

# 一种基于 SVR 的 SAR 图像自适应滤波算法

张绍明, 林 怡, 邵永社, 陈映鹰

(同济大学遥感与空间信息技术研究中心, 上海 200092)

**摘要:** 针对合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)图像相干斑噪声抑制问题, 提出了一种基于支持向量回归(support vector regression, SVR)分析的空间域自适应滤波方法。将 SAR 图像看做连续二维函数, 利用 SVR 方法对其进行逼近。基于图像的逼近结果描述像素关联性, 并基于关联性破坏程度对噪声进行类型分析, 对不同类型的噪声采取确定性的抑制算法。为了保证精度, 选择小波核函数构建支持向量回归机。实验结果表明了该方法的有效性和对经典方法的改进。

**关键词:** 合成孔径雷达; 自适应滤波; 支持向量回归; 小波核函数

中图分类号: TP 751

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2010.06.013

## SAR speckle suppression algorithm based on SVR

ZHANG Shao-ming, LIN Yi, SHAO Yong-she, CHEN Ying-ying

(Research Center of Remote Sensing and Spatial Informatics Technology, Tongji Univ., Shanghai 200092, China)

**Abstract:** To suppress the speckle in synthetic aperture radar (SAR) images, a novel adaptive algorithm based on SVR is proposed. The SAR image is regarded as a 2-D continuous function and is approximated by support vector regression (SVR). The result of regression is used to describe the relationship between pixels and the one in its neighborhood. Based on the relationship, the noise is classified to different kinds and suppressed. In the procedure of regression, the wavelet kernel function is used to improve the accuracy. The results of experiments show that this method is effective.

**Keywords:** synthetic aperture radar; adaptive filter; support vector regression; wavelet kernel function

## 0 引言

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)具有全天时、全天候、远距离和高分辨成像的特点, 在国防建设和经济建设上发挥着巨大的作用。但 SAR 图像存在严重的相干斑噪声, 给 SAR 图像的应用带来了较大困难。如何降低 SAR 图像相干斑一直是 SAR 图像处理领域的重点研究内容。

多视处理方法是最早的 SAR 图像降噪方法, 但由于该方法会降低图像空间分辨率, 目前使用较少。基于图像空间域和多分辨率变换域分析的方法是目前的主流研究方向。该类方法的核心思想是在空间域或变换域对数据进行建模, 然后在给定的最优准则下基于数据模型进行滤波, 常用的滤波准则有最小均方误差、最大后验概率等。文献[1~2]分别提出了基于乘性和加性噪声模型的 SAR 图像滤波方法, 两种方法成为空间域自适应滤波方法的典型代表。文献[3]研究了基于 Rayleigh 分布的 SAR 图像滤波方法。文献[4~5]等人利用 Heavy-Tailed 模型对图像小波变换系数进行建模, 并基于该模型研究了 SAR 图像降噪方

法。文献[6]提出了基于局部自适应通用高斯模型的 SAR 图像滤波方法。文献[7]提出的方法基于 2-D GARCH 模型对图像小波变换系数进行建模, 并在最大后验概率框架内解决问题。虽然多种分布模型在 SAR 图像滤波中得到了应用, 但由于 SAR 图像的噪声特性十分复杂, 目前的方法仍面临两个主要问题:(1) 现有 SAR 图像分布模型的推广能力有限, 即适用性局限性较大;(2) SAR 图像的边缘保持能力有待进一步增强。

由于 SAR 图像的分布模型的建立和应用具有较大的局限性, 本文提出了一种不对 SAR 图像分布特性做确定性描述, 而是基于噪声的类型分析进行自适应滤波的方法。该方法基于支持向量回归(support vector regression, SVR)和小波核函数。SAR 图像被看做空间域二维连续函数, 而 SVR 能够在低维空间对复杂函数完成高精度逼近。利用 SAR 图像的对数域 SVR 结果描述像素空间域关联性, 基于关联性破坏程度对噪声进行分类, 对不同类型的噪声进行自适应滤波。为了保证 SAR 图像拟合的精度, 本文选择了小波核函数构建支持向量回归机。本文首先利用一

维仿真信号验证了方法的可行性;然后利用真实 SAR 图像进行了实验,并在均匀区域降噪和边缘保持方面与若干经典算法进行了对比。实验结果表明了本文方法的有效性和在细节保护方面的改进。

## 1 支持向量回归机的构造

支持向量回归理论是本文算法的重要支撑,因此本节首先讨论支持向量回归机的构造问题。典型的支持向量回归问题<sup>[8]</sup>可描述为:对于给定的训练数据集

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\} \quad (1)$$

式中,  $x_i \in \mathbf{R}^m$ ,  $y_i \in \mathbf{R}$  ( $i=1, 2, \dots, N$ )。在给定损失函数  $L(x, y, f)$  的情况下,用函数

$$f(x) = \langle w, \varphi(x) \rangle + b \quad (2)$$

逼近训练数据集  $T$ 。式中  $w \in \mathbf{R}^h$ ;  $b \in \mathbf{R}$ ;  $\varphi(x): m \rightarrow h$  为低维空间到高维空间的映射。回归函数的最优化模型如下

$$\begin{aligned} & \min_{w, b} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \\ & \text{s. t. } \begin{cases} L(x_i, y_i, f) \leq \xi_i \\ L(x_i, y_i, f) \leq \xi_i^*, i = 1, \dots, N \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (3) \end{aligned}$$

上式的意义是在保证回归的精度满足约束的条件下,使回归结果函数最光滑,  $C$  是预先给定的惩罚项的系数,用来平衡逼近精度和结果平滑度,  $\xi^*$ ,  $\xi$  是对回归结果进行约束的松弛变量。如果  $\varphi(x)=x$ , 则为线性回归,否则为非线性回归,映射后的空间称为特征空间。

当使用  $\epsilon$ -不敏感损失函数,并引入拉格朗日乘子  $\alpha$  和  $\alpha^*$  后,式(3)所示的最优化问题可描述为

$$\begin{aligned} & \min_{\alpha, \alpha^*} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, x_j) + \\ & \epsilon \sum_{i=1}^N (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) \\ & \text{s. t. } \sum_{i=1}^N y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \\ & 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq \frac{C}{N}, i = 1, \dots, N \quad (4) \end{aligned}$$

式中,  $K(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle$  为核函数,能够隐式计算高维空间内积。求解上式,得到最优解  $\bar{\alpha} = (\bar{\alpha}_1^*, \bar{\alpha}_1, \bar{\alpha}_2^*, \bar{\alpha}_2, \dots, \bar{\alpha}_N^*, \bar{\alpha}_N)$ ,由该最优解可构造支持向量回归机的决策函数

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(x_i, x) + \bar{b} \quad (5)$$

式中

$$\bar{b} = y_j - \sum_{i=1}^N (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(x_i, x_j) - \epsilon \quad (6)$$

## 2 基于 SVR 的自适应 SAR 图像滤波器构建

图像是一种特殊的二维信号,各个像素之间具有较强的连续性,而噪声往往会对这种连续性造成破坏。如果建立像素的关联性模型,能够对降噪进行有效的指引。例如,基于马尔科夫随机场(Markov random field, MRF)的方法利用 MRF 描述像素全局关联性,并利用其显示表达式在最大后验概率框架内解决问题。

滑,近似描述了真实函数在空间域的走势。支持向量回归利用核函数隐式计算高维空间的内积,能够对复杂函数进行高精度的逼近。对于无噪声图像,其 SVR 结果与训练数据的拟合误差很小。而噪声大大增加了图像函数的复杂度,使 SVR 不能很好的对含噪数据进行拟合。噪声的幅度越强,拟合误差越大,即噪声破坏了图像本身固有的空间连续性。利用拟合误差可对噪声进行分类并采取不同的方法进行自适应滤波。本文阐述的 SAR 图像降噪方法正是基于这种思想而提出的。

### 2.1 基于回归距分析的对数域 SAR 图像降噪滤波器

文献[9]指出对 SAR 图像采用乘性噪声模型是合理的,模型如下

$$I = \sigma n \quad (7)$$

式中,  $I$  为 SAR 图像强度观测值;  $\sigma$  为未受噪声污染的强度真实值;  $n$  为乘性噪声。对 SAR 图像进行对数变换,能够将乘性模型变为加性模型。对数变换的图像噪声为加性噪声,完全发育(均质区和弱纹理区)的噪声近似服从高斯分布<sup>[10]</sup>,点目标和强纹理区的噪声大多属于灰度的突变,概率分布很难准确描述,本文采用椒盐噪声模型对其进行描述。基于高斯和椒盐噪声描述的对数变换图像模型如下

$$I_L = \sigma_L + n_G + n_P \quad (8)$$

式中,  $I_L$  为对数图像观测值;  $\sigma_L$  为对数图像的真实值;  $n_G$  和  $n_P$  分别为高斯噪声和椒盐噪声。

将对数图像像素  $I_L^{i,j}$  作为样本数据,输入为像素坐标  $(i, j)$ ,输出为像素灰度  $I$ 。由式(4)可得到图像的回归结果。基于图像回归结

空间),就可将  $K(x, x')$  写成特征空间中的内积形式,即

$$K(x, x') = K(\langle x, x' \rangle) \quad (12)$$

此外,还存在平移不变核函数,即

$$K(x, x') = K(x - x') \quad (13)$$

一个平移不变核函数是容许的 SVM 核,当且仅当其傅里叶变换

$$F[K](\omega) = (2\pi)^{\frac{d}{2}} \int_{R^d} e^{-i\omega x} K(x) dx \geq 0 \quad (14)$$

由上述两个定理可构造小波核函数。本文使用式(15)所示的 Morlet 小波核函数构建小波支持向量机,用于数据拟合。

$$K(x - x') = \prod_{i=1}^d \left[ \left( \frac{\cos 1.75(x_i - x'_i)}{a_i} \right) \cdot \exp \left( -\frac{\|x_i - x'_i\|^2}{2a_i^2} \right) \right] \quad (15)$$

本文算法的流程和计算步骤如下:

**步骤 1** SAR 图像对数变换,得到变换图像。

**步骤 2** 基于小波支持向量回归方法对变换图像进行拟合。

**步骤 3** 计算回归距  $D_r$ ,如果  $D_r$  大于给定阈值  $T_D$  进行中值滤波;如果小于  $T_D$  则进行高斯滤波。

**步骤 4** 指数变换,得到滤波结果。

算法流程图如图 1 所示。

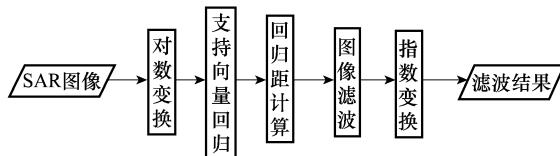


图 1 基于 SVR 的 SAR 图像自适应滤波算法流程图

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 一维信号滤波实验

为了验证 SVR 图像降噪滤波器的性能,首先对一维信号进行了实验,实验中选用的信号为

$$f_{test}(x) = x \sin(4\pi x) \exp(-x^2 + 1) + (2x^2) \tanh(10x) \cos(2\pi x) \quad (16)$$

对该信号叠加噪声后的图像如图 2 所示。噪声包括均值为 0、方差为 2 的高斯加性噪声和密度为 0.3、幅度为 15 的加性椒盐噪声。图中实线为信号,星号为叠加噪声后的受污染信号。支持向量回归结果如图 3 所示。图 3 中,实线为信号,虚线为回归结果,星号为受污染信号。可以看到,在叠加了椒盐噪声的点,信号的回归距明显大于其他数据点。在实验中利用 C 均值聚类方法将所有数据的回归距划分为两类。中值滤波的滤波窗口长度为 3,高斯滤波的窗口长度为 5。

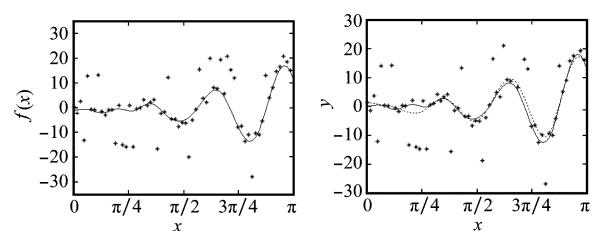


图 2 原始信号和含噪信号图

图 3 支持向量拟合结果图

图 4 给出了回归距与噪声的叠加图。图 4 显示了信号的 SVR 结果能够较好地恢复原始信号的走势,而回归距能够明确地指示该信号点的噪声类型。为了同其他算法进行比较,本文中对该信号进行了 SVR 滤波、中值滤波、高斯滤波、Lee 滤波和小波软阈值滤波。图 5 给出了各方法的滤波结果。为评价滤波效果,定义信噪比如下

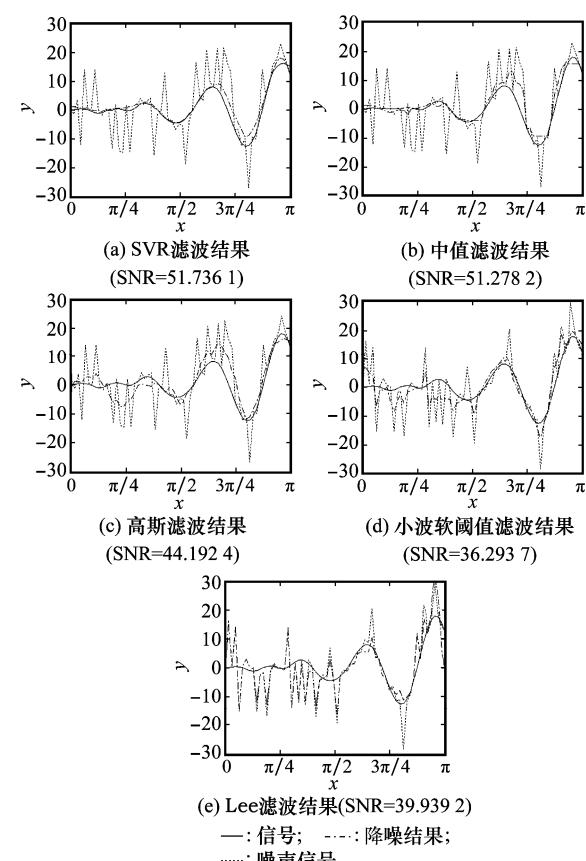


图 5 各种滤波方法对一维信号处理的结果比较

$$\text{SNR} = 10 \times \lg \left[ \sum_{x=1}^N f(x)^2 / (\hat{f}(x) - f(x))^2 \right] \quad (17)$$

式中,N 为信号长度;  $\hat{f}(x)$  为滤波后的信号;  $f(x)$  为理想信号; SNR 为信噪比,单位为 dB。

由图 5 可以看到,SVR 滤波和中值滤波的信噪比高于其他方法。但中值滤波的结果会导致明显的阶跃现象,并且在某些信号点位置,具有较大的滤波误差,例如  $3\pi/4$  左侧的信号波峰处。而 SVR 滤波的结果则整体上更平滑,能更好地贴近原始信号,反映原始信号的走势。

#### 3.2 SAR 图像 SVR 滤波实验结果

本文选取的 SAR 图像实验数据如图 6 所示。图像大小

为  $256 \times 256$ 。在实验中利用 C 均值聚类方法对像素数据的回归距进行分析, 将噪声分为两类。中值滤波器窗口为  $3 \times 3$ , 高斯滤波器窗口为  $5 \times 5$ 。

图 7 给出了本文方法、Lee 滤波、Kuan 滤波和小波软阈值滤波的结果。使用等效视数增益  $A_{\text{ENL}}$ , 标准差增益  $A_{\text{STD}}$ , 边缘增强指数  $EEI$  和比值均值  $ER$  四个量化指标评价滤波效果。

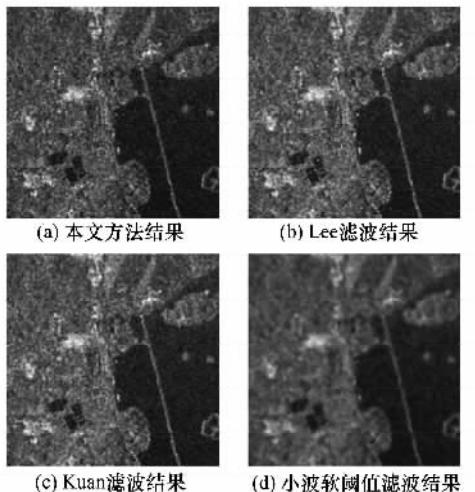


图 7 各种滤波方法对图像滤波的结果比较

等效视数增益定义为滤波后图像的等效视数与滤波前等效视数之比。标准差增益定义为滤波后图像的标准差与滤波前标准差之比。这两个指标用来评价均匀区域的降噪程度, 增益越大表明相干斑抑制越充分。

边缘增强指数定义为  $EEI = \sum \text{std}(\hat{f}) / \sum \text{std}(f)$ ,  $\text{std}(\hat{f})$  和  $\text{std}(f)$  分别为滤波后和滤波前的图像边缘像素邻域内的灰度标准差, 边缘增强指数越大表明算法的细节保护越好。在实验中, 对各个图像都用 Canny 算子进行边缘检测。由于原始图像相干斑十分明显, 而滤波后的图像相干斑大为减少, 因此滤波后的边缘增强指数都明显小于 1, 为了保证在同一标准下对各算法进行评价, 没有对原始图像和原始图像的 Canny 边缘检测结果进行任何处理。

比值均值定义为滤波前后图像比值的均值, 该值与 1 的比值越大说明图像的幅度失真越严重。SAR 图像的各滤波方法结果指标统计情况如表 1 所示。

表 1 SAR 图像滤波结果评价指标统计

滤波方法	等效视数增益	标准差增益	边缘增强指数	比值均值
SVR	9.785 3	0.418 5	0.242 4	1.215 2
Lee	6.977 3	0.406 8	0.203 9	1.337 8
Kuan	9.208 8	0.358 2	0.185 1	1.352 9
小波软阈值	5.599 2	0.348 4	0.121 9	1.162 8

由表 1 可以看到, 在均匀区域降噪指标方面, 等效视数和标准差增益均高于实验中的其他方法, 说明本文方法能够

更好地降低均匀区域的噪声; 在边缘保持方面, 本文算法的边缘增强指数高于其他方法, 说明本文方法具有更好的边缘保持特性; 在幅度失真方面, 本文方法与其他方法大致相当。

## 4 结 论

本文在对 SAR 图像的灰度分布进行分析后, 提出了利用对数域的高斯噪声和椒盐噪声混合模型对 SAR 图像进行描述, 并利用对数域图像小波支持向量回归结果进行噪声分类, 最后对不同噪声采用特定的方法进行抑制。仿真信号和真实 SAR 图像的滤波结果表明:

- (1) 该方法在均匀区域的相干斑噪声抑制方面较经典方法有较大提高;
- (2) 与 Lee、Kuan 和小波软阈值方法相比, 本文方法能够获得更好的边缘增强指数, 边缘保持能力更佳;
- (3) 本文方法在幅度失真方面与经典方法相比大致相当。

## 参 考 文 献 :

- [1] Lee J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1980, 2(2): 165–168.
- [2] Kuan D T, Sawchuk A A, Strand T C. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1985, 7(2): 165–177.
- [3] Ercan K, Josiane Z. Modeling SAR images with a generalization of the Rayleigh distribution [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2004, 3(4): 527–533.
- [4] Alin A, Panagiotis T, Anastasios B. SAR image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on Heavy-Tailed modeling [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(8): 1773–1784.
- [5] Alin A, Ercan K, Josiane Z. SAR image filtering based on the Heavy-Tailed Rayleigh model [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006, 15(9): 2686–2693.
- [6] Fabrizio A, Tiziano B, Luciano A. Multiresolution MAP despeckling of SAR images based on locally adaptive generalized gaussian pdf modeling [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006, 15(11): 3385–3399.
- [7] Maryam A, Hamidreza A, Alireza M. Speckle suppression in SAR images using the 2-D GARCH model [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2009, 18(2): 250–259.
- [8] Cortes C, Vapnik V. Support vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273–297.
- [9] Arseeault H H, April G. Properties of speckle integrated with a finite aperture and logarithmically transformed [J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1976, 66(11): 1160–1163.
- [10] Lee J S. Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images [J]. *Computer Graphic and Image Processing*, 1981, 17(1): 24–32.
- [11] Zhang Li, Zhou Weida, Jiao Licheng. Wavelet support vector machine [J]. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 2004, 34(1): 34–39.
- [12] Mercer J. Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations [J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London*, A209, 1909: 415–423.