

文章编号:1001-9014(2005)06-0472-05

# 基于 Contourlet 域 HMT 模型的多尺度图像分割

沙宇恒, 丛琳, 孙强, 焦李成

(西安电子科技大学 信息处理研究所和雷达信号处理国家重点实验室, 陕西 西安 710071)

**摘要:** 基于 Contourlet 系数分布统计特性, 结合隐马尔可夫树(HMT)模型和贝叶斯准则提出一种新的图像分割算法. 为了更有效保持 Contourlet 域不同尺度间的信息, 提出一种新的加权邻域背景模型, 给出了基于高斯混合模型的像素级分割算法和基于新的背景模型的多尺度融合算法. 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 HMTseg 方法进行比较以说明算法的有效性. 对合成纹理图像给出错分概率作为评价参数. 实验结果表明本文方法不但在边缘信息和方向信息保持上有明显改进, 而且错分概率明显降低, 对真实图像得到了理想的分割效果.

**关键词:** 图像分割; 轮廓波; 隐马尔可夫树模型; 图像多尺度几何分析

**中图分类号:** TP751.1    **文献标识码:** A

## MULTI-SCALE IMAGE SEGMENTATION BASED ON CONTOURLET-DOMAIN HIDDEN MARKOV TREES MODEL

SHA Yu-Heng, CONG Lin, SUN Qiang, JIAO Li-Cheng

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

**Abstract:** Based on the statistics characteristics of contourlet coefficients, a new multi-scale image segmentation method (CHMTseg) combining Contourlet domain hidden Markov trees model with multiscale Bayesian approaches was presented. A novel weighted neighborhood model was given for preserving more inner-scale information in Contourlet domain. The pixel level segmentation based on Gauss mixture model and the multiscale fusion method based on the new contextual model were provided. In experiments, synthetic mosaic image, aerial image and SAR image were selected to evaluate the performance of the method, and the segmentation results were compared with wavelet domain HMTseg method. For synthetic mosaic texture image, miss classed probability was given as the evaluation of segmentation results. Experiment results show that the method not only has better performance in edges and anisotropy information detection but has lower missed classed probability, and it can achieve satisfied segmentation results for real images.

**Key words:** image segmentation; contourlet; hidden Markov tree model; image multiscale geometric analysis

### 引言

小波理论日益成熟和发展, 多分辨分析在图像处理领域得到了广泛应用<sup>[1,2]</sup>. 小波对含点状奇异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, 但对具有线状奇异的函数, 小波系数则不再稀疏. 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, 不能够很好的挖掘图像中方向边缘信息, 容易产生方块效应<sup>[3]</sup>. 为了解决这一问题, 多尺度几何分析(MGA)的思想应运而生, 它致力于构建最优逼近意义下的高维函数表示方法<sup>[4]</sup>. 脊波<sup>[5]</sup>

(Ridgelet)、单尺度脊波(Monoscale Ridgelet)<sup>[6]</sup>、曲线波<sup>[7]</sup>(Curvelet)和 Contourlet<sup>[8]</sup>等方向信息检测新工具的产生, 使图像处理中高维奇异性问题的解决初现曙光. 脊波对具有直线奇异的多变量函数具有很好的逼近性能, 但对含曲线奇异的多变量函数逼近性能只相当于小波变换, 不具有最优非线性逼近误差衰减阶. 单尺度脊波解决了含曲线奇异的多变量函数的稀疏逼近问题, 但基本尺度是固定的. Curvelet 变换则在所有尺度上分解, 遗憾的是 Randon 变换的存在决定了单尺度脊波和 Curvelet 的计算复杂度和冗余度都很高, 这样大大限制了他们的应用. 2002年, M. N. Do

收稿日期: 2004-11-19, 修回日期: 2005-05-10

Received date: 2004-11-19, revised date: 2005-05-10

基金项目: 国家自然科学基金(60133010)、国家“863”计划(2002AA135080)和“973”计划(2001CB309403)资助项目

作者简介: 沙宇恒(1980-), 男, 黑龙江大庆人, 现于西安电子科技大学攻读博士学位, 主要研究方向为图像的多尺度几何分析及其参数统计模型、SAR 图像处理和智能目标识别.

等人<sup>[8]</sup>提出了一种“真正”的图像二维表示方法: Contourlet 变换.它是利用塔形分解(LP)和方向滤波器组(DFB)实现的一种多分辨的、局域的、方向的图像表示方法,继承了 Curvelet 变换的各向异性的多尺度关系,在某种意义上可以认为是 Curvelet 变换的另一种快速有效的数字实现.

近年来并不能充分挖掘图像中的边缘和方向等关键信息.基于小波域隐马尔可夫树(HMT)模型的图像分割算法 HMTseg<sup>[9~11]</sup>得到了成功应用.但小波基较差的角度分辨率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方向边缘成分模糊和奇异性扩散现象.基于 Contourlet 充分捕捉图像中高维奇异性信息的特性,将其与 HMT 模型结合,提出一种新的图像分割算法 CHMTseg,给出一种新的尺度间加权邻域背景模型用于多尺度融合操作.对合成纹理图像、遥感图像和 SAR 图像进行了分割操作,并与 HMTseg 算法进行比较.给出错分概率作为合成纹理图像的分割评价标准.实验结果表明,本文方法在边缘保持和方向信息检测上均有明显改进,是可行有效的.

## 1 Contourlet 逼近与 CHMT 模型

### 1.1 Contourlet 逼近

Contourlet 变换也称塔型方向滤波器组(PDFB)分解,Contourlet 基的支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“长条型结构”,它将多尺度分析和方向分析分开进行. Contourlet 变换对图像应用双重滤波结构,首先由拉普拉斯塔形分解(LP)对图像进行多尺度分解以捕获点状奇异性,然后由方向滤波器组(DFB)将分布在同方向上的奇异点连接成周线结构(Contour segment). Contourlet 变换最终以类似于周线结构来逼近原图像,这也是被称为 Contourlet 的原因.

M. N. Do 用框架理论和过采样滤波器组分析

了 LP 分解,结果表明用正交滤波器组来实现的 LP 分解算法是一个框架界为 1 的紧框架.正是这种结构使得 Contourlet 有较优的非线性逼近性能. Contourlet 变换每一子带的方向可以自主选择,并且每一层所包含的方向信息都是前一层的两倍,不仅保持了小波的主要特性(多尺度特性、时频局部特性),而且表现出了高度的方向性.基于这种丰富的基函数的选取规则,它可以近似最优的逼近任意含线性奇异的二维分段光滑函数.并且 PDFB 的冗余度与 LP 分解的冗余度相等(1.33)<sup>[8]</sup>.

### 1.2 Contourlet 域隐马尔可夫树(CHMT)模型

在空域中存在数量巨大的图像像素点的识别级,所以不能直接将 HMM 应用到图像模型中.小波域 HMT 模型有效的捕捉了图像中多尺度的相关性<sup>[9]</sup>,它是一个易操作且很有用的概率模型,能有效地刻画小波系数的联合统计特性,下面研究一下 Contourlet 域的统计模型.

在高斯混合模型(GMM)中可以用一个两状态的高斯混合模型来逼近单个 Contourlet 系数的概率分布  $f(c_i)$ ,如下式:

$$f(c_i) = \sum_{m=1,2} p_{s_i}(m) f(c_i/S_i = m). \quad (1)$$

其中,  $\sum_{m=1,2} p_{s_i}(m) = 1$ ,  $S_i$  表示控制系数大小且不可观测的隐状态变量.  $S_i = m, m = 1, 2$  分别对应于系数取小值或大值时的隐状态取值.

图 1(b)中系数分布的峰度(kurtosis)为 20.59,远远大于高斯分布的峰度 3.这样分布的边缘轮廓表现为高尖峰和长拖尾的非高斯分布,说明 Contourlet 变换在对图像中的高维奇异性信息表示的系数是稀疏的,大多数的系数接近于零.

Contourlet 变换每一尺度可以分为 2 的任意次方个子带,因此 CHMT 模型中四叉树的结构具有更大的灵活性,其系数在不同尺度的传递关系不限制于同一方向子带.下面给出四叉树结构的两种不同

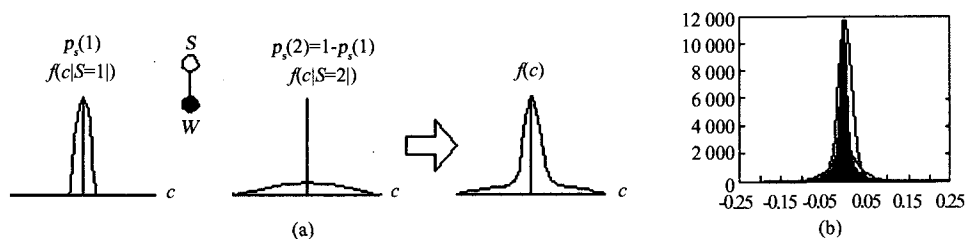


图 1 两状态高斯模型及其对 Contourlet 系数的逼近 (a) 随机变量的两状态、零均值高斯模型 (b) Contourlet 系数直方图

Fig. 1 Two-state Gaussian model and the approximation of Contourlet coefficients (a) two-state, zero-mean Gaussian mixture model for a random variable  $c$  (b) Contourlet coefficients histogram of Barbara image

的父子系数对应关系.

在 CHMT 模型中, Contourlet 系数  $C_{j,i}$  在给定其状态  $S_{j,i}$  的条件下独立于其它系数. 因此一个两状态的 CHMT 模型参数设置如下:

(1)  $p_{S_0}(m), m=1,2$ : 根节点  $S_0$  的状态概率;

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

(3)  $\mu_{j,m} \sigma^2 j, m$ : 节点状态为  $m$  时的均值和方差.

可以将上面的模型参数合成一个参数向量  $\Theta$ , 然后可用 EM 算法[8,9]通过训练得到.

## 2 基于 CHMT 模型的图像分割 (CHMTseg)

### 2.1 基于贝叶斯决策的多尺度分割

贝叶斯决策图像分割算法<sup>[9]</sup>, 利用图像中不同纹理特征与已知纹理参数模型的相似度来标记不同纹理块, 以得到不同尺度的分割结果. 最大后验估计 (MAP) 是最大化所有的像素点正确分类的概率, 计算量显然很大, 为了解决这一问题 C. A. Bouman 等提出一种可选择加权损失函数, 它将按比例将不同尺度的错分误差相加起来, 称为连续最大后验估计 (SMAP)<sup>[13]</sup>. H. Choi 等提出一种基于背景的贝叶斯分割算法称为 HMTseg<sup>[9]</sup>, 它将不同尺度的背景信息组成一个背景向量  $v^{(n)}$ . 假设有  $N$  种不同的纹理信息, 则 SMAP 表示成以下形式:

$$\hat{x}^{(n)} = \arg \max_{x^{(n)}} p_{x^{(n)}|v^{(n)}, y^{(n)}}(x^{(n)} | \hat{v}^{(n)}, y^{(n)}) \quad (2)$$

其中

$$p_{x^{(n)}|v^{(n)}, y^{(n)}}(x^{(n)} | \hat{v}^{(n)}, y^{(n)}) = \frac{p_{x^{(n)}}(x^{(n)}) p_{v^{(n)}|x^{(n)}}(\hat{v}^{(n)} | x^{(n)}) f(y^{(n)} | x^{(n)})}{\sum_{c=1}^N p_{x^{(n)}}(c) p_{v^{(n)}|x^{(n)}}(\hat{v}^{(n)} | x^{(n)} = c) f(y^{(n)} | x^{(n)} = c)} \quad (3)$$

$p_{x^{(n)}}(c)$  是类别  $c$  在尺度  $n$  的概率质量函数 (PMF),  $f(y^{(n)} | x^{(n)} = c)$  是图像块  $y^{(n)}$  中类别  $c$  对应的相似度函数, 可以通过 EM 算法中的一个向上扫描的过程来计算.

#### • 相似度的计算和初始分割

设一个经过训练的 CHMT 模型  $Q_c: \{\Theta_c^{\theta(1)}, \Theta_c^{\theta(2)}, \dots, \Theta_c^{\theta(k)}\}$  (对于每一类  $c$ ) 和一系列用来分割的 Contourlet 系数. 对于  $T_i^{\theta(k)}$  (在  $\theta(k)$  子带中具有根节点  $i$  的 Contourlet 系数子树),  $\beta_i(m) = f(T_i^{\theta(k)}/S_i = m, \Theta_c^{\theta(k)})$ , 相似度  $f(T_i^{\theta(k)}/\Theta_c^{\theta(k)})$  的计算式为

$$f(T_i^{\theta(k)}/\Theta_c^{\theta(k)}) = \sum_{m=S_L}^{S_U} \beta_i(m) P_{S_i}(m) \quad (4)$$

其中  $P_{S_i}(m) = p(S_i = m/\Theta_c^{\theta(k)})$  是 CHMT 模型训练时

得到的状态概率. 在假设 Contourlet 变换的子带系数独立的条件下,  $k$  个相似度值的乘积服从对应于数据块  $D_i^j$  的这些  $k$  个子树的小波系数的总的相似度  $f(T_i^{\theta(1)}, T_i^{\theta(2)}, \dots, T_i^{\theta(k)}/Q_c)$ . 所以,  $D_i^j$  的总的相似度为

$$f(D_i^j/Q_c) = f(T_i^{\theta(1)}/\Theta_c^{\theta(1)}) f(T_i^{\theta(2)}/\Theta_c^{\theta(2)}) \dots f(T_i^{\theta(k)}/\Theta_c^{\theta(k)}) \quad (5)$$

对  $D_i^j$  的初始分类为

$$C_i^{ML} = \arg \left\{ \max_{c \in \{1, 2, \dots, N_c\}} [f(D_i^j/Q_c)] \right\} \quad (6)$$

这样得到的最细尺度的分割结果与原图的对应尺度关系是  $2 \times 2$  的, 即每一点对应于原图的  $2 \times 2$  个点, 为了得到最终的像素级对应, 下面给出基于高斯混合模型的像素级分割方法.

#### • 基于高斯混合模型的像素级分割

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. 对于训练纹理的像素, 给其一个高斯混合模型来建模像素灰度值, 则可计算每一像素的相似度, 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得到最终结果.

### 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图像不同纹理区域的主体轮廓, 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. 多尺度融合目的就是在保留主体轮廓的同时更好地捕获到局部边缘细节信息.

#### • 基于邻域背景的尺度间融合

定义数据块  $D_i^j$  的背景为  $\partial D_i^j$ , 其包含  $D_i^j$  的父母及其父母的邻域.  $X_i^j \in \{1, \dots, c\}$  代表每一数据块可取的类标,  $c$  为总的类别数. 在计算了条件概率之后, 最大化  $p(X_i^j = c/D_i^j, \partial D_i^j)$  来标签  $D_i^j$ :

$$p(X_i^j/D_i^j, \partial D_i^j) = \frac{f(D_i^j/X_i^j, \partial D_i^j) p(X_i^j/\partial D_i^j)}{f(D_i^j/\partial D_i^j)} \quad (7)$$

$f(D_i^j/\partial D_i^j)$  不依赖于  $X_i^j$ , 所以  $D_i^j$  的标签由下式决定:

$$\begin{aligned} X_i^j &= \arg \max_c p(X_i^j = c/D_i^j, \partial D_i^j) \\ &= \arg \max_c f(D_i^j/X_i^j = c, \partial D_i^j) p(X_i^j = c/\partial D_i^j) \end{aligned} \quad (8)$$

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

$$f(D_i^j/X_i^j, \partial D_i^j) = f(D_i^j/X_i^j) \quad (9)$$

则问题转换为如何计算概率  $p(X_i^j/V_i^j)$ . 实际上, 不用直接计算  $p(X_i^j/V_i^j)$ , 而是先计算  $P(V_i^j/X_i^j)$ ,

再利用贝叶斯准则得到  $P(X_i^j/V_i^j)$ . 通过最大化  $P(X_i^j = N/V_i^j, D_i^j)$  来实现基于邻域背景的贝叶斯分类. Contourlet 系数是边界非高斯分布的, 与其邻域系数有很强的相关性[11]. 基于此, 图2给出一种尺度间加权邻域背景模型.

该模型通过对父子系数邻域的主要类标进行加权, 充分考虑父邻域和子邻域的相关性. 在粗尺度的轮廓信息充分传递给细尺度的同时考虑细尺度的细节信息, 权值选择满足  $W1 > W2$ , 且  $W1 + W2 = 1$ . 这种背景模型可以充分考虑尺度间及其父子邻域系数间的依赖性, 故将不同尺度的信息从粗到细一直传递到像素级的分割结果.

### 3 仿真结果与分析

基于 CHMTseg 算法, 对合成纹理图像、航拍图像和 SAR 图像分别进行试验. 并与 HMTseg 方法进行比较, 小波变换选择 Db4, 三层分解, Contourlet 变换选择‘9-7’塔形分解和方向滤波器组, 分解三层, 每层取4个方向. 图3为合成纹理图像及其分割结果.

下面给出错分概率作为客观评价标准, 错分概率  $P_{error}$  定义为分割结果中错分像素点数总和与类内像素点总数的比值.

从表1可得, 对于每一类纹理本文方法的错分概率均小于 HMTseg 方法, 求和平均值亦明显小于 HMT-

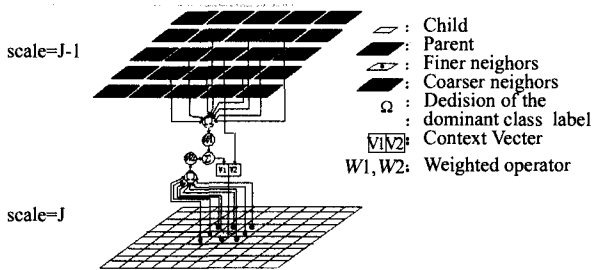


图2 尺度间加权邻域背景模型

Fig. 2 Inner-scale weighted neighborhood contextual model

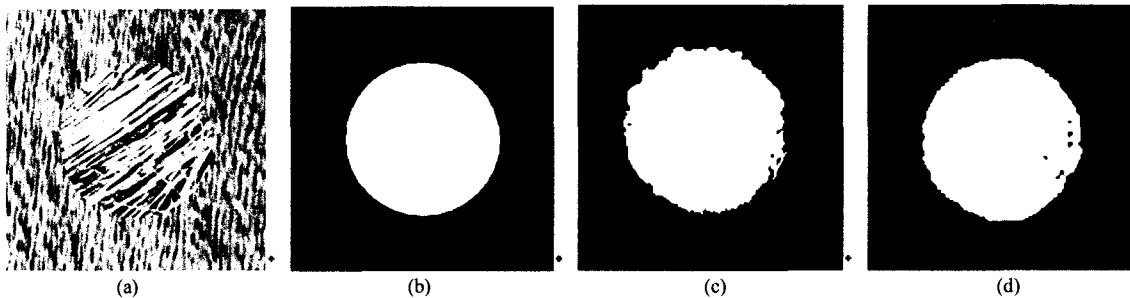


图3 合成纹理图像的多尺度分割结果 (a)合成纹理图像 (b)理想分割结果 (c)HMTseg 结果 (d) CHMTseg 结果

Fig. 3 Synthetic mosaic image segmentation results (a) synthetic mosaic image (b) ground truth (c) HMTseg (d) CHMTseg

表1 本文方法与 HMTseg 的错分概率比较

Table 1 The comparison of miss classified possibility between our method and HMTseg

$P_{error} (%)$	Mosaic1	Mosaic2	Average
HMTseg $P_{error}$	10.06	3.69	6.88
CHMTseg $P_{error}$	5.78	2.12	3.95

seg 方法. 合成纹理图像的分割只能说明算法的有效性, 不能说明其泛化能力. 图4我们选择背景复杂、嘈杂纹理信息多的 SAR 图像和航拍图像进行实验.

本文方法针对不同纹理进行 CHMT 建模, 并进行多尺度的相似度匹配. 无论在合成纹理图像还是真实图像(航拍、SAR)中, 均能够在有效区分不同纹理的同时很好的保留边缘方向信息, 视觉效果和评价参数均说明了该方法的有效性. 在 SAR 图像中得到可靠的分割结果将为后续的目标识别和检测提供有效的依据.

### 4 结语

本文提出一种基于 Contourlet 域 HMT 模型的多尺度图像分割算法 CHMTseg, 并给出一种尺度间加权邻域背景模型. 针对合成纹理图像、航拍图像以及 SAR 图像分别给出了不同尺度分割结果、基于高斯混合模型的像素级分割结果以及基于邻域背景的多尺度融合结果. 与 HMTseg 方法相比, CHMTseg 方法无论视觉效果还是错分概率均有明显改进, 得到了较满意的分割结果.

### 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] Matthew S Crouse, Robert D Nowak, Richard G Baraniuk. Wavelet-based statistical signal processing using hidden markov models [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 1998, 46(4): 886—902.

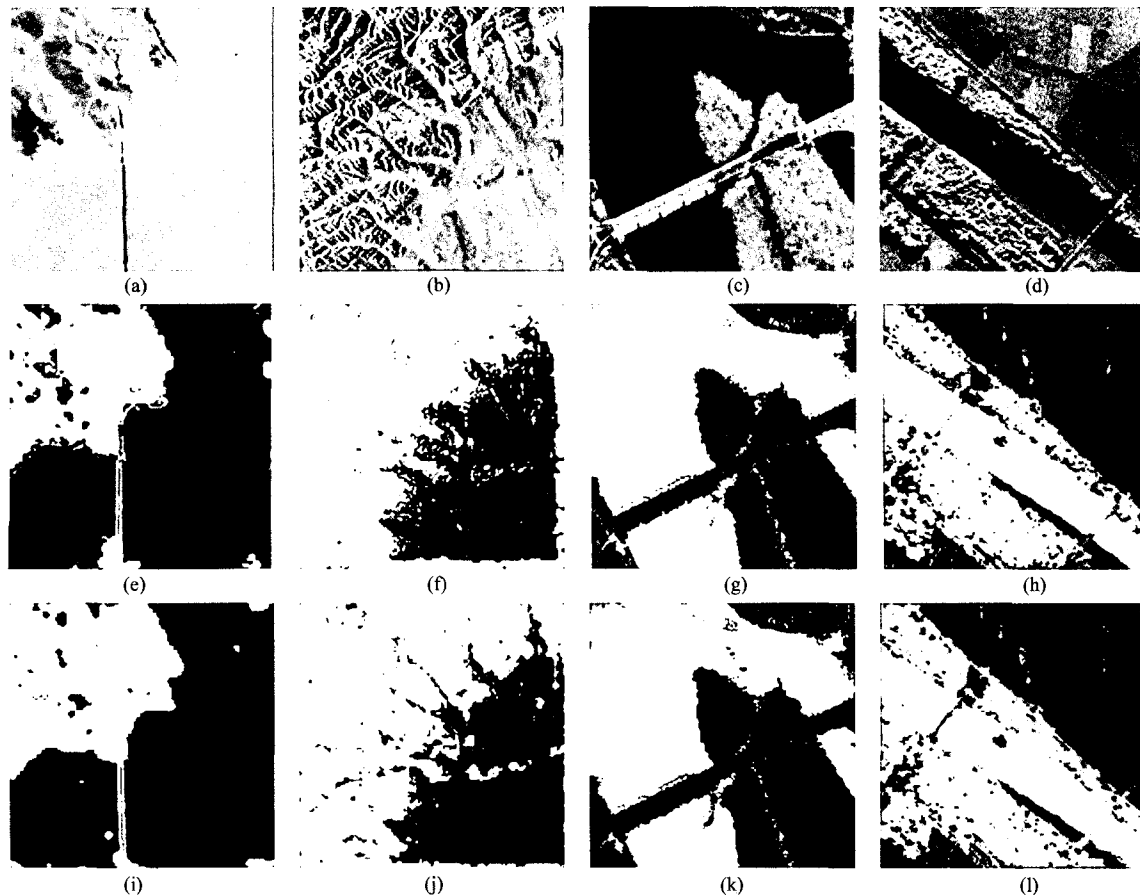


图4 真实图像的实验结果 (a) 航拍图像 (b) (c) (d) SAR 图像 (e) (f) (g) (h) HMTseg 分割结果 (i) (j) (k) (l) CHMTseg 分割结果

Fig. 4 Real images segmentation results. (a) aerial image (b) (c) (d) SAR images. (e) (f) (g) (h) wavelet HMTseg results (i) (j) (k) (l) Contourlet CHMTseg results

- [3] YANG Xuan, PEI Ji-Hong, YANG Wan-Hai. Disadvantage of the methods based on wavelet transform in high-resolution and multispectral fusion image [J]. *J. Infrared Millim. Wave* (杨焜, 裴继红, 杨万海. 小波变换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.
- [4] JIAO Li-Cheng, TAN Shan. Development and prospect of image multiscale geometric analysis [J]. *ACTA lectionica Sinica* (焦李成, 谭山. 图像多尺度几何分析: 回顾和展望. *电子学报*), 2003, 31(12A): 43—50.
- [5] Candès E J. Ridgelet: theory and applications [D]. Ph. D. dissertation. Stanford Univ., 1998.
- [6] Candès E J. Monoscale ridgelets for the representation of images with edges [R]. Technical report, Stanford Univ., 1999.
- [7] Candès E J, Donoho D L. Curvelets [R]. Technical report, Stanford Univ., 1999.
- [8] Do M N, Vetterli M. Contourlets: a new directional multi-resolution image representation [C]. *Signals, Systems and Computers, Conference Record of the Thirty-Sixth Asilomar Conference*, Rochester, 2002, 1: 3—6.
- [9] Hyeokho Choi, Richard G Baraniuk. Multiscale image segmentation using wavelet-domain hidden Markov models [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(9): 1309—1321.
- [10] FAN Guo-Liang, XIA Xiang-Gen. A joint multicontext and multiscale approach to Bayesian image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(12): 2680—2688.
- [11] SUN Qiang, GOU Shuiping, JIAO Licheng. A new approach to unsupervised image segmentation based on wavelet-domain hidden Markov tree models [C]. *ICIAR2004, Portugal; Porto*, 2004: 41—48.
- [12] Duncan D Y Po, Do M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform [J]. *Statistical Signal Processing*, 2003 *IEEE Workshop on*, 2003: 262—265.
- [13] Bouman C A, Shapiro M. A multiscale random field model for Bayesian image segmentation [J]. *IEEE Trans. Image Processing*, 1994, 3(2): 162—177.