

离散点云原始形状及边界曲线提取算法

刘光帅 李柏林 何朝明

(西南交通大学机械学院 成都 610031)

摘要 大规模离散点云包含多种类型的扫描缺陷:噪声、异常数据、孔洞及不规则的各向异性采样,大部分现有的算法不能够很好地处理这些缺陷,这对点云拓扑关系的恢复及特征提取带来了困难。针对此问题,提出了一种健壮有效的点云重构算法,首先,计算每个数据点的局部属性;然后利用局部属性探测点云中包含的原始形状;最后利用统计优化方法对原始形状中包含的边界曲线进行提取和优化,通过优化的边界曲线可以获得分段光滑的网格曲面。实例证明,该算法实用性好,对合成点云及真实场景点云的重构效果理想。

关键词 散乱点云,原始形状,边界曲线,特征点,多尺度分析,统计优化

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Extracting Methods of Primitive Shapes and Boundary Curves from Scattered Point Set

LIU Guang-shuai LI Bai-lin HE Chao-ming

(School of Mechanical Eng., Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract A huge scattered point data includes all kinds of scanning artifacts including noise, outliers, holes and irregular/anisotropic sampling. Most common surface reconstruction methods fail due to these shortcomings. This poses challenges to recovering datasets topology and retrieving features. In order to solve this problem, a robust and efficient reconstruction method was proposed. First, computed local properties for each data point, then used this information to detect simple primitive shapes in the data, at last, described a novel method to extract and optimize boundary curves on the primitive shapes and Employed the reconstructed boundary curves to extract a piecewise smooth surface mesh. The experimental results show the effectiveness of our method with reconstructions of synthetic datasets and real-scenes datasets.

Keywords Scattered point data, Primitive shapes, Boundary curves, Feature points, Multi-resolution analysis, Statistics optimization

1 引言

大部分现有三维表面扫描设备能够获取海量的离散点云数据,但由于物理设备及测量条件的限制,获取数据的过程会受如下因素影响:强噪声、模型孔洞、异常数据、配准误差及各向异性采样。这对点云重构算法的设计至少提出了两个方面的挑战:其一,如何重构表面的拓扑关系;其二,如何提取散乱点云包含的原始形状及几何属性。国内外学者针对此问题做了大量的研究,提出了许多求解算法,诸如隐式曲面方法^[1,2]、最小移动二乘法^[3]、单元多层次分解方法^[4]、Poisson(泊松流)曲面重构^[5]、变分方法^[6]、机器学习/统计学方法^[7,8],其中大部分的算法不能够处理质量较差的点集。其原因在于,所有的算法都对曲面做了隐式假设,故其只能用于实验环境下扫描系统获取的具有均一点采样及低噪声的点集,而不适用于真实场景数据集的处理。

文献[9]提出了探测点云数据包含原始形状的方法,同时完成清除噪声、修补不完全数据、清除异常数据的工作。但是利用该方法探测到的原始形状代表扫描曲面的哪部分及其精

确的边界位置是不确定的。本文提出的算法对连续曲面表达所需的强制信息进行计算,并对局部表面属性(例如采样、噪声)进行估计,这些属性是探测原始形状及推断表面边界的依据。算法包含三个关键步骤:首先,计算点云局部采样属性,估计点云的噪声特征及每个数据点的粗略法矢;其次,利用随机抽样一致性算法(RANSAC)探测点云中包含的原始形状;最后,对提取的每个原始形状包含的边界曲线进行计算及优化处理。下面对算法进行详细描述。

2 算法描述

算法的输入数据为离散点云,且点云数据不包含任何拓扑及法矢信息。在对输入点云进行预处理时,将对每个点 k 估计采样值 ϵ_k 及逼近的法矢方向, ϵ_k 的外边界不仅表示 k 一邻域的平均距离,而且描述该邻域包含点的最小影响半径。 ϵ_k 的确定依赖于点云的采样率、采样的各向异性因子及局部噪声分布,同时,需要估计每个数据点噪声分布的标准偏差 $\sigma_{noise,k}$ 。此外,估计方差提供了足够的关于局部曲面属性的信息,这有利于原始形状的探测及识别,进而完成原始形状描

到稿日期:2010-06-14 返修日期:2010-10-09 本文受国家自然科学基金(50675180),四川省科技计划项目(2008GZ0149,2009GZ0007),中央高校基本科研业务费专项资金项目(SWJTU09BR104)资助。

刘光帅(1978—),男,博士生,讲师,主要研究方向为逆向工程、计算几何等,E-mail: motorlgs@163.com;李柏林(1962—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为逆向工程、图形图像技术、三维数字化设计等;何朝明(1972—),男,博士,副教授,主要研究方向为计算几何、自然网格计算等。

述的边界特征点提取及边界特征曲线优化。最后,提取每个原始形状边界封闭部分的网格,并对网格进行缝合得到最终的曲面重构结果。算法流程如表1所列。

表1 算法处理流程自然语言描述

算法流程
01 预处理输入的离散点云数据;
02 探测原始形状,原始形状数记为 $ P $;
03 执行for循环:for($i=1; i \leq P ; i++$)
04 探测边界候选特征点 d_k ;
05 筛选边界候选特征点 d_k ;
06 提取候选边界 B_n ;
07 筛选候选边界 B_n ;
08 初始化边界拓扑结构;
09 提取边界闭环 R_m ;
10 优化边界曲线;
11 提取闭环 R_m 的三角网格;
12 结束for循环;
13 输出优化处理后的分段光滑曲面重构结果;

2.1 输入数据预处理

在缺乏先验知识的前提下,搜索每个数据点的 ϵ -采样是一件极其困难的事情^[10]。本文采用多尺度分析模式找到每个点 k 的影响半径 ϵ_k ,以便获得法矢方向的稳健估计。因此,通过至8-邻域最远点的距离来计算初始采样参数 ϵ_k ,同时,采用1.5倍的迭代因子来递增该半径,对于每一次迭代 l ,采用主元分析法(即PCA法)分析 ϵ_k -邻域包含点的权重收敛矩阵 $C_{l,k}$:

$$C_{l,k} = \frac{1}{\sum_{j \in N_{\epsilon_k}} \omega_j} \sum_{j \in N_{\epsilon_k}} (d_j - \mu_k)(d_j - \mu_k)^T \omega_j$$

$$\omega_j = \exp\left(-\frac{\|d_j - \mu_k\|^2}{c_k^2}\right)$$

式中, N_{ϵ_k} 表示点 k 上影响半径小于 ϵ_k 的邻域集, μ_k 是 N_{ϵ_k} 的质心。如果给定相邻迭代 l 和 $l+1$,矩阵特征值 $\lambda_{0|1|2,l,k}$ 满足条件: $\frac{\lambda_{2,l,k}}{\lambda_{0,l,k}} < 0.5$, $\frac{\lambda_{1,l,k}}{\lambda_{0,l,k}} < 0.5$,则接受外边界尺度 ϵ_k 。此外,要求特征向量 $e_{2,l,k}$ 和 $e_{2,l+1,k}$ 分别对应最小特征值 $\lambda_{2,l,k}$ 和 $\lambda_{2,l+1,k}$,并保证两者充分并行,即满足 $|e_{2,l,k}^T e_{2,l+1,k}| > 0.98$ 。其关键在于:假如获得充分的外边界尺度 ϵ_k ,特征向量 $e_{2,l,k}$ 表示的法矢方向不再变化。

为了建立采样模型并估计每个点的噪声方差 $\sigma_{noise,k}^2$,需对 $1.5\epsilon_k$ -邻域的一个二阶多项式曲面进行拟合,描述如下:

$$\sigma_{noise,k}^2 = \frac{1}{|N_{1.5\epsilon_k}|} \sum_{j \in N_{1.5\epsilon_k}} l_i(d_i)^2$$

式中, $l_i(x)$ 返回点 x 到拟合多项式曲面的距离。图1显示了合成数据集的分析结果:图1(a)显示沿着 x 轴方向采样各向异性递增,沿着 y 轴方向噪声水平递增;图1(b)显示采样点沿着 x 轴和 y 轴同时递增;但是图1(c)显示采样点沿着 y 轴方向递增才能正确地估计噪声。注意,该方法亦可用于异常数据的识别,假如迭代模式在规定的迭代次数下不收敛或 ϵ_k -邻域的点收敛于更小的 ϵ ,则可以将对应数据点进行清除^[11]。并采用点 k 方差 ϵ_k 的高斯核来进行采样场及噪声场的光顺处理以提高算法的健壮性。

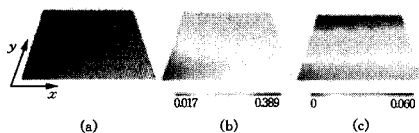


图1 采样及噪声估计

2.2 原始几何形状探测

对每个点 k 进行噪声估计,以判别该点是否适配于某个原始形状,假如点到某原始形状的距离小于 $n\epsilon_k$,则该点被认为适配于该原始形状。给 n 赋值为3,假设原始形状有效及噪声估计正确,这意味着超过99%属于原始形状的点将被保留。探测过程将返回原始形状的一个集合 $P=\{P_i\}$ 及对应的数据集 $D=\{D_i\}=\{\{d_k\}\}$ 。原始形状识别停止准则的确定是一件困难的事情,其依赖于多种因素,诸如点的数量、场景的总体结构以及重构的复杂程度。因为探测过程不能自动终止,当识别表面包含的点数量大于用户定义的阈值 ν 的概率小于0.01时,则停止搜索过程^[11]。在本文提出的算法中 ν 的取值范围为: $3k \leq \nu \leq 10k$ 。

2.3 特征边界探测

即使知道识别出来的原始形状包含了曲面(或曲面的逼近),但是这些信息对点云数据的可视化及进一步的处理依旧不充分,因为原始几何形状本身不包括被描述曲面的边界信息^[11]。因此,本文提出需要显式抽取和处理这些边界,同时并行利用原始形状及其分叉点的信息。对于每种原始形状,抽取一个关于边界曲线的非空集,这些曲线通过前一段曲线的拓扑连通性和下一邻域的切线方向来描述点集。抽取边界曲线可通过下面步骤来描述。

(1)提取边界候选点。边界点的特点是在切线空间上缺少邻接点,根据文献[12]中提出的方法,在 $2\epsilon_k$ 距离内对点 d_k 的邻域进行排序,并在切平面将 d_k 的邻域划成7个锥形。假如两个及以上相邻的锥形未被填充,则将 d_k 被标识为边界候选点,如图2所示。图2(a)的中心点 d_k 为内点,图2(b)的中心点 d_k 为边界候选点。通过将原始形状关联的所有点映射到原始形状空间可增强该步骤的健壮性,并可根据映射位置进行点法矢推断。

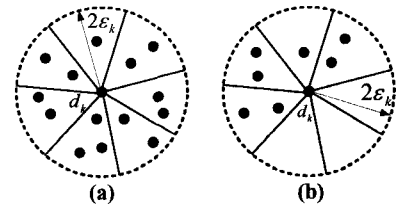


图2 边界候选点探测

(2)筛分边界候选点。为了使下一步的拓扑构造能够顺利完成,需对边界候选点定义的一维曲线进行重采样及光顺:剔除距离某候选边界点 d_k 小于 $0.1\epsilon_k$ 的所有其它边界候选点,并对筛分后的每个边界候选点及其7个最近的邻接点进行最小二乘拟合。拟合过程给出了每个边界候选点的切线方向,如图3所示。

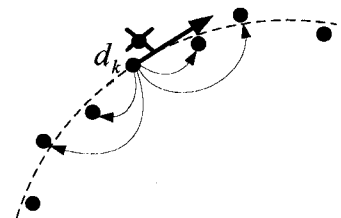


图3 遴选边界候选点及拓扑初始化

(3)拓扑初始化。对于每个边界候选点,在通过切线方向

定义的一维曲线上选取与其前后距离最近的 4 个邻接点,并以拓扑图的形式将它们连接起来。图 3 显示了拓扑初始化过程。

(4) 边界封闭环提取。为了达成边界封闭环提取之目的,本文采用了深度优先泛洪(flooding)算法。以任意一个边界点为起始点,沿着该点的所有拓扑邻接点进行环的增长。对于每个被遍历到的边界点,记住其遍历路径。假如第二次遍历到同一个点,则将通过回溯选择更长的遍历路径,当遍历达到起始点时终止该泛洪。再次选择任意 10 个种子点,重启该泛洪确保提取了可能最长的封闭环。重复上述处理过程,直至完成所有封闭环的识别。图 4(a)显示了本文算法对复杂初始拓扑的处理,因边界候补点存在误识别的现象,故处理过程中小于 10 个点组成的封闭环被清除。

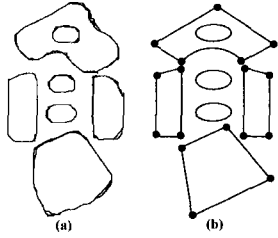


图 4 边界点优化及边界封闭环提取

上述处理过程获得的边界曲线通常呈锯齿状,更为重要的是,这些边界曲线通常不等价于不同曲面间的交线。因此,需要对边界曲线的点位置进行优化调整。

2.4 优化处理

采用文献[7]提到的基于贝叶斯规则的统计学公式进行优化,描述如下:

$$p(B_i | D_i) = \frac{p(D_i | B_i) p(B_i)}{p(D_i)}$$

式中, $B_i = \{b_k\}$ 代表原始几何形状 P_i 边界点的集合, D_i 为 P_i 包含的点集合,条件 $p(B_i | D_i)$ 是后验概率, $p(D_i | B_i)$ 是似然度, $p(B_i)$ 是先验概率。在优化过程中,舍弃常判据 $p(D_i)$ 将导致极大值后验(MAP)优化问题:

$$B_i \text{MAP} = \arg \max_{B_i} p(D_i | B_i) p(B_i)$$

为了更有效率地优化,将所有组元转换到负对数空间,综合势用 Φ 表示。

为了计算似然度,直接采用点集 D_i ,惩罚任一边界点 $b_{i,k}$ 至其最近邻接点 $d_i \in D_i$ 的距离^[12],描述如下:

$$\Phi_{lik}(D_i | B_i) = \sum_{k=1}^{|B_i|} -\frac{1}{\sigma_{noise,j}^2} \|b_{i,k} - d_j\|^2$$

为了达到边界曲线光滑之目的,采用了两个光滑势:通用 Laplacian 光滑条件 $\Phi_{lap}(B_i)$ 和原始形状约束条件 $\Phi_{prim}(B_i)$, Laplacian 光滑条件描述如下:

$$\Phi_{lap}(B_i) = \sum_{k=1}^{|B_i|} -\frac{1}{\sigma_{lap}^2} \|b_{i,k} - (\frac{1}{2}x_\alpha + \frac{1}{2}x_\beta)\|^2$$

式中, x_α 和 x_β 是边界点 $b_{i,k}$ 的两个最近邻接点。

$\Phi_{prim}(B_i)$ 将确保探测到的原始形状的几何连续性,描述如下:

$$\Phi_{prim}(B_i) = \sum_{k=1}^{|B_i|} -\frac{1}{\sigma_{prim}^2} \tau_i(b_{i,k})^2$$

式中, $\tau_i(x)$ 是点 x 到原始形状 i 距离函数的返回值;初始时,势 $\Phi_{prim}(B_i)$ 仅吸引与其对应原始形状关联的边界点。然而,

如果一个边界点 $b_{i,k} (< \epsilon_k)$ 接近原始形状 p_i ,同时接近原始形状 p_j 的边界点,则该边界点被标记为两原始形状的交叉边界点,交叉边界点同时被所属的原始形状及相邻原始形状吸引,并保证交叉原始形状之间一致性。通过应用上述光滑势到所有的边界点,边界曲线上的拐角将被光滑处理。为了避免这种影响,探测角点并将其投影到所有邻接的原始形状上,当排列在相邻原始形状上的交叉边界点发生改变时,角点被探测到。在整个优化处理过程中,角点位置不会再发生改变,图 4(b)的黑色小球表示被探测到的角点。如果因为其他势能够将一些点移动到更靠近交叉线的地方,这将改变点的标识,则需要对交叉边界点或角点进行重新排列。

权重系数 σ_{lap} 和 σ_{prim} 表示独立势高斯分布的标准偏离值,这两个权重系数被赋值为 1。因为边界曲线是嵌在 $\mathbb{R}^3$ 空间的一维曲线,故采用基于 Newton-Raphson 线性搜索的共轭梯度法对其优化问题进行求解,并设定迭代次数小于 20。图 4(b)显示了边界提取及优化结果。

2.5 网格化处理

最后,采用前向增长算法^[13]由原始形状和优化边界曲线建立三角网格。对于任意原始形状 p_i 的每个边界区域,通过隶属于 p_i 且离边界最远的点 d_k ,生成边长为 ρ 的种子三角面片。假如前向边接近边界($< \rho$),则前向增长终止,并将前向顶点与边界点融合。对于包含多条边界的原始形状,该过程必须执行数次。当所有原始形状点集都至少接近一个三角面片($< 2\rho$),则将终止网格化处理,同时完成孤立网格面片的缝合操作。网格化仅依赖于原始形状和优化后的边界曲线,而不会因输入数据残缺而影响其进程。

3 处理实例

本文提出的算法通常处理的是分段光滑曲面,且这些分段能够被原始形状描述。图 5 显示了合成点集的曲面重构,该点集加入了高斯噪声(标准偏差大约是包围盒对角线长的 2%),图 5 描述了边界探测和优化的具体细节。在图 5(a)中显示的是加入了高斯噪声后的输入点云,通过边界候补特征点探测建立边界及初始拓扑结构,采用统计优化方法得到图 5(b)显示的经过优化后的边界曲线,黑色小球代表角点。图 5(c)是三角网格化后的效果。

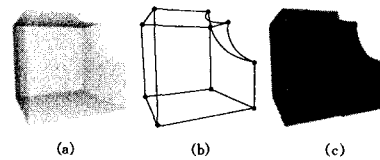


图 5 合成点云处理实例

本文算法更关心的处理对象是从真实扫描系统中获得的点集。处理的关键在于对完整场景的识别,包括室外和室内。真实扫描系统提供的点集是各向异性的,同时包含噪声及异常数据或噪声带来的配准误差。图 6(a)所示的房间点集需要通过安装在竖直轴可 360 度旋转的云台上的激光扫描仪获得。利用本文算法,在给定视角上成功地提取了所有主要的原始形状,同时成功提取了所有边界。提取的边界候选点及优化后的边界曲线如图 6(b)所示,黑色小球代表角点。

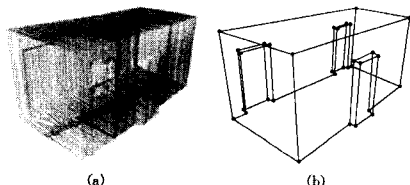


图6 真实场景点云处理实例

结束语 本文提出了一种离散点云原始几何形状及特征曲线抽取算法,这将有利于分段光滑的表面网格建立。该算法能够正确地估计离散点云的法矢及噪声,高效地抽取任意原始形状,并利用统计优化模式处理原始形状边界及原始形状交叉处的尖锐特征线。在将来的工作中,可考虑将本文提出的算法与其他重构技术融合以对曲面区域的细部特征进行处理,以避免细部原始形状探测失败及遗失问题。

参考文献

- [1] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Piecewise smooth surface reconstruction[C]//Proceedings SIGGRAPH. 2001;245-232
- [2] 邱航,陈雷霆. 基于点的计算机图形学研究进展[J]. 计算机科学, 2009, 36(6): 10-15
- [3] Alexa M, Behr J, Cohen-Or D, et al. Computing and rendering point set surfaces[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2003, 9: 3-15
- [4] Ohtake Y, Belyaev A, Alexa M, et al. Multi-level partition of u-

- nity implicit[C]//Proceedings SIGGRAPH'05. 2005;145-153
- [5] Kazhdan M, Bolitho M, Hoppe M. Poisson surface reconstruction[C]//Proceedings Symposium on Geometry Processing (SGP'06). 2006;78-88
- [6] Alliez P, Cohen-Steiner D, Tong Y, et al. Voronoi-based variational reconstruction of unoriented point sets[C]//Proceedings Symposium on Geometry Processing (SGP'07). 2007;345-356
- [7] Diebel J R, Thrun S, Bruenig M. A bayesian method for probable surface reconstruction and decimation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25: 39-59
- [8] 胡事民,杨永亮,来煜坤. 数字几何处理研究进展[J]. 计算机学报, 2009, 32(8): 1-18
- [9] Weyrich T, Pauly M, Heinzle M, et al. Post-processing of scanned 3d surface data[C]//Symposium on Point-Based Graphics (PBG'04). 2004;56-68
- [10] Jenke P, Wand M, Bokeloh M, et al. Bayesian point cloud reconstruction[C]//Computer Graphics Forum (EG'06). 2006, 25(3): 379-388
- [11] Kalogerakis E, Simari P, Nowrouzezahrai D, et al. Robust statistical estimation of curvature on discretized surfaces[J]. ACM Siggraph Symposium on Geometry Processing, 2007, 6: 13-22
- [12] Dupont L, Lazard D, Lazard S, et al. Near-optimal parameterization of the intersection of quadrics[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2008, 2: 44-56
- [13] Gumhold S, Wang X, MacLeod R. Feature extraction from point clouds[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 14: 129-137

(上接第 267 页)

结构元素的最大半径 m 、8 邻域像素中活着的像素数 S 以及演化所用时间 t 。如果分割过程中选用的参数不同,分割结果也有很大不同。如 T 的选取将影响图像分割的区域个数和分割细节,参数取值越小,被形态学开闭重构运算滤除的小于结构元素的细小成分越少,在标记过程中标记出的大于阈值的极小值越多,所以图像分割出的区域数目越多,分割出的细节越多。在此试验中, T 依据所选图像的灰度直方图的最小阈值来选取,对于图 4(a)的“cameraman”图像, $T=175$ 。结构元素 m 的选择,由于提取的是区域的边缘特征,所以要把 m 的值固定化。当 $m=2$ 时,对于提取区域的边缘特征比较有利。而 S 和 t 的选择是紧密相连的,如式(5)那样。经过算法自动进化试验,证明当 $S=3$ 时,所提取出的区域边缘特征连续性最佳,过小则边缘上的断点增加,过大则会产生大量的不必要的特征。至于演化时间 t 的选择,经过对多幅图像的演化试验证明,当 $t=200s$ 时,对区域的边缘特征的演化结果最为理想,过小则演化出的边缘特征模糊杂乱,时间过长则演化的边缘特征过于宽泛,会失去许多其它特征。因此设置仿真系统的最大演化时间为 $t=200s$ 。图 4(b)为采用控制标记符方法,当 $m=2$, $T=175$ 时对“cameraman”图像进行分割的结果。图 4(c)为采用本文方法,当 $S=3$, $t=200s$, $m=2$, $T=175$ 时对“camera man”图像进行分割的结果。可以看到本文方法的分割结果更符合人的视觉特性。

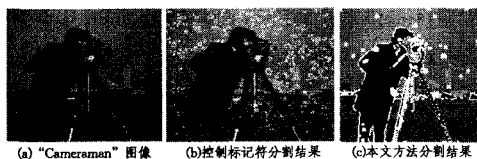


图4 分割实验结果

结束语 本文通过对现有分水岭算法的分析,将进化规划和标记提取方法结合使用对图像进行预处理,再进行分水岭分割。这种方法有效地解决了过分分割问题,同时采取的所有措施都放在分水岭分割之前的预处理中进行,分水岭变换之后没有区域合并操作,方法比较简便。同时,本方法基于进化规划的概念进行区域标记符的提取,快捷而有效;其演化规则还可以对内外标记符进行预先整合,使其更加符合分割的视觉特性。该方法既有效解决分水岭算法的过分分割问题,又保留了显著区域的重要目标。另外,可以根据图像特点和具体的分割要求,调整分割过程中所选参数,得到不同的图像分割效果,具有一定的灵活性。

参考文献

- [1] Gonzalez R C. 数字图像处理 (MATLAB 版)[M]. 阮秋琦,等译. 北京:电子工业出版社, 2005;315-319
- [2] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces; an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598
- [3] 王宇,陈殿仁,沈美丽,等. 基于形态学梯度重构和标记提取的分水岭图像分割[J]. 中国图象图形报, 2008, 13(11): 2176-2180
- [4] Soille P. On the Morphological Processing of Objects with Varying Local Contrast[C]//DGCI. 2003;52-61
- [5] Dorronsoro B, Alba E. A simple cellular genetic algorithm for continuous optimization[C]//Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. 2006;2838-2844
- [6] 吴昊,刘正熙,罗以宁,等. 改进多尺度分水岭算法在医学图像分割中的应用[J]. 计算机应用, 2006, 26(8): 1975-1979
- [7] 孔俊,张竞丹,吕英华,等. 一种基于规则的脑组织磁共振图像分割新方法[J]. 计算机科学, 2006, 33(2): 237-241