

文章编号:1001-9014(2009)02-0156-05

## 基于小波域隐马尔科夫树模型的图像分割

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:** 改进了传统的基于小波域隐马尔科夫树模型的图像分割方法. 由于传统方法均为直接选择小波子带系数作为训练特征, 不能直接得到像素级分割结果; 同时传统方法在后融合方面对所有尺度均采用同一种上下文背景, 而忽略不同尺度上初分割类标志图的特点. 因此, 本文在粗分割阶段首先处理了训练时参数设置的问题, 并选取了更能表征纹理的特征, 能直接得到像素级分割结果; 在多尺度融合阶段, 充分利用不同尺度上类标志图的特性, 不仅考虑粗尺度信息对融合结果的影响也考虑了细尺度信息对结果的影响. 实验表明本文算法的视觉效果好于与本文进行比较的 Choi 提出的 HMTseg 以及孙强提出的 WD-HMTseg 遥感图像分割算法.

**关键词:** 图像分割; 小波变换; 隐马尔科夫树模型(HMT); 多尺度融合; EM 算法  
**中图分类号:** TP751.1 **文献标识码:** A

## IMAGE SEGMENTATION BASED ON WAVELET-DOMAIN HIDDEN MARKOV TREE MODEL

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 710071, China)

**Abstract:** A segmentation algorithm based on wavelet domain hidden Markov tree model was improved. The pixel level segmentation result can not be obtained because of choosing wavelet coefficients as training feature directly in traditional methods. At the same time, traditional methods ignore the feature of labeling maps at different scales by using one single context to all scales in fusion phase. Hence, this study dealt with the initial parameters set problem and chose better feature for training. In this way, the fine pixel level segmentation can be acquired directly in the raw segmentation step, and in multi-scale fusion phase, the characteristics of labeling maps at different scales are used sufficiently. Among them, both the information from coarse-scale segmentation and the one from fine-scale segmentation were considered. Experiments show that the visual effects of our algorithm are the best compared with the HMTseg method proposed by Choi and the WD-HMTseg algorithm of remote sensing image segmentation presented by Sun Q.

**Key words:** image segmentation; wavelet transform; hidden Markov tree model(HMT); multi-scale fusion; expectation maximum(EM) algorithm

### 引言

图像分割在图像分析处理领域是一个经典难题, 同时也是一项关键技术. 目前图像分割的方法有很多, 如基于多尺度变换域的<sup>[1,2]</sup>, 基于聚类算法的<sup>[3]</sup>以及基于统计模型的<sup>[4]</sup>等等. 最近几年, 基于小波域统计模型, 特别是小波域隐马尔科夫模型(WD-HMM), 由于其在图像分析任务中的高效性及

可行性, 而受到越来越多图像分析领域研究学者的关注, 如张强等人采用 WD-HMM 对 SAR 图像进行分割<sup>[5]</sup>; Duarte 等人采用 WD-HMM 方法对压缩信号进行重构<sup>[6]</sup>; Yan 等人将其用于对图像进行去噪<sup>[7]</sup>; WD-HMM 方法也用于生物医学成像<sup>[8]</sup>、图像修补<sup>[9]</sup>以及时间序列分析<sup>[10]</sup>等图像处理领域中.

小波域隐马尔科夫模型应用于图像分割中最经典的算法为文献[11]作者 Choi 等提出的 HMTseg

收稿日期: 2008-03-14, 修回日期: 2008-09-20

Received date: 2008-03-14, revised date: 2008-09-20

基金项目: 国家自然科学基金(60672126, 60673097)、国家高技术研究发展计划(863)(2007AA12Z136)和国家重点基础研究发展规划(973)(2006CB705707)

作者简介: 侯彪(1974-), 陕西陇县人, 博士, 副教授. 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.

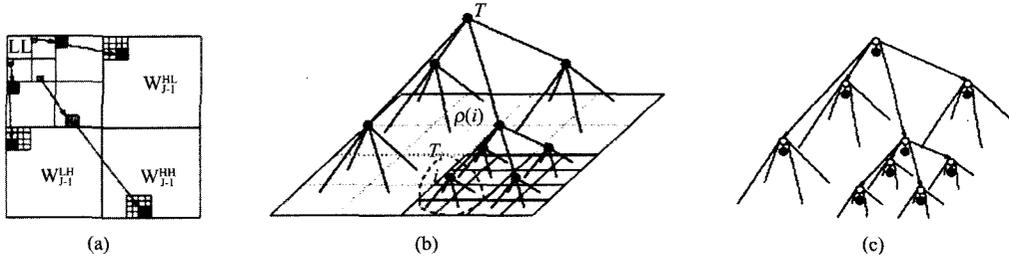


图 1 (a)2-D 小波变换三个子带父-子关系:每一个箭头从父小波指向其对应的四个孩子节点 (b)小波变换的一个子带的四叉树,  $T_i$  为以节点  $i$  为根节点的子树 (c)小波变换的一个子带的隐马尔科夫树模型,其中黑色实点指小波系数,白色圆圈点指小波系数的状态

Fig.1 (a)Parent-child dependencies of the three 2-D wavelet transform subbands;each arrow points from a parent wavelet coefficient to its four children at the next finer scale (b)view of the quad-tree structure in one subband.  $T_i$  is the subtree of coefficients rooted at node  $i$  (c)2-D wavelet hidden Markov tree mode, black node denotes the wavelet coefficient and the white node denotes the hidden state variable

框架. 在该方法中,用文献[12]中的 EM 训练方法对不同纹理进行训练,在小波域各尺度上应用最大似然(ML)方法得到不同尺度的初分割;再由初分割得到的结果图及构造的另一棵上下文标记树(CLT)进行尺度之间的融合,得到最终的分割结果. 在文献[11]的初分割阶段:作者仅考虑小波变换得到的三个小波高频子带的信息,而忽略了其低频子带所具有的图像信息,其对于纹理区域一致性表示并不是非常准确;多尺度融合阶段:作者只用一种简单的粗尺度指导细尺度分割的背景来完成尺度间融合,而没考虑细尺度本身的信息,从而使得分割结果的边缘也不是非常准确. 这些现象也一直存在于现在改进的或新提出的算法中<sup>[14,15]</sup>.

在本文中,针对上述存在的问题,对小波域隐马尔科夫模型的图像分割方法做了改进,其主要思想是:在初分割训练阶段考虑图像小波变换后各尺度的低频子带信息,使其和小波高频子带一起参与指导图像初分割,在这里由于 EM 训练方法中初始参数的设置对图像分割结果有很大影响,为了选择合适的初始参数,则采用一种无监督高斯有限模型的学习方法<sup>[13]</sup>对待训练图像进行学习,从而解决初始参数设置的问题. 在多尺度融合阶段对不同尺度采用两种不同的背景<sup>[11,14]</sup>,充分利用不同尺度上初分割结果的特点,从而得到更好的最终结果.

### 1 基于 HMT 的多尺度图像分割方法 (HMTseg 框架)<sup>[11]</sup>

这里,本文将 HMTseg 分成初分割和多尺度融合两个部分介绍,其中初分割主要包括 HMT 模型训练和最大似然估计两个步骤. 同时,HMTseg 框架依

赖于三棵不同的树结构:小波域四叉树结构(WD-QT)、隐马尔科夫树(HMT)、背景类标志树(CLT). WD-QT 和 HMT 决定初分割结果而 CLT 决定多尺度融合结果.

#### 1.1 初分割

HMT 模型训练旨在通过对训练数据的训练,找出一组模型参数来很好地刻画该数据的“特征”. 通过对训练数据特性的观测,引入文献[12]提供的一种训练算法—EM 算法,寻找出一组局部最优参数来刻画训练数据的特征. EM 算法是通过重复迭代 E 步和 M 步来极大化训练参数的似然值而得到局部最优参数组  $\theta$ .

由图 1 可以看出,二维正交小波变换的系数有三个子带,对每一个子带都能给出一组参数来描述其马尔科夫树模型,用  $\theta^{LL}$ ,  $\theta^{HL}$ ,  $\theta^{LH}$  来表示,并把它们包含到  $\theta = \{\theta^{LL}, \theta^{HL}, \theta^{LH}\}$ . 为了简化模型,假设三个子带的小波系数是相互独立的. 对任一小波系数  $d_{i,j}^k$ ,二维小波系数的三个子带中都存在相应的子树  $T_{i,j}^{LL}, T_{i,j}^{HL}, T_{i,j}^{LH}$  与之相对应,可得

$$f(d_{i,j}^k | \theta) = f(T_{i,j}^{LL} | \theta^{LL}) \times f(T_{i,j}^{HL} | \theta^{HL}) \times f(T_{i,j}^{LH} | \theta^{LH}) \quad (1)$$

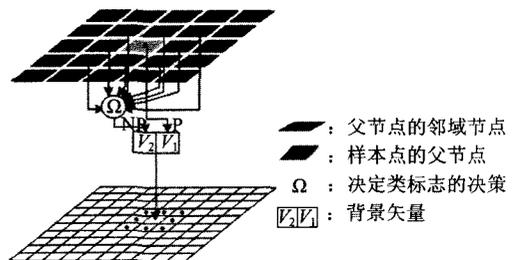


图 2 上下文标志树(CLT)模型  
Fig.2 The context label tree(CLT) model

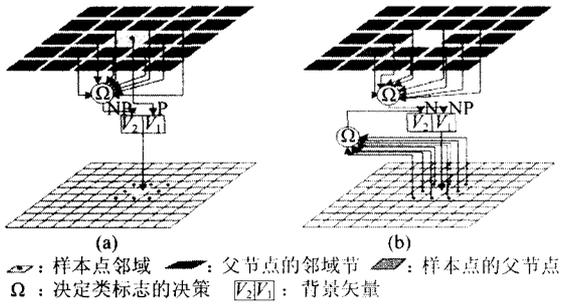


图3 本文选用的 CLT 模型  
 Fig.3 The CLT model used in our paper

现在假设有  $N_c$  种图像类型及相应类型的训练数据, 则通过训练可获得该  $N_c$  种图像类型对应的参数

$$\theta_c = \{ \theta_c^{LH}, \theta_c^{HL}, \theta_c^{HH} \}, c = 1, 2, \dots, N_c \quad (2)$$

由于小波变换 HMT 只能表征  $j < J$  时的图像联合概率密度统计特性, 从而无法得到像素级图像分割结果. 文中直接用高斯混合模型来训练每一种纹理得到图像联合概率密度函数.

最后通过简单的 ML 估计:  $c_i^j = \arg \max_{c \in \{1, 2, \dots, N_c\}} f(d_i^j | \theta_c)$ , 可以获得任一尺度上所属图像类型, 即得到初分割结果图.

### 1.2 多尺度融合

多尺度融合执行的主要任务是对最大似然估计初分割结果进行尺度间的融合. 这一方法是利用较细尺度的小波系数包含于较粗尺度中, 而且这些系数对于相对平滑的大区域组成的图像, 其尺度间是统计上依赖的. 在该融合过程中, 我们采用文献

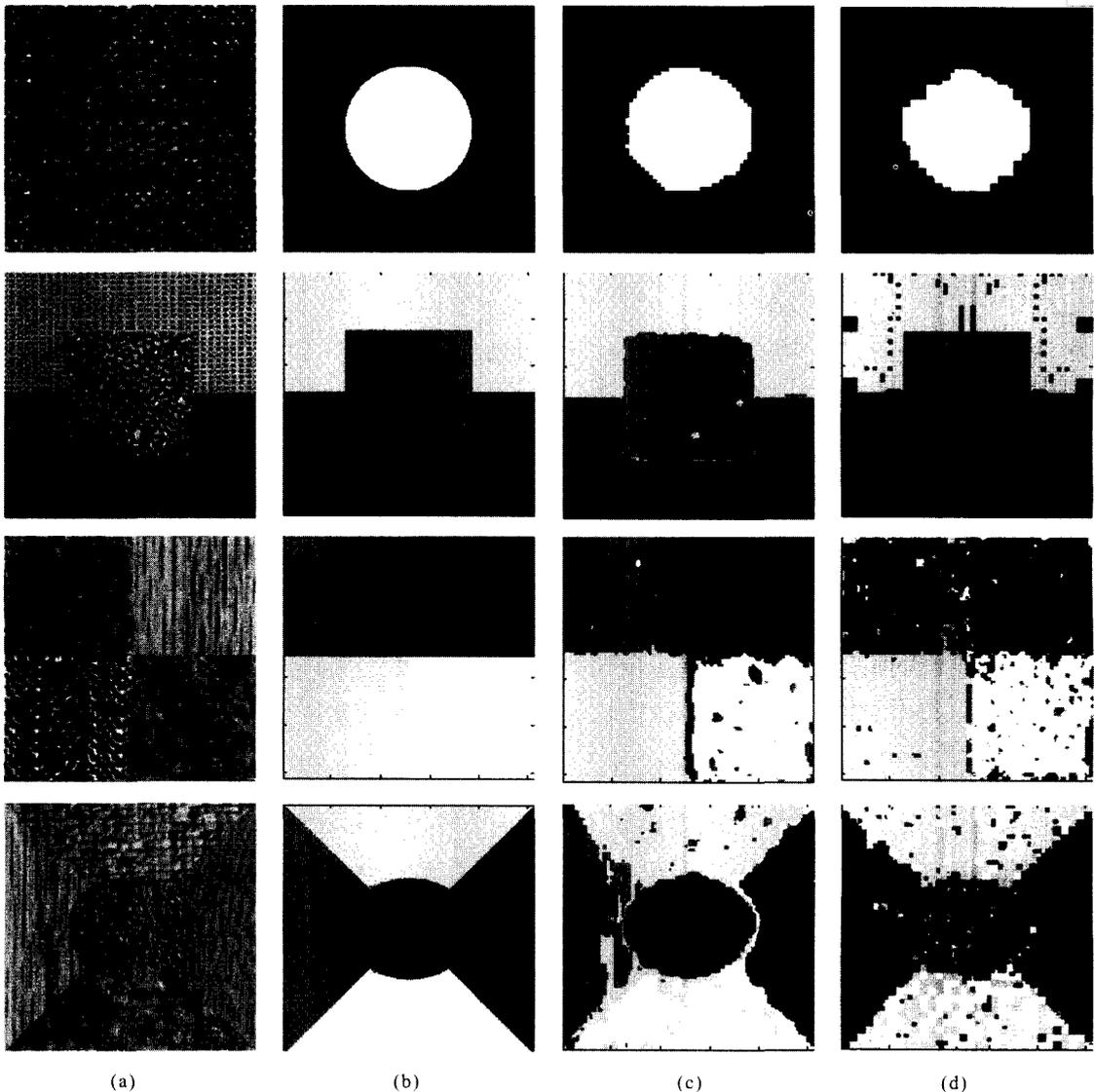


图4 (a)纹理原图(2~5类) (b)真分割结果 (c)本文分割结果 (d)文献[11]方法分割结果  
 Fig.4 (a)The original texture images(2~5classes) (b)the truth ground segmentation (c)the final results in this paper (d)the final results in [11]

[11]的一个 CLT(如图 2 所示)进行图像的最大后验融合分割,得到最终结果.

### 2 本文多尺度分割方法

在文献[11]中,初分割阶段:作者仅考虑小波变换得到的三个小波高频子带的信息,而忽略了其低频子带所具有的图像信息,其对于纹理区域一致性表示并不是非常准确;多尺度融合阶段:作者只用一种简单的粗尺度指导细尺度分割的背景来完成尺度间融合,而没考虑细尺度本身的信息,从而使得分割结果的边缘也不是非常准确.

针对上述问题,在初分割阶段:发现小波变换低频子带系数其在一定窗口内的均值和方差也是满足近似高斯分布的( $u$  和  $\sigma$  表示),因此可以用其作为 HMT 训练特征;同时将小波变换每一尺度上的三个子带抽取出来进行逆小波变换(用  $\varphi$  来表示)也满足其作为 HMT 训练特征的条件.于是可对训练数据进行训练的特征已不再是原来的三个子带  $\{LH,HL,HH\}$  的特征,而是由  $\{u,\sigma,\varphi\}$  组成的新的三个子带.这里,由于无法确定 EM 训练时的初始参数设置,文中采用文献[13]中的有限高斯模型无监督学习的方法对训练数据进行学习,获得 EM 训练的混合高斯模型的初始参数.在多尺度融合阶段:粗尺度上初分割结果,其区域一致性较好,因此采用图 3(b)的上下文背景,而细尺度上区域一致性较差,则主要依赖粗尺度的粗分割结果,因此采用图 3(a)的上下文背景.

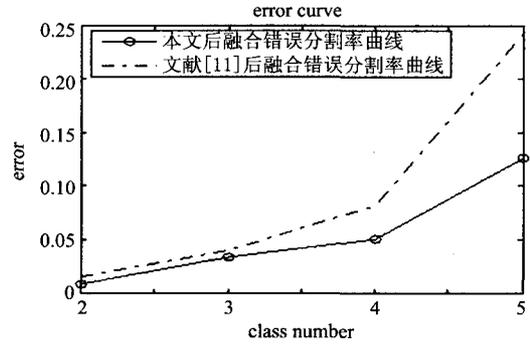


图 5 图 4 中采用的 4 幅纹理图像后分割误差率曲线图  
Fig.5 The segmentation error curve of final results of the four texture images used in figure 4

### 3 实验结果及分析

#### 3.1 仿真结果比较分析

本文选取了四幅纹理图像(2~5类)和两幅 SAR 图像(2~3类)作为实验仿真图像,其大小均为  $256 \times 256$  像素,256 灰度级.训练图像均取自测试图像上  $64 \times 64$  像素的一致纹理区域,小波变换时采用的小波基为 Haar 小波基.提取  $u$  和  $\sigma$  时窗口从粗尺度到细尺度对应的窗口大小为  $[3 \times 3 \quad 3 \times 3 \quad 7 \times 7 \quad 9 \times 9 \quad 11 \times 11]$ .

图 4(c)为本文算法应用于 2~5 类纹理上所得到的最终分割结果,图 4(d)为 HMTseg 框架下对应的最终结果,从实验结果可以看出,本文提出的算法对于纹理图像在区域一致性上和分割准确性上均好于文献[11]提出的算法,图 5 的分割错误率曲线描

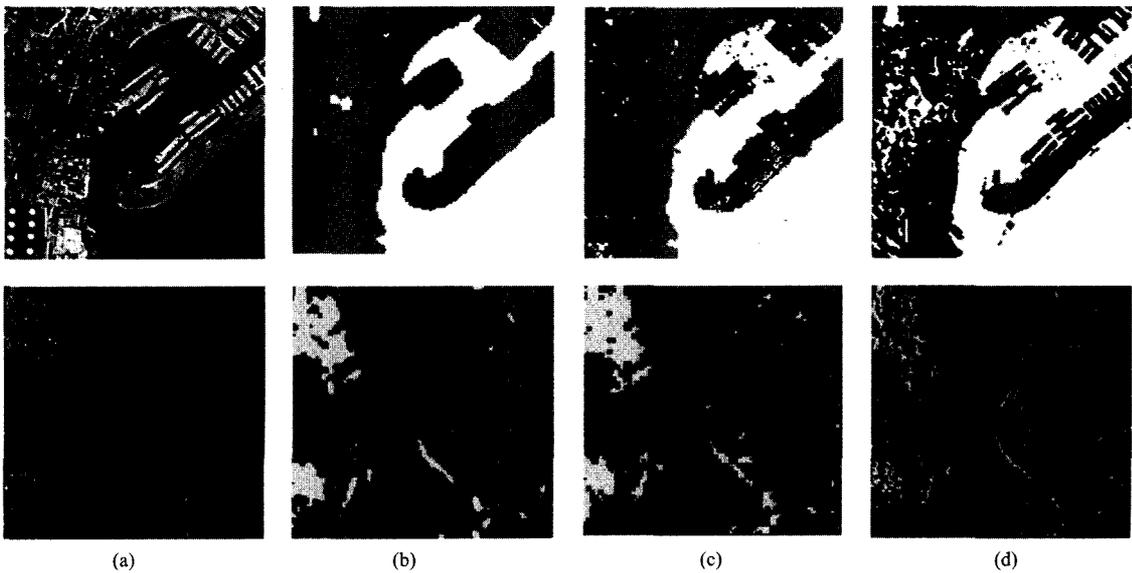


图 6 (a)SAR 原图(2~3类) (b)本文后分割结果 (c)文献[11]方法分割结果 (d)文献[14]分割结果  
Fig.6 (a)The original SAR images(2~3classes) (b)the final results in this paper (c)the final results in [11] (d)the final results in [14]

述图也充分显示了这一点,从错误率曲线趋势可以看出图像类数越多其错分率越小.对于SAR图像,比较了本文算法与文献[11]和文献[14]中提出的算法,从分割结果可以看出,本文算法的视觉效果均好于文献[11]和文献[14]提出的算法,如图6所示.因此本文所提出的选用小波域低频和高频信息对图像进行建模,同时多尺度融合时对不同尺度采用不同的上下文背景是有效的.然而我们也不能忽视该算法存在的问题:训练图像特征提取时窗口的选取,对于不同的图像须经过多次测试,才能选择出相对合理的窗口.

### 3.2 算法复杂度分析

本文方法的计算复杂度分析如下:特征提取的时间代价主要花费在小波变换上,其计算复杂度为 $O(N\log N)$ ;建立HMT模型的时间复杂度为 $O(N\log N)$ <sup>[12]</sup>,因此本文方法的时间复杂度为 $O(N\log N)$ .与传统的方法相比,其时间复杂度也主要花费在小波变换和建立HMT模型上,因此本文的算法复杂度与传统的基于小波域HMT模型的图像分割方法算法复杂度是相当的.

## 4 结语

本文在HMTseg框架上修正了初分割时的训练特征和多尺度融合时的上下文背景,改进了基于小波域隐马尔科夫模型的图像分割方法.其算法对于纹理图像和SAR图像无论从客观评价标准还是视觉上来看均是有效的.当然我们也不能忽略其在均值、方差特征提取时所遇到的窗口选取的问题,因此,自适应的选择特征提取时的窗口将成为我们下一步工作,同时对图像进行无监督分割也是进一步奋斗的目标.

## REFERENCES

- [1] HOU Biao, LIU Fang, JIAO Li-Cheng. Automatic segmentation and recognition of ports in high resolution SAR images [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (侯彪,刘芳,焦李成.基于小波变换的高分辨率SAR港口目标自动分割. *红外与毫米波学报*), 2002, 21(5): 385—389.
- [2] HU Ying, WANG Shuang, HOU Biao, et al. Remote sensing target recognition based on SWBCT and projection feature [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (胡颖,王爽,侯彪,等.基于SWBCT和投影特征的遥感目标识别. *红外与毫米波学报*), 2007, 26(6): 451—455.
- [3] TAO Wen-Bing, JIN Hai. Ship infrared object segmentation based on mean shift filtering and graph spectral clustering [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (陶文兵,金海.基于均值漂移滤波及谱分类的海面舰船红外目标分割. *红外与毫米波学报*), 2007, 26(1): 61—64.
- [4] ZHENG Wei, KANG Ge-Wen, CHEN Wu-Fan, et al. Unsupervised segmentation of remote sensing images based on fuzzy Markov random field model [J]. *Journal of Remote Sensing* (郑玮,康戈文,陈武凡,等.基于模糊马尔可夫随机场的无监督遥感图像分割算法. *遥感学报*), 2008, 12(2): 246—252.
- [5] ZHANG Qiang, WU Yan. Wavelet Markov random field based on context and hidden class label for SAR image segmentation [J]. *Journal of Electronics and Information Technology* (张强,吴艳.基于上下文和隐类属的小波域马尔可夫随机场SAR图像分割. *电子与信息学报*), 2008, 30(1): 211—215.
- [6] Duarte M F, Wakin M B, Baraniuk R G. Wavelet-domain compressive signal reconstruction using a Hidden Markov Tree model [C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2008: 5137—5140.
- [7] Yan F X, Cheng L Z, Peng S L. Dual-tree complex wavelet hidden Markov tree model for image denoising [J]. *Electronics Letters*, 2007, 43(18): 973—975.
- [8] Le P A, Hatt M, Bousson N, et al. Conditional partial volume correction for emission tomography: A wavelet-based hidden Markov model and multi-resolution approach [J]. *5th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, 2008: 1319—1322.
- [9] Papandreou G, Maragos P, Kokaram A. Image inpainting with a wavelet domain Hidden Markov tree model [C]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2008: 773—776.
- [10] ZHANG Dong-Qing, HAN Yu-Bing, NING Xuan-Xi, et al. Time series analysis based on wavelet-domain HMM-smoothing, interpolation and prediction [J]. *Chinese Journal of Management Science* (张冬青,韩玉兵,宁宣熙,等.基于小波域隐马尔可夫模型的时间序列分析—平滑、插值和预测. *中国科学管理*), 2008, 16(2): 122—127.
- [11] Choi H, Baraniuk R G. Multiscale image segmentation using Wavelet-domain hidden Markov models [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(9): 1309—1321.
- [12] Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1998, 42(4): 886—902.
- [13] Mario A T F, Anil K J. Unsupervised learning of finite mixture models [J]. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002, 24(3): 381—396.
- [14] Sun Q, Hou B, Jiao L C. A new Wavelet-domain HMTseg algorithm for remotely sensed image segmentation [C]. *International conference on image analysis and processing*, 2005: 367—374.
- [15] SHA Yu-Heng, CONG Lin, SUN Qiang, et al. Multi-scale image segmentation based on Contourlet-domain hidden Markov trees model [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (沙宇恒,丛琳,孙强,等.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.