

## 基于ICA-SCS算法的极化SAR图像相干斑抑制

陈红艳<sup>①②</sup> 付毓生<sup>①</sup> 张睿<sup>①</sup> 皮亦鸣<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

<sup>②</sup>(西南科技大学信息工程学院 绵阳 621002)

**摘要:** 该文提出了采用基于独立分量分析的稀疏编码收缩(ICA-SCS)算法进行极化SAR图像相干斑抑制的新方法,结合软门限算子,有效抑制了图像中的相干斑噪声,保留了极化信息。实验结果表明,该算法具有较好的边缘保持和噪声抑制能力。

**关键词:** 极化SAR; 独立分量分析; 稀疏编码; 相干斑

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)04-0819-03

## Speckle Reduction of Polarimetric SAR Image Based on ICA-SCS Algorithm

Chen Hong-yan<sup>①②</sup> Fu Yu-sheng<sup>①</sup> Zhang Rui<sup>①</sup> Pi Yi-ming<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)

<sup>②</sup>(College of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621002, China)

**Abstract:** In this paper, a novel method of sparse coding shrinkage based on independent component analysis is proposed to reduce speckle in polarimetric SAR Images. With soft-thresholding operator on polarimetric SAR image, this method reduces speckle effectively and preserves polarimetric properties. The experiment shows that the image edges are retained with the method and the speckle is removed effectively.

**Key words:** Polarimetric SAR; Independent Component Analysis (ICA); Sparse coding; Speckle

### 1 引言

极化SAR图像为雷达图像中的信息处理和获取提供了更加丰富的目标信息,但是,在极化SAR图像中存在着可观的相干斑,是一种非高斯乘性噪声,严重影响了目标检测、分类和识别等应用。现有的各种空域滤波算法如Frost滤波, Kun滤波, Lee滤波等及在此基础上改进的各种算法对相干斑有一定抑制作用<sup>[1]</sup>,但是应用到极化SAR图像相干斑抑制中,都存在未能充分利用极化信息的缺陷。

独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)是主分量分析(PCA)算法的一种延伸,着眼于数据间的高阶统计特性,能使变换后的各分量尽可能相互独立。目前,ICA在遥感技术上的潜在应用已得到检验,尤其在极化合成孔径雷达图像处理中,利用ICA技术可以有效降低相干斑噪声,提高图像质量。

针对极化SAR图像的特点,文献[2]采用独立分量分析方法从极化SAR图像中分离相干斑噪声,明显地改善了图像质量。但该算法认为极化SAR图像源中只有一个是真实场景图像,这样在图像分离过程中仅获得了一幅有用的增强图像,丢失了极化信息。为了保持极化信息,在图像处理时,

认为每个极化通道获得的极化图像中都包含独立源,结合基于ICA的稀疏编码收缩算法,去除噪声在编码中的影响,再将数据投影回原图像空间,重建原始极化SAR图像。

### 2 稀疏编码收缩算法

#### 2.1 稀疏编码与ICA<sup>[3]</sup>

设 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 为一组 $n$ 维随机观测向量, $s_1, s_2, \dots, s_n$ 为对观测量进行稀疏编码后的分量,则稀疏编码的模型如下:

$$S = WX \quad (1)$$

其中 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为观测向量; $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 为待估计的呈稀疏分布的分量; $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 为稀疏编码变换矩阵。为简化起见,这里假定变换矩阵 $W$ 为方阵且可逆。稀疏编码的关键问题是求解变换矩阵 $W$ ,使变换后的各分量 $s_i$ 尽可能稀疏分布,即分量 $s_i$ 的分布特性在零点附近有极大值,在其它处取值较小。

而在ICA的数据模型中, $X$ 是独立分量 $S$ 的线性组合:

$$X = AS \quad (2)$$

其中 $X$ 为观测向量, $S$ 为待估计彼此独立的源信号, $A$ 为混合矩阵。独立分量分析的关键问题是寻找一个解混矩阵 $W$ ,使对 $X$ 进行线性变换后的向量 $U = WX$ 中各分量 $u_i$ 尽可能相互独立,其中 $U = (u_1, u_2, \dots, u_n)^T$ 。从投影追踪的角度讲,ICA是把非高斯性最强的方向作为投影方向,使变换后的各分量

2005-06-20 收到, 2006-02-03 改回

高校博士点专项科研基金(20030614001)和电子科技大学中青年学术带头人培养计划资助课题

$u_i$  非高斯性最强, 对图像数据而言, 是使变换后的各分量呈超高斯分布, 即满足稀疏分布特性。因此, 可用ICA算法来最大化分量之间的稀疏性, 实现自然图像数据的稀疏编码。

### 2.2 基于 ICA 的稀疏编码收缩算法

在图像数据的 ICA 噪声模型中,

$$\mathbf{X}=\mathbf{A}(\mathbf{S}+\mathbf{n}) \quad (3)$$

$\mathbf{S}$  为待估计的独立分量, 其中各个分量  $s_i$  ( $\mathbf{S}$  的行向量) 服从超高斯分布, 这里假设服从典型的稀疏分布(Laplace 分布),  $\mathbf{n}$  为独立于  $\mathbf{S}$  的高斯噪声, 方差矩阵记为  $\sigma^2 \mathbf{I}$  ( $\mathbf{I}$  为单位矩阵)。可以证明, 如果解混矩阵  $\mathbf{W}$  是正交矩阵, 解混变换后  $\mathbf{S}$  的估计量  $\mathbf{U}=\mathbf{W}\mathbf{X}$  中混有的噪声方差仍为  $\sigma^2 \mathbf{I}$ , 即分量  $u_i$  ( $\mathbf{U}$  的行向量) 为超高斯分布的待估计变量与高斯随机变量(方差为  $\sigma^2$ ) 的和, 那么待估计量  $s_i$  的最大似然估计  $\hat{s}_i$  有如下形式<sup>[4]</sup>:

$$\hat{s}_i=f\left(u_i\right)=\operatorname{sgn}\left(u_i\right) \max \left(0,\left|u_i\right|-\sqrt{2} \sigma\right) \quad (4)$$

式中  $f(\cdot)$  是收缩函数, 如图 1 中实线所示。

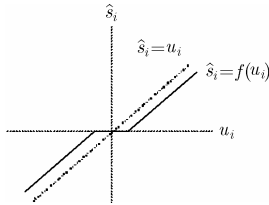


图 1 收缩函数图

对解混得到的每个分量  $u_i$  都运用式(4)进行收缩运算, 将其中取值较小的元素置零, 便可消除噪声在编码中的影响, 保留图像的本质特征。算法流程如图 2 所示, 具体算法步骤如下:

(1) 使用与待处理数据具有相同统计特性的无噪声图像数据作为训练样本, 估计稀疏编码变换矩阵  $\mathbf{W}$ : 利用ICA模型估计混合矩阵  $\mathbf{A}$ , 然后对其正交化, 记为  $\mathbf{W}^T$ , 做转置变换后即可求得稀疏编码变换矩阵  $\mathbf{W}$ 。

(2) 计算含噪数据在稀疏基  $\mathbf{W}$  上的投影,  $\mathbf{U}=\mathbf{W}\mathbf{X}$ , 得到相应的含噪声的分量  $u_i$  ( $\mathbf{U}$  的行向量)。用非线性函数  $f(\cdot)$  对每个分量  $u_i$  进行收缩运算:  $s_i=f\left(u_i\right)$ 。

(3) 反变换回原始变量, 得到无噪声的原始图像的估计  $\mathbf{X}=\mathbf{W}^T \mathbf{S}$ 。

需要注意的是, 该算法用于图像去噪, 需要预先知道无噪声的图像数据来估计变换矩阵  $\mathbf{W}$ , 大多数情况下, 显然

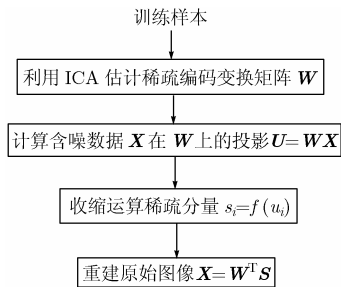


图 2 稀疏编码收缩算法流程图

不切实际。但是, 如果含噪图像是自然图像, 则可以选择相

似情况下获得的具有相同统计特性的无噪声图像来估计变换矩阵  $\mathbf{W}$ 。

## 3 极化 SAR 图像相干斑抑制

### 3.1 极化 SAR 图像 Speckle 特性

在极化SAR成像中, 对同一场景能同时得到一组不同极化方式的图像数据, 目标特性分散在这些被相干斑噪声污染的图像中, 且与相干斑相互独立<sup>[5]</sup>。对于这种乘性噪声, Arsenault等人<sup>[6]</sup>证明了在独立视数足够大(通常  $N>3$ ) 的情况下, Gamma分布的相干斑噪声取对数变换后, 概率密度函数近似服从高斯分布, 且方差为  $1/N$ 。

因此, 对 SAR 原始数据在量化过程中采用对数量化的方法, 可将相干斑乘性模型转化为线性混合模型, 且使信号与噪声相互独立、噪声服从高斯分布。这样, 就可利用基于 ICA 的稀疏编码收缩算法处理极化 SAR 图像。

### 3.2 原始数据的相干斑抑制实验

实验数据采用的是航天飞机在 1994 年 10 月 4 日 SIR-C 雷达 L 波段香港地区的图像数据, 大约 5.23 视, 从中截取了相对均匀的既有岛屿又有海洋的部分(256×256), 如图 3 所示, 分别为 HH 极化、HV 极化、VV 极化图像。

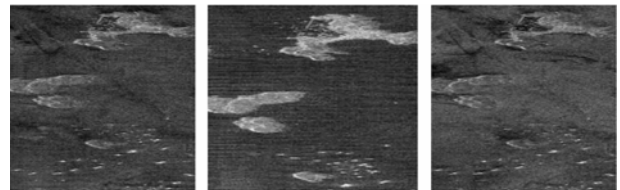


图 3 L 波段 3 种极化方式原始图像

首先采用基于正交对称矩阵的快速定点算法(FastICA)<sup>[7]</sup>对训练样本进行迭代学习, 然后利用前面介绍的稀疏编码收缩方法进行去噪处理, 具体算法步骤为:

(1) 获取训练图像。这里选取的是 13 幅具有代表性的自然图像作为训练样本, 从这些自然景物图像中随机截取一系列  $8 \times 8$  的训练子图像, 按像素位置首尾相连构成  $1 \times 64$  的列向量, 试验中选取了 10000 个这样的样本, 形成  $64 \times 10000$  个这样的训练样本数据集, 进行一系列预处理(去均值、白化和降维处理)后作为 FastICA 的输入样本。

(2) 估计稀疏变换矩阵  $\mathbf{W}$ 。ICA处理后, 获得  $64 \times 64$  维的图像块分离矩阵  $\mathbf{W}_1$  和混合矩阵  $\mathbf{A}$ , 其中  $\mathbf{A}$  的每列为  $64 \times 1$  的列向量, 对应一个  $8 \times 8$  的基图像, 实验中获得 64 个基向量如图 4 所示。正交化混合矩阵  $\mathbf{A}$ , 记为  $\mathbf{W}^T$ , 做转置变换, 即得  $\mathbf{W}$ 。

(3) 用稀疏编码收缩法的步骤(2)对投影变换后的向量  $u_i$  中的每个元素做变换, 去除在高级信息中取值较小的高斯噪声。

(4) 将去噪后的数据  $s_i$  投影回原图像空间, 重建原始图像。该步骤是对图像中相互重叠的每个子窗口单独处理的,

这就相当于每个像素被重建了 64 次, 对其取平均即可。处理后的图像如图 5 所示。

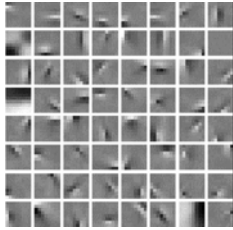


图 4 实验中提取的基图像



图 5 稀疏编码收缩算法处理后的极化图像

由于实验中提取的基向量是基于描述图像数据本质特征的高阶统计信息的, 收缩运算只是去除了噪声在稀疏编码中的影响, 所以, 图像重建后, 能保留原始图像的极化信息。图 6、图 7 为用 Canny 算子分别对处理前后的极化 SAR 图像提取的边缘图, 显然, 处理后的图像具有较少的虚假边缘, 并且较好地保留了边缘纹理特征。

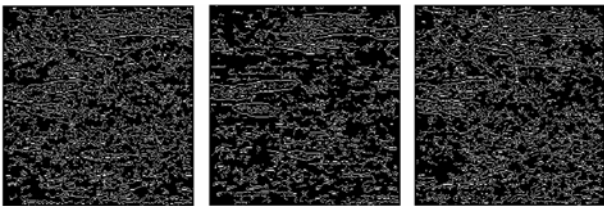


图 6 图像处理前的边缘检测



图 7 图像增强后的边缘检测

通常, 一种好的相干斑滤波算法, 在均匀区域内有较好的均值保持能力, 并尽可能减小方差。在 SAR 图像的质量评估中, 图像的标准差与均值的比值

$$\beta = \sqrt{\text{var}(I)} / E(I) \quad (5)$$

是一个衡量相干斑强度的较好的测量值, 称为相干斑指数, 式中  $I$  是 SAR 图像中点的强度。  $\beta$  越小, 相干斑噪声越小, 相干斑抑制能力越强。滤波前后的指标如表 1 所示。

可以看出, 经稀疏编码收缩算法处理后的极化 SAR 图像较原始图像具有较小的相干斑指数, 抑制了相干斑噪声,

	HH 极化	HV 极化	VV 极化
原始图像	0.1664	0.2106	0.1715
处理后图像	0.0842	0.1036	0.1145

比较图 3 和图 5 也可看出, 处理后的图像去除了噪声的影响, 图像质量得到明显改善。

#### 4 结束语

实验结果表明, 基于 ICA 的稀疏编码收缩方法, 用于纹理细节比较丰富的极化 SAR 图像相干斑抑制, 能够有效地改善图像的质量, 保留极化信息, 而且方法简单, 自适应性强。可以预见, 这种方法在极化 SAR 图像增强中将获得广泛应用。

#### 参 考 文 献

- [1] Lee J S and Jurkevich I. Speckle filtering of synthetic aperture radar images: A review. *Remote Sensing Reviews*, 1994, 8(4): 313-340.
- [2] 田金凤, 皮亦鸣. 用一种新的独立分量分析算法实现极化 SAR 图像相干斑抑制. *雷达科学与技术*, 2005, 3(1): 31-35.
- [3] Hyvarinen A, *et al.* Independent Component Analysis. New York: John Wiley, 2001, chapter 1.
- [4] Hyvarinen A. Noisy independent component analysis, maximum likelihood estimation, and competitive learning. *IEEE International Conference on Neural Networks Conference Proceedings, Anchorage, AK, USA, IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 1998, vol.3: 2282-2287.
- [5] Pi Yi-ming, *et al.* Polarimetric speckle reduction using multi-texture maximum likelihood method. *Electronics Letters*, 2003, 39(18): 1348-1349.
- [6] Arsenault H H and April G. Properties of speckle integrated with a finite aperture and logarithmically transformed. *Journal Optical Society America*, 1976, 66(11): 1160-1163.
- [7] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *Neural Processing Letters*, 1999, 10(3): 626-634.

陈红艳: 女, 1979 年生, 硕士生, 研究方向为雷达信号与图像信号处理。  
 付毓生: 男, 1973 年生, 讲师, 研究方向为雷达信号与图像信号处理。  
 张 睿: 男, 1981 年生, 硕士生, 研究方向为机器学习、计算机视觉、人机交互。  
 皮亦鸣: 男, 1968 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像传输与信号处理、雷达信号处理和导航定位技术等方面研究工作。

表 1 相干斑指数