



# (12)发明专利

(10)授权公告号 CN 107862749 B

(45)授权公告日 2020.02.18

(21)申请号 201711205368.1

(22)申请日 2017.11.27

(65)同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 107862749 A

(43)申请公布日 2018.03.30

(73)专利权人 华南理工大学  
地址 510006 广东省广州市番禺区广州大  
学城华南理工大学

(72)发明人 郑颖龙 李桂清 伍世浩 徐雪妙  
聂勇伟

(74)专利代理机构 广州市华学知识产权代理有  
限公司 44245  
代理人 冯炳辉

(51)Int.Cl.  
G06T 19/20(2011.01)

(56)对比文件

CN 106709883 A,2017.05.24,  
CN 105741345 A,2016.07.06,  
US 6987511 B2,2006.01.17,  
Yinglong Zheng,et al..Guided point  
cloud denoising via sharp feature  
skeletons.《The Visual Computer》.2017,第33  
卷857-867.

Xianfang Sun, et al..Fast and  
Effective Feature-Preserving Mesh  
Denoising.《IEEE TRANSACTIONS ON  
VISUALIZATION AND COMPUTER GRAPHICS》  
.2007,第13卷(第5期),925-938.

审查员 郭婉莹

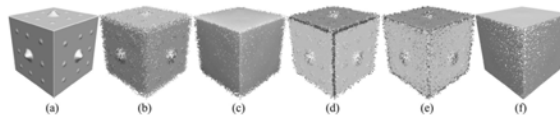
权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54)发明名称

一种点云几何细节特征去除方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于滚动法向量滤波和多法向技术的点云几何细节特征去除方法,包括步骤:1)利用滚动滤波方法对点云法向量场进行滤波;2)根据滤波后的法向量场对点位置进行更新,完成细节特征去除过程。本发明利用滚动滤波方法对法向量场进行滤波,可以在去除细节特征的同时,保持物体的大尺度特征不被模糊,并采用多法向方法使其尖锐特征避免被扭曲,有助于对点云模型几何特征进行编辑,并可应用于噪声数据,具有高鲁棒性的特点,具有很好的推广前景。



1. 一种点云几何细节特征去除方法,其特征在于,包括以下步骤:

1) 利用滚动滤波方法对法向量场进行滤波,其公式如下:

$$n_i^{k+1} = \frac{1}{W_i^k} \sum_{j=1}^n w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(n_i^k, n_j^k, \sigma_r) n_j \quad (1)$$

式中,  $W_i^k = \sum_{j=1}^n w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(n_i^k, n_j^k, \sigma_r)$  是归一化因子,  $k$  为迭代次数,  $n_i^{k+1}$  是  $p_i$  点的第  $k+1$  次迭

代滤波后的法向量,  $n$  为点云的顶点个数,  $n_j$  是  $p_j$  的原始法向量,  $w_s(p_i, p_j, \sigma_s) = \exp(-\frac{\|p_i - p_j\|^2}{\sigma_s^2})$

是位置差权重, 当  $p_j$  点与  $p_i$  点的欧氏距离越远时, 权重越小;  $w_r(n_i^k, n_j^k, \sigma_r) = \exp(-\frac{\|n_i^k - n_j^k\|^2}{\sigma_r^2})$

是法向量差权重, 当  $p_j$  点的法向量  $n_j^k$  与  $p_i$  点的法向量  $n_i^k$  法向量差越大时, 权重越小; 通过上述两个权重, 对模型内所有除  $p_i$  点之外的所有点的原始法向量进行加权平均, 得到  $p_i$  点滤波后的法向量;

2) 基于滤波后的法向量场  $\bar{n}_i$  对顶点位置进行更新, 得到新的点云模型, 需要定义如下的优化问题:

$$\arg \min_c E_U(C) = \arg \min_c (E_{NW}(C) + \lambda E_P(C)) \quad (2)$$

式中,  $E_{NW}(C) = \sum_{i=1}^n \sum_{j \in N_i} \frac{w_{ij}}{W_i} [\bar{n}_j \cdot (\bar{p}_j - \bar{p}_i)]^2$ , 用来保持更新后的顶点位置与滤波后的法向量场保持

一致性, 其中  $w_{ij} = w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(\bar{n}_i, \bar{n}_j, \sigma_r)$  为两种权重因子组合,  $W_i = \sum_{j \in N_i} w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(\bar{n}_i, \bar{n}_j, \sigma_r)$

为归一化因子,  $w_s(p_i, p_j, \sigma_s) = \exp(-\frac{\|p_i - p_j\|^2}{\sigma_s^2})$  是位置差权重, 当  $p_j$  点与  $p_i$  点的欧氏距离越

远时, 权重越小;  $w_r(\bar{n}_i, \bar{n}_j, \sigma_r) = \exp(-\frac{\|\bar{n}_i - \bar{n}_j\|^2}{\sigma_r^2})$  是法向量差权重, 当  $p_j$  点的法向量  $\bar{n}_j$  与  $p_i$  点

的法向量  $\bar{n}_i$  法向量差越大时, 权重越小, 这一权重用来约束来自模型中另外一个面上的点

$\bar{p}_j$  的法向量  $\bar{n}_j$  的拉动;  $E_P(C) = \sum_{i=1}^n \gamma_i \|\bar{p}_i - p_i\|^2$  为位置约束能量,  $\gamma_i$  为对非小特征点的移动

惩罚权重; 求解公式 (2) 得到的迭代求解公式为:

$$\bar{p}_i^{t+1} = (1 + \beta \lambda \gamma_i) \bar{p}_i^t + \beta \left\{ -\lambda \gamma_i p_i - \sum_{j \in N_i} \frac{w_{ij}}{W_i} [\bar{n}_j \cdot (\bar{p}_j - \bar{p}_i)] \bar{n}_j + \sum_{j \in N_i^c} \frac{w_{ji}}{W_j} [\bar{n}_i \cdot (\bar{p}_i - \bar{p}_j)] \bar{n}_i \right\}$$

式中,  $t$  和  $t+1$  为第  $t$  次和第  $t+1$  次迭代, 由此得到新的点位置  $\bar{p}_i^{t+1}$ , 通过迭代多次后得到更新后的点云模型;  $\gamma_i$  作为对非小特征点的移动惩罚权重, 即对于需要保持的大特征区域处的点, 此时该权重应大于预设值; 而对于要抹除的小特征区域, 因此该权重小于预设值;

因此在进行完全顶点位置程序之前,需先进行一次 $\lambda=0$ 的迭代,得到 $\hat{C} = \{\hat{p}_i, i = 1, \dots, n\}$ ,

并计算 $\gamma_i = (\|\hat{p}_i - p_i\|^2 + \varepsilon)^{-1} \cdot (\|\bar{n}_i - n_i\|^2 + \varepsilon)^{-1}$ ,其中 $\varepsilon = 10^{-5}$ 用来避免分母等于0的情况出现;

对于法向非连续过度的模型,会出现尖锐特征区域凹陷的情况,为了解决这种情况,需引入多法向来处理;因此在法向滤波后,按照候选特征点提取、提取特征区域骨架、重采样特征点、赋予特征点多法向,得到特征点的多法向,再根据多法向进行顶点位置更新。

## 一种点云几何细节特征去除方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及计算机图形学和点云几何细节特征滤波领域,尤其是指一种基于滚动法向量滤波和多法向技术的点云几何细节特征去除方法。

### 背景技术

[0002] 近年来,随着虚拟现实和增强现实技术的出现和形状分析技术的重要性提升,点云处理技术重新成为几何处理领域的重点关注对象。而且,随着三维拍摄设备的发展,获取到的三维场景也变得越来越复杂和丰富。然而,过于复杂的点云几何特征不利于实时处理中的重建、形状分析和语义分割。因此,作为一项预处理步骤,对模型中的小尺度特征进行抑制,同时保持模型的大尺度结构特征不被模糊的工作,变得非常有意义。同时,从三维模型中移除不同大小的几何特征可以有利于几何纹理迁移、特征控制和变形等工作。

[0003] 滚动滤波方法,作为联合双边滤波技术的一个延伸,在图像滤波领域和网格滤波领域已经被证实为一种简单有效的细节特征抑制和抹除,同时保持结构特征不被模糊的方法。在网格领域中,该方法首先采用高斯滤波对细节特征进行抹除,随后采用滚动滤波对被过度模糊的结构特征进行恢复。然而将该方法直接应用到点云滤波领域,由于缺少点间连接关系,会出现图1(g)中的尖锐边缘扭曲情况,因此将滚动滤波方法应用于点云处理领域是不容易的。

[0004] 经过我们的研究发现,通过改进顶点位置更新的能量公式,并且引入多法向框架,可以解决尖锐边缘扭曲情况,同时保持了滚动滤波的优点,在去除细节特征的同时,有效保持尖锐结构特征不被模糊。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的在于克服现有技术的缺点和不足,提出了一种行之有效、科学合理的基于滚动法向量滤波和多法向技术的点云几何细节特征去除方法。

[0006] 为实现上述目的,本发明所提供的技术方案为:一种点云几何细节特征去除方法,包括以下步骤:

[0007] 1) 利用滚动滤波方法对法向量场进行滤波,其公式如下:

$$[0008] \quad n_i^{k+1} = \frac{1}{W_i^k} \sum_{j=1}^n w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(n_i^k, n_j^k, \sigma_r) n_j \quad (1)$$

[0009] 式中,  $W_i^k = \sum_{j=1}^n w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(n_i^k, n_j^k, \sigma_r)$  是归一化因子,  $k$  为迭代次数,  $n_i^{k+1}$  是  $p_i$  点的第  $k+1$  次迭代滤波后的法向量,  $n$  为点云的顶点个数,  $n_j$  是  $p_j$  的原始法向量,

$w_s(p_i, p_j, \sigma_s) = \exp\left(-\frac{\|p_i - p_j\|^2}{\sigma_s^2}\right)$  是位置差权重, 当  $p_j$  点与  $p_i$  点的欧氏距离越远时, 权重越

小； $w_r(n_i^k, n_j^k, \sigma_r) = \exp(-\frac{\|n_i^k - n_j^k\|^2}{\sigma_r^2})$ 是法向量差权重，当 $p_j$ 点的法向量 $n_j^k$ 与 $p_i$ 点的法向量 $n_i^k$

法向量差越大时，权重越小。通过上述两个权重，对模型内所有除 $p_i$ 点之外的所有点的原始法向量进行加权平均，得到 $p_i$ 点滤波后的法向量。

[0010] 2) 基于滤波后的法向量场 $\bar{n}_i$ 对顶点位置进行更新，得到新的点云模型，需要定义如下的优化问题：

$$[0011] \quad \arg \min_C E_U(C) = \arg \min_C (E_{NW}(C) + \lambda E_P(C)) \quad (2)$$

[0012] 式中， $E_{NW}(C) = \sum_{i=1}^n \sum_{j \in N_i} \frac{w_{ij}}{W_i} [\bar{n}_j \cdot (\bar{p}_j - \bar{p}_i)]^2$ ，用来保持更新后的顶点位置与滤波后的

法向量场保持一致性。其中 $w_{ij} = w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(\bar{n}_i, \bar{n}_j, \sigma_r)$ 为两种权重因子组合，

$W_i = \sum_{j \in N_i} w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(\bar{n}_i, \bar{n}_j, \sigma_r)$ 为归一化因子， $w_s(p_i, p_j, \sigma_s) = \exp(-\frac{\|p_i - p_j\|^2}{\sigma_s^2})$ 是位置差

权重，当 $p_j$ 点与 $p_i$ 点的欧氏距离越远时，权重越小； $w_r(\bar{n}_i, \bar{n}_j, \sigma_r) = \exp(-\frac{\|\bar{n}_i - \bar{n}_j\|^2}{\sigma_r^2})$ 是法向量

差权重，当 $p_j$ 点的法向量 $\bar{n}_j$ 与 $p_i$ 点的法向量 $\bar{n}_i$ 法向量差越大时，权重越小。这一权重用来约

束来自模型中另外一个面上的点 $\bar{p}_j$ 的法向量 $\bar{n}_j$ 的拉动。 $E_P(C) = \sum_{i=1}^n \gamma_i \|\bar{p}_i - p_i\|^2$ 为位置约束能量， $\gamma_i$ 为对非小特征点的移动惩罚权重。求解公式(2)得到的迭代求解公式为：

$$[0013] \quad \bar{p}_i^{t+1} = (1 + \beta \lambda \gamma_i) \bar{p}_i^t + \beta \{-\lambda \gamma_i p_i - \sum_{j \in N_i} \frac{w_{ij}}{W_i} [\bar{n}_j \cdot (\bar{p}_j^t - \bar{p}_i^t)] \bar{n}_j + \sum_{j \in N_i^{-1}} \frac{w_{ji}}{W_j} [\bar{n}_i \cdot (\bar{p}_i^t - \bar{p}_j^t)] \bar{n}_i\}$$

[0014] 式中， $t$ 和 $t+1$ 为第 $t$ 次和第 $t+1$ 次迭代，由此得到新的点位置 $\bar{p}_i^{t+1}$ ，通过迭代多次后得到更新后的点云模型。 $\gamma_i$ 作为对非小特征点的移动惩罚权重，即对于需要保持的大特征区域处的点，我们希望其尽可能保持不动，此时该权重应较大；而对于要抹除的小特征区域，要尽量抹平，因此该权重较小。因此在进行完全顶点位置程序之前，我们先进行一次 $\lambda =$

0的迭代，得到 $\hat{C} = \{\hat{p}_i, i=1, \dots, n\}$ ，并计算 $\gamma_i = (\|\hat{p}_i - p_i\|^2 + \varepsilon)^{-1} \cdot (\|\bar{n}_i - n_i\|^2 + \varepsilon)^{-1}$ ，其中 $\varepsilon = 10^{-5}$

用来避免分母等于0的情况出现。

[0015] 对于法向非连续过度的模型，会出现尖锐特征区域凹陷的情况实现。为了解决这种情况，我们引入多法向来处理。因此我们在法向滤波后，按照候选特征点提取、提取特征区域骨架、重采样特征点、赋予特征点多法向，得到特征点的多法向，再根据多法向进行顶点位置更新。

[0016] 本发明与现有技术相比，具有如下优点和有益效果：

[0017] 1、更好地在抹除小尺度几何纹理特征的同时，保持大尺度特征不变形。目前只有去噪方法可以应用于这方面的任务，但是处理相比于噪声几何尺度更大的纹理特征，如果

通过调大去噪方法的影响范围来实现这一目标,会存在三类问题:1) 不论如何调大参数,都不能把细节特征去除干净,例如图1中 (b)、(c) 和 (d) 这三个方法所示;2) 虽然可以更干净的去噪参数,但是对大尺度特征会造成过度模糊的问题,如图1 (e) 方法所示;3) 重采样方法虽然效果是最好的,但是由于随机上采样的特点,会在尖锐特征区域出现随机错误,如图1 (f) 方法的结果所示。因此相比之下,本方法能更好地在抹除小尺度几何纹理特征的同时,保持大尺度特征不变形。

[0018] 2、更好的鲁棒性。本方法没有很多参数需要设置。 $\sigma_s$ 是用来处理本方法的处理范围,可以根据我们要处理的细节特征的几何尺度来设定,例如图1中带有许多大小不同锥体的立方体,当我们要抹除大锥体时,我们应该把 $\sigma_s$ 设置成大锥体底面半径大小。 $\sigma_r$ 是用来处理其圆滑程度的,针对模型整体是比较圆滑的, $\sigma_r$ 可以设置为比较大,如果是尖锐特征比较明显的机械模型, $\sigma_r$ 应设置得较小。所以本方法只有简单的两个参数调整,具有很好的可操作性。

[0019] 3、更简易的使用性。本发明整个过程是自动进行的,并不需要用户进行过多的交互设置,所以针对使用的用户也不需要相关的知识基础,只需运行程序,就能直接得到所需要的结果。因此本发明也能有利于在今后我国在3D打印技术的推广中,针对模型质量的优化提供帮助,因此本发明具有很大的实际推广价值。

## 附图说明

[0020] 图1为对表面带有不同大小锥体的立方体的细节抹除效果,并与其它方法比较,本发明的的方法为 (h) Ours。

[0021] 图2为滚动法向滤波的迭代效果。

[0022] 图3为添加法向量差权重因子前后的效果对比, (a) 为未添加法向量差权重因子的结果, (b) 为添加法向量差权重因子后的结果。

[0023] 图4为添加位置约束能量前后的效果对比, (a) 为未添加位置约束能量的结果, (b) 添加位置约束能量后的结果。

[0024] 图5为采用多法向框架前后的效果对比。(a) 为特征点为单法向时造成凹陷的原理图。(b) 为造成特征点区域凹陷的效果图。(c) 为特征点为多法向时解决凹陷问题的原理图。(d) 为解决凹陷问题之后的效果图。

[0025] 图6为采用多法向框架的处理流程图。(a) 为原始模型。(b) 为对原始模型添加噪声。(c) 为滚动法向滤波后的结果。(d) 为提取候选特征点。(e) 为对特征点区域生成骨架并重采样。(f) 为对特征点赋予多法向后进行顶点位置更新的结果。

[0026] 图7为对不带有尖锐特征的模型进行表面细节特征去除的结果图,并与其它方法比较,本发明的的方法为Ours。

[0027] 图8为对带有尖锐特征的模型进行表面细节特征去除的结果图,并与其它方法比较,本发明的的方法为Ours。

## 具体实施方式

[0028] 下面结合具体实施例对本发明作进一步说明。

[0029] 本实施例所提供的的点云几何细节特征去除方法,主要基于滚动法向量滤波和多

法向技术,包括以下步骤:

[0030] 1) 利用滚动滤波方法对法向量场进行滤波,其公式如下:

$$[0031] \quad n_i^{k+1} = \frac{1}{W_i^k} \sum_{j=1}^n w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(n_i^k, n_j^k, \sigma_r) n_j \quad (1)$$

[0032] 式中,  $W_i^k = \sum_{j=1}^n w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(n_i^k, n_j^k, \sigma_r)$  是归一化因子,  $k$  为迭代次数,  $n_i^{k+1}$  是  $p_i$  点的第  $k+1$  次迭代滤波后的法向量,  $n$  为点云的顶点个数,  $n_j$  是  $p_j$  的原始法向量,

$w_s(p_i, p_j, \sigma_s) = \exp\left(-\frac{\|p_i - p_j\|^2}{\sigma_s^2}\right)$  是位置差权重, 当  $p_j$  点与  $p_i$  点的欧氏距离越远时, 权重越

小;  $w_r(n_i^k, n_j^k, \sigma_r) = \exp\left(-\frac{\|n_i^k - n_j^k\|^2}{\sigma_r^2}\right)$  是法向量差权重, 当  $p_j$  点的法向量  $n_j^k$  与  $p_i$  点的法向量  $n_i^k$

法向量差越大时, 权重越小。通过上述两个权重, 对模型内所有除  $p_i$  点之外的所有点的原始法向量进行加权平均, 得到  $p_i$  点滤波后的法向量。法向量场通过上述迭代公式进行滤波的过程如图2所示。

[0033] 2) 基于滤波后的法向量场  $\bar{n}_i$  对顶点位置进行更新, 得到新的点云模型, 需要定义如下的优化问题:

$$[0034] \quad \arg \min_C E_U(C) = \arg \min_C (E_{NW}(C) + \lambda E_P(C)) \quad (2)$$

[0035] 式中,  $E_{NW}(C) = \sum_{i=1}^n \sum_{j \in N_i} \frac{w_{ij}}{W_i} [\bar{n}_j \cdot (\bar{p}_j - \bar{p}_i)]^2$  用来保持更新后的顶点位置与滤波后的法

向量场保持一致性。其中  $w_{ij} = w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(\bar{n}_i, \bar{n}_j, \sigma_r)$  为两种权重因子组合,

$W_i = \sum_{j \in N_i} w_s(p_i, p_j, \sigma_s) w_r(\bar{n}_i, \bar{n}_j, \sigma_r)$  为归一化因子,  $w_s(p_i, p_j, \sigma_s) = \exp\left(-\frac{\|p_i - p_j\|^2}{\sigma_s^2}\right)$  是位置差

权重, 当  $p_j$  点与  $p_i$  点的欧氏距离越远时, 权重越小;  $w_r(\bar{n}_i, \bar{n}_j, \sigma_r) = \exp\left(-\frac{\|\bar{n}_i - \bar{n}_j\|^2}{\sigma_r^2}\right)$  是法向量

差权重, 当  $p_j$  点的法向量  $\bar{n}_j$  与  $p_i$  点的法向量  $\bar{n}_i$  法向量差越大时, 权重越小。这一权重用来约束来自模型中另外一个面上的点  $\bar{p}_j$  的法向量  $\bar{n}_j$  的拉动, 避免出现如图3中 (a) 的往边缘线聚集而造成的分布不均匀的情况, 增加该能量后改善情况如图3中 (b) 所示。

[0036]  $E_P(C) = \sum_{i=1}^n \gamma_i \|\bar{p}_i - p_i\|^2$  为位置约束能量,  $\gamma_i$  为对非小特征点的移动惩罚权重。增加该能量是为了避免如图4中 (a) 出现的模型收缩的情况, 增加该能量后改善情况如图4中 (b) 所示。

[0037] 求解公式 (2) 得到的迭代求解公式为:

$$[0038] \quad \bar{p}_i^{t+1} = (1 + \beta\lambda\gamma_i)\bar{p}_i^t + \beta\{-\lambda\gamma_i p_i - \sum_{j \in N_i} \frac{w_{ij}}{W_i} [\bar{n}_j \cdot (\bar{p}_j - \bar{p}_i)] \bar{n}_j + \sum_{j' \in N_i^{-1}} \frac{w_{j'i}}{W_{j'}} [\bar{n}_i \cdot (\bar{p}_i - \bar{p}_{j'})] \bar{n}_i\}$$

[0039] 式中,  $t$  和  $t+1$  为第  $t$  次和第  $t+1$  次迭代, 由此得到新的点位置  $\bar{p}_i^{t+1}$ , 通过迭代多次后得到更新后的点云模型。  $\gamma_i$  作为对非小特征点的移动惩罚权重, 即对于需要保持的大特征区域处的点, 我们希望其尽可能保持不动, 此时该权重应较大; 而对于要抹除的小特征区域, 要尽量抹平, 因此该权重较小。因此在进行完全顶点位置程序之前, 我们先进行一次  $\lambda=0$  的迭代, 得到  $\hat{C} = \{\hat{p}_i, i=1, \dots, n\}$ , 并计算  $\gamma_i = (\|\hat{p}_i - p_i\|^2 + \varepsilon)^{-1} \cdot (\|\bar{n}_i - n_i\|^2 + \varepsilon)^{-1}$ , 其中  $\varepsilon = 10^{-5}$ ,

用来避免分母等于0的情况出现。

[0040] 对于法向非连续过度的模型, 会出现尖锐特征区域凹陷的情况实现, 原理如图5中(a)所示, 造成的凹陷效果如图5中(b)所示。为了解决这种情况, 我们引入多法向来处理, 解决原理如图5中(c)所示。因此我们在法向滤波后, 按照候选特征点提取、提取特征区域骨架、重采样特征点、赋予特征点多法向, 得到特征点的多法向, 再根据多法向进行顶点位置更新, 流程如图6所示。通过应用多法向结果, 改善结果如图5中(d)所示。

[0041] 本发明经过实验证明其可行性, 能广泛应用于各类模型。图7展示的是对不带有尖锐特征的模型进行表面细节特征去除的结果, 并与目前点云去噪领域内效果最好的几个工作的结果对比。对于不带有尖锐特征的模型, 可以看到我们的方法是在去除表面凸起的细节特征的同时, 很好地保持整体模型光滑和不收缩。图1和图8展示的是对带有尖锐特征的模型进行表面细节特征去除的结果, 并与目前点云去噪领域内效果最好的几个工作的结果对比。对于带有尖锐特征的模型, 本发明采用了多法向的框架, 相比于其它工作, 能更好地在抹除细节特征的同时, 保留大尺度尖锐特征不扭曲。图1和图8两个例子中, 不同灰度值代表着不同平面, 因此法向滤波的结果应该是在同一平面内部尽可能保持灰度值一致, 而相邻不同平面应该尽可能区分开, 以突出尖锐特征。从图中我们可以明显看到, 本发明能更好地做到抹除细节特征的同时, 保留模型的尖锐特征不被模糊和扭曲。

[0042] 本发明具有更好的鲁棒性, 可以对带噪声模型同时起到去噪和抹除细节特征的效果, 如图6所示。

[0043] 综上所述, 本发明方法可以在利用滚动滤波对法向进行滤波的同时, 通过改进顶点位置更新的能量公式, 并且引入多法向框架, 可以解决尖锐边缘扭曲情况, 同时保持了滚动滤波的优点, 在去除细节特征的同时, 有效保持尖锐结构特征不被模糊。为我国在3D打印技术的推广中, 针对模型质量的优化提供帮助, 具有实际推广价值, 值得推广。

[0044] 以上所述之实施例子只为本发明之较佳实施例, 并非以此限制本发明的实施范围, 故凡依本发明之形状、原理所作的变化, 均应涵盖在本发明的保护范围内。



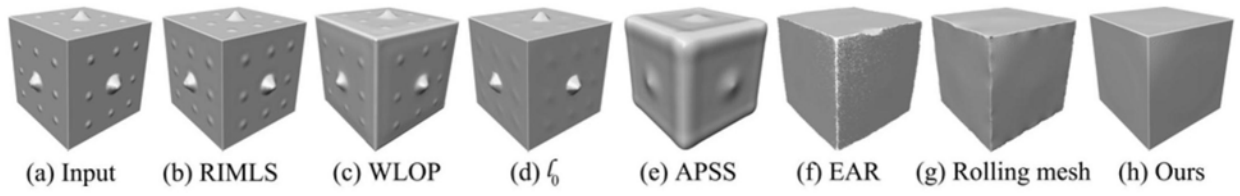


图1

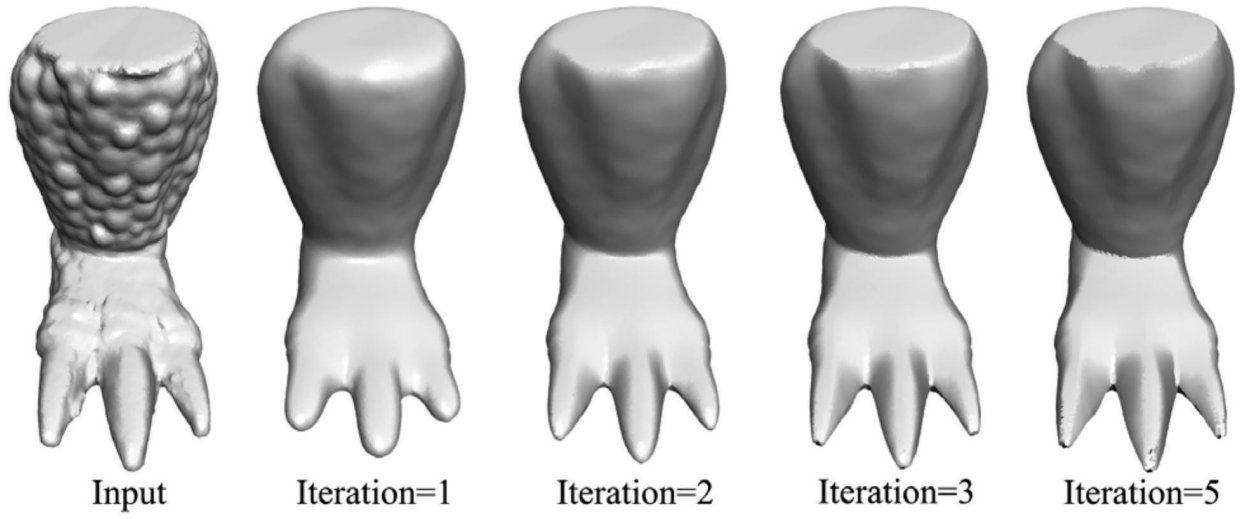


图2

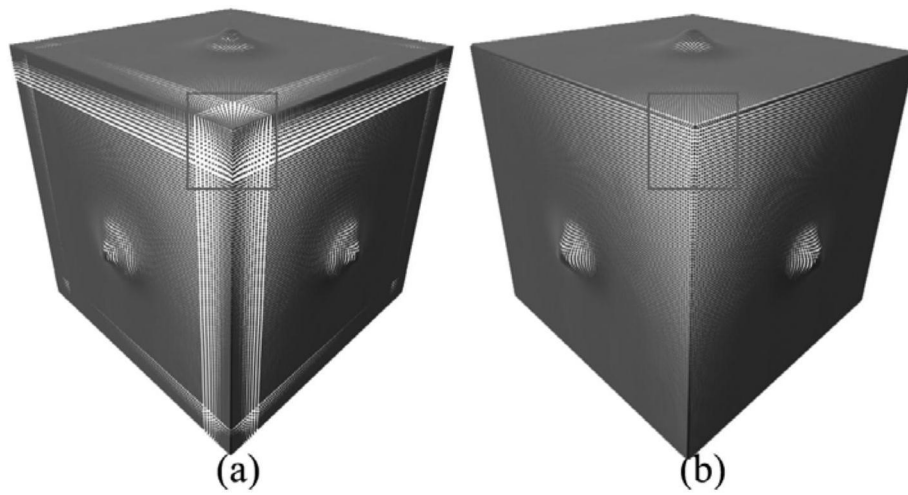


图3

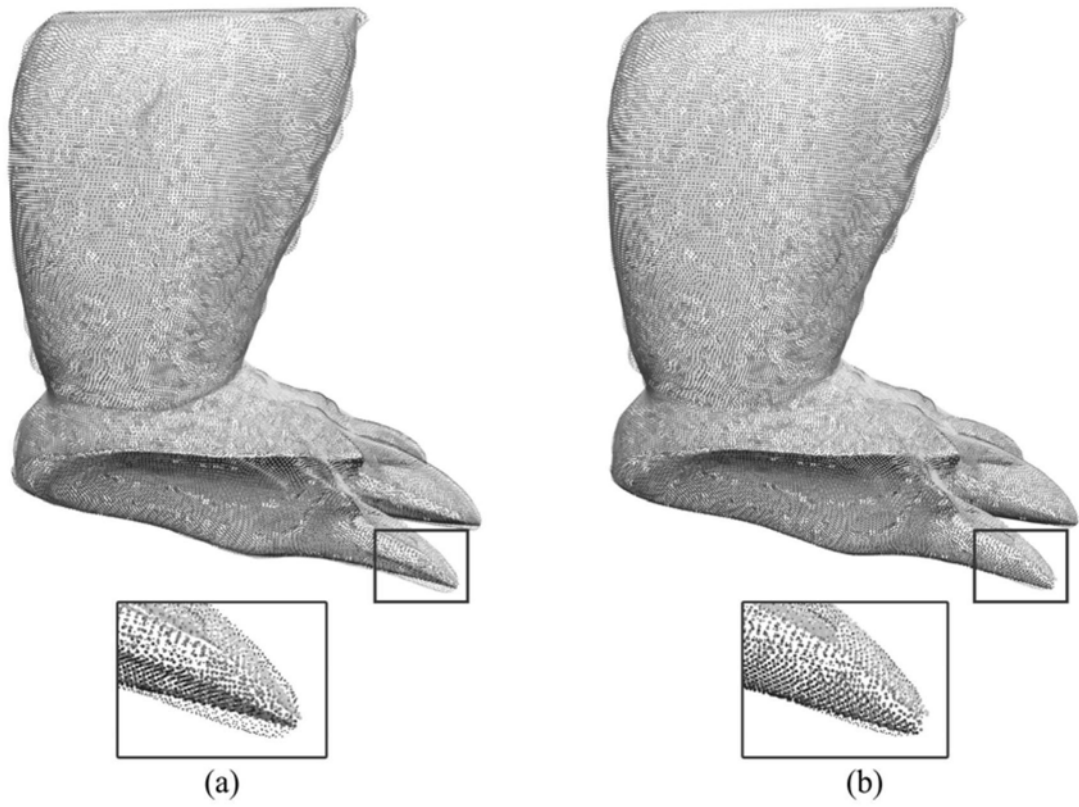


图4

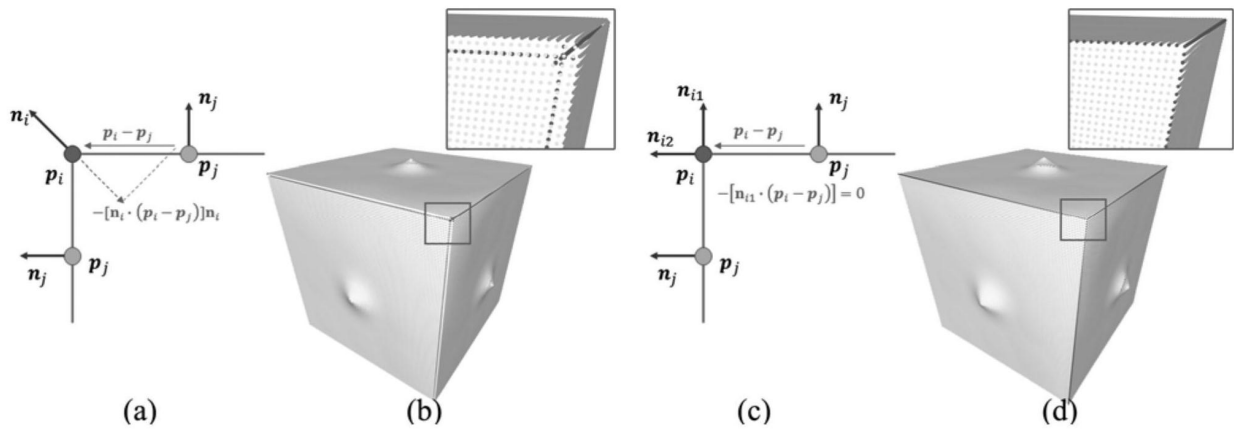


图5

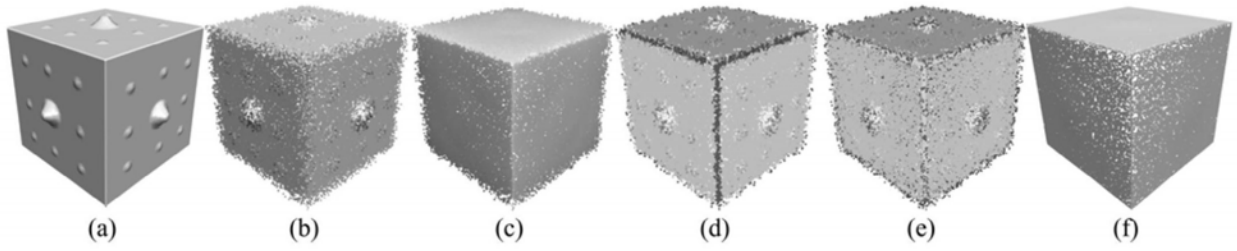


图6

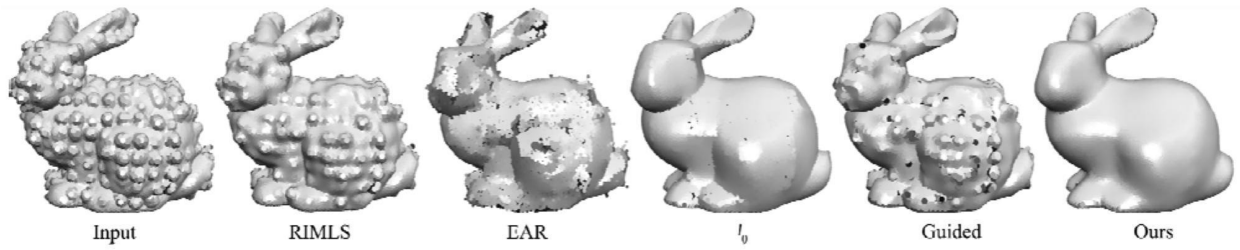


图7

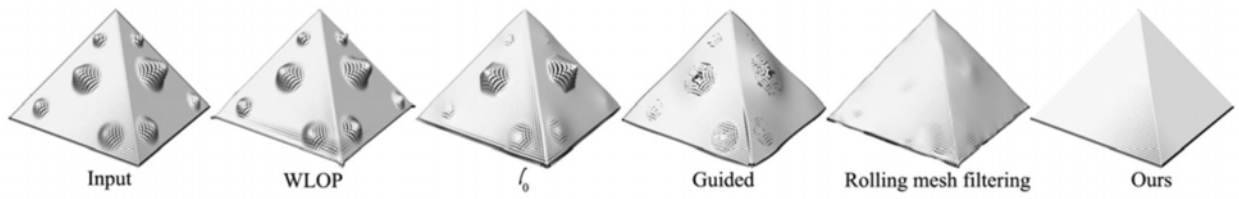


图8