

文章编号:1001-9081(2006)10-2354-03

基于独立分量分析的极化 SAR 图像的相干斑抑制

纪建¹, 田 铮^{2,3}

(1. 西北工业大学 计算机学院, 陕西 西安 710072; 2. 西北工业大学 应用数学系, 陕西 西安 710072;
3. 中国科学院自动化研究所 模式识别国家重点实验室, 北京 100080)

(jijiangao@126.com)

摘 要:研究基于独立分量分析(ICA)的极化合成孔径雷达(SAR)图像相干斑抑制方法。该方法将极化 SAR 图像斑点噪声的乘积模型, 变换为应用 ICA 的信号独立加噪模型。并且将 HV/VV 的比值图像, 也作为 ICA 的输入数据。利用 ICA 的分离性, 得到了分别对应于 HH、HV 和 VV 极化的三幅降噪图像。经本文方法处理后的图像, 其相干斑噪声得到了有效的抑制, 具有较高的等效视数, 明显地改善了图像的质量。

关键词:独立分量分析; 极化合成孔径雷达图像; 相干斑抑制

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

New speckle reduction method for polarimetric SAR image based on independent component analysis

JI Jian¹, TIAN Zheng^{2,3}

(1. Department of Computer Science and Technology, Northwestern Polytechnical University,
Xi'an Shaanxi 710072, China;

2. Department of Applied Mathematics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China;

3. National Key Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

Abstract: Polarimetric Synthetic Aperture Radar (SAR) images are usually corrupted by strong speckle noise, which blocks scene information abstracting and the application of polarimetric SAR images. Based on statistical formulation of polarimetric SAR image, a new approach for speckle reduction was presented using Independent Component Analysis (ICA). The experimental results show that excellent performance can be achieved: the image speckle noise is reduced effectively and the ENL is high, and the image quality is improved obviously.

Key words: Independent Component Analysis(ICA); polarimetric SAR image; speckle reduction

0 引言

极化合成孔径雷达(SAR)是一种多参数、多通道的微波成像雷达系统,可以同时获得地面场景在不同极化组合下的雷达图像,提供了单极化 SAR 无法比拟的更多的信息量,在海洋学、冰河学以及陆地研究中有着广泛的应用。然而在 SAR 中存在着可观的、呈颗粒状的相干斑噪声,一般认为相干斑噪声是由于场景中同一分辨单元内随机分布的许多散射体的回波相干叠加而形成的。由于相干斑噪声的存在,图像的解释不明确,图像的分类性能降低,图像内目标检测出现漏检或误报的概率较大。因此相干斑噪声的抑制,将原来不清楚的 SAR 图像变得清晰,或把我们感兴趣的某些特征强调出来,以改善图像的视觉效果,对 SAR 图像的后处理极为重要^[1]。

独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)是在盲源分离(Blind Source Separation, BSS)的研究过程中出现的一种全新的信号处理和数据分析方法,是主分量分析(PCA)的一种延伸。该方法基于信号的高阶统计量,其含义

是在没有源信号和传输通道参数先验知识的情况下,按照统计独立的原则,通过选择判据和优化算法将信号分解成若干独立的源成分。与传统的二阶方法相比,ICA 不仅去除信号各分量之间的一、二阶相关性,同时还具有发掘并去除数据间的高阶相关信息的能力,使得输出分量相互独立。换句话说,独立分量分析的目的是寻找一个线性但不一定正交的坐标系来表示多维数据,而 PCA 构造的是正交坐标系。在很多应用中,非正交的坐标系更符合实际。因此 ICA 在许多方面对统计方法的重要突破,使得其越来越成为信号处理中一个极具潜力的分析工具^[2]。PCA 对 SAR 图像和遥感的应用,已经得到很好的检验^[3~5]。文献[6]使用典型 ICA 模型进行了 SAR 图像的特征提取和数据融合,证明了 ICA 要比 PCA 拥有更强的能力。但是,ICA 作为一种全新的信号处理和数据分析方法,在 SAR 图像处理方面的应用还不多,尤其是在极化 SAR 图像的相干斑抑制方面。

在极化 SAR 成像中,对同一场景一次能得到一组不同极化方式的图像数据,目标特性就分散在这些被相干斑污染的图像中,且与相干斑噪声相互独立。本文将极化 SAR 图像相

收稿日期:2006-04-29;修订日期:2006-07-03

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60375003);航空基础科学基金资助项目(03I53059)

作者简介:纪建(1971-),女,陕西西安人,博士研究生,主要研究方向:模式识别和图像处理与分析等;田铮(1948-),女,辽宁法库人,教授,博士生导师,主要研究方向:非线性时间序列分析与信息处理、多尺度随机模型与遥感图像处理等。

干斑的乘积模型,变换为信号独立的加噪模型。由此,极化 SAR 图像可以看成是目标信号与一些噪声的线性混合,这奠定了应用 ICA 的模型基础,利用 ICA 的分离性便可从其中分离出期望信号。又由于在极化 SAR 的研究领域,不同极化通道接收回波的比值是一项非常重要的参量,在极化数据量化、压缩以及极化特征分析中有着广泛的应用。本文将 HV/VV 的比值图像,也作为 ICA 的输入数据,得到了分别对应于 HH、HV 和 VV 极化的三幅降噪图像,取得了较好的实验结果。

1 极化 SAR 图像斑点噪声的统计模型

多极化 SAR 数据可用复散射矩阵来表示:

$$S = \begin{bmatrix} S_{hh} & S_{hv} \\ S_{vh} & S_{vv} \end{bmatrix} \quad (1)$$

由于天线的互易性,有 $S_{hv} = S_{vh}$,因而也可以定义一个极化测量复矢量来表示多极化 SAR 数据:

$$U = [S_{hh} \ S_{hv} \ S_{vv}]^T \quad (2)$$

极化测量矢量的协方差矩阵为:

$$C = \langle U \cdot U^H \rangle \quad (3)$$

其中 H 表示转置共轭矢量。

斑点噪声可以表示为乘性噪声,即:

$$X(k, l) = S(k, l)N(k, l) \quad (4)$$

$X(k, l)$ 是 SAR 图像上位于 (k, l) 的像素点的强度或幅度值(有斑点的辐射)。 $S(k, l)$ 是照射区域对雷达波的随机反射过程(无斑点的辐射), $N(k, l)$ 是斑点噪声,服从均值为 1,标准偏差为 σ_n 的分布。 $X(k, l)$ 和 $N(k, l)$ 统计独立。

对于多极化 SAR 图像而言,方程式(3)可以写成以下乘积模型^[7]:

$$X_i = S_i \cdot N_i \quad (5)$$

其中 i 表示第 i 个极化 SAR 图像。

由于假设斑点噪声服从均值为 1,标准偏差为 σ_i 的分布,并且与观测信号 X_i 统计独立,(5)中的乘积模型又可以被写为:

$$X_i = S_i + S_i \cdot (N_i - 1) \quad (6)$$

$S_i \cdot (N_i - 1)$ 表示零均值、与信号独立的噪声。这样,就将乘积模型转换为与信号独立的加噪模型。

在上述模型基础上,极化雷达图像可以被看成是目标信号与一些相干斑噪声的线性混合,由于图像数据一般服从非高斯分布,故可认为满足最多只有一个高斯源的 ICA 条件,这样就初步具备了 ICA 的模型基础。

2 独立分量分析(ICA)

2.1 ICA 的基本模型和假设

ICA 的基本思想就是用一组基函数来表示一系列随机变量,而假设它的各成分之间是统计独立的或近似独立。在这种假设前提下,能从训练样本中找到一组相互独立的成分,并以此来描述样本数据。设有 m 维随机观测矢量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$,每个分量分别由 $n(n < m)$ 个未知独立成分 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$,以不同的系数线性组合而成^[8]:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (7)$$

其中 s_i 是均值为零,方差为 σ_i 的非高斯分布独立成分, \mathbf{A} 是未知的 $m \times n$ 满秩矩阵,也称混合矩阵。 $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_m]^T$ 是噪声向量,假定服从高斯分布,并且与 \mathbf{s} 统计独立。ICA 的基

本问题就是仅仅根据观测矢量 \mathbf{x} ,估计出混合矩阵 \mathbf{A} 的逆 \mathbf{W} 和独立成分 \mathbf{s} :

$$\mathbf{s} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (8)$$

式(7)中的 ICA 模型存在如下的两个不确定性因素:1)不能确定独立成分的方差;2)不能确定独立成分的顺序。根据模型,我们知道无法估计(7)式中 s_i 的尺度、符号和顺序。

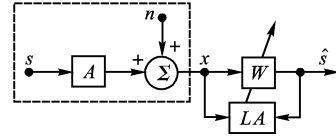


图1 ICA 的混合模型和神经网络

图1为ICA的混合模型和神经网络。 $\hat{\mathbf{s}}$ 是网络的输出向量, \mathbf{W} 是输入与输出层之间总的权矩阵。其中LA表示学习算法(Learning Algorithm)。

2.2 预白化

大部分ICA算法都是先白化后处理,一些算法虽然不一定要白化处理就可以直接求解,但是采用白化处理后,可以使得分离更加容易,即使在个别信号很弱或混合矩阵近似奇异矩阵时也可以求解。通常的白化方法是采用主分量分析(PCA)方法。

典型的PCA方法使用特征值分解,来寻求主分量。也就是说,通过下式得到 $\mathbf{A}\mathbf{A}^T$ 的主分量:

$$\hat{\mathbf{A}}\hat{\mathbf{A}}^T = \mathbf{U}_n\mathbf{\Lambda}_n\mathbf{U}_n^T \quad (9)$$

其中 $\mathbf{\Lambda}_n$ 是对角矩阵,它的元素是 $\mathbf{C} = \mathbf{x}\mathbf{x}^T$ 的前 n 个最大特征值。 \mathbf{U}_n 的列是对应的特征向量。在(9)中,可令 $\hat{\mathbf{A}}$ 为:

$$\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{U}_n\mathbf{\Lambda}_n^{1/2} \quad (10)$$

注意到 $\hat{\mathbf{A}}^T\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{\Lambda}_n$, 并且由 $\mathbf{x} = \hat{\mathbf{A}}\mathbf{v}$ 得到:

$$\mathbf{v} = \mathbf{\Lambda}_n^{-1/2}\mathbf{U}_n^T\mathbf{x} \quad (11)$$

容易验证 $E\{\mathbf{v}\mathbf{v}^T\} = \mathbf{I}_n$, 即 \mathbf{v} 的协方差矩阵为单位矩阵。所以 \mathbf{v} 的各个分量是正交的,或者说是互不相关的,则有白化矩阵 $\mathbf{V} = \mathbf{\Lambda}_n^{-1/2}\mathbf{U}_n^T$ 。对白化后的数据进行处理,得到分离矩阵 \mathbf{W} 。此时总的分离矩阵为 $\mathbf{B} = \mathbf{W}\mathbf{V}$ 。因为对普通矩阵 \mathbf{A} ,使用ICA算法需要估计 n^2 个参数,而对新的混合矩阵元,由于它是正交矩阵,只需要估计 $n(n-1)/2$ 个参数。因此,可以说白化过程为ICA算法减少了一半的工作量。

2.3 ICA 的学习算法

本文引用了文献[9]的FastICA算法,它基于非高斯性最大化原理,使用固定点迭代理论寻找 $\mathbf{W}\mathbf{x}$ 的非高斯性最大值,故有时又称为固定点算法。该算法采用牛顿迭代算法对观测变量 \mathbf{x} 的大量采样点进行批处理,每次从观测信号中分离出一个独立分量,是独立分量分析的一种快速算法。

FastICA 算法利用基于下式的负熵表达式来估计 ICA:

$$J(y_i) \propto [E\{G(y_i)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (12)$$

其中 $G(\cdot)$ 是任意的非二次函数, v 为零均值、单位方差的高斯变量。

首先为了找出第 i 个独立分量,或求出投影方向 $y_i = \mathbf{w}^T\mathbf{x}$,使(12)式的值最大化,即:

$$J_G(\mathbf{w}) = [E\{G(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (13)$$

其中 \mathbf{w} 是 m 维向量,满足约束条件 $E\{(\mathbf{w}^T\mathbf{x})^2\} = 1$ 。

基于非高斯性最大化的独立分量分析算法,判断分量之间是否独立,等价于求各分量之间的非高斯性的最大值,即求 $E\{G(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\}$ 的最大值。根据 Kuhn-Tucker 条件, $E\{G(\mathbf{w}^T\mathbf{x})\}$ 的最优化可以通过约束条件 $E\{(\mathbf{w}^T\mathbf{x})^2\} = \|\mathbf{w}\|^2 = 1$, 由下

式获得:

$$E\{xg(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - \beta \mathbf{w} = 0 \quad (14)$$

式中 β 是常量,很容易可以令 $\beta = E\{\mathbf{w}_0^T xg(\mathbf{w}_0^T \mathbf{x})\}$, 其中 \mathbf{w}_0 是 \mathbf{w} 的初始值。函数 $g(\cdot)$ 是函数 $G(\cdot)$ 的导数,有:

$$\begin{aligned} g_1(u) &= \tanh(a_1 u) \\ g_2(u) &= u \exp(-a_2 u^2/2) \\ g_3(u) &= u^3 \end{aligned} \quad (15)$$

式中常量 $1 \leq a_1 \leq 2, a_2 \approx 1$ 。用牛顿法解式(14), 式(14)的左边项以 F 代替,得到 F 的 Jacobian 矩阵:

$$\mathbf{JF}(\mathbf{w}) = E\{xx^T g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - \beta \mathbf{I} \quad (16)$$

因为对样本进行了白化预处理,可得:

$$E\{xx^T g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} \approx E\{xx^T\} E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} = E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} \mathbf{I} \quad (17)$$

因此,式(16) 是对角、非奇异矩阵,可以很容易对其求逆。

同样地,用当前的 \mathbf{w} 值替代 \mathbf{w}_0 ,则近似的牛顿迭代法公式为:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^+ &= \mathbf{w} - [E\{xg(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - \beta \mathbf{w}] / [E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - \beta] \\ \mathbf{w} &= \mathbf{w}^+ / \|\mathbf{w}^+\| \end{aligned} \quad (18)$$

其中 $\beta = E\{\mathbf{w}^T xg(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\}$ 。在式(18) 的两边乘以 $\beta - E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\}$, 即得 FastICA 的迭代公式:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}^+ &= E\{xg(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - E\{g'(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} \mathbf{w} \\ \mathbf{w} &= \mathbf{w}^+ / \|\mathbf{w}^+\| \end{aligned} \quad (19)$$

根据上述算法,完成一次迭代可分离出一个独立分量,由于在白化空间内,不同独立分量对应的 \mathbf{w} 相互正交,故为了保证每次估计的独立分量不同,采用对称正交法来分离多个独立分量,即在每次迭代后正交化 \mathbf{w} 各分量,以实现寻找多个非高斯性最强的方向。

3 实验结果

对极化雷达图像,不同的极化方式会包含一些不同的细节特征。极化雷达对同一场景可提供一组极化图像数据,目标特性分散在这些被相干斑污染的图像中,且与相干斑噪声相互独立,抑制相干斑的过程就是从观测图像中分离出期望的雷达图像信号和噪声。ICA 的着眼点是从多个混合数据出发,找到未混合前的多个数据(彼此统计独立),若将 ICA 模型应用于极化 SAR 降低相干斑噪声中,则 ICA 模型中的多个混合数据是多幅极化图像数据,分离出的多个独立分量中的某一个即为待求的降噪后的图像。

本文采用经典的美国 San Francisco(旧金山)海湾地区的全极化图像数据。成像区域主要由三种类型的地物目标组成:海洋、城市和植被,如图 2 所示,分别为 HH 极化、HV 极化和 VV 极化图像(700×900 像素)。在本文的研究中,希望得到分别对应于 HH、HV 和 VV 极化的三幅降噪图像。由于 ICA 的输出图像中,有一幅是复噪声图像,所以 ICA 的输入图像至少应该有四幅。在极化 SAR 的研究领域,不同极化通道接收回波的比值是一项非常重要的参量,此参量在极化数据量化、压缩以及极化特征分析中有着广泛的应用^[10]。由于散射模型预言双极化的幅度比仅仅依赖于目标表面的电解质,而与目标表面的粗糙程度无关,所以幅度比可以用来估计土壤湿度;在获区土壤湿度时,交叉极化的幅度比也可以用来辨别植被区域。对地表而言,未校正的局部入射角的变化,会影响散射效果。由于乘积因子均等地应用于所有通道,因此,可以通过通道比去除局部入射角的变化。所以通道的幅度和强度比率,在介质物理特性的直接测量和去除地形影响方面都

有很重要的作用。因此,基于幅度比的优良特性,本文将 HV/VV 的比值图像(图 3),也作为 ICA 的输入数据。

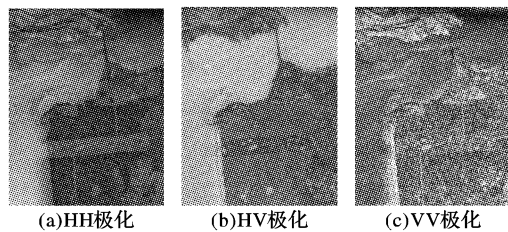


图 2 旧金山海湾地区的 L 波段极化 SAR 图像



图 3 幅度比值图像(|HV/VV|)

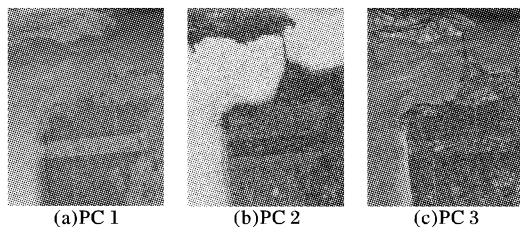


图 4 PCA 处理后的图像

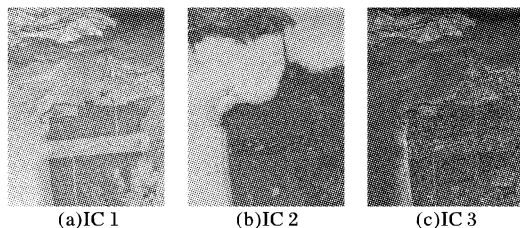


图 5 ICA 处理后的图像

首先将每幅 700×900 像素的图像数据,按行转化成一维的矢量形式。那么由四幅极化图像,便得到一个 4×630 000 的矩阵^[11]。将此矩阵作为本文算法的输入数据,进行处理。本文选择 $g(u) = \tanh(u)$, 分别迭代 11 次、13 次、11 次和 11 次得到 IC 1、IC 2、IC 3 和 IC 4。得到的解混矩阵为:

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} -0.03 & -26.27 & 9.79 & 15.31 \\ -1.51 & 1.67 & -1.44 & -4.33 \\ -4.03 & 3.27 & 4.25 & -0.11 \\ 7.05 & -4.94 & 2.32 & 0.69 \end{pmatrix}$$

ICA 的输出为一个 4×630 000 的矩阵,其中的 IC 4 为复噪声。图 4 为使用 PCA 算法得到的结果,图 5 为使用 ICA 算法得到的结果。从图中看到,经过本文方法与 PCA 方法的处理,极化 SAR 图像斑点消除了,边缘也变得清晰了。同时平面区域比较光滑,而图像里各目标的边缘及各个物体可以清晰的看见。但是与 PCA 方法相比,本文方法得到的图像,在边缘、细小特征和点目标的增强方面,比如城市建筑物的纹理特征,公园里小目标之间的边缘,更具有优越性。

为了更加客观地评价增强效果,计算各图像的等效视数 ENL:

$$ENL = \frac{E\{x\}^2}{Var(x)} \quad (20)$$

(下转第 2359 页)

表示纹线的符号就越来越多,那么如果一条纹线上有 50 个像素,那么需要的表示符号也就有 50 个,那么用算术编码就会变得很困难了,因为那样需要很高的计算精确度,操作起来十分麻烦。实际上一条纹线一般都会有 50 以上的像素,多则达到 200 多个像素,那样用算术编码来表示纹线就十分困难。由此可以看出,FDHHC 编码和其他变长编码方式相比更适合于指纹二值细化图这样的线条纹图像压缩编码。



图 4 指纹二值细化图

FDHHC 编码和现有的其他链码一样存在一个误码的问题。如果一个在编码过程中,每个码值的错误都可能对其后的码值产生影响,这也是大多数压缩编码技术都存在的问题。因为在压缩信息中的每个码都与大量的图像信息想关联,所以一个码值出错其就会关联到很多信息。但是这个问题并不会影响压缩编码技术的应用,因为循环冗余校验技术 CRC 可以满足校验信息无误的传输。

4 结语

本文提出了一种基于链码、差分编码和 Huffman 编码的混和编码方式——FDHHC 编码,FDHHC 编码与现有的几种链码比较结果说明,其平均码长更短,对指纹二值细化图的压缩比更大,与游程编码和算术编码相比其可操作性和压缩效

果也有很明显的优点。

鉴于 FDHHC 编码的优越性,对于文字、印刷电路板、轮廓图等线状结构的条形纹线图像的压缩编码,该编码方式是一个很好的选择。

参考文献:

- [1] GONZALEZ RC, WOODS RE. 数字图像处理[M]. 第 2 版. 阮秋琦,等译. 北京:电子工业出版社,2004.
- [2] FREEMAN H. Computer processing of line drawing image Comput [Z]. Surveys, 1974, 6: 57-97.
- [3] MULLER G, KLODIZ C, BONIS J, et al. Progressive transmission of line drawings using the wavelet transform[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1996, 5(4): 666-672.
- [4] 张宇,尹昊晖,张家谋. 图像质量客观测试的研究[J]. 北京邮电大学学报,1999,04: 39-40.
- [5] LIU K, PRASAD R. Comparing coding efficiency of vector chain coding and run-length coding for line drawings[J]. Communications, Speech and Vision, IEE Proceedings I, 1991, 138(5): 363-370.
- [6] SWANSON MD, TEWFIT AH. A binary wavelet decomposition of binary images[J]. IEEE Trans. On Image Processing, 1996, 5(12): 1637-1650.
- [7] CHUNG J-W, MOON J-H, KIM J-K. Conditional differential chain coding for lossless representation of object contour[J]. Electronics Letters, 1998, 34(1): 55-56.
- [8] GOKMEN M, ERSOY I, JAIN AK. Compression of fingerprint images using hybrid image model[J]. Image Processing, 1996, 3: 395-398.
- [9] O'GORMAN L. Primitives chain code[J]. Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1988, 2: 792-795.

(上接第 2356 页)

ENL 越大,表示越小受斑点的影响,相干斑抑制的能力越强。表 1 列出了各种情况下的 ENL。表 1 的数据也显示,本文方法得到的结果,要好于 PCA 方法。这与上面的主观评价结论是相同的。

表 1 各种情况下 ENL 的比较

原始极化 SAR 图像			PCA			ICA		
HH	HV	VV	PC1	PC2	PC3	IC1	IC2	IC3
4.9	7.8	3.8	16.1	4.6	7.7	21.0	9.8	10.5

4 结语

本文将极化 SAR 图像相干斑的乘积模型,变换为应用 ICA 的信号独立加噪模型。并且将 HV/VV 的比值图像,也作为 ICA 的输入数据。利用 ICA 的分离性,得到了分别对应于 HH、HV 和 VV 极化的三幅降噪图像。实验表明,应用 ICA 算法可以有效地降低极化 SAR 图像的相干斑噪声,提高图像质量。随着研究的不断深入,相信 ICA 作为一种全新的信号处理方法,今后会在 SAR 图像处理等许多领域发挥更多的作用。

参考文献:

- [1] PI Y-M, et al. Polarimetric Speckle Reduction Using Multi-Texture Maximum Likelihood Method [J]. IEEE-electronic Letter, UK, 2003, 39(18): 1348-1349.
- [2] 杨竹青,李勇,胡德文. 独立成分分析方法综述[J]. 自动化学报, 2002, 28(5): 762-772.
- [3] FIORI S, PIAZZA F. A. General Class of ψ -APEX PCA Neural Al-

- gorithms [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems-Part I, 2000, 47, (9): 1394-1398.
- [4] COSTA S, FIORI S. Image Compression Using Principal Component Neural Networks [J]. Image and Vision Computing Journal (special issue on Artificial Neural Network for Image Analysis and Computer Vision), 2001, 19(9-10): 649-668.
- [5] CHENG J, MILLER E. Model-based principal component techniques for detection of buried landmines in multiframe synthetic aperture radar images[A]. 2002 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'02)[C]. 2002. 334-336.
- [6] CHEN CH, Zhan X. On the roles of independent component analysis in remote sensing[A]. Proc. of Progress in Electromagnetics Research Symposium (PIERS'2000)[C]. Cambridge (MA, USA), 2000.
- [7] CHITROUB S, HOUACINE A, SANSAL B. Statistical characterisation and modelling of SAR images[J]. Signal Processing, 2002, 82(1): 69-92.
- [8] COMON P. Independence component analysis-a new concept? [J]. Signal Processing, 1994, 36: 287-314.
- [9] HYVÄRINEN A. Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.
- [10] OLIVER C, QUEGAN S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [M]. Artech-House, London, 1998.
- [11] CICHOCKI A, AMARI S. Adaptive Blind Signal and Image Processing[M]. John Wiley & Sons, New York, New revised and improved edition, 2003.