

文章编号: 2095-4980(2016)04-0630-06

## 基于逼近噪声子空间的求根时延估计算法

巴 斌, 胡捍英, 郑娜娥, 任修坤

(信息工程大学 导航与空天目标工程学院, 河南 郑州 450001)

**摘 要:** 多重信号分类(MUSIC)时延估计算法需要多径数估计, 且其特征分解和谱峰搜索的计算复杂度较高。针对此问题, 给出了一种基于逼近噪声子空间的求根时延估计算法。该算法利用协方差矩阵逆的高次幂逼近噪声子空间与其自身共轭转置的积, 并构造多项式等式, 以多项式求根的方式避免谱峰搜索, 从而降低了计算复杂度。仿真结果表明, 在无需多径数估计和复杂度低于 MUSIC 算法的条件下, 所提算法的性能与 MUSIC 算法的性能相当, 并且逼近克拉美罗界。

**关键词:** 多重信号分类; 时延估计; 多项式求根; 克拉美罗界

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201604.0630

## Rooting time delay estimation based on noise subspace approximation

BA Bin, HU Hanying, ZHENG Na'e, REN Xiukun

(Institute of Navigation and Aerospace Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450001, China)

**Abstract:** The Multiple Signal Classification(MUSIC) algorithm requires multipath number estimation. The eigenvalue decomposition and spectral peak searching feature high computational complexity. To address the issues, a new root time delay estimation based on noise subspace approximation is proposed. The proposed algorithm uses the high power inverse matrix to approach the product of both noise subspace and its conjugate transpose. The polynomial is constructed for estimating time delay. The polynomial rooting avoids the spectral peak searching and reduces the computational complexity. Simulation results show that the proposed algorithm has the similar performance as the MUSIC algorithm and approaches the Cramer-Rao Bound(CRB) without multipath number estimation; and the computational complexity of the proposed algorithm is lower than that of the MUSIC algorithm.

**Key words:** Multiple Signal Classification; time delay estimation; polynomial rooting; Cramer-Rao Bound

超分辨时延估计是信号处理领域的一个重要分支, 已广泛应用于雷达<sup>[1-2]</sup>、声呐<sup>[3]</sup>、通信<sup>[4]</sup>和定位系统<sup>[5]</sup>等各个领域。对目标实施精确的定位, 首先需要高精度的测距方法。超分辨时延估计能够实现高精度的距离测量, 并已成为电磁波测距领域的关键技术。因此, 研究精确度高、分辨能力高和实用性强的时延估计算法具有重要的理论意义和实用价值。在超分辨时延估计中, 多径数目的判定是一个非常重要的问题。大多数子空间类超分辨时延估计算法需要以判定多径数为前提, 如多重信号分类(MUSIC)算法<sup>[6]</sup>、传播算子算法<sup>[7]</sup>、求根 MUSIC 算法<sup>[8]</sup>、旋转不变技术估计信号参数算法<sup>[9]</sup>等。文献[10]将子空间算法应用于正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)信道时延估计中, 取得了良好的性能。MUSIC 时延估计性能较高并且逼近克拉美罗界(CRB)。MUSIC 算法的一般步骤是先进行多径数估计, 通过特征分解, 再以谱峰搜索进行时延估计。在多径数的估计算法中, 信息论准则和最小描述长度准则<sup>[11]</sup>是较为有效的算法。然而在快拍数有限的条件下, 其多径数的估计性能随着信噪比的降低而降低, 估计错误的概率增加, 从而导致子空间类时延估计算法失效。传统的 Capon 算法可以在未知多径数的条件下对时延进行估计, 虽然其性能受到限制, 但无需多径数估计的方法值得借鉴。

在以上研究基础上, 本文提出了一种基于逼近噪声子空间的求根时延估计算法, 该算法不需要对多径数进行预先判断、特征分解和谱峰搜索, 利用协方差矩阵逆的高次幂来逼近噪声子空间与其自身共轭转置的积, 然后用求根的方式对时延进行估计, 避免了谱峰搜索。通过仿真实验验证了所提算法的性能。

收稿日期: 2014-10-28; 修回日期: 2015-01-04

基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目(2012AA01A502; 2012AA01A505)

## 1 信号模型及时延估计算法

### 1.1 信号模型

在定位系统中, 无线信道脉冲响应可建模为:

$$h(t) = \sum_{i=0}^{L_p-1} a_i \delta(t - \tau_i) \quad (1)$$

式中:  $a_i = |a_i| e^{j\varphi_i}$  为无线信道第  $i$  条多径分量的复衰落系数,  $|a_i|$  为第  $i$  条多径分量复衰落系数的幅度,  $\varphi_i$  为第  $i$  条多径分量复衰落系数的相位并在区间  $(0, 2\pi)$  上服从均匀分布, 记为  $\varphi \sim U(0, 2\pi)$ ;  $\tau_i$  为第  $i$  条多径分量传播时延;  $\delta$  表示冲激函数;  $L_p$  为多径数量。对式(1)进行傅里叶变换, 信道响应的频域表示为:

$$H(f) = \sum_{i=0}^{L_p-1} a_i e^{-j2\pi f \tau_i} \quad (2)$$

对信道频域响应  $H(f)$  进行  $K$  个等频率间隔采样, 考虑到测量过程中的加性高斯白噪声, 信道频域响应的离散采样可以表示为:

$$X(k) = H(k) + w(k) = \sum_{i=0}^{L_p-1} a_i e^{-j2\pi(f_c + k\Delta f)\tau_i} + w(k) \quad (3)$$

式中:  $k = 0, 1, \dots, K-1$ ;  $f_c$  为载波频率;  $\Delta f$  为频域采样间隔;  $w(k)$  表示均值为 0, 方差为  $\sigma^2$  的加性复高斯白噪声, 记为  $w(k) \sim N(0, \sigma^2)$ 。信号模型的矢量形式可以表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{H} + \mathbf{w} = \mathbf{V}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{w} \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{X} = [X(0), X(1), \dots, X(K-1)]^T$  和  $\mathbf{H} = [H(0), H(1), \dots, H(K-1)]^T$  分别为信道频域响应估计矢量和信道频域响应矢量;

$\mathbf{V} = [\mathbf{v}(\tau_0) \ \mathbf{v}(\tau_1) \ \dots \ \mathbf{v}(\tau_{L_p-1})]^T$ ,  $\mathbf{v}(\tau_i) = \begin{bmatrix} 1 & e^{-j\frac{2\pi}{T}\tau_i} & \dots & e^{-j\frac{2\pi}{T}(K-1)\tau_i} \end{bmatrix}^T$ ;  $\boldsymbol{\alpha} = [a_0 \ a_1 \ \dots \ a_{L_p-1}]^T$ ,

$\alpha_i = a_i e^{-j2\pi f_c \tau_i}$ ;  $\mathbf{w} = [w(0), w(1), \dots, w(K-1)]^T$  为加性复高斯白噪声矢量。

对信道频域响应估计的协方差矩阵  $\mathbf{R}$  进行特征值分解可得:

$$\mathbf{R} = \sum_{i=0}^{L_p-1} \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H + \sigma^2 \sum_{i=L_p}^{K-1} \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H = \mathbf{U}_S \boldsymbol{\Lambda}_S \mathbf{U}_S^H + \mathbf{U}_N \boldsymbol{\Lambda}_N \mathbf{U}_N^H \quad (5)$$

式中:  $\lambda_i (i = 0, 1, \dots, L_p - 1)$  为  $L_p$  个特征值;  $[\mathbf{u}_0, \mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{L_p-1}]$  张成信号子空间  $\mathbf{U}_S$ ;  $[\mathbf{u}_{L_p}, \mathbf{u}_{L_p+1}, \dots, \mathbf{u}_{K-1}]$  张成噪声子空间  $\mathbf{U}_N$ ;  $\sigma^2$  为复高斯白噪声功率。

实际系统中, 通过  $N$  次信道估计得到  $N$  个快拍数据, 并利用快拍数据进行协方差矩阵估计, 即

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{X}_n \mathbf{X}_n^H \quad (6)$$

### 1.2 时延估计算法

Capon 时延估计算法和 MUSIC 时延估计算法分别是无需多径数时延估计和需要多径时延估计的算法。下面分别对 2 种算法予以描述。

#### 1) Capon 算法

以最小方差为优化准则, Capon 算法的伪谱函数为:

$$P_{\text{Capon}}(\tau) = \frac{1}{\mathbf{v}^H(\tau) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{v}(\tau)} \quad (7)$$

伪谱谱峰所对应的时延  $\tau$  即为时延估计:

$$\hat{\tau} = \arg \max_{\tau} \{P_{\text{Capon}}(\tau)\} = \arg \min_{\tau} \{\mathbf{v}^H \tau \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{v} \tau\} \quad (8)$$

Capon 算法也被称为最大似然估计, 当噪声为加性高斯白噪声时, 对于任意的  $\tau$ ,  $P_{\text{Capon}}(\tau)$  是来自时延  $\tau$  的信号功率最大似然估计。尽管其多径的分辨能力不高且计算量较大, 但其伪谱正比于该时延的信号功率。

## 2) MUSIC 算法

以子空间的投影原理, MUSIC 算法的伪谱函数为:

$$P_{\text{MUSIC}}(\tau) = \frac{1}{\mathbf{v}^H(\tau) \hat{\mathbf{U}}_N \hat{\mathbf{U}}_N^H \mathbf{v}(\tau)} \quad (9)$$

伪谱谱峰所对应的时延  $\tau$  即为时延估计:

$$\hat{\tau} = \arg \max_{\tau} \{P_{\text{MUSIC}}(\tau)\} = \arg \min_{\tau} \{\mathbf{v}^H(\tau) \hat{\mathbf{U}}_N \hat{\mathbf{U}}_N^H \mathbf{v}(\tau)\} \quad (10)$$

$P_{\text{MUSIC}}(\tau)$  之所以称作伪谱, 是因为它是范德蒙矩阵向量与噪声子空间之间的投影。因此,  $P_{\text{MUSIC}}(\tau)$  能够在真实时延附近出现“谱峰”, 可以超分辨地估计每一条多径分量的传播时延。但由于实际协方差矩阵是通过有限快拍数估计得到, 快拍数的大小影响 MUSIC 算法的时延估计性能, 且该算法需要预先判断多径数量、对协方差矩阵的特征分解和谱峰搜索。

## 2 基于逼近噪声子空间的求根时延估计算法

在快拍数有限的条件下, 多径数的估计性能随着信噪比的降低而降低, 估计错误的概率增加, 从而导致子空间类时延估计算法失效。为提高时延估计性能, 避免对多径数的估计、特征分解和谱峰搜索, 本文将在 Capon 时延估计算法和 MUSIC 时延估计算法的基础上给出一种基于逼近噪声子空间的求根时延估计算法。

对于协方差矩阵的分解可以表示为:

$$\mathbf{R} = [\mathbf{U}_S \quad \mathbf{U}_N] \begin{bmatrix} \mathbf{A}_S & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \sigma^2 \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_S^H \\ \mathbf{U}_N^H \end{bmatrix} \quad (11)$$

进一步推导, 可得:

$$\sigma^{2m} \mathbf{R}^{-m} = \mathbf{U}_N \mathbf{U}_N^H + \mathbf{U}_S \begin{bmatrix} \sigma^2/\lambda_0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma^2/\lambda_1 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma^2/\lambda_{L_p-1} \end{bmatrix}^m \mathbf{U}_S^H \quad (12)$$

式中  $m$  为任意整数, 很显然, 因为  $\sigma^2/\lambda_i$  是小于 1 的数, 所以当  $m$  趋近于无穷大时,  $(\sigma^2/\lambda_i)^m \rightarrow 0$ , 即

$$\lim_{m \rightarrow \infty} (\sigma^2/\lambda_i)^m = 0 \quad (13)$$

式(12)趋近于噪声子空间, 即

$$\lim_{m \rightarrow \infty} \sigma^{2m} \mathbf{R}^{-m} = \mathbf{U}_N \mathbf{U}_N^H + \mathbf{U}_S \begin{bmatrix} \lim_{m \rightarrow \infty} (\sigma^2/\lambda_0)^m & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lim_{m \rightarrow \infty} (\sigma^2/\lambda_1)^m & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lim_{m \rightarrow \infty} (\sigma^2/\lambda_{L_p-1})^m \end{bmatrix} \mathbf{U}_S^H = \mathbf{U}_N \mathbf{U}_N^H \quad (14)$$

这样就不用对相关矩阵进行特征值分解, 也不需要先验已知信源数目, 就可以得到噪声子空间, 式(14)表明, 当  $m \rightarrow \infty$  时才收敛到噪声子空间, 实际应用时,  $m$  只要取有限的整数, 就可以得到很好的性能。因此时延估计的目标函数可以表示为:

$$\hat{\tau} = \arg \max_{\tau} \left\{ \prod_{i=1}^m \frac{1}{\mathbf{v}^H(\tau) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{v}(\tau)} \right\} = \arg \max_{\tau} \left\{ \frac{1}{\mathbf{v}^H(\tau) \hat{\mathbf{R}}^{-m} \mathbf{v}(\tau)} \right\} = \arg \min_{\tau} \left\{ \mathbf{v}^H(\tau) \hat{\mathbf{R}}^{-m} \mathbf{v}(\tau) \right\} \quad (15)$$

为完成时延估计, 需要通过式(15)进行峰值搜索, 计算复杂度较高, 而对多项式求根可以避免谱峰搜索。因此, 定义多项式

$$\mathbf{p}(z) = [1, z, \dots, z^{L-1}]^T \tag{16}$$

式中  $z = e^{-j2\pi\Delta f\tau}$ 。

为综合利用所有噪声特征向量提取空间参数信息,构造函数为:  $\mathbf{p}^H(z)\hat{\mathbf{R}}^{-m}\mathbf{p}(z)$ 。函数的零点给出了时延的估计。换言之,函数的根决定了时延的估计,这就是求根时延估计的基本思想。

然而,  $\mathbf{p}^H(z)\hat{\mathbf{R}}^{-m}\mathbf{p}(z)$ 并不是  $z$  的多项式,因为它还存在  $z^*$  的幂次项。由于只对单位圆上的  $z$  值感兴趣,所以可以用  $\mathbf{p}^T(z^{-1})$  代替  $\mathbf{p}^H(z)$ ,这就给出了求根  $m$ -Capon 多项式,即

$$f(z) = z^{K-1}\mathbf{p}^T(z^{-1})\hat{\mathbf{R}}^{-m}\mathbf{p}(z) \tag{17}$$

$f(z)$  是  $2(K-1)$  次多项式,它的根相对于单位圆为镜像对。其中,具有最大幅值的  $L_p$  个根  $\hat{z}_0, \hat{z}_1, \dots, \hat{z}_{L_p-1}$  的相位给出时延估计,即

$$\hat{\tau}_i = -\frac{1}{2\pi\Delta f} \text{angle}(\hat{z}_i), \quad i = 0, 1, \dots, L_p - 1 \tag{18}$$

算法流程可归纳如下:

- 1) 通过  $N$  次信道估计得到  $N$  个快拍数据,并利用式(6)对协方差矩阵进行估计;
- 2) 将协方差矩阵估计  $\hat{\mathbf{R}}$  代入式(18),并求解式(18);
- 3) 将具有最大幅值的  $L_p$  个根  $\hat{z}_0, \hat{z}_1, \dots, \hat{z}_{L_p-1}$  代入式(19),可得时延估计  $\hat{\tau}_0, \hat{\tau}_1, \dots, \hat{\tau}_{L_p-1}$ 。

### 3 仿真实验

为了验证所提算法的有效性,本节通过仿真实验对比所提算法与 MUSIC 算法的时延估计性能,从而验证算法的有效性。首先定义均方误差(Mean Square Error, MSE):

$$\Omega_{\text{MSE}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\hat{x}_m - x)^2 \tag{19}$$

式中:  $\hat{x}_m$  表示第  $m$  次仿真得到的参数估计值;  $x$  表示对应的参数真实值;  $M$  表示统计次数。

根据文献[12],时延  $\tau$  的克拉美罗  $\text{CRB}(\tau)$  满足式(28):

$$\text{CRB}(\tau) = \frac{\sigma^2}{2} \left\{ \sum_{r=0}^{N-1} \text{Re} \left[ \mathbf{A}^H(n) \mathbf{D}^H \mathbf{P}_V^\perp \mathbf{D} \mathbf{A}(n) \right] \right\}^{-1} \tag{20}$$

式中:  $N$  表示快拍数;  $\mathbf{A}(n)$  表示第  $n$  个快拍所对应的复衰落系数对角矩阵:

$$\mathbf{A}(n) = \text{diag} \{ \alpha_0(n), \alpha_1(n), \dots, \alpha_{L_p-1}(n) \} \tag{21}$$

$$\mathbf{P}_V^\perp = \mathbf{I} - \mathbf{V}(\mathbf{V}^H \mathbf{V})^{-1} \mathbf{V}^H \tag{22}$$

$$\mathbf{D} = [ \mathbf{d}(\tau_0), \mathbf{d}(\tau_1), \dots, \mathbf{d}(\tau_{L_p-1}) ] \tag{23}$$

$$\mathbf{d}(\tau_i) = \frac{d\mathbf{v}(\tau_i)}{d\tau_i} = [ 1, -j2\pi\Delta f e^{-j2\pi\Delta f\tau_i}, \dots, -j2\pi\Delta f(K-1) e^{-j2\pi\Delta f(K-1)\tau_i} ]^T \tag{24}$$

#### 3.1 仿真实验

在 OFDM 无线系统中,将本文算法与文献[6]中的 MUSIC 时延估计算法以及时延估计的 CRB 进行对比分析。多径数目设置为 2, 2 条径的时延分别为 150 ns 和 200 ns, 2 条径的复衰落系数幅度分别为 1 和 0.9, 本文算法中的  $m$  设置为 5, 快拍数为 64 和 128, 进行 200 次蒙特卡罗仿真实验。OFDM 系统仿真参数设置如表 1 所示。

表 1 OFDM 系统参数设置  
Table1 Parameter settings of OFDM system

parameter	value
guard duration/ $\mu\text{s}$	1.6
FFT period/ $\mu\text{s}$	3.2
system bandwidth/MHz	20
the number of subcarrier	64
carrier frequency/GHz	2.4

针对所提算法和 MUSIC 算法, 图 1 和图 2 给出了 64 快拍下 2 条径的时延估计以及 CRB 的仿真对比结果, 图 3 和图 4 给出了 128 快拍下 2 条径的时延估计以及 CRB 的仿真对比结果。通过对比不同快拍下算法性能可以发现, 128 快拍下的时延估计的 MSE 小于 64 快拍下的时延估计的 MSE。

从图 1、图 2、图 3 和图 4 可以看出, 随着噪声功率的降低, 所提算法与 MUSIC 算法时延估计的 MSE 逐步降低。这是因为随着噪声功率的降低, 噪声对时延估计性能的影响逐步降低, 因此时延估计的方差逐步减小。所提算法与 MUSIC 算法的 MSE 均逼近 CRB, 这是由于所提算法和 MUSIC 算法的超分辨时延估计性能接近了理论界。通过仿真说明, 所提算法取得了较为理想的时延估计性能。

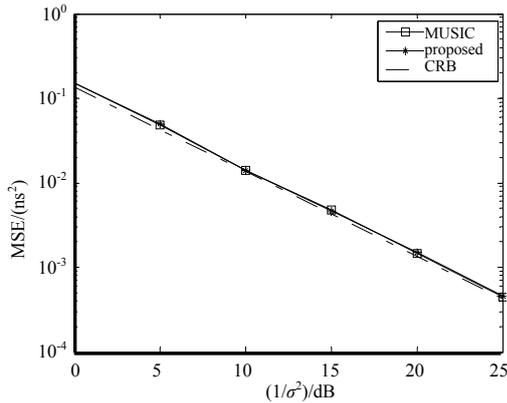


Fig.1 MSE for time delay estimation of 1st path component versus the power of noise under the condition of 64 snapshots  
图 1 64 快拍下第 1 条多径的时延估计 MSE 随噪声功率的变化图

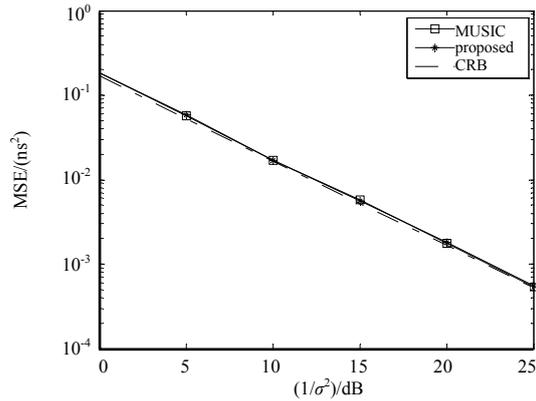


Fig.2 MSE for time delay estimation of 2nd path component versus the power of noise under the condition of 64 snapshots  
图 2 64 快拍下第 2 条多径的时延估计 MSE 随噪声功率的变化图

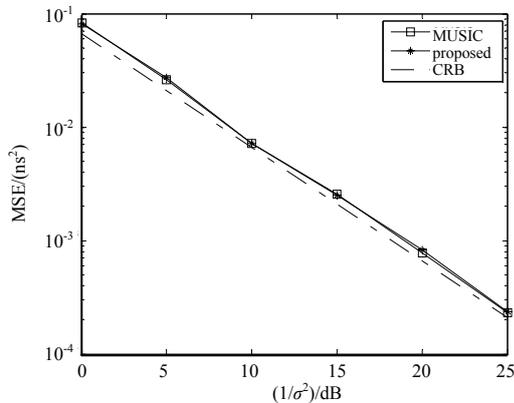


Fig.3 MSE for time delay estimation of 1st path component versus the power of noise under the condition of 128 snapshots  
图 3 128 快拍下第 1 条多径的时延估计 MSE 随噪声功率的变化图

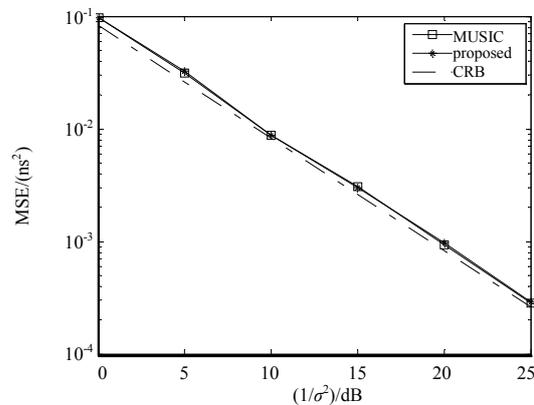


Fig.4 MSE for time delay estimation of 2nd path component versus the power of noise under the condition of 128 snapshots  
图 4 128 快拍下第 2 条多径的时延估计 MSE 随噪声功率的变化图

### 3.2 复杂度分析

本节将对所提算法和 MUSIC 算法的计算复杂度进行对比分析。MUSIC 算法运算量主要包括协方差矩阵估计、特征值分解和谱峰搜索 3 部分。协方差矩阵估计计算复杂度为  $O(NK^2)$ , 特征值分解的计算复杂度为  $O(K^3)$ , 谱峰搜索的计算复杂度为  $O(K^2L_p m_r)$ , 因此总的计算复杂度为  $O(NK^2 + K^3 + K^2L_p m_r)$ , 其中  $m_r$  为谱峰搜索次数。所提算法的运算量主要包括协方差矩阵估计、协方差矩阵求逆和多项式求解 3 部分。协方差矩阵估计计算复杂度为  $O(NK^2)$ , 矩阵求逆的计算复杂度为  $O(K^3)$ , 多项式求解的计算复杂度为  $O(8(K-1)^3)$ , 因此总的计算复杂度为  $O(NK^2 + K^3 + 8(K-1)^3)$ 。由于谱峰搜索次数  $m_r$  是一个非常巨大的数值, 因此所提算法的计算复杂度远小于 MUSIC 算法。

## 4 结论

MUSIC 时延估计算法需要多径数估计、特征分解和谱峰搜索, 不仅计算复杂度较高, 而且在快拍数有限的条件下, 多径数的估计性能随着信噪比的降低而降低, 估计错误的概率增加, 从而导致子空间类时延估计算法失效。为了避免多径数估计和特征分解, 引入了 Capon 算法思想, 利用协方差矩阵逆的高次幂逼近噪声子空间与其自身共轭转置的积。然后构造求根多项式, 利用求根代替谱峰搜索, 从而降低计算复杂度。仿真结果表明, 所提算法与 MUSIC 算法的性能相当, 并且逼近克拉美罗界。

### 参考文献:

- [1] QU L, SUN Q, YANG T, et al. Time-delay estimation for ground penetrating radar using ESPRIT with improved spatial smoothing technique[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(8):1315–1319.
- [2] MA B K, GUO L X, SU H. Statistical characteristics of the multi-path time delay and Doppler shift of a radar wave propagating through the ionosphere[J]. Progress in Electromagnetics Research, 2013, 138(2):479–497.
- [3] CARTER G C. Time delay estimation for passive sonar signal processing[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1981, 29(3):463–470.
- [4] LUO B W, DONG J J, YU Y, et al. Photonic multi-shape UWB pulse generation using a semiconductor optical amplifier-based nonlinear optical loop mirror[J]. Chinese Physics B, 2013, 22(2):175–179.
- [5] ZHANG G G, WANG J, LI H W, et al. Improved blind source extraction for time delay estimate in passive coherent location system[J]. Progress In Electromagnetics Research B, 2012, 37(37):257–274.
- [6] LI X, MA X, YAN S, et al. Super-resolution time delay estimation for narrowband signal[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2012, 6(8):781–787.
- [7] JIANG H, CAO F, DING R. Propagator method-based TOA estimation for UWB indoor environment in the presence of correlated fading amplitudes[C]// The 4th International Conference on Circuits and Systems for Communications. Shanghai:IEEE, 2008:535–538.
- [8] 王方秋, 张小飞, 汪飞. IR-UWB 系统中基于 root-MUSIC 算法的 TOA 和 DOA 联合估计[J]. 通信学报, 2014, 35(2):137–145. (WANG Fangqiu, ZHANG Xiaofei, WANG Fei. Root-MUSIC based joint TOA and DOA estimation in IR-UWB[J]. Journal on Communications, 2014, 35(2):137–145.)
- [9] OH D, KIM S, YOON S H, et al. Two-dimensional ESPRIT-like shift-invariant TOA estimation algorithm using multi-band chirp signals robust to carrier frequency offset[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(7):3130–3139.
- [10] 刘超, 王英民. 子空间算法在 OFDM 信道时延估计中的应用[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2010, 12(4):533–538. (LIU Chao, WANG Yingmin. Application of subspace algorithm to time delay estimation in OFDM channels[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2010, 12(4):533–538.)
- [11] WAX M, KAILATH T. Detection of signals by information theoretic criteria[J]. IEEE Transactions on ASSP, 1985, 33(2):387–392.
- [12] STOICA P, ARYE J N. MUSIC, maximum likelihood, and Cramer-Rao bound[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1989, 37(5):720–741.

### 作者简介:



巴 斌(1987–), 男, 河南省周口市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为信号与信息处理. email:xidianbabin@163.com.

胡捍英(1961–), 男, 河南省南阳市人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为无线通信、信号与信息处理.

郑娜娥(1984–), 女, 福建省漳州市人, 讲师, 主要研究方向为无线通信、MIMO 雷达.

任修坤(1979–), 男, 河南省新乡市人, 讲师, 主要研究方向为无线通信.