

文章编号:1001-9014(2009)04-0311-05

基于提升方向波变换域的 SAR 图像压缩

白静, 吴家骥, 王磊, 焦李成

(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:提出了一种基于提升方向波变换 SAR 图像的压缩算法. 该算法构造了方向波变换的提升方案, 通过改进的叉树分块算法寻找局部最优的变换方向, 有效地描述了图像中的方向特征. 根据变换系数分布特性构造了多方向各向异性的多级零树结构, 提高了编码效率. 对多幅 SAR 图像的压缩实验表明, 较之基于小波的 SPIHT 和 JPEG2000 等算法, 本文方法在性能指标和视觉效果方面均得到了明显提高, 尤其在低比特率下, 优势更加突出.

关键词:方向波变换; 提升方案; SAR 图像压缩; 多级零树

中图分类号: TN919.81 **文献标识码:** A

SAR IMAGE COMPRESSION BASED ON LIFTING DIRECTIONLET TRANSFORM

BAI Jing, WU Jia-Ji, WANG Lei, 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: A novel SAR image compression algorithm was presented by using lifting directionlet transform (LDT). The lifting directionlet scheme and improved quad-tree segmentation were proposed to obtain the optimal pair of transform directions, which could capture the image features efficiently. To enhance the coder performance, multi-directional anisotropy hierarchical zerotree was designed, which was suitable to the distribution characteristic of LDT coefficients. Experimental results of real SAR images show that the proposed compression algorithm outperforms the wavelet-based SPIHT and JPEG2000 both in terms of evaluation metric as well as visual quality, especially at the low-bitrate.

Key words: directionlet transform; lifting scheme; SAR image compression; hierarchical zerotree

引言

合成孔径雷达 (SAR) 图像压缩技术是解决其海量数据与有限信道容量之间矛盾的重要手段. 与一般的静止图像相比, SAR 图像的局部相关性较弱, 纹理丰富, 具有高熵值和低冗余度等特点, 需要兼顾高压缩比、高性能和低复杂度等要求. JPEG 技术在量化误差较大时会产生明显的“马赛克”块效应, 导致视觉失真. 近年来, 小波变换由于具有良好的信号能量集中性质而被静止图像压缩国际标准 JPEG2000^[1] 所采用, 并广泛应用于 SAR 图像压缩领域. 但小波变换在低比特率情况下不可避免地产生振铃效应, 特别是在图像强边缘附近和纹理区域, 对

压缩质量的影响较为明显.

由一维小波张成的二维可分离小波, 其各向同性 (isotropic) 基函数的方向性有限, 不能有效刻画图像中线奇异的几何特征. 一些推动小波分析发展的研究者致力于发展新的高维函数的最优表示方法, 提出了多尺度几何分析 (MGA: Multiscale Geometric Analysis) 的概念^[2]. 目前的 MGA 工具主要包括 Ridgelet 变换^[3]、Curvelet 变换^[4]、Bandelet 变换^[5] 和 Contourlet 变换^[6] 等, 广泛应用于图像去噪、特征提取及分类等领域. 但现有的 MGA 工具大多存在较大冗余或构造复杂等缺点, 图像压缩的效果并不理想^[7]. 另外, Ding 等人提出了通过插值实现方向性预测的小波变换^[8], 但由于其方向信息过于复杂, 压缩

收稿日期: 2008-06-17, 修回日期: 2009-02-20

Received date: 2008-06-17, revised date: 2009-02-20

基金项目: 国家 863 (2007AA12Z136, 2007AA12Z223)、国家 973 基金 (2006CB705707)、国家自然科学基金 (60672126, 60607010) 和教育部长江学者和创新团队支持计划 (IRT0645) 资助项目

作者简介: 白静 (1982-), 女, 河南新乡人, 西安电子科技大学博士生, 研究方向为图像的多尺度几何分析及 SAR 图像处理等, E-mail: baijing@mail.xidian.edu.cn.

性能提高有限. Directionlet 变换^[9]作为新的 MGA 工具,采用可分离滤波和临界采样结构,能够有效地捕捉图像中的各向异性特征,并满足图像压缩的稀疏性要求.

根据 SAR 图像的特点,本文提出了一种基于提升 Directionlet 变换的 SAR 图像压缩算法.通过对原始 SAR 图像进行二叉树分块和提升 Directionlet 分解,选择局部最优的变换方向组合,有效地保留 SAR 图像中边缘轮廓等方向信息.对变换系数构造具备多方向性和各向异性的多级空间方向树结构,最后利用改进的 SPIHT 算法对其进行编码与量化.实测 SAR 图像的实验结果表明,较之 SPIHT^[10], JPEG2000^[11]等图像压缩算法,本文方法在性能指标和视觉质量方面均具备优势,低比特率下尤其明显.

1 提升 Directionlet 变换

1.1 Directionlet 基

同一尺度下,二维小波变换(2-D WT)沿水平方向的一维滤波及采样次数与垂直方向相等,是各向同性变换,如图 1(a)所示.而在各向异性小波变换(Anisotropic Wavelet Transform) AWT(n_1, n_2)中,沿水平与垂直方向的一维滤波和采样次数 n_1 与 n_2 并不相等.由各向异性比 $\rho = n_1/n_2$ 决定其基函数的延展性.以 AWT(2,1)为例,它沿水平方向进行两次滤波和采样,而沿垂直方向只进行一次滤波和采样处理,如图 1(b)所示.2-D WT 的各向

同性结构及方向性的缺乏使其表示曲线时生成大量非零系数,如图 1(c)所示,而具有多方向性的各向异性基函数则能够更准确稀疏地描述奇异曲线,如图 1(d)所示.

为了实现基函数的多方向性,同时避免一维处理后变换方向的交叠现象^[9],Directionlet 变换中采用了基于整数格的滤波和采样处理.设整数格 Λ 是由两个线性无关的整数向量 d_1 与 d_2 经线性组合构成的点集合,其生成矩阵记为 $M_\Lambda = (d_1, d_2)^T$.整个格空间 Z^2 可以被分成 $|\det(M_\Lambda)|$ 个关于格 Λ 的陪集,对应的位移矢量 $s_k = (s_{k1}, s_{k2})$,其中 $k=0, 1, 2, L, |\det(M_\Lambda)| - 1$. Directionlets 将格形滤波与 AWT 的频域分解相结合,构造了斜各向异性小波变换(Skewed-AWT),能够有效表示图像中各向异性特征.其基函数表示为 S-AWT(M_Λ, n_1, n_2),分别沿向量 d_1 与 d_2 方向进行 n_1 次与 n_2 次格形滤波和采样.其中,整数格 Λ 由其生成矩阵 M_Λ 唯一确定

$$M_\Lambda = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \end{bmatrix}, a_1, a_2, b_1, b_2 \in Z, \quad (1)$$

其中,向量 d_1 (斜率 $r_1 = b_1/a_1$)表示的方向为变换方向,向量 d_2 (斜率 $r_2 = b_2/a_2$)为队列方向.

1.2 提升方案的实现

由于具备良好的逼近和重构性能,提升方案成为小波变换更为有效的实现方式.本文提出了一种基于 Directionlet 变换的提升构造(LDT),通过沿变换和队列方向进行次数不等的一维提升变换得到多方向性的各向异性变换.提升 Directionlet 变换具有可分离滤波,临界采样和完全重构特性.

提升方案的实现由分裂、预测和更新(Update)三部分组成,结合 2.1 节中所述,对格 Λ 中点集沿变换方向 d_1 的一维提升变换可概括为以下步骤.

1. 分裂:记沿变换方向 d_1 排列的格 Λ 的点集合为 $x(n)$,将其划分为奇数元素和偶数元素序列 $x_o(n)$ 和 $x_e(n)$

$$x_o(n) = x(2n + 1), x_e(n) = x(2n) \quad (2)$$

2. 预测:由偶数元素序列 $x_e(n)$ 预测奇数元素序列 $x_o(n)$,记 $d_o(n)$ 为预测值 $p[x_e(n)]$ 和真实值 $x_o(n)$ 之间的差.生成的系数子带代表高频分量.

$$d_o(n) = x_o(n) - P[x_e(n)] \quad (3)$$

3. 更新:利用 $d_o(n)$ 更新 $x_e(n)$,得到近似的元素序列 $c_e(n)$,生成的系数子带代表高频分量.

$$c_e(n) = x_e(n) - U[d_o(n)] \quad (4)$$

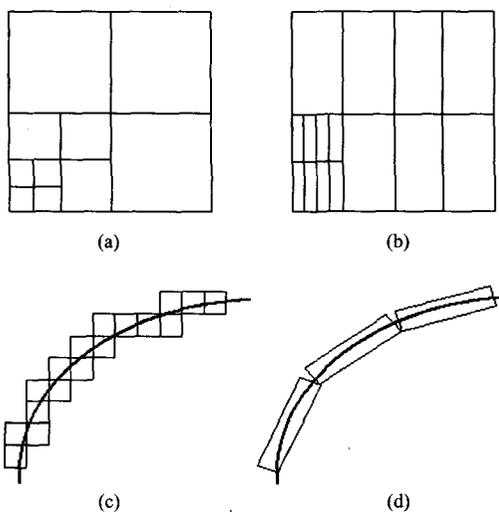


图 1 (a)DWT 分解 (b)AWT(2,1)分解 (c)各项同性基函数 (d)多方向的各向异性基函数
Fig.1 (a)DWT decomposition (b)AWT(2,1) decomposition (c)isotropy basis functions (d)multi-directional and anisotropy basis functions

4. 沿变换方向 d_1 分别对高频与低频子带进行基于格 Λ 的采样.

采样后的点集沿 d_2 排列成行, 形成格 Λ 的子格 Λ' , 相应的生成矩阵为 $M_{\Lambda'} = (2d_1, d_2)^T$. 与变换方向 d_1 的一维变换类似, 对子格 Λ 中沿队列方向 d_2 的点集进行上述步骤的滤波和采样处理, 就实现了 Directionlet 在 d_1 和 d_2 方向上的提升分解. 通过对所有格 Λ 陪集的低频分量进行迭代分解, 即可得到图像在 Directionlet 域的多分辨率分析. 图 2 中以 45° 和 -45° 方向为例说明陪集分解过程, 相应的整数格 Λ 将图中像素分为两组陪集 (黑点和白点), 并分别对两组陪集沿 45° 方向进行滤波和采样处理, 变换后的点集沿 -45° 方向排列.

图像沿变换方向和队列方向进行采样得到陪集. 每个陪集通过提升 AWT(n_1, n_2) 的一层分解后共产生 $2^{n_1} - 1$ 个沿着变换方向的高通子带, $2^{n_2} - 1$ 个沿着队列方向的高通子带和 $(2^{n_1} - 1)(2^{n_2} - 1)$ 个沿着上述两方向的高通子带. 根据提升方案的分解可逆性以及 Directionlet 变换的完全重构性, 提升 Directionlet 变换同样可完全重构.

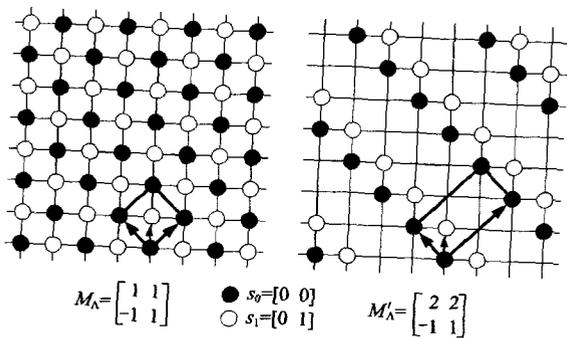


图 2 45° 和 -45° 方向的陪集分解

Fig. 2 Cosets decompositions along 45° and -45°

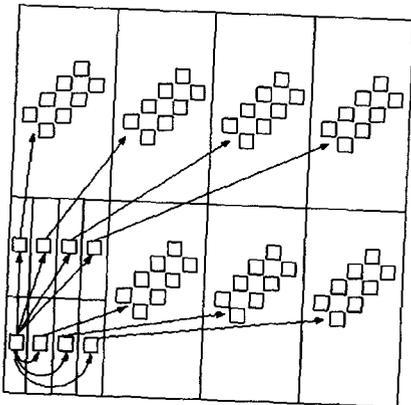


图 3 Directionlet 零树结构

Fig. 3 Directionlet zerotree

2 基于 LDT 的 SAR 图像压缩

SAR 图像的纹理复杂, 局部相关性较弱, 具有大量的直线状和曲线状的方向信息. 目前普遍采用嵌入式图像编码对 SAR 图像进行高效压缩编码, SPIHT 编码采用了比嵌入式零树小波 (EZW) 编码更为高效的空间方向树来表示小波的系数结构, 提高了压缩效率. 本节针对 SAR 图像提出了基于 LDT 的 SPIHT 压缩编码方案. LDT 具有多方向的各向异性, 能够有效捕捉图像中纹理和边缘等方向信息. 对 SAR 图像进行 LDT 分解后, 利用二叉树算法选取最优变换方向, 并结合 SPIHT 编码来构造 LDT 系数的零树结构.

2.1 方向二叉树分割

为了使 LDT 能够自适应地描述图像边缘及纹理的局部方向性, 本文采用二叉树分割算法. 将图像划分为具有主导方向的子块集合. 首先将原始图像划分为一个完整的空域二叉树结构, 对每一个子块均进行各个方向组合的 LDT 分解. 由于高频系数的数目远远超过低频系数, 因此本文设定使高频子带能量最低的方向组合为该子块的最优方向, 有效地减少了对高频子带编码时所需要的比特数量. 对四个最优方向一致的相邻子结点进行逐级合并, 得到最终的二叉树分块结构.

2.2 Directionlet 零树结构

SPIHT 通过对小波系数的多级零树划分, 将不重要系数汇集在一个集合中, 从而提高了编码效率. 由于 Directionlet 具有与小波类似的多尺度分解特性, 图像经 Directionlet 变换后的系数按频带从低到高形成一个树状结构. 我们称这种由 Directionlet 分解系数构成的多方向且各向异性的多级零树结构为 Directionlet 零树.

在图像的 i 层 ($i = 1, \dots, J$) S-AWT(M_A, n_1, n_2) 分解中, 需要对 $|\det(M_{\Lambda_i})|$ 个陪集分别进行变换, 其中

$$M_{\Lambda_i} = M_A \cdot D_i, \quad D_i = \begin{pmatrix} 2^{n_1 \cdot (i-1)} & 0 \\ 0 & 2^{n_2 \cdot (i-1)} \end{pmatrix}. \quad (5)$$

每层分解均产生 $2^{n_1+n_2} - 1$ 个高频子带, 代表着不同的方向信息. 除了最低尺度外, 子带中的系数集均有位于低一级尺度下相同位置的系数集作为其子结点, 父子结点同属于一类陪集. 这些子结点围绕着父结点呈平行四边形排列. 以 S-AWT($M_A, 2, 1$) 为例, 其生成矩阵 M_A 由 $d_1 = [1, 1]$ 和 $d_2 = [-1, 1]$ 给定, 变换和队列的方向分别为 45° 和 -45° . 每个父结点对应着 7 个子结点, 相应的尺度间系数结构如图 3 所示.

2.3 算法实现

结合上述四叉树分割算法和 Directionlet 的零树结构,我们提出了基于 LDT-SPIHT 的 SAR 图像压缩算法.该算法利用提升 Directionlet 变换的能量集中性和方向选择性,能有效地从高能量层到低能量层渐进编码,优化系数输出.

首先对以坐标 (i, j) 为树头结点的 Directionlet 零树,定义了 3 种系数集合,分别是所有后代系数集合 $D(i, j)$, 直接子结点集合 $O(i, j)$ 与除直接子结点外的所有后代系数集合 $L(i, j)$. 集合的分割策略如下: $D(i, j) = O(i, j) + L(i, j)$; $L(i, j) = \sum_{k, l} D(k, l)$, $(k, l) \in O(i, j)$. 在编码的过程中,所有系数被组织到三个表中:不重要集合表(LIS),不重要系数表(LIP)和重要系数表(LSP).

算法具体步骤如下:

1. 将原始 SAR 图像进行四叉树分块,并对每一子块进行多方向 LDT 分解;
2. 寻找子块的最优方向组合,合并最优方向相同的相邻子块;
3. 对每一子块的最优分级系数进行 SPIHT 编码:
 - a. 初始化:最大尺度的变换系数集合作为树头结点放入表 LIP,相应的后代集合放入 LIS,清空 LSP;
 - b. 分类扫描:依次判断 LIP 和 LIS 表中每个系数的重要性,不断地对重要集合进行分割,直到找出所有的重要系数并放入 LSP 表中;
 - c. 细化扫描:依次对 LSP 表中非新添加结点,输出其在该级位平面的值;
 - d. 阈值更新:阈值减半,重复 2 和 3,直到阈值或比特率符合编码器要求;
4. 对图像的分块结构及方向信息进行自适应算术编码;
5. 输出编码结果.

3 实验结果与分析

为了验证本文算法的性能,实验选取 6 幅 $512 \times 512 \times 8\text{bit}$ 的遥感 SAR 图像,实验图像包括建筑物、田野、河流以及山脉等地貌,图像中地物目标较多,背景轮廓信息较为复杂,细节和纹理信息多样,且都受到不同程度相干斑噪声的污染.对比实验包括基于小波的 SPIHT 算法^[10]、JPEG2000 算法及本文算法.本文 LDT 方法共选取了 12 个变换方向,除垂直和水平方向外,其它方向的斜率分别为 $\pm 1/4$,

$\pm 1/2$, ± 1 , ± 2 和 ± 4 .小波变换采用双正交 9/7 小波滤波器,分解层数均为 5.实验利用不同码率下的峰值信噪比(PSNR)和细节图像的视觉效果作为衡量压缩质量的性能指标.

表 1 给出了不同码率下各个算法的压缩结果.实验数据表明,本文 LDT-SPIHT 算法的 PSNR 值均优于 SPIHT 和 JPEG2000,尤其对低比特率情形,本文算法具有明显优势.如对 Capitol 图像在 0.125bpp 时,小波 SPIHT 和 JPEG2000 两种方法的 PSNR 值较为接近,与这两种方法相比 LDT-SPIHT 的 PSNR 值都高出 0.3dB 以上.

图 4 为各算法对 Pentagon 图像在 0.125bpp 下恢复时局部放大的效果图.对比发现,基于小波的 SPIHT 算法存在严重的振铃效应,影响了图像的整体清晰度和视觉效果. JPEG2000 算法虽然能够对图像进行较好的恢复,但损失了一些细节信息,导致部分边缘模糊.而本文 LDT-SPIHT 算法由于充分利用了图像的方向信息,在低比特率下仍能够较完整地保留细节特性,具有良好的视觉效果.表 2 给出了对 SAR 图像的四叉树结构及方向信息进行编码的比

表 1 SAR 图像压缩算法结果比较

Table 1 Comparison of coding performance of different methods

SAR 图像	算法	bpp			
		0.125	0.25	0.5	1
Washington, D. C	小波 SPIHT	20.25	21.91	24.17	27.90
	JPEG2000	20.27	22.04	24.36	28.01
	LDT-SPIHT	20.53	22.24	24.59	28.39
Pentagon	小波 SPIHT	20.10	21.44	23.28	26.30
	JPEG2000	19.96	21.42	23.26	26.38
	LDT-SPIHT	20.20	21.54	23.39	26.53
Capitol	小波 SPIHT	24.96	27.68	31.01	35.49
	JPEG2000	24.83	27.81	31.18	36.00
	LDT-SPIHT	25.28	28.05	31.51	36.16
Four Hills	小波 SPIHT	22.40	23.53	25.38	28.48
	JPEG2000	22.32	23.52	25.48	28.53
	LDT-SPIHT	22.45	23.66	25.54	28.73
Twin lakes	小波 SPIHT	24.68	25.72	27.34	30.01
	JPEG2000	24.60	25.72	27.34	30.08
	LDT-SPIHT	24.80	25.84	27.54	30.23
Isleta	小波 SPIHT	22.23	23.24	24.78	27.32
	JPEG2000	22.20	23.22	24.84	27.34
	LDT-SPIHT	22.34	23.36	24.87	27.51

表 2 方向信息编码所需比特数目及 0.125bpp 下所占比特率

Table 2 Bits for coding direction information at 0.125bpp

SAR 图像	Washington, D. C	Pentagon	Capitol	Four Hills	Twin lakes	Isleta
比特数	615	732	659	614	579	640
0.125bpp	0.019	0.022	0.020	0.019	0.018	0.020

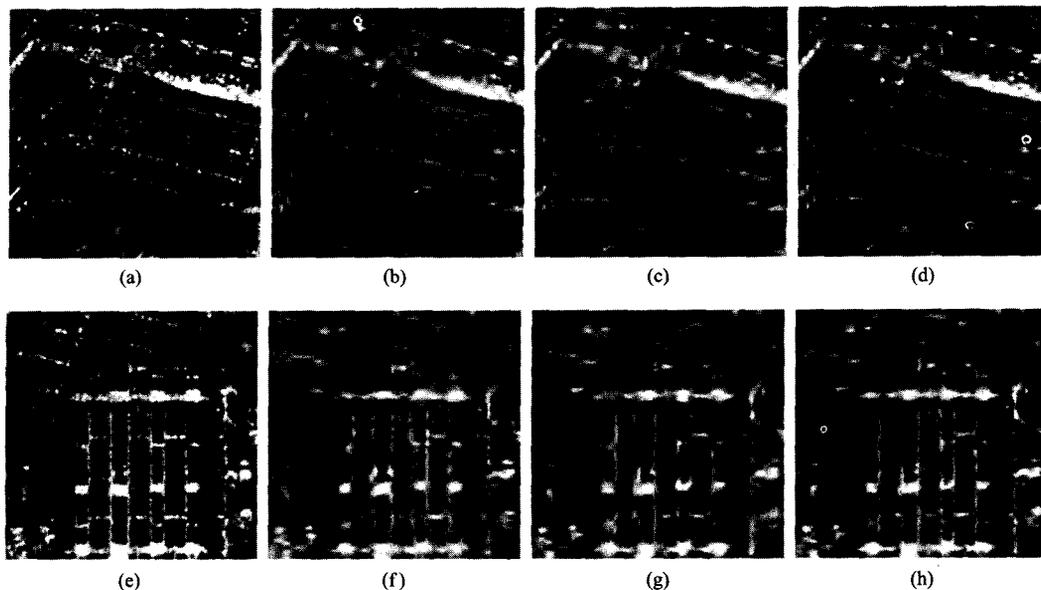


图 4 0.125 bpp 下 Pentagone SAR 图像的细节对比 (a) 细节一 (b) 小波 SPIHT (c) JPEG2000 (d) LDT-SPIHT (e) 细节二 (f) 小波 SPIHT (g) JPEG2000 (h) LDT-SPIHT
 Fig. 4 Portions of decoded Pentagone SAR image at 0.125 bpp (a) portion 1 (b) wavelet-based SPIHT (c) JPEG2000 (d) LDT-SPIHT (e) portion 2 (f) wavelet-based SPIHT (g) JPEG2000 (h) LDT-SPIHT

特数目和所占的比特率,可以看到即使在 0.125bpp 下,方向信息所需的比特数只占总数的很小部分,但能够增加图像中边缘和轮廓等细节信息的清晰度,提高了图像的压缩质量。

4 结语

将 Directionlet 工具应用于 SAR 图像压缩,提出了一种针对 SAR 图像的 LDT-SPIHT 压缩算法。首先构造 Directionlet 变换的提升方案,并将图像进行空域二叉树分块和提升 Directionlet 分解,通过寻找局部最优方向组合使其高频子带的能量最小。改进了 SPIHT 编码算法,为其空间方向树增加了多方向各向异性结构。通过对多幅 SAR 图像的压缩实验表明,本文提出的 LDT-SPIHT 算法引入了更多的方向信息,能有效地捕捉图像边缘等细节信息,较完整地保留了 SAR 图像的方向特征。与 SPIHT 及 JPEG2000 算法相比,本文算法对压缩图像的性能参数和视觉效果均有提高,低比特率下优势更加明显,能较好地满足对原始 SAR 图像的大压缩比传输和存储要求。

REFERENCES

[1] Taubman D, Marcellin M. JPEG2000: Image Compression Fundamentals, Standards, and Practice [M]. Norwell, MA: Kluwer, 2002.
 [2] 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.

- [3] Do M N, Vetterli M. The finite ridgelet transform for image representation [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2003, 12(1): 16—28.
 [4] Candès E J, Donoho D L. Curvelets: a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges [C]. In *Curve and Surface Fitting*, A. Cohen, C. Rabut, and L. L. Schumaker, Eds. Nashville, TN: Vanderbilt Univ. Press, 1999.
 [5] Pennec E L, Mallat S. Sparse geometric image representations with bandelets [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2005, 14(4): 423—438.
 [6] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2005, 14(12): 2091—2106.
 [7] YANG Shu-Yuan, WANG Min, JIAO Li-Cheng. High-ratio compression of remote sensing image based on ridgelet and neural network [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (杨淑媛, 王敏, 焦李成. 基于脊波和神经网络的大压缩比遥感图像压缩. *红外与毫米波学报*), 2007, 26(4): 297—301.
 [8] Ding W, Wu F, Wu X, et al. Adaptive directional lifting-based wavelet transform for image coding [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2007, 16(2): 416—427.
 [9] Velisavljević V, Beferull-Lozano B, Vetterli M, et al. Space-frequency quantization for image compression with directionlets [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2007, 16(7): 1761—1773.
 [10] Said A, Pearlman W A. A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees [J]. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 1996, 6(3): 243—250.