

中图法分类号: TP391.7 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)10-1841-09

论文索引信息: 林金杰, 朱代辉, 杨育彬. 3 维模型局部高度研究 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1841-1849

## 3 维模型局部高度研究

林金杰, 朱代辉, 杨育彬

(南京大学软件新技术国家重点实验室计算机科学与技术系, 南京 210093)

**摘要:** 提出一种新的 3 维模型的特征点检测算法。该算法可以作为其他许多 3 维模型处理技术的预处理操作(如模型简化、模型匹配、视点选择等)。与其他 3 维模型特征点检测算法相比, 该算法具有两个特点: 1) 引入一种新的显著性度量方法——“局部高度”, 而不是传统的曲率。认为 3 维模型表面某点的视觉重要性(即显著性)是由它所在位置的凸起程度来刻画, 而不是该点所在位置的弯曲程度所决定, 因此, 提出局部高度这种新的显著性度量方式。2) 基于局部高度, 引入 Mean Shift 算法这种非参数化的概率密度估计方法来对 3 维模型表面的局部高度分布进行聚类分析, 然后计算出 3 维模型的特征点。实验结果表明, 该算法能够很好地捕捉视觉上显著的 3 维模型特征点, 且在不同分辨率下均有稳定的表现。

**关键词:** 3 维模型; 特征点检测; 局部高度; Mean Shift

## Three-dimensional model study on local height

Lin Jinjie, Zhu Daihui, Yang Yubin

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093 China)

**Abstract:** In this paper a new feature point detection method for 3D meshes is proposed. This method serves as an important preprocessing step for a number of 3D applications including mesh simplification, 3D shape matching, and viewpoint selection. Compared with similar algorithms recently proposed, the proposed method has two advantages: 1) our feature point detection algorithm is based on our new perceptual saliency measure, using the local height, rather than being based on traditional curvature. We assume that the perceptual importance of a given point on a 3D model can be described by the protrusiveness of that point, but not the bend degree. Therefore, we proposed the local height as a new measure for evaluating the perceptual importance of a point. 2) We use Mean Shift, a powerful non-parametric estimator of the density gradient, to analyze the distribution of local heights on a mesh, and to detect feature points on this mesh. Experimental results showed that our proposed method is able to capture perceptually salient feature points on a 3D method, and the algorithm is stable at different levels of details.

**Keywords:** 3D model; feature point detection; local height; Mean Shift

## 0 引言

在传统的图像处理技术中, 图像中的特征点

(feature point) 通常指的是那些灰度值变化剧烈或者位于图像的边缘曲线中曲率为极大值的点。有的文献也将特征点称为角点 (corner)、感兴趣点 (interesting point)、关键点 (key point) 或者显著点

收稿日期: 2010-09-25; 修回日期: 2010-11-25

基金项目: 国家重点基础研究计划(973)项目(2010CB327903); 国家自然科学基金项目(60875011, 60723003, 60975043, 61021062); 江苏省自然科学基金项目(BK2010054)。

第一作者简介: 林金杰(1983—), 男, 南京大学计算机应用技术硕士研究生, 主要研究方向为 3 维模型检索、3 维模型分割以及医学图像的 3 维重建。E-mail: yangyubin@nju.edu.cn。

(salient point)。由于特征点在图像匹配、目标识别和其他的许多应用领域中都具有重要作用,因此,特征点检测技术在传统的图像处理技术的研究中一直是一个非常重要的课题<sup>[1]</sup>。近年来,随着 3 维模型数据在多个领域中得到广泛使用,对 3 维模型分析处理技术的研究越来越得到国内外研究者的关注,但是,关于 3 维模型的特征点检测技术的研究却相对匮乏。为此,提出一种称为局部高度的显著性度量方法,并在此基础上应用 Mean Shift 算法来提取 3 维模型的特征点。

尽管 3 维模型特征点的检测技术还没有被较为正式的提出,但是与之相关的基本概念在近年来发表的文献中已有了初步的论述。Lee 等人<sup>[2]</sup>在对平均曲率的高斯加权基础上引入了中心环绕(center-surround)运算,得到了一种称为 Mesh Saliency 的区域重要性评估方法。Mesh Saliency 只是一种视觉重要性的度量方式,而不是一种关键点检测方法。通过将 Mesh Saliency 与 Morse<sup>[3]</sup>理论相结合,Liu 等人<sup>[3]</sup>提出一种在 3 维网格表面提取显著关键点(salient critical points)的方法,但是该方法所得到的关键点数量非常多。Zou 等人<sup>[4]</sup>提出一种在测地尺度空间(geode-sic scale space),利用检测得到的特征点进行 3 维模型匹配的方法。但其特征点检测方法依然是以曲率计算为基础,通过施加一定的平滑操作,然后以具有局部极值的顶点作为特征点。

上述方法都是以曲率计算作为特征点检测的基础(如图 1 示意,最左边的图为 Mesh Saliency<sup>[2]</sup>。中间的图为 Salient Critical points<sup>[4]</sup>。最右方的图摘自文献[5]),从下文的论述将看到,这些方法存在根本上无法消除的缺陷。

给定曲线上的一点  $v$ ,其曲率定义为

$$K(v) = \lim_{\Delta s \rightarrow 0} \frac{\Delta \alpha}{\Delta s} \quad (1)$$

式中, $\Delta s$ 为弧长,而 $\Delta \alpha$ 为切线变化的角度。由曲率定义可知:

1) 只有当  $\Delta s$  足够小时才能得到较为准确的曲率估计,因此,若 3 维模型表面的光滑程度不够,则其曲率的估计将会产生较大的误差。

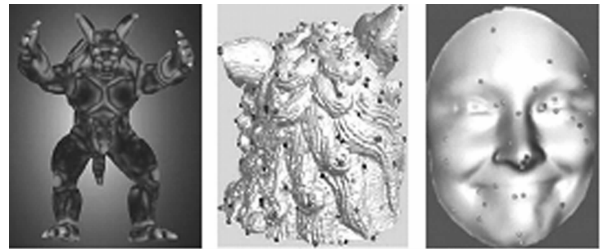


图 1 以曲率计算为基础的方法

Fig. 1 Based on the curvature calculation methods

2) 曲率本身反映的是 3 维模型表面一个极小范围内的几何性质,这使得在其附近出现一个小的噪声都可能会引起曲率值发生较大变化,换言之,曲率对噪声不具有鲁棒性。

3) 曲率只能反映某点所在位置的弯曲程度,而弯曲程度未必是一种理想的视觉重要性度量方法。图 2(a) 中点 2 和图 2(b) 点 A 具有很高曲率值,但是从人的视觉上看,它们的重要性并不非常高。尽管通过引入平滑操作可以消除部分噪声,但这并不能从根本上解决曲率值与视觉感受不一致的问题。例如对图 2(a) 进行平滑后可以得到图 2(b),但是曲率所带来的不一致性依然无法被消除。在图 2(b) 中 A 点具有比 B 点更高的曲率,但人的视觉感受往往认为 B 应该被赋予更高的重要性。

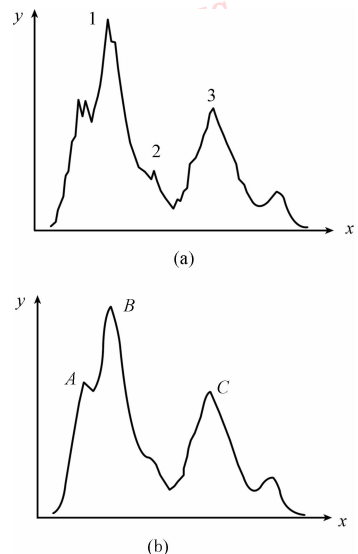


图 2 曲率与视觉感的不一致性

Fig. 2 Inconsistency between curvature and visual sense

通过观察图 2 可以发现,之所以人的视觉会倾向于  $B$ 、 $C$  这样的点,主要在于它们在高度上都处于局部极大值的位置<sup>[6]</sup>。而局部极大值实际上反映了一个点所在位置的凸起程度(相对于某个参考面)。又例如,对于一个人体的手掌模型,指尖处的点往往会被认为具有较高的视觉重要性,也正是因为其所在位置的凸起程度较高。基于这些认识,可提出假设:3 维模型表面某点的视觉重要性可以由它所处位置的凸起程度来刻画。为此,可引入一种称为局部高度的量化指标用于刻画某一个点的凸起程度。在此基础上,本文采用 Mean Shift 算法<sup>[7-9]</sup>对顶点集进行聚类分析,最后得到 3 维模型的特征点。

本文的工作包括以下 3 个方面:

- 1) 提出一种新的视觉重要性计算方法——局部高度;
- 2) 提出 3 维模型特征点检测的概念,给出基于局部高度和 Mean Shift 算法的 3 维模型特征点检测算法;
- 3) 实现步骤 2) 中给出的检测算法。

## 1 局部高度的计算方法

本文认为 3 维模型表面某点的视觉重要性可以由它的凸起程度来刻画,而凸起程度实际上可以由该点所处的位置相对于某个参考平面的高度来描述。例如,在图 3(a)中,点 1、点 2 和点 3 的重要性可以由局部高度  $h_1$ 、 $h_2$  和  $h_3$  来描述。但是,这一想法难以直接在 3 维模型表面实现,原因在于目前的 3 维模型分割方法尚不能真正达到按照部件的功能语义进行分割,从而能够得到诸如  $r_1$ 、 $r_2$ 、 $r_3$  这样的参考平面。因此,这里采用一种间接但时间开销较大的方法来计算某点的局部高度。该方法背后的基本思想是:如果以该点为中心,向其周围逐步漫延,逐点计算本顶点与邻域内顶点的高度差,那么通过选择适当的邻域范围,其中最大的高度差即反映了该点的凸起程度。例如,在图 3(b)中,为了计算点 3 的凸起高度,假设其邻域范围为粗线部分,那么通过逐次计算点 3 与邻域内其他顶点的高度差,其中具有最大数值的高度差实际上反映点 3 的凸起程度。但这一计算方法容易受到噪声影响(例如在邻域内只要出现某一噪声点,就会造成上述数值发生较大变化)。为此,采用平均凸起程度来克服这一问题。

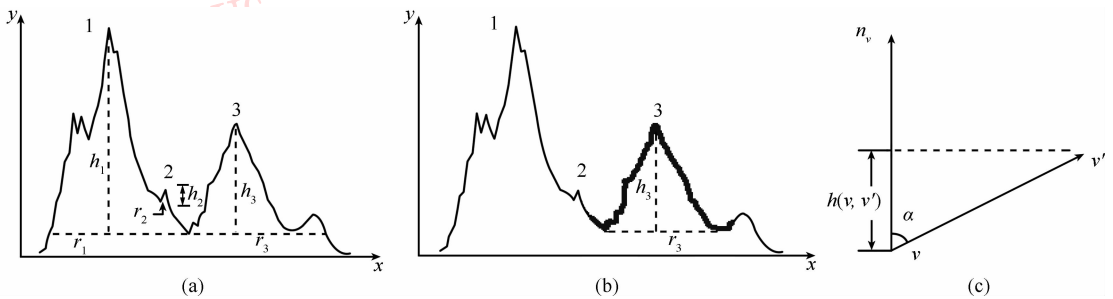


图 3 局部高度方法描述

Fig. 3 Local height of method descriptions

在给出正式局部高度的定义之前,下面首先引入一个概念:相对高度。

**定义 1** 相对高度 给定曲线或曲面上的一个点  $\nu$ ,且该点的单位法向量为  $\mathbf{n}_\nu$ ,那么若以另一点  $\nu'$ 为参考点,则点  $\nu$  与  $\nu'$ 之间的相对高度定义为

$$h(\nu, \nu') = \cos(\pi - \alpha) \cdot |\overrightarrow{\nu\nu'}| = - \left( \frac{\mathbf{n}_\nu \cdot \overrightarrow{\nu\nu'}}{|\mathbf{n}_\nu| \cdot |\overrightarrow{\nu\nu'}|} \cdot |\overrightarrow{\nu\nu'}| \right) = - (\mathbf{n}_\nu \cdot \overrightarrow{\nu\nu'}) \quad (2)$$

式中  $\alpha$  表示法向量  $\mathbf{n}_\nu$  与向量  $\overrightarrow{\nu\nu'}$  之间的夹角。与通常的直观印象不同,此处的相对高度不具有对称性,即  $h(\nu, \nu') = h(\nu', \nu)$  未必成立,原因在于点  $\nu$  和  $\nu'$  的单位法向量  $\mathbf{n}_\nu$  与  $\mathbf{n}_{\nu'}$  未必相同。点  $\nu$  与点  $\nu'$  的相对高度实际上反映了向量  $\overrightarrow{\nu\nu'}$  在点  $\nu$  法向上的投影长度。相对高度值的符号具有直观的几何意义:当其为正时,点  $\nu$  的法向与向量  $\overrightarrow{\nu\nu'}$  的夹角大于  $90^\circ$ ,因此,点  $\nu$  在其法向上高于  $\nu'$  的投影,反之亦然。基于相对高度的概念,下面给出在 2 维情况下

点的局部高度定义。

**定义 2** 连续情况下的局部高度 在一条连续的曲线中,给定一个点  $\nu$ ,且该点的邻域为  $L$ ,那么该点的局部高度定义为

$$H_L(\nu) = \frac{8}{|L|^2} \cdot \left[ \frac{1}{|L^+|} \int_{\nu' \in L^+} h(\nu, \nu') d\nu' + \frac{1}{|L^-|} \int_{\nu' \in L^-} h(\nu, \nu') d\nu' \right] \quad (3)$$

式中  $L^+$ 、 $L^-$  分别表示点  $\nu$  的左右邻域。故有  $L = L^+ + L^-$ ,  $|L|$  表示  $L$  的长度,类似地,  $|L^+|$ 、 $|L^-|$  分别表示  $L^+$ 、 $L^-$  的长度。因  $L^+$  和  $L^-$  事先难以确定,式(3)无法直接计算,因此引入符号函数  $S(x)$ ,即当  $x > 0$  时,  $S(x)$  为 1,否则为 0,则由式(3)可得

$$H_L(\nu) = \frac{8}{|L|^2} \cdot \left\{ \frac{\int_{\nu' \in L} h(\nu, \nu') \cdot S[h(\nu, \nu')] d\nu'}{\int_{\nu' \in L} S[h(\nu, \nu')] d\nu'} + \frac{\int_{\nu' \in L} h(\nu, \nu') \cdot S[-h(\nu, \nu')] d\nu'}{\int_{\nu' \in L} S[-h(\nu, \nu')] d\nu'} \right\} \quad (4)$$

**定理 1** 给定连续曲线上的一点  $\nu$  及其邻域  $L$ ,当  $L$  趋于无穷小时,局部高度即为该点的曲率,即有如下的公式成立

$$k(\nu) = \lim_{L \rightarrow 0} H_L(\nu) \quad (5)$$

证明 在图 4 中,假设点  $\nu$  处于  $C$  的位置。下面证明  $C$  处的曲率与局部高度值相等。当  $L \rightarrow 0$  时,曲线段  $ACB$  可以视为在圆心  $O$ ,半径为  $r$  上的一段圆弧,并且弧  $BC$  可以用  $|BC|$  进行近似。令  $\alpha = \angle CBD$ ,  $\beta = \angle BOC$ ,那么点  $C$  的曲率

$$K = \frac{2\beta}{2 \cdot |BC|} = \frac{\beta}{|BC|}$$

而点  $C$  的局部高度为

$$H = \frac{8|BC| \sin \alpha}{(2|BC|)^2} = \frac{2 \sin \alpha}{|BC|} \approx \frac{2\alpha}{|BC|} \quad (\text{因 } \alpha \rightarrow 0 \text{ 有 } \sin \alpha \approx \alpha)。$$

因为有  $r - r \cos \beta = r \sin \beta \tan \alpha$ , 并且  $\alpha$  和  $\beta$  趋向 0,所以有下式成立:

$$1 - \cos \beta \approx \frac{1}{2} \beta^2, \sin \beta \approx \beta, \tan \alpha \approx \alpha$$

因此,可以得到  $\frac{1}{2} \beta^2 \approx \beta \alpha$ , 换言之,  $\beta \approx 2\alpha$ 。

综合上述便可以得到  $K = LH$ 。证毕。

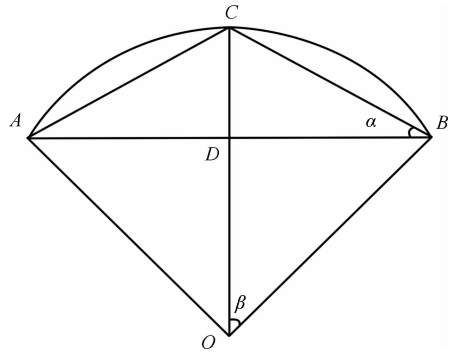


图 4 定理证明图

Fig. 4 Theorem proving diagram

由于 3 维模型通常由多边形网格进行逼近,下面给出在 3 维网格模型表面顶点局部高度的定义。

**定义 3** 3 维网格模型顶点的局部高度 给定 3 维网格模型上的一点  $\nu$ ,其  $R$ -邻居集合为  $N_R(\nu)$  (可简写为  $N_R$ ),则点  $\nu$  的局部高度定义为式(6)。其中  $C$  为  $N_R$  中顶点所关联面片的面积和。图 5 给出了高斯曲率、平均曲率和局部高度在 Armadillo 模型上的分布情况。最左边为原始的 Stanford Armadillo 模型,其余的从左到右分别是高斯曲率、平均曲率、局部高度的分布情况。其中红色表示正值,绿色表示负值,白色表示零,(局部高度度算过程中  $R = 6$ )。颜色越深值越大。显然,局部高度所呈现出来的重要区域更加符合人的视觉特性。例如局部高度能够比较好地捕捉到耳朵边缘、膝盖、食指等部位,而曲率在这些部位的分布则比较松散,或者是所反映出来的显著性不足。

## 2 特征点检测

在局部高度的基础上,本节结合 Mean Shift 算法非参数概率密度估计的优点,使用 Mean Shift 算法来对 3 维模型表面各顶点的局部高度进行聚类分析。下面首先对 Mean Shift 算法做简单介绍<sup>[7-9]</sup>。

$$H_R(\nu) = \frac{8}{C^2} \left\{ \frac{\sum_{\nu' \in N_R} h(\nu, \nu') \cdot S(h(\nu, \nu'))}{\sum_{\nu' \in N_R} S(h(\nu, \nu'))} + \frac{\sum_{\nu' \in N_R} h(\nu, \nu') \cdot S(-h(\nu, \nu'))}{\sum_{\nu' \in N_R} S(-h(\nu, \nu'))} \right\} \quad (6)$$

### 2.1 Mean Shift 算法简介

给定一组离散的顶点集合  $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n\} \subset \mathbf{R}^d$  和核函数  $K(\mathbf{x})$ , 在点  $\mathbf{x}$  处的概率密度估计为

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right) \quad (7)$$

式中,  $h$  为窗口半径,  $d$  为空间维度。由于 Epanechnikov 核函数可以产生最小的均方误差, 因此, 本文使用其作为 Mean Shift 的核函数。该核函数定义为

$$K_E(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2) (1 - \mathbf{x}^T \mathbf{x}) & \mathbf{x}^T \mathbf{x} < 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中  $c_d$  为常数。对式(7) 概率密度的梯度进行估计, 可得

$$\hat{\nabla} f(\mathbf{x}) \equiv \nabla \hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n \nabla K\left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h}\right) \quad (9)$$

将式(9) 中的核函数  $K(\mathbf{x})$  替换为式(8) 中的 Epanechnikov 核函数, 可以得到

$$\hat{\nabla} f(\mathbf{x}) = \frac{n_x}{nh^d c_d} \frac{d+2}{h^2} \left[ \frac{1}{n_x} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) \right] \quad (10)$$

式中,  $S_h(\mathbf{x})$  为中心位于  $\mathbf{x}$ , 半径为  $h$  的超球面。它包含  $n_x$  个数据点。从式(10) 便可以得到 Mean Shift 向量

$$\mathbf{M}_h(\mathbf{x}) \equiv \frac{1}{n_x} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) = \left( \frac{1}{n_x} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} \mathbf{x}_i \right) - \mathbf{x} \quad (11)$$

Mean Shift 向量的方向与概率密度估计函数的梯度方向一致, 因此, 通过对样本集中的数据点按

$$\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x} + \mathbf{M}_h(\mathbf{x}) \quad (12)$$

反复进行迭代, 直到  $\mathbf{x}$  收敛, 即  $\mathbf{M}_h(\mathbf{x}) = 0$ , 则  $\mathbf{x}$  收敛于概率密度函数的局部极大值。在实际应用中,  $\mathbf{M}_h(\mathbf{x}) = 0$  的条件过于严格, 通常放松这一收敛条件, 若  $|\mathbf{M}_h(\mathbf{x})|$  小于一定的阈值, 则认为收敛过程完成。

### 2.2 基于 Mean Shift 算法的特征点检测

假设  $\mathbf{V} = \{(x, y, z) \in \mathbf{R}^3\}$  为 3 维模型的顶点集合, 通过使用本文第 1 节的局部高度计算方法可以为每一个顶点算得一个局部高度值用于表示其视觉重要性。本小节的工作是结合每个顶点的空间位置信息和它的局部高度, 从顶点集合  $\mathbf{V}$  中找出最能反映该模型视觉重要性的特征点。

由于每一个顶点包含两类信息, 因此这里不能

直接应用标准的 Mean Shift 算法。解决这一问题通常有两种方法: 其一是使用两个不同的核函数分别对两类不同的信息进行非参数化的概率密度估计<sup>[10-11]</sup>, 即将式(7) 扩展为

$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{N h_1^{d_1} h_2^{d_2}} \sum_{i=1}^N K_1\left(\frac{x - x_i}{h_1}\right) K_2\left(\frac{y - y_i}{h_2}\right) \quad (13)$$

式中,  $\{x_i\}, \{y_i\}, i = 1, \dots, N$  分别是空间信息和特征信息。另一种方法是将两种不同的信息融合在一起用一个向量表示, 然后在计算两个向量间的距离时, 考虑不同信息对向量距离的不同贡献程度。

本文采用了后一种方法。每一个顶点都可以用一个 4 维向量  $u = [v_x, v_y, v_z, H]^T$  来表示, 其中前 3 个分量表示该顶点的位置, 而最后一个分量表示该顶点的局部高度值。引入两个参数  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  表示两种信息不同权重。两个向量  $x$  和  $y$  的距离为

$$d(x, y) = \sqrt{(x - y)' \cdot \mathbf{W} \cdot (x - y)} \quad (14)$$

式中,  $\mathbf{W}$  为  $4 \times 4$  的对角矩阵, 定义如下

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} \sigma_1 & & & \\ & \sigma_1 & & \\ & & \sigma_1 & \\ & & & \sigma_2 \end{pmatrix} \quad (15)$$

在本文中,  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  根据经验分别设为 0.3 和 0.7。通常  $\sigma_2$  应取比  $\sigma_1$  大一点的值, 从而使得局部高度的重要性能得到体现。当然, 也可据需要通过实验确定最佳取值。

### 2.3 算法的实现

在实现 2.2 节算法的过程中, 有如下 3 个基本的问题需要处理:

1) 式(11) 中的超球面  $S_h(x)$  在 3 维模型表面中应如何表示? 由于整个算法是运行在 3 维模型表面, 因此, 此处的超球面  $S_h(x)$  在本文中表现为某一个顶点的  $h$  邻居集合。在具体的实现过程中, 本文选择的  $h$  为 3。

2) 在使用式(12) 计算 Mean Shift 中心的过程中, 如何确定下一个  $x$  的位置? 这是因为 3 维模型表面的顶点集是离散的, 通过公式计算得到的位置很可能不落在 3 维模型的顶点集合中。因此, 可在计算出新的  $x$  值(原顶点值不变)后, 选择与新  $x$  值最接近的顶点作为下一个窗口的中心位置。

3) 对于如何对 Mean Shift 聚类结果进行后续处理, 从而去掉伪特征点, 本文引入一条规则对检测到

的特征点进行后处理,即“特征点的局部高度必须是极大值或极小值”。

整个算法过程的伪代码如下:

输入: $M$ , 一个 3 维网格模型。

$R$ , 即式(6)中的  $R$ , 该参数决定了在计算局部高度时需要搜索的邻居范围。

$h$ , Mean Shift 算法中的窗口大小。

$\sigma_1$ , 顶点位置信息的权重。

$\sigma_2$ , 顶点局部高度值的权重。

输出: $M$  表面的特征点集合。

算法过程:

- 1) 算出  $M$  上每一个面片的面积;
- 2) 算出  $M$  上每一个顶点的法向量;
- 3) 使用式(6)算出  $M$  上每一个顶点的局部高度值;
- 4) 创建一个候选列表  $clist$ , 初始化为空, 并为每个

个顶点创建一初值为“未访问”的标志;

5) 随机选择一个标志为“未访问”的顶点作为  $x$ , 如果找不到这样的顶点, 则跳到步骤 6); 否则执行以下步骤:

(1) 将  $x$  设置为“已访问”;

(2) 寻找  $x$  的  $h$  邻居集合, 使用式(11)(12) 获得新的  $x$  值;

(3) 对  $x$  和它的  $h$  邻居集合中的每一个顶点, 使用式(14) 计算其值与新  $x$  值差的绝对值, 并将绝对值最小的那个顶点设置为  $x'$ ;

(4) 如果  $x$  与  $x'$  是同一个顶点, 则将  $x$  添加到  $clist$  列表中, 然后执行步骤 5), 否则将  $x$  设置为  $x'$ , 然后执行步骤(1);

6) 对  $clist$  中的每一个顶点, 检测它的局部高度是否为极值, 如果不是则将其删除;

7) 返回  $clist$  列表作为最终的结果。

### 3 实验结果及讨论

本节设计 5 个实验来检验局部高度和特征点检测算法的有效性。

第 1 个实验是关于式(6)中不同的参数  $R$  对局部高度的影响, 实验结果如图 6 所示。该实验所用的 3 维模型 Venus 包含 8 268 个顶点, 16 532 个面片。图 6 中从左到右共 6 列, 给出了当  $R$  分别取值为 1, 3, 5, 6, 7, 10 时该模型表面局部高度值的分布情况。每一列中, 从上到下分别为该模型从正面、侧面和后面 3 个视角的结果。由图 6 可见, 随着  $R$  的

增大, 局部高度的分布情况越来越能够刻画顶点真实的“凸起”情况。该图中 Laurana 头部后面头发的局部高度值的变化情况最为明显。当  $R$  取值较小时, 由于所考虑的“视野”范围较小, 所以许多顶点的局部高度值偏小, 例如当  $R$  取 1 时, 许多头发的局部高度值都是用绿色表示, 说明此时值为负。但随着“视野”范围的逐步扩大, 局部高度值越来越能反映该顶点的凸起程度, 许多原来局部高度为负的顶点的局部高度值逐渐变成正。而许多原来取值为 0 或者为正的随着“视野”范围的扩大, 局部高度值逐渐变成负, 比较能够符合真实的情况, 例如, 额头与头发的交接处。

第 2 个实验将局部高度与曲率进行比较, 看哪种度量方法更加符合人的视觉特性, 部分实验结果如图 5 和图 7 所示。图 7 中的 3 维模型 Laurana 包含 27 861 个顶点, 49 954 个面片, 而图 5 中的 Armadillo 模型包含 172 974 个顶点, 345 944 个面片。在局部高度的计算过程中, 所选的  $R$  值为 6。由实验效果可见, 局部高度所呈现出来的显著区域更加符合人的视觉特性。例如, 图 7 中, (a) 表示高斯曲率的分布情况; (b)(d) 表示平均曲率; (c)(e) 表示局部高度。比较 (d)(e) 中两个方框内部平均曲率和局部高度的分布可以发现, 平均曲率错误地将本来不应该被认为显著的区域判断为显著的, 其主要原因在于曲率是一种“窄视野”的度量方式, 而且在 3 维模型中, 某点的弯曲程度与其带给人的视觉重要性未必是一致的。而局部高度由于考虑较宽的“视野”, 而且是通过计算点所在位置的凸起程度来判断其视觉重要性, 因此更加符合人的视觉感受。

第 3 个实验用于比较在不同的分辨率下, 局部高度与平均曲率的不同表现, 实验结果如图 8 所示, 从左到右的 Bunny 模型的分辨率逐步降低, 分别是: 第 1 列, 35 947 个顶点, 69 451 个面片; 第 2 列, 25 120 个顶点, 50 236 个面片; 第 3 列 8 171 个顶点, 16 301 个面片; 第 4 列 1 889 个顶点, 3 851 个面片。图中上一行为平均曲率所得到的结果, 下一行为局部高度。由图可见, 随着分辨率的变化, 局部高度所检测出来的显著点的分布较为一致, 而平均曲率的变化则非常明显。当分辨率较高时, 兔子身体由于皮肤有褶皱, 因此, 细微的褶皱点都被误标为显著点。而随着分辨率变小, 平均曲率的分布也有了较大变化。相比之下, 局部高度在不同的分辨率都能够有较一致分布。



图 5 各参数在 Armadillo 模型上的分布

Fig. 5 The parameters of the distribution in the Armadillo model

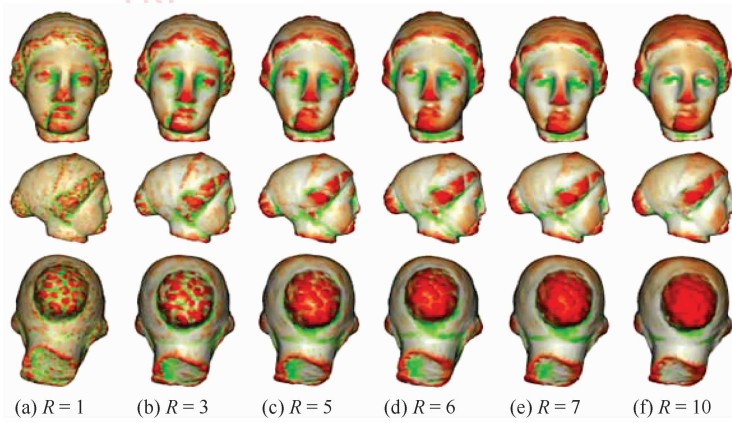


图 6 参数 R 对局部高度的影响

Fig. 6 Parameter R impact on the local height

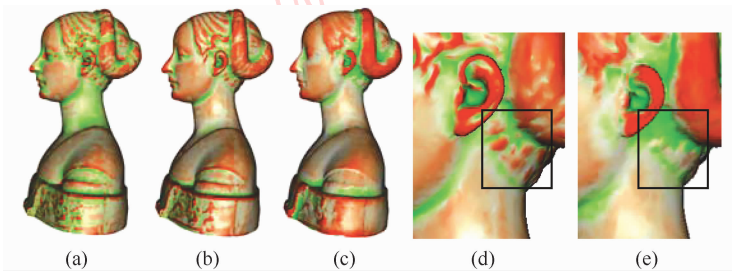


图 7 局部高度与曲率的比较

Fig. 7 Comparison between local height and curvature

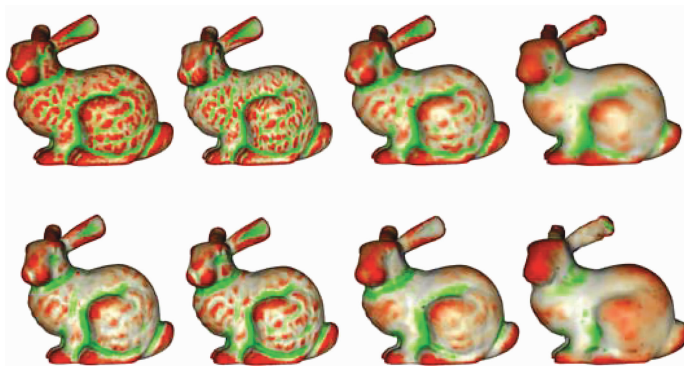


图 8 不同分辨率下的比较

Fig. 8 Comparison in different resolutions

第 4 个实验检验当  $R$  发生变化时,算法时间开销的变化情况,结果如图 9 所示。其中横坐标为  $R$  值,而纵坐标则为程序运行的时间开销。由于算法与具体模型的结构无关,而只与模型包含的顶点数和面片数相关,因此,本算法只选用了 Venus 模型作为测试例子。该模型包含 8 268 个顶点,16 532 个面片。由图 9 可见,当  $R$  值较小( $\leq 4$ )时,计算整个模型所有顶点的局部高度所花费的时间不超过 10 s。但是,随着  $R$  值的不断变大,时间开销的增长速度非常快。这是因为局部高度的计算过程中搜索  $R$  邻居是一项耗时非常大的操作,尤其当  $R$  的取值较大时。需要说明的是在本文的实现算法中, $R$  邻居集合是通过广度优先的遍历算法得到的,没有使用任何加速算法。

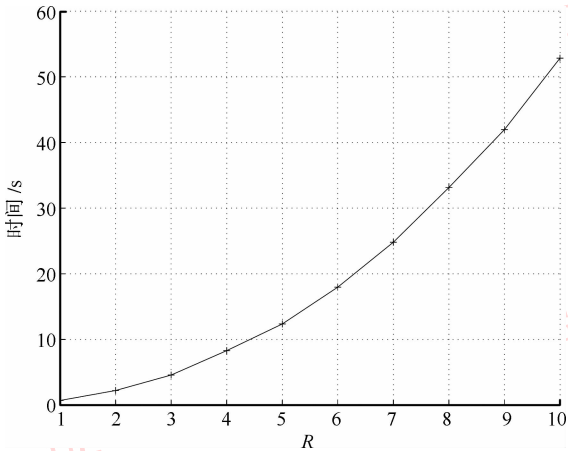


图 9 不同  $R$  值对时间复杂度的影响  
Fig. 9 Impact of different  $R$  parameters

最后一个实验关于特征点检测,实验效果如图 10 所示,其中红色的点表示局部高度值为正的特征点,绿色则为负的,这里取  $R$  值为 6。由于目前还缺乏较为客观的量化指标用于评价特征点检测算法的效果,因此,本文通过展示示例的方式来原因特征点检测的效果。由图 10 可见,尽管检测结果存在着部分“伪特征点”,例如对杯子模型,有部分特征点从人的视觉上看来并不显著,但从整体看,本文算法检测得到的特征点与人的视觉特性是相符合的。

### 4 结 论

基于“3 维模型表面某点的视觉重要性可由它所在的位置的凸起程度决定”的假设,提出一种 3 维模型的特征点检测算法。该算法引入“局部高度”的显著性度量方式,能够更好地刻画 3 维模型表面点的视觉重要性。在此基础上,通过应用 Mean Shift 算法对局部高度的分布进行聚类分析,然后通过去除伪特征点便得到了最后的特征点检测结果。实验结果表明,该算法所检测得到的特征点整体上符合人的视觉特性。

本文主要存在的问题有两个:1) 在计算局部高度的过程中,当  $R$  值较大时,算法的时间开销非常大,因此在今后的研究中,如何加速算法的运行效率是一个重要问题;2) 由于本文所涉及的课题与人的主观感受密切相关,因此,如何较为客观地衡量特征点检测的实际效果也是一个待研究的问题。

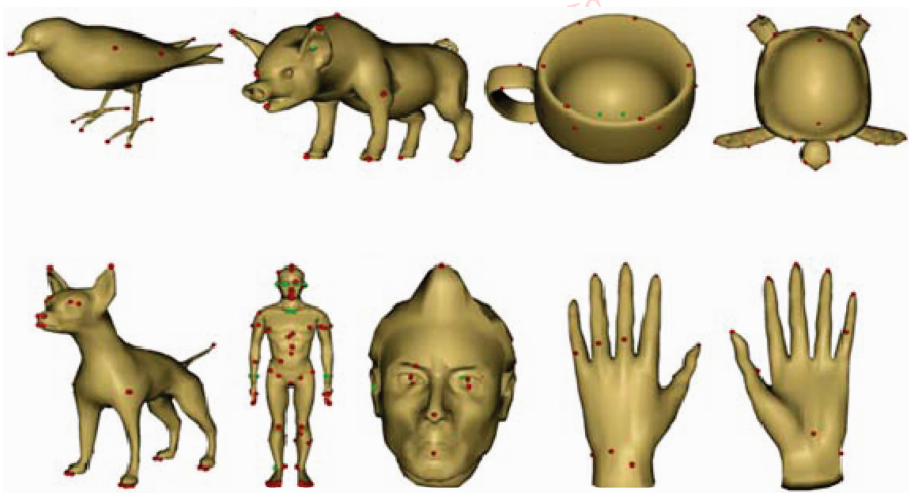


图 10 特征点检测示例

Fig. 10 An example of feature points detection

## 参考文献 (References)

- [ 1 ] Yang Yubin, Lin Hui, Zhu Qing. Content-based 3D model retrieval: a survey [ J ]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(10): 1297-1310. [ 杨育彬, 林辉, 朱庆. 基于内容的三维模型检索综述 [ J ]. 计算机学报, 2004, 27(10): 1297-1310. ]
- [ 2 ] Lee C H, Varshney A, Jacobs D W. Mesh saliency [ J ]. ACM Transactions on Graphics ( TOG ) Proceedings of ACM Siggraph, 2005, 24(3): 659-666.
- [ 3 ] Liu Y S, Liu M, Kihara D, et al. Salient critical points for meshes [ C ] // Proceedings of the 2007 ACM Symposium on Solid and Physical Modeling. Washington: University of Washington, 2007: 277-282.
- [ 4 ] Edelsbrunner H, Harer J, Zomorodian A. Hierarchical morse complexes for piecewise linear 2-manifolds [ J ]. Discrete & Computational Geometry, 2003, 30(1), 87-107.
- [ 5 ] Zou G, Hua J, Dong M, et al. Surface matching with salient keypoints in geodesic scale space [ J ]. Computer Animation and Virtual Worlds, 2008, 19(3-4): 399-410.
- [ 6 ] Lin J, Yang Y, Lu T, et al. Mesh segmentation by local depth [ J ]. Proceedings of the 2010 Second International Conference on Computer Modeling and Simulation, 2010, 1(1): 575-579.
- [ 7 ] Comaniciu D, Meer P. Mean shift analysis and applications [ J ]. Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision, 1999, 2(2): 1197-1203.
- [ 8 ] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [ J ]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [ 9 ] Li Z S, Li R F, Liu Y F, et al. A new improvement on mean-shift algorithm [ J ]. CISP'08 Proceedings of the 2008 Congress on Image and Signal Processing, 2008, 1(1): 307-311.
- [ 10 ] Yamauchi H, Lee S, Ohtake Y L Y, et al. Feature sensitive mesh segmentation with mean shift [ C ] // Proceedings of the 2005 International Conference on Shape Modeling and Applications. Washington: University of Washington, 2005: 238-245.
- [ 11 ] Cheng Y. Mean shift, mode seeking, and clustering [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(1): 790-799.