第 29卷第 2期
2010年 4月

红 外 与 毫 米 波 学 报
J. Infrared Millim. Waves

Vol. 29, No. 2
April, 2010

文章编号: 1001 - 9014(2009)06 - 0145 - 05

用于 SAR图像分割的第二代 Bandelet域 HMT-3S模型

侯 彪, 翟艳霞, 焦李成
(西安电子科技大学 智能信息处理研究所 智能感知与图像理解教育部重点实验室,陕西 西安 710071)

摘要:针对传统的基于变换域隐马尔可夫树 (Hidden Markov Tree, HMT)模型的 SAR图像分割方法不能得到较满意的区域一致性结果和较准确的分割边缘的问题,提出了一种基于第二代 Bandelet域 HMT-3S模型的 SAR图像分割方法 (BHMT-3Sseg). HMT-3S模型是一种融合了子带间相关性的 HMT模型,在描述图像纹理特征时,更具合理性. BHMT-3Sseg方法采用 HMT-3S模型对图像的第二代 Bandelet系数建模,通过 HMT-3S模型参数的训练、各尺度似然值的计算和基于邻域背景的多尺度融合,实现对 SAR图像的分割,既能得到较为准确和连续的边缘,也增强了分割结果的区域一致性. 实验表明,本文方法 BHMT-3Sseg对 SAR图像分割是可行有效的.

关 键 词: SAR图像分割;隐马尔可夫树 -3S模型;多尺度融合;最大期望值算法
中图分类号: TP751.1 **文献标识码**: A

SECOND GENERATION BANDELET-DOMAIN HIDDEN MARKOV TREE-3S MODEL FOR SAR IMAGE SEGMENTATION

HOU Biao, ZHAI Yan-Xia, JIAO Li-Cheng
(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: Since the segmentation results of SAR images by traditional transform domain hidden Markov tree (HMT) model were unsatisfactory in homogenous regions and exact edges, a new segmentation method based on second generation bandelet-domain HMT-3S model was proposed. The method was called BHMT-3Sseg shortly. HMT-3S is a special kind of HMT which combines the correlation of different subbands. It is more reasonable to characterize texture regions than HMT model. BHMT-3Sseg modeled the second generation Bandelet coefficients of an image by using HMT-3S, and the SAR image segmentation results were obtained by training the parameters of HMT-3S and computing the likelihood of each scale and multi-scale fusion based on a contextual model. The segmentation results by BHMT-3Sseg not only have more exact and more continuous edges, but also retain better region information. The experiments show that BHMT-3Sseg is efficient and effective for SAR image segmentation.

Key words: SAR image segmentation; HMT (Hidden Markov Tree)-3S model; multiscale fusion; expectation maximum (EM) algorithm

引言

图像分割是图像处理的关键问题之一,也是一个经典难题[1]. 目前,根据合成孔径雷达 (Synthetic aperture radar, SAR)图像分割使用先验知识的特点, SAR图像分割方法可主要分为基于数据驱动和基于模型驱动两大类[2]. 后者主要包括基于组合优化模型的分割算法和基于隐马尔可夫 (Hidden Markov Model, HMM)模型的分割算法. 近年来,基于 HMM模型的分割算法得到较快发展. 2001年, Choi等人提出了基于小波域 HMT模型的多尺度图像分割 (WHMTseg)方法[3]; 2007年,侯一民等人提

收稿日期: 2009-01-15,**修回日期**: 2009-09-14 **Received date:** 2009-01-15, **revised date:** 2009-09-14
基金项目:国家自然科学基金 (6097112, 60672126, 60673097, 60702062);"863计划"项目 (2007AA12Z136)和科技部"973计划"重点项目 (2006CB705707)资助项目
作者简介:侯 彪 (1974-),男,陕西陇县人,副教授,主要研究方向为多尺度几何分析, SAR图像处理.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

出了一种基于马尔可夫随机场 (Markov Random Field, MRF)的 SAR图像分割方法[4];随后, Pyun等人提出了一种基于隐马尔可夫高斯混合模型 (Hidden Markov Gauss Mixture Models)的图像分割方法[5]. 但这些图像分割方法存在一个共同的缺点,即不能同时得到较好的区域一致性结果和准确的分割边缘. 所以,有效的图像分割方法依然是图像处理领域的一个热点问题[6].

Crouse提出的 HMT[7]模型假设图像二维离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT)的三个子带间相互统计独立,该假设并不能较好地描述 SAR图像的纹理特征. 因为,对于 SAR图像中的纹理区域,其三个小波子带间的相关性变得比较明显,如果忽略这种相关性就会降低纹理描述的准确性. 针对这一问题, Fan等人提出了一种新的小波域 HMM——HMT-3S,即一种融合了子带间相关性的 HMT模型[8]. 该模型借助于图分组技术将二维 DWT的三个子带集结成一个树结构,除了像 HMT模型那样可以捕获小波系数的联合统计特性 (Joint Statistics)外,还能"挖掘"子带间的互相关性 (Cross Correlation). 因此, HMT-3S模型能够更准确地描述具有相同纹理区域的小波系数间的关系. 但基于小波域的 HMT-3S图像分割方法 (WHMT-3Sseg)的分割结果区域一致性不强,分割边缘也不够清晰. 这主要因为小波不能很好地捕获图像的方向信息,而第二代 Bandelet变换[9]是一种基于图像边缘的变换,能够有效捕获图像中的方向信息,其对图像的表示优于小波. 因此,本文针对 SAR图像第二代 Bandelet变换系数的特点,采用 HMT-3S模型对其建模,充分挖掘变换系数之间的相关性,将其用于 SAR图像分割中,较好地解决了 WHMT-3Sseg方法分割结果区域一致性较差、分割边缘不够清晰的缺点.

1 第二代 Bandelet变换域的 BHMT-3S模型

1.1 第二代 Bandelet变换

第二代 Bandelet变换通过多尺度分析和几何方向分析完成对图像的分解. 多尺度分析通过二维离散小波变换完成,几何方向分析通过沿几何流方向的一维小波变换完成. 其中,几何方向上的一维小波变换又称为 Bandelet化,其作用是消除小波系数间的几何冗余性. 由于第二代 Bandelet变换能够得到图像沿几何流方向的最稀疏表示,因此在图像分析领域得到了广泛应用[10].

1.2 第二代 Bandelet域 HMT-3S(BHMT-3S)模型

图 1(a)为一幅 SAR图像,图 1(b)为图 1(a)的第二代 Bandelet系数的直方图. 其系数分布的峰度 (kurtosis)为 5.3017,大于高斯分布的峰度 3. 直方图表明第二代 Bandelet变换对图像中的高维奇异性信息表示是稀疏的,大多数系数接近于零. 因此,可以采用一个两状态的高斯混合模型逼近 Bandelet系数,如图 1(c)所示,图中白色节点代表隐状态变量 S,黑色节点代表系数变量 w. $f(w|S=1)$和 $f(w|S=0)$分别表示状态为 1("大"状态)和状态为 0("小"状态)时的 Gaussian概率密度函数. 系数变量 w 的概率密度函数是全局非高斯的.

第二代 Bandelet域 HMT-3S(BHMT-3S)模型可描述为:将图像的第二代 Bandelet系数排列成具有同二维离散小波系数相同的三个子带 (LH, HH, HL)结构,然后将每个尺度处的三个子带系数集结成一个系数. 如图 2(a)所示为本文的 BHMT-3S模型结构示意图,图 2(b)为传统的第二代 Bandelet域每个子带的 HMT结构示意图. 图中白色节点表示离散的隐状态变量,黑色节点表示 Bandelet系数,每个系数均采用图 1(c)所示的两状态、零均值的高斯混

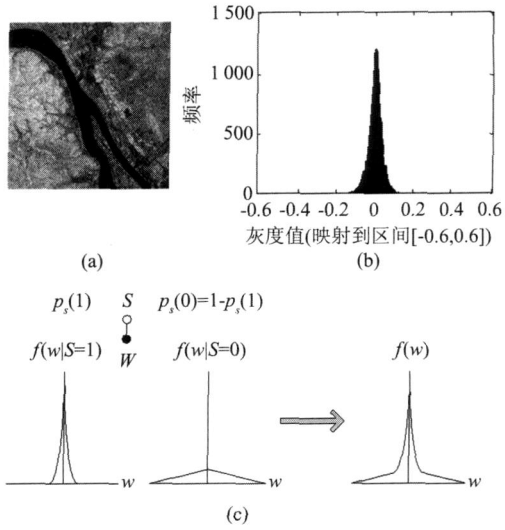


图 1 两状态高斯混合模型及其对第二代 Bandelet系数的逼近 (a)原始 SAR图像 (b)图(a)的第二代 Bandelet系数直方图 (c)采用两状态、零均值高斯混合模型逼近 Bandelet系数

Fig. 1 Two-state Gaussian mixture model and the approximation of second generation Bandelet coefficients (a) the original SAR image (b) the second generation Bandelet coefficients histogram of (a) (c) the approximation of second generation Bandelet coefficients by two-state and 0-mean Gauss mixture models

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

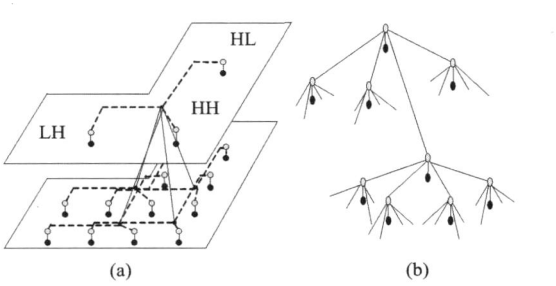


图 2　Bandelet域 HMT-3S模型和 HMT模型的对比　(a) BHMT-3S模型结构示意图　(b)传统的 Bandelet系数每个子带的 HMT结构图

Fig 2　The comparison between Bandelet-domain HMT-3S model and HMT model　(a) the structure of BHMT-3S model　(b) the HMT model of traditional Bandelet coefficients of each subband

合模型逼近.图 2(a)中虚线表明三个系数集结成一个节点,集结后的节点由黑色方点表示.由图 2(a)和图 2(b)可看出,HMT-3S具有同 HMT相似的四叉树结构,所不同的是每个节点所能取的离散状态数目.比如,当采用两状态的高斯混合模型逼近 Bandelet系数时,HMT中每个节点可取的隐状态数目为 2,而 HMT-3S中每个节点可取的隐状态数目为 8.因此,一个 8状态的 BHMT-3S模型的参数可表示为:

$$\theta_{\text{HMT-3S}} = \{ P_J(u), \varepsilon^{u,v}_{j,j-1}, \sigma^2_{B,j,b} \mid B \in L, j = 1, \cdots, J, u, v = 0, \cdots, 7; b = 0, 1 \},$$

其中,$L = \{LH, HL, HH\}$,j为尺度变量,J代表最大尺度,对大小为 $N \times N$ 的图像,$J = \log 2(N)$;$P_J(u)$表示节点状态为 u的概率;$\varepsilon^{u,v}_{j,j-1}$表示父代节点状态为 u,子代节点状态为 v时的状态转移概率;$\sigma^2_{B,j,b}$表示节点对应的方差,b代表采用高斯混合模型逼近第二代 Bandelet系数时的状态变量.

2　基于第二代 Bandelet域 HMT-3S模型的图像分割(BHMT-3Sseg)

2.1　多尺度似然函数的计算和初始分割

假设要将图像分为 N_c 类,对每一训练纹理类别 c, $c \in \{1, 2, \cdots, N_c\}$,采用文献[7]中的 EM算法训练 8状态 HMT-3S模型参数,得到模型:

$$\theta^c_{\text{HMT-3S}} = \{ P^c_J(u), \varepsilon^{c,u,v}_{j,j-1}, \sigma^{2c}_{B,j,b} \mid B \in L, j = 1, \cdots, J, u, v = 0, \cdots, 7; b = 0, 1 \}.$$

类似于 HMT,对每类 c,HMT-3S模型的似然值可由下式计算:

$$f(w \mid \theta^c_{\text{HMT-3S}}) = \sum_{k,l=0}^{N_J-1} \log\left(\sum_{u=0}^{7} f_u(T_{J,k,l} \mid \theta^c_{\text{HMT-3S}}, u) \right), \quad (1)$$

式中,$T_{J,k,l}$代表根结点为 $w_{j,k,i} = \{w^{HL}_{j,k,i}, w^{LH}_{j,k,i}, w^{HH}_{j,k,i}\}$ 的子树,$f_u(T_{J,k,i} \mid \theta^c_{\text{HMT-3S}}, u)$ 可由细尺度到粗尺度按照下式递归计算得到:

$$f_u(T_{j,k,i} \mid \theta^c_{\text{HMT-3S}}, u) = p_j(u)\, g(w_{j,k,i} \mid u) \left(\prod_{s=2k}^{2k+1} \prod_{t=2i}^{2i+1} \sum_{v=0}^{7} (\varepsilon^{u,v}_{j,j-1} f_v(T_{j-1,s,t} \mid \theta^c_{\text{HMT-3S}}, v)) \right), \quad (2)$$

在最细尺度,即像素级,$j = 1$时,有

$$f_v(T_{1,k,i} \mid \theta^c_{\text{HMT-3S}}, v) = p_1(v)\, g(w_{1,k,i} \mid v), \quad (3)$$

其中,$g(w_{j,k,i} \mid v) = \prod_{B \in L} g(w^B_{j,k,i} \mid 0, \sigma^2_{B,j,b})$,$b = S_B \,\&\, v$,$S_{\text{HL}} = 1$,$S_{\text{LH}} = 2$,$S_{\text{HH}} = 4$.

此时,对 $T_{j,k,i}$ 的初始分类为

$$C_{\text{ML}} = \arg \max_{c \in \{1, \cdots, N_c\}} f_u(T_{j,k,i} \mid \theta^c_{\text{HMT-3S}}, u). \quad (4)$$

这样,就得到了原图像的初始分割结果,再通过文后给出的邻域背景多尺度融合算法,从最粗尺度的分割结果一直融合到像素级就得到原图像的最终分割结果.

2.2　基于邻域背景的多尺度融合

较粗尺度的分割结果有效地获取到了 SAR图像不同纹理区域的主轮廓,但丢弃了局部边缘细节.而较细尺度的分割结果在很大程度上弥补了这一损失,但其分割结果并不十分可靠.多尺度融合的目的就是在保留主轮廓的同时更好地捕获到边缘细节信息[11].为了获取较好的融合结果,本文选取文献[12]中的邻域背景模型 Context-3.

Context-3模型可描述为:在相邻两尺度间,将较粗尺度处父代节点的类标志直接选入 $V1$中;提取较粗尺度处父代节点的 3×3邻域(去掉父代节点本身)内数目最多的类标志选入 $V2$中;提取与父代节点对应的较细尺度处子代节点的 3×3邻域(去掉子代节点本身)内数目最多的类标志选入 $V3$中,$V3$、$V2$和 $V1$构成了背景矢量 V^j_i.该模型充分考虑了父子邻域系数间的相关性,合理地反映出 Bandelet父子系数间的依赖关系,从而将不同尺度的信息从粗到细一直传递到像素级.

假设对应于子树 $T_{j,k,i}$ 的数据块为 D^j_i,D^j_i 的背景信息用背景矢量 V^j_i 表示,V^j_i 包含了 D^j_i 的邻域信息.$X^j_i \in \{1, \cdots, c\}$代表每一数据块可选的类标,$c$为总的类别数.采用文献[11]中的尺度间融合算法计算概率 $p(X^j_i / V^j_i)$,并通过最大化后验概率 $p(X^j_i = m \mid V^j_i, D^j_i)$,$m \in \{1, \cdots, c\}$,实现基于 Context-3模型的尺度间融合.

2.3　基于 BHMT-3S模型的 SAR图像分割

(1) 输入一幅待分割的 SAR图像并截取具有相同纹理区域的像素块作为训练图像.其中,训练图

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

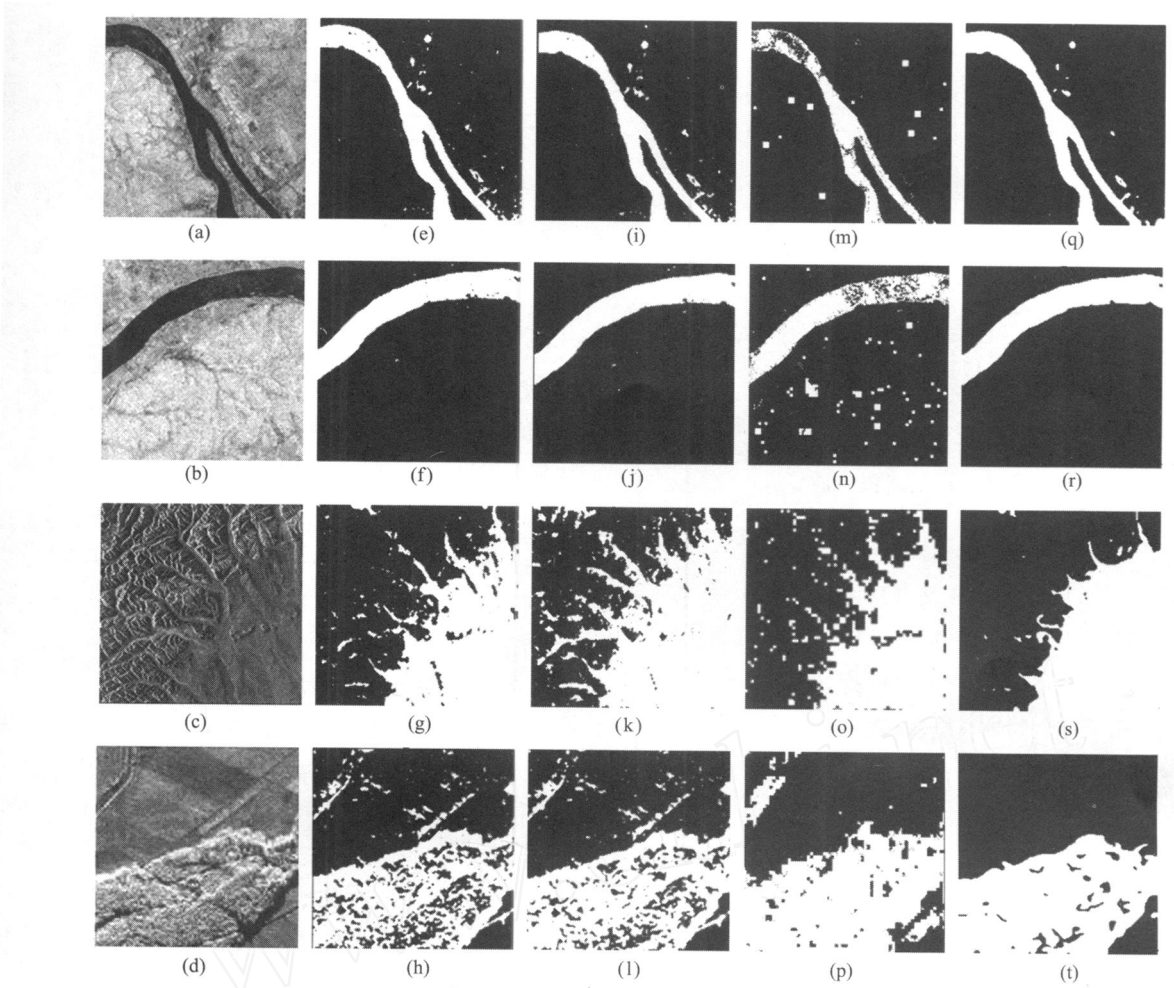


图3 各种分割方法的对比实验 (a) ~ (d)为原始 SAR 图像 (e) ~ (h)为 WHMTseg 分割结果 (i) ~ (l)为 WHMT-3Sseg 分割结果 (m) ~ (p)为 CHMTseg 分割结果 (q) ~ (t)为本文方法 BHMT-3Sseg 分割结果

Fig. 3 The comparison experiments by different methods (a) ~ (d) the original SAR images (e) ~ (h) the segmentation results of (a) ~ (d) by WHMTseg method (i) ~ (l) the segmentation results of (a) ~ (d) by WHMT-3Sseg method (m) ~ (p) the segmentation results of (a) ~ (d) by CHMTseg method (q) ~ (t) the segmentation results of (a) ~ (d) by BHMT-3Sseg method

像块大小设为 64 ×64,截取的训练图像块个数等于要分割的类别数;

(2) 对输入图像和训练图像分别进行第二代 Bandelet变换,得到各自的 Bandelet系数;

(3) 采用 EM 算法[7]对训练图像进行第二代 Bandelet域 HMT-3S 模型训练,得到模型参数 θ_{HMT-3S};

(4) 根据得到的模型参数,计算输入图像的各尺度似然值,并利用最大似然准则得到图像的初始分割结果;

(5) 对初始分割结果进行基于邻域背景的多尺度融合,得到各尺度的后分割结果,其中,图像像素级的融合结果作为最终分割结果输出.

2.4 算法复杂度分析

本文方法 BHMT-3Sseg的计算复杂度主要由第二代 Bandelet变换的计算复杂度和建立 HMT-3S模型的时间复杂度决定. 第二代 Bandelet变换的计算复杂度为 $O(N^{3/2})$,与小波变换的 $O(N\log(N))$和 Contourlet变换的 $O(N)$相比略有增加. 但由于建立 HMT-3S模型和建立 HMT模型的时间复杂度相当,因此,本文方法并没有带来急剧增长的计算时间.

3 实验结果与分析

基于 BHMT-3Sseg算法,对实际的 SAR图像进行分割实验,并将最终分割结果分别与基于小波域 HMT模型的分割方法 (WHMTseg)[3]、基于小波域 HMT-3S模型的分割方法 (WHMT-3Sseg)[8]和基于 Contourlet域 HMT模型的分割方法 (CHMTseg)[11]的分割结果进行了比较. 小波变换选择 Harr,分解四层; Contourlet变换分解四层;第二代 Bandelet变

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

换采用 9/7滤波,分解四层.对于第二代 Bandelet变换的阈值 T,根据实验结果,选 15较合适.

由图 3中的结果对比可看出,对图 3(a)和图 3(b)所示的两幅纹理信息较少、边缘较简单的 SAR图像,WHMTseg和 CHMTseg的分割结果中含有较多杂点,块状效应明显,使得到的分割结果区域一致性较差;WHMT-3Sseg分割结果的区域一致性虽然有所改善,但分割边缘模糊,不够清晰.本文提出的 BHMT-3Sseg方法的分割结果不仅具有较好的区域一致性,且具有较准确的边缘.对图 3(c)和图 3(d)所示的两幅包含较丰富纹理信息且边缘较复杂的 SAR图像,WHMTseg、WHMT-3Sseg和 CHMTseg的分割结果均含有大量杂点和杂块,分割得到的区域一致性较差,且分割结果的边缘模糊效应明显,CHMTseg的边缘信息损失尤为严重,分割边缘很不准确.本文方法 BHMT-3Sseg则改善了这种情况,不仅得到较好的区域一致性分割结果,而且分割边缘较准确、清晰.

BHMT-3Sseg方法之所以能得到较准确、清晰的边缘和较好的区域一致性,主要因为,一方面,Bandelet变换是基于边缘的变换,因而 Bandelet系数能更客观地描述图像的边缘特征,因此基于 Bandelet变换的图像分割方法能得到较准确的分割边缘;另一方面,HMT-3S模型"挖掘"出子带间的互相关性,较 HMT模型更为准确地描述了同质区域变换系数间的关系,因此,基于 HMT-3S的分割结果的区域一致性较好.BHMT-3Sseg方法结合了 Bandelet变换表示图像边缘特征的优势和 HMT-3S模型描述具有相同纹理区域特征的合理性优点,得到了较好的分割结果.

4　结论

针对传统基于变换域 HMT模型的 SAR图像分割具有较差的区域一致性和不够准确的分割边缘的问题,提出了一种基于第二代 Bandelet域 HMT-3S模型的 SAR图像分割方法(BHMT-3Sseg).实验中将本文方法与 WHMTseg、WHMT-3Sseg和 CHMTseg的分割结果进行了比较,表明本文方法无论在边缘准确性还是在区域一致性上都有一定的改进,并且对 SAR图像取得较好的分割结果.

REFERENCES

[1] REN Ji-Jun, HE Ming-Yi. Level set method of image segmentation based on improved C-V model of 3-D histogram [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (任继军,何明一. 一种基于三维直方图的改进 C-V模型水平集图像分割方法. 红外与毫米波学报), 2008, **27**(1): 72—76.

[2] LI Yu, JI Ke-Feng, SU Yi. Surveys on SAR image segmentation algorithms [J]. *Journal of Astronautics* (李禹,计科锋,粟毅. 合成孔径雷达图像分割技术综述. 宇航学报), 2008, **29**(2): 407—412.

[3] 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.

[4] HOU Yi-Min, GUO Lei. A novel SAR image segmentation method based on Markov random field [J]. *Journal of Electronics & Information Technology* (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.

[5] Pyun K, Lim J, Won C S, *et al*. Image segmentation using hidden Markov Gauss mixture models [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(7): 1902—1911.

[6] TIAN Yan, LU Ji-Jun, XIE Yu-Bo, *et al*. Extraction of transition region and image segmentation based on local fuzzy variance [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (田岩,刘继军,谢玉波,等. 基于局部模糊方差的过渡区提取及图像分割. 红外与毫米波学报), 2007, **26**(5): 386—389.

[7] 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, **46**(4): 886—902.

[8] Fan G L, Xia X G. Wavelet-based texture analysis and synthesis using hidden Markov models [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems-Ⅰ: Fundamental Theory and Applications* 2003, **50**(1): 106—120.

[9] Peyre G, Mallat S. Surface compression with geometric bandelets [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, **24**(3): 601—608.

[10] Pennec E L, Mallat S. Sparse geometric image representations with Bandelets [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2005, **14**(4): 423—438.

[11] SHA Yu-Heng, CONG Lin, SUN Qiang, *et al*. Multiscale 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.

[12] Fan G L, Xia X G. A joint multi-context and multiscale approach to Bayesian image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 2001, **39**(12): 2680—2688.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net