

基于空间相关性的图像分割算法研究*

李 鹏¹, 李 玲², 李 敏¹

(1. 长江大学 计算机科学学院, 湖北 荆州 434023; 2. 荆州市环境保护局辐射与危险废物监督管理站, 湖北 荆州 434000)

摘 要: 提出一种充分利用图像的空间相关性来达到高效快速地进行图像分割的新方法。利用均值漂移算法对图像进行分割形成过度分割的区域,并使这些区域保持理想的边缘和空间相关部分,用图结构表示的区域相邻图来代替分割的区域。和 K-均值算法的思想一样,迭代循环置信传播算法以其具有收敛速度快的特点被用于最小化开销函数、整合过度分割的区域和获得最终的分割结果。基于分割区域而不是图像像素的图像聚类分割方法可降低噪声敏感性,同时提高图像分割质量。与 FCM 和 MRF 算法相比较,该算法在复杂场景图像中显示了更好的分割性能。

关键词: 图像分割; 均值漂移; 循环置信传播; 空间属性

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2013)01-0314-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.01.081

Image segmentation algorithm based on spatial correlation

LI Peng¹, LI Ling², LI Min¹

(1. College of Computer Science, Yangtze University, Jingzhou Hubei 434023, China; 2. Radiation & Hazardous Waste Investigation Station of Jingzhou Environmental Protection Bureau, Jingzhou Hubei 434000, China)

Abstract: This paper presented a full use of spatial image correlation to achieve efficient fast image segmentation method. First of all, it used mean shift image segmentation algorithm to formate an excessive segmentation, so that it made these areas to maintain the desired edge and spatial correlation part. Then, it used the graph structure of the region adjacency graph instead of segmentation. Like K-means algorithm, iterative belief propagation algorithm had the advantages of fast convergence was used to minimize the cost function, integrate over segmentation and obtain the final segmentation result. Based on the segmentation of the region rather than the image pixel, image clustering segmentation method could reduce the noise sensitivity, while improving the quality of image segmentation. Comparing with FCM and MRF algorithm, the new algorithm in entropy evaluation standard especially complex scene images shows a better performance.

Key words: image segmentation; mean shift; loopy belief propagation; spatial property

0 引言

图像分割具有应用广泛的研究领域^[1],它是图像处理和图像分析过程中最具挑战性的关键性问题。图像分割是指将一幅图像划分成若干互不重叠的、有意义的和具有相同性质的区域。图像分割是图像分析和模式识别的关键环节,同时它也是低级视觉技术的基础。在目标识别与跟踪、图像检索和其他计算机视觉应用中,图像分割所起作用是非常重要的^[2]。

到目前为止,已经提出了很多种用于图像分割的方法,如 K-均值算法^[3]、阈值法、启发式的区域增长法^[4]和复杂精细的分层法^[5]等。已有图像分割方法可分为基于特征空间聚类法^[4]、图形法^[6]和空间分割法^[7]三类。基于特征空间聚类法通常是指通过选择和计算图像颜色和纹理等特征来获得图像全局特征,这些方法使用特定距离测量和特征样本向量处理,忽略了图像的空间信息。数据聚类法在发现图像的显著性方面是十分有效的,但它忽略了图像的空间结构和详细的边缘信息。如果特征空间重叠,那么不相邻区域的像素就有可能进

行组合。

考虑到图像边缘和空间信息的重要性,在空间域进行图像处理就成为趋势。编码空间属性可通过连续约束和基于区域的分割两种方法实现。连续约束^[8]认为相同对象经常出现在图像中,在空间上接近和通过补偿因子偏置项来实现;基于区域的图像分割^[9]是通过对图像进行过度分割以及合并过度分割的区域来实现的。文献[10]中构建了空间潜在狄利克雷分配(SLDA)模型,它能更好地编码,具有特征连续约束的空间结构,这些特征在解决问题中具有重要意义。在文献[11]中提出空间相关潜在规则模型(Spatial-LTM)算法。Spatial-LTM是指一幅图像包含对象的分层方式对具有均匀外表和区域内的突出图像斑块进行图像区域过度分割。

笔者提出将连续约束和基于区域分割相结合的方法。用均值漂移算法(mean shift, MS)^[12]过度分割图像且用区域相邻图(RAG)^[13]来表示,接着就可以将其视为一对 Markov 随机域^[14],同时也可将图像分割视为映射问题。在 K-均值算法思想的基础上使用迭代循环置信传播(LBP)算法来解决映射问题。选择 MS 算法的原因如下:a) MS 算法可形成分割区域并

收稿日期: 2012-05-25; 修回日期: 2012-06-30 基金项目: 湖北省教育厅优秀中青年基金资助项目(Q20111311)

作者简介: 李鹏(1978-),男,湖北仙桃人,讲师,硕士,主要研究方向为图像识别与信息处理(aercon@126.com);李玲(1973-),女,工程师,主要研究方向为图像处理;李敏(1972-),女,教授,博士,主要研究方向为计算智能与图像处理。

保持理想的边缘特征;b) MS 算法能明显降低基本图像实体数,使 RAG 的顶点数量少于像素点。因此,LBP 算法的时间复杂度明显降低。

1 相关符号和定义

1.1 基于 MS 算法的图像区域分割

MS 算法^[15]是一个强大的特征空间分析方法,它可以用于不连续保持平滑和图像分割问题,这也是在下文模型中使用 MS 算法的主要原因。

径向对称核心满足条件 1,其中常数 $c_{k,d}$ 的选择必须使条件 2 成立($k(x)$ 在 $x > 0$ 时才有定义), $k(x)$ 是单调递减函数,是核的简称。

条件 1 $K(x) = c_{k,d} k(\|x\|^2)$

条件 2 $\int_0^\infty K(x) dx = \int_0^\infty c_{k,d} k(\|x\|^2) dx = 1$

对 n 个数据点 x_i ,在 d 维空间 R^d 的平均移位定义为

$$m_{n,G}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)} - x \quad (1)$$

其中: x 是核的中心; h 是带宽参数; G 是核重; x 是核心,因此它与加权平均算法不同,可保证 MS 算法收敛于邻近的某个梯度约为 0° 的点,低密度值的区域对于特征空间分析来说毫无意义。在局部最大值附近,MS 算法执行步骤复杂且分析更加精细,MS 是一种自适应梯度上升算法。 G 的中心位置能通过以下迭代式不断更新。

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\| \frac{y_j - x_i}{h} \|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\| \frac{y_j - x_i}{h} \|^2)} \quad j=1,2,\dots \quad (2)$$

其中: y_1 是核初始位置的中心。

用具有 P 维向量的 2 维表格表示图像, $P=1$ 表示灰度级图像,格空间被称为空间域,而每个像素的特征被称为距离或范围域。对于这两个域,设它们的欧式度量已知,分别规定 x_i 和 z_i 是 d 维($d=p+2$)输入和在联合的空间范围域过滤的图像像素。分割实际上是对经 MS 滤波区域的合并过程,使用 MS 分割算法需要选择带宽参数 $h=(h_r, h_s)$ 。其中 h_r, h_s 分别是内核空间和范围内核的带宽,它确定模式检测的分辨率。参数 M 是区域像素数的阈值,如果一个区域包含的像素少于 M ,那么它将会删除或合并到相邻区域。

1.2 区域相邻图(RAG)和循环置信传播(LBP)

根据 MS 算法得到的分割区域用 RAG^[16] 来表示。一个区域相邻图由结合各区域和每对邻近区域边缘的顶点组成,按照定义,区域相邻图提供了图像连接性和空间视觉。RAG 实例如图 1 所示。

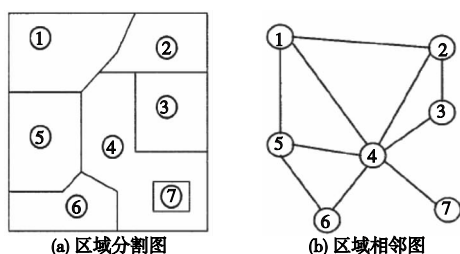


图1 RAG实例

RAG 可以视为一对 Markov 随机域(MRF)^[17],并通过最小化 RAG 的耗损函数获得每个区域的标签来使用置信传播(BP)算法^[18]。在某些特定参数值,BP 算法不能达到收敛,RAG 就是一幅充满循环圈的图。但对于某些具有循环 MRF 的计算机视觉问题,LBP 算法^[19]已经取得成功。

循环置信传播算法称为和一乘积算法,它是一种计算图像化模型边际函数的迭代算法,此模型经常用于人工智能、信息理论和计算机视觉。下面给出图像分割中 BP 算法流程。

设 P 是图像的像素集, L 是标签集,假如标签为 f ,则分配一个标签 $f_p \in L$ 给每个像素 $p \in P$,假设标签在每个地方都是均匀变化的,但也可能在一些地方如目标边界变化很快,通过能量函数来考虑和衡量标签的质量。

$$E(f) = \sum_{(p,q) \in N} V(f_p, f_q) + \sum_{p \in P} D_p(f_p) \quad (3)$$

在此模型中: N 是图像邻近区域交互对集; $V(f_p, f_q)$ 是将 f_p 和 f_q 分配给两个相邻区域的耗损,通常是指不连续耗损; $D_p(f_p)$ 是指在给像素 P 分配标签 f_p 时的耗损,它也称为数据耗损。找到一个最小能量标签和 MAP 估计问题相对应,通常这种算法定义在概率分布中,也可以用负对数概率来计算,那么最大乘积就变成了最小和,通常用后者计算,因为其数字工件要求没那么严格,而且它更直接地使用能量函数,所以将这种最小和算法称为 LBP^[20]。

LBP 算法的原理是传递 RAG 的信息,每个信息是可能标签给定维度的向量。设 m_{pq}^t 是信息,在最初时刻节点 p 将此信息发送给相邻节点 q ,当使用负对数概率来计算时,所有条目都初始化为 0,且每次迭代新信息均为

$$m_{pq}^t(f_q) = \min_{f_p} (V(f_p, f_q) + D_p(f_p) + \sum_{s \in N(p) \setminus q} m_{ps}^{t-1}(f_p)) \quad (4)$$

其中: $N(p) \setminus q$ 表示相邻节点 p 除以 q 。在 T 次迭代后,每个节点的置信向量为

$$b_q(f_q) = D_q(f_q) + \sum_{p \in N(q)} m_{pq}^T(f_q) \quad (5)$$

最后,每个节点单独最小化 $b_q(f_q)$ 的标签 f_q^* 就选择出来了。

2 基于空间相关性的图像分割算法设计

2.1 算法设计

本文提出的新算法的算法流程具有如下特点:a)输入的图像用 MS 算法分割成多个分离的区域;b)由 MS 分割产生的区域可以由 RAG 来表示,它包含了图像的结构和区域连接的拓扑信息;c)与 K-均值算法一样,采用迭代置信传播算法得到每个区域的最终标签。所提新算法的步骤如下:

- 提取图像每个像素的特征,如纹理、亮度的均值和方差;
- 用 MS 算法将图像分割成多个组成部分;
- 构建 RAG;
- 用随机选择特征向量初始化聚类中心;
- 直到达到最大步骤或者是聚类中心不变时才停止迭代过程。

为了定义置信传播的耗损函数,首先定义特征空间,纹理对图像分割是非常有用的,而且能从图像中提取出来。给每个像素定义一个位于像素中心 $(2k+1) \times (2k+1)$ 的窗口,由 k 值决定局部相邻区域的大小,区域大小的选择通常依靠图像和应用。每个像素的特征由如下三部分组成:纹理特征、窗口亮度均值和方差。本文对每个窗口进行平稳小波变换和总结每

个子带的绝对值,从而形成一个向量作为纹理特征。当图像用 MS 算法被分割成 $R_p (p=1, \dots, n)$ 个区域时,计算得到的每个区域像素的平均特征就认为是区域特征。

应用置信传播最小化耗损函数来获取区域标签,每个 R_p 区域必须分配 $L = \{1, \dots, l\}$ 的标签, f_p 是指特定区域的标签值,耗损函数的第一项 D_p 和第二项 $V_{p,q}$ 分别是指 E_{data} (能量对应数据项)和 E_{smooth} (交互能量)。 D_p (数据项)是衡量标签 f_p 与给定观察数据的区域 p 的标准, E_{smooth} 使每个标签都具有连贯性,平滑可以消除错误分类,但是过度平滑将导致目标边界效果不佳。没有这个问题的耗损函数被称为不连续保持,波茨互动补偿就是不连续保持能量函数的实例。

在这个模型中,任意一对标签的不连续都得到相同补偿,波茨互动补偿的数学表达式为

$$V_{p,q}(f_p, f_q) = \begin{cases} \lambda & f_p \neq f_q \\ 0 & f_p = f_q \end{cases} \quad (6)$$

λ 的值(本文 $\lambda = 1$)控制用耗损函数处理过的连贯数量,通过随机选择 l 特征和与之相应的由 MS 算法分割产生的 l 个区域来初始化 l (提前设定的聚类数)中心 $u_i (i=1, \dots, l)$, 且令 $m_{pq} = 0$, 设

$$D(f_p) = \|F_p - u_{f_p}\|_{\chi^2} = \sum_{i=1}^k \frac{(F_p(i) - u_{f_p}(i))^2}{(F_p(i) + u_{f_p}(i))} \quad (7)$$

其中: F_p 由 MS 算法分割产生区域 R_p 的 K 维特征向量, u_{f_p} 是假定的聚类中心。

使用置信传播算法最小化耗损函数是基于 K-均值算法思想,通过计算每个标签的平均特征来重新计算标签的中心,获得新的分割结果,当达到最大迭代步骤或是中心向量收敛时则停止迭代。

为了说明此算法的实现过程,本文使用如图 2 所示的自然图像实例进行验证。图像大小是 256×256 , 图 2(a) 是原始图像; (b) 是用 MS 分割算法产生的分割结果图, 设 $h = (h_r, h_s) = (8, 8)$, $M = 50$; (c) 是过度分割产生的 RAG 图; (d) 是分割类 $L=2$ 的置信传播产生的被标记区域结果图; (e) 是得到的最大补偿结果图。

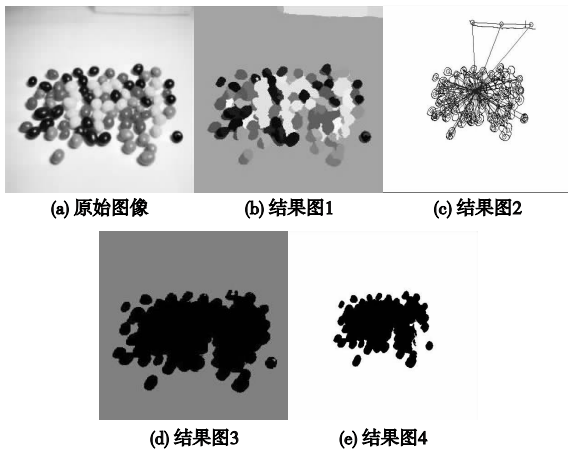


图2 自然图像分割实例

2.2 参数选择

本文所提算法有多个参数,包括特征提取窗口大小、MS 空间和范围分辨率、过度分割区域像素最小值和置信传播的迭代次数。在分割实验中发现此算法对大范围的过度分割区域的像素的最小值变化不敏感,统一设置为 50,循环置信传播的收敛速度快,迭代步骤少于 8 次,重计算中心和信息迭代步骤在

实验时设置为 5 (注:如果更新消息的迭代步骤太长,将得到一个没价值的结果,这也是 LBP 算法的特点)。基于 MS 的空间和范围分辨率是很重要的因素,它对分割质量产生很大的影响,文献[21]提出自适应算法,此类算法在选择两个参数时需要进行复杂计算,且这两参数是按照经验原则,即当图像结构复杂、聚类数目多和使用小值,反之也成立。设 (h_s, h_r) 的值为 $(8, 8)$, 另一个参数是 λ 因子,考虑到其他的参数,得到 λ 的曲线图与图像分割熵如图 3 所示。

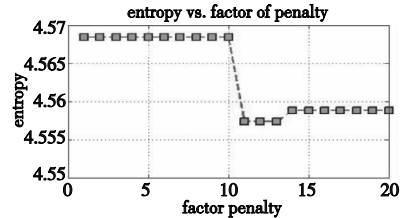


图3 图像分割熵与补偿因子

从图 3 可以看出,本文算法对补偿因子 λ 在很大范围内的变化不敏感, λ 的值越大时,熵就变得越小,但会造成图像某些部分的错误分类,尤其是当 $\lambda > 10$ 的情况。

3 实验结果

3.1 对不同图像进行的实验结果

利用本文算法对来自 Berkeley 分割数据集^[22]的自然图像进行分割,有许多人、人造结构和城市场景的图像。图像分割的目的是在任意场景中将感兴趣的目标从背景中分离出来,考虑到受限制数字背景问题,即只有一或两个目标出现在图像中,选择图像的大小是 240×160 。MS 分割算法的参数设置为 $h = (h_r, h_s) = (8, 8)$, $M = 50$, 像素的提取特征包括位于图像每个像素中心固定窗口亮度的均值和方差,本实验中 $K = 4$, 因此窗口的大小为 9×9 , 实验结果如图 4 所示。

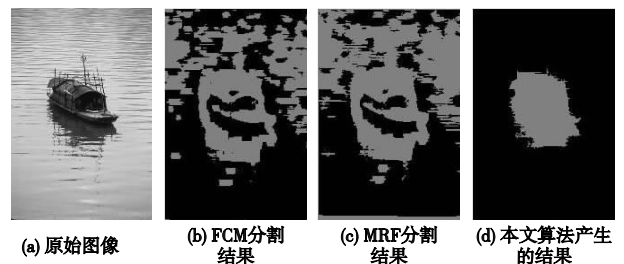


图4 自然图像的分割结果

应用本文算法对 SAR 图像进行分割,图像的大小是 256×256 , 所提取特征是图像纹理,在像素中心定义一个 $(2k+1) \times (2k+1)$ 的窗口,然后用 3 级小波滤波器分解窗口,并计算每个子带响应的总能量,因此每个像素的总值就有了 $3 \times 3 + 1 = 10$ 个特征。实验结果如图 5 所示。

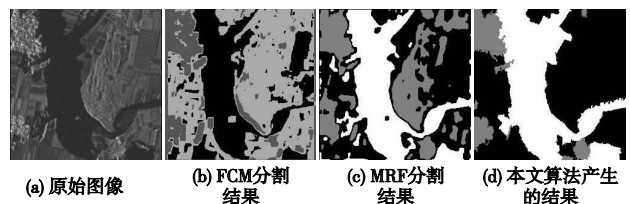


图5 SAR图像的分割结果

FCM 是一种特征空间算法。从自然图像和 SAR 图像的分割结果可以看出,由于忽略了特征空间的空间关系在分割区域出现一些噪声点, MRF 算法优于 FCM,因为它设定补偿项的连

续性和存在性。本文算法考虑图像空间结构和详细边缘信息,也因此获得了空间连贯分割结果和优良的保持性边缘。

3.2 实验结果评价

本文算法有效性是通过视觉进行评估的,换句话说,这三种算法的结果仅仅是通过对图像进行定性和间接测量的,这是一种主观判断和比较,因此有必要提供定量评估算法来进行可靠客观评价。文献[23]提出了一种基于熵定量评价函数 E 来评估图像分割的质量,此算法属于经验方法。本文使用这种评估函数。

定义分割是指将图像 I 分割成 C 任意形状的不相邻区域,设 S_I 为全图形 I 的大小, $L_m(m)$ 为区域 j (记为 R_j) 中的像素数,在 I 中的亮度值为 m , V_j 是 R_j 中所有可能的亮度值的预设值,对于熵 R_j ,预计区域的熵和图像布局熵分别用 $H(R_j)$ 、 $H_r(I)$ 、 $H_l(I)$ 表示,公式为

$$H(R) = - \sum_{m \in V_j} \left(\frac{L_j(m)}{S_j} \right) \log \left(\frac{L_j(m)}{S_j} \right) \quad (8)$$

$$H_r(I) = - \sum_{j=1}^C \left(S_j/S_I \right) \log(S_j/S_I) \quad (9)$$

$$H_l(I) = \sum_{j=1}^C \left(S_j/S_I \right) H(R_j) \quad (10)$$

基于熵评估函数为 $E = H_l(I) + H_r(I)$, E 结合了布局熵 $H_l(I)$ 和预计区域熵 $H_r(I)$,本质上它试图在个别区域一致性和分割区域数的统一之间取舍平衡。

本评估实验使用来自 Berkeley 分割数据集的灰度图像,将所选图像的大小重置为 240×160 ,实验参数与 3.1 节相同, I 表格验证基于 $H_r(I)$ 、 $H_l(I)$ 。部分复杂场景图像分割结果如图 6 所示。



图6 部分复杂场景图像分割结果

显然,本文算法是最精简的分割算法,它显示了 E 的最小值,熵偶尔会略大于 N_{cut} ,但仍小于 FCM 和 MRF,而且当图像的结构复杂时,本文所提算法具有更好的算法优势。

4 结束语

本文提出一种图像分割的新算法,此算法充分利用了基于 MS 和 LBP 图像的相关性质:a) 使用 MS 算法允许维持图像不连续性质的分割形式;b) RAG 用 LBP 算法整合过度分割的区域,本文算法产生的性能优于 FCM 和 MRF,且它明显降低了计算的时间复杂度。

虽然该算法具有上述优势,但仍然存在一些问题需要以后进行研究和解决。此算法对 MS 产生的分割结构敏感,如何选择空间和范围分辨率也是需要解决的重要问题,LBP 收敛性是另一项重要的任务。与 K-均值算法一样,LBP 可能收敛到局部最优解,如何让 LBP 得到全局最优解仍是难题。

参考文献:

- [1] PAL N R, PAL S K. A review on image segmentation techniques [J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(9): 1277-1294.
- [2] DUDA R O, HART P E, STORK D G. *Pattern classification* [M]. 2nd ed. New York: Wiley Interscience, 2000: 10-30.
- [3] FAN Jian-ping, ZENG Gui-hua, BODY M, *et al.* Seeded region growing: an extensive and comparative study [J]. *Pattern Recogni-*

tion Letters, 2005, 26(12): 1139-1156.

- [4] JACOBS D W, WEINSHALL D, GDALYAHU Y. Classification with nonmetric distances: image retrieval and class representation [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 22(6): 583-600.
- [5] YU S X, LEE T S, KANADE T. A hierarchical Markov random field model for figure-ground segregation [C]// *Lecture Notes in Computer Science*, vol 2134. Berlin: Springer, 2011: 118-130.
- [6] WANG X, GRIMSON E. Spatial latent Dirichlet allocation [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2007, 34(8): 10-20.
- [7] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(4): 888-905.
- [8] TREMEAU A, COLANTONI P. Regions adjacency graph applied to color image segmentation [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2010, 9(3): 735-744.
- [9] BOYKOV Y, VEKSLER O, ZABIH R. Fast approximate energy minimization via graph cuts [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(11): 1222-1239.
- [10] DING Jui-di, MA Ru-ning, CHEN Song-can. A scale-based connected coherence tree algorithm for image segmentation [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2008, 17(2): 204-216.
- [11] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient graph-based image segmentation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 59(4): 167-181.
- [12] WANG S, SISKIND J M. Image segmentation with ratio cut [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(5): 675-690.
- [13] TAO Wen-bing, JIN Hai, ZHANG Yi-min. Color image segmentation based on mean shift and normalized cuts [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics: Part B*, 2007, 37(6): 1382-1389.
- [14] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(8): 603-619.
- [15] KUMAR S, GUPTA R, KHANNA N, *et al.* Text extraction and document image segmentation using matched wavelets and MRF model [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2007, 16(3): 2117-2128.
- [16] YANG Fa-guo, JIANG Tian-zi. Pixon-based image segmentation with Markov random fields [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2003, 12(6): 1552-1559.
- [17] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient belief propagation for early vision [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 70(5): 41-54.
- [18] GEMAN D, GEMAN S, GRAFFIGNE C, *et al.* Boundary detection by constrained optimization [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(2): 609-628.
- [19] COMANICIU D. An algorithm for data-driven bandwidth selection [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(4): 281-288.
- [20] ZHANG Y J. A survey on evaluation methods for image segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 1996, 29(2): 1335-1346.
- [21] 王芳梅, 范虹, 王凤妮. 水平集在图像分割中的应用研究 [J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(4): 1207-1210.
- [22] 吕雁, 冯大政, 吴艳. 基于描述方法的 SAR 图像分割 [J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(3): 1169-1171, 1120.
- [23] 黄志勇, 何发智, 蔡贤涛, 等. 一种随机的视觉显著性检测算法 [J]. *中国科学: 信息科学*, 2011, 41(7): 863-874.