

基于第二代 Bandelet 变换的 SAR 图像去噪压缩

金海燕, 王 彬

(西安理工大学 计算机科学与工程学院, 陕西 西安 710048)

摘 要: 从 SAR 图像的统计特性出发, 构造了对比度塔(CP), 对 SAR 图像进行相干斑抑制和对比度调整, 并将第二代 Bandelet 变换用于 SAR 图像压缩. 在 bpp 值较高的情况下, 该方法提高了 SAR 图像的压缩性能, 适用于方向信息比较丰富、背景复杂的 SAR 图像的压缩处理.

关键词: 图像压缩; Bandelet 变换; SAR 图像; 相干斑抑制; CP 分解

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)09-0103-06

SAR Image Denoising Compression Based on Second Generation Bandelet Transform

JIN Hai-yan, WANG Bin

(School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: Based on the statistic characters of SAR images, and constructing contrast pyramid, take speckle, noise reduction and contrast modulation as pretreatments and use second Bandelet transform to compress SAR images in this paper. Better compression performance can be achieved when bpp value is not very low. This method is applicable for SAR images with rich directional information and complicated background.

Key words: image compression; Bandelet transform; SAR image; speckle reduction; CP decomposition

1 引言

合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 凭借高分辨率、全天时、全天候和可直接观测的特点在军事领域发挥着日益重要的作用. 目前, 高分辨率 SAR 图像的获取越来越容易. 随之而来的庞大数据量给图像的传输、处理和存储都带来了严峻的挑战. 因此需要对 SAR 图像进行适当的压缩. 国际上已经有很多学者进行了研究.

SAR 图像的一些内在特性影响了压缩算法的设计. 第一, 相干斑现象, 它是由 SAR 本身的散射引起的, 相干斑是杂乱无序的, 严重降低了 SAR 图像的质量; 第二, SAR 图像中的细节纹理和丰富的几何边缘信息; 第三, 与光学传感器这种地球成像传感器得到的图像数据不同, SAR 图像具有很高的动态

范围. 上述这些特点表明, 为光学图像设计的压缩算法对 SAR 图像来说可能不是最优的, 甚至是不合适的.

目前, 小波变换在图像编码中的应用比较广泛. 基于分层树的集合划分 (Set Partitioning In Hierarchical Trees, SPIHT) 算法^[1]就是基于小波变换的编码算法的典型代表. 但是, 传统的塔式小波变换只是对图像的低频部分进行迭代分解, 这对于包含丰富纹理的 SAR 图像来说可能不是最优的, 因为丰富的纹理信息通常存在于丰富的中高频分量中. 再者, 传统的严格采样张量积小波不具备平移不变性, 而且只适合表示各向同性的奇异特征, 即点状奇异特征. 在表示图像轮廓和边缘时, 若将边界上的点孤立对待, 则无法利用沿着边缘方向的连续性和光滑性, 使彼此相差几个像素的图像经小波变换后, 各子带

收稿日期: 2010-01-11; 修回日期: 2010-03-11

基金项目: 陕西省科学技术研究发展计划项目(2009K08-41)

的能量可能相差悬殊. 为了克服这个重要缺陷, 法国学者 Pennec 和 Mallat 于 2000 年提出了 Bandelet 变换^[2]. Bandelet 变换提供了一种新的基于边缘的图像表示方法, 能自适应地跟踪图像的几何正则方向. 对于几何正则图像, 采用 Bandelet 基函数可以实现最佳稀疏表示. Pennec 和 Mallat 提出的 Bandelet 变换, 充分利用了几何图像的正则性, 但也存在如下两个缺点:

(1) Bandelet 基函数不是全局正交的, 重构图像会出现边缘效应;

(2) 算法运算量太大.

为了克服这些缺陷, Peyré 和 Mallat 于 2005 年提出了第二代 Bandelet 变换^[3]. 本文针对 SAR 图像的统计特性, 将第二代 Bandelet 变换用于 SAR 图像压缩, 并对 SAR 图像预先进行相干斑抑制和对比度调整, 改进了压缩效果, 提高了压缩性能.

2 SAR 相干斑抑制

文献[4]中, 相干斑噪声被建模成乘性独立同分布(i.i.d.)高斯噪声. 对于数字化的 SAR 图像, 我们用 $I(x, y)$ 表示含噪声的观测值(存储的 SAR 图像), 二维函数 $S(x, y)$ 表示需要恢复的去噪图像, η_m 和 η_a 分别表示乘性和加性相干斑噪声分量, 则有

$$I(x, y) = S(x, y) \cdot \eta_m(x, y) + \eta_a(x, y) \quad (x, y) \in \mathbb{Z}^2 \quad (1)$$

通常, SAR 图像相干斑中加性分量的影响是很小的, 而乘性噪声的影响比较显著. 因此, 我们忽略 η_a 项, 将式(1)可以写成

$$I(x, y) = S(x, y) \cdot \eta_m(x, y) \quad (2)$$

基于对相干斑影响的分析, 我们对相干斑数据进行拉格朗日变换, 将乘性噪声变换成加性噪声是合理的, 变换如下:

$$\log I(x, y) = \log S(x, y) + \log \eta_m(x, y) \quad (3)$$

式(3)可以写成

$$f(x, y) = g(x, y) + \varepsilon(x, y) \quad (4)$$

式中, $f(\cdot)$ 、 $g(\cdot)$ 和 $\varepsilon(\cdot)$ 分别为 $I(\cdot)$ 、 $S(\cdot)$ 和 $\eta_m(\cdot)$ 的对数. 在式(4)中, 我们假设信号和噪声分量是独立的随机变量, $\varepsilon(x, y)$ 是白噪声.

为了减少包含主要噪声的小系数的影响, 除了最小尺度外, 我们对其他所有系数采用软阈值方法. 软阈值方法就是从每个系数中减去一个阈值 t_l , 这样就去掉了一些 SAR 成像中固有的相干斑, 同时保留了大部分的细节, 提高了图像的可读性和可压缩

性. 阈值 t_l 由式(5)给出:

$$t_l = \sigma_h \sqrt{2 \log(n_l)} \quad (5)$$

式中, σ_h 是最高频带中对角线方向小波系数的标准差, n_l 是每个频带中的像素数.

3 对比度调整

为了避免相干斑抑制对图像的过分平滑, 降低压缩性能和视觉效果, 我们采用对比度塔(Contrast Pyramid, CP)变换调整去噪后的图像的对比度.

按照计算机视觉中对人眼感知过程模拟的多尺度方法, 根据人眼对低频部分比对高频部分更敏感的特性, 我们采用对图像进行自底向上的计算方法. 为此, 我们引入了 CP 结构, 它是一种方便灵活的多尺度分解, 源于图像的高斯塔分解, 每一级都由前一级经过某种滤波形成. 高斯塔的生成包含低通滤波和下采样过程. 我们将源图像表示为 $I(i, j)$, $i \leq M$, $j \leq N$, 其中 M, N 分别为图像的行列数. G_l 表示高斯塔分解的第 l 级, 则 $G_0 = I$, 高斯塔的第 l 层 G_l 可以这样构造: 先将 G_{l-1} 与一个具有低通特性的窗口函数 $w(m, n)$ 进行卷积操作, 再把卷积结果作隔行隔列下采样, 即

$$G_l = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n), \quad 0 < l \leq N, 0 \leq i < u, 0 \leq j < v \quad (6)$$

式中, N 为塔的总层数; u 和 v 分别为塔的第 l 层图像的列数和行数; $w(m, n)$ 是一个窗口函数, 实际上就是一个低通滤波器, 而且满足以下约束条件:

(1) 可分离性, 即 $w(m, n) = w(m)w(n)$, $m \in [-2, 2]$, $n \in [-2, 2]$;

(2) 归一化, 即 $\sum_{n=-2}^2 w(n) = 1$;

(3) 对称性, 即 $w(n) = w(-n)$;

(4) 奇偶项等贡献性, 即 $w(-2) + w(2) + w(0) = w(-1) + w(1)$.

上述约束条件的限制是为了既保证低通的性质, 又能保持图像缩小和扩展后的亮度平滑, 不出现接缝效应. 按照窗口函数的 4 个约束条件, 本文中我们构造如下权函数: $w(0) = 2/5$, $w(1) = w(-1) = 1/4$, $w(2) = w(-2) = 1/20$. 设定窗口函数 $w(m, n)$ 为

$$w = \frac{1}{400} \begin{bmatrix} 1 & 5 & 8 & 5 & 1 \\ 5 & 25 & 40 & 25 & 5 \\ 8 & 40 & 64 & 40 & 8 \\ 5 & 25 & 40 & 25 & 5 \\ 1 & 5 & 8 & 5 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

得到高斯塔 G_l 以后,将 G_l 进行插值放大,得到图像 G_l^* , G_l^* 与 G_{l-1} 大小相同.我们引入放大算子 Expand,即

$$G_l^* = \text{Expand}(G_l) \quad (8)$$

与式(6)对应, G_l^* 定义如下:

$$G_l^*(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) \cdot G_l\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right), 0 < l \leq N, 0 \leq i < u, 0 \leq j < v \quad (9)$$

式中,

$$G_l\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right) = \begin{cases} G_l\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right), & \text{当 } \frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \text{ 为整数} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

图像某个位置处的对比度定义为

$$C = (g - g_b) / g_b = g / g_b - 1 \quad (10)$$

式中, g 为图像某位置处的灰度值; g_b 为该位置处的背景灰度值.由于窗口函数 $w(m, n)$ 具有低通滤波特性,所以 G_{l+1}^* 可以看作 G_l 的背景.因此,定义图像的 CP 分解为^[5]

$$\left. \begin{aligned} C_l &= \frac{G_l}{G_{l+1}^*} = \frac{G_l}{\text{Expand}(G_{l+1})} - I \quad 0 \leq l < N \\ C_N &= G_N \quad l = N \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中, C_l 表示 CP 分解的第 l 层, G_l 为高斯塔的第 l 层.

将式(11)进行变换可以得到 CP 重构公式如下:

$$\left. \begin{aligned} G_N &= C_N, l = N \\ C_l &= (C_l + I) \text{Expand}(G_{l+1}), \quad 0 \leq l < N \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

从 CP($C_N, C_{N-1}, \dots, C_0$) 顶层 C_N 开始,按式(12)迭代,依次令 $l = N, N-1, \dots, 0$,可得到高斯塔的每一层 $G_N, G_{N-1}, \dots, G_0$,最终得到精确重构的原始图像 G_0 .

4 第二代 Bandelet 变换

第二代 Bandelet 变换利用多尺度分析和几何方向分析完成图像分解.多尺度分析通过二维标准小波变换完成,几何方向分析通过几何正交方向上的一维小波变换完成.

4.1 四叉树剖分

在四叉树剖分中,采用二进分割方法.对于一幅

正方形图像,先将其等分成 4 小块,然后再对每一小块继续剖分成 4 小块,直到分割大小达到预先设定的最小值.分割结果可以用四叉树表示,每一个小方块对应了四叉树的一个节点.假设图像宽度为 1,则宽度为 2^{-i} 的子块对应的四叉树节点的深度为 $|i|$.如图 1 所示.

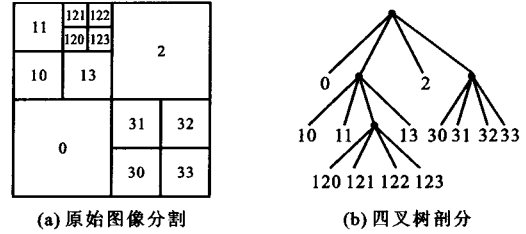


图 1 图像的二进剖分示意图

为了获得更好的压缩效果,具有相似几何流特征的相邻子块可以进行合并.本文中,设定最底层子块宽度为 4 个像素,即大小为 4×4 .

4.2 Bandelet 中的小波变换

一维小波函数 $\psi(t)$ 和尺度函数 $\phi(t)$ 的伸缩和平移分别为 $\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k)$ 和 $\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k)$,其中 $j, k, t \in \mathbb{Z}$.一维小波函数与尺度函数的点积为

$$\left. \begin{aligned} \phi_{j,m}(x) &= \phi_{j,m_1}(x_1) \cdot \phi_{j,m_2}(x_2) \\ \psi_{j,m}^V(x) &= \psi_{j,m_1}(x_1) \cdot \phi_{j,m_2}(x_2) \\ \psi_{j,m}^H(x) &= \phi_{j,m_1}(x_1) \cdot \psi_{j,m_2}(x_2) \\ \psi_{j,m}^D(x) &= \psi_{j,m_1}(x_1) \cdot \psi_{j,m_2}(x_2) \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

式中, $\phi_{j,m}(x)$ 表示粗略逼近, $\psi_{j,m}^V(x)$ (x)、 $\psi_{j,m}^H$ 、 $\psi_{j,m}^D(x)$ ($j \in \mathbb{Z}; m, x \in \mathbb{Z}^2$) 分别表示水平、垂直和对角线方向子带的高频信息.

假设原始图像为 f ,对应的二维小波变换为

$$\langle f, \psi_{j,m}^s \rangle = f * \psi_j^*(m_1 2^j, m_2 2^j), s \in \{H, V, D\} \quad (14)$$

对式(14)得到的小波变换系数进行二进四叉树剖分,即将一个区域迭代地剖分成四个等大小的子区域,然后利用自底向上的 CART 算法修剪此四叉树.在每一个二进剖分子区域内,计算拉格朗日(Lagrangian)目标函数值^[6-7]:

$$L(f, R, B) = \|f - f_R\|^2 + \lambda T^2 \sum_j (R_{S_j} + R_{G_j} + R_{B_j}) \quad (15)$$

式中, T 表示阈值, f 表示原始图像, f_R 表示变换重构图像,在每一个 2^j 尺度上, R_{S_j} 表示二进剖分的编码数, R_{G_j} 表示每个剖分子块中编码几何流所需要的比特数, R_{B_j} 表示量化的系数个数. λ 是拉格朗日

算子,按照 Pennec 的优化结果,我们取 $\lambda = 3/28$.

在每一个二进剖分子块中,总可以找到一个与真实几何方向几乎平行的方向,即最优方向.沿该方向重采样数据并一维排列,将二维小波系数转换为一维离散信号 f_d ,然后再对此一维数据进行一维小波变换,得到最优情况下的变换系数.

4.3 几何流矢量

Pennec 和 Mallat 定义了一种能表征图像局部正则方向的几何矢量线(Geometric flow of vectors),然后对图像的支撑区间 S 进行二进剖分 $S = \bigcup_i \Omega_i$,当剖分到足够细时,每一个剖分区间 Ω_i 中最多包含图像的一条轮廓线(边缘).在所有不包含轮廓线的局部区域 Ω_i 中,图像灰度值的变化是一致正则的.因此,在这些区域内不定义几何矢量线的方向.而对于包含轮廓线的局部区域,几何正则方向就是轮廓(边缘)的切线方向.根据局部几何正则方向,在全局最优的约束下,计算区域 Ω_i 上的矢量场 $\tau(x_1, x_2)$ 的矢量线,再沿矢量线将定义在 Ω_i 上的区间小波 Bandelet 化(Bandeletization),生成 Bandelet 基,以充分利用图像本身的局部几何正则性. Bandelet 化过程实际上就是沿矢量线进行小波变换的过程,即所谓的弯曲小波变换(warped wavelet transform).于是,所有剖分区域 Ω_i 上的 Bandelets 的集合构成了一组 $L^2(S)$ 上的标准正交基^[6].

构造 Bandelet 变换的中心思想就是定义图像中的几何特征为矢量场,而不是将其看成普通的边缘的集合.矢量场表示了图像空间结构的灰度值变化的局部正则方向. Bandelet 基并不是预先确定的,而是通过优化最终的应用结果来自适应地选择具体的基的构成.

5 编码方案

5.1 算术编码

算术编码从全序列出发,采用递推形式的连续编码,将整个输入符号序列映射为实数轴上 $[0, 1)$ 区间内的一小区间,其长度等于该序列的概率,然后以该小区间内一个有代表性的二进制小数作为编码输出,从而达到高效编码的目的.无论数据的概率分布如何,算术编码的平均码长均能逼近信源的熵.

设输入符号串 s 取自符号集 $S = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$, s 后跟符号集 $a_i (a_i \in S)$ 扩展成 $\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, 空串记作 ϕ , 只有一个符号 a_i 的序列就是 ϕa_i . 则算术编码的迭代关系表示如下:

(1) 码字刷新

$$C(sa_i) = C(s) + P(a_i)A(s) \quad (16)$$

(2) 区间刷新

$$A(sa_i) = p(a_i)A(s) \quad (17)$$

其中

$$P(a_i) = \sum_{k=1}^{i-1} p(a_k) \quad (18)$$

是符号的累积概率.初始条件为 $C(\phi) = 0, A(\phi) = 1$ 和 $P(\phi) = 0, p(\phi) = 1$.

由此可见,算术编码在传输任何符号 a_i 之前,信息的完整范围是 $[C(\phi), C(\phi) + A(\phi)) = [0, 1)$, 表示 $0 \leq p(a_i) < 1$. 当处理 a_i 时,这一区间的宽度 $A(s)$ 就依据 a_i 的出现概率而 $p(a_i)$ 而变窄.符号序列越长,相应的子区间就越窄,编码表示该子区间所需的位数也就越多.而大率符号比小概率符号使区间缩窄的范围要小,因此,增加的编码位数也少.

5.2 编码方案实现

由于 Bandelet 变换系数在幅度上还是连续的,因此,还需要对 Bandelet 变换系数进行量化,其被量化后产生符号流是对应特定量化阶层的标记,信息的损失往往发生在量化级.我们对这些 Bandelet 系数作步长为 T 的一致量化,将量化后的系数利用算术编码器进行熵编码.由熵编码把量化得到的符号流表示为比特流,以达到压缩数据的目的,最后把比特流进行存储或传输.

Bandelet 变换降低了数据冗余度,同时因为数据重新排列使得父子频带的数据失去了原有的相关性,但相邻数据的相关性在一定程度上依然存在.于是,我们对 Bandelet 变换的小波系数采用子带扫描以及自适应算术编码的方法.在子块区域内,对每个分割块的数据独立编码,编码过程中数据的邻域信息只采用该数据所属分割块内其他数据提供的信息.子带扫描顺序如图 2 所示.

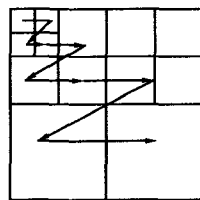


图 2 子带扫描顺序图

在各子带内,按四叉树深度搜索顺序,扫描 Bandelet 块.如图 1 所示的图像二进分割, Bandelet 块的扫描顺序为 $0 \rightarrow 10, 11 \rightarrow 120, 121, 122, 123 \rightarrow 13 \rightarrow 2 \rightarrow 30, 31, 32, 33$. 对 Bandelet 块,按列扫描

Bandelet 系数. 例如,如图 3 所示,尺寸为 4×4 的 Bandelet 块内系数扫描顺序为: $63, 49, -42, 15 \rightarrow -7, -1, 9, 0 \rightarrow 0, 2, 0, 0 \rightarrow 0, 0, 0, 0$. 按照这种扫描方式, Bandelet 系数被重新组织成一维小波变换后的分布顺序,理想情况下,重要系数排列在前,非重要系数排列在后.

63	-7	0	0
49	-1	2	0
-42	9	0	0
15	0	0	0

图 3 4×4 的 Bandelet 块,数字为 Bandelet 系数

算法 1: SAR 图像去噪压缩算法

(1) 对 SAR 图像数据 F 做对数运算,将乘性噪声转化为加性噪声;

(2) 对图像数据 F 做相干斑抑制;

(3) 调整去噪后图像的对比度;

(4) 对步骤(3)得到的数据做二维小波变换,得到多尺度图像;

(5) 对小波域多尺度图像做最优四叉树剖分,得到每个子带的最优几何流方向;

(6) 对每个分割区域内的数据在不同方向上进行一维重新排列,然后进行一维小波变换,计算式(15),使其获得最小值,得到 Bandelet 系数;

(7) 按照 5.2 节中的编码方案对 Bandelet 系数进行压缩编码.

6 仿真实验

为了验证本文 SAR 图像压缩算法的性能,我们选择了一幅 SAR 图像来源为北纬 36 度,西经 117 度的美国加利福尼亚州死谷,获取该图像的雷达频率为 5GHz(C-band).

对压缩效果的评价,除了视觉效果以外,我们还采用峰值信噪比(PSNR)^[8]衡量,公式为

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{f_{\max}^2}{\frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x,y) - \hat{f}(x,y)]^2} \tag{19}$$

式中: $f(x,y)$ 和 $\hat{f}(x,y)$ 分别是原始图像和压缩图像在 (x,y) 点处的灰度值, M,N 分别为图像的长度和宽度,对于 256 色图像来说, $f_{\max} = 255$.

为了评估算法的有效性,我们对三种压缩方案做了比较:传统的 SPIHT 方法、Peyré 方法和本文算法.图 4 和图 5 分别给出了三种方法的压缩结果以

及随着压缩比的变化其失真率变化曲线图.



图 4 $\text{bpp}=0.7997$ 时,三种方法的压缩结果比较

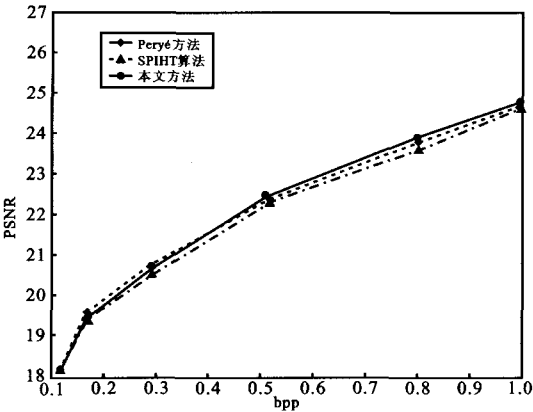


图 5 三种方法的率失真曲线图

由图 5 我们可以看出,当 bpp 值较高时,本文方法得到的压缩效果略优于 SPIHT 方法和 Peyré 方法,保留了区域中更多的纹理信息和细节,这是因为当 bpp 值较高时,对比度调整的增益补偿了部分压缩的损失,而当 bpp 值较低即压缩比较大时,压缩的损失很难由对比度调整弥补.仿真实验证明,当 bpp 值不是很低的情况下,本文方法应用于 SAR 图像的压缩是可行且有效的.

同时当压缩比很高(bpp 值较低)时,采用各种方法都损失了图像的纹理信息,因此,在图像解译比较重要的情况下,我们不推荐使用过高的压缩比压缩 SAR 图像.

在本文实验中,对于 SAR 图像的压缩效果,我们采用了传统的峰值信噪比(PSNR)来衡量,这个指标通常用来衡量自然图像的压缩效果.由于 SAR 图像具有不同于自然图像的特殊性,因此,寻求更适合衡量 SAR 图像压缩效果的评估准则也是需要进

一步探讨的问题。

参考文献:

- [1] 余平,马小虎,李建国. 基于 LS9/7 小波的图像压缩算法研究[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(9): 109 - 111.
- [2] Le Pennec E, Mallat S. Bandelet image approximation and compression[J]. SIAM Journal of Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 3, 4(3): 992 - 1039.
- [3] Peyré G, Mallat S. Discrete bandelets with geometric orthogonal filters[C]// Proceedings of ICIP. Genoa, Italy, 2005: 65 - 68.
- [4] Othman H, Shen - En Qian. Noise reduction of hyperspectral imagery using hybrid spatial - spectral derivative - domain wavelet shrinkage[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(2): 397 - 408.
- [5] Toet A. Multiscale contrast enhancement with application to image fusion[J]. Optical Engineering, 1992, 31(5): 1026 - 1031.
- [6] Le Pennec E, Mallat S. Sparse geometric image representations with bandelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(4): 423 - 438.
- [7] Peyré G, Mallat S. Surface compression with geometric bandelets[J]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 601 - 608.
- [8] 杨居义. 基于第二代 Bandelet 变换的自适应阈值去噪算法[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(8): 219 - 222.

作者简介:

金海燕 女, (1976 -), 博士, 副教授, 硕士生导师. 研究方向为 SAR 图像处理、图像去噪与压缩、图像融合、图像处理及其优化问题等.

王 彬 男, (1971 -), 副教授. 研究方向为图像处理、网络通信与安全等.

(上接第 102 页)

- [3] 滕兴全, 李增智. 基于 OWL - S 的 Web 服务组合的验证研究[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(12): 62 - 65.
- [4] 曾诚, 何克清, 李兵. 一种改进的分布式 Web 服务注册管理模型研究[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(10): 18 - 20.

作者简介:

李增智 男, (1938 -), 教授, 博士生导师. 研究方向为 Web 服务的发现与组合.

董少然 男, (1985 -), 硕士研究生. 研究方向为 Web 服务的发现与组合.