

文章编号 1004-924X(2014)09-2565-07

利用隔离小生境混合蛙跳方法联合估计 波达方向和多普勒频率

张志成^{1*}, 温 炎², 石要武¹

- (1. 吉林大学 通信工程学院, 吉林 长春 130012;
2. 中国人民解放军 61785 部队, 北京 100075)

摘要:为了高效准确地联合估计波达方向(DOA)和多普勒频率,提出了基于二维 MUSIC 谱和隔离小生境混合蛙跳算法的联合谱估计方法。首先,利用状态空间模型构造包含 DOA 和多普勒频率信息的广义可观测矩阵。然后,利用 MUSIC 算法和广义可观测矩阵构造联合估计的二维谱函数,将参数估计问题转化为多峰函数优化问题。最后,引入混合蛙跳算法(SFLA)并利用隔离小生境技术对混合蛙跳算法进行改进,使其适应于二维 MUSIC 谱多个极值的优化搜索,降低搜索计算量,得到 DOA 和多普勒频率的估计值。实验结果表明:在考虑信噪比为 0 dB 的两个独立信号源的情况下,利用本文方法估计得到的 DOA 和多普勒频率的均方根误差分别为 0.23°和 0.005 5 rad。该方法具有控制参数少、计算量小、参数自动配对等特点。

关 键 词:波达方向;多普勒频率;状态空间;隔离小生境;混合蛙跳法

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142209.2565

Joint estimation of DOAs and Doppler frequency using isolation niche shuffled frog leaping algorithm

ZHANG Zhi-cheng^{1*}, WEN Yan², SHI Yao-wu¹

- (1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China;
2. Unit 61785, the Chinese People's Liberation Army, Beijing 100075, China)

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

Abstract: To estimate the Direction-of-Arrival (DOA) and Doppler frequency accurately and efficiently, a joint spectrum estimation method based on isolation niche technique and Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA) was presented. Firstly, an extended observable matrix containing the information of DOAs and Doppler frequency was constructed by using state-space model. Then, the joint spectrum function was fitted using MUSIC algorithm and the extended observable matrix and the joint estimation were converted to multidimensional nonlinear function optimization. Finally, the isolation niche technique was applied to modification of the SFLA and the search of 2D MUSIC spectrum peak, so that to reduce the computation loads and obtain the estimated DOAs and Dopplers. Experimental results indicate that the Root Mean Square Errors (RMSEs) of DOAs and Dopplers

收稿日期:2014-03-28;修订日期:2014-04-08.

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)

estimated from the proposed method are 0.23° and 0.0055 rad respectively when the signal source number is two and the SNR is 0 dB. The proposed method gets high resolution parameter estimation with less computation loads and control terms, and the parameters are paired automatically.

Key words: Direction-of-Arrival(DOA); Doppler frequency; state space; isolation niche; shuffled frog leaping algorithm

1 引言

空间多个运动目标的定位问题一直是阵列信号处理中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有广泛的应用。由于回波具有多普勒效应,根据多普勒频率可有效地检测出目标的运动速度,因而对于多个运动目标的波达方向(Direction of Arrival, DOA)和多普勒频率的联合估计问题得到了国内外学者的广泛关注。文献[1-4]提出了如基于 ESPRIT 算法的 DOA 和多普勒频率联合估计方法,但这些方法大多需要较大的采样快拍数和高维奇异值分解,才能保证参数估计的精度。虽然部分算法计算量较小,且可以对参数进行自动配对,但在采样快拍数较小或信噪比较低的情况下,此类算法的参数估计性能相对较差。为了提高参数的估计精度, Lin Jen-Der 等提出了一种基于多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法的 DOA 和多普勒频率联合估计方法^[5]。该方法通过两次频率估计和一次角度估计,实现了参数的联合估计,且参数能够自动配对。但其需要进行 3 次一维 MUSIC 算法运算,计算过程相对比较繁琐。王惠刚等提出了一种基于最大似然算法的 DOA 和多普勒频率联合估计方法^[6-7]。该方法提高了参数的估计精度并实现了参数的自动配对,而且利用重要性采样技术降低了求解似然函数的计算量,但该方法的高精度估计必须建立在精确选取重要性采样函数的基础之上,若该函数选取不当,不仅会影响参数估计精度,还会增加算法的计算量,而且当信噪比发生变化时,该方法需要通过调整重要性采样函数中的某些参数才能保证 DOA 和多普勒频率估计始终具有较高的精度,但这样做大大增加了算法的复杂度,算法的估计精度也不易控制。

为了在保证参数估计精度的前提下尽量减小算法的计算量,本文将二维 MUSIC 算法、状态空

间模型、隔离小生境技术和混合蛙跳算法(Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)相结合,提出了基于隔离小生境混合蛙跳算法(Isolation Niche Shuffled Frog Leaping Algorithm, INSFLA)的 DOA 和多普勒频率联合估计方法。利用状态空间模型和 Hankel 矩阵构造了包含 DOA 和多普勒频率信息的扩展阵列接收数据矩阵,并构造了信号 DOA 和多普勒频率估计的二维 MUSIC 联合谱函数。为了降低二维非线性谱峰搜索的计算量,引入了 SFLA,并利用隔离小生境技术对 SFLA 进行改进,从而实现了 MUSIC 二维联合谱函数的优化搜索。该方法可实现参数的自动配对,且有效减小了二维 MUSIC 谱峰搜索的计算量。

2 DOA 和多普勒频率联合估计

2.1 接收数据模型

假设有 L 个具有相同载频的远场窄带信号入射到具有 M 个阵元的线列阵($M > L$)。以阵列首个阵元为基准阵元,则阵元间距可表示为 $[0, d_1, \dots, d_{M-1}]$,阵列接收到的信号可写为如下形式:

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

式中:噪声向量 $\mathbf{v}(t)$ 假定为高斯白噪声; $s_l(t) = \alpha_l e^{j2\pi f_l t}$ 表示第 l 个信号源的复包络,其中: α_l 为第 l 个信号源的复幅度; f_l 为第 l 个信号源的多普勒频率; θ_l 为第 l 个信号源的波达方向; $\mathbf{a}(\theta_l)$ 表示 θ_l 的阵列流型,其具有如下形式:

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

式中: f_c 为信号的载频; c 为信号传播速度。

利用归一化频率来描述多普勒频率,式(1)可写成下列矩阵-向量形式:

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

式中:

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

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

则系统的状态空间模型可表示为如下形式:

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

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

式中

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

其中: $\omega_l = 2\pi f_l$ ($l=1, 2, \dots, L$).

2.2 信号参数的估计

由式(4)~式(5)的状态空间模型可以看出,待估计的 DOA 和多普勒频率分别在矩阵 \mathbf{A} 和 Φ 中。因此如何高效准确地对矩阵 \mathbf{A} 和 Φ 进行估计是解决联合估计问题的关键。将阵列接收数据矩阵和噪声数据矩阵分别写成如下的 Hankel 矩阵形式:

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

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

其中: N 、 K 分别表示 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:

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

式中: Γ_K 为系统的广义可观测矩阵,其已包含了待估计的 DOA 和多普勒频率信息, Γ_K 具有如下形式:

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

比较式(10)和式(5)可以发现它们具有相同的形式,式(10)中的 Hankel 矩阵 \mathbf{Y} 可被看作是一种扩展阵列接收数据矩阵,其每一列可被视作一次采样,则式(10)可写作扩展阵列接收数据的形式:

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

$\mathbf{Y}(n)$ 的采样协方差矩阵可写为:

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

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

$$\hat{\mathbf{R}}_Y = \Gamma_K \mathbf{R}_S \Gamma_K^H + \sigma^2 \mathbf{I} = \mathbf{U}_S \Sigma_S \mathbf{U}_S^H + \mathbf{U}_V \Sigma_V \mathbf{U}_V^H, \quad (14)$$

其中: \mathbf{U}_S 和 \mathbf{U}_V 分别代表信号子空间和噪声子空间。

由于信号子空间与噪声子空间是相互正交的,则信号子空间中的导向矢量同样与噪声子空间正交,即:

$$\Gamma_K^H \mathbf{U}_V = \mathbf{0}. \quad (15)$$

由于噪声的存在, Γ_K 与 \mathbf{U}_V 并不能完全正交,也就是说式(15)并不成立。因此,实际对 DOA 和多普勒频率的联合估计是以最小优化搜索实现的,即:

$$\{\theta, \omega\}_{\text{MUSIC}} = \arg \{ \theta, \omega \} \min \Gamma_K^H \mathbf{U}_V \mathbf{U}_V^H \Gamma_K. \quad (16)$$

所以, DOA 和多普勒频率联合估计的 MUSIC 谱可表示为:

$$P_{\text{MUSIC}} = \frac{\Gamma_K^H \Gamma_K}{\Gamma_K^H \mathbf{U}_V \mathbf{U}_V^H \Gamma_K}. \quad (17)$$

求解二维 MUSIC 谱需要进行非线性二维谱峰搜索,传统的二维谱峰搜索方法计算量非常大,本文将隔离小生境技术应用于混合蛙跳算法,来对联合估计谱峰进行优化搜索。

3 MUSIC 联合估计谱的求解

3.1 混合蛙跳算法

群体智能算法是一门新兴的优化计算方法,其寻优过程体现了随机、并行和分布式等特点,近年来被广泛用于解决各种优化问题^[8-11]。SFLA 是 Eusuff 和 Lansey 为了解决组合优化问题于 2003 年最先提出的^[12]。作为一种新型的仿生学智能优化算法, SFLA 结合了 Memetic 算法和粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 两种群智能优化算法的优点,具有高效的计算性能与优良的全局搜索能力。

SFLA 通过模拟现实自然环境中青蛙群体在觅食过程中所体现出的协同合作和信息交互行

为,来完成对问题的求解。整个青蛙群体被分为不同的子群体,每个子群体中的每只青蛙都有了靠近目标而努力的想法,具有对食物源远近的判断,并且受其他青蛙的影响。子群体内经过一定次数的进化后,不同子群体间的青蛙重新混合成整个群体,并进行信息的交流与共享。SFLA 利用 Memetic 算法模拟青蛙的聚群行为,通过分群与重组实现青蛙的跳跃,并利用类似粒子群算法中的速度一位移模型,实现个体间的信息交流与共享,进行启发式搜索,从而找到全局最优解。

SFLA 与其他群体智能优化算法相似,往往只能搜索到一个全局最优解,而无法搜索到全部的最优解(包括全局最优解和局部最优解)。为了使群体智能优化算法适用于多峰函数优化的实际需要,往往采用小生境技术对算法进行改进。而在 SFLA 中将蛙群分成若干个子群体的进化策略更便于小生境技术的应用。

3.2 基于 INSFLA 方法的联合谱峰优化

小生境(Niche)这一概念最初起源于生物学,是指某种特定环境下的一种生存环境,其是保证物种多样性的基础。在生物的进化过程中,相同物种的生物往往生活在一起,共同繁衍后代,构成属于自己的小生境。小生境技术已被应用于进化计算中,用于解决多峰优化问题,维持解的多样性。按照构成小生境机制的不同,目前常用的技术主要有预选择(Pre-selection)、排挤(Crowding)、分享(Sharing)等小生境技术。本文采用基于隔离机制的小生境技术^[13]对 SFLA 进行改进和优化,使其适用于 MUSIC 联合估计谱的优化搜索。隔离小生境技术的基本概念和进化策略源自自然界的地理隔离技术。它的主要思想是将整个种群分成若干个子群体,根据各个子群体的规模与子群体的平均适应度值的不同,每个子群体的进化速度也不同,平均适应度高的子群体会在进化过程中获得更大的种群规模,使子群体进化速度更快。

假设青蛙群体总数为 Q , DOA 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^j ($i=1, 2, \dots, Q$) 为一个二维的向量。蛙群初始解由下面的公式进行随机选取:

$$\mathbf{X}_i^j(0) = \mathbf{X}_{\min}^j + \text{rand}(0, 1)(X_{\max}^j - X_{\min}^j) \quad (18)$$

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

式中: \mathbf{X}_{\min} 和 \mathbf{X}_{\max} 分别为搜索范围的下限值和上限值。则青蛙群体的初始解集可表示为 $\mathbf{X}^2(0)$, 其代表青蛙当前的位置,由初始解集计算各个青蛙的适应度值,即 MUSIC 谱峰的高度。按适应度值的大小进行降序排序,并将整个蛙群平均分成 P 个子群体。

在隔离小生境机制中,子群体的规模与子群体的平均适应度成正比,同时子群体的规模需要满足最大允许规模 S_{\max} 和最小保护规模 S_{\min} 的限制。子群体 p 第 $t+1$ 代的规模 $q_p(t+1)$ 可表示为:

$$q_p(t+1) = Q \cdot \frac{\text{fit}_p^q(t)}{\sum_{i=1}^P \text{fit}_i^q(t)}, \quad (19)$$

式中: $\text{fit}_p^q(t)$ 为第 t 代第 p 个子群的平均适应度。

在子群体的进化过程中,如果两个子群体都搜索到同一个谱峰附近,则只保留其中一个子群体,再在搜索空间中随机搜索一组新解取代另一个子群体,这种机制称为同种互斥。当青蛙种群中出现新的子群体时,在进化初期,其竞争力同其他已经进化的子群体相比,往往相对较弱,很容易被淘汰掉。因此需要对新产生的子群体加以保护,这种保护机制称为幼弱保护。

每个子群体的规模随着该子群体在整个青蛙种群中的平均进化水平不断变化。用 \mathbf{P}_b 和 \mathbf{P}_w 分别表示每个子群体中位置最好和最差的青蛙,用 \mathbf{P}_g 表示整个蛙群中位置最好的青蛙。首先对每个子群体进行局部位置更新,即对子群体中最差青蛙的位置进行调整,具体调整方法为:

$$\mathbf{Z}_w = \mathbf{P}_w + \mathbf{D}_s, (-\mathbf{D}_{\max} \leq \mathbf{D}_s \leq \mathbf{D}_{\max}), \quad (20)$$

式中: \mathbf{Z}_w 表示调整后青蛙的位置; \mathbf{D}_s 表示青蛙个体的移动距离; \mathbf{D}_{\max} 表示允许青蛙个体移动的最大距离。其中青蛙个体的移动距离可表示为:

$$\mathbf{D}_s = \text{rand}(0, 1) \cdot (\mathbf{P}_b - \mathbf{P}_w). \quad (21)$$

在位置调整过程中,如果经过上述过程能够将最差青蛙调整到一个更好的位置,就用新的青蛙个体取代原来的青蛙,否则青蛙的移动距离将调整为:

$$\mathbf{D}_s = \text{rand}(0, 1) \cdot (\mathbf{P}_g - \mathbf{P}_w). \quad (22)$$

将式(22)代入式(20)重新调整最差青蛙个体的位置,如果将最差青蛙调整到一个更好的位置,但仍不能产生位置更好的青蛙个体,那么就随机产生一个新解,以取代原来最差的青蛙个体。

然后,分别对各个子群体中的青蛙位置进行

排序,分别保存各个子群中位置最好的青蛙个体和整个蛙群中位置最好的青蛙个体,并重复前面的步骤,直到找到所有的谱峰。

3.3 计算量分析

MUSIC 类算法需要通过谱峰搜索实现参数估计,其计算量主要由谱峰搜索的维数和搜索步长决定。本文所涉及到的二维 MUSIC 谱峰搜索的计算量为 $O((\theta_{\max} - \theta_{\min})(\omega_{\max} - \omega_{\min})/\Delta_{\theta}\Delta_{\omega})$ 。其中: $(\theta_{\min}, \theta_{\max})$ 和 Δ_{θ} 分别为 DOA 的搜索范围和搜索步长; $(\omega_{\min}, \omega_{\max})$ 和 Δ_{ω} 分别为多普勒频率的搜索范围和搜索步长。本文方法中谱峰搜索的计算量主要由蛙群数量和迭代次数决定,其可表示为 $O(QI_N + Q)$ 。其中: Q 和 I_N 分别为蛙群数量和迭代次数。由于 DOA 和多普勒频率的搜索范围分别为 $(-90^{\circ}, 90^{\circ})$ 和 $(-\pi, \pi)$, 为了获得较高的分辨率, Δ_{θ} 和 Δ_{ω} 的取值往往比较小,因此会大大增加算法的计算量。本文方法中蛙群数量为 60, 迭代次数达到 200 次时, 平均适应度值较高的几个子群体已收敛到各个极值点。此外, 将本文方法与 FSF-MUSIC^[5] 算法相比, FSF-MUSIC 算法需要通过一次一维角度搜索和两次一维频率搜索才能实现 DOA 和多普勒频率的联合估计, 其计算量可表示为 $O((\theta_{\max} - \theta_{\min})/\Delta_{\theta} + 2(\omega_{\max} - \omega_{\min})/\Delta_{\omega})$ 。选取 Δ_{θ} 和 Δ_{ω} 分别为 0.1° 和 0.001 rad, 表 1 给出了以上 3 种方法的计算量结果。

表 1 算法计算量比较

Tab. 1 Comparison of calculation amount

	二维 MUSIC	FSF-MUSIC	本文方法
计算量	$O(1.13 \times 10^7)$	$O(1.44 \times 10^4)$	$O(1.2 \times 10^4)$

由表 1 可知, 本文方法可大大减小二维谱峰搜索的计算量, 与 FSF-MUSIC 方法相比, 也具有一定优势。

4 实验结果与比较

4.1 优化算法性能测试

快速准确地对 MUSIC 联合谱的谱峰进行二维搜索是得到 DOA 和多普勒频率估计值的关键。针对阵元数为 $M=10$ 的线阵, 在采样快拍数为 100 的情况下, 假设入射信号数为 $L=3$, 则入射信号的 DOA 和多普勒频率参数分别为 $(-30^{\circ}$,

1.28 rad), $(5^{\circ}, 1$ rad) 和 $(20^{\circ}, 0.7$ rad), 信噪比为 0 dB。

图 1 和图 2 分别给出了通过联合估计谱及 INSFLA 方法搜索得到的初始解分布和终止解分布。由上述实验结果可以看出, 本文方法搜索的初始解集能够比较平均地分布在解空间中, 而且在搜索终止解集中, 平均适应度值较高的 3 组子群体能够获得更多的个体, 且其中的个体能够准确地分布在谱峰点及其周围, 从而较好地实现了对联合估计谱的二维谱峰搜索。

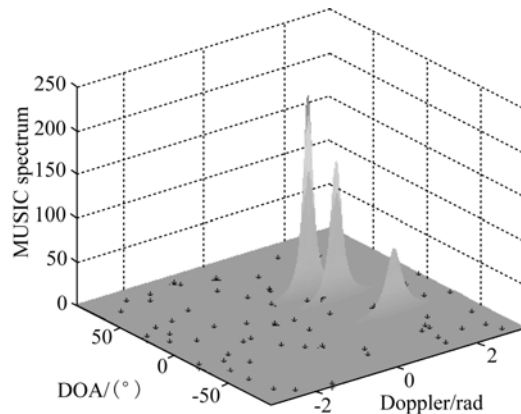


图 1 联合估计谱及 INSFLA 方法搜索初始解分布

Fig. 1 Initial solution distribution searched by using joint estimation spectrum and INSFLA method

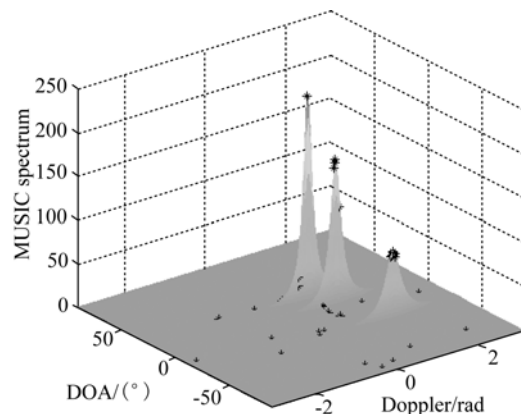


图 2 联合估计谱及 INSFLA 方法搜索终止解分布

Fig. 2 Terminal solution distribution searched by using joint estimation spectrum and INSFLA method

4.2 算法估计精度测试

为了验证算法的参数估计精度, 采用 100 次独立 Monte Carlo 实验, 以均方根误差 (RMSE) 作为衡量算法估计精度的标准, 均方根误差的计算方法为:

$$\text{RMSE}_{\theta} = \sqrt{\frac{1}{LN_{\text{run}}} \sum_{l=1}^{N_{\text{run}}} \sum_{i=1}^N [\hat{\theta}_i(l) - \theta_i]^2}; \quad (23)$$

$$\text{RMSE}_{\omega} = \sqrt{\frac{1}{LN_{\text{run}}} \sum_{l=1}^{N_{\text{run}}} \sum_{i=1}^N [\hat{\omega}_i(l) - \omega_i]^2}; \quad (24)$$

式中: L 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 和多普勒频率的实际值; $\hat{\theta}_i(l)$ 和 $\hat{\omega}_i(l)$ 分别表示第 l 次实验所得到的 DOA 和多普勒频率的估计值。

假设入射信号数为 $L=2$, 入射信号的 DOA 和多普勒频率参数分别为 $(20^\circ, 0.7 \text{ rad})$ 和 $(5^\circ, 1 \text{ rad})$ 。考虑信噪比在 $-15 \sim 15 \text{ dB}$ 之间变化时, DOA 估计和多普勒频率估计的均方根误差情况。

图 3 和图 4 分别给出了 DOA 和多普勒频率估计的均方根误差随信噪比变化的对比图。为了方便比较, 同时给出了 JAFE^[3] 算法和 FSF-MUSIC^[5] 算法的参数估计均方根误差以及相应的克拉美罗界 (Cramer-Rao Bound)。从上述实验结果可以看出, 本文算法的参数估计精度优于 JAFE 算法; 与 FSF-MUSIC 算法的参数估计精度较为接近, 但在信噪比较低的情况下, 本文算法中 DOA 估计的均方根误差能够更早地向克拉美罗界靠近。

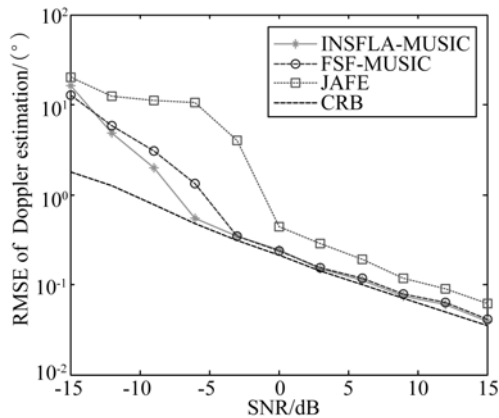


图 3 DOA 估计均方根误差比较

Fig. 3 Comparison of RMSEs of DOA estimation

参考文献:

- [1] LEMMA A N, VAN D V 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.

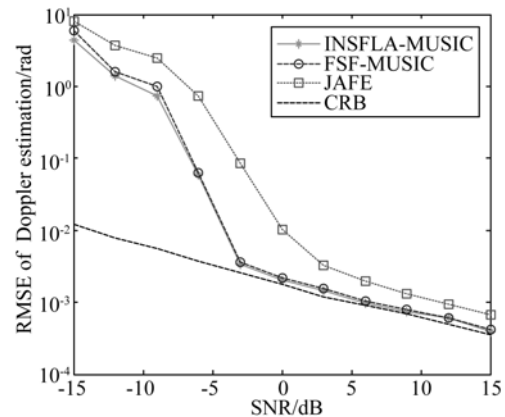


图 4 多普勒频率估计均方根误差比较

Fig. 4 Comparison of RMSE of Doppler estimation

5 结 论

本文将 MUSIC 二维联合谱估计、隔离小生境技术与混合蛙跳算法相结合, 提出了 DOA 和多普勒频率联合估计的隔离小生境混合蛙跳方法。该方法首先利用状态空间模型和 Hankel 矩阵构造了扩展阵列接收数据模型, 再通过 MUSIC 算法对扩展阵列接收数据模型中的流型矩阵进行拟合, 从而得到 DOA 和多普勒频率的二维联合谱; 然后, 引入 SFLA, 并利用隔离小生境技术对 SFLA 进行改进, 以实现 MUSIC 二维联合谱函数的优化搜索, 从而有效地减小了算法的计算量。由对比实验可知, 与其他方法相比, 本文的隔离小生境混合蛙跳方法具有控制参数少、计算量较小、参数自动配对等特点, 当两个信噪比均以 0 dB 的独立信号源入射到线型阵列时, DOA 和多普勒频率估计的均方根误差分别为 0.23° 和 0.0055 rad 。

- [2] LEMMA A N, VAN D V 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 D V A J, DEPRETTERE E F. Analysis of joint angle-frequency estimation u-

- sing 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] 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.
- [9] 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.
- [10] 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)
- [11] 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)
- [12] 张志成,林君,石要武,等. 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[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(9):2445-2451.
ZHANG ZH CH, LIN J, SHI Y W, *et al.*. Joint estimation of Dopplers and DOAs by WSF-QPSO method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(9): 2445-2451. (in Chinese)
- [13] EUSUFF M M, LANSEY K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm [J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2003, 129(3):210-225.
- [14] 林焰,郝聚民,纪卓尚,等. 隔离小生境遗传算法研究[J]. *系统工程学报*, 2000, 15(1):86-91.
LIN Y, HAO J M, JI ZH SH, *et al.*. A study of genetic algorithm based on isolation niche technique [J]. *Journal of System Engineering*, 2000, 15(1):86-91. (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,现为吉林大学博士后,讲师,主要从事阵列信号处理理论与应用、仿生智能优化等方面的研究。E-mail:zhang_zc@jlu.edu.cn