

# 基于改进 3RDP 算法的法线估计散乱点云轮廓提取

李帅<sup>1,2</sup>, 杜玉红<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>天津工业大学机械工程学院, 天津 300387;

<sup>2</sup>天津市现代机电装备重点实验室, 天津 300387

**摘要** 为解决通过法线估计利用角度阈值判断点云轮廓时提取的点云轮廓线不完整和不准确的问题, 提出基于改进的三维道格拉斯-普克(3RDP)算法, 并对法线估计法进行了优化。首先利用传统的法线估计方法在低阈值下获取轮廓特征候选点, 通过 3RDP 算法对候选点进行抽稀, 并对算法进行了改进。然后提出了利用主成分分析选取点集的基面, 在主方向中找到原点和终点的方法, 用以最小距离选取方式将点集进行排序。最后根据点到基面的距离判断点是否属于轮廓线上的点, 同时去除内部点, 提取目标物轮廓特征。实验证明了该算法可以很好地剔除法线估计方法中不属于轮廓线上的点, 与传统法线估计算法相比, 提取出的目标物轮廓线更加完整和准确。

**关键词** 图像处理; 散乱点云; 轮廓线; 法线估计; 三维道格拉斯-普克算法

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1610016

## Boundary Extraction of Scattered Point Cloud with Normal Estimation Based on Improved 3RDP Algorithm

Li Shuai<sup>1,2</sup>, Du Yuhong<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>College of Mechanical Engineer, Tiangong University, Tianjin 300387, China;

<sup>2</sup>Tianjin Key Laboratory of Modern Mechanical and Electrical Equipment Technology, Tianjin 300387, China

**Abstract** An improved three-dimensional Douglas-Peucker (3RDP) algorithm is proposed to optimize the normal estimation method and solve the problem of incomplete and inaccurate point cloud contours extracted when using an angle threshold to assess the point cloud contour through the normal estimation algorithm. First, the traditional normal estimation method is used to obtain candidate points of the boundary feature under a low threshold. And, the 3RDP algorithm is introduced to thin the candidate points. Then a method of using principal component analysis to select the base surface of the point set and finding the origin and end point in the main direction is proposed, and the point set is sorted by the minimum distance selection method. Finally, according to the distance from the point to the base surface, it is judged whether the point belongs to the point on the contour line, and the internal points are removed at the same time to extract the contour feature of the target. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively eliminate the candidate points that do not belong to the contour line in the normal estimation method. Compared with the traditional normal estimation algorithm, the extracted object contour line is more complete and accurate.

**Key words** image processing; scattered point cloud; boundary line; normal estimation; three-dimensional Douglas-Peucker algorithm

**OCIS codes** 100.6890; 100.3008; 150.6910; 330.7326

收稿日期: 2020-10-14; 修回日期: 2020-11-06; 录用日期: 2020-12-27

通信作者: \*DYH202@163.com

## 1 引言

点云的轮廓是构成目标物模型的重要组成部分,是判断目标物形状和位姿的重要信息,在特征提取和点云配准中,轮廓特征发挥了重要作用<sup>[1]</sup>。轮廓线提取的效率与精度直接影响对目标姿态的判断,提取出的边界信息的完整和准确程度是计算准确的关键。为提高点云边界提取精度和速率,方法之一是直接对三维(3D)点云进行处理<sup>[2]</sup>,但因采集到的三维点云大多是无序且点集之间的关联信息少<sup>[3]</sup>,不利于三维点云边界提取的研究及应用。

目前传统的点云边缘提取算法研究主要采用计算法向量及曲率极值法<sup>[4-6]</sup>,傅思勇等<sup>[7]</sup>根据相邻点之间的集合关系提出直线截距比特特征检测算子,可以降低特征误识别率。徐卫青等<sup>[8]</sup>提出一种基于高斯映射的 K 均值方法,选用轮廓系数作为聚类指标,确定出最佳聚类数,根据不同曲面聚类分布的规律,得到三维激光点云模型的特征线。Ahmed 等<sup>[9]</sup>通过评估局部邻域对称性,利用曲率矢量聚类以及集合统计量将某一个点判定为角点。Wang 等<sup>[10]</sup>针对 3D 点云与二维(2D)图像像素提出了一种映射机制,在 2D 图像中利用 Canny 算子进行边缘提取,将边缘像素映射到 3D 点云中,以定义 3D 点云中的边缘。除此之外,国内外学者也针对法线估计算法做出了改进,钟文彬等<sup>[11]</sup>基于邻域点之间法向量夹角限制条件的欧氏聚类,完成折边特征点的聚类,从而实现折边点向边界点的转化,但受原始点云质量影响较大。Altantsetseg 等<sup>[12]</sup>使用一级截断的傅里叶级数来检测特征点。韩玉川等<sup>[13]</sup>通过搜索视角控制边缘点云搜索方向,提取尖锐边缘与相交边缘。上述方法都是针对单个点云,并不适用于在同一视野下的多个目标分别进行边界提取。

在点云的精简算法中,道格拉斯-普克(RDP)算法也发挥着重要的作用,目前主要应用在地形地貌轮廓提取研究中。三维道格拉斯-普克(3RDP)算法由 He 等<sup>[14]</sup>首次提出,通过对比二维与三维点集特征,将算法扩展到三维,并增加了孤独指数<sup>[15]</sup>来检测剩余的离散点,在数字高程模型(DEM)自动综合应用中广泛应用。何津等<sup>[16]</sup>改进了选取基面的方式,利用点集的限制点来拟合基面,降低了计算复杂性,但使基面选取更随意。

3RDP 算法在提取轮廓线的应用场景中起着重要作用,且算法的通用性较高,可适用不同轮廓的点云。本文将这种算法应用到小规模多目标的点云集

中,并根据实际环境对算法进行了优化,减小了计算量的同时降低了随意性。本文首先分析了法线估计法提取边界时不同参数对提取效果的影响,利用传统法线估计算法在低阈值下对点云进行初步粗提取,随后将改进后的 3RDP 算法融入其中,进一步对粗提取的边界候选点进行抽稀,使其能够完整地保留点云的边界特征,同时去除内部不是边界的点。

## 2 基于法线估计法的散乱点云边界候选点提取

利用点云库(PCL)中基于法线估计法的提取轮廓线算法对点云进行初步分析,使用角度准则估计一组点是否位于曲面边界上。计算邻域内几个点的法向量,若相邻的法向量超过所设定的角度阈值,则认为该点属于边界点。在输入的参数中,主要影响的参数是邻域点的个数、邻域半径以及角度阈值。若邻域半径太小,噪声较大,则估计的法线也容易出错,从而影响边界提取;若搜索邻域半径太大,则估计速度就慢。由于不同目标之间的外表面各不相同,若利用该算法直接进行边界提取,必须对不同的目标设置不同的参数,且在参数的选择上也没有系统的标准方式。

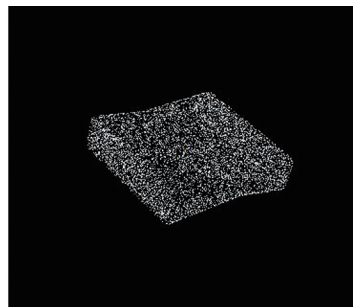
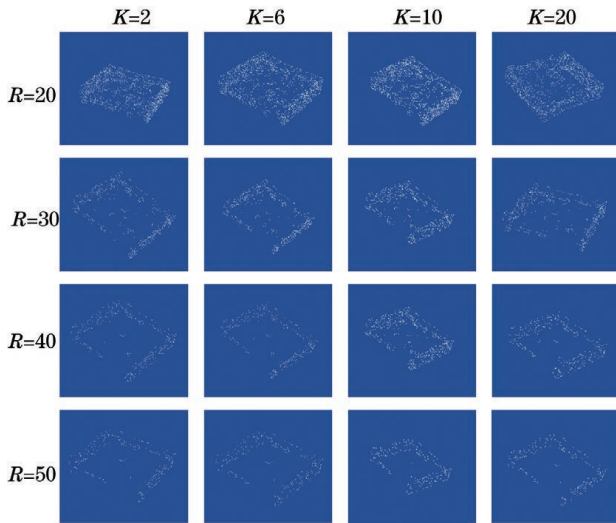


图 1 原始点云“xbox”

Fig. 1 Original point cloud “xbox”

本文针对其邻域半径  $R$  值和邻域点数目  $K$  值选择的不同,对点云轮廓提取效果的影响进行了统计与测试,图 1 为 Melon40 数据集中的点云“xbox”,该目标为“枕形”结构,将原始点云利用法线估计法进行边界提取,参数阈值分别取  $K$  为 2~20,  $R$  为 20~50,图 2 为取不同值时的效果统计。

由图 2 可以看出,  $K$  值从 2~20 变化时,点云整体稀疏度有降低,但提取边界的效果并没有明显改善,  $R$  值从 20~50 变化时,则会很容易损失轮廓特征信息,提取的边界不完整,因此通过调整  $K$ 、 $R$  两个值,很难找到合适的阈值使得点云提取边界的效果最好,故算法不适用于相对复杂的目标物点云。

图 2  $K, R$  取不同值时的效果图Fig. 2 Effect diagrams for different values of  $K$  and  $R$ 

原始的法线估计算法在提取目标物的某一个平面边缘时,受点云平面内点的分布情况影响,并不能准确地判断边界点与内部点,而 3RDP 算法可有效地提取出平面内点集的轮廓线,为使算法适应不同的目标点云,本文提出利用 3RDP 进行边界提取的算法。首先利用法线估计法对点云进行初步处理,得到点云边界候选点。处理时选取邻域点数  $K$  值为 2,邻域半径  $R$  值为 20,这时获取的边界候选点并不完全处于边界,但会最大程度地降低点云的稀疏度,且保留了边界信息。将提取出来的候选点集作为输入利用改进后的 3RDP 算法进行真正的边界提取。

### 3 改进 3RDP 算法对法线估计的优化

#### 3.1 3RDP 算法

二维 RDP 算法最初是进行曲线抽稀的压缩算法,对每一条曲线的首末点连一条直线,求所有点与直线的距离,并找出最大距离值,若最大距离值小于限差,则这条曲线上的中间点全部舍去;若最大距离值大于限差,则保留最大距离值对应的坐标点,并以该点为界,把曲线分为两部分,对这两部分重复使用该方法,最终保留组成曲线特征明显的点。RDP 算法的核心是在有序的点列和确定的基线基础上进行的<sup>[17]</sup>。

3RDP 算法是在 RDP 算法基础上演变的。主要是通过遍历点集,分别以点集中的每个点作为公共点,求其余点与公共点组成向量中向量积最大的两个向量,拟合基平面;以点集中具有限制点的两个点作为起点和终点,进行排序;计算点到面的距离,

并删除处于阈值范围内的点,保留外侧包含特征信息较多的点。

由于 3RDP 算法的实现多用于 DEM 数据中特征线的提取,不能直接用于激光与相机获取的散乱三维点云,且 3RDP 算法在选取基面时计算向量积的方式复杂,计算速度慢,在选取起点和终点时随意性过强,所以通过两种应用中数据的对比分析,本文提出利用点集投影离散程度最大的标准来确定拟合点的初始基准面,并获得原点与终点。

#### 3.2 改进的 3RDP 算法

边界点的几何信息与其他点往往是不一样的,在判断某个离散点是否为边界点时,可利用其周围局部信息进行判断<sup>[18]</sup>。利用改进的 3RDP 算法进行计算时,主要的算法步骤如下。

##### 1) 原点、终点以及基平面的确立

对于二维点集数据,数据是有序的,故起点和终点已知,可轻易找到原点,而三维离散点是无序的,为进行排序和确定基面,需要找到原点与终点,并找到所有点的基准面,使得所有离散点在基准面上离散程度最大,分布最广,本文提出利用主成分分析(PCA)法来确定拟合点的原点与终点,并获取基准面。

假定点集中有  $n$  个离散点,分别用  $x_1, x_2, \dots, x_n$  来表示。这  $n$  个点组成矩阵  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 。首先计算点云质心  $P_c$ 。

$$P_c = \frac{1}{n} \left( \sum_{i=1}^n x_i, \sum_{i=1}^n y_i, \sum_{i=1}^n z_i \right). \quad (1)$$

将其去中心化,得到归一化矩阵  $\tilde{\mathbf{X}}$ 。

$$\tilde{\mathbf{X}} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n), \tilde{x}_i = x_i - P_c. \quad (2)$$

在计算点投影到某一个基面上的离散程度时,可先求得组成基面的两个向量。易知若点投影到某两个向量上的方差最大,则点集投影到这两个向量组成的平面上时离散程度也最大,而 PCA 是计算点集投影在某一方向(假设为  $\mathbf{z}$  方向)时方差最大,其中  $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^n, \|\mathbf{z}\|_2 = 1$ 。将点投影到  $\mathbf{z}$  方向可表示为  $\alpha_i = \tilde{x}_i^T \mathbf{z}, i = 1, \dots, n$ 。

为了计算  $\mathbf{z}$  方向,需计算  $\alpha_i$  的方差。

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \alpha_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{z}^T \tilde{x}_i \tilde{x}_i^T \mathbf{z} = \frac{1}{n} \mathbf{z}^T \tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T \mathbf{z}. \quad (3)$$

此时计算  $\alpha_i$  的最大方差便转化为求  $\frac{1}{n} \mathbf{z}^T \tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T \mathbf{z}$

的最大值,即最大化投影结果为  $\max \frac{1}{n} \mathbf{z}^T \tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T \mathbf{z}$ 。

由瑞利熵定理,有



$$\lambda_{\min}(\mathbf{A}) \leq \frac{x^T \mathbf{A} x}{x^T x} \leq \lambda_{\max}(\mathbf{A}), \forall x \neq 0, \quad (4)$$

式中:  $\lambda$  为矩阵  $\mathbf{A}$  的特征值。

以及谱定理表示为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^T = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T, \mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n), \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{\Lambda}$  为对角矩阵, 其各项为  $\mathbf{A}$  的特征值;  $\mathbf{U}$  为酉矩阵。

可以得知, 若令  $\mathbf{Y} = \tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T$ , 则有

$$\mathbf{Y} = \tilde{\mathbf{X}} \tilde{\mathbf{X}}^T = (\mathbf{U} \Sigma \mathbf{U}^T) (\mathbf{U} \Sigma \mathbf{U}^T)^T = \mathbf{U} \Sigma^2 \mathbf{U}^T, \quad (6)$$

式中: 矩阵  $\mathbf{U}$  的第一列即为点集投影到  $z_1$  方向时方差最大的向量, 即  $z_1 = \mathbf{u}_1$ 。

随后需得到除去属于  $z_1$  的点投影到  $z_2$  方向上时方差最大的向量, 通过计算可得,  $z_2$  为  $\mathbf{U}$  的第二列, 以此类推。

由于  $\mathbf{U}$  为正交矩阵, 故  $z_1 \perp z_2$ 。以  $z_1, z_2$  作为基准向量, 向量交点设为原点  $O$ , 同时以  $z_1, z_2$  组成的平面作为三维道格拉斯算法的初始基面。

以  $O$  点为公共点, 计算  $z_1$  轴上距离  $O$  点绝对值最大的点作为起点  $A$ ,  $z_2$  轴上距离  $O$  点绝对值最大的点作为终点  $B$ 。

### 2) 点排序

利用 3 个点 ( $O, A, B$ ) 构造向量  $\mathbf{OA}$  和  $\mathbf{OB}$ 。以点  $A$  作为第一个点, 将其排列成一个数组, 计算  $A$  点在邻域内距离最近的点作为下一个点, 并依次排列在此数组中, 直到将所有点都排列到数组中。最后, 取  $B$  点作为最后一个点放入数组中。最终得到了  $(n-1)$  个序列点, 除去原点  $O$ , 有  $P(1), P(2), \dots, P(n-1)$ , 其中  $P(1) = A, P(n-1) = B$ 。点集排序过程如图 3 所示。

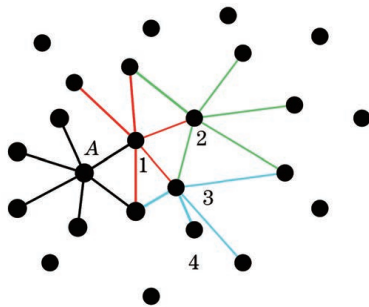


图 3 点集排序过程

Fig. 3 Point set sorting process

### 3) 轮廓点的判断与内部点删除

设  $A$  点为浮动点,  $B$  点为锚点, 基面由锚矢量  $\mathbf{OA}$  和浮矢量  $\mathbf{OB}$  构成。计算所有待测点与基准面

的距离。离散点本质上是一些三维空间内的点的集合, 每个点都有独立的  $(x, y, z)$  坐标, 通过  $O, A, B$  三个点可计算出平面方程  $ax + by + cz + d = 0$ 。取基面内的一个离散点  $(x_i, y_i, z_i)$  利用下式分别计算与基面的距离, 用  $d_{\max}$  表示从某一点  $P_{\text{mid}}$  到基面的最大距离。

$$d_i = \frac{|ax_i + by_i + cz_i + d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}}. \quad (7)$$

若  $d_i$  小于给定阈值, 则删除该点, 否则, 以  $P_{\text{mid}}$  为分界点, 将点集分为两个子点集  $C_1 = \{O, A, \dots, P_{\text{mid}}\}$  和  $C_2 = \{P_{\text{mid}}, \dots, B\}$ , 分别将  $C_1, C_2$  作为输入点云, 重新选取基平面, 递归实现上述流程, 直到无法从此数组中选择任何点为止。改进后的 3RDP 算法示意图如图 4 所示。

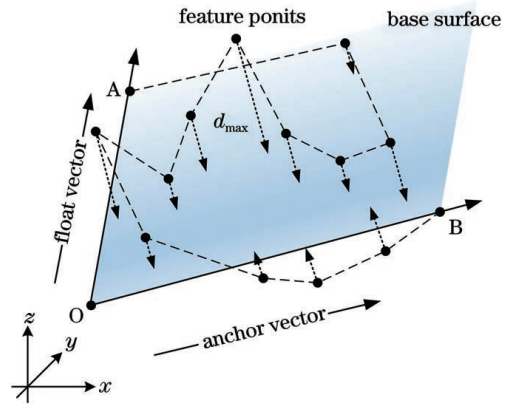


图 4 三维道格拉斯-普克算法示意图


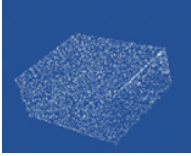
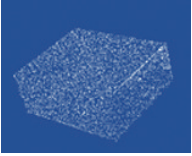
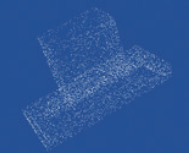




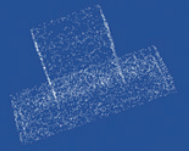

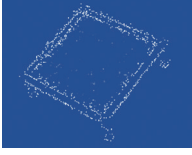




Fig. 4 Three-dimensional Douglas-Puck algorithm diagram

## 4 实验结果与分析

### 4.1 对数据集 Melon40 中目标物进行特征提取

利用本文改进的 3RDP 算法对点云进行进一步边界线提取, 选取 Melon40 数据集中的部分目标物进行轮廓提取实验, 实验数据的点集数量为 10000, 数据中具有明显的边界。利用 PCL 库中的算法对数据进行粗处理, 设法线估计邻域点数目为 2, 邻域半径为 20, 在此阈值下, 点云会保持最大程度的特征信息且稀疏性也能满足计算需要。图 5 为具有代表性的目标物对传统的法线估计方式, 以及利用改进的 3RDP 算法提取效果, 在对法线估计算法进行实验时, 由于该算法不能很好地表征目标物的边界特征, 因此通过对不同的目标物逐个进行多次的参数和阈值调整, 最终得到在轮廓线尽可能完整的前提下, 内部点的去除效果, 选择出在边界特征点保留较多的前提下提取效果最好的情况。

表 1 Meleon40 数据轮廓提取效果  
Table 1 Contour extraction effect of Meleon40 data

Objects	Table	Wardrobe	Sink	Range hood	Monitor
Original point cloud					
Normal vector algorithm					
Improved 3RDP algorithm					

由表 1 可知,对于不同的目标物,利用法线估计算法进行轮廓提取时,目标物处于平面内部的点也被保留了下来,提取轮廓后剩余点云中有很多明显不属于边界的点,因此提取效果并不能完全反映目标物的边界特征。而使用改进的 3RDP 算法进行计算后,点云的稀疏程度明显下降,内部点被有

效地去除,可以较为明显地观测到目标物的轮廓特征。

为了在数据上对传统法线估计算法与引入改进的 3RDP 算法后进行对比,本文选取了 Meleon40 数据集中 10 个具有代表性的目标物进行了统计,对比结果如表 2 所示。

表 2 法线估计算法与改进的 RDP 算法数据对比

Table 2 Comparison of normal line estimation algorithm and improved RDP algorithm

Object	Original point cloud	Normal vector algorithm		Improved 3RDP algorithm	
		Remaining point cloud	Rejection rate / %	Remaining point cloud	Rejection rate / %
Monitor	10000	5362	46.38	2294	77.06
Wardrobe	10000	4625	53.75	1632	83.68
Sink	10000	4312	56.88	1331	86.69
Table	10000	4632	53.68	3094	69.06
Dresser	10000	5931	40.69	2263	77.37
Curtain	10000	2155	78.45	2064	79.36
Cup	10000	2354	76.46	1039	89.61
Cone	10000	1865	81.35	988	90.12
Stairs	10000	4551	54.49	2827	71.73
Stool	10000	3056	69.44	1540	84.60

由表 2 可知,对于相同的目标物点云,传统的法线估计算法提取出的边界点明显要多于利用改进的

3RDP 算法优化后的边界提取点,而多出的点事实上并不属于边界点。两种算法的内部点剔除率对比

如图 5 所示,可以看出,10 个目标物中,传统算法的点云平均剔除率为 61.57%,优化算法的点云平均剔除率为 80.92%,平均剔除率提高了 19.75%。

#### 4.2 对相机采集到的目标物散乱点云进行特征提取

本文使用的点云获取设备为图漾公司的 FM810-IX-A 型号 3D 相机,在获取原始数据时必然有外界噪声影响,因此先对获取到的点云进行预处理,得到真实环境下 RGB 图如图 6(a)所示,视野中共有 11 个目标物,形状、姿态各不相同。利用相机获得的原始点云如图 6(b)所示。

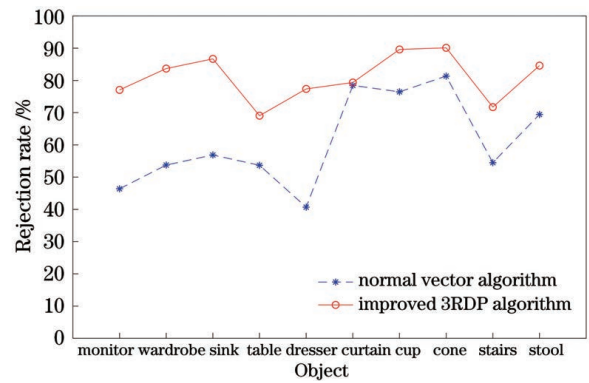


图 5 10 种目标物剔除率对比

Fig. 5 Comparison of rejection rates of 10 targets

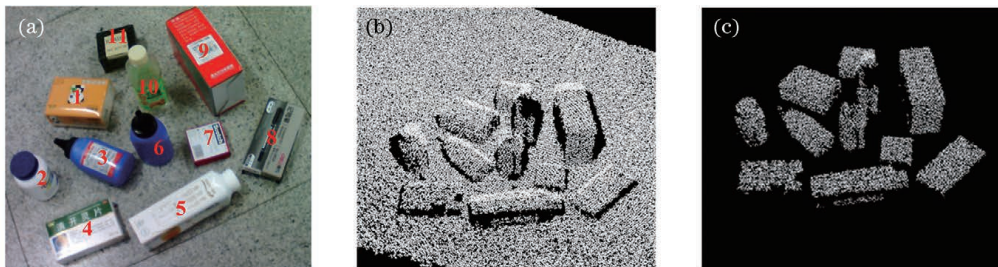


图 6 原始点云预处理。(a)真实环境物体;(b)采集到的原始点云;(c)预处理后的点云

Fig. 6 Preprocessing of original point cloud. (a) Real environmental objects; (b) original point cloud collected; (c) point cloud after preprocessing

相机采集到的原始点云明显有很多噪声,为了提取出目标物并减少不必要的算法运算时间,需对原始点云进行预处理。采用随机采样一致性(RANSAC)方法拟合地面平面并去除后利用欧氏聚类提取将目标物分割开来,随后利用体素化网络方法对点云进行下采样,得到如图 6(c)所示的点云效果。将预处理后的点云作为输入点云,利用改进的 3RDP 算法进行边界提取。其中,对于圆柱形目标点云,在该视角下的轮廓线为能表征其形状的最大边界,利用本文算法找到当前视角下的基面后,即

可判断出哪些点属于轮廓点,而轮廓点正是在该基面上离散程度最大的边界点,因此,对于圆柱形物体,提取出的轮廓点为在该视角下离散度最大的外围点,相当于圆柱形物体与母线平行的切割面的轮廓线。各目标边界提取效果如图 7 所示。

从图 7 可以看出,11 个目标物的边界特征被很好地提取出来,由于采集原始点云时只能获取到一个视角的点云,故点云模型只是当前视角下的局部点云。但仍可看出提取出的边界线与实际物体边界线一致。具体实验数据如表 3 所示。

表 3 11 种目标物点云提取效果

Table 3 Effect of point cloud extraction of 11 targets

Serial number	Objects	Original point cloud	Edge point	Rejection rate /%
1	Paper towel	8607	2678	68.89
2	Medicine bottle	8421	2461	70.78
3	Toner bottle 1	10814	3208	70.33
4	Pill box	14386	3570	75.18
5	Yogurt	9204	2861	68.92
6	Toner bottle 2	8965	2058	77.04
7	Staple box	19811	6803	65.66
8	Pen case	14074	2027	85.60
9	Ink cartridge	13132	3083	76.52
10	Soda water	14197	2030	85.70
11	Ink tank	10643	2985	71.95





图 7 轮廓提取效果图

Fig. 7 Contour extraction effect diagram

由表3可知,在用相机采集到的11个目标物中,

利用改进的 RDP 算法对目标物的点云内部点剔除率为 68.92%~85.70%,平均剔除率为 74.32%,满足了轮廓点的提取要求,轮廓线提取效果良好。

#### 4.3 算法对比分析

将本文算法与文献[19]中提到的基于高斯聚类的轮廓提取算法进行了对比,对比结果如图 8 所示,可以看出,本文算法提取出的目标点云轮廓线比高斯聚类方法更准确、更精细,因此在小规模点云的轮廓提取中,所提方法可以很好地提取较平坦的平面轮廓。

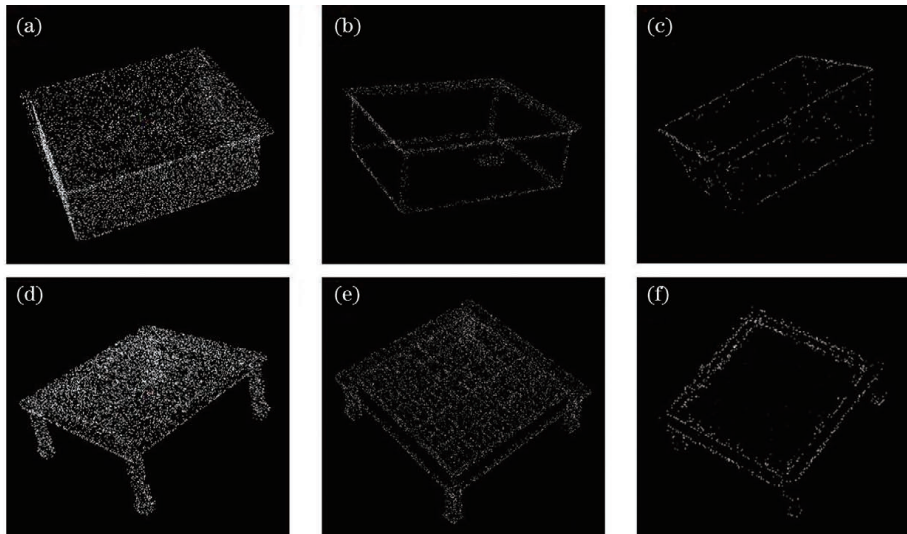


图 8 算法对比分析。(a)Sink 原始点云;(b)高斯聚类算法提取 Sink 效果;(c)改进的 3RDP 算法提取 Sink 效果;(d)Table 原始点云;(e)高斯聚类算法提取 Table 效果;(f)改进的 3RDP 算法提取 Table 效果

Fig. 8 Algorithm comparison analysis. (a) Original point cloud of Sink; (b) extraction effect of Sink using Gaussian clustering algorithm; (c) extraction effect of Sink using improved 3RDP algorithm; (d) original point cloud of Table; (e) extraction effect of Table using Gaussian clustering algorithm; (f) extraction effect of Table using improved 3RDP algorithm

在数据上,也对该算法进行了比较分析,如表 4 所示。利用文献[2]提到的高斯聚类法,Sink 目标物剩余点云为 2710,Table 目标物剩余点云为 8746;本文算法提取的 Sink 目标物轮廓线点云为 1331,Table 目标物剩余点云为 3094。

表 4 改进的 3RDP 算法与高斯聚类算法对比

Table 4 Comparison of improved 3RDP algorithm and Gaussian clustering algorithm

Algorithm	Sink	Table	Rejection rate /%
Gaussian clustering	2710	8746	42.72
Improved 3RDP	1331	3094	77.87

实验对比结果表明,所提算法在小规模点云提取轮廓线中更为适用,提取的边缘特征比较精准,在多目标的点云集中表现也更突出。

## 5 结 论

基于改进的 3RDP 算法对法线估计提取边界方法进行了优化,避免了参数阈值选取的复杂性,并提高了点云轮廓提取精度。

1) 本文分析了传统的利用法线估计方式进行点云边界提取的算法,发现算法中约束条件过多,且对于不同的约束条件,选取阈值时也没有合理的选择方式,造成在对目标点云进行计算时,无法获得理想效果。

2) 将 3RDP 算法引入小规模点云边界提取中,并对该算法做出了改进。利用主成分分析法找到点集中两个主向量,使得将点集投影到这两个主向量时离散程度最大,并利用主向量获取原点及初始基平面,这种方式有效地降低了 3RDP 算法在选取基

平时随机性程度高以及计算量过大的问题,同时更加适用于激光及相机采集到的小规模多目标物无序离散点云。

3) 用 Melon40 数据集中目标物点云对本文算法进行了轮廓提取实验,并与传统法线估计算法进行了对比分析。对采集到的多目标物散乱点云做了轮廓提取实验与分析。通过实验可知,优化后的算法可有效地去除掉不属于轮廓的内部点,比传统算法的内部点剔除率提高了 19.75%。

本文所提出的改进 3RDP 算法适用于目标物较小的点云边界提取,可很好地应用在多目标轮廓提取中。在同一视野下采集到多个目标物时,数据过多且特征信息不明显,利用改进的 3RDP 算法,可将不同目标物的轮廓信息提取出来,既保留了目标点云模型的关键特征,又很大程度地降低了数据量。该算法提取出的目标轮廓线对点云配准、特征匹配等应用都有良好的效果。

### 参 考 文 献

- [1] Fan J J, Ma L Q, Zou Z, et al. A registration method of point cloud to CAD model based on edge matching[J]. *Optik*, 2020, 219: 165223.
- [2] Hu J B, Liu Z, Zhang P F, et al. Feature extraction of scattered point clouds based on discrete Morse theory [J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39 (6): 0615002.  
胡佳贝, 刘喆, 张鹏飞, 等. 基于离散 Morse 理论的散乱点云特征提取 [J]. *光学学报*, 2019, 39(6): 0615002.
- [3] Su Y L, Ping X L. Point cloud edge-extraction algorithm based on Gaussian map clustering [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(11): 111506.  
苏云龙, 平雪良. 基于高斯映射聚类的点云边缘提取算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(11): 111506.
- [4] 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.
- [5] Dou S Q, Zhang X Y. Research on generalization technology of spatial line vector data [J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, 687/688/689/690/691: 1153-1156.
- [6] Marani R, Renò V, Nitti M, et al. A modified iterative closest point algorithm for 3D point cloud registration [J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2016, 31(7): 515-534.
- [7] Fu S Y, Wu L S. Feature extraction from 3D point clouds based on linear intercept ratio [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(9): 091009.  
傅思勇, 吴禄慎. 基于直线截距比的三维点云特征提取 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(9): 091009.
- [8] Xu W Q, Chen X J, Zhang G, et al. Method for extraction of feature lines of three-dimensional laser point cloud based on Gaussian map [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(9): 091403.  
徐卫青, 陈西江, 章光, 等. 一种基于高斯映射的三维点云特征线提取方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(9): 091403.
- [9] Ahmed S M, Tan Y Z, Chew C M, et al. Edge and corner detection for unorganized 3D point clouds with application to robotic welding [C] // 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 1-5, 2018, Madrid, Spain. New York: IEEE Press, 2018: 7350-7355.
- [10] Wang Y, Ewert D, Schilberg D, et al. Edge extraction by merging 3D point cloud and 2D image data [C] // 2013 10th International Conference and Expo on Emerging Technologies for a Smarter World (CEWIT), October 21-22, 2013, Melville, NY, USA. New York: IEEE Press, 2013: 1-6.
- [11] Zhong W B, Li X R, Sun S, et al. Key contour feature extraction of printed circuit board point cloud [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(14): 141001.  
钟文彬, 李旭瑞, 孙思, 等. 印制电路板点云的关键轮廓特征提取 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(14): 141001.
- [12] Altantsetseg E, Muraki Y, Matsuyama K, et al. Feature line extraction from unorganized noisy point clouds using truncated Fourier series [J]. *The Visual Computer*, 2013, 29(6/7/8): 617-626.
- [13] Han Y C, Hou H, Bai Y R, et al. A closed point cloud edge extraction algorithm using edge coefficient [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(11): 111003.  
韩玉川, 侯贺, 白云瑞, 等. 一种基于边缘系数的闭合点云边缘提取算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(11): 111003.
- [14] He J, Fei L F. Three-dimensional Douglas-Peucker algorithm and the study on its application to automated generalization of DEM [J]. *Proceedings of SPIE*, 2006, 6420: 64200M.
- [15] Fei L F, He J. A three-dimensional Douglas-Peucker



- algorithm and its application to automated generalization of DEMs [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2009, 23(6): 703-718.
- [16] He J, Fei L F. Further study on three dimensional Douglas-Peucker algorithm and its application to generalization of DEM [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(2): 160-163.
- 何津, 费立凡. 再论三维 Douglas-Peucker 算法及其在 DEM 综合中的应用 [J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2008, 33(2): 160-163.
- [17] Liu M. Relief automated generalization based on the improved three dimensional Douglas-Peucker algorithm: a case study in the loess plateau [D]. Xi'an: Northwest University, 2007: 29-33.
- 刘敏. 基于三维道格拉斯改进算法的地貌自动综合研究: 以在黄土高原的实验为例 [D]. 西安: 西北大学, 2007: 29-33.
- [18] Du Y H, Wang P, Shi Y J, et al. LIDAR data segmentation method adapting to environmental characteristics [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(8): 0830001.
- 杜玉红, 王鹏, 史屹君, 等. 环境特征自适应激光雷达数据分割方法 [J]. *红外与激光工程*, 2018, 47(8): 0830001.
- [19] Bazazian D, Casas J R, Ruiz-Hidalgo J, et al. Fast and robust edge extraction in unorganized point clouds [C]//2015 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), November 23-25, 2015, Adelaide, SA, Australia. New York: IEEE Press, 2015: 1-8.