

基于静态小波分解的多尺度 SAR 图象滤波

岳焕印 郭华东 范典 王长林 杨虎

(中国科学院遥感应用研究所遥感信息科学开放研究实验室, 北京 100101)

摘要 由于雷达回波的相干性,合成孔径雷达(SAR)图象上存在着斑点噪声,因此,为消除这种噪声,提出了一种基于静态小波分解的硬阈值滤波方法,该方法首先将 SAR 图象分解至静态小波域,然后在静态小波域中将噪声的小波系数收缩至零,将此算法应用于 ERS-1 SAR 图象斑点噪声滤波,并与基于 Mallat 分解的滤波算法和另外 3 种典型的 SAR 图象滤波算法进行比较,结果表明,该方法不仅可以有效地去除斑点噪声,并且可以保持 SAR 图象的精细纹理结构。

关键词 静态小波分解 SAR 图象 斑点噪声 滤波

中图法分类号: TP391.41 **文章标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2002)12-1252-05

Multiscale Filtering of SAR Images Based on Stationary Wavelet Decomposition

YUE Huan-yin, GUO Hua-dong, FAN Dian, WANG Chang-lin, YANG Hu

(Laboratory of Remote Sensing Information Sciences, Institute of Remote Sensing Application, CAS, Beijing 100101)

Abstract Synthetic aperture radar(SAR) images are disturbed by a speckle noise depending on the signal (the ground reflectivity) due to the radar wave coherence. Images have a strong variability from one pixel to another reducing essentially the efficiency of the algorithms of object detection and classification. In this study, we propose to suppress this noise with a multiresolution analysis of the image. Because the Mallat decomposition can not preserve the translation invariance of an image, the filter in this paper is based on stationary wavelet decomposition. This method is used to an ERS-1 SAR image and then it is compared to a filter based on Mallat decomposition and three other classic SAR image filters, the results show that the presented approach has the advantage both in speckle suppression and the preservation of image details.

Keywords Stationary wavelet decomposition, SAR image, Speckle noise, Filtering

0 引言

合成孔径雷达(SAR)具有全天时、全天候对地球表面进行高分辨率成像的能力,是监测许多地球物理参数的强有力工具。在雷达图象上,一个主要的问题就是斑点噪声的存在,斑点噪声是雷达图象的一个固有特性,它是由一个分辨单元内,众多散射体的反射波相干叠加而形成的,表现为图象灰度的剧烈变化,即在 SAR 图象的同一片均匀粗糙区域内,

有的分辨单元呈亮点,有的则呈暗点。斑点噪声的存在,严重干扰了 SAR 图象的解译和目标的识别与分类。因此,对斑点噪声的抑制技术研究一直是 SAR 图象处理的重要内容之一。

SAR 图象斑点噪声抑制技术可分为两大类,即成像之前的多视处理技术和成像后的滤波技术。成像之前的多视处理技术是把雷达图象方位向谱的带宽分成 L 个部分,形成 L 个独立的图象,并对其进行平均,这样就降低了方位向谱的带宽,抑制了噪声,但却降低了雷达图象的空间分辨率;常用的成像

基金项目:国家自然科学基金重点项目资助(49989001)

收稿日期:2001-08-25;改回日期:2002-01-28

后的滤波技术包括均值滤波、中值滤波、Lee 滤波、Kuan 滤波、Frost 滤波和 Gamma 滤波等^[1,2]。这些滤波器都试图在最大程度上抑制斑点噪声的同时,尽可能地保持雷达图象的纹理信息和最佳的目视效果,但这 3 个条件很难同时满足。

小波理论为非稳定信号的时频分析提供了一个新的强有力工具。小波变换的优越性主要在于它可以对信号的不同频率成份进行局部描述。与短时谱分析不同的是,小波变换可以同时提供信号在频率和时间(空间)上的局部信息。Mallat 已将小波变换应用于图象处理^[3,4], Donoho 等开发了小波域阈值滤波算法^[6,6],并且还出现了多种专门应用于 SAR 图象的小波域滤波算法^[7,8],这些噪声抑制算法大多是基于 Mallat 分解的, Mallat 分解过程中要进行二抽采,其最初被用于图象压缩的目的。二抽采会造成相应于图象边缘奇异点小波系数的丢失,可能会使重建图象的边缘处产生伪吉布斯现象。为了克服这种缺陷,提出了一种基于静态小波分解的阈值滤波算法,实验结果表明,该滤波算法不仅具有较强的斑点噪声抑制能力,而且较好地保持了图象的边缘和细节信息。

1 多分辨分析原理和 Mallat 分解算法

把一个能量有限信号 f 进行 J 层多分辨分析,就是把信号 f 在基 $\{\{\varphi_{j,k}\}_k, \{\psi_{j,k}\}_{j \leq J}\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 上投影。基函数 $\varphi_{j,k}(x) = \sqrt{2^{-j}}\varphi(2^{-j}x - k)$ 是由尺度函数 $\varphi(x)$ 经过伸缩和平移而得到的。尺度函数 $\varphi(x)$ 的积分为 1,即 $\int \varphi(x)dx = 1$ 。函数族 $\{\varphi_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 就构成 $L^2(\mathbb{R})$ 的一个子空间 V_j , 信号 f 在 V_j 上的投影是其在尺度 2^j 的近似,即 $\{a_{j,k} = \langle f, \varphi_{j,k} \rangle\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 。

同样,小波函数 $\psi(x)$ 的伸缩和平移构成了一组基函数 $\psi_{j,k}(x) = \sqrt{2^{-j}}\psi(2^{-j}x - k)$,小波函数 $\psi(x)$ 的积分为 0,即: $\int \psi(x)dx = 0$ 。函数族 $\{\psi_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 构成 $L^2(\mathbb{R})$ 的一个子空间 W_j , 信号 f 在 W_j 上投影,就得到小波系数 $\{w_{j,k} = \langle f, \psi_{j,k} \rangle\}_{k \in \mathbb{Z}}$,它代表前后相邻的两近似项之间的细节信息。 W_{j+1} 是子空间 V_{j+1} 在 V_j 中的正交补空间,即: $V_j = V_{j+1} \oplus W_{j+1}$ 。一个 J 层的多分辨分析就是把 $L^2(\mathbb{R})$ 分解成如下空间的和: $L^2(\mathbb{R}) = (\bigoplus_{j=0}^{J-1} W_j) \oplus V_J$ 。

空间 $L^2(\mathbb{R})$ 中的任一函数 f 都可分解成如下形式:

$$f(x) = \sum_k a_{j,k} \tilde{\varphi}_{j,k}(x) + \sum_{j \leq J} \sum_k w_{j,k} \psi_{j,k}(x) \quad (1)$$

对偶函数 $\tilde{\varphi}(x)$ 和 $\tilde{\psi}(x)$ 分别为重建尺度函数和重建小波函数,适当地构造函数 $\tilde{\varphi}(x)$ 和 $\tilde{\psi}(x)$ 就可以保证信号 f 的重建。

为了便于对数字信号进行分析,信号 f 的离散平滑逼近和离散细节信号可以用多采样滤波器组的形式表现出来。尺度函数和小波函数可以表示为

$$\varphi(x) = \sqrt{2} \sum_i h_i \varphi(2x - i) \quad (2)$$

$$\psi(x) = \sqrt{2} \sum_i g_i \varphi(2x - i)$$

其中, $h_i = \langle \varphi, \varphi_{-1,i} \rangle$, $g_i = \langle \psi, \varphi_{-1,i} \rangle$, 且 $\sum_i h_i = \sqrt{2}$, $\sum_i g_i = 0$ 。

然后就可以用由低通分析滤波器 $\{h_i\}$ 和高通分析滤波器 $\{g_i\}$ 组成的滤波器组来对信号 f 进行多分辨分析

$$a_{j+1,k} = \langle f, \varphi_{j+1,k} \rangle = \sum_i h_{i-2k} a_{j,i} \quad (3)$$

$$w_{j-1,k} = \langle f, \psi_{j-1,k} \rangle = \sum_i g_{i-2k} a_{j,i}$$

这样,经过一系列的 low-pass 滤波(滤波结果要进行 $2:1$ 亚采样)过程,就可以得到信号 f 在尺度 2^j 下的近似信号,把信号 f 在尺度 2^{j-1} 下的近似信号经过高通滤波(滤波结果要进行 $2:1$ 亚采样),就可以得到尺度 2^j 下的小波系数。

信号的重建可以由下式实现

$$a_{j,k} = \sum_i \tilde{h}_{k-2i} a_{j+1,i} + \sum_i \tilde{g}_{k-2i} w_{j,i} \quad (4)$$

第 0 级近似项即是重建信号。式中, \tilde{h} 和 \tilde{g} 分别是重建低通和高通分析滤波器。

可以构造 $\varphi(x)$ 和 $\psi(x)$ 来实现信号的正交分解,这样, W_{j-1} 便构成 V_{j+1} 的正交补空间。正交镜像滤波器组(Quadrature mirror filter bank, QMF)满足构造正交小波的所有限制条件,它的高通和低通分析滤波器满足 $g_n = (-1)^n h_{-n-1}$ 。虽然正交分解在数学上是完美的,但构造正交小波的限制条件却使正交分解滤波器不具有对称性。

还可以设计出适合于图象处理的对称滤波器组,从而构造出双正交小波,合成滤波器组的分解滤波器和重构滤波器具有以下关系

$$\begin{aligned} \tilde{h}_n &= (-1)^{n+1} g_{-n} \\ \tilde{g}_n &= (-1)^{n-1} h_{-n} \end{aligned} \quad (5)$$

以上介绍的就是 Mallat 分解算法,或称塔式算法,在 Mallat 算法中,每次滤波后都要经过 $2:1$ 亚采样,对应于图象边缘或不连续点的小波系数可能

被抽采掉,直接造成了图象分解和合成的非稳定性.为了克服这种缺陷,引入了静态小波分解算法.

2 图象的静态小波分解

静态小波分解最初称作“a trous”算法^[9,10].这种算法在每一次滤波后不进行抽采,而是对j层的高通和低通滤波器,每两个系数间插2^{j-1}个零来实现滤波器的伸展,即

$$\begin{aligned}
 h_k^{(j)} &= \begin{cases} h_{k/2^j}, k = 2^j m & \text{if } m \in \mathbf{Z} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \\
 g_k^{(j)} &= \begin{cases} g_{k/2^j}, k = 2^j m & \text{if } m \in \mathbf{Z} \\ 0 & \text{else} \end{cases}
 \end{aligned} \tag{6}$$

将静态小波分解算法应用于二维情况,可在图象的行和列分别进行滤波,以下是由j层得到的j+1层的分解参数

$$\begin{aligned}
 A_{X,j+1}(a,b) &= \sum_{k,l} h_k^{(j)} h_l^{(j)} A_{X,j}(a+k,b+l) \\
 &= [H^{(j)} A_{X,j}]_{a,b} \\
 W_{X,j+1}^h(a,b) &= \sum_{k,l} g_k^{(j)} h_l^{(j)} A_{X,j}(a+k,b+l) \\
 &= [G_h^{(j)} A_{X,j}]_{a,b} \\
 W_{X,j+1}^v(a,b) &= \sum_{k,l} h_k^{(j)} g_l^{(j)} A_{X,j}(a+k,b+l) \\
 &= [G_v^{(j)} A_{X,j}]_{a,b} \\
 W_{X,j+1}^d(a,b) &= \sum_{k,l} g_k^{(j)} g_l^{(j)} A_{X,j}(a+k,b+l) \\
 &= [G_d^{(j)} A_{X,j}]_{a,b}
 \end{aligned} \tag{7}$$

式中, A_{X,j} 是原始图象在尺度 2^j 下的低频近似,频率范围为 [0, π/2^j], W_{X,j}^h, W_{X,j}^v 和 W_{X,j}^d 分别是 j 层图象在水平向、垂直向和对角向的高频细节信息,频率范围是 [π/2^j, π/2^{j-1}]. 因为在每一次滤波后不进行抽采,所以每个分解层的大小与原始图象保持一致.可以定义一个滤波算子 W^(j) 来得到 j 层任一方向的高频成份

$$\begin{aligned}
 W^{(j)} &= G^{(j)} \prod_{i=1}^{j-1} H^{(i)} \\
 W_X(a,b) &= [W^{(j)} X]_{a,b} \\
 W_X(a,b) &= \sum_{m_1, \dots, m_j, n_1, \dots, n_j} H_{m_1, m_2, \dots, m_j} G_{n_1, n_2, \dots, n_j} \times \\
 &\quad X(a+u, b+v)
 \end{aligned} \tag{8}$$

其中

$$\begin{aligned}
 u &= m_1 + m_2 + \dots + m_j, v = n_1 + n_2 + \dots + n_j \\
 H_{m_1, m_2, \dots, m_j} &= h_{m_j}^{(j-1)} h_{m_{j-1}}^{(j-2)} \dots h_{m_1} \\
 G_{n_1, n_2, \dots, n_j} &= g_{n_j}^{(j-1)} h_{n_{j-1}}^{(j-2)} \dots h_{n_1}
 \end{aligned} \tag{9}$$

3 静态小波域滤波算法

首先讨论一维信号的滤波. 对于一个含噪声信号的静态小波域滤波过程,可以由以下3个步骤来完成:

- (1) 将含噪声信号静态小波分解成 M 层;
- (2) 设置阈值 t, 对每一层小波系数进行软阈值或硬阈值压缩;
- (3) 信号重建.

硬阈值压缩是指对绝对值大于或等于阈值 t 的小波系数予以保留,其他作为噪声的小波系数,将其置为 0,可表示如下

$$Wf(a,b) = \begin{cases} Wf(a,b) & \text{if } |Wf(a,b)| \geq t \\ 0 & \text{if } |Wf(a,b)| < t \end{cases} \tag{10}$$

其中, Wf(a,b) 是信号 f(x) 的小波变换系数, a 表示尺度, b 表示位移量.

软阈值处理与硬阈值处理不同的是,对于绝对值大于或等于阈值 t 的小波系数,不是简单的予以保留,而是将其收缩至 0,可表示如下

$$Wf(a,b) = \begin{cases} \text{sgn}(Wf(a,b))(|Wf(a,b)| - t) & \text{if } |Wf(a,b)| \geq t \\ 0 & \text{if } |Wf(a,b)| < t \end{cases} \tag{11}$$

其中, sgn(x) 表示取 x 的符号.

这里采用硬阈值对各层小波系数进行处理,阈值滤波中的一个关键问题是阈值的选择,选用 Donoho 和 Johnstone^[5,6] 提出的全局阈值

$$t = \hat{\sigma} \sqrt{2 \log n} \tag{12}$$

其中, n 表示所处理数据的样本数, σ̂ 是噪声水平的估计值,每一小波层的噪声水平估计值 σ_j = MAD(w_{j,k}, k=1, ..., 2^j)/0.6745, MAD 是中值绝对偏差. 全局阈值 t 用第 1 层的噪声水平估计值来计算.

很容易将一维处理算法推广到二维图象的处理,此时全局阈值 t 用第 1 小波层的对角分量噪声水平估计值来计算.

4 滤波结果评价

取一幅黄河三角洲地区的单视数 ERS-1 SAR 强度图象,图象大小为 1024 × 1024 pixels,如图 1(a) 所示. 分别用 bior5.5 小波和 sym4 小波将图象静态小波分解成 8 层,用第 1 层的对角分量计算全局阈值,其分别为

$$t_{\text{bior5.5}} = 1.6314 \times 10^4, t_{\text{sym4}} = 2.0547 \times 10^4$$

将各层小波系数进行硬阈值处理后,重建图象,重建后的图象分别如图 1(b)、图 1(c)所示。

为了作对比分析,用增强 Frost 滤波、增强 Lee 滤波、Gamma 滤波对原始图象进行了处理,滤波过程中,均采用 3×3 的窗口,滤波结果如图 1(d)、

图 1(e)、图 1(f)所示。为了比较基于 Mallat 分解和基于静态小波分解的滤波效果,对原始 SAR 图象用 bior5.5 和 sym4 小波进行了基于 Mallat 分解的阈值滤波,阈值的选择和小波系数的收缩方法请参阅文献 [5]、文献 [6],滤波结果如图 1(g)、图 1(h)所示。

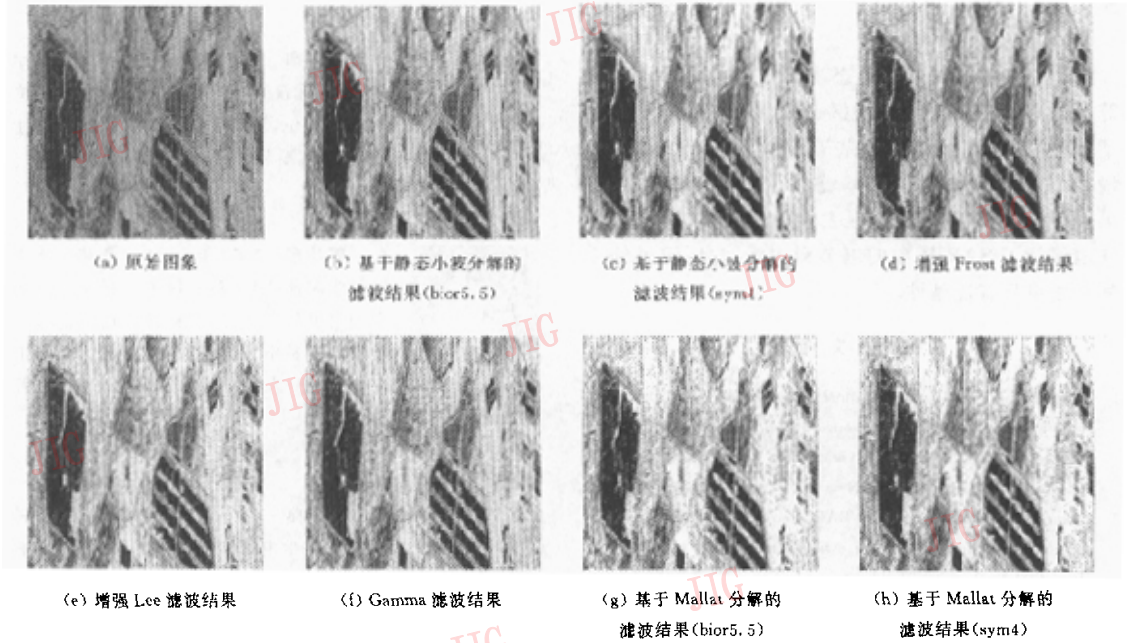


图 1 不同滤波算法对 SAR 图象的处理结果

从目视效果来看,增强 Frost 滤波、增强 Lee 滤波、Gamma 滤波所取得的滤波效果几乎相同,都在一定程度上保持了边缘,抑制了噪声,但在一些均匀区域,很明显地可以看出有部分噪声未被消除。与这 3 种算法相比较,基于静态小波变换的滤波算法使均匀区域的噪声得到了更强的抑制,并更加突出了边缘,这在使用 sym4 小波处理的结果图象上表现得更为明显,另外还可以看出,基于 Mallat 分解的滤波算法造成了图象的模糊。

定量评价斑点噪声滤波效果的参数主要有图象均值、标准差、有效视数 ENL、相对标准差等指标。其中,相对标准差越小,表明图象越平滑,而有效视数则反映了滤除斑点噪声的效果,有效视数的提高,反映了在辐射分辨率(信噪比)提高的同时,也意味着空间分辨率的降低。

原始 SAR 图象和经各种滤波算法处理后图象的均值、标准差、有效视数和相对标准差,如表 1 所示。

表 1 不同滤波算法的定量评价参数

	均值 ($\times 10^4$)	标准差 ($\times 10^3$)	有效视数	相对标准差
原始图象	1.7568	10.609	2.742	0.604
静态小波分解 (bior5.5)	1.7568	7.1769	5.991	0.409
静态小波分解 (sym4)	1.7568	6.6081	7.068	0.376
增强 Frost 滤波	1.9026	7.5279	6.388	0.396
增强 Lee 滤波	1.8932	7.6336	6.151	0.403
Gamma 滤波	1.8780	7.7229	5.913	0.411
Mallat 分解 (bior5.5)	1.7515	6.1672	8.066	0.352
Mallat 分解 (sym4)	1.7525	6.1694	8.069	0.352

从表 1 可以看出,与原始图象相比,各种滤波算法结果图象的标准差和相对标准差都有所降低,有效视数有所升高,表明各种算法都对原始图象起到了去斑和平滑作用。和其他算法相比,基于静态小波分解的滤波算法很好地保持了均值,其结果图象的标准差和相对标准差适中,有效视数也较高,显示了

较强的去斑点噪声能力,同时也保持了较适中的灰度动态范围.比较基于 Mallat 分解的滤波算法可知,此种算法造成了图象的过度平滑,这和目视效果是一致的.同时也显示了基于静态小波分解的滤波算法在 SAR 图象斑点噪声抑制中的优越性.

5 结 论

本文应用一种基于静态小波分解的硬阈值滤波算法对一幅黄河三角洲地区 ERS-1 SAR 图象进行了滤波,并将滤波结果和基于 Mallat 分解的滤波、增强 Frost 滤波、增强 Lee 滤波、Gamma 滤波的结果进行比较,表明该算法在去除斑点噪声的同时,较好地保持了 SAR 图象的细节和边缘信息,较另外 4 种算法更具有优越性.

参 考 文 献

- 1 Dewaele P, Wambacq P, Oosterlinck A *et al.* Comparison of some speckle reduction techniques for SAR images [A]. In: Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS90[C]. New York, 1990;2417~2412.
- 2 Huang Y, Van Genderen J L. SAR speckle reduction; a review of filtering techniques and an evaluation of filter performance [R]. Technical report, International Institute for Aerospace and Earth Sciences(ITC), Enschede, The Netherlands, 1996.
- 3 Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 1989,11(7):674~693.
- 4 Mallat S. Multifrequency channel decompositions of images and wavelets models [J]. IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, 1989,37(12):2091~2110.
- 5 Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994,81(3):425~455.
- 6 Donoho D L. De-Noising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans. Information theory, 1995,41(3):613~627.
- 7 Odegard J E, Guo H, Lang M *et al.* Wavelet based SAR speckle reduction and image compression [J]. SPIE Proc. 1995,2487:259~271.
- 8 Dong Y, Froster B C, Milne A K *et al.* Morgan, Speckle suppression using recursive wavelet transforms [J]. Int. J. Remote sensing, 1998,19(21):317~330.

- 9 Shensha M J. The discrete wavelet transform: Wedding the a trous and mallat algorithms [J]. IEEE Trans. Signal Processing, 1992,40(10):2464~2482.
- 10 Nason G P, Silverman B W. The stationary wavelet transform and some statistical applications [A]. In: Antoniadis and G. Oppenheim, Eds. Wavelets and Statistics [M]. New York: Spring-Verlag, 1995;281~299.



岳焕印 1975年生,1996年获中国地质大学(武汉)学士学位,1999年获南京大学硕士学位,现为中国科学院遥感所博士研究生.主要从事雷达遥感研究.



郭华东 1950年生,1981年毕业于中国科学院研究生院,现任中国科学院遥感应用研究所所长,中国科学院遥感信息科学重点实验室主任等职.从事雷达遥感工作20余年,发表论文150余篇,出版论著13部.



范典 1975年生,1999年获中国科学技术大学电子工程与信息科学学士学位,2002年获中国科学院应用研究所硕士学位.研究方向为遥感图象处理.



王长林 1963年生,1995年获英国莱斯特大学博士学位,现在中国科学院遥感所从事雷达遥感工作,发表论文10余篇.



杨虎 1976年生,分别于1997年、2000年获新疆大学学士、硕士学位,现在中国科学院遥感所攻读博士学位.研究方向为微波土壤水分遥感与雷达图象处理.