

# 基于局部区域拟合模型的磁共振图像分割与偏移估计算法

任 鸽,曹兴芹,杨 勇

(新疆师范大学 计算机科学技术学院,乌鲁木齐 830054)

(236789497@qq.com)

**摘 要:**磁共振(MR)图像的灰度通常是不均匀的,这种不均匀性是由于成像设备的缺陷导致产生了一种光滑的偏移场。一般的基于灰度统计特性的分割算法都是假设目标区域和背景区域图像的灰度分别是一致的,因此该类算法不能很好地应用于磁共振图像的分割。提出一种基于局部拟合模型的磁共振图像分割与偏移估计算法:利用图像的局部区域的灰度特性建立恢复图像的灰度、偏移量,以及区域指示函数之间的能量函数,然后分别针对恢复图像的灰度、偏移量以及指示函数进行优化。该算法可以同时磁共振图像进行分割与偏移估计。实验结果表明该算法优于目前比较流行的磁共振图像分割与去偏移算法如变分水平集方法。

**关键词:**图像分割;水平集;偏移估计;磁共振图像

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Simultaneous segmentation and bias correction for MR image based on local region fitting model

REN Ge, CAO Xing-qin, YANG Yong

(College of Computer Science and Technology, Xinjiang Normal University, Urumqi Xinjiang 830054, China)

**Abstract:** Intensity inhomogeneity often exists in Magnetic Resonance (MR) images, which is due to the smooth bias field caused by the deficiency of the device. Traditional intensity-based segmentation algorithms often assume the uniform intensity belonging to the object and background, respectively. Therefore, these algorithms fail to successfully segment image with intensity inhomogeneity. This paper proposed a local region fitting model for simultaneous segmentation and bias correction. The model is built based on the intensity property in the local region to build an energy function with respect to the intensity, bias field function and the region indicating function. Then, this energy function was optimized with respect to the intensity, bias field and the indicating function, respectively. The segmentation and bias field estimation would be conducted simultaneously finally. The experimental results on the real MR brain images demonstrate the advantages of the proposed method over variational level set approach.

**Key words:** image segmentation; level set; bias correction; Magnetic Resonance (MR) image

## 0 引言

图像分割在计算机视觉和模式识别中具有重要意义,因此得到广泛研究<sup>[1-5]</sup>。图像的灰度不均匀特性通常是由于设备的缺陷或者是目标本身如光照等造成的。由于一般的基于灰度的分割算法都是假设目标和背景区域的灰度分别是一致的,因此这种不均匀性通常会导致该类算法难以准确分割特定目标。灰度不均匀特性广泛存在于医学图像之中,如X光图像,磁共振(Magnetic Resonance, MR)图像等。磁共振图像的灰度不均匀特性主要是由于成像过程产生的非均匀磁场造成的。这种灰度的非均匀特性通常会影响到分割的精度,因此,在进行磁共振图像的分割之前,通常需要对磁共振图像的灰度进行校正<sup>[6-7]</sup>。

不均匀的灰度通常被建模为一个光滑的偏移场与分段线性常数的函数之间的乘积,该分段线性常数函数用来逼近真实的灰度。偏移估计通过估计偏移场来去除图像非均匀特性导致的负面影响<sup>[6]</sup>。基于分割的方法在偏移估计之中应用比较广泛,因为分割的方法可以将分割与偏移估计结合在一

起,使得这两者之间优势互补,从而可以得到更为精确的分割与偏移校正结果。在基于分割的算法之中,通常是建立一个基于最大似然的参数模型,然后利用期望最大算法来估计模型的参数<sup>[6,8]</sup>。但是该类方法对参数的初始化比较敏感。最近, Li 等人<sup>[7]</sup>提出了一种新的基于变分水平集(Variational Level Set, VLS)的方法可以避免以上算法的缺陷。该方法通过极小化一个加权最小平方误差能量函数得到分割与偏移估计的结果,但是需要用多个高斯核卷积图像,因此运算量比较大。此外,该方法采用符号距离函数约束能量项来避免水平集函数的重新初始化,该方法会导致水平集函数产生过多的峰与谷,因此水平集演化很容易陷入局部极小值<sup>[2,9,10-12]</sup>。

本文提出一种局部拟合模型的磁共振图像分割与偏移估计算法:利用图像的局部区域的灰度特性建立恢复图像的灰度、偏移量,以及区域指示函数三者之间的能量函数,然后分别针对恢复图像的灰度、偏移量以及指示函数进行优化,可以同时磁共振图像进行分割与偏移估计。该方法采用水平集方法构造指示函数。另外,为了避免水平集函数的重新初始化,采用文献<sup>[1,3]</sup>的无需初始化方法。该方法同时可以

**收稿日期:** 2011-06-21; **修回日期:** 2011-08-09。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(31040050); 新疆维吾尔自治区自然科学基金资助项目(2010211A22); 新疆师范大学研究生科技创新基金资助项目(20101206)。

**作者简介:** 任鸽(1986-),女,新疆奎屯人,硕士研究生,主要研究方向:生物信息学、计算机图像处理; 曹兴芹(1972-),女,湖北宜昌人,副教授,博士,主要研究方向:高性能计算、生物信息处理; 杨勇(1979-),男,陕西汉中,讲师,硕士,主要研究方向:计算机图像处理、自然语言处理。

在一定程度上避免水平集演化陷入局部极小。实验结果表明本文算法在分割的精度与效率方面都优于文献[7]算法。

## 1 变分水平集去偏移模型<sup>[7]</sup>

### 1.1 灰度不均匀图像的模型

$\Omega$  表示图像的区域;  $b(x): \Omega \rightarrow \mathbf{R}$  表示偏移场函数;  $I(x): \Omega \rightarrow \mathbf{R}$  表示图像;  $J(x): \Omega \rightarrow \mathbf{R}$  表示真实的信号;  $n(x): \Omega \rightarrow \mathbf{R}$  为噪声。灰度不均匀图像可以建立如下模型<sup>[1]</sup>:

$$I(x) = b(x)J(x) + n(x) \quad (1)$$

假设图像存在  $N$  个目标,  $\Omega_i$  表示为第  $i$  个目标。 $J(x)$  通常假设为一个在每个目标区域分段常数的函数, 也就是  $J(x) = c_i, x \in \Omega_i$ , 其中  $c_i$  为常数。偏移场  $b$  通常假设为一光滑函数<sup>[1-2]</sup>。为方便处理, 通常假设噪声  $n(x)$  服从高斯分布。

因为偏移场  $b$  为光滑函数, 因此在局部区域内变化缓慢, 可以假设  $b$  在局部区域内的值近似为常数, 也就是  $b(x) \approx b(y), |y - x| \leq \rho$ , 其中  $\rho > 0$  为常数。因此  $b(x)J(x) \approx b(y)c_i, x \in O_y \cap \Omega_i$ , 其中  $O_y = \{y - x| \leq \rho\}$ 。

### 1.2 变分水平集模型表达

基于 1.1 节讨论的灰度不均匀图像的特点, Li 等人<sup>[7]</sup>提出了一种变分水平集去偏移模型。该模型建立一个局部加权的类似  $K$  均值聚类目标函数, 该目标函数包含偏移场、分段常数信号, 以及目标区域的指示函数, 水平集方法用来优化该目标函数。其优化的目标函数如下:

$$F(\Phi, b, c) = \int \left( \sum_{i=1}^N \int K(y-x) |I(y) - b(x)c_i|^2 M_i(\Phi) dy \right) dx + \sum_{i=1}^n R(\varphi_i) \quad (2)$$

其中:  $\varphi_i$  为第  $i$  个水平集函数,  $\Phi = \{\varphi_i, i = 1, 2, \dots, n\}$  表示水平集函数的集合。 $K(x) = \begin{cases} a^{-1}e^{-|x|^2/2\sigma^2}, & |x| \leq \rho \\ 0, & |x| > \rho \end{cases}$  为一截断的高斯函数, 其中  $a$  为归一化变量使得  $\int K(x) dx = 1$ ,  $\sigma$  为高斯函数的标准方差,  $\rho$  为局部窗的半径。 $R(\varphi_i)$  为水平集合函数的正则化项, 为轮廓的长度项与符号距离函数的约束能量项之和, 定义如下:

$$R(\varphi_i) \triangleq \nu \int |\nabla H(\varphi_i)| dx + \mu \int (|\nabla \varphi_i| - 1)^2 dx \quad (3)$$

$M_i(\Phi)$  为目标区域的指示函数。该模型主要采用两个水平集函数表示四个区域, 也就是  $n = 2, N = 4$ 。 $M_i(\Phi)$  定义如下:

$$\begin{cases} M_1 = H(\varphi_1)H(\varphi_2) \\ M_2 = H(\varphi_1)(1 - H(\varphi_2)) \\ M_3 = (1 - H(\varphi_1))H(\varphi_2) \\ M_4 = (1 - H(\varphi_1))(1 - H(\varphi_2)) \end{cases} \quad (4)$$

其中  $H(\cdot)$  为 Heaviside 函数, 近似为  $H_\varepsilon(z) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{z}{\varepsilon}\right) \right]$ 。

采用变分法极小化  $F(\Phi, b, c)$  得到如下水平集演化等式<sup>[2]</sup>:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi_i}{\partial t} = & - \sum_{i=1}^N \frac{\partial M_i(\Phi)}{\partial \varphi_i} e_i + \nu \delta(\varphi_i) \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \varphi_i}{|\nabla \varphi_i|} \right) + \\ & \mu \operatorname{div} \left[ \left( 1 - \frac{1}{|\nabla \varphi_i|} \right) \nabla \varphi_i \right] \end{aligned} \quad (5)$$

其中  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $e_i$  定义如式(6)所示。

$$e_i(x) = \int K(y-x) |I(x) - b(y)c_i|^2 dy =$$

$$(I^2 K * 1)(x) - (2c_i I(b * K))(x) + (c_i^2 (b^2 * K))(x); i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

其中:  $I$  为图像,  $*$  为卷积算子,  $I^2 K * 1 = \int (I^2 K)(x-y) dy$ 。可以看出  $e_i(x)$  为一局部加权的水平集驱动力; 当位置  $y$  处的拟合图像  $b(y)c_i$  离中心位置  $x$  越近, 说明与  $I(x)$  相似度越大, 因此加权也越大。

### 1.3 变分水平集模型缺陷

变分水平集(VLS)模型主要存在两个缺陷:

1) 为了避免水平集函数重新初始化, 该模型加入了约束水平集函数为符号距离函数的惩罚项。但是该符号距离函数的惩罚项只是符号距离函数的必要条件而非充分条件, 因此采用该惩罚项并不能保证所得的水平集函数为符号距离函数, 相反由于该方法会导致水平集函数产生很多峰和谷, 从而会导致水平集演化容易陷入局部极小值<sup>[3,6]</sup>。

2) 从式(6)可以看出每计算一个  $e_i$ , 需要计算三个卷积项, 因此一共需要计算  $3n$  个卷积项。每个卷积核的大小为  $(4\sigma + 1) \times (4\sigma + 1)$  ( $\sigma > 5$ )。当所需要表达的区域较多时, 计算量将非常大<sup>[6]</sup>。

## 2 局部拟合模型

### 2.1 模型的提出

首先本文定义局部拟合图像如下:

$$I^{LF}(x) = \sum_{i=1}^N b(x)c_i M_i(\Phi) \quad (7)$$

其中  $b(x)$  定义为如下光滑函数

$$b(x) = \operatorname{Average} \left( \frac{I(x)}{\sum_{i=1}^N c_i M_i(\Phi)}, x \in \{M_i(\Phi) > 0 \cap W_\rho(x)\} \right) \quad (8)$$

其中  $c_i$  为常数。

定义如下目标函数:

$$E = \int (I - I^{LF})^2 dx \quad (9)$$

将式(7)和式(8)代入式(9), 针对  $c_i$  极小化目标函数(9), 得  $c_i$  表达式如下:

$$c_i = \frac{\int (W_\rho * (IM_i(\Phi))) / (W_\rho * M_i(\Phi)) IM_i(\Phi) dx}{\int I^2 M_i(\Phi) dx} \quad (10)$$

对于目标函数(9), 利用变分法针对水平集函数优化得到如下演化方程:

$$\frac{\partial \varphi_k}{\partial t} = - \sum_{i=1}^N \frac{\partial M_i(\Phi)}{\partial \varphi_k} e_i; k = 1, \dots, n \quad (11)$$

其中,

$$e_i = (I - I^{LF})bc_i \quad (12)$$

与式(6)相比, 本文的模型不需要计算太多卷积项, 因此运算效率比变分水平集方法要高。

本文参照文献[2]中采用变分法极小化水平集目标函数的方法。

式(11)可以简单推导如下: 令  $\tilde{\varphi}_k = \varphi_k + \varepsilon \eta$ , 保持其他变量不变, 针对  $\varphi_k$  求微分, 得

$$\begin{aligned} \frac{\delta E(\varphi_k)}{\delta \varphi_k} = & \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{d}{d\varepsilon} \left( \frac{1}{2} \int_\Omega \left| I - \sum_{i=1}^N b(x)c_i M_i(\Phi) \right|^2 d\Omega \right) = \\ & \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left( \int_\Omega \left[ I - \sum_{i=1}^N b(x)c_i M_i(\Phi) \right] b(x)c_i \frac{\partial M_i(\Phi)}{\partial \varphi_k} \eta d\Omega \right) = \end{aligned}$$

$$\int_{\Omega} \sum_{i=1}^N [I - I^{LFI}] b(x) c_i \frac{\partial M_i(\Phi)}{\partial \varphi_k} \eta \, d\Omega = \int_{\Omega} \sum_{i=1}^N e_i \frac{\partial M_i(\Phi)}{\partial \varphi_k} \eta \, d\Omega$$

因此,欧拉方程为  $\sum_{i=1}^N e_i \frac{\partial M_i(\Phi)}{\partial \varphi_k} = 0$ 。本文采用梯度下降算法可得到水平集演化方程(11)。

本文采用水平集函数卷积常数核的方法避免水平集函数重新初始化,该方法由文献[4]提出,在实际应用中可以很好地保持水平集演化的稳定性,并且还可以有效防止水平集演化陷入局部极小。此外,因为该卷积核的大小只是  $3 \times 3$ ,因此计算量较小。

## 2.2 算法实现

本文通过计算轮廓内外点数的变化来判断水平集函数是否收敛,采用的判断式为:

$$Q = \sum \{ |\text{sign}(\varphi^{n+1} \geq 0) - \text{sign}(\varphi^n \geq 0)| + |\text{sign}(\varphi^{n+1} < 0) - \text{sign}(\varphi^n < 0)| \} / M \quad (13)$$

其中  $M$  表示图像的大小。

具体的算法过程总结如下

- 1) 水平集函数初始化,本文采用分段常数来初始化水平集函数,  $\varphi_i = \begin{cases} 1, & M_i(\Phi) \geq 0 \\ -1, & M_i(\Phi) < 0 \end{cases}$ , 本文简单初始化  $c_i = i$ ;
- 2) 按照式(8)计算  $b(x)$ ;
- 3) 按照式(10)计算  $c_i$ ;
- 4) 按照式(11)演化水平集函数;
- 5) 若  $Q < \varepsilon$ ,  $\varepsilon$  取很小的常数,则  $\varphi$  收敛,反之,返回步骤2)。

## 3 实验及结果分析

实验主要的对照算法为变分水平集方法<sup>[2]</sup>。本文应用的图像为磁共振脑图。磁共振脑图包含4类区域:白质、灰质、脑脊液、背景。因此采用2个水平集函数就可以表达这4个区域。最终显示的分割结果为  $\sum_{i=1}^4 c_i M_i(\Phi)$ 。

图1、2可以看出本文算法准确分割出了大脑的各个组织,而变分水平集算法将圆内的白质区域错分为灰质。

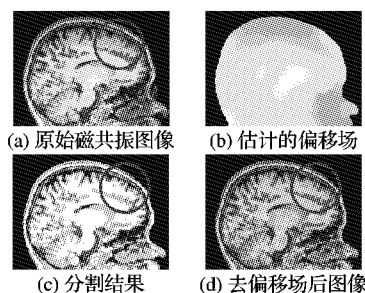


图1 本文算法磁共振脑图分割与去偏移结果的实验

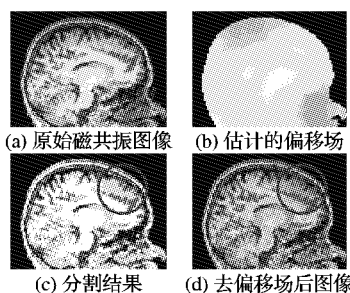


图2 VLS算法磁共振脑图分割与去偏移结果的实验

图3是量化实验对照。本文采用JS(Jaccard Similarity)<sup>[7]</sup>指标来衡量算法的优劣。JS指标定义为  $JS(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|}$ , 其中,  $S_1$  为待分割区域,  $S_2$  为准确的分割区域,  $JS$  越大表示  $S_1$  与  $S_2$  越接近。本文从BrainWeb<sup>[13]</sup>下载并测试了30幅磁共振脑图。针对白质(WM)和灰质(GM)的JS值的结果如图3所示。可以看出本文的方法在分割的精度方面要优于变分水平集(VLS)方法。

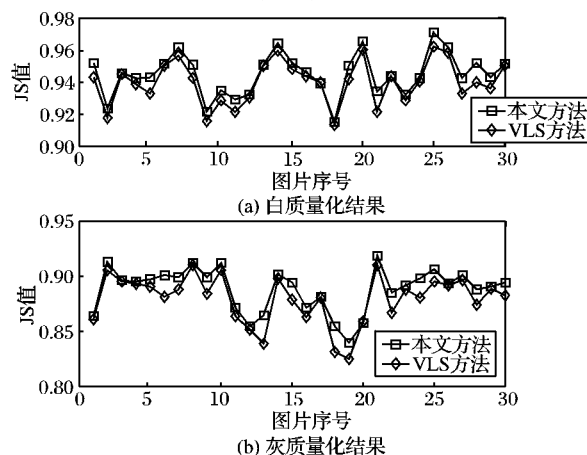


图3 针对白质灰质的量化结果对照

图4是本文的方法与变分水平集方法在计算效率方面的对照。本文所处理的图像为图3实验采用的30幅磁共振脑图。显然,由于变分水平集方法采用多个卷积运算,其运算效率远低于本文的方法。

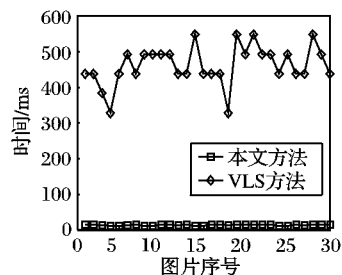


图4 运算效率对照

## 4 结语

本文提出了一种基于局部区域拟合的同时分割与去偏移模型,利用图像的局部区域的灰度特性建立恢复图像的灰度、偏移量,以及区域指示函数之间的能量函数,然后分别针对恢复图像的灰度、偏移量以及指示函数进行优化,可以同时磁共振图像进行分割与偏移估计。实验结果表明改算法优于目前比较流行的磁共振图像分割与去偏移算法。

### 参考文献:

- [1] ZHANG KAIHUA, ZHANG LEI, ZHANG SU. A variational multi-phase level set approach to simultaneous segmentation and bias correction[C]// 17th IEEE International Conference on Image Processing. New York: IEEE, 2010: 4105-4108.
- [2] ZHANG KAIHUA, SONG HUIHUI, ZHANG LEI. Active contours driven by local image fitting energy[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1199-1206.
- [3] ZHANG KAIHUA, ZHANG LEI, SONG HUIHUI, et al. Active contours with selective local or global segmentation: a new formulation and level set method[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4): 668-676.

(下转第3356页)

错误现象,图7(d)对应于图7(b)更符合实际情况。

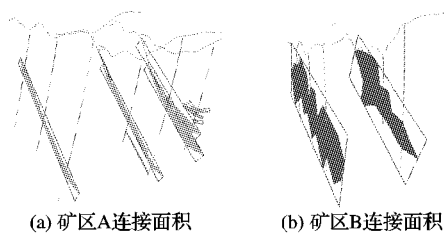


图6 矿体连接面积的方向包围盒

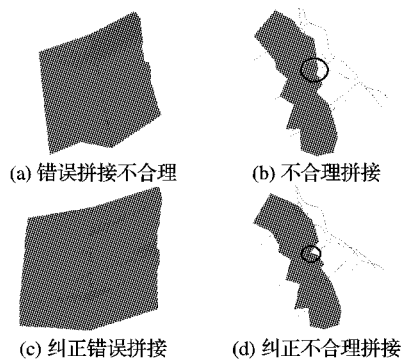


图7 基于 OBB 投影转换矿体建模

### 3 结语

本文中提出的基于 OBB 投影转换的轮廓线拼接算法,是对众多轮廓线拼接算法的一个补充,通过分析多边形的复杂度,可以选择首先将凹多边形凸化处理,然后进行轮廓线拼接,看拼接后的结果是否符合理想模型;也可以在凸化的处理基础上再进行 OBB 投影转换,最终选取一个符合要求的模型。此方法主要有以下特点:

- 1) 根据多边形复杂度选择凹多边形凸化处理,这为求解正确的方向包围盒提供可靠数据模型;
- 2) 计算多边形的方向包围盒,将多边形数据进行平移和旋转,解决了相邻轮廓线中心位置偏移较大情况下的顶点对应问题,避免了顶点错位;
- 3) 对转换后的数据选择进行基于包围盒内接椭圆的坐标投影,建立上下点的对应关系,然后根据实际坐标还原真实模型。

基于平行轮廓线的三维重构是一个非常复杂而难于解决的问题,因为可建模的对象包罗万象,可以是规则的机械零件,可以是复杂的人体器官,也可以是中心点相距甚远的地下

矿体剖面、地层等;另一方面针对同类建模对象,由于对象本身的不确定性,其重构的结果也会千差万别。所以基于 OBB 包围盒投影转换的轮廓线方法,在一定情况下,也会发生扭曲现象,甚至投影转换后的模型,较之投影之前,模型效果会更差。本文所做的也是通过此种方法,来完善众多拼接对象中的一类模型,通过多次拼接发现,本文方法较之最短对角线方法,能比较好地解决最短对角线方法中出现拼接交叉的现象,如本文中的图7(a)状况,而对于更为复杂的情况,可以通过人工干预,添加辅助线的方法来完成三维物体的重构。

### 参考文献:

- [1] 李梅,毛善君,马蕊乃. 平行轮廓线三维矿体重建算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(7): 1017-1021.
- [2] 苏安,冉蜀阳,吴章文,等. 基于相邻层轮廓线几何形状匹配的三维重建[J]. 计算机应用, 2009, 29(2): 450-452.
- [3] BAREQUET G, SHARIR M. Piecewise-linear interpolation between polygonal slices[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1996, 63(2): 251-272.
- [4] OLIVA J M, PERRIN M, COQUILLART S. 3D reconstruction of complex polyhedral shapes from contours using a simplified generalized Voronoi diagram[J]. Computer Graphics Forum, 1996, 15(3): 397-408.
- [5] EKOULE A B, PEYRIN F C, ODET C L. A triangulation algorithm from arbitrary shaped multiple planar contours[J]. ACM Transactions on Graphics, 1991, 10(2): 182-199.
- [6] 陈凌均,金建荣,汪国昭. 三维重建的统一方法——模拟退火法[J]. 计算机学报, 1997, 20(12): 1133-1133.
- [7] 周焰,李德华,王祖喜,等. 三维物体表面三角划分的遗传算法[J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(5): 357-362.
- [8] 金文华,唐卫青,唐荣锡. 简单多边形顶点凹凸性的快速确定算法[J]. 工程图学学报, 1998, 19(1): 66-70.
- [9] 毛定山,崔先国,李行,等. 简单多边形集凸包的快速算法[J]. 工程图学学报, 2007, 28(6): 96-101.
- [10] GOTTSCHALK S, LIN M, MANOCHA D. OBB-tree: a hierarchical structure for rapid interference detection[C]// Proceedings of ACM SIGGRAPH'96. New York: ACM, 1996: 171-180.
- [11] 章勤,黄昆,李光明. 一种基于 OBB 的碰撞检测算法的改进[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2003, 31(1): 55-58.
- [12] 董向阳. 基于 OBB 的碰撞检测算法研究[D]. 沈阳: 辽宁工程技术大学, 2007.
- [13] FUCHS H, KEDEM Z M, USELTON S P. Optimal surface reconstruction from planar contours[J]. Communication of the ACM, 1977, 20(10): 693-702.
- [14] 吴健生,朱谷昌,曾新平,等. 三维 GIS 技术在固体矿产勘探和开发中的研究与应用[J]. 地质与勘探, 2004, 40(1): 68-72.

(上接第3352页)

- [4] NING JIFENG, ZHANG LEI, ZHANG D, et al. Interactive image segmentation by maximal similarity based region merging[J]. Pattern Recognition, 2010, 43: 445-456.
- [5] PENG BO, ZHANG LEI, ZHANG D. Automatic image segmentation by dynamic region merging[EB/OL]. [2011-02-20]. [http://www4.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/paper/AIS\\_DRM\\_single.pdf](http://www4.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/paper/AIS_DRM_single.pdf).
- [6] VOVK U, PERNUS F, LIKAR B. A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(3): 405-421.
- [7] LI CHUNMING, HUANG RUI, DING ZHAOHUA, et al. A variational level set approach to segmentation and bias correction of medical images with intensity inhomogeneity[C]// Proceedings of the 11th International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 1083-1091.
- [8] LEEMPUT K, MAES F, VANDERMEULEN D, et al. Automated model-based bias field correction of MR images of the brain[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(10): 885-896.
- [9] XIE XIANGHUA. Active contouring based on gradient vector interaction and constrained level set diffusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(1): 154-164.
- [10] CHAN T F, VESE L. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [11] 杨勇,徐春,潘伟民. 基于区域 GAC 模型的二值化水平集图像分割算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(9): 2414-2417.
- [12] ZHANG KAIHUA, XU SHOUSHI, ZHOU WENGANG. Active contours based on image Laplacian fitting energy[J]. Chinese of Journal Electronics, 2009, 18(2): 281-284.
- [13] BrainWeb: simulated brain database[EB/OL]. [2011-02-20]. <http://mouldy.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>