

# 基于混合频谱信号编码的网格纹理平滑

郭艺辉<sup>1)</sup> 陆寄远<sup>1)</sup> 黄承慧<sup>1)</sup> 钟雪灵<sup>1)</sup> 林淑金<sup>2)</sup> 苏卓<sup>3)</sup> 罗笑南<sup>4)</sup>

<sup>1)</sup>(广东金融学院互联网金融与信息工程学院 广州 510521)

<sup>2)</sup>(中山大学传播与设计学院 广州 510006)

<sup>3)</sup>(中山大学计算机学院 广州 510006)

<sup>4)</sup>(桂林电子科技大学计算机与信息安全学院 广西 桂林 541004)

**摘要** 网格纹理平滑技术要求既能保持模型大尺度结构特征又能去除模型小尺度纹理. 然而当模型小尺度纹理与噪声相差较大时, 大多数网格光顺算法会将网格纹理识别为特征加以保持, 而无法有效将其去除; 现有的基于谱分析的网格光顺方法尽管能有效去除网格纹理, 但又无法同时保持模型大尺度结构特征. 为解决该问题, 本文提出一种基于混合频谱信号编码的低通过滤网格纹理平滑算法. 首先采用基于视觉感知的特征识别方法, 准确区分模型大尺度与小尺度特征. 然后, 基于顶点特征尺度, 采用差异性频谱信号编码的方式进行几何信息重建, 最终实现在保持网格模型大尺度结构特征的同时有效去除小尺度纹理. 算法解决了现有网格光顺方法在模型小尺度纹理特征与噪声有明显区别时, 无法有效去除纹理的问题; 并且也解决了现有基于谱分析的网格光顺方法无法在去除模型小尺度纹理的同时, 又能保持模型大尺度特征的矛盾. 实验结果验证了算法的有效性.

**关键词** 网格纹理平滑; 网格光顺; 模型尺度特征; 视觉感知; 谱图理论; 混合频谱编码; 数字几何处理

**中图法分类号** TP391 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2021.00318

## Mesh Texture Smoothing Based on Hybrid Spectral Encoding

GUO Yi-Hui<sup>1)</sup> LU Ji-Yuan<sup>1)</sup> HUANG Cheng-Hui<sup>1)</sup> ZHONG Xue-Ling<sup>1)</sup>

LIN Shu-Jin<sup>2)</sup> SU Zhuo<sup>3)</sup> LUO Xiao-Nan<sup>4)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Internet Finance and Information Engineering, Guangdong University of Finance, Guangzhou 510521)

<sup>2)</sup>(School of Communication and Design, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006)

<sup>3)</sup>(School of Computer Science and Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006)

<sup>4)</sup>(School of Computer Science and Information Security, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004)

**Abstract** More and more application systems, such as mesh model reuse, 3D texture mapping, 3D data transmission, mesh compression, simplification, 3D real-time rendering and so on, have put forward requirements for the 3D mesh textures smoothing. The technology of the mesh texture smoothing is expected to both reduce the small-scale detail texture features and keep the large-scale intrinsic structures. Traditional mesh smoothing methods tend to focus on removing high frequency random noise and preserving the features. In case of the small-scale textures are quite different from noise, those methods tend to regard them as features to preserve them rather than eliminate them. The existing mesh smoothing methods based on spectral analysis can smooth out all of the small-scale textures, but also over-smooth the large-scale structural features

收稿日期: 2019-11-24; 在线发布日期: 2020-02-20. 本课题得到国家自然科学基金项目(71501051, 61872394, 61772149)、广东省普通高校人文社会科学研究重点项目(2018WZDXM032)、广东省普通高校科研平台和科研创新项目(2020KTSCX085)、广东省自然科学基金(2017A050501042)、广州市科技计划项目(202002030473)和广东省基础与应用基础研究基金(2019A1515011953)资助. 郭艺辉, 博士, 讲师, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究方向为计算机图形学、数字几何处理. E-mail: guoyihui@gdof.edu.cn. 陆寄远, 博士, 教授, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究领域为多媒体数据处理. 黄承慧, 博士, 副教授, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究方向为机器学习. 钟雪灵(通信作者), 博士, 教授, 主要研究领域为金融科技、大数据技术. E-mail: tzhongxl@gdof.edu.cn. 林淑金, 博士, 副教授, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究方向为几何建模、信息可视化. 苏卓, 博士, 副教授, 博士生导师, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究方向为计算机图形学. 罗笑南, 博士, 教授, 博士生导师, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究领域为计算机图形学.

on the models. To solve these problems, the paper proposed a low-pass filter based on the hybrid spectral encoding. Firstly, a feature recognition method based on the visual awareness is used to accurately recognize the scale-features on the models. The mesh Laplace-Beltrami operator is constructed and the base functions are obtained through the spectral analysis. Regarding the geometric informations of the vertices as signals, a spectral space is constructed by projecting the geometric informations to the base functions. Using the low-frequency coefficients, a smooth base surface of the original mesh model is constructed, which is regarded as the three-dimensional datum of the original mesh model. The height between the mesh vertex and the three-dimensional datum is calculated to obtain the visual importance of the vertex. The vertex with the height value larger than a threshold is defined as the large-scale feature vertex. Next, a hybrid spectral encoding method is proposed to reconstruct the mesh model. There are two frequencies setted appropriately: one is the higher frequency  $\beta$  which is used to remove high frequency noise and construct structural features, and the other is the lower frequency  $\alpha$  which is used to remove detail textures. On the large-scale vertex, the high-frequency coefficient  $\beta$  is adopted to reconstruct the geometry information; and on the small-scale vertex, the low-frequency coefficient  $\alpha$  is adopted correspondingly. The result is that the large-scale structure features are preserved effectively, and at the same time the small-scale textures are removed completely. The major contribution of the proposed method is that it presents a hybrid spectral encoding framework which can adopt different frequency coefficients to construct the vertex geometry according to different scale features, and the aim of removing the small-scale features and simultaneously maintaining the large-scale structural features has been achieved. The proposed method solves the problem that the existing mesh smoothing methods cannot effectively remove the small-scale textures when the small-scale textures differ significantly from the noise. And it also solves the contradiction that the existing spectral mesh smoothing method cannot maintain the large-scale features when removing the small-scale features, and cannot remove the small-scale features when maintaining the large-scale features as much as possible. The paper demonstrates the effectiveness of the proposed method compared with many state-of-the-art mesh smoothing methods, the experimental results verify the superiority of the proposed method.

**Keywords** mesh texture smoothing; mesh smoothing; multiscale feature; visual awareness; spectral theory; hybrid spectral encoding; digital geometry processing

## 1 引言

近年来,随着数字几何处理技术的发展<sup>[1]</sup>,网格模型纹理平滑的需求场景越来越广泛,网格模型复用、网格纹理迁移与贴图<sup>[2]</sup>、网格表面编辑与重建<sup>[3]</sup>、三维模型实时绘制、模型数据快速传送,网格压缩与简化、网格模型检索<sup>[4]</sup>等众多应用系统均对网格模型纹理平滑提出要求.网格模型纹理平滑技术越来越受到关注<sup>[5-8]</sup>.网格模型纹理平滑技术要求不仅能去除网格噪声,还要在尽可能保持模型大尺度特征的同时,又能最大限度去除小尺度纹理.网格模型特征与噪声的主要区别在于特征的尺度要大于

噪声.网格模型的特征尺度又包括小尺度特征和大尺度特征.模型小尺度特征是指网格模型容易被人类视觉忽略的细节特征,例如网格表面细密的纹理、繁杂的凸包、重复的脊、冗余的沟、裂痕等;而大尺度特征是指网格模型容易被人类视觉关注的本征结构特征,例如网格模型外形、轮廓特征等.国内外学者已经提出了众多优秀的网格光顺方法.然而,已有的网格光顺方法主要针对如何去除高频噪声并保持特征.如果小尺度纹理与噪声接近,则现有算法均可将网格纹理去除;但是当小尺度纹理与噪声差别较大,使用现有算法不但不能将网格纹理去除,反而会将纹理识别为特征加以保持甚至增强,而无法有效将其去除.现有的基于谱分析的网格光顺方法虽然能

去除模型纹理,但却不能同时保持大尺度特征.为解决上述问题,本文提出了一种基于混合频谱信号编码的方法以实现网格模型纹理平滑.本文方法主要

包括两个步骤:基于视觉感知的尺度特征提取和基于混合频谱信号编码的网格纹理平滑,研究框架如图 1 所示.

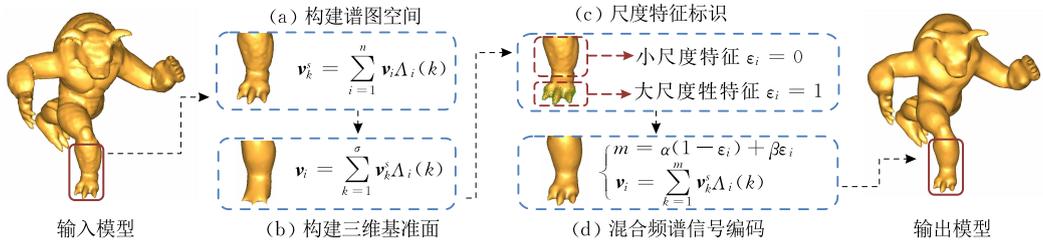


图 1 本文方法研究框架

(1) 基于视觉感知的尺度特征提取.若要完成网格模型纹理平滑,首先需将大尺度特征和小尺度特征正确区分开来.对原始网格构建拉普拉斯-贝尔特拉米操作算子,进行谱图分析,将模型顶点几何信息作为信号投射到方程基,构建谱图空间,如图 1(a)所示.采用低频频率因子执行谱图编码,构建模型光滑基网格,建立原始网格模型的三维基准面,如图 1(b)所示.通过计算网格顶点到三维基准面的欧氏距离获得顶点高度值,进行阈值判定,将大于阈值的顶点定义为网格大尺度特征点,其余顶点为小尺度特征点,如图 1(c)所示.

(2) 基于混合频谱信号编码的网格纹理平滑.在网格模型小尺度特征顶点,采用低频因子进行频谱编码重建几何信息,消除小尺度纹理等细节特征;在网格模型大尺度特征顶点,采用较高频因子进行频谱编码,准确描述网格模型大尺度本征结构特征.本文方法运行结果是,不仅高频噪声以及与噪声有较大差别的小尺度纹理会被有效去除,模型大尺度特征亦被很好地保持,如图 1(d)所示.

本文方法解决了当小尺度纹理与噪声有较大差别时,现有网格光顺方法无法有效将纹理去除的问题.同时,本文方法也解决了现有基于谱分析的网格光顺方法去除小尺度纹理就无法有效保持大尺度结构特征,而要保持大尺度特征又无法有效去除小尺度纹理的矛盾.

## 2 相关工作

网格光顺技术除了经典的算法<sup>[9-12]</sup>,近年来又有众多算法被提出<sup>[13-18]</sup>.Zheng 等人<sup>[19]</sup>同时考虑空间距离和数值差异两个因素,提出了基于双边法向滤波器的网格光顺方法.He 等人<sup>[20]</sup>提出了  $L_0$  范数最小化框架,将图像  $L_0$  优化算法应用到网格去噪.

Cheng 等人<sup>[21]</sup>提出了特征保持的近似  $L_0$  梯度最小化光顺算法.Wang 等人<sup>[22]</sup>采用基于加权  $l_1$  分析的压缩感知解决方案,将网格曲面特征与噪声分离,得到去噪后的网格.Zhang 等人<sup>[23]</sup>提出联合双边滤波器,Wu 等人<sup>[24]</sup>使用  $L_1$  范数变分模型进行网格去噪,Zhang 等人<sup>[25]</sup>结合全变分和分段常量函数处理不同类型噪声网格.Centin 等人<sup>[26]</sup>提出二阶网格光顺方法,步骤包括尺度不变显著性测量引导的法向量扩散以及边界约束的顶点位移.Yong 等人<sup>[27]</sup>提出基于  $L_0$  稀疏正则化的网格光顺方法.然而,上述网格光顺方法的目标是去除模型高频噪声并保持特征.如果模型小尺度纹理与噪声差别不大,使用上述方法均可以将小尺度纹理去除;但是当纹理等小尺度特征与噪声明显不同时,小尺度纹理就会被识别为特征并加以保持甚至增强,从而无法被有效去除.因此,如何有效地利用网格光顺方法去除网格纹理依然是一个具有挑战性的工作.

本文提出了一种基于混合频谱信号编码的网格光顺方法解决该问题.本文认为,若要完成网格模型纹理平滑,首先需将模型大尺度特征和小尺度特征正确区分开来.网格模型特征识别已取得一系列研究成果.Wu 等人<sup>[28]</sup>提出基于局部反差与全局稀疏理论的网格模型特征检测方法.Levallois 等人<sup>[29]</sup>提出了基于积分不变量的离散特征估计方法.Kong 等人<sup>[30]</sup>提出基于拓扑变换的自由曲面特征识别方法.Torrente 等人<sup>[31]</sup>将 HT(Hough Transform, 霍夫变换)技术扩展到三维图形领域,用于识别和定位网格模型语义特征.Song 等人<sup>[32]</sup>提出了从局部到全局的网格显著特征计算方法.Hu 等人<sup>[33]</sup>提出一种流形网格曲面上自由形状特征可参数驱动的阵列重用设计方法.此外,还有众多研究成果被提出<sup>[34-37]</sup>.然而,尽管上述方法在特征识别方面表现优秀,但是这些方法均没有对特征进行尺度分析,因而无法将

模型大尺度特征与小尺度特征区分开来。

本文采用一种基于人类视觉感知的网格模型尺度特征提取方法。学者们从解剖学、神经生理学、心理物理学等方面对“人类视觉感知”展开了深入研究<sup>[38-39]</sup>。研究表明,人类视觉对模型表面小尺度特征,例如重复出现的繁杂纹理会粗略分析或者直接忽视;而对大尺度特征,例如物体轮廓、结构以及跟周围有显著区别的区域格外关注。这些大尺度特征也被称为模型有意义特征、显著特征或者感兴趣特征。基于人类视觉注意机制的一系列网格模型尺度特征识别算法被提出。Lee 等人<sup>[40]</sup>提出以感知为基础的(Perception inspired)视觉显著度模型“Mesh saliency”。该算法基于加权高斯曲率,利用中央-周围(Center-Surround)机制构造滤波器计算网格显著度,通过非线性归一化操作提取三维网格模型的重要区域,这部分区域也被称为网格模型大尺度有意义特征区域。受到 Lee 等人<sup>[40]</sup>算法的启发,Castellani 等人<sup>[41]</sup>提出 Salient-points 方法,将高斯差分模型 DoG(Difference of Gaussian)用于网格模型特征点检测以及模型匹配。Sipiran 等人<sup>[42]</sup>提出 3D-Harris 方法,将用于二维图像特征点检测的 Harris 算子扩展到三维空间以提取三维模型有意义特征点。Godil 等人<sup>[43]</sup>提出基于尺度不变特征变换的 3D-SIFT(Scale Invariant Feature Transform)框架,用于识别体素模型特征点。Novatnack 等人<sup>[44]</sup>提出鲁棒的尺度依赖特征检测方法 SD-corners(Scale-depended),首先通过法向量映射,将三维网格转化为二维图像,基于图像进行特征检测,最后将二维图像特征映射回三维网格模型,识别模型特征角点与特征边。Sun 等人<sup>[45]</sup>提出基于热量扩散理论的多尺度特征描述算法 HKS(Heat Kernel Signature)。然而,从三维模型特征检测公开测试平台<sup>[46]</sup>提供的数据来看,Sun 等人<sup>[45]</sup>的方法出于某种特定应用需求,检测出的特征点过少;Godil 等人<sup>[43]</sup>、Novatnack 等人<sup>[44]</sup>的方法检测到的特征点过多;Castellani 等人<sup>[41]</sup>、Sipiran 等人<sup>[42]</sup>的方法会出现特征点漏检的现象。并且上述算法都离不开网格模型局部微分属性,例如曲率或者法向量的测量。完全不同于上述方法,本文第 3 节采用一种基于视觉感知的、完全抛除低层次几何微分属性度量的特征检测方法,实现准确标识出模型尺度特征。

在准确识别网格模型尺度特征的基础之上,本文提出一种基于混合频谱信号编码的网格光顺方法以去除网格纹理并保持大尺度结构特征。网格谱图信号处理是利用网格拉普拉斯-贝尔特拉米算子特

征分解后产生的特征值、特征向量或者特征映射等特征结构对三维模型进行相关数字几何处理的技术<sup>[47-48]</sup>。近年来,网格谱图信号处理方法在数字几何处理中的应用越来越广泛<sup>[49-57]</sup>。谱图理论在网格光顺处理方面最具代表意义的算法包括 Taubin 等人<sup>[10]</sup>的  $\lambda/\mu$  法和 Vallet 等人<sup>[50]</sup>的 MH 法(Manifold Harmonics,流型调和)。Taubin<sup>[10]</sup>首次将傅里叶变换应用于三维模型网格光顺处理,构造出针对网格噪声去除的低通过滤器。Taubin<sup>[10]</sup>指出,谱图分解后获得的低频特征向量对应于网格模型基本外形,高频特征向量对应于网格模型细节特征。当采用少量的频率因子重建网格时,会获得原始网格模型的一个粗糙的不包含细节特征的光滑近似;而当逐渐增加频率因子参与模型重建时,模型的细节特征得以逐步恢复。Vallet 等人<sup>[50]</sup>提出了与 Taubin<sup>[10]</sup>类似的方法 MH 法。 $\lambda/\mu$  法与 MH 法都可以通过低通过滤操作消除小尺度特征,但是这些方法亦有不足之处。即如果想要去除更多的小尺度特征,就需要去除更多的高频向量基,结果就会损失较大尺度特征;而想要保持大尺度特征,就必须采用更多高频向量基,那么小尺度特征几何信息又不可避免地会被同时重建。因此,现有的基于谱图分析的低通过滤方法在网格光顺时遇到的问题是,去除模型纹理与保持模型大尺度特征的操作无法同时进行。本文提出一种基于混合频谱信号编码的网格低通过滤方法解决了上述问题。所谓混合频谱信号编码指的是,不同于  $\lambda/\mu$  方法<sup>[10]</sup>与 MH 法<sup>[50]</sup>在所有顶点均采用等频信号编码的方法,本文方法根据模型顶点的尺度属性,在小尺度特征顶点采用低频频率因子进行几何重建;而在大尺度特征顶点采用更多高频因子进行几何重建。最终结果是,网格模型纹理等小尺度特征被最大限度去除,而大尺度结构特征得到了最大限度保持。

### 3 视觉感知的尺度特征提取

网格模型尺度特征与视觉感知重要度有关,而视觉感知重要度又与顶点所处几何位置高低程度有关,如图 2 所示。相对于一个基准面,顶点位置越高,其视觉感知重要度越高。例如,尽管顶点 B 和顶点 D 比顶点 A 和顶点 C 点更加尖锐,但是人的视觉依然会落在顶点 A 和顶点 C。因为顶点 A 和顶点 C 位置更高,其视觉感知重要度也更高。顶点 A 和顶点 C 即为模型大尺度特征点,顶点 B 和顶点 D 为模型小尺度特征点。三维网格模型基准平面不会是一个

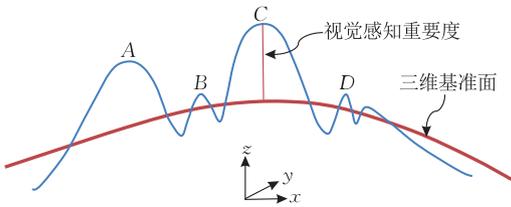


图 2 视觉感知重要度示意图

平面,所以首先需构建三维基准面.本文 3.1 节以谱图理论为工具,构建网格拉普拉斯-贝尔特拉米算子,执行谱图分析,获得特征向量基,将网格顶点几何信息看作是信号投射到特征向量基构建谱图空间;然后采用低频频率因子构建原始网格模型的光顺基网格,并以此作为三维网格模型基平面;计算每一个网格顶点到此三维基准面的欧氏距离,得到顶点高度值.最后选取合适的阈值,将大于阈值的顶点定义为模型大尺度特征点.

### 3.1 构建谱图空间

设有光滑紧致的黎曼流形  $M$  嵌入在欧氏空间  $R^n$ ,图 Laplacian 收敛于潜在流形空间的拉普拉斯-贝尔特拉米算子(Laplace Beltrami Operator,以下简称 LBO 操作算子).对于网格曲面,离散 LBO 操作算子  $\Delta_i$  定义为

$$\Delta_i = \sum_{j \in N(i)} \omega_{ij} (\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j),$$

其中,顶点  $j$  为顶点  $i$  的邻接顶点, $N(i)$  为顶点  $i$  的邻接顶点集合, $\omega_{ij}$  为顶点  $i$  与顶点  $j$  之间的权重. $\mathbf{v}_i$  与  $\mathbf{v}_j$  是顶点  $i$  与顶点  $j$  的坐标值. $\omega_{ij}$  采用基于面积的余切权:

$$\omega_{ij} = \frac{1}{2A_i} \sum_{j \in N(i)} \frac{1}{2} (\cot \alpha_{ij} + \cot \beta_{ij}),$$

其中, $A_i$  为顶点  $i$  邻域三角形面积和, $\alpha_{ij}$  与  $\beta_{ij}$  是共享同一条边  $(i, j)$  的两个邻接三角形的对角.

本文采用 Arnoldi<sup>[58]</sup>方法对拉普拉斯矩阵进行特征分解.得到一系列特征值  $\lambda_i$  与特征向量  $\mathbf{f}_i$ ,特征值与特征向量成对出现  $(\lambda_i, \mathbf{f}_i)$ ,特征向量两两正

交.网格特征向量作为标准正交基向量,类似于傅里叶变换中的正交基函数.下面,将模型的几何坐标作为信号投射到正交基得到几何频率因子,构造谱图空间.首先需要标准化特征向量:

$$\Delta_i = \mathbf{f}_i / \|\mathbf{f}_i\|.$$

标准化的特征向量构造了一个矩阵,矩阵的第  $i$  行可以看作是顶点  $i$  的一个嵌入. $\Delta_i$  的第  $k$  个元素  $\Delta_i(k)$  可以看作是顶点  $i$  的分段线性方程.采用前  $k$  个特征向量完成顶点几何属性由空间域向谱图域的转变,计算公式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{v}_k^s = (x_k^s, y_k^s, z_k^s) (1 \leq k \leq n) \\ \begin{cases} x_k^s = \sum_{i=1}^n x_i \Delta_i(k); y_k^s = \sum_{i=1}^n y_i \Delta_i(k); z_k^s = \sum_{i=1}^n z_i \Delta_i(k) \end{cases} \end{cases},$$

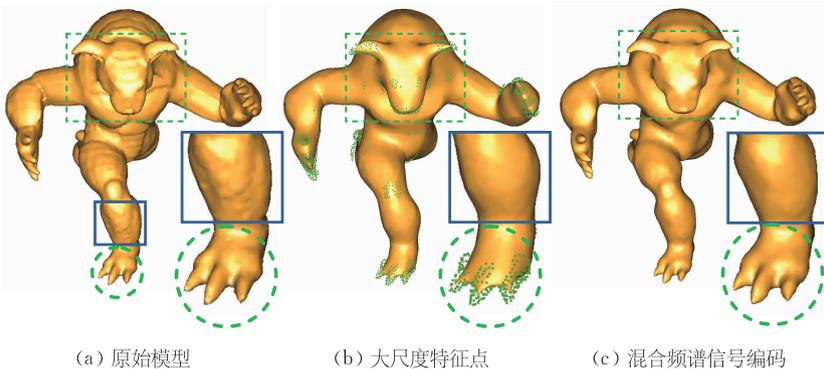
其中, $n$  为网格顶点的个数.每一个顶点的空间坐标  $\mathbf{v}_i = (x_i, y_i, z_i) (1 \leq i \leq n)$  被投射到其对应的方程基  $\Delta_i(k)$ ,得到频率因子  $\mathbf{v}_k^s = (x_k^s, y_k^s, z_k^s) (1 \leq k \leq n)$ ,谱图空间构造完成.

### 3.2 标识大尺度特征顶点

谱图空间构造完成后,进行三维傅里叶逆变换以重建模型几何,计算公式如下:

$$x_i = \sum_{k=1}^{\sigma} x_k^s \Delta_i(k); y_i = \sum_{k=1}^{\sigma} y_k^s \Delta_i(k); z_i = \sum_{k=1}^{\sigma} z_k^s \Delta_i(k),$$

其中, $\mathbf{v}_i = (x_i, y_i, z_i) (1 \leq i \leq n)$  是重建后网格顶点的几何坐标. $\sigma$  是用于重建网格顶点几何信息的频率因子的个数.注意到与高频特征值关联的特征向量对应于模型特征,当参与运算的频率因子的数量逐渐增加时,模型的特征被逐渐加入;而与低频特征值关联的特征向量对应于模型的基本几何外形.如前文所述,网格顶点离基准面距离越远,视觉感知重要度就越高.接下来需要选取合适的  $\sigma$  值构建三维基准面. $\sigma$  值选取的原则是,采用该值重构的模型需能描述模型几何外形,但不能包含任何细节特征.对于图 3(a) Armadillo 模型,当  $\sigma$  取值为 200 时,可以构建一个能满足上述条件的基网格,将此基网格作为 Armadillo 模型的三维基准面,如图 3(b) 所示.



(a) 原始模型

(b) 大尺度特征点

(c) 混合频谱信号编码

图 3 本文方法网格纹理平滑示意图

接着,构建全局高度场.分别计算每一个网格顶点  $i$  从原始网格到三维基准面的欧氏距离,记录顶点高度值  $I_i$ ,然后对  $I_i$  做标准化处理,公式如下:

$$I_i = (I_i - I_{\min}) / (I_{\max} - I_{\min}),$$

其中,  $I_{\min}$  是网格中顶点最小高度值,  $I_{\max}$  是顶点最大高度值,  $I_i$  即为顶点  $i$  的视觉感知重要度.选择合适的阈值(Armadillo 模型阈值设置为 0.25),将大于该阈值的顶点定义为网格模型的大尺度特征顶点.用圆点标识出 Armadillo 模型大尺度特征顶点,如图 3(b)所示.设置标签变量  $\epsilon_i$ ,网格顶点  $i$  若为大尺度特征顶点,设  $\epsilon_i = 1$ ;其余网格顶点,其中包括小尺度特征顶点,设  $\epsilon_i = 0$ .

## 4 网格纹理平滑

获取模型尺度特征后,本文采用混合频谱信号编码的方法构建一个网格低通滤波器,以去除模型小尺度纹理并保持模型大尺度特征,公式如下:

$$\begin{cases} m = \alpha(1 - \epsilon_i) + \beta\epsilon_i \\ x_i = \sum_{k=1}^m x_k^i \Delta_i(k); y_i = \sum_{k=1}^m y_k^i \Delta_i(k); z_i = \sum_{k=1}^m z_k^i \Delta_i(k) \end{cases}$$

其中,  $m$  是参与模型几何重建的频率因子数;  $\alpha$  是参与非大尺度特征顶点 ( $\epsilon_i = 0$ ) 几何重建的频率因子数;  $\beta$  是参与大尺度特征顶点 ( $\epsilon_i = 1$ ) 几何重建的频率因子数;  $v_i = (x_i, y_i, z_i) (1 \leq i \leq n)$  是重建后的网格顶点  $i$  的几何坐标.对于 Armadillo 模型,将  $\alpha$  设

置为 700 时,纹理等小尺度细节特征被有效去除;将  $\beta$  设置为 2200 时,大尺度结构特征被最大程度地保持,实验结果如图 3(c)所示.模型详细参数设置说明见本文 5.2 节表 3 以及图 15.此外需提及的是,由于本文方法实现了模型非等频谱图编码重建,因此,可能有个别模型几何重建后,在大尺度特征与小尺度特征交错的部位会出现些许不光顺的现象,这些不光顺实际上是模型重建过程中产生的高频噪声.如果这种现象出现,本文的处理方法是,在所有顶点采用  $\beta$  值执行一次滤波,这些高频噪声即可被去除,而如果不光顺现象不严重则可不作处理.

图 4 为本文方法与 Vallet 等人<sup>[50]</sup> 基于等频谱图编码的 MH(Manifold Harmonics,流型调和)法作对比实验的结果.图 4(a)是 Armadillo 原始网格模型,虚线框起的是模型大尺度结构特征,包括视觉感知重要程度高的眼睛、耳朵以及脚趾等;实线框起的是 Armadillo 腿部密集的呈凹凸状的小尺度特征.图 4(b)圆点为使用本文第 3 节方法获取的大尺度特征点.图 4(c)为 MH 法<sup>[50]</sup> 取前 700 个低频因子重建的结果,结果显示,Armadillo 模型腿部凹凸不平的纹理全部被去除,呈现出极其光滑的外观,如图 4(c)实线框所示.但是同时也注意到,因为模型所有顶点均采用同等频率低频因子重建,因此在腿部小尺度特征被去除的同时,模型眼睛、耳朵、脚趾等大尺度特征也同时丢失,如图 4(c)虚线框所示.

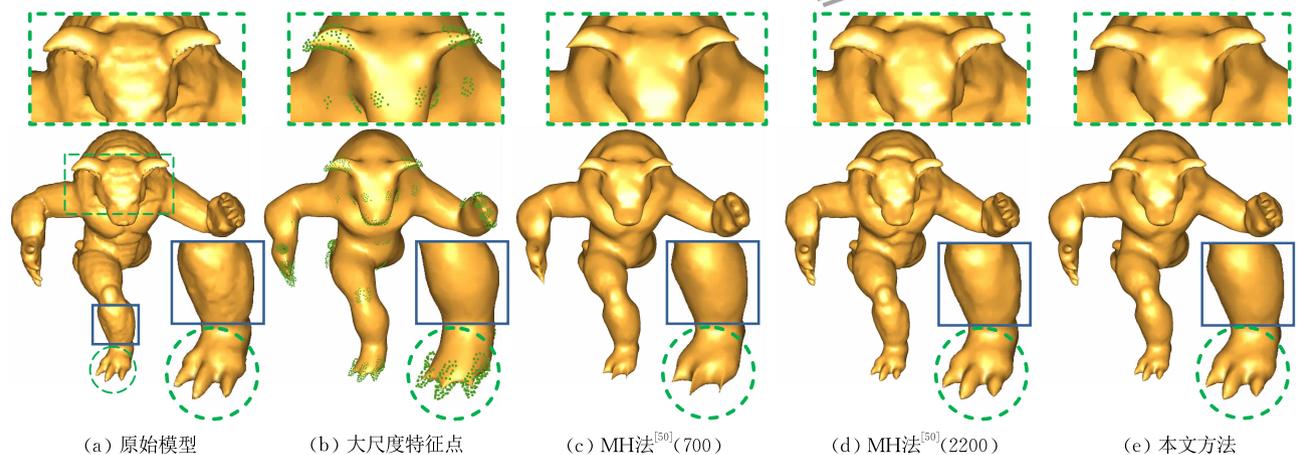


图 4 本文方法与 MH 法<sup>[50]</sup> 对比实验

而要想保持模型大尺度特征,MH 法<sup>[50]</sup> 必需采用更多高频因子重建几何信息.图 4(d)是采用 2200 个频率因子模型重建的结果.图 4(d)虚线框显示,Armadillo 模型眼睛、耳朵、脚趾等部位大尺度几何特征被很好地构建.但是,因为所有顶点均采用了等

频高频因子重建,因此,Armadillo 模型腿部小尺度特征也无可避免地被同时重建,无法被有效去除,如图 4(d)实线框所示.

完全不同于 MH<sup>[50]</sup> 等频编码方法,本文提出了基于非等频谱图编码的低通滤波方法.对 Armadillo

模型眼睛、耳朵、脚趾等大尺度特征顶点,本文采用高频因子(2200)重建几何信息,而腿部密集凹凸的小尺度特征则采用低频因子(700)进行几何重建.本文方法运行的结果是,Armadillo 模型眼睛、耳朵、脚趾等大尺度特征得到最大程度保持,如图 4(e)虚线框所示.同时,腿部繁密凹凸纹理小尺度特征被有效去除,如图 4(e)实线框所示.相比于 MH 法<sup>[50]</sup>,本文在保持 Armadillo 模型大尺度结构特征的同时,有效去除了模型小尺度纹理特征.

## 5 实验以及对比试验结果

本文实验环境的配置为 Intel Pentium(R) i7 2.60 GHz, RAM 16 GB 的移动图形工作站,所采用的操作系统是 Windows 10,使用 Visual C++ 2015 编程实现.实验分两部分进行,第一部分验证本文方法模型尺度特征识别的有效性;第二部分验证本文方法网格纹理平滑的有效性.

### 5.1 模型尺度特征检测实验结果

#### 5.1.1 模型尺度特征检测有效性实验结果

本文选择在网格模型特征检测公开测试平台<sup>[46]</sup>,使用测试平台提供的 Teapot 模型以及 Bird 模型,将本文方法与六种大尺度有意义特征检测方

法,包括 Salient points<sup>[41]</sup>、3D-Harris<sup>[42]</sup>、3D-SIFT<sup>[43]</sup>、SD-corners<sup>[44]</sup>、HKS<sup>[45]</sup>以及 Mesh saliency<sup>[40]</sup>作对比实验,验证本文方法尺度特征提取的有效性,实验结果如图 5 所示.图 5(a)为测试平台<sup>[46]</sup>提供的标准数据.该标准特征数据是由人根据自身对模型的视觉感知认识,经由手工标出的模型大尺度特征.图 5(b)到图 5(h)依次显示 Salient points<sup>[41]</sup>、3D-Harris<sup>[42]</sup>、3D-SIFT<sup>[43]</sup>、SD-corners<sup>[44]</sup>、HKS<sup>[45]</sup>、Mesh saliency<sup>[40]</sup>以及本文方法特征检测结果.注意到,Salient points<sup>[41]</sup>与 3D-Harris<sup>[42]</sup>在 Teapot 模型有特征点漏检的现象.3D-SIFT<sup>[43]</sup>与 SD-corners<sup>[44]</sup>获取的特征点中既包含大尺度特征点,但同时也包含小尺度特征点,尤其是 SD-corners<sup>[44]</sup>方法包含的小尺度特征点数量较多.HKS<sup>[45]</sup>方法在两个模型获取到的特征点过少.Mesh saliency<sup>[40]</sup>方法检测结果与本文方法最接近,两种方法均能准确提取模型大尺度特征.图 5(h)显示,本文方法准确识别出 Teapot 模型壶把手、壶嘴、壶盖以及壶底部边缘等处标准数据标出的大尺度特征点;Bird 模型羽翼尖端以及头部大尺度特征点.并且,本文方法将 Bird 模型翅膀褶皱、胸前浅凹凸等小尺度特征成功去除.本文方法对上述两个模型进行特征检测,算法运行时间(s)以及参数设置如表 1 所示.

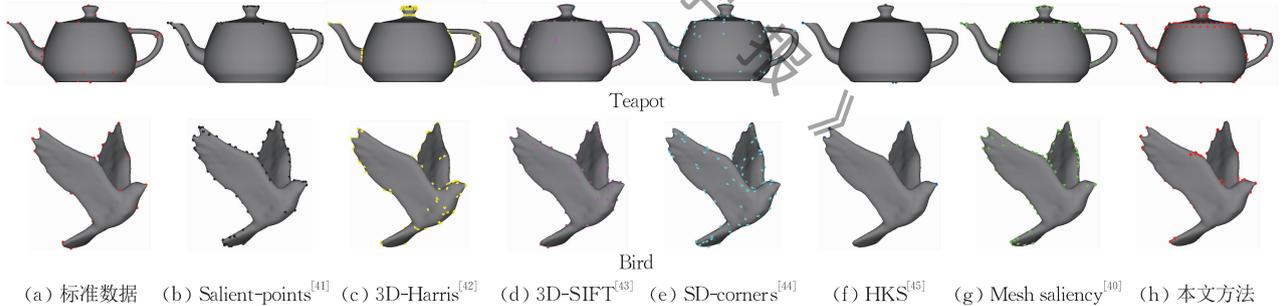


图 5 模型尺度特征检测对比实验结果

表 1 尺度特征检测运行时间(s)以及参数设置

模型	顶点	谱图分析时间	基网格频率 $\sigma$	阈值
Teapot	13 008	51.390	271	0.202
Bird	5658	2.227	55	0.620

#### 5.1.2 模型尺度特征检测量化评价

为了能更加准确地评价各种方法特征检测有效性,测试平台<sup>[46]</sup>提供了三种量化的评价标准,包括 FNE(False Negative Errors)值、WME(Weighted Miss Errors)值以及 FPE(False Positive Errors)值.

测试平台<sup>[46]</sup>将每一个模型的标准特征点集合定义为  $\zeta$ ,某一种特征检测方法检测到的特征点集合定义为  $A$ . FNE 值描述了特征检测方法识别出的

模型特征点与标准特征点的对应程度.该值越低,检测结果与标准特征点的对应程度越高,检测效果越好.对于每一个模型,集合  $\zeta$  中的特征点  $g$  的  $r$  半径近邻点被定义为  $C_r(g) = \{p \in M \mid d(g, p) \leq r\}$ ,其中,  $d(g, p)$  为顶点  $g$  与顶点  $p$  之间的测地距离.如果某一种特征点检测方法检测到的一个顶点  $a \in A$  在集合  $C_r(g)$  当中,那么标准特征点  $g$  被认为正确地检测到.集合  $\zeta$  标准特征点的个数记作  $N_c$ ,则基于半径  $r$  的 FNE(False Negative Errors)值表示为

$$FNE = 1 - \frac{N_c}{N_G},$$

其中,  $N_G$  是集合  $\zeta$  中顶点的个数.

$WME$  值描述了特征检测方法漏检特征点的程度,该值越低,检测结果漏检的特征点越少,该方法检测特征点的能力越强,检测效果越好. 对一个标准特征点  $g_i \in \zeta$  ( $1 \leq i \leq N_c$ ), 如果有  $n_i$  个人对这个特征点进行了标定,则基于半径  $r$  的  $WME$  (Weighted Miss Errors) 值表示为

$$WME(r) = 1 - \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_G} n_i} \sum_{i=1}^{N_G} n_i \delta_i,$$

其中,如果标准特征点  $g_i$  被正确检测到,则  $\delta_i = 1$ , 否则  $\delta_i = 0$ .

$FPE$  值描述了特征检测方法提取的模型特征点包含非标准特征点的程度,该值越低,检测结果包含的非标准特征点越少,检测效果越好. 一个顶点属

于集合  $A$ , 但是如果在集合  $\zeta$  中却找不到与之对应的点,那么这个点就被定义为 False Positive, False Positive 点的个数记作  $N_F$ , 某特征检测方法检测到的特征点的个数记作  $N_A$ , 有  $N_F = N_A - N_c$ , 则基于半径  $r$  的  $FPE$  (False Positive Errors) 值表示为

$$FPE = \frac{N_F}{N_A}.$$

图 6 为采用 Teapot 模型以及 Bird 模型, 使用 Salient points<sup>[41]</sup>、3D-Harris<sup>[42]</sup>、3D-SIFT<sup>[43]</sup>、SD-corners<sup>[44]</sup>、HKS<sup>[45]</sup>、Mesh saliency<sup>[40]</sup> 以及本文方法进行特征检测的  $FPE$ 、 $FNE$  值以及  $WME$  值 ( $\sigma = 0.03$ ,  $n = 2$ ). 理想的特征检测方法应当有较低的  $FNE$ 、 $WME$  以及  $FPE$  值, 值越低则该方法特征检测的效果越好.

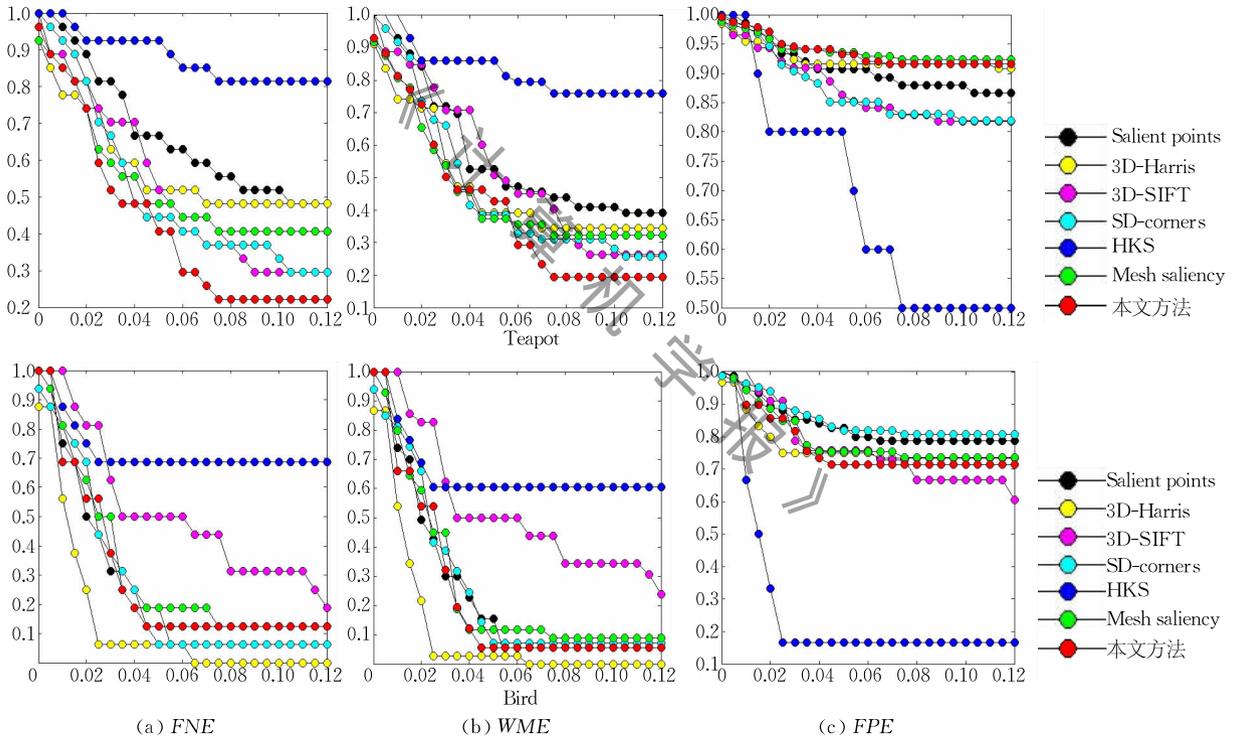


图 6 模型尺度特征检测量化评价

图 6(a) 实验结果显示, 对于 Teapot 模型, 本文方法、3D-SIFT<sup>[43]</sup> 以及 SD-corners<sup>[44]</sup> 获得了较低的  $FPE$  值, 特征检测效果最好. 对于 Bird 模型, 本文方法检测效果虽然低于 3D-Harris<sup>[42]</sup> 与 SD-corners<sup>[44]</sup>, 但是依然优于 Mesh saliency<sup>[40]</sup>、Salient points<sup>[41]</sup>、3D-SIFT<sup>[43]</sup> 和 HKS<sup>[45]</sup> 其他四种特征检测方法. 图 6(b) 数据显示, 本文方法对 Teapot 模型获得了最低的  $WME$  值, 漏检的特征点最少, 效果良好. 对 Bird 模型检测效果也高于除 3D-Harris<sup>[42]</sup> 之外的其余五种方法. 图 6(c) 中 HKS<sup>[45]</sup> 方法对于所有模型都得到了最低值. 原因是该方法倾向于将少量的

模型突出区域顶点标识为特征点, 故该方法标识出的非标准特征点自然也最少. 除 HKS<sup>[45]</sup> 之外的其余六种方法, 包括本文方法在内,  $FPE$  值均处于同一个正常区域范围内. 上述实验结果以及量化评价结果表明, 本文方法拥有良好的网格模型尺度特征检测能力.

## 5.2 网格纹理平滑实验以及对比实验结果

本文方法与 Vallet 等人<sup>[50]</sup> 的频谱图网格光顺方法 MH 法 (Manifold Harmonics, 流型调和法) 作对比实验, 以验证本文方法有效性. 本文方法运行时间以及参数设置见表 2, 参数设置详细说明见表 3

以及图 15. 图 7(a)与图 8(a)为 Bunny 与 Dinosaur 原始网格模型,虚线框起的是模型大尺度结构特征,实线框起小尺度细节纹理. 图 7(b)与图 8(b)圆点为本文第 3 节识别出的模型大尺度特征顶点. 使用 Vallet 等人<sup>[50]</sup>的 MH 法采用前 300 个低频频率因子重建 Bunny 网格模型,结果如图 7(c)所示;采用前 600 个低频频率因子重建 Dinosaur 网格模型,结

果如图 8(c)所示. 实验结果显示,尽管 Bunny 模型胸部繁复凸起的小尺度特征被完全去除,但是由于网格模型所有顶点均采用低频因子重建,所以 Bunny 模型眼睛、嘴以及耳朵等大尺度结构特征均丢失;尽管 Dinosaur 模型繁密肋骨纹理被完全去除,但是其嘴、鼻子以及手部等视觉重要的大尺度结构特征均丢失.

表 2 本文方法运行时间(s)以及参数设置

模型	顶点	边	面	尺度特征检测		混合频谱信号编码		
				基网格频率 $\sigma$	阈值	谱分析时间	小尺度频率 $\alpha$	大尺度频率 $\beta$
Armadillo	20 000	39 996	48 441	200	0.25	2324.41	700	2200
Bunny	26 072	52 140	78 210	60	0.31	2758.31	300	2000
Dinosaur	25 720	51 436	77 154	18	0.26	2596.63	600	2200
Moai	10 002	20 000	30 000	70	0.27	1175.61	300	2000
Fish	8 044	16 084	24 126	80	0.308	976.25	220	2000
Circularbox	25 613	51 222	76 833	7	0.74	1917.52	168	2000
Duck	7 503	15 002	22 503	80	0.36	689.641	398	2000

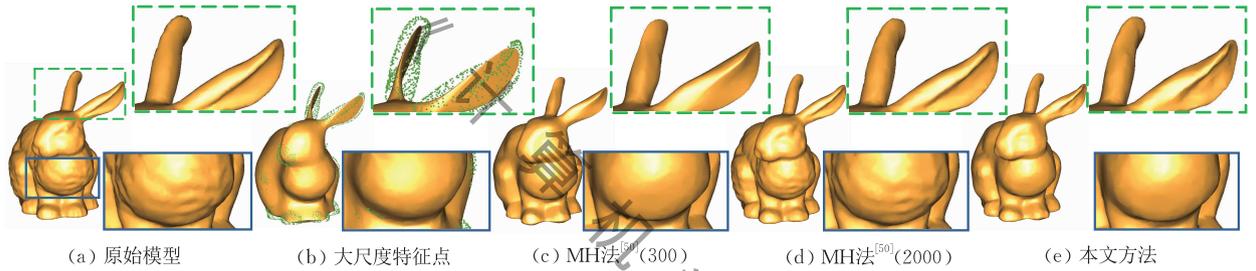


图 7 Bunny 模型本文方法与 MH 法<sup>[50]</sup>对比实验结果

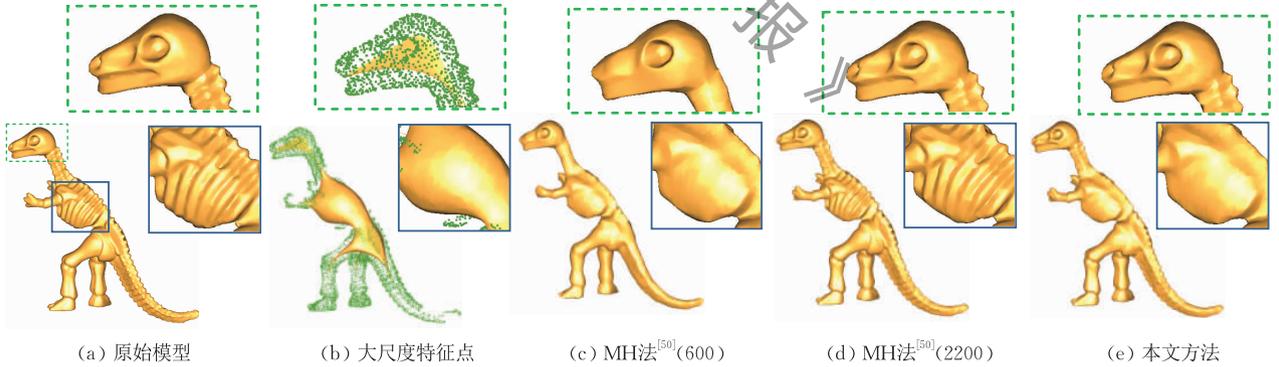


图 8 Dinosaur 模型本文方法与 MH 法<sup>[50]</sup>对比实验结果

若要保持模型大尺度结构特征, MH 法<sup>[50]</sup>必须采用更多高频因子进行几何重建. 图 7(d)与图 8(d)为分别采用 2000 以及 2200 个频率因子,对 Bunny 模型和 Dinosaur 模型进行几何信息编码的结果. 结果显示,两个模型几乎所有大尺度结构特征均被准确重建,如图 7(d)与图 8(d)虚线框所示. 但是同时也发现,两个模型密集繁复的小尺度纹理特征(Bunny 腹部、Dinosaur 肋骨)也无可避免地被同时重建,如图 7(d)与图 8(d)实线框所示. 因此,采用基于等频谱图重建的网格光滑方法存在一个矛盾:若要

去除网格纹理就无法很好保持大尺度结构特征;若要保持大尺度结构特征就无法有效去除小尺度纹理.

为了解决这个问题,本文提出了可以根据模型顶点尺度属性,差异性进行非等频频谱信号编码的方法. 对于两个模型大尺度特征顶点,本文分别采用 2000 和 2200 个频率因子重建几何信息;而对其余顶点则采用低频频率因子进行几何信息重建(Bunny:300、Dinosaur:600). 如图 7(e)所示,Bunny 模型眼睛、嘴以及耳朵等视觉重要的大尺度结构特征被有效保持,而胸部繁复凸起的小尺度特征被同

时去除. 图 8(e) 显示, Dinosaur 模型嘴、鼻子以及手部等视觉重要的大尺度结构特征被有效保持, 而重复出现的肋骨等纹理特征被完全去除. 本文提出的基于混合频谱信号编码的网格光顺方法, 有效解决了现有的基于谱分析的等频谱图重建方法在去除网格纹理就无法保持大尺度结构特征, 而要保持大尺度特征就无法有效去除小尺度纹理特征的矛盾.

图 9、图 10 以及图 11 分别采用 Fish 模型、Bunny 模型以及 Moai 模型, 将本文方法与四种网格光顺方法, 包括 Field 等人<sup>[9]</sup>的 Laplacian 法(如图 9(b)、图 10(b)以及图 11(b)所示)、Öztireli 等人<sup>[13]</sup>的 RIMLS 法(如图 9(c)、图 10(c)以及图 11(c)所示)、Zheng 等人<sup>[19]</sup>的 BN 法(如图 9(d)、图 10(d)以及图 11(d)所示)以及 Taubin<sup>[10]</sup>的  $\lambda/\mu$  法(如图 9(e)、图 10(e)以及图 11(e)所示)作对比实验, 以验证本

文方法的有效性. 实验结果表明, Field 等人<sup>[9]</sup>的方法可以将模型大部分纹理去除, 但是该方法也是丢失模型重要大尺度结构特征最多的方法, 例如 Bunny 模型耳朵、眼睛以及嘴部, Moai 模型鼻翼、前额以及耳朵, Fish 嘴部、鱼鳍鱼尾边缘等大尺度结构特征均丢失. Öztireli 等人<sup>[13]</sup>、Taubin<sup>[10]</sup>、Zheng 等人<sup>[19]</sup>的方法均是保持特征的网格光顺方法, 因此, 三种方法在保持模型大尺度结构特征方面均表现良好. 但是这三种网格光顺方法设计的目的是去除高频噪声, 因此这些方法对轻微纹理, 例如 Bunny 模型胸部小凹凸、Moai 模型手部纹理以及 Fish 模型腹部鱼鳞细纹等均能有效去除, 但是对于较重的纹理特征, 例如 Bunny 模型腿部剧烈凹凸、Moai 模型腰带扣以及 Fish 模型鱼鳍等, 这三种网格光顺方法均会将这些纹理识别为特征加以保持, 而无法有效将其去除.

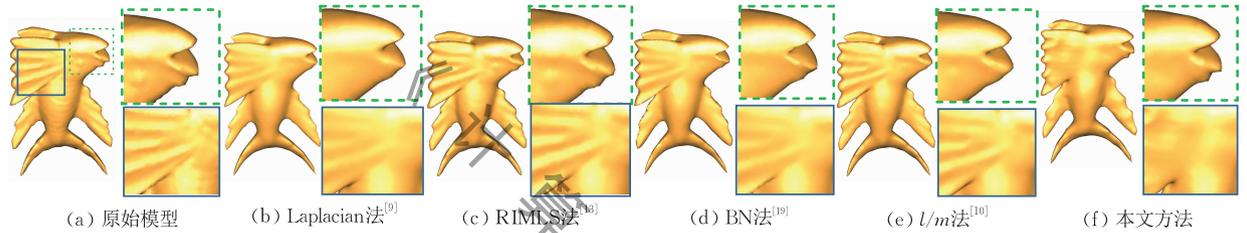


图 9 Fish 模型本文方法与四种网格光顺方法对比实验

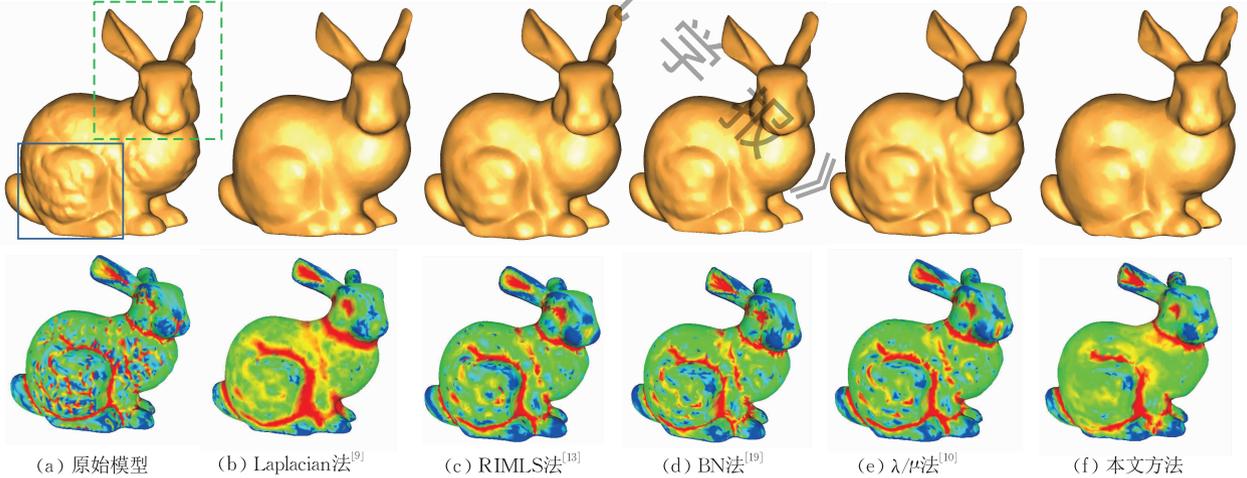


图 10 Bunny 模型本文方法与四种网格光顺方法对比实验结果

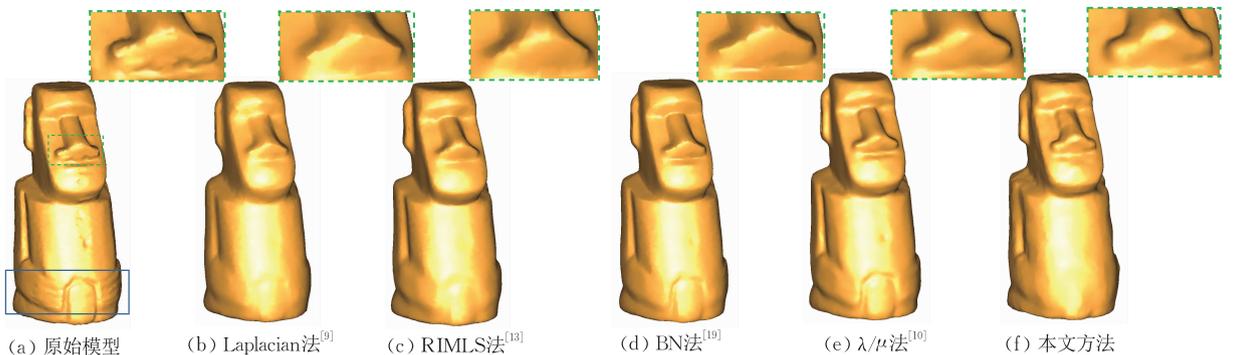


图 11 Moai 模型本文方法与四种网格光顺方法对比实验

本文提出的混合频谱信号编码方法根据模型顶点尺度的不同,差异性重建模型顶点几何,在去除纹理的同时又保持模型结构特征.如图 9(f)、图 10(f)以及图 11(f)所示,对于 Fish 模型,本文方法不但去除了腹部细小鱼鳞,还去除了其他四种方法<sup>[9-10,13,19]</sup>无法去除的鱼鳍部位明显凸起的纹理,与此同时准确重建了鱼头、鱼嘴部等视觉重要大尺度结构特征;对于 Bunny 模型,本文方法不但去除了其胸部小凹凸纹理,还完全去除了其腿部剧烈凹凸,并准确重建了 Bunny 头部及耳朵等大尺度结构特征;对于 Moai 模型,本文方法完全去除了前四种方法<sup>[9-10,13,19]</sup>无法抹去的腰带扣深凹,并成功保持了模型头部重要大尺度结构特征.图 10 同时给出对 Bunny 模型使用四种网格光顺方法<sup>[9-10,13,19]</sup>以及本文方法处理后模型平均曲率映射图.由实验结果可知,本文方法不仅能保持大尺度结构特征,还能更好地去除小尺度网格纹理,解决了现有网格光顺方法

当模型小尺度纹理特征与噪声相差较大,就无法有效将其去除的问题.

图 12 采用 Circular\_box 模型将本文方法与其他三种专门针对网格纹理去除的网格光顺方法作对比实验,其中包括 Wang 等人<sup>[5]</sup>的 RGNF 法、Chen 等人<sup>[6]</sup>的 J-LRMR 法、Zhang 等人<sup>[7]</sup>的 SDF 法.实验结果显示,图 12(b)RGNF 法<sup>[5]</sup>、图 12(c)J-LRMR 法<sup>[6]</sup>可以有效去除网格纹理,但是 Circular\_box 底座厚度丢失,并且底座边缘处理得过于尖锐.图 12(d)SDF 法<sup>[7]</sup>处理后,Circular\_box 球体部分依然有网格纹理残留,底座虽然保持了一定厚度,但是边缘处理得不够光滑.图 12(e)显示,本文方法不仅在去除球体纹理方面表现优秀,同时还准确保持了底座的厚度,底座边缘也处理得非常光滑.相比于其他三种网格纹理去除方法<sup>[5-7]</sup>,本文方法在去除了模型小尺度纹理特征的同时,又更好地保持了模型大尺度本征结构特征.



图 12 Circular\_box 模型本文方法与其他三种网格纹理平滑方法<sup>[5-7]</sup>对比实验

图 13 依然采用 Circular\_box 模型与更多经典网格光顺方法作对比,其中包括 Fleishman 等人<sup>[12]</sup>的 Bilateral 法、Wei 等人<sup>[17]</sup>的 PCF 法、He 等人<sup>[20]</sup>的  $L_0$  法、Zhang 等人<sup>[23]</sup>的 GNF 法.图 13 结果显示,在去除网格纹理方面,图 13(b)Bilateral 法<sup>[12]</sup>、(c)PCF 法<sup>[17]</sup>、(d) $L_0$  法<sup>[20]</sup>、(e)GNF 法<sup>[23]</sup>效果不及

本文方法.原因是这四种网格光顺方法设计的目标是去除高频噪声,而 Circular\_box 模型球部凹凸纹理与噪声区别太大,所以四种网格光顺方法均将凹凸纹理解释为特征加以保持,而非将其去除.

图 14 采用 Duck 模型将本文方法与 Zhang 等人<sup>[7]</sup>SDF 尺度感知网格滤波器作对比实验.图 14(a)与图 14(c)为 Duck 原始网格模型.图 14(b)为 SDF 法<sup>[7]</sup>取其参数设置为  $\lambda=1, \mu=2.5, \nu=0.3$  时得到的最好的实验结果.图 14(d)为本文方法实验结果,参数设置如表 2 所示.由实验结果可知,两种方法均有效去除了 Duck 模型胸前棋盘格纹理,与此同时,又都能很好地保持 Duck 模型外形,尤其是嘴部等部位重要大尺度结构特征.但是注意到,Zhang 等人<sup>[7]</sup>的方法对 Duck 模型嘴部特征表达因过于尖锐而有些失真,而本文方法更加准确、真实地表达了 Duck 模型嘴部大尺度结构特征.

最后,对 5.2 节表 2 参数设置作出说明.从信号处理角度出发,基于谱分析的网格光顺方法本质上

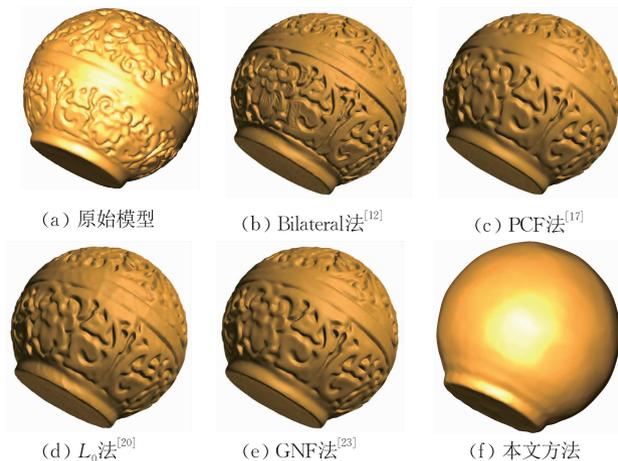
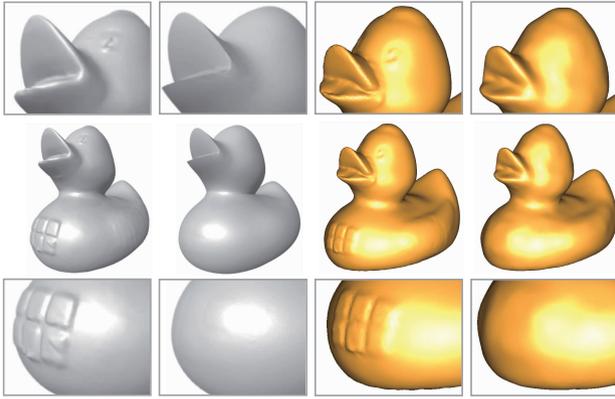


图 13 本文方法与四种网格光顺方法对比实验



(a) Duck模型 (b) SDF法<sup>[7]</sup> (c) Duck模型 (d) 本文方法

图 14 本文方法与 SDF 法<sup>[7]</sup>对比实验

属于低通滤波器。根据傅里叶变换原理,高频方程基对应着模型准确几何信息,低频方程基对应着模型不带有任何细节的基本几何外形。本文构造的低通滤波器根据模型顶点尺度特征,差异性执行非等频谱信号编码,从而达到既保持网格大尺度结构特征,又有效去除小尺度细节纹理的目的。为实现该低通滤波器,本文需确定两个重要的频段:一个较高的频段( $\beta$ ),其用于在去除模型高频噪声的同时构建大尺度结构;一个较低的频段( $\alpha$ ),其用于抹去模型小尺度细节纹理。

(1) 对于本文方法,一个合适的高频因子( $\beta$ )需不仅能去除高频噪声,还要能尽可能恢复网格大尺度结构特征。对本文使用的 Armadillo 模型、Bunny 模型、Dinosaur 模型、Moai 模型、Fish 模型、Circular\_box 模型以及 Duck 模型,本文分别采用前 100、200、300 直到 2000 个频率因子进行几何重建,记录模型体积丢失比例,实验结果如表 3 以及图 15 所示。实验结果显示,所有模型在频率因子数超过 1300 时,体积变化趋于稳定,并且除 Circular\_box 模型外,模型体积丢失率均在 2% 附近及以下。即重建的模型已经高度逼近原始模型,丢失的体积为高频噪声以及肉眼不可见的细微特征。Circular\_box 模型体积丢失率超过 5% 的原因是,该模型球体含有大量凹凸纹理细节特征,恢复这些纹理需要更多高频因子参与。但是本文的目的是要将这些细节纹理去除而非保留,所以无需采用更多高频因子重建模型,故该模型体积丢失率比其他模型稍高。从图 12(e) 以及图 13(f) 的实验结果来看,采用 2000 个频率因子重建模型,Circular\_box 模型底座边缘已经能很好地恢复。因此,综合各模型实验结果,本文确定采用 2000 及以上作为高频因子值重建模型大尺度结构特征。

表 3 网格模型几何重建体积保持率

模型	频率因子																		
	100	200	300	400	500	600	700	900	1000	1100	1300	1400	1500	1600	1700	1800	1900	2000	
Armadillo	13.49	9.08	7.31	6.48	5.87	5.30	4.92	4.08	3.75	3.45	2.98	2.81	2.66	2.51	2.35	2.31	2.22	2.15	
Bunny	7.85	5.02	3.71	2.98	2.44	2.08	1.8	1.46	1.34	1.24	1.17	1.00	0.91	0.85	0.78	0.73	0.69	0.64	
Dinosaur	17.66	11.69	9.98	9.12	8.41	7.73	7.11	6.03	5.59	5.21	4.54	4.26	3.86	3.57	3.30	3.03	2.74	2.44	
Moai	6.15	4.19	3.32	2.77	2.39	2.12	1.94	1.68	1.56	1.46	1.30	1.24	1.19	1.15	1.10	1.04	1.00	0.96	
Fish	13.18	8.11	6.02	4.46	3.82	3.24	2.84	2.30	2.11	1.93	1.59	1.47	1.38	1.29	1.22	1.17	1.11	1.07	
Circularbox	8.49	8.36	8.24	8.14	7.97	7.86	7.69	7.50	7.39	7.25	6.95	6.78	6.58	6.31	6.20	6.11	6.00	5.93	
Duck	2.50	1.67	1.08	0.90	0.79	0.71	0.64	0.53	0.49	0.47	0.45	0.43	0.42	0.41	0.39	0.38	0.37	0.35	

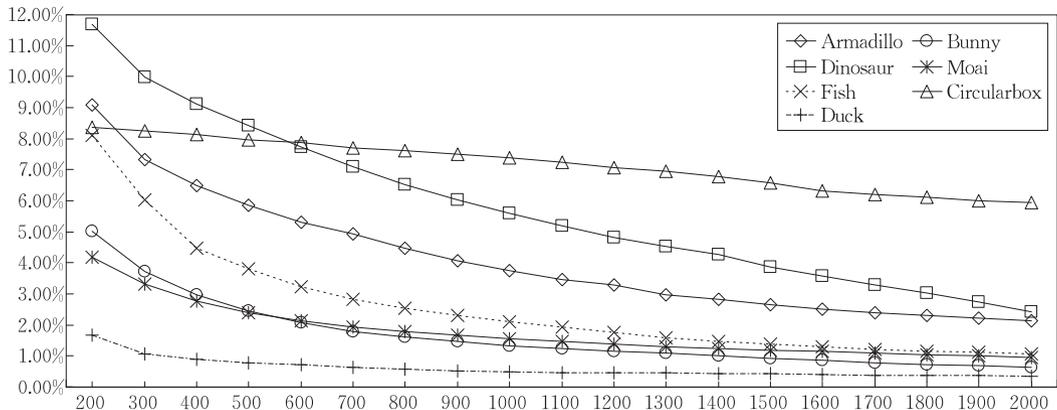


图 15 网格模型几何重建体积保持率

(2) 对于本文方法, 一个合适的低频因子( $\alpha$ )应设置得较小, 以便能抹去模型小尺度细节纹理. 但是同时也需注意, 为了降低非等频编码后模型大尺度特征与小尺度特征连接部位不光顺的现象, 在所有能去除纹理的  $\alpha$  值中, 该值应取尽可能大的那一个. 例如, 若  $\alpha$  取 100、200、300 均能去除纹理, 则该值应取 300. 由于不同的模型纹理特征强弱程度不同, 所以该值需要根据模型的情况设置不同的值. 从实验结果来看, 除带有四肢的模型, 例如 Armadillo 和 Dinosaur 模型等, 其取值为 700 和 600 外, 其余模型该值取在 300 左右均能达到要求. 模型小尺度纹理在谱图重建之后均被表达为光顺平滑的表面, 细节纹理被完全去除. 本文方法最终得到既去除了小尺度纹理, 又保持了大尺度结构特征的网格模型.

## 6 结束语

网格模型纹理平滑技术需既能去除模型小尺度纹理特征, 又能保持模型大尺度结构特征. 本文提出一种基于混合频谱信号编码的网格纹理平滑算法. 在完成模型谱图空间构建后, 首先准确提取模型顶点尺度属性, 然后根据顶点尺度属性的不同执行非等频谱图信号编码, 差异性重建模型顶点几何信息. 本文方法解决了当模型噪声与小尺度纹理特征相差较大, 使用现有网格光顺方法无法有效去除小尺度纹理的问题. 本文方法也解决了现有基于谱分析的等频低通滤波方法无法去除小尺度纹理同时又要保持大尺度结构特征的矛盾. 本文方法处理的结果是, 不仅模型高频噪声被去除, 而且与噪声有较大区别的小尺度纹理特征也被有效去除, 同时模型大尺度特征得到最大限度地保持. 本文方法的实验结果能够为网格纹理贴图、模型复用、网格映射、检索、网格高效重建、三维数据实时绘制等众多数字几何处理工作提供重要基础.

本文方法的局限性在于: 首先, 本文方法针对自由物体模型纹理平滑有良好的效果, 但是并不适合处理 CAD 模型. 原因是 CAD 模型大多不包含纹理等小尺度特征, 因此, 处理 CAD 模型无法体现本文方法的优势. 其次, 如果网格模型有空洞, 则需先进行空洞修补, 然后才能实施本文方法.

下一步的研究工作将在提高本文方法泛化能力方向展开. 本文实验过程中, 针对每个模型几何特征分别设置相关参数并进行调试. 近年来, 深度学习技术凭借其强大的建模和数据表达能力成为三维数据

分析等领域的研究热点<sup>[59-60]</sup>. 深度学习技术在三维模型特征提取方面也取得了良好的效果<sup>[61-63]</sup>. 本文作者将尝试使用深度学习技术自动提取网格模型特征, 自动设置参数, 以便未来能完成批量网格处理任务.

## 参 考 文 献

- [1] Hu Shi-Min, Yang Yong-Liang, Lai Yu-Kun. Research progress of digital geometry processing. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(8): 1451-1469(in Chinese)  
(胡事民, 杨永亮, 来煜坤. 数字几何处理研究进展. 计算机学报, 2009, 32(8): 1451-1469)
- [2] Jiang Han-Qing, Wang Bo-Sheng, Zhang Guo-Feng, Bao Hu-Jun. High-quality texture mapping for complex 3D scenes. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(12): 2349-2360(in Chinese)  
(姜翰青, 王博胜, 章国锋, 鲍虎军. 面向复杂三维场景的高质量纹理映射. 计算机学报, 2015, 38(12): 2349-2360)
- [3] Gai Meng, Lai Shun-Nan, Li Sheng. Feature based mesh model representation and manipulation. Journal of Software, 2016, 27(10): 2654-2660(in Chinese)  
(盖孟, 赖舜男, 李胜. 基于特征的离散网格模型表示与编辑技术. 软件学报, 2016, 27(10): 2654-2660)
- [4] Fan Ya-Chun, Tan Xiao-Hui, Zhou Ming-Quan, Zheng Xia. A scale invariant local descriptor for sketch based 3D model retrieval. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(11): 2448-2465(in Chinese)  
(樊亚春, 谭小慧, 周明全, 郑霞. 基于局部多尺度的三维模型草图检索方法. 计算机学报, 2017, 40(11): 2448-2465)
- [5] Wang P-S, Fu X M, Liu Y. Rolling guidance normal filter for geometric processing. ACM Transactions on Graphics, 2015, 34(6): 1-9
- [6] Chen H H, Huang J, Remil O, et al. Structure-guided shape-preserving mesh texture smoothing via joint low-rank matrix. Computer-Aided Design, 2019, 115(10): 122-134
- [7] Zhang J, Deng B, Hong Y, et al. Static/dynamic filtering for mesh geometry. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2019, 25(4): 1774-1787
- [8] Liu B, Cao J, Wang W. Propagated mesh normal filtering. Computers and Graphics, 2018, 74(8): 119-125
- [9] Field D A. Laplacian smoothing and delaunay triangulations. Communications in Applied Numerical Methods, 1988, 4(6): 709-712
- [10] Taubin G. A signal processing approach to fair surface design //Proceedings of the 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. Los Angeles, USA, 1995: 351-358
- [11] Desbrun M, Meyer M, Schroder P, et al. Implicit fairing of irregular meshes using diffusion and curvature flow//Proceedings of the 26th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. Los Angeles, USA, 1999: 317-324

- [12] Fleishman S, Drori I, Cohen-Or D. Bilateral mesh denoising. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3): 950-953
- [13] Öztireli A C, Guennebaud G, Gross M. Feature preserving point set surfaces based on non-linear kernel regression. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(2): 493-501
- [14] Hu Shi-Min, Lai Yu-Kun, Yang Yong-Liang. A curvature flow based fairing algorithm of quad-dominant meshes. *Chinese Journal of Computers*, 2008, 31(9): 1622-1628(in Chinese)  
(胡事民, 来煜坤, 杨永亮. 基于曲率流的四边形主导网格的光顺方法. *计算机学报*, 2008, 31(9): 1622-1628)
- [15] Lu X, Deng Z, Chen W. A robust scheme for feature-preserving mesh denoising. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2016, 22(3): 1181-1194
- [16] Yadav S K, Reitebuch U, Polthier K. Mesh denoising based on normal voting tensor and binary optimization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2017, 24(8): 2366-2379
- [17] Wei M Q, Huang J, Xie X Y. Mesh denoising guided by patch normal co-filtering via kernel low-rank recovery. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2019, 25(10): 2910-2926
- [18] Liu S, Rho S, Wang R. Feature-preserving mesh denoising based on guided normal filtering. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(2): 1-13
- [19] Zheng Y, Fu H, Au O C, et al. Bilateral normal filtering for mesh denoising. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2011, 17(10): 1521-1530
- [20] He L, Schaefer S. Mesh denoising via  $L_0$  minimization. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(4): 1-8
- [21] Cheng X, Zeng M, Liu X. Feature-preserving filtering with  $L_0$  gradient minimization. *Computers and Graphics*, 2014, 38(2): 150-157
- [22] Wang R M, Yang Z W, Liu L G. Decoupling noise and features via weighted  $\ell_1$ -analysis compressed sensing. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(2): 1-12
- [23] Zhang W, Deng B, Zhang J. Guided mesh normal filtering. *Computer Graphics Forum*, 2015, 34(7): 23-34
- [24] Wu X, Zheng J, Cai Y. Mesh denoising using extended ROF model with  $L_1$  fidelity. *Computer Graphics Forum*, 2015, 34(7): 35-45
- [25] Zhang H, Wu C, Zhang J. Variational mesh denoising using total variation and piecewise constant function space. *IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics*, 2015, 21(7): 873-886
- [26] Centin M, Signoroni A. Mesh denoising with (geo) metric fidelity. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2018, 24(8): 2380-2396
- [27] Yong Z, Hong Q, Zeng X. Robust and effective mesh denoising using  $L_0$  sparse regularization. *Computer-Aided Design*, 2018, 101(8): 82-97
- [28] Wu J, Shen X, Zhu W, et al. Mesh saliency with global rarity. *Graphical Models*, 2013, 75(5): 255-264
- [29] Levallois J, Coeurjolly D, Lachaud J. Scale-space feature extraction on digital surfaces. *Computers & Graphics*, 2015, 51(10): 177-189
- [30] Kong T, Zhang Y, Fu X B. The model of feature extraction for free-form surface based on topological transformation. *Applied Mathematical Modelling*, 2018, 64(12): 386-397
- [31] Torrente M, Biasotti S, Falcidieno B. Recognition of feature curves on 3D shapes using an algebraic approach to Hough transforms. *Pattern Recognition*, 2018, 73(1): 111-130
- [32] Song R, Liu Y, Martin R R. Local-to-global mesh saliency. *The Visual Computer*, 2018, 34(3): 323-336
- [33] Hu J, Liu B, Huang C B, et al. Interactive pattern design of freeform features on mesh surface. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2019, 25(1): 61-70
- [34] Gupta R K, Gurumoorthy B. Classification, representation, and automatic extraction of deformation features in sheet metal parts. *Computer-Aided Design*, 2013, 45(11): 1469-1484
- [35] Liu H, Dai N, Zhong B, et al. Extract feature curves on noisy triangular meshes. *Graphical Models*, 2017, 93(9): 1-13
- [36] Soltanpour S, Boufama B, Wu Q M J. A survey of local feature methods for 3D face recognition. *Pattern Recognition*, 2017, 72(12): 391-406
- [37] Muraleedharan L, Kannan S, Karve A, et al. Random cutting plane approach for identifying volumetric features in a CAD mesh model. *Computers and Graphics*, 2018, 70(2): 51-61
- [38] Wolfe J M. Guided search 2.0 a revised model of visual search. *Psychonomic Bulletin & Review*, 1994, 1(2): 202-238
- [39] Koch C, Poggio T. Predicting the visual world: Silence is golden. *Nature Neuroscience*, 1999, 2: 9-10
- [40] Lee C H, Varshney A, Jacobs D W. Mesh saliency. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, 24(3): 659-666
- [41] Castellani U, Cristani M, Fantoni S, et al. Sparse points matching by combining 3D mesh saliency with statistical descriptors. *Computer Graphics Forum*, 2008, 27(2): 643-652
- [42] Sipiran I, Bustos B. Harris 3D: A robust extension of the Harris operator for interest point detection on 3D meshes. *Visual Computer*, 2011, 27(11): 963-976
- [43] Godil A, Wagan A I. Salient local 3D features for 3D shape retrieval//*Proceedings of the IS&T/SPIE 3D Image Processing and Applications*. San Francisco, USA, 2011: 7864-7872
- [44] Novatnack J, Nishino K. Scale-dependent 3D geometric features //*Proceedings of the IEEE 11th International Conference on Computer Vision*. Rio de Janeiro, Brazil, 2007: 1-8
- [45] Sun J, Ovsjanikov M, Guibas L. A concise and provably informative multi-scale signature based on heat diffusion. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(5): 1383-1392
- [46] Dutagaci H, Cheung C P, Godil A. Evaluation of 3D interest point detection techniques via human-generated ground truth. *The Visual Computer*, 2012, 28(9): 901-917

- [47] Sorkine O. Laplacian mesh processing//Proceedings of the EUROGRAPHICS. Dublin, Ireland, 2005: 53-70
- [48] Zhang H, Van K O, Dyer R. Spectral mesh processing. Computer Graphics Forum, 2010, 29(6): 1865-1894
- [49] Mullen P, Tong Y, Alliez P, et al. Spectral conformal parameterization. Computer Graphics Forum, 2008, 27(5): 1487-1494
- [50] Vallet B, Lévy B. Spectral geometry processing with manifold harmonics. Computer Graphics Forum, 2008, 27(2): 251-260
- [51] Öztireli A, Alexa M, Gross M. Spectral sampling of manifolds. ACM Transactions on Graphics, 2010, 29(6): 1-8
- [52] Liang J, Lai R, Wong T W, et al. Geometric understanding of point clouds using Laplace-Beltrami operator//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, USA, 2012: 214-221
- [53] Litman R, Bronstein A. Learning spectral descriptors for deformable shape correspondence. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(1): 171-180
- [54] Liu Y, Su Z, Cao J, Wang H. Harmonic mean normalized Laplace-Beltrami spectral descriptor. The Visual Computer, 2016, 32(9): 1097-1108
- [55] Litany O, Rodolá E, Bronstein A M, et al. Fully spectral partial shape matching. Computer Graphics Forum, 2017, 36(2): 247-258
- [56] Arvanitis G, Lalos A, Moustakas K. Feature preserving mesh denoising based on graph spectral processing. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2019, 25(3): 1513-1527
- [57] Song R, Wang L P. Multiscale representation of 3D surfaces via stochastic mesh Laplacian. Computer-Aided Design, 2019, 115(10): 98-110
- [58] Golub G H, Van Loan C. Matrix Computations. Baltimore: JHU Press, 2012
- [59] Li Hai-Sheng, Wu Yu-Juan, Zheng Yan-Ping, et al. A survey of 3D data analysis and understanding based on deep learning. Chinese Journal of Computers, 2020, 42(1): 41-63 (in Chinese)  
(李海生, 武玉娟, 郑艳萍等. 基于深度学习的三维数据分析理解方法研究综述. 计算机学报, 2020, 42(1): 41-63)
- [60] Xia Qing, Li Shuai, Hao Ai-Min, et al. Deep learning for digital geometry processing and analysis: A review. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(1): 155-182(in Chinese)  
(夏清, 李帅, 郝爱民等. 基于深度学习的数字几何处理与分析技术研究进展. 计算机研究与发展, 2019, 56(1): 155-182)
- [61] Qi C R, Su H, Mo K H, et al. PointNet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA, 2017: 652-660
- [62] Luciano L, Hamza B A. Deep learning with geodesic moments for 3D shape classification. Pattern Recognition Letters, 2018, 105(4): 182-190
- [63] Fey M, Lenssen J E, Weichert F, et al. SplineCNN: Fast geometric deep learning with continuous B-spline kernels//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA, 2018: 869-877



**GUO Yi-Hui**, Ph. D., lecturer.

Her research interests include computer graphics and digital geometry processing.

research interest covers machine learning.

**ZHONG Xue-Ling**, Ph. D., professor. His research interests include financial technology, big data technology.

**LIN Shu-Jin**, Ph. D., associate professor. Her research interests include geometric modeling and information visualization.

**SU Zhuo**, Ph. D., associate professor, Ph. D. supervisor. His research interest is computer graphics.

**LUO Xiao-Nan**, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His research interest covers computer graphics.

**LU Ji-Yuan**, Ph. D., professor. His research interest covers multimedia data processing.

**HUANG Cheng-Hui**, Ph. D., associate professor. His

## Background

More and more applications of the digital geometry processing make demands on the mesh textures smoothing. The mesh texture smoothing technology seeks to preserving the large-scale intrinsic structural features, while removing the small-scale detail textures. But the traditional mesh

smoothing methods cannot remove the small-scale features in case of the small-scale textures are quite different from noise, because the traditional mesh smoothing methods tend to regard the textures as features to preserve them rather than remove them effectively. To solve the problem, a mesh smoothing

method based on hybrid spectral encoding is proposed in this paper. Firstly, a scale-feature detection method based on visual awareness is used to accurately extract the large-scale features on the model. The mesh Laplace-Beltrami operator is constructed and the base functions are obtained through spectral analysis. Regarding the geometric information of the vertices as signals, a spectral space is constructed by projecting the geometric to the base functions. Using the low-frequency coefficients, a smooth base surface of the original mesh model is constructed, which is regarded as the three-dimensional datum of the original mesh model. The height between the mesh vertex and the three-dimensional datum is calculated to obtain the visual importance of the vertex. The vertex with the height value larger than a threshold is defined as the large-scale feature vertex. Next, a hybrid spectral encoding method is proposed to reconstruct the mesh model; on large-scale feature vertex, high-frequency coefficients are adopted to reconstruct the large-scale structural features; on other vertices, including small-scale feature vertices, low-frequency coefficients are adopted to reconstruct smooth surface. As a

result, the small-scale textures are removed, and at the same time, the large-scale structure features are preserved effectively. The proposed method solves the problem that the existing mesh smoothing methods cannot effectively remove the small-scale features when they differ significantly from the noise. And it also solves the contradiction that the existing spectral mesh smoothing method cannot effectively maintain the large-scale features when removing the small-scale features, and cannot remove the small-scale features when maintaining the large-scale features as much as possible.

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (71501051, 61872394, 61772149), the Key Project of the Humanities and Social Sciences Research in Universities of Guangdong Province (2018WZDXM032), the Scientific Research Platform and Innovation Project of the Colleges and Universities in Guangdong Province (2020KTSCX085), the Guangdong Natural Science Foundation (2017A050501042), Guangzhou Science and Technology Program (202002030473) and Guangdong Basic and Applied Basic Research Foundation (2019A1515011953).