

一种用于密集强弱目标速度 高分辨估计的 IAA-MCapon 算法

马菁涛,陶海红,黄鹏辉

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室,陕西西安 710071)

摘 要: 由于分辨精度有限以及易受目标能量强弱的影响,基于 Fast Fourier Transform(FFT)的算法不能对位于同一距离单元的密集强弱目标进行有效的速度估计. 基于此,本文采用基于协方差矩阵迭代自适应(Iterative Adaptive Algorithm, IAA)的改进 Capon(Modified Capon, MCapon)算法对密集强弱目标速度参数进行高分辨估计. 该方法首先采用 Keystone 变换进行距离走动校正,然后利用目标所在的距离单元数据进行协方差矩阵重构,接着利用 MCapon 方法使得密集强弱目标信号幅度输出均为常数 1,最后实现了速度的高分辨估计,在保持高分辨的同时提高了稳健性. 理论分析和实验仿真结果表明,所提方法可对包络校正后位于同一距离单元的密集强弱目标径向速度参数进行有效的高分辨估计,估计性能优于 FFT 类方法及子空间投影方法.

关键词: 密集强弱目标; Keystone 变换; 迭代自适应算法 (IAA); 速度高分辨估计

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)07-1605-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.07.013

IAA-MCapon Algorithm for High-Resolution Velocity Estimation of Dense Strong and Weak Targets

MA Jing-tao, TAO Hai-hong, HUANG Peng-hui

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

Abstract: Due to the limited resolution and the effect of strong and weak targets, FFT-based algorithm cannot effectively estimate the velocities of dense strong and weak targets located in the same range gate. To deal with these issues, a modified Capon (MCapon) algorithm based on iterative adaptive algorithm (IAA) is proposed to achieve the high-resolution velocity estimation of strong and weak targets with the close centers. The proposed algorithm first applies Keystone transform to correct the range walks of multiple moving targets, and then IAA is applied to obtain the reconstructed covariance matrix. After matrix eigenvalue decomposition, a MCapon detector is proposed to focus multiple targets, which keeps the outputs with the same amplitudes, i. e., the constant 1. Finally, the high-resolution velocity estimation is achieved. Therefore, the proposed algorithm can significantly improve the resolution and robustness in velocity estimation of dense strong and weak targets. Simulated results validate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: dense strong and weak targets; Keystone transform; iterative adaptive algorithm (IAA); high-resolution velocity estimation

1 引言

通常弹道导弹为了提高自身的突防能力,在其飞行中段,弹头会分裂成由众多诱饵、发射碎片等实物形成的密集目标群,目标群形成初期速度间差异较小,并且不同目标对应的信号能量强度不同. 当雷达对这类目标探测时,在长相干积累时间内,目标的匀速运动导致其回波信号发生距离走动现象. 常用的包络对齐方法有谱峰跟踪法^[1]、最小熵法^[2,3]以及包络自相关法^[4,5]等. 这些方法适用于回波信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 较高的场

合,在低信噪比情况下由于相邻回波之间的相关性较差而无法获得较好的包络对齐效果. 针对这些方法的缺陷,Keystone 变换可在低信噪比条件下有效地校正多目标的包络走动^[6-8],该方法无需目标的运动先验信息即可一次性校正多目标的距离走动.

近年来,一类基于 Radon 变换类的方法被相继提出. 文献[9~11]提出的 Radon-FFT 变换(RFT)方法可有效地在长相干积累时间内对目标进行检测. 它在距离时域和方位时域对目标轨迹进行运动参数搜索估计,可有效避免多普勒模糊现象. 此外,文献[12]提出的基于轴旋转

的方法在距离时域-方位时域通过旋转合适的角度对微弱目标进行参数估计和检测. 在目标运动参数具有先验信息的条件下相对于 RFT 方法可进一步降低目标参数搜索的运算复杂度. 然而由于 FFT 频谱分辨精度受方位脉冲个数的限制, 当密集目标群包络补偿后处于同一距离单元时, 利用上述方法无法有效地分辨出多目标对应的峰值, 因此目标的运动参数也就不能得到有效估计.

针对上述 FFT 分辨精度受限的问题, 考虑到目标所在某一距离单元的方位时域数据对应的相位具有线性等比结构, 此时可以利用目标信号具有的等比阵列结构进行速度高分辨估计. 那么对弹道目标群速度估计问题转换成在密集强弱信号共同影响背景下如何有效估计目标速度的问题. 典型的强弱目标参数估计包括 RELAX 算法^[13]、阻塞矩阵法^[14]、噪声子空间扩充法^[15]等. RELAX 通过迭代方式估计信号的波达方向, 当强弱信号夹角较小时, 该算法收敛速度慢. 阻塞矩阵法利用阻塞矩阵抑制强信号, 需要知道强信号精确的波达方向, 实际中难以满足. 噪声子空间扩充法需要知道总的信源数和强信号数, 实际中同样难以满足条件. 此外文献[16]利用搜索导向矢量在改进的伪噪声子空间投影谱和噪声子空间上的投影空间谱叠加提高强弱目标分辨精度, 但需要知道噪声子空间维数. 文献[17]利用搜索矢量在加权信号子空间上的投影空间谱及噪声子空间上的投影空间谱叠加改善目标分辨能力, 同样需要知道噪声子空间维数. 文献[18]无需知道信号源精确个数即可同时估计波达角和信源数, 但在实际中存在估计信源数的最优信号门限选择问题.

基于上述考虑, 本文提出了基于 IAA^[19,20] 的改进 Capon (IAA-MCapon) 算法对密集强弱目标速度进行高分辨估计. 针对高速目标在相干积累时间里发生的距离徙动, 采用 Keystone 变换进行包络校正. 然后提取目标所在的某一距离单元对应的方位时域数据. 由于提供的训练数据中存在相干信号源或者强弱信号, 如果直接利用提供的数据形成协方差矩阵会有较大的估计偏差, 其相应的噪声子空间与信号子空间会发生畸变. 为此利用 IAA 进行协方差矩阵重构, 得到重构的协方差矩阵后, 再利用改进的 Capon 谱构造相应的代价函数, 最后根据代价函数对应的峰值进行速度高分辨估计. 该方法使得强弱目标的输出均保持为常数 1, 有效的提高了雷达对密集目标群的速度分辨精度和稳健性.

2 回波信号模型

假设密集强弱目标个数为 Q 个, 利用 Keystone 变换进行距离走动校正后, 这 Q 个目标包络补偿后处于同一个距离分辨单元. 第 i 个匀速运动目标相应的斜距历程模型^[21]为

$$R_i(t_m) = r_0 + v_i t_m \quad (1)$$

式(1)中 r_0 代表不同目标对应的相同初始距离, v_i 表示第 i 个目标对应的径向速度. 假定脉冲多普勒雷达发射线性调频信号, 信号的时域表达式为

$$p(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) \exp(j\pi K t^2) \exp(j2\pi f_c t) \quad (2)$$

其中, $\text{rect}(t) = \begin{cases} 1, & |t| \leq \frac{1}{2} \\ 0, & |t| \geq \frac{1}{2} \end{cases}$, T_p 为脉冲宽度, K 为快时间调频率, f_c 为载频, t 为快时间变量. 则第 i 个目标回波信号进行相干检波后的基带信号表达式为

$$s_i(t, t_m) = \text{rect}\left(\frac{t - \tau}{T_p}\right) w_a(t_m) \exp(j\pi K (t - \tau)^2) \cdot \exp\left(-j \frac{4\pi}{\lambda} R_i(t_m)\right), i = 1 \sim Q \quad (3)$$

其中, t_m 表示慢时间变量, $t_m = m\text{PRT}$, $m = -\frac{M}{2}, -\frac{M}{2} + 1, \dots, 0, 1, \dots, \frac{M}{2} - 1$, M 为方位脉冲个数, PRT 表示脉冲重复周期, $\lambda = c/f_c$, c 为光速, $w_a(t_m)$ 表示方位向窗函数, $R_i(t_m)$ 为 t_m 时刻第 i 个目标相对雷达视线的斜距历程. 则距离脉压后第 i 个目标信号所在的距离频域-方位时域信号 $S_i(f, t_m)$ 为

$$S_i(f, t_m) = \text{rect}\left(\frac{f}{KT_p}\right) w_a(t_m) \cdot \exp\left[-j \frac{4\pi}{c} (f + f_c) (r_0 + v_i t_m)\right] \quad (4)$$

从式(4)可以看出, 快时间频率 f 与慢时间 t_m 存在耦合项, 这个耦合项将会导致不同速度的目标在距离时域-方位时域产生不同程度的距离走动现象, 此时可利用 Keystone 变换对 $S_i(f, t_m)$ 进行距离走动校正.

$$(f + f_c)t_m = f_c \tau_m \quad (5)$$

其中, τ_m 为新的慢时间变量.

将 Keystone 变换后的信号变换到距离时域, 则有

$$s_i(t, \tau_m) = \sigma_i \cdot \text{sinc}\left[KT_p\left(t - \frac{2r_0}{c}\right)\right] w_a(\tau_m) \cdot \exp\left[-j \frac{4\pi}{c} f_c r_0\right] \exp\left[-j \frac{4\pi}{c} f_c \tau_m v_i\right] \quad (6)$$

其中, σ_i 表示第 i 个目标对应的幅度. 从式(6)可以看出, 第 i 个目标的包络走动已得到补偿. 对 $s_i(t, \tau_m)$ 进行方位向 FFT, 得到第 i 个目标对应的距离时域-方位频域信号表达式 $S_i(t, f_a)$ 如式(7)所示.

$$S_i(t, f_a) = 2\pi\sigma_i \cdot \text{sinc}\left[KT_p\left(t - \frac{2r_0}{c}\right)\right] W_a(f_a) \cdot \exp\left[-j \frac{4\pi f_c r_0}{c}\right] \delta\left(f_a + \frac{2f_c v_i}{c}\right) \quad (7)$$

此时第 i 个目标对应的速度估计值 \hat{v}_i 为

$$\hat{v}_i = -\frac{\hat{f}_{ai}c}{2f_c} \quad (8)$$

由于 FFT 的分辨能力受到 FFT 点数的限制^[22],即峰值的多普勒频率估计值 \hat{f}_{ai} 受到积累脉冲个数的限制. 因此当多个目标的多普勒中心频率差异较小时,基于 FFT 的方法将不能有效的对能量峰值进行检测识别及运动参数估计. 此外,需要注意的是,当目标径向速度较高时,可能会出现多普勒模糊现象. 实际中在目标速度具有一定先验信息下,可对速度带来的模糊次数进行遍历搜索,当搜索到正确的模糊数时,那么目标的能量将会出现最大值,详细内容见文献[23]. 为分析方便,下面分析过程中均不考虑速度模糊问题.

3 基于 IAA-MCapon 谱的速度高分辨估计算法

针对上述基于 FFT 频谱分辨率不高的缺陷,本章在协方差矩阵自适应加权重构的基础上,采用 MCapon 谱估计算法对多目标的径向速度进行高分辨估计.

3.1 IAA 协方差矩阵重构

假设强弱目标包络校正后均处于同一距离单元,由式(6)可得,当 $t = \frac{2r_0}{c}$ 时,由于 $\tau_m = m \cdot \text{PRT}$, $s_i(t, \tau_m)$ 最后一项对应的相位具有线性等比结构. 则 Q 个不同速度目标所在距离单元对应的方位时域数据所构成的信号 $s\left(\frac{2r_0}{c}, \tau_m\right)$ 表达式为

$$\begin{aligned} s\left(\frac{2r_0}{c}, \tau_m\right) &= \sum_{i=1}^Q s_i\left(\frac{2r_0}{c}, \tau_m\right) \\ &= w_a(\tau_m) \exp\left[-j\frac{4\pi}{c}f_c r_0\right] \\ &\quad \cdot \sum_{i=1}^Q \sigma_i \exp\left[-j\frac{4\pi}{c}f_c \tau_m v_i\right] + n \end{aligned} \quad (9)$$

$$\text{假设 } \mathbf{a}(v_i) = \exp\left[-j\frac{4\pi}{c}f_c v_i \tau_m^T\right] \quad (10)$$

那么等效的阵列流型矩阵为

$$\mathbf{A}(v) = [\mathbf{a}(v_1) \quad \mathbf{a}(v_2) \quad \mathbf{a}(v_3) \quad \cdots \quad \mathbf{a}(v_Q)] \quad (11)$$

则有式(12)和式(13)

$$\mathbf{s} = \mathbf{A}\boldsymbol{\Phi} + n \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\Phi}(i) = \sigma_i \cdot \exp\left[-j\frac{4\pi}{c}f_c r_0\right] \quad (13)$$

其中, $\boldsymbol{\Phi}$ 表示不同信号对应的幅度矢量. 由于信号的幅度矢量 $\boldsymbol{\Phi}$ 对应的相关矩阵 $\boldsymbol{\Phi} \cdot \boldsymbol{\Phi}^H$ 秩为 1, 因此需要对相干源信号进行解相干处理. 基于空间平滑的解相干处理方式会损失一半的数据长度, 不利于目标在低 SNR 环境下的参数估计. 基于此, 以下通过四个步骤利用交替迭代的方式根据目标在不同的速度扫描点对应的信

号能量进行协方差矩阵重构.

步骤 1 根据目标所在的距离单元对应的方位数据 $s\left(\frac{2r_0}{c}, \tau_m\right)_{M \times 1}$, 构造初始的相关矩阵为 $\hat{\mathbf{R}}_0 = s\left(\frac{2r_0}{c}, \tau_m\right)_{M \times 1} \cdot s\left(\frac{2r_0}{c}, \tau_m\right)_{M \times 1}^H$. 速度采样点取值范围为 $v_i \in \left[-\frac{\lambda \cdot \text{PRF}}{4}, \frac{\lambda \cdot \text{PRF}}{4}\right]$, $i = 1, 2, \dots, L$, 其中 L 为速度扫描点数. 利用 $\hat{\mathbf{P}}_i = \frac{\mathbf{a}^H(v_i)\hat{\mathbf{R}}_0\mathbf{a}(v_i)}{[\mathbf{a}^H(v_i)\mathbf{a}(v_i)]^2}$ 得到在每个速度扫描点对应的初始化能量 $\hat{\mathbf{P}}_i$. 则初始化的信号功率谱为

$$\hat{\mathbf{P}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{P}}_1 & & & \\ & \hat{\mathbf{P}}_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \hat{\mathbf{P}}_L \end{bmatrix}$$

步骤 2 利用 $\hat{\mathbf{R}} = \mathbf{B}(v)\hat{\mathbf{P}}\mathbf{B}^H(v)$ 构造相关矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$, 其中 $\mathbf{B}(v) = [\mathbf{a}(v_1) \quad \mathbf{a}(v_2) \quad \cdots \quad \mathbf{a}(v_L)]$.

步骤 3 设计最优权 $\mathbf{W}_i = \frac{\mathbf{a}^H(v_i)\hat{\mathbf{R}}^{-1}}{\mathbf{a}^H(v_i)\hat{\mathbf{R}}^{-1}\mathbf{a}(v_i)}$, 利用 $\hat{\mathbf{P}}_i = \mathbf{W}_i\hat{\mathbf{R}}\mathbf{W}_i^H$ 更新 $\hat{\mathbf{P}}_i$, 进而更新 $\hat{\mathbf{P}}$.

步骤 4 对步骤 2 到步骤 3 进行迭代. 通常迭代 15 ~ 20 次即可^[20], 最终输出改进的协方差矩阵为

$$\hat{\mathbf{R}} = \mathbf{B}(v) \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{P}}_1 & & & \\ & \hat{\mathbf{P}}_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \hat{\mathbf{P}}_L \end{bmatrix} \mathbf{B}^H(v).$$

3.2 改进的 Capon 空间谱算法

得到重构的协方差矩阵后, 下面采用加权信号子空间谱的方法对协方差矩阵对应的 Capon 空间谱进行自适应加权处理以提高密集强弱目标的分辨性能, 即基于协方差矩阵迭代自适应的改进 Capon (IAA-MCapon) 空间谱的计算表达式为

$$\mathbf{P}(v) = \frac{\sum_{i=1}^Q \lambda_i^{-1} |\mathbf{a}^H(v)\mathbf{V}_i|^2}{\mathbf{a}^H(v)\hat{\mathbf{R}}^{-1}\mathbf{a}(v)} \quad (14)$$

其中, λ_i 为第 i 个信号对应的特征值, \mathbf{V}_i 为第 i 个信号对应的特征向量, Q 为目标个数. 式(14)中 $\mathbf{P}(v)$ 的本质是搜索导向矢量在加权信号子空间上的投影空间谱及在基于重构的协方差矩阵对应的 Capon 空间谱的叠加. 下面对式(14)中搜索导向矢量在信号方向对应的峰值大小在理想条件下进行理论上的定量分析. 为方便计算分析, 不失一般性, 假设利用 Keystone 校正距离走动后, 目标所在的距离单元对应的方位数据有强弱两个信号, 经过上述协方差矩阵重构步骤后不妨设强弱信号的功率分别为 σ_1^2 和 σ_2^2 , 则改进的协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ 简记为

$$\hat{\mathbf{R}} = \sigma_1^2 \mathbf{a}(v_1) \mathbf{a}^H(v_1) + \sigma_2^2 \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (15)$$

其中, \mathbf{I} 是 M 阶单位阵, σ^2 为重构后的噪声功率, $\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2} \gg 1$

为强信号的信噪比, $\frac{\sigma_2^2}{\sigma^2}$ 为弱信号的信噪比, 并且 $\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2} \gg$

$\frac{\sigma_2^2}{\sigma^2}$. 对 $\hat{\mathbf{R}}$ 作特征分解得到的特征值 $\lambda_i (i = 1, 2, 3, \dots, M)$

与相应的特征矢量 \mathbf{u}_i 关系为

$$\hat{\mathbf{R}} \mathbf{u}_i = \lambda_i \mathbf{u}_i \quad (16)$$

根据文献[18]对特征值以及特征向量的推导, 那么强弱信号对应的特征值 λ_1, λ_2 以及特征向量 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2$ 分别为

$$\lambda_1 = (M\sigma_1^2 + M\sigma_2^2 + 2\sigma^2) \cdot \left[1 - \frac{\frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2 (1 - |\varphi|^2)}{\sigma^4} + \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{M\sigma^2} + \frac{1}{M^2}}{\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2} + \frac{\sigma_2^2}{\sigma^2} + \frac{2}{M}\right)^2} \right] \quad (17)$$

$$\lambda_2 = (M\sigma_1^2 + M\sigma_2^2 + 2\sigma^2) \cdot \frac{\frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2 (1 - |\varphi|^2)}{\sigma^4} + \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{M\sigma^2} + \frac{1}{M^2}}{\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2} + \frac{\sigma_2^2}{\sigma^2} + \frac{2}{M}\right)^2} \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{R}}^{-1} = \mathbf{R}_n^{-1} - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1}}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)}$$

$$= \frac{\sigma_1^2 \left[\mathbf{R}_n^{-1} - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1}}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)} \right] \mathbf{a}(v_1) \mathbf{a}^H(v_1) \left[\mathbf{R}_n^{-1} - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1}}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)} \right]}{1 + \sigma_1^2 \mathbf{a}^H(v_1) \left[\mathbf{R}_n^{-1} - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1}}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)} \right] \mathbf{a}(v_1)} \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_1 = \frac{(M\sigma_1^2 + M\sigma_2^2 + 2\sigma^2) \cdot \left[1 - \frac{\frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2 (1 - |\varphi|^2)}{\sigma^4} + \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{M\sigma^2} + \frac{1}{M^2}}{\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2} + \frac{\sigma_2^2}{\sigma^2} + \frac{2}{M}\right)^2} \right]}{\mathbf{a}^H(v_1) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_1) - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_1) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_1)}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)} - \frac{\sigma_1^2 \left\{ \mathbf{a}^H(v_1) \left[\mathbf{R}_n^{-1} - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1}}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)} \right] \mathbf{a}(v_1) \right\}^2}{1 + \sigma_1^2 \mathbf{a}^H(v_1) \left[\mathbf{R}_n^{-1} - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1}}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)} \right] \mathbf{a}(v_1)}} \quad (25)$$

其中

$$\mathbf{a}^H(v_1) \mathbf{a}(v_1) = \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{a}(v_2) = M \quad (26)$$

$$\mathbf{a}^H(v_1) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_1) = \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) = M\sigma^{-2} \quad (27)$$

$$\mathbf{a}^H(v_1) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) = M\varphi\sigma^{-2} \quad (28)$$

$$\mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_1) = M\varphi^* \sigma^{-2} \quad (29)$$

把式(21)、式(26)~(29)代入到式(25)中, 并对 \mathbf{P}_1 的分子和分母同时化简可得式(30).

$$\mathbf{u}_1 \approx \alpha_1 \mathbf{a}(v_1) \quad (19)$$

$$\mathbf{u}_2 \approx \alpha_2 \left[\mathbf{a}(v_1) - \frac{\mathbf{a}(v_2)}{\varphi} \right] \quad (20)$$

其中, $\varphi = \frac{\mathbf{a}^H(v_1) \mathbf{a}(v_2)}{M}$ 为空间相关系数, M 为方位脉冲个数. 根据 $\mathbf{u}_1^H \mathbf{u}_1 = 1$ 和 $\mathbf{u}_2^H \mathbf{u}_2 = 1$, 则有

$$|\alpha_1|^2 = \frac{1}{\mathbf{a}^H(v_1) \mathbf{a}(v_1)} = \frac{1}{M} \quad (21)$$

$$|\alpha_2|^2 = \frac{1}{M - \frac{\mathbf{a}^H(v_1) \mathbf{a}(v_2)}{\varphi} - \frac{\mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{a}(v_1)}{\varphi^*} + \frac{M}{|\varphi|^2}}$$

$$= \frac{|\varphi|^2}{M[1 - |\varphi|^2]} \quad (22)$$

下面对强信号速度方向上对应的峰值 \mathbf{P}_1 进行计算, 根据式(14), 则有

$$\mathbf{P}_1 = \frac{\lambda_1^{-1} |\mathbf{a}^H(v_1) \mathbf{u}_1|^2}{\mathbf{a}^H(v_1) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{a}(v_1)} \quad (23)$$

利用两次矩阵求逆引理, 则式(14)中的协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$ 展开为式(24).

其中, $\mathbf{R}_n = \sigma^2 \mathbf{I}_{M \times M}$. 把式(17)、式(19)和式(24)代入到式(23)中, 则有式(25).

$$\mathbf{P}_1 = \frac{M^2 (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) + 2M\sigma^2}{M^2 (\sigma_1^2 + \sigma_2^2)^2 + 3M\sigma^2 (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) + 3\sigma^4 - M\sigma_1^2 \sigma_2^2 (1 - |\varphi|^2)}$$

$$\frac{M\sigma^{-2} + M^2 \sigma_2^2 \sigma^{-4} (1 - |\varphi|^2)}{1 + M\sigma^{-2} (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) + M^2 \sigma_1^2 \sigma_2^2 \sigma^{-4} (1 - |\varphi|^2)} \quad (30)$$

再根据 $\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2} \gg \frac{\sigma_2^2}{\sigma^2}$ 和 $\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2} \gg 1$, 则 P_1 可化简为

$$P_1 \approx \frac{\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2}\right)^2}{\sigma_1^2 \left[\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2}\right)^2 - \frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\sigma^4} + \frac{\sigma_1^2}{M\sigma^2} \right]} = \frac{1 + \frac{M\sigma_1^2}{\sigma^2}}{M\sigma^{-2} - \frac{M^2 \sigma_1^2 \sigma^{-4}}{1 + M\sigma_1^2 \sigma^{-2}}} \approx 1 \quad (31)$$

从式(31)可以看出,对于强信号而言,经过式(14)的 IAA-MCapon 谱后,其输出值为固定常数 1. 同理,下

$$P_2 = \frac{\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2} + \frac{\sigma_2^2}{\sigma^2} + \frac{2}{M}\right)^2 \left| \alpha_2 \mathbf{a}^H(v_2) \left[\mathbf{a}(v_1) - \frac{\mathbf{a}(v_2)}{\varphi} \right] \right|^2}{(M\sigma_1^2 + M\sigma_2^2 + 2\sigma^2) \cdot \left(\frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\sigma^4} (1 - |\varphi|^2) + \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{M\sigma^2} + \frac{1}{M^2} \right)}$$

$$= \frac{\mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)}}{\sigma_1^2 \left| \mathbf{a}^H(v_2) \left[\mathbf{R}_n^{-1} - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1}}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)} \right] \mathbf{a}(v_1) \right|^2} \cdot \frac{\sigma_1^2 \left| \mathbf{a}^H(v_2) \left[\mathbf{R}_n^{-1} - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1}}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)} \right] \mathbf{a}(v_1) \right|^2}{1 + \sigma_1^2 \mathbf{a}^H(v_1) \left[\mathbf{R}_n^{-1} - \frac{\sigma_2^2 \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2) \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1}}{1 + \sigma_2^2 \mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{a}(v_2)} \right] \mathbf{a}(v_1)}$$

$$= \frac{\frac{[M(\sigma_1^2 + \sigma_2^2) + 2\sigma^2][1 - |\varphi|^2]}{M\sigma^4 \left[\frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\sigma^4} (1 - |\varphi|^2) + \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{M\sigma^2} + \frac{1}{M^2} \right]}}{M\sigma^{-2} + M^2 \sigma^{-4} (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) + \sigma_1^2 \sigma_2^2 M^3 \sigma^{-6} (1 - |\varphi|^2) - M^2 |\varphi|^2 \sigma_1^2 \sigma^{-4}} \cdot \frac{1}{(1 + M\sigma_2^2 \sigma^{-2}) [1 + M\sigma^{-2} (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) + \sigma_1^2 \sigma_2^2 M^2 \sigma^{-4} (1 - |\varphi|^2)]} \quad (34)$$

再根据 $\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2} \gg \frac{\sigma_2^2}{\sigma^2}$ 和 $\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2} \gg 1$, 则 P_2 可化简为

$$P_2 \approx \frac{\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2}\right)^2 \frac{|\varphi|^2 M}{[1 - |\varphi|^2]} \cdot \left| \varphi^* - \frac{1}{\varphi} \right|^2}{M\sigma_1^2 \cdot \left[\frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\sigma^4} + \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{M\sigma^2} + \frac{1}{M^2} \right]} = \frac{\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2}\right)^2}{M\sigma^{-2} - \frac{M^2 \sigma_2^2 \sigma^{-4}}{1 + M\sigma_2^2 \sigma^{-2}}} \quad (35)$$

其中

$$\frac{\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2}\right)^2 \frac{|\varphi|^2 M}{[1 - |\varphi|^2]} \cdot \left| \varphi^* - \frac{1}{\varphi} \right|^2}{M\sigma_1^2 \cdot \left[\frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\sigma^4} + \frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{M\sigma^2} + \frac{1}{M^2} \right]} \approx \frac{\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2}\right)^2}{\sigma_1^2 \left[\frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\sigma^4} + \frac{\sigma_1^2}{M\sigma^2} \right]} \quad (36)$$

所以 P_2 可进一步化简为

$$P_2 \approx \frac{1 + M\sigma_2^2 \sigma^{-2}}{M\sigma^{-2}} \cdot \frac{\left(\frac{\sigma_1^2}{\sigma^2}\right)^2}{\sigma_1^2 \left[\frac{\sigma_1^2 \sigma_2^2}{\sigma^4} + \frac{\sigma_1^2}{M\sigma^2} \right]} \approx 1 \quad (37)$$

从式(31)和式(37)的推导结果可知,强弱信号经过式(14)对应的 IAA-MCapon 表达式后,其输出幅值均为常数 1. 因此经过本文的 IAA-MCapon 谱输出后,强弱信号对应的参数均可得到较好的估计,充分地提高了

面对式(14)中搜索导向矢量在弱信号方向对应峰值的大小进行理论上的定量计算. 搜索导向矢量在弱信号方向对应的峰值表达式为

$$P_2 = \frac{\lambda_2^{-1} |\mathbf{a}^H(v_2) \mathbf{u}_2|^2}{\mathbf{a}^H(v_2) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{a}(v_2)} \quad (32)$$

把式(18)、式(20)和式(24)代入到式(32)中,则有式(33).

把式(22)、式(26)~(29)代入到式(33)中,对 P_2 的分子和分母同时化简可得式(34).

强弱目标参数估计的稳健性. 此结论可以推广至多个信源的情况^[18].

3.3 IAA-MCapon 算法流程

本文算法对多个目标速度进行高分辨估计的流程如图 1 所示.

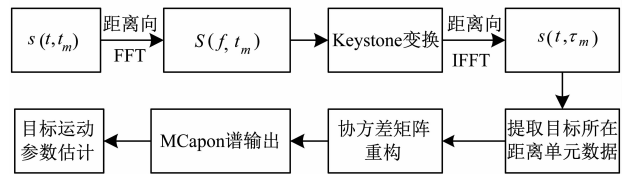


图1 IAA-MCapon算法对强弱目标参数估计的流程

综上所述,利用 Keystone 变换校正距离走动后,利用 IAA-MCapon 算法对密集强弱目标速度高分辨估计的流程总结如算法 1 所示.

算法 1 IAA-MCapon 算法流程

initialize 距离单元 $r=1$

包络徙动校正后,假设有 Q 个密集强弱目标处于第 r 个距离单元,信号表达式简记为:

$$s(\tau_m) = \sum_{i=1}^Q s_i \left(\frac{2r_0}{c}, \tau_m \right)$$

$$= w_a(\tau_m) \exp \left[-j \frac{4\pi}{c} f_c r_0 \right] \sum_{i=1}^Q \sigma_i \exp \left[-j \frac{4\pi}{c} f_c \tau_m v_i \right]$$

repeat

step 1:

对第 r 个距离单元数据进行 IAA 协方差矩阵重构, 得到修正的协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}$

step 2:

对 $\hat{\mathbf{R}}$ 进行式(14)中的 IAA-MCapon 输出, 根据峰值位置估计目标的速度参数

until $r = N$, 其中 N 表示距离单元个数

4 仿真实验与分析

本节通过几组仿真实验来验证 IAA-MCapon 算法对密集强弱目标速度参数进行高分辨估计的有效性。

实验一 假设有四个密集强弱目标, 包络走动补偿后位于同一距离单元, 并且这四个密集强弱目标作匀速运动, 其径向速度分别为: $v_1 = 200\text{m/s}$, $v_2 = 201\text{m/s}$, $v_3 = 202\text{m/s}$, $v_4 = 203\text{m/s}$. 这四个目标距离向脉压后 SNR 分别为 15dB、5dB、-5dB 和 -12dB, 相干积累时间为 $T_a = 0.5\text{s}$, 其他系统参数见表 1.

表 1 仿真参数

载频	0.5GHz
信号带宽	100MHz
信号采样频率	120MHz
脉冲重复频率	2000Hz
脉冲宽度	0.5 μs

图 2 是利用 Keystone 变换校正四个目标包络走动

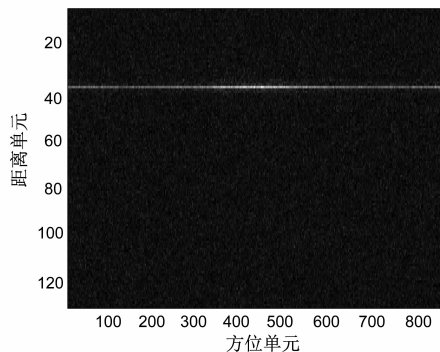


图2 距离走动补偿后回波时域图

实验二 假设有两个等强度的密集目标, 包络走动补偿后位于同一距离单元, 并且这两个密集目标作匀速运动, 其速度分别为: $v_1 = 200\text{m/s}$, $v_2 = 201\text{m/s}$; 相干积累时间 $T_a = 0.3\text{s}$, 其它系统参数与表 1 相同. 定义本实验的可分辨概率为目标速度估计误差导致多普勒频率偏差不超过一个方位多普勒分辨单元, 即 $|\hat{v}_1 - v_1|$ 和 $|\hat{v}_2 - v_2|$ 均小于 $\frac{\Delta\text{PRF}}{2M}$ 的概率, M 为方位脉冲个数.

后的距离时域—方位时域图, 从图中可以明显的看出一条亮条纹出现, 四个目标对应的包络此时均已对齐; 图 3 是对距离时域—方位时域信号进行方位向 FFT 的能量聚焦图, 从图中只看出一个明显的亮点, 这说明四个临近目标所在距离单元对应的方位频谱中心几乎重叠到一起; 图 4 是直接对目标所在距离单元进行方位 FFT 后的局部放大图, 从图中可以看到一个明显的峰值点, 其对应的 x 轴频率值为 -665.9Hz , 再根据式(8)可知这个峰值点对应的速度为 199.77m/s , 这是 SNR 为 15dB 的能量最强目标对应的峰值点, 其它弱目标的频谱中心峰值点已经无法进行分辨, 因而利用传统基于 FFT 的方法时, 由于自身分辨率有限以及强目标旁瓣的遮掩影响造成弱目标速度不能得到有效估计.

图 5 和图 6 是对目标所在的某一距离单元数据分别利用基于 MUSIC 的方法和本文所提 IAA-MCapon 谱的方法对速度参数估计的效果图. 从图 5 可以看出基于 MUSIC 的高分辨方法可产生尖锐的峰值, 但由于强弱目标的影响只能看到两个有效的峰值点, 这两个峰值点对应的速度分别为 200m/s , 201.1m/s , 这说明邻近强弱目标同时存在时, 利用 MUSIC 方法不能对弱目标的速度参数进行有效估计. 图 6 给出了本文 IAA-MCapon 谱方法对 4 个密集强弱目标速度参数估计的效果图. 从图中可以看出在四个强弱目标位置出现四个尖锐的峰值. 同时还可以看出, 四个强弱目标信号经过式(14)后的输出幅值均为 1, 这与前面对式(14)理论分析的输出值相符合, 这一性质有利于对同时多个强弱目标的检测及其参数估计.

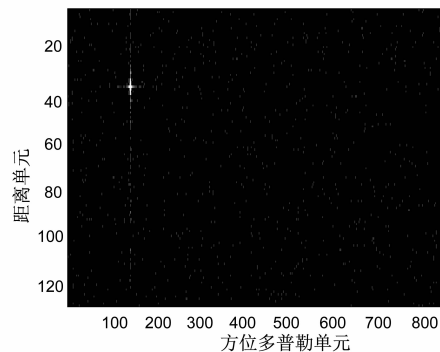


图3 方位维FFT处理后能量聚焦结果

图 7 是利用 IAA-MCapon 谱方法、FFT 方法以及基于前后向空间平滑后的 MUSIC 方法对等强度密集目标的可分辨概率随距离脉压后 SNR 变化的性能曲线图. 图 8 是对等强度密集目标的可分辨概率随相干积累时间变化的性能曲线图, 距离脉压后 SNR 取 0dB.

从图 7 仿真结果可以看出, 本文 IAA-MCapon 谱方法在相干积累时间一定时有效的提高了目标的分辨能力. 若要求可分辨概率为 0.8, 相比于 FFT 方法和

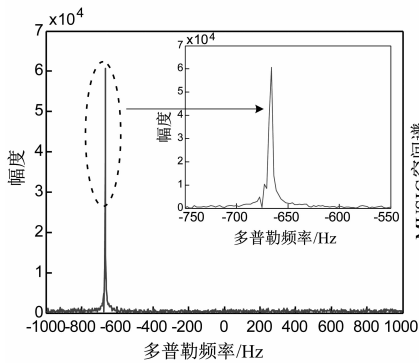


图4 目标所在距离单元的一维能量分布图

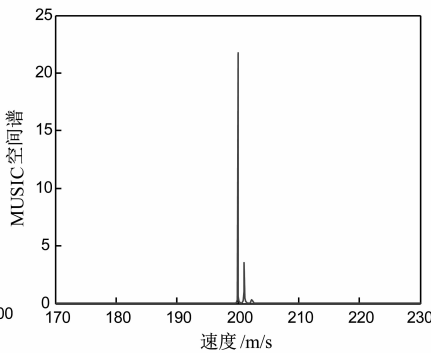


图5 MUSIC参数估计结果

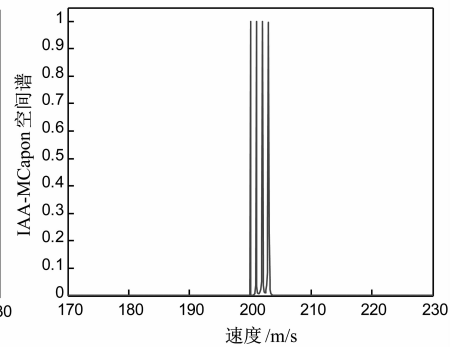


图6 本文IAA-MCapon谱估计结果

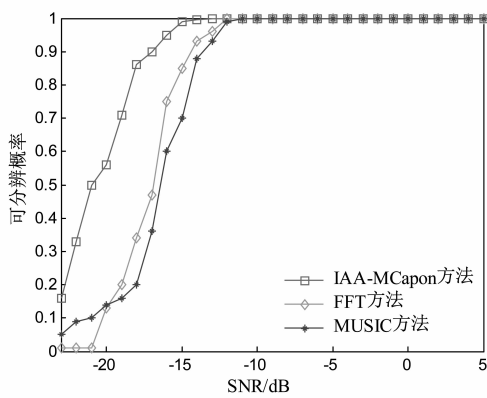


图7 可分辨概率随距离脉压后SNR变化曲线

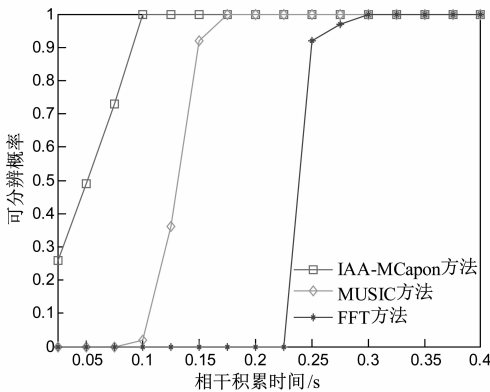


图8 可分辨概率随相干积累时间变化曲线

MUSIC 方法,本文方法所需的距离脉压 SNR 门限从 -14dB 左右降低到约 -18dB 。从图 8 仿真结果可以看出,在距离向脉压后单个 SNR 一定时,若要求可分辨概率为 0.8,则本文方法极大的降低了对积累时间的需求门限,而基于 FFT 方法的分辨精度对积累时间的需要门限比较敏感,当相干积累时间达到 0.3s 时,这三种方法在上述参数设定条件下对等强度目标分辨能力大致相同。

5 结论

对包络走动后位于同一距离单元的强弱运动目标

而言,利用 Keystone 变换可一次性校正不同目标速度带来的包络走动,但如果不同目标间的速度差异较小时,由于 FFT 分辨率受采样持续时间的限制,不能对目标速度进行有效的估计,并且因强信号旁瓣的遮挡影响,弱信号的参数难以得到精确估计。为此,在 IAA 协方差矩阵重构的基础上,本文提出了一种利用特征值倒数加权信号子空间投影和 Capon 谱投影相叠加的算法,该算法使得强弱目标的输出保持为常数 1,文中对这种结果进行了理论上的数学定量分析,并且计算机仿真验证了所提算法的有效性和可行性。仿真结果表明本文方法可有效地对强弱目标进行高分辨以及运动参数估计,从而提高了雷达对密集目标群的检测性能。

参考文献

- [1] Flores B C, Martinezand A, Chen C J. Radial motion compensation based on adaptive profile estimation [A]. Proceedings of Radar/Ladar Processing and Applications[C]. USA: SPIE Press, Vol. 2562, 1995. 9 – 20.
- [2] Wang J, Liu X, Zhou Z. Minimum-entropy phase adjustment for ISAR [J]. IEE Proceedings of Radar, Sonar and Navigation, 2004, 151 (4) :203 – 209.
- [3] Li X, Liu G S, Ni J L. Autofocusing of ISAR images based on entropy minimization [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35 (4) : 1240 – 1252.
- [4] Chen C C, Andrews H C. Target-motion-induced radar imaging [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1980, 16 (1) :2 – 14.
- [5] Wang J F, Liu X Z. Automatic correction of range migration in SAR imaging [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7 (2) :256 – 260.
- [6] Perry R P, Dipietro R C, Fante R L. SAR imaging of moving targets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35 (1) :188 – 200.
- [7] 张顺生,曾涛. 基于 Keystone 变换的微弱目标检测 [J]. 电子学报, 2005, 33 (9) :1675 – 1678.
Zhang Shun-sheng, Zeng Tao. Weak target detection based

- on Keystone transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(9):1675-1678. (in Chinese)
- [8] 霍凯, 黎湘, 等. 基于分段伪 Keystone 变换的快速旋转目标检测 [J]. 电子学报, 2011, 39(9):2073-2079.
Huo Kai, Li Xiang, et al. Fast rotating target detection based on the segmental pseudo Keystone transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9):2073-2079. (in Chinese)
- [9] Xu J, Yu J, Peng Y N, et al. Radon-Fourier transform for radar target detection, I: Generalized doppler filter bank [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(2):1186-1202.
- [10] Xu J, Yu J, Peng Y N, et al. Radon-Fourier transform for radar target detection, II: Blind speed sidelobe suppression [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(4):2473-2489.
- [11] Yu J, Xu J, Peng Y N, et al. Radon-Fourier transform for radar target detection (III): Optimality and fast implementations [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(2):991-1004.
- [12] Rao X, Tao H H, Su J, et al. Axis rotation MTD algorithm for weak target detection [J]. Digital Signal Processing, 2014, 26(1):81-86.
- [13] Li J, Zheng D, Stoica P. Angle and waveform estimation via RELAX [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(3):1077-1087.
- [14] 陈辉, 苏海军. 强干扰/信号背景下的 DOA 估计新方法 [J]. 电子学报, 2006, 34(3):530-534.
Chen Hui, Su Hai-jun. A new approach to estimate DOA in presence of strong jamming/signal suppression [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(3):530-534. (in Chinese)
- [15] 张静, 廖桂生, 张洁. 强信号背景下基于噪声子空间扩充的弱信号 DOA 估计方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(6):1279-1283.
Zhang Jing, Liao Gui-sheng, Zhang Jie. DOA estimation based on extended noise subspace in the presence of strong signals [J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(6):1279-1283. (in Chinese)
- [16] 杨志伟, 贺顺, 廖桂生. 加权伪噪声子空间投影的修正 MUSIC 算法 [J]. 信号处理, 2011, 27(1):1-5.
Yang Zhi-wei, He Shun, Liao Gui-sheng. Modified MUSIC approach with weighted pseudo-noise subspace projection [J]. Signal Processing, 2011, 27(1):1-5. (in Chinese)
- [17] 游鸿, 黄建国, 等. 基于加权信号子空间投影的 MUSIC 改进算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(5):792-794.
You Hong, Huang Jian-guo, et al. Improving MUSIC performance in snapshot deficient scenario via weighted signal-subspace projection [J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(5):792-794. (in Chinese)
- [18] 徐亮, 曾操, 廖桂生, 等. 基于特征波束形成的强弱信号波达方向与信源数估计方法 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33(2):321-325.
Xu Liang, Zeng Cao, Liao Gui-sheng, et al. DOA and source number estimation method for strong and weak signals based on eigen beamforming [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(2):321-325. (in Chinese)
- [19] Yardibi T, Li J, Stoica P. Nonparametric and sparse signal representations in array processing via iterative adaptive approaches [A]. Proceedings of the 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers [C]. USA: IEEE Press, 2008. 278-282.
- [20] Yardibi T, Li J, Stoica P, et al. Source localization and sensing: A nonparametric iterative adaptive approach based on weighted least squares [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(1):425-443.
- [21] 贾琼琼, 吴仁彪. 一种波束域的高速空中动目标检测及参数估计方法 [J]. 电子学报, 2014, 42(1):14-19.
Jia Qiong-qiong, Wu Ren-biao. Detection and parameter estimation of fast moving air targets in beamspace [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(1):14-19. (in Chinese)
- [22] Kerdec J P, Margueron X. Improved frequency resolution DFT eases teaching FFT analysis and provides better amplitude accuracy [A]. Proceedings of Instrumentation and Measurement Technology Conference [C]. USA: IMTC Press, 2005. 1149-1154.
- [23] Zeng T, Lu X, Chen X, et al. Doppler ambiguity correction based on keystone transform for wideband radar [A]. Proceedings of IET International Conference on Radar Systems (Radar 2012) [C]. USA: IET Press, 2012. 1-5.

作者简介



马菁涛 女, 1990 年 10 月出生于内蒙古. 2013 年毕业于西安电子科技大学获工学学士学位, 现为西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室硕士研究生, 主要研究方向为阵列信号处理.
E-mail: jtma@stu.xidian.edu.cn

陶海红 女, 1976 年 4 月出生于陕西. 西安电子科技大学教授、博士生导师. 主要研究领域为雷达信号处理与检测、高速实时信号处理、阵列信号处理. E-mail: httao@xidian.edu.cn

黄鹏辉 男, 1990 年 2 月出生于江西. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室博士研究生, 主要研究方向为运动目标参数估计、天基预警、阵列信号处理.
E-mail: huangpenghuixidian@163.com