

引用格式:陈一飞,汤建龙,马少玥.基于奇异值阈值和DSS的雷达信号盲分离方法[J].电光与控制,2018,25(1):34-36,109. CHEN Y F, TANG J L, MA S Y. Blind source separation of noisy radar signals based on singular value threshold and DSS[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(1):34-36, 109.

基于奇异值阈值和DSS的雷达信号盲分离方法

陈一飞, 汤建龙, 马少玥

(西安电子科技大学电子信息攻防对抗与仿真技术教育部重点实验室, 西安 710071)

摘要:针对含噪阵列接收模型中盲源分离问题,提出了一种基于奇异值阈值 Stein 无偏风险估计(SURESVT)和去噪源分离DSS的含噪雷达信号盲分离算法,即SURE-DSS算法。该算法首先采用SURESVT算法替换DSS算法中的奇异值分解,求出观测数据在Stein无偏风险估计原则下的奇异值最优阈值,然后对观测数据的奇异值进行紧缩操作,达到提高信噪比的目的,同时完成观测数据的白化,最后对白化后数据进行盲分离。仿真结果表明,该算法能够在含噪阵列接收模型下对雷达信号进行有效分离。

关键词:去噪源分离; 奇异值阈值; 盲源分离; 均匀线阵

中图分类号: TN971 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2018.01.008

Blind Source Separation of Noisy Radar Signals Based on Singular Value Threshold and DSS

CHEN Yi-fei, TANG Jian-long, MA Shao-yue

(Key Laboratory of Electronic Information Countermeasure and Simulation Technology of Ministry of Education, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: SURE-DSS, a method for blind separation of radar signals with noise was proposed based on Stein's Unbiased Risk Estimate Singular Value Thresholding (SURESVT) and Denoising Source Separation (DSS). First, SURESVT was used in place of the singular value decomposition of DSS for obtaining the optimum threshold of the singular value for the observed data, under Stein's unbiased risk estimation principle. Then, the singular values of the observed data were compressed to improve the signal-to-noise ratio while implementing data whitening. At last, the whitened data was separated blindly. The simulation results show that the proposed method can separate the mixed signals effectively for the array model with noise.

Key words: denoising source separation; threshold of singular value; blind source separation; unitary linear array

0 引言

近几年,许多学者将盲源分离引入到雷达侦察^[1-2]中,但当信号混合时,现有的关于盲源分离的研究大多使用仿真产生的随机均匀矩阵,考虑无噪模型或把噪声视作独立源与源信号进行混合,针对含噪的盲源分离问题,现有的方法多采用对原有算法进行改进^[3]或先使用去噪算法对观测数据去噪,再进行盲源分离^[4],但雷达信号作为典型的非平稳信号,经典傅里叶变换的滤波

方法不再有效,而小波去噪方法在去噪的同时容易将原始信号的一些细节去除,且不易于硬件实现。

随着新体制雷达的应用,当前的电子战环境越来越复杂,在此基础上,考虑多部雷达信号同时到达,且具有高时频混叠特点的战场环境,并假定敌方雷达信号在侦察接收期间一直存在,本文通过建立均匀线阵接收模型,把每个阵元看作信号输出的通道,同时考虑噪声影响,引入奇异值阈值算法^[5-6],替代去噪源分离(Denoising Source Separation, DSS)算法^[7]所采用的奇异值分解来进行观测数据的白化预处理,直接在盲源分离算法内部完成去噪过程,然后再进行盲源分离,仿真结果表明,该算法在此模型下能够有效分离出雷达信号。

收稿日期:2017-02-23

修回日期:2017-09-21

作者简介:陈一飞(1990—),男,河南郸城人,硕士生,研究方向为雷达侦察、盲源分离。

1 含噪阵列接收模型

假设 N 个窄带远场信号源入射到由 M 个阵元组成的均匀线阵上。考虑噪声的影响,观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 可以表示为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}(t) = [x_1(t) \cdots x_M(t)]^T$ 为阵列的 $M \times 1$ 维观测数据矢量; \mathbf{A} 为空间阵列的 $M \times N$ 维阵列流形矩阵; $\mathbf{s}(t) = [s_1(t) \cdots s_N(t)]^T$ 为 $N \times 1$ 维的源信号矢量; $\mathbf{n}(t) = [n_1(t) \cdots n_M(t)]^T$ 为阵列的加性噪声矢量。

本文仅考虑源信号相互独立且假定源信号数等于阵元数、最多只有一个高斯信号的情况,此时即可利用独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)算法求解。

将均匀线阵的阵列流形矩阵 \mathbf{A} 看作盲源分离的混合矩阵,即可得到均匀线阵中的盲源分离模型,同时考虑了噪声的影响。

2 DSS 算法以及奇异值阈值 Stein 无偏风险估计

2.1 DSS

DSS^[7] 是由 JAAKKO 等提出的一种算法框架,该算法是由期望最大化(Expectation Maximization, EM)算法衍生而来。

DSS 算法基本计算框架为首先对观测数据进行预处理,即中心化和白化,随后步骤如下所述。

源信号估计为

$$\mathbf{S} = \mathbf{w}^T \mathbf{X} \quad (2)$$

以 \mathbf{S} 为自变量的函数为

$$\mathbf{S}^+ = f(\mathbf{S}) \quad (3)$$

式中, $f(\mathbf{S})$ 代表去噪函数。

计算分离矢量的估计

$$\mathbf{w}^+ = \mathbf{X}\mathbf{S}^{+T} \quad (4)$$

通过极大化期望算法完成标准化分离矢量并同时更新分离矢量 \mathbf{w}_{new} , 即

$$\mathbf{w}_{\text{new}} = \frac{\mathbf{w}^+}{\|\mathbf{w}^+\|} \quad (5)$$

2.2 奇异值阈值 Stein 无偏风险估计

盲源分离中,白化是对观测数据进行去相关和紧缩,从而达到提升盲源分离算法性能的目的。常用的白化方法有奇异值分解、特征值分解,本文采用奇异值分解。

假设 \mathbf{X} 为不含噪的观测数据,是一个 $M \times N$ 维矩阵,则存在一个 $M \times M$ 维和 $N \times N$ 维的正交矩阵 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} , 使得

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T \quad (6)$$

式中, $\mathbf{\Sigma}$ 为 $M \times N$ 维的对角矩阵,其主对角线上的元素为 $\sigma_i (1 \leq i \leq \min(M, N))$, 称为矩阵的奇异值。

考虑到噪声的影响

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} + \mathbf{W} \quad (7)$$

式中, \mathbf{W} 为加性白噪声,则矩阵 \mathbf{Y} 的奇异值 $\tilde{\sigma}_i (1 \leq i \leq \min(M, N))$ 就包含了噪声,若将奇异值按照递减顺序进行排列,即 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_i \geq \cdots \geq \sigma_{\min(M, N)}$, 那么,可以认为前 i 个奇异值主要反映信号特征, i 之后较小的奇异值主要反映噪声的特征,通过使反映噪声特征的奇异值变小,就可以达到提高信噪比的效果,这其中涉及到 i 的大小选取问题。文献[8]提出一种将小于所有奇异值均值的那些奇异值归零,这种计算方法过于简单;文献[6]提出了一种奇异值阈值算法,可以通过 Stein 无偏风险估计找到最优阈值 λ_{SURE} , 令所有特征值减去阈值,从而达到图像去噪的效果。奇异值阈值算法包括软阈值和硬阈值算法,对式(6)采用软阈值规则,即

$$\mathbf{SVT}(\mathbf{Y}) = \sum_i (\tilde{\sigma}_i - \lambda) + u_i v_i^* \quad 1 \leq i \leq \min(M, N) \quad (8)$$

式中, λ 代表阈值。

文献[6]通过 Stein 无偏风险估计算法求解 λ 的最优值 λ_{SURE} , 即

$$E_{\text{SURE}} = -\beta m n \mathbf{V} + \sum_i \min(\lambda^2, \sigma_i^2) + 2 \mathbf{V} \text{div} \mathbf{SVT}(\mathbf{Y}) \quad (9)$$

式中, $\text{div} \mathbf{SVT}(\mathbf{Y})$ 是其发散的封闭形式,当 \mathbf{X} 取复值或实值时, $\text{div} \mathbf{SVT}(\mathbf{Y})$ 和 β 有不同的形式。取实值时, $\beta = 1$, $\text{div} \mathbf{SVT}(\mathbf{Y}) = \sum \left(\prod (\sigma_i > \lambda) + |M - N| \left(1 - \frac{\lambda}{\sigma_i} \right)_+ \right) + 2 \sum_{i, j: i \neq j} \frac{\sigma_i (\sigma_i - \lambda)_+}{\sigma_i^2 - \sigma_j^2}$, 其中, $(\cdot)_+$ 表示只取正部。 λ_{SURE} 具体求解过程可参考文献[6], 这里不再赘述。

综上,本文提出的含噪雷达信号盲分离算法(SURE-DSS)步骤为:

1) 对观测数据 \mathbf{X} 进行去均值处理,再进行奇异值阈值 Stein 无偏估计处理,通过式(9),求得最优的阈值 λ_{SURE} , 然后对所有奇异值进行紧缩操作,同时完成观测数据的白化,得到处理后的数据 $\tilde{\mathbf{X}}$;

2) 随机初始化式(2)中 \mathbf{w} 的值, \mathbf{w} 即分离矩阵,是混合矩阵估计的逆矩阵,此时源信号的估计为 $\mathbf{S} = \mathbf{w}^T \tilde{\mathbf{X}}$, 并选择式(3)中的去噪函数 $f(\mathbf{S})$, 去噪函数为源信号估计 \mathbf{S} 的函数;

3) 根据式(4),计算新的分离矩阵 \mathbf{w}^+ 的估计值, 即 $\mathbf{w}^+ = \mathbf{X}\mathbf{S}^{+T} = \tilde{\mathbf{X}}(f(\mathbf{S}))^T = \tilde{\mathbf{X}}(f(\mathbf{w}^T \tilde{\mathbf{X}}))^T$;

4) 根据式(5),更新分离矩阵 $\mathbf{w}_{\text{new}} = \frac{\mathbf{w}^+}{\|\mathbf{w}^+\|}$, 同

时完成标准化操作;

5) 重复步骤3)~4),直至所有源信号分离,同时得到分离矩阵 w ,此时源信号的估计可表示为 $S = w^T \tilde{X}$ 。

3 仿真结果

3.1 评价准则

定义分离性能指数^[9]为

$$J = \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^N \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{ik}|} - 1 \right) + \sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=1}^N \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{jk}|} - 1 \right) \quad (10)$$

式中: p_{ij} 为全局矩阵 $P = WA$ 中的元素,其值越接近零分离效果越好; \max_k 代表元素最大值所在的列数或行数。

3.2 仿真实验

采用 $M = 4$ 个阵元均匀天线阵列接收 $N = 4$ 个辐射源信号,并且以第 1 个阵元为参考阵元。采样点数为 1024,采样率设置为 200 MHz,阵元间距固定并且根据信号射频频率来设置,假定射频频率为 10 GHz,则阵元间距设置为频率 10 GHz 信号波长的 1/2。信噪比 (SNR) 设置为 20 dB,噪声为加性高斯白噪声。各源信号参数如表 1 所示,其中,LFM 代表线性调频。

表 1 4 个源信号参数

Table 1 Parameters of four original source signals

序号	归一化频率	调制类型	到达时间/ μs	脉冲宽度/ μs	到达角/ $(^\circ)$
1	[0.20,0.20]	单载频	3.00	2.12	10
2	[0.24,0.50]	LFM	0.00	5.12	20
3	[0.50,0.25]	LFM	2.00	2.12	30
4	[0.35,0.15]	LFM	1.00	3.12	50

表 1 中的 4 个源信号经空间传播,到达阵列接收模型后,各接收机通道输出的观测信号波形如图 1 所示,每个通道的输出数据是由 4 个源信号的空间叠加和接收机内噪声组成。图 2 给出了采用 SURE-DSS 算法恢复出的源信号,式(3)中的去噪函数选用的是超高斯情况的去噪函数,即 $f(S) = S - \tanh S$ 。

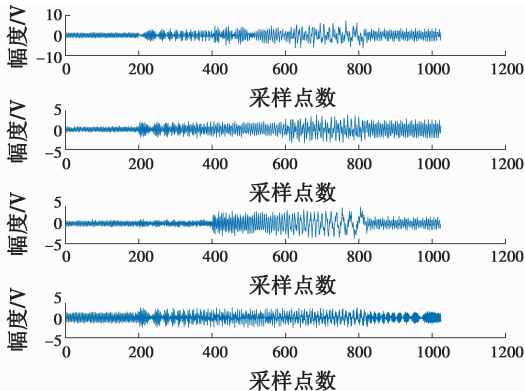


图 1 阵列接收模型输出的 4 路观测信号

Fig. 1 Four observed signals of the array model

对源信号进行 100 次蒙特卡罗实验,分别采用 FastICA 算法^[10]、DSS 算法^[7]、SURE-DSS 算法恢复源信号。表 2 给出 3 种算法在 SNR 为 20 dB 时恢复源信号的平均性能指数,图 3 显示了 3 种算法在 0~30 dB 不同信噪比情况下,不同算法的分离性能指数随信噪比变化的情况。

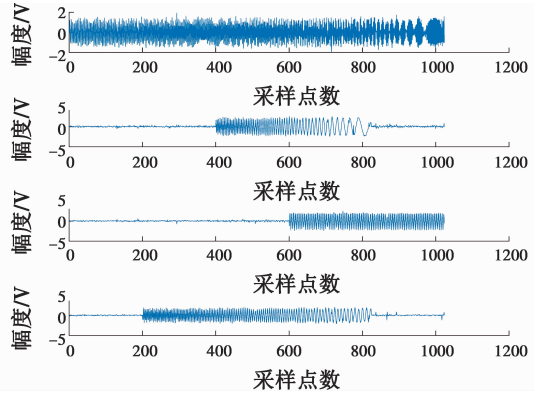


图 2 SURE-DSS 算法分离出的 4 个源信号

Fig. 2 Four original source signals separated by SURE-DSS

表 2 信噪比为 20 dB 时 3 种算法的性能

Table 2 Performance of three algorithms when SNR is 20 dB

算法	性能指数	时间/s
SURE-DSS	0.1720	0.0780
DSS	0.3297	0.0950
FastICA	0.3272	0.0326

从表 2 可以看出,当信噪比为 20 dB 时,3 种算法的时间复杂度相近,但 SURE-DSS 算法的分离性能指数要好于其他 2 种算法。

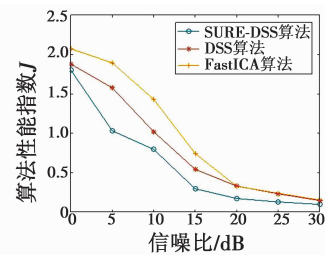


图 3 不同信噪比下 3 种算法的分离性能对比

Fig. 3 Performance of three algorithms under different SNRs

通过图 3 可以看出,FastICA 算法在低信噪比情况下,不能很好地实现盲源分离,只有在高信噪比(15 dB 以上)时,分离性能才得以提升。而 DSS 算法在低信噪比时,强于 FastICA 算法,但分离性能指数仍大于 SURE-DSS 算法,只有在信噪比足够高(25 dB)时,才能与 SURE-DSS 算法持平。在低信噪比情况下,SURE-DSS 算法的分离效果好于其他 2 种算法。

(下转第 109 页)

敛到所有节点收益最大值,同时也是发送方通信安全容量的最大值,比中继全功率发送时提高了 $0.2(\text{bit} \cdot \text{s}^{-1}) \cdot \text{Hz}^{-1}$,增强用户安全性能。

参考文献

- [1] HOU W K, WANG X B, REFAEY A. Misbehavior detection in amplify-and-forward cooperative OFDM systems [C]//IEEE International Conference on Communications (ICC), 2013;5345-5349.
- [2] CHEN M H, LIN S C, HONG Y W P, et al. On cooperative and malicious behaviors in multi-relay fading channels[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2013, 8(7):1126-1139.
- [3] JARROLD S L, MOORE D, POTTER U. Intrusion detection system to detect malicious misbehavior nodes in MANET [C]//International Conference on Acoustics, Speech, & Signal Processing, ICASSP, 1996;6-7.
- [4] WANG X J, ZHANG H, DUONG T Q, et al. Secure cooperative communication with N th best relay selection [C]//IEEE 79th Vehicular Technology Conference (VTC Spring), 2014;23-27.
- [5] CHANGIZ R, HALABIAN H, YU F R, et al. Trust management in wireless mobile networks with cooperative communications [C]//IEEE/IFIP International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing, IEEE Computer Society, 2010;498-503.
- [6] ABDELAZIZ K C, LAGRAA N, LAKAS A. Trust model with delayed verification for message relay in VANETs [C]//IEEE Wireless Communications and Mobile Computing Conference, 2014;700-705.
- [7] ZHANG R Q, SONG L Y, ZHU H, et al. Physical layer security for two-way untrusted relaying with friendly jammers [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(8):3693-3704.
- [8] HYNEK T, SYKORA J. Wireless physical layer network coding in potential presence of malicious relays-incomplete information game approach [J]. Electronics Letters, 2015, 51(16):1292-1294.
- [9] WANG L F, ELKASHLAN M, HUANG J, et al. Secure transmission with optimal power allocation in untrusted relay networks [J]. IEEE Wireless Communication Letters, 2014, 3(3):289-292.
- [10] JEON H, MCLAUGHLIN S W, KIM I M, et al. Secure communications with untrusted secondary nodes in cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(4):1790-1805.
- [11] ABRAMSON G, KUPERMAN M. Social games in a social network [J]. Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics, 2000, 63(3):339-347.
- [12] 王安. 协同无线网络物理层安全中的博弈资源管理研究 [D]. 南京:解放军理工大学, 2013.

(上接第36页)

4 总结

本文针对基于阵列结构的含噪盲源分离模型雷达信号分选问题,建立了基于均匀线阵的含噪模型,提出了SURE-DSS算法。该算法采用基于Stein无偏风险估计的奇异值阈值方法,在Stein无偏风险估计的原则下选择最优的阈值,对数据的奇异值进行紧缩,达到了去噪的效果,提高了观测数据的信噪比,然后根据预白化结果可以选择不同的去噪函数,完成信号的盲分离。仿真结果表明,该算法可以对基于含噪阵列结构的雷达信号进行盲分离。

参考文献

- [1] 肖文书,张兴敢,都思丹. 雷达信号的盲分离[J]. 南京大学学报:自然科学版,2006,42(1):39-43.
- [2] 蒋海荣,张玉,冉金和. 一种基于盲源分离的MIMO雷达侦察识别方法[J]. 电光与控制,2013,20(12):46-50.
- [3] 吴微,彭华,周正康. 一种改进的FastICA算法及其在含噪盲源分离中的应用[J]. 信息工程大学学报, 2013,14(6):708-712.
- [4] 孟宗,马钊,刘东,等. 基于小波半软阈值消噪的盲源分离方法[J]. 中国机械工程,2016,27(3):337-342.
- [5] 赵知劲,李森,尚俊娜. 基于矩阵填充和三阶相关的长短码DS-CDMA信号多伪码盲估计[J]. 电子与信息学报,2016,38(7):1788-1793.
- [6] CANDES E J, SING-LONG C A, TRZASKO J D. Unbiased risk estimates for singular value thresholding and spectral estimators [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(19):4643-4657.
- [7] SÄRELÄ J, VALPOLA H. Denoising source separation [J]. Journal of Machine Learning Research, 2005(6):233-272.
- [8] 王益艳. 基于特征均值的SVD信号去噪算法[J]. 计算机应用与软件,2012,29(5):121-123.
- [9] AMARI S, CICHOCKI A, YANG H H. A new learning algorithm for blind signal separation [C]//Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), Colorado, 1995:757-763.
- [10] HYARINEN A, OJA E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis [J]. Neural Computation, 1997, 9(7):1483-1492.