

基于脉冲耦合神经网络的点云曲面去噪

邹北骥¹, 周浩宇¹, 辛国江¹, 谭光华², 陈再良¹

(1. 中南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410083; 2. 湖南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410082)

摘 要: 提出一种基于脉冲耦合神经网络(PCNN)的点云曲面去噪算法. 该算法主要分为两步: 噪声点定位和噪声点滤波. 首先针对点云曲面构建一个 PCNN 神经网络, 各个神经元的外部刺激值由邻近点的几何位置差异和法向差异构成, 利用神经元输出的自适应点火捕获特性, 实现了噪声点的定位; 而后针对点云曲面中的噪声点, 基于网格光顺中双边滤波的思想, 实现噪声点的滤波, 对于非噪声点, 则保持原有的几何位置不变. 实验结果表明, 由于区分了噪声点和非噪声点, 该算法较传统的点云曲面去噪算法能更加有效的去除噪声的同时并保持模型的几何特征.

关键词: 点云曲面; 点云曲面去噪; 脉冲耦合神经网络; 双边滤波

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2012)11-2221-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.11.013

PCNN-Based Point Set Surface Denoising

ZOU Bei-ji¹, ZHOU Hao-yu¹, XIN Guo-jiang¹, TAN Guang-hua², CHEN Zai-liang¹

(1. School of Information Science and Engineering Central South University, Changsha, Hunan 410083, China;

2. College of Information Science and Engineering Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China)

Abstract: A novel algorithm of PCNN-based point set surface denoising is proposed in this paper. The algorithm mainly includes two steps: location of noise points and smoothing of the located noise points. Firstly, a pulse-coupled neural network for the point set surface is constructed. The stimulation value of each neuron is decided by the differences of the position and the normal of the k-nearest neighbor points. The noise points are located through the adaptive firing capture feature of the PCNN. Based on the idea of bilateral filtering, the located noise points are smoothed, while the non-noise points remain their geometry position. Due to the different operations on noise points and non-noise points, experiments show that our algorithm performs better to remove the noise of the point set surface while keeping the features of the model.

Key words: point set surface; point set surface denoising; PCNN; bilateral filtering

1 引言

随着三维测量技术与数字扫描设备的发展, 数字扫描仪的成本逐渐降低, 而捕获的精度越来越高. 通过扫描现有物体来重建三维模型逐渐普及并被广泛应用于数字娱乐中的角色建模、CAD 领域中的逆向工程、文物保护、三维城市建模等^[1,2]. 由于点云数据具有数据结构简单、存储空间少、能表示任意复杂结构的物体等优点, 三维数字扫描仪输出的原始数据基本上为三维点云数据, 这些点云数据经过曲面重建后成为三角网格曲面或者 Nurbs 曲面, 并最终应用于各种实际应用中.

然而, 在三维点云数据的获取过程中, 由于扫描设备、扫描环境、光照等一些不可避免的影响因素, 以及一些人为操作和被测物体表面材质等的影响, 使得采集到的三维点云数据往往受到噪声的影响. 这些噪声会使得

重建后的三维网格光顺度不够, 甚至无法产生结构正确的三角网格曲面. 因此, 在进行曲面重建之前需要对采集到的原始点云曲面进行去噪, 本文即针对这一问题, 探讨去除噪声点的同时并保持原有几何特征的点云去噪方法.

通常的点云去噪方法^[3-6], 对于所有的离散点一对待, 完全不区分噪声点和非噪声点, 通过对该点的 k-邻近点的加权平均得到新的目标点. 这类方法往往会引起特征的模糊和物体的萎缩, 并且改变了原本不需改变的离散点的位置, 降低了物体的表示精度. 本文基于视觉机理, 利用脉冲耦合神经网络(Pulse-coupled Neural Network, PCNN)的思想^[7], 首先定位噪声点和非噪声点, 而后只针对噪声点进行滤波. 滤波算法借鉴了网格光顺中的双边滤波算法, 较好的保持了模型特征, 又避免了模型的萎缩变形.

2 相关工作

近年来,三维网格模型的去噪,也称网格光滑,已有大量的研究工作.早期的工作主要基于 Laplacian 光滑的思想及其相应的变种.Taubian^[8]基于 Laplace 算子,结合信号处理的思想,提出了一种迭代的网格光滑算法;Desbrun 等^[9]利用几何流的思想扩展了这一方法;Ohtake 等^[10]结合几何光滑和网格参数化方法进一步扩展了这一方法;Liu 等^[11]则基于 Laplace 算子,提出了一种全局的非迭代的网格光滑算法.受图像处理中各向异性滤波思想的启发,网格光滑中提出了各种特征保持的网格光滑算法,如双边滤波^[12]等,这些方法往往是针对局部的网格顶点并且需要一个迭代的过程.Jones 等^[13]提出了一种基于统计的方法,通过统计预测网格顶点的目标位置,从而避免了迭代的过程.

相对于三维网格模型的光滑而言,点云数据没有显式的连接关系,应用到三维点云数据去噪的方法还不是很多.目前点云去噪的算法主要通过滤波来实现,滤波充分考虑了采样曲面的内在属性,根据采样曲面属性的不同,选择不同的滤波算子,使得采样数据经滤波处理后与原始曲面差异最小.根据滤波算子的不同,可将现有的滤波算法分为:Laplace 滤波算法,Wiener 滤波算法^[3],移动最小二乘算法^[4,5]等.Laplace 算子和 Wiener 算子需要半规整的连接关系或者局部参数化,并且随着迭代的增加会产生不同程度的萎缩变形.移动最小二乘算法对于特征明显的物体,难以取得较好的效果.徐波等^[6]利用 GPU 对点云去噪进行了加速.

传统的点云去噪方法未能区分噪声点和非噪声点,对于所有的离散点统一施以光滑操作,从而容易导致模型的萎缩变形和特征弱化.针对这一问题,本文利用 PCNN 模型,首先定位噪声点和非噪声点,而后仅对噪声点利用双边滤波的方法加以光滑,双边滤波能够较好的保持物体的几何特征,因此本文算法相较于传统算法,具有较好的特征保持和防止物体萎缩的优点.

3 整体框架与流程

离散点云曲面由一系列的离散点组成,对于含有噪声点的离散点云曲面 P_s ,基于 PCNN 的点云曲面去噪主要包括两个步骤:噪声点定位和对噪声点滤波.如图 1 所示,图中右边的箭头表示该步骤中使用的主要方法.

噪声点定位,主要基于脉冲耦合神经网络(PCNN)的思想,将每个离散点看作

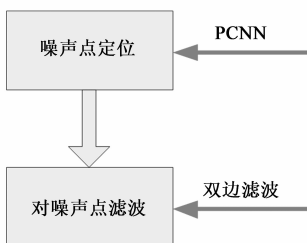


图1 点云去噪的整体框图

一个神经元,各个神经元的外部刺激输入为关于神经元之间的距离以及法向差异的一个函数,具体定义将在第 4.1 节中详细描述,权重为关于神经元之间距离的高斯函数.通过比较各个神经元的点火时刻,从而区分噪声点和非噪声点.

对噪声点的滤波,主要基于网格光滑中的双边滤波算法,通过不断迭代的方式,将离散点云中的噪声点沿其法向移动一定距离实现,非噪声点则保持几何位置不变.由于点云曲面中没有显式的连接关系,利用 k -邻近点作为其连接关系,并通过加权最小二乘的方法估算每个点的法向 n_i .

4 算法描述

4.1 基于 PCNN 的噪声点定位

脉冲耦合神经网络(Pulse-coupled Neural Network, PCNN)是 Eckhorn 提出的一种解释猫大范围的大脑皮层活动实验中观察到的与特征有关同步行为的一个简化模型^[7].这种模型作为一种新型的图像处理工具,已在图像去噪、图像分割、图像融合、图像目标检测、最短路径求解、图像特征提取等问题中有广泛的应用研究.本文基于文献[14]的思想,将其应用到点云曲面的去噪中,实现了点云曲面中的噪声点定位.

PCNN 是一个离散反馈型的单循环网络,其数学方程的离散形式可描述为:

$$\begin{cases} F_{ij}(k) = e^{-\alpha_F \Delta t} F_{ij}(k-1) + S_{ij} + V_F \sum_{k,l} M_{ij,kl} Y_{kl}(k-1) \\ L_{ij}(k) = e^{-\alpha_L \Delta t} L_{ij}(k-1) + V_L \sum_{k,l} W_{ij,kl} Y_{kl}(k-1) \\ U_{ij}(k) = F_{ij}(k)(1 + \beta L_{ij}(k)) \\ \theta_{ij}(k) = e^{-\alpha_\theta \Delta t} \theta_{ij}(k-1) + V_\theta Y_{ij}(k-1) \\ Y_{ij}(k) = \text{step}(U_{ij}(k) - \theta_{ij}(k)) \end{cases} \quad (1)$$

其中,下标 ij 为神经元的标号, S_{ij} 为相应神经元的外部刺激, F_{ij} 为反馈输入, L_{ij} 为链接输入, U_{ij} 为内部行为, θ_{ij} 为动态阈值, M 和 W 为链接权矩阵, V_F , V_L 和 V_θ 为幅度常数, α_F , α_L 和 α_θ 为相应的衰减系数, β 为链接强度, Y_{ij} 为输出, k 为网络运行的时刻, Δt 为采样间隔.图 2 表示了 PCNN 神经元(i, j)的简化模型.

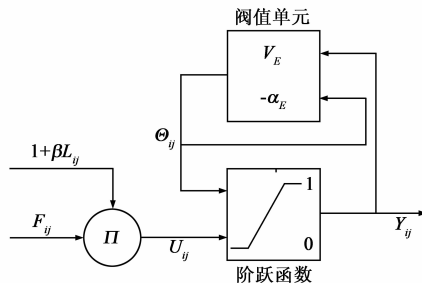


图2 PCNN神经元的简化模型

用于灰度图像处理的 PCNN 是一个单层的二维脉冲耦合神经元阵列,与待处理的图像的维数一致,图像像素与脉冲耦合神经元一一对应.点云曲面的噪声点定位过程中,将点云曲面中的每个离散点看成一个神经元,离散点与脉冲耦合神经元一一对应.由于点云曲面不具有类似于图像的规整的连接关系,利用 k -邻近点来表示连接关系,链接权为两个神经元距离的高斯函数,即链接权矩阵 M 和 W 均为:

$$M_{ij} = W_{ij} = \begin{cases} \frac{e^{-\|v_j - v_i\|^2/\sigma^2}}{\sum_{v_i \in N(v_j)} e^{-\|v_k - v_i\|^2/\sigma^2}}, & v_j \in N(v_i) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $N(v_i)$ 为顶点 v_i 的 k -邻近点集合, σ 通常取为 k -邻近点平均距离的两倍.

图像去噪中各个神经元的外部刺激通常设为图像的灰度.对于点云曲面的去噪而言,不能直接利用顶点的 x, y, z 坐标来作为外部刺激,构造算子 m :

$$m_i = \sum_{v_j \in N(v_i)} d_j \quad (3)$$

$$d_j = \|v_j - v_i\| + \omega \|n_j - n_i\|$$

m_i 即为 v_i 对应的神经元的外部刺激强度.该算子考虑了相邻顶点之间的位置差异和法向差异.如果该点为噪声点,则该点与其邻近点的位置差异和法向差异往往会比较大,而对于非噪声点,则位置差异和法向差异都比较小.因此,该算子能够很好的反映噪声点和非噪声点的区别,并被应用于网格分割等应用中.使用该算子来定位点云曲面中的噪声点,类比于图像去噪,噪声点即对应于图像中的亮点,因此,能够很好的实现点云曲面的噪声点的定位.

算子 m 中各点的法向则通过对 k -邻近点采用加权最小二乘的方法得到,即:

$$\min_{n_i} \sum_{v_j \in N(v_i)} [n_i \cdot (v_j - \bar{v}) f(\|v_j - v_i\|)]^2 \quad (4)$$

其中 $\bar{v} = \frac{1}{k} \sum_{v_j \in N(v_i)} v_j f(\|v_j - v_i\|)$, 即 k -邻近点的质心,

$f(x) = e^{-x^2/\sigma^2}$, σ 的取值如前所述,为 k -邻近点平均距离的两倍.上式的优化可以通过对如下协方差矩阵 C 进行主成分分析得到.利用雅可比迭代计算 C 的特征值和特征向量,最小特征值对应的特征向量即为所求的法向 n_i .

$$C = \sum_{v_j \in N(v_i)} \omega_j (v_j - \bar{v})^T \cdot \omega_j (v_j - \bar{v}) \quad (5)$$

其中 $\omega_j = f(\|v_j - v_i\|)$.

为实现对噪声点的定位,首先用算子 m 激励一个与点云曲面点数相同的 PCNN,使网络运行至所有神经元都点火为止,并将各神经元的点火时刻都记录在该网络

神经元的点火时刻矩阵(Firing Time Map, FTM)当中.对于点云曲面当中的每个离散点 v_i ,考察其 k -邻近点,将 k -邻近点中点火时刻早于该点的点数量记为 s_1 ,将 k -邻近点中点火时刻晚于该点的像素点数量记为 s_2 ,如果 k -邻近点中超过一半的点的点火时刻早于或晚于该点的点火时刻,即 $s_1 > k/2$ 或者 $s_2 > k/2$,则该点为噪声点,否则为非噪声点.噪声点定位的整体流程如图 3.

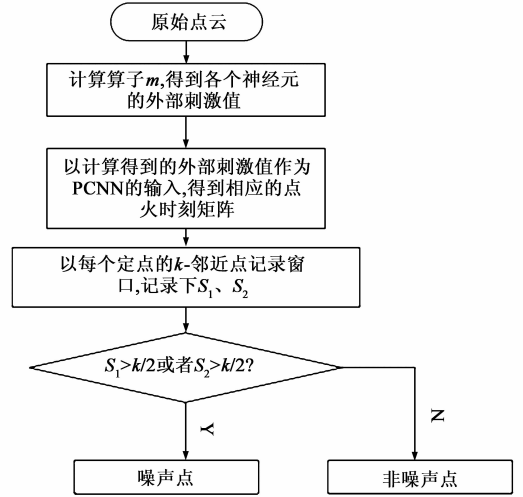


图 3 噪声点定位的整体流程

4.2 基于双边滤波的点云去噪

定位离散点云曲面中的噪声点后,利用双边滤波的算法对这些噪声点进行滤波,非噪声点的几何位置则保持不变,减除了滤波对于非噪声点的影响,从而更好的保持了物体的特征,防止了物体的萎缩变形.

双边滤波最先应用在图像去噪^[15]中, Fleishman 等^[12]人将其应用到了网格光滑中,在去噪的同时较好的保持了网格的特征.双边滤波算法是一种扩散光滑算法,对网格模型中的任意一点,通过将其沿法向移动一段距离 d_i 来达到光滑效果:

$$v'_i = v_i + n_i d_i$$

$$d_i = \frac{\sum_{v_j \in N(v_i)} n_i \cdot (v_j - v_i) W_c(\|v_j - v_i\|) W_s(n_i \cdot (v_j - v_i))}{\sum_{v_j \in N(v_i)} W_c(\|v_j - v_i\|) W_s(n_i \cdot (v_j - v_i))} \quad (6)$$

其中, $N(v_i)$ 为点 v_i 的 k -邻近点, n_i 为点 v_i 的法向, $W_c(\cdot)$ 和 $W_s(\cdot)$ 分别为距离惩罚函数和特征保持函数,通常均取为高斯函数 e^{-x^2/σ^2} , 只是其中的标准差 σ 不同,分别记为 σ_c 和 σ_s , 其取值方法与文献^[12]相同.

双边滤波的几何意义比较明显,如图 4 所示, $n_i \cdot (v_j - v_i)$ 为点 v_j 到点 v_i 所在切平面 T 的距离, d_i 即为所有

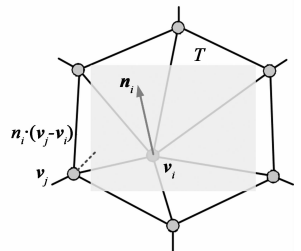


图 4 双边滤波的几何意义

邻近点到 v_i 所在切平面 T 的距离的加权和. 距离顶点 v_i 越远, 权重越小, 即距离惩罚函数 $W_c(\cdot)$ 的作用; 距离顶点 v_i 所在切平面 T 的距离越大, 权重也越小, 即特征保持函数 $W_s(\cdot)$ 的作用.

由于点云数据没有显式的连接关系, 双边滤波的算法不能直接应用到点云曲面去噪中. 双边滤波的算法中主要涉及到点 v_i 的邻近点 $N(v_i)$ 以及法向 n_i 的计算. 本文利用 ANN 开源库^[16] 计算某个离散点 v_i 的 k -邻近点 $N(v_i)$, 顶点的法向计算与 4.1 节相同, 可以通过对式的优化得到. 噪声点滤波的算法可以描述如图 5 所示.

```

DenoisePoint(Vertex v, Normal n)
{
    {qi} = neighborhood(v)
    K = |{qi}|
    sum = 0
    normalizer = 0
    for i = 1 to K
        t = ||v - qi||
        h = <n, v - qi>
        Wc = exp(-t2/2σc2)
        Ws = exp(-h2/2σs2)
        sum += (Wc * Ws) * h
        normalizer += Wc * Ws
    end
    return Vertex v' = v + n * (sum / normalizer)
}

```

图5 噪声点滤波的伪代码描述

5 实例与算法分析

本文算法使用 VC++ 6.0 在 Intel Core™ i3 CPU, 2.0GB 内存的 PC 机上实现. k -邻近点的计算采用 ANN 方法^[14] 实现. 图 6 ~ 图 9 分别是针对龙头模型、Max Plank 人头模型、Fandisk 模型以及狗的模型的点云去噪的结果. 图 6 中上面一排的三个模型从左至右分别是: 含噪声的点云模型, 含噪声模型的平均曲率的颜色映射图和含噪声点云曲面三角化后的网格模型, 下面一排则是利用本文算法去噪后的点云曲面模型, 及其相应的平均曲率映射图和三角化后的网格模型. 从中可以看出, 对于具有丰富细节的点云模型, 该算法能够很好的去除噪声并且保持物体的几何特征. 图 7 是针对 Max Plank 人头模型去噪的结果, 从左至右依次为: 含噪声的点云曲面, 含噪声点云曲面的平均曲率映射图, 含噪声点云三角化后的网格模型, 去噪后的平均曲率映射图及三角化后的网格模型. 图 8 是针对 Fandisk 这种 CAD 模型进行试验的结果, 从中可以看出对于 CAD 模型中的尖锐特征, 本文算法也具有很好的适应性. 这主要归功于两点: 一方面, 利用 PCNN 识别出噪声点, 对于非噪声点保持原有的几何位置; 另一方面, 双边滤波本

身具有比较好的特征保持能力. 图 9 是对狗模型点云去噪的效果图, 上下两排中第一个模型分别是含噪声点云及其三角化后的网格模型, 上下两排中右边的模型则分别是单独利用双边滤波的效果和利用本文算法的滤波效果图, 框中部分是对头部的局部放大, 可以看出, 本文算法在局部细节上能够更加有效的得以保持.

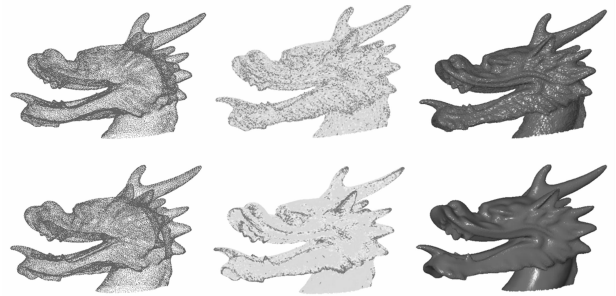


图6 龙头模型的点云去噪

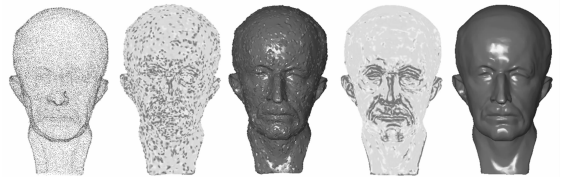


图7 Max Plank模型的点云去噪

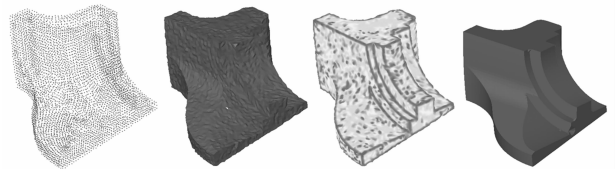


图8 Fandisk模型的点云去噪

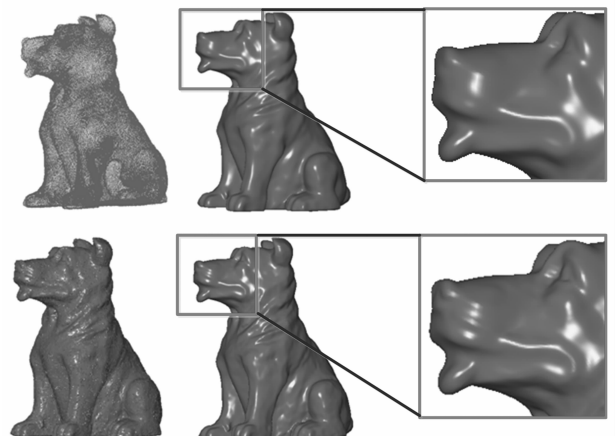


图9 狗模型的点云去噪

表 1 是对实验中各个模型所含顶点数量以及本文算法中噪声点定位及噪声点滤波所需时间的统计. # Points 表示模型所含顶点的数量, T_{locate} 表示噪声点定位所需的时间, T_{smooth} 表示对噪声点滤波所需要的时间, 单位为 s. 从表中可以看出, 本文算法效率基本可以满足

足普通应用的需求.

表 1 各模型所含顶点数量及时间统计

模型	# Points	$T_{locate}(s)$	$T_{smooth}(s)$
龙头	100,056	3.42	0.21
Max Plank	25,445	1.01	0.06
Fandisk	6,474	0.46	0.02
狗	195,586	5.86	0.39

6 结论

在对 PCNN 运行机理进行分析的基础上,本文提出了一种基于 PCNN 的点云曲面去噪算法.该算法运用 PCNN 神经元输出的自适应点火捕获特性,很好地实现了点云曲面噪声点的定位;基于网格光顺中双边滤波的思想,对噪声点进行滤波,对于非噪声点则保持原有的几何位置不变,这样在去噪的同时较好的保持了物体的特征,防止物体的萎缩变形.与传统的点云去噪算法比较,该算法能有效的去除噪声并保持模型的特征.

参考文献

- [1] 林洪彬,刘彬,张玉存.逆向工程中散乱点云变尺度配准算法研究[J].机械工程学报,2011,47(14):1-12.
Lin Hong-bin, Liu Bin, Zhang Yu-cun. Research on a variable registration algorithm for scattered point clouds in reverse engineering [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(14): 1-12. (in Chinese)
- [2] Livny Y, Yan F, Olson M, et al. Automatic reconstruction of tree skeletal structures from point clouds [J]. ACM Transactions on Graphics, 2010, 29(6): 151, 1-8.
- [3] Peng J, Vasily S, Denis Z. A simple algorithm for surface denoising [A]. Proceedings of the Conference on Visualization '01 [C]. San Diego, California; IEEE Computer Society. 2001. 107-112.
- [4] Marc A, Johannes B, Daniel C, et al. Computing and rendering point set surfaces [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2003, 9(1): 3-15.
- [5] Fleishman S, Daniel C, Claudio T S. Robust moving least-squares fitting with sharp features [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 544-552.
- [6] 徐波,唐杰,武港山.基于 CUDA 的点云去噪算法[J].计算机工程,2011,37(2):224-226.
Xu Bo, Tang Jie, Wu Gang-shan. CUDA-based point cloud denoising algorithm [J]. Computer Engineering, 2011, 37(2): 224-226. (in Chinese)
- [7] Eckhorn R, Reiboeck H J, Arndt M. A neural networks for feature linking via synchronous activity: Results from cat visual cortex and from simulations [A]. Models of Brain Function [C]. Cambridge: Cambridge University Press, 1989. 255-272.
- [8] Taubin G. A signal processing approach to fair surface design [A]. Proceedings of the 22nd Annual Conference on Computer

Graphics and Interactive Techniques [C]. New York: ACM Press, 1995. 351-358.

- [9] Mathieu D, Mark M, Peter S, et al. Implicit fairing of irregular meshes using diffusion and curvature flow [A]. Proceedings of the 26th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques [C]. New York: ACM Press, 1999. 317-324.
- [10] Yutaka O, Alexander G B, Ilia A B. Polyhedral surface smoothing with simultaneous mesh regularization [A]. Proceedings of the Geometric Modeling and Processing 2000 [C]. Washington DC: IEEE Computer Society, 2000. 229-235.
- [11] Liu L, Tai C, Ji Z, et al. Non-iterative approach for global mesh optimization [J]. Computer Aided Design, 2007, 39(9): 772-782.
- [12] Fleishman S, Iddo D, Daniel C. Bilateral mesh denoising [J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 950-953.
- [13] Thouis R J, Fredo D, Mathieu D. Non-iterative, feature-preserving mesh smoothing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 943-949.
- [14] 张军英,卢志军,等.基于脉冲耦合神经网络的椒盐噪声图像滤波[J].中国科学 E 辑,2004,34(8):882-894.
Zhang Jun-ying, Lu Zhi-jun, et al. PCNN-based image filtering with pepper noise [J]. Science in China Ser. E Information Sciences, 2004, 34(8): 882-894. (in Chinese)
- [15] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral Filtering for Gray and Color Images [A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Computer Vision [C]. Washington DC: IEEE Computer Society, 1998. 839-846.
- [16] David M M, Sunil A. ANN: A Library for Approximate Nearest Neighbor Searching [CP/OL]. <http://www.cs.umd.edu/~mount/ANN/>, 2010-1-27.

作者简介



邹北骥 男,1961 年生于湖南邵阳,博士,教授,博士生导师.分别于 1982 年、1984 年和 2001 年在浙江大学、清华大学和湖南大学获得工学学士、工学硕士和工学博士学位.现为中南大学信息科学与工程学院副院长.主要研究方向:计算机视觉、机器学习、虚拟现实技术、计算机图形学、数字图像处理、CAD 技术及软件工程技术.



周浩宇 男,1979 年生于湖南长沙,博士研究生.分别于 2002 年和 2005 年在湖南大学获得工学学士和工学硕士学位.现就读于中南大学信息科学与工程学院.研究方向:计算机图形图像处理.

E-mail: zhou_haoyu@163.com