

基于第二代 Bandelet 域隐马尔可夫树模型的图像分割

侯彪¹ 徐婧¹ 刘凤¹ 焦李成¹

摘要 第二代 Bandelet 可以充分利用图像的内在几何正则性特点,并能自适应获得图像的最优表示. 本文采用隐马尔可夫树 (Hidden Markov tree, HMT) 模型对图像的第二代 Bandelet 系数建模,通过多尺度参数训练和基于上下文的最大后验概率进行图像分割. 为了评价本文方法的性能,我们分别选择合成纹理图像、航拍图像和 SAR 图像进行实验,并与小波域 HMT 模型分割方法 (WD-HMTseg) 和 Contourlet 域 HMT 模型分割方法 (CHMTseg) 进行比较说明算法的有效性. 实验结果表明本文方法不但在边缘准确性和区域一致性上有明显改进,而且也降低了纹理图的错分概率.

关键词 图像分割, 第二代 Bandelet, 隐马尔可夫树模型, 小波, Contourlet 变换
中图分类号 TP751.1

Image Segmentation Using Second Generation Bandelet-domain Hidden Markov Tree Models

HOU Biao¹ XU Jing¹ LIU Feng¹ JIAO Li-Cheng¹

Abstract Second generation bandelet can make full use of intrinsic geometric regularity and provide optimal image representation adaptively. In this paper, we modeled the second generation bandelet coefficients of an image using hidden Markov tree (HMT) model and obtained the image segmentation results using multiscale parameter training and context-based maximum posterior probability. In order to evaluate the performance of the proposed method, we made experiments on synthetic mosaic images, aerial images, and SAR images. The segmentation results were compared with the wavelet-domain HMTseg (WD-HMTseg) one and contourlet-domain HMTseg (CHMTseg) one. Experiment results showed that our method not only obtained more exact boundary and uniform regions, but also reduced the misclassification rate of texture images.

Key words Image segmentation, second generation bandelet, hidden Markov tree (HMT) model, wavelet, contourlet transform

图像分割是一种重要的图像分析技术. 它是把一幅给定图像按照一定的分割准则分成各具特性的区域, 同时将其中感兴趣的目标提取出来的方法. 作为图像分析层次中一项重要的组成部分, 图像分割一直是图像工程领域研究的重点和热点^[1]. 而各种不同的图像具有不同的特点. 例如, 纹理图像一般认为是由一些具有规律可寻的元素构成, 而在遥感、水文、军事等领域有着广泛用途的合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR) 图像则内容复杂, 其中的纹理、边缘和平滑区相互交织, 具有不规则性. 因此, 图像分割没有通用的理论, 我们要根据

具体情况和不同领域的图像采用有效的方法.

近年来, 随着各学科许多新理论和新方法的提出, 人们也提出了许多结合一些特定理论、方法和工具的分割技术, 例如利用马尔可夫随机场和隐马尔可夫树 (Hidden Markov tree, HMT) 模型. 文献 [2] 是一种基于马尔可夫随机场的合成孔径雷达分割新方法. HMT 模型是近年来发展起来并应用于图像处理的一种参数统计模型, 该模型可以充分挖掘小波系数之间的统计特性, 从而将小波系数分布的求解问题转化为 HMT 中对应的隐状态确定问题. 2001 年, Choi 等^[3] 提出了小波域隐马尔可夫树模型的图像分割方法 WD-HMTseg. 该方法中, 隐马尔可夫树模型利用了小波的多尺度特性, 使图像的小波系数之间的关系转变成隐状态的归属问题, 然后对不同尺度的小波系数进行粗分割. 在粗分割的基础上对不同尺度的粗分割结果进行上下文分析和融合, 并结合最大后验概率对图像进行分割, 得到最终的分割结果. 小波对含点状奇异性的目标函数是最优的基, 在分析这类目标时小波系数是稀疏的, 但对具有线状奇异性 (例如边缘) 的函数, 小波系数不再稀疏. 于是在高维情况下, 小波分析不能充分利用数据本身所特有的几何特征, 不能够很好地挖掘图

收稿日期 2008-03-26 收修改稿日期 2008-11-21
Received March 26, 2008; in revised form November 21, 2008
国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (2006CB705707), 国家高技术
研究发展计划 (863 计划) (2007AA12Z136) 和国家自然科学基金
(60672126, 60673097, 60702062) 资助
Supported by National Basic Research Program of China
(973 Program) (2006CB705707), National High Technology Re-
search and Development Program of China (863 Program)
(2007AA12Z136), and National Natural Science Foundation of
China (60672126, 60673097, 60702062)
1. 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 西安 710071
1. Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Under-
standing of Ministry of Education of China, Institute of Intelli-
gent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00498

像中的边缘信息, 容易产生方块效应^[4]. 小波基较差的角度分辨率也决定了它不能充分捕捉图像中的高维奇异性信息, 分割结果图像中容易产生边缘模糊和奇异性扩散现象^[5]. 2007 年, 孙强等通过赋予各个尺度不同的权值背景, 充分结合了父节点邻域和子节点邻域的信息进行上下文融合分割^[6]. 这种方法在保持图像各个同质区域的主体轮廓的同时, 增强了辨别图像小目标的性能, 但该方法仅限于遥感图像的分割. 同年, 李云峰等提出了利用 HMT 模型对树木类图像进行分割的算法^[7], 宋锦萍等提出了一种文本图像分割方法^[8], 这些算法均对应特定的图像, 有一定的局限性. Pyun 等提出了一种隐马尔科夫高斯混合模型进行图像分割^[9]. 这种方法对航拍图的分割取得较好的效果, 但是分割结果的边缘方块效应比较明显. 侯一民等从马尔科夫随机场的角度提出了 SAR 图像分割方法^[2], 该方法直接根据 SAR 图像的像素值进行建模, 对图像进行分割. 2008 年, 张骥祥等采用自适应上下文结构保证了图像大致轮廓的特性, 提出了一种 JACMS 的多尺度图像分割方法^[10].

由于小波在高维数据应用中的各种不足, 促进了多尺度几何分析的发展. 多尺度几何分析能充分利用高维函数的几何正则性, 其基的支撑区间表现为“长条形”, 具有一定的方向性, 以达到用最少的系数来逼近奇异性曲线的目的. 目前, 人们提出的多尺度几何分析方法主要有^[5]: Emmanuel 等提出的脊波变换 (Ridgelet transform) (1998 年)、单尺度脊波变换 (Monoscale ridgelet transform) (1999 年) 和曲线波变换 (Curvelet transform) (1999 年), Penneec 等提出的 Bandelet 变换 (2000 年), 以及 Do 等提出的 Contourlet 变换 (2002 年) 等. 各种不同的变换有其独特的优点. 例如, 脊波是结合神经网络的构造, 并应用 Littlewood-paley 理论建立的一种新的逼近多变量函数的有效的工具, 并且对于处理高维的直线状和超平面状的奇异性有极好的效果; 对于具有光滑奇异性曲线的目标函数, 曲线波提供了稳定的、高效的和近于最优的表示; Contourlet 变换则是另一种多分辨的、局域的、方向的图像表示方法^[11]. 2004 年, Raghavendra 提出了一种基于 Contourlet 域 CHMT 模型的多尺度纹理分割方法^[12]. 该方法结合上下文关系的隐马尔科夫树模型及 Contourlet 变换, 进行纹理图像的亚像素级分割, 并给出了不同尺度上的分割结果. 该方法在不同尺度上对合成纹理图像的分割明显优于小波的同类方法的视觉及参数评价效果. 但此方法只给出了粗分割的结果, 并没有给出像素级的最终分割结果. 对于这种情况, 2005 年, 沙宇恒等提出了基于 Contourlet 域 HMT 模型的图像分割方法 (CHMTseg)^[1], 并提出

了一种新的上下文模型, 通过该模型的图像融合, 得到最终的分割结果. 从该方法对纹理图、航拍图和 SAR 图像的分割结果来看, 都优于 WD-HMT 模型的分割结果. 由于 Contourlet 变换的特点, 图像的边缘信息保持较好, 但是对于同质区域, 图像分割的结果并未显示明显的优点. Bandelet 变换^[13-15] 是一种基于边缘的图像表示方法, 能自适应地跟踪图像的几何正则方向. 较其他的多尺度几何分析方法来说有自己的优点. Penneec 认为^[13]: 在图像处理任务中, 若能够预先知道图像的几何正则性, 并充分予以利用, 无疑会提高图像变换方法的逼近性能. 第一代 Bandelet 由于要对原始图像重采样 (Resampling), 并把任意几何方向弯曲 (Warping) 至水平或垂直方向, 从而需借助二维可分离标准小波变换来处理, 实现复杂度较高, 对于含 N^2 个像素的图像, 计算复杂度为 $O(N^2(\log_2 N)^2)$. 第二代 Bandelet 巧妙地借助多尺度分析和几何方向分析, 既保留了第一代 Bandelet 的优点, 又能获得更快速、鲁棒的去噪算法, 计算复杂度为 $O(N^{3/2})$, 近乎线性^[16].

本文根据图像的第二代 Bandelet 变换的特点, 并结合隐马尔科夫树模型, 提出一种新的基于第二代 Bandelet 域隐马尔科夫树模型的分割方法, 即 BHMTseg. 该方法将 Bandelet 变换与 HMT 模型结合, 并采用一定的上下文模型对图像进行相似度的匹配和多尺度融合, 得到最终分割结果. 我们对合成纹理图、航拍图以及 SAR 图像进行实验, 并与 WD-HMTseg 和 CHMTseg 的分割结果进行了比较. 实验结果表明, BHMTseg 的分割结果具有较准确的边缘和良好的区域一致性.

1 第二代 Bandelet 与 BHMT 模型

1.1 第二代 Bandelet

传统的严格采样张量积小波不具备平移不变性, 而且只适合表示各向同性的奇异特征 (或点状奇异特征). Bandelet 则克服了这一缺陷, 它提供了一种新的基于边缘的图像表示方法, 能自适应地跟踪图像的几何正则方向. 理论上可以证明: 对于几何正则图像, 采用 Bandelet 基函数可以实现最佳稀疏表示^[14]. Bandelet 变换充分利用了几何图像的正则性, 但也存在一些缺陷. 如 Bandelet 基函数不是全局正交的, 重构图像会出现边缘效应及运算量太大. 为了克服这些缺陷, 法国学者 Peyre 等于 2005 年提出了第二代 Bandelet 变换^[17]. 第二代 Bandelet 针对图像压缩, 直接从离散形式出发, 基函数具有全局正交性, 算法过程简单, 重构图像没有边缘效应.

Banedelet 化是在二维小波变换的基础上, 针对高频子带系数的一种可逆变换. 它先沿几何流对小波系数进行重采样^[15] 得到一维信号, 再对一维信

号做小波变换,沿几何流重采样,是小波系数的重排;它利用图像边缘线的正则性,将小波系数排布方式从二维转换到一维,目的是得到平滑信号;重采样后得到一维信号,再做一维小波变换,高频子带大幅值系数个数相对减少,而且能量进一步向少数系数集中.二维小波变换与Bandelet化组织在一起,称为第二代Bandelet变换^[17].二维小波变换系数经Bandelet化之后,即称为第二代Bandelet系数.但如果区域内没有明显的几何流方向,就没有必要进行Bandelet化,只需保留二维小波变换系数即可,仍称作第二代Bandelet系数.图像的第三代Bandelet变换过程为:先对输入的图像数据进行2-D离散小波变换,然后进行Bandelet化;其次选择最优的几何方向;最后输出最优几何方向上的变换系数即完成图像的第三代Bandelet变换.

构造第二代Bandelet变换的中心思想是定义图像中的几何特征为矢量场,而不是看成普通的边缘集合.矢量场表示了图像空间结构的灰度值变化的局部正则方向.第二代Bandelet基并不是预先确定的,而是以优化最终的应用结果(例如图像压缩)来自适应地选择具体的基的组成^[17].

1.2 第二代Bandelet域隐马尔可夫树(BHMT)模型

图像的第三代Bandelet系数(后文简称Bandelet系数)包含了少量的大系数和较多的小系数.图1为纹理图的一个Bandelet子带系数的直方图.其系数分布的峰度(Kurtosis)为11.44,大于高斯分布的峰度3.直方图的高峰度和长拖尾的性质表明Bandelet系数在对图像的高维奇异性表示中是稀疏的.针对这种情况,我们可以用一个两状态的高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)来逼近Bandelet系数的概率分布 $f(B_i)$ (i 为图像块所对应的节点).对每个Bandelet系数 B_i ,假设一个离散的隐状态 S_i 有两种值 $m = S, L$,分别对应小变量和大变量.当 $S_i = m$ 时, B_i 符合高斯过程,并且有均值 $\mu_{i,m}$ 和方差 $\delta_{i,m}^2$.此时可以表述 B_i 的概率密度函数为

$$f(B_i) = \sum_{m=S,L} P_{S_i}(m) f(B_i|s_i = m) \quad (1)$$

其中 $f(B_i|S_i = m) \sim N(\mu_{i,m}, \delta_{i,m}^2)$, $P_{S_i}(m)$ 为状态为 m 时节点 i 的初始概率,且 $P_{S_i}(S) + P_{S_i}(L) = 1$.

在BHMT模型中,假设每个子带相互独立.我们对每个第三代Bandelet系数 B_i 使用2状态的高斯混合模型,可以得到BHMT模型的各个参数设置如下:

1) $P_{S_1}(m)$, $m = S, L$,表示根节点 S_1 的初始状态概率;

2) $\varepsilon_{i,\rho(i)}^{m,n} = p_{S_i|S_{\rho(i)}}(m|S_{\rho(i)} = n)$ 表示父节点状态 $\rho(i)$ 为 n 时,子节点状态 i 为 m 的状态转移概率;

3) $\mu_{i,m}$ 和 $\delta_{i,m}^2$ 表示节点状态为 m 时的均值和方差.

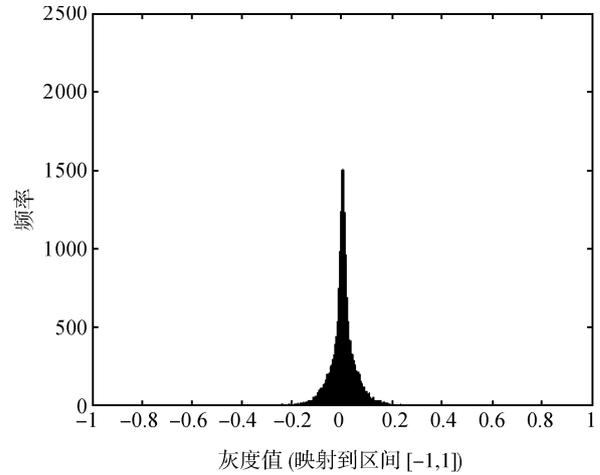


图1 Bandelet子带系数的直方图

Fig.1 Histogram of bandelet domain coefficients

这些参数能够组合成一个模型参数向量 Θ ,并可以用文献[18]中的EM(Expectation-maximization)算法来进行训练.

2 基于BHMT模型的图像分割

基于BHMT模型的图像分割包括三个步骤:1)用BHMT模型进行训练图像的参数训练,2)利用训练得到的参数进行最大似然函数的分类;3)用最大后验概率进行分类.参数的训练可参见第1.2节.下面介绍后两个步骤.

2.1 多尺度似然函数的计算及像素级分割

给定一组2-D BHMT模型参数 M 和测试图的Bandelet系数 b .首先我们要计算Bandelet系数在根节点 b_i 的一个子带 T_i 的似然函数.先假定这些子带的BHMT参数为 Θ ,可以由EM算法中的一个向上的四叉树扫描的步骤得到条件似然函数 $\beta_i(m) = f(T_i|S_i = m, \Theta)$,且计算子带 T_i 的似然函数如下

$$f(T_i|\Theta) = \sum_{m=S,L} \beta_{s_i} P(s_i = m|\Theta) \quad (2)$$

其中 $P(s_i = m|\Theta)$ 是由模型 Θ 得到的状态转移概率.由于假设Bandelet系数各子带独立,则二值图像块的Bandelet系数包括三个子带 T_i^{LH} , T_i^{HH} , T_i^{HL} .由独立的假设我们可以得到二值图像块在模

型下的概率 $f(d_i|M)$:

$$f(d_i|M) = f(T_i^{LH}|\Theta^{LH})f(T_i^{HH}|\Theta^{HH})f(T_i^{HL}|\Theta^{HL}) \quad (3)$$

用式 (3) 我们可以计算向下采样到 2×2 块大小的二值块在每个纹理模型下的似然函数. 由最大似然 (Maximize likelihood, ML) 方法, 我们可以得到图像的粗分割类别:

$$c_i^{ML} = \arg \max_{c \in \{1, 2, \dots, N_c\}} f(d_i|M_c) \quad (4)$$

其中 $c \in \{1, 2, \dots, N_c\}$ 为每个像素的类别标号 (Class label).

我们采用基于高斯混合模型的方法来进行像素级分割. 概率密度函数可以通过对应于每一纹理的像素直方图来建模, 纹理可以被近似为一个高斯混合模型. 对于用于训练纹理的像素块, 采用一个高斯混合模型建模, 则可计算得到每一像素的相似度, 再通过比较相似度大小来获得图像像素级分割结果. 这样就可以通过下面给出的基于上下文的尺度间融合的方法, 从合适的粗尺度的分割结果一直融合到像素级得到最终的分割结果^[1].

2.2 基于上下文的尺度间融合方法

我们通过挖掘不同尺度的像素块的类标之间的关系对粗分割进行融合以得到最终的分割结果. 通过对这些块的多尺度依赖关系建模, 进行基于上下文模型的多背景尺度间融合.

在本文中, 考虑如下两个上下文模型 Context-1 和 Context-2^[19]. Context-1 模型是由父类标及其邻域类标的主类标和父类标组成的上下文向量, Context-2 模型是由父类标、父类标及其邻域的主类标和子邻域的主类标组成的一个上下文向量. 任一二值图像块 d_i 的上下文信息用上下文矢量 \mathbf{v}_i 来表示. \mathbf{v}_i 概括了 d_i 的邻域节点的信息.

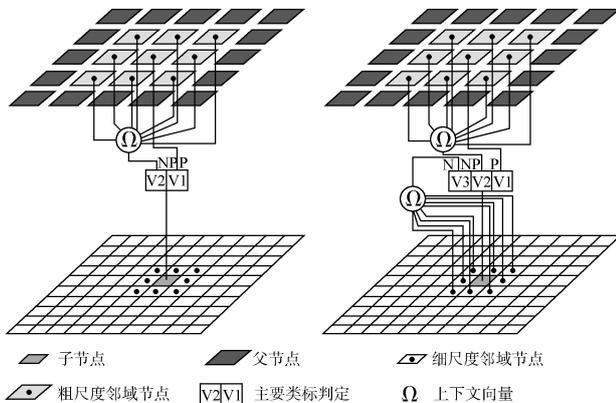


图2 本文使用的两种上下文模型

Fig.2 Two context models involved in this paper

利用以上两种上下文模型, 可以计算

$P(c_i|d_i, \mathbf{v}_i)$ 如下

$$P(c_i = m|d_i^j, \mathbf{v}_i^j) = \frac{P_{c_i}(m)P(\mathbf{v}_i = \bar{v}_k|c_i = m)f(d_i^j|c_i = m)}{\sum_{l=1}^{N_c} P_{c_i}(l)P(\mathbf{v}_i = \bar{v}_k|c_i = l)f(d_i^j|c_i = l)} \quad (5)$$

其中 $f(d_i|c_i)$ 由多尺度似然计算得到. $P(c_i|d_i, \mathbf{v}_i)$ 表示在上下文背景下, 二值图像块 d_i 属于类别 c_i 的概率. 通过融合上下文信息, 根据最大后验概率 (Maximum a posteriori, MAP), 各节点的类标由下式确定:

$$c_i^{\text{MAP}} = \arg \max_{c \in \{1, 2, \dots, N_c\}} P(c_i|d_i, \mathbf{v}_i) \quad (6)$$

在每层融合上下文信息的过程中, 首先采用上下文 Context-1 模型利用相邻上层的信息指导本层的分割, 得到本层的初始分割结果, 再根据初始结果利用上下文 Context-2 模型再次计算 $P(c_i|d_i, \mathbf{v}_i)$, 进而得到最终结果^[20].

2.3 基于 BHMT 模型的图像分割算法

1) 对图像进行第二代 Bandedet 变换, 得到 Bandedet 系数.

2) 进行 Bandedet 域 HMT 模型训练. 在已知分类数的图像中选取相同数目的对应于不同纹理的同质区域作为训练图像进行隐马尔可夫模型的训练, 可以得到参数 Θ ^[18]; 同时训练一个像素级的概率模型得到像素级的分割图像.

3) 计算多尺度似然函数进行粗分割. 使用 HMT 模型的似然计算方法和式 (2), 计算在不同尺度下每个图像子块的似然函数, 并利用 ML 估计进行粗分割.

4) 使用标记树融合多尺度似然函数得到多尺度 MAP 的分类. 选择最大似然分割 (粗分割) 中可靠的一层作为起始层, 并从这一层向细尺度得到上下文向量 \mathbf{v}_i^j (j 为尺度, 且 $j = 1, 2, \dots, J$).

5) 采用 EM 算法估计参数 $P_{c_i}(m)$ 和 $P(\mathbf{v}_i = \bar{v}_k|c_i = m)$, 使 $f(x|v^j)$ 最大, 其中 $f(x|v^j) = \prod_{J(i)=j} \sum_{l=1}^{N_c} f(d_i^j|c_i = l)p(c_i = l|\mathbf{v}_i)$.

6) 当迭代收敛时确定使 $P(c_i|d_i, \mathbf{v}_i)$ (即式 (5)) 最大的 c_i .

7) 在 v^{j+1} 基础上继续融合 $j+1$ 尺度, 直到最细的尺度 (像素级分割), 得到最终的分割结果.

3 实验结果与分析

我们分别对合成纹理图像、航拍图像和 SAR 图像进行 BHMTseg 图像分割实验, 并与 WD-HMTseg^[6] 和 CHMTseg^[1] 方法的分割结果进行

了比较. 小波变换选择 Haar, 分解三层; Contourlet 变换分解三层; 第二代 Bandelet 变换采用 9/7 滤波, 分解三层. 对于 Bandelet 变换的阈值 T 选取 10 ~ 20, 实验表明, 阈值的选取对实验的结果没有显著改变.

图 3 为合成纹理图像及其分割结果, 并且给出了错分率作为客观评价标准. 错分率定义为图像总错分像素点与图像总像素点的百分比.

图 3 (a)、(d) 和 (g) 分别为两类、三类和四类合成纹理图像, 图 3 (b)、(e) 和 (h) 分别为图 3 (a)、(d) 和 (g) 的 WD-HMTseg 的分割结果, 图 3 (c)、(f) 和 (i) 分别为图 3 (a)、(d) 和 (g) 的本文方法 BHMTseg 的分割结果. 由图 3 可以看出, WD-HMTseg 结果中包含大量的杂块, 且边缘不太平滑. 本文方法的分割结果中两类分割边界较清晰, 边缘较平滑, 而且减少了杂块的产生. 这是由于 Bandelet 系数是一种基于边缘的图像表示方法, 并能很好地利用图像的几

何正则性. 对于分三类和四类的纹理图, 本文方法较 WD-HMTseg 能更好地保持区域一致性和边缘的一致性. 由视觉效果可以看出本文方法对纹理图的分割优于 WD-HMTseg 方法. 由表 1 的错分率数据也可以看出, BHMTseg 结果明显好于 WD-HMTseg 结果. 因此, 可以从视觉效果 (实验结果图 3) 和表示整体分割效果的评价准则 (表 1 中的分割错误率) 方面比较得出, 本文方法优于 WD-HMTseg.

表 1 WD-HMTseg 和 BHMTseg 分割结果的错分率
Table 1 Error rate comparison of HMTseg results with BHMTseg results

纹理图	WD-HMTseg (%)	BHMTseg (%)
图 3 (a)	1.3031	1.1505
图 3 (d)	2.8961	2.8381
图 3 (g)	6.4026	5.8319

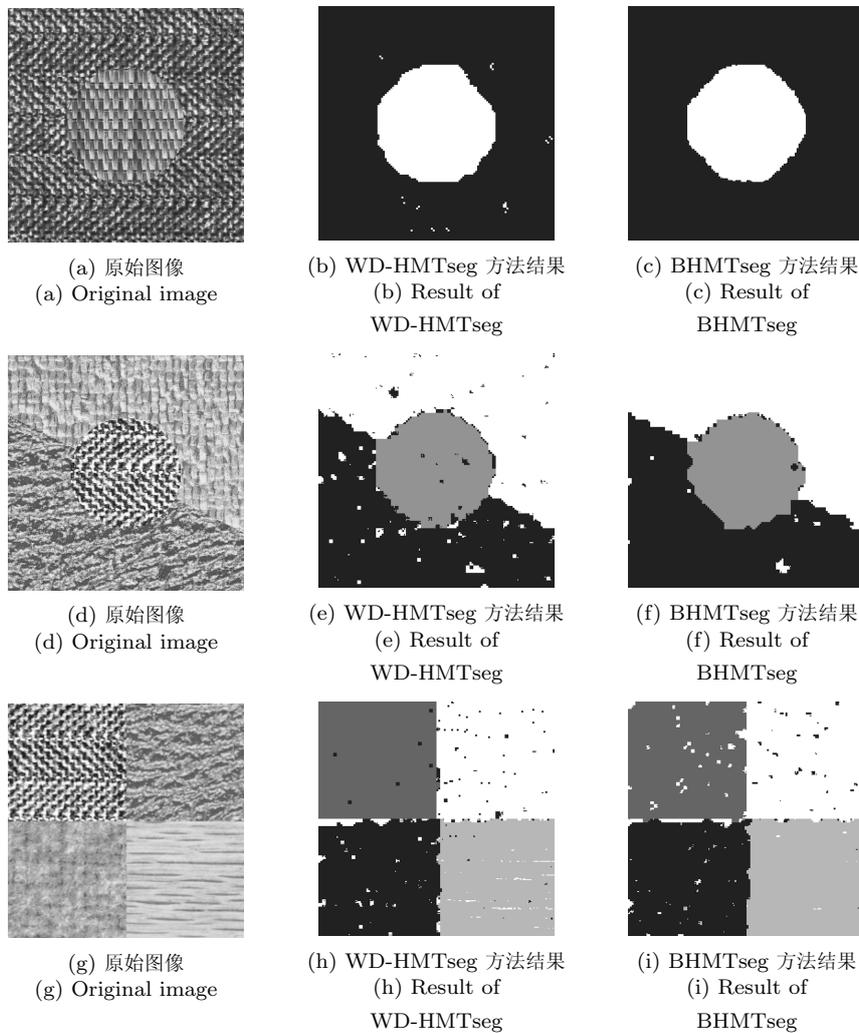


图 3 合成纹理图各种分割结果比较

Fig. 3 Compared segmentation results of synthetic texture images

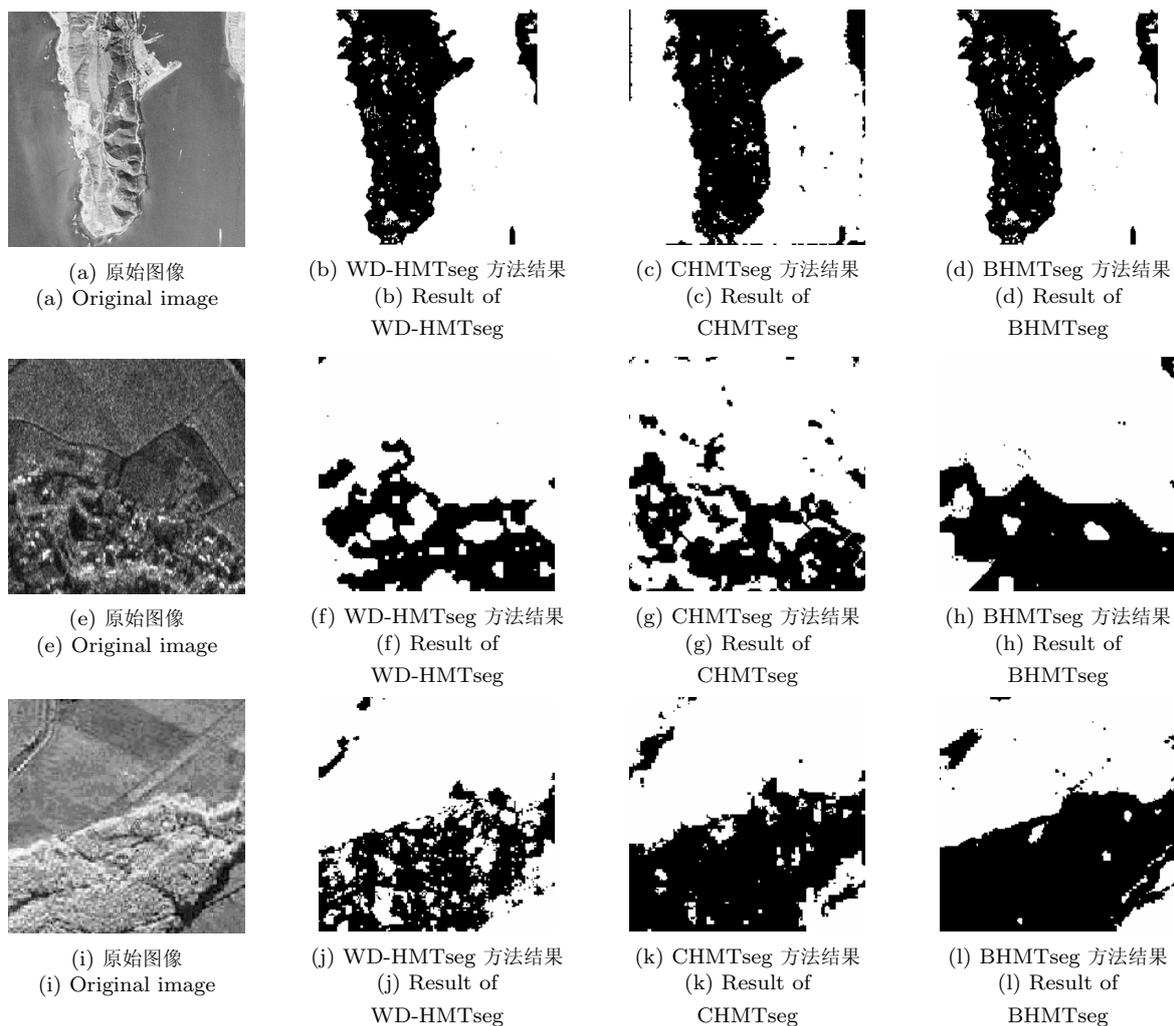


图 4 航拍图 (a) 与 SAR 图像 (e) 和 (i) 各种分割结果比较

Fig. 4 Compared results of aerial image (a) and SAR images (e) and (i) using each method

本文还通过一幅航拍图 (图 4(a)) 和两幅 SAR 图像 (图 4(e) 和图 4(i)) 验证了本文方法的有效性, 并与 WD-HMTseg 和 CHMTseg 方法的分割结果做了比较. 图 4 为航拍图和 SAR 图的分割结果.

由图 4 可以看出, WD-HMTseg 方法的分割结果中, 整体区域的内部含有大量的误分块, 而且其分割结果不能较好地确定目标整体形状. 本文方法的分割结果增强了每类的区域一致性, 而且由于 Bandelet 系数的统计特性, 分割结果的边缘位置比 WD-HMTseg 和 CHMTseg 方法的分割结果更加准确. 而 CHMTseg 方法的分割结果的整体区域一致性比 WD-HMTseg 虽有所提高, 但跟本文方法的分割结果相比较, 其整体区域一致性要差些.

4 结论

本文提出了一种基于第二代 Bandelet 域隐马尔科夫树模型的图像分割方法, 隐马尔科夫模型利

用图像多尺度变换域系数的稀疏特性, 通过变换域系数状态概率的转移, 结合单背景或多背景的图像融合方法来进行图像的分割. 该模型的分割结果和与其结合的多尺度变换域方法有关, 小波域 HMT 模型由于小波对非线性目标的弱稀疏性, 使得分割结果的边缘不太平滑. 而 Bandelet 由于其能充分利用图像的几何正则性, 是一种基于边缘的图像表示方法, 因此将其和 HMT 模型结合, 得到的分割结果的边缘明显优于小波域 HMT 模型和 Contourlet 域 HMT 模型的分割结果, 实验结果也验证了这一点. 由于 Bandelet 系数的鲁棒性和 HMT 模型概率计算的稳定性, 本文方法能较稳定地得出分割结果.

References

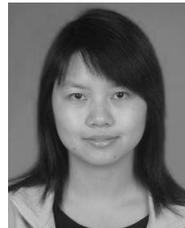
- 1 Sha Yu-Heng, Cong Lin, Sun Qiang, Jiao Li-Cheng. Multi-scale image segmentation based on contourlet-domain hidden Markov trees model. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2005, 24(6): 472-476
(沙宇恒, 丛琳, 孙强, 焦李成. 基于 Contourlet 域 HMT 模型的多

- 尺度图像分割. 红外与毫米波学报, 2005, **24**(6): 472–476)
- 2 Hou Yi-Min, Guo Lei. A novel SAR image segmentation method based on Markov random field. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2007, **29**(5): 1069–1072 (侯一民, 郭雷. 一种基于马尔可夫随机场的 SAR 图像分割新方法. 电子与信息学报, 2007, **29**(5): 1069–1072)
 - 3 Choi H, Baraniuk R G. Multiscale image segmentation using wavelet-domain hidden Markov models. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(9): 1309–1321
 - 4 Yang Xuan, Pei Ji-Hong, Yang Wan-Hai. Disadvantage of the methods based on wavelet transform in high-resolution and multispectral fusion image. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2002, **21**(1): 77–80 (杨烜, 裴继红, 杨万海. 小波变换方法在高分辨多光谱图像融合中存在的问题. 红外与毫米波学报, 2002, **21**(1): 77–80)
 - 5 Jiao Li-Cheng, Tan Shan. Development and prospect of image multiscale geometric analysis. *Acta Electronica Sinica*, 2003, **31**(z1): 1975–1981 (焦李成, 谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和展望. 电子学报, 2003, **31**(z1): 1975–1981)
 - 6 Sun Qiang, Jiao Li-Cheng, Hou Biao. Remotely sensed image segmentation based on the wavelet-domain HMTseg algorithm with adaptive fusion mechanism. *Journal of Xidian University*, 2007, **34**(6): 853–858 (孙强, 焦李成, 侯彪. 基于子波域自适应融合 HMTseg 算法的遥感图像分割. 西安电子科技大学学报, 2007, **34**(6): 853–858)
 - 7 Li Yun-Feng, Cao Yu-Kun, Zhu Qing-Sheng, Wang Cheng-Liang. Multiresolution segmentation approach for tree image based on hidden Markov tree model. *Application Research of Computers*, 2007, **24**(8): 233–235 (李云峰, 曹渝昆, 朱庆生, 汪成亮. 基于小波域隐马模型的树木类图像分割算法. 计算机应用学报, 2007, **24**(8): 233–235)
 - 8 Song Jin-Ping, Hou Yu-Hua, Yang Xiao-Yi, Tang Yuan-Yan. Context-adapted document segmentation based on multi-state hidden Markov tree models in the wavelet domain. *Acta Electronica Sinica*, 2007, **35**(1): 118–122 (宋锦萍, 侯玉华, 杨晓艺, 唐远炎. 基于小波域多状态隐马尔可夫树模型的自适应文本图像分割算法. 电子学报, 2007, **35**(1): 118–122)
 - 9 Pyun K, Lim J, Won C S, Gray R M. Image segmentation using hidden Markov Gauss mixture models. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(7): 1902–1911
 - 10 Zhang Ji-Xiang, Dai Ju-Feng, Zheng Hong-Xing. Multiscale image segmentation using wavelet-domain hidden Markov model. *Journal of Tianjin University (Science and Technology)*, 2008, **41**(5): 611–615 (张骥祥, 戴居丰, 郑宏兴. 基于小波域隐马尔可夫模型多尺度图像分割. 天津大学学报, 2008, **41**(5): 611–615)
 - 11 Jiao Li-Cheng, Sun Qiang. Advances and perspective on image perception and recognition in multiscale transform domains. *Chinese Journal of Computers*, 2006, **29**(2): 177–193 (焦李成, 孙强. 多尺度变换域图像的感知与识别: 进展和展望. 计算机学报, 2006, **29**(2): 177–193)
 - 12 Raghavendra B S, Bhat P S. Contourlet based multiresolution texture segmentation using contextual hidden Markov models. In: *Proceedings of International Conference on Information Technology*. Hyderabad, India: Springer, 2004. 336–343
 - 13 Le Pennec E, Mallat S. Image compression with geometrical wavelets. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*. Vancouver, Canada: IEEE, 2000. 661–664
 - 14 Le Pennec E, Mallat S. Sparse geometric image representations with bandelets. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(4): 423–438
 - 15 Le Pennec E, Mallat S. Bandelet image approximation and compression. *Multiscale Modeling and Simulation*, 2005, **4**(3): 992–1039
 - 16 Yang Xiao-Hui, Jiao Li-Cheng, Li Wei. Second generation bandelets based image denoising. *Acta Electronica Sinica*, 2006, **34**(11): 2063–2067 (杨晓慧, 焦李成, 李伟. 基于第二代 Bandelets 的图像去噪. 电子学报, 2006, **34**(11): 2063–2067)
 - 17 Peyre G, Mallat S. Surface compression with geometric bandelets. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, **24**(3): 601–608
 - 18 Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, **46**(4): 886–902
 - 19 Fan G L, Xia X G. A joint multicontext and multiscale approach to Bayesian image segmentation. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 2001, **39**(12): 2680–2688
 - 20 Wang Xi-Li, Liu Fang, Jiao Li-Cheng. Multiscale Bayesian image segmentation fusing context information. *Chinese Journal of Computers*, 2005, **28**(3): 386–391 (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. 计算机学报, 2005, **28**(3): 386–391)



侯彪 西安电子科技大学副教授. 2003 年获得西安电子科技大学博士学位. 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.
E-mail: avcodec@163.com

(**HOU Biao** Associate professor at Xidian University. He received his Ph.D. degree from Xidian University in 2003. His research interest covers multiscale geometric analysis, wavelet analysis, SAR image understanding and interpretation.)



徐婧 2006 年获得西安电子科技大学硕士学位. 主要研究方向为多尺度图像分割技术.

E-mail: xujing_620@163.com
(**XU Jing** Received her master degree from Xidian University in 2006. Her main research interest is multi-scale image segmentation.)



刘凤 西安电子科技大学硕士研究生. 主要研究方向为基于多尺度变换域隐马尔可夫模型的图像分割技术. 本文通信作者. E-mail: liufeng.0@yahoo.com.cn

(**LIU Feng** Master student at Xidian University. Her main research interest is image segmentation technology based on multi-scale domain hidden Markov models. Corresponding author of this paper.)



焦李成 西安电子科技大学教授. 主要研究方向为神经网络、机器学习、自然算法、图像感知和识别.

E-mail: lchjiao@mail.xidian.edu.cn
(**JIAO Li-Cheng** Professor at Xidian University. His research interest covers neural network, machine learning, natural computation, image perception and recognition.)