

# 基于局部自适应先验 MRF 模型的 快速 BP 图像分割算法\*

刘光辉, 任庆昌, 孟月波

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 西安 710055)

**摘要:** 针对常规 MRF 分割模型不能有效描述图像的局部特征、常导致图像的过分割现象, 提出了一种局部自适应先验的 MRF 模型。该模型利用图像的邻接区域信息建立了一种局部自适应特征 MRF 模型。基于提出的模型, 建立了一种具有快速收敛策略的区域 BP 算法对 MRF 模型的区域消息进行传递, 有效解决了区域 BP 算法的计算量大的问题。实验结果表明, 与常规区域 BP 算法相比, 提出的分割方法具有更快的分割速度和精度。

**关键词:** 自适应局部先验; MRF 模型; 置信度传播算法; 快速收敛策略

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2014)04-1232-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.04.066

## Image segmentation based on fast BP algorithm over local adaptive prior MRF model

LIU Guang-hui, REN Qing-chang, MENG Yue-bo

(School of Information & Control Engineering, Xi'an University of Architecture & Technology, Xi'an 710055, China)

**Abstract:** Conventional Markov random field (MRF) is inefficient to present the local features of images, which often lead to over-segment results of images. To solve this problem, this paper proposed an adaptive local prior MRF model. The proposed model utilized adjacent region information to build a adaptive local feature MRF model. Then it proposed local region belief propagation (BP) algorithm to pass local region messages over the proposed MRF model. Furthermore, it proposed a fast convergence strategy to solve the large-scale computing of region BP algorithm. Compared with conventional region BP algorithm, the experiments results show that, the proposed approach can obtain more accurate segmentation results and also more speed.

**Key words:** adaptive local prior; MRF model; belief propagation algorithm; fast convergence strategy

## 0 引言

图像分割是计算机视觉领域的基础问题,许多计算机视觉问题(如图像匹配、图像重建、图像恢复等)常常依赖于图像分割的结果。图像分割就是把图像划分成有意义的区域或者子集。近年来,马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)模型在图像处理领域得到了广泛地应用。这种模型对图像的局部特征进行建模,把局部特征模型通过 MRF 节点的交互可以得到图像的全局 MRF 模型。基于 MRF 模型的图像处理方法通过 Bayesian 理论有效地引入了图像的先验知识,促进了 MRF 模型在图像处理领域的应用。但是对于复杂的自然图像来说,由于高阶 MRF 模型学习和推理的复杂性,常用的 MRF 模型被限定在全局同态的 Pairwise MRF 模型中。具有丰富统计特征的自然图像是全局非同态的,因而这种全局同态的模型不能有效描述自然图像的先验信息,常常导致图像的过分割。Levada 等人<sup>[1]</sup>提出了一种非同态的全局先验 Potts 模型以及参数估计算法,部分解决了常用的同态 Potts 模型对图像先验知识描述的不充分问题,但是对于复杂的自然图像特征建模仍没有提出一个有效的解决方案,并且这种非同态模型的参数估计仍然十分耗时。Zhang 等人<sup>[2]</sup>提出了一种块自适应 MRF 模型,这种

模型通过对图像进行局部块划分,对于全局非同态的图像来说,如果划分的局部块足够小,则可以认为局部块内是同态的。通过对每一个块内先验参数的学习,因此这种模型有效地描述了图像不同区域的先验特征,在图像放大问题中更好地保持了图像的边缘和纹理特征。

在基于 MRF 模型的图像推理算法中,置信度传播(BP)算法是一种高效的推理算法,广泛应用于图像处理问题中。但是 BP 算法存在一个主要的问题就是该算法对于标号数量多的 MRF 模型来说其计算量是十分惊人的。特别是 BP 算法在迭代的后期,很多节点的消息已经收敛,但由于 MRF 的全局收敛性条件没有达到,因此 BP 算法仍然需要在 MRF 的所有节点中进行消息的遍历,因此造成大量的冗余计算<sup>[3]</sup>。这个缺点限制了 BP 算法在一些图像处理问题中进一步地应用。Felzenszwalb 等人<sup>[4]</sup>提出了一种双边图的加速技术,有效减小了 BP 算法一半的计算量。Yang 等人<sup>[5]</sup>基于双边图技术,利用消息的收敛性条件,仅对未收敛的消息节点进行迭代,进一步加速了 BP 算法。但是这种利用节点之间的消息作为收敛性的判断依据,易受图像噪声或者纹理突变信息的干扰。

本文提出了一种新的局部自适应先验 MRF 模型。该模型首先对图像进行块划分,在局部块中,利用高斯混合模型

收稿日期: 2013-04-09; 修回日期: 2013-05-17 基金项目: 国家自然科学基金青年项目(51209167); 陕西省自然科学基金资助项目(2012JM8026, 2013JM8030); 陕西省教育厅专项基金项目(2013JK1091)

作者简介: 刘光辉(1976-), 男, 副教授, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理、智能建筑; 孟月波(1979-), 女, 博士研究生, 主要研究方向为智能算法、图像处理(mengyuebo@163.com)。

(Gaussian mixture model, GMM) 建立图像的标号先验模型;在局部块的标号场中,假定局部块是同态的,建立一种自适应描述局部标号场的 Potts 模型。同时,为了加速 BP 算法,本文基于提出的自适应先验 MRF 模型,建立了一种快速区域置信度传播(region belief propagation, RBP)算法。提出的加速策略采用相邻区域的消息进行收敛性判断,对于噪声或者纹理信息的干扰具有一定的鲁棒性。提出的算法在分割实验中,不仅获得了更好的图像分割结果,而且具有较快的运算速度。

### 1 图像的区域特征

图像的局部区域特征在图像分割问题中起到了重要的作用,常规基于 Pairwise MRF 模型的图像处理算法中,为了计算方便,常假定图像的相邻像素之间是独立分布的。虽然这种独立性的假定在许多图像处理问题<sup>[3,5-7]</sup>中得到了成功的应用,但是对于具有丰富统计特征的自然图像来说,这种独立性假定不能有效地描述图像像素之间的局部空间特征关系。在 MRF 框架下,较大的图像局部块显然包含了更多的图像局部信息,可以更好地描述图像的局部特征,但是由此带来局部模型参数估计的复杂性。本文提出了一种新的 MRF 分块模型,建立的模型首先对图像进行区域划分,把图像划分成 4×4 的像素块,然后进一步把 4×4 子块划分成四个相互重叠的 3×3 子块。划分后的子图模型如图 1 所示。

对于一个 3×3 子图来说,每一个像素节点唯一对应一个标号节点。假定图像总共可划分成 K 个分割区域,即图像的标号总数为 K,在图像的观察场模型中,采用高斯混合模型来描述图像像素的标号过程,则一个混合模型中总共有 K 个高斯(Gaussian)分布。为了简化计算复杂度,假定 3×3 子块内像素是独立分布的,则 3×3 子块内观察模型的概率分布密度函数定义为

$$P(x_{w_3}, y_{w_3} | \theta) = \prod_{x_i \in w_3, k=1}^K \alpha_k g(x_{ij}, y_{ij} | \mu_k, \sigma_k^2) \quad (1)$$

其中:  $w_3$  表示 3×3 像素块区域;  $x_{ij} \in w_3$  表示子块  $w_3$  内的像素;  $y_{ij}$  表示与像素  $x_{ij}$  唯一对应的标号节点;  $\alpha_k$  表示一个高斯混合函数中属于 k 类的权值;  $\theta$  表示高斯混合模型中所有未知参数的集合,  $\theta = \{ \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K; \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K; \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_K^2 \}$ ,  $\mu_k, \sigma_k^2$  分别表示第 k 类高斯分布的均值和方差; K 为分割总数;  $g(\cdot)$  是一个高斯分布函数,表示一个给定第 k 类高斯参数的概率密度分布,即

$$g(x_i, y_j | \mu_k, \sigma_k^2) = \prod_{k=1}^K \alpha_k \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp\left\{ -\frac{(x_i - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} \right\} \quad \text{且} \quad \sum_k \alpha_k = 1 \quad (2)$$

### 2 自适应先验 MRF 模型

在 Bayesian 框架下,图像的先验知识通常采用 MRF 模型<sup>[8-10]</sup>来描述。对于图像分割问题来说,通常这个先验知识倾向于表达图像的局部平滑性。Hammersley-Clifford 定理证明了图像 MRF 和 Gibbs 随机场的等价性,因此图像 MRF 的先验分布可以采用一个 Gibbs 分布描述如下:

$$P(\mathcal{Y}) = \frac{\exp\{ -\beta \sum_{c \in C} V_c(\mathcal{Y}) \}}{\sum_{\mathcal{Y}} \exp\{ -\beta \sum_{c \in C} V_c(\mathcal{Y}) \}} \quad (3)$$

其中:  $\sum_{c \in C} V_c(\mathcal{Y})$  是一个 Gibbs 基团的能量函数; c 为定义在邻域系统  $N_c$  上的 Gibbs 分布的基团; C 为邻域系统上所有基团的

集合;参数  $\beta$  是一个 Gibbs 分布的全局参数,控制着分割区域的平滑度。

虽然这种全局同态性的假定在图像分割问题上取得了较好的分割结果,但是对于自然图像来说,由于其具有丰富的统计特征,因此其全局特性常常是全局非同态性的。在图像分割问题中,这种全局同态性的假设由于不能有效描述图像的全局特征,因此常导致图像的过分割现象。为了解决这一问题,本文基于提出的局部区域 MRF 模型,建立了一种新的局部区域先验模型,并针对该局部区域结构,提出了一种先验参数  $\beta$  的动态估计方法。

建立的局部区域 MRF 先验模型如图 2 所示。

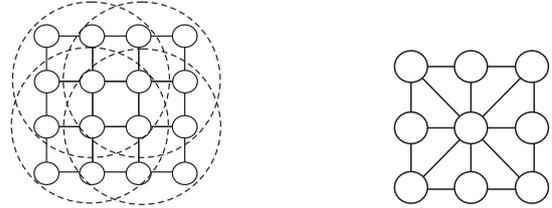


图 1 4×4 子区域的划分图 图 2 局部区域 MRF 先验模型在局部区域的四个方向上(包括水平、垂直、对角以及反对角)分别定义一个超参数  $\beta_i^1, \beta_i^2, \beta_i^3, \beta_i^4$ 。这种模型与采用一个  $\beta$  参数所描述的 MRF 先验模型相比,更有利于描述图像的局部特征。因此,本文定义新的 Gibbs 先验能量函数如式(4)所示。

$$\sum_{c \in C} V_c(\mathcal{Y}, \beta_i) = \sum_{c \in C, \gamma_i \in c} \{ -\beta_i y_i^k \} \quad (4)$$

其中:  $\beta_i = [\beta_i^1, \beta_i^2, \beta_i^3, \beta_i^4]^T$ , 称为第 i 个局部区域的子团参数集合, 1, 2, 3, 4 分别表示局部区域的四个方向参数; k 表示节点分配的标号值;  $y_i^k$  表示第 i 个标号节点分配的标号值为 k;  $y_i$  是一个长度为 K 的向量,如果  $y_i$  分配的标号为 k, 则  $y_i^k = 1$ ; 否则  $y_i^k = 0$ , 即  $y_i = [y_i^1, y_i^2, \dots, y_i^k, \dots, y_i^K]$ 。

与常用的采用全局固定的先验 Potts 模型相比,本文提出的局部区域 Potts 模型在图像的不同区域具有不同的先验参数,显然可以描述不同的图像先验特征。但是由于一般常用的参数估计方法对于 Potts MRF 先验参数估计的困难,因此本文提出了一种动态先验参数估计方法。在建立的局部区域先验模型中, Potts 先验参数  $\beta_i$  选择如下:

$$\beta_i = \exp\left\{ -\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2} \right\} \frac{1}{\text{dist}(x_i, x_j)} \quad (5)$$

其中:  $x_i$  和  $x_j$  分别为节点对 (i, j) 的像素强度值;  $\text{dist}(x_i, x_j)$  表示节点  $x_i$  与  $x_j$  之间的欧式距离; 参数  $\sigma$  表示邻域像素的方差水平,本文中参数  $\sigma$  设定为 5。根据上述 Potts 先验参数在局部区域内四个方向的定义,在图像分割算法运行过程中, Potts 先验参数可以通过计算快速得到,并且与常规的采用全局固定的先验 Potts 参数相比,具有更准确的先验知识,因而可以为基于 Bayesian 准则的图像分割模型提供更准确的先验知识。

在建立的图像局部区域 MRF 模型中,对于 3×3 区域来说, GMM 模型描述了给定观察数据的似然分布,局部自适应先验 Gibbs 分布描述了图像的局部先验知识,则根据统计理论中的 Bayesian 规则,已知假定数据的似然分布以及先验知识,则估计问题的后验概率分布给定如下:

$$P(y_{w_3} | x_{w_3}, \theta, \beta) = \frac{1}{Z(\beta_i)} P(y_{w_3} | x_{w_3}, \theta) (y_{w_3} | \beta_i) \quad (6)$$

其中:  $Z(\beta_i) = \sum_{y_{w_3}} P(y_{w_3} | x_{w_3}, \theta) (y_{w_3} | \beta_i)$  是一个划分函数,该函

数的计算是不可及的,因此,常把这个后验概率的最大化问题转换成—个求取似然分布概率的最大化问题,则有

$$\begin{aligned}
 P(y_{w_3} | x_{w_3}, \theta, \beta) &\propto P(y_{w_3} | x_{w_3}, \theta) P(y_{w_3} | \beta_i) \\
 &\propto \prod_{k=1}^K \alpha_k \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp\left\{-\frac{(x_i - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right\} \times \frac{1}{Z(\beta_i)} \exp\left(-\sum_{c \in C} V_c(Y, \beta_i)\right) \\
 &\propto \prod_{k=1}^K \frac{\alpha_k}{Z(\beta_i) \sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \times \exp\left\{-\left[\sum_{k=1}^K \frac{(x_i - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} + \sum_{c \in C} V_c(Y, \beta_i)\right]\right\}
 \end{aligned} \tag{7}$$

在 4 × 4 子块的局部模型内,建立四个 3 × 3 子块局部交互的观察分布模型后,假定任意两个 3 × 3 子块中,其中心像素 (x<sub>i</sub>, x<sub>j</sub>) 之间的距离服从正态高斯分布 N(0, 1), 即

$$w(d_{ij}) = f(|x_i - x_j|) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{(x_i - x_j)^2}{2}\right\} \tag{8}$$

则建立新的局部区域交互的自适应后验分割模型如下:

$$\begin{aligned}
 P(y_{w_4} | x_{w_4}, \theta, \beta) &\propto \prod_{s=1}^4 w(d_{ij}) P_s(y_{w_3} | x_{w_3}, \theta, \beta) \\
 &\propto \prod_{s=1}^4 w(d_{ij}) \prod_{k=1}^K \frac{\alpha_k}{Z(\beta_i) \sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \times \\
 &\exp\left\{-\left[\sum_{k=1}^K \frac{(x_i - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} + \sum_{c \in C} V_c(Y, \beta_i)\right]\right\}
 \end{aligned} \tag{9}$$

由式(9)可知,提出的新的局部空间 MRF 模型不仅有效引入了图像更大的局部空间特征,在图像分割、图像恢复等问题中可以更多地考虑到图像的局部空间特征,提高了图像的处理效果;而且由于提出的模型相比于同样大小的局部区域具有较少的估计参数,减少了高阶 MRF 模型参数估计的维数灾问题。同时,通过 3 × 3 子块间的空间加权系数,避免了由于较大的局部区域似然分布最大化所带来的块间的假边缘现象,使得图像分割结果具有较好的平滑性。

### 3 基于区域消息传播的快速 BP 算法

在基于 MRF 模型的图像分割问题中,BP 算法是一个高效的推理算法。常规的 BP 算法传递消息是在 MRF 节点之间进行传递的,由于本文提出的模型是基于区域的模型,因此常规的 BP 算法不能直接用于本文提出的模型。基于提出的自适应 MRF 分割模型,本文对常规的 BP 算法进行改进,使得改进后的 BP 算法可以在区域 MRF 模型中进行区域消息的有效传递。提出的算法在邻接区域中,通过对区域消息进行迭代传递,把图像的局部区域特征传递到图像的全局空间中,算法迭代直到 MRF 的全局收敛。

提出算法的区域消息更新规则以及区域置信度更新规则如式(10)(11)所示。

$$M_{w \rightarrow w'}(y_{w'}) \leftarrow \kappa \varphi(y_w) \psi_{w,w'}(y_w, y_{w'}) \prod_{u \in N(w) \setminus w'} \psi_{u,w}(y_u, y_w) \tag{10}$$

$$B_{w'}(y_{w'}) \leftarrow \kappa \varphi(y_w) \prod_{u \in N(w)} \psi_{u,w}(y_u, y_w) \tag{11}$$

式(10)为区域消息的更新规则。M<sub>w→w'</sub>(y<sub>w'</sub>)为从区域 w 传递到区域 w' 的消息;φ(y<sub>w</sub>)为区域 w 的似然分布;ψ<sub>w,w'</sub>(y<sub>w</sub>, y<sub>w'</sub>)为邻接区域对 (w, w') 之间的先验分布;B<sub>w'</sub>(y<sub>w'</sub>)表示区域 w 的置信度;∏<sub>u ∈ N(w) \setminus w'</sub> ψ<sub>u,w</sub>(y<sub>u</sub>, y<sub>w</sub>)为上一次迭代中区域 w 的邻接区域传递到区域 w 的消息,其中 u ∈ N(w) \setminus w' 表示区域 u 是区域 w 的邻接区域,但是不包括区域 w'。式(11)为区域 w 的置信度更新规则。

在提出的区域 BP 算法中,算法计算复杂度为 O(TL<sup>|w|-1</sup>N)。其中:T 为 BP 算法的迭代次数,|w| 为局部区域 w 的像素

总数,N 为 MRF 节点总数。对于局部区域 w 来说,虽然选择的局部区域尺度越大,包围的图像局部特征越多,理论上更有利于图像的处理效果,但是对于 BP 算法来说,算法的复杂度随局部区域的大小呈指数增长,其计算时间复杂度是十分惊人的。在大量实验中,通过平衡算法的时间复杂度和分割效果,发现选择局部区域 w = 3 × 3 时,算法具有较好的分割效果;同时,为了进一步加快算法的分割速度,本文提出了一种加速的区域 BP 算法。

BP 在迭代运行时容易出现大量的冗余计算,特别是在 BP 算法迭代的后期,由于大量的标号解已经收敛,但 BP 算法本质上仍然需要把所有未收敛的节点消息传递到 MRF 的全局。特别是对于本文提出的区域 BP 算法,由于每一个消息的计算复杂度和其局部区域大小 |w| 呈指数增长,因此这种算法的冗余计算更大。为了减小这种冗余计算,本文利用区域消息传递的收敛条件提出了一种加速策略,如果区域消息收敛,则消息在传递过程中可以跳过该区域,直接传递到下一个区域中。因此这种策略可以大量地减少 BP 算法的冗余计算,提高算法的运行速度。

在消息迭代过程中,假定从区域 w 传递到其邻域区域 w' 的消息在第 t, t - 1 次迭代中分别表示为 M<sub>w→w'</sub><sup>(t)</sup> 和 M<sub>w→w'</sub><sup>(t-1)</sup>, 则定义消息的收敛性条件如下:

$$|M_{w \rightarrow w'}^{(t)} - M_{w \rightarrow w'}^{(t-1)}| \leq \varepsilon$$

如果传递的消息满足上述收敛性条件,则认为从区域 w 传递到其邻域区域 w' 的消息已经收敛。式中,ε 是一个给定的阈值,其大小控制着算法的收敛速度。如果 ε 值较大,则区域消息 M<sub>w→w'</sub> 容易收敛,但是较大的阈值导致分割结果变坏;如果 ε 值较小,则区域消息 M<sub>w→w'</sub> 需要更多的迭代才能收敛,且其分割结果愈接近于标准算法;当 ε = 0 时,算法没有加速,等同于标准算法。因此 ε 值的大小对于算法的速度和精度都很重要,在不影响图像分割结果的前提下,通过实验发现,当 ε 值的取值范围为 [1.0e<sup>-16</sup>, 1.0e<sup>-1</sup>] 时,可以得到较为精确的分割结果以及较快的分割速度。

### 4 实验结果

为了验证本文算法的有效性,分别选取标准 BP、基于区域的 BP<sup>[6]</sup> 以及 MultiGrid BP 加速算法<sup>[8]</sup> 等进行实验比较。实验对象采用三幅 Berkley 图像分割库中的样本图像,如图 3 所示,分别为 countryside、smhouse、grain。在实验中,从左到右,人工设定四幅图分割类别分别为七类、六类和七类。图像的高斯模型参数分别采用 EM 算法进行估计。为了客观对比本文提出算法的有效性,每一幅图像对于不同的算法,采用相同的估计参数进行分割实验。标准 BP 算法采用全局同态的 MRF 模型,因此全局先验 Potts 模型参数 β 通常采用实验的方法来确定。通过大量的分割实验,选择最优的 β 参数,分别为 3.2、1.2 和 3.5。基于区域的 BP 算法中,局部区域的大小选择为四邻域区域,最优的 β 参数分别设定为 2.5、1.5 和 4.3。在本文算法中,设定的参数如前讨论,为了加速算法的运行速度,设定 ε 阈值分别为 1.78e<sup>-4</sup>、5.2e<sup>-4</sup>、4.59e<sup>-3</sup>。

实验分割结果如图 3 所示。从分割结果对比可以看出,与点对 MRF 分割模型相比,基于区域的分割模型通过局部区域模型引入了更多的局部特征,因此得到了更好的分割结果。特别是对于噪声或者纹理信息的干扰,区域 MRF 模型表现出了更好的鲁棒性,在这些区域得到了更好的分割结果。而基于点对的 MRF 分割模型,由于采用了分割的点概率估计准则,因此在

一些噪声或者纹理区域出现了一些分割斑点,如图 smhouse 中草坪、grain 中的谷物等区域的分割结果出现了大量的过分割。

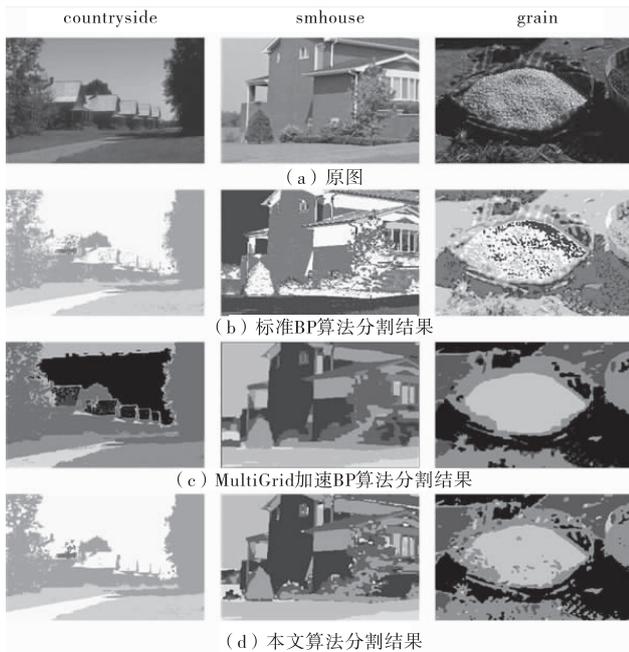


图 3 分割结果对比

对于提出的区域 BP 算法来说,由于区域消息的计算复杂度,因此常规的区域 BP 算法具有较长的分割时间。为了加快算法的速度,本文利用快速收敛策略,通过人工设定收敛阈值,对于相邻区域传递的消息进行收敛性判断。如果消息不收敛,则继续进行消息的传递;如果消息收敛,则认为已经得到了一个稳定的标号解,跳过该区域进行下一个区域消息的传递。MultiGrid BP 算法采用了一种多尺度块消息传递算法,并利用节点的收敛策略减少了 BP 算法的冗余计算,加速了 BP 算法。但是这种点概率收敛策略容易受噪声或者纹理突变信息的干扰,在节点之间造成消息传递的振荡;并且由于这种技术采用了多尺度的技术,因此具有较长的分割时间。本文提出的区域收敛策略有效地克服了这种干扰,表现出了更快、更稳定的速度。分割时间对比如表 1 所示。

表 1 图像分割时间对比

图像	算法迭代时间/s			
	标准 BP 算法	区域 BP 算法 <sup>[6]</sup>	MultiGrid BP 加速算法 <sup>[8]</sup>	本文算法
countryside	32.968	35.473	28.966	23.352
smhouse	15.859	8.438	14.529	5.571
grain	2.594	9.156	9.062	3.194

(上接第 1231 页)

[2] 周啸. 虹膜识别关键技术研究及实现[D]. 南京:南京航空航天大学,2010.

[3] 徐效文,张荷萍. 融合局部与全局特征提取的虹膜识别方法[J]. 计算机应用研究,2012,29(11):4378-4380,4397.

[4] DAUGMAN J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993,15(11):1148-1161.

[5] WILDES R P. Iris recognition: an emerging biometric technology [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1997,85(9):1348-1363.

[6] DAUGMAN J G. Biometric personal identification system based on iris analysis: US, 5291560[P]. 1994-03-01.

[7] TANG Yang-dong, LI Xiao-mao, Von FREYBERG A, et al. Automatic

## 5 结束语

本文提出了一种局部区域自适应 MRF 分割模型,并建立了一种快速收敛的区域 BP 算法。所建模型有效地利用局部区域信息描述了图像的局部特征,提出的 BP 算法不仅对图像的噪声和纹理突变具有一定的鲁棒性,获得了更好的分割结果,而且有效地减少了 BP 算法的全局迭代次数,加速了算法的收敛。实验结果充分证明了提出分割方法的有效性和快速性。

### 参考文献:

[1] LEVADA A L M, MASCARENHAS N D A, TANNUS A, et al. Spatially nonhomogeneous potts model parameter estimation on higher-order neighborhood systems by maximum pseudo-likelihood [C]//Proc of the 23rd Annual ACM Symposium on Applied Computing. New York: ACM Press, 2008:1733-1737.

[2] ZHANG Xiao-ling, LAM K M, SHEN Lan-sun. Image magnification based on a blockwise adaptive Markov random field model [J]. *Image and Vision Computing*, 2008,26(9):1277-1284.

[3] 卢阿丽,唐振民,杨静宇. 基于信任度传播的体视算法[J]. 模式识别与人工智能, 2010, 23(1):84-90.

[4] FELZENSZWALB P, HUTTENLOCHER D. Efficient belief propagation for early vision [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006,70(1):41-54.

[5] YANG Qing-xiong, WANG Liang. Stereo matching with color-weighted correlation, hierarchical belief propagation, and occlusion handling [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(3): 1-12.

[6] 徐胜军, 韩九强, 赵亮, 等. 用于图像分割的局部区域能量最小化算法[J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(8):7-12.

[7] KATO Z, PONG T C. A Markov random field image segmentation model for color textured images [J]. *Image and Vision Computing*, 2006,24(10):1103-1114.

[8] BESAG J. On the statistical analysis of dirty picture [J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1986, 48(3):259-302.

[9] GEMAN S, GEMAN D. Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984,6(6):721-741.

[10] MARROQUIN J. Probabilistic solution of inverse problems [D]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1985.

segmentation of the papilla in a fundus image based on the CV model and a shape restraint[C]//Proc of the 18th International Conference on Pattern Recognition. 2006:183-186.

[8] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2001,10(2):266-277.

[9] 何传江,李梦,詹毅. 用于图像分割的自适应距离保持水平集演化[J]. 软件学报,2008,19(12):3161-3169.

[10] LI Xiao-mao, TANG Yan-dong, MIN Li. Elliptic object detection based on shape preserving and active contour[J]. *光电工程*, 2008, 35(2):97-102.

[11] ROUSSON M, PARAGIOS N. Shape priors for level set representations [C]//Proc of the 7th European Conference on Computer Vision. 2002:78-92.