

文章编号 1004-924X(2015)01-0310-09

## 散乱点云谷脊特征提取

张雨禾, 耿国华\*, 魏潇然

(西北大学 信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127)

**摘要:**利用微分“化曲为直”的本质特性和离散计算方法,提出了一种基于局部重建的散乱点云谷脊特征提取算法。首先,利用离散 Laplacian 算子对点进行增强,通过阈值过滤标记潜在谷脊点。然后,在每个潜在谷脊点的局部邻域内构建紧附于潜在曲面、能反映该点局部几何特征信息的三角网格。最后,根据 Weingarten 映射的性质,估算潜在谷脊点的主曲率和主方向;将邻域大小作为尺度参数,利用简单直观的离散计算方法及线性插值方法,多尺度地判定一点是否为主方向上的曲率极值点,从而提取谷脊特征。实验结果表明:当点云规模为 10 375 个,谷脊点规模为 1 129 个时,执行时间仅为 97.39 ms;当点云规模达 327 853 个,谷脊点规模达到 105 482 个时,执行时间为 3 956.12 ms。该方法简单、稳定,避免了传统的利用拟合曲面再逼近微分量方法中由于曲面拟合带来的高时间代价,能快速有效地提取散乱点的云谷脊特征。

**关键词:**点云模型;特征提取;谷脊特征;离散计算

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152301.0310

## Valley-ridge feature extraction from point clouds

ZHANG Yu-he, GENG Guo-hua\*, WEI Xiao-ran

(College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)

\* Corresponding author, E-mail: ghgeng@nwu.edu.cn

**Abstract:** On the basis of characteristic of differential “curl to straight” and disperse calculation method, an extraction method using local reconstruction and differential calculation was proposed for valley-ridge features from point clouds. First, the dispersed Laplacian operator was used to enhance the point data and an appropriate threshold was set to obtain potential valley-ridge points. Then, a triangle mesh attached on the potential surface was constructed in every valley-ridge points to effectively reflect the local geometry feature information. Finally, according to Weingarten mapping, principal curvatures and principal directions of potential valley-ridge points were calculated. A simple differential calculation method and a linear interpolation method were used to decide if the point is an extreme value point in principle direction and to extract the valley-ridge features based on the multi-scaling idea. The experimental results indicate that when the number of vertexes and the number of valley-ridge features are 10 375 and 1 129, respectively, the execute time is just 97.39 ms. And when those are 327 853 and 105 482, the execute time is 3 956.12 ms. The method proposed in this paper is simply, stable, and avoids higher time cost due to fitting surface to approximate the differential

收稿日期:2014-09-03;修订日期:2014-11-01.

基金项目:国家自然科学基金面上项目(No. 61373117, No. 61172170);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(No. 20136101110019)

quantities in the traditional method, so it extracts valley-ridge features from point clouds fast and efficiently.

**Key words:** point cloud; feature extraction; valley-ridge feature; differential calculation

## 1 引言

借助三维扫描获取技术和设备可以获得实物表面数据。目前,三维模型特征提取已成为计算机视觉、数字几何处理技术中的研究热点<sup>[1]</sup>,并广泛应用于工业设计、医学、艺术以及文物数字化保护等领域<sup>[2]</sup>。

特征是几何模型的重要组成部分,对于几何模型的外观、建模及准确表达具有重要作用<sup>[3-5]</sup>。在基于特征匹配的文物数字化复原中,点云特征提取是底层技术和关键问题之一。谷脊特征线是三维模型上顺应曲面凹凸变化趋势的曲线,与视线无关,通过计算曲面本身的微分量来确定,因此能较好地描述模型的本质特征。

由于点云数据缺乏自然拓扑连接关系,并且常常存在采样不均匀、噪声及数据缺失等问题,因此,与网格特征提取相比,针对点云特征提取的研究相对较少。Gumhold 等<sup>[6]</sup>首先构造黎曼树表示点云的连接信息,然后将局部邻域协方差矩阵的特征值作为度量,计算一点为特征点的权重。类似地,基于协方差分析和最小生成树,Pauly 等<sup>[7]</sup>以局部邻域大小作为离散的尺度参数,计算不同尺度下一点成为特征点的可能性。基于多尺度思想的还有文献<sup>[8]</sup>等。Daniels 等人<sup>[9]</sup>采用基于最小平方中值和前向搜索法的鲁棒移动最小二乘法(Robust Moving Least Square, RMLS)在每个点的邻域内进行曲面拟合,将在曲面上投影残差较大的点标定为潜在特征点。该算法在处理稀疏的点集模型时能够得到比较满意的效果,但由于算法是基于 RMLS 的,时间代价较高。Demarsin 等人<sup>[10]</sup>先用主成份分析(Principle Component Analysis, PCA)方法估计点云法向,然后采用区域生长法根据法向变化划分点数据,将相对较小的点簇作为特征区域,并构造最小生成树得到封闭特征线。Webert 等<sup>[11]</sup>首先构建当前点及其局部邻域内的所有可能的三角形集合,然后采用高斯法向聚类方法对三角形的法向进行聚类,根据聚类的个数判定一点是否为特征点。基于局部重建及聚类思想的还有文献<sup>[12]</sup>等。

Pang<sup>[13]</sup>等人根据点云模型局部表面拟合多项式计算出点云模型上每个点的主曲率和主方向,用绝对值较大的主曲率标记潜在谷脊特征点,通过将得到的特征点投影到邻域点构成的主轴上,得到增强的谷脊点,最后平滑谷脊点得到平滑的谷脊线,但该模型对稀疏点云模型有很好的效果。Mergot 等<sup>[14]</sup>在有效计算点云曲率、尖锐特征及法向方向的基础上,采用 Voronoi 协方差度量的方法进行点云特征提取。Wushour 等<sup>[15]</sup>将散乱点云中采样点与其加权重心位置之间的距离差投影到法向方向,从而避免由于噪声、采样密度不均匀以及边界点所引起的尖锐特征点误判,但该方法存在自由参数的人工调节问题。

点云特征提取主要采用对一点及其局部邻域内点进行分析的策略,分析中不可避免地要将离散点云(或点云的局部)连续化,即:(1)采用拟合曲面以逼近微分量的方法;(2)在局部邻域内拟合曲面,设定与该曲面相关的特征参数(例如投影残差等)进行判定。局部曲面拟合的方法不仅有过高的时间代价,并且拟合结果会直接影响特征提取的有效性。另外,现有针对点云的特征提取算法不能对特征的敏感程度进行调节,即一次性提取出细节较多但在应用中不必要的特征,或仅提取出尖锐特征,过滤掉较平滑的特征。

针对上述两个问题,本文充分利用微分“化曲为直”的本质特性,采用离散计算方法,基于多尺度的思想,以定义“谷脊点为主方向上的曲率极值点”为判据,提出一种基于局部重建的散乱点云谷脊特征提取算法,该方法简单直观,避免了传统方法中由于曲面拟合带来的高时间代价,提高了算法效率。

## 2 点云谷脊特征提取

输入的点云为:  $P = \{p_i\}$ ,  $p_i \in \mathbf{R}^3$ ,  $i \in \{1, \dots, N\}$ , 本文提取  $P$  的谷脊特征。首先,利用 Laplacian 算子对点进行增强,通过设置阈值过滤标记潜在谷脊点;然后,在每个潜在谷脊点的邻域内,构造能反映该点局部几何特征信息的三角网格,将该三角网格近似作为点的 Delaunay 邻域;

最后,根据 Weingarten 映射的性质,估算潜在谷脊点的主曲率和主方向,利用离散计算和线性插值方法多尺度提取谷脊特征点,并通过设置过滤参数,对所提取出的谷脊特征的尖锐程度进行调节。

### 2.1 潜在谷脊点标记

为了减少计算量,本文首先对点进行增强,通过阈值过滤,标记潜在谷脊点。

法向变化可以描述表面上的凹凸变化,即表面上凹凸明显的地方,在局部范围内法向变化较大。本文利用点与其局部邻域点的法向夹角近似表示离散 Laplacian 算子,对点进行增强;通过设置合适的阈值,筛选得到潜在的谷脊点。本文选取  $k$  近邻作为局部邻域,实验中选取  $k=16$ ,能够得到令人满意的结果。

首先,采用协方差分析方法,估计点的法向,由该方法计算得到的法向具有二义性<sup>[16]</sup>,本文采用文献[13]中的方法对法向进行调整,使其指向点云模型的外部。

然后,利用式(1)对点云上的点进行增强,其中,  $\theta_j$  为点  $p$  与其邻域点  $p_j$  的法向夹角。

$$\nabla^2 f_p = \sum_{j=1}^k (\theta_j). \quad (1)$$

若  $\nabla^2 f_p > \sigma$ , 则标记该点为潜在谷脊点;否则,该点  $p$  处于较平缓区域,没有明显凹凸,为非谷脊点。

### 2.2 局部三角网格构造

为了从潜在谷脊点中有效提取真实谷脊点,针对每一个潜在谷脊点,本文构建紧附于潜在曲面、能反映其局部几何特征信息的三角网格。

针对任一潜在谷脊点  $p$ , 首先,建立其球邻域  $N_{\text{ball}} = \{j; 0 < \|p_j - p\| < r\}$ 。由于散乱点云模型采样密度不一定均匀,因此为了使点  $p$  的邻域点能尽量均匀地分布在点  $p$  的周围,球邻域的半径要足够大,以包含尽量多的近邻点。

然后,对球邻域内的点进行 Delaunay 三角剖分,所构造的三角网格满足空圆特性和最大化最小角特性。

为了使构造的三角网格能够反映该点的局部几何特征信息,构造出的三角面片应尽量紧附于潜在曲面上,因此需要对构建的三角面片进行有效性验证。如果一个三角面片紧紧贴附在某一潜在曲面上,那么其质心点在该曲面上投影处的法向应与该三角面片的法向接近平行,否则该三角

面片的顶点必取自不同的潜在曲面上。据此,利用最小二乘法拟合点  $p$  及其球邻域点  $p_j \in N_{\text{ball}}$  的二次曲面  $S$ , 针对三角面片  $t_i$  (法向  $\mathbf{n}_i$ ), 计算其质心  $o_i$  在曲面  $S$  上的投影点  $o'_i$  处的法向  $\mathbf{n}'_i$ ; 最后计算法向  $\mathbf{n}_i$  和  $\mathbf{n}'_i$  点乘的绝对值, 即  $\omega = |\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}'_i|$ 。  $\mathbf{n}_i$  和  $\mathbf{n}'_i$  都是单位向量, 因此  $0 \leq \omega \leq 1$ , 当两法向越接近平行时,  $\omega$  越接近 1。此时, 设定阈值参数  $\tau$ , 当  $\omega > \tau$  时, 认为该三角面片有效, 否则无效, 删除该三角面片, 选用次近邻点重新构建三角形, 往往可以再次获得满足条件的三角形。本文实验中, 取  $\tau=0.6$  能够得到满意的结果, 针对不同模型可以适当调整参数。

有效性验证有利于构建能够反映一点局部几何特征信息的三角网格, 本文采用 Delaunay 三角剖分方法构建的三角网格“最接近于规则化”, 且具有唯一性和区域性的特点<sup>[17]</sup>, 在新增、删除、移动某一个顶点时只会影响临近的三角形, 因此不会在三角形有效性验证中增加不必要的计算量。

最后, 局部三角网格构建结束, 式(2)得到点  $p$  的近似 Delaunay 邻域  $N_p$ :

$$N_p = \{p_j; p_j \text{ 与 } p \text{ 共享边}\}. \quad (2)$$

邻域  $N_p$  如图 1 所示。

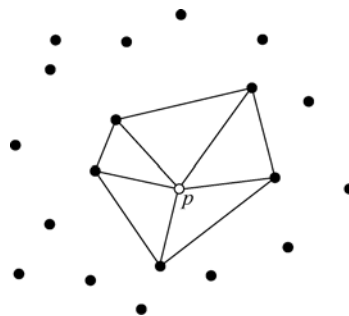


图 1 Delaunay 邻域

Fig. 1 Delaunay neighborhood

### 2.3 谷脊特征提取

文献[18]中将谷脊点定义为主方向上的曲率极值点, 即: 对于表面上的非脊点, 方向  $t_{\text{max}}$  的法截线上,  $k_{\text{max}}$  取极大值的点为脊点, 方向  $t_{\text{min}}$  的法截线上,  $k_{\text{min}}$  取极小值的点为谷点。

对谷脊点的判定, 首先需计算点云上点的离散曲率。由于表面上点在各个方向上的法曲率可以由 Weingarten 映射矩阵  $\mathbf{W}$  (式(3)) 计算得到, 本文根据 Weingarten 映射的性质, 估算潜在特征点的离散曲率和主方向。

$$W = \begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix}. \quad (3)$$

过点  $p$  取与点  $p$  法向  $n_p$  垂直的两个正交的单位向量  $u$  和  $v$ , 构成右手坐标系。然后将点  $p$  的 1-ring Delaunay 邻域点  $p_j (1 < j \leq m)$  及其法向量  $n_{p_j}$  分别沿  $p$  的法向方向投影到切平面上得到投影点  $p'_j$  和投影向量  $n'_{p_j}$  (如图 2 所示), 把  $pp'_j$  和  $n'_{p_j}$  分别看作是  $pp_j$  和法向  $n_p$  在  $pp_j$  方向上的微分。

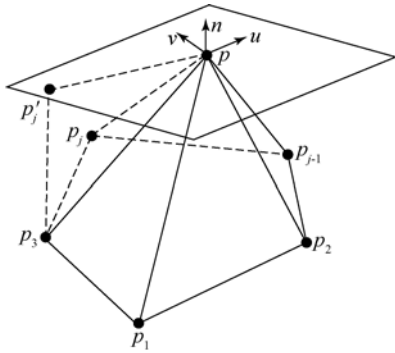


图 2 离散曲率估计

Fig. 2 Estimation of differential curvature

$m > 2$ , 可以得到最小二乘意义下的解, 如式

(4) 所示:

$$\begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} pp'_j \cdot u \\ pp'_j \cdot v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n'_{p_j} \cdot u \\ n'_{p_j} \cdot v \end{bmatrix}. \quad (4)$$

即:

$$\begin{bmatrix} pp'_j \cdot u & pp'_j \cdot v & 0 \\ 0 & pp'_j \cdot u & pp'_j \cdot v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n'_{p_j} \cdot u \\ n'_{p_j} \cdot v \end{bmatrix}. \quad (5)$$

求出方程组的解后, 根据式(6)可得该点处的高斯曲率  $K$  和平均曲率  $H$ , 根据式(7)~式(8)可以得到该点处的主曲率  $k_{\max}$  和  $k_{\min}$ , 矩阵  $W$  中对应的特征向量即为主方向  $t_{\max}$ 、 $t_{\min}$ 。

$$K = a \cdot c - b^2, H = \frac{1}{2}(a + c). \quad (6)$$

$$K = k_{\max} \cdot k_{\min}, H = \frac{1}{2}(k_{\max} + k_{\min}). \quad (7)$$

$$k_{\max} = H + \sqrt{H^2 - K}, k_{\min} = H - \sqrt{H^2 - K}. \quad (8)$$

根据文献[18]中对于谷脊点的定义, 在文献[19]的基础上, 将点云模型的邻域大小作为尺度参数, 进行多尺度判定谷脊点。由于谷和脊可以通过转换法向的朝向相互转换, 为方便表述, 下文

中具体介绍脊点的判定方法, 谷点可由类似方法得到。判定步骤如下<sup>[19]</sup>:

(1) 过点  $p$  的主方向  $t_{\max}$  和法向  $n$  构造法截面, 该平面与  $p$  相邻的两个三角形相交, 得到在三角形边上的两点  $A, B$ , 如图 3 所示。

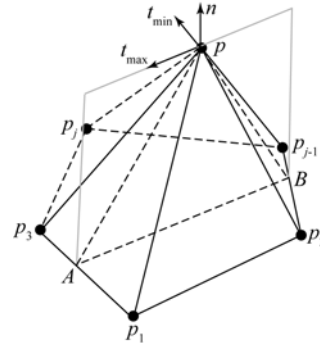


图 3 脊点的离散计算

Fig. 3 Differential calculation for ridges

(2) 计算点  $p_1$ 、 $p_2$ 、 $p_3$  及  $p_{j-1}$  的曲率值, 并利用线性插值方法, 近似地得到点  $A$  和  $B$  的曲率。

(3) 根据式(9)进行判定, 满足式(9)的点即为脊点:

$$\begin{aligned} k_{\max}(p) &> k_{\max}(A) \\ \text{且 } k_{\max}(p) &> k_{\max}(B) . \\ \text{且 } k_{\max}(p) &> |k_{\min}(p)| \end{aligned} \quad (9)$$

本文将邻域大小作为离散的尺度参数, 采用多尺度的思想增加算法的抗噪能力和鲁棒性, 分别在  $r$ -ring 及  $r+1$ -ring 的 Delaunay 邻域下进行判断, 如果点  $p$  在两种尺度下, 均满足式(9), 则判定其为脊点, 否则不是。如图 4 所示(彩图见期刊电子版), 黄色标记的点为点  $p$  的 1-ring 邻域, 灰色标记的点为点  $p$  的 2-ring 邻域。

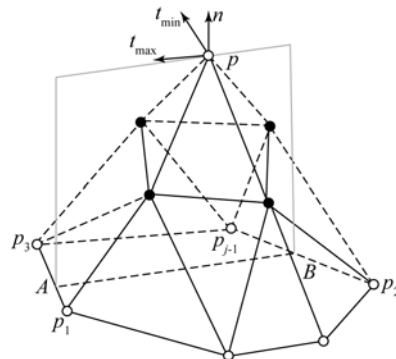


图 4 2-ring 邻域下脊点的离散计算

Fig. 4 Differential calculation for ridges in 2-ring neighborhood

谷点的判定可采用同样的方法:在进行谷点判定时,过点  $p$  的主方向  $t_{\min}$  和法向  $n$  构造法截面,并根据式(10)进行判定:

$$\begin{aligned} k_{\min}(p) &< k_{\min}(A) \\ \text{且 } k_{\min}(p) &< k_{\min}(B) . \\ \text{且 } k_{\max}(p) &> |k_{\min}(p)| \end{aligned} \quad (10)$$

应用领域不同,所需要特征的尖锐程度则不同。本文通过设置参数  $\lambda$  和  $\eta$  来调节算法对谷脊特征的敏感程度。主曲率大于所有脊点主曲率平均值  $\lambda$  倍的点为脊点,同理,主曲率小于所有谷点主曲率平均值  $\eta$  倍的点为谷点。

### 3 实验结果与分析

本节先对算法中一些自由参数的选取进行说明,然后从对比实验和不同模型的实验结果中说明本文方法的有效性。实验在 VC++6.0 环境下,硬件平台为 1.8 GHz 奔腾处理器、4 G 内存的 PC 机上进行。所用模型均为陶制文物碎片点云模型,其断裂面与物体表面的交界处具有较大突变,断裂面较不平滑,且因其为陶类质地,会有较多稠密细小的特征,而这些特征在基于特征匹配的文物数字化复原中,是不需要的。

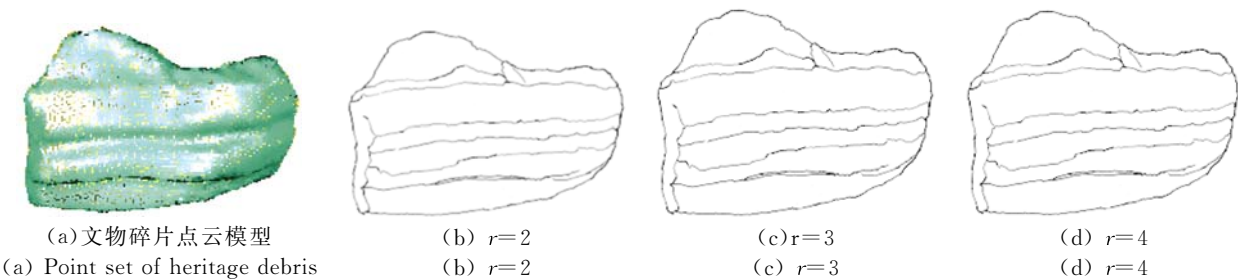


图 5 不同邻域下谷脊线提取效果

Fig. 5 Extraction results of valley ridge in different neighborhoods

第三个需要说明的参数是  $\lambda$  和  $\eta$ ,这 2 个参数用于调节算法对谷脊特征的敏感程度。 $\lambda$  较大时,脊点密集的区域将变得稀疏,提取出的脊特征会较为尖锐,反之,则能保留较平滑的脊特征;同

#### 3.1 自由参数选择

第一个需要说明的参数是  $\sigma$ 。 $\sigma$  度量了一个点成为谷脊点的可能性,但是仅仅依靠该度量很难选到合适的阈值,从而得到准确的谷脊点集合。因此,在  $\sigma$  的设定中,需选择较为宽松的阈值以保留尽可能多的潜在谷脊点。为使算法能自适应地根据模型确定合适的阈值,本文计算了模型平均点法向夹角的均值。为减少计算量,仅计算模型中任意  $m$  ( $m > N/20$ ) 个点与其邻近点的法向夹角均值  $\mu$ 。随机选取的  $m$  ( $m > N/20$ ) 个点,可能都是谷脊点,也可能都是非谷脊点,或同时兼有,当  $m$  个点都是非谷脊点时, $\mu$  取最小值。要使得  $\sigma$  的值较为宽松,则  $\sigma$  应大于  $k\mu$ 。本文实验中,取  $\tau$  为  $1.2k\mu \sim 1.4k\mu$ ,可以得到满意的结果。

第二个需要说明的参数为 Delaunay 邻域大小的选择。如果邻域较小,会造成点在较小范围内被误判为曲率极值点,但如果邻域较大,则在增加计算量的同时也会影响特征较为密集区域的特征提取。而本文算法将邻域大小作为离散的尺度参数,多尺度判定谷脊点,从而增加了算法的鲁棒性及抗噪能力。因此,当邻域大小在一定范围内时,算法对邻域并不敏感。当邻域  $r$  分别为 2, 3, 4 时,得到的谷脊特征提取效果相同,如图 5 所示。本文实验中如无特殊说明,取邻域  $r=2$ 。

理, $\eta$  较小时,谷点密集的区域将变得稀疏,所提取出的谷特征较为尖锐,反之能保留较平滑的谷特征。如图 6 所示为  $\lambda$  分别取 0.8, 1.0, 1.2,  $\eta$  分别取 1.2, 1.0, 0.8 时的提取效果。

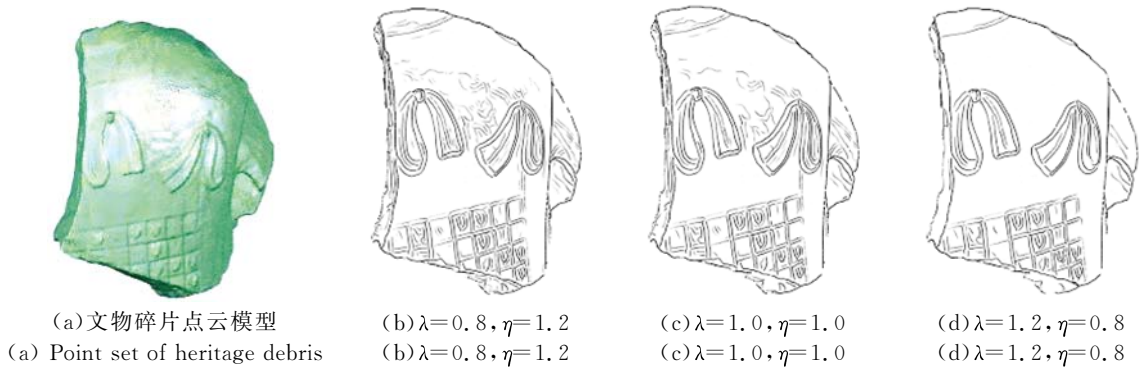


图 6  $\lambda$  和  $\eta$  取不同值的提取效果

Fig. 6 Extraction results of point set with different  $\lambda$  and  $\eta$

### 3.2 实验结果分析

图 7~图 9 分别为 Pauly 方法<sup>[7]</sup>、庞的方法<sup>[13]</sup>以及本文方法提取谷脊特征的效果对比。可以看出,Pauly 方法<sup>[7]</sup>在特征提取时,会漏掉部分特征。而庞的方法<sup>[13]</sup>由于其是利用绝对值较大的主曲率标记潜在谷脊特征点,通过将特征点投影到离其最近的潜在特征线上得到增强的特征点,因此会将部分点误判成谷脊点,造成特征冗

余,影响了特征的表达。与上述两种方法相比,本文算法不仅可以有效提取出点云上的谷脊特征,即提取特征较为明显的点,同时,还保留了部分较平滑特征,有利于提高点云数据网格的重建效率和配准精度。在用于几何特征保持的点云去噪和简化、非真实感绘制,以及基于特征匹配的文物数字化复原中具有较好的效果。

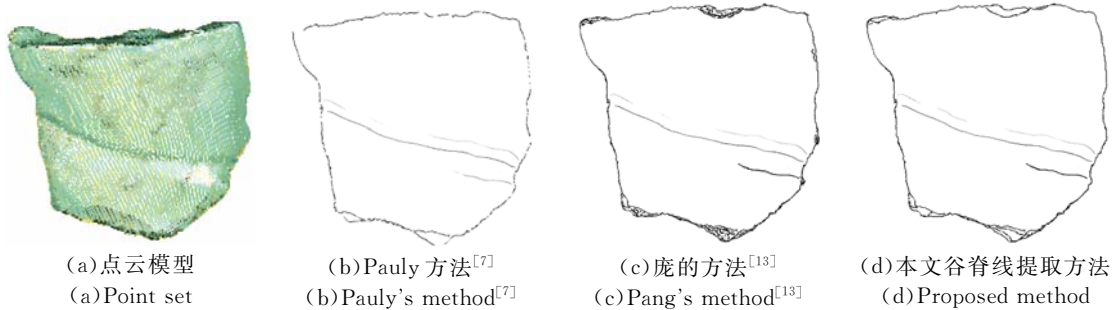


图 7 18 号文物碎片点云提取效果对比

Fig. 7 Comparison of extraction results for point set of No. 18 heritage debris

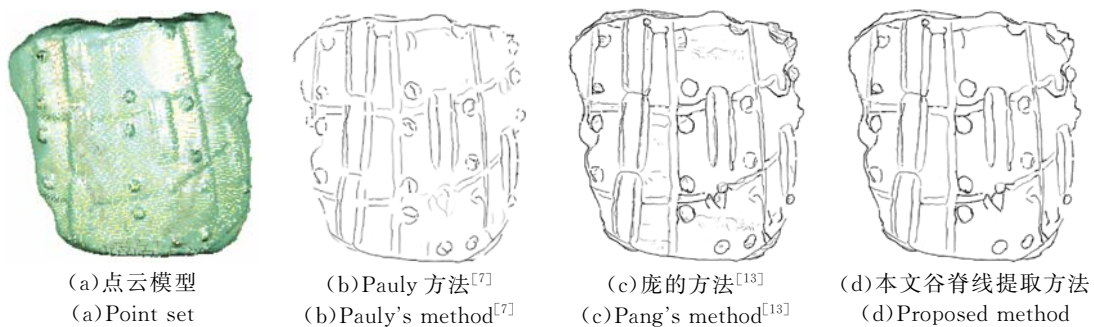


图 8 10 号文物碎片点云提取效果对比

Fig. 8 Comparison of extraction results for point set of No. 10 heritage debris

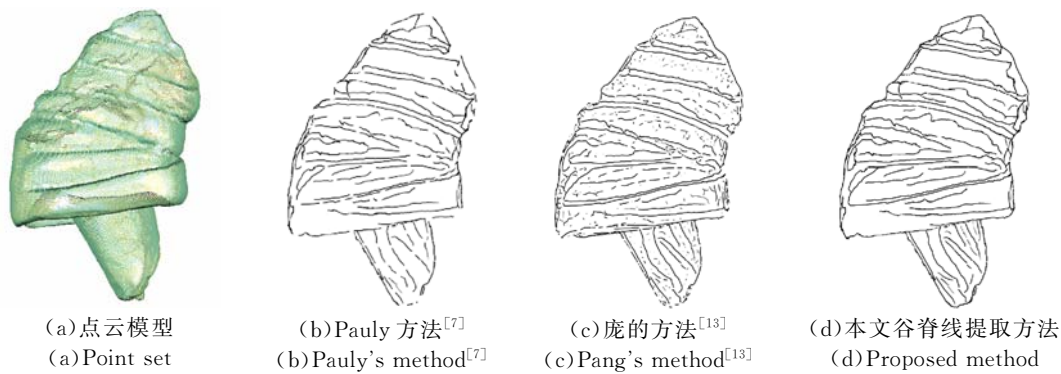


图 9 9号文物碎片点云提取效果对比

Fig. 9 Comparison of extraction results for point set of No. 9 heritage debris

表 1 是 Pauly 方法、庞及本文方法的执行时间对比,当点云模型的点数增加时,处理时间也随之增加,从实验结果可以看出本文谷脊特征提取算法在执行时间上有明显优势。

本文选取另外 40 片陶制文物碎片点云模型进行了实验,并对本文算法的执行时间进行了统计。实验证明,当点云规模为 10 375 个,谷脊点规模为 1 129 个时,执行时间仅为 97.39 ms;当点云规模达 327 853 个,谷脊点规模达到 105 482 个时,执行时间为 3 956.12 ms。表 2 中仅列出 10

个具有代表性的数据。

表 1 方法执行时间对比

Tab. 1 Comparison of consuming time

点云模型	顶点数	执行时间/ms		
		Pauly <sup>[7]</sup>	庞 <sup>[13]</sup>	本文方法
5号碎片	13 587	194.54	513.41	153.54
6号碎片	21 735	251.24	622.91	215.12
17号碎片	32 690	351.54	761.25	309.64

表 2 不同规模点云执行时间对比

Tab. 2 Comparison of consuming time for point sets with different sizes

序号	碎片编号	顶点数	谷脊点数	执行时间/ms	序号	碎片编号	顶点数	谷脊点数	执行时间/ms
1	23号	10 375	1 129	97.39	6	2号	43 475	3 556	387.27
2	10号	17 187	1 584	144.40	7	36号	77 396	6 215	641.79
3	12号	18 790	1 298	129.57	8	18号	125 641	13 487	1 325.59
4	5号	22 134	2 344	187.82	9	27号	128 567	25 489	2 461.25
5	14号	38 678	2 830	202.56	10	32号	327 853	105 482	3 956.12

## 4 结 论

本文提出了一种基于局部重建的点云谷脊特征提取算法。首先,利用 Laplacian 算子标记潜在谷脊点;然后,构造能反映潜在谷脊点局部几何特征信息的三角网格;最后,根据 Weingarten 映射的性质,估算潜在特征点的离散曲率和主方向,并采用一种简单直观的离散计算及线性插值方

法,多尺度地提取谷脊点,从而增加了算法的鲁棒性和抗噪能力。同时,本文方法不需要拟合曲面逼近微分量,而是采用直接的离散计算方法,避免了由于曲面拟合带来的高时间代价,提高了算法效率。实验证明,当点云规模为 10 375 个,谷脊点规模为 1 129 个时,执行时间仅为 97.39 ms;而当点云规模达 327 853 个,谷脊点规模达到 105 482 个时,执行时间为 3 956.12 ms。

另外,由于本文方法在进行谷脊特征提取时,

利用线性插值计算点的曲率,会造成一定的误差。并且,针对重建出的局部三角网格分布极其不均

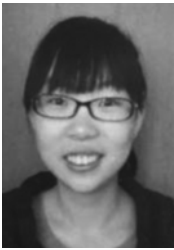
匀、含有狭长三角形或狭长缝隙的模型效果较差。如何处理这类模型,将作为下一步研究重点。

### 参考文献:

- [1] 冯筠,陈雨,全鑫龙,等. 三维颅骨特征点的自动标定 [J]. 光学精密工程, 2014, 22(5): 1388-1394.  
FENG J, CHEN Y, TONG X L, *et al.*. Automatic feature point extraction for three-dimensional skull [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(5): 1388-1394.
- [2] 王欣,张明明,于晓,等. 应用改进迭代最近点方法的点云数据配准 [J]. 光学精密工程, 2012, 20(9): 2068-2077.  
WANG X, ZHANG M M, YU X, *et al.*. Point cloud registration based on improved iterative closest point method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(9): 2068-2077. (in Chinese)
- [3] 胡事民,杨永亮,来煜坤. 数字几何处理研究进展 [J]. 计算机学报, 2009, 32(8): 1451-1469.  
HU S H M, YANG Y L, LAI Y K. Research progress of digital geometry processing [J]. *Chinese Journal Computer*, 2009, 32(8): 1451-1469. (in Chinese).
- [4] FLEISHMAN S, COHEN-OR D, SILVA C T. Robust moving least-squares fitting with sharp features [C]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, ACM, 2005, 544-552.
- [5] KUO C C, YAU H T. A new combinatorial approach to surface reconstruction with sharp features [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2006, 12(1): 73-82.
- [6] GUMHOLD S, WANG X L, MACLEOD. Feature extraction from point clouds [C]. *Proceedings of the 10th International Meshing Roundtable*, 2001: 293-305.
- [7] PAULY M, KEISER R, GROSS M. Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces [J]. *Computer Graphics Forum*, 2003, 22(3): 281-289.
- [8] 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.
- [9] DANIELS J, HA L K, OCHOTTA T, *et al.*. Robust smooth feature extraction from point clouds [C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Modeling and Applications*, 2007: 123-136.
- [10] DEMARSIN K, VANDERSTRAETEN D, VOLODINE T, *et al.*. Detection of closed sharp edges in point clouds using normal estimation and graph theory [J]. *Computer-Aided Design*, 2007, 39(4): 276-283.
- [11] WEBER C, HAHMANN S, HAGEN H. Sharp feature detection in point clouds [C]. *Proceedings of Shape Modeling International Conference*, 2010: 175-186.
- [12] 王小超,刘秀平,李宝军,等. 基于局部重建的点云特征点提取 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(5): 659-665.  
WANG X CH, LIU X P, LI B J, *et al.*. Feature detection on point cloud via local reconstruction [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2013, 25(5): 659-665. (in Chinese)
- [13] 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.  
PANG X F, PANG M Y, XIAO CH X. An algorithm for extracting and enhancing valley-ridge features from point sets [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(8): 1073-1083. (in Chinese)
- [14] MERIGOT Q, QVAJANIKOV M, GUIBAS L. Voronoi-based curvature and feature estimation from point clouds [J]. *Visualization and Computer Graphics*, 2011, 17(6): 743-756.
- [15] 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.  
WU SHOU ER, 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. (in Chinese)
- [16] 李宝,程志全,党岗,等. 三维点云法向量估计综述 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(23): 1-7.  
LI B, CHENG ZH Q, DANG G, *et al.*. Survey on normal estimation for 3D point clouds [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(23): 1-7. (in Chinese)

- [17] 廖家志. 基于曲面约束的空间 Delaunay 三角剖分方法研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2013.  
LIAO J Z. *The research of space Delaunay triangulation constrained by surface* [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013. (in Chinese)
- [18] JUDD T, DURAND F, ADELSON E. Apparent ridges for line drawing [C]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. ACM, 2007, 26(3): 19.
- [19] 谭一鸣. 网格模型上脊线与谷线的提取 [D]. 浙江: 浙江大学, 2010.  
TAN Y M. *Ridges and valleys extraction on meshes* [D]. Zhejiang: Zhejiang University, 2010. (in Chinese)

#### 作者简介:



张雨禾(1990—),女,陕西宝鸡人,博士研究生,2012年于西北大学获得学士学位,主要从事计算机图形图像处理与可视化技术方面的研究。E-mail: zhangyuhe0601@126.com

#### 导师简介:



耿国华(1955—),女,山东莱西人,博士,教授,博士生导师,1978年、2002年于西北大学分别获得学士、博士学位,现任西北大学信息科学与技术学院副院长,主要从事计算机图形图像处理与可视化、智能信息处理与模式识别等方面的研究。E-mail: ghgeng@nwu.edu.cn

(本栏目编辑:李自乐)

(版权所有 未经许可 不得转载)