

文章编号: 2095-2163(2020)05-0085-04

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

基于非局部相似性的三维模型去噪

赵文博¹, 刘贤明¹, 赵德斌¹, 高文^{1,2}

(1 哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150001; 2 北京大学 电子工程与计算机学院, 北京 100871)

摘要: 随着计算机技术的发展,人们对于高质量三维模型的需求也日渐增加。然而,高质量的三维模型通常是通过扫描设备获取的,而扫描获取的模型不可避免的带有噪声,因此三维模型去噪技术已经成为计算机图形学中的热门研究方向。针对三维模型具有的非局部相似性,本文提出了一种基于 k 环结构的寻找相似结构的方法,以及一种基于非局部相似性的三维模型面法向量滤波算法。实验结果表明,该算法在主观与客观对比中均可以达到良好的效果,且在特征恢复方面有明显的优势。

关键词: 三维模型去噪; 相似性; 面法向量滤波

Mesh denoising based on non-local similarity

ZHAO Wenbo¹, LIU Xianming¹, ZHAO Debin¹, GAO Wen^{1,2}

(1 School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2 School of Electrical Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871, China.)

[Abstract] With the development of computer science, the demand for high quality 3D models has been increased. However, high quality models are usually obtained by scanners, which are inevitably contaminated by noise. Hence, mesh denoising has become a hot research topic in the area of computer graphic. In this paper, aiming at the non-local similarity of mesh, a k -ring patch based scheme for finding similar structures and a non-local similarity based face normal filtering scheme are proposed. The experiment results show our scheme achieves satisfying results on both objective and subjective comparisons and has obvious advantage on recovering feature.

[Key words] mesh denoising; similarity; face normal filtering

0 引言

随着计算机图形学技术的发展,三维模型被越来越多的应用在不同的领域中,如工业设计,虚拟现实,电影,电脑游戏等等。随着计算能力的进步,三维模型的精度也越来越高,如今,单个三维模型可包含上万至数百万个顶点与面,这种尺度的模型通过人工进行绘制十分困难。为了获取高精度的模型,通常会通过不同的设备扫描真实物体来创建物体表面的点云数据,再将点云重构为三维模型。然而,通过这种方法获得的模型,由于扫描设备精度的限制,不可避免的带有一定的噪声,故在使用这些模型之前,去噪是必不可少的步骤。

三维模型去噪的主要目标是在移除噪声的同时保持特征的形状。由于三维模型的分段平滑特性,对三维模型的面法向量进行去噪,随后更新顶点坐标,比直接对三维模型的顶点坐标进行去噪更加高效。而在面法向量去噪的研究中,有相当一部分研究是将图像算法中的相关滤波算法迁移至三维模型去噪中,例如:双边滤波,中值滤波,引导向量滤波等

等。然而,这些方法多半为利用局部信息进行去噪,而在图像去噪算法中,非局部相似性已经得到了充分的利用^[1-2]。由于三维模型具有不规则的结构,在三维模型中寻找与利用相似结构并非易事,相关研究也较少。部分研究以顶点为寻找相似结构的基本单位,通过构建局部描述算符来寻找相似结构,并对顶点坐标进行去噪^[3-5]。然而,对面法向量进行去噪,再更新顶点坐标比直接更新顶点坐标更为有效,因此基于顶点的方法并不能获得很好的结果。故本文首先提出了一种将面组织为 k 环结构,并通过计算 k 环结构的相似性来寻找相似结构的方法。随后提出了一种结合非局部相似性与局部面法向量的滤波方法。

1 k 环结构的相似性

图像去噪中,通常以像素块为基本单位来寻找相似结构。类似的,在三维模型去噪中需要定义一种结构,作为寻找相似结构的基本单位。本文选择将面组合为 k 环结构;设三维模型中的某个面为 f_i ,以其为中心生成的 k 环结构称为 P_i 。最开始, P_i 中

基金项目: 国家重点基础研究发展规划项目(2015CB351804); 国家自然科学基金(61300110,61672193)。

作者简介: 赵文博(1990-),男,博士,主要研究方向:三维模型去噪、深度学习。

收稿日期: 2020-02-25

只包含 f_i , 而 k 环结构是通过将所有与 P_i 相邻的面加入 P_i , 迭代执行该过程 k 次得到的。本文认为, 如果两个面至少有一个共同的顶点, 则可以认为两个面是相邻的。图 1 中展示了一个 2 环结构, 该结构的中心面为粉色, 其余面为蓝色。



图 1 2 环结构的例子

Fig. 1 An example of a 2-ring patch

接下来给出计算两个 k 环结构相似度的方法, 设待计算相似度的两个 k 环结构为 P_i 与 P_j 。考虑到在图像去噪中, 需要将两个像素块重合, 再计算相似度。由于三维模型具有不规则的结构, 无法做到精确的重合两个 k 环结构。因此这里选择将 P_i 与 P_j 的重心重合, 以减少噪声对形状的影响。随后, 考虑到两个像素块的相似度是通过计算每个相同位置的像素的差距得到的, 而对于 k 环结构, 即使将 2 个结构重合, 也无法得到每个面的对应面。因此, 需要为每个面找到一个与之对应的面, 并计算出对应面的相似性。假设 f_i 与 f_j 是分别来自于 P_i 与 P_j 的面, 从 2 个角度考虑它们之间的相似性: (1) 两者的形状相似度; (2) 两者的位置相似度。

对于形状相似度, 选择使用面法向量来衡量。因为面法向量是用顶点坐标计算出来的, 能在一定程度上代表面的形状。两个面的法向量差距越大, 相似度越低。另一方面, 两个像素块之间的像素是精确对应的, 仅仅需要考虑像素值的差距。在三维模型中, 两个对应面之间会有一定的距离, 需要考虑

距离对相似度的影响, 可以通过计算两个面之间的重心距离来衡量。显然, 两个面的重心距离越远, 其相似度就越低。综上所述, f_i 与 f_j 的相似度 $S_f(f_i, f_j)$ 计算公式(1)为:

$$S_f(f_i, f_j) = |c_i, c_j| (1 + |n_i, n_j|). \quad (1)$$

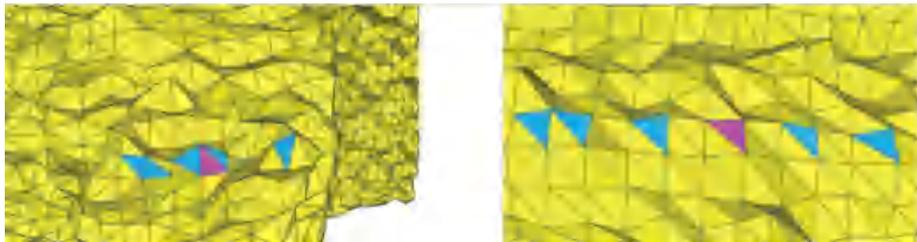
其中, c_i, c_j 是 f_i 与 f_j 的重心, n_i, n_j 是 f_i 与 f_j 的法向量, 法向量之差加上 1 是为了处理两个面的法向量相同, 但是距离很远的情况。通过公式(1)计算出来的值越小, 两个面的相似度就越高, 而相似度最高的两个面, 就可以认为它们是对应面。

为每个面找到对应的面后, 即可计算 P_i 与 P_j 的相似度。两个结构的相似度可以视为所有对应面的相似度的加权。由于每个面的大小不一, 较大的面理应具有较大的权重。两个结构的相似性的计算公式(2)如下:

$$S_p(P_i, P_j) = \frac{\sum_{f_i \in P_i, f_j \in P_j} \min(S_f(f_i, f_j) a_j)}{\sum_{f_j \in P_j} a_j}. \quad (2)$$

其中, a_j 是 f_j 的面积。

在实际应用中, 一般使用 2 环结构, 过小的结构会受到噪声的干扰, 而较大的结构会大幅度提高计算相似度的时间复杂度。对于每个面, 将在 5 环范围内寻找相似结构, 5 环内大致包含 200 个面, 这样可以将寻找相似结构的时间控制在合理的范围内。在图 2 中, 给出该算法在两个噪声模型上寻找相似结构的结果。为了方便演示, 图 2 中仅仅显示找到的相似结构的中心。图 2(a) 中, 粉色的面为目标面, 位于特征的边缘, 而找到的相似结构的中心均位于特征边缘; 图 2(b) 中, 粉色的面位于一段曲面上, 这段曲面没有明显的特征结构, 该算法还是能够找到正确的相似结构。这证明了该算法的有效性与鲁棒性。



(a) 特征结构
(a) Feature structure

(b) 曲面结构
(b) Curved structure

图 2 在有噪声模型上寻找相似结构的结果

Fig. 2 The results of finding similar structures on noisy meshes

2 利用自相似性优化引导向量滤波

图像去噪通常会将相似结构中的像素加入滤波中, 在三维模型中也可以使用类似的方法。选择以

引导向量滤波为基础, 在对面 f_i 进行滤波时, 除了对局部结构中的面进行滤波, 还将与 P_i 相似的若干个结构中与 f_i 相对应的面加入到滤波中, 以此利用非

局部相似性优化滤波结果。具体的,对于三维模型中的某个面 f_i ,利用相似结构的对应面与局部结构进行滤波的公式(3)为:

$$\mathbf{n}'_i = e_i \left(\sum_{f_j \in i} a_j G_d(c_i, c_j) G_g(\mathbf{g}_i, \mathbf{g}_j) \mathbf{n}_j + \sum_{f_k \in SF_i} a_k G_S(S(P_i, P_k)) \mathbf{n}_k \right). \quad (3)$$

其中, N_i 是以 f_i 为中心的 1 环结构,也就是局部结构中的面的集合; $\mathbf{g}_i, \mathbf{g}_j$ 是引导向量; SF_i 是与 P_i 相似的结构中与 f_i 相对的面的集合,即非局部相似结构,该集合的大小为 C_S ; G_d, G_g 与 G_S 是高斯权重函数,对应的权重参数为 σ_d, σ_g 与 σ_s ; e_i 是归一化因子,保证最后得到的向量的模长为 1。

公式(3)中,如果仅仅使用相似面进行加权,会在特征边形成很明显的带状区域,图 3 中展示了仅使用相似结构时产生的带状区域。可以看到在边缘处,以及距离边缘一个面的位置,形成了明显的带状区域。这是因为在这些区域,参与滤波的相似面会呈现类似的带状分布。这种现象会严重影响主观评价结果。故在滤波中同时使用局部与非局部面是必要的。



图 3 由滤波产生的带状区域

Fig. 3 An example of banding region after filtering

3 参数设置与实验结果

本文使用的 5 个实验模型为: Fandisk, Sphere, Julius, Twelve, Block, 其中 Twelve 模型添加了脉冲噪声,而其他模型添加了不同等级的高斯噪声。同时,选择如下的方法进行实验结果对比: 双边面向量滤波 (BNF), 引导向量法向量滤波 (GNF), 基于 LO 优化的去噪 (LOM), 快速保持特征的滤波算法 (FE), 本文中的算法则称为 SE。由于本文算法是一个对 GNF 进行优化的算法,因此去噪流程与 GNF 相同,其参数设置接近于 GNF。对于每个模型,需要进行 N_f 次面法向量滤波,每次滤波后需进行 N_v 次更新顶点坐标, σ_d 等于该模型的平均重心距离的 2 倍,其他参数的设置见表 1。

表 1 本文算法的参数设置

Tab. 1 Parameter settings of SE

Parameter	Fandisk	Sphere	Julius	Twelve	Block
C_S	5	5	3	5	5
N_f	20	15	3	50	20
N_v	20	20	4	20	30
σ_g	0.25	0.45	0.45	0.22	0.3
σ_s	0.08	0.2	0.02	0.12	0.8

表 2 中给出客观实验结果包含两部分: 面法向量误差 E_a 与顶点位置误差 E_v , 每个模型的最优客观结果将被加粗。由于模型尺度的不同,顶点误差尺度也有较大的区别。为了便于比较, E_v 将以科学计数法表示,且幂次数写在表格前面,在计算平均值时,忽略幂次数。

表 2 本文与其他算法的客观实验结果对比

Tab. 2 Performance comparisons between SE and the state-of-the-art methods

Mesh	Noise level	Metrics	BNF	FE	LOM	GNF	SE
Fandisk	0.3	E_a	1.504	2.210	1.850	1.458	1.442
		$E_v (\times 10^{-3})$	8.094	10.763	10.141	7.615	6.464
Sphere	0.3	E_a	6.747	7.882	7.593	6.742	6.376
		$E_v (\times 10^{-4})$	14.144	21.797	20.868	20.842	16.125
Julius	0.2	E_a	1.571	1.642	1.636	1.589	1.579
		$E_v (\times 10^{-5})$	9.167	10.393	10.664	8.203	8.148
Twelve	0.5	E_a	12.41	11.45	20.00	5.955	4.081
		$E_v (\times 10^{-3})$	13.465	11.556	12.147	11.099	6.102
Block	0.4	E_a	5.15	6.423	9.273	5.417	4.776
		$E_v (\times 10^{-3})$	11.813	14.622	10.722	10.438	9.848
Average		E_a	5.476	5.861	8.070	4.232	3.943
		E_v	11.336	13.826	12.908	11.639	9.957

从表2中可以看出,该算法在两个指标上表现优异,在10个结果中,该算法获得了8个最优值,平均结果大幅度领先于其他算法,这充分证明了该算法的有效性。值得注意的是, Sphere 与 Julius 这两个模型中的曲面较多,故几乎未考虑特征恢复,重视平滑的BNF算法表现较好。

最后,进行主观结果的比较,图4、图5中给出 Sphere 与 Twelve 两个模型的主观结果。图4中,本

文的算法在曲面与特征恢复方面均取得了良好的效果,而 LOM 与 GNF 在曲面恢复时结果不够平滑,FE 与 BNF 虽然可以较好的恢复曲面,但是在特征边上留下了锯齿状的噪声。图5中,BNF、FE 与 LOM 均无法恢复特征,GNF 与本文的算法则可以正确的恢复角部特征,但是对于边缘,本文的算法由于使用了非局部信息,恢复出的边缘更加平直,GNF 的结果中,边缘则有一定程度的弯曲。

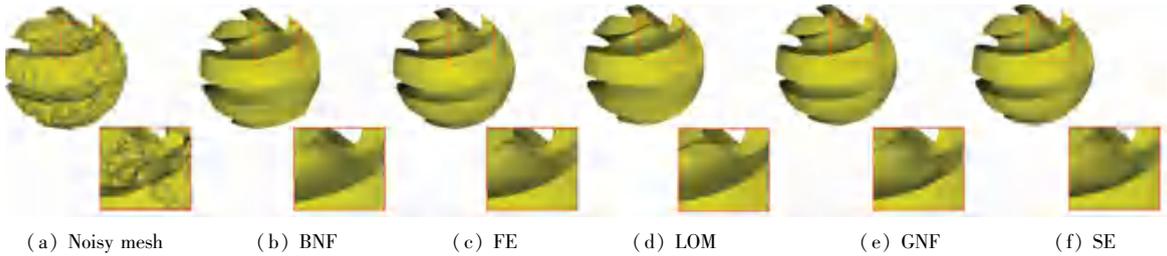


图4 Sphere模型的去噪结果对比

Fig. 4 Illustration of the denoising results of Sphere

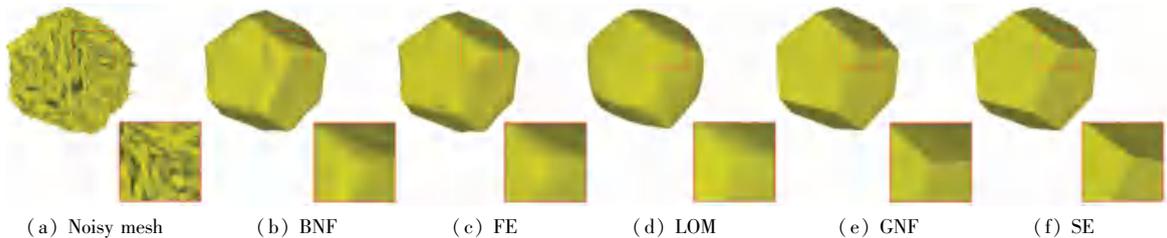


图5 Twelve模型的去噪结果对比

Fig. 5 Illustration of the denoising results of Twelve

4 结束语

本文提出了一种基于非局部相似性的三维模型去噪算法。为了在不规则的三维模型上寻找相似结构,我们定义了 k 环结构,并给出了计算两个 k 环结构相似性的方法。在面法向量去噪时,为了避免产生带状区域,该算法同时利用了非局部相似结构与局部面法向量进行滤波。实验结果表明,该算法在主观与客观对比上均能取得良好的结果,并且在特征恢复方面有独特的优势。

参考文献

[1] LIU X, ZHAI D, ZHAO D, et al. Progressive image denoising through hybrid graph Laplacian regularization: A unified

framework[J]. IEEE Transactions on image processing, 2014, 23(4): 1491-1503.

[2] LIU X, ZHAO D, ZHOU J, et al. Image interpolation via graph-based Bayesian label propagation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 23(3): 1084-1096.

[3] DIGNE J. Similarity based filtering of point clouds[C]//2012 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition workshops. IEEE, 2012: 73-79.

[4] ROSMAN G, DUBROVINA A, KIMMEL R. Patch-Collaborative Spectral Point-Cloud Denoising[C]//Computer Graphics Forum. 2013, 32(8): 1-12.

[5] YOSHIZAWA S, BELYAEV A, SEIDEL H P. Smoothing by example: Mesh denoising by averaging with similarity-based weights[C]//IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications 2006 (SMI'06). IEEE, 2006: 9-9.

(上接第84页)

[11] 李欣苗, 陈云. 基于特征选择和倾向分析联合优化的 UGC 情感自动识别方法[J]. 管理工程学报, 2019, 33(2): 61-71.

[12] 谢秀华, 李陶深. 一种基于改进 PSO 的 K-means 优化聚类算法[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(2): 34-3.

[13] 汤深伟, 贾瑞玉. 基于改进粒子群算法的 k 均值聚类算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(18): 142-142.

[14] 林彬彬, 邱新法, 何永健, 等. 茶树病害智能诊断识别算法研究[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(6): 85-91.

[15] 李冠林, 马占鸿, 黄冲, 等. 基于 K-means 硬聚类算法的葡萄病害彩色图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(S2): 32-37.

[16] 李立军, 张晓光. 基于动态粒子群优化与 K-means 聚类的图像分割算法[J]. 现代电子技术, 2018, 41(10): 166-166.