

多尺度图割曲面重建算法*

袁红星, 吴少群, 朱仁祥, 诸葛霞, 余辉晴

(宁波工程学院 电子与信息工程学院, 浙江 宁波 315016)

摘要: 针对图割曲面重建算法计算量过大的难题,根据代数多栅理论对图割计算过程进行多尺度分解,仅对最后一级进行最大流计算,其他级的标记值通过插值得到。首先,根据点云法向和重建曲面法向的一致性构建能量函数;其次,将能量函数映射到三维权重图的顶点和边上;然后,定义顶点间的一致性并由此构造抽取矩阵,以决定哪些图的顶点参与图割运算;之后,构造插值矩阵,将最后一级图割计算结果逐级插值到第一级;最后,利用步进立方体算法得到重建曲面的三角网格表示。实验结果表明,与窄带图割算法相比,本方法计算速度更快,当图的顶点数越多时速度提高得越多;对于不均匀采样的点云数据,重建效果更好;其他情况下两者效果相当。

关键词: 图割; 代数多栅; 曲面重建; 多尺度; 窄带图割

中图分类号: TP301.6; TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)06-1871-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.06.071

Multi-scale graph-cuts surface reconstruction algorithm

YUAN Hong-xing, WU Shao-qun, ZHU Ren-xiang, ZHUGE Xia, YU Hui-qing

(School of Electron & Information Engineering, Ningbo University of Technology, Ningbo Zhejiang 315016, China)

Abstract: This paper proposed a novel scheme for surface reconstruction which was based on multi-scale graph-cuts. It ran max flow computation only in the last scale and got other scales' labels by interpolation. Firstly, it built an energy function for surface reconstruction based on consistency between point clouds normal and estimated surface normal. Secondly, it constructed the decimation matrices to decide which vertices in the 3D graph was needed in max flow computation. Then, it computed the interpolation matrices so as to approximate original 3D graph vertices' labels. Finally, it got the triangular mesh for reconstruction surface by marching cubes algorithm. The experimental results show that the improved algorithm raises the computational efficiency and reconstruction surface rendering effects of non-uniform sampling point clouds.

Key words: graph-cuts; algebraic multi-grid; surface reconstruction; multi-scale; band graph-cuts

0 引言

体扫描(range scanning)和多目立体重构算法(multi-view reconstruction)通常只能获取物体表面的散乱有噪点云数据。这些散乱空间点云只包含了物体表面的离散型空间位置信息,且数据量巨大,不能直接在实际中应用^[1]。因而,从这些无组织的有噪点云数据中重建物体表面的三角网格模型是近年来的研究热点^[2]。好的曲面重建算法应具有噪声鲁棒性,在恢复细节特征的前提下能够得到光顺的曲面估计。

近年来,针对曲面重建问题,已涌现了大量新的算法。Dey等人^[3]和Amenta等人^[4]根据计算几何理论分别提出Tight Cocone和Power Crust算法,由Voronoi图直接对点云进行Delaunay三角化。泊松曲面重建是当前具有代表性的高性能重建算法^[5],但该方法需要有准确的法向信息,对噪声干扰较敏感。多层次剖分方法(multi-level partition of unity, MPU)通过八叉树将点云数据划分成若干个子区域,并利用分段二次曲面拟合每个子区域的点云数据,最后拼接出全局光滑的重建曲面^[6]。Nagai等人^[7]在此基础上提出平滑剖分隐式曲面重建

算法(smoothing partition of unity),在噪声鲁棒性方面有所改善。基于几何样条曲面的最小二乘拟合(moving least square)方法用一个流形曲面逼近真实物体的表面,并根据数据的重采样结果来控制逼近误差^[8]。唐月红等人^[9]和杨军等人^[10]在八叉树对点云划分的基础上,用局部形状函数加权求和来逼近全局隐式函数,从而得到点云的隐式曲面表示,最后利用步进立方体算法^[11]将其转换为三角网格表示。

随着图割在计算机视觉中能量函数最小化求解上的不断推广,人们提出了基于图割的曲面重建算法^[12,13],获得了高质量的重建曲面。然而,图割算法计算复杂度与图的顶点、边数以及计算的迭代次数呈多项式关系。为获得较好的重建效果,图的顶点数目一般要达到 64^3 以上。这使得基于图割的曲面重建计算时间较长。为此,本文的前期工作提出了窄带图割算法^[14],以减少参与计算的图的顶点数。但窄带图割算法为保证重建效果,初始化时需要参与图割运算的顶点数目不能过少,从而影响了计算效率。为进一步降低计算量,本文在前期工作的基础上,提出多尺度图割算法,通过对能量最小化计算过程的分解达到降低计算量的目的。

收稿日期: 2012-09-26; **修回日期:** 2012-11-05 **基金项目:** 宁波市自然科学基金资助项目(2012A610043);浙江省自然科学基金资助项目(Y1100253,LY12F01001);国家自然科学基金资助项目(61071173)

作者简介: 袁红星(1980-),男,安徽怀宁人,高级工程师,博士,主要研究方向为信号与信息处理、3D视频信号处理、高性能计算等(yuanhx@mail.ustc.edu.cn);吴少群(1981-),女,讲师,硕士,主要研究方向为信号与信息处理;朱仁祥(1971-),男,副教授,博士,主要研究方向为通信信号处理;诸葛霞(1979-),女,讲师,博士,主要研究方向为图像信号处理;余辉晴(1962-),男,副教授,主要研究方向为信号与信息处理。

1 基于多尺度图割的曲面重建算法

将有向点云数据表示为 $D = \{(p_i, n_i)\}_{i \in [1, N]}$, 其中 $p_i \in \mathbb{R}^3$, $n_i \in \mathbb{R}^3$ 分别表示第 i 个点的空间位置和法向量, N 为总的空间点数目。假设点云数据包围盒在 x, y, z 方向上最小和最大的坐标分别为 $(\min_x, \min_y, \min_z)$, $(\max_x, \max_y, \max_z)$ 。将包围盒离散化, 其中 x, y, z 方向上体素个数分别为 N_x, N_y, N_z , 离散化后的体素空间如图 1 所示。假设体素在图 1 所示的离散化空间上的坐标用 (dx, dy, dz) 表示, $dx \in [1, N_x]$, $dy \in [1, N_y]$, $dz \in [1, N_z]$ 。显然, x, y, z 方向上体素的边长分别为 $\text{step}_x = (\max_x - \min_x)/N_x$, $\text{step}_y = (\max_y - \min_y)/N_y$, $\text{step}_z = (\max_z - \min_z)/N_z$ 。第 i 个空间点所在的体素坐标计算式如下:

$$dx_i = \text{floor}\left(\frac{x_i - \min_x}{\text{step}_x}\right) \quad (1)$$

$$dy_i = \text{floor}\left(\frac{y_i - \min_y}{\text{step}_y}\right) \quad (2)$$

$$dz_i = \text{floor}\left(\frac{z_i - \min_z}{\text{step}_z}\right) \quad (3)$$

其中, $\text{floor}(\cdot)$ 表示向下取整。通过上述体素空间的离散化, 曲面重建问题可转换为二值标记问题。不失一般性, 假设曲面包围区域之内的体素标记为 -1, 包围区域之外标记为 1, 则重建曲面即为标记空间的 0 等值面。

1.1 能量模型

对图 1 所示的体素空间进行二值标记是个最优化难题, 可用马尔可夫随机场模型进行建模。本文用每个体素所含空间点法向与曲面法向一致性作为能量势, 以此来决定体素属于曲面包围区域之内还是之外, 并用体素邻域一致性作为平滑约束, 建立的能量模型如式(4)所示。

$$E(s) = \sum_{i=1}^M p_i \in V_i \langle p_i - p_i^s, n_i^s \rangle + \lambda \sum_{i=1}^M \sum_{V_j \in N_r(V_i)} \|\text{label}(V_i) - \text{label}(V_j)\|^2 \quad (4)$$

式(4)右边第一项为数据代价, 第二项为平滑代价。其中 M 表示体素总的个数, 即 $M = N_x \times N_y \times N_z$; p_i^s 为曲面上和 P_i 的最近邻点; n_i^s 为点 p_i^s 的法向; $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示两个矢量的内积; V_i 为第 i 个体素; λ 表示平滑代价的权重, 其值越大重建曲面越平滑; $N_r(V_i)$ 为体素 V_i 的邻域体素; $\text{label}(V_i)$ 是体素 V_i 的标记值, 其值为 -1 或 1。通过最小化式(4), 可得到全局最优的重建曲面。

1.2 多尺度图割

可通过图割算法求解式(4)^[14]。图的构造方法为: 如图 1 所示, 包围盒离散化空间内每个体素对应图的顶点; 体素间的邻域关系对应图的边, 称为 n 连接, 两个相邻体素 V_i 和 V_j 的 n 连接边权重为 $\lambda \|\text{label}(V_i) - \text{label}(V_j)\|^2$ 。人为添加两个额外的顶点, 即源点和汇点。这里假设源点对应曲面包围区域内部, 汇点对应包围区域外部。若体素的势大于 0, 则将其连向汇点, 否则连向源点。和源点或汇点相连的边称为 t 连接。每个体素都有一个 t 连接边, 其权重即为该体素的势。对于体素 V_i , 其势的计算式为 $\sum_{p_m \in V_i} \langle p_m - p_m^s, n_m^s \rangle$ 。通过上述图的构造, 就将式(4)的求解转换为最大流问题。

图割最常用的方法是 α 扩张或 $\alpha\beta$ 交换。但这两种方法的计算复杂度分别为 $O(m \times n \times \text{iter})$ 和 $O(m \times n^2 \times \text{iter})$, 其中

m 表示图的顶点数目, n 为标记数目, iter 是迭代次数。这里, m 对应体素个数, n 为 2, 因此计算复杂度主要取决于体素空间的分辨率。为了减小图割计算的复杂度, 本文提出多尺度的计算方法。

受代数多栅理论^[15]的启发, 将式(4)表示的能量模型用矩阵表示, 以便于构建能量计算的多尺度结构。假设用矩阵 $D \in \mathbb{R}^{M \times 2}$ 表示数据代价, 其中的第一列表示体素取 -1 时的数据代价, 第二列表示取 1 的数据代价, 行号对应体素的序号; $H \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ 代表平滑代价; $W \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 表示体素间的邻域关系, 若体素 V_i 和 V_j 存在邻域关系, $W(i, j) = \lambda$, 否则 $W(i, j) = 0$; $L \in \mathbb{R}^{M \times 2}$ 代表每个体素赋予的标记值, 若第 i 个体素标记值为 -1, 则 $L(i, 0) = 1, L(i, 1) = 0$, 否则 $L(i, 0) = 0, L(i, 1) = 1$ 。式(4)可改写为

$$E(s) = \text{Tr}(DL^T) + \text{Tr}(WLHL^T) \quad (5)$$

多尺度图割的思想就是构造一系列的抽取矩阵 A_l , 使得 $L_{l+1} = A_l L_l$, 其中 $L_l \in \mathbb{R}^{M_l \times 2}$, $A_l \in \mathbb{R}^{M_{l+1} \times M_l}$ ($M_{l+1} < M_l$), $l \in [0, l_{\max} - 1]$ 表示尺度级数 ($l_{\max}$ 为最大的尺度级数), M_l 表示第 l 级尺度的体素个数, $L_0 = L, M_0 = M$ 。通过这一系列的分解将体素个数逐渐减少, 从而达到降低计算复杂度的目的。本文仅对第 $l_{\max}$ 级的体素进行图割运算, 然后通过一系列的插值矩阵 B_l , 使得 $L_l = B_l L_{l+1}$, 其中 $B_l \in \mathbb{R}^{M_l \times M_{l+1}}$, $l \in [0, l_{\max} - 1]$ 。最终得到体素的标记值矩阵 L_0 。因此, 多尺度图割算法的关键是如何构造抽取矩阵和插值矩阵。

1.2.1 抽取矩阵构造

首先采用迭代条件模式 (iterative conditional modes) 算法得到每个体素的估计标记值, 根据这些标记结果决定抽取哪些体素。为判断需要抽取哪些体素, 根据式(6)定义两个体素间的一致性。

$$cr_{ij} = e^{-\frac{\|\text{label}(V_i) - \text{label}(V_j)\|^2}{\sigma}} \quad (6)$$

通过抽取矩阵, 将体素划分成两类, 将保留下来的体素集合用 C_a 表示; 其余体素构成的集合用 F_e 表示。定义体素 V_i 和集合 C_a 间的一致性为

$$cr_{ic_a} = \frac{\sum_{V_j \in C_a} cr_{ij}}{\sum_{V_j \in F_e} cr_{ij}} \quad (7)$$

构造抽取矩阵的方法如下: 初始时 $A_l = A_{l-1}^T$ ($l \in [1, l_{\max}]$), $F_e = \{V_i\}_{i \in [1, M]}$, $A_0 = I_{M \times M}$, $C_a = \emptyset$ 。从 F_e 中任意抽取一个体素, 添加到 C_a 中。对于 F_e 中所有体素, 如果它和 C_a 的一致性小于 β , 则将其从 F_e 中删去, 添加到 C_a 中。将 C_a 中所有体素在 A_l 中对应的行删去得到抽取矩阵。通过这种抽取方式, 使得每个体素要么和 C_a 中某个体素具有较高的一致性, 即两者赋予同一个标记的可能性较高; 要么就在集合 C_a 中。从而保证了可以用 C_a 中体素标记来估计 F_e 中体素的标记。

1.2.2 插值矩阵构造

第 l 个尺度插值矩阵的构造方法如下:

初始化时 $B_l = 0_{M_l \times M_{l+1}}$ 。其中行号对应当前级体素序号, 列号对应下一级体素的序号。假设用 $I(i)$ 表示当前级体素 V_i 在下一级对应的体素序号, 即矩阵第 i 行和第 $I(i)$ 列将不同尺度上的体素关联起来。矩阵 B_l 中的元素按式(8)进行赋值。

$$B_l(i, I(j)) = \begin{cases} c_{ij} & V_i \in F_e, V_j \in C_a \\ 1 & V_i \in C_a, i = j \\ 0 & \text{其他情况} \end{cases} \quad (8)$$

1.3 算法步骤

基于多尺度图割的曲面重建算法步骤如下:

- a) 估计曲面法向,本文采用基于自适应圆盘相交法^[16]。
- b) 计算点云的包围盒并离散化得到体素空间。
- c) 由体素空间构造三维加权图,顶点对应体素, t 连接边权重对应式(4)右侧第一项的数据代价, n 连接边权重对应式(4)右侧第二项的平滑代价。
- d) 构造抽取矩阵 A_l ,将加权图的顶点划分到 C_a 和 F_e 两个集合中。
- e) 根据 C_a 和 F_e ,以及变量间的一致性构造插值矩阵 B_l 。
- f) 集合 C_a 中的变量个数小于或等于预设值跳到 g), 否则跳到 d)。
- g) 调用图割算法计算 C_a 中变量赋予的全局最优标记值。
- h) 用插值矩阵对 g) 获取的标记值矩阵逐级递减左乘得到第 0 级体素对应的标记值矩阵 L_0 。
- i) 将矩阵 L_0 的行号对应到体素空间上体素的序号,若 L_0 对应行的第一列为 1,则将其标记为 -1,否则标记为 1。
- j) 重建曲面即为 i) 体素空间上的 0 等值面,通过步进立方体算法将其转换为三角形网格表示。

2 实验与分析

本文算法使用 C++ 实现,为获得高阶平滑的重建曲面,步骤 j) 中三角形网格提取采用了文献[17]中的方法。实验的硬件配置为 Intel Core2 Duo 2.20 GHz CPU, 2 GB 内存;软件配置为 Windows7 + Visual Studio 2010。实验中参数均设置为 $\sigma = 1.5$, $\beta = 0.3$, $\lambda = 20$,集合 C_a 的阈值个数设为 16。

2.1 计算时间比较

图2是对由10张扫描深度图合成的361 000点 bunny 模型^[18]使用本文方法和窄带图割算法的计算时间比较,其中这两种算法的最大流计算都采用了 α 扩张方法。从图中可以看出,与窄带图割算法相比,本文方法计算性能有了较大的改善,随着三维加权图顶点个数的增加,性能提高更多。如果不考虑抽取矩阵和插值矩阵的构造时间,且最后一个尺度上变量个数为2,最大流计算采用 α 扩张,则本文提出的多尺度图割计算复杂度为 $O(2 \times \text{iter} \times \log_2 m)$,其中 m 表示三维图的顶点个数。而窄带图割计算复杂度为 $O(2 \times a \times \text{iter} \times m)$,其中 a 表示窄带图中的顶点数占整个三维图中顶点数的比例。文献[14]中实验表明 a 接近 1/9。因此,与窄带图割算法相比,随着三维图的顶点个数的增加,本文提出的多尺度构造方法计算复杂度下降得更多。

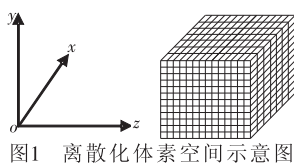


图1 离散化体素空间示意图

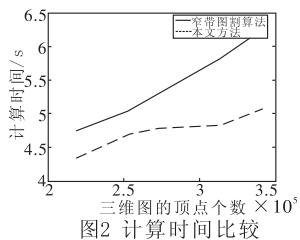


图2 计算时间比较

2.2 重建曲面渲染效果比较

本文将多尺度图割、窄带图割以及流行的 Poisson 曲面重建算法输出曲面的绘制效果进行了对比。除了 bunny 来自文献[18]外,另外两个测试数据来自文献[19],其中 Venus 点云数据左右采样密度之比为 400 : 1。图3~5是这三个测试数

据重建曲面的绘制效果图。实验中,窄带图割和本文方法 3D 图顶点个数均设置为 90^3 ;Poisson 方法参数 depth 设为 7。从图3可看出,对于 bunny 测试数据,三者重建曲面的绘制效果相当。由图4的白色虚线框可知,Poisson 方法在 angel 眼睛和鼻子区域过于平滑,而窄带图割和本文方法在保持细节特征的同时获得了平滑重建结果。观察图5可发现,对于非均匀采样,Poisson 方法会产生过平滑现象,丢失了大量细节信息。对于这种情况,本文方法比窄带图割要好。这是因为窄带图割在此情况下,平滑代价会起主要作用,因而也会丢失部分细节信息。本文方法通过多尺度分解,仅在最后一级进行最大流计算,有效平衡了数据代价和平滑代价,因而细节特征保持较好。

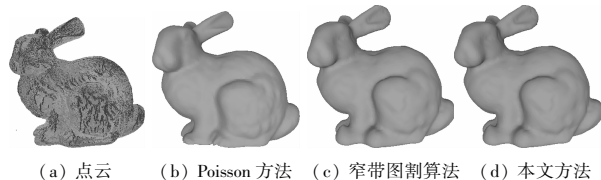


图3 Bunny 重建效果比较

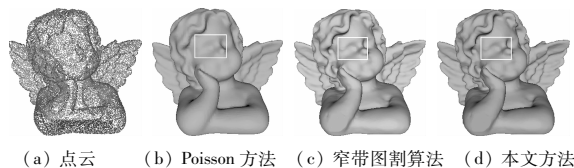


图4 Angel 重建效果比较

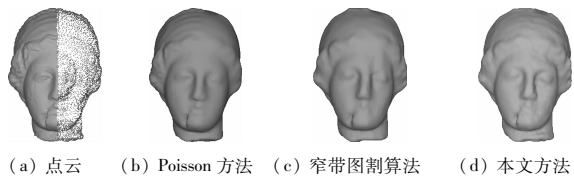


图5 Venus 重建效果比较

3 结束语

本文通过对图割计算过程的多尺度分解,将图的顶点数目逐层减少,仅对最后一级的粗糙图进行最大流运算,其他级由插值得到。利用这种分解方法将计算复杂度由顶点数目的多项式关系降为顶点数目对数的多项式关系。在散乱点云曲面重建上的应用表明,本文方法比窄带图割算法计算时间更少,在非均匀采样情况下该方法重建结果更好,其他情况下重建效果相当。下一步,笔者将试图从理论上证明这种分解方法可保证全局最优重建结果。

参考文献:

- [1] 王树忠,张佑生. 基于散乱点集的曲面重建[J]. 计算机科学, 2009, 36(5): 269-272.
- [2] 钱归平,童若锋,彭文,等. 保持特征的点云自适应网格重建[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(1): 148-154.
- [3] DEY T K, GOOSWAMI S. Tight Cocone: a water-tight surface reconstructor[C]//Proc of the 8th ACM Symposium on Solid Modeling and Applications. New York: ACM Press, 2003: 127-134.
- [4] AMENTA N, CHOI S, KOLLURI R. The power crust[C]//Proc of the 6th ACM Symposium on Solid Modeling. New York: ACM Press, 2001: 249-260.
- [5] KAZHDAN M, BOLITHO M, HOPPE H. Poisson surface reconstruction[C]//Proc of the 4th Eurographics Symposium on Geometry Processing. New York: ACM Press, 2006: 61-70.

传递函数,最终绘制的结果不利于观察位于内部的重要特征。在生成不透明度传递函数的时候,均取 $\alpha_{\max} = 0.5$ 。

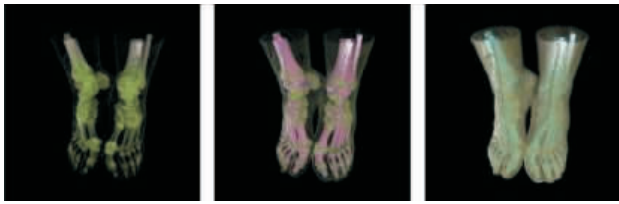


图5 不同的方差阈值对直接体绘制结果的影响
($K=6, r=0.15, 0.35, 0.55$)

3.2 性能分析

实验使用 GPU 加速的光线投射算法实现直接体绘制,其中局部聚类与体绘制的性能如表 2 所示。

表2 实验性能分析

体数据	聚类时间/s	帧数/fps
bonsai	0.27	42
tooth	0.84	48
feet	0.62	40
foot	0.46	45

表 2 中所列的体数据以及所用的方差阈值和聚类个数同表 1。直接体绘制图像的分辨率是 512×512 , 片段程序中光线投射算法的采样距离是 0.005。

从表 2 可以看出,因为聚类的对象是直方图上被筛选的散点,规模较小,对于各体数据聚类的时间代价均很小。又由于应用了硬件加速的直接体绘制技术,体数据的渲染也达到了较高的帧数。因此该方法可以满足用户的实时交互要求。

4 结束语

针对传统传递函数设计的交互存在难度的事实,以及在设计时常忽视体数据空间信息的缺点,本文提出一种基于直方图局部聚类的半自动传递函数设计方法,利用空间信息对二维直方图进行局部聚类并据此直接生成传递函数。该方法在仅需用户指定方差阈值和聚类个数两个参数的条件下,能够达到观

察体数据内部主要特征的要求,因而是一种可靠的传递函数设计手段。

本文仍基于二维传递函数设计,没有考虑将空间信息直接加入传递函数设计的参数空间,因此未能增强分类的能力,而对一些特殊的体数据,空间信息应当可以作为体数据特征区分的依据之一(如 feet 数据,左右脚骨可以利用空间信息进行区分)。因此今后的工作可以考虑将空间信息应用到传递函数设计的参数空间中。此外,本文使用的聚类算法采用了简单的 K-means 算法,仍需要用户指定聚类的个数,今后可以考虑使用自动聚类的方法,进一步降低对用户的操作要求。

参考文献:

- [1] KNISS J, KINDLMANN G, HANSEN C. Multi dimensional transfer functions for interactive volume rendering [J]. *IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics*, 2002, 8(3): 270-285.
- [2] TZENG F Y, LUM E B, MA K L. An intelligent system approach to higher dimensional classification of volume data [J]. *IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics*, 2005, 11(3): 273-284.
- [3] ROETTGER S, BAUER M, STAMMINGER M. Spatialized transfer functions [C]//Proc of Eurographics/IEEE TVCG Workshop on Volume Graphics. New York: ACM Press, 2003: 35-44.
- [4] KINDLMANN G, DURKIN J. Semi-automatic generation of transfer functions for direct volume rendering [C]//Proc of IEEE Symposium on Volume Visualization. 1998: 79-86.
- [5] PRASSNI J S, ROPINSKI T, HINRICHS K H. Efficient boundary detection and transfer function generation in direct volume rendering [C]//Proc of the 14th International Fall Workshop on Vision, Modeling, and Visualization. 2009: 285-294.
- [6] ZHOU Jian-long, TAKATSUKA M. Automatic transfer function generation using contour tree controlled residue flow model and color harmonics [J]. *IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics*, 2009, 15(6): 1481-1488.
- [7] RUIZ M, BARDERA A, BOADA I, et al. Automatic transfer functions based on informational divergence [J]. *IEEE Trans on Visualization and Computer Graphics*, 2011, 17(12): 1932-1941.
- [8] OHTAKE Y, BELYAEV A, ALEXA M, et al. Multi-level partition of unity implicits [C]//Proc of SIGGRAPH. New York: ACM Press, 2003: 463-470.
- [9] NAGAI Y, OHTAKE Y, SUZUKI H. Smoothing of partition of unity implicit surfaces for noise robust surface reconstruction [C]//Proc of Symposium of the Geometry Processing. New York: ACM Press, 2009: 1339-1348.
- [10] OZTIRELI C, GUENNEBAUD G, GROSS M. Feature preserving point set surfaces based on non-linear kernel regression [J]. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(2): 493-501.
- [11] 唐月红, 李秀娟, 程泽铭, 等. 隐式 T 样条实行封闭曲面重建 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(2): 270-275.
- [12] 杨军, 诸昌铃. 带噪声的点云数据的隐式曲面重建算法 [J]. *西南交通大学学报*, 2008, 43(1): 29-34.
- [13] 袁红星, 郭立, 郁理. 一种无需包围盒的自适应采样可见外壳生成算法 [J]. *小型微型计算机系统*, 2010, 31(9): 1877-1880.
- [14] LEMPITSKY V, BOYKOV Y. Global optimization for shape fitting [C]//Proc of Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [15] CAMILLE C, XAVIER B, LAURENT N, et al. Surface reconstruction using power watershed [C]//Proc of International Symposium on Mathematical Morphology. New York: ACM Press, 2011: 381-392.
- [16] 袁红星, 郭立, 郁理, 等. 采用窄带图切割的多目重构方法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2010, 22(4): 605-611.
- [17] BRANDT A. Algebraic multigrid theory: the symmetric case [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 1986, 19(1-4): 23-56.
- [18] OHTAKE Y, BELYAEV A, SEIDEL H P. An integrating approach to meshing scattered point data [C]//Proc of ACM Symposium on Solid and Physical Modeling. New York: ACM Press, 2005: 61-69.
- [19] LEMPITSKY V. Surface extraction from binary volumes with higher-order smoothness [C]//Proc of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1197-1204.
- [20] CURLESS B, LEVOY M. A volumetric method for building complex models from range images [C]//Proc of ACM SIGGRAPH. New York: ACM Press, 1996: 303-312.
- [21] BABAK T. Generation and optimization of local shape descriptors for point matching in 3D surfaces [D]. Kingston: Department of Electrical and Computer Engineering, Queen's University, 2009.

(上接第 1873 页)