

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902569

改进鸡群优化算法的二维 MUSIC 谱峰搜索研究*

崔 琳 张熠鑫
(西安工程大学 电子信息学院 西安 710600)

摘 要:针对二维多重信号分类(MUSIC)算法在谱峰搜索时运算复杂,实时性差的问题,提出一种改进鸡群算法的二维 MUSIC 谱峰搜索算法。该算法将改进鸡群算法应用于谱峰搜索部分,首先利用佳点集理论构造初始种群;其次由寻食速度因子和聚集度因子构成惯性权值函数;最终将惯性权值引入母鸡的位置更新公式中,使算法快速搜索出谱峰所对应的角度。结果显示,该算法以更低的时间复杂度获得与网格搜索法相同的搜索精度,时间复杂度降低了 648 倍,节约 99.4% 的搜索时长,与其他 3 种优化算法相比,具有更优的收敛性能和更高的搜索精度。

关键词: 二维多重信号分类算法;谱峰搜索;改进鸡群算法;佳点集;惯性权值

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4020

Research on spectral peak searching of two-dimensional MUSIC based on improved chicken swarm optimization algorithm

Cui Lin Zhang Yixin
(School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710600, China)

Abstract: Aiming at the problems of complex calculation and poor real-time performance of two-dimensional MUSIC algorithm when searching for the spectral peaks, a two-dimensional MUSIC spectral peak searching algorithm is proposed based on improved chicken swarm optimization (ICSO). This algorithm applies the ICSO to the spectral peak searching part. Firstly, the initial population is constructed by the theory of good point set. Secondly, the inertia weight function is composed of the feeding speed factor and the aggregation degree factor. Finally, the inertia weight is introduced into the position updating formula of the hen to make the algorithm quickly search the angle corresponding to the spectral peak. The results show that the proposed algorithm achieves the same searching accuracy as grid search method with lower time complexity. The time complexity is reduced by 648 times and the searching time is saved by 99.4%. Compared with the other three optimization algorithms, it has better convergence performance and higher searching precision.

Keywords: two-dimensional MUSIC algorithm; spectral peak searching; improved chicken swarm optimization algorithm; good point set; inertia weight

0 引 言

空间谱估计^[1]是一项先进的测向技术,在军事领域和民用领域都有着广阔的发展前景。随着水下航行器的迅速发展,水下目标方位测向技术^[2-3]有着重要的使用价值和持续发展的迫切需求。其中,多重信号分类(multiple signal classification, MUSIC)^[4-6]算法是谱估计测

向中最经典的算法,该算法能够对多个互不相关的信号同时测向且测向精度高。测向中最关键的一步是谱峰搜索,传统网格搜索法以其高精度的搜索性能而被称为经典,但搜索过程复杂,实时性差,难以在实际的水下目标测向工程中应用。

近年来,针对谱峰搜索过程复杂的问题,国内外许多学者提出大量的解决方法,其中一种是在谱峰搜索中引入群智能优化算法,在保证搜索结果有效性的同时,降低

搜索复杂度。目前已有研究学者将遗传算法^[7] (genetic algorithm, GA), 粒子群优化算法^[8] (particle swarm optimization, PSO), 鸡群优化算法^[9] (chicken swarm optimization, CSO) 应用于 MUSIC 算法的谱峰搜索中, 这些优化算法在解决计算量大、实时性差等问题时有一定的优越性, 然而算法本身存在收敛精度低、收敛速度慢、易陷入局部最优等现象。针对这些现象, 学者相继提出了不同的改进方案, 并将改进后的方案应用于不同的研究领域。王雷等^[10]提出的基于改进遗传算法的多目标柔性作业车间节能调度问题, 首先采用权重法对种群进行初始化处理, 其次采用快速解码获得需要的总适应度值, 最终利用精英保留策略保留优秀基因, 提高了算法的进化速度。郭世凯等^[11]提出的基于改进粒子群算法的移动机器人路径规划, 首先建立机器人路径规划的栅格地图模型, 其次引入非线性动态惯性权值和免疫信息调节机制, 增加了粒子多样性, 增强算法摆脱局部最优的能力。吴甲武等^[12]提出的改进鸡群算法的电动车有序充电策略研究, 通过引入二次非线性递减惯性权重和双亲引导机制对电动车充电计划进行改良, 提高收敛精度, 克服早熟现象。

本文在基本鸡群算法的基础上进行改进, 将改进的鸡群算法与传统的二维 MUSIC 算法相结合, 采用佳点集方法实现对初始值的分配, 提高初始种群的均匀性和多样性; 通过引入动态调整的惯性权值改善母鸡移动方式的寻优策略, 有利于平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力。最终实现对 MUSIC 算法中谱峰搜索部分的优化。通过对该算法应用性能的多方位分析, 验证该算法在谱峰搜索中的可行性与优越性。

1 MUSIC 算法原理

本文采用图 1 所示的 L 型天线阵列^[13]模型。

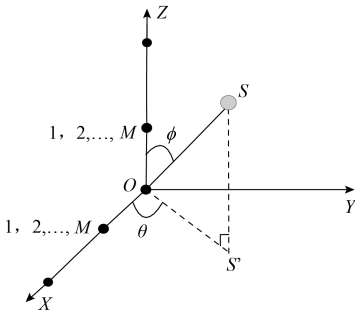


图 1 L 型阵列与分布式信源

Fig.1 L-shaped antenna array and distributed sources

考虑图 1 的 L 型天线阵列, 假设空间有 K 个独立的远场窄带信号源, 传播介质是均匀且各向同性的, 各阵元

观测噪声是时、空不相关的高斯白噪声。X 轴和 Z 轴分别均匀分布 M 个阵元, 且阵元间距均为 d , 坐标原点处为两组子阵传感器的参考阵元。入射信号源为 S , 方位角为 θ , 俯仰角为 ϕ , 则 X 轴与 Z 轴方向上均匀线阵的接收信号模型可以表示为:

$$\mathbf{X}(n) = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{S}(n) + \mathbf{N}_x(n) \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}(n) = \mathbf{A}(\phi)\mathbf{S}(n) + \mathbf{N}_z(n) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{S}(n)$ 为入射信号矩阵; $\mathbf{N}(n)$ 为噪声矩阵。其中阵列的方向矩阵 $\mathbf{A}(\theta)$ 和 $\mathbf{A}(\phi)$ 可以表示为:

$$\mathbf{A}(\theta) = [a(\theta_1), a(\theta_2), \dots, a(\theta_K)] \quad (3)$$

$$\mathbf{A}(\phi) = [a(\phi_1), a(\phi_2), \dots, a(\phi_K)] \quad (4)$$

根据式(1)和(2), 设 $\mathbf{Y}(n) = [\mathbf{X}^T(n)\mathbf{Z}^T(n)]^T$, 则有公式:

$$\mathbf{Y}(n) = \mathbf{B}(\theta, \phi)\mathbf{S}(n) + \mathbf{N}_{yz}(n) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{B}(\theta, \phi) = [\mathbf{A}(\theta)^T \mathbf{A}(\phi)^T]^T$, $\mathbf{N}_{yz}(n) = [\mathbf{N}_x(n)^T \mathbf{N}_z(n)^T]^T$ 。

根据式(5)得到阵列数据的协方差矩阵:

$$\mathbf{R}_Y = E[\mathbf{Y}(n)\mathbf{Y}(n)^H] = \mathbf{B}(\theta, \phi)\mathbf{R}_S\mathbf{B}^H(\theta, \phi) + \sigma^2\mathbf{I}_{2M \times 2M} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{R}_S = E[\mathbf{S}(n)\mathbf{S}^H(n)]$ 表示入射信号的协方差矩阵。对式(6)进行特征值分解:

$$\mathbf{R}_{YY} = \mathbf{E}_S\mathbf{\Lambda}_S\mathbf{E}_S^H + \mathbf{E}_N\mathbf{\Lambda}_N\mathbf{E}_N^H \quad (7)$$

式中: \mathbf{E}_S 和 \mathbf{E}_N 分别表示信号子空间和噪声子空间, $\mathbf{\Lambda}_S$ 和 $\mathbf{\Lambda}_N$ 分别表示由与信号子空间和噪声子空间对应的特征值构成的对角矩阵。

在上述假设条件下, 信号子空间和噪声子空间正交, 则 MUSIC 算法的谱估计公式可以表示为:

$$P_{\text{MUSIC}}(\theta, \phi) = \frac{1}{\mathbf{b}^H(\theta, \phi)\mathbf{E}_N\mathbf{E}_N^H\mathbf{b}(\theta, \phi)} \quad (8)$$

对 $P_{\text{MUSIC}}(\theta, \phi)$ 进行谱峰搜索, 功率谱谱峰位置处的角度, 即为信号源的入射角度。

2 ICSO 算法原理

2.1 佳点集理论初始化种群

研究发现, 初始种群多样性^[14]能提高算法的收敛速度和精度, 以随机方式分配的初始种群类型单一。本文采用佳点集理论^[15]构造初始种群, 增强种群的均匀分布。佳点集理论由华罗庚提出, 且该方法已被证明可有效改善初始种群单一的缺点, 保证初始种群的多样性。

佳点集理论的定义: 在 S 维欧氏空间的单位立方体上找 n 个随机点, 这 n 个点对应的函数值组成加权求和的积分, 具体表达式可以表示为:

$$E_n = \mu - Q_n \quad (9)$$

其中:

$$\mu = \int_{x \in G} f(x) dx \quad (10)$$

$$Q_n = \sum_{i=1}^n \frac{f(p_n(i))}{n} P_n(k) \quad (11)$$

其中, $1 \leq k \leq n$, 共有 n 个点, $f(x)$ 为适应度函数, 此时初始种群的多样性更加丰富。

在 dim 维空间中取含 n 个点的佳点集, 具体表达式为:

$$P_n(k) = \{(\{r^1 k\}, \dots, \{r^i k\}, \dots, \{r^t k\}), k = 1, 2, \dots, n\} \quad (12)$$

式中: $r^i = \{2\cos(2\pi i/p)\}$, $1 \leq i \leq t$, P 是满足 $p \geq 2t+3$ 的最小素数。

2.2 引入惯性权值

迭代的初始阶段, 个体在解空间中的搜索范围较大, 适应度值变化快; 到迭代后期, 锁定在较小的解空间内搜索, 个体的位置变化相对不大, 适应度值的变化减慢。可以将此过程用鸡群寻食速度 h 表示:

$$h = \frac{\min(f(x_{i,j}^t), f(x_{i,j}^{t-1}))}{\max(f(x_{i,j}^{t-1}), f(x_{i,j}^t))} \quad (13)$$

式中: $0 < h \leq 1$, h 值越小, 鸡群的寻食速度越快, 当 $h=1$ 时说明算法已经收敛或者找到了最优解。

鸡群的聚集度 S 也是算法迭代寻优过程中的一个必要因素, 定义:

$$S = e^{-\sigma_c^2} \quad (14)$$

其中:

$$\sigma_c^2 = \sum_{i=1}^N (f(x_{i,j}^t) - \mu)^2 / N \quad (15)$$

$$\mu = \sum_{i=1}^N f(x_{i,j}^t) / N \quad (16)$$

式中: σ_c^2 为种群方差, 反映种群的离散程度, 方差越大, 种群越分散; 反之, 种群越密集。 $0 < S \leq 1$, 当种群方差越小时, 鸡群聚集度越大, 当 $S=1$ 时, 种群类型单一, 说明种群中的个体具有同一性。 N 为种群总数, $f(x_{i,j}^t)$ 是个体 i 在 j 维空间中迭代次数为 t 时的适应度值, μ 代表当前所有个体的平均适应度值。

将惯性权值表示为鸡群寻食速度 h 和鸡群聚集度 S 的函数, 根据鸡群实际运行情况动态调整惯性权值 w , 具体表达式为:

$$w = f(h, s) \quad (17)$$

研究发现, 随着惯性权值 w 的增大, 算法的全局搜索能力变强, w 值减小, 算法的局部搜索能力变强^[16]。所以, 当鸡群寻食速度 h 足够大时, 说明算法可能已经找到最优解所在的小范围, 此时应当减小 w 值, 提高算法的局部搜索能力。当鸡群聚集度 S 变大时, 说明种群密集, 种群个体同一性强, 易陷入局部最优, 此时应增大 w 值, 提高全局搜索性能。 w 也可以表示为:

$$w = a_0 + a_1 e^{-a_2 h/s} \quad (18)$$

式中: a_0, a_1, a_2 均是 $(0, 1]$ 的数。

公鸡的位置更新公式可以表示为:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t (1 + \text{Rand}(0, \sigma_c^2)) \quad (19)$$

$$\sigma_c^2 = \begin{cases} 1 & f_i \leq f_r \\ \exp(\frac{f_k - f_i}{|f_i| + \varepsilon}) & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

式中: $x_{i,j}^t$ 是个体 i 在 j 维空间中迭代次数为 t 时所处的位置; $\text{Rand}(0, \sigma_c^2)$ 表示满足期望值为 0, 标准差为 σ_c^2 的高斯分布函数; r 为随机选取的公鸡; f_i 为第 i 只公鸡的适应度值; f_r 为随机选取公鸡的适应度值, $r \in [1, \dots, N]$, $r \neq i$; ε 为大于 0 的无穷小数。

在原来母鸡位置更新公式的基础上, 将惯性权值因子添加到母鸡的位置更新公式中, 则有公式:

$$x_{i,j}^{t+1} = w x_{i,j}^t + S_1 \text{Rand}(x_{r1,j}^t - x_{i,j}^t) + S_2 \text{Rand}(x_{r2,j}^t - x_{i,j}^t) \quad (21)$$

$$S_1 = \exp(\frac{f_i - f_{r1}}{|f_i| + \varepsilon}) \quad (22)$$

$$S_2 = \exp(f_{r2} - f_i) \quad (23)$$

式中: Rand 表示 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数, $r1$ 表示该母鸡所跟随的从种群中随机选取的公鸡, $r2$ 表示除个体 $r1$ 和 i 之外从种群中随机选取的公鸡或母鸡, f_{r1} 和 S_1 表示该母鸡所跟随公鸡的适应度值以及对该母鸡位置的影响因子, f_{r2} 和 S_2 表示除个体 $r1$ 和 i 之外随机选取的公鸡或母鸡的适应度值以及对该母鸡位置的影响因子。

小鸡的位置更新公式为:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + FL(x_{m,j}^t - x_{i,j}^t) \quad (24)$$

式中: $x_{m,j}^t$ 表示当前小鸡跟随的母亲母鸡在迭代次数为 t 时的位置; FL 为小鸡跟随母亲母鸡的系数, 在 $[0, 2]$ 随机选取。

3 基于 ICSO 的二维 MUSIC 算法

利用 ICSO 算法优化二维 MUSIC 算法的谱峰搜索部分, 在寻优过程中, 每只鸡的当前位置代表在寻优过程中第 t 次迭代中的一个解, 当满足迭代条件时产生的解即该算法找到的最优解。则 ICSO 算法流程如图 2 所示, 具体步骤如下。

1) 初始化参数。设置种群规模 N , 最大迭代次数 T_{max} , 鸡群维度 dim , 种群更新代数 G , 公鸡、母鸡和母亲母鸡所占比例 N_r, N_h 和 N_m 。

2) 初始化种群。计算种群个体的适应度值, 根据适应度值进行排序, 确定每只鸡所属的角色。

3) 定义等级秩序。如果 $\text{Mod}(t, G) = 1$, 则进行种群关系更新, 重新划分子群并确立鸡群等级, 否则继续保持

当前种群关系。

4)更新最优解。计算 h 、 s 、 w 的值,并按照位置更新公式更新公鸡、母鸡和小鸡的位置。最终会得到一个新的解,若这个解的适应度值更为优秀,则用这个解取代原始解,否则将新解舍去,保留原始解。

5)迭代终止。如果满足迭代终止条件,迭代停止并输出鸡群整体的最优位置值,算法结束,否则返回步骤 3)。

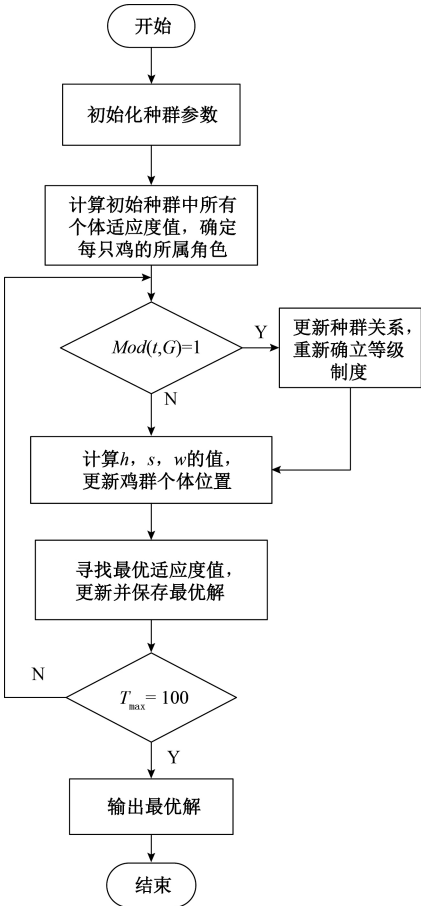


图 2 ICSO 算法流程
Fig.2 The flow-chart of ICSO algorithm

4 实验与结果

为验证所提算法在二维 MUSIC 算法谱峰搜索部分的可行性与优越性,首先,通过将所提算法与具有高精度搜索能力的传统网格搜索结果相比,分析算法的可行性和实时性。其次,在收敛性和搜索精度方面,将所提算法与寻优性能较好的 GA、PSO 和 CSO 算法进行比对。

实验 1,算法的可行性实验。采用图 1 所示的 L 型阵列结构,假设噪声为高斯白噪声,阵元数为 10,阵元间距 $d = \lambda/2$,快拍数为 500,信噪比 (signal to noise ratio,

SNR) 为 10 dB,角度搜索范围为 $(-90^\circ, 90^\circ)$,传统网格搜索步长 $\Delta=0.1$,ICSO 算法的最大迭代次数 $T_{\max}=100$,种群规模 $N=50$,公鸡、母鸡和母亲母鸡所占比例分别为 $N_r=0.2$ 、 $N_h=0.6$ 和 $N_m=0.2$,种群更新代数 $G=5$,则搜索结果如表 1 所示。

表 1 网格搜索法与 ICSO 算法的搜索结果

Table 1 Searching results of grid search method and ICSO algorithm (°)		
实际入射角度	传统网格搜索	ICSO 搜索
(10,25)	(10,25.1)	(10,25.1)
(30,60)	(30,60)	(30,60)
(45,76)	(45,76)	(45,76)
(83,66)	(82.9,66)	(82.9,66)

由表 1 可知,ICSO 算法与传统网格搜索法的搜索结果相同,且搜索的误差范围在 0.1° 左右,搜索误差小、精度高,说明将 ICSO 算法应用于二维 MUSIC 算法的谱峰搜索中是可行的。

实验 2,算法的实时性实验。实验条件与实验一相同,当搜索角度为二维时,传统网格搜索法的时间复杂度为 $O(3.24 \times 10^6)$,由式 (25) 得出。

$$O((\theta_{\max}-\theta_{\min})(\phi_{\max}-\phi_{\min})/(\Delta_{\theta}\Delta_{\phi})) \tag{25}$$

其中, $(\theta_{\max}-\theta_{\min})$ 和 $(\phi_{\max}-\phi_{\min})$ 分别为方位角和俯仰角的搜索范围, $\Delta_{\theta}\Delta_{\phi}$ 分别为方位角和俯仰角的搜索步长。ICSO 算法的时间复杂度为:

$$O(T_{\max} \times N) = O(5 \times 10^3) \tag{26}$$

由此可以看出,与传统网格搜索法相比,ICSO 算法的时间复杂度大约降低 648 倍。传统网格搜索法与 ICSO 算法的搜索用时如表 2 所示。

表 2 两种方法的用时比较

Table 2 Time comparison between the two methods			
实际入射角度/(°)	传统网格搜索用时/s	ICSO 搜索用时/s	节省时间/%
(10,25)	51.59	0.31	99.4
(30,60)	54.55	0.27	99.5
(45,76)	52.33	0.31	99.4
(83,66)	53.22	0.31	99.4

由表 2 可以看出,在本次实验中,采用传统网格搜索法的用时基本在 52 s,ICSO 算法的搜索用时基本恒定在 0.3 s。很显然,ICSO 算法在很大程度上缩短了搜索时长,节约 99.4% 的运行时间,在实时性方面明显优于传统网格搜索方法,说明 ICSO 算法在二维 MUSIC 算法的谱峰搜索中具有更好的实时性,能够更好的应用于实际工程中。

实验 3,算法的收敛性实验。GA、PSO 以及 CSO 算法在一定条件下具有操作简单、容易实现,寻优性能良好等优点被广泛应用于各个领域。故采用这 3 种优化方法

与 ICSO 算法的性能进行比较。假设入射角度为 $(30^\circ, 60^\circ)$, 图 3 所示的目标函数值为 $-10\lg(P_{MUSIC}(\theta, \phi)/P_{max})$, 当目标函数值为 0 时, 功率谱 $P_{MUSIC}(\theta, \phi)$ 达到最大值。优化算法的基本参数设置如表 3 所示。其中, pc 为交叉概率, pm 为变异概率, w_p 为权值因子。由图 3 可以看出, 在收敛精度方面, 信噪比无论是 0 dB 还是 20 dB, GA 的收敛精度都是最差的, PSO 和 CSO 算法的收敛精度相当, ICSO 算法的收敛精度均高于其他 3 种算法。在收敛速度方面, 信噪比无论是 0 dB 还是 20 dB, GA、CSO 和 ICSO 算法的收敛速度相当, 均高于 PSO 算法的收敛速度。综上, 说明 ICSO 算法具有更优越的收敛性能。

表 3 四种优化算法的参数设置

Table 3 Parameter setting of four optimization algorithms

算法	参数设置
GA	$T_{max}=100, N=50, pc=0.9, pm=0.01$
PSO	$T_{max}=100, N=50, c1=c2=2, wp=0.8$
CSO	$T_{max}=100, N=50, N_r=0.2, N_h=0.6,$ $N_m=0.2, G=5, dim=2$
ICSO	$T_{max}=100, N=50, N_r=0.2, N_h=0.6,$ $N_m=0.2, G=5, dim=2$

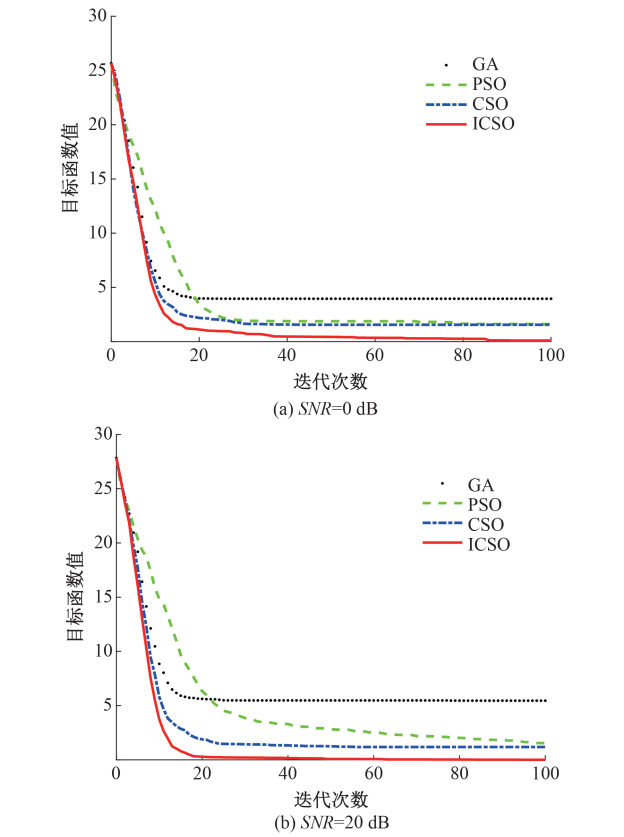


图 3 四种优化算法的收敛图

Fig.3 Convergence diagrams of four optimization algorithms

实验 4, 算法的成功率实验。实验条件与实验 3 相同, 进行 100 次蒙特卡洛仿真实验, 统计不同信噪比下各优化算法对目标函数值搜索的成功率, 实验结果如表 4 所示。

表 4 信噪比不同时的搜索成功率

Table 4 Search success rate with different SNR (%)

算法名称	SNR				
	0 dB	5 dB	10 dB	15 dB	20 dB
GA	69	68	70	73	72
PSO	91	94	93	92	93
CSO	89	91	89	90	92
ICSO	96	97	98	97	99

由表 4 可以看出, 在不同的信噪比下, 4 种优化算法对目标函数值的搜索性能都很稳定, 即优化算法的寻优性能受信噪比的影响不大, 搜索结果的波动范围不超过 4%; 在相同的信噪比下, GA 对目标函数值的搜索成功率最低, 在 70% 左右, PSO 和 CSO 算法的搜索成功率的能力相当, 在 91% 左右, 而 ICSO 算法的搜索成功率均高于其他 3 种优化算法, 成功率高达 99%, 说明 ICSO 算法的搜索性能稳定且搜索成功率高。

实验 5, 算法的精确度实验。实验条件均与实验 4 相同, 分别统计在不同信噪比下 4 种优化算法搜索角度的平均值与实际入射角度的相对误差, 相对误差走势如图 4 所示。

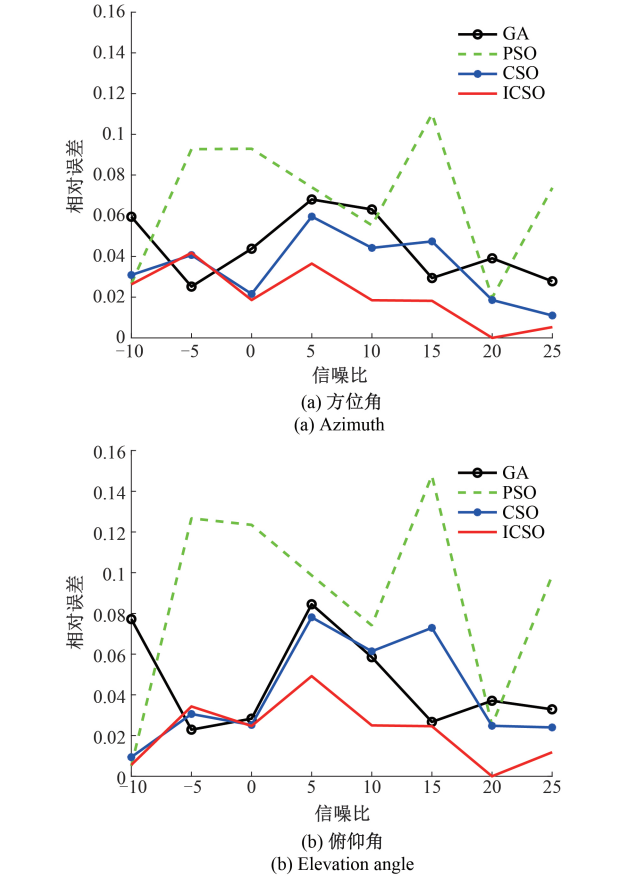


图 4 信噪比不同时的相对误差

Fig.4 Relative errors with different SNR

由图4可以看出,从对方位角搜索的情况来看,PSO算法的搜索结果与实际入射角度的最大相对误差高达 0.11° ,误差波动范围约 0.08° ;GA和CSO算法搜索的最大相对误差分别为 0.07° 和 0.06° ,误差波动范围约 0.04° ;而ICSO算法搜索的最大相对误差为 0.04° ,且误差波动范围为 0.04° 。从对俯仰角搜索的情况来看,PSO算法搜索的最大相对误差可达 0.15° ,误差波动范围约 0.14° ;GA和CSO算法搜索的最大相对误差约 0.08° ,误差波动范围约 0.07° ;而ICSO算法的最大相对误差为 0.05° ,且误差波动范围为 0.05° 。综上,无论是方位角还是俯仰角,PSO算法的搜索性能都是最差的,GA和CSO算法搜索性能相当,而ICSO算法的性能是最优的,特别是当信噪比为20 dB时,相对误差为0,即搜索到的角度等于实际入射角度。说明ICSO算法具有良好的搜索精度和搜索稳定性。

5 结 论

本文采用改进鸡群算法优化传统的二维 MUSIC 算法的谱峰搜索部分,以佳点集的方式构造初始种群,保证初始种群分布的均匀性,且有效解决初始种群单一的问题;在母鸡的位置更新公式中加入惯性权值进一步完善母鸡在迭代中的移动位置,既加快了算法的全局搜索速度又改善了局部搜索性能。该算法在充分继承基本鸡群算法优点的基础上,实现耗时少、搜索成功率优、收敛性能强、搜索精度高的功能。综上,所提算法在降低复杂度、节约搜索时间的前提下获得更优越的性能提升。

参考文献

- [1] 杜永兴,李晨璐,秦岭,等.多径环境下阵列波达方向估计及互耦校正[J].微波学报,2019,35(3):24-28.
DU Y X, LI CH L, QIN L, et al. Array DOA estimation and mutual coupling calibration algorithm for multipath condition [J]. Journal of Microwaves, 2019, 35(3): 24-28.
- [2] 闫晟,郝程鹏,马慧,等.水下爆炸声源辅助声呐系统的目标定位和参数估计[J].声学学报,2018,43(2):169-177.
YAN SH, HAO CH P, MA H, et al. Target localization and parameters estimation by sonar system with explosions as underwater sound sources [J]. Acta Acustica, 2018, 43(2): 169-177.
- [3] 张红梅,陈明杰,刘洪丹,等.基于CS和随机声呐阵列的水下目标方位估计[J].水下无人系统学报,2018,26(6):588-595.
ZHANG H M, CHEN M J, LIU H D, et al. Underwater target azimuth estimation based on CS and random sonar

- array [J]. Journal of Unmanned Undersea Systems, 2018, 26(6): 588-595.
- [4] 徐乐,吴日恒,张小飞.L阵基于降维 MUSIC 的二维 DOA 与频率估计[J].系统工程与电子技术,2019,41(1):1-8.
XU L, WU R H, ZHANG X F. 2D-DOA and Frequency estimation for L-shaped array via reduced-dimensional MUSIC[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(1):1-8.
- [5] 胡荣飞,林自豪,杨娟.空间谱估计经典 MUSIC 算法性能分析[J].数字通信世界,2018(10):34-35.
HU R F, LIN Z H, YANG J. Spatial spectral estimation of classical MUSIC algorithm performance analysis [J]. Digital Communication World, 2018(10): 34-35.
- [6] 张多利,张斌,宋宇鲲.二维高精度 MUSIC 算法的高速实现[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2018,41(3):356-361.
ZHANG D L, ZHANG B, SONG Y K. High-speed implementation of 2-D high precision MUSIC algorithm[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2018, 41(3): 356-361.
- [7] 王霖郁,康新.基于种群优化的遗传算法的 MUSIC 谱峰搜索技术[J].计算机应用研究,2014,31(12):3543-3545.
WANG L Y, KANG X. Research on MUSIC spectral peak searching based on improved population genetic algorithms [J]. Application Research of Computers, 2014, 31(12): 3543-3545.
- [8] 杨兴,周围.智能天线中基于粒子群算法的二维 DOA 估计[J].广东通信技术,2010,30(5):37-40,71.
YANG X, ZHOU W. Two dimensional DOA estimation based on particle swarm optimization in smart antenna[J]. Guangdong Communication Technology, 2010, 30(5): 37-40, 71.
- [9] 窦慧晶,朱子云,高立菁.基于鸡群优化算法的二维 MUSIC 谱峰搜索算法[J].北京工业大学学报,2018,44(11):1409-1413.
DOU H J, ZHU Z Y, GAO L J. Two-dimensional MUSIC spectral peak search algorithm based on chicken swarm optimization [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2018, 44(11): 1409-1413.
- [10] 王雷,蔡劲草,石鑫.基于改进遗传算法的多目标柔性作业车间节能调度问题[J].南京理工大学学报,2017,41(4):494-502.
WANG L, CAI J C, SHI X. Multi-objective flexible job shop energy-saving scheduling problem based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology. 2017, 41(4):

- 494-502.
- [11] 郭世凯,孙鑫.基于改进粒子群算法的移动机器人路径规划[J].电子测量技术,2019,42(3):54-58.
GUO SH K, SUN X. Planning of mobile robot based on improved particle swarm optimization [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(3): 54-58.
- [12] 吴甲武,邱晓燕,潘胤吉,等.基于改进鸡群算法的电动汽车有序充电策略研究[J].电测与仪表,2019,56(9):97-103.
WU J W, QIU X Y, PAN Y J, et al. Research on orderly charging strategy of electric vehicle based on improved chicken swarm optimization [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(9): 97-103.
- [13] 刘斌,栾忠权,马超,等.基于 L 型阵列的故障声源位置估计[J].电子测量与仪器学报,2017,31(4):617-622.
LIU B, LUAN ZH Q, MA CH, et al. Fault sound sources position estimation based on L array method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(4): 617-622.
- [14] 刘芳,马玉磊,周慧娟.基于种群多样性的自适应遗传算法优化仿真[J].计算机仿真,2017,34(4):250-255.
LIU F, MA Y L, ZHOU H J. An adaptive genetic algorithm based on population diversity [J]. Computer Simulation, 2017, 34(4): 250-255.
- [15] 张燕平,张娟,何成刚,等.基于佳点集与 Leader 方法的改进 K-means 聚类算法[J].计算机应用,2011,31(5):1359-1362.
ZHANG Y P, ZHANG J, HE CH G, et al. Modified K-means clustering algorithm based on good point set and leader method [J]. Journal of Computer Applications,

2011, 31(5): 1359-1362.

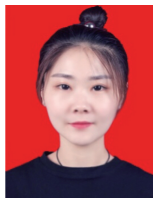
- [16] 刘慧敏,程普.基于自适应量子粒子群算法的塔机 NFNN 控制器参数优化[J].电子测量与仪器学报,2018,32(4):158-164.
LIU H M, CHENG P. Parameter optimization of tower crane NFNN controller based on adaptive quantum particle swarm optimization [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(4): 158-164.

作者简介



崔琳,分别在 2006 年于内蒙古科技大学获得学士学位,2009 年和 2013 年于西北工业大学获得硕士学位和博士学位,现为西安工程大学讲师,主要研究方向为阵列信号处理。

Cui Lin received B. Sc. from Inner Mongolia University of Science and Technology in 2006, M.Sc. and Ph.D. both from Northwestern Polytechnic University in 2009 and 2013, respectively. Now she is a lecturer at Xi'an Polytechnic University. Her main research interest includes array signal processing.



张熠鑫,2018 年于中原工学院信息商务学院获得学士学位,现为西安工程大学硕士研究生,主要研究方向为阵列信号处理。

Zhang Yixin received her B.Sc. degree from College of Information & Business, Zhongyuan University of Technology in 2018. Now she is a M.Sc. candidate at Xi'an Polytechnic University. Her main research interest includes array signal processing.