网格模型上基于线性插值的自适应保特征去噪算法

岳少阳¹⁾, 李楠楠¹⁾, 王为莹¹⁾, 王辉²⁾, 包敏泽¹⁾, 蒋波^{1)*}

¹⁾ (大连海事大学信息科学技术学院 大连 116000)

²⁾ (石家庄铁道大学信息科学技术学院 石家庄 050000)
(nannanli@dlmu.edu.cn)

摘 要: 网格去噪是改善扫描设备所得数据并为后续数字几何处理提供理想模型的重要步骤. 针对近年来涌现出的各种网格去噪算法难以平衡好时间消耗和去噪结果之间的关系, 提出一种高效的基于线性插值的框架性保特征去噪算法, 将体现结构特征的充分磨光模型与包含综合信息的噪声模型进行联合分析, 通过自适应的线性插值算法逐步从噪声模型中提取出特征信息加到光滑模型中, 从而实现保持不同程度特征(从显著特征到微弱特征)的去噪结果. 同时提出迭代去噪算法的迭代终止判别条件, 可为不同迭代去噪算法提供自动且可靠的终止条件. 大量在不同复杂度和不同噪声程度的模型上的实验结果表明, 与现有的局部迭代算法相比, 该算法取得更好的视觉效果和较低的均方角度误差值, 能够保持不同程度的特征且具有较好的时间性能.

关键词: 网格去噪; 线性插值; 保特征; 不同程度的特征; 自适应设置

中图法分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2020.18104

Linear Interpolation Based Adaptive Feature-Preserving Filtering Method on Mesh Models

Yue Shaoyang¹⁾, Li Nannan¹⁾, Wang Weiyang¹⁾, Wang Hui²⁾, Bao Minze¹⁾, and Jiang Bo^{1)*}

¹⁾ (School of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, Dalian 116000)

²⁾ (School of Information Science and Technology, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050000)

Abstract: Mesh denoising is an important step to improve the data obtained by scanning devices and it provides an ideal model for subsequent digital geometry processing. The main challenge is to remove the noises while maintaining its geometric features, especially weak features. The denoising methods occurred in recent years oftentimes lack the capability to balance between time consumption and denoising results. Therefore, this paper proposes an efficient feature preserving denoising framework based on linear interpolation. In order to realize feature-preserving (for features of different levels, from salient features to weak features) denoising, this paper uses the interpolation method to jointly analyze the fully polished model that reflects the structural features and the noisy model that contains the comprehensive information. By designing an adaptive interpolation method, the features of different levels are extracted from the noisy model and added to the smooth model. At the same time, an automatic termination judgment for the iterative denoising algorithm is proposed, which provides automatic and reliable termination conditions for different iterative denoising al-

收稿日期: 2019-09-30; 修回日期: 2020-02-04. 基金项目: 国家自然科学基金(61802045, 61972267); 虚拟现实技术与系统国家重点实验室(北京航空航天大学)开放课题基金(VRLAB2020A04); 大连市科技创新基金(应用基础研究)(2018J12GX042); 河北省自然科学基金(F2018210100); 河北省高等学校青年拔尖人才项目(BJ2018003). 岳少阳(1993—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 李楠楠(1987—), 女, 博士, 讲师, 硕士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为计算机图形学、深度学习、计算机视觉; 王为莹(1995—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形学; 王辉(1983—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为计算机图形学; 包敏泽(1994—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算几何; 蒋波(1960—), 男, 硕士, 硕士生导师, 论文通讯作者, 主要研究方向为软件技术与算法、软件理论与软件工程、计算几何.

gorithms. The quantitative and qualitative results on synthetic and real data with various levels of noises show that our method can achieve efficient and robust denoising results.

Key words: mesh denoising; linear interpolation; feature-preserving; different levels of features; adaptive settings

1 介绍

随着数字几何应用的不断拓展,其对三维模型的需求量与日俱增,但是在使用三维扫描设备(如三维摄像机和激光扫描仪等)获取三维模型的过程中,模型不可避免地被引入不同复杂程度的噪声.因此,网格模型去噪是数字几何处理的重要步骤.网格去噪算法的主要目的是能够在去除模型上噪声的同时保留或者恢复模型自身的特征,并且不引入额外的噪声.网格去噪算法根据模型点位置、点法向和面法向等几何信息对模型的特征位置进行分析与识别.由于模型的形态差异较大、噪声程度难以判别,现有算法往往采取多步骤或者多次迭代的方式进行处理,使得算法的时间复杂度较高,并且需要大量地调参、终止迭代等手工操作.因此,本文提出一套基于线性插值的框架性去噪算法.

在三维去噪问题中,最早提出的是局部迭代算法^[1-12],其特点是能够较好地利用模型的邻域信息来描述模型局部细节特征.局部算法需要将卷积操作扩散到全模型,但是依赖于较多次数的迭代.当迭代次数过多时,弱特征会被去除,而当迭代次数过少时,则不能很好地去除噪声.因此需要人为参与卷积函数方差选取与迭代步骤设定.相比之下,全局算法^[13-18]不需要迭代,且由于其基于模型的全局优化而能够保持模型的整体结构,但是此类算法中卷积方差往往是全局统一设定的,导致细节特征不能被很好地保持.为了提升局部和全局算法的性能,一些工作^[19-21]倾向于在全局算法或者局部算法的基础之上加入一步或者更多的预处理或者后处理步骤.例如,特征探测和子邻域搜索等.多步骤算法虽然能够通过特征探测识别特征与噪声,但是处理步骤过多,需要调节的参数过多,算法的时间复杂度较高.最新的网格去噪工作主要借助于深度学习工具^[22-23],并取得显著效果,但是此类算法训练过程需要消耗大量的时间,而且去噪学习的泛化能力还比较差,很难恢复没有被包含在训练集中的特征.综上所述,如何简化三维模型去噪过程、提出一种鲁棒高效的算法是

一个亟待解决的问题.

由于局部去噪算法能够较好地保持模型的局部特征,但随着迭代进行一些微弱特征被逐步去除,较多研究工作尝试在迭代的过程中逐渐地加入特征来改进其性能.Wang等^[5]在双边滤波^[3]的基础上,应用滚动指导滤波来进行改进,为了达到挖掘噪声中隐藏的特征信息,在每一次迭代的过程中将原始法向作为卷积对象,而不是反复对上一步所得法向进行卷积.但是该算法不是自适应的,不能根据每个三角形面片的情况做差异化处理.两步骤的算法^[15]先用全局的拉普拉斯规范得到基底模型,再用压缩感知从基底模型和输入模型的残差中恢复特征.由此可见,原始噪声网格中隐含着模型的噪声信息;因此,本文希望用原始噪声模型和充分磨光模型进行插值、逐渐提取噪声模型中的特征加到光滑模型中.

综上,本文提出一种基于线性插值的、快速高效的网格模型去噪框架性算法,其总体来看是将去噪模型看做噪声模型和充分磨光模型的中间插值结果.之所以说其为框架性算法,是因为其中环节中的充分磨光模型获取算法和插值算法皆可替换.本文通过设计自适应的插值函数,将噪声模型上的特征逐步提取出来加到充分光滑模型上.其中插值函数的设计主要基于如下观察:在局部迭代的过程中,光滑区域的法向应趋于稳定不变,特征区域的法向信息应逼近噪声模型中隐含的特征信息.进一步地,而且通过设计迭代终止条件,有效地避免现有迭代去噪算法人工控制迭代过程的问题,在线性插值提升效率的基础上进一步简化去噪步骤.

2 相关工作

2.1 全局和局部算法

局部算法是去噪中比较经典的算法,鉴于面法向比顶点位置能更好地表示局部几何信息,通常研究人员通过面法向进行滤波后的法向来更新点的位置,以得到去噪后的曲面.局部算法对法向的处理通常是使用卷积函数对三角形面片与邻域

法向几何信息的差异进行加权取均值达到去噪的目的. 研究人员考虑使用三角形面片不同的几何信息^[1,3,10]或者改进卷积核函数^[11-12]来提升去噪性能. Fleishman 等^[1]和 Zheng 等^[3]的算法都是对图像双边滤波的延伸. Fleishman 等^[1]考虑顶点位置局部差异和点法向差异来做高斯卷积, Zheng 等^[3]考虑的是质心距离和法向差异来做高斯卷积, 与文献[1]相比它们对局部细节特征处理得更加细致. 与之前常规滤波算法考虑模型法向信息和顶点信息不同, Centin 等^[10]使用模型曲率信息, 通过局部曲率变化和总体曲率变化更新法向, 以保持和增强模型的特征. 通过改变卷积核函数来改变法向权重也是改进方式之一, Liu 等^[11]提出在测地距上计算法向差异, Yadav 等^[12]通过改进的高斯卷积核函数来阻止尖锐边区域的扩散. Zhang 等^[4]首先在原始模型上提取出指导信号, 然后利用指导信号来改进双边权重设计. Wang 等^[5]在 Zheng 等^[3]基础之上提出滚动指导滤波^[6], 迭代过程中每一步都用原始的法向作为指导, 更好地保持了原始模型的特征. Liu 等^[7]在指导滤波^[4]的基础上, 通过特征探测识别特征面与非特征面, 并提出邻域选择的度量来增强特征, 取得比指导滤波更好的效果. 滤波过程中对邻域面片进行选择^[2,8-9]的处理同样可以提升效果. Sun 等^[2]根据三角形面片与邻域面片法向角度选择邻域, Li 等^[8]在滤波过程中对尖锐特征使用基于边的邻域处理, Hurtado 等^[9]选择邻域除了点和法向信息外考虑梯度信息来处理邻域. 局部算法能够通过迭代很好地逐渐恢复特征, 但为了保持细节特征, 局部算法的迭代次数往往很难自动设定.

基于优化模型的全局去噪算法近些年也受到广泛关注. Zheng 等^[3]提出基于双边权拉普拉斯的各向同性去噪算法, 但是拉普拉斯无法区分微弱特征与噪声, 并且无法处理好大噪声模型. 基于边缘算子的网格去噪算法^[13]和结合分段常量函数和总体变化的变分网格去噪算法^[16]都可以解决文献[3]中算法存在的问题, 但是对于最后模型的光滑弧形区域总是存在不理想梯状效果, 特别是 He 等^[13]的算法. Zhao 等^[14]对非凸求解过程进行优化, 提出一个改进的交替策略来求解最小问题. Wang 等^[15]从用全局拉普拉斯规范得到的基底网格和原始网格的残差中通过压缩感知恢复特征. 二阶规范化^[17-18]在多种去噪算法得到应用, Liu 等^[17]的算法将二阶规范化与法向保真项相结合; Zhong 等^[18]在文献[17]的基础之上, 考虑总体变分差异和法向的保真, 更好地保持了模型的细节. 全局算法能够较好地保

留整体结构, 但是并不能很好地保持局部细节.

2.2 其他去噪算法

为了提升局部和全局算法的性能, 一系列混合使用全局滤波、局部滤波、中值滤波、特征探测、子邻域搜索和点的滤波等的多步骤算法^[19-21]被提出. 因为多步骤类算法处理细致, 所以取得了较好的效果. 但是它们均存在计算复杂度较大、参数过多等问题.

深度学习的算法^[22-23]也被应用到去噪问题中. Wang 等^[22]提出通过滤波面法向描述子, 从噪声网格面邻域到没有噪声网格面法向中的映射形成非线性回归函数, 使用回归函数来计算新的面法向. Wang 等^[23]提出先从噪声模型和真实模型中学习, 使用噪声差异通过神经网络来移除噪声, 然后从滤波模型和真实模型通过回归函数恢复特征. 深度学习的算法取得一定的效果, 但是训练过程是耗时的, 并且训练结果受数据集的影响, 没有被包含在训练数据集中的特征是不能恢复的.

3 经典去噪算法与知识准备

网格上的去噪算法由双边滤波算法开始并围绕其展开, 所以本节首先介绍经典的双边滤波^[3], 然后介绍其改进算法滚动指导滤波^[5], 也以此展开对相关知识的介绍, 为后续章节做准备.

给定一个三角网格模型, 记网格 $M=(V, E, F)$, 其中, V , E 和 F 分别表示网格的顶点、边和面的集合. 以 c_i 表示三角面片的质心, n_j 表示三角形面片的原始法向, P_i 表示三角形面片的邻域, ε_{ij} 表示三角形面片的采样率(一般取值三角形面片的面积), 采样率能够改进不规则的面采样模型的去噪效果.

双边滤波算法可以表示为

$$n_i^{t+1} = \frac{\sum_{j \in P_i} W_c(\|c_i - c_j\|) W_s(\|n_i^t - n_j^t\|) \varepsilon_{ij} n_j^t}{\sum_{j \in P_i} W_c(\|c_i - c_j\|) W_s(\|n_i^t - n_j^t\|) \varepsilon_{ij}} \quad (1)$$

其中, W_s 和 W_c 分别为面心(三角面片的质心)距离和面法向差异的高斯卷积函数, 它们分别定义为

$$\begin{cases} W_c(\|c_i - c_j\|) = \exp\left(\frac{-\|c_i - c_j\|^2}{2\sigma_c^2}\right) \\ W_s(\|n_i^t - n_j^t\|) = \exp\left(\frac{-\|n_i^t - n_j^t\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \end{cases} \quad (2)$$

其中, σ_s 和 σ_c 为高斯函数的方差参数, σ_c 通常被设定为所有邻接三角面片面心的平均距离; n_j^t 表示

三角形第 j 个面片迭代 t 次之后的法向. 上述的网格上的双边滤波算法是一个局部迭代算法, 它可以得到较好的去噪效果, 但难以解决收敛性问题. 随着迭代次数的增多, 噪声被卷积操作逐步平滑掉的同时, 不同程度的特征也会被去掉. 滚动指导法向滤波^[8]表示为

$$\mathbf{n}_i^{t+1} = \frac{\sum_{j \in P_i} W_c(\|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\|) W_s(\|\mathbf{n}_i^t - \mathbf{n}_j^t\|) \epsilon_{ij} \mathbf{n}_j}{\sum_{j \in P_i} W_c(\|\mathbf{c}_i - \mathbf{c}_j\|) W_s(\|\mathbf{n}_i^t - \mathbf{n}_j^t\|) \epsilon_{ij}} \quad (3)$$

从式(3)可以看出, 滚动指导滤波与双边滤波在权重设计方面是相似的, 主要区别在于卷积作用的对象由上一步所得面法向变成噪声网格的法向. 滚动滤波算法在每一步迭代中加入原始噪声法向的目的就是要将原始包含特征信息的法向重新加入高斯卷积, 以免像双边滤波那样随着迭代进行, 只有上一步的法向信息被保留, 而逐步丢失原始的信息. 滚动滤波在很大程度上可保持模型特征, 但是由于噪声法向的全程参与, 最终结果不可避免地包含噪声信息. 所以, 本文滤波算法希望通过自适应插值的方式来平衡好噪声网格和磨光网格在迭代过程中的作用.

同时本文根据双边滤波的高斯卷积过程提出不同程度特征的概念, 高斯卷积过程中取不同的方差参数 σ_s , 去掉不同程度的特征信息. 如图 1 所示, 其中, a 表示原始模型, b~d 分别表示高斯函数中方差参数 $\sigma_s = 0.3$, $\sigma_s = 0.5$, $\sigma_s = 1.0$ 的滤波结果. 当 σ_s 的值较小时, 双边权重较小, 去掉微弱特征; 反之, 双边权重较大, 去掉大的结构特征. 从图 1 示意图看出, 不同的 σ_s 取值得到不同程度的特征. 本文的迭代插值算法在迭代插值的过程中与双边滤波的高斯卷积类似, 同样根据高斯卷积通过系数 σ 控制插入不同的特征信息.

图 1 不同程度特征定义说明图

4 线性插值保持特征算法

为去除噪声, 现有算法往往对模型进行平滑去噪, 而大尺度的平滑往往会去掉模型弱特征, 显然噪声模型虽有噪声, 但其中包含模型的全部特征与细节信息. 因此, 如何从噪声模型中提取有效信息是本文算法的核心. 本文的去噪模型应该是噪声模型和过渡光滑模型两者的中间产物, 因此提出自适应的插值算法.

4.1 线性插值过程

首先, 定义噪声模型为 T , 光滑之后的模型为 S , F 表示最终得到的结果模型. 插值的总体的思想表示为

$$F = \lambda S + (1 - \lambda) T \quad (4)$$

将上述插值思想转化为以三角面片面法向为载体的形式表示为

$$N_F = \lambda N_S + (1 - \lambda) N_T \quad (5)$$

其对每一个三角形面片的法向进行处理. 其中, N_T 表示原始噪声模型的面法向; N_S 表示光滑模型的面法向; N_F 表示最终模型的面法向; λ 是平衡原始模型和光滑模型的参数. 从式(4)(5)可以看到插值过程的本质, 就是在原始模型和光滑模型中通过找到合适的 λ 来达到去噪的目的.

4.2 自适应插值过程

噪声模型由噪声和原始模型 2 部分组成, 虽然其有一些失真, 但是其中还是保留大量原始模型的细节. 因此, 本文算法旨在从噪声模型中将原始模型不同程度的特征逐步地加到充分磨光模型上. 为了在迭代插值过程中设计自适应的插值参数, 将迭代插值过程表示为

$$N_F^{k+1} = (1 - \alpha_k) N_F^k + \alpha_k N_T \quad (6)$$

其中, N_F^0 的初始值为 N_S ; α_k 为自适应参数. 在设计自适应插值函数时, 在每一步迭代过程中, 主要考虑如何根据当前步所得面法向与噪声模型面法向的差异来决定插入噪声网格的特征信息. 为此, 本文引入迭代过程中法向差异

$$D_k = \|\mathbf{N}_T - \mathbf{N}_F^k\| \quad (7)$$

根据去噪所需, 本文希望在模型光滑区域 D_k 的变化趋近于零, 此时 α_k 也应该接近于 0, 从而 $N_F^k \approx N_F^{k+1}$, 因此只有很少的特征信息需要加入; 而对于特征区域, 本文期望差异 D_k 值较大, 稀疏 α_k 接近 1, 即可保持网格的特征. 因为原始法向虽然包

含真实特征信息,但是也包含噪声.所以,本文对法向差异的模增加了做高斯卷积的步骤,从而倾向于在特征区域插入信息.随后,定义自适应插值公式

$$\alpha_k = \varphi(D_k) = 1 - e^{-|D_k|^2/\sigma^2} \quad (8)$$

将迭代过程中三维数据的法向差异转化为一维数据的迭代系数,系数 σ 控制插入法向的速率.将预滤波之后的光滑模型 N_S 作为初始值代入迭代式(6)中,经过计算和化简可以得到关于光滑模型 N_S 和原始噪声模型 N_T 的式(7),同时也可以求得系数 λ_k ,如

$$\begin{cases} N_F^k = \lambda_k N_S + (1 - \lambda_k) N_T \\ \lambda_k = \prod_{i=1}^k (1 - \varphi(N_T^i - N_F^i)) = e^{\left(\frac{-1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^k D_i^2\right)} \end{cases} \quad (9)$$

式(6)(9)分别称为局部和整体插值公式.从式(6)可以看出,在迭代插入过程中迭代系数 α_k 也逐渐变小,但是每一步都在插入特征.从式(9)来看,随着迭代过程的进行,全局插值系数 λ_k 呈递减趋势,这说明噪声法向 N_T 占更大的比重来保持特征.因此对于迭代过程,无论从局部来看还是从整体来看,模型的特征都在逐渐恢复.

4.3 插值算法有效性和收敛性证明

本文算法在光滑模型上逐步将原始模型的特征插入,最终其会越来越接近原始模型,并且趋于

收敛趋势.本节将通过理论推导、法向差异曲线以及视觉差异3个方面来证明收敛性的结论.首先,可以从式(9)中的 λ_k 的公式来得到理论上的证明.因为

$$\sum_{i=1}^k D_i^2 \geq \sum_{i=1}^{k-1} D_i^2 \quad (10)$$

所以当 $N_F^{k+1} \neq N_T$ 时, $\lambda_k < \lambda_{k-1}$,即随着插值次数的增多,原始法向所占的比重会越来越多,最后直至趋近于原始法向;当 $N_F^{k+1} = N_T$ 时, $\lambda_k = \lambda_{k-1}$ 迭代停止.因此,迭代算法的输出将会收敛于原始模型的法向.图2所示为Bunny模型迭代插值的视觉效果变化示意图,其展示迭代过程中光滑模型逐渐插入不同的特征后的视觉变化.可以看出,插值迭代的过程中法向差异的模 $|D_k|$ 的值逐渐变小,而且在最开始插入模型的结构特征后插入微弱特征,直至趋于收敛.由于原始法向受到噪声干扰, $|D_k|$ 也不可避免地受到影响,也就会进一步影响在光滑模型中所加入的信息.为此,本文提出一种备选方案,即在迭代过程中可以对 $|D_k|$ 做高斯卷积,以保证加入更多的特征信息.本文在实验过程中发现,该备选方案可以辅助保持不同程度特征(可以从视觉效果看出),但不影响最终去噪结果.因此可以从视觉效果上得出算法收敛和保持不同程度特征的结论.

图2 迭代插值过程变化示意图

同时,本文提出迭代过程中原始法向与迭代法向的平均差异量

$$\eta(k) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \|N_F^k - N_T\|^2 \quad (11)$$

图3展示了迭代过程中 $\eta(k)$ 的变化趋势,可以看出随着迭代数次的增加,插入特征之后的光滑模型和噪声模型的差异越来越小,逐渐趋于收敛.差异越小,迭代过程中插值系数 α_k 越小,插

入特征的尺度就越小,也就证明本文算法在迭代过程中是逐渐插入不同程度的特征.

图 3 $\eta(k)$ 迭代变化趋势图

综合本文视觉、迭代过程法向差异变化以及公式的理论推导可以证明本文算法的收敛性.

4.4 迭代终止条件

为了解决三维迭代去噪算法中需人为终止迭代过程的问题,更好地从数值角度衡量去噪与保特征 2 项的关系,本文提出自动的迭代终止条件,即目标函数

$$\psi(k) = \sum_{k=1}^n \|D_k^2(n)\| + \beta \left\| N_F^k(i) - K_i \sum_{j \in N_i} \omega_{ij} N_F^k(j) \right\| = \sum_{k=1}^n D_k^2(n) + \beta \sum_{j \in N_i} \|L(N_F^k(j))\| \quad (12)$$

其分为 2 部分,第 1 部分为迭代过程中的法向与原始法向之间的差异项 D_k ,第 2 部分为基于拉普拉斯算子 L 的网格平滑性度量.其中, N_F^k 表示上一步通过迭代插值 k 步后得到整体模型的法向, $N_F^k(j)$ 表示第 j 个三角形面片的面法向;通过上述 2 项来衡量网格去噪保特征程度.为了研究迭代终止次数,通过固定插值参数 β 来估计最佳的 k 取值,使用 4 个模型 Fandisk, Octa-flower, Skull, Bunny 进行测试.在模型上总体代价函数 $\psi(k)$ 的变化趋势如图 4 所示.通过观察发现,当 $k=4$ 或者 $k=5$ 时,能够得到较小的代价函数值.

图 4 迭代过程的 $\psi(k)$ 的变化

4.5 点的位置更新

在得到去噪的面法向后,本文采用 Sun 等^[2]的算法进行点位置的更新.根据质心坐标差异和法向的关系来更新点的位置表示形式如

$$v'_i = v_i + \frac{1}{|P_v(i)|} \sum_{j \in P_v(i)} N_F^k(i) \cdot (N_F^k(j) \cdot (c_j - v_i)) \quad (13)$$

其中, v_i 和 v'_i 分别为原始点和其更新后的坐标; $P_v(i)$ 和 $|P_v(i)|$ 分别表示顶点环邻域和其数量; N_F^k 表示上一步通过插值更新得到的模型法向; $N_F^k(i)$ 表示三角形网格第 i 个网格的法向.

4.6 本文插值算法

输入. 噪声模型 T , 光滑模型 S .

输出. 去噪模型.

Step1. 读入原始模型和光滑模型,分别得到原始噪声法向 N_T 和光滑法向 N_S .

Step2. 将原始法向逐渐插入到光滑法向中去(根据自动终止条件终止):

Step2.1. 通过式(7)根据在 N_T 与 N_F^k 的法向差异求得 D_k ;

Step2.2. 将法向差异的模做高斯卷积;

Step2.3. 将高斯卷积之后的 D_k 值代入到式(8)中求得 α_k ;

Step2.4. 通过式(6)进行迭代插值.

Step3. 通过式(13)更新点的位置.

5 实验

5.1 实验环境

本文算法在 3.70 GHz Intel® Core(TM) i7-8700K CPU 上进行实验,代码通过 MATLAB 实现.在不同的网格模型上使用本文算法,包括噪声程度不同的合成模型和自然模型,其中一些甚至是人为地重新取样来模拟不规则表面取样.这些模型是为了验证本文算法对不同程度噪声模型以及不规则采样的去噪效果.在算法的时间复杂度方面,局部迭代算法相比于其他类型算法时间复杂度较低.本文插值算法比局部算法更加高效,因为本文算法在计算插值参数之后,主要进行法向之间的加法操作,节省大量的时间.本文算法主要有模板获取和迭代去噪 2 个耗时环节.以 Fandisk, Max, Bunny 为例,本文算法的时间统计如表 1 所示.其中, V 表示网格模型顶点个数, F 表示网格模型中三角形面片的个数.

表1 不同算法在各模型上时间对比

实验模型	(V, F)	局部算法 ^[3] /s	本文算法时间/s		
			模板获取	迭代插值	总时间
Fandisk	(6 475, 12 946)	0.578 4	0.231 3	0.084 5	0.315 8
Max	(30 942, 61 880)	1.599 2	0.529 7	0.531 4	1.061 1
Bunny	(34 834, 69 451)	2.904 8	0.726 2	0.743 2	1.469 4

5.2 算法鲁棒性分析

为了验证算法鲁棒性,分别从带洞模型、非均匀采样模型和不同程度的噪声模型 3 个方面进行验证.如图 5 所示,本文算法能够有效地去除带洞模型的噪声,并且在洞的边缘处保持平滑去噪结果,保持洞的原始形状而没有发生形变.对于非均匀采样模型和不同噪声程度模型,图 6 中的 Nicolo 模型为左右采样率不同的模型,分别加上 0.1、0.2 和 0.5 平均长度的高斯噪声,从实验结果可以看出,本文算法能够保证模型左右两侧在采样率不同情况下取得相同的去噪结果.当然这样的结果跟充分光滑模型的获取方式有关,只要充分光滑模型能处理好不同采样率的网格模型,本文算法亦能保持其鲁棒性.同时,可以看到对于不同噪声的模型,本文算法均能够取得保持不同程度特征的去噪效果.

图5 本文算法带洞模型去噪结果

a. 原始模型 b. 0.1 高斯噪声 c. 0.2 高斯噪声 d. 0.5 高斯噪声

e. b 的去噪结果 f. c 的去噪结果 g. d 的去噪结果

图6 本文算法同一模型不同采样率去噪结果

5.3 各种算法对比

将本文算法与多种经典及流行算法进行比较,

包括双边网格滤波^[1]、基于鲁棒统计的滤波算法^[24]、单边法向滤波^[2]、指导法向滤波^[4]、 L_0 稀疏算法^[13]、全局滤波^[3]和局部滤波^[3]、鲁棒高保真的网格去噪算法^[12].实验除了全局的算法^[12-13],其余都是局部算法.本文通过比较不同算法处理模型的视觉效果和均方角度误差值(mean square angular error, MSAE)来度量法向差异,其定义为 $MSAE = E[\angle(N, N_F^k)]$,其中, N 为未加噪的原始面法向; N_F^k 为滤波所得面法向; $E[\cdot]$ 代表求期望.

为了进行公平的比较,调整每种算法的参数来达到更好的视觉效果.对于这些算法的参数集分别是双边网格滤波(顶点迭代次数 n_1)^[1]、基于鲁棒统计的滤波算法(空间宽度 σ_f , 高斯权重影响 σ_g)^[24]、单边法向滤波(阈值 T , 法向迭代次数 n_1 , 点的更新次数 n_2)^[2]、局部滤波算法(质心差异控制参数 σ_c , 法向差异控制参数 σ_s , 法向更新次数 n_1 , 点的更新次数 n_2)^[3]和全局滤波算法(平衡光滑项和保真项的系数 λ , 法向差异控制参数 σ_s , 点的更新次数 n_2)^[3]、 L_0 稀疏算法(L_0 目标函数的权重 λ , α_0 和 β_0 表示算法中的初始值, u_a 和 μ 表示 α 和 β 的更新速率, $\beta_{\max}$ 表示 β 的最大值)^[13]、指导法向滤波(几何邻域半径 r , 核范围变化 σ_r , 法向迭代数量 k_{iter} , 顶点的迭代数量 v_{iter})^[4]、鲁棒高保真的网格去噪算法(紧密型函数的核宽 σ_c , 相似性函数的核宽 σ_s , 点的更新次数 v_{iter})^[12].本文算法的参数主要包含 3 个:控制插入速率的参数 σ , 其取值范围在 $[0.1, 3]$, σ 越小, 插入的速率就越大;法向的迭代次数 n_1 , 根据本文第 4.4 节的结论可以观察到:当 $n_1=4$ 或 5 时取得最佳效果.点的更新次数 n_2 的取值范围为 $[5, 10]$.

5.3.1 合成模型视觉结果展示

在定性分析方面,对 5 个去噪常用模型进行去噪对比.对 Bunny, Skull, Max 模型加入 0.2 的高斯噪声,对 Octa-flower 和 Fandisk 加入 0.1 的高斯噪声.对于图 7~图 8 的 2 个合成 Skull 模型和 Bunny 模型,可以看到, Zheng 等^[3]的局部迭代算法去除噪声的同时去掉弱特征.对于微弱细节特征,如 Skull 模型的牙齿和额头的曲线,本文算法较其他算法都将特征保持得更好.对于 Bunny 模型,可以看到,兔子的肌肉和细节在本文算法下得到很好的保持.在图 9 的 Max 模型上测试不同采样率下的去噪情况,从实验结果可以看到,在不同的采样率的模型,本文算法同样有较好的效果,如对 Max

模型的眼部和嘴部细节特征保持得比较细致. 对于图 10 的 Fandisk 模型, 大多数的算法处理得不错, He 等^[13]算法虽然可以去除噪声, 但是模型边缘地方会变扁, 本文则在保持细节特征方面有更

多的优势. 对于图 11 的 Octa-flower 模型, 与局部算法^[3]相比, 本文算法很好地保留模型的边缘特征; 而文献[12]算法模型恢复得不是很好, 因为其主要适用于大噪声模型.

图 7 不同算法对 Skull 模型去噪对比

图 8 不同算法对 Bunny 模型去噪对比

图 9 不同算法对 Max 模型去噪对比

图 10 不同算法对 Fandisk 模型去噪对比

图 11 不同算法对 Octa-flower 模型去噪对比

5.3.2 真实视觉结果展示

将本文算法用在真实的扫描模型, 如 Angel, Rabbit, Shell 和 Wilhelm. 对于 Angel, 在其原始噪声的基础上加入 0.2 的高斯噪声, 对于其他模型, 仍然采用其原本的真实数据模型.

通过图 12~图 15 展示的实验结果, 可以看到

本文算法对于真实模型具有较强的鲁棒性. 对于 Angel 模型, 本文算法对于细节特征保持得更好, 不仅能够保持 Angel 模型翅膀的主要结构, 还对 Angel 的眼睛的微弱特征保持得比较细致; 同时对于 Rabbit, Shell 和 Wilhelm 也均有较好的结果. 对于真实模型, 大多数算法都可以相对较好地去除噪

图 12 不同算法对 Angel 模型去噪对比

图 13 不同算法对 Rabbit 模型去噪对比

图 14 不同算法对 Shell 模型去噪对比

图 15 不同算法对 Wilhelm 模型去噪对比

声, 其中文献[24]处理的结果容易有点黏连的情况。

5.3.3 定量比较与分析

通过观察表 2 不同去噪算法 MSAE 值可以看

到, 本文算法不但在视觉上去噪效果较好, 与计算空间和时间复杂度均较高的算法相比, 在定量方面也可以取得更好或者相当的结果。

表 2 不同去噪算法 MSAE 比较

算法	Fandisk($V=6\ 475$)		Octa-flower($V=7\ 919$)		Skull($V=20\ 002$)		iH-bunny($V=34\ 834$)		Max $V=(30\ 942)$	
	实验参数	MSAE	实验参数	MSAE	实验参数	MSAE	实验参数	MSAE	实验参数	MSAE
文献[1]	(10)	0.121 11	(6)	0.134 67	(12)	0.120 94	(5)	0.170 71	(15)	0.115 55
文献[24]	(1.3, 1.4)	0.090 31	(1.8, 1.5)	0.117 80	(1.2, 1.6)	0.101 44	(1.2, 1.5)	0.182 60	(1.3, 1.4)	0.110 42
文献[2]	(0.55, 20, 50)	0.038 84	(0.5, 6, 20)	0.067 90	(0.5, 6, 20)	0.102 79	(0.5, 5, 20)	0.178 18	(0.35, 5, 20)	0.091 06
文献[3]局部	(0.3, 5, 10)	0.024 78	(0.25, 6, 20)	0.048 11	(0.5, 6, 10)	0.140 32	(0.5, 4, 20)	0.092 09	(0.4, 4, 20)	0.083 73
文献[3]全局	(0.3, 0.01, 10)	0.025 89	(0.1, 0.33, 20)	0.052 75	(0.5, 0.01, 10)	0.144 91	(0.5, 0.01, 20)	0.097 23	(0.01, 0.5, 20)	0.088 16
文献[13]	(0.01, 0.003, 0.01, 0.5, 1.414, 1 000)	0.094 05	(0.01, 0.001 49, 0.001, 0.5, 1.414, 1 000)	0.311 12	(0.000 004, 1, 0.001, 0.9, 1.414, 1 000)	0.125 91	(0.000 004, 1, 0.001, 0.5, 1.414, 1 000)	0.180 32	(0.005, 0.002, 0.001, 0.5, 1.414, 1 000)	0.113 60
文献[4]	(2, 0.25, 25, 20)	0.028 01	(0.35, 6, 20)	0.073 12	(2, 0.5, 6, 15)	0.093 84	(2.7, 0.55, 4, 15)	0.197 06	(2, 0.4, 4, 20)	0.092 43
文献[12]	(0.5, 0.2, 100)	0.051 54	(0.55, 0.2, 100)	0.231 32	(0.35, 0.2, 100)	0.124 67	(0.55, 0.2)	0.203 32	(0.35, 0.2, 100)	0.108 76
本文	(0.5, 5, 10)	0.037 89	(3, 5, 20)	0.083 41	(1, 4, 10)	0.123 29	(1.5, 6, 6)	0.125 99	(2, 6, 8)	0.067 87

6 结 论

本文提出一种简单、高效的自适应插值滤波框架性算法, 其对于细节结构比较复杂的噪声模型处理效果更佳. 本文算法的本质是在充分光滑模型和真实噪声模型之间找到合适的插值节点, 通过设计

自适应的插值参数和迭代终止条件, 很好地对线性插值过程进行控制. 通过大量的定性和定量的分析, 可以验证本文算法不仅能够移除不同复杂程度的噪声, 而且能够保留不同程度的特征. 与目前流行的一系列算法相比, 本文算法的计算效率更高, 同时被验证具有快速收敛、鲁棒等优越性质.

参考文献(References):

- [1] Fleishman S, Drori I, Cohen-Or D. Bilateral mesh denoising[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 950-953
- [2] Sun X F, Rosin P L, Martin R, *et al.* Fast and effective feature-preserving mesh denoising[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2007, 13(5): 925-938
- [3] Zheng Y Y, Fu H B, Au O K C, *et al.* Bilateral normal filtering for mesh denoising[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2011, 17(10): 1521-1530
- [4] Zhang W Y, Deng B L, Zhang J Y, *et al.* Guided mesh normal filtering[J]. Computer Graphics Forum, 2015, 34(7): 23-34
- [5] Wang P S, Fu X M, Liu Y, *et al.* Rolling guidance normal filter for geometric processing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2015, 34(6): Article No.173
- [6] Zheng Y L, Li G Q, Xu X M, *et al.* Rolling normal filtering for point clouds[J]. Computer Aided Geometric Design, 2018, 62: 16-28ssw
- [7] Liu S H, Rho S M, Wang R J, *et al.* Feature-preserving mesh denoising based on guided normal filtering[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(17): 23009-23021
- [8] Li T, Wang J, Liu H, *et al.* Efficient mesh denoising via robust normal filtering and alternate vertex updating[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(11): 1828-1842
- [9] Hurtado J, Gattass M, Raposo A, *et al.* Adaptive patches for mesh denoising[C] //Proceedings of the 31st SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images. Heidelberg: Springer, 2018: 1-8
- [10] Centin M, Signoroni A. Mesh denoising with (geo)metric fidelity[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2018, 24(8): 2380-2396
- [11] Liu B, Cao J J, Wang W M, *et al.* Propagated mesh normal filtering[J]. Computers & Graphics, 2018, 74: 119-125
- [12] Yadav S K, Reitebuch U, Polthier K. Robust and high fidelity mesh denoising[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2019, 25(6): 2304-2310
- [13] He L, Schaefer S. Mesh denoising via L_0 minimization[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): Article No.64
- [14] Zhao Y, Qin H, Zeng X Y, *et al.* Robust and effective mesh denoising using L_0 sparse regularization[J]. Computer-Aided Design, 2018, 101: 82-97
- [15] Wang R M, Yang Z W, Liu L G, *et al.* Decoupling noise and features via weighted ℓ_1 -analysis compressed sensing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2014, 33(2): Article No.18
- [16] Zhang H Y, Wu C L, Zhang J Y, *et al.* Variational mesh denoising using total variation and piecewise constant function space[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2015, 21(7): 873-886
- [17] Liu Z, Zhong S S, Xie Z, *et al.* A novel anisotropic second order regularization for mesh denoising[J]. Computer Aided Geometric Design, 2019, 71: 190-201
- [18] Zhong S S, Xie Z, Liu J Q, *et al.* Robust mesh denoising via triple sparsity[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1001
- [19] Wang J, Zhang X, Yu Z Y. A cascaded approach for feature-preserving surface mesh denoising[J]. Computer-Aided Design, 2012, 44(7): 597-610
- [20] Lu X Q, Deng Z G, Chen W Z. A robust scheme for feature-preserving mesh denoising[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2016, 22(3): 1181-1194
- [21] Xing Y, Bai L, Tan J Q, *et al.* Robust mesh denoising based on collaborative filters[J]. Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing, 2018, 12(4): JAMDSM0084
- [22] Wang P S, Liu Y, Tong X. Mesh denoising via cascaded normal regression[J]. ACM Transactions on Graphics, 2016, 35(6): Article No.12
- [23] Wang J, Huang J, Wang F L, *et al.* Data-driven Geometry-recovering mesh denoising[J]. Computer-Aided Design, 2019, 114: 133-142
- [24] Jones T R, Durand F, Desbrun M. Non-iterative, feature-preserving mesh smoothing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 943-949