

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)05-0761-06

论文索引信息: 陈晓惠, 郑晨, 段汕, 秦前清, 胡亦钧. 形态小波域多尺度马尔可夫模型在纹理图像分割中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 761-766

形态小波域多尺度马尔可夫模型在 纹理图像分割中的应用

陈晓惠¹⁾, 郑晨^{2),3)}, 段汕¹⁾, 秦前清³⁾, 胡亦钧²⁾

¹⁾(中南民族大学数学与统计学学院, 武汉 430074) ²⁾(武汉大学数学与统计学学院, 武汉 430072)

³⁾(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

摘要: 针对图像分割中小波域多尺度马尔可夫模型(MRMRF-W)无法有效描述图像非线性特征, 提出了一种在形态小波域下的多尺度MRF模型(MRMRF-MW), 实现纹理图像分割。该模型结合了形态小波和MRF各自的优势, 能够对图像进行非线性多尺度分解, 并在各尺度上进行空间关系建模。通过对两个纹理图像库(Brodatz纹理库、Prague纹理库)中图像的分割实验, 验证了该模型的有效性。

关键词: 形态小波; 马尔可夫随机场; 分割; 纹理

Application of texture image segmentation based on a multi-resolution Markov random field model in morphological wavelets domain

Chen Xiaohui¹⁾, Zheng Chen^{2),3)}, Duan Shan¹⁾, Qin Qianqing³⁾, Hu Yijun²⁾

¹⁾(School of Mathematics and Statistics, South-central University for Nationalities, Wuhan 430074 China)

²⁾(School of Mathematics and Statistics, Wuhan University, Wuhan 430072 China)

³⁾(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079 China)

Abstract: Because of the disadvantages of Multi-resolution Markov random field in wave domain for the description of the nonlinear features of the image, this paper proposes a new Multi-resolution Markov random model in morphological wavelets domain to partition the texture images. Morphological wavelets can do a nonlinear multi-resolution decomposition of images. Markov random field can model the spatial relationship of pixels in each resolution. The multi-resolution Markov random model in morphological wavelets domain combines the benefits of morphological wavelets and Markov random field. The experiments of texture images segmentation validate of our model, where the test texture images are employed from the Brodatz and Prague texture image databases.

Keywords: morphological wavelets; Markov random field; segmentation; texture

0 引言

在图像处理领域中, 图像分割一直以来都是一

个重要并具有挑战性的话题。图像分割是图像从处理到分析的关键步骤, 它为特征度量、目标提取提供了便利, 使得更高层次的图像理解成为可能^[1]。

近几年, 在众多的纹理图像分割算法中, 马尔可

收稿日期: 2009-12-28; 修回日期: 2010-05-04

基金项目: 国家重点基础研究计划(973)基金项目(2006CB701303); 优秀国家重点实验室基金项目(40523005); 中南民族大学中央高校基本科研业务费专项资金项目(ZZZ10005)。

第一作者简介: 陈晓惠(1987—), 女。现为中南民族大学数学与统计学学院硕士研究生, 研究方向为图像分割识别。

E-mail: yuzhiningjie@163.com。

通讯作者: 段汕, E-mail: jy5699@sina.com。

夫模型(MRF)受到了较多的关注^[2-4]。MRF模型使用不同的随机场模型在观测图像和未知的标记图像(即分割结果)之间建模。通过和 Bayesian 技术的结合,MRF利用最大后验概率准则(MAP)^[5]或最大后验边缘概率准则(MPM)^[6]实现最终的图像分割。MRF因其恰当的图像空间描述能力及完善的理论基础,在具有复杂结构信息的纹理图像分割中取得了巨大的成功。

一般的 MRF 模型,不能同时提高异质区域间的边界分割精度和同质区域的完整性。针对该问题,小波域的多尺度 MRF 模型(MRMRF-W)在文献[6]中被提出。在 MRMRF-W 模型中,高尺度的小波系数矩阵用来确定区域的完整性,低尺度的小波系数矩阵用来确定不同区域的边界。虽然 MRMRF-W 模型改进了 MRF 模型,但是由于 MRMRF-W 模型使用的小波变换是线性的,因此对图像经非线性变换得到的如形状、纹理等特征的描述受到了约束。

为了克服 MRMRF-W 模型中线性小波变换的不足,本文将多尺度 MRF 模型从线性的小波域拓展至非线性的小波域,提出了形态小波域的多尺度马尔可夫模型(MRMRF-MW)。形态小波^[7]是一种非线性小波变换,形态小波将形态学中具有附益性的形态算子,如腐蚀和膨胀、形态开与形态闭,以及颗粒分析、骨架分解、形态滤波和中值滤波等引入到多尺度变换。因此,MRMRF-MW 模型能更好地描述图像中包含的形状、纹理信息。最后,本文通过对纹理图像的分割实验,验证了 MRMRF-MW 对非线性特征表述的有效性。

1 MRF 模型

在 MRF 模型中,图像分割被认为是数据缺失问题,其中缺失的数据就是图像分割的结果。MRF 要根据已知的数据进行概率建模,估计出这些缺失数据、实现分割。MRF 模型包含如下两个随机场:特征随机场 F 和标记随机场 X 。其中,特征随机场 F 对应的是 MRF 的已知数据。对于定义在一个大小为 $m \times n$ 的栅格矩形 S 上的纹理图像 $Y = \{Y_s, s \in S\}$ ($S = \{(i, j), 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$), F 通过对 Y 提取特征,可以得到一个已知特征 $f = \{f_s, s \in S\}$ 。而标记随机场 X 对应的则是缺失数据,即待分割的图

像。若假设 $x = \{x_s, s \in S\}$ 是标记随机场 X 的任意一个组态,其中 $x_s \in A = \{1, 2, \dots, K\}$, K 是图像的分割数目。那么根据 MAP 准则,标记随机场最优的组态,即最优分割结果为

$$\hat{x}_{\text{MAP}} = \arg \max_{x \in X} P(x | f) \quad (1)$$

由 Bayesian 准则,式(1)近似等于

$$\hat{x}_{\text{MAP}} = \arg \max_{x \in X} P(x) \cdot P(f | x) \quad (2)$$

式中 $P(x)$ 为标记随机场的联合概率密度。 $P(f | x)$ 为似然函数,用来表示在不同组态 x 下,特征 f 的联合概率分布。

对任意一点 $s \in S$,可以根据空间欧氏距离来定义它的一个邻域集合 V_s 。该集合 V_s 具有如下性质:1) $s \notin V_s$; 2) $\forall t \in S, t \in V_s$ 当且仅当 $s \in V_t$ 。文中, V_s 选取为点 s 的 8 邻域,即二阶的 MRF 模型。由邻域集合 V_s ,可以定义势团 C_s 。势团 C_s 是一些集合 c 的集合,其中集合 c 由点 s 和 V_s 中的一些点组成。文中,采用的势团为双点势团^[8]。在 MRF 中,标记随机场的联合概率密度 $P(x)$ 被认为具备马氏性,即

$$P(x_s | x_t, \forall t \in S / \{s\}) = P(x_s | x_{s_{\text{nei}}}) \quad \forall s \in S \quad (3)$$

此处, $x_{s_{\text{nei}}}$ 表示的是点 s 的邻域集合 V_s 对应位置的标记集合。根据 Hammersley-Clifford 定理^[9], $P(X)$ 服从 Gibbs 分布

$$P(X) = \frac{1}{Z} \exp(-U(X)) \quad (4)$$

式中, $U(X)$ 为能量函数, Z 是归一化常数, $Z = \sum U(x)$ 。

由于式(2)中每次要同时计算整幅图像的标记联合概率密度 $P(x)$ 和似然函数 $P(f | x)$,这要耗费大量的时间。为了计算方便,似然函数 $P(f | x)$ 常假设各像素点之间独立,即 $P(f | x) = \prod_{s \in S} P(f_s | x_s)$ 。那么,在此假设下,式(2)可利用 MAP 准则逐像素地找到一个局部最优组态:

$$\hat{x}_{s, \text{MAP}} = \arg \max_{x_s \in X_s} P(x_s) \cdot P(f_s | x_s) \quad \forall s \in S \quad (5)$$

2 形态小波

金字塔分解是多尺度变换的核心步骤,通过塔式分解,一幅图像可以分解为不同尺度下的高频或

低频系数矩阵。塔式分解可以分为线性和非线性的分解。形态小波就是一种非线性的塔式分解,它将形态学中具有附益性的形态算子,如腐蚀和膨胀、形态开与形态闭,以及颗粒分析、骨架分解、形态滤波和中值滤波等引入到多尺度变换,从而实现了对图像形态特征的多尺度描述。同时,塔式分解后的形态小波可以实现完全的重构。

本文所使用的形态小波是 2 维的 Haar 形态小波,形态算子是膨胀。选用 Haar 小波主要考虑到它是所有小波中紧支撑最小的,在不同的尺度上该小波具有最好的空间定位精度,能较好地保持信号细节信息,且计算复杂度相对较低。用 f^0 表示原始信号, f^1 表示分解得到的低频信息, y^v 、 y^h 、 y^d 表示分解得到的高频信息。记 f^1 中任一点 $s = (i, j)$, 相应的 $s_1 = (2i, 2j)$, $s_2 = (2i + 1, 2j)$, $s_3 = (2i, 2j + 1)$, $s_4 = (2i + 1, 2j + 1)$, 该形态小波的分解过程为

$$\begin{aligned} f_s^1 &= \max \{f_{s_1}^0, f_{s_2}^0, f_{s_3}^0, f_{s_4}^0\} \\ y_s^v &= \frac{1}{2}(f_{s_1}^0 + f_{s_2}^0 - f_{s_3}^0 - f_{s_4}^0) \\ y_s^h &= \frac{1}{2}(f_{s_1}^0 - f_{s_2}^0 + f_{s_3}^0 - f_{s_4}^0) \\ y_s^d &= \frac{1}{2}(f_{s_1}^0 - f_{s_2}^0 - f_{s_3}^0 + f_{s_4}^0) \end{aligned} \quad (6)$$

用 \tilde{f}^1 表示重构的低频, \tilde{y}^d 表示重构的高频, 则重构算子为^[7]

$$\begin{aligned} \tilde{f}_{s_1}^1 &= \tilde{f}_{s_2}^1 = \tilde{f}_{s_3}^1 = \tilde{f}_{s_4}^1 = f_s^1 \\ \tilde{y}_{s_1}^d &= \min \{(y_s^v + y_s^h), (y_s^v + y_s^d), (y_s^h + y_s^d), 0\} \\ \tilde{y}_{s_2}^d &= \min \{(y_s^v - y_s^h), (y_s^v - y_s^d), (-y_s^h - y_s^d), 0\} \\ \tilde{y}_{s_3}^d &= \min \{(-y_s^v + y_s^h), (-y_s^v - y_s^d), (y_s^h - y_s^d), 0\} \\ \tilde{y}_{s_4}^d &= \min \{(-y_s^v - y_s^h), (-y_s^v + y_s^d), (-y_s^h + y_s^d), 0\} \end{aligned} \quad (7)$$

图 1 给出了一个纹理图像塔式分解的对比实验,其中(c)为 Haar 小波分解的结果,(d)为 Haar 形态小波分解的结果。从分解的结果可以看出,对于同一种纹理,形态小波由于使用了膨胀形态算子,对同质纹理的描述能力更强。具体而言,小波变换分解的低频纹理信息和原始纹理几乎一样,较亮的竹条和竹条间的阴影仍有着较明显的纹理变化;而形态小波分解的低频纹理信息变化不明显,竹条和竹条间的阴影表现出较一致的纹理区域。

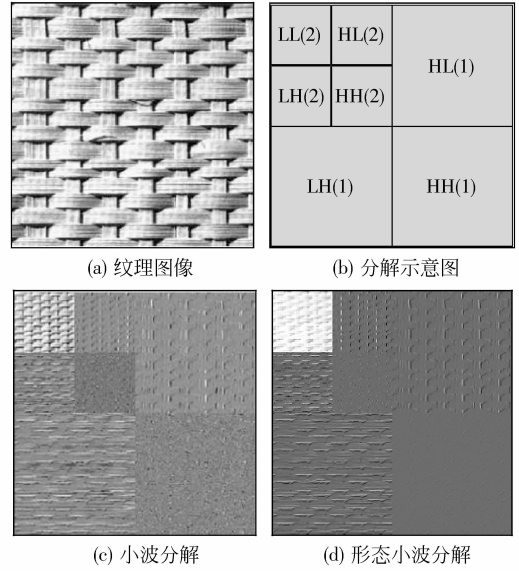


图 1 塔式分解对比实验

Fig. 1 Comparative experiments of pyramid decomposed

3 形态小波域多尺度马尔可夫模型

根据 MRF 模型和形态小波,提出形态小波域多尺度马尔可夫模型(MRMRF-MW)。MRMRF-MW 模型首先根据形态小波对图像进行了多尺度分解,然后,从最高尺度到最低尺度,将各尺度上的所有系数矩阵作为该尺度的特征随机场,进行 MRF 建模和分割,并将该尺度的分割结果作为先验信息投影到下一尺度上。(此处的投影是指直接的 1 对 4 投影,即下一尺度上 $s_1 = (2i, 2j)$, $s_2 = (2i + 1, 2j)$, $s_3 = (2i, 2j + 1)$, $s_4 = (2i + 1, 2j + 1)$ 4 个位置的先验标记初始为该尺度 $s = (i, j)$ 处的分割结果。)如此循环,直至最低尺度(即最高分辨率)。而最低尺度上得到的结果就是最终的分割结果。具体的细节描述如下。

对观测纹理图像 $\mathbf{Y} = \{Y_s, s \in \mathbf{S}\}$, 进行 T 层形态小波分解,得到各尺度的系数矩阵

$$\begin{aligned} \mathbf{f}^t &= \{Y_t^v, Y_t^h, Y_t^d \mid 1 \leq t \leq T - 1\} \\ \mathbf{f}^T &= \{F_t^1, Y_t^v, Y_t^h, Y_t^d \mid t = T\} \end{aligned} \quad (8)$$

式中,列向量 \mathbf{f}^t 是尺度 t 的特征随机场, Y_t^v, Y_t^h, Y_t^d 是尺度 t 的 3 个高频系数矩阵, F_t^1 是最高尺度 T 的低频系数矩阵。

为了在任一尺度 t 上进行 MRF 建模,根据式(5),只需定义相应的标记概率 $P(x_s^t)$ 和似然函数

$P(f_s^t | x_s^t)$ 。本文使用高斯 MRF 模型对 $P(f_s^t | x_s^t)$ 建模:

$$P(f_s^t | x_s^t = k) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^p | \Sigma_k^t |^{1/2}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2} (e_s^t)^T \times (\Sigma_k^t)^{-1} \times e_s^t\right\} \quad (9)$$

式中, p 表示的是特征的维数, $k \in \Lambda$, $e_s^t = f_s^t - \sum_{\eta \in V_s} \theta_{k,\eta}^t \cdot f_{s+\eta}^t$ 表示点 s 出的高斯噪声。 $\mu_k^t, \Sigma_k^t, \theta_{k,\eta}^t$ 为第 k 类特征的均值、噪声方差和空间邻接交互参数。

由于本文 MRF 模型使用的是两点势团, 因此考虑使用多层逻辑模型 (MLL)^[10] 对标记概率 $P(x_s^t)$ 建模。由式 (4) 知, $P(x_s^t) = \frac{1}{Z} (U(x_s^t))$, 其中

$$U(x_s^t) = \sum_{\eta \in V_s} V_s(x_s^t, x_{s+\eta}^t), Z = \sum_{k \in \Lambda} P(x_s^t = k), \text{ 而} \\ V_s(x_s^t, x_{s+\eta}^t) = \begin{cases} -\beta & x_s^t = x_{s+\eta}^t \\ \beta & x_s^t \neq x_{s+\eta}^t \end{cases} \quad (10)$$

式中, β 为势函数。

从 MRF 模型的定义可知, 求解随机场的最优组态 \hat{x}_{MAP} 时, 需要一个初始的组态 x 。而初始组态的好坏会影响收敛的速度和分割精度。因此, 将尺度 t 上得到的最优组态 \hat{x}_{MAP}^t 投影到尺度 $t-1$ 上作为其初始组态 x^{t-1} 。对于最高尺度 T , 将 k 均值聚类结果作为其初始组态。

4 参数估计

使用本文 MRMF-MW 模型对图像, 需要估计出合适的模型参数。对于似然函数中的参数 $\mu_k^t, \Sigma_k^t, \theta_{k,\eta}^t$, 由伪极大似然方法, 这些参数估计如下:

$$\mu_k^t = \frac{1}{|S^t(k)|} \sum_{s \in S^t(k)} f_s^t \\ \hat{\theta}_{k,\eta}^t = \left[\sum_{s \in S^t(k)} \mathcal{Q}_s \mathcal{Q}_s^T \right]^{-1} \left[\sum_{s \in S^t(k)} \mathcal{Q}_s f_s^t \right] \\ \Sigma_k^t = \frac{1}{|S^t(k)|} \sum_{s \in S^t(k)} \left[(f_s^t - \sum_{\eta \in V_s} \hat{\theta}_{k,\eta}^t f_{s+\eta}^t) \cdot (f_s^t - \sum_{\eta \in V_s} \hat{\theta}_{k,\eta}^t f_{s+\eta}^t)^T \right]$$

式中, $\mathcal{Q}_s = (f_{s+\eta}^t; \eta \in V_s)^T$, $S^t(k)$ 表示尺度 t 时标记随机场中标记为 k 的像素集合, $|S^t(k)|$ 表示集合 $S^t(k)$ 中像素个数。

式 (10) 中的势函数 β 通常需要根据经验确定。其取值范围一般在 $[0, 2]$ 。

5 实验与分析

为了验证本文所提算法的有效性, 分别进行了 3 组实验: 实验 1, 单尺度 MRF 模型^[11], 该实验用来说明传统单尺度 MRF 在纹理图像分割中的效果; 实验 2, 小波域多尺度 MRF 模型^[7], 该实验用来说明线性小波域的多尺度 MRF 模型在纹理图像分割中的效果; 实验 3, 本文算法, 即形态小波域多尺度 MRF 模型, 该实验用来验证本文算法的有效性。

本文共对 3 组纹理图像 (图 2(a)) 做了对比实验。这 3 组图像取自两个著名的纹理图像数据库: 一个是 Brodatz 纹理库^[12], 另一个是 Prague 纹理库^[13]。其中第 1 组取自 Brodatz 纹理库, 由 3 类纹理人工合成, 用来检测对不规则灰度纹理图像的分割效果。第 2 组取自 Brodatz 纹理库, 由 1 类背景纹理和嵌套的 3 个规则纹理合成, 用来检测对嵌套的规则纹理图像的分割效果。第 3 组是取自 Prague 纹理库的测试图像, 该图像由数据库自行生成, 由 5 类多波段纹理合成, 用来检测对不规则多波段纹理图像的分割效果。

图 2 中, (c) 为实验 1 的分割结果; (d) 为实验 2 的分割结果; (e) 为实验 3 的分割结果。其中, 实验 2、3 分别采用进行了 2 层的 Haar 小波分解和 Haar 形态小波分解。从结果可以看出, 本文模型得到的分割结果要优于单尺度 MRF 模型和小波域的多尺度 MRF 模型。具体而言, 对第 1 组纹理图像中左上和右下这两类纹理, 实验 1 由于使用的是单尺度 MRF 模型, 所以分割的整体区域性较差, 存在大量的误分小区域。实验 2 由于使用了多尺度技术, 分割的整体区域性增强, 但是由线性小波变换得到的低频纹理信息只是改变了图像的尺度, 并不能有效地利用图像非线性特征去描述纹理的结构特点, 所以右下角的纹理的分割识别出现了较大的误分区域。而实验 3 使用了形态小波的多尺度 MRF, 所以膨胀算子描述了低频信息的纹理结构, 因此整体上较好的分出了 3 类纹理。同样地, 对于第 2 组嵌套纹理图, 实验 1 几乎没有识别出正方形和圆形的嵌套纹理, 而椭圆形嵌套纹理的分割结果也有较多的噪声点; 实验 2 较实验 1 有所改进, 但是正方形和圆形的嵌套纹理仍没有被分割识别出来; 而本文模型实验 3 几乎完整地识别出了 3 个嵌套纹理。在第 3 组彩色纹理中, 中间的花岗岩纹理光谱变化较大, 导

致实验 1、实验 2 都将给纹理误分为多种类别,而左侧的红色鱼鳞状纹理和右下角黄色纹理则被实验 1、实验 2 误分为一类。而本文的模型由于能很好地描述纹理特征,因此得到了较好的分割结果,实验 3 在整体上识别出了这 5 类多波段纹理,只是在识别左侧红色鱼鳞状纹理时,有些微的误分鱼鳞线。另外,从(e)实验 3 的结果可以看出,虽然形态小波多尺度 MRF 模型改善了分割效果,但部分边界仍有误分现象,这是受到了膨胀算子的影响。

分割效果越好。GCE 是测量分割结果误差的一种指标。其值越小意味着错误越小,分割效果越好。OA 是度量分割精度的定量指标,其值越大分割精度越高。从定量指标也可以看出,MRMRF-MW 模型的 PRI、GCE 和 OA 指标均优于单尺度 MRF 模型和小波域的多尺度 MRF 模型。

表 1 图 2 实验的定量指标

Tab.1 Quantitative indexes of experiments of Fig. 2

		实验 1	实验 2	实验 3
第 1 组	PRI	0.727 8	0.720 5	0.965 0
	GCE	0.340 7	0.173 0	0.053 1
	OA	0.729 0	0.717 1	0.971 9
第 2 组	PRI	0.643 6	0.659 5	0.948 1
	GCE	0.279 6	0.298 5	0.051 8
	OA	0.768 0	0.782 4	0.973 3
第 3 组	PRI	0.822 4	0.843 2	0.911 3
	GCE	0.318 9	0.288 2	0.156 6
	OA	0.676 8	0.674 4	0.868 2

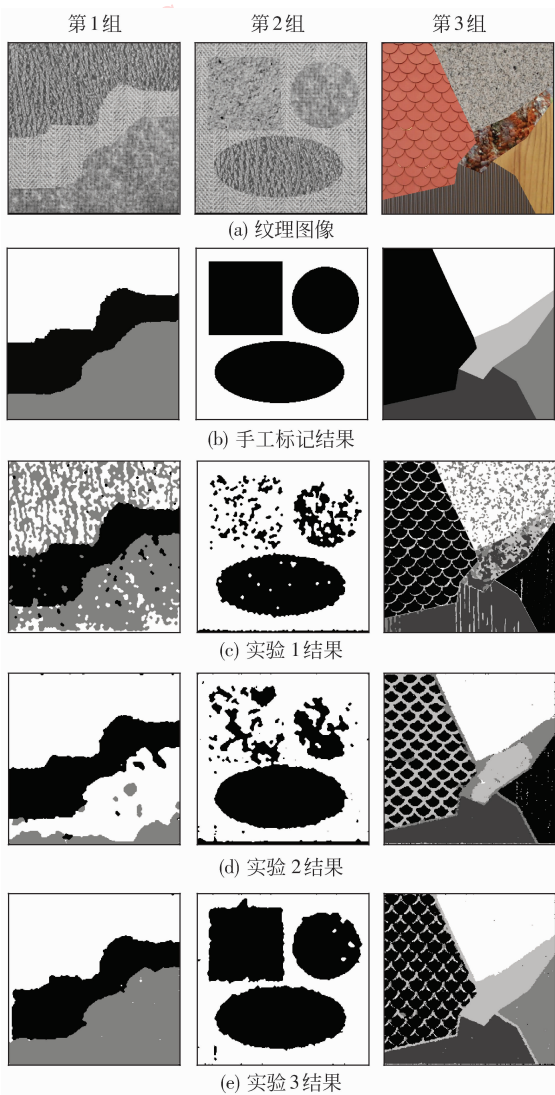


图 2 3 组对比实验结果

Fig. 2 Results of three comparative experiments

表 1 从定量的角度分析了上述实验。这里采用的定量指标是概率随机指数 (PRI)^[14]、全局一致性误差(GCE)^[15]和全局精度(OA)^[16]。其中,PRI 是随机系数的延展,取值与 0 到 1,其值越大,意味着

6 结 论

针对小波域多尺度 MRF 模型存在的不足,将线性的塔式分解推广到非线性的塔式分解,提出了形态小波域的多尺度 MRF 模型。该模型通过考虑形态学算子,极大提高了对图像纹理特征的描述能力。通过对纹理图像的分割实验,验证了本文模型的有效性。下一步的工作将就如何有效选择形态算子,提高分割结果中的边界精度展开。

参考文献 (References)

[1] Zhang Yujin. A Course of Image Processing and Analysis [M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2009: 200-201. [章毓晋. 图像处理和分折教程 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2009: 200-201.]

[2] Bouman C A, Shapiro M. A multiscale random field model for bayesian image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(2): 162-178.

[3] Xia Yong, Feng Dagan, Zhao Rongchun. Adaptive segmentation of textured images by using the coupled Markov random field model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11): 3559-3566.

[4] Song Xiaoyang, Song Ke'ou, Chen Yazhu. Contourlet transform and hidden Markov model in contourlet domain [J]. Journal of

- Image and Graphics, 2009, 14(9):1721-1731. [宋晓阳, 宋克欧, 陈亚珠. 图像轮廓波变换及变换域隐马尔可夫模型的应用[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9):1721-1731.]
- [5] Digalakis V, Rohlicek J, Ostendorf M. ML estimation of a stochastic linear system with the EM algorithm and its application to speech recognition [J]. IEEE Transactions on Speech Audio Processing, 1993, 1(4):431-442.
- [6] Li Feng, Peng J. Double random field models for remote sensing image segmentation [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(1):129-139.
- [7] Heijmans H, Goutsias J. Nonlinear multiresolution signal decomposition schemes. II. morphological wavelets [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 11(9):1897-1913.
- [8] Liu Guoying, Mao Lifei, Wang Leiguang, et al. Texture segmentation based on a hierarchical Markov model in wavelet domain [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(5):351-354. [刘国英, 茅力非, 王雷光等. 基于小波域分层 Markov 模型的纹理分割[J]. 武汉大学学报:信息版, 2009, 34(5):351-354.]
- [9] Stan Z L. Markov Random Field Modeling in Image Analysis [M]. 3rd ed. London: Springer, 2009:28-30.
- [10] Panjwani D K, Glen H. Markov random field models for unsupervised segmentation of textured color images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(10): 939-954.
- [11] Hanson A R, Elliott H. Image segmentation using simple Markov random fields models [J]. Computer Graphics Image Processing, 1982, 20(2): 101-132.
- [12] Brodatz P. Textures—A Photographic Album for Artists and Designers [M]. New York: Dover Publications, 1966.
- [13] Stanislav M, Michal H. Prague Texture Segmentation Data Generator and Benchmark [EB/OL]. (2008-12-08)[2009-11-21]. <http://mosaic.utia.cas.cz/>.
- [14] Unnikrishnan R, Hebert M. Measures of similarity [C] // Proceedings of Seventh IEEE Workshop on Computer Vision Applications. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005: 394-400.
- [15] Zhou D Y, Olivier B, Thomas N, et al. Learning with local and global consistency [C] // Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems 16. Cambridge MA USA: MIT Press, 2004: 321-328.
- [16] Anderson, Richard P. A method of deriving overall accuracy for single phase wattour meters [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1987, 2(2):337-341.