

极化 SAR 图像相干斑抑制的 ICA 方法与分析

纪建^{1),4)} 田铮^{2),3)}

¹⁾(西北工业大学计算机学院,西安 710072) ²⁾(西北工业大学应用数学系,西安 710072)

³⁾(模式识别国家重点实验室,中国科学院自动化研究所,北京 100080) ⁴⁾(西安电子科技大学计算机学院,西安 710071)

摘要 极化合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)图像为雷达图像中的信息处理和获取提供了更为便捷的途径。提出了基于独立分量分析(independent component analysis, ICA)的极化 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 的信号加噪模型。并且将 HV/VV 的比值图像,也作为 ICA 的输入数据。分别使用几种不同的 ICA 算法,得到了分别对应于 HH、HV 和 VV 极化的 3 幅降噪图像,并对结果进行了比较分析。实验结果表明,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。

关键词 独立分量分析 相干斑抑制 算法比较

中图法分类号:TP751 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)08-1437-06

The Comparison of Speckle Reduction Methods for Polarimetric SAR Image Developed at ICA

Ji Jian^{1),4)}, Tian Zheng^{2),3)}

¹⁾(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

²⁾(Department of Applied Mathematics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

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

⁴⁾(School of Computer Science, Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract The polarimetric SAR(synthetic aperture radar) image provides a very convenient approach for signal processing and acquisition of information from radar image. Based on statistical formulation of polarimetric SAR image, we present a new approach for speckle reduction using ICA(independent component analysis). In addition, we apply some ICA algorithms to real polarimetric SAR images and compare their performances. The comparison reveals characteristic differences between the studied ICA algorithms, complementing the results obtained earlier. The experimental results show that excellent performance can be achieved, the ENL is high and the image speckle noise is reduced effectively.

Keywords independent component analysis, speckle reduction, algorithms comparison

1 引言

极化合成孔径雷达(synthetic aperture radar, 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,

基金项目:国家自然科学基金项目(60375003);航空基础科学基金项目(03153059)

收稿日期:2006-05-15;改回日期:2007-03-13

第一作者简介:纪建(1971~),女。西安电子科技大学计算机学院教师。2007年于西北工业大学获计算机科学与技术专业博士学位。主要从事图像处理与分析、模式识别等方面的研究。E-mail:jijiangao@126.com

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,或把人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(ICA)是在盲源分离(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(principal component analysis, 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。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]。近年来,多种 ICA 算法从不同的角度被提出。Wang 等人提出了双边梯度算法^[3];Hyvarinen 提出了快速定点算法^[4];Lee 推广了 Infomax 算法,提出了可以分离亚高斯和超高斯混合信号的扩展 Infomax 算法^[5];Cardoso 等人提出了 EASI 和 JADE 算法^[6,7]等等。

PCA 对 SAR 图像和遥感的应用,已经得到很好的检验^[8]。Chen 和 Zhan 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^[9]。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 图像的相干波抑制方面。另外,了解所使用算法在不同应用领域的计算特性,也是非常重要的。这就要求对不同 ICA 算法进行数据仿真和实验上的比较。文献[10]使用人工合成数据,首次对不同 ICA 算法在盲源分离应用上,进行了比较研究。但是在遥感应用领域里,还没有类似的比较分析。

本文将极化 SAR 图像相干斑的乘积模型,变换为信号独立的加噪模型。在此模型基础上,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 3 幅降噪图像。并且分别使用了 4 种不同的 ICA 算法,并对其结果进行了比较分析,对于之前的比较研究结果,是一个非常有价值的补充。

2 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:

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

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:

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

极化测量矢量的协方差矩阵为

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

斑点噪声可以表示为乘性噪声,即

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

$X(k, l)$ 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(4)可以写成以下乘积模型^[11]:

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

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,式(5)中的乘积模型又可以被写为

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

$S_i \cdot (N_i - 1)$ 表示零均值的噪声。这样,就将乘积模型转换为加噪模型。

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。

3 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,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 ($n \leq m$) 个均值为零,单位方差的非高斯分布的未知独立成分 u_i 以不同的系

数线性组合而成,

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

式中, $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$, \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 u 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{B} 和独立成分 u_i :

$$\mathbf{u} = \mathbf{B}\mathbf{x} \quad (8)$$

式(7)中的 ICA 模型存在如下的两个不确定性因素: 一是不能确定独立成分的方差; 二是不能确定独立成分的顺序。 根据模型, 无法估计式(7)中 u_i 的尺度、符号和顺序。

式(7)中混合矩阵 \mathbf{A} 的估计问题, 一些 ICA 算法通过对输入数据 \mathbf{x} 进行预白化 $\mathbf{v} = \mathbf{V}\mathbf{x}$ 来简化。 这里 \mathbf{v} 表示白化向量, 满足条件 $E[\mathbf{v}\mathbf{v}^T] = \mathbf{I}$, 其中 \mathbf{I} 为单位矩阵。 对白化后的数据进行处理, 得到的分离矩阵记为 \mathbf{W} 。 此时总的分离矩阵为 $\mathbf{B} = \mathbf{W}\mathbf{V}$ 。

4 ICA 的数学算法

本文主要研究极化 SAR 图像的相干斑抑制, 这里对所使用的 ICA 算法进行简明扼要地描述。

4.1 自然梯度算法 (NG)

NG 算法从信息理论准则, 推导出了神经梯度算法。 分离矩阵 \mathbf{B} 的迭代公式为^[12]

$$\Delta \mathbf{B} = \mu_k [\mathbf{I} - \mathbf{g}(\mathbf{u})\mathbf{u}^T] \mathbf{B} \quad (9)$$

符号 $\mathbf{g}(\mathbf{u})$ 表示应用于向量 $\mathbf{u} = \mathbf{B}\mathbf{x}$ 每一成份的非线性函数 $\mathbf{g}(t)$ 。 学习参数 μ_k 通常是一个较小的常数。 式(9)不需要进行预白化, 但是在许多种情形下, 这会导致差的收敛性。 因此, 通常应用预白化来提高收敛特性。

4.2 等变换算法 (EICA)

EICA 是一种类似于牛顿迭代的算法。 它收敛于具有局部各向同性收敛性的鞍点, 而不考虑源信号的分布特性。 它的迭代公式为^[13]

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{B}(l) &= \mathbf{B}(l+1) - \mathbf{B}(l) \\ &= \eta_l [\mathbf{I} - \mathbf{C}_{1,q}(y, y) \mathbf{S}_{q+1}(y)] \mathbf{B}(l) \end{aligned} \quad (10)$$

式中, $\mathbf{S}_{q+1}(y) = \text{sgn}(\text{diag}(\mathbf{C}_{1,q}(y, y)))$, $\mathbf{C}_{p,q}(y, y)$ 表示元素是 $[\mathbf{C}_{p,q}(y, y)]_{ij} = \text{Cum}(\underbrace{y_i \dots y_i}_p, \underbrace{y_j \dots y_j}_q)$ 的交叉累积矩阵。

4.3 扩展最大熵算法 (Infomax)

Infomax 算法采用双概率模型, 分别对应于超高

斯源和亚高斯源。 它定义了模型切换准则, 在分离的过程中根据准则对源信号进行判断, 动态切换概率模型, 实现超高斯源和亚高斯源的同步分离。 亚高斯和超高斯概率密度模型分别为

$$p_1(u) = \frac{1}{2} [N(\mu, \delta^2) + N(-\mu, \delta^2)] \quad (11)$$

$$p_2(u) = p_G(u) \text{sech}^2(u)$$

式中, $N(\mu, \delta^2)$ 是均值为 μ , 方差为 δ^2 的正态分布。 $p_G(u)$ 是零均值、单位方差的高斯分布。 采用自然梯度法可以导出如下迭代公式^[5]:

$$\Delta \mathbf{W} \propto [\mathbf{I} - \mathbf{K} \tanh(\mathbf{u})\mathbf{u}^T - \mathbf{u}\mathbf{u}^T] \mathbf{W} \quad (12)$$

式中, \mathbf{K} 是一个 N 维的对角阵, 其元素 $k_i = \text{sgn}(\text{kurt}(u_i))$, 函数 $\text{kurt}(\cdot)$ 作为非 Gauss 性的度量, 表示峭度。

5 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噪声污染的图像中, 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。

采用经典的美国 San Francisco(旧金山)海湾地区的全极化图像数据。 美国 JPL 实验室的 AIRSAR (CV-990) 机载合成孔径雷达系统于 1985 年夏季进行了多频段、全极化的地面测绘实验, 获得了一些地区的多频全极化 SAR 数据。 我们将要分析的就是由这次实验在旧金山海湾上空采集到的 L 波段全极化 SAR 数据。 成像区域主要由 3 种类型的地物目标组成: 海洋、城市和植被。 图像如图 1 所示, 分别为 HH 极化、HV 极化和 VV 极化图像(700 × 900 像素)。 图中的左边区域是太平洋, 上部区域为金门湾, 右下部的大片区域是旧金山市市区, 城市中间的矩形形状植被区域是金门公园, 图中的粗黑线是著名的金门桥。 在本文的研究中, 希望得到分别对应于 HH、HV 和 VV 极化的 3 幅降噪图像。 由于 ICA 的输出图像中, 有 1 幅是复噪声图像, 所以 ICA 的输

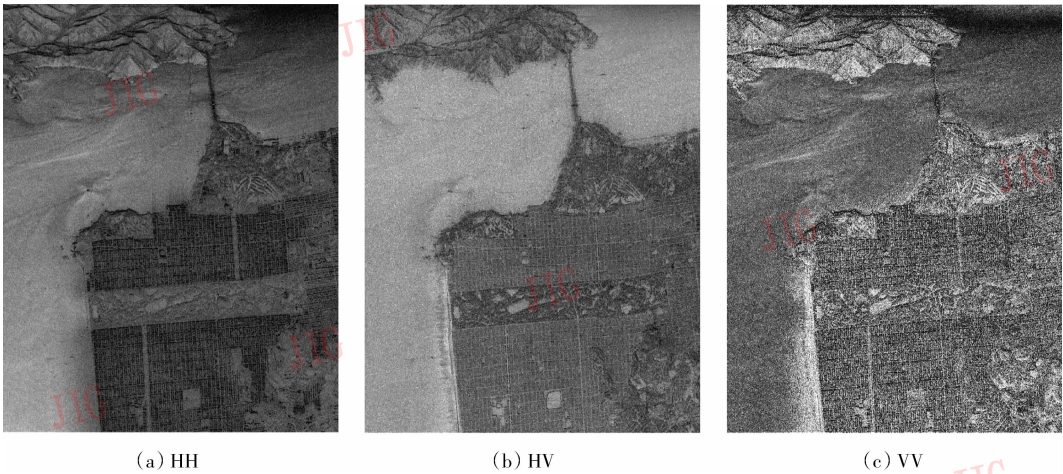


图 1 旧金山海湾地区的 L 波段极化 SAR 图像
Fig. 1 L-band Polarimetric SAR image of the San Francisco

入图像至少应该有 4 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。幅度比可以用来估计土壤湿度、辨别植被区域和去除局部入射角的变化,并且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^[14]。因此,基于幅度比的优良特性,本文将 HV/VV 的比值图像(图 2),也作为 ICA 的输入数据。



图 2 幅度比值图像 (|HV/VV|)
Fig. 2 |HV/VV| image

首先将每幅 700×900 像素的图像数据,按行转化成 1 维的矢量形式。那么由 4 幅极化图像,便得到一个 $4 \times 630\,000$ 的矩阵^[15]。将此矩阵作为本文算法的输入数据,进行处理,则使用不同 ICA 算法

得到的解混矩阵分别为

$$\mathbf{B}_{\text{NG}} = \begin{pmatrix} 3.14 & -1.10 & 3.86 & 2.45 \\ 7.34 & -6.20 & -1.76 & 1.73 \\ -1.90 & -0.16 & -0.65 & 3.65 \\ -0.13 & 26.35 & -9.89 & -15.26 \end{pmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{B}_{\text{EICA}} = \begin{pmatrix} -0.08 & -10.23 & 4.35 & 6.07 \\ -3.35 & 1.40 & -1.25 & -3.32 \\ 5.70 & -5.54 & -4.35 & 1.16 \\ 10.22 & -5.78 & 2.79 & -0.27 \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$\mathbf{B}_{\text{Infomax}} = \begin{pmatrix} 10.98 & -7.49 & 1.03 & 0.43 \\ 0.01 & 23.37 & -8.69 & -13.56 \\ -1.37 & 1.26 & 3.66 & 0.06 \\ 2.69 & -3.6 & 2.57 & 6.87 \end{pmatrix} \quad (15)$$

ICA 的输出为一个 $4 \times 630\,000$ 的矩阵,其中的 IC 4 为复噪声。图 3 为使用 Infomax 得到的 3 个独立分量图像。从图 3 中可以明显地看出,ICA 对于每一极化通道数据均可有效地抑制图像的相干斑,并且没有造成图像细节及分辨率的严重损失。由式(6)可知, X_i 即原始 HH、HV 和 VV 极化图像,是由 $S_i(k,l)$ 与 $S_i \cdot (N_i - 1)$ 线性组合而成的。因而 IC1、IC2、IC3 应该是 S_i 的估计信号。也就是说噪声抑制后的图像,就是 S_i 的估计信号,所以可以看出噪声抑制后的图像,与原始图像的信息特征有些区别。但是 ICA 对于每一极化通道数据均可有效地抑制图像的相干斑,没有造成图像细节及分辨率的严重损失,相干斑抑制处理没有引入不同极化通道之间的窜扰。可见基于 ICA 的相干斑抑制算法不仅可以有效地抑制全部极化通道中的相干斑噪声,而且可以很好地保持数据中的极化信息。同时,滤波

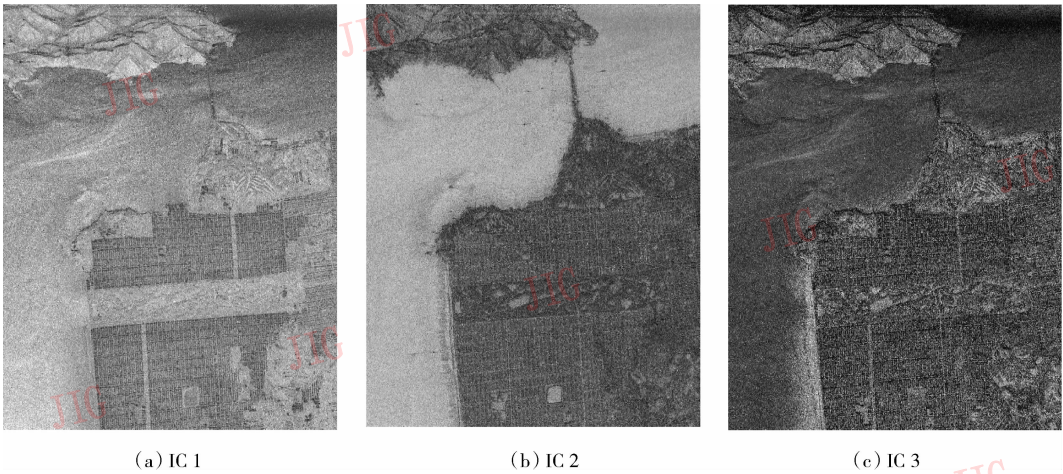


图 3 使用 Infomax 算法得到的斑点抑制结果
Fig. 3 Result of Speckle reduction using Infomax

图像很好地保持了原始对应原始图像各自的特点,相干斑抑制处理没有引入不同极化通道之间的窜扰。可见,基于 ICA 的相干斑滤波抑制算法不仅可以有效地抑制全部极化通道中的相干斑噪声,而且可以很好地保持数据中的极化信息。经过极化相干斑抑制后的数据可以用于极化的合成与分解、目标的识别和分类等其他极化信息处理领域,由于数据所具有的噪声水平较低,因此可以大大提高极化信息处理的质量。

为了客观地评价增强效果,计算各图像的相干斑指数和等效视数。在一个均匀区域,图像的标准差与均值的比值,是一个衡量相干斑强度的较好的测量值,这个值称为相干斑指数,定义为

$$\beta = \frac{\sqrt{\text{Var}(x)}}{E\{x\}} \quad (16)$$

等效视数是衡量一幅图像相干斑噪声相对强度的一种指标,等效视数越大,表明图像上的相干斑越弱,可解译性越好,其定义为

$$\text{ENL} = \frac{1}{\beta^2} \quad (17)$$

表 1 列出了各种情况下的相干斑指数和等效视数。由于 IC 4 是复噪声,所以这里只计算 IC 1、IC 2 和 IC 3 的相干斑指数和等效视数。表 1 的数据显示,分别使用不同 ICA 方法,本文方法得到的结果都要好于 PCA 方法,其中 EICA 的结果较好,而 Infomax 和 NG 的结果次之。表 2 给出了各种 ICA 算法的运行时间。这里所有的方法,都是在主频 1.10GHz、内存 256M 的同一台计算机上运行的。可

以说,EICA 的收敛速度,与其他算法相比,是非常快的。而 Infomax 的运行时间最长,是非常耗时的。总之,本文方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。

表 1 不同 ICA 算法的相干斑抑制结果比较

Tab. 1 Comparison of speckle reduction for different ICA algorithms

方法		相干斑指数	等效视数
本文方法	HH	0.45	4.89
	VV	0.52	3.77
	HV	0.36	7.79
PCA	PC 1	0.25	16.11
	PC 2	0.36	7.71
	PC 3	0.47	4.58
NG	IC 1	0.22	20.98
	IC 2	0.31	10.49
	IC 3	0.32	9.79
Infomax	IC 1	0.18	29.41
	IC 2	0.33	9.13
	IC 3	0.39	6.61
EICA	IC 1	0.2	24.82
	IC 2	0.24	17.87
	IC 3	0.37	7.15

表 2 不同 ICA 算法的运行时间

Tab. 2 The running time of different ICA algorithms

算法	NG	EICA	Infomax
运行时间(s)	687	92	1 267

6 结 论

将极化 SAR 图像相干斑的乘积模型,变换为应用 ICA 的信号加噪模型。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 3 幅降噪图像。另外,分别使用不同的 ICA 算法,进行极化 SAR 图像斑点抑制,并对其结果进行了比较分析,对于之前 ICA 算法性能的比较研究,是一个非常有价值的补充。实验结果表明,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 (References)

- Jian Ji, Zheng Tian. Robust ICA neural network and application on synthetic aperture radar image analysis [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006, **4233**: 394 ~ 403.
- Yang Zhu-qing, Li Yong, Hu De-wen. Independent component analysis: a survey [J]. Acta Automatica Sinica, 2002, **28**(5): 762 ~ 772. [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]
- Wang L, Karhunen J, Oja E. A bigradient optimization approach for robust PCA, MCA and source separation [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks 1995[C], Perth, Australia, 1995:1684 ~ 1689.
- Hyvarinen A. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis [J]. Neural Computation, 1997, **9**(7): 1483 ~ 1492.
- Lee T W, Girolami M, Sejnowski T. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed subgaussian and supergaussian sources [J]. Neural Computation, 1999, **11**(2): 409 ~ 433.
- Cardoso J F, Laheld B. Equivariant adaptive source separation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, **44**(12): 3017 ~ 3030.
- Cardoso J F, Souloumiac A. Jacobi angles for simultaneous diagonalization [J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications, 1996, **17**(1): 161 ~ 164.
- Fiori S, Piazza F. A general class of ψ -APEX PCA neural algorithms [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems (Part I), 2000, **47**(9): 1394 ~ 1398.
- Zhang X, Chen C H. New independent component analysis method using higher order statistics with application to remote sensing images [J]. Optical Engineering, 2002, **41**(7):1717 ~ 1728.
- Giannakopoulos X, Karhunen J, Oja E. An experimental comparison of neural ICA algorithms [A]. In: Proceedings of International Conference on Artificial Neural Networks 1998[C], Skovde, Sweden, 1998: 651 ~ 656.
- Chitroub S, Houacine A, Sansal B. Statistical characterisation and modelling of SAR images [J]. Signal Processing, 2002, **82**(1): 69 ~ 92.
- Yang H, Amari S I. Adaptive online learning algorithms for blind separation: Maximum entropy and minimum mutual information [J]. Neural Computation, 1997, **9**(7): 1457 ~ 1482.
- Cruces S, Castedo L, Cichocki A. Robust blind source separation algorithms using cumulants [J]. Neurocomputing, 2002, **49**: 87 ~ 118.
- Oliver C, Quegan S. Understanding synthetic aperture radar images [M]. London: Artech-House, 1998.
- Cichocki A, Amari S. Adaptive blind signal and image processing [M]. New York: John Wiley, 2002.