

## 改进多尺度融合结合小波域 HMT 模型的遥感图像分割\*

孙文锋, 孙 强, 焦李成

(西安电子科技大学 智能信息处理研究所 雷达信号处理重点实验室, 陕西 西安 710071)

**摘 要:**提出了一种结合权值背景融合的小波域多尺度图像分割方法。首先通过小波域隐马尔可夫树模型获得图像各个尺度上的初始分割, 然后为各个尺度上每一分割像素点分别赋予权值, 并建立一种融合父子尺度信息的新背景模型, 最后利用权值背景融合各个尺度图像初始分割结果, 得到像素级分割。仿真结果表明, 该方法可得到优于已有文献的分割效果。

**关键词:**图像分割; 二维小波变换; HMT 模型; 多尺度融合; 权值

**中图分类号:**TP751 **文献标识码:**A **文章编号:**1007-2276(2004)05-0528-05

## Modified multiscale fusion combing wavelet-domain HMT model for remote sensing image segmentation\*

SUN Wen-feng, SUN Qiang, JIAO Li-cheng

(Institute of Intelligent Information Processing, National Key Laboratory for  
Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** A modified multiscale fusion method combining context based on weight values for image segmentation is introduced. After the implement of the raw multiscale segmentation based on wavelet-domain hidden Markov tree model, weights for individual dyadic square of the image under consideration at each different scale are set. Finally, raw multiscale segmentation results are fused with the context based on the corresponding weight values. Experimental results show that the method can gain a better performance than the existing technique.

**Key words:** Image segmentation; 2D wavelet transform; HMT model; Multiscale fusion; Weight values

### 0 引 言

近年来,小波域隐马尔可夫模型在图像处理与分析中得到了越来越广泛的应用。M S Crouse 等人提出

了一种小波域隐马尔可夫树(HMT)模型,该模型充分考虑了小波变换的两个重要特性:尺度内的聚集性以及尺度间的持续性。之后, H Choi 等人利用此模型推导出一种基于 HMT 模型的图像分割方法,即 HMTseg。其基本思想是利用 HMT 模型得到与图像

收稿日期:2003-10-13; 修订日期:2003-12-10

\* 基金项目:国家“863”计划资助项目(2002AA135080)

作者简介:孙文锋(1977-),男,陕西耀县人,硕士生,主要研究方向为遥感 SAR 图像处理。

各个尺度上数据块相对应的不同纹理相似度,然后通过比较相似度大小获得图像各个尺度上的初始分割,再利用背景信息逐步由粗尺度到细尺度融合相邻两尺度初始分割结果,最终得到像素级分割。

由于 HMT 模型充分利用了小波系数的聚集性和持续性,因此采用 HMTseg 方法得到的各个尺度的初始分割结果,较粗尺度的分割结果有效地获取了图像不同纹理区域的主体轮廓,但另一方面却丢弃了图像不同纹理区域之间的局部边缘细节,而较细尺度的分割结果则在很大程度上弥补了这一损失。由于 HMTseg 方法直接融合各个尺度上的初始分割结果,且其中的背景模型只考虑了上一较粗尺度的分割结果,所以其融合结果具有很大的依赖性,不能有效地保留图像的局部边缘细节。为了解决这一问题,在融合之前,根据相邻两尺度初始分割像素点所属类别的连通区域大小对其赋予不同的权值,并建立一种融合父子尺度信息的新背景模型,然后融合尺度间的分割结果,得到了较好的分割效果。

### 1 基于小波域 HMT 模型的多尺度图像初始分割

#### 1.1 多尺度图像分割

图像分割的基本思想是将图像分成不同的区域,每个区域仅含有一种纹理。多尺度图像分割是按照某一准则,在不同的尺度上,将图像分成不同的窗口,随着尺度的增加窗口逐渐变小,再对每个窗口判断其纹理类型。

参考文献[2]中的多尺度图像分割方法是每次将当前窗口的图像进行四等分,如果把整个原始图像视为 0 尺度上的一个数据块,将该数据块四等分,得到尺度 1 上的四个数据块,依此类推,在  $j$  尺度上原图像就被分成  $4^j$  个数据块,每个数据块与上一尺度的数据块分别形成嵌套,见图 1(a),最终得到一个由二维数据块组成的四叉树结构,它的每个父节点对应下一尺度的四个子节点,如图 1(b)所示。

#### 1.2 二维小波变换

与参考文献[2]类似,文中采用 Haar 小波变换,对一个图像进行二维 Haar 小波变换可以解释为:利用四个二维小波滤波器对图像进行滤波。这四个小

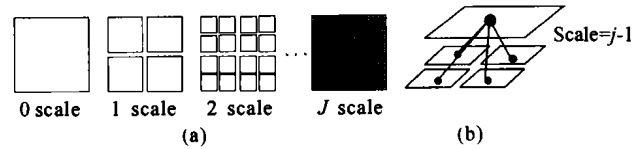


图 1 二维数据块的嵌套结构和四叉树结构

Fig. 1 Image divided into dyadic squares at different scales and quad-tree structure squares

波滤波器为:局部平滑滤波器  $h_{LL} = 1/2 \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ , 水平边界探测滤波器  $g_{LH} = 1/2 \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{pmatrix}$ , 垂直边界探测滤波器  $g_{HL} = 1/2 \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$ , 对角边界探测滤波器  $g_{HH} = 1/2 \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$ 。

要计算一个由  $2^j \times 2^j$  个像素组成的图像  $X$  的小波变换,首先令平滑图像为  $u_j(k, l) = X(k, l), 0 \leq k, l \leq 2^j - 1$ , 让  $u_j(k, l)$  分别与四个滤波器  $h_{LL}, g_{LH}, g_{HL}, g_{HH}$  作卷积,得到大小为  $2^{j-1} \times 2^{j-1}$  的子带图像  $u_{j-1}, w_{j-1}^{LH}, w_{j-1}^{HL}, w_{j-1}^{HH}$ , 然后再对平滑图像  $u_{j-1}$  重复以上过程  $J-1$  次,最终得到  $u_0, w_0^{LH}, w_0^{HL}, w_0^{HH}$ 。其中的尺度系数矩阵  $u_j (0 \leq j \leq J)$  是由原始图像逐步平滑得到的。小波系数矩阵  $w_j^{LH}, w_j^{HL}, w_j^{HH} (0 \leq j \leq J-1)$  分别对应图像在水平、垂直、对角三个方向的小波系数,分别以三个子带的  $w_0^{LH}, w_0^{HL}, w_0^{HH}$  为根,得到的三个子带的小波系数就形成了三棵四叉树。图 2 为一棵四叉树结构,它与多尺度图像分割的二维数据块的四叉树结构相对应。

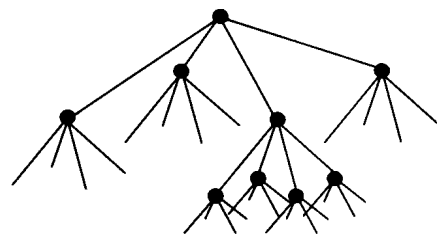


图 2 小波变换的四叉树结构

Fig. 2 Quad-tree structure of wavelet transform

#### 1.3 HMT 模型

对于大多数实际信号,其小波变换系数往往是稀疏的,即大部分的小波系数较小,而只有少部分大的系数值却包含了信号的主要能量。所以,可为每个小波系数联系一个状态变量,其有两种取值:“高”(对应

包含信号主要能量的小波系数)或者“低”(对应包含一小部分信号能量的小波系数)。如果给每个状态一个概率分布,即给“高”状态一个零均值,大方差的高斯分布;给“低”状态一个零均值,小方差的高斯分布则可用一个 2 状态的高斯混合模型(GMM)来逼近单个小波系数的概率分布  $f(w_i)$ :

$$f(w_i) = \sum_{m=0,1} P_{S_i}(m) f(w_i/S_i = m) \quad (1)$$

式中  $\sum_{m=0,1} P_{S_i}(m) = 1$ ,  $S_i$  表示控制小波系数大小且不可观测的隐状态变量,  $S_i = m$ ,  $m=0,1$  分别对应小波系数取小值或大值时的隐状态。

针对小波系数分布的持续性, M. S. Crouse 等人利用 HMT 模型描述尺度间小波系数的传递关系,同时假设小波系数所对应的状态变量组成的二叉树结构满足一阶马尔可夫树模型,如图 3 所示。图中,黑点代表小波系数,白点代表其隐状态,每个父节点对应四个子节点,每个子节点的状态都由其父节点确

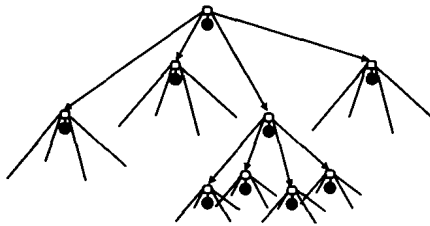


图 3 二维隐马尔可夫树结构

Fig. 3 2D hidden Markov tree model

定。在 HMT 模型中,小波系数  $w_{j,i}$  在给定其状态  $S_{j,i}$  的条件下独立于其他系数。因此,一个 2 状态的 HMT 模型参数设置如下:

(1)  $P_{S_0}(m)$ ,  $m=0,1$ , 为根节点  $S_0$  的状态概率;

(2)  $\epsilon_{j,n}^{m,j-1} = P_{S_j=m/S_{j-1}=n}$  ( $S_j = m/S_{j-1} = n$ ),  $j=0, \dots, J-1$  且  $m, n=0,1$ , 为父节点状态为  $n$  的条件下子节点状态为  $m$  的转移概率;

(3)  $\mu_{j,m}$ ,  $\gamma_{j,m}^2$  分别为节点状态为  $m$  时的均值和方差。

可以将上述模型参数合成一个参数向量  $\Theta$ , 然后用如下 EM 算法通过训练得到。

1) 初始化: 选择初始模型参数  $\Theta^0$ , 置迭代计数器  $l=0$ ;

2) E 步骤: 计算隐状态变量的联合概率密度函

数  $P(S/w, \Theta^l)$  (这将在最大化  $E_S[\ln f(w, S/\Theta)/w, \Theta^l]$  时用到);

3) M 步骤: 计算  $\Theta^{l+1} = \arg \max_{\Theta} E_S[\ln f(w, S/\Theta)/w, \Theta^l]$ ;

4) 置  $l=l+1$ , 如果收敛, 则结束; 否则转向第 2) 步。

#### 1.4 HMT 初始分割

二维 Haar 小波变换的小波系数组成的二叉树结构与图像数据块组成的二叉树结构形成一一对应的关系。每个数据块  $D_i$  与以节点  $w_i$  为根节点的子树  $T_i$  对应。HMTseg 方法假设小波系数的三个子带之间是相互独立的, 因此对于某一种纹理来说, 在某一尺度上任意一数据块  $D_i$  的概率分布可以表示为:

$$f(D_i/M_c) = f(T_i^{HH}/\Theta_c^{HH}) f(T_i^{HL}/\Theta_c^{HL}) f(T_i^{LH}/\Theta_c^{LH}) \quad (2)$$

式中  $\Theta_c^{HH}$ ,  $\Theta_c^{HL}$ ,  $\Theta_c^{LH}$  分别是纹理  $c$  对应的各个子带上的参数集。图像  $X$  在某个尺度上的数据块  $D_i$  的分类就是使  $f(D_i/M_c)$  最大的  $C$ , 即:

$$C_i^{ML} = \arg \max_c f(D_i/M_c) \quad (3)$$

## 2 基于权值背景的尺度间分割结果融合

在基于 HMT 模型的图像分割中, 假设给定图像在大小为  $2^{J-j} \times 2^{J-j}$  数据块 (其中图像大小为  $2^J \times 2^J$ ,  $j$  为小波分解尺度) 的支撑区域上, 其统计特性是平稳的。实际上, 这种假设并不完全准确, 因为, 只有当小波分解尺度较大时才能保证 HMT 模型可以较全面地捕获到小波系数的关联统计特性。随着小波分解尺度的变大, 数据块  $2^{J-j} \times 2^{J-j}$  的尺寸也相应增大, 再加上尺度间小波系数的持续性, 就使得较粗尺度的分割能有效地捕获到图像不同纹理区域的主体轮廓, 但另一方面却忽略了图像不同纹理区域之间的局部边缘细节。对于较细尺度的分割, 虽然在很大程度上保留了图像的局部边缘细节, 但这种分割结果并不十分精确, 其中存在着较多孤立的分割点和误分的情况。所以, 如何最大程度地在获取图像不同纹理区域主体轮廓的前提下有效地保留住局部边缘细节是融合尺度间初始分割结果的主要目标。在 HMTseg 方法中, 由于作者定义节点的背景模型为其父节点及

父节点的八邻域,这就使得尺度间融合结果过度依赖于较粗尺度的分割结果,因而不能有效地保留图像的局部边缘细节。

鉴于上述分析,通过为初始分割像素点赋予权值并结合融合父子尺度信息的新背景模型来改善融合效果。

### 2.1 权值的分配

以两类划分问题为例,第一类用 1(白点)表示,第二类用 0(黑点)表示。在某一尺度  $j$  的初始分割结果中,对于值为 1 的白点存在三种情况:连通在一起的具有较大面积区域的白点(用集合  $\Omega_{i, \text{big}}$  表示);连通在一起但只有很小面积区域的白点(用集合  $\Omega_{i, \text{small}}$  表示);孤立的白点(用集合  $\Omega_{i, \text{single}}$  表示)。值为 0 的黑点也存在着同样的情况。在基于背景信息融合多尺度分割结果时,各个分割点对于背景的影响大小是不同的,对于连通在一起某一类别中具有较大面积区域的点,它们的分类相对来说是类标可靠的,因此,这些点的类标对背景的影响应该较大,而那些孤立的分割点以及连通在一起但具有很小面积区域的点,它们的类标对背景的影响较小。所以,在融合相邻两尺度初始分割结果之前,为子尺度和父尺度上的每一个分割点分别赋予权值  $\pi_k$  和  $\pi_l^{-1}$ 。同时,为了在父尺度的全局总体信息和子尺度的局部边缘细节之间达成一个折衷,为子尺度上连通在一起具有较大面积区域的分割点赋予大权值(用  $\theta_L$  表示),为父尺度上连通在一起具有较大面积区域的分割点赋予较小的权值(用  $\theta_S$  表示),而为两尺度上的孤立的分割点和连通在一起但只有很小面积区域的分割点赋予很小的权值(用  $\theta_T$  表示):

$$\pi_k = \begin{cases} \theta_L & \text{如果 } C_k = 1 \text{ 且 } C_k \in \Omega_{i, \text{big}} \\ \theta_T & \text{如果 } C_k = 1 \text{ 且 } (C_k \in \Omega_{i, \text{small}} \text{ 或 } C_k \in \Omega_{i, \text{single}}) \\ -\theta_L & \text{如果 } C_k = 0 \text{ 且 } C_k \in \Omega_{0, \text{big}} \\ -\theta_T & \text{如果 } C_k = 0 \text{ 且 } (C_k \in \Omega_{0, \text{small}} \text{ 或 } C_k \in \Omega_{0, \text{single}}) \end{cases} \quad (4)$$

式中  $C_k$  为尺度  $j$  上的第  $k$  个分割像素点的值。同理,基于公式(4),赋予其父尺度  $j-1$  上的分割点权值  $\pi_l^{-1}$ 。

### 2.2 尺度间分割结果的融合

在由粗尺度到细尺度的分割结果融合之前,先建立一种新的背景模型:令  $\partial D_i$  表示数据块  $D_i$  的背景,它由两部分合成,一部分为  $D_i$  的父母及其父母的八邻域(用  $R_i^{-1}$  表示),另一部分为其自身及其八邻域(用  $Q_i$  表示)。文中定义背景  $\partial D_i$  为一个值  $V_i$ ,它代表了  $D_i$  的背景的主要类标,这样,对于两类情况,背景  $V_i$  只有两个不同的取值,这在一定程度上简化了背景模型:

$$V_i = \begin{cases} \bar{V}_1 & \text{如果 } \Delta_i \geq 0 \\ \bar{V}_2 & \text{其他} \end{cases} \quad \text{其中 } \Delta_i = \sum_{k \in Q_i} \pi_k + \sum_{l \in R_i^{-1}} \pi_l^{-1} \quad (5)$$

融合的目的就是最大化条件概率  $p(C_i = n/D_i, \partial D_i)$  来标签  $D_i$ (其中  $n$  是类别):

$$p(C_i/D_i, \partial D_i) = \frac{f(D_i/C_i, \partial D_i) p(C_i/\partial D_i)}{f(D_i/\partial D_i)} \quad (6)$$

假设  $D_i$  在给定  $C_i$  的情况下独立于  $\partial D_i$ ,则有:

$$f(D_i/C_i, \partial D_i) = f(D_i/C_i) \quad (7)$$

由于  $f(D_i/\partial D_i)$  不依赖于  $C_i$ ,所以由公式(6)和(7)可以推导出数据块  $D_i$  的标签:

$$l_i = \arg \max_n p(C_i = n/D_i, \partial D_i) = \arg \max_n f(D_i/C_i = n) p(C_i = n/\partial D_i) \quad (8)$$

由于已在初始分割中计算出了似然函数  $f(D_i/C_i)$ ,剩下的工作就是如何计算概率  $p(C_i/\partial D_i)$ 。在实际中,利用贝叶斯规则,可以通过计算  $p(V_i/C_i)$  和  $p(C_i)$  得到  $p(C_i/V_i)$ 。假设对于每一尺度,这些概率都是常量,则表示为:

$$e_{j,n} := p(C_i = n) \text{ 且 } \alpha_{j, \bar{v}_{m,n}} := p(V_i = \bar{V}_m/C_i = n), \quad \forall i, J(i) = j, m \in \{1, 2\} \quad (9)$$

然后可用如下的 EM 算法迭代计算  $P_i := \{e_{j,n}, \alpha_{j, \bar{v}_{m,n}}\}$ 。

(1) 设置迭代次数  $I=0$ ,初始化  $P^0$ ;

(2) E 步骤:给定  $P^I$ ,计算:

$$p(C_i = n/V_i, D_i) = \frac{e_{j,n} \alpha_{j, \bar{v}_i, n} f(D_i/C_i = n)}{\sum_{l=1, \dots, L} e_{j, \bar{v}_i, l} f(D_i/C_i = l)} \quad (10)$$

式中  $n$  是类别;  $L$  是总的类别数。

(3) M 步骤: 计算

$$e_{j,n} = \frac{1}{2^{2j}} \sum_i p(C_i^j = n/V_i^j, D_i^j) \quad (11)$$

$$\alpha_{j,\bar{V}_{m,n}} = \frac{1}{2^{2j} e_{j,n}} \sum_{i \text{ with } V_i^j = \bar{V}_m} p(C_i^j = n/V_i^j, D_i^j),$$

$$\forall \bar{V}_m, m \in \{1, 2\} \quad (12)$$

式中  $i$  是尺度  $j$  内数据块的索引号。

(4)  $I=I+1$ , 迭代直到收敛。

### 3 实验结果

通过大量的实验表明, 权值参数  $\theta_T$  取值为 1,  $\theta_s$  在 5~18 之间时, 可以得到较好的分割效果, 在  $\theta_s < \theta_L$  的条件下,  $\theta_L$  越大, 融合结果就越接近细尺度分割,  $\theta_L$  越接近  $\theta_s$ , 融合结果就越接近粗尺度分割。图 4 给出了两幅航拍遥感图像 A: San Diego (Shelter Island) 和 B: San Francisco and Oakland 的分割结果。实验中, 设定背景权值参数  $\theta_L$  和  $\theta_s$  分别为 18 和 12, 这样在进行尺度间的分割结果融合时, 就能较大程度地在保留粗尺度分割的主题轮廓和细尺度分割的局部边缘细节之间实现一个折衷。

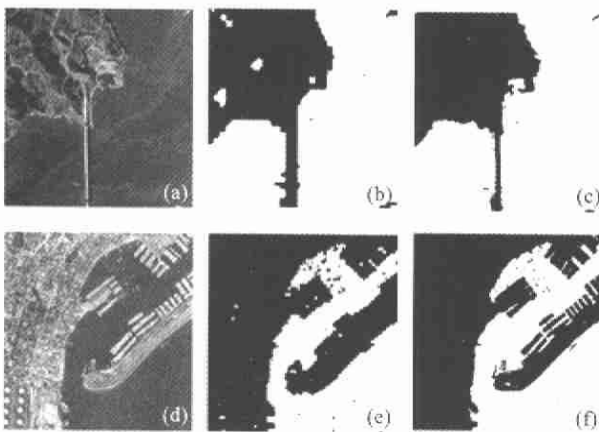


图 4 (a) 原始航拍图像 A(陆地和海洋); (b) HMT 分割结果; (c) 本文方法分割结果; (d) 原始航拍图像 B(陆地和海洋); (e) HMT 分割结果; (f) 本文方法分割结果

Fig. 4 (a) Original aerial photo A (ground/sea); (b) Segmentation result using HMTseg; (c) Segmentation result using the proposed method; (d) Original aerial photo B (ground/sea); (e) Segmentation result using HMTseg; (f) Segmentation result using the proposed method

从图 4 中可以看出, 本文提出的方法在保留分割区域主体轮廓的同时能更好地捕获图像分割区域的局部边缘细节, 提高了分割性能。

### 4 结论

在已有文献的基础上提出了一种基于权值背景融合的多尺度图像分割方法, 该方法能够同时保留粗尺度分割结果的主体轮廓和细尺度分割结果的局部边缘细节, 获得了更好的分割效果。同时, 这种图像分割的融合机制也可以推广到其他多尺度图像分割方法中去。

此外, 用两个参数  $\theta_L$  和  $\theta_s$  来标注权值, 由于每幅图像的初始多尺度分割效果不同, 参数  $\theta_L$  和  $\theta_s$  大小的选取对融合效果有一定的影响, 所以如何进一步自适应地选取权值以得到最好的分割效果是有待于解决的问题。

### 参考文献:

- [1] Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet based statistical signal processing using hidden Markov models [J]. IEEE Trans Signal Processing, 1998, 46(4): 886-902.
- [2] Choi H, Baraniuk R. Multiscale image segmentation using wavelet-domain hidden markov models[J]. IEEE Trans Image Processing, 2001, 10 (9): 1309-1321.
- [3] Bouman C A, Shapiro M. A multiscale random field model for Bayesian image segmentation [J]. IEEE Trans Image Processing, 1994, 3 (2): 162-177.
- [4] Fan G, Xia X-G. A joint multi-context and multiscale approach to Bayesian image segmentation [A]. IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing[C]. 2001.
- [5] Bouman C, Liu B. Multiple resolution segmentation of textured images[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intel 1991, 13 (2): 99-113.
- [6] Lu J, Carin L. HMM-based multiresolution image segmentation [A]. Proc ICASSP[C]. 2002, 4. 3357-3360.
- [7] Brodatz database[DB/OL]. www.ux.his.no/~tranden/brodatz.
- [8] 杨福生. 小波变换的工程分析与应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.