

基于混合策略的蛇鹫优化算法的ML-DOA估计

吕香茹, 王鹏*

(中北大学 数学学院, 山西 太原 030051)

摘要: 针对矢量水听器阵列信号波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计中存在的估计精度不高、运算量大的问题, 提出了一种改进蛇鹫优化算法的最大似然DOA估计方法。采用了4种策略对蛇鹫优化算法进行改进, 在种群初始化时利用佳点集策略进行改进, 能够更加均匀地在搜索空间得到初始种群解, 提高种群多样性; 在进行位置更新时, 引入减法平均优化器和柯西策略能够扩大搜索范围, 从而跳出局部最优; 引入黄金正弦策略, 不断向最优位置进行搜索, 提高了算法的估计精度。将所提算法应用于最大似然DOA估计, 实验结果表明: 与灰狼优化算法、粒子群算法、正弦余弦算法、光学显微镜算法、蛇鹫优化算法的最大似然DOA估计方法相比, 所提算法的最大似然DOA估计具有收敛速度快、估计精度高、运算量小和稳健性更好的性能。

关键词: DOA估计; 最大似然; 蛇鹫优化算法; 减法平均优化器; 黄金正弦策略

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

doi: 10.62756/csjs.1671-7449.2025079

引用格式: 吕香茹, 王鹏. 基于混合策略的蛇鹫优化算法的ML-DOA估计[J]. 测试技术学报, 2025, 39(6): 716-725.

LÜ Xiangru, WANG Peng. ML-DOA estimation of secretary bird optimization algorithm based on hybrid strategy [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 39(6): 716-725.

ML-DOA Estimation of Secretary Bird Optimization Algorithm Based on Hybrid Strategy

LÜ Xiangru, WANG Peng*

(School of Mathematics, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the problems of low estimation accuracy and large amount of computation in the estimation of the Direction of Arrival (DOA) of vector hydrophone array signals, this paper proposes an Improved Secretary bird Optimization Algorithm (IMSBOA) for maximum likelihood DOA estimation. IMSBOA adopts four strategies to improve the Secretary Bird Optimization Algorithm (SBOA). During population initialization, the best point set strategy is used for improvement, which can obtain an initial population solution more evenly in the search space and improve population diversity. Introducing a subtraction average based optimizer and Cauchy strategy during location updates can expand the search range and escape from local optima. The golden sine strategy is introduced to search for the optimal position continuously, which improves the estimation accuracy of the algorithm. IMSBOA is applied to the maximum likelihood DOA estimation, and the experimental results show that compared with the maximum likelihood DOA estimation methods of Grey Wolf Optimizer (GWO), Particle Swarm Optimization

收稿日期: 2025-01-18

基金项目: 山西省留学回国人员科技活动择优资助项目(20240011); 山西省基础研究计划资助项目(202103021224195, 202103021224212); 山西省回国留学人员科研项目(2021-108)

作者简介: 吕香茹(1999-), 女, 硕士生, 主要从事现代优化算法与信息处理研究。E-mail: 1713468682@qq.com.

* **通信作者:** 王鹏(1977-), 男, 教授, 博士, 主要从事智能信息处理研究。E-mail: wpmath@nuc.edu.cn.

(PSO), Sine Cosine Algorithm (SCA), Optical Microscope Algorithm (OMA) and Secretary Bird Optimization Algorithm (SBOA), the maximum likelihood DOA estimation of IMSBOA has faster convergence speed, higher estimation accuracy, less computation and better robustness.

Key words: direction of arrival (DOA) estimation; maximum likelihood; secretary bird optimization algorithm; subtraction-average-based optimizer; golden sine strategy

0 引言

在水声信号处理领域中, 矢量水听器的波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计是重要的信号测量技术^[1]。针对 DOA 估计技术, 已经出现了很多成熟的算法, 如多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法^[2]、最大似然(Maximum Likelihood, ML)算法^[3]、旋转不变子空间(Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Technique, ESPRIT)算法^[4]和幅度、相位迭代自适应方法(Iterative Adaptive Approach for Amplitude and Phase Estimation, IAA-APES)^[5]等。其中, ML 算法鲁棒性好, 具有更好的统计性能, 尤其在低信噪比和小快拍数的条件下, 相对于 MUSIC 等算法具有更优越的性能。但是, ML 算法本质是对多维非线性函数进行逐一搜索, 这就导致了计算复杂度高和运算量大的问题, 不利于实际的工程问题^[6]。为了降低计算复杂度, 许多学者提出了优化方法, 例如交替投影(Alternating Projection, AP)^[7-8]、期望最大化(Expectation Maximization, EM)^[9-10]、空间交替广义期望(Space Alternating Generalized Expectation, SAGE)最大化方法^[11-12]等。

智能优化算法有着分布式、自适应、全局优化等特性, 能够解决复杂的多维非线性问题, 因此, 一些学者将智能优化算法与最大似然波达方向(Maximum Likelihood Direction of Arrival, ML-DOA)估计相结合, 来解决 ML-DOA 估计过程中存在的多维非线性搜索问题。近年来, 有许多智能优化算法被提出: 正弦余弦算法(Sine Cosine Algorithm, SCA), 它是基于正弦和余弦函数设计位置更新方程, 通过调整参数实现搜索空间的探索和利用^[13]; 光学显微镜算法(Optical Microscope Algorithm, OMA), 它是依据显微镜放大原理进行建模, 有参数少、探索利用平衡好等优势^[14]。2012 年, Boccato 等^[15]将差分进化算法(Differential Evolution Algorithm, DE)、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)应用于

DOA 估计中, 表现良好。此后, 就出现了越来越多的智能算法应用于 DOA 估计。Maruthi 等^[16]对灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)进行改进, 将其用于无线传感器网络的 DOA 估计。陈婷等^[17]提出了一种正余混沌双弦蝗虫优化算法(SCAGO), 并且将这种算法分别与 BP 神经网络和 ML 算法相结合, 应用于复杂环境下的 DOA 估计。王鹏等^[18]使用人群搜索算法(Seeker Optimization Algorithm, SOA)优化 DOA 估计谱函数。董洁等^[19]利用分子群策略对海象优化算法(Walrus Optimization Algorithm, WaOA)进行改进, 并将其用于宽带 DOA 估计。这些智能算法在减少 ML-DOA 估计方法的计算量方面有一定的成效, 但仍存在收敛速度不快、较难达到全局最优和估计准确率不高等缺陷。

蛇鹫优化算法(Secretary Bird Optimization Algorithm, SBOA)是一种新颖的元启发式优化算法, 其利用蛇鹫的生存能力来解决现实世界的优化问题^[20], 具有参数少、收敛速度快等特性, 但存在易陷入局部最优、稳定性差等问题。本文提出了由多种策略进行改进的蛇鹫优化算法(Improved Secretary bird Optimization Algorithm, IMSBOA), 并将该算法与 ML-DOA 估计方法相结合来降低 ML-DOA 估计方法中的计算量。通过一系列的仿真实验, 将 IMSBOA 与 GWO、PSO、SCA、SBOA 算法的 ML-DOA 估计方法进行性能比较。

1 阵列信号模型和最大似然 DOA 估计

假设 N 个远场非相干窄带信号入射到阵元数为 M 的均匀线阵上, M 个阵元各向同性且相互独立。则阵列接收到的信号为

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

式中: $\mathbf{X}(t)$ 为信号的阵列输出矢量; $\mathbf{S}(t)$ 为信号源矢量; $\mathbf{N}(t)$ 为噪声数据矢量, 噪声为零均值的高斯白噪声, 且噪声与信号之间相互独立; $\mathbf{A}(\theta)$ 为空间阵列的导向矢量阵, 具体形式为

$$A(\theta)=[a(\theta_1)\otimes\mu_1, a(\theta_2)\otimes\mu_2, \dots, a(\theta_N)\otimes\mu_N], \quad (2)$$

式中： $a(\theta_i)=[1, e^{-j\varphi_i}, e^{-2j\varphi_i}, \dots, e^{-(M-1)j\varphi_i}]^T$ 为第*i*个信号对应的声压响应系数， $\varphi_i=2\pi d \cos(\theta_i)/\lambda$ ， λ 为波长， d 为阵元之间的间距大小； $\mu_i=[1, \cos \theta_i, \sin \theta_i]^T$ 为第*i*个信号的方向矢量；符号 \otimes 为kronecker积，符号 $[\cdot]^T$ 为矩阵的转置。

根据上述条件可以得出接收信号的阵列协方差矩阵为

$$R=E[X(t)X^H(t)]=AE[S(t)S^H(t)]A^H + \sigma_n^2 I = AR_s A^H + \sigma_n^2 I, \quad (3)$$

式中： R_s 为信号的协方差矩阵； σ_n^2 为噪声功率； I 为单位矩阵；符号 $[\cdot]^H$ 表示矩阵的复共轭转置。

在实际运算中，接收到的信号数据是有限的，因此，使用样本协方差矩阵

$$\hat{R} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K X(k)X^H(k), \quad (4)$$

式中： K 为快拍数。

根据上述条件，假设信号源数量是已知的，阵列的阵元数大于信号源数，快拍数大于阵列数，通过求解样本数据的联合概率密度函数可以得到关于参数 θ 的确定性最大似然估计。

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \left\{ \text{tr} \left\{ P_A \hat{R} \right\} \right\} = \arg \min_{\theta} \left\{ \text{tr} \left\{ P_A^\perp \hat{R} \right\} \right\}, \quad (5)$$

式中： $\text{tr}[\cdot]$ 为矩阵的迹； \hat{R} 为样本协方差矩阵， $P_A^\perp = I - P_A$ ， $P_A = AA^H$ ， $A^\perp = (A^H A)^{-1} A^H$ 为 A 的伪逆。

2 IMSBOA的信号DOA估计

2.1 SBOA

蛇鹫的生存需要不断地抓捕猎物和躲避天敌的追捕。蛇鹫优化算法就是模拟蛇鹫的生存能力而设计的一种元启发式优化算法。算法共分为3个阶段：初始准备阶段、捕猎阶段、逃生阶段。

2.1.1 初始准备阶段

蛇鹫的初始位置随机生成，公式为

$$Q_{i,j} = lb_j + r \times (ub_j - lb_j), \quad i=1, 2, \dots, D, j=1, 2, \dots, N, \quad (6)$$

式中： Q_i 为第*i*只蛇鹫的位置； lb_j 和 ub_j 分别为搜索空间的下限和上限； r 为服从 $[0, 1]$ 均匀分布的随机数； D 为蛇鹫种群的数量； N 为空间维度。

2.1.2 捕猎阶段

蛇鹫的捕猎行为共分为3个阶段：寻找猎物、消耗猎物和攻击猎物。蛇鹫优化算法将整个捕食过程分为3个相等的时间段，分别为 $t < \frac{1}{3}T$ 、 $\frac{1}{3}T < t < \frac{2}{3}T$ 、 $\frac{2}{3}T < t < T$ 。

寻找猎物：蛇鹫有着极高的敏锐力，使它们能够迅速发现隐藏在大草原中的蛇。在 $t < \frac{1}{3}T$ 时，位置更新公式为

$$Q_{i,j}^{P1} = Q_{i,j} + (Q_{r1} - Q_{r2}) \times R_1, \quad (7)$$

式中： t 为当前迭代次数； T 为最大迭代次数； $Q_{i,j}^{P1}$ 为第*j*维的值； Q_{r1} 和 Q_{r2} 为第一阶段的随机候选解； R_1 为服从 $[0, 1]$ 均匀分布的随机数。

消耗猎物：蛇鹫会采用一种独特的捕猎方法围绕蛇进行巧妙地移动，从而消耗对手的耐力。在 $\frac{1}{3}T < t < \frac{2}{3}T$ 时，位置更新公式为

$$Q_{i,j}^{P1} = Q_{\text{best}} + e^{\left(\frac{t}{T}\right)^4} \times (RB - 0.5) \times (Q_{\text{best}} - Q_{i,j}), \quad (8)$$

式中： Q_{best} 为当前迭代中的最佳位置； RB 为服从 $[0, 1]$ 标准正态分布的随机数。

攻击猎物：在猎物筋疲力尽时，蛇鹫在合适的时机迅速采取行动，利用其强大的腿部肌肉发动攻击。在 $\frac{2}{3}T < t < T$ 时，位置更新公式为

$$Q_{i,j}^{P1} = Q_{\text{best}} + \left(\left(1 - \frac{t}{T} \right)^{\frac{2t}{T}} \right) \times Q_{i,j} \times RL, \quad (9)$$

$$RL = 0.5 \times \text{Levy}(N), \quad (10)$$

式中： RL 为加权Levy飞行。

然后，将新适应度值与原适应度值进行比较，适应度值减小，则更新位置，否则，位置不变。

$$Q_i = \begin{cases} Q_i^{P1}, & F_i^{P1} < F_i, \\ Q_i, & \text{else}, \end{cases} \quad (11)$$

式中： Q_i^{P1} 为第*i*只蛇鹫在第一阶段的新位置， F_i 为个体位置的目标函数值； F_i^{P1} 为第一阶段更新后个体位置的目标函数值。

2.1.3 逃生阶段

蛇鹫的天敌是大型食肉动物，当遇到威胁时，蛇鹫通常采用两种策略进行逃生。第一种C1策略是伪装，蛇鹫可以利用周围的环境进行伪装，使捕食者很难发现它们；第二种C2策略是快速奔跑或飞行，寻找更安全的地方。蛇鹫逃生过程定义为

$$Q_{i,j}^{P2} = \begin{cases} \text{C1: } Q_{\text{best}} + (2RB - 1) \times (1 - \frac{t}{T})^2 \times Q_{i,j}, & \text{rand} < 0.5, \\ \text{C2: } Q_{i,j} + R_2 \times (Q_r - G \times Q_{i,j}), & \text{else,} \end{cases} \quad (12)$$

$$Q_i = \begin{cases} Q_i^{P2}, & F_i^{P2} < F_i, \\ Q_i, & \text{else,} \end{cases} \quad (13)$$

式中: R_2 为服从 $[0, 1]$ 正态分布的随机数; Q_r 为当前迭代的随机候选解; G 为整数 1 或 2 的随机选择。

2.2 IMSBOA

2.2.1 基于佳点集策略的种群初始化

SBOA 通过随机初始化来产生初始种群, 这种方法随机性很强, 无法保证在搜索空间进行均匀地随机选择, 因此, 本文采用佳点集策略对 SBOA 进行初始化, 能够更稳定、更均匀地在搜索空间进行选择^[21]。具体过程如下:

首先, 佳点集种群为

$$P_d(m) = \{(h_1^d \times m), (h_2^d \times m), \dots, (h_d^d \times m), 1 \leq m \leq d\}, \quad (14)$$

$$h = \{2\cos(2\pi m/p), 1 \leq m \leq s\}, \quad (15)$$

式中: p 为满足 $(p - s)/2 \geq s$ 的最小素数。

然后, 利用佳点集种群生成蛇鹫初始种群

$$Q_{i,j} = lb_j + (ub_j - lb_j) \times \{h_{i,j} \times m\}. \quad (16)$$

2.2.2 减法平均优化器

基于减法平均优化器 (Subtraction-Average-Based Optimizer, SABO) 的思想, 将其用于蛇鹫优化算法的寻找猎物阶段^[22]。减法优化器利用了平均值、搜索代理位置的差异以及目标函数的两个值的差异符号, 在寻找猎物阶段, 能够扩大搜索范围, 更快地找到最优解。SABO 基于一种特

$$Q_{i,j}^{P1} = \begin{cases} Q_{i,j} + C(0, 1) \times (Q_{i,j} - Q_{\text{best}}), & F_i < F_n, \\ |Q_{i,j} \sin(r11)| - r12 \times \sin(r11) |x1 \times Q_{\text{best}} - x2 \times Q_{i,j}|, & \text{else,} \end{cases} \quad (19)$$

式中: $C(0, 1)$ 为柯西突变; F_n 为任意选择个体的目标函数值; $r11$ 为 $[0, 2\pi]$ 之间的随机数, $r12$ 为 $[0, \pi]$ 之间的随机数; $x1$ 和 $x2$ 为引入黄金分割数求得的系数, $x1 = -\pi + 2\tau(1 - \tau)$, $x2 = -\pi +$

$$2\pi\tau, \text{ 其中 } \tau = \frac{\sqrt{5} - 1}{2}.$$

2.3 IMSBOA 的算法复杂度分析

不同的算法需要不同的时间来优化相同的问题, 评估算法的计算复杂度是评估其执行时间的重要方法。令 D 为蛇鹫的种群大小, N 为维数, T 为最大迭代次数。按照时间复杂度符号 O 的运

算规则, 称为从搜索代理 A 减去搜索代理 B 的 v -算法, 定义为

$$A -_v B = \text{sign}(F(A) - F(B))(A - v * B), \quad (17)$$

式中: v 为维度为 N 的向量, 其中分量是从集合 $\{1, 2\}$ 生成的随机数; 运算 “ $*$ ” 表示两个向量的 Hadamard 积; $F(A)$ 和 $F(B)$ 分别为搜索代理 A 和 B 的目标函数值。

在寻找猎物阶段, 利用 SABO 进行更新的位置公式为

$$Q_i^{P1} = Q_i + r_i * \frac{1}{D} \sum_{j=1}^D (Q_i -_v Q_j), \quad i = 1, 2, \dots, D, \quad (18)$$

式中: Q_i^{P1} 为第 i 个个体更新后的位置; D 为种群总数; r_i 为维度为 N 的向量, 其中, 分量服从 $[0, 1]$ 区间的均匀分布。

2.2.3 柯西策略与黄金正弦策略

在蛇鹫优化算法的消耗猎物阶段, 采用柯西策略^[23]与黄金正弦策略^[24], 柯西策略能够增强算法跳出局部最优的能力, 黄金正弦策略利用个体与最优个体之间的交流, 充分获取个体与最优个体之间的位置信息, 而且能够在个体进行位置更新时充分搜索自身邻域, 增强了算法的寻优精度。随机选一个个体, 如果当前个体的适应度值小于选择的随机个体的适应度值, 就采用柯西策略来跳出局部最优, 反之, 采用黄金正弦策略进行位置更新, 向最优位置进行搜索, 增强寻优精度。具体公式为

算规则, 佳点集初始化种群的时间复杂度为 $O(D \times N)$ 。蛇鹫捕猎阶段共分为 3 个阶段, 第一阶段的时间复杂度为 $O(D^2 \times N)$, 第二阶段的时间复杂度为 $O(D \times N)$, 第三阶段的时间复杂度为 $O(D \times N)$ 。蛇鹫逃生阶段的时间复杂度为 $O(D \times N)$ 。则在位置更新阶段, 计算复杂度为 $O(T \times D^2 \times N)$, 其中包括找到最佳位置和更新所有解的位置。因此, 所提 IMSBOA 的总计算复杂度可以表示为 $O(T \times D^2 \times N)$ 。

3 基于 IMSBOA 的 ML-DOA 估计

在 IMSBOA 的 ML-DOA 估计算法中, 算法的

目标函数采用最大似然估计,即式(5)。在每次迭代中,当前迭代的最优位置就表示待估计方向角的一个可行解,最后一次迭代的最优位置是全局最优解,也是要求解的DOA估计角度。算法步骤如下:

Step1: 通过矢量水听器阵列得到阵列信号矩阵,然后采用ML算法得到关于方向角度的估计式(5),并将其作为IMSBOA的适应度函数。

Step2: 初始化算法参数。种群个数为 D ,维度即为估计角度个数 N ,最大迭代次数为 T 。

Step3: 蛇鹫种群初始化。利用式(14)和式(15)产生佳点集种群,然后利用式(16)生成初始蛇鹫种群。并计算个体适应度值,选出当前的最优个体。

Step4: 更新每个蛇鹫的位置,并更新当前最优个体的位置。

1) 在 $t < (1/3)T$ 时,采用式(18)、式(11)进行位置更新;在 $(1/3)T < t < (2/3)T$ 时,采用式(19)、式(11)进行位置更新;在 $(2/3)T < t < T$ 时,采用式(9)、式(11)进行位置更新。

2) 采用式(12)、式(13)进行位置更新。

3) 对更新后蛇鹫位置的适应度值进行比较,更新当前最优位置。

Step5: 迭代结束判定。当迭代次数达到最大迭代次数 T 时,输出全局最优解。否则,返回Step4。算法流程图如图1所示。

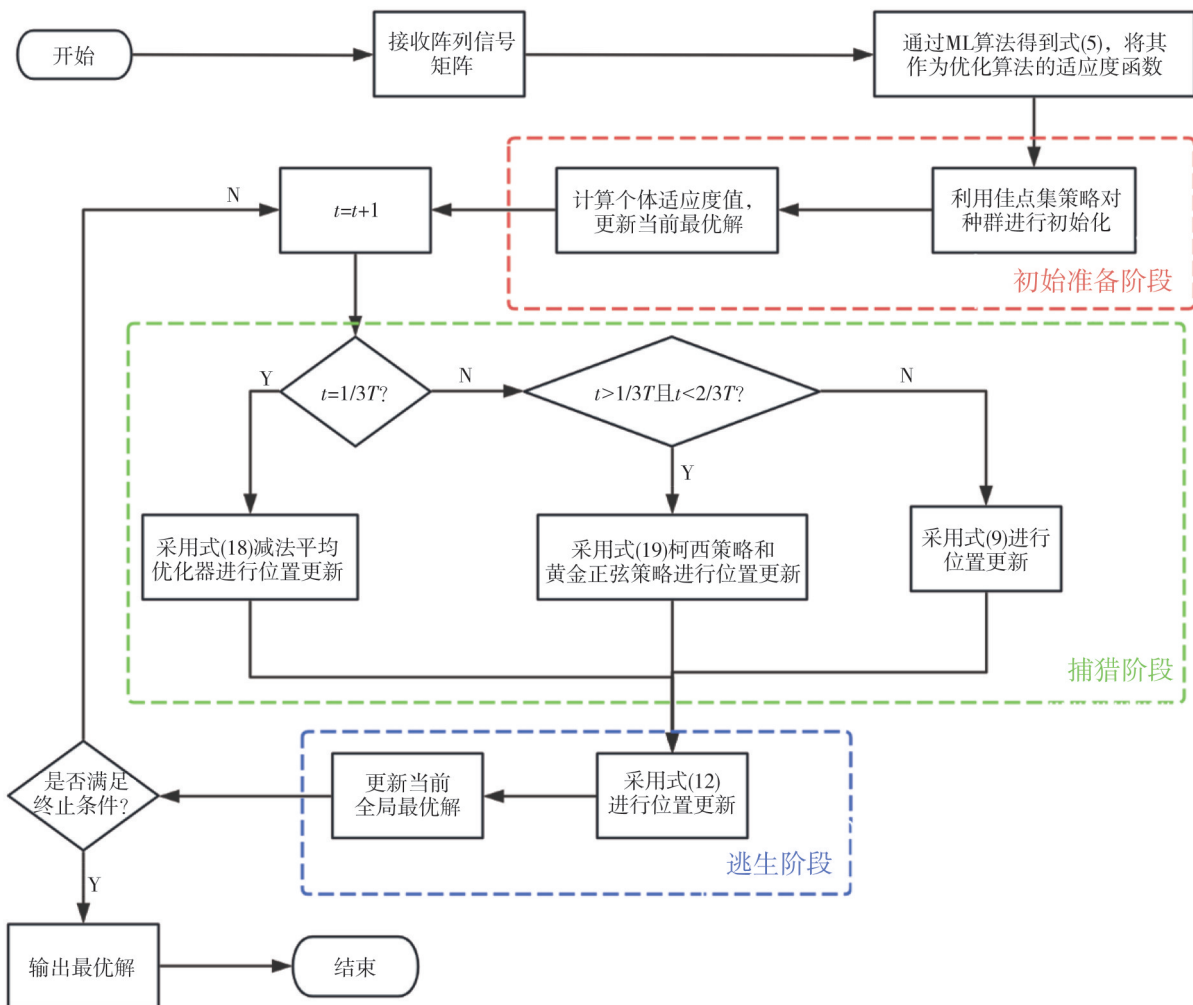


图1 IMSBOA的ML-DOA估计算法流程图

Fig. 1 Flow chart of ML-DOA estimation algorithm for IMSBOA

4 仿真实验

本文将GWO、PSO、SCA、SBOA这4种算法运用于ML-DOA估计,与IMSBOA的ML-DOA估计算法进行收敛性能、估计精度和运算量等特性的

比较,从而验证本文算法的整体性能。本文的阵列模型采用均匀线性阵列,阵元个数为10,阵元间距为0.5 m,水下声速为 $c=1500$ m/s,快拍数为150,噪声设置为高斯白噪声。分别采用2信源与3信源进行实验,角度范围为 $[0^\circ, 180^\circ]$,2信源角度为 $\theta=$

[10°, 70°], 3 信源角度为 $\theta=[10^\circ, 70^\circ, 150^\circ]$ 。

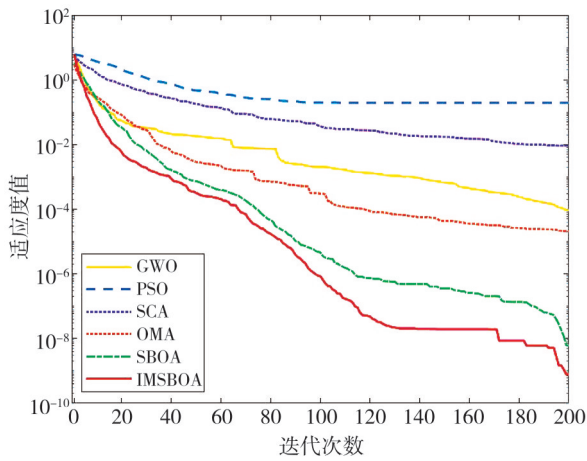
在仿真实验中, 每个实验都进行了 100 次蒙特卡洛实验, 并且将均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 和成功估计概率作为衡量智能优化算法优化 ML-DOA 估计的重要指标。RMSE 的计算公式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{LN} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^N (\tilde{\theta}_j(i) - \theta_j)^2}, \quad (20)$$

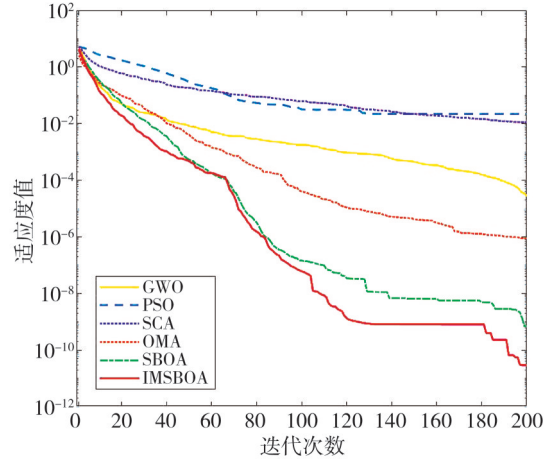
式中: L 为实验次数; N 为信源数; $\tilde{\theta}_j(i)$ 为第 i 次实验中第 j 个信号的估计角度; θ_j 为第 j 个信号的方向角度。

成功估计概率的计算公式为

$$Z_i = \begin{cases} 1, & \sum_{j=1}^N |\tilde{\theta}_j(i) - \theta_j| \leq q \times N, \\ 0, & \text{else,} \end{cases} \quad (21)$$



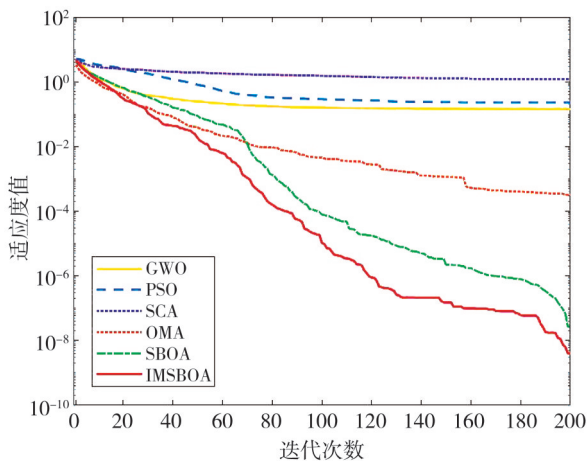
(a) SNR=-10 dB



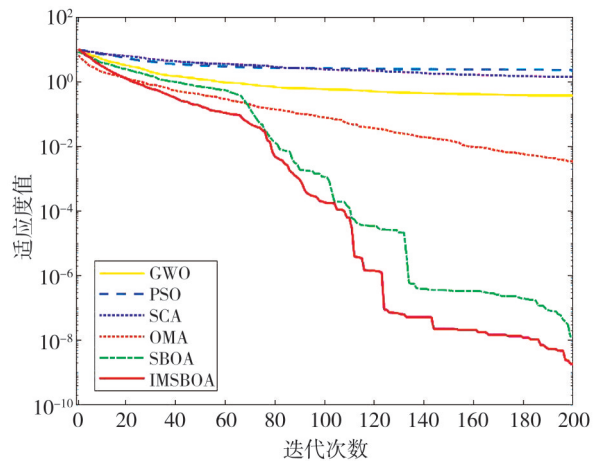
(b) SNR=0 dB

图 2 2 信源在不同信噪比下各算法的收敛性能

Fig. 2 Convergence performance of algorithms for two signal sources under different signal-to-noise ratios



(a) SNR=-10 dB



(b) SNR=0 dB

图 3 3 信源在不同信噪比下各算法的收敛性能

Fig. 3 Convergence performance of algorithms for three signal sources under different signal-to-noise ratios

$$P = \frac{\sum_{i=1}^L Z_i}{L}, \quad (22)$$

式中: q 为精度, 本文取值为 0.15; P 为成功估计概率值。

4.1 收敛性能

在收敛性能比较实验中, 通过收敛速度来进行比较。为了得到准确的实验结果, 在每次迭代中, 将 100 次蒙特卡洛实验的平均值作为适应度函数的最小值。

图 2 和图 3 分别显示了 GWO、PSO、SCA、OMA、SBOA 和 IMSBOA 这 6 种算法在信源数为 2 和 3, 信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 分别为 -10 dB 和 0 dB 条件下的收敛性能。

从图2中可以看到,在两种信噪比条件下,IMSBOA的适应度值比其他算法更低,收敛速度更快。在图3中,前20次迭代里,OMA的适应度值比IMSBOA的适应度值低,但是随着迭代次数的增加,IMSBOA的适应度值明显下降,从整个迭代过程来看,IMSBOA的收敛速度更快。PSO算法和SCA算法在两种信噪比条件下的适应度值都很高,可能陷入了局部最优。图2和图3对比来看,GWO和OMA算法的适应度值随着信源数的增加有明显的上升。

4.2 估计精度

在比较各算法的估计精度实验中,本文将RMSE值和成功估计概率作为估计精度实验的重要指标。实验中设置SNR为 $-20\sim 20$ dB,间隔为

2 dB,固定种群数为30,迭代次数为150。

图4为6种算法随SNR变化时的RMSE值和成功估计概率,从图中可以看出,不管信源数是多少,IMSBOA都有着更低的RMSE值和更高的成功估计概率。PSO和SCA算法在信源数为2时,性能不稳定且RMSE值很高,SCA算法的估计成功率很低,随着信源数的增多,PSO和SCA算法成功估计概率降低,尤其是SCA算法几乎已经失效。在信源数为2时,GWO算法的RMSE值相对较高,随着信源数的增加,GWO和SBOA算法的RMSE值变高,且性能变得不稳定,OMA的RMSE值同样变高,且OMA的成功估计概率明显下降,说明OMA可能陷入了局部最优。总体实验结果说明相对于其他算法,IMSBOA不仅能够获得更高的估计精度,而且稳健性更强。

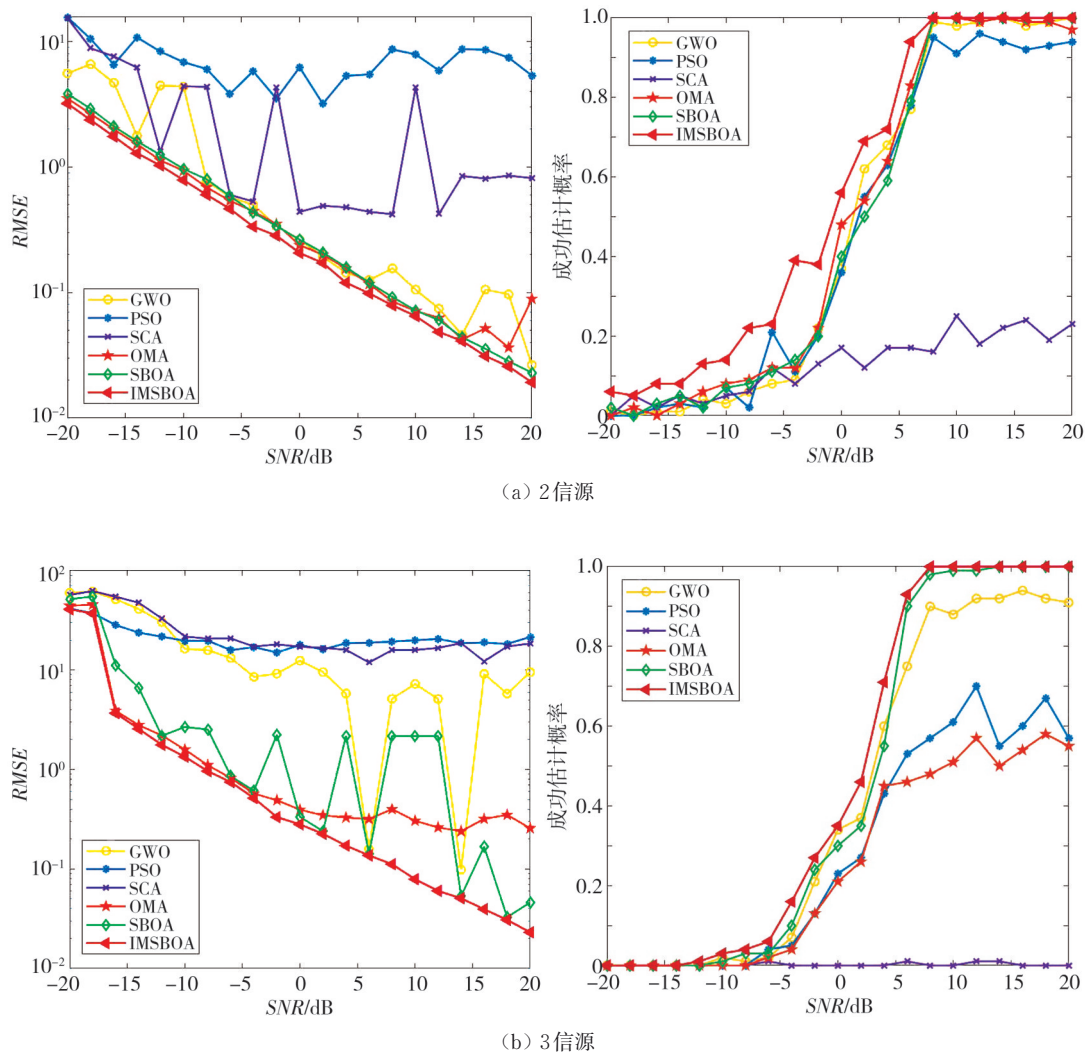


图4 不同算法随SNR变化时的DOA估计性能

Fig. 4 DOA estimation performance of different algorithms with SNR variation

4.3 运算量

种群数量是影响算法计算复杂度的关键因素, 种群数量过大, 会增加计算量, 降低算法计算的效率。

图 5 显示了信源数为 2 和 3 情况下的 6 种算法在种群数量变化时的 RMSE 值。种群数量范围是 10~100, 间隔为 10, 固定信噪比分别为 0 dB 和 10 dB, 迭代次数为 150。

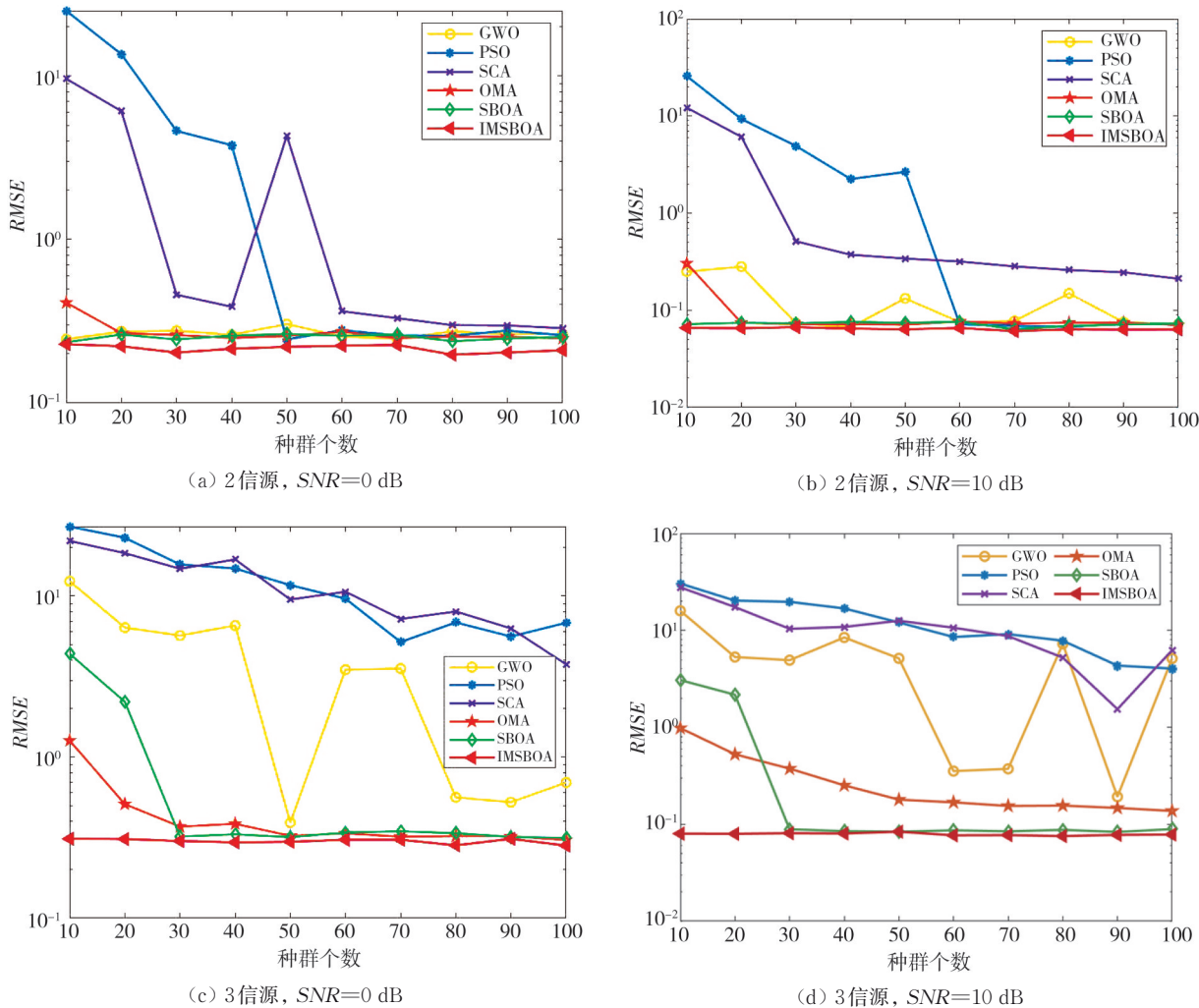


图 5 不同算法随种群数量变化的 DOA 估计性能

Fig. 5 DOA estimation performance of different algorithms varying with population size

从图 5 可以看出不管信源数为 2 还是 3, IMSBOA 的 RMSE 值都是最低的, 即使在种群数为 10 的情况下, 其 RMSE 值也是最低的。在信噪比相同的情况下, 可以看出 IMSBOA 的 RMSE 值随着信源数的增加没有明显变化, 而其他算法随着信源数的增加, RMSE 值都有明显的增大; 在信源数相同的情况下, 随着信噪比的增大, 各算法的 RMSE 值都明显下降, 这与估计精度实验的发展趋势是一样的。这表明 IMSBOA 能够有效地降低运算量, 且在种群规模较小的情况下也能保持较高的估计精度。

图 6 (a) 和 (b) 分别显示信噪比从 -20~20 dB, 种群数 10~100, 6 种算法达到最佳适应度值的最小迭代次数。信源数为 2, 最佳适应度值设定为 1×10^{-6} 。从图 6 中可以看出, 不管是 SNR 变化还是种群数量变化, GWO、PSO、SCA 和 OMA 这 4 种算法要想达到最优值, 迭代次数都在 100 以上, 尤其 GWO 算法, 要大概 180 次迭代才能达到最优值, 迭代次数的增加会增大运算量。与 SBOA 相比, IMSBOA 能以更小的迭代次数找到最优解。因此, 图 6 充分说明了 IMSBOA 在运算量方面性能优越。

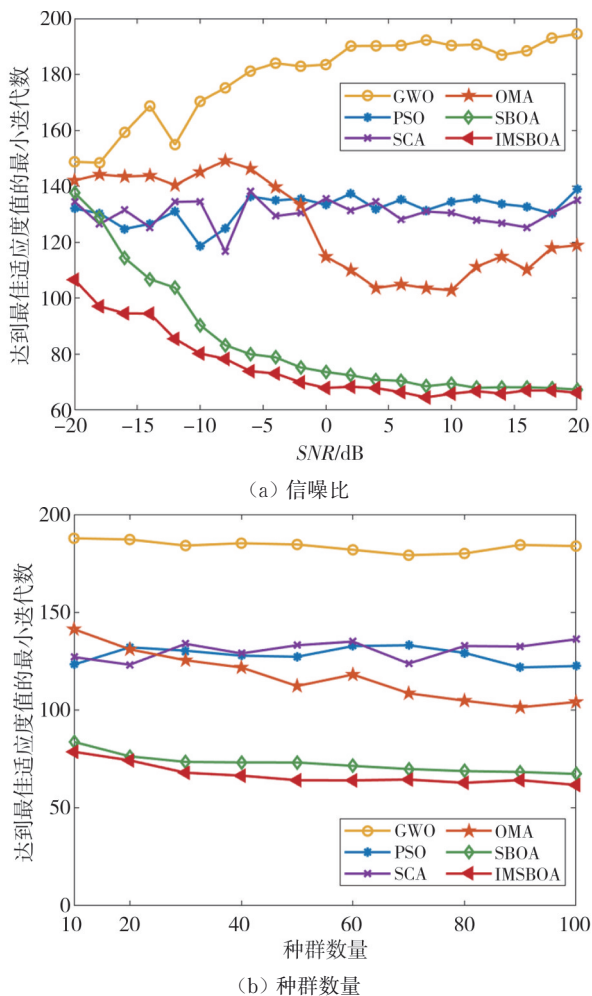


图 6 不同算法达到最佳适应度值的最小迭代次数

Fig. 6 Minimum number of iterations for different algorithms to achieve the best fitness value

5 结论

本文将 IMSBOA 与 ML-DOA 估计算法相结合,以解决 ML-DOA 估计算法中存在的运算量大,估计精度不高等问题。主要结论有:

1) IMSBOA 中引入佳点集策略进行种群初始化来提高初始解的质量,对寻优方式采用减法平均优化器、柯西策略和黄金正弦策略,跳出局部最优,提高算法估计精度。

2) 将 IMSBOA 与 GWO、PSO、SCA、OMA、SBOA 算法进行一系列的实验比较,从而得出 IMSBOA 的 ML-DOA 估计算法具有更快的收敛速度、更高的估计精度和更低的运算量,充分证明了 IMSBOA 的 ML-DOA 估计算法的优越性。

参考文献:

[1] KAVOOSI V, DEGHANI M J, JAVIDAN R.

Underwater acoustic source positioning by isotropic and vector hydrophone combination [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2021, 501: 116031.

[2] WONG K T, ZOLTOWSKI M D. Root-MUSIC-based azimuth-elevation angle-of-arrival estimation with uniformly spaced but arbitrarily oriented velocity hydrophones [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(12): 3250-3260.

[3] NG B C, SEE C M S. Sensor-array calibration using a maximum-likelihood approach [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1996, 44(6): 827-835.

[4] WU N, QU Z, SI W, et al. DOA and polarization estimation using an electromagnetic vector sensor uniform circular array based on the ESPRIT algorithm [J]. *Sensors*, 2016, 16(12): 2109.

[5] 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.

[6] 何伟嘉,黄嘉俊,张靖奇,等.基于金枪鱼算法的最大似然信号方位与频率联合估计[J].*测试技术学报*, 2023, 37(1): 60-65.

HE Weijia, HUANG Jiajun, ZHANG Jingqi, et al. Joint angle-frequency estimation with maximum likelihood based on tuna swarm optimization algorithm [J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2023, 37(1): 60-65. (in Chinese)

[7] CHENG C, LIU S, WU H, et al. An efficient maximum-likelihood-like algorithm for near-field coherent source localization [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2022, 70(7): 6111-6116.

[8] XUAN Z, REN S, XUE C, et al. A hardware acceleration of maximum likelihood estimation algorithm with alternating projection on FPGA [J]. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 2024, 32(6): 1072-1085.

[9] BILGI AKDEMIR Ş, CANDAN Ç. Maximum-likelihood direction of arrival estimation under intermittent jamming [J]. *Digital Signal Processing*, 2021, 113: 103028.

[10] GONG M Y, LYU B. Stochastic maximum likelihood direction finding in the presence of nonuniform noise fields [J]. *Electronics*, 2023, 12(10): 2191.

[11] MENG W, DONG Z, ZHOU Y, et al. RIS-aided user localization design with multiple signal classification based orthogonal subspace projection [C]//2024

- IEEE 99th Vehicular Technology Conference (VTC2024-Spring), 2024: 1-5.
- [12] GONG M Y, LYU B. Expectation-maximization type algorithms for direction of arrival estimation in unknown nonuniform noise[J]. *Digital Signal Processing*, 2023, 142: 104220.
- [13] MIRJALILI S. SCA: a Sine Cosine Algorithm for solving optimization problems [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 96: 120-133.
- [14] CHENG M Y, SHOLEH M N. RETRACTED: Optical microscope algorithm: a new metaheuristic inspired by microscope magnification for solving engineering optimization problems [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2023, 279: 110939.
- [15] 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.
- [16] MARUTHI S P, PANIGRAHI T, JAGANNATH R P K. Distributed version of hybrid swarm intelligence-Nelder Mead algorithm for DOA estimation in WSN[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 144: 113112.
- [17] 陈婷, 燕慧超, 王鹏, 等. 基于 SCAGOA 优化 BP 神经网络和极大似然算法的 DOA 估计研究[J]. *中北大学学报(自然科学版)*, 2021, 42(2): 177-186.
CHEN Ting, YAN Hui-chao, WANG Peng, et al. Research on DOA estimation based on scagoa optimized BP neural network and maximum likelihood algorithm [J]. *Journal of North University of China (Natural Science Edition)*, 2021, 42(2): 177-186. (in Chinese)
- [18] 王鹏, 何伟嘉, 贺雪芳, 等. 基于 SOA 的矢量水听器阵列极大似然 DOA 估计[J]. *数学的实践与认识*, 2022, 52(2): 110-116.
WANG Peng, HE Weijia, HE Xuefang, et al. Maximum likelihood DOA estimation of vector hydrophone array based on SOA [J]. *Mathematics in Practice and Theory*, 2022, 52(2): 110-116. (in Chinese)
- [19] 董洁, 王立府, 王鹏. 基于分子群改进海象优化算法的矢量水听器宽带信号 DOA 估计[J]. *测试技术学报*, 2024, 38(6): 642-651.
DONG Jie, WANG Lifu, WANG Peng. DOA estimation of wideband signals from vector hydrophones based on molecular group improved whale optimization algorithm [J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2024, 38(6): 642-651. (in Chinese)
- [20] FU Y, LIU D, CHEN J, et al. Secretary bird optimization algorithm: a new metaheuristic for solving global optimization problems [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(5): 123.
- [21] 李煜, 林笑笑, 刘景森. 多策略集成的哈里斯鹰算法求解全局优化问题[J]. *运筹与管理*, 2024, 33(6): 28-34.
LI Yu, LIN Xiaoxiao, LIU Jingsen. Multi-strategy integrated Harris hawk algorithm to solve global optimization problems [J]. *Operations Research and Management Science*, 2024, 33(6): 28-34. (in Chinese)
- [22] TROJOVSKÝ P, DEGHANI M. Subtraction-average-based optimizer: a new swarm-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems [J]. *Biomimetics*, 2023, 8(2): 149.
- [23] WANG J, WANG W C, HU X X, et al. Black-winged kite algorithm: a nature-inspired metaheuristic for solving benchmark functions and engineering problems [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(4): 98.
- [24] 郭庆辉, 李媛, 杨东升. 一种改进麻雀搜索算法的收敛性分析及应用[J]. *控制与决策*, 2024, 39(8): 2502-2510.
GUO Qinghui, LI Yuan, YANG Dongsheng. Convergence analysis and application of an improved sparrow search algorithm [J]. *Control and Decision*, 2024, 39(8): 2502-2510. (in Chinese).