

# 点模型的多边滤波器降噪算法

杨 军<sup>1),2)</sup> 诸昌钤<sup>1)</sup> 彭 强<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(西南交通大学信息科学与技术学院, 成都 610031) <sup>2)</sup>(兰州交通大学机电工程学院, 兰州 730070)

**摘 要** 为了更好地去除噪声,并保持模型的突出特征,提出了一种鲁棒点模型多边滤波器降噪算法,该算法充分考虑了模型表面的法向量、曲率等内蕴几何量和噪声之间的关系。首先通过自适应选取最优邻域控制函数来将滤波窗口限制在顶点法向量相近的区域,以防止滤波后模型的收缩和过光顺;然后运用协方差矩阵分析的方法,在最优邻域内计算出各采样点的法向量和曲率;最后以采样点滤波参考平面为基准,分别平滑采样点的法向量和位置,即先对采样点的法向量进行多边平滑,然后根据新的法向量来多边平滑输出各采样点的位置偏移量,最后在法向方向上移动该顶点,以达到降噪的目的。实验结果表明,多边滤波器在有效地去除噪声的同时,还能较好地保持点模型表面的几何特征。

**关键词** 点模型 双边滤波器 三边滤波器 多边滤波器 协方差分析 平滑

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)03-0406-07

## Multilateral Filter Denoising Algorithm for Point-sampled Models

YANG Jun<sup>1),2)</sup>, ZHU Chang-qian<sup>1)</sup>, PENG Qiang<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Information Science & Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031)

<sup>2)</sup>(School of Mechanical & Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070)

**Abstract** In order to remove the noise efficiently and preserve the sharp features of the models, a denoising algorithm of a robust multilateral filter for point-sampled models is presented. The algorithm takes into account the relationship between noise and underlying geometric information, such as normal and curvature. First, by choosing a control function for a local adaptive optimal neighborhood, the filter window is set in the region with similar normals to avoid the problem of shrinkage and over-smoothing. Second, normals and curvatures of vertices in the optimal neighborhood are estimated by covariance matrix analysis. Third, based on the filter reference plane, normals and positions of surface points are smoothed respectively, i. e., the normals of surface points are calculated firstly by using multilateral filter, then, by applying multilateral filter again, the position offsets of sampling points are obtained, finally, each point is moved in the direction of normals being smoothed. Experiments show that the multilateral filter can remove the noise efficiently while preserving the geometric features of the surface.

**Keywords** point-sampled model, bilateral filter, trilateral filter, multilateral filter, covariance analysis, smoothing

## 1 引 言

随着计算机图形学领域对 3 维模型的真实感和复杂性需求的不断增长,使 3 维立体扫描设备备受广大设计者的青睐,也日益成为获取 3 维数字几何

模型的主要手段。3 维扫描系统的输出通常是模型的大量点云数据,这些采样点包含了物体的几何表面特征信息,如位置、法向量、颜色等,用它不仅可以方便地重建出物体的模型,并可对其进行绘制、编辑等操作。与传统的三角形(或多边形)网格模型相比,点模型不需要任何拓扑信息的支持,就可以建立

基金项目:铁道部科技研究开发项目(2003X040-A)

收稿日期:2005-07-10;改回日期:2006-01-10

第一作者简介:杨军(1973 ~ ),男,工程师。2003 年毕业于兰州交通大学,获工学硕士学位,现为西南交通大学博士研究生。研究方向为数字几何处理、虚拟现实等。E-mail: yangj@mail.lzjtu.cn

灵活的层次结构。点模型还适于表达雕像等几何形状和表面特征复杂且不规则的物体,然而,即使是高保真的扫描设备,其所获取的3维模型也会受到噪声的污染<sup>[1,2]</sup>,因此,在对点模型进行进一步操作之前必须进行降噪处理。去噪的目的是在剔除噪声以获取离散曲面更高阶光滑性的同时,尽量防止模型产生收缩和过光滑,然而降噪和特征保持是一对相互矛盾的过程。越来越多的研究者致力于各种滤波算法的研究,他们都希望在平滑噪声的同时,尽最大可能不损失模型的特征信息,特别是特征变化比较尖锐的凹凸区域。鉴于噪声通常破坏模型的法向和位置信息<sup>[3]</sup>,为此,本文提出了一种鲁棒的多边滤波器降噪算法,并将它成功应用到点模型上,即用该方法分别对采样点的法向和位置信息进行多边局部平滑,结果不仅消除了噪声,并较好地保持了模型的突出特征。

近年来,已有一些研究者提出了很多关于网格的光顺算法,如Taubin最早提出了一种简单、线性、各向同性的快速网格光顺算法<sup>[4]</sup>,该算法避免了滤波函数最小化的计算代价。Desburn等人运用平均曲率流的方法将上述算法推广到非规则网格上<sup>[5]</sup>,并引入共轭梯度算子,去除了不稳定条件,文献[5]提出的算法可以用在大规模网格的降噪上。后来,Ohtake等人又将几何平滑和参数调整的方法结合起来<sup>[6]</sup>。但是上述这些有效的算法都是各向同性的,且它们对噪声和模型的特征是不加区别地进行平滑。

最近,一些研究者受数字图像处理中各向异性扩散和尺度空间方法的启发<sup>[7]</sup>,提出了一些特征保持的曲面光顺算法<sup>[8-12]</sup>。文献[8~12]提出的算法的核心思想是修改扩散方程,将其变为非线性或各向异性的。因为曲率张量决定了局部噪声扩散,所以其在剔除噪声的同时,可保持甚至可加强模型的突出特征。但是由于这些算法要依赖大量的结构信息,以保持细节,因此影响了扩散方程的数值条件,

使得计算开销也非常大。

另外一些研究者提出了基于法向量场的噪声扩散平滑算法<sup>[13-16]</sup>,即首先对法向量场进行平滑,然后用曲面匹配新的法向量。同样,虽然文献[13~16]提出的算法处理结果比各向同性的方法要好,但和各向异性的方法一样,计算开销非常巨大。

局部自适应Wiener滤波器被Peng等人成功应用到3维网格模型<sup>[17]</sup>,后又被Pauly等人应用到点模型的噪声消除上<sup>[18]</sup>,但文献[17,18]提出的算法都要依赖于局部参数化。

Smith等人 and Tomasi等人最早由高斯滤波函数推出了用于数字图像处理的双边滤波器<sup>[19,20]</sup>,该滤波器在去噪的同时,还保持了图像的边缘特征。受此启发,一些研究者又对双边滤波算法进行了改进,并成功地应用到3维模型上。Durand等人将快速双边滤波器用于高动态范围数字图像处理上<sup>[21]</sup>。该算法首先把图像双尺度地分解为基底层(编码图像对比度大范围变化的信息)和细节层,然后在基底层上应用双边滤波进行去噪,这样不仅降低了高对比度,而且保持了细节。Jones等人提出了一种基于鲁棒统计和局部曲面一阶预测的非迭代双边滤波器<sup>[22]</sup>,并应用到3维面片的模型上。该算法先用低通滤波器平滑表面法向量,然后对三角形面片顶点进行双边滤波,从而提高了3维模型的降噪速度和处理效果。与此同时,Fleishman等人设计了一种基于双边滤波器的各向异性降噪算法<sup>[23]</sup>,即通过平滑3维网格顶点位置来达到降噪的目的。双边滤波器算法虽然在数字图像和3维网格模型的降噪上取得了较好的效果,但同时也存在以下一些不足之处:(1)对高梯度区域降噪效果较差(如图1(a)所示);(2)由于对模型中变化较剧烈的特征(如尖峰,低谷等)也进行了平滑,从而“削去”了最尖锐的部分(如图1(b)所示);(3)易混合邻近的特征区域(如图1(c)所示)。

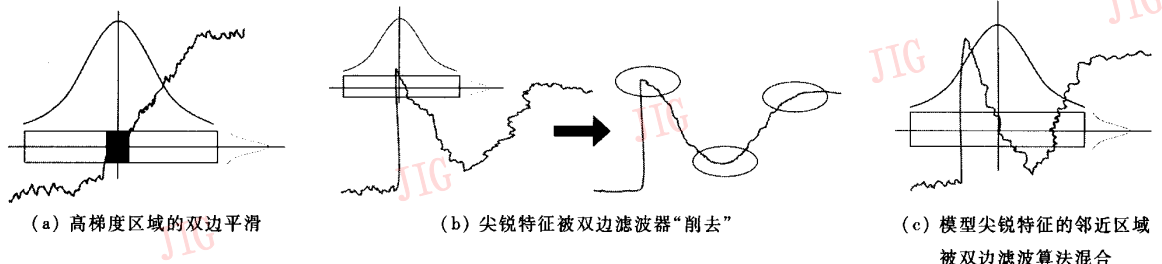


图1 双边滤波器的缺陷

Fig.1 The drawbacks of bilateral filter

鉴于上述原因, Choudhury 等人设计了三边滤波器<sup>[24]</sup>, 该算法首先根据双边平滑梯度倾斜(或旋转)滤波窗口(如图 2(b)所示); 然后将滤波窗口限制在平滑梯度相近的区域(如图 2(c)所示); 最后通过参数调节把滤波窗口进一步限制在最佳的降噪邻域内(如图 2(d)所示), 三边平滑得到的新输出即为最终降噪结果。该算法应用在高对比度数字图像和 3 维网格上, 虽取得了比双边滤波器好的噪声剔除和特征保持效果, 但文献[24]的算法并没有考虑模型的曲率信息和噪声之间的关系。

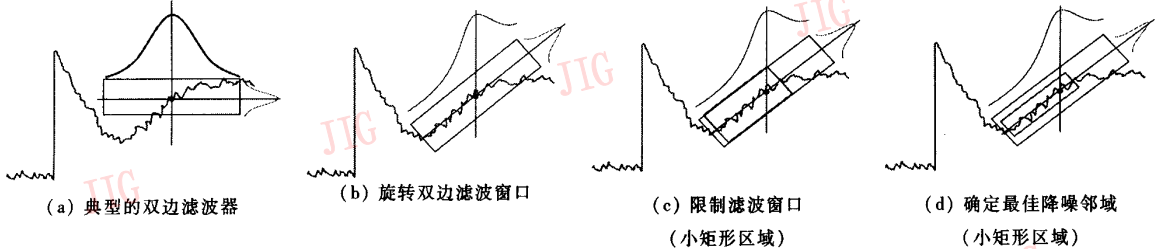


图 2 三边滤波的过程

Fig. 2 The process of trilateral filter

本文在双边滤波器和三边滤波器基础上, 提出了多边滤波器降噪算法, 并成功应用到点模型上。由于点模型本身并没有显式的拓扑连接信息, 其去噪变得相对比较困难, 因此上述网格光顺算法不能简单地推广到点模型上来。本文算法将模型曲率和噪声的量值关系引入降噪方程, 并通过一个自适应控制函数, 先找到最优的降噪邻域, 然后在该邻域内运用协方差分析的方法计算各顶点的法向量和曲率信息。本文算法分别对采样点的法向量和位置信息进行多边滤波, 并以某个采样点的滤波参考平面为基础, 先多边平滑输出最优邻域内其他点对该点法向量的贡献, 再利用新的法向量值计算出采样点的位置偏移量, 然后移动该点到新的位置, 即得到最终的降噪模型。

## 2 算法及实现

### 2.1 2 维数字图像的双边滤波算法

式(1)、式(2)就是 Tomasi 和 Manduchi 最早针对 2 维数字图像  $I(u)$  设计的双边滤波器<sup>[20]</sup>。设  $u = (x, y)$  为任意像素,  $M(u)$  为像素点  $u$  的某个邻域,  $p$  是该邻域中的像素点, 其亮度值为  $I(p)$ , 则滤波输出方程为

$$\hat{I}(u) = \frac{1}{k(u)} \sum_{p \in M(u)} I(p) W_s(\|p - u\|) W_l(|I(u) - I(p)|) \quad (1)$$

$k(u)$  为归一化因子,

$$k(u) = \sum_{p \in M(u)} W_s(\|p - u\|) W_l(|I(u) - I(p)|) \quad (2)$$

邻域内(如图 2(d)所示), 三边平滑得到的新输出即为最终降噪结果。该算法应用在高对比度数字图像和 3 维网格上, 虽取得了比双边滤波器好的噪声剔除和特征保持效果, 但文献[24]的算法并没有考虑模型的曲率信息和噪声之间的关系。

$W_s$ (下角 S 代表 space)和  $W_l$ (下角 I 代表 influence)分别为空间权重函数和影响权重函数, 它们在定义域内是正的减函数, 且都由标准高斯核函数给出, 即

$$W_s(x) = e^{-x^2/2\sigma_s^2} \quad (3)$$

$$W_l(x) = e^{-x^2/2\sigma_l^2} \quad (4)$$

### 2.2 点模型的多边滤波算法

点模型的多边滤波算法分为以下 3 步: (1) 估计点模型上各采样点的法向和曲率信息; (2) 预平滑法向量, 先确定滤波参考平面, 再多边平滑采样点的法向量; (3) 根据输出法向量计算采样点位置的偏移量, 移动各点到新的位置。

#### 2.2.1 采样点法向量和曲率估计

本文在对点模型中各采样点的法向和曲率估计时, 采用了文献[25, 26]中提出的方法——协方差分析法(covariance analysis, CA)。设输入采样点数据集  $\Omega = \{q_j\}_{j \in [1, m]}$ ,  $q_j \in \mathbf{R}^3$ , 给定任意一点  $p \in \{p_i\}_{i \in [1, n]}$ ,  $n \leq m$ , 点集  $\{p_i\}$  为集合  $\Omega$  的一个子集, 亦即为点  $p$  的一个最优邻域。关于最优邻域大小的确定将在后面的章节中讨论。采样点  $p$  的协方差矩阵如下所示:

$$C = \begin{bmatrix} p_{i,1} - p_c \\ \dots \\ p_{i,k} - p_c \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} p_{i,1} - p_c \\ \dots \\ p_{i,k} - p_c \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, 上标 T 表示转置,  $p_{i,k}$  表示第  $i$  个采样点的最优邻域内的第  $k$  个采样点,  $p_c$  (下角 c 代表 center) 表示采样点  $p$  的邻域  $\{p_{i,k}\}$  的重心。通过对局部邻域的协方差矩阵的分析可以估计局部曲面的内蕴几何

量。以下考虑特征值问题:

$$C \cdot e_l = \lambda_l \cdot e_l, l \in \{0, 1, 2\} \quad (6)$$

因为  $C$  为三阶半正定对称矩阵, 所以特征值  $\lambda_l$  为实数, 特征向量  $e_l$  构成一个正交标架, 对应于点集  $\{p_i\}$  的主元。  $e_l$  用于度量沿相应的特征向量方向采样点  $p_i$  的变化, 总的变化由下式给出:

$$\sum_{|p_i|} |p_i - p_c|^2 \lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2 \quad (7)$$

不妨设  $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$ , 则平面  $\Psi(p_i): (p_i - p_c) \cdot e_0 = 0$  穿过  $p_c$ , 并且到采样点  $p$  的邻域内点的距离的平方和最小。所以  $e_0$  可近似地视为曲面在点  $p$  的法向量  $N_p$ , 即  $N_p = e_0$ , 换句话说,  $e_1$  和  $e_2$  在点  $p$  张成了一个切平面。  $\lambda_0$  在数值上描述了曲面沿法向量的变化, 也就是采样点偏离切平面的大小。采样点  $p$  在最优  $k$  邻域内的曲面变分定义为

$$\eta_k(p) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2} \quad (8)$$

于是点模型在顶点  $p$  处的曲率  $h_i$  可近似为该点的曲面变分  $\eta_k(p)$ , 即  $h_i = \eta_k(p)$ 。

### 2.2.2 多边平滑法向量

如前所述, 由于多边滤波器是在双边滤波器和三边滤波器基础上设计提出的, 所以必须旋转双边滤波器窗口, 使其尽可能包含与法向量相近的采样点区域。本文设计了滤波参考平面作为窗口的基准。为找到这个参考平面, 可首先对各采样点的法向量进行预平滑, 设  $\hat{N}_p$  为任意一点  $p$  的预平滑法向量, 然后过点  $p$  作垂直于  $\hat{N}_p$  的平面  $H_p$ , 即为滤波参考平面。

设  $N_p$  为给定模型上任意一点  $p$  的法向量,  $p \in \{p_i\}_{i \in [1, n]}$ ,  $\{p_i\}$  为输入采样点数据集  $\Omega$  的一个子集,  $\Omega = \{q_j\}_{j \in [1, m]}$ ,  $q_j \in \mathbf{R}^3$ ,  $n \leq m$ , 则

$$\hat{N}_p = \frac{1}{k_1(p_i)} \sum_{|p_i|} N_{p_i} W_s(\|X_p - X_{p_i}\|) W_l(N_p - N_{p_i}) \quad (9)$$

归一化因子为

$$k_1(p_i) = \sum_{|p_i|} W_s(\|X_p - X_{p_i}\|) W_l(N_p - N_{p_i}) \quad (10)$$

其中,  $W_s$  和  $W_l$  都为标准高斯核函数。

旋转后的滤波窗口要被限定在一个最优的邻域内, 才不会因使窗口跨越到法向量相差较大的区域而导致模型的突出特征被平滑。本文设计了一个自适应的最优邻域选取控制函数  $g(p, p_i)$ , 对于某个采样点  $p$ , 如果  $g(p, p_i) = 1$ , 则表明其邻域内的点  $p_i$  的法向量  $N_{p_i}$  和点  $p$  的预平滑法向量  $\hat{N}_p$  相近; 若

$g(p, p_i) = 0$ , 则  $p_i$  不是  $p$  的最优邻域内的点。  $g(p, p_i)$  由下列方程给出:

$$g(p, p_i) = \begin{cases} 1 & \text{若 } \|\hat{N}_p - N_{p_i}\| < \varepsilon \\ 0 & \text{其他情况} \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $\varepsilon$  为阈值, 其值大小将在后面的讨论中给出。

根据函数  $g(p, p_i)$ , 从点  $p$  开始, 按宽度优先的方法遍历其周围的采样点, 直至找到点  $p$  的最优邻域。用同样的方法还可以找到集合  $\Omega$  中所有采样点的局部最优邻域。

用各采样点的平滑法向量  $\hat{N}_p$  做该点的滤波参考平面  $H_p$  (如图3所示), 为了简化问题, 可用2维表示3维。过点  $p$  作平面  $H_p$  垂直于  $\hat{N}_p$ , 该平面将作为滤波窗口的基准轴线, 然后分别将点  $p$  的最优邻域内各采样点向平面  $H_p$  进行正交投影, 设交点为  $\hat{p}_i$ 。

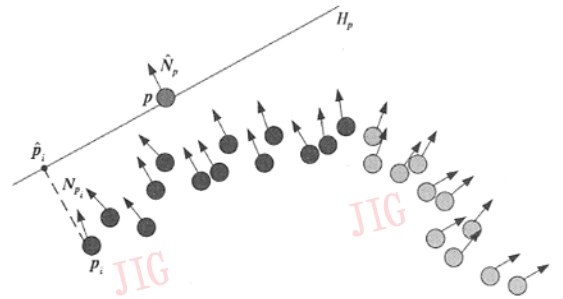


图3 由预平滑的法向量  $\hat{N}_p$  定义的滤波参考平面  $H_p$

Fig. 3 Defining the filter plane  $H_p$  by a pre-smoothed normal vector  $\hat{N}_p$

接下来计算各点的多边平滑法向量的输出  $N_p^{out}$ 。其空间权重函数  $\Phi_s(\tau_s) = e^{-\tau_s^2 / 2\delta_s^2}$ ,  $\tau_s = \|X_p - X_{p_i}\|$ , 即权值由点  $p$  到  $p_i$  的3维欧氏距离来分配, 若距离大, 则各点对点  $p$  的贡献小, 权值就小, 反之亦然。参数  $\delta_s$  由用户输入, 对于不同的模型, 可根据采样点的分布密度在实验中找到  $\delta_s$  最佳的取值范围。影响权重函数为  $\Phi_l(\tau_l) = e^{-\tau_l^2 / 2\delta_l^2}$ , 其中  $\tau_l = \|\hat{N}_p - N_{p_i}\|$ , 若邻域内各采样点  $p_i$  的法向量  $N_{p_i}$  与点  $p$  的预平滑法向量  $\hat{N}_p$  越接近, 则对输出的贡献越大, 即权值越大。影响参数  $\delta_l$  由下式给出:

$$\delta_l = \alpha (\max \langle N_{p_i}, \hat{N}_p \rangle - \min \langle N_{p_i}, \hat{N}_p \rangle) \quad (12)$$

$\max \langle N_{p_i}, \hat{N}_p \rangle$  和  $\min \langle N_{p_i}, \hat{N}_p \rangle$  分别为  $N_{p_i}$  和  $\hat{N}_p$  内积的最大值和最小值。  $\alpha$  是调节参数, 笔者通过大量的实验统计出  $\alpha$  的变化范围为  $[0.1, 0.2]$ , 本文中取  $\alpha = 0.15$ 。非线性权重函数  $\Phi_s$  和  $\Phi_l$  的值域为  $[0, 1]$ 。另外, 在自适应最优邻域控制方程中, 取  $\varepsilon = \delta_l$ 。设

$h_{max}$  和  $h_{min}$  分别为邻域内采样点曲率的最大值和最小值, 则  $t_i = (h_i - h_{min}) / (h_{max} - h_{min})$  表示噪声大的地方曲率也大, 且顶点移动的幅度就大, 这种估计是一种收敛估计, 完全符合曲线曲面的光滑性理论。由曲面变分的公式(式(8))可知, 很多区域曲率过大是因为噪声点偏离太远而引起的, 而本文设计的曲率权函数  $t_i$ , 其目的也是为了有效快速地剔除这些稍大的噪声。综上所述, 各采样点法向量的多边滤波输出为

$$N_p^{out} = \hat{N}_p + N_{con} \quad (13)$$

$$N_{con} = \frac{1}{k_1(p_i)} \sum_{|p_i|} \tau_s \Phi_s(\tau_s) \Phi_1(\tau_1) g(p, p_i) (1 + t_i) \quad (14)$$

归一化因子为

$$k_1(p_i) = \sum_{|p_i|} \Phi_s(\tau_s) \Phi_1(\tau_1) g(p, p_i) (1 + t_i) \quad (15)$$

### 2.2.3 多边平滑采样点的位置

最后, 再一次利用多边滤波器计算各采样点在新的法方向上的位置偏移量。前面讨论得到的最优邻域控制函数  $g(p, p_i)$ 、滤波参考平面  $H_p$ 、曲率函数  $t_i$  在此仍然适用。这里, 空间权重函数为

$$\Psi_s(\xi_s) = e^{-\xi_s^2 / 2\delta_s^2}, \xi_s = \|X_p - X_{p_i}\|$$

即权值由点  $p$  与点  $p_i$  在滤波参考平面  $H_p$  上的投影点  $\hat{p}_i$  之间的 3 维欧氏距离确定。影响权重函数为  $\Psi_1(\xi_1) = e^{-\xi_1^2 / 2\delta_1^2}, \xi_1 = \|X_p - X_{p_i}\|$ , 即权重由点  $p$  的最优邻域内采样点  $p_i$  到它在滤波参考平面  $H_p$  上的投影点  $\hat{p}_i$  之间的 3 维欧氏距离确定。参数  $\delta_s, \delta_1, \alpha, \varepsilon$  的取值如前所述。这样各采样点位置的多边滤波输出为

$$X_p^{out} = X_p + X_p^{mov} \quad (16)$$

$$X_p^{mov} = \frac{N_p^{out}}{k_2(p_i)} \sum_{|p_i|} \xi_1 \Psi_s(\xi_s) \Psi_1(\xi_1) g(p, p_i) (1 + t_i) \quad (17)$$

归一化因子为

$$k_2(p_i) = \sum_{|p_i|} \Psi_s(\xi_s) \Psi_1(\xi_1) g(p, p_i) (1 + t_i) \quad (18)$$

$X_p^{mov}$  为采样点  $p$  沿法向量  $N_p^{out}$  的位移量。

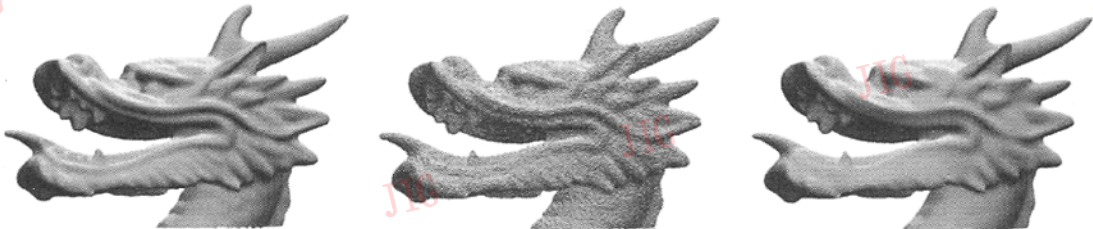
## 3 实验结果分析

为验证本文算法的效果, 笔者采用了 Fandisk, Igea 等几种常用的 3 维模型进行了不同算法的去噪效果对比实验。实验在 VC6.0 + +, OpenGL2.0 环境下进行, 硬件平台为奔腾 4 超线程处理器 2.80GHZ, 512M 内存的 PC 机。

图 4(a) 为原始输入模型, 图 4(b) 为加入任意高斯随机噪声的模型, 本文的算法不仅很好地去除了噪声, 还保持了模型的突出特征(如图 4(c) 所示的模型的尖角处及凹凸处)。

图 5 是一组近年来在双边滤波器算法<sup>[20]</sup>基础上提出的降噪平滑算法与本文算法的实验结果比较。非迭代双边滤波器算法虽然处理速度较快, 但去噪不彻底, 模型还有明显的噪声残余。本文算法的处理结果和三边滤波器降噪算法接近, 但在局部细节上要优于三边平滑算法, 其主要是因为本文算法将模型的曲率和噪声之间的关系引入降噪方程中, 从而使平滑和特征保持的效果进一步提高。

图 6(b) 为各向同性算法的实验结果, 由于它的主要缺点是将噪声和模型的凹凸特征不加区别地同时进行平滑, 因此突出特征部位有些模糊。图 6(c) 为各向异性算法的实验结果, 其虽然取得了较好的降噪效果, 但在某些部位平滑效果不够好, 如模型 Igea 的鼻尖部位的放大效果(图 6(f) 所示), 同时该算法复杂, 计算开销较大。图 6(d) 和图 6(g) 为本文算法的实验结果, 由该两图可见, 本文算法不仅较好地剔除了噪声, 并保持了模型的突出几何特征, 而且算法不需多次迭代。



(a) 无噪声的原始模型 (b) 加入随机噪声的模型 (c) 本文算法的滤波效果

图 4 本文算法对龙的模型(头部)的降噪效果

Fig. 4 The denoising effect of the Stanford dragon model(head) with our method

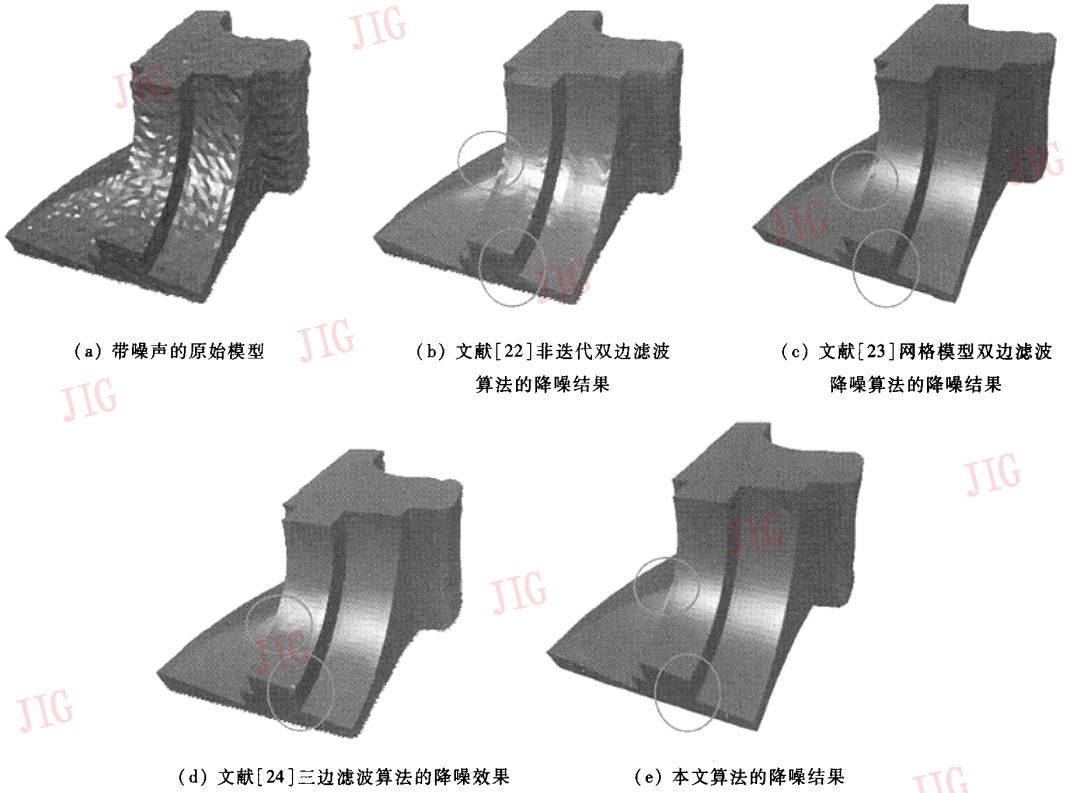


图 5 典型的滤波算法与本文算法的比较(圆圈标注的部分是需要比照的区域)

Fig. 5 The comparisons of several classic filtering algorithms with our method (the circles indicate the regions of being compared)

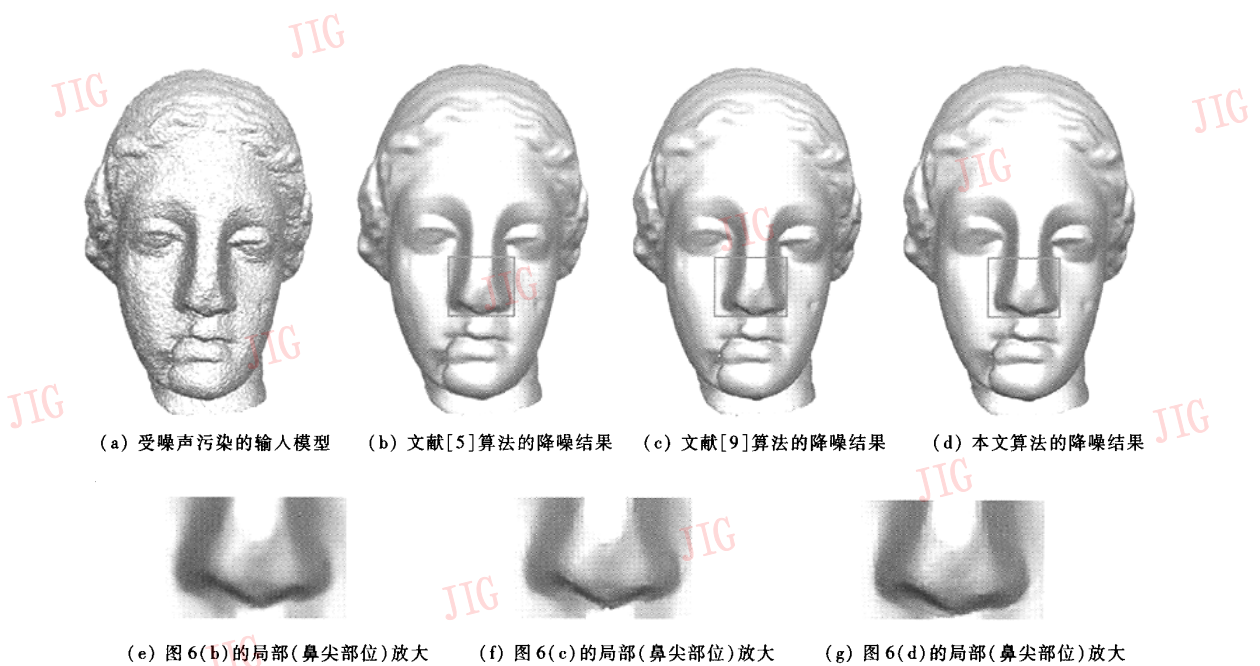


图 6 几种滤波算法与本文算法比较

Fig. 6 The comparisons of several filtering algorithms with our method

## 4 结 论

本文针对点模型提出了多边滤波器降噪算法,该算法充分考虑了模型的内蕴几何量和噪声之间的关系,实验结果表明,该算法是鲁棒的。它不仅能较好地剔除点模型表面的噪声,而且能较好地保持模型的几何特征。本文的算法只需用户输入较少的参数就可以自适应地完成最优邻域选取和噪声平滑处理,且只需一次计算,不需要多次迭代。另外,本文算法不仅可以扩展到高维空间,并可推广应用 to 网格模型的平滑处理上。

今后将在以下两方面进一步改进多边滤波算法:(1)对于噪声比较大的点模型,可在多边滤波之前先剔除游离于几何表面外的离群噪声点(outliers),使这些点不参与平滑计算;(2)改进自适应最优邻域控制函数,并充分考虑点模型表面曲率、采样密度与邻域选取的关系。

### 参考文献 (References)

- Rusinkiewicz S, Hall-Holt O, Levoy M. Real-time 3D model acquisition[J]. ACM Transactions on Graphics, 2002, 21(3): 438 ~ 446.
- Levoy M, Pulli K, Curless B, et al. The digital michelangelo project: 3D scanning of large statues [A]. In: Proceedings of Siggraph[C], New Orleans, LA, USA, 2000: 131 ~ 144.
- Jones R, Duard F, Zwicker M. Normal improvement for point rendering[J]. IEEE Computer Graphics and Applications(CG&A), 2004, 24(3): 53 ~ 56.
- Taubin G. A signal processing approach to fair surface design[A]. In: Proceedings of Siggraph[C], Los Angeles, CA, USA, 1995: 351 ~ 358.
- Desbrun M, Meyer M, Schröder P, et al. Implicit fairing of irregular meshes using diffusion and curvature flow[A]. In: Proceedings of Siggraph[C], Los Angeles, CA, USA, 1999: 317 ~ 324.
- Ohtake Y, Belyaev A, Bogaeski I. Polyhedral surface smoothing with simultaneous mesh regularization[A]. In: Proceedings of Geometric Modeling and Processing[C], Hong Kong, China, 2000: 229 ~ 237.
- Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629 ~ 639.
- Desbrun M, Meyer M, Schröder P, et al. Anisotropic feature-preserving denoising of height fields and bivariate data[A]. In: Proceedings of Graphics Interface[C], Montreal, Quebec, Canada, 2000: 145 ~ 152.
- Clarenz U, Diewald U, Rumpf M. Anisotropic geometric diffusion in surface processing[A]. In: Proceedings of IEEE Visualization[C], Salt Lake City, Utah, USA, 2000: 397 ~ 405.
- Meyer M, Desbrun M, Schröder P, et al. Discrete differential-geometry operators for triangulated 2-manifolds[A]. In: Proceedings of Visualization and Mathematics[C], Berlin, Germany, 2002: 321 ~ 330.
- Zhang H, Fiume E L. Mesh smoothing with shape or feature preservation [A]. In: Proceedings of Advances in Modeling, Animation, and Rendering[C], Bradford, UK, 2002: 167 ~ 182.
- Bajaj C, Xu G. Anisotropic diffusion on surfaces and functions on surfaces[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(1): 4 ~ 32.
- Taubin G. Linear anisotropic mesh filtering[R]. Technical Report RC2213, IBM Thomas J. Watson Research Center, 2001.
- Belyaev A, Ohtake Y. Nonlinear diffusion of normals for crease enhancement[A]. In: Proceedings of SPIE Annual Meeting on Vision Geometry X[C], San Diego, CA, USA, 2001: 42 ~ 47.
- Ohtake Y, Belyaev A, Seidel H P. Mesh smoothing by adaptive and anisotropic gaussian filter[A]. In: Proceedings of Vision, Modeling and Visualization[C], Erlangen, Germany, 2002: 203 ~ 210.
- Tasdizen T, Whitaker R, Burchard P, et al. Geometric surface smoothing via anisotropic diffusion of normals[A]. In: Proceedings of IEEE Visualization[C], Boston, MA, USA, 2002: 125 ~ 132.
- Peng J, Strela V, Zorin D. A simple algorithm for surface denoising [A]. In: Proceedings of IEEE Visualization 2001[C], San Diego, CA, USA, 2001: 107 ~ 112.
- Pauly M, Gross M. Spectral processing of point-sampled geometry [A]. In: Proceedings of ACM Siggraph[C], Los Angeles, CA, USA, 2001: 379 ~ 386.
- Smith S M, Brady J M. Susan: a new approach to low-level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45 ~ 78.
- Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision[C], Bombay, India, 1998: 836 ~ 846.
- Durand F, Dorsey J. Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images[J]. ACM Transactions on Graphics, 2002, 21(3): 257 ~ 266.
- Jones T R, Durand F, Desbrun M. Noniterative, Feature-preserving mesh smoothing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 943 ~ 949.
- Fleishman S, Drori I, Cohen-Or D. Bilateral mesh denoising[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 950 ~ 953.
- Choudhury P, Tumblin J. The trilateral filter for high contrast images and meshes [A]. In: Proceedings of Eurographics Symposium on Rendering[C], San Diego, CA, USA, 2003: 186 ~ 196.
- Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [J]. ACM Transactions on Graphics, 1992, 26(2): 71 ~ 78.
- Pauly M, Gross M, Kobbelt L. Efficient simplification of point-sampled geometry[A]. In: Proceedings of IEEE Visualization[C], Boston, MA, USA, 2002: 163 ~ 170.