

一种基于 agent 随机扩散的图像分割方法

卫宝泉 张良培 李平湘

(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

摘要 图像分割是图像处理的关键环节,直接影响以后的分析、识别和解译。根据进化 agent 具有自适应性、非线性映射和高度并行处理能力等优点,提出了一种基于 agent 随机扩散的图像分割方法。在该方法中,agent 点随机地撒在网格单元上,并在满足一致性标准的区域用标签标定。agent 点有复制和扩散两种行为扩散模式,当一个 agent 成功的找到一个像素满足一致性标准,它将在周围区域复制一系列后代,因此这些后代更容易找到那些满足一致性条件的像素,而对于那些超过生命周期的 agent 点将停止搜索,从环境中消失。利用医学胸部的 CT 图像和脑部的磁共振图像进行的实验结果表明,该方法能较好地从中提出感兴趣的区域。

关键词 agent 复制 扩散 一致性标准 进化计算

中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)12-2113-06

A Method for Image Segmentation Based on Random Diffused Agents

WEI Bao-quan, ZHANG Liang-pei, LI Ping-xiang

(Whuhan University State Key Laboratory of Information Engineering In Surveying Mapping and Remote Sensing, Whuhan 430079)

Abstract Image segmentation is an important process in image processing. The quality of image segmentation directly affects the following analysis and recognition. Because evolutionary agent has some advantages such as self-fitness non-linear mapping and ability of parallel disposal, this paper presents an autonomous agent-based image segmentation approach. In this approach, a digital image is viewed as a two-dimensional cellular environment in which the agents inhabit and attempt to label homogeneous segments. The agents rely on some reactive behaviors such as breeding and diffusion. The agents that are successful in finding the pixels of a specific homogeneous segment will breed offspring agents inside their neighboring regions. Hence, the offspring agents will become likely to find more homogeneous-segment pixels. In the mean time, the unsuccessful agents will be inactivated without further search in the environment. It can be seen from our experiment in medical chest CT image and brain MRI image that this method can better extract interesting regions.

Keywords agent, breeding, diffusion, homogeneous criterion, evolutionary computation

1 引言

图像分割一直是图像处理领域中的热点之一,其目的是将目标和背景分离,为计算机视觉的后续处理提供依据^[1]。传统的边缘检测、阈值和区域跟踪的图像分割方法虽然易于实现,但对噪声比较敏感,因而分割效果不理想。近年来新提出的如马尔可夫模型^[2]、数学形态学^[3]、模糊神经网络法^[4]等在噪声抑制上取得了良好的效果,但对于灰度差异

不明显的图像进行分割的效果没得到明显改善。

agent 是指一种基于硬件或软件的计算机系统。在人工智能和计算机领域,可把 agent 看作是能够通过传感器感知其环境,并通过执行器作用于该环境的任何事物。agent 的形式依赖于其所处的环境,如其环境为真实的物理环境,该 agent 可代表人或机器人,如其环境为计算机模拟环境,它就属软件 agent 范畴。本文提出一种基于 agent 随机扩散的图像分割方法,它通过进化行为来实现 agent 和环境的相互交互。本文提到的 agent 是优化 agent,它属于软件 agent 的范

基金项目:国家自然科学基金项目(40523005,40471088);国家重点基础研究发展计划 973 项目(2006CB701302)

收稿日期:2005-12-02;改回日期:2006-09-18

第一作者简介:卫宝泉(1980~),男。现为武汉大学测绘遥感信息工程摄影测量与遥感专业硕士研究生。主要从事遥感图像处理、地理信息系统、人工智能等方面的研究。E-mail: bqwei2000@163.com

畴,它可以协同地检验某些数值,并有效地将大的搜索空间缩小到可以实现的一系列小空间。该方法最大的特点是分布式、自底向上、且易于实现。本文算法中,采用了一系列具有行为模式的 agent,这些 agent 点与所处的图像环境进行几何或算术的运算,在搜索和优化的过程中,它们可以展示不同的行为模式(复制、扩散)并可以通过某种学习机制动态的调整其行为^[5]。因此,该方法能对噪声进行较好的抑制,又能对弱边界图像分割达到很好的效果。

2 基于 agent 的图像分割原理

在基于 agent 的图像分割的方法中,agent 点通过感知其邻近区域像素点来判断其是否满足一致性标准^[6]。agent 点通过其邻近区域的反馈信息来执行其以后的行为,它可能复制后代,移动到邻近像素或者从图像中消失。

2.1 一致性标准的数学定义

是否满足一致性区域是用以下 3 个数学标准来衡量,这 3 个标准分别是:相对对比度、区域平均值和区域灰度标准方差。agent 点的行为将会根据以上 3 个标准来判断是否触发局部刺激,更详细的一致性标准定义如下:

对比度公式定义:

$$g(i, j) = \sum_{|(i, j) - (k, l)| \leq R(i, j)} \rho(i, j, k, l) \quad (1)$$

$$\rho(i, j, k, l) = \begin{cases} 1 & \text{if } \|I(i, j) - I(k, l)\| \leq \delta \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $g(i, j) \in (\eta_1, \eta_2)$, η_1, η_2 为预定义的常量; $R(i, j)$ 为 agent 在像素 (i, j) 点的邻域半径; $I(i, j)$ 为像素 (i, j) 点的灰度; δ 为事先定义的门限值;

标准区域平均值:

$$mean_{(i, j)} = \frac{1}{N} \sum_{|(i, j) - (k, l)| \leq R(i, j)} I(k, l) \quad (3)$$

标准区域方差:

$$\delta_{stand(i, j)} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{|(i, j) - (k, l)| \leq R(i, j)} (I(k, l) - mean_{(i, j)})^2} \quad (4)$$

其中, $mean_{(i, j)} \in (\mu_1, \mu_2)$, μ_1, μ_2 为预先定义的常量; $\delta_{stand(i, j)} \in (d_1, d_2)$, d_1, d_2 为预先定义的常量; N 为邻域 $R(i, j)$ 内像素数目。

2.2 复制和扩散

在分割的过程中,agent 具有自适应性是指其对

应不同的局部环境可采用复制和扩散两种不同的行为模式,复制是在其邻域内复制后代;扩散是将当前像素移动到别的像素上去。具体过程如下:

(1) 当一个 agent 搜索到一个像素满足上述 3 个一致性标准时,它将在邻域特定的方向上复制相应的一系列后代 agent。复制行为使得新产生的后代位于满足一致性条件的像素附近,方便了以后对一致性区域的更进一步探测。

$$\alpha_{(i, j)}^g \Rightarrow \{\alpha_{v(\omega, d_{copy})}^g \mid v = 1, 2, \dots, m; \omega \in \Omega; d_{copy} \leq k\}^{g+1} \quad (5)$$

其中, $g, g+1$ 为第 $g, g+1$ 代 agent, (i, j) 为 agent 当前所在的位置, α 为处于活动状态的 agent, v 为第 V 个后代 agent, m 为后代 agent 的总数, ω 为后代 agent 的复制方向, Ω 为一系列可能的复制方向, d_{copy} 为复制后代 agent 的距离, R_c 为复制半径。

(2) 如果当 agent 发现其位于一个非一致性区域,则 agent 选择扩散方式,沿着特定的方向移动到特定的位置。扩散行为在 agent 发现一致性区域的过程也起到重要作用。因为 agent 的扩散方向是由父代 agent 及同代兄弟 agent 中成功找到一致性区域的那些 agent 决定的。新扩散的 agent 仍位于这些 agent 附近,其扩散并非均衡性搜索,而应看作是寻找新的一致性像素的有偏向性搜索。

$$\alpha_{(i, j)}^t \Rightarrow \alpha_{(\theta, d_{diffu})}^{t+1}, \theta \in \Theta, d_{diffu} \leq R_d \quad (6)$$

其中, $t, t+1$ 为 agent 的时间, θ 为扩散的方向, Θ 为一系列可能扩散的方向, d_{diffu} 为扩散的距离, R_d 扩散半径。

(3) 当 agent 找到一个一致性区域,其本身被置于抑制状态。同时为了防止 agent 无限制的搜索,可对其规定了“生命周期”,超过了生命周期,就自行抑制。因此,agent 的行为模式如图 1 表示。

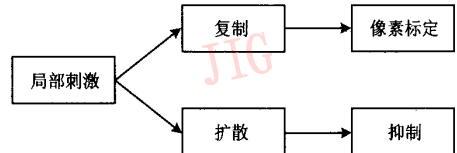


图 1 Agent 的行为模式

Fig. 1 Behavioral mode of agent

2.3 行为模式进化

agent 的复制和扩散是有一定的方向的,这个方向定义为一个变化的加权矢量,称为行为矢量 (behavior vector)。复制和扩散这两种行为模式的

加权矢量分别为 $p_\omega(\Omega)$ 和 $Q_\theta(\Theta)$, 这里 Ω 和 Θ 是 agent 的复制、扩散的方向, 矢量的每个分量表示自我复制或空间扩散的可能性。 $p_\omega(\Omega)$ 和 $Q_\theta(\Theta)$ 可表示如下:

$$p_\omega(\Omega) = [p_1, p_2, \dots, p_\omega, \dots, p_N] \quad (7)$$

$$Q_\theta(\Theta) = [q_1, q_2, \dots, q_\theta, \dots, q_N] \quad (8)$$

其中, 上面两公式中, $p_\omega, q_\theta \in [0, 1]$, $\sum_{k=1}^N p_\omega = 1$, $\sum_{k=1}^N Q_\theta = 1$, N 表示可能的方向个数。

现在讨论在 agent 环境交互过程中行为矢量的权重计算。首先, 对于第 g 代中的一个 agent α^g , 这个 agent 产生第 $g+1$ 代 agent, 用 $\{\alpha_i\}^{(g+1)}$, 那么可从 α^g 和那些成功复制的 $\{\alpha_i\}^{(g+1)}$ 中计算复制和扩散的方向。

定义 agent 的适应度函数

$$f(\alpha_i) = \begin{cases} 1 - \frac{\text{复制前的时间步骤}}{\text{生命周期}} & \text{当 } \alpha \text{ 在一致性区域} \\ -1 & \text{否则} \end{cases} \quad (9)$$

从以上定义的公式可以得知, 当 agent 正好处于满足一致性条件的像素位置上时, 适应度函数的值为最大值 1。适应度函数的值衡量一个 agent 经过多少步找到满足一致性条件的像素。

行为矢量 $\alpha_i^{(g+1)}$ 的复制和扩散可有以下两个步骤来实现:

(1) 得到“成功”的 agent 找到满足一致性标准的 agent, 包括 α^g 和 $\alpha_j \in \{\alpha_i\}^{(g+1)}$ 中的“成功者”。

(2) 更新行为矢量 根据那些找到的 agent 相对于当前位置 agent 所处的方向, 用以下公式分别计算 $\alpha_i^{(g+1)}$ 的 $p_\omega(\Omega)$ 和 $Q_\theta(\Theta)$:

$$p_\omega^{i+1} \leftarrow \frac{p_\omega^i + \delta}{1 + \psi} \quad (10)$$

$$q_\theta^{i+1} \leftarrow \frac{q_\theta^i + \delta}{1 + \psi} \quad (11)$$

其中,

$$\delta = \begin{cases} \psi, \psi > 0 & \text{如果行为进化在 } \omega \text{ 或 } \theta \text{ 方向上} \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (12)$$

通过几次循环, 某些方向的权重明显高于其他方向, 表明在这些方向上比其他方向有更高的几率发现一致性区域。以上计算复制和扩散方向的方法使得一个 agent 能更有效的从其父代和兄弟中继承复制和扩散的方向。

复制和扩散的法则有很多模式, 一种模式是进化

模式, 在这种模式中, agent 具有学习能力, 向那个方向复制后代, 扩散到那一个位置, 并非随机而定的, 它是从父辈的复制和扩散中学习而来的, 这种方法效率高, 但实现起来比较复杂。还有一种模式就是随机模式, 向哪一个方向扩散移动的距离是多少, 向哪个方向复制, 复制多少个后代, 这些都是随机决定的。

本文采用一种改良的随机进化模式, 当 agent 检测到它目前所处的位置 (该位置的像素称为特征像素) 满足一致性标准时, 它就在邻域中的空位置复制后代, 直到邻域中再没有位置可容纳 agent 为止, 如果它的位置被其他 agent 所占据了, 那么它并不复制后代。例如, 如果邻域半径 $R=1$, 则 agent 最多在其周围复制 8 个后代。这样设计的原因是考虑到在图像中, 绝大部分特征像素是相连在一起的, 而那些“孤立”的特征像素点只占很少一部分。因此只要找到一个特征像素, 就可以找出更多的特征像素, 这样就可以大大缩小搜索时间。

当 agent 检测到它目前所处的位置不是特征像素时, 它会不断探测周围的情况, 看在它的邻域里是否有特征像素, 如果有, 而且那个位置是空的, 它就转移到那个位置, 如果在邻域内探测不到特征像素, 它就随机转移到邻域内的任何一个空位置上, 这就使 agent 有更多搜索特征像素的机会。

当 agent 移动到新的位置时, 在此之前已有 agent 到过, 或者是 agent 本身刚才已经到过, 如果再次经过, 会造成无休止的死循环。为了解决这个问题, 每个 agent 都有一个生命周期, 即每个 agent 的生命是有限的, 每移动一次, 其年龄就加 1, 如果它在生命周期内没有找到特征像素, 它就会死亡。虽然这种重复搜索不会造成死循环, 但会浪费大量的时间, 使整个特征提取的效率大大降低。因此可以采取一些有效措施来减少这种不必要的重复搜索, 例如, 在 agent 到过的地方留下某种标志, 使得后来的 agent 不再重复搜索。

基于 agent 模型的算法流程图如图 2 所示。

3 实验

为了验证本文算法, 实验分别采用医学胸部的 CT 图像和脑部的磁共振图像进行实验。

3.1 医学胸部 CT 图像

图 3 为人体胸部的 CT 图像^[7], 图 3(a) 为原始图像, 图 3(b) 为普通的区域增长法的结果 (左肺、右

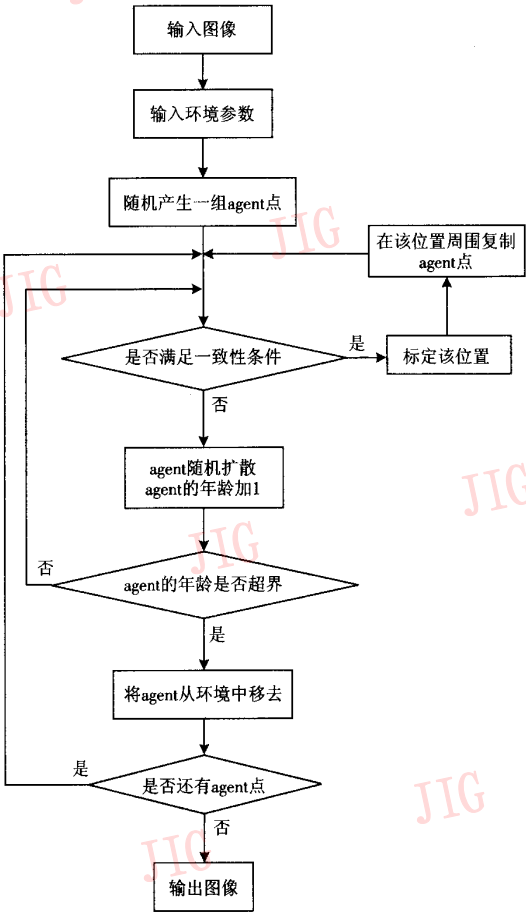


图 2 算法流程图

Fig.2 Flow chart of image segmentation based on agent

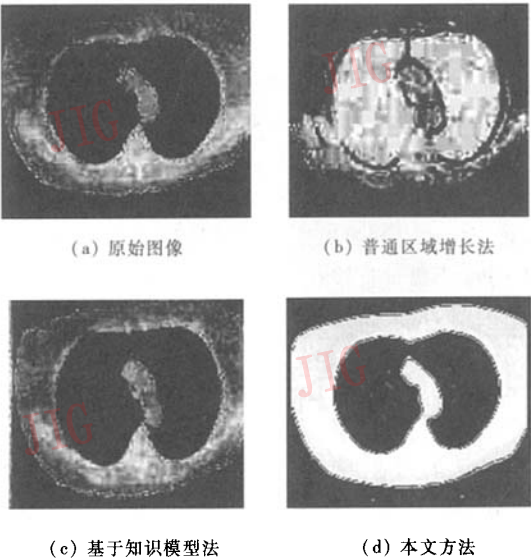


图 3 胸部 CT 图像的分割结果

Fig.3 Segmentation results of chest CT image

肺无法区别开),图 3(c)为基于知识模型的分割结果,图 3(d)为本文算法的分割结果(左肺、右肺已明显区别开)。由图 3 可知,基于 agent 的图像分割方法可以得到较为满意的分割结果,减少了人工干预,提高了效率和准确度。由于没有参考图作为依据,本文依据经验采取人工判读方法分析其总体检测性能,如图表 1 所示。

表 1 总体检测性能

Tab.1 Total detection capability

	普通区域增长法	基于知识模型法	本文方法
正确检测率(%)	75.2	91.7	92.6
错误检测率(%)	24.8	8.3	7.4
检测时间(ms)	30.05	52.51	65.09

3.2 脑部的磁共振图像

脑部的磁共振图像的分割,定义了 4 类 agent 用于分割,分别为枝形区域、包围区域、外轮廓区域和肿瘤区域,如图 4 所示。

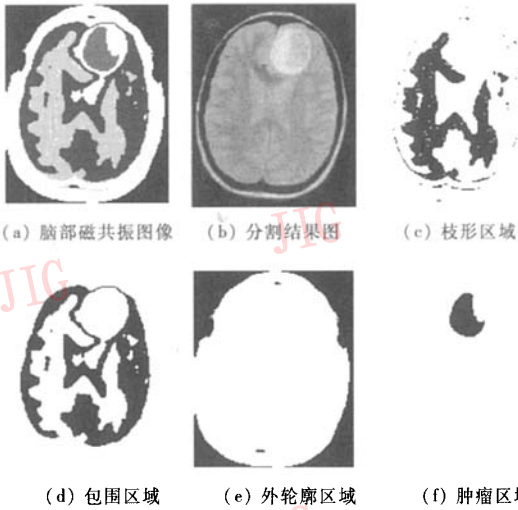


图 4 脑部的磁共振图像分割结果

Fig.4 Segmentation results of brain MRI image

从实验可以发现,agent 的动态行为还是很简单的,在每一时刻,agent 探测、反应的只涉及其周围的小部分邻域。经过几次循环,agent 将自适应的逐渐集中于易于发现满足一致性条件的区域内。在整个搜索过程中所有被激活的 agent 点及相应的已标注的一致性像素,如图 5 所示。图 5 为标注的 4 类激活 agents 数及已标注的像素数。

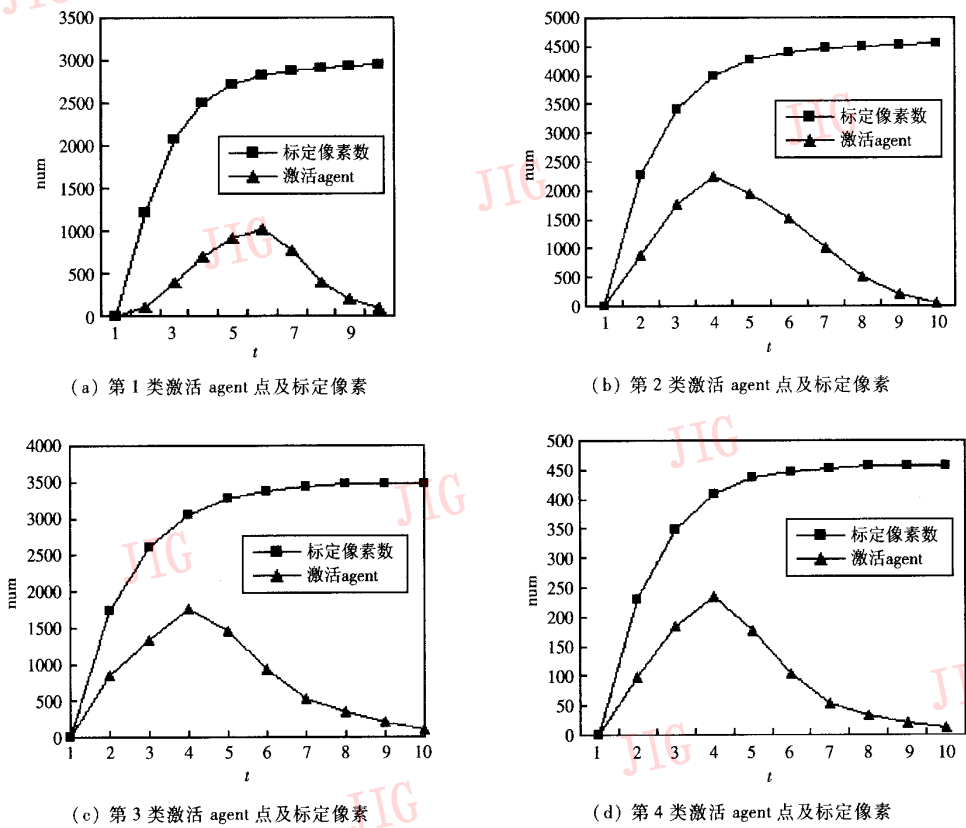


图 5 4 类标定的 agent 数及像素数
Fig.5 Labeled agents and pixel number

因为在整个循环过程中,主要是针对被激活的 agent 所处环境采取相应的行为模式,程序的计算量、耗时都主要用于判定 agent 是否满足一致性标准及其行为矢量的计算。因此考虑以整个循环过程中所有曾经被激活的 agent 的个数作为计算代价。表 2 列出了所有类别在循环过程中的激活 agent 的个数。由表 2 可以看出它远小于实际的图像尺寸 $124 \times 150 = 18\,600$,大大提高了检测效率。

表 2 激活 agent 个数统计
Tab.2 Statistic of active agents

类别	激活 agent 个数
第 1 类	3 466
第 2 类	4 546
第 3 类	3 482
第 4 类	458
总数	11 952

由于至今没有一个通用的标准来判断分割是否正确,分割的好坏必须从分割的效果来看。图像分割的效果评价依据和条件^[8]有:①分割的图像区域应具有同质性,如灰度级别、纹理特性相近等;②相邻区域之间对于选定的同质判定标准而言,存在显著的差异;③区域内部平整,不存在很小的空洞;④每个分割的区域边界应具有平整性和空间位置的准确性。现有的很多分割方法都是部分满足上述条件,而且上述条件相互制约,不同的分割方法总是在不同的约束条件中找到适当的平衡点。分析图 3(d)和图 4 的分割结果可知,图像分割效果评价条件得到了满足。本文方法对医学 CT 图像和磁共振图像的分割结果的边缘定位很准确,分块也非常合理,过分分割现象得到有效抑制,同时感兴趣小区域得以保留,很好地实现了医学图像的分割目标。同时此算法对标准图像的分割效果也比较好,完全可以与同类分割方法相比,不仅过分分割现象得到很好的抑制,而且边缘定位也很准确。

4 结 论

本文提出了一种基于 agent 随机扩散的图像分割的方法。实验结果表明,它能够对噪声能进行较好的抑制,对弱边界图像分割取得较好的效果。这种方法主要特点如下:

- (1) agent 的复制和扩散是随机的动态选择;
- (2) 适合一致性区域连通的局部区域,且不同区域的 agent 点可以同时处理;
- (3) 容易描述和实现。

下一步研究集中在如何将初始分配的 agent 归于特定的类,保证 agent 点以最快的方式完成给定的任务。

参考文献 (References)

- 1 Chong Jing-song, Zhou Xiao-kuan, Wang Hong-qi. Entropic thresholding method based on genetic algorithm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1999, 12(6): 747~750. [种劲松,周孝宽,王宏琦. 基于遗传算法的最佳熵阈值图像分割法[J]. 北京航空航天大学学报, 1999, 12(6): 747~750.]
- 2 Guo Yu-chun, Kuang Jin-yu. A relaxation algorithm for texture segmentation[J]. Journal of Beijing Normal University, 1994, (1): 60~66. [郭宇春,匡锦瑜. 一种纹理图像分割的松弛算法[J]. 北京师范大学学报, 1994, (1): 60~66.]
- 3 Chui Qi. Image Disposal and Analysis—The Method and Application of Mathematical Morphologic [M]. Beijing: Scientific Publishing Company, 2000. [崔屹. 图像处理与分析——数学形态学方法及应用[M]. 北京:科学出版社, 2000.]
- 4 Huang Jian-jun, Zhao Rong-chun. A Fuzzy ART based image segmentation approach[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(5): 718~720. [黄建军,赵荣春. 基于模糊 ART 的图像分割[J]. 电子学报, 2001, 29(5): 718~720.]
- 5 Liu Hong, Zeng Guang-zhou, Lin Zong-Kai. The construction of software agent[J]. Computer Science, 1998, 25(2): 24~28. [刘弘,曾广周,林宗楷. 软件 Agent 的构筑[J]. 计算机科学, 1998, 25(2): 24~28.]
- 6 Liu Ji-ming, Tang Yuan Y. Adaptive image segmentation with distributed behavior-based agents[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(6): 544~551.
- 7 Yang Xiao-qiang, Li Bin, Wei Sheng-min. Method for segmenting medical image based on anatomical model[J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2005, 2(1): 62~65. [杨晓强,李斌,魏生民. 基于解剖知识模型的医学图像分割方法研究[J]. 航天医学与医学工程, 2005, 2(1): 62~65.]
- 8 Liu Xi-ying, Wu Shu-quan, Xu Xiang-min. Medical image segmentation based on region growing arithmetic [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2004, 4(2): 49~51. [刘喜英,吴淑泉,徐向民. 基于区域生长法的医学图像分割研究[J]. 重庆邮电学院学报, 2004, 4(2): 49~51.]