

平行因子在被动相干定位系统中的应用

张各各* 王 俊 李 进 郑纪彬

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘 要: 针对被动相干定位系统中匹配滤波计算量比较大的问题, 该文提出基于平行因子的定位方法直接估计时延和多普勒频偏; 为了改善频域盲源分离在大时延背景下时延估计精度不高的问题, 建立新的张量接收器, 并用联合对角化联合同时估计波束、时延和多普勒频偏。仿真表明, 该文方法能获得比较高的估计精度。

关键词: 被动雷达; 正交频分复用信号-单频网; 平行因子; 张量模型; 波束

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)07-1596-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.01172

Application of Parallel Factor to Passive Coherent Location

Zhang Ge-ge Wang Jun Li Jin Zheng Ji-bin

(National Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: For the huge computational burden of the matched filter utilized in Passive Coherent Location (PCL) system, this paper proposes a PARAllel FACtor (PARAFAC)-based locating method which estimates directly time delay and Doppler offset. To improve the poor estimation accuracy of frequency blind source separation in large delay spread, a new tensor receiver is built to process simultaneously beamforming, time delay and Doppler offset by exploiting the simultaneous diagonalization. The experiments show that the proposed method can gain high estimation accuracy.

Key words: Passive radar; Orthogonal Frequency Division Multiplexing-Single Frequency Network (OFDM-SFN); Parallel factor; Tensor model; Beamforming

1 引言

被动雷达利用非合作的照射源, 在抗干扰、抗反辐射导弹、抗低空突防和反隐身能力等方面优于主动雷达, 尤以DVB-T(Digital Video Broadcasting Terrestrial) 基站传送的OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing)信号为照射源在目标探测中的优点, 已成为国内外研究的热点^[1-3]。随着单频网(Single Frequency Network, SFN)在地面数字电视广播(Digital Television Terrestrial Broadcasting, DTTB)系统中大规模应用, 基于OFDM-SFN照射源的被动雷达系统的研究应运而生。所谓单频网, 即几个不同位置的发射台在同一时间和同一频率发射相同的信号。被动雷达系统采用单频网的最大优点是多个照射源可能同时照射到目标, 提高探测目标的可靠性以及解决超低空探测^[4]的可行性, 对构建防空预警系统, 具有重要的应用前景和价值。但是在被动雷达应用OFDM-SFN中存在新的难点: 多个基站同时发送同频的相同信号, 接收目标回波信号是各基站的直达波和多径的叠加

信号(信道和信号的卷积), 极有可能产生大时延扩展(例如最大时延阶数 L 大于循环前缀(Cyclic Prefix, CP)长度 N_g), 造成符号间干扰(ISI)和信道间干扰(ICI)。

雷达接收器中包含时延和多普勒信息, 其中参考信号和目标信号之间的时差信息(或不同接收站的目标信号时差信息)可以确定目标位置, 多普勒频偏可以确定目标速度(注意, 由于收发晶振存在误差, 实际中纯净目标信号包含收发晶振频偏和多普勒频偏, 需要通过目标信号和其配对的直达波信号频率差确定目标多普勒频偏)。常规的被动相干定位(Passive Coherent Location, PCL)系统通过参考信号和回波信号的匹配滤波(Matched Filter, MF)处理来获得最大输出信噪比, 因此需要在接收端配置特性相同的参考天线和预警天线。但是由于预警天线是全向天线配置, 目标回波信号中包含强直达波和多径信号。在这种情况下, 通常需要设计多级相消器来消除预警天线中的直达波和多径信号, 但是此类相消算法的计算量通常比较大^[5]。本文首次提出应用盲源分离(Blind Source Separation, BSS)中的高阶张量(Higher Order Tensors)在被动雷达系统中直接估计直达波和目标信号的时延和多普勒信息, 由于不再需要配置参考天线, 使得PCL系统模

2011-11-10 收到, 2012-03-01 改回

教育部创新团队计划(IRT0954)资助课题

*通信作者: 张各各 gg Zhang@stu.mail.xidian.edu.cn

型得以简化。同时建立了新的基于波束、时延和多普勒频偏的张量接收器模型，解决了频域盲源分离算法在大时延扩展中精度不高的问题。相比于常规的匹配滤波处理，本文提出的方法不需要参考信号和直达波、多径的相消步骤而直接估计直达信号和目标信号，使得目标参数估计的计算量大大减小。

实际上，处理高阶张量分解的方法主要有高阶奇异值分解 (Higher Order Singular Value Decomposition, HOSVD) 和平行因子分解 (PARAllel FACtorization, PARAFAC)，其中高阶奇异值分解是主分量分析的高阶形式，要求分解是正交的。而平行因子分解张量为秩-1张量，对正交性没有要求^[6]。因此高阶奇异值分解常用来张量近似、数据压缩，滤波，而平行因子常用来信号建模和估计^[7,8]。

2 接收机模型

首先考虑单频网建模，文献[9]建立了MIMO-OFDM背景下的基于多普勒频偏、信道和信号平行因子模型，本质上属于频域盲源分离^[10]。但是频域盲源分离在大时延背景下通常精度不高，因为频域盲源分离在从时域卷积变为频域相乘的时候需要短时傅里叶变换 (Short Time Fourier Transform, STFT)，实际中此变换是在有限帧长度下进行的，存在截断误差。只有当 $T > P$ ，变换才是正确的，其中 T 是STFT帧长度， P 是最大时延长度，因此频域盲源分离并不适用于大时延背景^[11]。针对频域盲源分离在大时延背景下精度不高的问题，文献[12]提出波束和频域盲分离结合：假设波束已知，利用DOA信息作为预处理，把大时延问题转换成每个天线的小时延问题，从而提高估计精度。类似地，本文也把波束考虑进张量接收器，建立波束、时延和多普勒频偏的张量模型，利用波束作为预处理，改善被动雷达中的低信噪比，然后估计多普勒频偏和信道信息。不同于文献[12]，本文提出的方法能同时估计出方向、时延和多普勒信息。

考虑有2个发射机的OFDM-SFN结构。在多径情况下，为了保证接收多样性，本文使用基于阵列天线的接收机，系统模型如图1。OFDM信号发送长度为 N 的子载频，考虑单频网中可能存在大时延，满足 $L > N_g$ ， L 是最大时延扩展， N_g 是CP长度。 R 是路径数 (DOA个数) (注意，这里信号可能是相关的)。CP移除之后，接收信号来自路径 r 在阵元#1接收的 N 个时域采样为

$$\gamma_g^{(r)}(n) = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \mathbf{H}_i^{(r)}(p) \mathbf{X}_j^{(r)}(p) e^{j2\pi \frac{n}{N} (C_p^{(r)} + \xi^{(r)})} \quad (1)$$

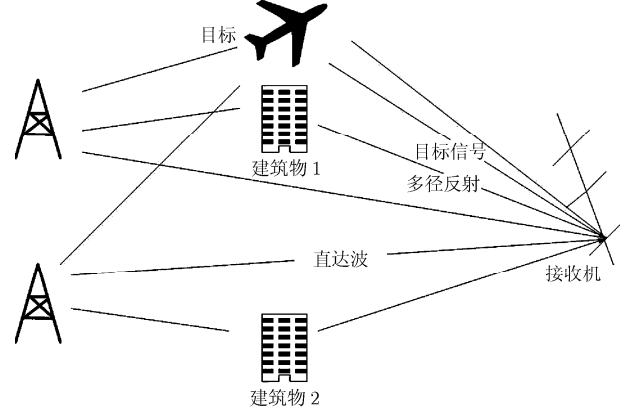


图1 基于单频网的被动雷达探测系统模型

其中 $\mathbf{X}_j^{(r)}(p)$ 记为路径 r 在 OFDM 符号块中的 N 个调制符号。 $\mathbf{H}_i^{(r)}$ 表示路径 r 在子载波 $C_p^{(r)}$ 处的频域信道响应，假设每个符号块内 (长度为 K) 的信道多普勒信息不变。 Δf 是子载波间隔， $\Delta f^{(r)}$ 是路径 r 的多普勒频偏，从而 $\xi^{(r)} = \Delta f^{(r)} / \Delta f$ 表示该路径的归一化多普勒频偏，假设 $\xi^{(r)} \in (-0.5, 0.5)$ 。将 $(C_p^{(r)} + \xi^{(r)}) / N$ 称为路径 r 在子载波 $C_p^{(r)}$ 处的有效频偏，令 $\mathbf{S}_j^{(r)} = \mathbf{X}_j^{(r)} e^{j2\pi(n/N)(C_p^{(r)} + \xi^{(r)})}$ ，代入式(1)得

$$\mathbf{r}_1^{(r)}(n) = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \mathbf{H}_i^{(r)} \mathbf{S}_j^{(r)} \quad (2)$$

对于阵元#2，其接收路径 r 的信号与阵元#1 存在如下关系：

$$\gamma_2^{(r)}(n) = \mathbf{a}_2^{(r)} \gamma_1^{(r)}(n) = e^{j\chi \cos \alpha_r} \gamma_1^{(r)}(n) \quad (3)$$

其中 $\chi = 2\pi d / \lambda$ ， d 为均匀线阵 (ULA) 阵元间距， λ 为射频信号波长， \mathbf{a}_r 为路径 r 来波方向。依次类推，阵元# m 的时域采样信号可以表示为

$$\gamma_m = \mathbf{a}_m^{(r)} \gamma_1^{(r)}(n) = \frac{1}{N} e^{j\chi(m-1) \cos \alpha_r} \sum_{p=1}^N \mathbf{H}_i^{(r)}(p) \mathbf{S}_j^{(r)}(p) \quad (4)$$

从式(4)得到所有路径 R 之和 \mathbf{y}_{ijm} 为

$$\mathbf{y}_{ijm} = \frac{1}{N} \sum_{r=1}^R e^{j\chi(m-1) \cos \alpha_r} \sum_{p=1}^N \mathbf{H}_i^{(r)}(p) \mathbf{S}_j^{(r)}(p) \quad (5)$$

3 高阶奇异值分解

高阶奇异值分解是一种泛化的低维空间到高维空间分解方法，是高阶主分量分析的一种形式，它将张量分解成一个核函数在每个模上乘以矩阵的形式^[13,14]，张量 \mathbf{x} 的分解可表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{S} \times_1 \mathbf{U}^{(1)} \times_2 \mathbf{U}^{(2)} \times_3 \mathbf{U}^{(3)} \quad (6)$$

其中 $\mathbf{U}^{(n)}$ ， $n = 1, 2, 3$ 称为矩阵因子，通常是正交的，可以认为是每个模中的主成分， \mathbf{S} 被称为核张量， $\mathbf{S} \times_n \mathbf{U}^{(n)}$ 是张量 \mathbf{S} 在 n 模上与矩阵 $\mathbf{U}^{(n)}$ 的乘积。

4 平行因子分解

平行因子或张量分解是另一种泛化的低维空间到高维空间分解方法。假设各维空间是线性关系, 平行因子能同时分析 3 个或者多个独立矩阵变量, 其最早被应用在化学光谱分析中。因而若考虑波束 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{M \times R}$, 信道 $\Phi \in \mathbb{C}^{I \times R}$, 信号 $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{J \times R}$ 构成 $M \times I \times J$ 维三面 \mathbf{X} , 那么任意一个元素可以分解为

$$\mathbf{x}_{m,p,k} = \sum_{r=1}^R \mathbf{a}_m^{(r)} \mathbf{d}_i^{(r)} \mathbf{s}_j^{(r)},$$

$$m = 1, \dots, M; i = 1, \dots, I; j = 1, \dots, J \quad (7)$$

其中 $\mathbf{a}^{(r)}, \mathbf{d}^{(r)}, \mathbf{s}^{(r)}$ 分别是矩阵 $\mathbf{A}, \Phi, \mathbf{S}$ 的第 r 列向量。

若利用张量来表示三面阵的话, 可以表示为

$$\Psi = \sum_{r=1}^R \mathbf{a}^{(r)} \circ \mathbf{d}^{(r)} \circ \mathbf{s}^{(r)} \quad (8)$$

式中 \circ 表示外积运算, 由向量外积组成的张量, 为 rank-1 矩阵。

5 联合对角化

常用的分解高阶奇值和平行因子的方法是交替最小二乘(Alternating Least Squares, ALS)^[15,16], 其通过约束最小均方代价函数最小:

$$f(\mathbf{A}, \Phi, \mathbf{S}) = \left\| \Psi - \sum_{r=1}^R \mathbf{a}^{(r)} \circ \mathbf{d}^{(r)} \circ \mathbf{s}^{(r)} \right\|^2$$

$$= \sum_{ijm} \left| \mathbf{y}_{m,i,j} - \sum_r \mathbf{a}_m^{(r)} \mathbf{d}_i^{(r)} \mathbf{s}_j^{(r)} \right|^2 \quad (9)$$

交替最小二乘的具体思想是首先获得未知变量的一组初始估计值, 然后每一步只更新一个估计矩阵, 更新方法为: 待更新的矩阵为变量, 其它矩阵使用上次估计的结果, 约束函数式(9)最小, 利用最小二乘来更新。更新完一组数据, 进入下一轮迭代, 直到满足收敛要求^[17]。在文献[18]中 Kruskal 证明交替最小二乘算法求解矩阵变量的唯一性要求:

$$k(\mathbf{A}) + k(\Phi) + k(\mathbf{S}) \geq 2(N+1) \quad (10)$$

但是交替最小二乘算法对初始值比较敏感、速度比较慢, 通常需要重复几次初值选择, 算法才能收敛。为了解决交替最小二乘收敛速度慢的问题, 文献[19,20]提出了约束最小函数(10)的联合对角化(Simultaneous Diagonalization, SD)

$$\phi(\Phi, \mathbf{S}, \mathbf{A}) = \left\| \mathbf{y} - \sum_{r=1}^R \Phi_{r,2} \mathbf{S}_{r,3} \mathbf{A} \right\|^2 \quad (11)$$

$\Phi_{r,2}$ 表示 Φ 的模-2积, $\mathbf{S}_{r,3}$ 表示模-3积(具体关于张量定义可以参考文献[20])。

联合对角化采用矩阵分解来估计各矩阵变量, 而不是迭代算法, 从而减小了计算量。其唯一性要

求

$$\min(IJ, M) \geq R \quad (12)$$

因为张量分解能同时分解多个矩阵变量, 本文提出在 OFDM-SFN 中引入张量结构。建立波束、时延和多普勒频偏的张量模型, 由于把导向向量从时延信道中分离出来, 就可以利用分解得到的波束来改善接收数据的信噪比, 从而提高估计精度。接下来列出张量分解算法的具体步骤。

步骤 1 首先估计 DOA。把式(5)中 \mathbf{y}_{ijm} 堆栈成 $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{JI \times M}$: $\mathbf{Y}_{(j-1)I+i,m} = \mathbf{y}_{ijm}$ 。

步骤 2 把 \mathbf{Y} 进行 SVD 分解

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V}^H \quad (13)$$

其中 $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{JI \times R}$, $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{M \times R}$ 是列满秩的正交矩阵, $\Sigma \in \mathbb{C}^{R \times R}$ 是一个对角阵。假设 $\mathbf{E} = \mathbf{U} \cdot \Sigma$ 。

步骤 3 通过矩阵 $\mathbf{E} \in \mathbb{C}^{JI \times R}$, 重构矩阵 \mathbf{N}_r

$$\mathbf{N}_r \triangleq \text{unvec}(\mathbf{E}_r) = \text{unvec}(\Phi_r \otimes \mathbf{S}_r)$$

$$= \Phi_r \otimes \mathbf{S}_r^T, \quad r = 1, \dots, R \quad (14)$$

unvec 是把 $(IJ \times 1)$ 矩阵化成 $(I \times J)$ 矩阵。

重构矩阵 \mathbf{E}_r :

$$\mathbf{E}_r = \text{unvec} \left(\left((\Phi \odot \mathbf{S}) \mathbf{W}^{-1} \right)^{(r)} \right) = \sum_{r=1}^R (\mathbf{H}_r \mathbf{S}_r^T) (\mathbf{W}^{-1})_{kr} \quad (15)$$

步骤 4 通过映射 $\Phi: (\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}) \in \mathbb{C}^{I \times J} \times \mathbb{C}^{I \times J} \times \mathbb{C}^{I \times J} \rightarrow \Phi(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}) \in \mathbb{C}^{I \times I \times I \times J \times J \times J}$ 判断矩阵 \mathbf{E}_r 线性矩阵 $\mathbf{H} \odot \mathbf{F}$ 的线性组合, 其中映射 Φ 为

$$\begin{aligned} (\Phi(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z}))_{ijklmn} &= x_{il} \mathbf{D}_{m,n}(y_j, z_k) - x_{i,m} \mathbf{D}_{i,n}(y_j, z_k) \\ &\quad + x_{i,n} \mathbf{D}_{l,m}(y_j, z_k) + x_{il} \mathbf{D}_{m,n}(z_j, y_k) \\ &\quad - x_{i,m} \mathbf{D}_{i,n}(z_j, y_k) + x_{i,n} \mathbf{D}_{l,m}(z_j, y_k) \\ &\quad + y_{il} \mathbf{D}_{m,n}(x_j, z_k) - y_{i,m} \mathbf{D}_{i,n}(x_j, z_k) \\ &\quad + y_{i,n} \mathbf{D}_{l,m}(x_j, z_k) + y_{il} \mathbf{D}_{m,n}(z_j, x_k) \\ &\quad - y_{i,m} \mathbf{D}_{i,n}(z_j, x_k) + y_{i,n} \mathbf{D}_{l,m}(z_j, x_k) \\ &\quad + z_{il} \mathbf{D}_{m,n}(x_j, y_k) - z_{i,m} \mathbf{D}_{i,n}(x_j, y_k) \\ &\quad + z_{i,n} \mathbf{D}_{l,m}(x_j, y_k) + z_{il} \mathbf{D}_{m,n}(y_j, x_k) \\ &\quad - z_{i,m} \mathbf{D}_{i,n}(y_j, x_k) + z_{i,n} \mathbf{D}_{l,m}(y_j, x_k) \end{aligned} \quad (16)$$

其中 $\mathbf{D}_{m,n}(y_j, z_k) = y_{jm} z_{kn} - y_{jn} z_{km}$ 。

步骤 5 $\Pi_{rst} = \Theta(\mathbf{E}_r, \mathbf{E}_s, \mathbf{E}_t)$ 。求取一个对称的三阶张量 \mathbf{M} 满足

$$\sum_{r,s,t=0}^R m_{rst} \Pi_{rst} = \mathbf{0} \quad (17)$$

步骤 6 对 \mathbf{M} 进行 SVD 分解得到 \mathbf{W} 即满足

$$\begin{cases} \Phi \odot \mathbf{S} = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{W} \\ \mathbf{A}^T = \mathbf{W}^{-1} \mathbf{V}^T \end{cases} \quad (18)$$

步骤 7 运用 MUSIC 算法来对估计的 DOA 进行重排, 然后利用重排后的 DOA 来改善接收数据的信噪比。

步骤 8 根据接收数据的对称性, 重排数据重复步骤 1-步骤 6, 得到时延估计。

6 定位算法

本文采用测量精度较高的到达时间(Time Of Arrivals, TOA)定位算法。其定位方法是: 通过分别接收发射站发射的直达波信号和目标到接收站的散射信号, 并对上述两种信号进行相干处理得到目标相对于发射站和接收站的时差, 利用两路时差确定一个发射站和接收站为焦点的椭圆, 椭圆上的点即为目标的可能位置。通过两个发射站(或两个接收站)就可以得到两个椭圆的交点。再利用 DOA 信息排除另一个虚假定位点, 从而确定目标位置。定位模型如图 2。

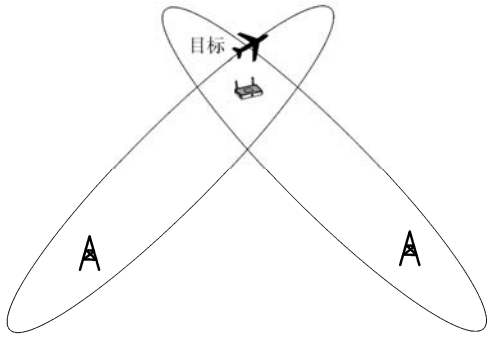


图 2 PCL 系统中两站椭圆定位

在单频网系统中, 设发射站 T_i 坐标为 (x_i, y_i) , 接收站 R 坐标 (x_r, y_r) 距离和 $\rho_i = R_i + R_r, i = 1, 2$ 。则由 R 站测得的 ρ_i 构成了两个椭圆, 其中第 i 个椭圆的两个焦点分别为 T_i 和 R_x 。用解析法求解目标位置矢量通过解如下方程:

$$\left. \begin{aligned} R_i &= \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \\ R_r &= \sqrt{(x - x_r)^2 + (y - y_r)^2} \\ \rho_i &= R_i + R_r, i = 1, 2 \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

通过解式(19)中的非线性方程组, 就可以求解出 (x, y, z) 。

这里需要注意的是, 由于单频网中接收站同时接收多个发射站的信息, 需要有先验知识确定目标发射信号和其发射基站的对应关系, 否则会产生定位模糊。但是对消除定位模糊的方法超出了本文的范围, 具体方法可以参考文献[21]。

7 计算量分析

这一节比较常规的匹配滤波和本文方法的计算

量。由于目标回波信号中存在直达波和多径, 匹配滤波中需要相消算法。常用的基于最小二乘方法(Least Square, LS)相消算法^[5]的计算量集中在矩阵逆运算, 需要为 $O(K1L1^2 + L1^2 \lg L1)$ 次复乘运算, 其中 $K1$ 是采样数据长度, $L1$ 是滤波器权值向量阶数。为了获得较高的相消效果, 此类算法通常需要较长的数据采样和滤波器阶数。平行因子分解中常用的交替最小二乘算法计算量也主要集中在交替最小二乘迭代上, 执行一次交替最小二乘迭代计算复杂度为 $O(R^6 + RIJM)$, 但是通常需要多次迭代算法才能收敛。而本文提出的联合对角化算法计算量主要为 $O((IJ)^6 + (IJ)^3 + R^3 + M^3)$, 平均是 ALS 算法的 $1/10$ ^[22]。以上分析可以看出, 由于盲分离方法跟数据采样长度无关, 基于联合对角化的定位方法比基于匹配滤波的定位方法有更小的计算量。

8 仿真实验

本文通过 3 类仿真实验验证算法的结果和性能。实验 1-实验 3 验证了参数估计结果, 实验 4, 实验 5 是本文和其它的类似参数估计方法的性能比较。实验 6 是和常规的匹配滤波的估计结果的相关性比较。仿真参数如下: 天线个数 $M = 8$; 子载波个数 $P = 32$; 一个 OFDM 数据块长度 $K = 256$; DOA 个数 $R = 6$ 。图 3 是信噪比(最弱的目标信号和噪声之比)在 6.9 dB 的 DOA 估计, DOA 估计结果表明本文提出的 DOA 估计上限是 MUSIC 算法。同时仿真还表明, 子载波个数越多, 估计精度越高。

实验 1 图 4 是没有时延重叠时候的仿真结果(真实时延位置在[1 3 5 7 9 11]), 结果表明本文提出的方法能够清晰地估计出时延, 当时延重叠时(真实时延位置在[2 3]), 常规的基于最大似然(Maximum Likelihood, ML)的时延和多普勒频偏估计性能大大降低, 但是如图 5 所示, 本文方法仍能大概的估计出时延, 说明本文方法对于常规的盲源分离中的信号列满秩要求有一定的鲁棒性。

实验 2 本文通过 RMSE(Root Mean Square Error)来比较几种时延估计方法, 包括没有利用波束的时延和多普勒频偏估计^[23]、利用波束的交替最小二乘和利用波束的联合对角化:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{LMK} \sum_{l=1}^L \|\hat{\mathbf{A}}(l) - \mathbf{A}\|_F^2} \quad (20)$$

L 是独立仿真运行次数, $\hat{\mathbf{A}}(l)$ 是第 l 次对参数 \mathbf{A} 的估计。图 6 给出了 2000 次独立的蒙特卡洛实验的结果, 表明利用波束能获得比不利用波束高得多的精度。同时基于联合对角化(SD)在一定信噪比下获得比交替最小二乘算法(ALS)估计精度高。同时图 7

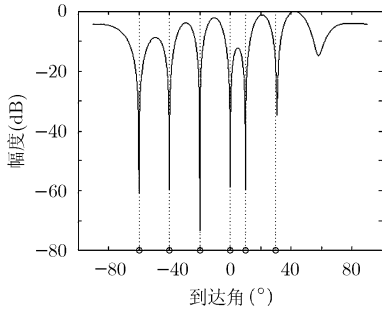


图3 DOA 估计结果

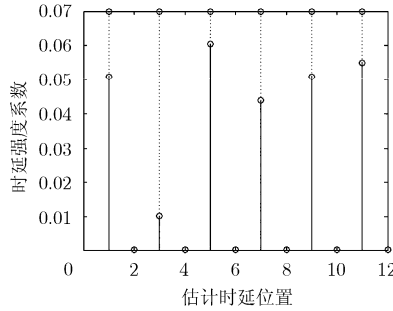


图4 时延不重叠时的估计结果

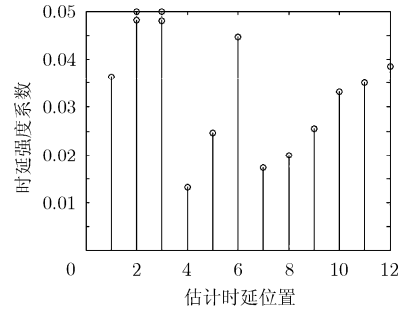


图5 时延重叠时的估计结果

给出了 5000 次蒙特卡洛试验下数据长度对 RMSE 的影响, 说明数据越长, 均方根误差越小。

实验 3 本文通过块泛化匹配滤波(Block Normalized Matched Filter, BNMF)^[24]来比较本文方法和常规的匹配方法的相关性:

$$L(f_D) = \frac{\left| \sum_{t=0}^{N-1} s_t(f_D) \mathbf{x}_t \right|^2}{(1/2N) \sum_{t=0}^{N-1} |s_t(f_D)|^2 \sum_{t=0}^{N-1} |\mathbf{x}_t|^2} \quad (21)$$

图 8 给出了 100 次蒙特卡洛实验下不同信噪比下块泛化匹配系数的结果, 表明本文方法比直接匹配滤波方法的相关性有较大改善。

9 结束语

针对常规匹配滤波在被动雷达系统中计算量比较大, 本文提出盲源分离方法直接估计时延和多普勒信息, 建立了波束、时延和多普勒频偏的张量模型, 解决了频域盲源分离在大时延中估计精度不高的问题。相比于常规的匹配滤波需要相消算法, 本文利用盲源分离直接分离出直达波和目标信号, 不需要相消算法, 本文方法的计算量大大减小。本文考虑了两个发射站同时照射到目标的情况, 在多个发射站情况下, 可以利用盲源分离得到的各站目标 DOA, TOA 和多普勒信息进行信息融合, 提高定位的准确性^[25]。

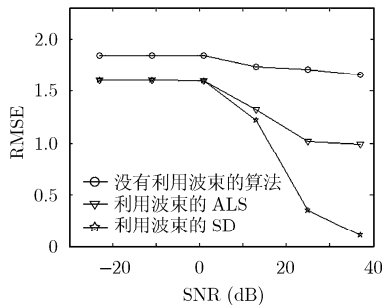


图6 RMSE 随着 SNR 的变化情况

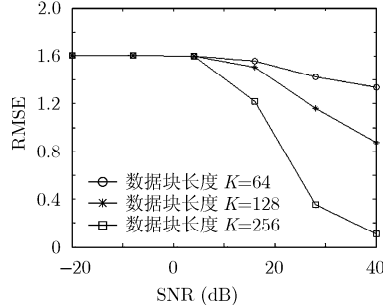


图7 不同数据长度下 RMSE 的比较

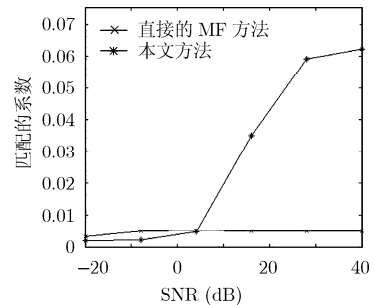


图8 不同信噪比下匹配系数

参考文献

[1] Griffiths H D and Baker C J. Passive coherent location radar systems — Part 1: performance prediction[J]. *IEE Proceedings -Radar, Sonar and Navigation*, 2005, 152(3): 153-159.

[2] Gao Z, Tao R, Ma Y, et al. DVB-T signal cross-ambiguity functions improvement for passive radar[C]. 2006 International Conference on Radar, Shanghai, Oct. 2006: 1-4.

[3] Berger C R, Demissie B, Heckenbach J, et al. Signal processing for passive radar using OFDM waveforms[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(1): 226-238.

[4] Kuschel H, Heckenbach J, Muller S, et al. On the potentials of passive, multistatic, low frequency radars to counter stealth and detect low flying targets[C]. *IEEE Radar Conference, Rome, May 2008: 1443-1448.*

[5] Colone F, O'Hagan D W, Lombardo P, et al. A multistage processing algorithm for disturbance removal and target detection in passive bistatic radar [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(2): 698-722.

[6] Lathauwer L D, Moor B D, and Vandewalle J. Computation of the canonical decomposition by means of a simultaneous generalized Schur decomposition[J]. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 2005, 26(2): 295-327.

[7] Salmi J, Richter A, and Koivunen V. Sequential unfolding svd for tensors with applications in array signal processing [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(12):

- 4719-4733.
- [8] Kolda T G and Bader B W. Tensor decompositions and applications[J]. *SIAM review*, 2009, 51(3): 27-29.
- [9] Santra A and Hari K V S. Novel subspace methods for blind estimation of multiple CFOs in MIMO-OFDM systems[C]. 2010 IEEE 10th International Conference on Signal Processing (ICSP), Beijing, Oct. 24-28, 1449-1452.
- [10] Araki S, Mukai R, Makino S, *et al.* The fundamental limitation of frequency domain blind source separation for convolutive mixtures of speech[J]. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 2003, 11(2): 109-116.
- [11] Ikram M Z and Morgan D R. A beamforming approach to permutation alignment for multichannel frequency-domain blind speech separation[C]. 2002 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Orlando, May 2002, I-881-I-884.
- [12] Xu C, Zhang X, and Xu Z. Detection in presence of reverberation combined with blind source separation and beamforming[C]. Shenyang, March 2010: 158-162.
- [13] 韩峰, 周新鹏, 魏国华, 等. 基于张量子空间的信号参数估计算法[J]. 宇航学报, 2011, (11): 2425-2431.
Han F, Zhou X P, Wei G H, *et al.* Parameter estimation algorithm based on tensor subspace [J]. *Journal of Astronautics*, 2011, (11): 2425-2431.
- [14] De Lathauwer L, De Moor B, and Vandewalle J. A multilinear singular value decomposition[J]. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 2000, 21(4): 1253-1278.
- [15] De Baynast A, De Lathauwer L, and Aazhang B. Blind PARAFAC receivers for multiple access-multiple antenna systems[C]. In IEEE 58th Vehicular Technology Conference, 2003: 1128-1132.
- [16] De Lathauwer L. Decompositions of a higher-order tensor in block terms—Part II: definitions and uniqueness[J]. *SIAM J. Matrix Analysis Applications*, 2008, 30(3): 1033-1066.
- [17] 张剑云, 郑志东, 李小波. 双基地MIMO雷达收发角及多普勒频率的联合估计算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(8): 1843-1848.
Zhang J Y, Zheng Z D, and Li X B. An algorithm for DOD-DOA and Doppler frequency jointly estimating of bistatic mimo radar [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(8): 1843-1848.
- [18] Kruskal J B. Three-way arrays: rank and uniqueness of trilinear decompositions, with application to arithmetic complexity and statistics[J]. *Linear Algebra and Its Applications*, 1977, 18(2): 95-138.
- [19] Nion D and De Lathauwer L. A tensor-based blind ds-cdma receiver using simultaneous matrix diagonalization[C]. IEEE 8th Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), Helsinki, June 2007: 1-5.
- [20] De Lathauwer L and Castaing J. Tensor-based techniques for the blind separation of DS-CDMA signals[J]. *Signal Processing Signal Processing Advances in Wireless Communications*, 2007, 87(2): 322-336.
- [21] 高志文, 陶然, 王越. 单频网数字电视广播辐射源雷达目标定位算法[J]. 兵工学报, 2010, (6): 791-795.
Gao Z W, Tao R, and Wang Y. Target location for passive radar in single frequency network[J]. *Acta Armamentarii*, 2010, (6): 791-795.
- [22] Yue R, Vorobyov S A, Gershman A B, *et al.* Blind spatial signature estimation via time-varying user power loading and parallel factor analysis[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(5): 1697-1710.
- [23] Ji-Woong C, Jungwon L, Qing Z, *et al.* Joint ml estimation of frame timing and carrier frequency offset for OFDM systems employing time-domain repeated preamble[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2010, 9(1): 311-317.
- [24] Ginolhac G and Jourdain G. "Principal component inverse" algorithm for detection in the presence of reverberation[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2002, 27(2): 310-321.
- [25] 雷雨, 冯新喜, 朱灿彬, 等. 2D雷达组网几何定位融合算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, (5): 1151-1156.
Lei Y, Feng X X, Zhu C B, *et al.* Geometric locating fusion algorithm for 2D radar networking[J]. *Systems Engineering & Electronics*, 2011, (5): 1151-1156.
- 张各各: 女 1984 年生, 博士生, 研究方向为被动雷达、阵列信号处理、盲信号处理.
- 王 俊: 男, 1969 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为单多基地无源探测及定位、信号检测与参数估计、自适应信号处理.
- 李 进: 男, 1985 年生, 博士生, 研究方向为盲信号处理.
- 郑纪斌: 男, 1986 年生, 博士生, 研究方向为宽窄带雷达目标检测.