、翅膀进行了有效的分割,得到了较好的结果。针对这类表面没有微小凸面类型的三维数据,两种算法的仿

真结果接近。

### 3.2 针对表面有微小凸面类型的三维数据

图9~图13的仿真结果很好地体现了本文方法相比于Serino等<sup>[11]</sup>所采用的方法的优势,能对表

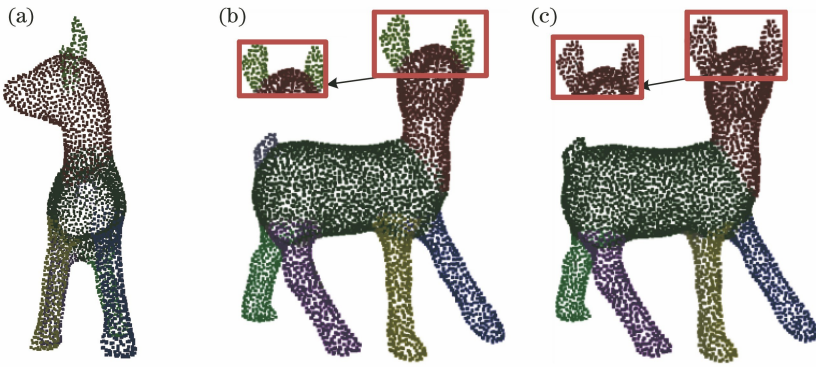


图9 小羊模型仿真结果。(a)(b)本文算法;(c)文献[11]中的传统算法

Fig. 9 Simulation results of sheep model. (a)(b) Proposed algorithm; (c) traditional algorithm in Ref. [11]

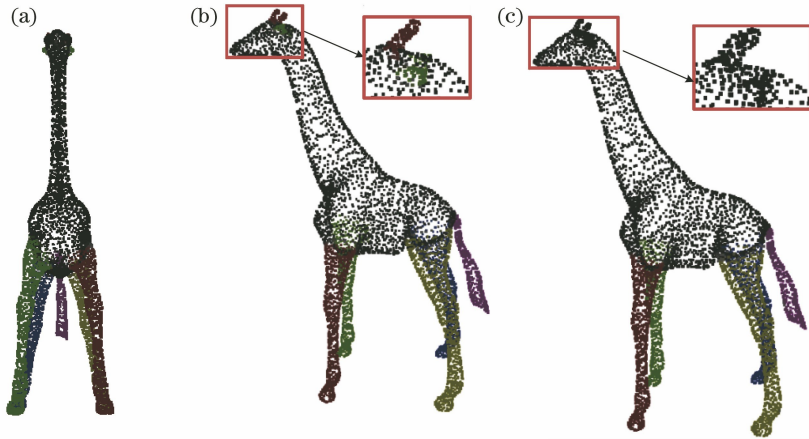


图10 长颈鹿模型仿真结果。(a)(b)本文算法;(c)文献[11]中的传统算法

Fig. 10 Simulation results of giraffe model. (a)(b) Proposed algorithm; (c) traditional algorithm in Ref. [11]

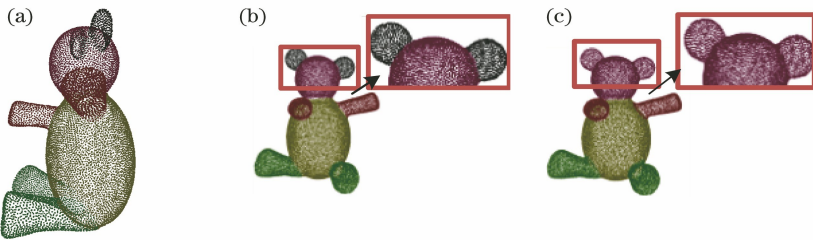


图11 小熊模型仿真结果。(a)(b)本文算法;(c)文献[11]中的传统算法

Fig. 11 Simulation results of bear model. (a)(b) Proposed algorithm; (c) traditional algorithm in Ref. [11]

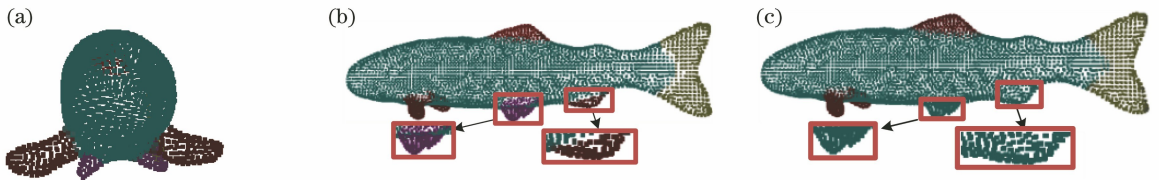


图12 鲨鱼模型仿真结果。(a)(b)本文算法;(c)文献[11]中的传统算法

Fig. 12 Simulation results of shark model. (a)(b) Proposed algorithm; (c) traditional algorithm in Ref. [11]

面有微小凸面类型的点云数据进行分割。图9中,本文方法在小羊的模型中分割出了尾巴、4条腿和耳朵,对细节分割的效果相比传统方法更好,把尾巴和耳朵进行了分割;图10中,本文方法对长颈鹿模

型头部的细节进行了更好的处理,将头上的耳朵和鹿角从头部分割开来,取得了较好的效果;同样地,对于图11的小熊模型,由于提取出的骨架点效果不理想,传统方法无法全面地对玩具熊数据进行分割,

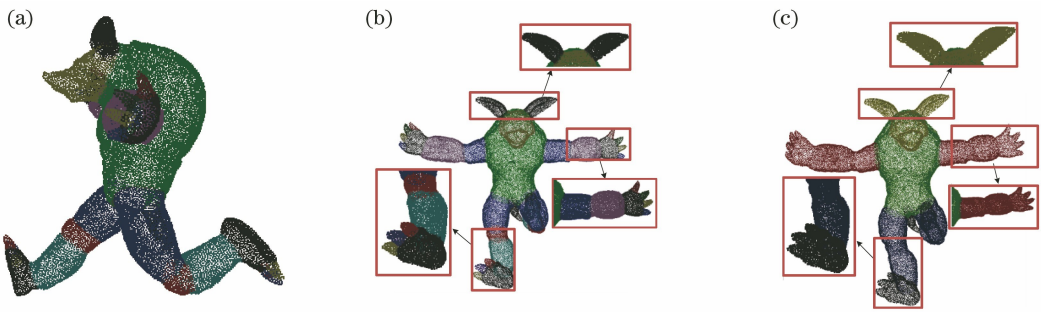


图 13 怪兽模型仿真结果。(a)(b)本文算法;(c)文献[11]中的传统算法

Fig. 13 Simulation results of monster model. (a)(b) Proposed algorithm; (c) traditional algorithm in Ref. [11]

本文方法很好地解决了这一问题;对于图 12 的鲨鱼模型,传统方法无法将腹部的两处鱼鳍分割出来,本文方法很好地将这两处鱼鳍分割出来;对于更复杂的图 13 怪物模型,本文方法优势更加明显,不仅对怪物的手指脚趾都有很好的分割效果,对于胳膊和腿部外观有突变的地方,传统方法的分割结果无法反映出这些变化,而应用本文方法进行的分割更加精准,所得结果更符合人眼的视觉特征。综上所述,本文方法明显优于 Serino 等<sup>[11]</sup>提出的算法,可以对更为复杂的点云数据进行有效的分割,分割出更多的细节部分,避免原有算法的漏分割现象。

## 4 结 论

提出了一种结合点云骨架点和外部特征点的点云分割算法,该算法以三维点云数据为研究对象,首先对点云数据进行骨架点的提取,并计算出骨架点的分割点;接下来利用 SIFT 算法对点云数据进行外部特征点的提取,利用提取得到的骨架分割点结合外部特征点构建初次分割平面;最后对剩余的没有与骨架点结合的外部特征点进行处理,若能构建出分割平面,则再次进行分割。经过两次分割后,可得到很好的分割结果。与 Serino 等<sup>[11]</sup>提出的分割方法相比,该算法在充分保留符合视觉特征的前提下,能够对表面有微小凸面体的三维点云数据进行分割,得到更精准的结果,克服了传统算法无法分割细节特征的问题。需要注意的是,如果原始数据存在着一定的噪声点,那么将会对外部特征点产生一定的影响,并影响分割效果,如何对有噪声的数据进行有效的分割,是下一步研究的重点。

## 参 考 文 献

[1] Li R Z, Yang M, Liu Y Y, et al. A uniform simplification algorithm for scattered point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(7): 0710002.

李仁忠, 杨曼, 刘阳阳, 等. 一种散乱点云的均匀精简算法[J]. 光学学报, 2017, 37(7): 0710002.

[2] Yao C J. Research on registration of LIDAR point data and remote sensing images[D]. Wuhan: Wuhan University, 2010: 1-4.  
姚春静. 机载 LiDAR 点云数据与遥感影像配准的方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2010: 1-4.

[3] Yu C H. Research on acquisition and visualization of three dimensional data for collection of cultural relics [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016: 1-5.  
俞朝晖. 面向馆藏文物的三维数据获取及可视化研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2016: 1-5.

[4] Lü Y F. Research on driving control layout and pedal device reverse engineering of FSAE project [D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2018: 24-29.  
吕翼峰. FSAE 项目驾控布局及踏板装置逆向工程研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2018: 24-29.

[5] Zhu D H, Guo H, Su W. Point cloud library[M]. 1th ed. Beijing: Beihang University Press, 2012: 338-342.  
朱德海, 郭浩, 苏伟. 点云库 PCL 学习教程[M]. 1 版. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012: 338-342.

[6] Zhang Q, Li C K, Li J X, et al. Planar point cloud segmentation based on the weighted average of adjusted normal vector [J]. Geography and Geo-Information Science, 2015, 31(1): 45-48.  
张强, 李朝奎, 李俊晓, 等. 一种改进的基于法矢方向调整的平面点云分割方法[J]. 地理与地理信息科学, 2015, 31(1): 45-48.

[7] Jagannathan A, Miller E L. Three-dimensional surface mesh segmentation using curvedness-based region growing approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 (12): 2195-2204.

[8] Zhang X Y, Tian Q G, Ge B Z. Multi-constrained

- segmentation of 3D human point-cloud[J]. *Journal of Computer Applications*, 2015, 35(3): 830-834.
- 张翔宇, 田庆国, 葛宝臻. 三维人体点云模型多约束肢体分割[J]. *计算机应用*, 2015, 35(3): 830-834.
- [9] Yi L, Zhao W, Wang H, et al. GSPN: generative shape proposal network for 3D instance segmentation in point cloud[C] // 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. IEEE, 2019: 3947-3956.
- [10] Lu R R, Zhu F, Wu Q X, et al. A fast segmenting method for scenes with stacked plate-shaped objects [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(4): 0412003.
- 鲁荣荣, 朱枫, 吴清潇, 等. 一种板型物体混叠场景的快速分割算法 [J]. *光学学报*, 2019, 39(4): 0412003.
- [11] Serino L, Arcelli C, S di Baja G S. From skeleton branches to object parts [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2014, 129: 42-51.
- [12] Huang H, Wu S H, Cohen-Or D, et al. L1-medial skeleton of point cloud [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(4): 65-73.
- [13] Wang X H, Wu L S, Chen H W, et al. Feature line extraction from a point cloud based on region clustering segmentation [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(11): 1110001.
- 王晓辉, 吴禄慎, 陈华伟, 等. 基于区域聚类分割的点云特征线提取 [J]. *光学学报*, 2018, 38(11): 1110001.
- [14] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C] // *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, September 20-25, 1999, Kerkyra, Greece. New York: IEEE, 1999: 1150-1157.
- [15] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [16] Flint A, Dick A, van den Hengel A. Thrift: local 3D structure recognition [C] // *9th Biennial Conference of the Australian Pattern Recognition Society on Digital Image Computing Techniques and Applications (DICTA 2007)*, December 3-5, 2007, Glenelg, Australia. IEEE, 2007: 182-188.
- [17] Scovanner P, Ali S, Shah M. A 3-dimensional sift descriptor and its application to action recognition [C] // *Proceedings of the 15th international conference on Multimedia-MULTIMEDIA '07*, September 24-29, 2007, Augsburg, Germany. New York, USA: ACM Press, 2007.