

基于邻域相似性的三角网格光顺算法

贺 强 张树生 白晓亮 李 亮

(西北工业大学现代设计与集成制造教育部重点实验室 西安 710072)

摘 要 为了提高三角网格模型的质量,满足模型后续处理的要求,提出了一种基于邻域相似性的网格光顺算法。类比如图像像素的灰度值,首先构造顶点的双边滤波微分算子,作为其几何灰度值;然后计算顶点邻域之间的相似性,作为顶点几何灰度值的权值,并对顶点的邻域顶点的几何灰度值进行加权平均,得到该顶点的最终几何灰度值;最后将顶点沿着其法向量方向移动几何灰度值大小的距离,得到光顺后的三角网格模型。实验证明,该算法在光顺模型的同时有效地保持了网格的几何特征。

关键词 三角网格,几何灰度值,双边滤波,几何特征

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Triangular Mesh Smoothing Algorithm Based on Neighborhood Similarity

HE Qiang ZHANG Shu-sheng BAI Xiao-liang LI Liang

(The Key Laboratory of Contemporary Design and Integrated Manufacturing Technology, Ministry of Education China, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract In order to enhance the quality of triangular mesh model and meet the requirement of follow-up treatment, this paper presented a mesh smoothing algorithm based on neighborhood similarity. Firstly, contrasting to the gray values of image pixels, bilateral filtering differential operator was constructed as geometric gray value of the vertex. Then neighborhood similarity was calculated between vertexes and the result was used as weight of geometric gray value for each vertex. The final geometric gray value of a vertex was the average weight of its neighbor vertexes' geometric gray values. Finally, the vertex moved geometric gray value size of distance along its normal direction, and then we would get the smoothed model. Experiments demonstrate that this algorithm can acquire smoothing models and maintains their geometrical features effectively at the same time.

Keywords Triangular mesh, Geometric gray value, Bilateral filter, Geometric feature

1 引言

随着三维测量技术的不断发展,人们很容易把现实世界中的物体数字化成三维几何模型。尽管三维测量的精度不断提高,但由于人为的扰动、环境的影响或者测量设备本身的固有缺陷,测量所获得的三角网格模型中不可避免地带有噪声。为了提高模型质量,在相关的后续处理之前必须对其进行光顺。光顺的目标是在剔除噪声重建光滑曲面的同时,保持网格模型的几何特征,如尖锐的边、角、体积等。

近年来,国内外许多学者都致力于网格光顺算法研究,出现了各种各样的网格光顺算法,如 Laplacian 算子^[1,2]、各向异性散播^[3-6]、双边滤波器^[7]等。最近 Thouis R. Jones^[8]提出了一个非迭代的各向异性算法,利用一种鲁棒的顶点预测,单步完成光顺,该方法在理论上对光顺算法进行优化,极大地提高了算法效率。国内学者在网格光顺研究领域也卓有成效。周昆^[9]等构造了任意网格模型的全局球面参数化框架,并将其

应用于网格光顺。刘胜兰^[10]等提出了一种针对三角网格的主曲率均匀的光顺方法。胡国飞^[11]等基于三角网格中每个顶点的一阶邻域顶点和二阶邻域三角形,应用双边滤波器和准 Laplacian 光顺算子,通过三步预测顶点坐标位置,把原始顶点单步移动到预测的新位置,实现了网格光顺。毛志红^[12]等根据最小二次估计的观点揭示了最小平方估计与 Laplacian 光顺算法之间的关联,提出了 M-估计器在网格光顺中的应用,最后延伸 M-估计器至二次加权的 M-估计器,在抑制噪声的同时有效地保持了表面特征。毛志红还研究了 Susan 结构保持网格光顺^[13]和基于网格显著性的修正的 Laplacian 光顺方法^[14]。

这些方法各不相同,但都取得了很好的光顺效果。所有的算法基本上都围绕着如何减少体积收缩、减少顶点漂移、保持几何特征、减少算法时间和空间复杂度展开。它们有一个共同的特点:都是基于“平均”的思想完成,即将噪声扩散到其邻域直至消除。这些方法都是基于点邻域的局部滤波算子,

到稿日期:2009-04-08 返修日期:2009-06-18 本文受国家 863 高技术研究发展计划(2007AA04Z137)资助。

贺 强(1985—),男,博士生,主要研究方向为逆向工程等,E-mail:hqeq@mail.nwpu.edu.cn;张树生(1956—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机图形学、逆向工程等;白晓亮(1975—),男,博士,主要研究方向为逆向工程、CAD\CAM、计算机辅助几何造型;李 亮(1983—),男,博士生,主要研究方向为计算机图形学、计算机视觉。

是基于局部几何信息的光顺算法。Antoni Buades^[15]提出了一种基于图像的非局部去噪方法。该方法在对图像中的一个像素点去噪时,利用了与该像素点的邻域相似的邻域的所有灰度信息。受此方法的启发,本文不是仅仅考虑单个顶点的几何信息,而是比较模型上顶点邻域几何结构之间的相似性,因此本文方法较基于局部几何信息的光顺算法更加鲁棒。在此基础上,提出了一种针对三角网格模型的基于邻域相似性的鲁棒的光顺算法。

2 非局部去除噪声原理

Antoni Buades 提出了一种新的图像去噪算子的评价方法,即方法噪声(method noise)方法。设 u 为图像, F_h 为滤波算子, h 为滤波参数,方法噪声定义为原始图像与滤波图像之间的差,即 $u - F_h u$ 。该方法认为一种好的滤波算子应该不改变原始图像中不带噪声的部分,且方法噪声中应尽可能不包含原始图像的结构,即在去除噪声的同时还要保持原始图像的结构不发生变化。为此,他们提出了一种非局部(Non-local means)的图像去噪算法,简称 NL-means,该算法依赖的数学原理如下。

设 Ω 为图像,图像中每个像素滤波之后的灰度值为:

$$NL[u](x) = \frac{1}{C(x)} \int_{\Omega} e^{-\frac{(G_{\sigma} * |u(x_+) - u(y_+)|)^2 (0)}{h^2}} u(y) dy \quad (1)$$

其中, $x \in \Omega, C(x) = \int_{\Omega} e^{-\frac{(G_{\sigma} * |u(x_+) - u(z_+)|)^2 (0)}{h^2}} dz$ 为归一化常量, G_{σ} 为高斯核。这个公式表明像素点 x 滤波后的灰度值是所有与 x 有相似的高斯邻域采样点的灰度值的平均。该方法与局部滤波算子的主要区别是其系统地使用图像中所有可能的局部相似区域进行自我预测。作者已经证明,对图像的每一个像素来说, $NL[u](x)$ 收敛于邻域像素对其灰度的条件期望值。

在数字图像处理中,噪声被认为是附加在图像像素上的一种随机高频信号,其频率大于某一人为设定的阈值,需要将其去除。类似地,网格模型光顺过程也需要阈值来区分高频和低频信息。网格上的顶点与图像中的像素的一个主要区别在于图像是二维的,而三角网格模型的顶点是非规则的且具有三维几何信息。我们可以提取顶点的几何信息,这些信息可以类比图像中的像素灰度值。我们将这样的几何信息称之为顶点的“几何灰度值”。在计算每个网格顶点的“几何灰度值”后,对于当前待光顺的顶点,利用三角网格模型较好的拓扑连接属性,向其周围扩展得到其二阶邻域,计算顶点邻域间的相似性并以相似性作为“几何灰度值”的权值进行加权平均,得到该顶点的最终“几何灰度值”。将顶点沿着其法线方向移动“几何灰度值”大小的距离,就完成一次光顺。

3 三角网格顶点“几何灰度值”的计算

对三角网格模型光顺算法而言,一个好的几何灰度值应该较好地逼近该点的法向,能保持网格的固有特征,并且计算鲁棒。双边滤波器由于这方面的优势已经广泛应用于网格模型光顺中,因此我们构造网格顶点的双边滤波器微分坐标算子作为其几何灰度值。点 p_i 的几何灰度值 w_i 的计算如下:

$$w_i = \frac{\sum_{T_j \in SOT} G_{\sigma_1}(\|\Delta p_i\|) G_{\sigma_2}(\langle n_i, \Delta p_i \rangle) \langle n_i, \prod_{T_j} -p_i \rangle}{\sum_{T_j \in SOT} G_{\sigma_1}(\|\Delta p_i\|) G_{\sigma_2}(\langle n_i, \Delta p_i \rangle)} \quad (2)$$

其中, $\Delta p_i = k_i (\prod_{T_j} -p_i)$, SOT 是网格顶点的二阶邻域三角形

的集合, $\langle a, b \rangle$ 是向量的点积, $\prod_{T_j} p_i$ 是顶点 p_i 在第 j 个二阶邻域三角形所在的平面上的投影点, $G_{\sigma_1}(x), G_{\sigma_2}(x)$ 是高斯核函数。 σ_1, σ_2 是由用户设定的滤波带宽。 k_i 是顶点的平均曲率,其计算见文献[5], n_i 是 p_i 的法矢量。

双边滤波几何灰度算子不仅反映了二阶邻域三角形具有一定的几何连续性,对一阶邻域内的噪声点具有一定的约束作用,而且有很好的局部特征增强作用。详细分析见文献[10]。该算子能较好地反映顶点的局部特征,因此能更好地刻画该点的几何细节,故将其定义为三角网格顶点的几何灰度值。

4 相似性计算及光顺流程

针对三维网格模型的特殊性,与网格顶点相似的顶点都应该在该顶点的附近。因此对一个顶点光顺时,不必涉及模型中的所有点。与文献[16]计算邻域相似性所不同的是,我们只利用网格顶点的一、二阶邻域三角形的所有顶点信息。

由于三角网格具有良好的拓扑连接关系,当确定顶点邻域时,可以使用以该顶点为中心,向四周逐层扩展的方法,如图1所示。标号1的三角形为顶点 P 的一阶邻域三角形,标号2的三角形为顶点 P 二阶三角形。在确定了该顶点邻域和邻域内顶点的邻域之后,通过对这些邻域进行相似性计算,然后采用 NL-means 整体加权方法计算出该点最终的几何灰度值,并将顶点沿其法向方向移动相应距离,以重建出该点的几何位置。

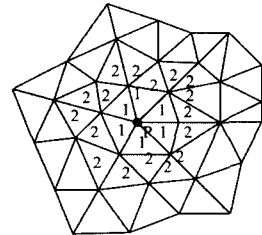


图1 顶点逐层扩展示意图

为了计算邻域间的相似性,首先假设 p_i 为网格中任意一个顶点, T_i 是其邻域顶点的集合, q_j 是 T_i 中任意一点, T_j 是 q_j 的邻域顶点集合。 p_i 与 q_j 的邻域相似性计算如下:

$$\phi_s(p_i, q_j) = e^{-\frac{(Similar(p_i, q_j))^2}{s^2}} \quad (3)$$

其中,

$$Similar(p_i, q_j) = \frac{\sum_{p_{i,o_1} \in T_i, q_{j,o_2} \in T_j} |(p_{i,o_1} - q_{j,o_2}) \cdot n_i|^2}{(Num_i + Num_j)} \quad (4)$$

Num_i 是 T_i 中顶点的个数, Num_j 是 T_j 中顶点的数量, n_i 是顶点 p_i 的法矢量, s 可由用户设定或如文献[16]的方式自动确定。

在此基础上,采用 NL-means 方式对相似度值进行加权平均,计算出该顶点 p_i 最终的几何灰度值 $NL(p_i)$,即

$$NL(p_i) = \sum_{q_j \in M} \mu_{i,j} w(j) = \frac{\sum_{q_j \in M} \phi_s(p_i, q_j) w(j)}{\sum_{q_j \in M} \phi_s(p_i, q_j)} \quad (5)$$

由式(5)可知, NL-means 方法不是仅仅考虑单个顶点的

几何信息,而是比较模型上顶点邻域几何结构之间的相似性,因此较基于邻域的局部滤波算子更加鲁棒。由于邻域比较仅限于二阶邻域,计算量相对较小,因此本文算法的效率较高。

在获得顶点 p 的几何灰度值 $NL(p)$ 之后,将 p 沿着其法向移动距离 $NL(p)$,得到其光顺后的几何坐标如下:

$$p^* = p + NL(p) \cdot n \quad (6)$$

由于顶点是沿着法向方向移动,因此能有效地避免顶点漂移的情况。实验证明,本文算法通常只需迭代一到两次就可得到满意的结果。

5 实验验证

为了检验算法的可靠性和效果,对通过三维测量肺模型得到的三角网格模型(模型1)和兔子模型(模型2)分别使用本文算法进行光顺。本文参数设定为 $\sigma_1=1, \sigma_2=1, s=2$,图2和图3是本文算法对两种模型的一次光顺效果图。实验证明,本文方法能较好保持模型特征,基本不改变网格模型体积,取得较好的光顺效果。图2(a)是原始的测量肺模型的局部,图2(b)是本文算法的一次光顺结果;图3(a)是原始的兔子模型,图3(b)是本文算法的一次光顺结果。



图2 模型1光顺

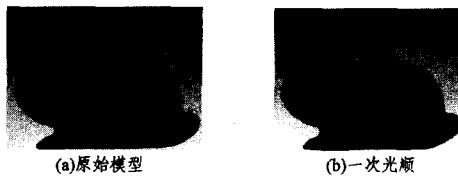


图3 模型2光顺

结束语 本文首先计算三角网格模型的顶点的几何灰度值,利用顶点的二阶邻域及其二阶邻域内顶点的二阶邻域进行相似性比较,并以相似性作为顶点的几何灰度值的权值进行加权平均,得到最终的几何灰度值,最后将顶点沿着其法向移动几何灰度值大小的距离,完成光顺。本方法较好地利用了顶点邻域几何结构信息,因此较一般的基于邻域的局部滤

波算子更加鲁棒,且能在光顺的同时有效地保持模型的固有特征。

参考文献

- [1] Taubin G. A signal processing approach to fair surface design [C]//Proc. SIGGRAPH. 1995;351-358
- [2] Vollmer G, Mencl R, Muller H. Improved Laplacian smoothing of noisy surface meshes [J]. Computer Graphics Forum, 1999, 18(3):131-138
- [3] Bajaj C, Xu G. Anisotropic diffusion on surface and function on Surfaces [J]. ACM Trans on Graphics, 2003, 22:4-32
- [4] Claretz U, Diewald U, Rumpf M. Anisotropic geometric diffusion in surface processing[C]//Proc. IEEE Visualization. 2000;397-405
- [5] Desbrun M, Meyer M, Schroder P, et al. Implicit fairing of irregular meshes using diffusion and curvature flow[C]//Proc. SIGGRAPH. 1999;317-324
- [6] Desbrun M, Meyer M, Schroder P, et al. Anisotropic feature preserving denoising of height field and bivariate data[C]//Proc. Graphics Interface. 2000;145-152
- [7] Fleishman S, Drori I, Cohen-or D. Bilateral meshes denoising [A]//Proceeding of SIGGRAPH[C]. San Diego; ACM, 2003; 950-953
- [8] Jones T R, Durand F, Desbrun M. A Non-iterative Feature-preserving Mesh Smoothing [C]//Proc. of SIGGRAPH03. San Diego, 2003;943-949
- [9] 周昆, 鲍虎军, 石教英. 统一的数字几何处理框架[J]. 计算机学报, 2002, 27(1):904-909
- [10] 刘胜兰, 周儒荣, 聂军洪, 等. 主曲率均匀的网格光顺[J]. 计算机学报, 2004, 27(1):79-84
- [11] 胡国飞, 彭群生. 基于顶点预测的特征保持网格光顺算法[J]. 浙江大学学报, 2004, 38(12):1535-1539
- [12] 毛志红, 马利庄, 赵明喜. 鲁棒估计器在3D网格降噪的应用[J]. 软件学报, 2007, 18(2):453-460
- [13] Mao Zhihong, Ma Lizhuang, Zhao Mingxi, et al. SUSAN Structure Preserving Filtering For Mesh Denoising [J]. The Visual Computer, 2006, 22(4):276-284
- [14] Mao Zhihong, Ma Lizhuang, Zhao Mingxi, et al. A Modified Laplacian Smoothing Approach with Mesh Saliency [J]. Smart Graphics, 2006, 40(73):105-113
- [15] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, 2005;60-65
- [16] Schall O, Belyaev A, Seidel H P. Adaptive feature-preserving non-local denoising of static and time-varying range data [J]. Computer Aided Design, 2008, 40:701-707
- [3] Bernat G, Burns A, Llamasi A. Weakly hard real-time systems [J]. IEEE Trans. on Computers, 2001, 50(4):308-321
- [4] Li Lanying, Tan Yu. Analysis and improvement of scheduling algorithms based on (m, k) -firm constraint [C]//2008 International Symposium on Computer Science and Computational Technology:74-77
- [5] West R, Schwan K, Poellabauer C. Scalable scheduling support for loss and delay constrained media streams[C]//Proc. of the 5th IEEE Real-Time Technology and Applications Symp. IEEE Computer Society Press, 1999;24-35
- [6] 吴彤, 金士尧, 陈积明. 弱硬实时系统任意窗口约束调度研究[J]. 电子学报, 2008, 36(8):1564-1570
- [7] 陈积明, 宋叶琼, 孙优贤. 弱硬实时系统约束规范[J]. 软件学报, 2006, 17(12):2601-2608
- [8] 吴彤, 金士尧, 刘华锋, 等. 基于裁剪的弱硬实时调度算法[J]. 软件学报, 2008, 19(7):1837-1846
- [9] 谢建国, 陈松乔, 陈建二. VBR 视频流磁盘 I/O 的平滑调度算法[J]. 小型微型计算机系统, 2002, 23(1):36-39
- [10] Hamdaoui M, Ramanathan P. A service policy for real-time customers with (m, k) -firm deadlines[C]//Proceedings of 24th International Symposium on Fault Tolerant Computing. July 1994;196-205
- [11] Hamdaoui M, Ramanathan P. A dynamic priority assignment technique for streams with (m, k) -firm deadlines [J]. IEEE transaction on Computers, 1995, 44(4):1443-1451
- [12] West R. Adaptive Real-Time management of Communication and Computation Resources[D]. College of Computing, Georgia Institute of Technology, Aug. 2000
- [13] West R, Poellabauer C. An optimal on-line window-constrained scheduler for real-time heterogeneous activities[R]. GIT-CC-99-11. Georgia Institute of Technology, 1999,

(上接第207页)