

DOI: 10.7652/xjtuxb201310011

自适应先验马尔可夫随机场模型的图像分割算法

刘光辉¹, 任庆昌¹, 孟月波^{1,2}, 徐胜军^{1,2}

(1. 西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 710055, 西安; 2. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对全局同态先验马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)模型在图像分割中不能有效利用图像局部统计特征的问题,提出了一种基于局部自适应先验 MRF 模型的图像分割算法。该算法基于贝叶斯理论,利用局部先验 Potts 模型描述图像的局部特征,建立了一种局部自适应先验 MRF 模型;提出了基于区域的置信度传播(Belief Propagation, BP)算法,把图像的局部区域特征传递到全局,最终基于最大后验准则(MAP)得到图像的分割结果。实验结果表明:所提模型对于图像中的噪声或者纹理特征等具有较好的分割,分割结果明显优于全局同态先验 MRF 模型;提出的自适应先验 MRF 模型对于图像的噪声或者纹理突变信号的干扰具有较强的鲁棒性;算法具有较少的迭代次数和较好的分割结果,且分割时间较短。

关键词: 图像分割;马尔可夫随机场;置信度传播算法;自适应先验

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)10-0062-06

An Image Segmentation Algorithm of Adaptive Prior MRF Models

LIU Guanghui¹, REN Qingchang¹, MENG Yuebo^{1,2}, XU Shengjun^{1,2}

(1. Information and Control Engineering School, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;
2. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A segmentation algorithm based on a local adaptive prior Markov random field (MRF) model is proposed to solve the problem that the global homogeneous prior MRF model is inefficient to utilize the local statistic feature of nature images for image segmentation. The algorithm is based on Bayesian theory, utilizes local prior Potts model to represent image local features, and builds a local adaptive prior MRF model. A modified local region belief propagation (BP) algorithm is proposed over the MRF model, hence, local region features of an image are spreaded in global. The segment results of an image are obtained using a maximum posteriori (MAP) criterion. Experiment results show that the proposed adaptive prior MRF model generates more accurate segment results on the noise and texture of images than the global homogeneous prior MRF model does, and the proposed model has strong robustness on the interference of image noise or texture. The segmentation algorithm generates more accurate segmentation with less iterations and a short time.

Keywords: image segmentation; Markov random field; belief propagation algorithm; adaptive prior

马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)模型是一个高效的图像建模工具,近年来在

图像处理领域得到了广泛的应用。这种模型对图像的局部特征进行建模,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。在 MRF 框架下,通过把贝叶斯理论和 MRF 模型结合起来,从而有效地引入了图像的先验知识,图像处理过程中,得到的先验知识越多,所能获得的处理结果就越好。在基于 MRF 的图像处理方法中,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 Pairwise MRF 模型中,并且常常假定图像全局是同态性的。具有丰富统计特征的自然图像是非同态的,因而这种全局同态性的假定虽然在图像分割领域取得了一定的成果,但是这种假定不能有效地描述自然图像的先验信息,常常导致图像的过分割。Gu 等提出了一种非同态隐 MRF 模型,并建立了一种期望最大化(Expectation Maximization, EM)算法对图像进行分割^[1]。Alexandre 等提出了一个非同态的全局先验 Potts 模型以及参数估计算法^[2],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 等提出了一种块自适应 MRF 模型^[3],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,使得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。朱等针对传统高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)在图像分割中缺乏空间位置信息,提出了一种自适应空间邻域信息高斯混合模型的图像分割方法^[4]。自适应局部特征模型的引入有力地抑制了噪声对分割结果的干扰,并且很好地保留了图像的边缘特征。

本文提出了一种新的自适应先验的 MRF 模型。首先对图像进行块划分,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,并利用高斯混合模型建立图像的标号过程模型;由贝叶斯理论建立图像分割的自适应先验 MRF 模型;最后基于提出的 MRF 模型,建立了一种新的区域置信度传播算法,求取 MRF 模型的全局最优分布。实验结果验证了所提出的自适应先验 MRF 模型的有效性。

1 自适应先验 MRF 模型

在贝叶斯框架下,图像的先验知识通常采用 MRF 模型^[5-7]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 定理证明了图像的 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^[5]描述如下

$$P(\mathbf{Y}|\beta) = \frac{1}{Z(\beta)} \exp\{-\beta U(\mathbf{Y})\} \quad (1)$$

式中: $U(\mathbf{Y}) = \sum_{c \in C} V_c(\mathbf{Y})$ 是一个 Gibbs 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; $Z(\beta)$ 是一个划分函数, $Z(\beta) = \sum_{\mathbf{Y}} \{-\beta U(\mathbf{Y})\}$, 当参数 β 给定时, $Z(\beta)$ 是一个常值,也称为归一化值, β 是一个全局超参数,并且 $\beta \geq 0$ 。

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,但是一个准确的先验知识描述显然可以提高分割模型的描述能力,在分割实验中得到更好的分割结果。因此,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 β 的动态估计方法。

建立的局部区域 MRF 先验模型如图 1 所示。在一个 3×3 的局部区域内,每一个中心像素节点有 8 个邻域节点,也称为部分二阶邻域系统模型^[3,8]。在局部区域的 4 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 $\beta_i^1, \beta_i^2, \beta_i^3, \beta_i^4$ 。这种模型和采用一个参数 β 所描述的 MRF 先验模型相比,更有利于描述图像的局部特征。

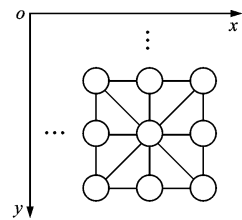


图 1 局部区域 MRF 先验模型示意图

因此,本文定义局部自适应先验分布如下

$$P(y_{w_3}|\boldsymbol{\beta}_i) = \frac{1}{z} \exp\left\{\sum_{l \in L} \sum_{y_i^k} \{-\boldsymbol{\beta}_i(y_i^k)\}\right\} \quad (2)$$

式中: $\boldsymbol{\beta}_i = [\beta_i^1, \beta_i^2, \beta_i^3, \beta_i^4]^T$, 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 4 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 , $\mathbf{y}_i$ 是一个长度为 K 的向量, 如果 $\mathbf{y}_i$ 分配的标号为 k , 则 $y_i^k = 1$; 否则 $y_i^k = 0$, 即 $\mathbf{y}_i = [y_i^1, y_i^2, \dots, y_i^k, \dots, y_i^K]$, 其中 K 表示标号的总数。

和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 β 选择^[9]如下

$$\beta_i = \exp\left\{-\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2}\right\} \frac{1}{d(x_i, x_j)} \quad (3)$$

式中: x_i 和 x_j 分别为节点对 (i, j) 的像素强度值; $d(x_i, x_j)$ 表示节点 x_i 和 x_j 之间的欧式距离;参数 σ 表示邻域像素的方差水平,本文中, σ 设定为 5。根据上述 Potts 先验参数在局部区域内 4 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,并且和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。

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

$$P(x_{w_3}, y_{w_3} | \theta) = \prod_{x_i \in w_3} \prod_{k=1}^K \alpha_k g(x_i, y_i | \mu_k \sigma_k^2) \quad (4)$$

式中: w_3 表示 3×3 像素块区域; $x_i \in w_3$ 表示子块 w_3 内所有的像素; y_i 表示和像素 x_i 唯一对应的标号节点; α_k 表示一个高斯混合函数中属于 k 类的权值; θ 表示高斯混合模型中所有未知参数的集合,且 $\theta = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K, \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K; \sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_K^2\}$,其中 μ_k, σ_k^2 分别表示第 k 类高斯分布的均值和方差。该参数常采用 EM 算法进行估计^[10]。

$g(\cdot)$ 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

$$g(x_i, y_i = k | \mu_k, \sigma_k^2) = (2\pi\sigma_k^2)^{-1/2} \exp\left\{-\frac{(x_i - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right\} \quad (5)$$

对于上述高斯混合分布,其高斯参数满足如下约束条件

$$0 \leq \alpha_k \leq 1, \forall k = 1, 2, \dots, K, \text{ 且 } \sum_{k=1}^K \alpha_k = 1 \quad (6)$$

根据 Bayesian 公式,以及局部自适应先验分布(2)和局部似然概率分布(4),一个自适应先验的 MRF 模型定义为

$$P(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \Theta) \propto \prod_{y_{w_3}} P(y_{w_3} | x_{w_3}, \theta) \prod_{y_{w_3}} P(y_{w_3} | \beta) \quad (7)$$

由上式可知,提出的自适应先验 MRF 模型不仅利用图像的不同局部区域定义了局部先验特征,和基于全局同态先验 Potts 模型的 MRF 相比,还可以对图像的先验知识进行更准确的描述,而且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。

2 基于区域消息传播的 BP 算法

基于本文提出的分割模型,常规的 BP 算法传递消息是在 MRF 节点之间进行的,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。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。对于常用的区域 MRF 模型来说,选择的局部区域越大,其内部像素有更大的概率取不同的标号值,因此在这个局部区域内,其平滑项能量可能不为 0,而 Felzenszwalb 等定义的局部区域 MRF 模型^[11]常假定局部区域的平滑项先验能量为 0,这种假定在图像的大尺度区域中常常产生错误的标号分配。并且,在 Felzenszwalb 等提出的局部区域 MRF 模型中,如果平滑项先验能量为 0,那么局部区域的能量仅仅由局部区域内像素场的似然能量给定,即

$$E(y_{w_3} | x_{w_3}, \Theta) = \log P(y_{w_3} | x_{w_3}, \theta) \quad (8)$$

由上述局部区域的能量定义可以发现,局部区域的标号分配缺少了先验能量项的约束,对于这个子区域来说,相当于一个均值场,均值场内像素是独立分布的,缺乏了均值场内像素分布的空间特征。这种模型虽然在基于区域 MRF 模型的分割中,容易得到较为平滑的分割结果,对于图像的噪声或者纹理信息不敏感,但是由于缺乏这种强制性的空间约束条件(即平滑项能量被设定为 0),这种模型不能有效地检测出图像的微小结构,或者造成图像分割的边缘模糊现象。为了避免这种现象的产生,本文在第 1 节中提出了一种新的局部自适应先验 MRF 模型,这种局部模型在局部区域内引入了局部空间约束条件,对于局部区域内所有像素的标号值

估计,按照 MAP 准则进行像素的区域后验概率估计,因此,本文提出的这种局部模型不仅对于噪声或者纹理突变信息具有较强的鲁棒性,而且在局部区域内,引入了图像内较大的局部空间特征关系,和传统的 MRF 分割模型采用单像素的后验概率 MAP 估计准则相比,保持了局部区域内微小的结构信息。

基于提出的 MRF 分割模型,在邻接区域之间,局部区域尺度越大,邻接区域之间的交互像素就越多,因此区域之间交互像素也有很大的概率选择不同的标号值。在 Felzenszwalb 等提出的局部区域 MRF 模型中,邻接区域之间的平滑势函数的定义如 Pairwise MRF 中邻接像素的平滑势函数定义一样,常常采用 Potts 类型函数来定义,但是由于本文提出的模型中,邻接区域之间交互的像素标号值的不同,这种单一的区域间的平滑势函数显然不能有效描述邻接区域之间的交互关系。在此,基于本文提出的模型,定义了一种新的邻接局部区域之间的平滑势函数,如图 2 所示,对于一个 $w=3$ 的局部区域来说,相邻区域之间共有 $2w$ 个像素有交互关系,相邻像素的交互关系采用 Potts 类型先验分布进行描述,则点对交互的像素之间交互势函数定义为

$$E_{ij}(y_i, y_j) = \begin{cases} 1, & \text{如果 } y_i \neq y_j \\ 0, & \text{如果 } y_i = y_j \end{cases} \quad (9)$$

式中: (ij) 是一对邻接像素。

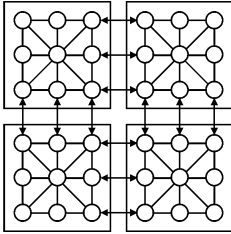


图 2 局部区域之间的平滑势函数示意图

因此,对于邻接区域之间所有的交互像素来说,定义的邻接区域之间的交互势函数为

$$E_{w,w'}(y_w, y_{w'}) = \sum_{ij \in (w \cap w')} E_{ij}(y_i, y_j) \quad (10)$$

式中: (w, w') 是一对邻接区域, $ij \in (w \cap w')$ 表示点对交互的像素属于邻接区域的交互像素对。

根据上述定义,引入图像的邻接区域之间的交互关系,则 MRF 模型的全局能量定义为

$$E_{\text{Global}}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{w \subset W} E_w(x_w, y_w) + E_{w,w'}(y_w, y_{w'}) \quad (11)$$

式中: $E_{\text{Global}}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 表示图像的全局能量; $E_w(x_w,$

$y_w) = \log P(y_{w_3} | x_{w_3}, \theta) P(y_{w_3} | \beta)$ 表示图像局部区域的 MRF 能量; $E_{w,w'}(y_w, y_{w'})$ 表示邻接区域之间的交互能量; W 为图像划分的所有局部区域的集合; w 为一个局部区域,且 $w \subset W$ 。

在基于 MRF 模型的图像分割问题中,求解 MRF 分布的最大化问题可以等效为一个 MRF 能量的最小化问题,对于这种基于 MRF 模型的能量最小化问题来说,BP 算法是一个高效的推理算法,并且在许多图像处理问题中得到了广泛的应用,例如图像匹配^[12-13]、图像恢复^[14]、图像修补^[15]等领域。对于标准 BP 算法来说,其消息的传递是基于 Pairwise MRF 模型,在 MRF 模型的节点之间进行传递的,并不适用于本文提出的区域 MRF 模型。为了进一步利用 BP 算法对图像进行分割,本文提出了一种新的区域 BP 算法。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 的全局能量收敛。提出的区域 BP 算法如图 3 所示。

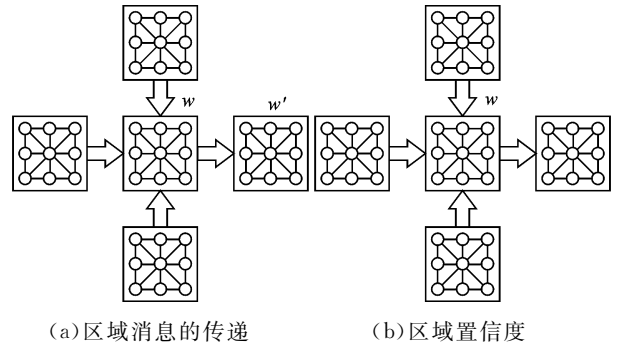


图 3 区域 BP 算法示意图

如图 3 所示,提出算法的区域消息更新规则以及区域置信度更新规则^[16]为

$$M_{w \rightarrow w'}(y_{w'}) = E_w(y_w) + E_{w,w'}(y_w, y_{w'}) + \sum_{u \in N(w) \setminus w'} E_{u,w}(y_u, y_w) \quad (12)$$

$$B_w(y_w) = E_w(y_w) + \sum_{u \in N(w)} E_{u,w}(y_u, y_w) \quad (13)$$

式(12)为区域消息的更新规则。 $M_{w \rightarrow w'}(y_{w'})$ 为从区域 w 传递到区域 w' 的消息; $E_w(y_w)$ 为区域 w 的 Gibbs 能量; $E_{w,w'}(y_w, y_{w'})$ 为邻接区域对 (w, w') 之间的平滑项能量; $\sum_{u \in N(w) \setminus w'} E_{u,w}(y_u, y_w)$ 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 $u \in N(w) \setminus w'$ 表示区域 u 是区域 w 的邻接区域,但是不包括区域 w' 。式(13)为区域 w 的置信度更

新规则, $B_w(y_w)$ 表示区域 w 的置信度。

3 实验结果

采用 Berkley 图像库中的图像作为实验对象, 采用本文提出的模型对图像进行建模, 并利用改进的 BP 算法进行图像分割实验。为了进一步比较本文提出的模型和分割算法的优劣性, 与基于全局同态先验 MRF 模型的标准 BP 算法结果进行对比。为了客观对模型进行对比, 本文模型和全局同态先验 MRF 模型的 GMM 参数采用相同的估计值。本文模型的先验参数由式(3)进行估计, 而全局同态先验 MRF 模型的全局先验参数根据实验结果选取分割效果最好的一个先验参数。在图像分割问题中, 更丰富的局部特征描述有助于得到更好的分割结果, 但是 BP 算法的时间复杂度为 $O(NL^2T)$, 其中, N 为图像的像素总数, L 为分割的标号总数, T 为 BP 算法的迭代总数。对于本文提出的自适应区域模型来说, 虽然较大的局部区域引入了更多的图像局部特征, 但是局部区域消息的计算复杂度为 $O(L^{|\omega_s|-1})$, 其中 $|\omega_s|$ 为局部区域 ω_s 的像素总数, 即提出的 BP 算法消息的计算时间和区域大小成级数增长, 因此选择更大的局部区域虽然可以得到更多的局部特征, 但是随之带来分割算法更大的计算时间, 实验中发现, 3×3 的区域在算法的分割精度和分割效率上达到了一个交换的平衡。

实验对比结果如图 4 所示。本文提出的模型和算法具有较好的分割结果, 对于图像中的噪声或者纹理特征等具有较好的分割, 而全局同态先验 MRF 模型虽然在图像的灰度值变化平缓的区域具有相对较好的分割结果, 但是在这些噪声或者纹理区域, 分割结果明显不如本文提出的分割方法。对于基于 Pairwise MRF 模型的 BP 算法, 由于 MRF 模型的点对交互关系不能有效描述图像的丰富的统计特征, 特别是在图像的一些噪声或者纹理区域, 由于像素灰度值的突变干扰, 这种基于单像素概率分布的分割方法常常导致分割结果中出现“斑点”现象, 或者由于较大的 β 值所带来的“过平滑”现象。本文提出的自适应先验 MRF 模型由于利用了图像的局部信息对图像的局部区域特征进行建模, 并对这种局部特征在图像的 MRF 全局中进行迭代传递, 然后采用像素的区域概率 MAP 准则进行标号估计, 因此, 本文模型对于图像的噪声或者纹理突变信号的干扰具有较强的鲁棒性, 实验结果充分说明了本文模型和算法的有效性。

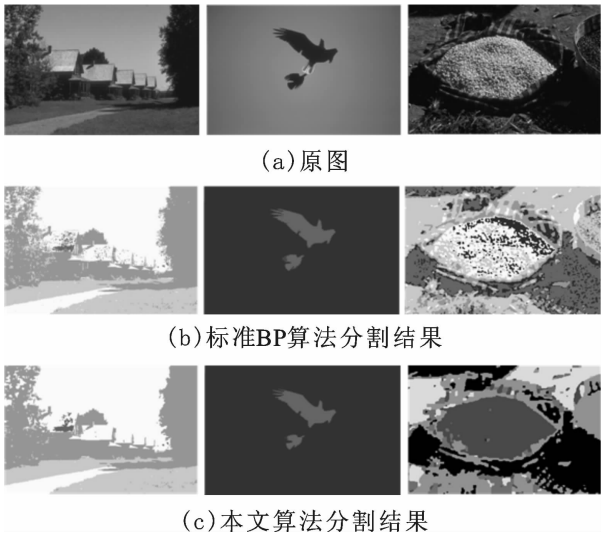


图 4 乡村、鸟、谷物的分割结果对比示意图

从分割时间对比(见表 1)可以发现, 本文的分割算法不仅能够得到较好的分割结果, 对图像的噪声或者纹理突变信号的干扰具有较强的鲁棒性, 而且具有较快的分割速度。在本文的分割算法中, 虽然较大的图像块导致较长的块消息计算时间, 但是由于局部区域消息对噪声或者纹理突变信号干扰的鲁棒性, 这种算法更容易快速收敛, 特别是在尺寸较大的图像中, 本文的分割算法优势更明显。总的来说, 本文算法具有较少的迭代次数, 全局迭代时间较短。因此, 本文提出的分割算法不仅具有较好的分割结果, 而且分割时间较短。但是, 由于 BP 算法的计算时间复杂度和标号数的平方成正比, 因此, 本文提出的分割算法对于大标号空间的 MRF 来说具有较长的分割时间, 不适用于大标号空间的图像分割。

表 1 图像分割时间对比表

算法	迭代次数			运算时间/s		
	图 4a	图 4b	图 4c	图 4a	图 4b	图 4c
标准 BP 算法	12	21	26	32.968	13.127	25.165
本文算法	6	13	15	26.109	6.751	13.152

4 结 论

本文基于 MRF 理论和概率理论, 提出了一种新的自适应先验 MRF 分割模型, 利用图像的局部信息建立了一种局部特征 MRF 模型。然后提出了一种改进的 BP 算法, 把图像的局部特征信息迭代传递到图像的全局中。基于 MAP 准则得到图像的

分割结果,并和基于 Pairwise MRF 模型的标准 BP 算法进行对比,对比结果表明,本文提出的分割算法无论是在图像分割结果还是在算法的分割时间上,都表现出了较好的分割性能。但是,由于区域信息的引入,本文的自适应先验模型对于图像的一些细小边缘有时容易出现误分割,因此把边缘特征和区域特征结合起来将是下一步研究的内容。

参考文献:

- [1] GU Dongbing, SUN Junxi. EM image segmentation algorithm based on an inhomogeneous hidden MRF model [J]. *Vision Image and Signal Processing*, 2005, 152 (2): 184-190.
- [2] ALEXANDRE L M L, NELSON D A M, ALBERTO T, et al. Spatially non-homogeneous Potts model parameter estimation on higher-order neighborhood systems by maximum pseudo-likelihood [C]//*Proceedings of the 23rd Annual ACM Symposium on Applied Computing*. New York, USA: ACM, 2008: 1733-1737.
- [3] ZHANG Xiaoling, LAM Kin-man, SHEN Lansun. Image magnification based on a blockwise adaptive Markov random field model [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(9): 1277-1284.
- [4] 朱峰, 罗立民, 宋余庆, 等. 基于自适应空间邻域信息高斯混合模型的图像分割 [J]. *计算机研究与发展*, 2011, 4(11): 2000-2007.
ZHU Feng, LUO Liming, SONG Yuqing, et al. Adaptive spatially neighborhood information Gaussian mixture model for image segmentation [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2011, 4(11): 2000-2007.
- [5] BESAG J. On the statistical analysis of dirty picture [J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1986, 48 (3): 259-302.
- [6] GEMAN S, GEMAN D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, PAMI-6(6): 721-741.
- [7] MARROQUIN J L. Probabilistic solution of inverse problems [D]. Cambridge, MA, USA: Massachusetts Institute of Technology, 1985.
- [8] JOSHI M V, CHAUDHURI S, PANUGANTI R. A learning-based method for image super-resolution from zoomed observation [J]. *IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics*, 2005, 35(3): 527-537.
- [9] PENG Bo, ZHANG Lei, ZHANG David, et al. Image segmentation by iterated region merging with localized graph cuts [J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44 (10/11): 2527-2538.
- [10] XU Lei, JORDAN M I. On convergence properties of the EM algorithm for Gaussian mixtures [J]. *Neural Computation*, 1996, 8(1): 129-151.
- [11] FELZENSZWALB P, HUTTENLOCHER D. Efficient belief propagation for early vision [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 70(1): 41-54.
- [12] SUN Jian, ZHENG Nanning, SHUM Heung-yeung. Stereo matching using belief propagation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(7): 787-800.
- [13] YANG Qingxiong, WANG Liang. Stereo matching with color-weighted correlation, hierarchical belief propagation, and occlusion handling [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(3): 1-12.
- [14] FREEMAN W T, PASZTOR E C, CARMICHAEL O T. Learning low-level vision [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2000, 40(1): 25-47.
- [15] KOMODAKIS N, TZIRITAS G. Image completion using efficient belief propagation via priority scheduling and dynamic pruning [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(11): 2649-2661.
- [16] 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.
XU Shengjun, HAN Jiuqiang, ZHAO Liang, et al. Algorithm of minimizing local region energy for image segmentation [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2011, 45(8): 7-12.

(编辑 武红江)