

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)10-1926-11

论文索引信息: 缪永伟, 韩瑞峰, 王金荣, 梁荣华. 模型显著域上的形状调控和处理 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1926-1936

模型显著域上的形状调控和处理

缪永伟¹⁾, 韩瑞峰²⁾, 王金荣³⁾, 梁荣华¹⁾

¹⁾(浙江工业大学计算机科学与技术学院, 杭州 310023) ²⁾(浙江工业大学理学院, 杭州 310023)

³⁾(杭州师范大学信息科学与工程学院, 杭州 310036)

摘要: 基于3维数字模型的显著性度量 and 显著域处理技术, 提出一种模型显著域上的形状调控和处理方法。该方法首先基于曲面上采样顶点处局部投影高度的 Gaussian 加权平均双边滤波定义数字模型的表面显著性; 然后利用定义在模型显著域上的形状调控函数——显著域低通形状调控函数、显著域高通形状调控函数和显著域增强形状调控函数, 使模型的显著特征得到有效抑制、提升和增强, 实现了针对模型表面显著特征的形状调控和处理。实验结果表明, 该方法能够方便快速地实现3维数字模型的不同形状造型效果。

关键词: 模型显著域; 形状调控; 低通形状调控; 高通形状调控; 增强形状调控

Saliency-domain shape manipulation for 3D models

Miao Yongwei¹⁾, Han Ruifeng²⁾, Wang Jinrong³⁾, Liang Ronghua¹⁾

¹⁾(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023 China)

²⁾(College of Science, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023 China)

³⁾(Information Science & Engineering School, Hangzhou Normal University, Hangzhou 310036 China)

Abstract: Owing to the perceptual-saliency measure and saliency-domain shape modeling techniques, a novel shape manipulation scheme is presented to adjust the visually salient features of 3D models. The perceptual-saliency measure for 3D models is introduced, which is defined by a center-surround bilateral filter operator on Gaussian-weighted averages of local projection heights between mesh vertices and their neighbors. The geometric features of the underlying shapes can then be filtered by low-pass filters, high-pass filters, and other enhancements due to the user specified shape manipulation functions defined on the saliency-domain, that is, the low-pass shape manipulation, the high-pass shape manipulation and the enhancement shape manipulation. The experimental results show that it is easy and efficient to achieve different shape modeling results with our proposed technique.

Keywords: saliency-domain; shape manipulation; low-pass shape manipulation; high-pass shape manipulation; enhancement shape manipulation

0 引言

3维数字模型表面特征在表征模型的外形信息

和表示模型的内在属性方面具有重要的意义, 针对3维数字模型表面特征的几何建模技术的研究在计算机图形学领域受到了广泛地重视^[1], 如模型的特征分析和提取^[2-4], 特征保持的光顺去噪^[5-8], 特征

收稿日期: 2010-12-22; 修回日期: 2011-05-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(61070126, 60736019); 浙江省科技厅面上国际合作项目(2009C34005); 浙江省自然科学基金项目(Y1100837, Z1090630)。

第一作者简介: 缪永伟(1971—), 男, 副教授。2007年浙江大学CAD&CG国家重点实验室计算机图形学专业博士毕业, 主要研究方向: 计算机图形学、虚拟现实、数字几何处理、非真实感图形学等。E-mail: ywmiao@zjut.edu.cn。

敏感的模型简化和重采样^[9-11],基于模型细节特征的编辑造型^[12-14]等。然而,当前的许多研究都是在欧氏空间中进行,如在 2 维图像中的特征检测和针对 3 维体数据的特征分析等,在 3 维空间中流形曲面上的特征分析和基于模型表面显著特征的几何处理是近年来非常活跃的研究课题^[15-17]。

为了有效地传递 3 维模型的形状感知信息,有关几何模型的显著性信息提取是至关重要的^[18-19]。数字模型的表面显著特征通常被认为是用来认知不同模型的重要区域,如模型的特征脊线和谷线、模型的折痕、模型的奇点、模型的凹凸区域等。利用数字模型的特征显著性度量,可以实现模型基于显著特征的各种几何处理和编辑造型操作^[17]。

在数字图像处理领域,Fourier 变换和 Fourier 反变换建立起数字图像空间域与频率域之间的一座内在桥梁,使得人们能够利用图像的频率表示实现各种内在的频域处理操作^[20],如图像增强/去噪,特征检测和提取,图像重采样等。在针对 3 维数字模型的几何建模中,基于模型频谱分析的几何处理和编辑造型方法是近几年发展起来的一种广泛使用的方法^[21-25]。

为了将数字图像处理中的经典 Fourier 频谱分析方法应用到 3 维几何模型,Pauly 等人^[21]提出一种针对点采样模型的频谱分析方法,该方法通过对点模型进行规则重采样后,将 Fourier 变换运用到点模型上,实现了一系列点模型的谱处理,但是点模型的规则重采样是一个非常耗时和非常困难的过程,使得该方法具有很大的局限性。Taubin^[22]利用由网格模型的顶点拓扑连接关系定义的组合图 Laplacian 算子,首先提出了类似经典 Fourier 分析工具的二阶 Laplacian 算子谱分析方法,并进一步提出利用频率域上低通滤波对网格模型进行光顺处理这一思想。基于二阶 Laplacian 算子谱分析方法,将 3 维数字几何信号在二阶 Laplacian 算子特征空间上进行分解,研究者们提出一系列 3 维几何信号的频域处理算法和技术^[22-23],如模型的光顺去噪,模型的压缩和传输,模型的编辑和造型等。然而,这些方法的理论基础是简单地利用流形上二阶 Laplacian 算子作为分析工具,缺乏对流形上调和函数的具体分析,得到谱分析结果并不能真正反映 3 维数字几何所蕴涵的内在谱特征。

基于球面调和函数分析,周昆等人^[24]提出一种数字几何信号的处理框架,通过为任意 3 维网格构造球

面参数化将定义在复杂原始网格表面的信号转化为球面信号,然后采用球面调和函数分析将这些球面信号分解到频率域,通过在频率域的各种操作实现几何信号处理的目的。此方法需要进行鲁棒的球面参数化并会导致频谱迁移现象,在采用球面调和函数进行频率分解之前必须对参数化后的球面网格进行自适应采样以得到一个频谱和原始信号频谱相近的球面信号。自适应采样过程往往会带来较大的时间和空间开销,限制了该方法的效率和实用性。基于流形上的调和函数理论框架,Vallet 和 Levy^[25]进一步提出一种计算流形上调和基函数和流形上调和变换的方法,从而有效地建立了数字几何空间域和频率域之间的一种转换工具,在数字模型的频率域上有效实现模型的各种造型效果。

此外,基于模型的曲率域分析,Eigensatz 等人^[26]提出一种基于 3 维数字模型曲率域的形状处理框架。他们的方法首先估计原始模型的曲率分布,然后对数字模型的曲率域进行各种编辑操作,如曲率域修正、曲率域抑制和增强等,最后根据编辑后的目标曲率域通过能量极小的方式重建目标模型。但是由于在目标模型的重建过程中往往需要求解一个非线性能量优化问题,从而限制了该方法的效率和实用性。

上述方法仅仅从 3 维数字模型的频率域或曲率域信息出发,研究数字模型的各种形状造型技术。然而,在形状造型中如何引进观察者的视觉感知信息,基于人类视觉感知的需求,针对 3 维数字模型的模型显著域信息的几何处理和编辑造型方法的研究是一项有意义的工作。这方面的工作目前不是很多,Kim 和 Varshney^[17]通过对数字模型的显著性修正转化为模型的曲率域修正,以实现基于模型显著性的提升和增强处理。与他们的方法不同,本文方法是直接在数字模型的显著域上,通过设计定义在模型显著域上的不同形状调控函数,提出一种针对模型显著特征的形状调控和处理框架。

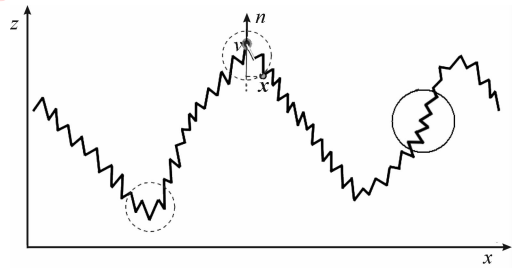
基于 3 维数字模型的显著性度量和显著域处理技术,提出一种模型显著域上的形状调控和处理方法。该方法首先基于曲面上采样顶点处局部投影高度的 Gaussian 加权平均双边滤波定义数字模型的表面显著性;然后利用定义在模型显著域上的形状调控函数,实现针对模型表面显著特征的形状调控和处理。

1 模型显著域定义

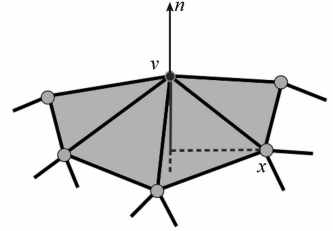
人类拥有强大的模型理解和识别能力,建立由生物学启发下的视觉注意模型是一项有意义的工作^[27]。经典的视觉注意模型是由美国加州大学 Itti 等人在 1998 年依据 Treisman 等人的特征整合理论提出的,简称 Itti 模型^[28]。该模型主要是针对 2 维图像的视觉注意模型,研究人脑对 2 维图像中部分重要的或感兴趣的内容做出某种响应,产生视觉注意。针对 2 维图像的 Itti 模型^[28-29]从输入图像中提取多方面的特征,如图像的亮度特征,颜色特征和图像的方向特征等,形成各个特征维上的关注图,然后对它们进行分析和融合得到图像的显著图,其中图像关注图通常是按照图像相应特征的中央周边差计算得到,图像显著图则由各个特征关注图融合而成。

受 Itti 模型中图像显著性定义的启发, Lee 等人^[15]引进了所谓模型显著性度量来衡量网格模型的区域显著性,他们利用模型采样顶点处在多尺度下的平均曲率 Gaussian 加权平均的中央周边差计算网格显著性,由该方法计算模型显著性是一个比较耗时的过程。将双边滤波技术^[6]和曲面上 Morse 函数相结合, Liu 等人^[16]提出利用曲面上平均曲率 Gaussian 加权平均的双边滤波来定义模型显著性,并研究了模型上显著奇点的提取。上述模型的显著性度量通常是基于数字模型表面的曲率估计来定义,然而由于 3 维数字模型表面的曲率估计本身容易受模型噪声等因素的影响,使得其显著性度量估计不具有鲁棒性;同时,模型顶点处的曲率往往只能反映该顶点所在位置的局部弯曲程度,它未必是一种理想的视觉重要性度量方法。与上述定义不同,我们认为 3 维模型表面采样顶点的视觉显著性可以由它所处位置的凸起程度来刻画(图 1(a)中虚线圆圈所示区域为高显著区域,而实线圆圈所示区域为低显著区域),而模型采样顶点处的凸起程度与其邻域顶点的局部投影高度密切相关。

针对三角网格模型,正如在文献[30]中所指出,模型的显著性度量可定义为网格曲面上采样顶点处局部投影高度的 Gaussian 加权平均双边滤波。具体地说,曲面上采样顶点 v 处的显著性度量可定义为



(a) 模型的显著区域



(b) 模型顶点处局部投影高度的加权平均

图 1 3D 模型的显著性定义

Fig. 1 The perceptual-saliency definition of 3D models

$$S(v) = \frac{\sum_{x \in N_k(v)} W_c(\|v - x\|) W_s(|(v - x) \cdot n_v|) (v - x) \cdot n_v}{\sum_{x \in N_k(v)} W_c(\|v - x\|) W_s(|(v - x) \cdot n_v|)} \quad (1)$$

其中 n_v 表示顶点 v 处的法向量, $N_k(v)$ 表示顶点 v 处的 k 邻域。从而顶点 v 处模型的显著性度量 $S(v)$ 是模型在该顶点处局部投影高度的 Gaussian 加权平均双边滤波(图 1(b)),其中权值的定义不仅依赖于采样顶点和相邻顶点之间的空间距离 $\|v - x\|$,同时也依赖于邻域点 x 相对于顶点 v 处的局部投影高度 $f(x) = (v - x) \cdot n_v$ 。

在模型显著性定义式(1)中,第 1 项权因子 $W_c(x)$ 表示光滑因子,计算为具有空间参数 σ_c 的标准 Gaussian 滤波,即 $W_c(x) = \exp(-x^2/2\sigma_c^2)$,较大的参数 σ_c 往往意味着模型更加光滑的显著性度量结果;第 2 项权因子 $W_s(x)$ 表示模型的特征保持因子,计算为具有特征参数 σ_s 的标准 Gaussian 滤波,即 $W_s(x) = \exp(-x^2/2\sigma_s^2)$,较小的参数 σ_s 往往意味着模型显著特征信息的有效获取。实验中分别取参数 $\sigma_c = 16.0$, $\sigma_s = 0.8$ 。

图 2 分别给出了不同网格模型的显著性分布图,图中颜色条表示相应的度量 s 经标准化 $s^* = \frac{s - \bar{s}}{\sigma}$ 后的颜色表示,其中 \bar{s} 和 σ 分别为度量 s 分布的平均值和标准差(以下各图中的颜色表示采取相同的方法)。图 3 给出了 Brain 模型的平均曲率分

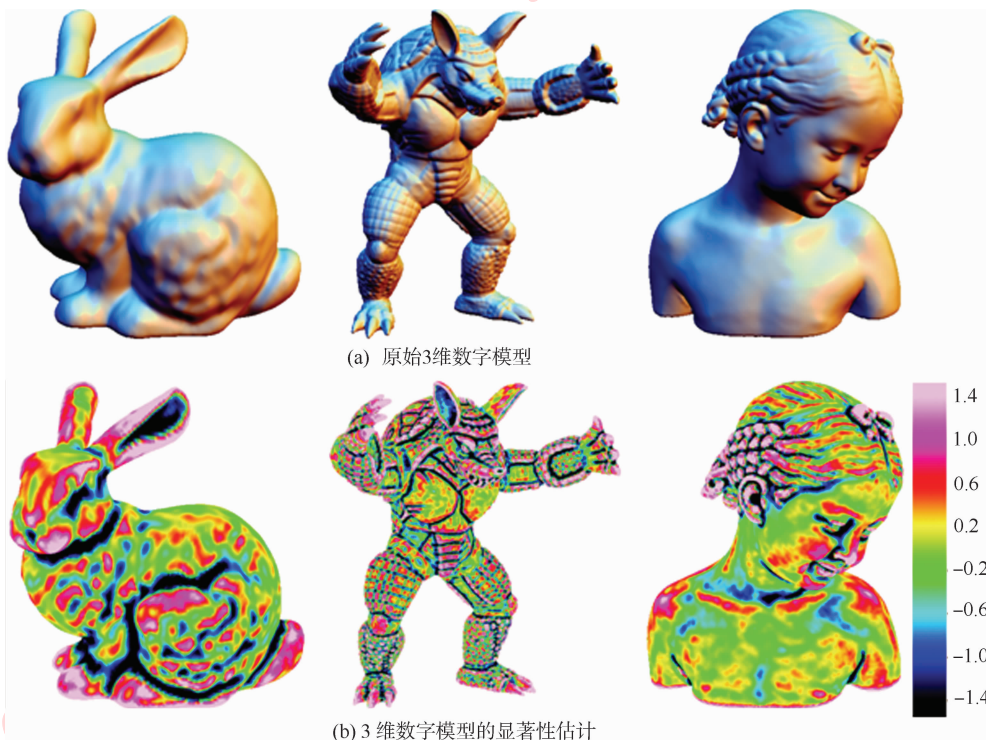


图 2 不同数字模型的显著性分布图

Fig. 2 The perceptual saliency measures for different models

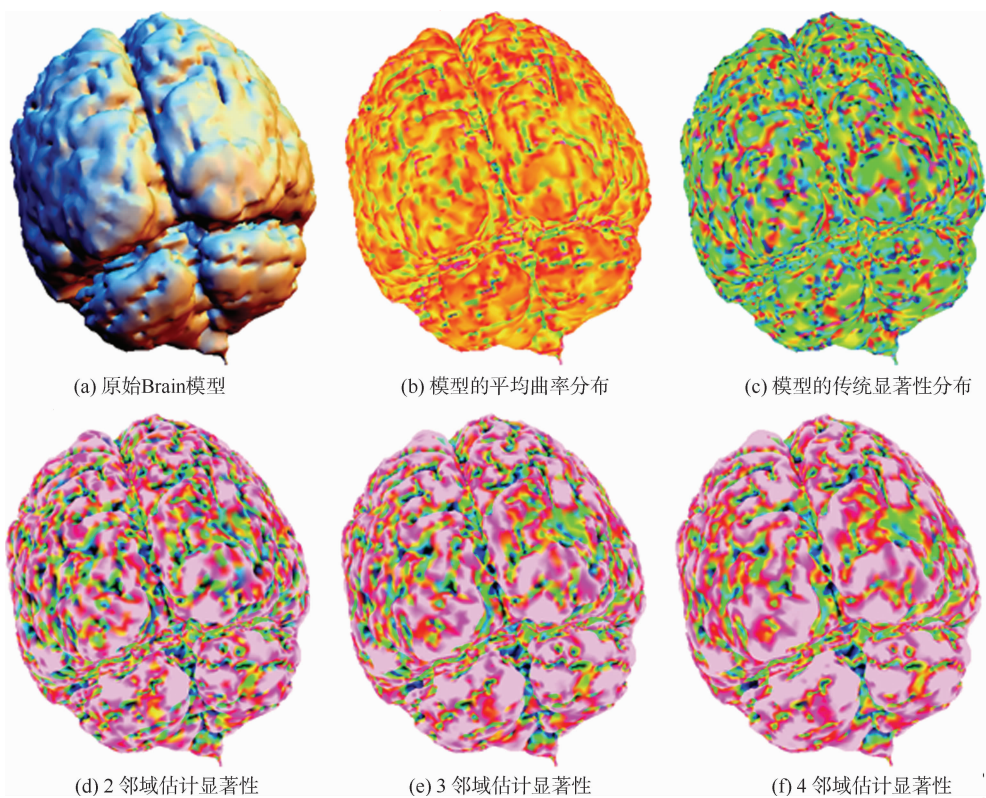


图 3 Brain 模型的平均曲率分布和不同的显著性分布比较

Fig. 3 Comparisons among the mean curvature distribution and different saliency maps for Brain model

布(图 3(b))、传统的显著性分布^[16](图 3(c))和不同邻域下我们的显著性估计(图 3(d)),图 3(e),图 3(f))比较,与传统的利用曲率特征加权平均得到的显著性分布相比,本文提出的模型显著性分布能够更加有效地反映模型的视觉重要性。在数字模型的显著性估计中,采用采样顶点处的 2 邻域估计显著性大小会使得显著性分布出现较多的奇点,导致显著性估计出现“噪声点”现象(图 3(d));若采用采样顶点处的 4 邻域估计显著性大小会导致显著性分布中缺失某些显著特征(如图 3(f)中大脑的部分脑沟)。在实验中,考虑到模型显著性计算的有效性和效率,我们采用模型采样顶点处的 3 邻域来估计模型的显著性大小(图 3(e))。从实验结果来看,提出的模型显著性度量能够较好地反映了模型的视觉重要性和模型的感兴趣区域,满足人们的底层视觉感知需求,从而往往得到了视觉愉悦的效果。同时,和 Lee 等人^[15]利用在多尺度下的平均曲率 Gaussian 加权平均的中央周边差计算模型显著性不同,基于邻域顶点局部投影高度的双边滤波显著性估计是一个相对高效的方法;而且由于双边滤波本身所固有的有效保持模型特征的内在优点,使得我们的估计方法能够很好地刻画模型表面的细微显著特性(图 2 和图 3)。

2 形状调控和处理算法

2.1 算法流程

基于 3 维数字模型的显著性度量,结合定义在模型显著域上的形状调控函数,提出的模型显著域上的形状调控和处理的算法步骤如下:

- 1) 建立数字模型从采样顶点空间域信息到模型显著域信息 s 之间的变换;
- 2) 将数字模型的显著域信息进行归一化到标准区间 $[-1, 1]$;
- 3) 用户选取定义在 $[-1, 1]$ 上的形状调控函数 $H(s)$;
- 4) 通过法向位移技术,根据形状调控函数实现针对模型显著特征的形状调控和处理。

2.2 模型形状调控函数的设计

在基于频域的数字图像处理中^[20],通过设计不同的滤波函数可以获得不同的图像处理效果。通常,“低通滤波器”可以使滤波后的图像高频部分被衰减,平滑原始图像中的尖锐细节;相反,“高通滤

波器”可以突出过渡灰度级的细节部分,使得输出图像特征得到增强。

现在将 2 维图像的频率域处理技术推广到 3 维数字模型的显著域处理技术。在 3 维数字模型的显著域上,利用不同的形状调控函数可以实现针对数字模型显著特征的形状调控和处理。形状调控函数可以分为 3 类:显著域低通形状调控函数,显著域高通形状调控函数,显著域增强形状调控函数。由于数字模型的凸区域和凹区域往往都是模型的视觉显著区域(图 1(a)),通常表现为模型的显著性度量与其度量平均值相差较大的区域。从而可以认为显著性度量与度量平均值相差较小的区域为模型的低显著区域,而显著性度量与度量平均值相差较大的区域为模型的高显著区域。相应地,可以根据模型显著性度量与其度量平均值的差异来定义显著域“低通”或“高通”形状调控函数。

显著域低通形状调控函数是指通过衰减具有高显著性的模型特征,实现数字模型特征的平滑处理的造型效果。通常低通形状调控函数包括理想低通形状调控函数和 Gaussian 低通形状调控函数。理想低通形状调控函数是通过在数字模型的显著域上“抑制”具有较高显著性的模型特征,实现模型的显著性“低通”效果,该函数可以表示为 $H_p(s) = \begin{cases} 1 & (|s - s_0| \leq \varepsilon) \\ 0 & (|s - s_0| > \varepsilon) \end{cases}$,其中 s_0 为整个模型显著性度量的平均值, ε 为用户设定的“抑制”阈值。Gaussian 低通形状调控函数是利用 Gaussian 函数通常以比较平滑的方式去除具有较高显著性的模型特征,实现模型的显著性“低通”效果,该函数可以表示为 $H_p(s) = e^{-\frac{(s-s_0)^2}{2\sigma^2}}$,其中 s_0 为整个模型显著性度量的平均值,参数 σ 为 Gaussian 函数的标准差,较大的参数 σ 往往会使较大范围的低显著性模型特征在其法向方向进行提升,从而抑制原先的高显著性特征,使模型变得更加平滑,反之亦然。

与显著域低通形状调控函数相反,显著域高通形状调控函数是指通过衰减具有低显著性的模型特征,实现数字模型特征锐化处理的造型效果。与两类低通形状调控函数相对应,高通形状调控函数通常包括理想高通形状调控函数和 Gaussian 高通形状调控函数,它们分别是相应的显著域低通形状调控函数的取反操作,即 $H_p(s) = 1 - H_p(s)$ 。利用显著域高通形状调控函数可以使被

低通形状调控函数衰减的高显著性模型特征得到了保持,将具有低显著性的模型成分进行有效地衰减,从而达到了模型的显著性特征锐化处理的效果。

此外,为了增强数字模型特征的可视化效果,可以在一定程度上增强数字模型的高显著性特征区域,基于此目的设计的显著域增强形状调控函数可以表示成: $H_{hfe}(s) = a + bH_{hp}(s)$, 其中 $H_{hp}(s)$ 为显著域高通形状调控函数,增强参数 $b > a \geq 0$, 参数 a 通常在 $0.25 \sim 0.5$ 取值,参数 b 通常在 $1.0 \sim 2.0$ 取值,参数 b 越大模型的高显著性特征得到了明显增强。

2.3 模型显著域上的形状调控和处理

基于 3 维数字模型的显著性度量,利用 2.2 节提出的定义在模型显著域上的各种形状调控函数,可以实现模型显著域上的形状调控和处理如下:对数字模型的每个采样顶点 \mathbf{v} , 利用 (1) 式获取数字模型的显著性度量 $s(\mathbf{v})$, 并根据用户定义的显著域形状调控函数 $H(s)$, 沿采样顶点 \mathbf{v} 的法线方向 $\mathbf{n}(\mathbf{v})$ 移动,其移动距离为 $\lambda H(s(\mathbf{v}))$, 从而得到经形状调控后的采样顶点新位置如下:

$$\mathbf{v}' = \mathbf{v} + \lambda H(s(\mathbf{v})) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{v})$$

式中参数 λ 为模型形状调控的尺度,可以由用户自行指定,但为了不破坏原始模型的拓扑结构,模型形状调控的尺度参数不宜过大,在实验中通常取 $0.05 \sim 0.1$ 。

3 实验结果及讨论

利用定义在数字模型显著域上的不同形状调控函数实现针对模型显著特征的形状调控和处理操作。通常根据模型形状调控函数的不同设计,可以将模型显著域上的形状调控和处理操作分为显著域上的低通形状调控,显著域上的高通形状调控和显著域上的显著性增强形状调控。

3.1 显著域上的低通形状调控

图 4(a)~(c) 给出了 Lion 模型的理想低通形状调控效果,在该调控操作中取“抑制”阈值 ε 为 0.3,模型形状调控的尺度参数 λ 为 0.06。图 4(b) 为模型经理想低通形状调控后的操作结果,从中可以看到模型的高显著性区域得到了抑制,模型的显著特征变得更加平滑或“肥胖”。图 4(c)

为模型在形状调控前后的显著性差异图,从中反映出理想低通形状调控后得到的模型,其操作前后的显著性差异主要集中在模型的高显著性区域(模型在形状调控前后显著性差异定义为 $\Delta s = s_{\text{new}} - s_{\text{old}}$, 其中 s_{new} 和 s_{old} 分别表示经形状调控后的模型显著性度量和原始模型的显著性度量。在显著性差异图中,比较亮的区域表示在形状调控前后显著性差异比较大的区域;而比较暗的区域表示在形状调控前后显著性差异比较小的区域。以下各显著性差异图中灰度表示相同含义)。为了能够清晰地显示数字模型经低通形状调控前后的差异,给出模型的部分显著特征调控效果的相应局部放大图(图 4)。

图 4(d)~(f) 给出了 Girl 模型的 Gaussian 低通形状调控效果,在该调控操作中取 Gaussian 函数的标准差 σ 为 0.3,模型形状调控的尺度参数 λ 为 0.1。图 4(e) 为模型经 Gaussian 低通形状调控后的操作结果,从中可以看到模型的高显著性区域得到了抑制,模型的显著特征变得更加平滑或“肥胖”。图 4(f) 为模型在形状调控前后的显著性差异图,从中反映出经 Gaussian 低通形状调控后得到的模型,与理想低通形状调控类似,其显著性差异主要集中在模型的高显著性区域。

3.2 显著域上的高通形状调控

图 5(a)~(c) 给出了 Brain 模型的理想高通形状调控效果,在该调控操作中取“抑制”阈值 ε 为 0.3,模型形状调控的尺度参数 λ 为 0.06。图 5(b) 为模型经理想高通形状调控后的操作结果,从中可以看到模型的高显著性区域得到了锐化处理,模型的显著特征变得更加突出或“尖锐”。图 5(c) 为模型在形状调控前后的显著性差异图。为了能够清晰地显示数字模型在高通形状调控前后的差异,给出了模型的部分显著特征调控效果的相应局部放大图(图 5)。

图 5(d)~(f) 给出了 Armadillo 模型的 Gaussian 高通形状调控效果,在该调控中我们取 Gaussian 函数的标准差 σ 为 0.3,模型形状调控的尺度参数 λ 为 0.1。图 5(e) 为模型经 Gaussian 高通形状调控后的操作结果,从中可以看到模型的高显著性区域得到了锐化处理,模型的显著特征变得更加突出或“尖锐”。图 5(f) 为模型在形状调控前后的显著性差异图。

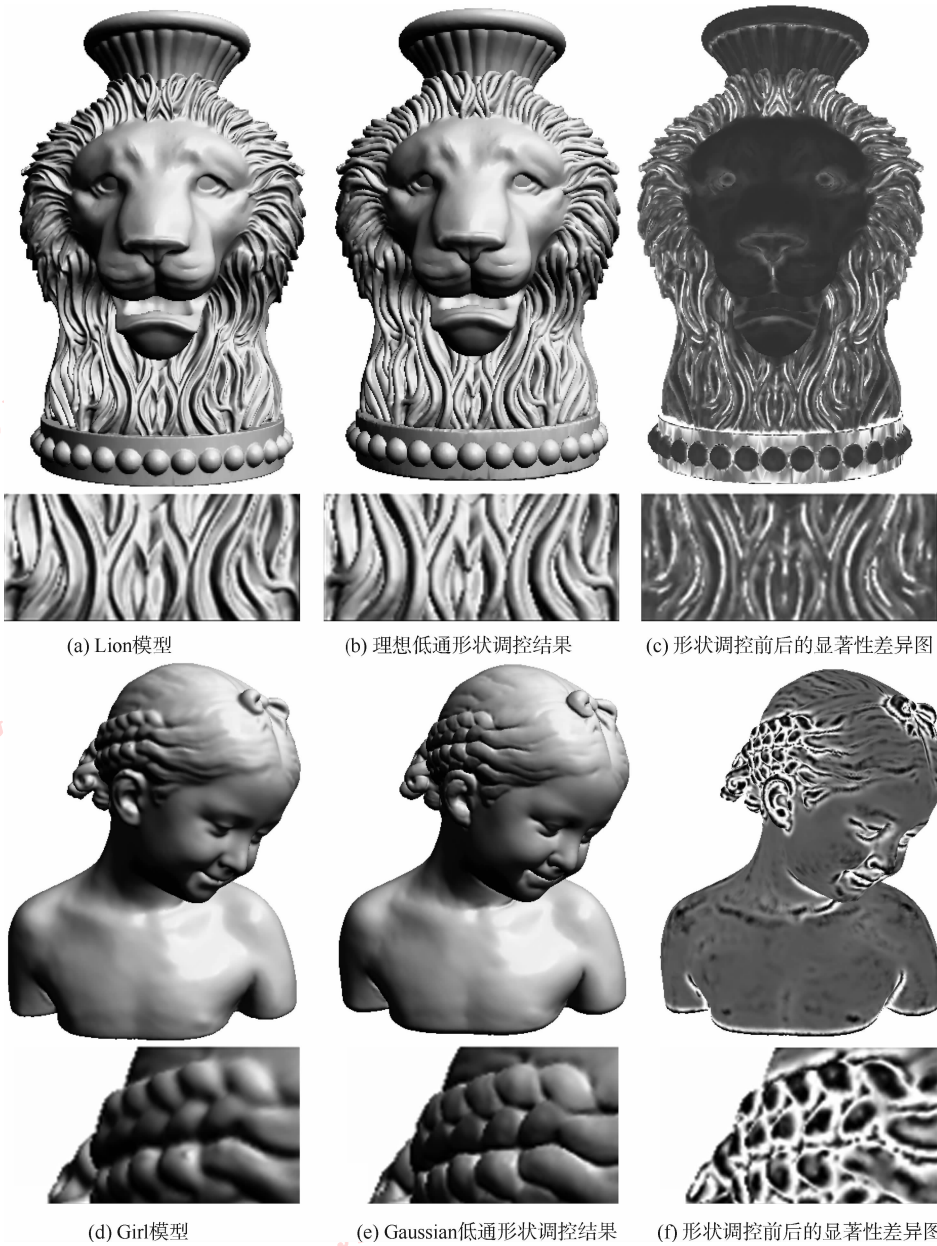


图 4 数字模型经低通形状调控后的操作结果

Fig. 4 Experimental results by low-pass shape manipulation

3.3 显著域上的显著性增强形状调控

为了有效增强数字模型表面的高显著性特征区域,实现数字模型的可视化增强效果,可以通过设计不同的显著域增强形状调控函数来实现数字模型的各种显著性增强形状调控效果。

图 6 给出了 Stanford bunny 模型的显著性增强形状调控效果,在该调控中取增强形状调控函数中的增强系数 a 和 b 分别为 0.5,2.0。在基于理想高通的显著性增强形状调控中的“抑制”阈值 ε 为

0.1,在基于 Gaussian 高通的显著性增强形状调控中 Gaussian 函数的标准差 σ 为 0.1,模型形状调控的尺度参数 λ 都取为 0.1。图 6 中第 1 行为模型经基于理想高通的显著性增强形状调控后的操作结果,从中可以看到模型的高显著性区域得到了增强,模型的显著特征变得更加明显。图 6 中第 2 行为模型经基于 Gaussian 高通的显著性增强形状调控后的操作结果,与模型经基于理想高通的显著性增强形状调控相类似,模型的显著特征变得更加明显。

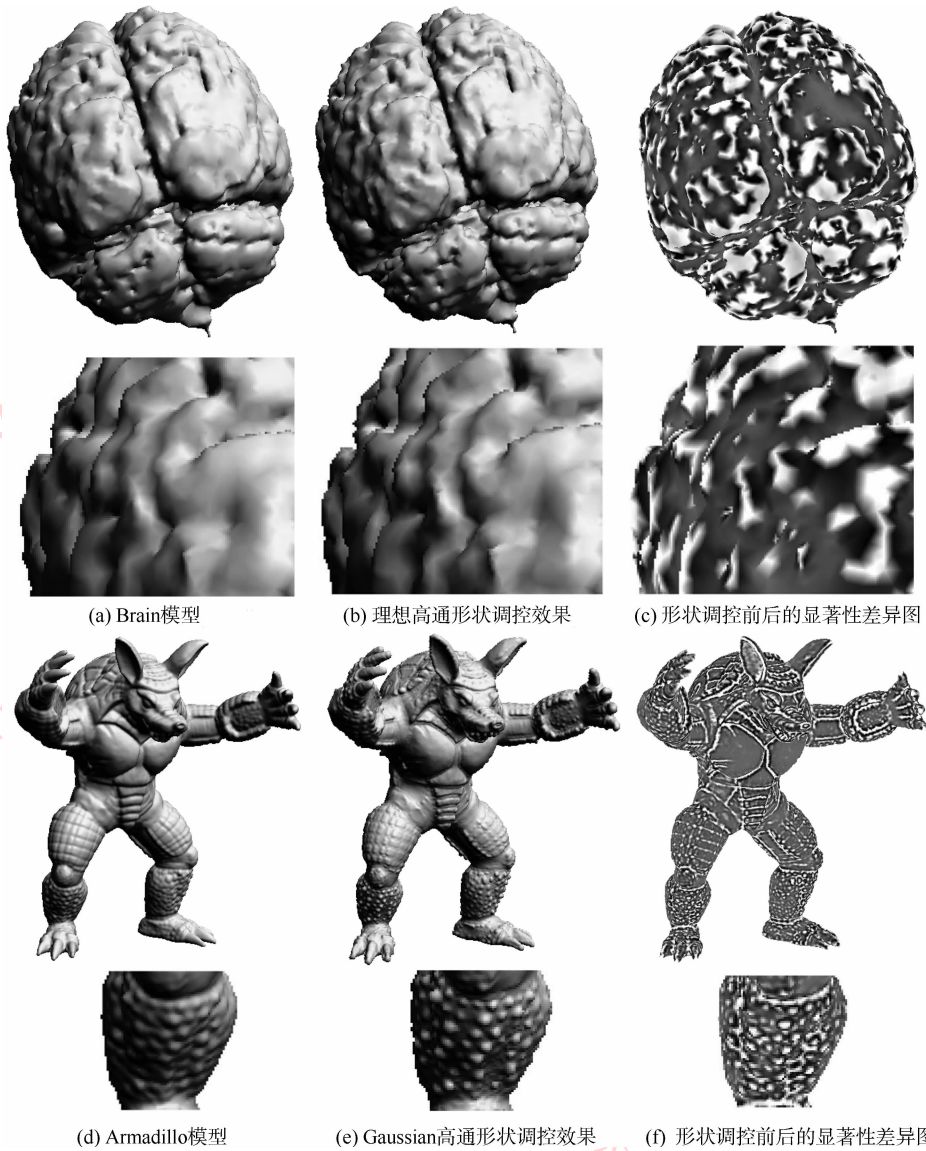


图 5 数字模型经高通形状调控后的操作结果

Fig. 5 Experimental results by high-pass shape manipulation

在数字模型的显著性增强形状调控操作中,用户可以方便地调节显著域增强形状调控函数中的阈值-标准差参数和增强系数来控制模型形状调控的结果。为统一起见,模型形状调控的尺度参数 λ 都取为0.1。图7给出了利用不同的阈值-标准差参数对 Stanford bunny 模型进行基于 Gaussian 高通的显著性增强形状调控的操作结果,图7(a)–(c)分别是利用阈值为0.1,0.2,0.3和标准差 σ 为 1.0ε 的增强形状调控的结果,其中增强系数 a 和 b 分别取为0.5,2.0。从图7可以看出“抑制”阈值 ε 和标准差 σ 越小,使得数字模型更多的高显著性特征得以有效地增强,反之较大的阈值-标准差参数使得模型的大部分显著性特征

受到“抑制”,模型的增强形状调控效果不明显。图8给出了利用不同的增强系数对 Stanford bunny 模型进行基于 Gaussian 高通的显著性增强形状调控的操作结果,图8(a)–(c)分别是利用增强系数 a 和 b 为0.5和2.0,0.5和1.5,0.5和1.0的增强形状调控的结果。图8(d)–(f)分别是利用增强系数 a 和 b 为0.25和2.0,0.25和1.5,0.25和1.0的增强形状调控的结果,其中阈值 ε 为0.1和标准差 σ 为 1.0ε 。从图8可以看到增强系数 b 在模型的高显著性区域增强中具有决定性的作用,较大的增强系数使得模型的高显著性特征得以明显地增强,反之较小的增强系数使得模型的高显著性特征增强并不明显。



图 6 Stanford bunny 模型经显著性增强形状调控后的操作结果

Fig. 6 Experimental results by enhancement shape manipulation for Stanford bunny model

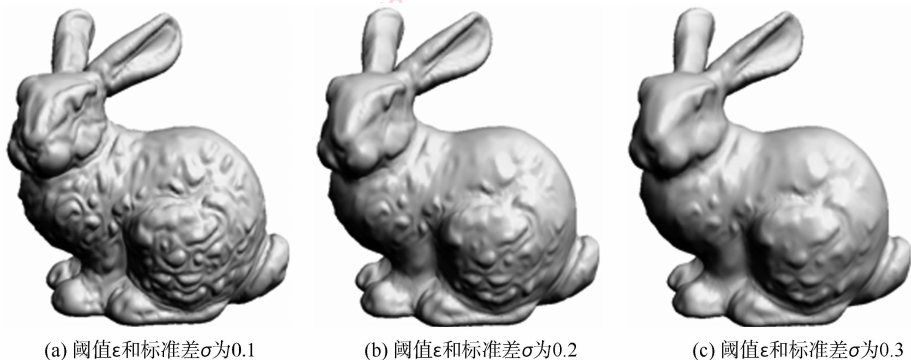


图 7 利用不同的阈值-标准差参数对 Stanford bunny 模型进行显著性增强形状调控的操作结果

Fig. 7 Experimental results by enhancement shape manipulation for Stanford bunny using different thresholds / standard deviations

4 结 论

基于 3 维数字模型的显著性定义,利用定义在模型显著域上的不同形状调控函数,提出一种针对数字模型表面显著特征的形状调控和处理方法。该方法能够使用户通过设计定义在模型显著域上的不同形状调控函数,使模型的显著特征得到了有效的

抑制、提升和增强,实现不同的形状造型效果。分别实现了数字模型显著域上的低通形状调控,显著域上的高通形状调控和显著域上的显著性增强形状调控 3 类操作。今后的研究中将进一步考虑结合数字模型采样顶点局部邻域拓扑结构信息的显著性度量鲁棒定义;同时将进一步完善数字模型的显著域处理技术,如模型表面的几何纹理编辑、模型显著性驱动的分割和数字水印技术等。

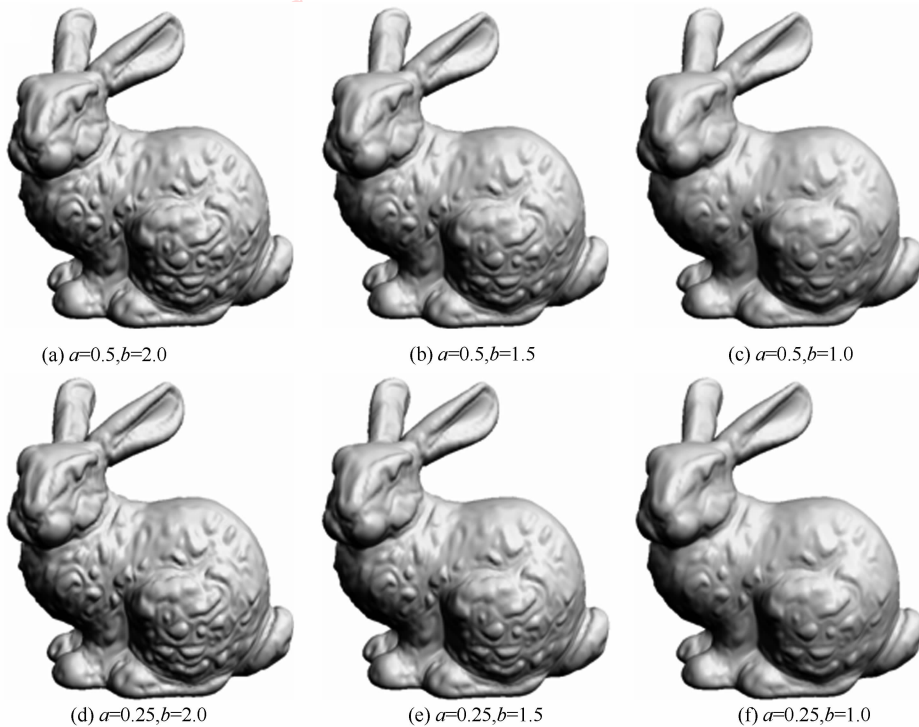


图8 利用不同的增强系数对 Stanford bunny 模型进行显著性增强形状调控的操作结果

Fig. 8 Experimental results by enhancement shape manipulation for Stanford bunny using different enhancement coefficients

参考文献 (References)

- [1] Botsch M, Pauly M, Kobbelt L, et al. Geometric modeling based on polygonal meshes [C] //Proc. of ACM SIGGRAPH 2007 Course Notes. New York, NY, USA: ACM Press, 2007: 1-181.
- [2] Gal R, Cohen-Or D. Salient geometric features for partial shape matching and similarity [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(1): 130-150.
- [3] Lai Y, Zhou Q, Hu S, et al. Robust feature classification and editing [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2007, 13(1): 34-45.
- [4] Cole F, Golovinskiy A, Lempach A, et al. Where do people draw lines [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-11.
- [5] Jones T, Durand F, Desbrun M. Non-iterative, feature-preserving mesh smoothing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 943-949.
- [6] Fleishman S, Drori I, Cohen-Or D. Bilateral mesh denoising [J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 950-953.
- [7] Hu Guofei. Studies on denoising and smoothing of 3D digital geometry [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2005. [胡国飞. 3 维数字表面去噪光顺技术研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2005.]
- [8] Xiao Chunxia, Li Hui, Miao Yongwei, et al. A non-local signal processing approach for filtering point set surface [J]. Journal of Software, 2006, 17(Suppl.): 110-119. [肖春霞, 李辉, 缪永伟, 等. 基于非局部几何信号的点模型去噪算法 [J]. 软件学报, 2006, 17(增刊): 110-119.]
- [9] Vorsatz J, Rossli C, Kobbelt L, et al. Feature sensitive remeshing [J]. Computer Graphics Forum, 2001, 20(3): 393-401.
- [10] Alliez P, Cohen-Steiner D, Devillers O, et al. Anisotropic polygonal remeshing [J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 485-493.
- [11] Miao Y, Pajarola R, Feng J. Curvature-aware adaptive resampling for point-sampled geometry [J]. Computer-Aided Design, 2009, 41(6): 395-403.
- [12] Yu Y, Zhou K, Xu D, et al. Mesh editing with poisson-based gradient field manipulation [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 641-648.
- [13] Sorkine O, Lipman Y, Cohen-Or D, et al. Laplacian surface editing [C] //Proc. of the Eurographics / ACM Siggraph Symposium on Geometry Processing. New York, NY, USA: ACM Press, 2004: 179-188.
- [14] Lipman Y, Sorkine O, Levin D, et al. Linear rotation-invariant coordinates for meshes [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 479-487.
- [15] Lee C H, Varshney A, Jacobs D W. Mesh saliency [J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 659-666.
- [16] Liu Y S, Liu M, Kihara D, et al. Salient critical points for meshes [C] //Proc. of the ACM Symposium on Solid and

- Physical Modeling. New York, NY, USA; ACM Press, 2007: 277-282.
- [17] Kim Y, Varshney A. Persuading visual attention through geometry [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2008, 14(4): 772-782.
- [18] Saito T, Takahashi T. Comprehensible rendering of 3-D shapes [J]. Computer Graphics, 1990, 24(4): 197-206.
- [19] Tood J T. The visual perception of 3D shape [J]. TRENDS in Cognitive Sciences, 2004, 8(3): 115-121.
- [20] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing [M]. 2nd ed. New Jersey: Prentice Hall, 2002.
- [21] Pauly M, Gross M. Spectral processing of point sampled geometry [J]. ACM Transactions on Graphics, 2001, 20(3): 379-386.
- [22] Taubin G. A signal processing approach to fair surface design [J]. Computer Graphics, 1995, 29(4): 351-358.
- [23] Taubin G. Geometric signal processing on polygonal meshes [C] //Proc. of Eurographics 2000 State of The Art Report. Interlaken, Switzerland; Eurographics Association Press, 2000: 1-11.
- [24] Zhou K, Bao H, Shi J. 3D surface filtering using spherical harmonics [J]. Computer-Aided Design, 2004, 36(4): 363-375.
- [25] Vallet B, Levy B. Spectral geometry processing with manifold harmonics [J]. Computer Graphics Forum, 2008, 27(2): 251-260.
- [26] Eigensatz M, Sumner R W, Pauly M. Curvature-domain shape processing [J]. Computer Graphics Forum, 2008, 27(2): 241-250.
- [27] Shen Lansun, Zhang Jing, Li Xiaoguang. Image Retrieval and Compressed Domain Processing [M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2008: 102-114. [沈兰荪, 张菁, 李晓光. 图像检索与压缩域处理技术的研究[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2008: 102-114.]
- [28] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency based visual attention for rapid scene analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [29] Itti L, Koch C. Computational modeling of visual attention [J]. Nature Reviews Neuroscience, 2001, 2(3): 194-230.
- [30] Miao Y, Feng J. Perceptual-saliency extremum lines for 3D shape illustration [J]. The Visual Computer, 2010, 26(6-8): 433-443.