

文章编号: 1001 - 9014(2009)05 - 0396 - 05

基于改进 Wedgelet 变换的 SAR 图像边缘检测

侯彪, 刘佩, 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: 针对 SAR 图像边缘检测中, 传统算法很难同时兼顾噪声抑制和对边缘完整准确定位的缺点, 利用多尺度 Wedgelet 变换能够有效检测线目标的特点, 提出了一种新的 Wedgelet 变换的代价函数, 增强了其抑噪能力, 同时选择了适当的分解尺度, 在没有降低逼近图像质量的情况下提高了变换速度. 基于此变换, 对 SAR 图像进行自适应的边缘检测. 实验结果表明该方法有效克服了斑点噪声的影响, 对 SAR 图像的边缘检测是可行、有效的.

关键词: 边缘检测; Wedgelet; 多尺度分析; SAR 图像

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

SAR IMAGE EDGE DETECTION BASED ON IMPROVED WEDGELET TRANSFORM

HOU Biao, LIU Pei, 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: For SAR images, traditional edge detection methods can hardly extract edges since it is very difficult to balance the noise suppression and the integrity of edges and the veracity of edge position at the same time. However, Wedgelet, which is a multiscale geometric analysis tool, has an advantage of catching linear features. Aiming at further reducing speckle noise in SAR images, a modified cost function of Wedgelet transform was proposed. Besides, proper transform scales were selected in order to highly improve the transform speed without affecting the quality of the approximation. Based on the improved Wedgelet transform, edge detection was performed. Experimental results show that the proposed method can suppress speckle noise in SAR images successfully and extract edges from SAR images effectively.

Key words: edge detection; Wedgelet; multiscale analysis; SAR image

引言

合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 是一种高分辨率成像雷达, 具有全天候、多极化、多视角、多俯角数据获取能力, 广泛应用于军事侦察及民用遥感探测领域. 由于成像雷达发射的是纯相干波, 因而 SAR 图像受到严重的相干斑噪声影响, 图像的信噪比较低. 相干斑噪声的存在也给图像边缘检测造成困难.

目前常用的边缘检测方法有: (1) 基于微分算子的边缘检测方法 (如 Canny, Sobel 算子等), 这类算子具有算法简单、运行速度快等优点; (2) 基于假设检验的方法 (如 Ratio 算法等), 它们能较好地克服噪声的影响, 降低检测错误率; (3) 基于小波理

论^[1]的边缘检测方法, 利用小波时频分析的优越性, 检测图像在各个尺度下的边界信息, 获得多尺度分析下的图像边缘. 近年来, 又出现了基于人类视觉生理机制的轮廓检测方法^[2], 通过神经元响应的方向选择性实现了边缘检测.

边缘检测的不确定性表明边缘检测算子的抑噪能力和定位精度是一对矛盾, 小尺度算子有利于边缘定位, 但对噪声极为敏感; 大尺度算子抑噪能力强, 但边缘定位精度差, 甚至会丢失某些局部细节. 多尺度边缘检测为这个问题的解决提供了有效途径^[3]. 在多尺度几何分析工具中, Wedgelet 变换具有良好的“线”和“面”的特性. 我们对传统的 Wedgelet 变换作了改进, 提高了其抑噪能力和变换速度, 并将其应用于 SAR 图像边缘检测. 实验结果表明本文算

法可以有效地克服斑点噪声的影响,能够检测出比较完整连续的 SAR 图像边缘.

1 多尺度 Wedgelet变换

Wedgelet^[4]是 Donoho 研究从含噪数据中恢复原图像的问题时提出的一种方向信息检测模型.他研究了简单的“水平模型”,这类模型中的边缘具有 -Holder正则性.采用调和分析的思想,Donoho 给出了一种超完备的基元素的集合.

1.1 Wedgelet基函数和变换机理

Wedgelet采用二进剖分的思想把各个尺度、位置和方向的二进楔形区域上的特征函数作为基元素.如图 1(a)所示,在二进正方形中,任意两个不在同一条边上的顶点之间的连线就构成了一条 edgelet^[4], edgelet左侧区域 R_a 构成了值为常数 c_a 的 Wedgelet 基函数;而 edgelet右侧区域 R_b 构成了值为常数 c_b 的 Wedgelet 基函数. c_a, c_b 的值可由下式得到:

$$\begin{aligned} c_a &= Ave(I(S_{jk}) / R_a) \\ c_b &= Ave(I(S_{jk}) / R_b) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, I 表示原图像, $I(S_{jk})$ 表示图像上尺度 j 位置 k 处的二进正方形. c_a, c_b 为相应的 Wedgelet区域内所有像素点的均值.以 $j=2$ 为例,图 1(b)给出了一种 Wedgelet字典^[5].

图像 I 的 Wedgelet逼近通过最小化式 (2)所示的目标函数得到:

$$H_{\lambda, f}(P, f) = \|f - Ave\{f|P\}\|^2 + \lambda \|P\| \quad (2)$$

其中,参数 λ 是复杂度惩罚因子, λ 越大,逼近图像的Wedgelet数越少. $\lambda \rightarrow 0$ 时,逼近图像趋于原图;

当 $\lambda \rightarrow \infty$ 时,逼近图像趋于一幅常数图像. $Ave\{f|P\}$ 是图像 f 通过一组多尺度 Wedgelet集 P 表示的函数.各尺度内图像子块搜索最优表示的代价函数^[4,6]为:

$$\min\{ \|I(S) - \hat{I}(S)\|^2 + \lambda \|P\| \} \quad (3)$$

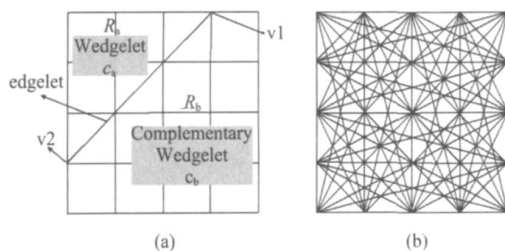


图 1 Wedgelet 基元素 (a) Wedgelet 与 edgelet 的关系 (b) Wedgelet字典

Fig 1 Wedgelet elements (a) the relationship between Wedgelet and edgelet (b) the dictionary of Wedgelet

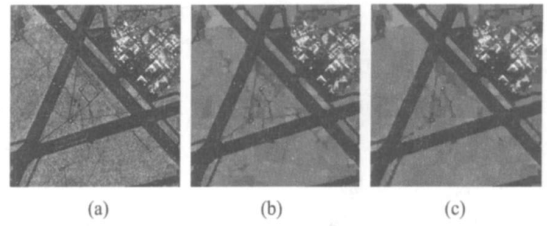


图 2 某 SAR 图像的多尺度 Wedgelet逼近 (a)原图像 (b)文献 [4]算法逼近结果 (c)本文算法逼近结果

Fig 2 The multiscale Wedgelet approximation of a SAR image (a)original image (b) the result obtained by the method of reference[4] (c) the result obtained by the proposed method

1.2 Wedgelet变换的机理分析及改进

Donoho提出的 Wedgelet逼近的思想是根据式 (2)所示的函数,通过搜索各个尺度和位置的图像子块的最优 Wedgelet表示,得到原图像的 Wedgelet逼近.根据该思想,当输入图像为一幅含斑点噪声的 SAR 图像时,则搜索到的是含噪图像的最优逼近.这样,在边界明显的区域,每个图像子块搜索到的最优 edgelet能够较好地表示图像边缘,同时 Wedgelet能够较好地平滑图像噪声.而在边界不明显的区域或相对平滑的区域,由于斑点噪声的干扰,搜索到的最优 edgelet可能会偏离实际边缘的位置,平滑区域则可能搜索到伪边缘.

本文对尺度内的最优搜索原代价函数式 (3)作了调整,通过引入图像子块内两个楔形区域的均值差信息,在使逼近误差尽可能小的同时,也让两部分的均值差尽可能大.这样不但对图像中明显的边界有比较准确的定位,同时由于引入了均值差信息^[7],减少了在噪声影响下搜索到伪边缘的概率,改进后代价函数如下:

$$\min\{ \|I(S) - \hat{I}(S)\|^2 + \lambda \cdot [|Ave\{y|P\} - Ave\{y|P\}| \cdot ((n \times n)^2)] \} \quad (4)$$

其中, P, P 分别表示图像子块 S 被一条 edgelet划分所得到的两个楔形区域,图像块 S 的大小为 $n \times n$, λ 为均值差部分 $|Ave\{y|P\} - Ave\{y|P\}| \cdot ((n \times n)^2)$ 的权值,其中 $((n \times n)^2)$ 用来调节均值差在不同尺度的图像子块中所占的比例要求.该函数利用逼近误差和最大均值差信息各自的优势,较好地结合了二者.图 2是 Donoho等提出的算法与本文算法 Wedgelet逼近图像的实验结果,结果表明本文算法不仅在平滑区域克服噪声影响效果较好,同时也很好地保留了主轮廓边缘信息.

图像 Wedgelet分解二叉树的建立,可以通过自上向下 (Top-Down)^[7]的搜索方法,也可以通过自底

向上 (Bottom-Up)^[4]的剪枝方法. 两种方法的区别在于: Top-Down的方法按照某种率-失真 (rate-distortion)^[8]准则从上向下对图像进行分解, 满足准则要求则停止. 该方法会由于满足停机条件, 而未在较细尺度下分解, 结果是小目标容易缺失. Bottom-Up的方法从下向上逐层建立四叉树, 根据各个尺度得到的代价函数确定是否对其进行剪枝, 该方法完全遍历了整个四叉树, 逼近效果一般优于 Top-Down的方法. 本文采用 Bottom-Up的四叉树剪枝方法.

在图像 Wedgelet逼近的尺度方面, 由于通常处理的 SAR图像都含有一定的边缘信息, 故图像不会仅由几个较粗尺度上的楔形区域简单表示. 而粗尺度上的图像子块较大, 其最优表示代价函数通常都大于四个子节点代价函数之和, 而其最优搜索却耗费了大量时间. 为了从本质上减少计算量, 本文选取一个适当的数值 M ($M = 2^j$), 并要求搜索的每个图像子块大小不超过 $M \times M$, 即限制了搜索最大尺度. 在 M 选择适当的情况下, 该方法使时间代价大大降低的同时, 并不会降低对图像的逼近质量.

本文对国际标准测试图像 Cameraman图像 (256 \times 256)进行测试, 分别给出了文献 [4]提出的算法和本文算法逼近时间和逼近效果的对比实验结果.

(1) 时间效率对比

表 1对 Donoho等提供的 Beam lab200工具箱, 运行平台 Matlab 7.0与本文算法的运行时间作了对比, 本文算法分别在软件平台 Matlab 7.0和 VC2005下实现. 计算机硬件配置为 Pentium (R)4, 主频 3.00GHz

(2) 逼近效果对比

本文采用峰值信噪比 (PSNR)来衡量文献 [4]算法和本文算法对图像的逼近效果. 表 2为逼近效果对比结果. 从结果可以看出, 本文算法在逼近效果上并不逊色于文献 [4]算法, 而且处理噪声图像有一定优势.

表 1 Beam lab 200工具箱和本文算法运行时间对比
Table 1 Comparison of the run time between Beam lab 200 and the proposed method

变换方法	Beam lab200 工具箱	Our method (Matlab 7.0)	Our method (VC2005)
变换时间	1 806s	178s	15s

表 2 文献 [4]算法和本文算法的逼近图像效果对比
Table 2 Comparison of approximation results between the method of reference [4] and the proposed method

PSNR (dB)	原始图像	噪声图像
	(大小 256 \times 256)	(PSNR = 22.1124)
文献 [4]算法	30.6023	26.8930
本文算法	30.5844	27.2823

2 基于改进 Wedgelet的 SAR图像边缘检测

在算法的具体实现上, 通常会遇到两个问题: 计算量和存储空间的问题.

关于计算量, Wedgelet变换计算量大的主要原因是对较大的图像子块最优基的搜索, 针对这一问题, 本文 1.2节所述方法能够大大减少计算量.

关于存储空间, 文献 [9]指出 Wedgelet变换需要较大的存储空间. 针对这一问题, 本文对每个子图像分别处理, 且利用四叉树存储每个节点对应图像子块的 Wedgelet均值和 edgelet顶点信息, 所以空间占用仅为 $O(4(2M+1)^2)$. 当 $M < (N/2)$ 时, 甚至低于 $O(4N^2)$, 并不会占用大量的存储空间.

基于改进的 Wedgelet变换, 我们对 SAR图像进行边缘检测. 具体算法如下:

假设输入图像大小为 $N \times N$, 选择最大变换尺度 j , 则每个子图像大小为 $M \times M$ ($M = N/2^j$), 本文选取 $M = 32$, 对每个子图像的处理如下:

Step1: 建立深度 $J = \log_2(M)$ 的四叉树的最底层, 即对四叉树的最深尺度 $j = J$ 进行初始化;

Step2: 令 $j = j - 1$, 计算 j 尺度每个节点的代价函数, 分以下三种情况:

a) 叶节点 1 (退化的 Wedgelet): 即把该节点所对应的图像子块看作一个均匀的图像块, 代价函数为:

$$\text{cost}E = I(S) - \widetilde{\text{Ave}}\{S\}^2 + \#|P|, \quad (5)$$

b) 叶节点 2 (非退化 Wedgelet): 在该节点对应的子块内, 根据式 (4)所示代价函数搜索最优的 edgelet, 并记录 edgelet的尺度、位置和方向信息, 并计算该节点由最优 Wedgelet表示的代价函数:

$$\text{cost}P = I(S) - \widetilde{\text{Ave}}\{y|P\}^2 + \#|P|, \quad (6)$$

c) 中间节点: 中间节点的代价函数为四个子节点的代价函数和:

$$\text{cost}D = \text{cost}S_1 + \text{cost}S_2 + \text{cost}S_3 + \text{cost}S_4, \quad (7)$$

其中, S_1, S_2, S_3, S_4 表示该节点对应的四个子节点;

Step3: 比较 Step2中的三种代价函数值, 取其中最小值作为当前节点代价函数值:

$$\text{cost}_{opt}S = \min\{\text{cost}E, \text{cost}P, \text{cost}D\}, \quad (8)$$

Step4: 若 $\text{cost}_{opt}S = \text{cost}E$ 或 $\text{cost}P$, 标记当前节点为叶节点, 对其剪枝, 并用四叉树记录当前节点的尺度、位置和方向信息, 否则记当前节点为中间节点;

Step5: 循环执行 Step (2) ~ Step (4), 直到最细尺度 $j = 0$ 为止, 得到完整的四叉树;

Step6: 自上向下地遍历搜索整个四叉树, 根据每个叶节点存储图像子块的方向信息, 逼近原图像;

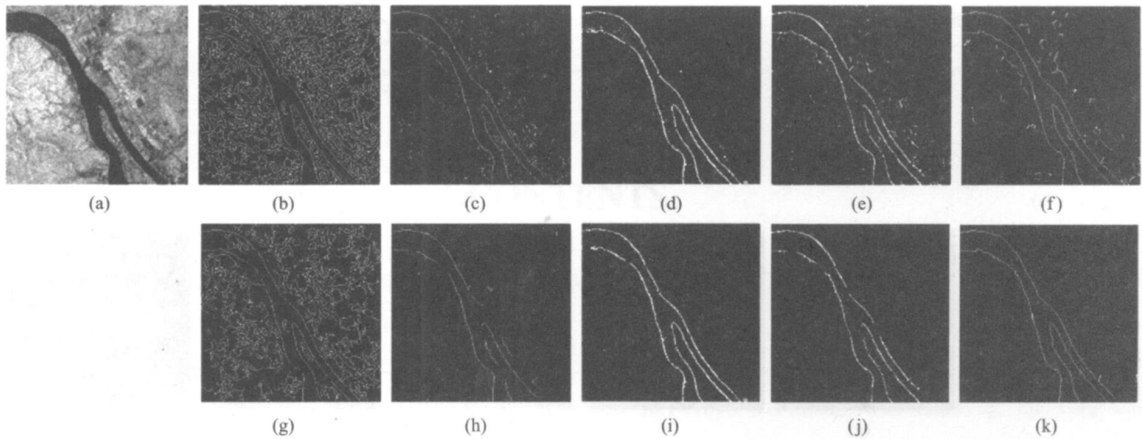


图3 某 SAR 图像边缘检测结果 (a)原 SAR 图像,(b)Canny 算子,(c)Sobel 算子,(d)Ratio 算法,(e)小波方法,(f)本文算法,(g)~(k)分别对应为(b)~(f)后处理的结果

Fig.3 Edge detection results of a SAR image (a) original SAR image (b) Canny operator (c) Sobel operator (d) Ratio algorithm (e) method based on Wavelet (f) the proposed method (g)~(k) results of (b)~(f) after post processing

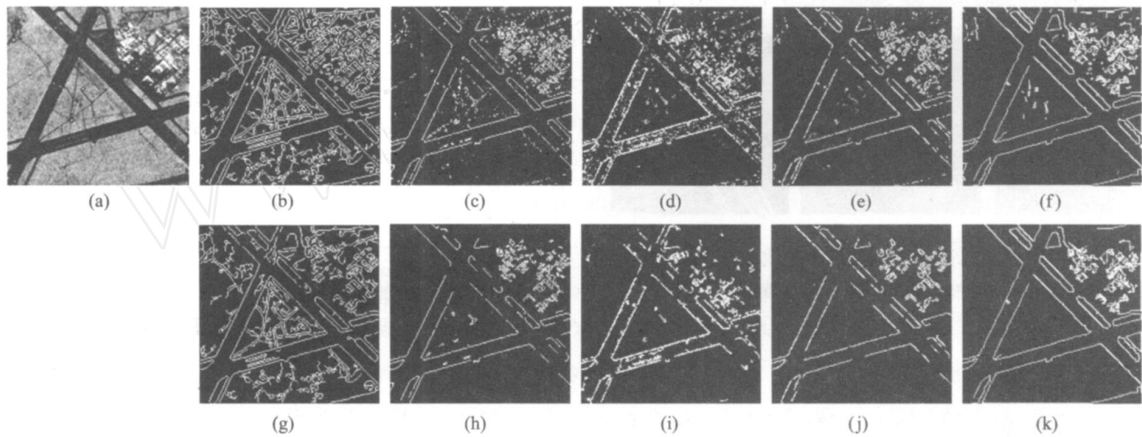


图4 某 SAR 图像边缘检测结果 (a)原 SAR 图像 (b)Canny 算子 (c)Sobel 算子 (d)Ratio 算法 (e)小波方法 (f)本文算法 (g)~(k)分别对应为(b)~(f)后处理的结果

Fig.4 Edge detection results of a SAR image (a)original SAR image (b)Canny operator (c)Sobel operator (d)Ratio algorithm (e)method based on Wavelet (f)the proposed method (g)~(k)results of (b)~(f) after post processing

Step7: 根据得到的逼近图像,分析每个叶节点对应的图像子块,如果逼近该图像子块的两个楔形区域的特征函数之差大于设定阈值 T ,则认为该图像子块的 edgelet 为图像边缘,得到初步的边缘图像;

Step8: 利用 8 邻域搜索连接分量,将其中像素点个数小于设定阈值非主轮廓边缘去除(后处理)。

3 实验结果及分析

为了评价本文算法边缘检测的效果,本文选取了 3 幅大小 256×256 的测试 SAR 图像,分别用 Canny 算子, Sobel 算子, Ratio 算法,小波模极大值算法和本文算法进行边缘检测,检测结果如图 3~图 5 所示。

从实验结果可以发现,每种算法对边缘的定位精度都较好,但传统的边缘检测算子对 SAR 图像的相干斑噪声抑制能力并不强,本文算法在抑噪能力、边缘检出率和主轮廓完整性都较传统算法有所改善。从图 3~5 的 (g)~(k) 可以看出,传统检测算法经后处理,都存在主轮廓边缘不连续现象,而本文算法经后处理,不仅去除了细小点的干扰,同时由于良好的主轮廓边缘连续性,得到了较好的边缘检测结果。图 6 给出了本文算法边缘检测结果与原图叠加的结果,从结果可以看出,本文算法对 SAR 图像的边缘检测是有效的。

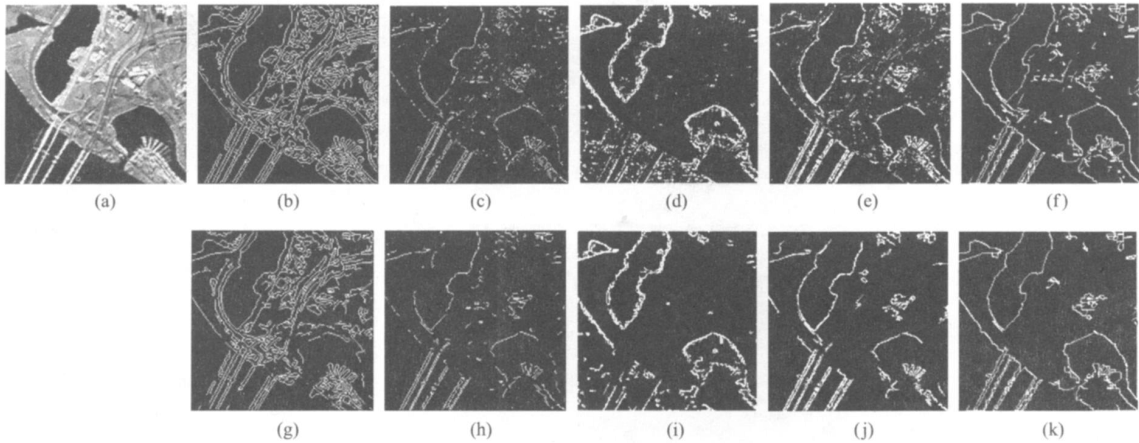


图 5 某 SAR 图像边缘检测结果 (a)原 SAR 图像 (b)Canny 算子 (c) Sobel 算子 (d) Ratio 算法 (e)小波方法 (f)本文算法 (g)~(k)分别对应为 (b)~(f)后处理的结果

Fig 5 Edge detection results of a SAR image (a) original SAR image (b) Canny operator (c) Sobel operator (d) Ratio algorithm (e) method based on Wavelet (f) the proposed method (g)~(k) results of (b)~(f) after post processing



图 6 本文算法检测结果与原图叠加的效果图

Fig 6 Edge detection results by the proposed method is added to original images

4 结论

本文利用 Wedgelet 变换具有良好检测线目标,同时平滑面区域的特性,针对 SAR 图像提出了基于改进 Wedgelet 变换的多尺度边缘检测算法.图像边缘方向信息自适应地存储在多尺度二叉树中,通过寻找每个叶节点与边缘密切相关的最优方向信息,来逼近对应的图像子块,然后在逼近图像上提取边缘,最后通过后处理去除细小点的干扰,得到最终的图像边缘.通过比较传统边缘检测算法与本文算法的检测结果,发现本文算法可以有效地克服斑点噪声对 SAR 图像的影响,对 SAR 图像边缘的检测是可行有效的.

REFERENCES

[1] AN Zhi-Yong, CU I Jiang-Tao, ZENG Zhi-Yong, *et al* Image retrieval based on Radon and Wavelet transform[J]. *J.*

Infrared Millim. Waves (安志勇,崔江涛,曾智勇,等.基于 Radon 变换和小波变换的图像检索.红外与毫米波学报), 2008, 27(2): 147—151.

- [2] SANG Nong, TANG Qi-Ling, ZHANG Tian-Xu Contour detection based on inhibition of primary visual cortex[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (桑农,唐奇伶,张天序.基于初级视皮层抑制的轮廓检测方法.红外与毫米波学报), 2007, 26(1): 47—51.
- [3] LI Su-Dan, LI Guang-Xia, ZHANG Cui, *et al* Multiscale edge detection in SAR images[J]. *System Engineering and Electronics* (郚苏丹,李广侠,张翠,等. SAR 图像的多尺度边缘检测方法.系统工程与电子技术), 2004, 26(16): 307—310.
- [4] Donoho D L. Wedgelets: nearly minimax estimation of edges[J]. *Annals of Statistics*, 1999, 27(3): 859—897.
- [5] Liu Z Y, Sun Z Q, Xu L, *et al* Contour representation based on wedgelet[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2006, 17(2): 251—257.
- [6] Wakin M B, Romberg J K, Choi H, *et al* Wavelet-domain approximation and compression of piecewise smooth images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(5): 1071—1087.
- [7] QU Qing-Chun, PENG Yu-Hua Edge detection based on wedgelet transform [J]. *Journal of Biomedical Engineering Research* (屈庆春,彭玉华.基于 Wedgelet 变换的图像边缘检测.生物医学工程研究), 2005, 24(1): 8—10.
- [8] Wakin M, Romberg J, Choi H, *et al* Rate-distortion optimized image compression using wedgelets[C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2002: 237—240.
- [9] LI Ying-Qi, HE Ming-Yi New fast multiscale Wedgelet analysis algorithm for SAR image segmentation [J]. *Application Research of Computer* (李应岐,何明一.基于 Wedgelet 的 SAR 图像多尺度快速分割方法.计算机应用研究), 2007, 24(8): 226—230.