

# 独立分量分析在雷达抗干扰处理中的应用

张 瑜,张 颖,朱方胤

(河南师范大学 物理与电子工程学院,河南 新乡 453007)

**摘 要:**在实战过程中,干扰环境瞬息万变雷达工作环境的恶化使现代雷达系统面临着严峻挑战多数雷达都要求具有从强干扰环境中检测目标和提取目标参数的能力.这要求雷达应具有灵活的环境适应能力和抗干扰能力.为了对雷达信号在不同噪声环境下进行处理,提出采用基于高阶累积量张量对角化的独立分量分析方法.仿真结果表明,该方法可以很好地分离出各种不同调制方式下的连续波雷达信号,对雷达抗干扰具有有效性.

**关键词:**雷达;抗干扰;累积量;独立分量分析

**中图分类号:**TN911;O45

**文献标志码:**A

雷达是对目标进行定位和测速,乃至成像的有效探测设备之一.它主要是依靠目标对雷达发射信号的散射而实现<sup>[1]</sup>.在现实应用中,雷达系统工作时的接收信号不单是纯净的目标散射信号,而是目标回波信号和环境引起的杂波信号、内部噪声等干扰信号的混合信号,或称为盲信号.要使得雷达系统能够精确地对目标进行探测,就需要对干扰信号和目标回波信号进行分析和处理,滤除干扰信号,提取出有效的目标回波信号.提取目标回波信号越纯净,雷达系统的探测精度越高,因此,高效地提取目标回波信号一直是雷达信号处理的重点任务之一.在雷达的发展历程中,一直不断采用新的技术来抑制杂波干扰,但是很多方法都没有通用性,且成本较高.将数字信号处理手段应用于雷达信号处理中,不仅可以节约成本,降低故障率,还可以通过调整程序的参数,扩大雷达的抗干扰应用范围,使雷达的应用性和探测能力更进一步提高.

独立分量分析是一种有效的盲源分离方法,近年来已成为信号处理和数据分析的有力工具.独立分量分析是在统计独立性的假设下,由观测信号推断信源和通道的特性,最终分离出源信号.实际上,ICA 在数据挖掘、雷达探测、生物医学、语音识别、图像处理等众多领域中都有着极高的研究价值.如今,独立分量分析方法已有很多,如 Bell 和 Sejnoeski 提出的随机梯度算法<sup>[2]</sup>但其收敛速度较慢.同时由于涉及分离矩阵的求逆一旦其在更新过程中条件数变差算法就可能发散;Cardoso 和 Laheld 提出的 EASI 算法<sup>[3]</sup>,只适合于亚高斯或超高斯信号单独存在的情况;快速定点算法<sup>[4]</sup>适用于任何非高斯信号具有良好的收敛性(二次收敛),同时不需要选择学习步长.但该算法只能以批处理的方式进行不适合实时应用的需要而且随着信号源个数的增加?算法性能会明显变差.2005 年,清华大学的 Wang 和 Lu<sup>[5]</sup>证明了基于高阶累积量张量对角化的独立分量分析方法在处理较低维的混合信号时具有比 FastICA 更好的分离效果和更快的处理时间.2012 年,罗志增和蔡新波<sup>[6]</sup>将此方法用于脑电信号的伪迹去除,效果很好.基于此,本文提出将此盲源分离方法应用于不同噪声环境下雷达信号抗干扰处理中,通过计算机的仿真验证了这种方法的可行性和有效性,并显示出此算法的噪声环境的适用范围.

## 1 雷达信号模型

设  $x$  为观测值即为雷达测量值,对应于一个  $m$  维离散时间信号  $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ .它是源信号(目标

收稿日期:2014-05-27;修回日期:2014-07-11.

基金项目:国家自然科学基金(61077037)

作者简介:张 瑜(1963—),男,河南沁阳人,河南师范大学教授,主要从事雷达技术研究.

通信作者:张 颖,E-mail:290566933@qq.com.

回波信号) $s = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$ 的线性组合. 这样, 雷达信号测量值可以表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s}, \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{A}$  为混合矩阵.

盲源分离就是仅由观测信号  $\mathbf{x}(t)$  和源信号各个分量之间的统计独立性假设, 并借助源信号的概率分布等先验知识来恢复源信号  $\mathbf{s}(t)$ . 即找到一个矩阵  $\mathbf{W}$ , 使得源信号估计为

$$\mathbf{u} = \mathbf{W}\mathbf{x}, \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ . 如果  $u_i$  之间能够尽可能保持独立那么  $u_i$  就近似认为是目标回波信号  $s_i$ .

## 2 算法原理

盲源分离的前提首先需要对信号进行预处理包括中心化和白化<sup>[7]</sup>. 中心化就是将观测矢量  $\mathbf{x}$  减去它的均值变成零均值矢量. 白化就是将观测变量  $\mathbf{x}$  进行线性变换, 即白化后的混合信号矩阵  $\mathbf{v}$  为

$$\mathbf{v} = \mathbf{H}\mathbf{x}, \quad (3)$$

其中,

$$\mathbf{H} = \mathbf{E}^{-1/2}\mathbf{U}^T, \quad (4)$$

$\mathbf{v}$  的各分量  $v_i$  互不相关, 且具有单位方差, 即  $E\{\mathbf{v}\mathbf{v}^T\} = \mathbf{I}$ ;  $\mathbf{E} = \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$  是相关阵  $\mathbf{R}_x = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\}$  的  $n$  个最大特征值组成的对角阵;  $\mathbf{U} \in \mathbf{C}^{m \times n}$  是  $n$  个相应的特征矢量组成的矩阵. 对于随机变量  $\mathbf{y}$ , 其 4 个阶矩分别为  $m_1 = E\{\mathbf{y}\}$ ,  $m_2 = E\{\mathbf{y}^2\}$ ,  $m_3 = E\{\mathbf{y}^3\}$ ,  $m_4 = E\{\mathbf{y}^4\}$ . 它对应的累积量分别为  $c_1 = m_1$ ,  $c_2 = m_2 - m_1^2$ ,  $c_3 = m_3 - 3m_2m_1 + 2m_1^3$  和  $c_4 = m_4 - 4m_3m_1 - 3m_2^2 + 12m_2m_1^2 - 6m_1^4$ , 它们分别表示随机变量  $\mathbf{y}$  的均值、方差、偏斜度和峭度<sup>[8]</sup>.

非对角元素表征成分间的统计相关性, 当所有源信号估计  $u_i$  是统计独立时, 非对角元素会消失, 且累积量张量是对角的(假设数据是无限的). 因此, 独立分量分析(ICA) 就是找到使源信号估计  $\mathbf{u}$  的累积量张量对角化的分离矩阵  $\mathbf{W}$ . 由于随机变量第 1 个张量是向量, 没有非对角线元素, 这样, 第 2 个累积量张量可以用 1 个合适的矩阵  $\mathbf{H}$  白化混合矩阵  $\mathbf{x}$  使其对角化. 一般来说, 并不存在正交矩阵使得第 3 阶和第 4 阶累积量张量对角化, 因此这些张量的对角化只能是近似, 这就需要对此定义优化准则.

若要使累积量张量对角化, 需要最大化或最小化一个合适的目标函数或称为对照函数. 这里采用最大化目标函数, 即第 3 阶和第 4 阶累积量对角线元素的平方和  $\psi_{34}(\mathbf{u})$  为<sup>[9-12]</sup>.

$$\psi_{34}(\mathbf{u}) = \frac{1}{3!} \sum_{\alpha} (C_{\alpha\alpha\alpha}^{(u)})^2 + \frac{1}{4!} \sum_{\alpha} (C_{\alpha\alpha\alpha\alpha}^{(u)})^2, \quad (5)$$

其中,  $C^{(u)}$  表示累积量,  $\frac{1}{3!}$  和  $\frac{1}{4!}$  是由对  $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{v}$  求  $K-L$  散度展开得到的系数<sup>[13]</sup>.

白化处理混合后的信号为  $\mathbf{v}$ , 假定存在旋转矩阵  $\mathbf{Q}$ , 满足  $\mathbf{u} = \mathbf{Q}\mathbf{v}$ , 则式(5) 也可写成

$$\psi_{34}(\mathbf{Q}, \mathbf{v}) = \frac{1}{3!} \sum_{\alpha} \left( \sum_{\beta\gamma\delta} \mathbf{Q}_{\alpha\beta} \mathbf{Q}_{\alpha\gamma} \mathbf{Q}_{\alpha\delta} C_{\beta\gamma\delta}^{(v)} \right)^2 + \frac{1}{4!} \sum_{\alpha} \left( \sum_{\beta\gamma\delta\epsilon} \mathbf{Q}_{\alpha\beta} \mathbf{Q}_{\alpha\gamma} \mathbf{Q}_{\alpha\delta} \mathbf{Q}_{\alpha\epsilon} C_{\beta\gamma\delta\epsilon}^{(v)} \right)^2, \quad (6)$$

即此刻需要找到正交矩阵  $\mathbf{Q}$ , 使式(6) 获得最大值.  $\mathbf{Q}$  是 Givens 变换矩阵, 2 阶的 Givens 变换矩阵<sup>[9]</sup> 为

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -\sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix}, \quad (7)$$

其中,  $\phi$  为变换角. 将式(7) 代入目标函数式(6), 得

$$\psi_{34}(\phi) = \psi_3(\phi) + \psi_4(\phi), \quad (8)$$

其中,

$$\psi_n(\phi) = \frac{1}{n!} \sum_{i=0}^n d_m (\cos \phi^{2n-i} \sin \phi^i + \cos \phi^i (-\sin \phi)^{2n-i}), \quad (9)$$

其中,  $n = 3, 4$ , 常量  $d_m$  的取值依据变换前的累积量获得<sup>[13]</sup>.

这样, 将求使得  $\psi_{34}(\mathbf{Q})$  最大化的旋转矩阵  $\mathbf{Q}$  转变为求解使得  $\psi_n(\phi)$  最大化的变换角  $\phi$ . 对于大于 2 阶的正交矩阵  $\mathbf{Q}$ , 在实际计算时需要进行多次各成分间的 Givens 变换来找到全局极大值.

为了简化方程(8),通过定义一些辅助变量: $\theta = \tan \phi, \xi = \theta - \frac{1}{\theta}$ ,可推导出:

$$\psi_3(\theta) = \frac{1}{3!} \left( \theta + \frac{1}{\theta} \right)^{-3} \sum_{i=1}^3 a_i (\theta^i - (-\theta)^{-i}), \quad (10)$$

$$\psi_4(\xi) = \frac{1}{4!} (\xi^2 + 4)^{-2} \sum_{i=0}^4 b_i \xi^i, \quad (11)$$

其中,  $a_i, b_i$  的取值同样依据变换前的累积量获得.

通过使用三角加法定理,也能够得到更直接的方法,同样也能够得到联合第3阶和第4阶累积量的目标函数. 计算更简单,其公式为<sup>[14]</sup>

$$\psi_{34}(\phi) = A_0 + A_4 \cos(4\phi + \phi_4) + A_8 \cos(8\phi + \phi_8), \quad (12)$$

其中,常量  $A_0, A_4, A_8, \phi_4$  和  $\phi_8$  的取值同样依据变换前的累积量获得.

为了评价分离效果,以分离输出信号  $u_i$  和源信号  $s_j$  的相关系数  $\rho_{ij}$  作为标准,其定义如下<sup>[15]</sup>:

$$\rho_{ij} = \rho(u_i, s_j) = \left| \sum_{t=1}^N u_i(t) s_j(t) \right| / \sqrt{\sum_{t=1}^N u_i^2(t) \sum_{t=1}^N s_j^2(t)}, \quad (13)$$

其中,  $N$  为源信号或分离输出信号的个数.

当  $\rho_{ij} = 1$ , 说明第  $i$  个分离输出信号与第  $j$  个源信号完全相同,但由于估计误差不可避免,因此分离完成后  $\rho_{ij}$  的值只能接近于1;若  $\rho_{ij}$  趋近于零或距离1较远,则说明分离并未完成.

### 3 仿真与分析

为了验证上述算法的有效性,分别选用了5路不同调制样式的雷达信号,并加入不同比例的高斯白噪声信号.  $s_1 = \text{chirp}(t), s_2 = \sin(0.04t), s_3 = \sin(t/20) \cos(t/20), s_4 = \sin(t/2) + \cos(t/2), s_5 = \sqrt{0.08t/s}$ .

在源信号当中加入高斯白噪声  $N$ , 则输入信噪比可表示为

$$S_{NR} = 10 \lg \frac{E\{|s_i|^2\}}{E\{|N_i|^2\}}. \quad (14)$$

源信号经过由正态分布随机信号产生的混合矩阵后可得到雷达接收的混合信号. 源信号和混合信号的时域波形图如图1所示. 通过4次实验,分别是在输入信噪比为10 dB, 20 dB, 40 dB 和无噪声环境下对雷达信号进行分离,其各自的分离信号波形图如图2所示. 其中,横坐标表示采样时刻,纵坐标表示信号振幅. 分离信号与源信号的相似系数如表1所示.

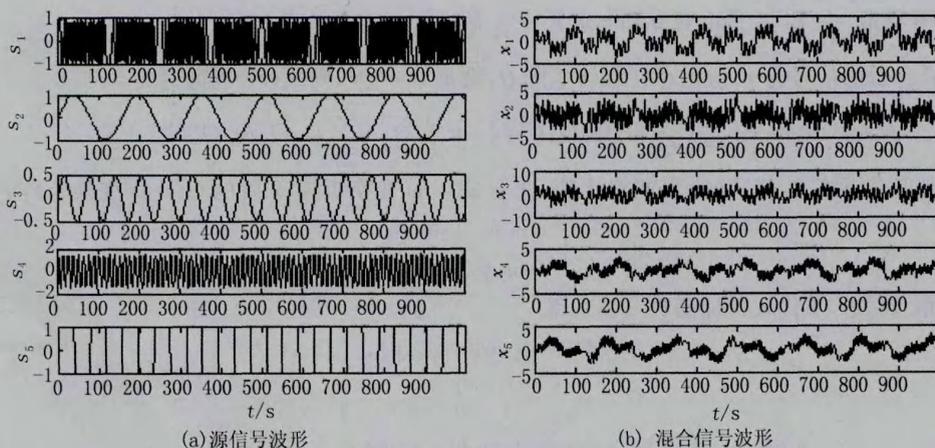


图1 源信号与雷达接收的混合信号

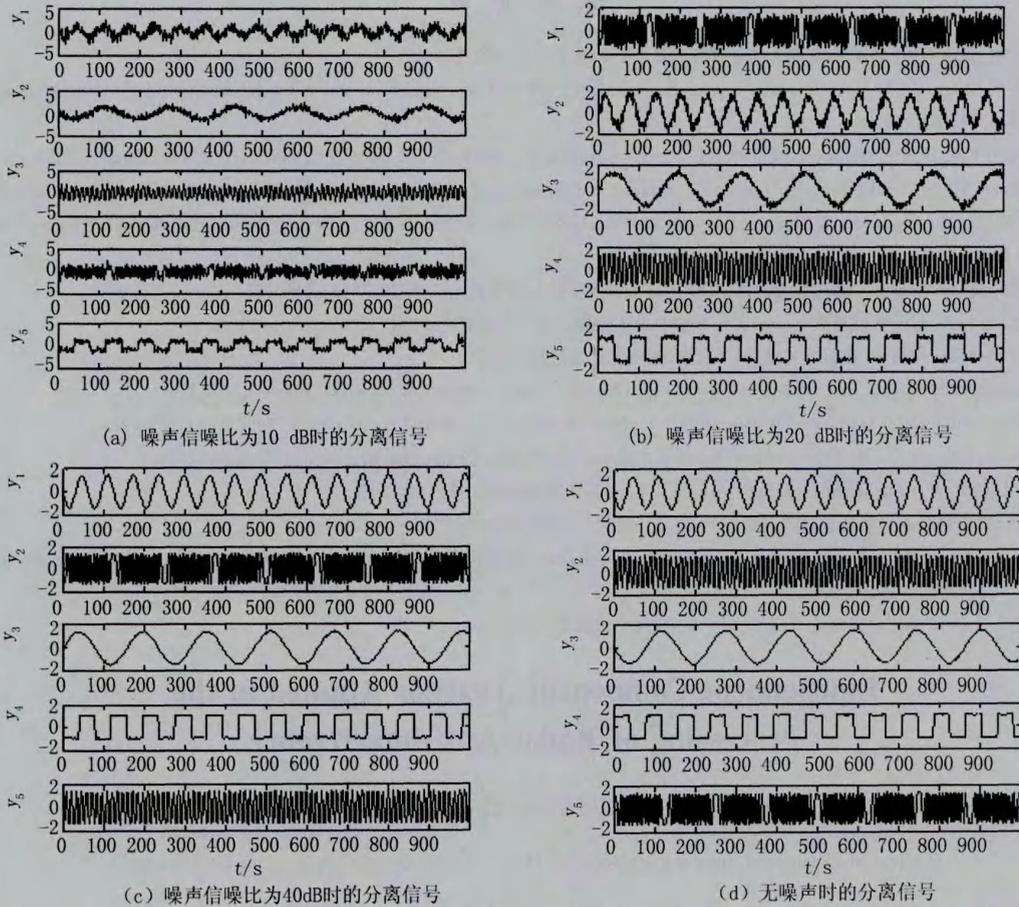


图2 不同噪声信噪比下的分离效果比较

表 1 信号分离相似系数

相似系数	$\rho_1$	$\rho_2$	$\rho_3$	$\rho_4$	$\rho_5$
输入信噪比为 10 dB	0.917 1	0.918 6	0.725 4	0.953 9	0.950 8
输入信噪比为 20 dB	0.999 3	0.988 5	0.963 2	0.995 3	0.994 9
输入信噪比为 40 dB	0.999 4	0.998 0	0.999 0	0.999 9	0.999 5
无噪声	0.999 5	0.998 0	0.999 5	1.000 0	0.999 5

从图 1,图 2 和表 1 可以看出:在输入信噪比为 20 dB,40 dB 和无噪声环境下的分离信号与源信号的相似系数都比较接近于 1,能较好地完成对目标信号的检测和提取,因而适用于雷达系统的抗干扰处理.输入信噪比越大,分离的效果越好;当输入信噪比大于 40 dB 时,该方法分离效果较好.其中分离信号与源信号波形的排列顺序和波形振幅不一致,即盲分离具有不确定性.但由于源信号几乎所有的信息都已经包含在分离信号的波形中,它能够满足行下一步的分析,因此并不影响实际的应用.

### 4 结 论

盲信号处理手段是雷达信号数字处理的一个重要方式,而且基于其信号处理方式上的特点,在雷达的抗干扰、波束形成、信号检测、时差估计、电子对抗及无源定位等方面有无可比拟的优势.将一种基于高阶累积量张量对角化的独立分量分析方法应用于阵列雷达信号抗干扰处理中,通过仿真在输入信噪比为 20 dB、40 dB 和无噪声环境下的分离效果很好.该盲源分离方法在输入信噪比大于 20 dB 的噪声环境下能有效抑制雷

达干扰信号,并能成功提取出回波信号.

### 参 考 文 献

- [1] 斯科尼克. 雷达手册[M]. 南京电子技术研究所译. 北京:电子工业出版社,2010.
- [2] Bell A J, Sejnowski T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. *Neural Computation*, 1995, 7(6):1129-1159.
- [3] Cardoso J F, Laheld B. Equivariant adaptive source separation[J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 1996, 44(12):3017-3029.
- [4] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. *Neural Networks*, 1999, 10(3): 626-634.
- [5] Wang B, Lu W. An In-depth Comparison on FastICA, CuBICA and IC-FastICA[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2005, 3611: 410-414.
- [6] 罗 志, 增蔡新. 波基于 CuBICA 算法的 EEG 伪迹去除方法[J]. *计算机工程*, 2012, 38(3):180-182.
- [7] 李广彪, 张剑云. 基于负熵最大化 FastICA 算法的雷达信号分选[J]. *舰船电子对抗*, 2005, 28(3):23-28.
- [8] 马建仓, 牛奕龙, 陈海洋. 盲信号处理[M]. 北京:国防工业出版社,2006.
- [9] Hyvarinen A. Survey on independent component analysis[J]. *Neural Computing Surveys*, 1999, 2(4):94-128.
- [10] Cardoso J. High-order contrasts for independent component analysis[J]. *Neural computation*, 1999, 11(1):157-192.
- [11] Gustav D, Dragon O. An Information-Theoretic Approach to Neural Computing[M]. Berlin: Springer, 1996.
- [12] McCullagh P. *Tensor Methods in Statistics*[M]. London: Chapman and Hall, 1987.
- [13] 余宏妮. 盲信号分离算法的改进及其应用研究[D]. 北京:北京邮电大学,2007.
- [14] Tobias B, Laurenz W. An Improved Cumulant Based Method for Independent Component Analysis[C]//*Artificial Neural Networks-ICANN*, Berlin: Springer, 2002.
- [15] 余先川, 胡 丹. 盲源分离理论与应用[M]. 北京:科学出版社,2011.

## Independent Component Analysis Applied in the Processing of Radar Anti-interference

ZHANG Yu, ZHANG Ying, ZHU Fangyin

(College of Physics and Electronic Engineering, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)

**Abstract:** In the process of actual combat, with the interfering environment changing, the deterioration of radar working environment makes the modern radar system face severe challenges. Most of the radars are required with the ability to detect the target and extract target parameter from the strong interfering environment. Namely the radar has a flexible response ability and anti-interference ability. The method of independent component analysis which is based on the diagonalization of high-order cumulant tensors is proposed to process the radar signal under the environment of different SNR of noise. The simulation results show that this method is a good way to separate different modulation mode of continuous wave of radar signal and this new radar anti-interference technology is effective.

**Keywords:** radar; anti-interference; cumulant; independent component analysis