

基于二维小波变换和独立分量分析的 SAR 图像去噪方法

卢晓光 韩萍 吴仁彪 刘瑞华

(中国民航大学智能信号与图像处理天津市重点实验室 天津 300300)

摘要: 该文给出了一种基于离散小波变换和独立分量分析的SAR图像斑点噪声抑制方法。首先利用小波变换对图像进行分解,然后将分解出的各部分子图像分别进行独立分量分析,提取出相应的独立源,去除噪声分量,最后依次进行ICA重构和小波重构。该文还同时比较了采用不同小波基函数时斑点噪声的抑制效果,研究了它们对斑点抑制的影响。对MSTAR实测SAR图像的实验结果表明该方法能够有效地抑制图像中的斑点噪声,且在性能上优于ICA和Lee滤波方法。

关键词: 合成孔径雷达; 斑点噪声抑制; 小波变换; 独立分量分析

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)05-1052-04

An Approach for SAR Image Despeckling Based on 2D-Wavelet Transform and ICA

Lu Xiao-guang Han Ping Wu Ren-biao Liu Rui-hua

(Tianjin Key Lab. for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In this paper, a novel speckle suppression method is proposed, which is based on the joint of discrete wavelet transform and independent component analysis (ICA). This method employs ICA to process the wavelet coefficients of images, extracting the independent components which represent the uncontaminated images. Also this paper compares the suppressing performance of several standard wavelet bases, investigating their influences on suppressing the speckle. Experimental results based on SAR images of MSTAR dataset show that the proposed method suppresses speckle effectively, and outperforms ICA and Lee filter.

Key words: Synthetic Aperture Radar (SAR); Speckle suppression; Wavelet transform; Independent Component Analysis (ICA)

1 引言

过去几十年里,合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)受到了普遍重视,对SAR图像信息的分析、理解系统的研究、开发也成为了各国竞相研究的热点。但SAR图像固有的相干斑噪声严重降低了图像的可解译程度,影响了后续目标的检测、分类和识别性能。因此对相干斑的抑制技术已成为SAR图像处理中的一个重点和难点。目前已有多种相干斑抑制方法,如多视处理、基于图像统计特性的滤波方法、小波变换等^[1-5]。其中小波变换由于其对图像的多分辨率分析在SAR图像斑点抑制中得到了广泛的应用。

独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)是一种源于盲源分离领域的信号处理技术,该方法以非高斯源信号为研究对象。对非高斯信号来说,二阶统计量只能反映一部分信息,它不包含相位信息;对图像数据而言,其大部分重要特征信息(如图像的边缘、细节等)与像素间的高阶

统计特征有着密切的关系^[6]。ICA就是一种基于高阶统计特性的分析方法,它基于统计独立性的原则,使用最优化算法将多通道信号分解成彼此相互独立的分量。在实际应用中,受噪声污染的信号中有用信号与噪声往往是独立的,这样就可以通过ICA实现去噪。目前ICA在信号去噪中得到了很好的应用,表现出了良好的性能^[7, 8]。

本文充分利用小波变换和ICA的特点,将其结合起来用于SAR图像斑点噪声抑制。利用小波变换完成图像的前期处理(分解)和后期处理(重构),然后利用ICA对小波分解得到的子图像进行去噪。实验结果表明本文方法具有良好的斑点噪声抑制性能。

2 独立分量分析

假设 N 个随机观测向量 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N$ 是由 M 个未知的独立分量 $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_M$ 线性组合而形成的。ICA的模型可由下式表示:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N)^T$, $\mathbf{S} = (\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_M)^T$, \mathbf{A} 为一列满秩的 $N \times M$ 维混合矩阵, \mathbf{A} 和 \mathbf{S} 是未知的。ICA解决的基本问题就是根据对 \mathbf{S} 的一些先验知识和随机观测向量 \mathbf{x}_i 来估

2006-10-30 收到, 2007-04-06 改回

国家杰出青年基金项目(60325102), 国家 863 计划(2006AA12Z313), 深圳大学 ATR 国防科技重点实验室开放课题(200603)和中国民航大学科研启动基金(Qd04q10)资助课题

计 \mathbf{A} 和 \mathbf{S} 。一般地, 假设: (1)需要估计的分量即源信号应彼此统计独立; (2)最多只有一个源信号服从高斯分布。实际上, ICA就是构建一个分离矩阵 \mathbf{W} , 使得经过分离矩阵 \mathbf{W} 变换后得到的 N 维输出向量 $\mathbf{Y}=\mathbf{W}\mathbf{X}$ 中 y_i 尽可能统计独立, 而成为对独立分量 s_i 的一个估计 $y_i = \hat{s}_i$ 。

目前已有许多ICA算法^[9, 10]可以实现独立分量的分离, 其中FastICA算法^[9]是一种快速收敛的算法, 通过使负熵 J 最大化来求解独立分量。负熵的近似表达式为

$$J(y) \propto [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (2)$$

其中 $E\{\bullet\}$ 表示数学期望, G 为非二次函数, y 是由原始数据中心化、白化后得到的, v 为具有零均值、单位方差的高斯随机变量。

一次分离一个独立分量的FastICA算法步骤如下:

(1) 初始化 \mathbf{W} 的一个列向量并单位化;

(2) 根据下式

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{w}^+ &= \mathbf{w} - \mu[E\{\mathbf{x}g(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\} - \beta\mathbf{w}]/[E\{g'(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\} - \beta] \\ \mathbf{w}^* &= \mathbf{w}^+ / \|\mathbf{w}^+\| \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中 \mathbf{w}^* 表示更新后的 \mathbf{w} , 函数 g 为式(2)中函数 G 的导数, μ 为迭代时的步长因子, $\beta = E\{\mathbf{w}^T\mathbf{x}g(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\}$ 。循环式(3)直至收敛, 求得 \mathbf{W} 的一列;

(3) 重复上述步骤直至求得变换矩阵 \mathbf{W} 并正交化,

$$\mathbf{W}=(\mathbf{W}\mathbf{W}^T)^{-1/2}\mathbf{W} \quad (4)$$

(4) 由 $\mathbf{Y}=\mathbf{W}\mathbf{X}$ 求得所有独立分量。

3 离散小波变换

小波变换是一种时频分析工具。通过小波变换, 可以把数据或者函数分解成不同的频率成分, 然后再用分解的方法去研究对应尺度下的成分。

二维小波变换是一维小波变换的推广^[11], 对于可分离的二维小波变换, 其尺度函数为

$$\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y) \quad (5)$$

其中 $\phi(x), \phi(y)$ 为一维小波变换的尺度函数。其3个小波函数为

$$\left. \begin{aligned} \psi_1(x, y) &= \phi(x)\psi(y) \\ \psi_2(x, y) &= \psi(x)\phi(y) \\ \psi_3(x, y) &= \psi(x)\psi(y) \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中 $\psi(x), \psi(y)$ 为一维小波函数。

设信号 $f(x, y) \in L^2(R^2)$, 且能量有限, 其二维离散小波分解为

$$A_{2^j}^d f = \left(\langle f(x, y), \phi(2^j x - 2^{-j} n)\phi(2^j y - 2^{-j} m) \rangle \right)_{(n, m) \in Z^2} \quad (7)$$

$$D_{2^j}^1 f = \left(\langle f(x, y), \phi(2^j x - 2^{-j} n)\psi(2^j y - 2^{-j} m) \rangle \right)_{(n, m) \in Z^2} \quad (8)$$

$$D_{2^j}^2 f = \left(\langle f(x, y), \psi(2^j x - 2^{-j} n)\phi(2^j y - 2^{-j} m) \rangle \right)_{(n, m) \in Z^2} \quad (9)$$

$$D_{2^j}^3 f = \left(\langle f(x, y), \psi(2^j x - 2^{-j} n)\psi(2^j y - 2^{-j} m) \rangle \right)_{(n, m) \in Z^2} \quad (10)$$

如图1所示, 图像经二维小波变换(单层)分解为4部分,

LL为低频系数(还可以分解), HL为水平细节, LH为垂直细节, HH为对角线细节。

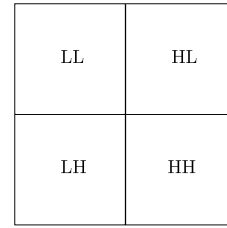


图1 图像的1层小波分解示意图

对分解得到的子图像进行处理(如滤波、收缩等), 然后重构即可得到去噪后的图像。值得一提的是利用小波阈值收缩去噪, 需要对噪声的方差进行估计^[3]。当缺乏噪声的先验知识时, 对噪声方差的估计有可能不准确。

小波函数不是唯一存在的, 它们的特性(正则性、对称性、消失矩的阶数)也各不相同。在实际应用中有很多不同的小波函数供选取, 本文选取了几种最常用小波函数(Daubechies小波, Symlets小波, Coiflets小波)^[12], 比较了它们在实际应用中的差别。

4 基于小波变换的独立分量分析

基于小波变换的独立分量分析(Wavelet-ICA, WICA)算法目前还主要应用于一维信号处理^[13, 14], 本文将推广到二维图像信号处理, 应用于SAR图像斑点噪声的抑制。这里给出用于二维图像处理的WICA的原理框图, 如图2所示。对每个通道的数据进行特定尺度的小波分解, 得到不同频谱范围的图像细节。然后利用ICA分解出与源图像有关的独立分量。最后重构得到去噪后的图像。主要步骤如下:

(1)小波分解 对各通道的图像数据分别进行特定尺度的小波分解, 得到不同频率范围的子图像集(低频成分、水平、垂直、对角线细节)。

(2)对上述各子图像集分别进行ICA去噪处理 首先将各子图像集中的每幅子图像变成一维向量, 这样1个子图像集中的所有向量组成一个矩阵, 对此矩阵进行独立分量分析, 得到独立分量(包括源图像分量和噪声源), 然后经分析去除噪声分量。

(3)ICA重构 对源图像分量进行ICA重构, 转换成二维图像矩阵, 得到去除噪声的子图像。



图2 WICA结构

(4)小波重构 对上述子图像按通道各自进行小波重构,得到去噪后的图像。

图像经小波分解后得到的子图像为更强的非高斯分布^[11],这样使得ICA更加有效。应用ICA只假设噪声与源图像是独立的,而不需要知道噪声的先验知识。因此WICA方法可以获得更好的图像去噪效果。

5 实验结果

本文以MSTAR(Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition)数据库的SAR目标图像作为实验对象,每幅图像由目标、目标阴影和背景3部分组成,其大小为128×128。实验中,进行WICA前需对每幅图像进行对数变换、幅度归一化预处理。将要处理的图像及其相邻方位角内的4幅图像(共5幅),经预处理后作为不同通道的输入图像,分别经单层小波分解后得到5×4幅子图像。相同区域(如LL区域)的5幅子图像组成1个子图像组,这样形成4个子图像组,分别对应LL区域、HL区域、LH区域和HH区域。然后分别对这4个子图像组进行独立分量分析,去掉噪声分量后每组提出与未受噪声污染的图像相关的独立分量。然后对提取出的独立分量进行ICA重构,最后进行小波重构,得到斑点抑制后的图像。利用FastICA算法时,非线性函数 g 取高斯函数^[9],如下式所示

$$g(u) = u \exp(-\alpha u^2 / 2) \tag{11}$$

其中 α ($\alpha \approx 1$)为一可变的常数,本文取参数 $\alpha = 1$ 。

为了评估对SAR图像的相干斑抑制能力,通常用等效视数(Equivalent Number of Looks, ENL)作为评价标准^[15]。其定义如下:

$$ENL = \frac{\text{mean}_h^2}{\text{var}_h} \tag{12}$$

其中 mean_h 表示图像均匀区域的均值, var_h 表示图像均匀区域的方差。由于确定均匀区域比较困难,本文将图像分成一个个小区域(16×16),计算每个小区域的ENL,最后取所有小区域ENL的平均值作为整幅图像的ENL。等效视数越大,相干斑噪声影响越小,相干斑抑制能力越强。

为了验证本文方法的有效性,本文还分别用ICA和Lee滤波方法做了实验,并与本文方法进行了比较,实验结果见表1,其中ICA和WICA方法中源图像独立分量的个数均取1,WICA中选取的小波为最简单的Daubechies小波(消失矩为2)。图3为SAR原图像和利用WICA,ICA, Lee滤波器进行斑点噪声抑制后的图像,从实验结果中可见WICA的斑点噪声抑制效果优于ICA和Lee滤波器,突出目标图像的同时较好地保持了目标的边缘细节。这是因为用小波变换对图像进行分解,细化了去噪过程,相当于分层去噪,而且SAR图像经分解后得到的子图像为更强的非高斯分布^[5],利用ICA可以更充分地分离源图像信号和噪声。

表1 WICA, ICA, Lee的斑点噪声抑制性能比较

	原始图像	WICA	ICA	Lee
等效视数	2.9916	13.3507	11.0484	9.2046

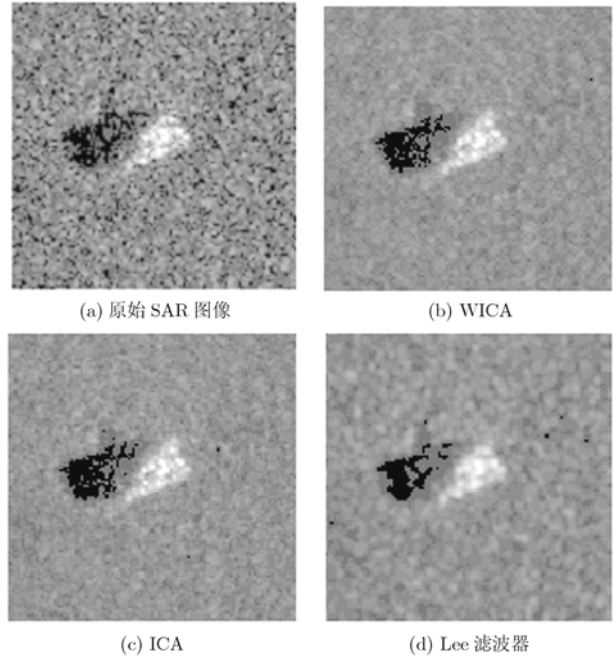


图3 原始图像和不同方法斑点噪声抑制后的图像

实验还研究了Symlets(symm)小波, Daubechies(db)小波, Coiflets(coif)小波^[12]对斑点噪声抑制的影响,实验结果见表2、表3和表4。

表2 Symlets 小波情况下 WICA 的斑点抑制指数

	Symm2	Symm3	Symm4	Symm5	Symm6
ENL	14.0432	14.3843	13.2742	11.7880	13.3368
	Symm7	Symm8	Symm9	Symm10	
ENL	13.8281	13.5891	13.3394	13.6317	

表3 Daubechies 小波情况下 WICA 的斑点抑制指数

	db1	db2	db3	db4	db5
ENL	10.7366	13.3507	14.4810	14.1751	13.3805
	db6	db7	db8	db9	db10
ENL	13.1529	13.0846	13.2893	13.9336	13.6513

表4 Coiflets 小波情况下 WICA 的斑点抑制指数

	coif1	coif2	coif3	coif4	coif5
ENL	13.2573	13.1336	13.1117	13.4018	13.3968

从实验结果中可以看出:

(1)使用db1小波得到的斑点抑制指数稍差一些,其他小波均比ICA方法有所改善;

(2)Symlets小波整体优于Daubechies小波和Coiflets小波。

(3)symm2, symm3, db3, db4情况下的斑点抑制指数明显增大。

6 结束语

本文给出了一种新的基于二维小波变换和独立分量分析的图像去噪方法,将其用于对SAR图像固有的斑点噪声抑制,并将该方法与ICA方法、Lee滤波器进行了比较,实验结果表明本文方法在抑制噪声的同时较好地保持了原图像重要的特征(比如目标和阴影的边缘),是一种有效的相干斑抑制方法。本文还比较了不同小波基函数对斑点抑制性能的影响,结果表明除个别小波情况下斑点抑制效果不是很好外,从总体上看这些小波与ICA结合均可有效地抑制斑点噪声,且在性能上优于ICA和Lee方法。另外,小波的消失矩和小波变换尺度的选取对斑点抑制也会有一定的影响,这些问题将在今后的工作中做进一步研究。

参考文献

- [1] Lee J S. Speckle analysis and smoothing algorithm for synthetic aperture radar images [J]. *Computer Graphic and Image Processing*, 1981, 17(1): 24-32.
- [2] Frost V S, Stiles J A, and Shanmugan K S, *et al.* A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1982, PAMI-4(2): 157-166.
- [3] Zhang J, Cheng X G, and Liu J. A speckle reduction algorithm by soft-thresholding based on wavelet filters for SAR images [C]. Proc. Int. Conf. Signal Processing, Beijing, 1998, 2: 1469-1472.
- [4] Xie H, Pierce L E, and Ulaby F T. SAR speckle reduction using wavelet denoising and Markov random field modeling [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(10): 2196-2212.
- [5] Achim A, Tsakalides P, and Bezerianos A. 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.
- [6] Field D J. What is the goal of sensory coding [J]. *Neural Computation*, 1994, 6(4): 559-601.
- [7] Hyvärinen A, Oja E, and Hoyer P, *et al.* Image feature extraction by sparse coding and independent component analysis [C]. Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR'98), Brisbane, Australia, 1998, 12: 1268-1273.
- [8] Chen C H and Wang X J. A novel theory of SAR image restoration and enhancement with ICA [C]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, Anchorage, America, 2004, 6: 3911-3914.
- [9] Hyvärinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 626-634.
- [10] Bell A J and Sejnowski T J. An Information-Maximization approach to blind separation and blind deconvolution [J]. *Neural Computation*, 1995, 7(6): 1129-1159.
- [11] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674-693.
- [12] Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets. CBMS-NSF Regional Conf. Series in Applied Mathematics, Philadelphia Pennsylvania, March 1992, 61: 67-72.
- [13] Azzerboni B, Finocchio G, and Ipsale M, *et al.* A new approach to detection of muscle activation by independent component analysis and wavelet transform. Springer-Verlag, Lecture Notes in Computer Science, 2002, 2486: 109-116.
- [14] Azzerboni B, Carpentieri M, and La Foresta F, *et al.* Neural-ICA and wavelet transform for artifacts removal in surface EMG [J]. Proceedings of 2004 International Joint Conf. on Neural Networks, Budapest, Hungary, 2004, 4: 3223-3228.
- [15] Oliver C and Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [M]. Boston: Artech House, 1998, Part 4.4.

卢晓光: 男, 1983年生, 硕士生, 研究方向为合成孔径雷达图像处理。

韩萍: 女, 1966年生, 博士, 教授, 主要研究方向为数字信号处理、模式识别。