

文章编号 1004-924X(2013)09-2445-07

用加权子空间拟合和量子粒子群算法联合估计多普勒频率和波达方向

张志成^{1,2*}, 林 君², 石要武¹, 王 勇¹

(1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130012;

2. 吉林大学 仪器科学与电气工程学院, 吉林 长春 130061)

摘要:为了高效、准确地估计多普勒频率和波达方向(DOA),提出了基于加权子空间拟合(WSF)算法和量子粒子群优化(QPSO)算法的 WSF-QPSO 联合谱估计方法。首先,利用状态空间模型构造包含多普勒频率和 DOA 信息的广义可观测矩阵;用 WSF 算法拟合联合谱函数,将参数估计问题转化为多维非线性函数优化问题。然后,利用 QPSO 算法优化联合谱函数,得到多普勒频率和 DOA 的估计值。实验结果表明:在信源参数比较接近的情况下,WSF-QPSO 方法在信噪比为 0 dB 时对多普勒频率和 DOA 估计的均方根误差仅为 0.007 5 rad 和 0.25°。与其他方法相比,该方法具有估计精度高、控制参数少、鲁棒性好、参数自动配对等特点,在低信噪比和小样本条件下依然能够得到较满意的参数估计结果。

关键词:多普勒频率;波达方向;子空间拟合;量子粒子群优化

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132109.2445

Joint estimation of Dopplers and DOAs by WSF-QPSO method

ZHANG Zhi-cheng^{1,2}, LIN Jun², SHI Yao-wu¹, WANG Yong¹

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China;

2. College of Instrumentation & Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130061, China)

* Corresponding author, E-mail: zhang_zc@jlu.edu.cn

Abstract: To estimate Doppler frequency and Direction-of-Arrival (DOA) accurately and efficiently, a joint spectrum estimation method based on Weighted Subspace Fitting (WSF) algorithm and Quantum-behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) algorithm, namely WSF-QPSO, was presented. First, an extended observability matrix containing the information of Dopplers and DOAs was constructed by using a state-space model, and the joint spectrum function was fitted by using WSF algorithm. Then, the joint parameter estimation was converted to multidimensional nonlinear function optimization. Finally, the Dopplers and DOAs were estimated by optimizing the joint spectrum function using QPSO algorithm. Experimental results indicate that the Root Medium Square Errors (RMSEs) of Dopplers and DOAs estimated from the WSF-QPSO method are 0.007 5 rad and 0.25°, respectively when SNR is 0 dB. The proposed method can get high resolution and robust parameter estimation with less control terms, and the parameters are paired automatically. In addition, the WSF-QPSO method can obtain acceptable estimation results even under the condition of low SNR or small snapshot number in comparison with the joint spectrum estimation methods based on subspace decomposition.

收稿日期:2013-01-17;修订日期:2013-02-26.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61201368);吉林省产业技术与开发项目(No. JF2012C013-3)

Key words: Doppler frequency; Direction-of-Arrival(DOA); subspace fitting; Quantum-behaved Particle Swarm Optimization(QPSO)

1 引言

对多个运动目标的多普勒频率和波达方向(DOA)的联合估计问题已成为现代信号处理的重要研究内容之一,其在雷达、声纳和移动通信等多个领域中引起了广泛的关注和研究。而估计精度低、运算量大和参数配对过程复杂等问题一直是制约多普勒频率和 DOA 联合估计算法发展的主要因素。现有的多普勒频率和 DOA 联合估计方法大多是基于—维子空间分解类算法发展而来的。如基于 ESPRIT(Estimating Signal parameters via rotation invariance techniques)算法的多普勒频率和 DOA 联合估计^[1-4],虽然其中一些算法实现了参数的自动配对,但无法达到最佳的估计精度;而且,只适用于均匀线阵的情况,在信噪比较低或采样快拍数较小的条件下,参数估计性能较差。Lin Jen-Der 等提出了一种简单有效的频率-空间-频率(FSF)的树状结构,利用三次—维 MUSIC/ESPRIT 算法实现了对多普勒频率和 DOA 的联合估计^[5],且参数可以自动配对,但该方法得到的估计结果依然不是最优估计。王惠刚等利用最大似然方法实现了对多普勒频率和 DOA 的联合估计^[6-7],并利用重要性采样技术降低了求解似然函数的计算量,实现了参数的渐近无偏估计,且参数可以自动配对,但其需要根据信噪比的不同不断调整重要性采样函数,且算法所需要的控制参数较多,不利于实际应用。

加权子空间拟合(WSF)算法^[8]是子空间拟合类算法的优秀代表,该方法具有原理简单且估计精度高等优点,但求解过程中需要进行多维非线性搜索,搜索过程复杂,尤其在信号参数维数和信号源个数增多时,计算量非常大,难以进行实际应用。针对上述问题,本文将状态空间模型和 WSF 算法相结合,提出了基于 WSF 算法的多普勒频率和 DOA 联合估计方法。利用状态空间模型能够分析和处理时变系统的特性,将待估计的参数转换到状态空间模型的系统矩阵中,利用 Hankel 矩阵构造数据协方差矩阵来抑制噪声,进而通过 WSF 算法构造信号多普勒频率和 DOA

的联合谱函数。为了解决 WSF 算法的多维非线性搜索问题,引入了 QPSO 算法对 WSF 联合谱函数进行优化。该方法可得到渐近无偏的参数估计,参数能够自动配对,且大大减小了 WSF 算法的计算量。

2 多普勒频率和 DOA 联合估计

2.1 接收数据模型

假设接收阵列为具有 M 个阵元的线列阵,以阵列的第一个阵元作为基准,阵元间距为 $[0, d_1, \dots, d_{M-1}]$,共有 L 个远场窄带信号源,其中 $M > L$,设波达方向为 $[\theta_1, \dots, \theta_L]$,且假设所有的信号都具有相同的载频,则阵列接收到的信号可写为:

$$\mathbf{y}(t) = \sum_{l=1}^L \mathbf{a}(\theta_l) s_l(t) + \mathbf{v}(t), \quad (1)$$

式中, $\mathbf{v}(t)$ 为复噪声向量,假设为高斯白噪声; $s_l(t)$ 为信号的复包络,可写成 $s_l(t) = \alpha_l e^{j2\pi f_l t}$,其中, α_l 为复幅度, f_l 为第 l 个信号的多普勒频率; θ_l 为 l 个信号源的到达角度; $\mathbf{a}(\theta_l)$ 表示 θ_l 的方向向量,其定义为:

$$\mathbf{a}(\theta_l) = [1 \quad e^{-j2\pi f_c \frac{d_1}{c} \sin \theta_l} \quad \dots \quad e^{-j2\pi f_c \frac{d_{M-1}}{c} \sin \theta_l}]^T, \quad (2)$$

式中, f_c 为信号的载频, c 为传播速度。

利用归一化频率来描述多普勒频率,式(1)可写成下列矩阵形式:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{A} \mathbf{s}(t) + \mathbf{v}(t), \quad (3)$$

式中,

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1) \quad \mathbf{a}(\theta_2) \quad \dots \quad \mathbf{a}(\theta_L)]$$

$$\mathbf{s}(t) = [s_1(t) \quad s_2(t) \quad \dots \quad s_L(t)]^T$$

由此可以得到如下形式的状态空间模型:

$$\mathbf{s}(t+1) = \Phi \mathbf{s}(t), \quad (4)$$

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{A} \mathbf{s}(t) + \mathbf{v}(t), \quad (5)$$

式中,

$$\Phi = \text{diag}[e^{j\omega_1} \quad e^{j\omega_2} \quad \dots \quad e^{j\omega_L}], \quad (6)$$

其中, $\omega_l = 2\pi f_l$, ($l=1, 2, 3, \dots, L$)。

2.2 信号参数的估计

为了抑制噪声,并能够准确估计波达方向和多普勒频率,本文先构造出 Hankel 矩阵。定义阵列接收数据矩阵和噪声数据 Hankel 矩阵

如下:

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y(0) & y(1) & \cdots & y(N-1) \\ y(1) & y(2) & \cdots & y(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(K-1) & y(K) & \cdots & y(K+N-1) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} v(0) & v(1) & \cdots & v(N-1) \\ v(1) & v(2) & \cdots & v(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v(K-1) & v(K) & \cdots & v(K+N-1) \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中: N, K 分别为构成 Hankel 矩阵的行数和列数, $N+K$ 为采样快拍数。定义信号采样序列为:

$$\mathbf{S} = [s(0) \quad s(1) \quad \cdots \quad s(N-1)]. \quad (9)$$

则式(4)~式(5)的状态空间模型可以写成:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{\Gamma}_K \mathbf{S} + \mathbf{V}, \quad (10)$$

式中, $\mathbf{\Gamma}_K$ 为广义可观测矩阵,具有如下形式:

$$\mathbf{\Gamma}_K = \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{A}\Phi \\ \vdots \\ \mathbf{A}\Phi^{K-1} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

式(10)具有与阵列接收数据矩阵相同的形式,其可被看作是一种经过扩展的阵列接收数据矩阵。Hankel 矩阵 \mathbf{Y} 可表示采样快拍数为 N 的阵列接收数据矩阵,其每一列被视作一次采样,则式(10)可写作:

$$\mathbf{Y}(n) = \mathbf{\Gamma}_K \mathbf{S}(n) + \mathbf{V}(n), (n = 0, 1, \dots, N-1), \quad (12)$$

式中, $\mathbf{\Gamma}_K$ 已包含了待估计的角度和多普勒频率信息。

定义观测数据 $\mathbf{Y}(n)$ 的采样协方差矩阵为:

$$\hat{\mathbf{R}}_Y = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{Y}(i) \mathbf{Y}^H(i), \quad (13)$$

式中, $(\cdot)^H$ 表示矩阵 (\cdot) 的共轭转置。对上式进行特征分解,得:

$$\hat{\mathbf{R}}_Y = \mathbf{\Gamma}_K \mathbf{R}_S \mathbf{\Gamma}_K + \sigma^2 \mathbf{I} = \mathbf{U}_S \sum_s \mathbf{U}_S^H + \mathbf{U}_V \sum_v \mathbf{U}_V^H, \quad (14)$$

其中, \mathbf{U}_S 和 \mathbf{U}_V 分别为信号子空间和噪声子空间, \sum_s 为 L 个大特征值所组成的对角矩阵。由于信号子空间张成的空间与广义可观测矩阵张成的空间是同一空间,故存在一个满秩矩阵 \mathbf{T} ,使得

$$\mathbf{U}_S = \mathbf{\Gamma}_K \mathbf{T}. \quad (15)$$

只要得到矩阵 \mathbf{T} 就可以估计出矩阵 $\mathbf{\Gamma}_K$, 进而

得到频率和 DOA 的估计值。当存在噪声时,信号子空间与广义可观测矩阵张成的空间不相等,可通过以下的最小二乘拟合得到矩阵 \mathbf{T} :

$$\{\hat{\theta}, \hat{\omega}\}, \hat{\mathbf{T}} = \min \|\mathbf{U}_S - \mathbf{\Gamma}_K \hat{\mathbf{T}}\|_F^2. \quad (16)$$

固定参数 $\{\theta, \omega\}$, 可得到 $\hat{\mathbf{T}}$ 的最小二乘解如下:

$$\hat{\mathbf{T}} = (\mathbf{\Gamma}_K^H \mathbf{\Gamma}_K)^{-1} \mathbf{\Gamma}_K^H \mathbf{U}_S = \mathbf{\Gamma}_K^+ \mathbf{U}_S, \quad (17)$$

式中, $(\cdot)^+$ 表示矩阵 (\cdot) 的伪逆。矩阵由采样协方差矩阵的特征分解得到,可引入加权矩阵以提高参数的估计精度。最优加权矩阵可表示为如下形式^[8]:

$$\mathbf{W}_{opt} = \left(\sum_s \mathbf{I} - \sigma^2 \mathbf{I} \right)^2 \sum_s \mathbf{I}^{-1}, \quad (18)$$

则可得到关于多普勒频率和 DOA 的 WSF 联合谱函数:

$$\{\hat{\Theta}, \hat{\Omega}\} = \max_{\Theta, \Omega} \text{tr} \{ \mathbf{\Pi}_T \hat{\mathbf{U}}_S \mathbf{W}_{opt} \hat{\mathbf{U}}_S^H \}, \quad (19)$$

式中, $\hat{\Theta} = (\theta_1, \dots, \theta_L)$; $\hat{\Omega} = (\omega_1, \dots, \omega_L)$; $\mathbf{\Pi}_T = \mathbf{\Gamma}_K \cdot (\mathbf{\Gamma}_K^H \mathbf{\Gamma}_K)^{-1} \mathbf{\Gamma}_K^H$ 。对式(19)的求解需要进行非线性多维搜索,传统的网格搜索方法计算量巨大,本文引入量子行为粒子群优化算法对解进行搜索。

3 WSF 联合谱的求解

3.1 QPSO 算法

群体智能以自然界中不同生物种群的群体体现出来的社会分工和协同合作机制为基础,并通过模拟生物群体行为来实现人工智能,其被广泛应用于解决各种优化问题^[9-13]。量子行为粒子群优化(Quantumbehaved Particle Swarm Optimization, QPSO)算法是一种基于量子计算和群体智能的启发式搜索算法,由我国学者孙俊等于 2004 年提出^[14]。它是针对基本粒子群优化(PSO)算法易早熟、易收敛到局部极值、控制参数多等缺点,通过引入量子计算对算法进行改进而得到的。

在 PSO 算法中,每一个优化问题的解都可以看作是搜索空间中的一个粒子,所有的粒子都对应着优化问题的适应度值,粒子在解空间中运动,并由速度决定其飞行方向和距离,通常粒子追随当前的最优粒子在解空间中进行搜索。虽然 PSO 算法的应用很广,但其已被证明不能收敛到全局最优解,此外,PSO 算法的控制参数相对较

多,不利于工程优化问题的实际应用。QPSO 算法针对 PSO 算法存在的问题进行了改进,认为粒子具有量子行为,并用波动函数表示粒子的运动状态,从而取代了 PSO 算法中速度和位置的表示方法。QPSO 算法的控制参数除了种群数量、问题维数和最大迭代次数等优化问题的基本参数外,唯一需要设定的参数就是算法的收缩—扩张因子(Constriction-Expansion coefficient, CE 因子),且只要 CE 因子的取值小于 1.781,就可以保证算法收敛到全局最优解^[15]。

3.2 基于 QPSO 算法的 WSF 优化

假设粒子总数为 Q ,搜索维数为 $2L$,角度和归一化多普勒频率的搜索范围分别为 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 和 $[-\pi, \pi]$ 。每一组解 \mathbf{X}_i^{2L} ($i=1, 2, \dots, Q$) 为一个 $2L$ 维向量。在初始状态下,所有的初始化解均由下面的公式随机搜索:

$$\mathbf{X}_i^j(0) = \mathbf{X}_{\min}^j + \text{rand}(0, 1)(\mathbf{X}_{\max}^j - \mathbf{X}_{\min}^j),$$

$$(j = 1, 2, \dots, 2L; i = 1, 2, \dots, Q), \quad (20)$$

式中, \mathbf{X}_{\min} 和 \mathbf{X}_{\max} 分别为搜索范围的最小值和最大值。由此可以得到初始解集 $\mathbf{X}^{2L}(0)$, 它表示粒子当前的位置, 设个体最好位置为当前位置, 即 $\mathbf{P}^{2L}(0) = \mathbf{X}^{2L}(0)$ 。将个体最好位置中适应度函数值最高的一组解保存为群体的全局最好位置, 即 $\mathbf{G}^{2L}(0) = \mathbf{P}_g^{2L}(0)$ 。

QPSO 算法的目标是找到位置最好的一组解, 即寻找适应度函数最大的一组解, 这与 WSF 算法的优化目标一致, 因此可定义适应度函数为 WSF 联合谱函数的形式, 即:

$$\text{fitness}(\mathbf{X}_i^{2L}) = \text{tr}\{\mathbf{\Pi}_r \hat{\mathbf{U}}_s \mathbf{W}_{\text{opt}} \hat{\mathbf{U}}_s^H\}, (i = 1, 2, \dots, Q), \quad (21)$$

式中, $\mathbf{\Pi}_r$ 为 $\mathbf{\Gamma}_K$ 的投影, 可由当前位置 \mathbf{X}_i^{2L} 代入求得。

粒子位置的更新方法是决定粒子群类算法性能优劣的关键, QPSO 算法利用 δ 量子势阱模型对粒子位置进行更新。若粒子在以 p 点为中心的一维 δ 势阱中运动, 吸引子 p 可定义为如下形式:

$$p_i^j(t) = \varphi_i^j(t)P_i^j(t) + [1 - \varphi_i^j(t)]G^j(t),$$

$$(j = 1, 2, \dots, 2L; i = 1, 2, \dots, Q), \quad (22)$$

式中, $\varphi_i(t)$ 为 $[0, 1]$ 内的随机数。定义粒子的平均最好位置为所有粒子个体最好位置的平均, 即:

$$C^j(t) = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q P_i^j(t), (j = 1, 2, \dots, 2L). \quad (23)$$

由此,粒子的更新方程可写为:

$$\mathbf{X}_i^j(t+1) =$$

$$p_i^j(t) \pm \alpha |C^j(t) - \mathbf{X}_i^j(t)| \ln[1/\beta_i^j(t)],$$

$$(j = 1, 2, \dots, 2L; i = 1, 2, \dots, Q). \quad (24)$$

式中, $\beta_i(t)$ 为 $[0, 1]$ 的随机数; α 为 CE 因子。

粒子位置更新后, 计算新位置的适应度函数值, 并与前次位置的适应度函数值相比较, 如果新位置的适应度函数值优于前次位置的, 则将个体最好位置替换为新位置, 否则保持个体最好位置不变。然后, 保存个体最好位置中最优的一组解为全局最好位置, 并重复前面的步骤, 直到找到全局最优解。

4 实验结果与比较

仿真实验阵列天线采用线列阵, 阵元数 $M=10$, 采样快拍数为 100。在高斯白噪声背景下, 进行 100 次独立 Monte Carlo 实验, 以均方根误差 (RMSE) 作为衡量算法性能的标准, 如下:

$$\text{RMSE}_\theta = \sqrt{\frac{1}{NN_{\text{run}}} \sum_{l=1}^{N_{\text{run}}} \sum_{i=1}^N [\hat{\theta}_i(l) - \theta_i]^2}, \quad (25)$$

$$\text{RMSE}_\omega = \sqrt{\frac{1}{NN_{\text{run}}} \sum_{l=1}^{N_{\text{run}}} \sum_{i=1}^N [\hat{\omega}_i(l) - \omega_i]^2}, \quad (26)$$

式中, N 为信源个数; N_{run} 为实验次数; θ_i 和 ω_i 分别表示第 i 个信源的 DOA 和多普勒频率; $\hat{\theta}_i(l)$ 和 $\hat{\omega}_i(l)$ 分别表示第 l 次实验所得到的 DOA 和多普勒频率估计值。

4.1 优化算法性能比较实验

CE 因子是影响 QPSO 算法性能的重要因素之一, 研究其取不同值时, QPSO 算法对 WSF 联合谱函数的优化效果具有重要意义。图 1 给出了 CE 因子不同取值条件下, QPSO 算法的收敛情况。其中, 种群数量为 50, 信源数为 2, 信噪比为 0 dB。由图 1 可见, 对于 WSF 联合谱函数的优化, 当 CE 因子在 0.8 左右时算法的收敛速度最快, 且能够收敛到全局最优解附近。

为了研究 QPSO 算法对 WSF 联合谱函数的优化效果, 分别采用 QPSO 算法、PSO 算法和遗传算法 (GA) 对 WSF 联合谱函数进行优化。仿真实验中, 取入射信号数 $L=2$, 入射信号的入射

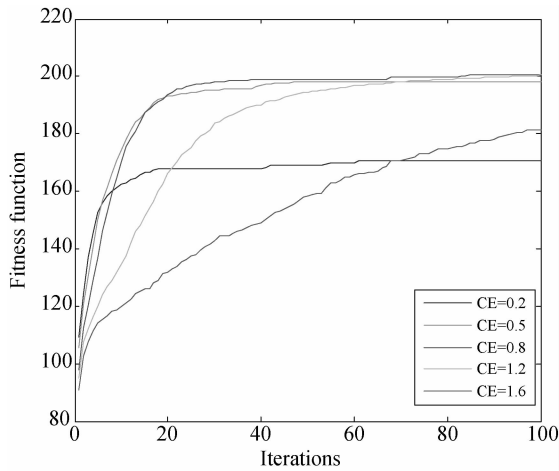


图 1 收缩-扩张因子取值不同时算法的收敛性比较
Fig. 1 Comparison of convergence for algorithm with different CE factors

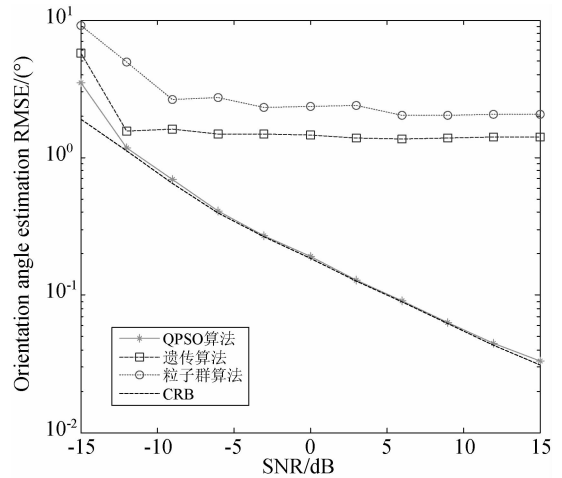


图 3 几种优化算法的 DOA 估计均方根误差比较
Fig. 3 Comparison of RMSEs of DOA estimation for optimization methods

角度分别为 $(20^\circ, 30^\circ)$, 入射信号的归一化频率分别为 $(0.7, 0.9)$, 种群数量为 50, 最大迭代次数为 100 次, QPSO 算法的 CE 因子为 0.8。图 2 和图 3 分别给出了 3 种算法信噪比在 $-15 \sim 15$ dB 之间时, 多普勒频率估计和 DOA 估计的均方根误差的变化。从图中可以看出, QPSO 算法能够很好地实现对 WSF 联合谱函数的优化, 每次优化均可以找到联合谱函数的最大值, 具有很好的鲁棒性。对于 PSO 算法和遗传算法, 由于种群数量和最大迭代次数的限制, 算法无法保证每次都能找到全局最优解, 要想获得更好的函数优化性能, 必须增加种群数量和最大迭代次数, 这将大大增加算法的计算量。

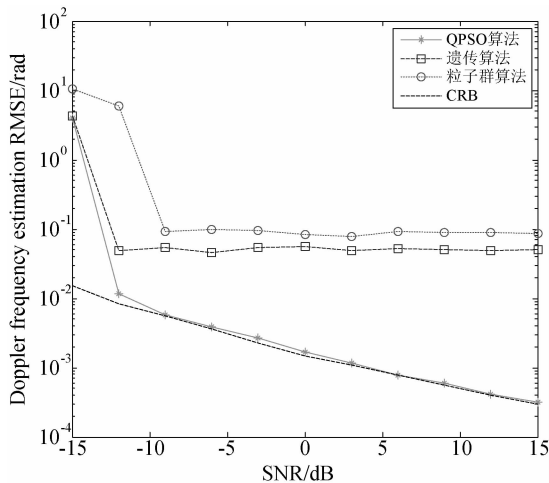


图 2 几种优化算法的频率估计均方根误差比较
Fig. 2 Comparison of RMSEs of Doppler estimation for optimization methods

4.2 与其它联合估计方法比较实验

选取 2 个较具代表性的多普勒频率和 DOA 联合估计算法—JAFE^[3] 算法和 FSF-MUSIC^[5] 算法与本文算法进行比较。由于以上 2 种算法只适用于均匀线阵, 故选用均匀线阵对算法进行仿真。考虑入射信号数 $L=3$ 的情况, 入射信号的入射角度分别为 $(20^\circ, 30^\circ, 40^\circ)$, 入射信号的归一化频率分别为 $(0.7, 0.9, 1)$ 。图 4 和图 5 分别给出了 3 种算法在信噪比 $-15 \sim 15$ dB 时, 多普勒频率估计和 DOA 估计的均方根误差的变化。从图中可以看出, 本文算法的估计性能优于其他 2 种算法, 尤其在低信噪比下, 本文算法能够更早的

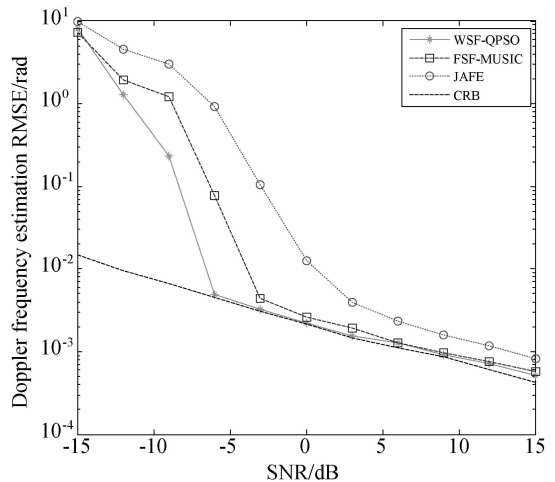


图 4 几种联合估计算法的频率估计均方根误差比较
Fig. 4 Comparison of RMSEs of Doppler estimation for joint estimation methods

贴近克拉美罗界。

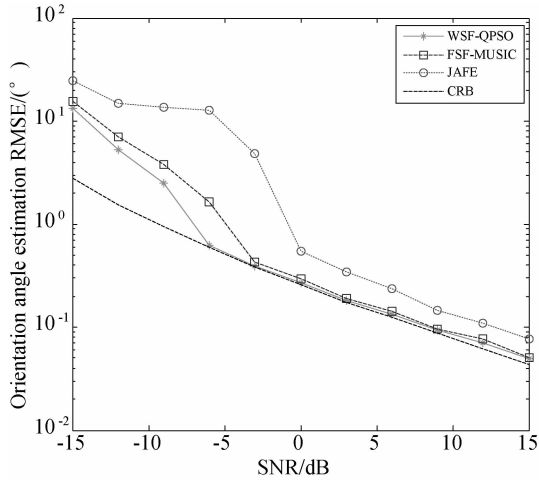


图 5 几种联合估计算法的 DOA 估计均方根误差比较
Fig. 5 Comparison of RMSEs of DOA estimation for joint estimation methods

表 1 信号参数较接近时的 RMSE

Tab. 1 RMSE when parameters are close

实际参数	波达方向			多普勒频率		
	10°	20°	12°	0.15	0.158	0.24
JAFE 算法 均方根误差	1.07	1.09	0.96	0.024 6	0.026 5	0.027 3
FSF-MUSIC 均方根误差	1.24	1.69	1.05	0.026 2	0.027 3	0.024 8
本文算法 均方根误差	0.27	0.26	0.26	0.007 6	0.004 5	0.010 8

参考文献:

- [1] LEMMA A N, VAN DER VEEN A J, DEPRETTERE E F. Joint angle-frequency estimation using multi-resolution ESPRIT [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Seattle, USA: ICASSP, 1998: 1957-1960.*
- [2] LEMMA A N, VAN DER VEEN A J, DEPRETTERE E F. Analysis of ESPRIT based joint angle-frequency estimation[C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Istanbul, Turkey: ICASSP, 2000: 3053-3056.*
- [3] LEMMA A N, VAN DER VEEN A J, DEPRET-

考虑 3 个人射信号源 φ 中 2 个信源的性能比较接近的情况。信源参数选择如表 1 所示,取 SNR=0 dB,对 JAFE 算法、FSF-MUSIC 算法和本文算法的估计性能进行比较。由表 1 可见,本文算法能够比较准确地地区分出各个信源的 DOA 和频率信息,而其他 2 种算法的参数估计性能均受到了不同程度的影响,不能够准确分辨出参数比较接近的信号源。

5 结 论

本文将 WSF 联合谱估计与 QPSO 算法相结合,提出了多普勒频率和 DOA 联合估计的 WSF-QPSO 方法。该方法利用状态空间模型将待估计的参数转换到广义可观测矩阵中,利用 Hankel 矩阵构造数据协方差矩阵实现对噪声的抑制,再通过 WSF 算法对广义可观测矩阵进行拟合得到多普勒频率和 DOA 的估计。由于 WSF 联合谱的求解计算量巨大,本文利用 QPSO 算法对联合谱函数进行优化搜索,大大减小了算法的计算量。与其他方法相比,WSF-QPSO 方法具有估计精度高、控制参数少、鲁棒性好、参数自动配对等特点。在信源参数比较接近的情况下,WSF-QPSO 方法依然能够获得较为理想的估计性能,在信噪比为 0 dB 时多普勒频率和 DOA 估计的均方根误差仅为 0.007 5 rad 和 0.25°。

TERE E F. Analysis of joint angle-frequency estimation using ESPRIT [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(5): 1264-1283.

- [4] LIU F L, WANG J K, DU R Y. Unitary-JAFE algorithm for joint angle-frequency estimation based on Frame-Newton method [J]. *Signal Processing*, 2010, 90(3): 809-820.
- [5] LIN J D, FANG W H, WANG Y Y, et al.. FSF MUSIC for Joint DOA and frequency estimation and its performance analysis [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(12): 4529-4542.
- [6] 王惠刚,刘强. 多普勒方位联合估计的蒙特卡洛算法[J]. *电子学报*, 2009, 37(9): 1965-1970.
- WANG H G, LIU Q. A Monte Carlo method for joint estimation of Dopplers and DOAs[J]. *Acta Electronica*

Sinica, 2009, 37(9): 1965-1970. (in Chinese)

- [7] WANG H, KEY S. Maximum likelihood angle-Doppler estimator using importance sampling [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, 2010, 46(2): 610-622.
- [8] VIBERG M, OTTERSTEN B. Sensor array processing based on subspace fitting [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, 39(5): 1110-1121.
- [9] BOCCATO L, KRUMMENAUER R, ATTUX R, *et al.* Application of natural computing algorithms to maximum likelihood estimation of direction of arrival [J]. *Signal Processing*, 2012, 92(5): 1338-1352.
- [10] ZHANG Z, LIN J, SHI Y. Application of artificial bee colony algorithm to maximum likelihood DOA estimation [J]. *Journal of Bionic Engineering*, 2013, 10(1): 100-109.
- [11] 许廷发,赵思宏,周生兵,等. DSP并行系统的并行粒子群优化目标跟踪[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(9): 2236-2240.
- XU T F, ZHAO S H, ZHOU SH B, *et al.*. Particle swarm optimizer tracking based on DSP parallel system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(9): 2236-2240. (in Chinese)
- [12] 王勇,朱明. 用群体智能理论处理联合变换相关器

输入图像[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(4): 958-964.

- WANG Y, ZHU M. Preprocessing input plane image of joint transform correlator based on swarm intelligence method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(4): 958-964. (in Chinese)
- [13] 罗钧,王强,付丽. 改进蜂群算法在平面度误差评定中的应用[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(2): 422-430.
- LUO J, WANG Q, FU L. Application of modified artificial bee colony algorithm of flatness error evaluation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2): 422-430. (in Chinese)
- [14] SUN J, FANG W, XU W B. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior [C]. *Proceedings of Congress on Evolutionary Computation, Portland, USA: CEC*, 2004: 326-331.
- [15] 方伟,孙俊,谢振平,等. 量子粒子群优化算法的收敛性分析及控制参数研究[J]. *物理学报*, 2010, 59(6): 3686-3694.
- FANG W, SUN J, XIE ZH P, *et al.*. Convergence analysis of quantum-behaved particle swarm optimization algorithm and study on its control parameter[J]. *Acta Physica Sinica*, 2010, 59(6): 3686-3694. (in Chinese)

作者简介:



张志成(1981—),男,吉林长春人,博士,讲师,2005年、2007年、2011年于吉林大学分别获得学士、硕士、博士学位,现为吉林大学仪器科学与电气工程学院博士后,吉林大学通信工程学院讲师,主要从事阵列信号处理理论与应用、仿生智能计算等方面的研究。E-mail: zhang_zc@jlu.edu.cn



石要武(1954—),男,吉林长春人,教授,博士生导师,1996年于吉林工业大学获得博士学位,主要从事生产过程自动检测与综合控制方法、信号检测理论与应用、阵列信号处理理论与应用等研究。E-mail: shiyw@jlu.edu.cn



林君(1954—),男,吉林通化人,教授,博士生导师,1982年、1987年于长春地质学院分别获得学士、硕士学位,主要从事地球物理探测技术及仪器、信号检测与处理等方面的研究。E-mail: lin_jun@jlu.edu.cn



王勇(1982—),女,山西太原人,讲师,2004年于吉林大学获得学士学位,2010年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事数字图像处理、模式识别等方面的研究。E-mail: wyong82@jlu.edu.cn