

# 基于直线截距比的三维点云特征提取

傅思勇<sup>1,2</sup>, 吴禄慎<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>南昌大学机电工程学院, 江西 南昌 330031;

<sup>2</sup>新余学院中兴通讯信息学院, 江西 新余 338024

**摘要** 提出一种新的点云特征检测算子——直线截距比特征检测算子。根据相邻点之间的几何关系提出直线截距比, 构建了特征筛选条件函数, 利用关于点距的高斯函数对特征筛选条件函数进行修正。实验结果表明, 随着模型中噪声强度的增加, 所提算法的特征误识别率更低。所提算法能快速、准确地筛选出特征点, 且具有良好的抗噪能力和更强的特征识别能力。

**关键词** 图像处理; 点云; 特征提取; 曲面变化度; 直线截距比

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.091009

## Feature Extraction from 3D Point Clouds Based on Linear Intercept Ratio

Fu Siyong<sup>1,2</sup>, Wu Lushen<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> School of Mechatronics Engineering, Nanchang University, Nanchang, Jiangxi 330031, China;

<sup>2</sup> ZTE School of Communication and Information Engineering, Xinyu University, Xinyu, Jiangxi 338024, China

**Abstract** A new concept of point-cloud feature detection operator called linear intercept ratio feature detection operator was introduced in this paper. Herein, the linear intercept ratio was defined based on the geometric relation between the adjacent points to construct the function of feature point extraction modified by the Gaussian function of the distance between the points. The experimental results denote that the proposed method exhibits a decreased error recognition rate with the increase of the noise intensity in the model. Further, the proposed method can rapidly and accurately screen out the feature points, and exhibits a good anti-noise capability and an enhanced feature recognition ability.

**Key words** image processing; point cloud; feature extraction; surface variation; linear intercept ratio

**OCIS codes** 100.6890; 150.6910; 100.5010; 330.7326

## 1 引言

随着三维扫描技术的不断发展, 人们可轻松地获取到现实物体的三维表面点云数据。海量三维数据处理技术已成为计算机视觉领域内的一个重要研究热点, 其中三维点云特征提取也已成为备受关注的底层技术之一<sup>[1-3]</sup>。

特征提取的关键问题是构造特征检测算子<sup>[4-5]</sup>, 目前, 国内外已有诸多学者对此问题展开了相应的研究。本文根据特征点检测算子的不同将现有算法分为两大类。

1) 基于曲率、曲面变化度的检测方式: Gumhold 等<sup>[6]</sup>利用局部点云构造协方差矩阵, 以协方差矩阵的特征值建立曲面变化度函数, 将高曲面变化度的点定义为特征点, 但因协方差矩阵的构造与局部邻域大小有关, 易受异常点干扰, 限制了其检测的准确性<sup>[7]</sup>, 并且曲面变化度的函数值变化范围小, 存在正负值之分, 不利于细微特征点的甄别<sup>[8]</sup>。Nie 等<sup>[9]</sup>针对局部曲面变化度函数值存在正负之分而不利于特征点识别的问题, 提出了一种基于符号的曲面变化度特征提取算法, 即首先对点云模型进行拉普拉斯滤波, 根据滤波后的收缩方向修正曲面

收稿日期: 2018-11-09; 修回日期: 2018-12-03; 录用日期: 2018-12-06

基金项目: 国家自然科学基金(51065021, 51365037)、江西省教育厅科技项目(GJJ181032)

\* E-mail: wulushen@163.com

变化度函数的正负值。Pauly等<sup>[10]</sup>针对协方差矩阵的特征值受邻域大小影响的问题,提出了一种多尺度的特征提取方法,该方法以邻域的大小作为离散尺度,计算每一点在不同尺度下的曲面变化度,通过判断该点的曲面变化度是否在任意尺度下都为局部极限值的方式来判定该点是否为特征点,但该方法的计算成本较大<sup>[11-12]</sup>。Ho等<sup>[13]</sup>构建了一种新的特征点检测算子——拟合尺度,即以每点的最大、最小曲率的算术平方根作为拟合尺度,通过该点在不同尺度下的拟合曲度是否为局部极值来筛选特征点,所设定的分辨尺度越大,特征点提取的正确性就越高,但因该算法需对每个点进行多次拟合,故对海量的点云数据的运算处理较慢。吾守尔·斯拉木等<sup>[14]</sup>提出了一种基于平均曲率运动的特征提取算法,该算法是通过采样点与其加权邻域重心点之间的距离来标识特征点。庞旭芳等<sup>[15]</sup>采用多步逼近方法,通过局部曲面拟合得到每点的主曲率,以绝对值较大主曲率标识特征点,算法需进行多次曲面拟合,计算成本较大。刘迎等<sup>[16]</sup>将局部平均距离和曲率作为特征点检测参数,若某点的局部平均距离越小,曲率越大,则认为该点为特征点,虽然该算法计算简单,但在非均匀的点云模型中适应性差。

2) 基于法向量夹角的检测方式:王丽辉等<sup>[17]</sup>将点云曲率、法向量夹角及点云密度相结合,提出了一种基于曲率和密度的特征点检测算法。法向量、曲率及密度组成几何特征参数,再由数据点密度和模型到中心点的最大距离确定阈值,对比特征参数和阈值从而筛选特征点。黄源等<sup>[18]</sup>根据点云在不同半径内的法向量变化度来确定特征点,实验效果较好。张雨禾等<sup>[19-20]</sup>为了减少远距离点对法向量夹角特征识别的贡献值,提出以单位距离上的法向夹角变化作为局部特征检测算子,实验效果显著。

现常用的特征检测算子多是利用局部曲率、法向量夹角等微分信息。但由于各点曲面变化度的函数值较小,限制了细微特征点的提取能力<sup>[7]</sup>,且曲率数值大小与邻域 $k$ 的取值有关,易受异常点的干扰,这将在较大程度上降低特征识别的准确性;而基于法向量夹角的检测方式,由于点云的非均匀性,导致部分远距离非特征点之间的法向量夹角过大,从而出现特征点出现误判的现象<sup>[19-20]</sup>。因此,以局部曲率或法向量夹角等信息来甄别特征点都存在一定的缺陷。为提高特征点识别的准确性和稳定性,本文提出了一种新的点云特征检测算子——基于直线截距比的特征检测算子。该检测算子以法向量为基

础,其值大小只受法向量的指向影响,与法向量的大小无关,且避免了对法向量方向的校正过程,从而节省了计算成本;同时由于两点之间的直线截距比具有有序性,理论上讲,只需计算一次截距比,则可判定哪一点为特征点或是否存在特征点,且算子本质是基于两点之间直线截距比值的对数值,其数值变化范围远大于曲面变换度,理论上讲,该算子具备更强的细微特征识别能力。

## 2 基于直线截距比的特征点提取

### 2.1 直线截距

特征点的几何信息往往与其他邻域内的点不同,为此可通过点的局部几何信息来筛选特征点。假定点 $p_j$ 为待检测点,在其邻域内任意选取一点 $p_i$ ,取点 $p_j$ 的法向量方向为纵坐标,取 $p_i$ 到 $p_j$ 法向量的垂线为横坐标,建立直角坐标系,如图1所示,其中 $\mathbf{n}_{p_j}$ 为点 $p_j$ 的法向量, $Y$ 为纵坐标轴, $X$ 为横坐标轴,其中 $i, j$ 为点编号。连接 $p_i, p_j$ 两点的直线,取直线的纵截距定义为点 $p_j$ 的直线截距 $d_{p_{ji}}$ ,其中各点法向量是通过经典的主成分分析(PCA)法<sup>[21]</sup>计算所得。

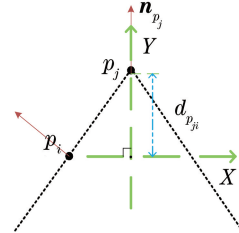


图1 直线截距的示意图

Fig. 1 Schematic of linear intercept

图1中 $d_{p_{ji}}$ 的数值大小为直线 $p_i p_j$ 的纵截距,即向量 $(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j)$ 在单位法向量 $\mathbf{n}_{p_j}$ 上的投影,具体可以表示为

$$d_{p_{ji}} = \frac{\mathbf{n}_{p_j} \cdot (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j)}{\|\mathbf{n}_{p_j}\|}. \quad (1)$$

所提出的直线截距 $d_{p_{ji}}$ 本质上是点 $p_i$ 到 $p_j$ 的切平面距离<sup>[22]</sup> $d_{p_j p_i} = \|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\|$ ,为此可用于衡量点 $p_j$ 处潜在曲面的弯曲程度,即 $d_{p_{ji}}$ 值越大,则点 $p_j$ 处的潜在曲面越弯曲。

假定 $p_0$ 为特征点, $p_1, p_2$ 都为非特征点,则两点之间的直线截距大小存在多种情况,具体如图2所示。1)当两点之间只有一点为特征点时,即 $p_0$ 为特征点, $p_1$ 为非特征点,如图2(a)~(b)所示, $d_{p_{01}} \neq d_{p_{10}}$ 且 $d_{p_{01}} \gg d_{p_{10}}$ ;2)如果特征点处越尖锐,

邻域内的点到该点的直线截距就越大,如图 2(c)所示,即  $d'_{p_{01}} > d_{p_{01}}$ ; 3) 当  $p_1, p_2$  都属于非特征点,因

两点基本处于同一平面上,其各自的直线截距的数值较小且基本相等,即  $d_{p_{12}} \approx d_{p_{21}}$ 。

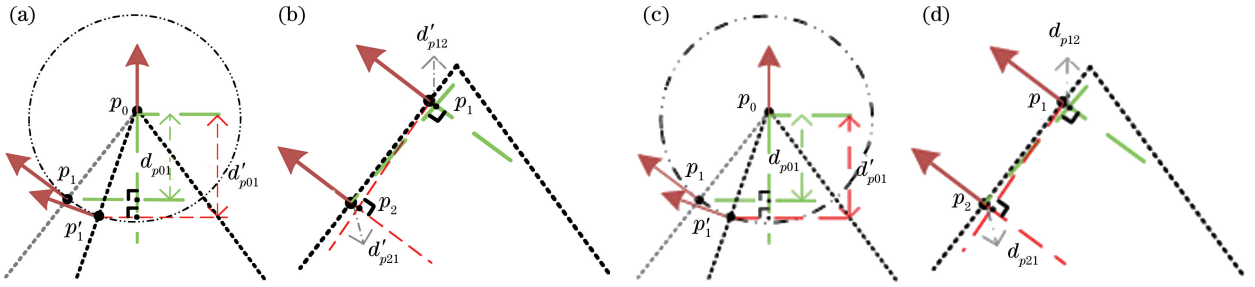


图 2 不同情形下两点之间的直线截距。(a)特征点  $p_0$  的  $d_{p_{01}}$ ; (b)非特征点  $p_1$  的  $d_{p_{10}}$ ; (c)特征点  $p_0$  的  $d'_{p_{01}}$ ; (d)非特征点  $p_1, p_2$  的  $d_{p_{12}}, d_{p_{21}}$

Fig. 2 Linear intercepts between two points for different cases. (a)  $d_{p_{01}}$  for feature point of  $p_0$ ;

(b)  $d_{p_{10}}$  for non-feature point of  $p_1$ ; (c)  $d'_{p_{01}}$  for feature point of  $p_0$ ; (d)  $d_{p_{12}}, d_{p_{21}}$  for non-feature points of  $p_1$  and  $p_2$

### 2.2 特征提取策略

综上所述,点与点之间的直线截距具有方向性,即一般情况下  $d_{p_{ji}}$  与  $d_{p_{ij}}$  并不相等,为了更好地表征二者之间的关系,将这二者的比值定义为直线截距比,则  $p_j$  与  $p_i$  的直线截距比为

$$r_{ji} = \frac{d_{p_{ji}}}{d_{p_{ij}} + \xi}, \quad (2)$$

式中:  $\xi$  为细小常数,防止当  $d_{p_{ij}} = 0$  时,式子不成立而设,一般可取  $\xi = 0.0001$ 。为此不同点之间的直线截距比具有以下情形。

1) 当  $p_j$  和  $p_i$  中有一点为特征点时,即两点之间的法向量夹角相差较大。如果点  $p_j$  为特征点,  $p_i$  为非特征点,则  $d_{p_{ji}} \gg d_{p_{ij}}$ , 截距比  $r_{ji} \rightarrow \infty$ , 当点  $p_j$  处越尖锐,则该趋势越明显;反之,当点  $p_j$  为非特征点,  $p_i$  为特征点,则  $d_{p_{ji}} \ll d_{p_{ij}}$ ,  $r_{ji} \rightarrow 0$ , 同理当点  $p_i$  处越尖锐,其趋势越明显,具体情况如图 2(c) 所示。

2) 当  $p_j$  和  $p_i$  都为非特征点,即两点之间的法向量夹角相差非常小,则  $d_{p_{ji}} \approx d_{p_{ij}}$ ,  $r_{ji} \approx r_{ij} \approx 1$ , 具体情形如图 2(d) 所示。

为此可用直线截距比的对数值来表示两点之间法向量夹角的大小。即如果  $|\ln r_{ji}|$  较大,则表示两点之间法向夹角较大,且若  $\ln r_{ji} > 0$ , 表示  $p_j$  为特征点,  $p_i$  为非特征点,反之亦然;如果  $|\ln r_{ji}| \approx 0$ , 则表示两点之间的法向量夹角很小,两点基本处于同一平面,即都为非特征点。

3) 当  $p_j$  和  $p_i$  均为特征点时,其都在同一特征区域且相邻很近,则存在  $d_{p_{ji}} \approx d_{p_{ij}}$ ,  $r_{ji} \approx r_{ij} \approx 1$ ,  $|\ln r_{ji}| \approx 0$ 。为此只根据两点之间的  $|\ln r_{ji}|$  值来识

别特征点,可能会存在特征误判情况。

为此综合  $k$  邻域内所有点  $p_i (i = 1, 2, \dots, k; i \neq j)$  与待检测点  $p_j$  之间的直线截距比来筛选特征点。设定特征筛选阈值为  $\delta$ , 则点  $p_j$  为特征点时应满足下列条件

$$p_j = \left\{ p \in N_p \mid \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k |\ln r_{ji}| > \delta \right\}. \quad (3)$$

此处  $k$  值与前文 PCA 算法中邻域大小保持一致,即  $k \in [8, 32]$ , 本文统一设定  $k = 16$ ,  $N_p$  表示点  $p_j$  的  $k$  邻域内的点集。由于点云数据分布的随机性和非均匀性,单以(3)式的形式进行判定可能会导致特征点的误判,如图 3 所示,  $p_1, p_2$  都属于非特征点,  $p_0$  为特征点,根据定义可计算出直线截距比  $d_{p_{20}} \approx d_{p_{02}}$ , 则  $|\ln r_{02}| \approx 0$ , 如果在  $p_0$  的邻域内存在过多类似  $p_2$  这种远距离点,而类似  $p_1$  的近距离点又过少,根据(3)式则会将特征点  $p_0$  误判为非特征点。

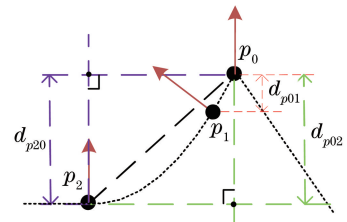


图 3 误判现象

Fig. 3 Phenomenon of misjudgment

该问题同样存在于基于法向量夹角的检测方式中,针对此问题部分学者引入两点欧氏距离来调节不同距离点之间的法向量夹角值<sup>[19-20]</sup>,即用两点之间单位距离上的法向夹角来代替法向量夹角。本文引入关于点距的高斯函数来修正不同距离点的直线

截距比值,通过这种非线性处理方式,进一步降低远距离点对特征识别的贡献,增加近距离点的权重,为此(3)式可表示为

$$p_j = \left\{ p \in N_p \left| \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k [g(\|p_i - p_j\|) \times |\ln r_{ji}|] > \delta \right. \right\}, \quad (4)$$

式中: $g(\|p_i - p_j\|) = \exp\left(-\frac{\|p_i - p_j\|}{d_{\max}^2}\right)$ 为高斯函数,用于调节各直线截距比的权值,其中 $d_{\max}$ 为待测点 $p_j$ 与邻域内的点之间的最大欧氏距离,阈值 $\delta \in (2, 8)$ ,具体数值大小根据实验经验所得,一般可设定 $\delta = 5$ 。

### 3 实验结果与分析

实验平台的配置为 3.60 GHz Core I7 处理器, 8 GB 内存。采用 C++ 语言编程、VS2010 为开发环境,并调用 OpenGL 库函数显示点云。实验分别从算法的有效性验证和性能分析两方面展开。算法的有效性验证选用标准的 Fandisk 模型和 Bunny 模型,其中 Fandisk 模型结构特征简单,特征粗细分明,Bunny 模型结构复杂多变,特征丰富细腻。首先分别对两种模型进行加噪、精简处理,然后使用所提算法分别对原模型、加噪后模型及精简后模型进行特征提取,并对比提取效果,以验证该算法对不同结构、不同密度模型的有效性。在算法性能分析实验中,将较为经典的基于多尺度曲面变换度提取方法<sup>[10]</sup>(MSSV)和基于统计分布的法向量夹角的特征提取算法<sup>[20]</sup>(NASD)与所提算法进行对比,模型选用既有细微特征又含棱角分明的 Car 模型,在模型中分别加入不同强度的高斯白噪声,对比三种算法的特征提取效果,并记录在不同噪声干扰下所提取特征点的数量,用于分析算法的抗噪声干扰能力;最后选用标准的 Armadillo 模型,通过 Geomagic Studio 软件对其进行不同程度的随机采样精简,对比三种方法对不同程度精简后模型的特征提取效果,并记录特征点数和运算所消耗的时间,进一步分析算法的运算耗时。

#### 3.1 算法的有效性验证

实验中采用的模型为非均匀采样模型,其中 Fandisk 模型共有 53720 个采样点,模型的结构简单,特征边、点分明,模型中既有尖锐特征又有细微特征。首先对该模型加入 20 dB 高斯白噪声或将其点数随机采样精简 60%,然后使用所提算法对原模型、加噪后的模型和随机精简后的模型进行特征点提取,特征

筛选阈值 $\delta = 5$ ,具体实验结果如图 4 所示。

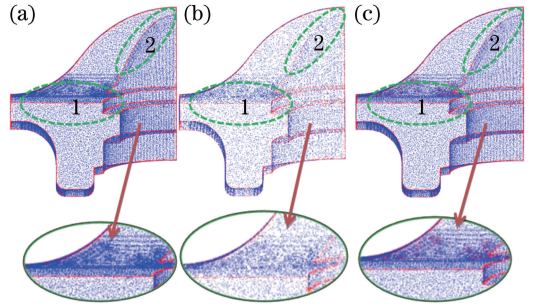


图 4 Fandisk 模型的特征点。(a)原模型;

(b)精简 60%后的模型;(c)加 20 dB 噪声后的模型

Fig. 4 Feature points of Fandisk model. (a) Original model;

(b) model reduced by 60%; (c) model with 20 dB noise

由实验结果可知,精简后、加噪后 Fandisk 模型的边界特征点都能被较好地提取,且边界线连续可辨别,说明所提算法对于相同曲面不同采样密度的模型均能获得较好的特征提取效果。为了验证所提算法对点云密度的敏感程度,对精简 60%后的 Fandisk 模型进行特征提取,具体实验效果如图 4 (b)所示,由实验结果可知,精简后模型的整体边界特征点已被提取,但由于随机采样精简并不具备特征点保留特性,为此在精简模型的同时特征点也在相应的减少,因此,所能提取的特征点数也就相对较少,如图 4(a)~(b)所示。当模型加入 20 dB 噪声后,算法因受到高强度噪声的干扰,在模型第 1 区域将小部分非特征点误判为特征点,如图 4(c)所示,但模型中的细微特征仍能被较好地提取,如图 4(c)中的第 2 区域所示,所提算法具备一定的抗噪声干扰能力。

由于 Fandisk 模型的结构相对较为单一,特征也相对简单、单调,为了进一步验证所提算法的可行性及普适性,选用了细节较丰富的 Bunny 模型,参数 $\delta = 5$ ,具体结果如图 5 所示。

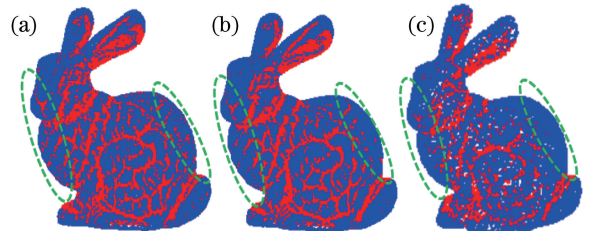


图 5 Bunny 模型的特征点。(a)原模型;

(b)加 10 dB 噪声后的模型;(c)精简 60%后的模型

Fig. 5 Feature points of Bunny model. (a) Original model;

(b) model with 10 dB noise; (c) model reduced by 60%

图 4~5 的实验结果表明,所提算法对于不同曲

面、不同结构,以及不同密度的点云模型均能较好地提取出特征点,具有一定的普适性,虽然在高强度噪声的干扰下,特征提取的准确性略微降低,但模型中的基本特征都能被较好地提取。

### 3.2 算法参数的分析

所提算法主要参数为特征值筛选阈值  $\delta$ ,为研究其取值大小对实验结果的影响,选用十字长方体模型和工件模型,具体封装图如图 6 所示。实验设定的  $\delta$  值由 10 以步长 1 逐步减少到 1,具体实验结果如图 7~8 所示, $\delta$  值越大所筛选出的特征点数就越少, $\delta$  值越小所能提取出的特征点就越多。当  $\delta=10$  时,模型的部分显著特征都无法提取,所标识

出的特征点无法表征模型的形状;当  $\delta < 2$  时,存在大量误识别现象;当  $\delta \in (2, 8)$  时,所能提取出的特征点能够较好地体现模型特征,经实验结果表明一般实际应用都可设定  $\delta=5$ 。

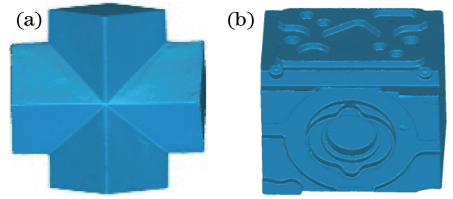


图 6 模型原型的封装图。(a)十字长方体模型;(b)工件模型  
Fig. 6 Package diagram of model prototype. (a) Cross cuboid model; (b) workpiece model

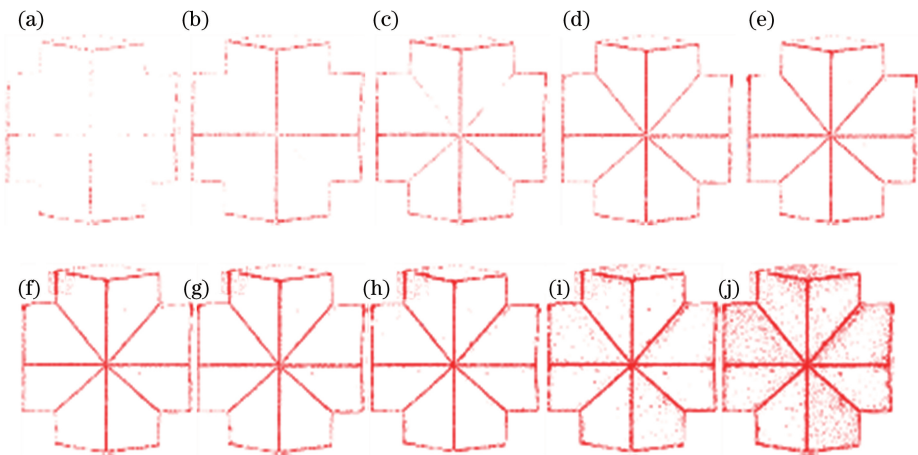


图 7 不同筛选阈值  $\delta$  下所提取出的十字长方体模型的特征点。(a)  $\delta=10$ ; (b)  $\delta=9$ ; (c)  $\delta=8$ ; (d)  $\delta=7$ ; (e)  $\delta=6$ ; (f)  $\delta=5$ ; (g)  $\delta=4$ ; (h)  $\delta=3$ ; (i)  $\delta=2$ ; (j)  $\delta=1$

Fig. 7 Feature points of cross cuboid model extracted under different  $\delta$  values. (a)  $\delta=10$ ; (b)  $\delta=9$ ; (c)  $\delta=8$ ; (d)  $\delta=7$ ; (e)  $\delta=6$ ; (f)  $\delta=5$ ; (g)  $\delta=4$ ; (h)  $\delta=3$ ; (i)  $\delta=2$ ; (j)  $\delta=1$

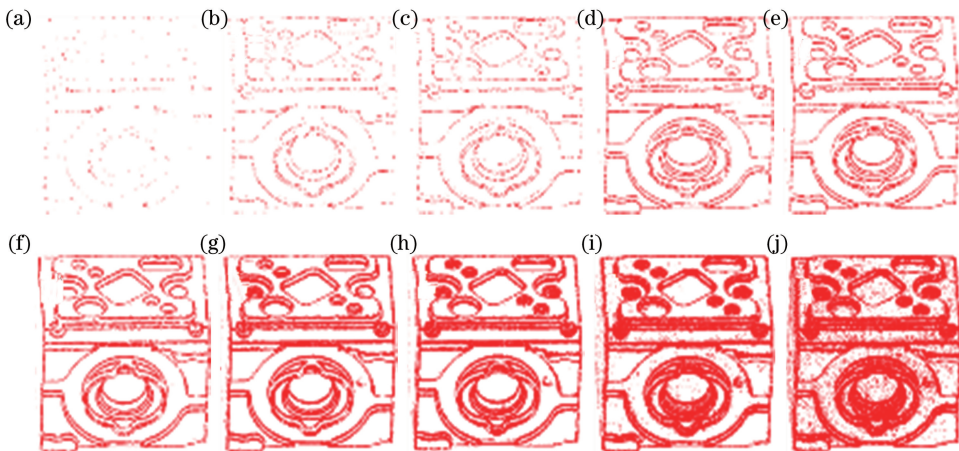


图 8 不同筛选阈值  $\delta$  下所提取出的工件模型的特征点。(a)  $\delta=10$ ; (b)  $\delta=9$ ; (c)  $\delta=8$ ; (d)  $\delta=7$ ; (e)  $\delta=6$ ; (f)  $\delta=5$ ; (g)  $\delta=4$ ; (h)  $\delta=3$ ; (i)  $\delta=2$ ; (j)  $\delta=1$

Fig. 8 Feature points of workpiece model extracted under different  $\delta$  values. (a)  $\delta=10$ ; (b)  $\delta=9$ ; (c)  $\delta=8$ ; (d)  $\delta=7$ ; (e)  $\delta=6$ ; (f)  $\delta=5$ ; (g)  $\delta=4$ ; (h)  $\delta=3$ ; (i)  $\delta=2$ ; (j)  $\delta=1$

### 3.3 算法的性能分析

为了进一步分析算法的抗噪性能,选取既有细微特征又存在边界棱角分明的 Car 模型,该模型共有 281653 个非均匀分布的点,在模型中加入不同强度的零均值高斯白噪声,所加入的噪声强度从 0 dB 以 5 dB 为步长依次增加到 15 dB;将 MSSV 算法和

NASD 算法与所提算法进行对比分析,其中三种算法所涉及到的邻域大小统一设置为  $k=16$ ,所提算法的特征筛选阈值  $\delta=5$ ,MSSV 的多尺度阈值  $\sigma=20$ ,NASD 的夹角阈值  $\gamma=0.1$ ,具体实验结果如图 9~11 所示。

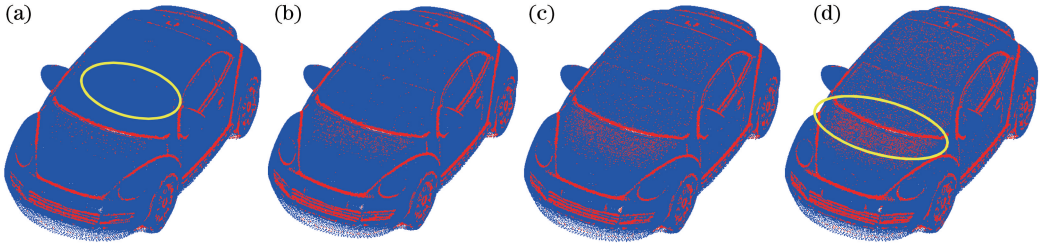


图 9 MSSV 方法在不同强度噪声下的提取结果。(a) 0 dB;(b) 5 dB;(c) 10 dB;(d) 15 dB

Fig. 9 Extraction results of MSSV method under different intensities of noise. (a) 0 dB; (b) 5 dB; (c) 10 dB; (d) 15 dB

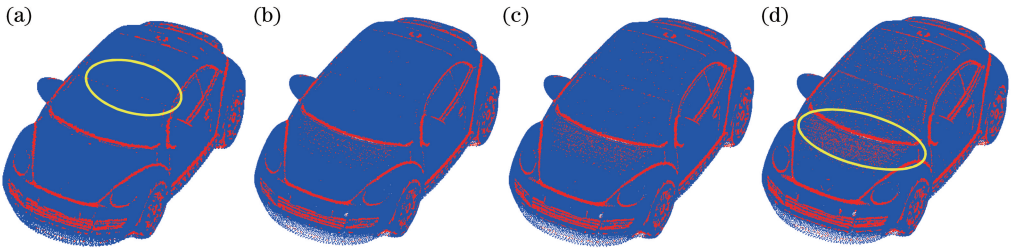


图 10 NASD 方法在不同强度噪声下的提取结果。(a) 0 dB;(b) 5 dB;(c) 10 dB;(d) 15 dB

Fig. 10 Extraction results of NASD method under different intensities of noise. (a) 0 dB; (b) 5 dB; (c) 10 dB; (d) 15 dB

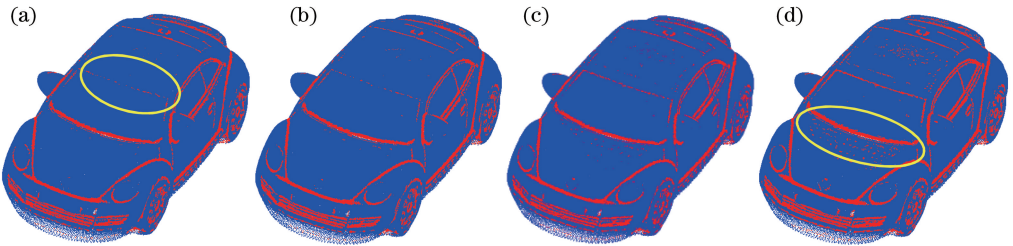


图 11 所提算法在不同强度噪声下的提取结果。(a) 0 dB;(b) 5 dB;(c) 10 dB;(d) 15 dB

Fig. 11 Extraction results of proposed method under different intensities of noise. (a) 0 dB; (b) 5 dB; (c) 10 dB; (d) 15 dB

由实验结果可知,随着噪声强度的增加,三种方法均将部分噪声点误判为特征点,如图 9~11 所示,但相对于其他两种方法,所提算法所提取出的特征点数量增长相对缓慢,也就表明随着噪声强度的增加,该算法的误判率相对更低,即对噪声的抗干扰能力更强,如图 12 所示。由于 MSSV 方法是采用曲面变化函数值作为甄别条件,其数值变化范围小,从而导致区分度不够,为此 MSSV 方法在无噪声干扰时,无法提取模型中的部分细微特征,如图 10 所示,曲面变化度函数易受噪声干扰,随着噪声强度的增加,会将大量的非特征点误判为特征点;而所提

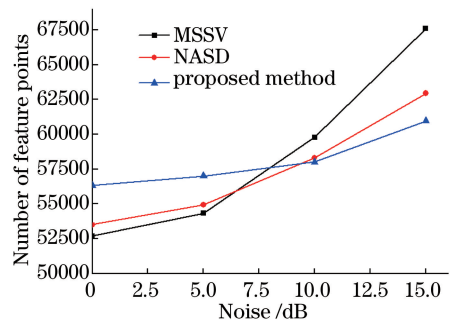


图 12 不同强度噪声下提取的特征点数

Fig. 12 Number of extracted feature points under different intensities of noise

方法在无噪声干扰时,却能较完整地识别模型中的细微特征点,相比于 NASD 方法和 MSSV 方法,所提方法提取的特征点数更多,特征线条也更为完整;在噪声强度由 0 dB 增强到 15 dB 的过程中,所提算法识别的特征点数增加了 4633 个,小于 NASD 方法的 9431 及 MSSV 方法的 14899,表明了所提方法具有更强的抗噪能力。

为了进一步验证算法的运算性能,选取共有标准的 Armadillo 模型,通过 Geomagic Studio 软件对其进行不同程度的随机采样精简,然后使用 MSSV、NASD 算法和所提方法分别对精简后的模型进行特征点提取,对比分析特征点的提取效果,并记录提取出的特征点数及运行时间,具体实验效果如图 13~15 所示。计算机性能、运行平台及算法参数如前文所述。

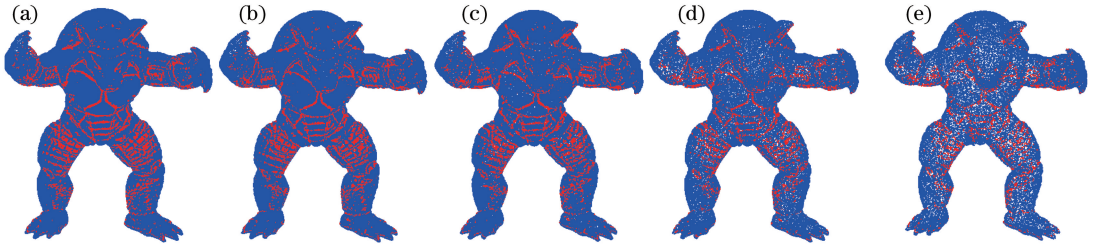


图 13 MSSV 方法的提取结果。(a)原模型;(b)精简 10%后的模型;(c)精简 30%后的模型;(d)精简 50%后的模型;(e)精简 70%后的模型

Fig. 13 Extraction results of MSSV method. (a) Original model; (b) model reduced by 10%; (c) model reduced by 30%; (d) model reduced by 50%; (e) model reduced by 70%

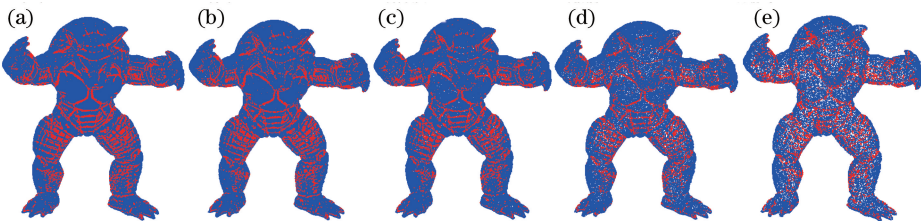


图 14 NASD 方法的提取结果。(a)原模型;(b)精简 10%后的模型;(c)精简 30%后的模型;(d)精简 50%后的模型;(e)精简 70%后的模型

Fig. 14 Extraction results of NASD method. (a) Original model; (b) model reduced by 10%; (c) model reduced by 30%; (d) model reduced by 50%; (e) model reduced by 70%

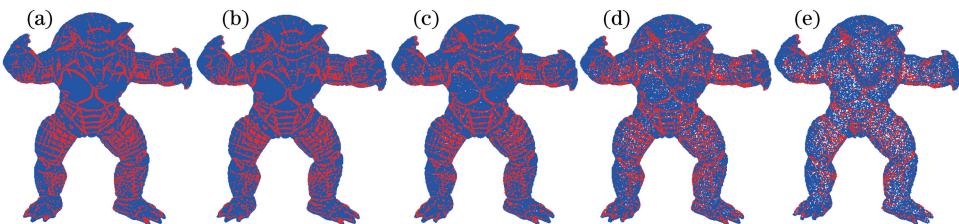


图 15 所提算法的提取结果。(a)原模型;(b)精简 10%后的模型;(c)精简 30%后的模型;(d)精简 50%后的模型;(e)精简 70%后的模型

Fig. 15 Extraction results of proposed method. (a) Original model; (b) model reduced by 10%; (c) model reduced by 30%; (d) model reduced by 50%; (e) model reduced by 70%

由图 13~15 的提取结果可知,当精简到 50% 或 70% 时, MSSV 和 NASD 方法所提取模型脚部和面部特征点已经不能清晰地表征出模型的原貌,而所提方法在模型精简到 70% 时,所提取出的特征点仍能较完整地表示模型的外貌特征,这说明所提方法具有更强的特征提取能力。随着精简率的提高,三种方法所识别出的特征点数也在相应减少,但

所提方法提取出的特征点数变化相对较为缓慢,即受精简的影响相对较弱,且所耗时间也更少,具体如表 1 所示,由于 MSSV 方法是基于多尺度的曲面变化函数,需多次计算每一点的曲面变化度,故运算时间增加,且由于曲面变化度的区分度不够,因此所能提取出的特征点数相对较少,部分细微特征点无法被识别,如图 13(a)~(e) 中模型的头部和脚部区

域;而所提方法在原始模型中筛选出了 39784 个特征点,耗时 390.42 ms,低于 MSSV 方法的 424.51 ms 和 NASD 方法的 404.75 ms;对于精简 70%后的模型,所提方法筛选出了 11936 个特征点,其数量约为 MSSV 方法的 2 倍,为 NASD 方法的

1.5 倍,计算所消耗时间却仅为 32.45 ms,为 MSSV 方法的 40%及 NASD 方法的 52%。实验结果表明,相比于 MSSV 方法和 NASD 方法,所提算法的运算速度更快,且具有更强的特征识别能力。

表 1 特征点数和执行时间

Table 1 Number of feature points and computation time

| Rate of Reduction /% | Number of feature points |       |                 | Computation time /ms |        |                 |
|----------------------|--------------------------|-------|-----------------|----------------------|--------|-----------------|
|                      | MSSV                     | NASD  | Proposed method | MSSV                 | NASD   | Proposed method |
| 0                    | 20756                    | 29405 | 39784           | 424.51               | 404.75 | 390.42          |
| 10                   | 18683                    | 23354 | 35810           | 331.72               | 305.41 | 288.11          |
| 30                   | 14531                    | 18164 | 27852           | 211.31               | 185.01 | 161.57          |
| 50                   | 10379                    | 12974 | 19894           | 150.34               | 130.24 | 89.45           |
| 70                   | 6227                     | 7784  | 11936           | 81.21                | 62.24  | 32.45           |

## 4 结 论

提出了一种新的点云特征检测算子——直线截距比特征检测算子。首先根据相邻点云之间的几何关系引出了直线截距及直线截距比的定义,然后建立了特征点筛选的条件函数;考虑到点云采样的随机性和非均匀性,引入关于点距的高斯函数,用于调节各直线截距比的权值,降低远距离点对特征筛选的权重,以提高特征识别的准确性和稳定性。相较于基于法向夹角的检测方式,由于直线截距比的有序性,理论上讲,仅需计算一次两点之间的直线截距比就可判定哪一点为特征点或是否存在特征点。最后通过实验验证了所提算法的有效性,从对比性实验的结果可知,随着噪声强度的增加,所提算法识别出的特征点的数量变化相对缓慢,表明所提方法具备更强的抗噪能力;对于不同密度的 Armadillo 模型,本文所提取出的特征点均能较好表征出模型原貌,且耗时仅为 32.45 ms,分别占 MSSV 方法的 40%及 NASD 方法的 52%,表明所提算法的特征点甄别能力及运算性能均优于其他两种算法。

## 参 考 文 献

- [1] Fu S Y, Wu L S, Chen H W. Point cloud simplification method based on space grid dynamic partitioning[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(11): 1115007.  
傅思勇, 吴禄慎, 陈华伟. 空间栅格动态划分的点云精简方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(11): 1115007.
- [2] Li R Z, Yang M, Liu Y Y, *et al.* An 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.

- [3] Zhang Q S, Zhou Y, Hu X M. Hand vein recognition based on three dimensional point clouds matching[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(1): 0115005.  
张祺深, 周雅, 胡晓明, 等. 基于三维点云匹配的手掌静脉识别[J]. *光学学报*, 2015, 35(1): 0115005.
- [4] Deng B W, Wang Z B, Jin Y, *et al.* Feature extraction method of laser scanning point cloud based on morphological gradient [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(5): 051203.  
邓博文, 王召巴, 金永, 等. 基于形态学梯度的激光扫描点云特征提取方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(5): 051203.
- [5] Li R Z, Yang M, Tian Y, *et al.* Point cloud registration algorithm based on the ISS feature points combined with improved ICP algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(11): 111503.  
李仁忠, 杨曼, 田瑜, 等. 基于 ISS 特征点结合改进 ICP 的点云配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(11): 111503.
- [6] Gumhold S, Wang X L, Macleod R. Feature extraction from point clouds[C]//*Proceedings of 10th International Meshing Roundtable*, Sandia National Laboratories, October 7-10, 2001, Newport Beach, California, U.S.A. [S.l.:s.n.], 2001: 293-305.
- [7] Pauly M, Gross M, Kobbelt L P. Efficient simplification of point-sampled surfaces [C] // *Proceedings of the Conference on Visualization*, October 27-November 1, 2002, Boston, MA, USA. New York: IEEE, 2002: 163-170.
- [8] Nie J H, Liu Y, Gao H, *et al.* Feature line detection from point cloud based on signed surface variation and region segmentation[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(12): 2332-



- 2339.
- 聂建辉, 刘焯, 高浩, 等. 基于符号曲面变化度与特征分区的点云特征线提取算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(12): 2332-2339.
- [9] Nie J H. Extracting feature lines from point clouds based on smooth shrink and iterative thinning [J]. Graphical Models, 2016, 84: 38-49.
- [10] Pauly M, Keiser R, Gross M. Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces [J]. Computer Graphics Forum, 2003, 22(3): 281-289.
- [11] Guo Y L, Bennamoun M, Sohel F, *et al.* 3D object recognition in cluttered scenes with local surface features: A survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(11): 2270-2287.
- [12] Guo Y L, Bennamoun M, Sohel F, *et al.* A comprehensive performance evaluation of 3D local feature descriptors [J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 116(1): 66-89.
- [13] Ho H T, Gibbins D. Curvature-based approach for multi-scale feature extraction from 3D meshes and unstructured point clouds[J]. IET Computer Vision, 2009, 3(4): 201-212.
- [14] Wushour S, Cao J M. An extraction algorithm for sharp feature points from point clouds[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(12): 1-5, 73.  
吾守尔·斯拉木, 曹巨明. 一种新的散乱点云尖锐特征提取方法[J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(12): 1-5, 73.
- [15] Pang X F, Pang M Y, Xiao C X. An algorithm for extracting and enhancing valley-ridge features from point sets[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(8): 1073-1083.  
庞旭芳, 庞明勇, 肖春霞. 点云模型谷脊特征的提取与增强算法[J]. 自动化学报, 2010, 36(8): 1073-1083.
- [16] Liu Y, Wang C Y, Gao N, *et al.* Point cloud adaptive simplification of feature extraction [J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(1): 245-254.
- 刘迎, 王朝阳, 高楠, 等. 特征提取的点云自适应精简[J]. 光学精密工程, 2017, 25(1): 245-254.
- [17] Wang L H, Yuan B Z. Feature point detection for 3D scattered point cloud model [J]. Signal Processing, 2011, 27(6): 932-938.  
王丽辉, 袁保宗. 三维散乱点云模型的特征点检测[J]. 信号处理, 2011, 27(6): 932-938.
- [18] Huang Y, Da F P, Tao H J. An automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(3): 0308002.  
黄源, 达飞鹏, 陶海跻. 一种基于特征提取的点云自动配准算法[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 0308002.
- [19] Zhang Y H, Geng G H, Wei X R, *et al.* Point clouds simplification with geometric feature reservation [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(9): 1420-1427.  
张雨禾, 耿国华, 魏潇然, 等. 保留几何特征的散乱点云简化算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(9): 1420-1427.
- [20] Zhang Y H, Geng G H, Wei X R, *et al.* A statistical approach for extraction of feature lines from point clouds[J]. Computers & Graphics, 2016, 56: 31-45.
- [21] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, *et al.* Surface reconstruction from unorganized points [C] // SIGGRAPH '92 Proceedings of the 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, New York: ACM, 1992: 71-78.
- [22] Zhang Y H, Geng G H, Wei X R, *et al.* Feature extraction of point clouds using the DBSCAN clustering[J]. Journal of Xidian University, 2017, 44(2): 114-120.  
张雨禾, 耿国华, 魏潇然, 等. 采用密度空间聚类的散乱点云特征提取方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2017, 44(2): 114-120.