

文章编号: 1001-9014(2007)06-0451-05

## 基于 SWBCT 和投影特征的遥感目标识别

胡颖, 王爽, 侯彪, 焦李成

(1. 西安电子科技大学 智能信息处理研究所, 陕西 西安 710071;

2. 浙江师范大学 数理与信息工程学院, 浙江 金华 321004)

**摘要:** 方向信息提取与小样本问题是遥感目标识别与应用的瓶颈, 基于平稳小波的 Contourlet 变换 (Stationary Wavelet Based Contourlet Transform, 简称 SWBCT) 与投影特征相结合, 本文提出了一种新的遥感目标特征提取与识别方法. 首先采用改进的 Contourlet 变换 SWBCT 对遥感图像进行分解, 然后对分解子带进行方向投影并求投影向量的统计特性作为目标特征, 进而利用 K 近邻分类器进行目标识别. 与小波、Contourlet 等代表性方法进行比较, 实验结果与分析表明, 该方法不仅具有较高的识别率, 而且在小样本情况下, 依然可以得到较好的结果.

**关键词:** 多尺度几何分析; Contourlet 变模; 基于平稳小波的 Contourlet 变换; 投影; 遥感目标识别

**中图分类号:** TP775 **文献标识码:** A

## REMOTE SENSING TARGET RECOGNITION BASED ON SWBCT AND PROJECTION FEATURE

HU Ying, WANG Shuang, HOU Biao, JIAO Li-Cheng

(Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Directional information extraction and small sample problem are the key problems in remote sensing object recognition and applications. Based on the stationary wavelet based contourlet transform (SWBCT) and projection, a novel remote sensing target recognition method was put forward in this study. Firstly the new method decomposed the remote sensing image by the improved Contourlet transform SWBCT. Then it extracted statistical features of the subbands projected in different directions. And K-nearest classifier was used to classify the features. The simulation results show that the new algorithm has higher recognition power compared with the wavelet, Contourlet and some other well-known methods. Meantime, in the condition of small scale samples, our method still has very well results.

**Key words:** multiscale geometric analysis; Contourlet transform; SWBCT, projection; remote sensing target recognition

### 引言

小波具有良好的时频分析特性, 它可以最优的表示点目标, 但是小波在表示二维线奇性的时候并不是最优的, 也就是说, 在高维情况下小波分析并不能充分利用数据本身所特有的几何特征<sup>[1]</sup>. 因此, 许多学者提出了多尺度几何分析 (Multiscale Geometric Analysis-MGA) 理论来克服小波的不足, 如脊波 (Ridgelet)<sup>[2]</sup>、曲线波 (Curvelet)<sup>[3]</sup>、Contourlet<sup>[4-6]</sup> 等方法. 在过去的几年里, 多尺度几何分析在数学分析、模式识别等领域都得到了独立的发展, 并逐渐深入信号与图像处理等多个领域<sup>[7-9]</sup>.

在遥感图像处理中, 目标的分类和识别是重要的研究课题<sup>[10-12]</sup>, 而当前方向信息提取与小样本问题是遥感目标识别与应用的瓶颈. 为了更有效的提取目标方向信息, 本文采用我们所提出的基于平稳小波的 Contourlet 变换 (Stationary Wavelet-Based Contourlet Transform-SWBCT)<sup>[13]</sup> 进行遥感图像目标识别问题研究. 在子带特征提取部分, 针对遥感目标特性提出了一种基于投影的特征提取方法, 将上述方法用于飞机目标识别, 并与基于小波、Contourlet 等分解方法和基于能量的子带特征提取方法进行了比较实验, 实验结果与分析表明本文方法不仅具有较高的识别率, 而且在小样本情况下依然可以得到较好的结果.

收稿日期: 2006-09-13, 修回日期: 2007-07-11

Received date: 2006-09-13, revised date: 2007-07-11

基金项目: 国家自然科学基金 (60472084) 和科技部 973 计划项目 (2001CB309403) 资助项目

作者简介: 胡颖 (1982-), 女, 陕西阎良人, 硕士, 主要研究方向: 多尺度几何分析、SAR 图像处理.

# 1 SWBCT 的实现

## 1.1 Contourlet 变换

M. N. Do 和 Martin Vetterli<sup>[4]</sup> 在 2002 年提出了一种新的多尺度几何分析工具-Contourlet. Contourlet 变换是多分辨的、局域的、方向的图像表示方法,可以有效地表示包含丰富轮廓和纹理的图像. Contourlet 使用了一种结合拉普拉斯金字塔和方向滤波器组的双滤波器组(PDFB)结构来得到典型的具有光滑轮廓的图像的稀疏展开<sup>[14-17]</sup>. 图 1 显示了拉普拉斯金字塔和方向滤波器组在每一尺度上的迭代方式.

Contourlet 的具体构造如下:首先由迭代滤波器组中的拉普拉斯滤波器组的低通合成滤波器唯一的确定了一个尺度函数  $\phi(t) \in L^2(R^2)$ , 它满足下面的二尺度方程

$$\phi(t) = 2 \sum_{n \in Z^2} g[n] \phi(2t - n) \quad (1)$$

记  $\phi_{j,n} = 2^{-j} \phi \left[ \frac{5-2^j n}{2^j} \right], j \in Z, n \in Z^2$  则函数集

$\{\phi_{j,n}\}_{n \in Z^2}$  是间隔为  $2^j \times 2^j$  的标准网格子空间  $V_j$  下的一个正交基,这组正交基实现了对图像的多尺度分解. 在文献[4]中定义了方向子空间上的正交基:

$$\rho_{j,k,n}^{(l)}(t) = \sum_{m \in Z^2} d_k^{(l)} [m - S_k^{(l)} n] \phi_{j,m}(t) \quad (2)$$

集合  $\{\rho_{j,k,n}^{(l)}\}_{n \in Z^2}$  是方向子空间  $V_{j,k}^{(l)} (k = 0, \dots, 2^l - 1)$  上的正交基,这组正交基则实现了对图像高频信息的多方向分解.

$$V_{j,k}^{(l)} = V_{i,2k}^{(l+1)} \oplus V_{j,2k+1}^{(l+1)} \quad (3)$$

$$V_{j,k}^{(l)} \perp V_{j,k'}^{(l)}, k \neq k' \quad (4)$$

$$V_j = \bigoplus_{k=0}^{2^l-1} V_{j,k}^{(l)} \quad (5)$$

## 1.2 SWBCT 的实现

文献[18]提出了一种基于小波的 Contourlet 变换, Wavelet-Based Contourlet Transform (WBCT). WBCT 在每个高频子带上都应用 DFB 来充分分解,因此较小波和 Contourlet 可以进一步挖掘方向纹理信息. 将 WBCT 用于图像处理时,随着分解方向和分解层数的增多,会出现识别率快速下降的趋势.

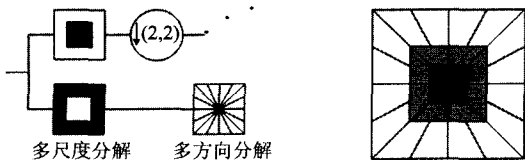


图 1 Contourlet 变换示意图  
Fig. 1 A schematic plot of Contourlet

这是由于 WBCT 使用正交小波和非冗余的 DFB,而其划分子带比小波和 Contourlet 都要更细,因此当分解层数较大时, WBCT 的识别率较小波和 Contourlet 的识别率会下降得更快.

冗余信息在图像处理中有十分重要的作用,这里我们引入平稳小波变换来克服 WBCT 在图像分析中遇到的问题. 基于平稳小波和方向滤波器组各自的优点,本文将平稳小波变换与方向滤波器组结合,得到了类似 Contourlet 双滤波器组叠代结构的 SWBCT 变换. 由于平稳小波和 DFB 都具有完全重构特性,所以由其结合而成的 SWBCT 也满足完全重构特性. SWBCT 算法的主要步骤如下:首先对图像进行平稳小波变换,然后对得到的 LH、HL、HH 3 个高频子带分别用 DFB 分解为  $2^n$  个方向子带,再对低频子带重复上面的步骤,直到满足分解层数为止. SWBCT 的分解结构如图 2 所示.

## 2 基于投影方法的遥感图像目标识别

### 2.1 基于能量测度的特征提取

能量测度在纹理分析中已有广泛应用<sup>[19]</sup>. 图像的分解子带所携带的能量信息可以很好地描述子带特征,并且较其它的子带系数统计特征更加稳定,目前许多文献都采用提取子带能量测度的方法. 在实验一中我们采用能量测度提取 SWBCT 的分解子带特征,即计算 SWBCT 分解得到的每个尺度上每个高频子带的能量测度和最粗尺度上的低频能量测度,特征维数的多少取决于分解的层数和每层方向分解的个数. 和小波分析一样,可以定义不同的能量测度来表示纹理特征,本文使用式(6)中所定义的 1 范数能量测度

$$E = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |C_k| \quad (7)$$

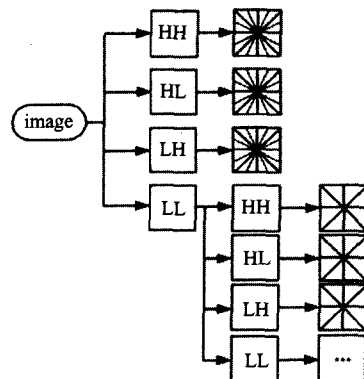


图 2 SWBCT 分解示意图  
Fig. 2 A schematic plot of Contourlet

## 2.2 基于投影的特征提取

能量测度的方法具有计算简单,特征维数少的优点,但是遥感识别图像中包含了许多完整和残缺的同类目标,这样同类目标的子带能量特征存在较大的差异,这将导致残缺目标的错分,针对这一问题我们提出了一种基于投影思想的特征提取方法。

考虑到各种多尺度几何分析工具其分解方向,都可以看作是水平或近似水平、垂直或近似垂直、 $45^\circ$ 或近似  $45^\circ$ ,  $135^\circ$ 或近似  $135^\circ$ . 将每一个分解子带分别向水平、垂直、还有 2 个对角线方向作投影,假设在水平方向存在一条直线,则经过向垂直方向作投影得到的向量上的对应位置处必有一个峰值,而经过向水平方向作投影,这条直线在得到的向量的任何位置上的能量贡献是一样的. 而垂直方向上的直线则相反. 如图 3 所示为两条方向分别为  $45^\circ$  和  $135^\circ$  的直线经 Contourlet 分解后得到的矩形子带系数图。

对于列数是行数的 2 倍的子带,分别沿斜率为  $1/2$  和  $-1/2$  的两条直线将子带中的系数求和,得到 2 个对角方向的投影向量;对于行数是列数的 2 倍的子带,分别沿斜率为  $2/1$  和  $-2$  的两条直线将子带中的系数求和,得到 2 个对角方向的投影向量. 设矩形子带的行数和列数分别为  $m$  和  $n$ ,则得到的投影向量长度为  $m+n-2+\min(m,n)$ .

考虑到如果直接将投影得到的向量作为该子带在该方向上的特征的话,那么特征的维数是相当可观的. 特征的维数过高不仅要消耗大量的分类时间,并且其中存在大量冗余信息,会直接影响识别率. 此外由于样本中的飞机姿态有不同角度的旋转,如果简单的合并特征,将导致不同角度目标的错分率上升. 因此,我们对每个分解子带进行 4 个方向的投影后,再分别求投影向量的均值和方差作为分类特征。

本文特征提取部分的具体算法如下:

- (1) 对输入的遥感图像进行 SWBCT 分解;
- (2) 各子带取绝对值,并沿水平、垂直、和两个对角方向分别按上述方法进行投影;
- (3) 对每个投影向量分别求均值和方差,得到每个输入图像的特征向量;
- (4) 将特征向量输入最近邻分类器进行识别.

## 3 实验结果与分析

实验一:基于 SWBCT 和能量测度的目标识别

本实验旨在考察 SWBCT 在遥感目标识别方面的性能,因此在子带特征提取阶段我们选择普遍使用

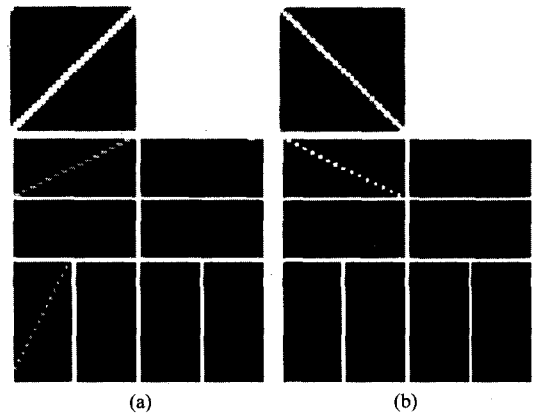


图 3 Contourlet 分解系数图 (a) 方向为  $45^\circ$  的直线经 Contourlet 分解 (b) 方向为  $135^\circ$  的直线经 Contourlet 分解. 原图大小为  $64 \times 64$ , 分解 1 层, 8 个方向, 最上面是低频子带, 下面分别是 8 个高频子带

Fig. 3 The coefficients of Contourlet (a) the  $45^\circ$  line decomposed by Contourlet (b) the  $135^\circ$  line decomposed by Contourlet. The size of the image is  $64 \times 64$ , 1 level decomposition, 8 directions. The low frequency subband is above, and the high frequency subbands are below

的能量测度方法. 实验对包含 6 类飞机的遥感目标库进行分类识别. 遥感目标库中包含不同旋转角度的完全和残缺二值飞机目标图像共 606 幅, 其中部分待分类图像如图 4 所示. 可以看出这些图像经过二值化后都具有典型的方向直线状轮廓特征。

实验中每类随机选择 40% 作为训练样本, 其余作为测试样本, 分别用小波、平稳小波、Contourlet、WBCT 和本文方法对其进行识别. 实验中 Contourlet 分解 1 层时, 方向数为 4; 2 层时, 方向数从粗尺度到细尺度依次为 4, 8; 3 层, 4, 4, 8; 4 层, 4, 4, 8, 8; 5 层, 4, 4, 4, 8, 8. WBCT 和 SWBCT 的方向选择与 Contourlet 相同。

实验中分类器选用基本的最近邻分类器. 主要由于最近邻分类器无需进行参数选择, 对不同特征的分类性能影响更小. 实验中提取各分解子带的能量特征, 依次取 30%、20% 和 10% 作为训练样本, 来检测本文方法在小样本情况下的性能. 考虑到训练样本选择的随机性, 我们进行 10 次交叉验证, 实验结果如表 1~4 所列。



图 4 飞机目标示例  
Fig. 4 Plane images

表1 训练样本占40%的飞机目标识别率

Table 1 Classification accuracy of plane with 40% training samples

条件	L=1	L=2	L=3	L=4	L=5
小波	60.72±2.02	77.62±2.18	81.14±1.71	81.83±1.94	82.38±1.46
平稳小波	68.34±1.30	80.58±1.97	81.75±1.37	85.43±2.07	88.50±1.16
Contourlet	65.71±2.23	73.41±1.69	81.47±2.14	84.04±1.40	86.51±1.76
WBCT	68.53±1.77	79.20±1.77	83.38±1.16	84.32±1.36	86.62±1.71
SWBCT	75.62±2.36	82.13±1.70	82.60±1.22	85.57±1.52	87.70±1.22

表2 训练样本占30%的飞机目标识别率

Table 2 Classification accuracy of plane with 30% training samples

条件	L=1	L=2	L=3	L=4	L=5
小波	58.09±2.02	74.96±2.07	79.03±1.46	79.81±1.31	80.09±1.22
平稳小波	63.39±2.50	78.30±2.42	79.10±2.03	82.46±1.72	85.30±1.25
Contourlet	63.00±1.92	70.74±1.77	78.91±2.02	82.27±1.47	84.26±2.00
WBCT	65.82±1.67	75.77±2.02	80.83±1.27	82.25±1.39	83.78±1.84
SWBCT	72.88±2.67	80.50±2.02	81.99±1.49	82.89±1.49	85.11±1.45

表3 训练样本占20%的飞机目标识别率

Table 3 Classification accuracy of plane with 20% training samples

条件	L=1	L=2	L=3	L=4	L=5
小波	58.09±2.02	74.96±2.07	79.03±1.46	79.81±1.31	80.09±1.22
平稳小波	65.39±2.50	78.30±2.42	79.10±2.03	82.46±1.72	85.30±1.25
Contourlet	63.00±1.92	70.47±2.02	78.91±2.02	82.27±1.47	84.26±2.00
WBCT	65.82±1.67	75.77±2.02	80.09±1.27	81.25±1.39	83.78±1.84
SWBCT	72.88±2.67	79.50±2.02	80.83±1.60	81.89±1.49	85.11±1.45

表4 训练样本占10%的飞机目标识别率

Table 4 Classification accuracy of plane with 10% training samples

条件	L=1	L=2	L=3	L=4	L=5
小波	47.97±3.10	61.79±2.71	67.51±1.71	69.93±2.50	70.65±2.80
平稳小波	51.85±2.55	63.99±3.08	67.03±2.63	71.72±2.42	73.84±2.65
Contourlet	52.45±2.87	57.73±2.24	66.20±2.19	71.61±2.33	73.23±2.56
WBCT	54.67±2.71	64.56±2.13	69.74±2.17	72.42±2.57	74.13±2.51
SWBCT	58.32±2.42	66.07±4.03	67.25±3.39	72.85±2.32	74.92±2.92

表中L表示分解层数。

由表1~表4的对比实验结果可以看出:本文方法具有较高的识别率,尤其是只分解1层或2层的时候,本文方法较其它方法识别率要高出许多;随着训练样本的减小,各种方法的识别率均有所下降,但是本文方法的识别率仍高于其它方法。

实验二:基于SWBCT和投影方法的目标识别

本实验主要考察基于投影的特征提取方法在遥感图像识别方面的性能。实验条件与实验一相同。分解后用本文中的投影方法求特征向量,最后再用最近邻分类器进行识别。实验中随机选取每类中的

40%、30%、20%和10%作为训练样本数,其余用作测试,并进行10次交叉验证。结果如表5~表8所列。

表5 训练样本占40%的飞机目标识别率

Table 5 Classification accuracy of plane with 40% training samples

	L=1	L=2	L=3	L=4	L=5
小波	83.10±2.38	86.01±1.24	86.43±1.47	85.35±2.15	85.37±2.03
平稳小波	84.93±1.73	89.31±1.06	89.45±1.47	89.55±1.53	91.44±1.26
Contourlet	82.24±1.85	85.54±1.36	87.78±1.09	88.01±1.61	90.61±1.47
WBCT	80.89±2.46	86.95±1.25	88.34±1.32	87.84±1.86	87.98±1.47
SWBCT	86.54±1.46	89.50±1.28	89.67±1.93	90.25±1.73	90.50±1.57

表6 训练样本占30%的飞机目标识别率

Table 6 Classification accuracy of plane with 30% training samples

	L=1	L=2	L=3	L=4	L=5
小波	79.60±2.61	83.12±1.96	84.21±1.28	83.48±2.22	82.96±1.92
平稳小波	81.23±2.20	86.60±1.49	86.26±1.75	87.49±2.39	88.25±2.32
Contourlet	78.68±1.56	81.91±1.59	84.33±1.68	85.30±2.00	87.85±2.30
WBCT	77.83±2.26	83.52±1.76	85.37±1.59	84.85±1.84	84.75±2.02
SWBCT	82.77±2.55	86.93±1.86	87.17±2.06	87.60±2.06	87.87±1.84

表7 训练样本占20%的飞机目标识别率

Table 7 Classification accuracy of plane with 20% training samples

	L=1	L=2	L=3	L=4	L=5
小波	79.60±2.61	83.12±1.96	84.21±1.28	83.48±2.22	82.96±1.92
平稳小波	81.23±2.20	85.60±1.49	86.17±1.75	86.49±2.39	88.25±2.32
Contourlet	78.68±1.56	81.91±1.59	84.33±1.68	85.30±2.00	87.85±2.30
WBCT	77.83±2.26	83.52±1.76	85.37±1.59	84.85±1.84	84.75±2.02
SWBCT	82.77±2.55	85.93±1.86	86.26±2.06	86.60±2.06	87.87±1.84

表8 训练样本占10%的飞机目标识别率

Table 8 Classification accuracy of plane with 10% training samples

	L=1	L=2	L=3	L=4	L=5
小波	63.89±2.75	72.18±2.52	74.39±2.12	74.32±2.41	74.87±2.74
平稳小波	65.70±2.33	74.75±1.83	77.44±2.10	78.01±2.73	78.45±2.46
Contourlet	64.37±3.32	68.69±2.30	72.71±1.79	75.35±2.26	77.07±2.57
WBCT	65.96±1.66	71.55±1.99	75.35±2.39	76.88±1.92	76.33±2.16
SWBCT	66.11±3.45	74.98±3.47	77.26±2.71	78.16±2.37	78.15±2.67

表中L表示分解层数

由实验1和实验2的对比实验结果可以看出:与能量特征相比,本文提出的基于投影的特征提取方法,大大提高了目标的识别率。在分解1~4层时,本文方法的识别率基本上是最高的,当训练样本数目下降时,各种方法的识别率均有所下降,但是本文仍高于其它方法。

由上述实验结果可以看出,本文方法针对图像中方向信息的提取可以得到较好的效果,而且在小样本情况下,仍然可以得到较好的结果。

#### 4 结语

目前大多数文献中作飞机遥感目标识别的要么是只对完整图像分类,不包含残缺图像,且识别的类别数也很少,所以分类精度很高,要么就只区分飞机和舰船这样大的类别,所以分类精度也可以很高,本文对全部6类飞机目标进行识别,其中包括完整和残缺图像,识别难度大大增加。由实验一的结果可以看出本文方法SWBCT较小波、Contourlet等代表性方法有一定的优势;由实验二可以看出本文提出的基于投影的特征提取方法较提取能量测度的方法可以更好的提高目标识别率。这也为图像分类提供了一种新的有效的特征提取工具。

#### REFERENCES

- [1] Mallet S. *A Wavelet Tour of Signal Processing* [M]. New York: Academic Press, 2 Ed., 1998.
- [2] Candès E. Ridgelets: theory and applications [D]. Ph. D. thesis, Department of Statistics, Stanford University, 1998.
- [3] Candès E, Donoho D L. Curvelets—a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges [A]. In *Curves and Surface Fitting: Saint-Malo 1999*, A. Cohen, C. Rabut, L. Schumaker (eds.), Saint-Malo Nashville: Vanderbilt University Press, Nashville, 2000, 105—120.
- [4] Do M N, Vetterli M. Contourlets: a directional multiresolution image representation [C]. *International Conference on Image Processing*, 2002, 1, 357—360.
- [5] Duncan D Y Po, Do M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform [J]. *Statistical Signal Processing*, IEEE Workshop on, 2003: 262—265.
- [6] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans. Image on Processing*, 2005, 14(12): 2091—2106.
- [7] JIAO Li-Cheng, TAN Shan. Development and prospect of image multiscale geometric analysis [J]. *Acta Electronica 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.
- [8] YANG Shu-Yuan. Adaptive multiscale geometric network: theory and application [D]. Ph. D Dissertation, Xidian University (杨淑媛. 自适应多尺度几何网络理论与应用, 博士学位论文, 西安电子科技大学), 2005.
- [9] 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.
- [10] LIU Jing, ZHONG Wei-Cai, LIU Fang, et al. An organizational coevolutionary classification algorithm for radar Target Recognition [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (刘静, 钟伟才, 刘芳, 等. 组织协同进化分类算法用于雷达目标—维像识别. *红外与毫米波学报*), 2004, 23(3): 208—212.
- [11] ZHANG Li, ZHOU Wei-Da, JIAO Li-Cheng. Support vector machine for 1-D image recognition [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张莉, 周伟达, 焦李成. 用于一维图像识别的支撑矢量机方法. *红外与毫米波学报*), 2002, 21(2): 119—123.
- [12] ZHANG Yan-Ning, ZHENG Jiang-Bin, WANG Xiao-Hong, et al. An efficient image target recognition method for remote sensing [J]. *Signal Processing* (张艳宁, 郑江宾, 王晓红, 等. 一种有效的遥感图像目标识别方法. *信号处理*), 2002, 18(1): 1—4.
- [13] Ying Hu, Biao Hou, Shuang Wang, et al. Texture classification via stationary-wavelet based contourlet transform [J]. *IWICPAS*, 2006, 485—494.
- [14] Do M N, Vetterli M. Framing pyramids [J]. *IEEE Trans. Signal Proc.*, Sep. 2003, 51(9): 2329—2342.
- [15] Park S, Smith M J T, Mersereau R M. A new directional filter bank for image analysis and classification [J]. in *IEEE proc. ICASSP*, Mar. 1999, 3, 1417—1420.
- [16] Do M N, Vetterli M. Contourlets. In *Beyond Wavelets* [M]. Stoeckler J, Welland G V, Eds. New York: Academic Press, 2003.
- [17] Lu Y, Do M N. CRISP-contourlets: a critically sampled directional multiresolution image representation [C]. Proc. of SPIE conference on Wavelet Applications in Signal and Image Processing X, San Diego, USA 2003, 5207: 655—665.
- [18] Ramin Eslami, Hayder Radha. Wavelet-based contourlet transform and its application to image coding [J]. *ICIP, Singapore*, 2004, 5, 3189—3192.
- [19] Chang T, Kuo C C J. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1993, 2(4): 429—441.