

融合边缘特征的马尔可夫随机场模型及分割算法

徐胜军^{1,2}, 韩九强¹, 何波², 赵亮², 肖海燕²

(1. 西安交通大学智能网络与网络安全教育部重点实验室, 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: 针对区域马尔可夫随机场(MRF)模型的图像分割中常产生边缘模糊的问题,提出了一种融合边缘特征的区域 MRF 模型(IEFRMRF)及其分割算法。IEFRMRF 模型基于 MRF 理论,首先通过边缘模板提取图像的边缘特征,建立局部区域的边缘先验约束;其次利用图像局部区域像素的空间约束关系描述图像的局部高斯统计特征,并通过期望最大化算法估计高斯特征参数;然后根据贝叶斯原理建立了具有边缘保持作用区域 MRF 模型;最终采用区域置信度传播(BP)算法对 IEFRMRF 模型进行全局优化,把局部统计特征传递到图像的全局,并按照 MAP 准则估计图像分割标号。人工加噪声图像分割的实验结果表明,IEFRMRF 模型的分割结果和传统高斯 MRF 模型、局部区域高斯 MRF 模型的分割结果相比,分割准确率分别提高了 47.9% 和 21.4%,并且分割结果的边缘更清晰,自然图像的分割实验也验证了提出模型的有效性。

关键词: 边缘特征;马尔可夫随机场;高斯混合模型;图像分割

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2014)02-0014-06

A Region Markov Random Field Model with Integrated Edge Feature and Image Segmentation Algorithm

XU Shengjun^{1,2}, HAN Jiuqiang¹, HE Bo², ZHAO Liang², XIAO Haiyan²

(1. MOE Key Lab for Intelligent Networks and Network Security, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

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

Abstract: A region Markov random field model with integrated edge feature (IEFRMRF) is proposed to solve the problem that existing region Markov random fields (MRF) model often leads to produce blur edge in image segmentation. The proposed model utilizes edge templates to extract edge features of an image, and builds edge prior constraints on local regions. Space constraints among local regions of the image are used to express local Gaussian statistical features of the image, and the Gaussian parameters are estimated by maximizing expectations. Then a new local adaptive neighborhood information Gaussian mixture model (GMM) is constructed and an algorithm is proposed to estimate its parameters. The region MRF model that preserves image edge is then built based on the Bayesian theory. The region belief propagation algorithm is applied to globally optimize the IEFRMRF model. Local statistical features are transferred to the image of the global, and image segmentation labels are estimated by MAP criterion during the optimization. Experiments on an artificial noise image and comparisons with the classical

收稿日期: 2013-10-28。 作者简介: 徐胜军(1976—),男,博士生;韩九强(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(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资助项目(2013JK1091)。

网络出版时间: 2013-12-10

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20131210.1437.002.html>

Gaussian MRF model and the local region Gaussian MRF model show that the IEFMRMRF model not only increases segmentation accuracy rate by 47.9% and 21.4%, respectively, but also acquires sharper edge of segmentation result. The validity of the proposed model is also verified by natural image segmentation experiments.

Keywords: edge feature; Markov random field; Gaussian mixture model; image segmentation

基于区域马尔可夫随机场(MRF)模型的图像分割问题中,通过区域块结构可以引入图像更丰富的局部统计信息,但是由于区域先验的过平滑作用,常导致分割对象轮廓的模糊,甚至出现边缘带现象。高互联的 MRF 模型可以充分利用更丰富的图像信息建立 MRF 的局部统计特征模型,得到更准确的图像分割结果^[1]。Chen 等人基于 Pairwise MRF 理论提出了高阶代理邻域(higher order proxy neighborhoods, HOPS)模型^[2],通过局部区域节点之间的消息传递作用,引入了更多的局部特征信息,有效近似 MRF 的高阶邻域。徐胜军等人提出了一种局部区域 MRF 模型^[3],建立了图像的区域置信传播分割算法。虽然这种区域 MRF 模型有效提升了图像的分割结果,但是也引入了一些不希望的边缘效应。由于图像分割区域之间的边缘是高度 kurkot-ic^[4],因此,这种基于点对交互的区域 MRF 常带来显著的模型近似误差。建立有效描述图像边缘先验的模型是提升图像分割质量的一个重要途径。张志等人利用边缘滤波器获取图像的边缘特征,建立了一种边缘保持专家场模型^[5]。Koray 等人基于 Cauchy 分布建立了一种边缘先验模型^[6],这种模型利用像素空间的依赖关系有效地保持了边缘的清晰度,但是这种 Cauchy 分布的尺度参数选择对于边缘的分布仍有影响。Zhang 等人建立了 Laplacian 先验模型^[7],提取图像的边缘结构,但这种 TV 先验不能充分捕获图像边缘,常导致图像出现分段线性的现象。Katsuki 等人利用一种因果高斯 MRF 模型作为先验知识^[8],虽然这种模型考虑了图像的边缘结构,但并不能有效捕获自然图像的统计特征。

本文基于 Pairwise MRF 模型,提出了一种自适应的区域 MRF 模型,通过引入空间信息的区域 GMM 先验,建立了区域期望最大化(Expectation Maximization, EM)参数估计算法。并针对区域 MRF 模型的过平滑所导致的图像边缘模糊现象,引入了图像的边缘特征模型。最终,建立了新的融合边缘特征的区域 MRF 分割模型。实验结果验证了提出模型不仅获得了更好的分割结果,而且对边缘具有一定的保持作用。

1 融合边缘特征的 MRF 先验模型

假定 MRF 模型局部区域为 $\mathbf{Y}_{w_s}$, 其中 w_s 为一个中心位置为 s 、大小为 $w \times w$ 的区域块。本文中, w 选择为 3。建立的部分二阶 MRF 模型如图 1 所示, 图像的边缘如图 2 所示。根据 Hammersley-Clifford 定理^[9], 部分二阶 MRF 模型的局部区域 $\mathbf{Y}_{w_s}$ 的分布由 Gibbs 分布确定

$$P_{w_s}(\mathbf{Y}_{w_s} | \beta) = \frac{\exp\left\{-\beta \sum_{s,r \in w_s} \delta(y_s, y_r)\right\}}{\sum_y \exp\left\{-\beta \sum_{s,r \in w_s} \delta(y_s, y_r)\right\}} \quad (1)$$

式中: $P_{w_s}(\mathbf{Y}_{w_s} | \beta)$ 表示区域先验 Potts 模型^[3,9]; s, r 为节点对, $r \in w_s$; $\delta(y_s, y_r)$ 为 delta 函数

$$\delta(y_s, y_r) = \begin{cases} 1, & y_s \neq y_r \\ 0, & y_s = y_r \end{cases} \quad (2)$$

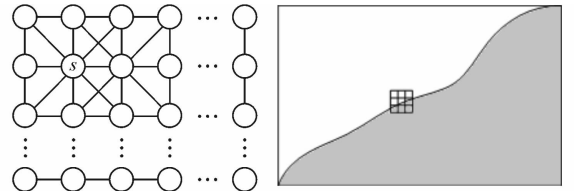


图1 部分二阶 MRF 模型 图2 图像边缘示意图

式(1)模型可使局部区域内的像素倾向于取相同的标号值,因而这种区域先验具有一定的平滑作用,这种平滑对于噪声图像或者纹理突变信号的干扰具有鲁棒性,因此这种模型在图像分割中可以得到更平滑的分割结果。但是,对于图像的边缘来说,由于这种区域先验模型倾向于使得区域内部像素取同一个标号值,因而容易导致边缘的模糊,并且这种局部区域内点对的“短边缘”先验常导致具有精细结构的分割对象产生较大的误分割。为了解决这一问题,本文在区域先验中引入了一种边缘先验约束,如图 1 所示,在中心像素 y_s 的 3×3 局部区域中,为了测量局部区域水平、垂直、对角和反对角 4 个方向上的边缘特征,本文定义了一种边缘保持的先验模型

$$\sum_{w_s} V_E(\mathbf{Y}) = \sum_{w_s} |\mathbf{F} \otimes \mathbf{Y}_{w_s}| \quad (3)$$

式中: $V_E(\mathbf{Y})$ 表示边缘先验; $\otimes$ 表示卷积运算; $\sum_{w_s} |\mathbf{F} \otimes \mathbf{Y}_{w_s}|$ 表示 4 个方向上的模板与标号场 $\mathbf{Y}_{w_s}$ 的卷积之和, 用来描述局部区域图像在 4 个方向上的边缘特征; $\mathbf{F} = [\mathbf{F}_h, \mathbf{F}_v, \mathbf{F}_d, \mathbf{F}_a]$ 是一个边缘提取模板, 分别获取水平、垂直、对角和反对角 4 个方向上的边缘信息。4 个模板分别定义如下

$$\mathbf{F}_h = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{F}_v = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{F}_d = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{F}_a = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{1}{2} \\ 0 & -1 & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

根据局部区域先验 Potts 模型式(1)和本文提出的边缘特征先验式(3), 建立融合边缘特征的区域先验 MRF 模型如下

$$P_E(\mathbf{Y}_{w_s} | \beta) = \frac{\exp\left\{-\beta \left[\sum_{s,r \in w_s} \delta(y_s, y_r) + \sum_{w_s} |\mathbf{F} \otimes \mathbf{Y}_{w_s}| \right]\right\}}{\sum_y \exp\left\{-\beta \left[\sum_{s,r \in w_s} \delta(y_s, y_r) + \sum_{w_s} |\mathbf{F} \otimes \mathbf{Y}_{w_s}| \right]\right\}} \quad (5)$$

式(5)中, 局部区域约束可以有效平滑图像噪声或者纹理突变信号对分割结果的干扰, 防止分割结果中出现小的斑点分割, 而边缘约束条件的引入可以有效弥补区域平滑先验的过平滑现象, 保持图像分割结果的边缘。

2 GMM 模型和 EM 算法

本文中, 定义 $\mathbf{X}$ 为观察图像, $\mathbf{Y}$ 为观察图像对应的标号场。 $\Omega = \{1, 2, \dots, K\}$ 为一个有限标号集合, 图像分割问题就是对任意像素 $x_i \in \mathbf{X}$ 分配一个标号 $y_i \in \Omega$, 这个标号过程通常假定是高斯的, 即

$$P(x_i | y_i) = \sum_{k \in \Omega} \frac{\alpha_k}{(2\pi)^{1/2} \sigma_k} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (6)$$

式中: α_k 是 GMM 的第 k 类的混合比值, 其均值为 μ_k , 方差为 σ_k^2 。观察图像 $\mathbf{X}$ 为已知数据, 但其中含有未知数据 $\mathbf{Y}$, 因而 GMM 的参数 μ_k, σ_k^2 常采用 EM 算法估计。但是, 实际中即使图像满足高斯的假定, 标准 EM 算法也不能得到参数的最优估计^[10], 这是因为常规 GMM 假定像素是独立分布的, 缺乏像素

的空间约束, 因而造成类参数估计的误差。特别是常规 GMM 模型对噪声干扰很敏感^[11]。引入空间约束的一种方法是在 GMM 中通过 MRF 来建立空间的约束关系, 但是通过 EM 算法求解 MRF 容易陷入局部最小, 另一种方法采用非 MRF 空间约束的方法, 利用相邻像素之间的相似关系, 建立局部约束的 GMM。Greenspan 等人利用像素的空间位置和像素值组成一个 4 维向量, 并作为 GMM 的输入数据, 构建了一种约束 GMM 框架^[12]。Tang 等人假定像素的灰度值服从高斯分布, 建立了一种邻域加权 GMM^[13], 但该方法中采用中心像素邻域的分类概率均值替代中心像素点的类概率, 这种平滑导致边缘的模糊。朱峰等人通过局部区域内像素类的中值概率, 建立了邻域信息的加权分布^[14], 可以有效抑制噪声, 并保持边缘, 但这种中值概率仍不能完全反映局部区域的特征空间关系。为了有效利用像素的局部空间约束关系, 本文提出了一种局部自适应加权空间 GMM, 如下式所示

$$P(\mathbf{X} | \mathbf{Y}) = \prod_{s=1}^N P_{w_s}(x_{w_s} | y_{w_s}, \theta) = \prod_{s=1}^N \sum_{k \in \Omega} \frac{\alpha_k}{(2\pi)^{1/2} \sigma_k} \exp\left\{-\sum_{s,r \in w_s} \omega(d, x_s, x_l) \frac{(x_l - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right\} \quad (7)$$

式中: $\omega(d, x_s, x_l)$ 是一个权值函数, 权值的大小根据中心像素 x_s 和其邻域像素 x_l 之间的距离按级数成反比, $\omega(d, x_s, x_l)$ 定义如下

$$\omega(d, x_s, x_l) = (2\pi)^{1/2} \exp\left(-\frac{|x_s - x_l|^2}{2(d/2)^2}\right) \quad (8)$$

其中 d 是 MRF 邻域的阶次, 节点对为 $s, r \in w_s$ 。本文提出的区域 GMM 利用像素的距离对权值进行衰减, 不仅可以有效避免较大的区域中邻域像素对局部特征的平滑, 而且包含了更多的空间约束关系。

对于 GMM 的参数估计, 最大似然估计是一个常用的求解概率分布的参数估计方法, 图像 $\mathbf{X}$ 的对数似然分布为

$$\lg[L(\theta | \mathbf{X})] = \lg \prod_{s=1}^N P_{w_s}(x_{w_s} | y_{w_s}, \theta) = \sum_{s=1}^N \lg \sum_{k \in \Omega} \left\{ \frac{\alpha_k}{(2\pi)^{1/2} \sigma_k} \cdot \exp\left[-\sum_{s,r \in w_s} \omega(d, x_s, x_l) \frac{(x_l - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right] \right\} \quad (9)$$

对于对数和问题, 直接求解上式是一个困难的问题。EM 算法可以通过迭代的方法对这种包含未知变量 $\mathbf{Y}$ 的参数估计问题进行有效估计。这种方

法由两步组成:期望步和最大化步。期望步根据最大化步在上一次迭代估计的参数 $\theta(p-1)$ 求取未知变量 $\mathbf{Y}$ 的期望;最大化步对 $\lg[L(\theta|\mathbf{X})]$ 采用最大似然法求取关于 θ 的估计。EM 算法求解式(9)的迭代公式如下

$$\mu_k(p) = \left(\sum_s \sum_{l \in w_s} x_{w_s} \omega(d, x_s, x_l) P_{w_s}(\mathbf{x}_{w_s} | \mathbf{y}_{w_s}, \theta(p-1)) \right) / \left(\sum_s \sum_{l \in w_s} \omega(d, x_s, x_l) P_{w_s}(\mathbf{x}_{w_s} | \mathbf{y}_{w_s}, \theta(p-1)) \right) \quad (10)$$

$$\sigma_k(p) = \left(\sum_s \sum_{l \in w_s} [x_{w_s} \omega(d, x_s, x_l) - \mu_k(p-1)]^2 P_{w_s}(\mathbf{x}_{w_s} | \mathbf{y}_{w_s}, \theta(p-1)) \right) / \left(\sum_s \sum_{l \in w_s} \omega(d, x_s, x_l) P_{w_s}(\mathbf{x}_{w_s} | \mathbf{y}_{w_s}, \theta(p-1)) \right) \quad (11)$$

3 融合边缘特征的区域 MRF 模型

在概率 MRF 框架下,图像分割问题就是给定观察图像 $\mathbf{X}$,寻求一个标号场 $\mathbf{Y}$ 的最优组态 $\hat{\mathbf{Y}}$,使得 MRF 全局分布的概率最大化,即

$$\hat{\mathbf{Y}} \propto \arg \max_{\mathbf{Y}} P(\mathbf{X} | \mathbf{Y}) P(\mathbf{Y}) \quad (12)$$

式中: $P(\mathbf{X}|\mathbf{Y})$ 为给定观察图像 $\mathbf{X}$ 的条件分布; $P(\mathbf{Y})$ 为标号场 $\mathbf{Y}$ 的先验分布。

把融合边缘特征的先验分布和数据似然分布代入上式,得到新的分割模型如下

$$\hat{\mathbf{Y}} \propto \arg \min_{\mathbf{Y}} \left\{ \left[\lg(2\pi)^{1/2} \sigma_k + \sum_{l \in w_s} \omega(d, x_s, x_l) \frac{(x_l - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} \right] + \gamma(t) \left[\sum_{s,r \in w_s} (y_s, y_r) + \sum_{w_s} |\mathbf{F} \otimes \mathbf{y}_{w_s}| \right] \right\} \quad (13)$$

式中:第1项称为模型的区域似然能量项;第2项称为融合边缘特征的先验能量项; $\gamma(t)$ 是一个 MRF 先验参数,其值的大小控制着邻域像素标号的平滑程度。

通常 $\gamma(t)$ 的大小根据经验选择。在分割过程中,较大的 $\gamma(t)$ 值使得 MRF 的先验能量项在全局能量中占主导作用,因而分割的结果更平滑,但这种过平滑容易导致图像细节特征的缺失;如果 $\gamma(t)$ 的值较小,则能量函数中,似然能量项占主导作用,导致图像的分割结果忽视了空间先验信息。本文提出一种变 $\gamma(t)$ 的方法,令

$$\gamma(t) = \gamma(t-1) \times 1.05 \quad (14)$$

式中: t 为BP算法迭代的次数; $\gamma(0)$ 为一个给定的较小初值。在迭代初始, $\gamma(t)$ 选择较小的先验参数

值,似然能量项占主导作用,图像的分割结果由其特征信息主导,避免了较大的 $\gamma(t)$ 在算法迭代初期造成图像分割结果的过平滑,随着迭代次数的增加, $\gamma(t)$ 逐渐增大,先验能量项起主导作用,可以有效捕获图像较大的区域特征,因而可以提升图像的分割质量。

本文模型中,区域特征模型有助于具有相似特征的像素聚合成一类,但这种区域模型对图像的边缘像素定位不准确,而边缘特征先验模型的引入有效弥补了区域特征模型的缺点,本文模型融合了区域特征模型和边缘特征模型的优点,可以对图像进行准确分割。

根据上式,图像分割问题就是求取上述能量的全局最小。基于 MRF 模型的能量最小化算法中,BP 算法^[15]是一个高效推理算法,这种算法通过节点消息的传递,迭代运行直到收敛,得到 MRF 全局能量最小。算法详细描述参见文献[3]。

依据本文提出的融合边缘特征的区域 MRF 模型,实现图像分割的融合边缘特征 MRF 模型分割算法(算法1)步骤如下:

(1)给定输入图像 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,分割类数 K 由人工指定,参数 $\gamma(0) = 1.0$;

(2)GMM 参数的初始化由 K -means 算法估计: $\theta(0) = \{\mu_k(0), \sigma_k(0)\}_{k=1,2,\dots,K}$;

(3)采用 EM 算法根据式(10)、(11) 迭代估计 GMM 参数 $\theta(p) = \{\mu_k(p), \sigma_k(p)\}_{k=1,2,\dots,K}$,直到 $|\lg[L(\theta(p)|\mathbf{X})] - \lg[L(\theta(p-1)|\mathbf{X})]| \leq \epsilon$;

(4)由步骤(3)估计的 GMM 参数 μ_k, σ_k^2 和给定的 MRF 模型先验参数 $\gamma(0)$,根据式(13)对图像进行初始化分割;

(5)基于提出的 MRF 模型,根据区域 BP 算法^[3]进行区域消息迭代,算法迭代运行直到 $|P^{(p)}(\mathbf{Y}|\mathbf{X}) - P^{(p-1)}(\mathbf{Y}|\mathbf{X})| \leq \epsilon$ 或者达到最大迭代次数,算法终止,迭代过程中,模型式(13)中 $\gamma(t)$ 按照式(14)进行更新;

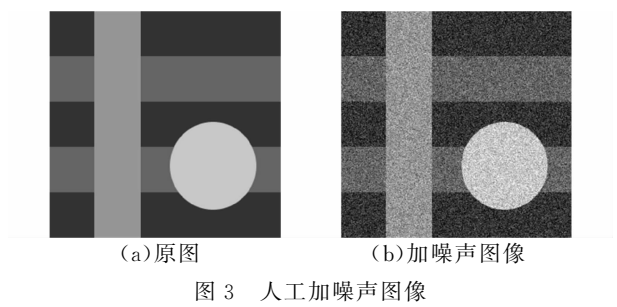
(6)基于 MAP 准则估计标号场 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$,得到图像的最优分割结果。

4 实验结果分析

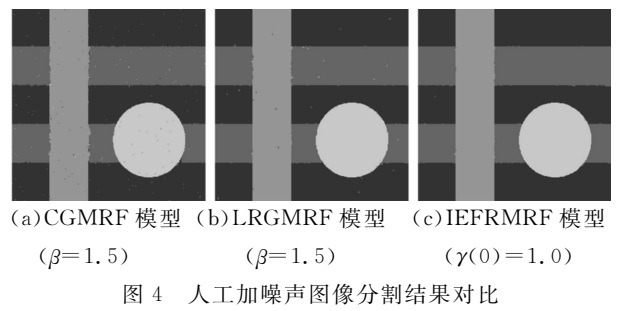
为了验证基于本文 IEFMRMRF 模型的图像分割算法,分别采用人工加噪声图像和自然图像作为实验对象,并与基于传统高斯 MRF(CGMRF)模型、局部区域高斯 MRF(LRGMRF)模型的 BP 算法分割结果进行对比。估计 GMM 参数时,由于 EM

算法对随机初值比较敏感,易陷入局部最小,因而 GMM 的初值采用 K-Means 算法进行初始化,分类数由人工指定。

实验 1 人工加噪声图像分割结果对比。本文采用的人工加噪声实验图像如图 3 所示。



将图 3b 分割为 4 类,设计图像 4 类均值分别为 50、100、150 和 200,并加均值、方差分别为(0,900)的高斯噪声,图像大小为 300×300 像素。3 种模型分割结果对比如图 4 所示。



由分割结果可知,CGMRF 模型对噪声干扰比较敏感,出现了较多的误分割斑点。LRGMRF 模型由于采用了区域 GMM,因而对噪声具有一定的鲁棒性,但是由于区域的平滑作用,在图像边缘出现了较明显的误分割。本文提出的 IEFRMRF 模型不仅具有较好的抗噪性,而且考虑了边缘的惩罚,因而在边缘区域获得了较好的分割效果。表 1 给出了不同模型分割结果的误分率对比。从表 1 可以看出,在客观指标上,本文模型具有更好的分割效果,和基于 CGMRF 模型、LRGMRF 模型的分割结果相比,分割准确率分别提高了 47.9%和 21.4%。误分率定义如下

$$r_{MC} = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N [1 - \delta(y_s, y_s^{\text{true}})]$$

(15)

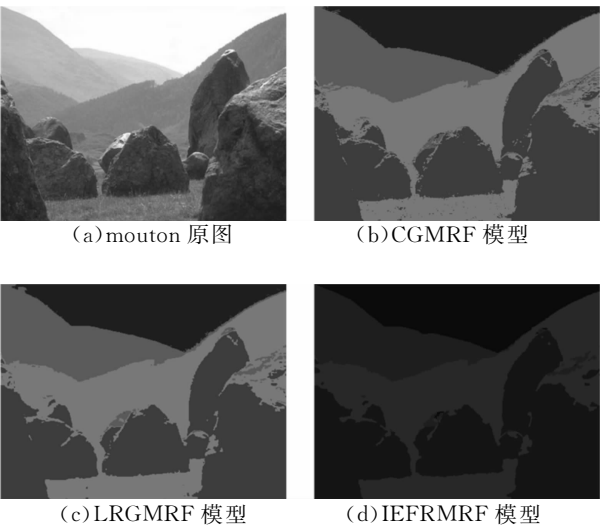
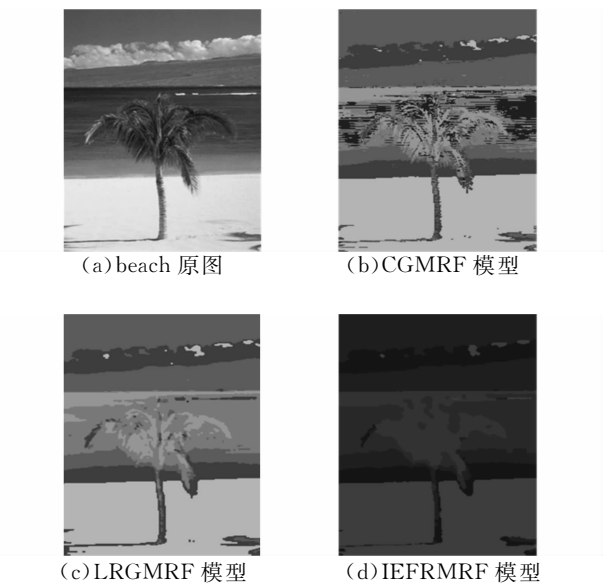
式中: y_s^{true} 表示像素 x_s 的真实标号值。

实验 2 自然图像分割结果对比。实验图像来自 Berkley 标准图像库。选取 2 幅自然图像,分别如图 5a、图 6a 所示。基于 CGMRF 模型、LRGMRF 模型

表 1 采用 3 种模型对人工加噪声图像的误分率比较

模型	r_{MC}	迭代次数	运算时间/s
CGMRF	0.011 956	35	3.129
LRGMRF	0.007 933	8	3.640
IEFRMRFM	0.006 233	9	4.915

和 IEFRMRF 模型的分割结果对比如图 5、图 6 所示。从分割结果可以看出,采用 CGMRF 模型的分割结果较差,易受纹理突变信号的干扰,在图像 beach 中的海洋、树和图像 mouton 中的草地等处分割结果受纹理干扰较大。采用 LRGMRF 模型的分割虽然在纹理变化平坦的区域获得了较好的分割效果,但是在一些图像的边缘处,明显出现了模糊现



象,甚至出现边缘带的现象,如图 mouton 中天空与山峰之间的边缘带,而采用本文提出的 IEFMRMRF 模型的分割结果与其他 2 种模型相比,取得了较好的分割效果,也较好地保持了图像的边缘。

5 结 论

本文提出了一种基于融合边缘特征的区域 MRF 模型的图像分割方法,利用局部区域信息建立了局部空间加权的 GMM 模型,建立了 GMM 模型参数的估计算法,并把图像的边缘特征有效融合到区域 MRF 模型中。提出的模型不仅利用区域特征抑制了图像噪声和纹理突变信号的干扰,而且有效保持了图像的边缘结构,通过分割对比实验,验证了本文提出模型的有效性。

参考文献:

- [1] 姚婷婷, 谢昭. 多层次 MRF 重标记及映射法则下的图像分割 [J]. 自动化学报, 2012, 38(9): 1-13.
YAO Tingting, XIE Zhao. Top-down inference with relabeling and mapping rules in hierarchical MRF for image segmentation [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(9): 1-13.
- [2] CHEN A Y C, CORSO J J, WANG L. 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.
- [3] 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 Liaug, et al. Algorithm of minimizing local region energy for image segmentation [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2011, 45(8): 7-12.
- [4] GAO Qi, ROTH S. How well do filter-based MRFs model natural images? [C] // Proceedings of DAGM/OAGM Symposium. Berlin Germany: Springer, 2012: 62-72.
- [5] 张志, 王润生. 边缘保持专家场模型的自然图像复原 [J]. 自然科学进展, 2009, 19(9): 1004-1013.
ZHANG Zhi, WANG Runsheng. Nature image restoration based on edge preserving FoE model [J]. Progress in Natural Science, 2009, 19(9): 1004-1013.

- [6] KORAY K, ERCAN E K, BÜLENT S. Bayesian separation of images modeled with MRF using MCMC [J]. IEEE Transactions Image Process, 2009, 18(5): 982-994.
- [7] ZHANG Haichao, ZHANG Yanning, LI Haisen, et al. Generative Bayesian image super resolution with natural image prior [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(9): 4054-4066.
- [8] KATSUKI T, TORII A, INOUE M. Posterior mean super-resolution with a causal Gaussian Markov random field prior [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(7): 3182-3193.
- [9] LI S Z. Markov random field modeling in computer vision [M]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2001.
- [10] LEUNG Shingyu, LIANG Gang, SOLNA K, et al. Expectation-maximization algorithm with local adaptivity [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(3): 834-857.
- [11] LIN Jun, ZHANG Haili. Image segmentation using a local GMM in a variational framework [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2013, 46(2): 161-176.
- [12] GREENSPAN H, RUF A, GOLDBERGER J. Constrained Gaussian mixture model framework for automatic segmentation of MR-brain image [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(9): 1233-1245.
- [13] TANG Hui, DILLENSEGER J L, LUO Limin. A vectorial image soft segmentation method based on neighborhood weighted Gaussian mixture model [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33(8): 644-650.
- [14] 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, 48(11): 2000-2007.
ZHU Feng, LUO Limin, SONG Yuqing, et al. Adaptive spatially neighborhood information Gaussian mixture model for image segmentation [J]. Journal of Computer Research and Development, 2011, 48(11): 2000-2007.
- [15] YEDIDIA J, FREEMAN W, WEISS Y. Generalized belief propagation [C] // Proceedings of Conference on Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2000: 689-695.

(编辑 刘杨 武红江)