

基于视觉感知增强的最大密度投影算法^{*}

周志光, 陶煜波, 林海

(浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室, 浙江 杭州 310058)

通讯作者: 林海, E-mail: lin@cad.zju.edu.cn, http://www.zju.edu.cn

摘要: 提出一种基于视觉感知增强的最大密度投影算法, 无需调节复杂的传输函数, 就可以有效增强体数据内部最大密度特征的深度感知和形状感知. 在传统的最大密度投影算法的基础上, 利用梯度模属性精确查找特征或相似特征的边界, 以确定最佳法向特征; 利用最佳法向特征的深度信息自适应地修改局部光照系数, 进而对最大密度特征进行光照处理, 以获得视觉感知增强的可视化结果; 采用基于密度值和三维空间距离的双阈值区域增长策略, 动态区分感兴趣区域和背景区域, 交互地实现特征突出显示. 实验结果表明, 该算法在传统算法的基础上进一步增强了最大密度特征的视觉感知, 并提供了丰富的形状信息和背景补偿信息, 具有较强的实用性.

关键词: 最大密度投影; 视觉感知; 局部光照模型; 梯度; 区域增长

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

中文引用格式: 周志光, 陶煜波, 林海. 基于视觉感知增强的最大密度投影算法. 软件学报, 2013, 24(3): 639-650. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4223.htm>

英文引用格式: Zhou ZG, Tao YB, Lin H. Maximum intensity projection based on visual perception enhancement. Ruanjian Xuebao/Journal of Software, 2013, 24(3): 639-650 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4223.htm>

Maximum Intensity Projection Based on Visual Perception Enhancement

ZHOU Zhi-Guang, TAO Yu-Bo, LIN Hai

(State Key Laboratory of CAD & CG, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Corresponding author: LIN Hai, E-mail: lin@cad.zju.edu.cn, <http://www.zju.edu.cn>

Abstract: This paper proposed a maximum intensity projection method to enhance the depth and shape perception of the internal maximum intensity features, without a sophisticated or time-consuming transfer function specification. On the basis of a traditional maximum intensity projection, the study first searched for the boundary sample with a similar intensity value and the optimal normal in front of the maximum intensity feature. Through by comparing the intensity and gradient norm. Next, the local illumination coefficients were updated according to the depth of boundary structures, the consequential depth-based shading results largely enhanced the depth, and the shape perception of internal feasible structures. A two-threshold region growing scheme was designed to perform and further highlight the features of interest. The seed was selected by users interactively on the rendered image, and the growing process depended on the intensity values and 3D spatial distances of the boundary samples with optimal normal. The comparison results showed that the proposed method provided more depth cues and shape information of the maximum intensity features than traditional methods and had practical applications in medical and engineering fields.

Key words: maximum intensity projection; visual perception; local illumination model; gradient; region growing

随着图形处理器(GPU)的迅速发展,体数据可视化作为计算机图形学领域的一个重要的研究方向,已经广泛应用于医疗诊断、计算仿真、地质勘探、气象观察、工业设计等重要领域,其目的是以人眼视觉容易感知的二维图像形象地展示体数据中的感兴趣特征,为用户对初始体数据做进一步的分析和处理奠定基础^[1-3].

* 基金项目: 国家自然科学基金(60873122, 60903133); 国家高技术研究发展计划(863)(2012AA12A404)

收稿时间: 2011-11-08; 定稿时间: 2012-03-27

直接体绘制方法(DVR)是体数据可视化研究领域中的一种经典的算法^[4],通过传输函数(TF)定义采样点的光学属性(即颜色、不透明度),进而累加获得二维图像中对应像素的颜色值.绘制结果图像能够揭示体数据中的隐含特征,为用户理解和分析初始体数据提供了有效的手段.然而,DVR的绘制结果过分依赖于TF定义的全局分类标准,即便对于经验丰富的用户,调节并获得有效的TF依然是一个复杂而耗时的过程,这在很大程度上制约了DVR在不同应用领域的拓展与普及.最大密度投影(MIP)则避免了复杂的TF调节过程,将视线方向上的最大密度值直接投影至对应的像素位置^[5].该方法简单、实用,能够快速地将体数据中最显著的特征展示给用户,因此广泛应用于医学领域,如血管造影.虽然MIP算法在一定程度上能够满足用户的特定需求,但尚存在如下两点不足:(1)绘制的结果图像仅由最大密度值构成,丢失背景补偿信息,因此绘制结果缺乏深度感知;(2)绘制的结果图像缺少特征的朝向信息,即没有对特征进行光照处理,形状感知不足.

物体的空间位置、色彩、形状及动态等属性是人眼视觉容易感知的关键元素.因此,对体数据内部特征的空间位置、色彩及形状等特征进行突出显示,是增强感兴趣特征视觉感知的有效手段.为了增强MIP绘制结果的深度感知,文献[6]提出了一种增强深度感知的最大密度投影算法(DEMIP).该方法通过最大密度值与其相似特征深度的加权以及一种基于颜色球(color sphere)的深度映射方式,获得深度感知增强的绘制结果.尽管DEMIP有效地展示了特征的先后关系,一定程度上增强了感兴趣特征的深度提示,但是结果图像的深度感知依然容易产生歧义,且缺乏特征的形状感知.Stefan等学者则提出了一种最大密度差累积的体绘制算法(MIDA)^[7].该算法有效结合了DVR与MIP算法的优势,不需要调节复杂的TF便可以展示最大密度特征,而且经过颜色累积能够获得丰富的背景信息.但是,颜色累加值的动态调整一定程度上影响了光照的效果,妨碍了特征的形状感知.我们提出了一种形状感知增强的最大密度投影算法(SEMIP)^[8],该方法利用经典的光照模型对最大密度值进行光照处理,有效地增强了感兴趣特征的形状感知.但是有效梯度位置的选取过分依赖于用户手动调节的全局阈值,不具有自适应性,而且基于颜色的深度提示容易给人眼视觉带来歧义,一定程度上影响了用户对感兴趣特征的视觉感知.

为了改进上述算法的不足,以进一步增强感兴趣特征的视觉感知,本文提出了一种基于视觉感知增强的最大密度投影算法.首先,记录视线方向上最大密度特征或其相似特征的采样点信息,以梯度模为衡量标准,自适应地确定最佳法向特征位置;然后,利用经典的Phong光照模型,根据最佳法向特征位置的深度及梯度信息,有效地改进光照系数,对最大密度值特征做光照处理,进而增强感兴趣特征的深度和形状感知;最后,为了进一步增强本文算法的有效性和交互性,提出一种增强显示感兴趣区域特征的交互策略,根据用户动态设置的种子点,以特征密度值和特征三维空间距离为标准进行区域增长,并最终获得突出感兴趣特征的绘制结果.采用本文算法可以有效地增强感兴趣特征的视觉感知,有利于用户进一步认知和分析初始体数据,而且方便的交互策略使得本文算法具有更强的实用性.

本文第1节介绍本文算法的相关工作.第2节给出本文算法的总体流程,并且详细介绍本文算法的各个步骤.第3节讨论重要算法的实现细节并给出相关伪码.第4节对比本文算法与传统算法的实验结果,并且通过用户反馈进一步验证本文算法的有效性.第5节总结全文.

1 相关工作

文献[4]首次提出DVR算法,利用经典的光学积分模型,考虑采样点沿视线方向吸收和辐射的能量,进而积分获得可视化结果.绘制过程为

$$\begin{aligned} C'_i &= C'_{i-1} + (1 - A'_{i-1}) \times C_i \times A_i \\ A'_i &= A'_{i-1} + (1 - A'_{i-1}) \times A_i \end{aligned} \quad (1)$$

其中, A_i 和 C_i 表示第 i 个采样点的光学属性,即通过TF映射获得的该采样点的不透明度值和颜色值; A'_{i-1} 和 C'_{i-1} 则表示此前 $i-1$ 个采样点不透明度和颜色的累加值.由于TF是一种依赖于采样点密度属性的全局分类标准,因此定义有效的TF以揭示用户感兴趣特征信息,是复杂而耗时的过程.在经典的一维TF基础之上,Kniss等人提出了基于密度和梯度模的二维TF设计方法,能够有效地提取特征的边界信息^[9].文献[10]提出了基于特征形状

的TF设计方法,能够实现体数据内部不同形状特征的分类显示.文献[11]对二维TF域内的相似属性按照空间相关性做进一步的分类,定义了一种基于空间信息的TF自动设计方法.Ma等学者提出了基于可见性直方图的TF设计方法,利用可见度量不同密度特征对结果图像的贡献,进而指导半自动TF的生成^[12].尽管基于体数据特征不同属性的TF设计方法不断更新进步,但是TF的调节过程依然是一个复杂而耗时的过程,需要用户对初始体数据及传输函数的调节手段具有丰富的先验知识,一定程度上抑制了DVR方法在应用领域的扩展.

MIP是医学领域中常见的体绘制方法,通过查找视线方向上具有最大密度值的采样点,并将该密度值投影至对应的二维图像的像素上^[5].该方法虽然简单、实用,能够迅速揭示体数据中最明显的特征,但是绘制的结果图像视觉感知效果不强,最大密度特征缺乏深度提示和形状信息.DEMIP方法^[6]在MIP算法的基础之上,通过查找同一视线方向上最大密度值前面的相似特征,将相似特征的深度与最大密度值的加权,并将相似特征的朝向信息通过颜色球映射为不同颜色值,进而加权获得对应像素的颜色值,计算的过程是

$$\begin{aligned} C_{DEMIP} &= C_{MIP} \times (1 - d_w) + 2 \times d_w \times (1 - depth) \\ C &= C_{DEMIP} \times (1 - sph_w) + C_{sph} \times sph_w \end{aligned} \quad (2)$$

其中, C_{MIP} 表示MIP算法的颜色值, $depth$ 表示相似物质的深度值, C_{DEMIP} 表示深度感知增强的颜色值, C_{sph} 表示在颜色球中查找到的与当前相似物质方向一致的颜色值, d_w 和 sph_w 则分别表示深度和颜色的加权系数.虽然DEMIP方法一定程度上增强了MIP特征的深度感知,但是特征的形状信息表现不足,不能够完整地揭示体数据内部的感兴趣特征.MIDA算法^[7]则结合了MIP算法与DVR算法的优势,通过计算采样点密度值与当前最大密度值的差异,动态地改变颜色和不透明度的累加值,进而实现最大密度特征的及其背景信息的有效展示.公式(3)出示了MIDA算法的核心步骤.

$$\begin{aligned} C'_i &= (1 - \alpha_i)C'_{i-1} + (1 - (1 - \alpha_i)A'_{i-1}) \times C_i \times A_i \\ A'_i &= (1 - \alpha_i)A'_{i-1} + (1 - (1 - \alpha_i)A'_{i-1}) \times A_i \end{aligned} \quad (3)$$

其中, α_i 表示第*i*个采样点与当前最大密度值的差值.由于引入最大密度差调整颜色和不透明度的累加值,影响了体数据内部特征的光照效果,降低了最大密度特征的形状感知.SEMIP方法^[8]则引入简单的局部光照模型,通过查找最大密度特征的有效法向信息做光照处理,以增强视线方向上最明显特征的形状信息,如

$$C = (k_a + k_d(N_{valid}L)) \times C_{MIP} + k_s(N_{valid}L)^n \quad (4)$$

其中, C_{MIP} 表示最大密度特征对应的颜色信息; k_a, k_d, k_s 分别代表环境光系数、漫反射系数和镜面高光系数; L 表示光线方向; N_{valid} 表示最大密度值特征的有效法向; n 则表示镜面高光指数,用来模拟镜面反射光在空间的汇聚程度.SEMIP绘制结果增强了最大密度特征的形状信息,并且引入色调映射技术保留特征的对比度,设计基于颜色深度提示方法,有效地增强了绘制结果图像的深度感知.但是, N_{valid} 的查找依赖于用户手动调节的全局阈值,不具有自适应性;且单纯地利用颜色增强深度提示容易给人眼视觉带来歧义,一定程度上妨碍了用户对最大密度特征的正确感知.

很多学者亦基于DVR算法提出了体数据内部特征视觉感知增强方法.Chan等人借鉴了心理学中常见的感知理论,对体数据内部特征的可见性、形状及透明度做全局优化处理,获得了视觉感知增强的可视化结果^[13].然而,该算法针对复杂体数据特征的感知效果不佳,绘制的结果存在较大的不确定性,需要大量的人工交互.文献[14]提出了一种基于光晕的深度感知增强体绘制技术,利用初始体数据的密度值、朝向信息和空间信息定义感兴趣特征光晕的TF,进而增强体数据内部特征的感知.但是,基于光晕的TF设计和调节是一个复杂过程,需要大量的先验知识和手工交互操作.Tao等学者则基于锐化掩模的体数据特征增强算法,利用光照体数据同平滑后的体数据差异有效地增强特征边界信息,进一步方便了用户对体数据内部特征的感知^[15].然而,该算法需要计算额外的光照体数据和平滑体数据,算法复杂度较高.

通过上述相关工作的论述可以看出,增强体数据内部特征视觉感知是当前体数据可视化领域的研究热点.然而,复杂传输函数的设计过程妨碍了DVR算法在应用领域的推广.MIP算法虽然能够避免调节传输函数,但是绘制的结果图像缺乏深度补偿信息和形状信息,真实感效果不够;而基于MIP的改进算法虽然增加了感兴趣特征的深度提示和形状补偿信息,但是依然无法为用户提供深度感知强、真实感效果好的绘制结果.因此,本文

在传统算法的基础之上,提出了一种新的基于视觉感知增强的最大密度投影算法.

2 基于视觉感知增强的最大密度投影算法

为了改进传统最大密度投影算法的绘制结果深度及形状感知不足,本文提出了基于视觉感知增强的最大密度投影算法.

- 首先,对初始体数据做第 1 次光线投射,沿视线方向查找具有最大密度值的采样点特征;以最大密度特征为终止点,做第 2 次光线投射,确定最大密度特征之前的相似特征;
- 然后,以相似特征为起点,沿视线的反方向做第 3 次光线投射,寻找梯度模最大的采样点作为最佳法向特征;进而利用最佳法向特征的深度信息和法向信息对最大密度特征做基于深度的自适应光照处理,得到形状感知增强的最大密度特征可视化结果;
- 最后,利用色调映射技术保留特征的对比度,并根据最佳法向特征的深度信息,对最大密度特征实现深度颜色映射以增强深度感知.

为了进一步强化本文算法的实用性和交互性,我们提出了一种基于空间距离属性和密度值特征的双阈值区域增长策略,可以突出显示体数据内部感兴趣区域的特征.图 1 所示为本文算法的流程图.

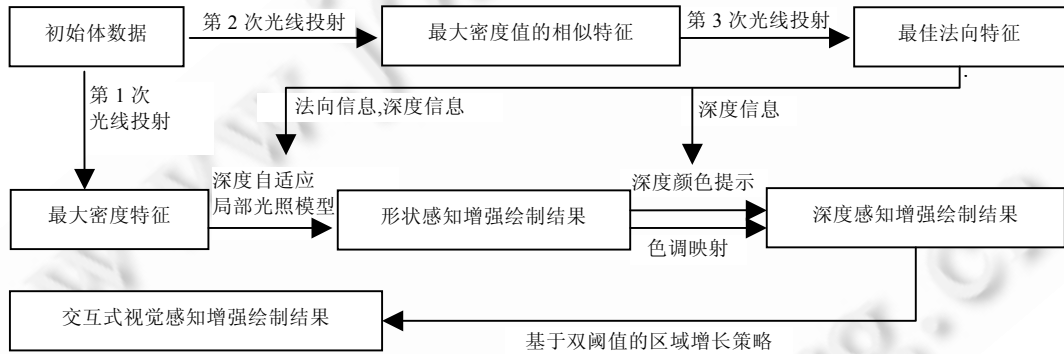


Fig.1 The pipeline of our algorithm

图 1 本文算法的总体流程

2.1 最佳法向特征的查找

局部光照模型能够表现光源直接照射在特征表面上形成的连续明暗色调的真实感效果,可以有效增强特征的形状及背景补偿信息.经典的 DVR 算法利用经典的 Phong 光照模型对采样点的颜色值做光照处理,获得了真实感绘制结果.但是将这种局部光照模型直接应用于 MIP 算法,则无法获得正确的光照效果(如图 2(b)所示),主要是因为最大密度特征的采样点通常位于特征的内部,所以该采样点的法向通常接近于 0 或者指向任意方向,并不能有效代表特征的朝向信息,进而导致光照效果的误差.

SEMIP 算法则以最大密度特征为终止点,以用户设定的全局阈值为标准,经过第 2 次光线投射查找最大密度特征之前的相似特征,进而将相似特征采样点的法向设定为最大密度特征的有效法向,并最终通过 Phong 模型计算获得光照结果(如图 2(c)所示).虽然该方法一定程度上优化了最大密度特征的法向计算,但是所有视线查找相似特征均采用同一全局阈值,往往顾此失彼,不能保证所有视线相似特征查找的准确性,而且需要用户不断的尝试不同的阈值,影响算法的实用性.

二维 TF 引入梯度模属性以有效提取体数据内部特征的边界信息,而特征边界采样点的梯度则应该最大程度的体现内部结构的朝向信息^[9].因此,本文以相似特征采样点为起点,沿着视线的反方向做第 3 次光线投射,在一定的范围内寻找具有局部最大梯度模的采样点,进而以该点为最佳法向特征.图 3 出示了不同视线中最大密度特征、相似特征及最佳法向特征的位置关系.其中,实心矩形、空心矩形和实心圆分别代表最大密度特征、

相似特征和最佳法向特征的采样点,而虚线箭头代表错误的法向信息,实线箭头代表最佳法向信息.由于不同视线最大密度特征的密度值不尽相同,采取相同的全局阈值去查找特征的最佳法向容易出现误差.即,视线 2 虽然通过全局阈值获得了有效的法向信息,但是视线 1 的法向信息却不能保证准确.而引入最大梯度模属性准则可以有效改进最佳法向的确定方案,针对不同视线能够自适应地确定最佳特征边界采样点,即获得的箭头表示正确法向信息.

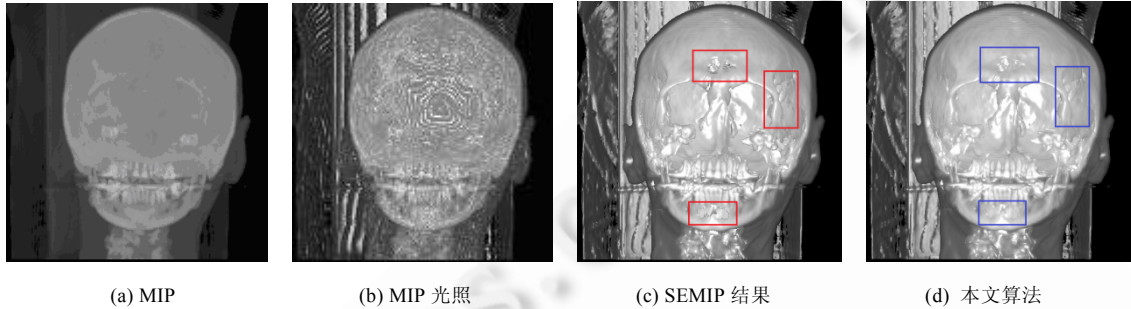


Fig.2 Comparative rendering results based on different normals for a head data

图 2 基于 head 数据,利用不同法向计算获得的光照结果对比

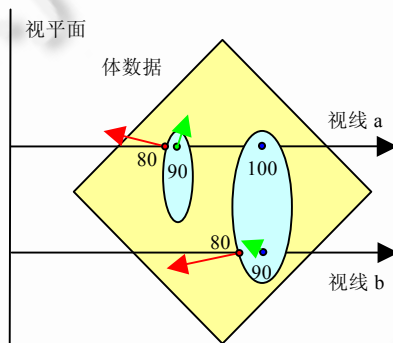


Fig.3 The position relationship of maximum intensity features, similar materials and optimal normal features

图 3 最大密度特征、相似特征及最佳法向特征的位置关系示意图

图 2 利用人脑 CT 数据对采用不同法向计算获得的光照结果做了对比.可以看出,直接采用最大密度值的法向计算获得的图 2(b)光照结果不能有效反映出最大密度特征的形状信息.而 SEMIP 算法获得了最大密度特征的有效法向信息,一定程度上增强了最大密度特征的形状感知,但是全局的密度阈值不能满足所有视线的有效法向查找,部分视线出现错误的光照计算结果,如图 2(c)中矩形线框标识的区域.而本文算法则利用梯度模属性自适应获得每个视线上的最佳法向信息,获得了全局的优化结果,如图 2(d)所示.因此,采用本文算法提出的最佳法向特征的自适应查找方式,可以获得更加精确、信息更加丰富的光照效果,提升了算法的准确性和有效性.

2.2 视觉感知增强算法

如前文所述,为了增强 MIP 算法绘制结果的视觉感知,DEMIP 算法利用深度加权以增强最大密度特征的深度感知,并通过颜色球计算获得深度提示信息;而 SEMIP 算法则是通过 Phong 模型计算最大密度特征的光照效果,以增强特征的形状感知.综合上述方法,本文提出了一种基于深度自适应光照计算方法.在经典的 Phong 光照模型中, k_a, k_d, k_s 分别代表环境光系数、漫反射系数和镜面高光系数.为了增强最大密度特征的深度感知,即距离视点较远的特征表现较弱的光照效果,我们利用第 2.1 节中查找获得的最佳法向特征的深度信息,自适应地调节上述 Phong 光照模型中的系数.改进后的光照计算过程为

$$C = ((1 - depth) \times k_a + (1 - depth) \times k_d (N_{optimal} \cdot L)) \times C_{MIP} + (1 - depth) \times k_s (N_{optimal} \cdot L)^n \tag{5}$$

其中, $depth$ 表示最佳法向特征深度归一化后的值, 而 $N_{optimal}$ 则代表最佳法向。

基于光照系数的深度自适应优化策略, 使得距离视平面较近的特征表现较强的光照亮度, 而距离视平面较远的特征则相对暗淡, 在增强最大密度特征形状信息的同时, 亦有效提升了深度感知, 避免了视觉歧义。为了进一步增强本文算法的有效性, 可以引入色调映射技术保留特征的对比度, 利用 DEMIP 算法提出的颜色球方法和 SEMIP 提出的 HSV 颜色映射等方法丰富深度提示信息, 以获得用户满意的可视化结果。图 4 所示为基于人脑 CT 数据的 MIP, SEMIP 及本文算法的绘制结果。从图 4(c) 可以看出, 距离视点较远的特征光照效果比较暗淡, 表现出弱的漫反射和镜面高光效果, 相比于图 4(a) 和图 4(b) 很大程度上增加了深度感知; 图 4(d) 则是增加了 HSV 深度颜色映射的结果, 进一步丰富了最大密度特征的深度提示, 增强了视觉感知。

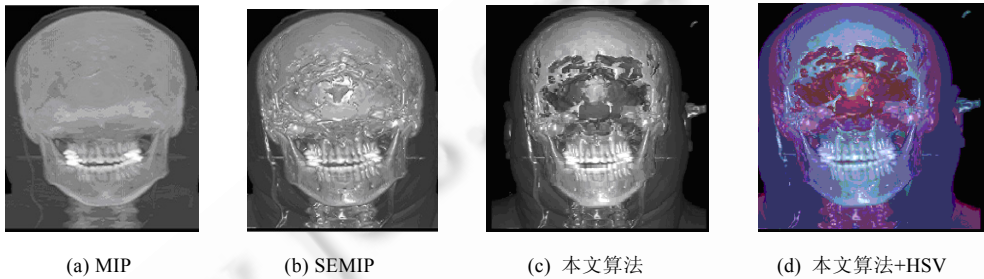


Fig.4 Comparative depth perception enhancement results for a Vismale data

图 4 Vismale 数据的深度感知增强结果对比

2.3 交互策略

与 DVR 算法定义全局 TF 实现体数据特征分类不同, MIP 算法是在所有视线方向均选取最大密度值, 相邻视线通常不具有较强的相关性; 且由于缺少有效的手段以区分感兴趣特征和背景信息, 往往使得绘制结果的感知能力较差, 容易引起人眼视觉歧义。本文利用第 2.1 节查找获得的相似特征的密度值和最佳法向特征的空间信息, 提出一种基于双阈值的区域增长策略, 以辅助用户交互式地区分感兴趣特征和背景特征, 增强算法的实用性。用户交互提取感兴趣特征的流程如图 5 所示。

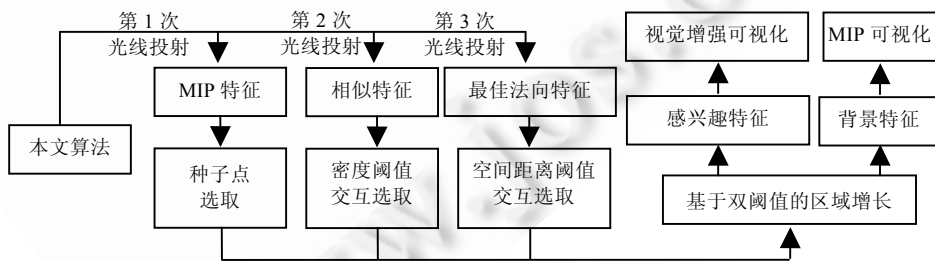


Fig.5 The pipeline for the two-threshold region growing

图 5 基于双阈值区域增长的交互流程

基于双阈值区域增长的交互策略主要可以分为以下 5 个步骤:

Step 1. 种子点选取

首先, 在特定应用领域, 用户已经习惯于根据 MIP 可视化结果对初始体数据做进一步处理, 例如医学诊断、工业检测等。因此, 本文利用第 1 次光线投射获得最大密度特征生成交互界面, 用户可以通过移动鼠标动态选取种子点, 初步浏览不同种子点的绘制结果之后, 利用鼠标点击确定用户感兴趣的特征信息。

Step 2. 密度阈值选取

然后,为了保证感兴趣特征处于一定密度值范围内,以种子点对应视线上的最大密度值为衡量标准,确定感兴趣特征的边界.由于本文算法采用相似特征的最佳法向计算光照结果,因此,本文以第 2 次光线投射获得的相似特征的密度值为基准,交互式地定义密度阈值,相对准确地获得绘制结果中感兴趣特征的边界.

Step 3. 空间距离阈值选取

为了保证感兴趣特征属于同一空间连续特征,利用第 3 次光线投射提供的最佳法向特征的空间位置信息,以其与相邻视线最佳法向特征的空间距离为衡量标准,交互式地定义空间距离阈值,进一步优化绘制结果中感兴趣特征的边界.

Step 4. 双阈值区域增长

利用 Step 3 和 Step 4 中定义的密度阈值和空间距离阈值,对 Step 2 中获得的种子点做基于双阈值的区域增长处理,进而将二维图像分割成为背景特征区域和感兴趣特征区域.

Step 5. 突出显示

最终,为了淡化背景信息和增强感兴趣特征信息的视觉感知,对背景特征采用简单、快捷的 MIP 算法进行可视化处理,而对感兴趣特征信息则采用本文提出的基于视觉感知增强的可视化方法进行绘制,有效地突出感兴趣特征,增强用户对体数据的认知.

图 6 出示了动脉瘤 CT 数据 Aneurism 交互式可视化结果.虽然图 6(c)能够有效地描述血管及动脉瘤的形状信息,但是准确地判断动脉瘤的空间位置及其与复杂血管特征的先后关系一直是医学领域及可视化领域的一项挑战.本文所提出的基于双阈值区域增长的交互策略利用感兴趣特征的空间位置信息和密度值信息,可以有效辅助用户快速获得动脉瘤特征的视觉增强可视化结果,避免了多特征同时显示带来的视觉歧义(如图 6(d)所示),简单、易行,提升了基于视觉感知增强的最大密度投影算法的实用性,有利于用户对体数据特征做进一步的分析 and 处理.

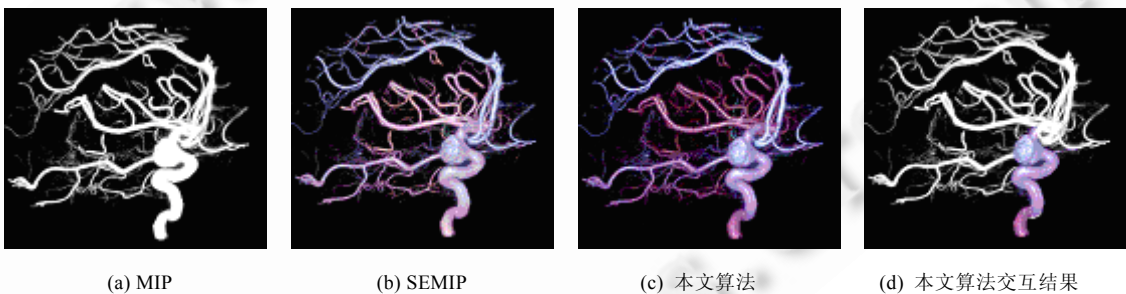


Fig.6 Comparative rendering results for an Aneurism data

图 6 基于 Aneurism 数据的实验结果对比

3 实现细节

本文算法是基于 GPU 光线投射体算法实现的.首先,将初始体数据映射成为可以被 GPU 读取的三维纹理,利用三次 B 样条滤波计算高质量梯度,并以其作为三维纹理的 RGB 分量,而以初始体数据的密度值作为三维纹理的 A 分量;然后编写顶点处理器程序,计算获得投影坐标和光线投射方向;进而编写片段处理程序以获得不同像素的颜色值.在基于双阈值区域增长的交互式可视化过程中,主要利用两次片段处理,第一次片段处理程序进行三次光线投射,分别查找获得最大标量值的特征信息、相似特征信息以及最佳法向特征信息,并以第一次片段处理的输出作为第二次片段处理的输入,获得最终的可视化结果图像.本节将着重讨论两次片段处理的过程,并给出相关伪码.

3.1 特征信息获取的片段处理

利用三次光线投射算法将最大密度特征、相似特征及最佳法向特征分别保存在不同的帧缓冲纹理中,为第

2 次计算采样点颜色的片段处理程序提供数据基础,相关伪码见表 1.

Table 1 Fragment shader code for different features

表 1 特征信息获取片段处理程序

<pre>//帧缓冲对象的数据结构,输出 3 张二维纹理 struct COLOROUT{ //最大密度特征 float4 dst0: COLOR0; //最大密度特征之前的相似特征 float4 dst1: COLOR1; //最佳法向特征 float4 dst2: COLOR2; }</pre>	<pre>//第2次光线投射,查找获得相似特征并保存其密度值 for (int i=0; i<k; ++i) { samplePoint=startPos+direction*step*i; xyzw=f4tex3D(volumeTex,samplePoint); //根据阈值,查找最大密度值之前的相似特征 if (xyzw.w>(1-mParam)*max.Scalar) { p=i; //记录近似相同特征的索引值 //将最大密度相似特征保存至帧缓冲纹理 dst1=float4(0.0,0.0,0.0,xyzw.w); break; } }</pre>
<pre>//第1次光线投射,查找最大密度特征并保存 for (int i=0; i<steps; ++i) { //计算采样点的空间坐标 samplePoint=startPos+direction*step*i; //三线插值获得采样点的梯度值和密度值 xyzw=f4tex3D(volumeTex,samplePoint); //比较获得最大密度值 if (xyzw.w>max.Scalar) { max.Scalar=xyzw.w; k=i; //记录最大密度采样点的索引值 //将最大密度特征保存至帧缓冲纹理 dst0=float4(xyzw.w,xyzw.w,xyzw.w,1.0); } }</pre>	<pre>//第3次光线投射,查找获得最佳法向特征并保存 //保证最佳法向特征与相似特征的位置邻近 for (int i=p; i>p-sampleLength; --i) { samplePoint=startPos+direction*step*i; xyzw=f4tex3D(volumeTex,samplePoint); //从梯度模纹理获取采样点的梯度模信息 gradNormal=f1tex3D(gradNormTex,samplePoint); //比较获得最大梯度模 if (gradNormal>maxGradNormal) { maxGradNormal=gradNormal; q=i; //记录最佳法向特征采样点的索引值 //将最佳法向特征保存至帧缓冲纹理 dst2=(xyzw.x,xyzw.y,xyzw.z,1.0); } }</pre>

3.2 计算采样点颜色的片段处理

经过特征提取的片段处理后,用户获得了记录 MIP 算法可视化结果、相似特征的密度值和最佳法向特征三维位置的二维纹理.利用第 2.3 节提出的基于双阈值的区域增长策略,获得了感兴趣特征的标记纹理,进而放至 GPU 的显存中,用以计算对应像素的颜色值.在计算采样点颜色的片段处理过程中,利用标记纹理判断当前视线是否属于感兴趣特征范畴,进而对感兴趣特征采用本文算法进行绘制,而对背景特征则采用 MIP 算法绘制.

4 实验结果对比分析

本文对不同传感器获得的真实采样数据、模拟数据等做了大量的对比实验,并且根据用户的反馈信息进一步验证本文算法的有效性,并在相同的计算机软硬件配置条件下,对不同算法的绘制效率进行了统计和对比.

4.1 实验结果对比

图 7 出示了 FELIX 数据经不同算法所获得的可视化结果对比.图 7(a)展示了 MIP 算法的绘制结果,虽然用户可以迅速获得最大密度特征,即血管特征和动脉瘤特征等,但是由于缺乏背景和形状描述信息,真实感效果不强;图 7(b)出示了 DEMIP 算法的可视化结果,一定程度上增强了最大密度特征的深度感知,但是特征的形状感知并未有效增强.图 7(c)出示了 DVR 算法的实验结果,有效地展示了血管特征和动脉瘤特征的形状信息,但是需要用户手工调节 TF 以获得其感兴趣的特征.本文算法则是利用最佳法向信息,对最大密度特征做光照处理,以增强特征的视觉感知.其可视化结果如图 7(d)所示,动脉瘤特征和血管特征的形状信息有效丰富,视觉感知有效加强,且无需调节复杂的 TF,具有较强的实用性.

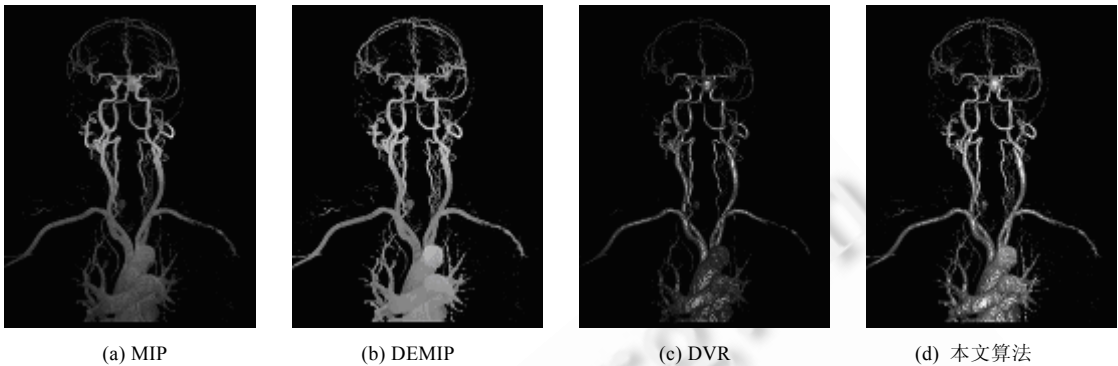


Fig.7 Comparative rendering results for a MRI FELIX data

图7 FELIX 数据的不同算法绘制结果对比

图8显示了胸腔模拟数据 Ncat_phantom 的可视化对比结果.图8(a)所示为 MIP 算法的实验结果,视觉感知效果不强.DEMIP 算法有效地改进了 MIP 算法,以相似特征的深度与最大密度特征做加权,以获得深度感知增强的绘制结果,如图8(b)所示.图8(c)和图8(d)则分别展示了 MIDA 和 DVR 算法在相同传输函数映射下的可视化结果,可以看出,MIDA 的可视化结果有效揭示了最大密度特征,而 DVR 绘制结果中的特征形状感知更强.SEMIP 算法借鉴了 DVR 的局部光照模型,对最大密度特征做光照处理,并通过色调映射获得对比度增强的可视化结果,如图8(e)所示.但是,由于全局定义的有效法向查找及色调映射在一定程度上影响了绘制结果的精度、限制了最大密度特征的深度感知.图8(f)和图8(g)是本文算法的绘制结果,利用最佳法向精确了光照结果,且基于深度的自适应光照系数调整,有效地增强了最大密度特征的深度感知,用户可以轻松分辨出肋骨的前后关系.图8(h)是基于密度阈值和空间距离阈值交互式感兴趣特征和背景信息的可视化结果,可以看出,基于双阈值的区域增长策略可以有效提取用户感兴趣特征,有效辅助用户进一步感知体数据内部特征,很大程度上增强了本文算法的实用性.

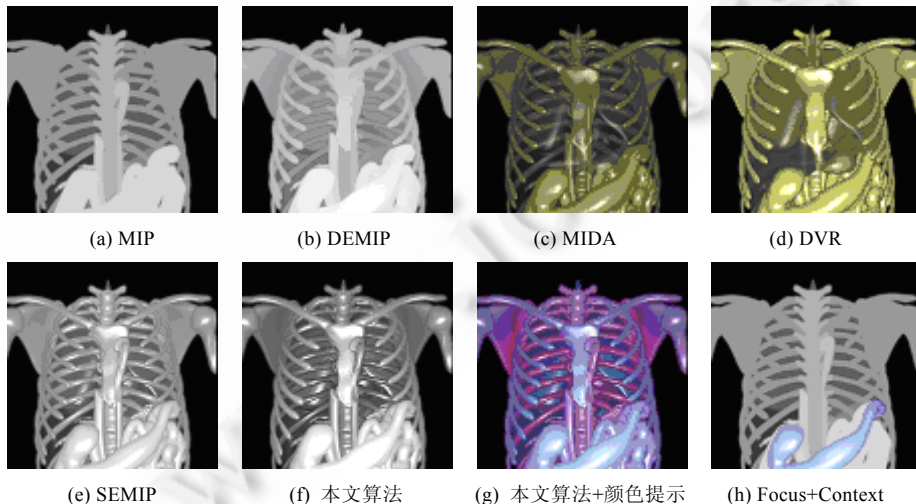


Fig.8 Comparative rendering results for a simulative Ncat_phantom data

图8 Ncat_phantom 模拟数据的不同算法绘制结果对比

图9显示了 Engine 工业数据的可视化对比结果.图9(a)给出了 MIP 算法的绘制结果,尽管能够迅速展示体数据内部的汽缸特征,但是视觉感知效果较差,妨碍了用户对初始数据的进一步认知.图9(b)和图9(c)是在同一

TF 作用下的绘制结果,虽然 MIDA 算法光照效果减弱,特征的形状信息不够丰富,但是相比与 DVR 算法的结果,能够有效展示最大密度特征,即内部汽缸特征.当然,DVR 算法在恰当的 TF 作用下,能够有效展示内部特征的可视化结果,如图 9(d)所示,但是 TF 的调节是一个复杂而耗时的过程.图 9(e)给出了 SEMIP 算法的实验结果,利用相似特征的法向计算获得最大密度特征的光照信息,进而增强形状感知.由于相似特征的选取需要交互调节,所定义的全局阈值具有不确定性,导致某些视线的有效法向不能正确表达最大密度特征的朝向信息,获得了错误的光照效果,出现了瑕疵现象.由于特征的边界通常由梯度模来衡量,因此本文在 SEMIP 的基础之上引入第 3 次光线投射,在相似特征之前寻找最佳法向特征的位置,进而自适应地获得了准确的光照结果.而且利用了最佳法向特征的深度信息,自适应地更新光照系数,获得了视觉感知增强的绘制结果,如图 9(f)所示.图 9(g)给出了本文算法结合深度颜色提示的可视化结果,进一步增强了最大密度特征的深度感知.为了突出用户感兴趣的特征,增强本文算法的交互性和实用性,对用户指定的感兴趣区域采用本文算法进行绘制,而剩余的背景特征仍然采用 MIP 算法绘制,结果如图 9(h)所示.

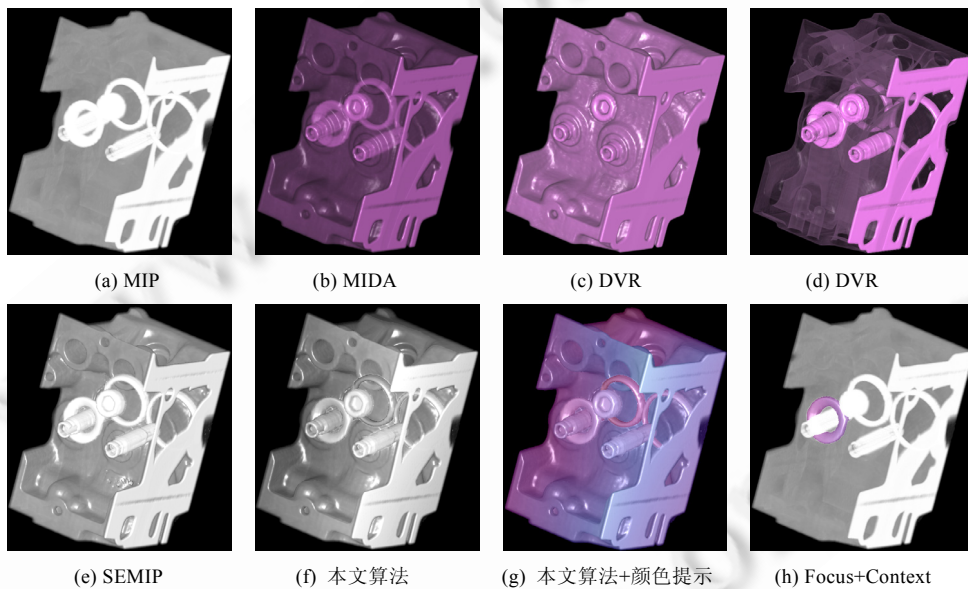


Fig.9 Comparative rendering results for an Engine data

图 9 Engine 工业数据的不同算法绘制结果对比

4.2 用户反馈

本文提出视觉感知增强的最大密度投影算法,目的是辅助用户更好地理解 and 处理体数据内部的最大密度特征.因此,为了进一步验证本文算法的有效性,我们设计了一个视觉感知实验,以统计用户对 MIP 算法、SEMIP 算法及本文算法的绘制结果中不同深度特征的感知正确率.即对不同方法绘制结果中的 3 个颜色的特征区域的深度做排序(如图 10 所示).

我们将 VisMale,Engine 和 Aneurism 的不同算法的实验结果提交给 12 位拥有计算机图形学背景的用户和 6 名拥有医学背景的用户,并统计他们的反馈信息,如图 11 所示.可以看出,相比于传统的最大密度投影算法,大部分用户都能够通过本文算法正确地感知体数据内部特征的先后顺序,因此可以有效验证本文算法的有效性.

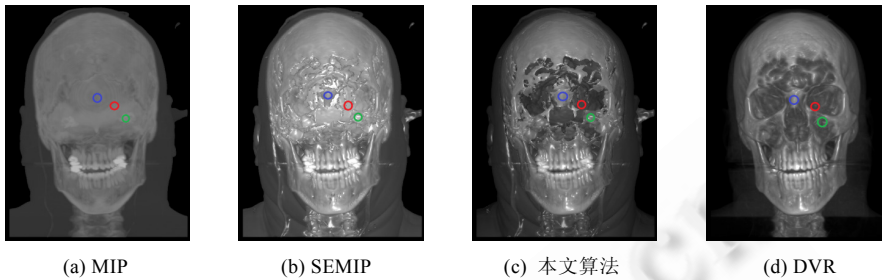


Fig. 10 Test images for users to distinguish the order of pre-defined regions

图 10 提供给用户判断指定区域深度的测试图像

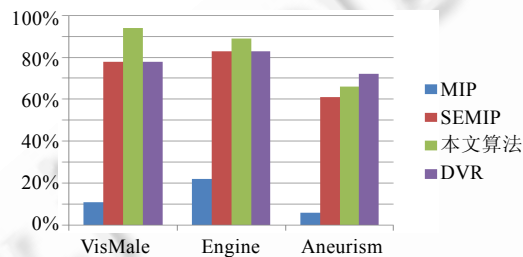


Fig. 11 Statistical results for the user study

图 11 用户反馈的统计结果

4.3 绘制效率统计与对比

本文实验的计算机配置如下:CPU为 Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU Q9550 @ 2.83GHz,内存为 4.00GB,GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 470.编程环境是 Windows XP 下的 Visual Studio C++ 2008.

表 2 给出了本文算法与传统算法绘制效率的对比结果.

Table 2 Performance for different rendering methods (s)
表 2 不同算法绘制效率比较 (秒)

数据	大小	DVR	MIDA	MIP	DEMIP	SEMIP	本文算法
FELIX	448×576×120	22.253 4	21.454 3	33.687 1	28.236 0	28.014 2	27.660 4
VisMale	128×256×256	28.677 5	26.112 3	45.582 9	36.441 0	35.650 5	35.596 9
Aneurism	256×256×256	24.833 8	22.599 5	40.165 3	29.740 7	29.946 5	29.615 8
Head	256×256×225	27.306 6	24.776 0	44.256 6	34.339 7	34.324 7	34.307 2
Ncat_phantom	256×256×256	24.855 5	22.759 4	40.319 1	31.662 7	31.535 7	31.227 0
Engine	256×256×128	31.339 0	28.945 9	53.940 9	39.976 3	40.665 1	39.814 3

可以看出:MIP算法只经过一次光线投射,并且只对最大密度采样点进行光照计算,因此绘制效率是最快的;而 DEMIP 算法和 SEMIP 算法均需要进行第 2 次光线投射,寻找最大密度特征之前的相似物质,因此绘制速度比 MIP 算法较慢;本文算法则是以相似特征为起点,进行第 3 次光线投射以查找最佳法向特征,由于最佳法向特征通常位于相似特征的附近,且查找范围为用户交互指定,因此本文算法的效率和上述 DEMIP 算法和 SEMIP 算法比较接近,均可以实现实时绘制.需要声明的是,实现基于双阈值的交互策略过程中需要进行两次片段处理,并且需要对第 1 次片段处理得到的二维纹理做区域增长,一定程度上降低了本文算法的效率.但是在交互式感兴趣特征可视化过程中,视点位置保持不变,因此不会对本文算法的实时性造成影响.

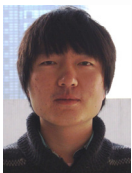
5 总 结

传统的 MIP 算法是一种经典的体绘制技术,能够简单、快速地揭示体数据内部最大密度特征,广泛应用于医学领域.但是,MIP 算法的结果图像只是单纯地显示不同视线方向上的最大密度值,缺乏背景补偿信息和深度

感知.虽然 DEMIP 算法、SEMIP 算法一定程度上改进了 MIP 算法的不足,但是仍然不能有效增强最大密度特征的视觉感知,满足专业领域的应用要求.因此,本文提出一种有效增强最大密度特征的深度提示和形状感知的交互式体绘制方法.通过计算最大密度特征的边界位置,以获得最佳法向特征;根据最佳法向特征的深度信息和法向信息对最大密度特征做光照明处理;并且提供了交互式的双阈值区域增长策略,有效选取用户感兴趣的特征并对其进行突出显示.实验结果表明,本文算法能够有效增强最大密度特征的视觉感知,具有较强的实用性.

References:

- [1] Heike J, Michael B, Gerik S. Brushing of attribute clouds for the visualization of multivariate data. *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics*, 2008,14(6):1459–1466. [doi: 10.1109/TVCG.2008.116]
- [2] Benjamin JK, Henry MT. Knowledge-Assisted visualization and segmentation of geologic features. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2010,30(1):30–39. [doi: 10.1109/MCG.2010.13]
- [3] Konrad M, Christian T, Bernhard F. The medical exploration toolkit: An efficient support for visual computing in surgical planning and training. *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics*, 2010,16(1):133–146. [doi: 10.1109/TVCG.2009.58]
- [4] Max N. Optical models for direct volume rendering. *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics*, 1995,1(2):99–108. [doi: 10.1109/2945.468400]
- [5] Anderson CM, Saloner D, Tsuruda JS, Shapeero LG, Lee RE. Artifacts in maximum intensity projection display of MR angiograms. *American Journal of Roentgenology*, 1990,154(3):623–629.
- [6] Diaz J, Vazquez P. Depth-Enhanced maximum intensity projection. In: *Proc. of the 8th IEEE/EG Int'l Symp. on Volume Graphics*. 2010. 93–100. [doi: 10.2312/VG%2fVG10%2f093-100]
- [7] Stefan B, Eduard MG. Instant volume visualization using maximum intensity difference accumulation. *Computer Graphics Forum*, 2009,28(3):775–782. [doi: 10.1111/j.1467-8659.2009.01474.x]
- [8] Zhou ZG, Tao YB, Lin H, Dong F, Clapworthy G. Shape-Enhanced maximum intensity projection. *The Visual Computer*, 2011, 27(6-8):677–686. [doi: 10.1007/s00371-011-0570-2]
- [9] Kniss J, Kindlmann G, Hansen C. Multidimensional transfer functions for interactive volume rendering. *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics*, 2002,8(3):270–285. [doi: 10.1109/TVCG.2002.1021579]
- [10] Stefan P, Timo R, Mensmann J, Hinrichs K. Shape-Based transfer functions for volume visualization. In: *Proc. of the IEEE Pacific Visualization Symp.* 2010. 9–16. [doi: 10.1109/PACIFICVIS.2010.5429624]
- [11] Stefan R, Michael B, Marc S. Spatialized transfer functions. In: *Proc. of the EUROGRAPHICS-IEEE VGTC Symp. on Visualization*. 2005. 271–278. [doi: 10.2312/VisSym/EuroVis05/271-278]
- [12] Carlos DC, Ma KL. Visibility driven transfer functions. In: *Proc. of the IEEE VGTC Pacific Visualization Symp.* 2009. [doi: 10.1109/PACIFICVIS.2009.4906854]
- [13] Chan MY, Wu YC, Mak WH, Chen W, Qu HM. Perception-Based transparency optimization for direct volume rendering. *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics*, 2009,15(6):1283–1290. [doi: 10.1109/TVCG.2009.172]
- [14] Bruckner S, Grollner ME. Enhancing depth-perception with flexible volumetric halos. *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics*, 2007,13(6):1344–1351. [doi: 10.1109/TVCG.2007.70555]
- [15] Tao YB, Lin H, Bao HJ, Dong F, Clapworthy G. Feature enhancement by volumetric unsharp masking. *The Visual Computer*, 2009, 25(5-7):581–588. [doi: 10.1007/s00371-009-0328-2]



周志光(1983—),男,辽宁大连人,博士生,
主要研究领域为科学计算可视化。
E-mail: zhouzhiguang@zjucadcg.cn



林海(1965—),男,博士,教授,博士生导师,
主要研究领域为虚拟现实,科学计算可视化及可视分析。
E-mail: lin@cad.zju.edu.cn



陶煜波(1980—),男,博士,主要研究领域为
科学计算可视化及可视分析。
E-mail: taoyubo@cad.zju.edu.cn