

基于时频分析的多目标盲波束形成算法

刘亚奇 刘成城 赵拥军 朱健东

A blind beamforming algorithm for multitarget signals based on time-frequency analysis

Liu Ya-Qi Liu Cheng-Cheng Zhao Yong-Jun Zhu Jian-Dong

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 114302 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.114302

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.114302>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I11>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

交替寻优生成元素幅值结合混沌随机相位构造循环测量矩阵

Constructing circulant measurement matrix through alternating optimizing amplitudes together with chaotic stochastic phases of the matrix generating elements

物理学报.2015, 64(13): 130702 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.130702>

一种基于选择性测量的自适应压缩感知方法

An adaptive compressed sensing method based on selective measure

物理学报.2014, 63(20): 200701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.200701>

一种新的稳健波束形成算法及其一维搜索策略

A new robust adaptive beamforming and the one-dimensional search strategy

物理学报.2014, 63(15): 154303 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.154303>

基于马尔科夫链蒙特卡罗的时延估计算法

Time delay estimation using Markov Chain Monte Carlo method

物理学报.2014, 63(13): 130701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.130701>

基于半定规划和秩-1分解的稳健波束形成

Robust adaptive beamforming based on semi-definite programming and rank-one decomposition

物理学报.2013, 62(18): 184302 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.184302>

基于时频分析的多目标盲波束形成算法*

刘亚奇^{1)†} 刘成城¹⁾ 赵拥军¹⁾ 朱健东²⁾

1) (解放军信息工程大学, 导航与空天目标工程学院, 郑州 450001)

2) (63880 部队, 洛阳 471003)

(2014 年 9 月 19 日收到; 2014 年 11 月 24 日收到修改稿)

针对现有盲波束形成算法适用范围较窄, 多目标信号分离级联模式结构复杂、并联模式稳定性较差等问题, 提出一种基于时频分析的多目标盲波束形成算法. 该算法首先利用时频分析技术给出信号导向矢量的不确定集, 然后优化求解导向矢量的最优估计, 最后利用 Capon 方法实现多目标信号的并行输出. 理论分析及仿真结果表明, 该算法对信号特性没有特殊要求, 适用性较广, 性能稳定, 且输出信干噪比高于其他盲波束形成算法, 接近于最优 Capon 波束形成器.

关键词: 时频分析, 盲波束形成, 导向矢量最优估计, Capon

PACS: 43.60.Fg, 07.50.Qx, 43.60.Hj, 84.40.Ba

DOI: 10.7498/aps.64.114302

1 引言

波束形成是阵列信号处理的重要分支, 在通信、雷达以及医学诊断等多个领域有着广泛的应用^[1-3]. 传统的波束形成算法需已知信号来向和阵列流型等先验信息, 而实际应用中这些信息往往未知或存在一定偏差, 导致算法性能严重下降. 盲波束形成算法能够在未知信号来向和阵列流型的情况下实现波束形成, 有效地改善了系统的稳健性, 提高了阵列输出性能.

目前, 盲波束形成算法主要包括恒模算法、基于循环平稳特性的盲波束形成算法、基于独立分量分析的盲波束形成算法和基于高阶累积量的盲波束形成算法. 恒模算法 (constant modulus algorithm, CMA)^[4] 利用期望信号的恒模特性, 通过随机梯度法自适应地恢复期望信号, 同时抑制干扰信号和噪声, 该算法收敛速度较慢, 且性能受迭代步长影响较为严重. 为此, Agee 等提出最小二乘恒模算法^[5], 其收敛速度快, 无需设定迭代步长, 但该类算法只能处理具有恒模特性的亚高斯信号. 基

于循环平稳特性的盲波束形成算法 (spectral self-coherence restoral, SCORE)^[6] 利用信号的周期平稳特性实现自适应波束形成, 该算法要求信号具有周期平稳特性, 且循环频率已知, 文献^[7]提出的改进算法提高了输出性能, 但仍未解决该问题. 基于独立分量分析的盲波束形成算法 (independent component analysis, ICA)^[8-10] 利用信号间的独立性实现信号分离, 该算法在假设源信号相互独立的基础上, 构造独立性测度的代价函数, 通过优化学习方法求取最优的权系数, 该算法要求信号中至多有一个信号满足高斯分布, 否则无法正确分离. 由此可见现有的盲波束形成算法均要求信号具有一定的统计或结构特性.

上述算法主要针对单一信号, 当存在多目标信号时, 一般采用多模块级联^[11]或并联^[12,13]实现多信号分离. 级联算法是将多个盲波束形成器串联, 每两个盲波束形成器之间添加一个信号对消器, 逐级求解每个波束形成器的权系数, 该类算法对信号对消技术要求较高, 且系统结构复杂. 并联算法是将多个盲波束形成器并联, 利用优化学习方

* 国家自然科学基金 (批准号: 61401469) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: yuyang911026@163.com

法和Gram-Schmidt正交化同时求解多组波束形成器的权系数, 该类算法容易受到迭代初值和步长的影响, 性能稳定性较差. 而基于高阶累积量的盲波束形成算法^[14,15]无需采用多模块级联或并联, 能够直接实现多用户信号的并行输出, 且无需迭代求解, 比较有代表性的是Cardoso等提出的基于四阶累积量的盲波束形成算法(joint approximate diagonalization of eigenmald, JADE)^[15]. 但此类算法要求期望信号、干扰信号和噪声都是稳定的, 且期望信号不是高斯信号, 而噪声必须是高斯信号, 应用条件较苛刻.

针对上述问题, 本文将时频分析技术^[16–19]引入到盲波束形成中, 提出一种基于时频分析的多目标盲波束形成算法. 首先对接收信号进行时频分析给出导向矢量的不确定集, 并优化求解导向矢量的最优估计, 然后通过波束形成算法实现多信号分离, 最后给出理论分析和仿真实验.

2 信号模型和时频分布

2.1 信号模型

远场条件下, 假设 N 个窄带信号 $s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)$ 入射到阵元数为 M 的均匀直线阵上, 阵列接收信号为 $\mathbf{X}(t)$, 表示成矩阵形式为

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (1)$$

其中, $\mathbf{X} = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$, $(\cdot)^T$ 表示转置运算, $x_i(t) (i = 1, 2, \dots, M)$ 为第 i 个阵元的接收信号, 源信号 $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$, 阵列流型矩阵 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_N)]$,

$$\mathbf{a}(\theta_i) = [1, e^{-j2\pi \sin(\theta_i)d/\lambda}, e^{-j2\pi \sin(\theta_i)2d/\lambda}, \dots, e^{-j2\pi \sin(\theta_i)(M-1)d/\lambda}]^T$$

为信号 $s_i(t) (i = 1, 2, \dots, N)$ 的导向矢量, θ_i 表示 $s_i(t)$ 的入射角度, d 为阵元间距, λ 为载波波长, $\mathbf{n}(t)$ 表示系统噪声.

2.2 信号的时频分布

对于单个信号 $x(t)$, 其双线性自时频分布表示为

$$\rho_{xx}(t, f) = \iiint_{-\infty}^{+\infty} x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) \times \phi(v, \tau) e^{-j2\pi f\tau} dv d\tau, \quad (2)$$

其中, $\phi(v, \tau)$ 为时频分布的核函数, 选取不同的核函数可以得到不同形式的时频分布, 符号 $(\cdot)^*$ 表示共轭运算. $\rho_{xx}(t, f)$ 也称为 $x(t)$ 的自项, 将(2)式表示为离散形式

$$\rho_{xx}(t, f) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} x(t+k+l) x^*(t+k-l) \times \phi(k, l) e^{-j4\pi fl}. \quad (3)$$

对于两个信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$, 其双线性互时频分布为

$$\begin{aligned} & \rho_{x_1 x_2}(t, f) \\ &= \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} x_1(t+k+l) x_2^*(t+k-l) \\ & \times \phi(k, l) e^{-j4\pi fl}. \end{aligned} \quad (4)$$

$\rho_{x_1 x_2}(t, f)$ 也称为 $x_1(t)$ 与 $x_2(t)$ 的交叉项. 利用(3)和(4)式定义 $\mathbf{X}(t)$ 的空时频分布矩阵

$$\begin{aligned} & D_{XX}(t, f) \\ &= \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} \mathbf{X}(t+k+l) \mathbf{X}^H(t+k-l) \\ & \times \phi(k, l) e^{-j4\pi fl}. \end{aligned} \quad (5)$$

下面给出几类特殊时频点的定义: 当时频点上的能量由一个或多个信号的自项产生且信号间的交叉项能量接近于零时, 称为自项时频点, 记为 (t_a, f_a) , 当该点的能量只由一个信号的自项产生时, 称为单源自项时频点, 记为 (t_{a-s}, f_{a-s}) ; 与之相反, 当时频点上的能量主要由信号的交叉项产生且信号的自项能量接近于零时, 称为互项时频点, 记为 (t_c, f_c) . 针对实际情况, 给出两点假设:

- 1) 任意一个源信号都存在一部分与其他源信号不交叉的时频点, 即每个信号都有单源自项时频点;
- 2) 任意两个信号的来向是不同的, 即所有信号的导向矢量都是线性无关的, 不存在 $\mathbf{a}_i = \beta \mathbf{a}_j (i \neq j)$.

3 多目标盲波束形成算法

在上述条件下, 本文算法首先将接收信号变换到时频域上, 提取出单源自项时频点, 并将所有的

单源自项时频点进行聚类, 然后利用每一类时频点的空时频分布矩阵给出导向矢量的不确定集, 并优化求解导向矢量的最优估计, 最后利用Capon方法实现多目标盲波束形成. 算法流程如图1所示.

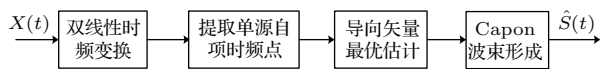


图1 本文算法流程图

Fig. 1. The flow diagram of the proposed algorithm.

无噪条件下, 将(1)式代入(5)式, 则接收信号矢量的空时频分布矩阵表示为

$$\begin{aligned} D_{XX}(t, f) &= \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} \mathbf{A} \mathbf{S}(t+k+l) \mathbf{S}^H(t+k-l) \\ &\quad \times \phi(k, l) e^{-j4\pi fl} \mathbf{A}^H \\ &= \mathbf{A} \left(\sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} \mathbf{S}(t+k+l) \mathbf{S}^H(t+k-l) \right. \\ &\quad \left. \times \phi(k, l) e^{-j4\pi fl} \right) \mathbf{A}^H \\ &= \mathbf{A} D_{SS}(t, f) \mathbf{A}^H, \end{aligned} \quad (6)$$

其中, D_{SS} 表示源信号矢量 $\mathbf{S} = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$ 的空时频分布矩阵, D_{SS} 的主对角线元素对应源信号的自项, 即 $[D_{SS}]_{i,i} = \rho_{s_i s_i} (i = 1, 2, \dots, N)$, 非主对角线元素对应源信号间的交叉项, 即 $[D_{SS}]_{i,j} = \rho_{s_i s_j} (i, j = 1, 2, \dots, N \text{ 且 } i \neq j)$, $\mathbf{A}^H$ 为 $\mathbf{A}$ 的共轭转置.

在自项时频点上, D_{SS} 的非对角线元素接近0, 可近似为一个对角阵, 则 $D_{XX}(t, f)$ 表示为

$$\begin{aligned} D_{XX}(t_a, f_a) &= \mathbf{A} \begin{bmatrix} \rho_{s_1 s_1}(t_a, f_a) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \rho_{s_2 s_2}(t_a, f_a) & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \rho_{s_N s_N}(t_a, f_a) \end{bmatrix} \\ &\quad \times \mathbf{A}^H. \end{aligned} \quad (7)$$

当该时频点的能量仅由一个信号 $s_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 产生, 即在单源自项时频点上时, $D_{XX}(t, f)$ 可进一步表示为

$$\begin{aligned} D_{XX}(t_{a-s}, f_{a-s}) &= \rho_{s_i s_i}(t_{a-s}, f_{a-s}) \mathbf{a}_i \mathbf{a}_i^H, \\ (t_{a-s}, f_{a-s}) &\in \Omega_i, \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{a}_i$ 为信号 s_i 的导向矢量, Ω_i 表示 s_i 的单源自项时频点构成的集合. (8) 式表明在单源自项时频点上, 对接收信号矢量空时频分布矩阵进行特征分解得到的主特征矢量即为信号的导向矢量. 因此, 可以先提取单源自项时频点再利用(8)式求取信号的导向矢量.

3.1 提取单源自项时频点

利用(5)式求出每个时频点上接收信号矢量的空时频分布矩阵. 根据单源自项时频点的定义, 可以通过以下三步实现单源自项时频点的抽取.

第一步: 去除噪声点

为了减小计算量, 只考虑幅度较大的时频点, 为此仅保留满足下式的时频点 (t_p, f_q)

$$\frac{\|D_{XX}(t_p, f_q)\|}{\max_f \{\|D_{XX}(t_p, f)\|\}} > \varepsilon_1, \quad (9)$$

其中, ε_1 是一个较小的正实数, $\|\cdot\|$ 表示矩阵范数, $\max_f \{\|D_{XX}(t_p, f)\|\}$ 表示在时频域上时间 t_p 切片中能量最大的时频点的能量, 不等式左侧表示时频点 (t_p, f_q) 与时间 t_p 切片中能量最大的时频点之间的能量之比, 利用(9)式可以去除噪声点.

第二步: 分离自项时频点

由前面的分析可知, 在自项时频点上, 空时频分布矩阵近似为对角阵, 即对角线元素远大于非对角线元素, 所以自项时频点上的空时频分布矩阵满足

$$\frac{\text{trace}\{D_{XX}(t, f)\}}{\|D_{XX}(t, f)\|} > \varepsilon_2, \quad (10)$$

其中, $\text{trace}(\cdot)$ 表示矩阵的迹, ε_2 是一个接近但小于1的正实数, 通过(10)式可以分离出自项时频点.

第三步: 分离单源自项时频点

某些自项时频点可能包含多个信号的能量, 因此需要从自项时频点中进一步分离出单源自项时频点, 可通过下式实现:

$$\left| \frac{\lambda_{\max}\{D_{XX}(t, f)\}}{\text{trace}\{D_{XX}(t, f)\}} - 1 \right| \leq \varepsilon_3, \quad (11)$$

其中, ε_3 是较小的正实数, $\lambda_{\max}\{D_{XX}(t, f)\}$ 为空时频分布矩阵 $D_{XX}(t, f)$ 最大的特征值.

通过以上三个步骤即可实现单源自项时频点的提取, 再对这些点上的空时频分布矩阵进行特征分解即可得到信号的导向矢量. 但上述推导忽略了噪声的影响, 当存在噪声时仅利用一个时频点求得

的导向矢量会存在一定的偏差. 为此, 需要利用多个单源自项时频点对信号导向矢量进行估计, 从而减弱或消除噪声的影响.

3.2 导向矢量最优估计

对于同一个信号 s_i 的两个单源自项时频点 $(t_1, f_1), (t_2, f_2) \in \Omega_i$, 根据 (8) 式有

$$D_{XX}(t_1, f_1) = \rho_{s_i s_i}(t_1, f_1) \mathbf{a}_i \mathbf{a}_i^H, \quad (12)$$

$$D_{XX}(t_2, f_2) = \rho_{s_i s_i}(t_2, f_2) \mathbf{a}_i \mathbf{a}_i^H. \quad (13)$$

(12) 式和 (13) 式表明对于信号的任意一个单源自项时频点 $(t, f) \in \Omega_i$, 对其空时频分布矩阵进行特征值分解得到的主特征向量均为信号导向矢量. 因此可以把属于同一个信号的单源自项时频点进行聚类, 并构造导向矢量的不确定集, 再通过优化算法得到导向矢量的最优估计.

利用 3.1 小节的方法提取出单源自项时频点, 对每个单源自项时频点上的空时频矩阵进行特征分解得到主特征矢量 $\mathbf{a}(t, f)$, 将 $\mathbf{a}(t, f)$ 作为该单源自项时频点的特征, 利用聚类算法将所有的单源自项时频点分成 $Q (Q \geq N)$ 类 $\Psi_i (i = 1, 2, \dots, Q)$, 即如果 $d(\mathbf{a}(t_1, f_1), \mathbf{a}(t_2, f_2)) < \varepsilon_4$, 则 $(t_1, f_1), (t_2, f_2)$ 属于同一类, 其中 ε_4 是一个大于零的常数. 选取包含时频点最多的前 N 类, 对每一类 $\Psi_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 的主特征矢量求平均, 可以得到信号导向矢量的初始估计值 $\bar{\mathbf{a}}_i$. 利用 $\bar{\mathbf{a}}_i$ 定义导向矢量不确定集半径

$$r_i = \max(d(\mathbf{a}(t, f), \bar{\mathbf{a}}_i)), \quad (t, f) \in \Psi_i. \quad (14)$$

则信号导向矢量的不确定集可以定义为

$$\Phi_i = \{\mathbf{a} | d(\mathbf{a}, \bar{\mathbf{a}}_i) \leq r_i\}. \quad (15)$$

为了得到更为准确的导向矢量, 需要在不确定集内采用优化算法进行求解. 在源信号相互独立的情况下, 接收信号的协方差矩阵可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= E[\mathbf{X}(t)\mathbf{X}^H(t)] \\ &= \mathbf{A}E[\mathbf{S}(t)\mathbf{S}^H(t)]\mathbf{A}^H + \mathbf{Q} \\ &= \sum_{k=1}^N \delta_k^2 \mathbf{a}_k \mathbf{a}_k^H + \mathbf{Q}, \end{aligned} \quad (16)$$

其中, δ_k^2 表示信号 $s_k (k = 1, 2, \dots, N)$ 的功率, $\mathbf{Q}$ 表示噪声的协方差矩阵, 将其中一个信号 s_i 作为期望信号, 其余信号当作干扰信号, 则有

$$\mathbf{R} - \delta_i^2 \mathbf{a}_i \mathbf{a}_i^H = \sum_{k=1, k \neq i}^N \delta_k^2 \mathbf{a}_k \mathbf{a}_k^H + \mathbf{Q} \geq 0. \quad (17)$$

(17) 式表明 $\mathbf{R} - \delta_i^2 \mathbf{a}_i \mathbf{a}_i^H$ 是一个半正定矩阵. 那么在满足该条件的前提下, 在导向矢量不确定集内使期望信号功率 δ_i^2 最大化所对应的 $\mathbf{a}$ 即为期望信号的导向矢量, 所以此优化问题可以表示为

$$\begin{aligned} &\max_{\delta_i^2, \mathbf{a}} \delta_i^2 \\ &\text{s.t. } \mathbf{R} - \delta_i^2 \mathbf{a} \mathbf{a}^H \geq 0, \\ &\mathbf{a} \in \Phi_i. \end{aligned} \quad (18)$$

令 (15) 式中 $d(\mathbf{a}, \bar{\mathbf{a}}_i) = (\mathbf{a} - \bar{\mathbf{a}}_i)^H(\mathbf{a} - \bar{\mathbf{a}}_i)$, 则 (18) 式可变换为

$$\begin{aligned} &\max_{\delta_i^2, \mathbf{a}} \delta_i^2 \\ &\text{s.t. } \mathbf{R} - \delta_i^2 \mathbf{a} \mathbf{a}^H \geq 0, \\ &(\mathbf{a} - \bar{\mathbf{a}}_i)^H(\mathbf{a} - \bar{\mathbf{a}}_i) \leq r_i. \end{aligned} \quad (19)$$

(19) 式是一个凸优化问题, 可以直接利用 SeDuMi 工具箱进行求解. 为了进一步减小运算量, 文献 [20] 提出了一种简单的求解算法. 它推导出解的最终形式为

$$\hat{\mathbf{a}} = \left(\frac{\mathbf{R}^{-1}}{\lambda} + \mathbf{I} \right) \bar{\mathbf{a}}_i, \quad (20)$$

其中, λ 的取值与 r_i 有关, 具体求解方法见文献 [20].

3.3 波束形成

通过以上步骤可以得到每个信号导向矢量的最优估计 $\hat{\mathbf{a}}_{i_opt}, i = 1, 2, \dots, N$, 利用经典的 Capon [3] 方法即可实现多目标盲波束形成, 具体表达式如下:

$$\begin{aligned} &\min \mathbf{w}_i^H \mathbf{R} \mathbf{w}_i \\ &\text{s.t. } \mathbf{w}_i^H \hat{\mathbf{a}}_{i_opt} = 1. \end{aligned} \quad (21)$$

利用 Lagrange 乘数法对上式求解, 可得

$$\mathbf{w}_i = \frac{\mathbf{R}^{-1} \hat{\mathbf{a}}_{i_opt}}{\hat{\mathbf{a}}_{i_opt}^H \mathbf{R}^{-1} \hat{\mathbf{a}}_{i_opt}}. \quad (22)$$

通过代入不同的 $\hat{\mathbf{a}}_{i_opt}$, 可以得到所有信号对应的最优加权矢量 $\mathbf{w}_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 将所有的最优加权矢量组成一个 $N \times M$ 维的加权矩阵

$$\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_N]^H. \quad (23)$$

利用加权矩阵 $\mathbf{W}$ 对接收信号进行空域滤波, 可以实现多个信号的并行输出

$$\hat{\mathbf{S}} = \mathbf{W}\mathbf{X}, \quad (24)$$

其中, $\hat{\mathbf{S}} = [\hat{s}_1, \hat{s}_2, \dots, \hat{s}_N]^T$, $\hat{s}_i$ 表示某一信号的估计结果.

综上所述, 本文算法的总体步骤归纳如下:

1) 利用 (5) 式求取接收信号矢量不同时频点上的空时频分布矩阵;

2) 通过 (9), (10) 和 (11) 式提取单源自项时频点;

3) 对单源自项时频点进行聚类, 利用 (14) 和 (15) 式构造导向矢量不确定集;

4) 根据导向矢量的不确定集, 利用 (20) 式求取导向矢量的最优估计;

5) 利用 Capon 方法, 通过 (22), (23) 和 (24) 式求得加权矩阵 $\mathbf{W}$, 实现多目标盲波束形成.

在上述推导过程中, 可以发现本文算法无需利用信号任何统计特性或结构特性, 具有较广泛的适用性. 本章对算法流程和步骤进行了介绍, 但是对算法中一些特定的参数选取未作具体的讨论, 下面对参数的选取方法、聚类算法以及本文算法的计算复杂度进行分析.

3.4 算法分析

1) 关于 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4$ 的选取. ε_1 用于判断某一时频点是否为噪声点, ε_1 越小, 经过去噪处理后所保留的时频点越多, 使后续处理的运算量增加, ε_1 越大, 所保留的时频点越少, 但有可能滤除信号对应的时频点, 为了保证算法的有效性, 一般 ε_1 选取较小的值, 本文选取 $\varepsilon_1 = 0.1$; ε_2 用于判断某一时频点是否为自项时频点, ε_2 是一个接近于 1 的正实数, 即使空间存在白噪声且噪声较大, 也不会影响 ε_2 的选取, 本文选取 $\varepsilon_2 = 0.9$; ε_3 用于判断某一时频点是否为单源自项时频点, ε_3 是一个较小的正实数, 本文选取 $\varepsilon_3 = 0.2$; ε_4 用于判断两个时频点是否属于同一类, ε_4 的选取受到信噪比的影响, 信噪比越高 ε_4 越小, 相反信噪比越低 ε_4 也就越大, 但无论哪一种情况 ε_4 都是一个较小的正实数, 本文选取 $\varepsilon_4 = 0.2$.

2) 信号源数目未知的聚类算法. 3.2 小节中的聚类算法假设信源数已知, 而在信源数未知的情况下, 可以采用文献 [21] 提出的 SSCL (self-splitting

competitive learning) 聚类方法, 它可以在聚类的过程中自动确定信源数, 解决了信源数未知的问题.

3) 运算量分析. 求取所有时频点空时频分布矩阵的运算量为 $(M^2 N_c + 2M^2) n_K n_L n_{tf}$, 其中 M 为阵元数, N_c 为采样点数, n_K, n_L 分别为 (5) 式中 k, l 的求和长度 (表示式中 k, l 的求和长度虽然为 ∞ , 但实际上求和长度一般不需要太长), n_{tf} 为所求时频点的总个数; 分离单源自项时频点的运算量为 $(M^2 + 1)n_{tf} + (M^2 + 1)n_1 + (O_1(M^3) + 1)n_2$, 其中 n_1 为去除噪声点后的时频点数目, n_2 为自项时频点的数目, $O_1(M^3)$ 表示特征值分解的运算量; 求取导向矢量最优估计和波束形成的运算量为 $0.5n_3(n_3 - 1)M + [(O_2(M^3) + M^2)L + 2M^2 + MN_c]N$, 其中, n_3 为单源自项时频点的数目, L 为迭代次数, N 为信号源数目, $O_2(M^3)$ 表示矩阵求逆的运算量. 本文算法的运算量大于 ICA, CMA, JADE 等传统盲波束形成算法, 但该算法具有广泛的适用性, 和更优的输出性能.

4 仿真实验

假设阵列为 8 阵元均匀直线阵, 阵元间距为 0.5λ , λ 为载波波长, 信号满足远场条件, 且噪声为高斯白噪声. 算法仿真首先针对多目标信号在时频域上有重叠区域情况, 验证算法的有效性, 然后对本文算法输出性能进行分析, 并与 CMA, ICA, JADE 以及最优 Capon 算法进行对比, 以验证本文算法性能的优越性.

实验 1 时频域有重叠的多目标信号分离

假设空间中有三个线性调频信号, 调频范围分别为 600—610 MHz, 605—615 MHz, 615—605 MHz (频率递减), 采样频率为 50 MHz, 数据长度为 256, 幅度均为 3, 信噪比为 10 dB, 信号来向分别为 $-20^\circ, 0^\circ, 25^\circ$, 三个信号带宽均为 10 MHz, 满足窄带信号条件 $B/f_0 < 0.1$.

图 2、图 3 分别为源信号的时域波形图和时频分布图, 可以看出在时频域上三个信号存在交叉. 图 4(a) 为接收信号的时频分布的三维图, 图 4(b) 为经过二值化后时频分布的二维图, 可以看出接收信号的时频分布图中不仅包含源信号的自项时频点, 还有噪声点, 以及不同信号之间的互项时频点, 为了便于观察, 在以下步骤中仅给出二维时频分布

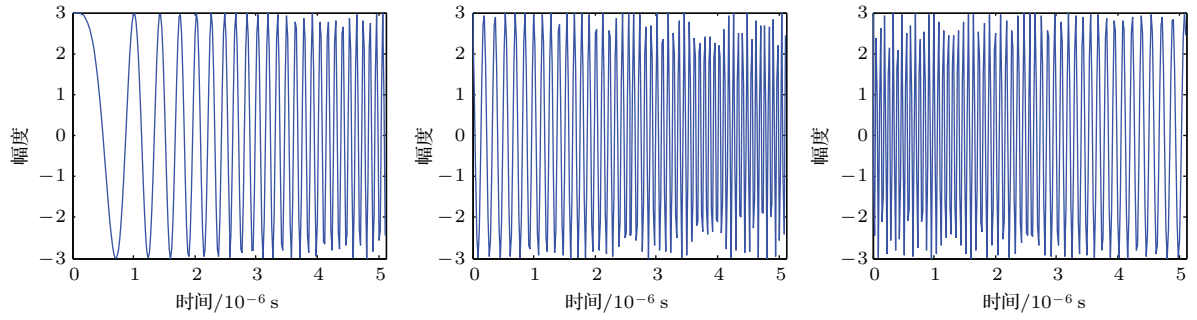


图2 源信号的时域波形图

Fig. 2. The temporal waveforms of the original source signals.

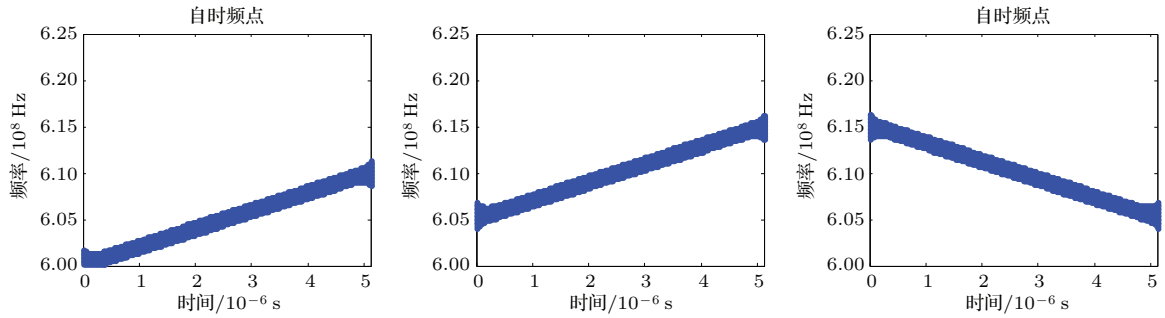


图3 源信号的时频分布图

Fig. 3. The time-frequency distributions(TFDs) of the original source signals.

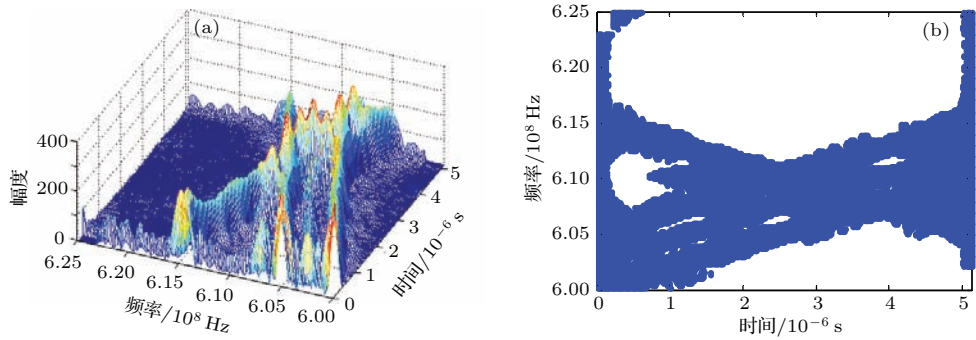


图4 (网刊彩色) 接收信号的时频分布图 (a) 三维分布图; (b) 二维分布图

Fig. 4. The TFDs of the recieved signals: (a) represents the 3-D TFDs; (b) represents the 2-D TFDs.

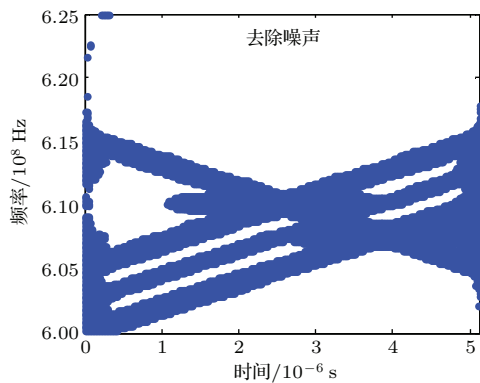


图5 去除噪声点的时频分布图

Fig. 5. The TFDs after removing the noise points.

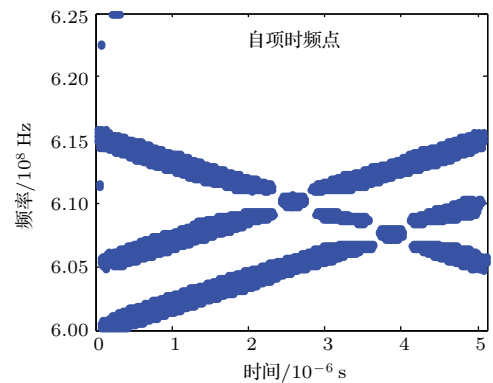


图6 自项时频点的时频分布图

Fig. 6. The TFDs of auto-term points.

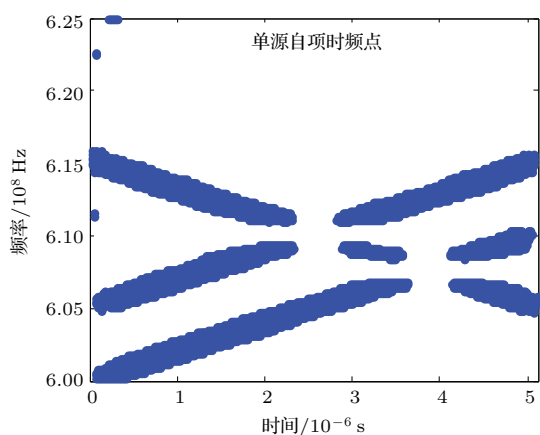


图7 单源自项时频点的时频分布图

Fig. 7. The TFDs of single-source auto-term points.

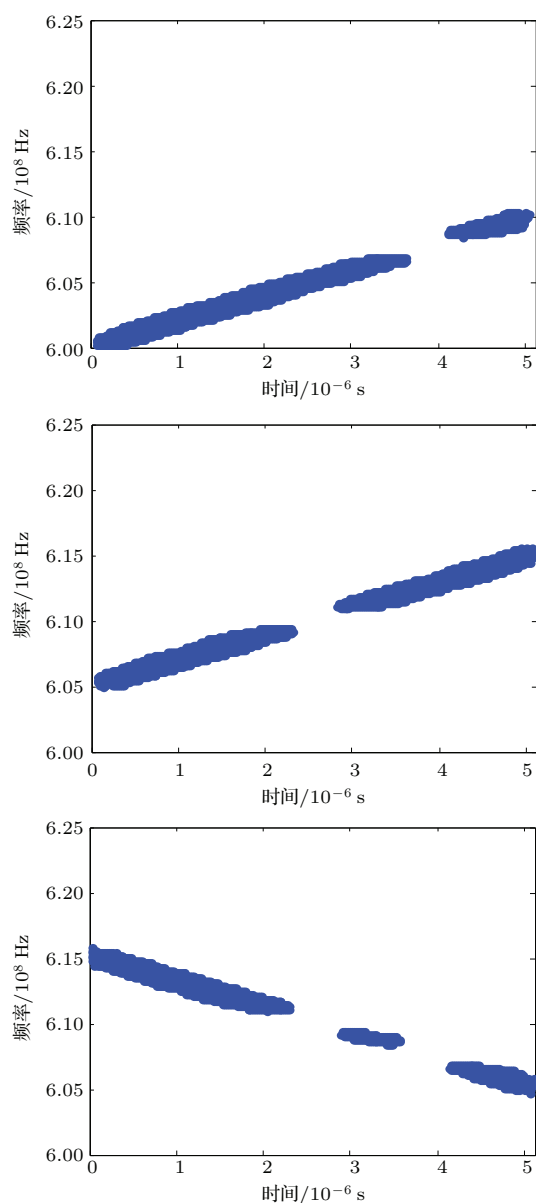


图8 聚类后三类时频点的分布图

Fig. 8. The TFDs of the three types of TF points after clustering.

图. 图5为去除噪声点后的分布图, 可以看出由噪声产生的能量较小的时频点被滤除了. 图6为自项时频点的分布图, 与图5相比, 滤除了互项时频点, 但重叠区域附近一些源信号的时频点也被滤除了, 这是由于在这些点上信号间距离较近, 产生了互项频能量. 图7为单源自项时频点的分布图, 与图6相比, 滤除了信号间的重叠区域, 所保留的时频点多数为单信号时频点和少量的噪声点.

图8为聚类后得到的三类时频点的分布图, 与源信号的时频分布相比, 聚类得到的三类时频点缺少了重叠区域, 但对求解三个信号导向矢量的最优

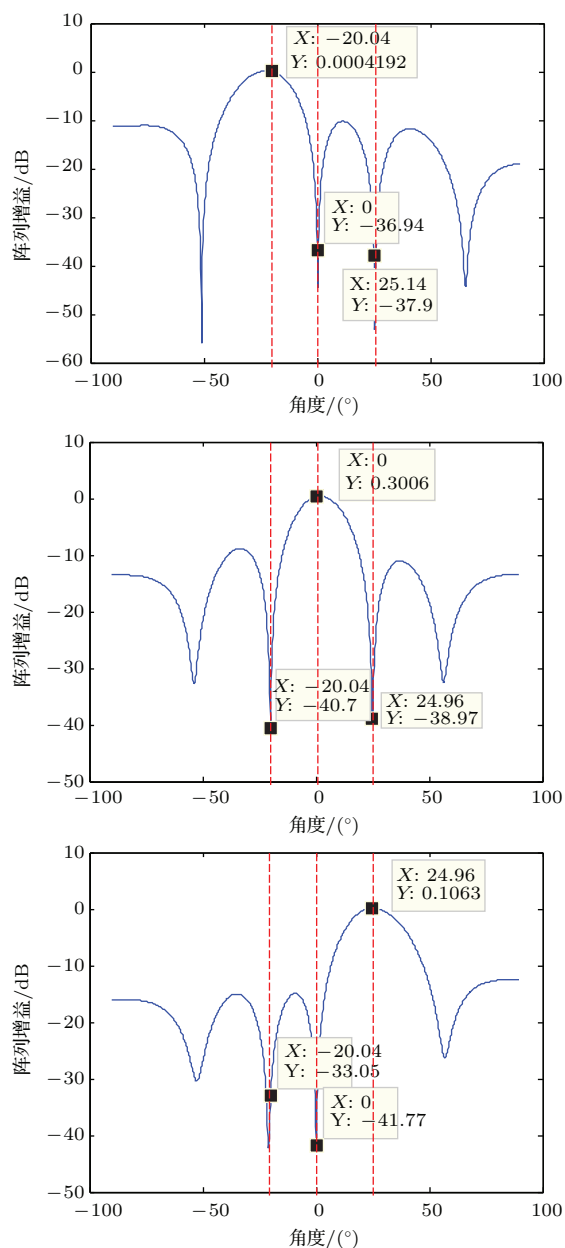


图9 三个信号的波束图

Fig. 9. The beam patterns for the three signals.

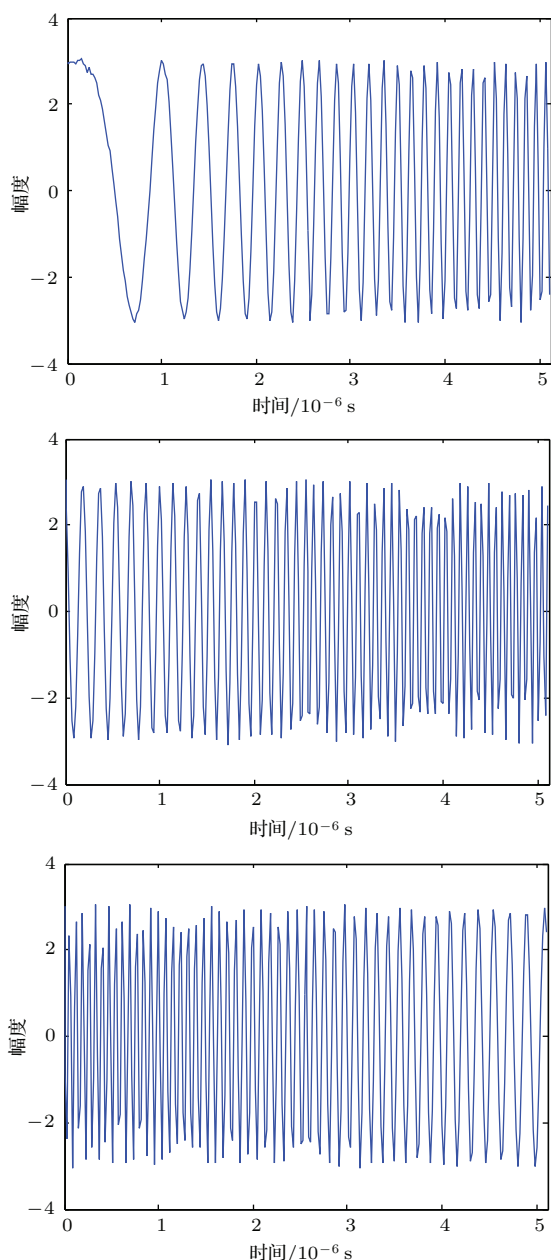


图10 空域滤波后分离信号的时域波形图

Fig. 10. The temporal waveforms of the separated signals by spatial filtering.

估计影响较小. 此外, 任何一类时频点中均不包含图7中残留的噪声点, 因为噪声点与三类时频点均不满足 $d(a(t_1, f_1), a(t_2, f_2)) < \varepsilon_4$, 因此, 聚类过程可以进一步地滤除噪声点. 图9给出了利用估计得到的导向矢量进行波束形成的阵列波束图. 如图所示, 每一个波束的主瓣均准确地指向期望方向, 并在干扰方向上形成了零陷. 图10为接收信号经过三个波束形成器后得到的分离信号的时域波形图, 与源信号的时域波形基本一致. 因此, 在时频域存在重叠的情况下, 本文提出的方法可以实现多目标信号的并行输出, 且无需利用信号的统计或结构特

性, 性能稳定.

实验2 算法输出性能分析

假设空间中存在两个幅度相同来向分别为 -20° 和 0° 的窄带信号, 将一个作为期望信号, 另一个作为干扰信号, 阵元数为8, 采样点数为256, 进行了500次蒙特卡罗实验. 图11给出了本文算法和其他几种算法输出信干噪比随输入信噪比的变化曲线. 输出信干噪比表示为

$$\text{SINR} = \frac{\mathbf{w}^H \mathbf{R}_{SS} \mathbf{w}}{\mathbf{w}^H \mathbf{R}_{JJ} \mathbf{w}}, \quad (25)$$

其中, $\mathbf{R}_{SS}$ 为期望信号的相关矩阵, $\mathbf{R}_{JJ}$ 为干扰和噪声的相关矩阵, $\mathbf{w}$ 为波束形成器的权系数.

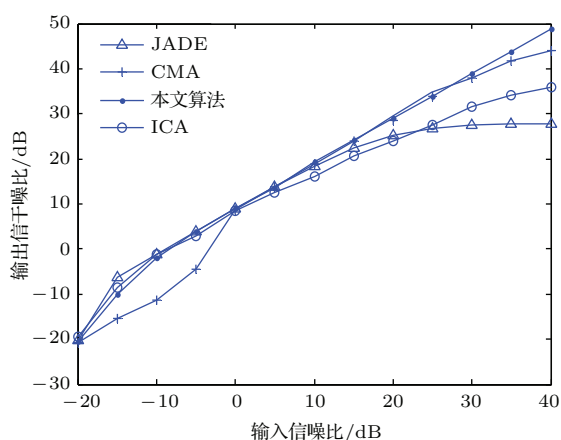


图11 本文算法与其他三种算法的性能比较

Fig. 11. Performance comparison between the proposed algorithm and the other three ones.

由图11可知, 当输入信噪比高于 -10 dB时, 本文算法的输出信干噪比高于其他算法, 而输入信噪比在 -20 dB到 -10 dB之间时, 本文算法的输出信干噪比要略低于ICA和JADE两种算法, 这是由于 $\varepsilon_1 = 0.1$, 信噪比较低时很大一部分期望信号的单源自项时频点被当作噪声滤除掉了, 从而影响了输出性能. 通过减小 ε_1 可以提高输出信干噪比, 但运算量将会增加, 实际应用中, 可以在运算量和计算速度允许的前提下, 选择尽量小的 ε_1 , 实现低信噪比下运算量和输出性能的均衡.

为了进一步分析算法分离多目标信号的能力, 假设空间内有3个信号源, 阵元数和采样点数保持不变, 对其进行信号分离, 并求出3个信号的平均输出信干噪比, 图12给出了不同算法平均输出信干噪比随输入信噪比的变化曲线. ICA和CMA两种算法在多信号分离时性能明显下降, 因为这两种算法不能直接进行多目标信号分离, 需要采用多模

块级联或并联的方法, 稳定性较差, 导致输出性能下降. 而本文算法和JADE算法能够直接实现多目标信号的并行输出, 因而性能基本保持不变. 同时, 本文算法的输出信干噪比高于JADE算法.

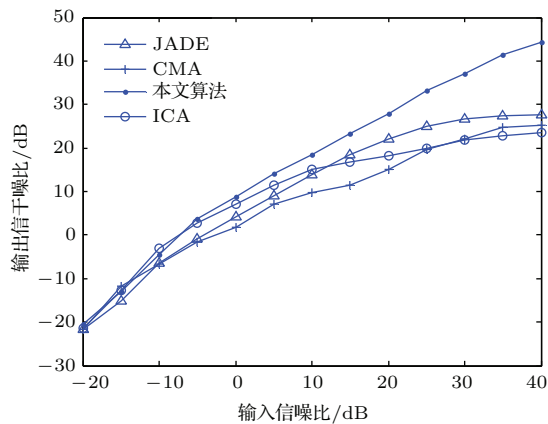


图 12 多目标条件下本文算法与其他三种算法的性能比较
Fig. 12. Performance comparison between the proposed algorithm and the other three ones under the condition of multiple targets.

表 1 不同信源数下本文算法与最优 Capon 波束形成器的性能比较

Table 1. Performance comparison between the proposed algorithm and the optimal Capon beamformer under the condition of different source number.

信源数	SNR _{in} = 10 dB		SNR _{in} = 30 dB	
	SINR _{WV} /dB	SINR _{capon} /dB	SINR _{WV} /dB	SINR _{capon} /dB
1	19.1212	19.1738	39.1526	39.1599
2	18.8734	19.0864	38.1267	38.6148
3	18.6405	18.7935	37.0117	38.3146
4	18.1110	18.7828	37.0021	38.0344
5	18.0163	18.5603	35.2902	36.6533
6	16.3859	17.2918	32.9418	33.6703
7	7.5701	10.7636	22.8216	27.0205
8	7.37085	4.2762	8.4134	11.4504

表 1 给出了输入信噪比分别为 10 dB 和 30 dB 时, 本文算法和最优 Capon 波束形成器的平均输出信干噪比随信号源个数变化情况, 所谓最优 Capon 波束形成器是指在信号来向和阵列流型精确已知的条件下利用 Capon 算法得到的波束形成器. SNR_{in} 表示输入的信噪比, SINR_{WV} 表示本文算法的输出信干噪比, SINR_{capon} 表示最优 Capon 波束形成器的输出信干噪比. 可以看出信号源个数在 1

到 6 之间时, 两种算法的性能基本一致, 输出 SINR 均较高, 在信号源个数增加到 7 或 8 时, 两种算法的输出性能均有明显的下降, 本文算法接近于最优 Capon 算法.

5 结 论

本文通过对接收信号进行时频分析, 提取单源自项时频点, 并对其分类得到了导向矢量的不确定集, 然后优化求解导向矢量的最优估计, 最后通过波束形成算法实现了多目标信号的分离. 本文算法不要求信号具备特定的统计或结构特性, 能够实现多目标信号的并行输出, 适用性较广, 稳定性较好. 仿真实验与对比分析表明, 本文算法在信号间存在时频域重叠的情况下依然能够较好地分离出源信号, 输出性能优于 CMA, ICA, JADE 等盲波束算法, 且接近于最优 Capon 波束形成器. 下一步的工作是在保证理想输出性能的条件下, 尽量减小算法的运算量.

参考文献

- [1] Xiao X, Xu L, Li Q W 2013 *Chin. Phys. B* **22** 094101
- [2] Wang Y, Fan W F, Fan Z, Liang G L 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 154303 (in Chinese) [王燕, 吴文峰, 范展, 梁国龙 2014 物理学报 **63** 154303]
- [3] Xiao X, Song H, Wang L, Wang Z J, Lu H 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 194102 (in Chinese) [肖夏, 宋航, 王梁, 王宗杰, 路红 2014 物理学报 **63** 194102]
- [4] Treichler J R, Agee B G 1983 *IEEE Trans. Acoust. Speech. Sin.* **51** 1702
- [5] Agee B G 1986 *Proc of ICASSP Tokyo*, December, 1986 p1921
- [6] Wong Q, Wong K M 1996 *IEEE Trans. Sign. Process* **44** 2757
- [7] Lee J H, Huang C C 2009 *IEEE Antenn. Wirel. Pr* **8** 2009
- [8] Ding Z, Nguyen T 2000 *IEEE Trans. Sign. Process* **48** 1587
- [9] You R Y, Chen Z 2005 *Chin. Phys.* **14** 2176
- [10] Lu S X, Wang Z S, Hu Z H, Feng J C 2014 *Chin. Phys. B* **23** 010506
- [11] Tabbal A M, Merel P, Chaker M 1989 *IEEE Military Commun. Conf Boston*, Oct, 1989 p0340
- [12] Guo Y, Fang D W, Liang V H, Wang N Q 2002 *Acta Elec. Sin.* **30** 831 (in Chinese) [郭艳, 方大纲, 梁昌洪, 汪宁清 2002 电子学报 **30** 831]
- [13] Li H S, Zhao J W, Chen H W, Wang F, Guo Y C 2003 *J. Electron. Information Technol.* **25** 1180 (in Chinese) [李洪升, 赵俊渭, 陈华伟, 王峰, 郭业才 2003 电子与信息学报 **25** 1180]

- [14] Jafari M G, Wang W, Chambers J A, Hoya T, Cichocki A 2006 *IEEE Trans. Sign. Process* **54** 1028
- [15] Cardoso J F, Souloumiac A 1989 *Proceedings of International Conference on Radar Signal Processing* December, 1993 p362
- [16] An Y, Du Z H, Xu K X 2013 *Acta Phys. Sin* **62** 174208 (in Chinese) [安颖, 杜振辉, 徐可欣 2013 物理学报 **62** 174208]
- [17] Aissa-El-Bey A, Linh-Trung N, Abed-Meraim K, Belouchrani A, Grenier Y 2007 *IEEE Trans. Sign. Process* **55** 897
- [18] Xu G L, Wang X T, Xu X G 2010 *Chin. Phys. B* **19** 014203
- [19] Xie S L, Yang L, Yang J M, Zhou G X, Xi Y 2012 *IEEE Trans. Neural Networks Learning Syst* **23** 306
- [20] Li J, Stoica P, Fan Z, Wang Z S 2003 *IEEE Trans. Sign. Process* **51** 1702
- [21] Luo Y H, Wang W W, Chambers J A, Lambotharan S, Proudler I 2006 *IEEE Trans. Sign. Process* **54** 2198

A blind beamforming algorithm for multitarget signals based on time-frequency analysis^{*}

Liu Ya-Qi^{1)†} Liu Cheng-Cheng¹⁾ Zhao Yong-Jun¹⁾ Zhu Jian-Dong²⁾

1) (*The PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China*)

2) (*Unit 63880, Luoyang 471003, China*)

(Received 19 September 2014; revised manuscript received 24 November 2014)

Abstract

The existing blind beamforming methods are effective only under the condition that the source signals have some special statistical or structural characteristics. Additionally, the structure of cascade model is complicated and the stability of parallel model is poor when dealing with multi-target signals. To address these problems, a novel blind beamforming algorithm for multi-target signals based on time-frequency (TF) analysis is proposed in this paper. The received array signals are first transformed into time-frequency domain by using quadratic time-frequency distributions (TFDs). Then, the single-source auto-term TF points which show energy concentration at a single signal are extracted through three operations: (i) removing noise points by setting a reasonable threshold, (ii) separating auto-term TF points from cross-term points, and (iii) selecting the single-source auto-term TF points from the auto-term ones. Moreover, these single-source auto-term TF points are classified by the principal eigenvector of their spatial time-frequency distribution matrixes. For each class of TF points, the uncertain set of signal steering vector is given, whose radius is defined as the ultimate range between the center and the elements in the class. Within the uncertain set, an optimization algorithm is provided to get the optimal estimation of the signal steering vector. Finally, the blind beamforming for multi-target signals is achieved based on the Capon method, which can enhance the desired signals and suppress the noise and interference signals. In addition, the influence of parameters selection, the clustering method of unknown source number, and the computational complexity of the proposed algorithm are analyzed. The proposed algorithm can achieve parallel output of multi-target signals under the condition that the array manifold and the direction of arrival (DOA) are unknown. Also, the complex iterative solving processing may be avoided and special limitations on signal characteristics are unnecessary. As a result, it has wide applicability and superior stability compared with the existing blind beamforming methods. Simulations illustrate that the proposed algorithm can well separate multi-target signals which are TF-nondisjoint to a certain extent. It can achieve a higher output signal to interference plus noise ratio (SINR) compared with the constant modulus algorithm (CMA), the independent component analysis (ICA) algorithm, and the joint approximate diagonalization of eigenmald (JADE) algorithm. Furthermore, the output performance of the proposed algorithm is close to the optimal Capon beamformer.

Keywords: time-frequency analysis, blind beamforming, optimal estimation of steering vector, Capon

PACS: 43.60.Fg, 07.50.Qx, 43.60.Hj, 84.40.Ba

DOI: 10.7498/aps.64.114302

^{*} Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61401469).

[†] Corresponding author. E-mail: yuyang911026@163.com