

# 基于自适应窗口固定及传播的多尺度纹理图像分割

侯彪,刘凤,焦李成,包慧东

(西安电子科技大学智能信息处理研究所和智能感知与图像理解教育部重点实验室,陕西西安 710071)

**摘要:** 本文提出一种基于自适应窗口固定及传播的多尺度纹理图像分割方法,在小波域隐马尔科夫树模型(WHMT)的初始分割基础上,根据分割粗尺度上的区域一致性好,细尺度上的边缘准确的特点,利用上下尺度像素之间以及本层邻域像素的马尔科夫性,标记出图像的一致性区域和边缘区域,将一致性区域固定,类标直接下载到下一尺度,边缘区域则利用邻域信息确定出上文权值背景传播到下一尺度,与下尺度一起共同指导图像分割,从而很好的保持了区域均匀性和边缘准确性.同时根据纹理图像区域聚集性的特性,利用基于多项式展开和置信区间交叉(LPA-ICI)方法找出各类区域聚集的物理位置中心,融入上下文权值背景中,使得指导分割策略能够更好的进行.实验表明,对于合成纹理图像来说,本文提出的多尺度融合算法在均匀区域内部及区域边界都大为改善,而且无须进行参数的训练,使算法快速的完成.

**关键词:** 多尺度纹理图像分割; 马尔科夫性; 小波域隐马尔科夫树模型(WHMT); 多尺度窗口固定传播; 位置信息; 多项式展开和置信区间交叉(LPA-ICI); 融合

**中图分类号:** TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2009)07-1492-09

## A Multiscale Texture Image Segmentation Algorithm Based on Adaptive Window Fixing and Propagation

HOU Biao, LIU Feng, JIAO Li-cheng, BAO Hui-dong

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

**Abstract:** In this paper, we present a multiscale texture image segmentation algorithm based on adaptive window fixing and propagation. After raw segmentation based on wavelet domain hidden markov tree model, we use the fine consistency in coarse scale and accurate edges in fine scale of the raw segmentation result, label the homogeneity region and discontinuity region with different markers according to the characteristics of Markov between the node and its neighborhood and its father node, then we fix the homogeneity region and transfer their labels into their childrens; To discontinuity region, we determine a weight context by the neighbor information and transfer into the next scale to instruct the segmentation with the information of this scale, finally we maintain the uniformity of regions and accuracy of edges. At the same time, we use an algorithm based on the Local polynomial approximation and Intersection of Confidence Intervals (LPA-ICI) to find out the physical location of centers of each texture due to the feature of aggregation of textures, then integrate them into the weight context so as to lead better segmentation. The experimental results shown that both on segmentation accuracy and boundary localization are greatly improved to synthetic texture images, and the proposed method is fast and does not need training.

**Key words:** multiscale texture image segmentation; Markov; Wavelet domain Hidden Markov Tree model (WHMT); adaptive window fixing and propagation; Local polynomial approximation and Intersection of Confidence Intervals (LPA-ICI); fusion

### 1 引言

纹理图像分割是将一幅图像中的同一纹理区域进

行划分的过程.目前,所有的分割算法均致力于在这一过程中很好的处理同一性(均匀区域)和不连续性(区域之间边界的确定)这一对矛盾.而多尺度方法由于其

收稿日期:2008-03-17;修回日期:2008-12-24

基金项目:国家自然科学基金(No. 60672126, No. 60673097);国家 863 高技术研究发展计划(No. 2007AA12Z136);国家 973 重点基础研究发展规划(No. 2006CB705707)

类似于人类视觉系统,能够在不同尺度上对图像进行表征和分析,为图像分割过程中解决这一对矛盾开辟了一条新思路.多尺度隐马尔科夫模型作为一种新颖的方法,因其能够有效地描述变换域系数在尺度间、尺度内和方向间的统计相关性,从而受到图像分析领域学者的广泛关注.

1996年Rice大学的Crouse等人将小波变换与隐马尔科夫模型联系起来,提出了小波域隐马尔科夫模型<sup>[1]</sup>.2001年Choi等提出的小波域隐马尔科夫树分割(WHMTseg)框架<sup>[2]</sup>,奠定了多尺度隐马尔科夫模型的基础,于是在WHMT模型初分割的基础上,基于贝叶斯融合方法也是层出不穷.1994年C A Bouman等<sup>[3]</sup>由图像的贝叶斯重构<sup>[4]</sup>提出基于多尺度随机场贝叶斯的分割方法,从此致力于多尺度隐马尔科夫模型用于图像分割的学者均采用贝叶斯方法来作为初始分割图像的尺度间融合方法,Choi等根据上尺度上类标对下尺度的影响构成一种背景,采用最大化序列的后验概率(SMAP)<sup>[2]</sup>方法完成图像的融合分割策略.樊国良等人则综述了基于贝叶斯融合方法中的各种背景<sup>[5~8]</sup>采用SMAP方法进行图像的贝叶斯融合分割.文献[9~11]中作者改进背景加权策略用于图像的贝叶斯融合分割.而文献[12]是将小波域多状态隐马尔科夫树模型与微分算子、尺度系数相结合提出的自适应文本图像分割算法.

基于多尺度贝叶斯融合策略的方法,均采用迭代最大化后验概率的方法得到类标的邻域信息对类标的影响参数,对图像尺度上的统一区域和边缘区域进行同一处理,不能充分考虑到统一区域的均匀性和边缘区域的准确性,本文根据这一不足之处,采用一种尺度间窗口固定传播的方法标记出尺度的统一区域和边缘区域,对统一区域和边缘区域进行不同的处理,组成上下文背景,将其影响从粗尺度到细尺度一层层传递进行,最大程度的保证了区域一致性和边缘准确性的统一.同时考虑到纹理图像区域聚集性的特性,将区域的物理位置信息加入到类标的影响参数中,得到更好的分割结果.

## 2 基于 WHMT 模型的初始图像分割及像素级分割算法

### 2.1 基于 WHMT 模型的初始图像分割方法

下图1为WHMT模型<sup>[2]</sup>的四叉树结构,其中实心点表示小波系数,空心点表示小波系数所处的状态. WHMT模型将分布未知的小波系数问题归结为隐状态确定问题,隐状态一旦确定,每个小波系数的分布也随之确定.假设每一层小波系数 $w$ 符合一个高斯混和模型(GMM),如果给每一个小波系数赋予一个隐含状态 $s$ 的话,则通过求得概率矩阵(PMF) $p_s(m)$ ( $s$ 表示小波系

数对应的状态变量)和高斯概率分布函数 $g(w; \mu_m, \sigma_m^2)$ 以及小波系数尺度间相关性的状态转移变量 $\mu_{i,j}^{n,m}$ 则能确定隐状态 $s$ 的分布,从而得到系数的分布.我们称参数 $\theta_{HMT} = \{p_s(m), \mu_{i,j}^{n,m}, \mu_{i,m}^2\} | i=1, \dots, N; m, n=0, 1\}$ 为WHMT模型参数,通过期望最大化算法(EM算法)迭代得出.其中 $N$ 为小波系数的个数, $m, n=0, 1$ 为状态 $s$ 的取值.

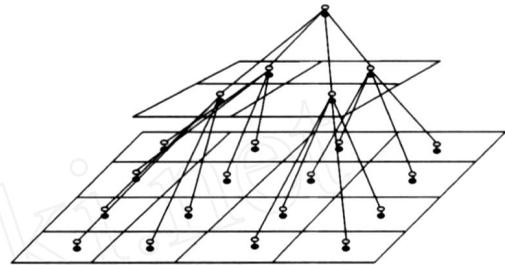


图1 小波系数以及状态的四叉树结构图

由于二维正交小波变换的系数有三个子带,则对于每一个子带都对应一个WHMT模型,为了简化模型,将三个子带认为是相互独立的,则可得每一个小波系数 $w_i$ 在一组模型参数刻画下的最终似然值:

$$f(w_i^j) = f(T_{i,j}^{LH}) \times f(T_{i,j}^{HL}) \times f(T_{i,j}^{HH}) \quad (1)$$

假设一幅图像中存在 $N_c$ 种纹理,则通过训练我们可获得该 $N_c$ 种纹理对应的参数 $\{c | c=1, 2, \dots, N_c\}$ ,最后通过最大化似然估计(ML)算法估计得类标:

$$c_i^j = \arg \max_{c \in \{1, 2, \dots, N_c\}} f(w_i^j | c) \quad (2)$$

### 2.2 像素级分割算法

由于小波变化无法延续到像素级,则像素级分割单独采用一种方法,其基本思想是对像素的灰度值建立高斯混合模型,最后求出其似然值,通过比较似然值的大小来获得像素级分割结果.

## 3 本文后融合算法实施策略

### 3.1 本文纹理物理聚类中心的确定

LPA-ICI算法<sup>[13]</sup>是经常应用于图像去噪中的一种算法,它通过对图像每一个含噪像素点找到多个自适应窗,在每个窗内对像素进行逼近处理来达到图像去噪的目的.本文利用其能够沿某一方向上找到与中心像素最接近的像素个数,即寻找该方向上平滑区域的长度 $h^*$ 这一特点而求出各类纹理聚类的物理位置中心.

利用LPA-ICI算法,我们通过以下步骤找到各类纹理的物理聚类中心:

(1) 定义像素点的方向集合为 $\{r | r=2r/D, r=0, \dots, D-1\}$ ,其中 $r=0, \dots, D-1$ 表示每一个搜索方向, $D$ 表示总搜索方向数目;

(2) 对于分割类标图,假设 $c_s$ 是当前分割类标像素

点,对每个  $c_s$ ,使用 LPA-ICI 算法先沿着方向  $r$ ,找到与当前类标相同的像素点个数,即该方向上的最优长度  $h_r^*$ ,再求得所有方向上的最优长度,即可得到最优长度集合  $\{h_r^*, r=0, \dots, D-1\}$ ,这里总搜索方向数目  $D=8$ ;

(3) 将当前点  $c_s$  在  $D$  个方向上的最优长度  $h_r^*$  相加,得到  $c_s$  的面积为:  $Size = \sum_{r=0}^{D-1} h_r^*$ ;

(4) 确定所有分割类标像素点的面积,并在属于同一类标的点对应的面积中,取面积最大点的坐标作为对应纹理的物理聚类中心,得到各类纹理的物理聚类中心为:  $\{(i_1, j_1), (i_2, j_2), \dots, (i_c, j_c)\}$ .

### 3.2 自适应窗口固定及传播方法

多尺度纹理图像融合分割过程是一个从粗尺度到细尺度,从上到下逐层传播融合过程.自适应窗口固定及传播的方法充分利用多尺度分割粗尺度区域一致性好,细尺度边缘准确的特点,在一层层传递过程中按一定原则固定一致性区域,将其类标直接传递给下一尺度,保证均匀区域的一致性.同时利用均匀区域的几何形状中心及各个点的邻域信息决定一个上下文权值背景,决定下一尺度上不固定区域的像素点的分割,从而达到准确度较高的边缘.

#### 3.2.1 标记场确定原理

本文采用的这种自适应窗口固定传播的方法来源于文献[14]的作者提出的一种自适应尺度固定的多尺度图像分割方法,这是一种在一个位置点  $s$  确定一个最优的分割窗口  $w_s$  的方法,文中引入一个标记场  $\{a_s, A\}, A = \{0, 1\}$ ,即自适应尺度固定场来表示尺度上最优窗口  $w_s$  是否固定,如果  $a_s = 1$  表示该尺度上的窗口是固定,该窗口  $w_s$  内的所有类标  $c_s$  是相同的,即属于分割的均匀区域;反之,若  $a_s = 0$  表示该尺度上的窗口不固定,该窗口内存在不相同的类标,需要在下一个尺度上进行细化,得到下一尺度上的最优窗口,这样一直进行下去,则最优窗口不断的细化,达到最大化均匀区域估计和边缘区域定位的精度为目的,如图 2(b) 所示.这里利用一个位置点  $s$  处的分割类标  $c_s$  以及它的局域邻居的分割类标  $c_{s+q}$  的一致性来决定最优的窗口  $w_s$ ,即马尔科夫性:

$$P(C_s | C_{S-s}) = P(C_s | C_{s+q}, q \in Q), q \in Q, Q = \{\dots, (1,0), (1,1), (0,1), (-1,1), (-1,0), (-1,-1), (0,-1), (1,-1), \dots\} \quad (3)$$

则标记场  $a_s$  的状态取值由下式决定:

$$P(a_s = 1 | c_s, c_{s+q}, q \in Q) = \prod_{q \in Q} (c_s, c_{s+q}) \quad (4)$$

其中  $\delta$  为克罗内克符号.

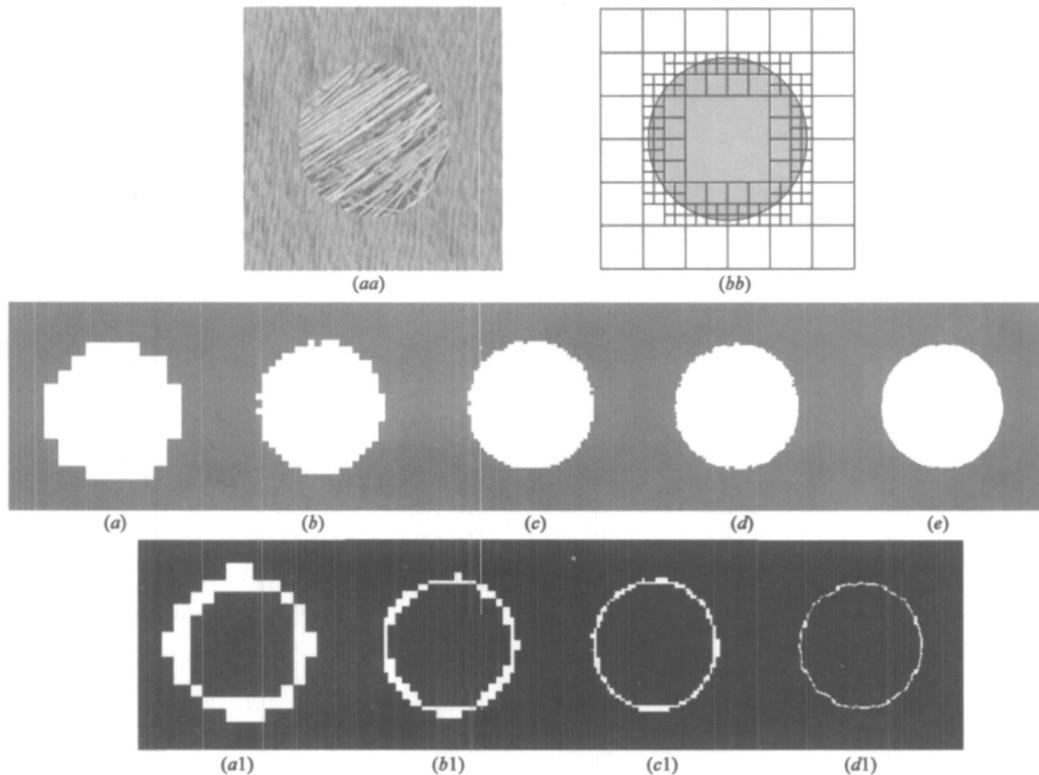


图2 (aa)合成原图;(bb)多尺度分割传递思想示意图,即确定均匀区域的窗口,细化边缘区域的窗口;(a)本文选取的最粗尺度上的分割结果(scale=4);(a1)对应的窗口标记场图,其中黑色表示窗口固定 $a_s=1$ ,白色表示窗口不确定 $a_s=0$ ;(b)下一尺度的分割结果(scale=3);(b1)对应的窗口标记场图;(c)下一尺度上的分割结果(scale=2);(c1)对应的窗口标记场图;(d)下一尺度上的分割结果(scale=1);(d1)对应的窗口标记场图;(e)本文算法的最终结果分割图

### 3.2.2 本文标记场的确定

借鉴这种思想,本文在基于 WHMT 模型方法进行图像的初始分割时,通过比较最粗尺度上各节点属于各类纹理的似然值大小得到最粗尺度上的分割结果,用  $\{c_s\}$ ,  $c_s \in C$  表示分割结果类标图,其中  $s \in S$  表示图像对应的物理坐标,  $S$  表示所有像素点的坐标集合,  $C$  表示类标集合. 搜索分割图每一类标的邻域,确定出一个窗口标记场  $\{a_s \in A\}$ ,  $A = \{0, 1\}$ , 这里为了更好的保证均匀区域的一致性,用以确定各类纹理的物理中心,放松了标记场的限制,即将式(4)修改为当搜索窗口中最大的属于同一类的类标数目大于窗口大小减去一定阈值时,将最大数目对应的类标赋予当前中心节点,且设  $a_s = 1$  表示窗口固定,否则,设  $a_s = 0$  表示窗口不确定,用公式表达为:

$$a_s = \begin{cases} 1, & \text{if } \text{labeln}_{\max} > V_s \times V_s - V_s; \\ 0, & \text{otherwise;} \end{cases} \quad (5)$$

其中  $V_s$  为窗口的长度或宽度,该值的选取是根据该尺度上图像的大小来决定的,尺度越粗对应的图像越小,则  $V_s$  取值就应该越小,这样的安排是显然的,因为粗尺度  $l = L$  上的一个类标点包含了像素级  $l = 0$  上  $2^L \times 2^L$  个像素点的类标信息,尺度越细则一个类标点包含像素级  $l = 0$  上的像素点的类标信息越少,对应的窗口的长度或宽度  $V_s$  选取应增大,以保证各个尺度上的类标点包含像素级上的类标信息相当. 本文  $V_s$  的选取是根据经验来选取的,当图像大小小于  $32 \times 32$  个像素时,  $V_s$  取值为 3,当图像大小介于  $32 \times 32$  和  $128 \times 128$  之间时,  $V_s$  取值为 5,当图像大小介于  $128 \times 128$  和  $512 \times 512$  之间时,  $V_s$  取值为 7,以此类推来选取的  $V_s$  大小,本文的实验结果验证了本文  $V_s$  的选取对于大多数图像来说都是有效的.  $\text{labeln}_{\max}$  为窗口内类标统计数  $\text{labeln}$  的最大值.

### 3.2.3 本文的自适应窗口固定及传播方法

根据确定的标记场,我们能够对尺度上的类标进行操作,如果窗口是固定的即  $a_s = 1$ ,则表示该尺度上位置  $s$  处的分割是可靠的,根据多尺度分割的四叉树结构,即上一尺度上 1 个父节点对应下一尺度上 4 个孩子节点,对于位置  $s$  处一个可靠的分割类标  $c_s$ ,其对应的 4 个孩子节点的分割类标也非常可能是  $c_s$ ,因此我们直接将尺度上  $a_s = 1$  对应的类标直接传给下一尺度上的 4 个孩子节点,从而保证均匀区域的一致性能够依靠这样的传播方式一直延续到最细尺度上,较大限度的保证分割图像均匀区域的一致性. 对于不固定的窗口即  $a_s = 0$ ,本文充分利用了上下尺度之间类标的关系和尺度内各点离各块确定的具有一定形状的均匀区域的几何中心(即本文 3.1 节提出的各类纹理的物理聚类中

心)的距离关系,组成了一个上下文权值背景,与下一尺度上的似然值一起决定下一尺度的分割,类似于文献[2]和文献[5]中贝叶斯多尺度融合分割方法,不同之处只是权值背景  $W_s$  的求解方式不同,本文采用以下策略进行权值背景  $W_s$  的求解:

对以每一个标记值为  $a_s = 0$  的点为中心的窗口区域(这里窗口区域选取一般要大于确定标记场时的窗口,以保证所有的不确定分割点都能包含在窗口内),根据窗口区域内标记值的具体情况确定出该点的上下文权值背景矢量  $W_s$ ,分如下两种情况:

(1) 当窗口区域内标记值  $a_s$  全等于 0 时,求出窗口区域中心点对应的物理位置  $s$  与各类纹理的物理聚类中心的欧式距离

$$\text{dist} = \{ \text{dist}_s(i_1, j_1), \text{dist}_s(i_2, j_2), \dots, \text{dist}_s(i_c, j_c) \},$$

得到该点对应的上下文权值背景矢量  $W_s = [W_{s_p}]$ ,

$$p = 1, 2, \dots, C,$$

$$\text{式中 } W_{s_p} = \begin{cases} 1, & \text{if } \text{dist}_s(i_p, j_p) \leq \text{dist} \cdot \text{th} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases};$$

(2) 当区域内标记值  $a_s$  不全等于 0 时,将窗口区域的中心点分为区域内不确定点和边缘不确定点两种情况来确定该点的上下文权值背景矢量  $W_s$ :

(a) 将满足窗口区域内所有标记值  $a_s = 1$  的点对应的类标均为  $c_s$ ,且  $\text{dist}_s(i_s, j_s) > \text{dist} \cdot \text{th}$  的点作为区域内不确定点,这里  $\text{dist}_s(i_s, j_s)$  表示该窗口区域中心点的物理位置  $s$  与该中心点所属类的物理聚类中心的欧式距离. 在这种情况下,先用  $c_s$  替换中心点即该区域内不确定点所属类的类标  $c_s$ ,再求该窗口区域中心点对应的上下文权值背景矢量,由于该点为区域内不确定点,则其在下一融合尺度上对应的四个孩子节点也应该为均匀区域内的点,因此为确保下一融合尺度四个孩子节点的类标均为  $c_s$ ,则将  $c_s$  在上下文权值背景矢量中对应的位置处的值设为 1,其他为 0,即该窗口区域中心点对下一融合尺度上四个孩子节点产生影响的上下文权值背景矢量  $W_s = [ (c_s, p) ] p = 1, 2, \dots, C$ ,式中

$$(c_s, p) = \begin{cases} 1, & \text{if } c_s = p \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

(b) 将区域内不确定点之外的不确定像素点作为边缘不确定点. 在这种情况下,则根据窗口区域内标记值  $a_s = 1$  的点所对应的类标值以及该窗口区域中心点的物理位置  $s$  与各类物理聚类中心的欧式距离来确定该边缘不确定点对下一融合尺度上四个孩子节点产生影响的上下文权值背景矢量. 具体过程是:

第一步、求出由窗口区域内标记值  $a_s = 1$  的点所对应的类标值信息确定的一部分上下文权值背景矢量  $W_1$ ,即先将窗口区域内标记值  $a_s = 1$  的点所对应的类标值设

为  $c_s^q, q=1, 2, \dots, Q$  其中  $Q$  为标记值  $a_s=1$  的点对应的类标值的数目; 再将  $c_s^q$  在上下文权值背景矢量中对应的位置处的值设为 1, 其他为 0, 则得到这一部分上下文权值背景矢量  $W_1 = [ (c_s^q, p) ], q=1, 2, \dots, Q, p=1, 2, \dots, C$ ;

第二步、求出窗口区域中心点的物理位置  $s$  与各类物理聚类中心的欧式距离信息确定的另一部分上下文权值背景矢量  $W_2$ , 即先求出该窗口区域中心点的物理位置  $s$  与各类物理聚类中心的欧式距离; 再将距离小于或等于距离域值  $dist\_th$  在上下文权值背景矢量中对应的位置处的值设为 1, 其他为 0 求, 则得到另一部分上下文权值背景矢量  $W_2 = [ W_{s_p} ], p=1, 2, \dots, C$ ,

$$W_{s_p} = \begin{cases} 1, & \text{if } dist_s(i_p, j_p) \leq dist\_th; \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases};$$

第三步、将所述两部分上下文权值背景矢量相乘, 得到上下文权值背景矢量:  $W_s = W_1 \times W_2$ .

则本文下一尺度上的分割结果对应为下式:

$$C_s = \begin{cases} C_p, & \text{if } a_s = 1; \\ \arg \max_{c \in \{1, 2, \dots, C\}} (likelihood_c \times W_s), & \text{if } a_s = 0; \end{cases} \quad (6)$$

其中  $s$  为  $s$  的父节点,  $likelihood_c$  对应为 2.1 节中求得的似然值,  $W_s$  为上下文权值背景.

式(6)之所以有效是因为我们充分利用了多尺度分割的四叉树结构, 将  $a_s=1$  的分割类标值直接传给下一尺度上的 4 个孩子节点, 较大限度的保证了分割图像均匀区域的一致性, 这也保证了我们求解各块确定的具有一定形状的均匀区域的几何中心的准确性, 保证我们找到的各类纹理的物理聚类中心是比较准确的. 而我们所求得上下文权值背景之所以有效, 是因为我们知道一个待分割点距离某类物理聚类中心越远, 则该点越不可能被分为哪一类, 通过距离域值  $dist\_th$  的判断, 确定出一个上下文权值背景, 将不可能被分类的类别剔除, 从而提高了待分割点被正确分类的概率. 图 2(a-e) 为采用本文思想的一个实现实例得到融合各尺度上的分割结果以及对应的标记场图 2(a1-d1).

### 3.3 本文算法策略描述

- (1) 选取训练图像并对图像进行 4 层小波变换;
- (2) 用 EM 算法训练出每一类图像的 WHMT 模型参数  $\{c | c=1, 2, \dots, N_c\}$ ;
- (3) 对待分割图像进行小波变换, 结合以上求出的模型参数, 求出各尺度上每一小波系数对应的似然值;
- (4) 对训练图像进行直接建模, 从而可以求出待分割图像像素值对应的似然值.
- (5) 似然值比较得到最粗尺度上的分割结果

$$c_i^j = \arg \max_{c \in \{1, 2, \dots, N_c\}} f(c | i^j);$$

(6) 根据最粗尺度上的分割结果确定出本文提出标记场以及传递到下一尺度上的类标及上下文权值背景;

(7) 利用式(8)对应的公式得出下一尺度的分割结果图;

(8) 重复步骤 6、7 直到像素级分割完成, 得到最终分割结果.

## 4 实验结果及分析

本文实验仿真采用测试图像为 2 幅来自 Brodatz 纹理库的真实纹理的合成图像 (3 类、4 类), 大小为  $256 \times 256$  像素, 训练图像为截取测试图像上大小为  $64 \times 64$  像素的图像. 小波变换采用的小波基为 Haar 小波, 分解层次取为 4 层. 尺度上窗口固定传播时确定的窗口大小选为  $[3 \times 3 \ 3 \times 3 \ 5 \times 5 \ 5 \times 5 \ 7 \times 7]$  (从最粗尺度到像素级). 对于不确定点处理时窗口选取为  $[7 \times 7 \ 11 \times 11 \ 11 \times 11 \ 15 \times 15 \ 15 \times 15]$  (从最粗尺度到像素级). 物理位置中心对类标的影响阈值  $dist\_th = median(dist = \{ dist_s \rightarrow (i_1, j_1), dist_s \rightarrow (i_2, j_2), \dots, dist_s \rightarrow (i_c, j_c) \})$ . 搜索所有类别的物理聚类中心时, 其搜索方向设为 8, 各个方向上搜索的长度取值  $H = [1 \ 3 \ 2 \times ceil(flag/2) + 1 \ 4 \times ceil(flag/2) + 1 \ 6 \times ceil(flag/2) + 1 \ 8 \times ceil(flag/2) + 1]$  ( $flag$  对应为最粗尺度到像素级尺度的取值为 1~5).

这里多尺度融合分割时尺度的选取对最终分割结果的精度和速度是有影响的. 选取的尺度越多则算法计算量越大, 分割速度越慢. 而最粗尺度的选取对本文算法分割精度是至关重要的, 只有初分割结果的区域一致性足够好且不同纹理能够区分开来的结果能作为多尺度融合分割最粗尺度上的初分割结果, 得到分割精度较高的最终结果. 通过大量的实验验证和总结, 我们发现采用基于 WHMT 模型的分割方法的第 4 个尺度上的初分割结果满足本文算法的要求, 达到分割精度和速度之间的折中. 因此, 我们选取基于 WHMT 模型的初分割结果的第 4 层作为多尺度融合分割的最粗尺度. 当然本文算法选取的测试图像大小均为  $256 \times 256$  像素的, 训练图像大小为  $64 \times 64$  像素的. 如果测试图像和训练图像的大小均发生改变, 则应该进一步实验总结最粗尺度的选取. 而对于物理位置中心对类标的影响阈值  $dist\_th$  的选取也是按照经验来取值的, 之所以取  $median(dist = \{ dist_s \rightarrow (i_1, j_1), dist_s \rightarrow (i_2, j_2), \dots, dist_s \rightarrow (i_c, j_c) \})$  是因为一般情况下, 待分割点的物理位置距离某类纹理聚类中心越远, 则该点越不可能被分为那一类, 选取本文这样的  $dist\_th$  能提高待分割点被正确分类的概率.

图 3-4 第四列的 (d) 为本文分割的最终分割结果图, (d1) 为分割图像与真分割图像的差值图 (白色表示交错像素点), 从分割结果图及差值图我们可以看出本

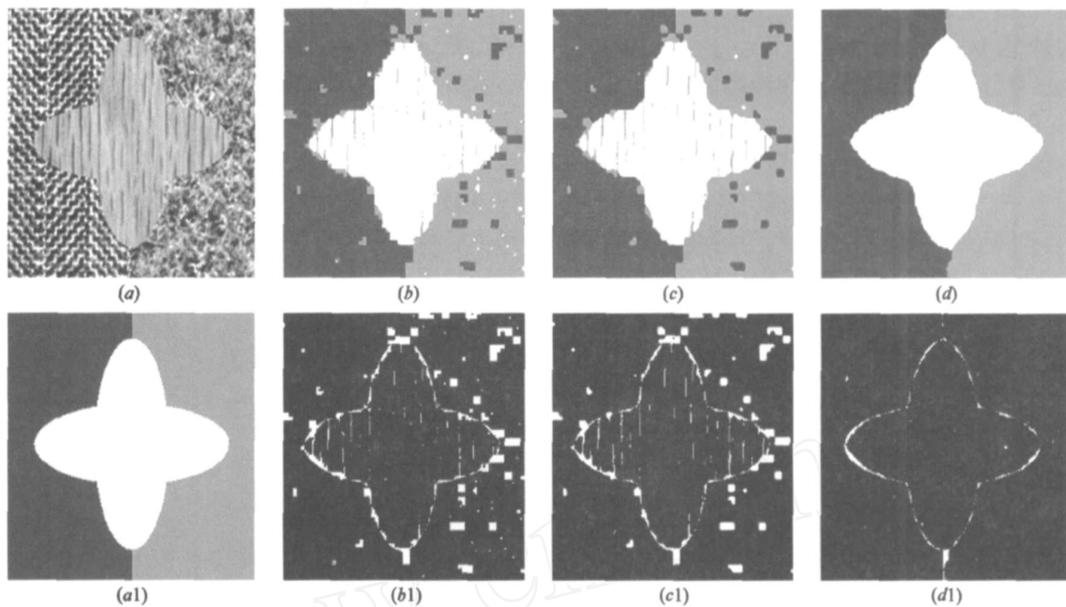


图3 3类合成纹理图像分割对比实验;(a)原图 (b)文献[2]WHMTseg分割算法的分割结果;(c)文献[5]中WHMT+JMCMS分割方法的分割结果;(d)本文方法的分割结果;(a1)对应原图的真实分割图;(b1)文献[2]WHMTseg分割结果与对应真实分割图的差值,黑色表示与真实分割吻合的像素点,白色表示分错的像素点;(c1)文献[5]中WHMT+JMCMS分割方法的分割结果与对应真实分割图的差值;(d1)本文分割结果与对应真实分割图的差值

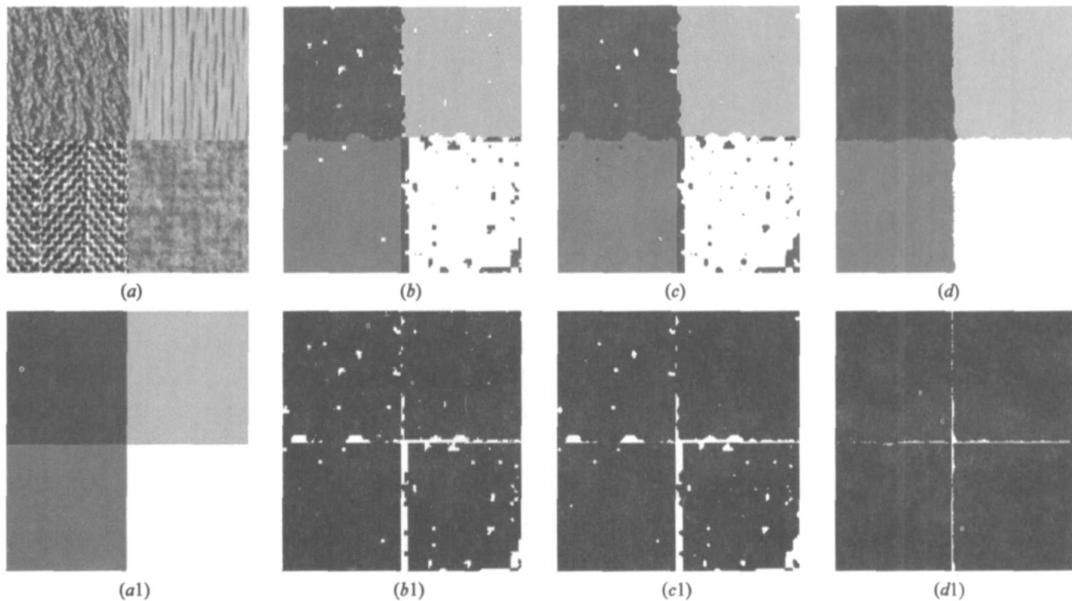


图4 4类合成纹理图像分割对比实验;(a)原图 (b)文献[2]WHMTseg分割算法的分割结果;(c)文献[5]中WHMT+JMCMS分割方法的分割结果;(d)本文方法的分割结果;(a1)对应原图的真实分割图;(b1)文献[2]WHMTseg分割结果与对应真实分割图的差值,黑色表示与真实分割吻合的像素点,白色表示分错的像素点;(c1)文献[5]中WHMT+JMCMS分割方法的分割结果与对应真实分割图的差值;(d1)本文分割结果与对应真实分割图的差值

文分割方法对于各种不同形状的纹理分布都能得到较好的分割结果,图像均匀区域的一致性和边缘都能很好的保持,从而说明本文方法是一种比较好的保持区域一致性和边缘准确性的方法。

为了证明本文算法较之传统的基于 WHMT + 贝叶斯后融合方法更加有效,实验比较了传统的 WHMTseg 方法<sup>[2]</sup>和 WHMT+JMCMS<sup>[5]</sup>方法得到的最终结果图,对应为图 3-4 第二、三列.从分割结果与差值图比较中我

们可以看出,本文分割结果的区域一致性和边缘准确度上均优于这两种经典的基于 WHMT + 贝叶斯后融合方法.表 1 的对比实验结果充分说明了这一点.表格中的分割错误率(error)以及整体性能度量函数  $p$  都是一种评价分割图像的整体效果的定量标准,显然分割错误率越小,图像分割的效果则越好;而函数  $p$  是文献 [15]中定义的基于标准化 Hamming 距离<sup>[17]</sup>的函数,其值域为 $[0, 1]$ ,  $p$  越接近于 1 则表明分割图像越接近真

实分割结果,从对比实验结果中我们看出本文在整体效果上均是比较好的,分割错误率均小于3%。为了能够定量的度量分割算法区域一致性和边缘准确性这对特性,我们引入文献[15,16]中提出的基于区域和边缘的图像分割质量评价指标。在基于区域的评价方法中,定义了两个变量:漏检率  $e_R^m$  和  $e_R^f$  虚警率来衡量,这两个值越小,则表明分割区域一致性越好。实验表格中的结果显示本文算法在区域一致性上均占有一定的优势。在基于边界的评价方法中,文献[15]中用  $G$  和  $B$  分别表示真实边界和分割所得边界,则  $G$  上各点到  $B$  的最小距离和  $B$  上各点到  $G$  的最小距离分别构成了两个分布  $D_G^B$  和  $D_B^G$ ,它们的均值  $\mu D_G^B$  和  $\mu D_B^G$  方差  $D_G^B$ 、 $D_B^G$  可以被用来度量  $G$  和  $B$  之间的偏离,单位为像素。数值越小则  $G$  和  $B$  的吻合程度越高,即边界准确度就越高。本文提取边界均为2个像素的宽度,定量度量参数如下表1所示,从表格中我们可以看出,本文方法所得的指标量虽然不是每个值都能取到最小值,但从总体上来看

都是偏小的,从而表明本文算法在分割边缘准确性上的优势。因此从表1的量化指标中也可以看出本文方法在基于边缘的量化指数及基于区域的量化指数方面也都优于传统的基于 WHMT+ 贝叶斯后融合方法。传统的基于多尺度贝叶斯融合策略的方法,因其上下文背景模型仅考虑类标的邻域信息对类标的影响,且对图像尺度上的统一区域和边缘区域进行同样处理,因此很难达到统一区域和边缘区域这对矛盾的折中;而本文所采用的权值求解和自适应窗口固定以及传播的方法,通过标记出统一区域和边缘区域,对统一区域和边缘区域进行不同的处理,对于统一均匀区域直接将类标传递给下一尺度,对于不确定的边缘区域,则分为不同的情况,考虑节点距离各类纹理的物理聚类中心的距离和节点邻近区域的类标,计算出一个上下文背景权值,联合下一尺度的似然值共同决定其分割结果,最大程度的保证了区域一致性和边缘准确性的统一,从而优于传统的基于多尺度贝叶斯融合策略的方法。

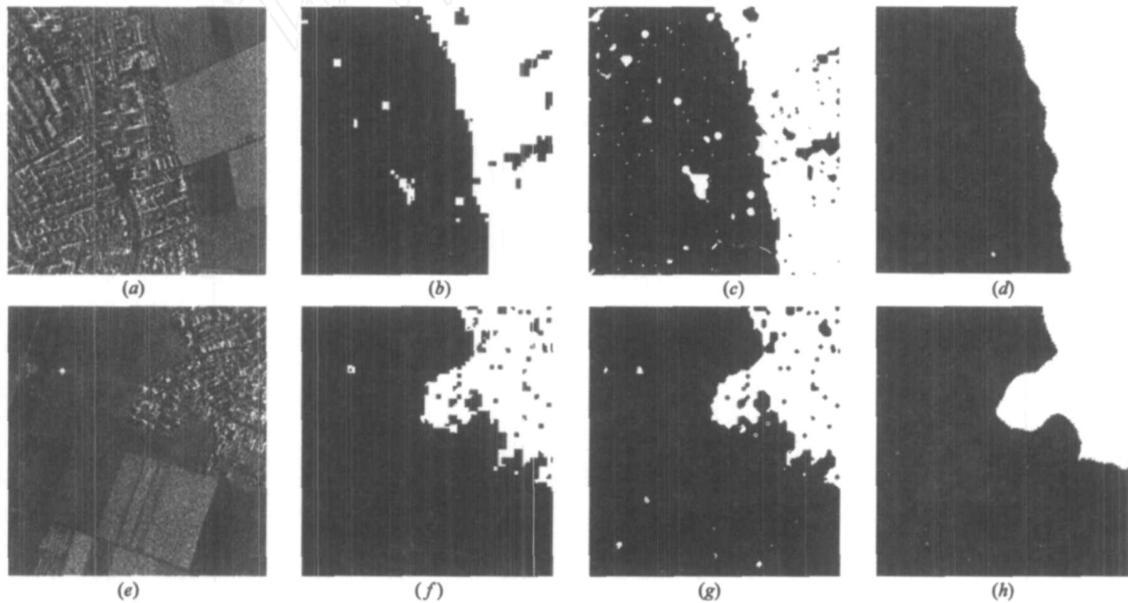


图5 2幅真实由城区和农田组成的SAR纹理图像的分割对比实验 (a)、(e)原图 (b)、(f)文献[2]WHMTseg分割算法的分割结果 (c)、(g)文献[5]中WHMT+JMCMS分割方法的分割结果 (d)、(h)本文方法的分割结果

表1 对比实验结果

实验图像		Region-Based			Boundary-Based				分割错误率 (%) error
		$e_R^m$ (%)	$e_R^f$ (%)	$P$	$\mu D_G^B$	$D_G^B$	$D_B^G$	$\mu D_B^G$	
图3(a)	WHMTseg	6.90	2.43	0.9533	1.2541	1.1141	23.8278	19.0630	6.71
	WHMT+JMCMS	6.56	2.44	0.9550	1.3427	1.1463	21.8788	17.0130	6.38
	本文方法	1.37	1.36	0.9863	1.1168	1.0763	1.1042	1.1465	1.37
图4(a)	WHMTseg	5.50	1.85	0.9632	0.9676	1.6578	35.0117	28.3263	5.44
	WHMT+JMCMS	5.02	1.88	0.9655	1.1979	1.7920	34.6700	26.4319	4.92
	本文方法	1.22	1.22	0.9878	1.3055	0.9466	1.0524	1.5199	1.22

图5为本文方法应用于真实的由城区和农田组成的SAR纹理图像上进行实验及与其他两种方法进行对比的结果。从图5的分割结果图我们可以看出本文分割

方法对于真实的纹理图像也能取得很好的分割结果。图像均匀区域的一致性均好于 WHMTseg 分割算法和 WHMT+JMCMS 的分割结果而边缘也较之这两种方法

更加平滑连续.

## 5 结论

本文提出一种基于上下文邻域信息及位置信息的多尺度纹理图像融合分割方法,通过多尺度窗口固定传播的方法确定出分割初始尺度上的均匀统一区域和边缘区域,对均匀区域和边缘区域进行不同的处理,从而得到更准确的边界的同时保持了区域的均匀性.同时由于纹理物理聚类中心的加入,使得对于统一区域和边缘区域进行不同的处理能够更好的进行,分割结果的精度得到了很大的提高.本文的融合算法考虑到均匀区域和边缘区域的不同,得到了较之基于 WHMT 初分割基础上的传统的多尺度贝叶斯融合分割算法更好的效果,实验结果充分证明了这一点.需要注意一点的是,本文适用于分割的纹理图像必须是同一类纹理不同的区域面积大小是相当的,不能存在同一类纹理某一块区域面积比另外一块大得多的情况.

## 参考文献:

- [1] M S Crouse, R D Nowak, R G Baraniuk. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 42(4) : 886 - 902.
- [2] H Choi, R G Baraniuk. Multiscale Image Segmentation Using Wavelet-Domain Hidden Markov Models [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10 (9) : 1309 - 1321.
- [3] C A Bouman, M Shapiro. A multiscale random field model for Bayesian image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(2) : 162 - 177.
- [4] S Geman, D Geman. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6) : 721 - 741.
- [5] G L Fan, X G Xia. A joint multi-context and multi-scale approach to Bayesian image segmentation [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39 (12) : 2680 - 2688.
- [6] G L Fan, X G Xia. On Context-Based Bayesian Image Segmentation: Joint Multi-context and Multiscale Approach and Wavelet-Domain Hidden Markov Models [A]. In processing 35th Asilomar Conference on Signals [C], System and Computers, Pacific Grove, CA, 2001 : 1146 - 1150.
- [7] X M Song, G L Fan. Unsupervised Bayesian image segmentation using wavelet-domain hidden Markov models [A]. In Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP '03) [C], Barcelona, Spain, 2003 : 423 - 426.
- [8] X M Song, G L Fan. Unsupervised image segmentation using wavelet-domain hidden Markov models [A]. In Proceedings of SPIE Conference on Wavelets: Applications in Signal and Image Processing X [C], San Diego, CA, USA, 2003 : 710 - 721.
- [9] 孙文峰, 孙强, 焦李成. 改进多尺度融合结合小波域 HMT 模型的遥感图像分割 [J]. 红外与激光工程, 2004, 33(5) : 528 - 532.
- Sun Wen-feng, Sun Qiang, Jiao Li-cheng. Modified multiscale fusion combining wavelet-domain HMT model for remote sensing image segmentation [J]. Infrared and Laser Engineering, 2004, 33(5) : 528 - 532 (in Chinese).
- [10] 沙宇恒, 丛琳, 孙强等. 基于 Contourlet 域 HMT 模型的多尺度图像分割 [J]. 红外与毫米波学报, 2005, 24(6) : 472 - 476.
- Sha Yu-heng, Cong Lin, Sun Qiang et al. Multi-scale image segmentation based on Contourlet-domain hidden Markov trees model [J]. Journal of Infrared Millimeter Waves, 2005, 24(6) : 472-476 (in Chinese).
- [11] 汪西莉, 刘芳, 焦李成. 融合上下文信息的多尺度贝叶斯图像分割 [J]. 计算机学报, 2005, 28(3) : 386 - 391.
- Wang Xi-li, Liu Fang, Jiao Li-cheng. Multiscale Bayesian image segmentation fusing context information [J]. Chinese Journal of Computers, 28(3) : 386 - 391 (in Chinese).
- [12] 宋锦萍, 侯玉华, 杨晓艺等. 基于小波域多状态隐马尔科夫树模型的自适应文本图像分割算法 [J]. 电子学报, 2007, 35(1) : 118 - 122.
- Song Jin-ping, Hou Yu-hua, Yang Xiao-yi et al. Context-Adapted Document Segmentation Based on Multi-State Hidden Markov Tree Models in the Wavelet Domain [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(1) : 118 - 122 (in Chinese).
- [13] V Katkovnik, K Egiazarian, J Astola. Adaptive window size image de-noising based on intersection of confidence intervals (ICI) rule [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2002, 16(3) : 223 - 235.
- [14] K H Liang, T Tjahjadi. Adaptive Scale Fixing for Multiscale Texture Segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(1) : 249 - 256.
- [15] Q Huang, B Dom. Quantitative Methods of Evaluating Image Segmentation [A]. In processing of the IEEE International Conference on Image Processing [C]. Washington: IEEE Computer Society, 1995 : 53 - 56.
- [16] J Freixenet, X Munoz, D Raba et al. Yet Another Survey on Image Segmentation: Region and Boundary Information Integration [Z]. Lecture Notes in Computer Science, 2002 : 408 - 422.
- [17] T Kanungo, B Dom, W Niblack. A fast algorithm for MDL-based multiband image segmentation [A]. Processing of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], 1994 : 609 - 616.

## 作者简介:



侯 彪 男,1974 年 11 月生于陕西陇县,西安电子科技大学副教授,IEEE 会员,教育部创新团队骨干成员,主要研究方向为多尺度几何分析、小波分析、SAR 图像理解与解译等。

Email:avcodec@163.com



焦李成 男,1959 年 10 月生于陕西白水,西安电子科技大学教授,博士生导师,IEEE 高级会员,主要研究方向为智能算法、机器学习、非线性科学、智能信号处理、小波理论及应用。



刘 凤 女,1985 年 3 月生于江西萍乡,西安电子科技大学硕士研究生,主要研究领域为图像处理、多尺度图像分割方面。

包慧东 男,1982 年 2 月生于内蒙古扎旗,西安电子科技大学硕士研究生,主要研究领域为信号与信息处理。

www.cnki.net