

# 用于图像分割的局部区域能量最小化算法

徐胜军<sup>1,2</sup>, 韩九强<sup>1</sup>, 赵亮<sup>2</sup>, 刘欣<sup>2</sup>

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

**摘要:** 针对点对马尔可夫随机场(Pairwise MRF)模型中像素成对交互的结构不能充分描述图像丰富的局部统计特征问题,在研究 Pairwise MRF 模型基础上,提出了一种基于局部区域能量最小化的图像分割算法. 该算法先利用图像局部区域信息构造局部区域能量模型,建立了一种局部交互的区域马尔可夫随机场分割模型,然后采用无环置信传播(LBP)算法对 MRF 全局能量进行优化. 优化过程中,对局部区域能量进行收敛并按照 MAP 准则估计局部区域标号,通过 LBP 算法把局部区域信息传递到邻域区域中去. 实验结果表明,所提出的新算法较标准 LBP 算法具有更好的分割结果,并有效地抑制了图像噪声信号和纹理信号对分割结果的干扰和影响.

**关键词:** 图像分割;无环置信传播算法;局部区域能量;马尔可夫随机场

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)08-0007-06

## Algorithm of Minimizing Local Region Energy for Image Segmentation

XU Shengjun<sup>1,2</sup>, HAN Jiuqiang<sup>1</sup>, ZHAO Liang<sup>2</sup>, LIU Xin<sup>2</sup>

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

**Abstract:** An algorithm of minimizing local region energy is proposed based on pairwise Markov random fields (MRF) model to solve the problem that the pairwise interactions fails to capture the rich statistical features of images. The proposed algorithm utilizes local region information to construct a local region energy model and a local interaction region MRF model for image segmentation. The loopy belief propagation (LBP) algorithm is applied to minimize the MRF global energy. The optimization makes local region energy converge, and the label is estimated based on MAP criterion. Then the local region information is transferred to adjacent region through LBP algorithm. Experimental results show that the proposed algorithm generates more accurate segmentation results than the standard LBP algorithm does on both synthetic and natural images, and also can efficiently restrain effect of image noise and texture for segmentation.

**Keywords:** image segmentation; loopy belief propagation algorithm; local region energy; Markov random field

图像分割是图像处理的基本问题之一,准确快速地分割对更高层的图像分析和理解具有重要意义. 近年来,基于马尔可夫随机场(MRF)模型的图像处理技术得到了迅速的发展,但常用的点对马尔可夫随机场(Pairwise MRF)模型中成对交互的结

构不能充分描述自然图像丰富的统计特性<sup>[1]</sup>,如果采用高阶 MRF 模型,则对于标准无环置信传播(LBP)算法来说,其计算量是相当大的,很难满足实际需要. 近来,局部图像块或者小的图像区域常用来建模图像的局部结构,并用来代替图像像素点对

的关系<sup>[2]</sup>. 这种基于区域邻接图的 MRF 模型在提取结构信息的同时能一定程度上降低传统的单纯 MRF 分割策略的运算量<sup>[3]</sup>. Chen<sup>[4]</sup>等人基于 Pairwise MRF 提出了 HOPS (higher order proxy neighborhoods) 模型, 来建模 MRF 的高阶邻域; Wang<sup>[5]</sup>等人提出使用 SMRF (Superpixel MRF) 模型建立图像局部区域间的关系; Jia<sup>[6]</sup>等人也提出了一个相似的模型, 采用 Mean Shift 算法对图像进行预分割, 然后根据预分割结果建立区域邻接模型, 并采用 LBP 算法迭代得到最终分割结果.

但是, 这些基于 LBP 的分割算法, 仍然存在收敛慢的问题, 并且文献[5-6]的分割算法易受预分割结果的影响. 怎样选择预分割算法的参数仍是一个重要问题, 同时基于这种区域模型的分割在区域之间容易产生假的边缘<sup>[7]</sup>, 因此本文在研究 Pairwise MRF 模型的基础上, 提出了一种新的基于局部区域能量最小化的 LBP 算法, 建立了局部交互的区域马尔可夫随机场分割模型, 并且针对区域消息的传递, 提出了一个有效的加速策略. 实验结果表明, 本文算法取得了较好的分割结果, 并且有效抑制了图像噪声信号和纹理信号对分割结果的干扰.

## 1 图像分割的能量模型

### 1.1 基于区域划分的 MRF 模型

本文使用马尔可夫随机场对图像进行建模. 如图 1 所示, 令  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  表示一个待分割的观察图像, 其中  $x_i$  表示观察图像的第  $i$  个像素,  $N$  表示观察图像的像素总数,  $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$  表示分割图像的类标号场, 其中  $y_i$  表示观察图像的第  $i$  个像素所对应的标号, 且  $y_i \in \{1, 2, \dots, L\}$ ,  $L$  表示观察图像的分类总数.

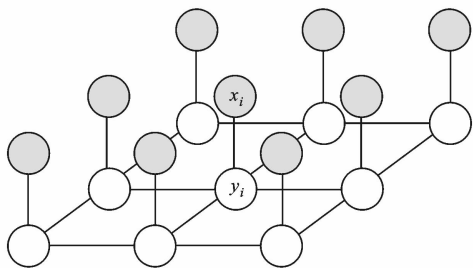


图 1 Pairwise MRF 模型

对于观察图像  $\mathbf{X}$ , 在每一个像素上  $x_i$  上定义一个大小为  $w \times w$  的局部区域  $r_i$ , 则观察图像  $\mathbf{X}$  被划分成了  $W \times H$  个相互重叠的子图,  $W$  为图像的宽度,  $H$  为图像的高度. 对于划分的子图, 假定子图内

的像素是一个关于标号场  $\mathbf{Y}$  的高斯条件分布, 且任意观察图像像素之间的条件分布是独立的, 即

$$p_{r_i}(\mathbf{X} | \mathbf{Y}, \boldsymbol{\theta}) = \prod_{i \in r_i} p(x_i | y_i, \boldsymbol{\theta}) = \exp \left[ \sum_{i \in r_i} g_i(x_i, y_i, \boldsymbol{\theta}) \right] \quad (1)$$

式中:  $g_i(x_i, y_i, \boldsymbol{\theta}) = -\log((2\pi)^{1/2} \sigma_k) - \frac{1}{2\sigma_k^2} (y_i - \mu_k)^2$ ;  $\boldsymbol{\theta} = (\mu_1 \sigma_1^2, \mu_2 \sigma_2^2, \dots, \mu_L \sigma_L^2)$ ,  $\mu_l$ 、 $\sigma_l^2$  分别为第  $l$  类的高斯均值和方差.

标号场假定  $\mathbf{Y}$  是一个马尔可夫随机场, 根据 Hammersley-Clifford 定理<sup>[8]</sup>,  $\mathbf{Y}$  的先验概率分布可以用一个 Gibbs 分布来描述, 即

$$P(\mathbf{Y} | \beta) = \frac{1}{Z} \exp \left( \beta \sum_{(ij)} f(y_i, y_j) \right) \quad (2)$$

式中:  $\beta$  是一个超参数, 控制着图像区域的同态性;  $Z$  为归一化常数;  $f(y_i, y_j)$  采用 Potts 类型先验, 表示 2 个相邻像素倾向于取相同的标号值, 即

$$f(y_i, y_j) = \begin{cases} -1, & y_i = y_j \\ 1, & y_i \neq y_j \end{cases} \quad (3)$$

### 1.2 图像分割的能量模型

图像分割问题常被看作一个标号分配问题, 即给任意一个图像像素  $x_i \in \mathbf{X}$  分配一个标号  $y_i \in L$ . 在 MRF 框架下, 这个标号的分配问题常归结为一个 MRF 全局能量的最小化问题. 近年来, 分块技术常用来建模图像的局部结构. Wang<sup>[5]</sup>、Jia<sup>[6]</sup>等人建立了基于区域邻接图的 MRF 模型, 取得了较好的分割结果, 但这种非重叠的区域模型常在图像局部区域之间产生假的边缘. 本文基于 Pairwise MRF 模型, 提出了一种局部交互的区域 MRF 能量模型.

基于 1.1 节中提出的局部区域 MRF 模型, 以像素  $x_i$  为局部区域的中心点, 一个局部区域  $r_i$  的能量模型定义为

$$E_{r_i}(x) = \sum_{i \in r_i} E_i(x_i) + \sum_{\forall ij \in r_i} E_{ij}(x_i, x_j) \quad (4)$$

式中:  $\sum_{i \in r_i} E_i(x_i)$  为局部区域  $r_i$  的似然能量, 表示给一个局部区域  $r_i$  中的每一个像素  $x_i$  分配一个标号的似然能量之和, 即  $\sum_{i \in r_i} E_i(x_i) = \sum_{i \in r_i} g(x_i, y_i, \theta_i)$ ;

$\sum_{\forall ij \in r_i} E_{ij}(x_i, x_j)$  为局部区域  $r_i$  的平滑能量, 表示给局部区域  $r_i$  中所有的邻域像素对  $ij$  分配两个标号的代价之和, 即  $\sum_{\forall ij \in r_i} E_{ij}(x_i, x_j) = \sum_{ij \in r_i} \beta f(y_i, y_j)$ .

对于整个图像来说, 联合图像中所有的局部区域能量函数, 可以得到基于 MRF 的全局能量模型

$$E_{\text{Global}}(X) = \sum_i \frac{1}{c_r} \left( \sum_{i \in r_i} E_i(x_i) + \sum_{ij \in r_i} E_{ij}(x_i, x_j) \right) = \sum_i \frac{1}{c_r} E_{r_i}(x_i) \quad (5)$$

式中:  $i$  表示遍历整个图像;  $r_i \subset R$  表示第  $i$  个局部区域,  $R$  为划分的局部区域集合;  $c_r$  为局部区域  $r_i$  内像素  $x_i$  的邻域数, 以确保每一个像素能量只能被计算一次. 图像分割的 MRF 全局能量最小化问题转换成了一个局部收敛的全局优化问题. 由于局部区域之间是相互重叠的, 因此局部区域能量的优化很自然的被传递到其邻接区域中, 确保了分割图像的整体平滑性. 同时, 对于局部区域能量的最小化使得图像的局部结构, 如边缘等, 可以被有效地保持<sup>[7]</sup>. 因此, 对于图像的分割问题, 即 MRF 全局能量的最小化问题, 可以表示为

$$Y^* = \arg \min_x E_{\text{Global}}(X) = \arg \min_x \sum_i \frac{1}{c_r} \arg \min_{x_i} E_{r_i}(x_i) \quad (6)$$

## 2 基于局部区域能量最小化的 LBP 算法

近来, 基于能量最小化方法的图像处理高效优化算法如 LBP 算法<sup>[9]</sup>、graph cut 算法<sup>[10-11]</sup>等得到了广泛的应用. LBP 算法是一个迭代算法, 其消息在 MRF 模型所有的节点上并行传递, 直到收敛. 在标准 LBP 算法中, 传递的消息由单个像素描述, 因此对于图像局部区域特征表示不充分. 本文引入局部区域消息在 LBP 算法中进行传递, 因此更多地考虑了图像丰富的局部统计特征, 提高了 LBP 算法中传递消息的信息量. 局部区域能量的传播如图 2 所示.

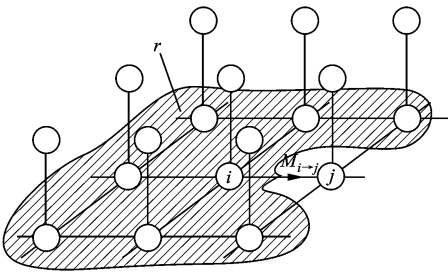


图 2 局部区域能量的传播示意图

基于局部区域能量最小化的 LBP 算法如下

$$M_{i \rightarrow j}^{(t)}(x_j) = \min_{x_i} \left( \sum_{i \in N(i) \setminus j} E_i(x_i) + \right.$$

$$\left. E_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{k \in N(i) \setminus j} M_{k \rightarrow i}^{(t-1)}(x_i) \right) \quad (7)$$

$$y_i^* = \arg \min_{x_i} E_{\text{Local}}(x_i) =$$

$$\arg \min_{x_i} \left( \sum_{i \in r_i} E_i(x_i) + \sum_{ij \in r_i} E_{ij}(x_i, x_j) \right) \quad (8)$$

式(7)为改进的 LBP 算法的消息更新公式, 其中  $M_{i \rightarrow j}^{(t)}(x_j)$  表示节点  $i$  所在的局部区域在第  $t$  次迭代中传递给节点  $j$  的消息, 该消息由节点  $i$  的局部区域能量给定,  $N(i) \setminus j$  表示  $i$  的邻域节点集合, 但不包括节点  $j$ ; 式(8)为图像的标号估计公式, 即节点  $i$  的标号由该节点所在的局部区域能量最小化估计得到.

在上述算法中, 虽然较大的局部区域引入了更丰富的局部统计特征, 但也随之大大增加了算法的运算量. 推理过程中, 每一个消息的计算复杂度为  $O(L^{N-1})$ , 其中  $L$  为每一个像素可能取的标号数,  $N$  为节点  $i$  的邻域数. 图 3 为本文算法的加速策略, 假如局部区域选择为  $3 \times 3$  区域块, 则每个消息的计算复杂度为  $O(L^8)$ , 实际上在相邻节点消息的传递过程中, 消息  $M_{i \rightarrow j}(x_j)$  和  $M_{j \rightarrow k}(x_k)$  重叠区域的能量是不变的, 因此, 对于消息  $M_{i \rightarrow k}(x_k)$  来说, 仅需要计算局部区域中新增节点的能量. 如此, 大大减小了节点消息的计算量, 把算法中每一个消息的时间复杂度减少到  $O(L^3)$ . 因此, 采用加速策略后, 本文算法虽然增大了图像局部区域的大小, 但是仅仅线性增加了消息的计算时间.

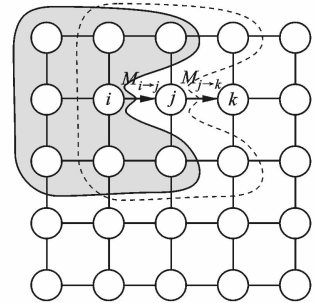


图 3 本文算法的加速策略

基于局部区域能量最小化的 LBP 分割算法描述如下: 首先建立分割图像的区域 MRF 模型, 估计 GMM 模型参数  $\mu_i, \sigma_i^2$ ; 然后计算每一个局部区域能量, 使用本文提出的 LBP 算法, 把局部区域信息传递到相邻区域中去, 并采用局部区域能量的最小化来估计像素的标号, 迭代运行, 直到全局收敛或者达到最大迭代次数, 最终得到分割结果. 算法的详细过程如下.

- (1) 参数初始化. MRF 模型先验参数  $\beta$  由实验给定, GMM 模型参数  $\mu_i, \sigma_i^2$  随机初始化.
- (2) 由 EM 算法估计 GMM 模型参数  $\mu_i, \sigma_i^2$ .
- (3) 由给定的 MRF 模型先验参数  $\beta$  和步骤(2)中估计的 GMM 模型参数  $\mu_i, \sigma_i^2$ , 按照 MAP 准则预分割图像  $\mathbf{Y}' = \arg \max_{\mathbf{X}} P(\mathbf{Y} | \mathbf{X}, \beta, \mu_i, \sigma_i^2)$ .
- (4) For  $i=1$  to  $N$ , 进行区域消息传播:
  - ①由式(4)计算节点  $x_i$  的局部区域能量, 并按消息更新规则式(7)向邻接区域中传递;
  - ②由式(8)按 MAP 准则估计标号  $y_i^{(n)}$ .
- (5) 按照式(5)计算 MRF 全局能量  $E_{\text{Global}}^{(n)}(\mathbf{X})$ .
- (6) 如果  $|E_{\text{Global}}^{(n)}(\mathbf{X}) - E_{\text{Global}}^{(n-1)}(\mathbf{X})| \leq \epsilon$ , 则  $\mathbf{Y}^* = \mathbf{Y}^{(n)}$ , 得到最终分割结果; 否则返回步骤(4)进行下一次迭代.

3 实验结果及分析

通过几个实验来验证本文算法的有效性. 实验图像分别采用一幅人工加噪图像 ( $300 \times 300 \times 256$  像素灰度图)、两幅自然图像 smhouse ( $255 \times 192 \times 256$  像素灰度图)和 campus ( $392 \times 252 \times 256$  像素灰度图), 使用本文算法对实验图像进行分割, 并和标准 LBP 算法的分割结果进行比较.

**实验 1 人工加噪图像的分割.** 一幅人工加噪灰度图像, 给定 4 类均值分别为 50、100、150、200, 同时设定所有类的方差  $\sigma_i^2 = 900$ , 大小为  $300 \times 300$  像素, 如图 4a 所示. 该图像满足本文 GMM 模型的假定. 实验中, 将该噪声图像分割为 4 类, 分别使用本文算法和标准 LBP 算法对实验图像进行分割, 得到最终的分割结果对比如图 4b~4d 所示. 由分割结果发现, 本文算法由于利用了局部相关信息, 较好地抑制了噪声<sup>[12]</sup>, 因此分割结果明显优于标准 LBP 算法的分割结果. 以误分率来衡量算法的有效性, 误分率定义如下

$$r_{\text{MC}} = \frac{1}{N} \sum_i (1 - \delta(x_i - x_i^{\text{true}})) \tag{9}$$

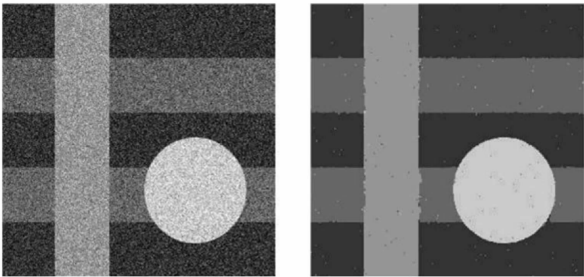
式中:  $\delta(\cdot)$  是狄拉克函数;  $x_i^{\text{true}}$  表示像素  $i$  的真实标号值.

不同算法的误分率结果对比如图 5 所示.

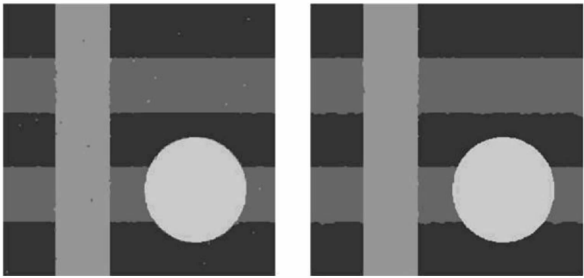
表 1 为不同算法的误分率  $r_{\text{MC}}$  及运算时间对比. 所有算法迭代次数和运算时间均对应最小误分率值. 由实验数据可以看出, 本文算法迭代次数较少, 虽然略微增大了运算时间, 但是却大大减小了分割图像的误分率, 得到了更好的分割结果.

表 1 人工加噪图像不同算法的性能比较

| 算法            | $r_{\text{MC}}/\%$ | 迭代次数 | 运算时间/s |
|---------------|--------------------|------|--------|
| 标准 LBP 算法     | 0.011 956          | 35   | 4.563  |
| 本文算法(4-邻域区域)  | 0.007 933          | 8    | 4.906  |
| 本文算法(3×3 区域块) | 0.009 022          | 8    | 8.25   |



(a) 原图 (b) 标准 LBP 算法( $\beta=1.5$ )



(c) 本文算法( $\beta=4.1$ , 4-邻域区域) (d) 本文算法( $\beta=4.1$ , 3×3 区域块)

图 4 人工加噪图像分割结果

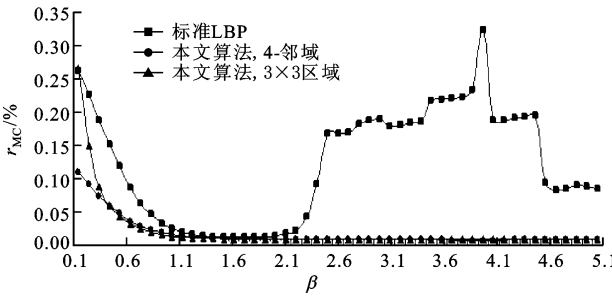


图 5 人工加噪图像误分率  $r_{\text{MC}}$  和  $\beta$  的对比图

实验进一步发现, 本文算法的分割结果对超参数  $\beta$  的变化不敏感, 具有较强的鲁棒性, 而基于标准 LBP 算法的分割, 在  $\beta = [2.0, 5.1]$  区间, 分割结果受参数  $\beta$  影响较大, 分割结果较差, 并且计算时间要远远大于本文算法. 在本文算法中, 当局部区域选择为 4-邻域区域时, 算法分割时间基本稳定在 5 s 左右, 虽然 3×3 区域也给出了较好的分割结果, 但是分割时间较长. 图 5 给出了两种分割算法的误分率

$r_{MC}$ 和超参数  $\beta$  的对比图. 图中,本文算法局部区域分别采用 4-邻域区域和  $3\times 3$  区域块,由图 5 可以看出,本文提出的算法在超参数  $\beta$  较大的范围内,其分割结果整体优于标准 LBP 分割算法.

**实验 2** 自然图像的分割实验. 为了进一步验证本文算法的适用性,对两幅自然图像 smhouse(分割为 7 类)和 campus(分割为 6 类)进行进一步分割实验. 本文算法中,局部区域选择为 4-邻域区域,分割结果如图 6 所示. 从分割结果对比图中可以看出,本文算法和标准 LBP 分割算法相比,对真实图像的分割也能得到较好的分割结果. 分割过程中,本文

算法的局部区域能量包含了更多的图像局部特征,因此在 MRF 全局能量最优过程中,不仅获得了更好的分割结果,而且有效地减少了算法冗余的迭代次数和算法的分割时间. 算法迭代时间比较如表 2 所示.

大量的分割实验表明,本文算法不仅在图像平缓的区域具有较好的分割结果,而且在纹理区域(如图 6 中草地和烟囱的分割)或者噪声区域的分割结果都明显优于标准 LBP 算法,同时本文算法还具有快速性. 因此,本文提出的算法在图像分割中具有较好的适用性.



图 6 自然图像分割结果对比

表 2 自然图像分割时间比较

| 算法        | 迭代次数 |      | 运算时间/s |        |
|-----------|------|------|--------|--------|
|           | 图 6a | 图 6d | 图 6a   | 图 6d   |
| 标准 LBP 算法 | 54   | 59   | 15.859 | 28.578 |
| 本文算法      | 10   | 13   | 8.438  | 19.125 |

4 结 论

本文提出了一种基于局部区域能量最小化的图像分割算法. 该算法基于 Pairwise MRF 模型建立了一种局部交互的区域马尔可夫随机场分割模型. 该算法把局部区域能量的收敛和全局能量最小化结合起来,局部区域能量收敛有效地保持了图像的局

部细节特征,而全局能量的最优确保了整个分割图像的平滑性. 实验结果表明,与标准 LBP 算法相比,本文算法有效地抑制了图像噪声和纹理突变对图像分割的影响,提高了分割的正确率. 在实验中发现,选择较大的局部区域虽然整体分割结果较好,但是在图像的一些边缘部分,分割结果出现了边缘带的现象. 针对这个问题,引入边缘信息进一步提高图像分割的准确性将是下一步的研究方向.

参考文献:

[1] POTETZ B, LEE T S. Efficient belief propagation for higher order cliques using linear constraint nodes [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 112 (1):39-54.

- [2] TANAKA M, OKUTOMI M. Locally adaptive learning for translation-variant MRF image priors[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2008:1-7.
- [3] 杨艺, 韩崇昭, 韩德强. 一种多源遥感图像分割的融合新策略[J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(6):88-92.  
YANG Yi, HAN Chongzhao, HAN Deqiang. A novel fusion strategy for segmentation of multisensor remote sensing images [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(6):88-92.
- [4] CHEN A Y C, CORSO J J, WANG Le. HOPS: Efficient region labeling using higher order proxy neighborhoods [C]// Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2008:1-4.
- [5] WANG Xiaofeng, ZHANG Xiaoping. A new localized superpixel Markov random field for image segmentation [C]// Proceedings of 2009 IEEE Conference Multimedia and Expo. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009:642-645.
- [6] JIA Jianhua, JIAO Licheng, CHANG Xia. Image segmentation via mean shift and loopy belief propagation [J]. Wuhan University Journal of Natural Sciences, 2010, 15(1):43-50.
- [7] CHEN Jiansheng, SU Guangda, HE Jinping, et al. Face image relighting using locally constrained global optimization [C]// Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2010:44-57.
- [8] LI S Z. Markov random field modeling in computer vision [M]. New York, USA: Springer-Verlag, 2001.
- [9] YEDIDIA J, FREEMAN W, WEISS Y. Generalized belief propagation [C]// Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2000:689-695.
- [10] SHI Jianbo, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8):888-905.
- [11] SHARON E, GALUN M, SHARON D, et al. Hierarchy and adaptivity in segmenting visual scenes[J]. Nature, 2006, 442(7104):810-813.
- [12] 张强, 吴燕. 基于上下文和隐类属的小波域马尔可夫随机场 SAR 图像分割[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(1):211-215.  
ZHANG Qiang, WU Yan. Wavelet Markov random

field based on context and hidden class label for SAR image segmentation [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(1):211-215.

### [本刊相关文献链接]

彩色图像分割中基于图上半监督学习算法研究. 西安交通大学学报, 2011, 45(2):11-14.

一种采用矩阵分解的正交 4 抽头多小波无损压缩算法. 西安交通大学学报, 2011, 45(2):54-58.

一种胸部 X 射线摄影图像中结节检测的多尺度匹配滤波器. 西安交通大学学报, 2011, 45(4):30-35.

改进的人工鱼群算法和 Powell 法结合的医学图像配准. 西安交通大学学报, 2011, 45(4):46-52.

一种多源遥感图像分割的融合新策略. 西安交通大学学报, 2010, 44(6):88-92.

大变形测量数字图像的种子点匹配方法. 西安交通大学学报, 2010, 44(11):51-55.

利用特征子空间评价与多分类器融合的高光谱图像分类. 西安交通大学学报, 2010, 44(8):20-24.

频谱包络滤波器及其应用. 西安交通大学学报, 2010, 44(8):48-52.

应用细粒度分块重构的多信道图像信息分存算法. 西安交通大学学报, 2010, 44(6):78-82.

一种多尺度 X 射线胸片图像增强算法. 西安交通大学学报, 2010, 44(6):83-87.

图像分割的谱聚类集成算法. 西安交通大学学报, 2010, 44(6):93-98.

全局重建和位置块残差补偿的人脸图像超分辨率算法. 西安交通大学学报, 2010, 44(4):9-12.

利用粒子群优化的人脸特征提取识别算法. 西安交通大学学报, 2010, 44(4):48-51.

采用小世界免疫克隆算子的频率域图像配准. 西安交通大学学报, 2009, 43(6):38-42.

人眼视觉特性与粗糙集结合的 X 射线图像增强算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(6):48-51.

利用贫富差距原理进行图像边缘检测. 西安交通大学学报, 2009, 43(4):44-48.

一种无需匹配的多目重构方法. 西安交通大学学报, 2008, 42(12):1476-1480.

基于等高线的图像特征表达. 西安交通大学学报, 2008, 42(4):385-388.

质心迭代图像跟踪算法. 西安交通大学学报, 2007, 41(12):1396-1400.

基于直方图偏差约束的快速模糊 C 均值图像分割法. 西安交通大学学报, 2007, 41(4):430-434.

分散、逆阶蚁群算法及其在相变序列图像分割中的应用. 西安交通大学学报, 2007, 41(2):136-140.

(编辑 刘杨)