

## 基于改进乌鸦搜索算法的雷达同频信号分离

陈奕翰<sup>1\*\*</sup>, 刘以安<sup>1\*</sup>, 宋海凌<sup>2</sup><sup>1</sup>江南大学人工智能与计算机学院, 江苏 无锡 214122;<sup>2</sup>海军研究院, 北京 100161

**摘要** 针对复杂战场环境下舰载雷达间容易出现同频干扰的问题,提出一种基于改进乌鸦搜索算法的独立分量分析方法来分离同频信号。首先,利用反向学习策略、动态感知概率、黄金正弦算子、莱维飞行改进乌鸦搜索算法,提高算法的寻优性能与收敛速度;然后,将改进乌鸦搜索算法与独立分量分析法相结合,以峭度为目标函数,使用改进乌鸦搜索算法去寻求分离同频信号的最优分离矩阵;最后,利用该矩阵对接收的混合信号进行分离。仿真结果表明,基于改进乌鸦搜索算法的独立分量分析法能较好地分离雷达同频信号,达到抗同频干扰的目的。

**关键词** 信号处理; 同频干扰; 独立分量分析; 乌鸦搜索算法; 盲源分离

中图分类号 TN955

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221062

## Separation of Radar Co-Frequency Signal Based on Improved Crow Search Algorithm

Chen Yihan<sup>1\*\*</sup>, Liu Yian<sup>1\*</sup>, Song Hailing<sup>2</sup><sup>1</sup>School of Artificial Intelligence and Computer Science, Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu, China;<sup>2</sup>Naval Research Institute, Beijing 100161, China

**Abstract** Aiming at the issue of co-frequency interference between shipborne radars in complex battlefield environments, an independent component analysis technique based on an improved crow search algorithm is proposed to separate co-frequency signals. First of all, the optimization performance and convergence speed of the algorithm are enhanced by utilizing the reverse learning method, dynamic perception probability, golden sine operator, and Levy flight. Then, the algorithm is integrated with the independent component analysis technique. Taking kurtosis as the objective function, the optimal separation matrix is determined by implementing the improved crow search algorithm. Finally, the matrix is applied to separate the received mixed signals. The simulation findings demonstrate that the proposed independent component analysis technique based on the improved crow search algorithm effectively separates the radar co-frequency signals and accomplishes the goal of anti-co-frequency interference.

**Key words** signal processing; co-frequency jamming; independent component analysis; crow search algorithm; blind source separation

## 1 引言

随着雷达技术的飞速发展,现代战场表现出复杂电磁环境<sup>[1-3]</sup>,电磁频谱日益拥挤,同频干扰现象的出现概率大幅度增加。尤其对于舰载雷达<sup>[4]</sup>,舰船通常需要编队协同探测,这导致舰载雷达间较为靠近,当其频率相同或者相近时就会出现同频干扰现象,这将严重影响雷达的探测能力,甚至对雷达产生损坏<sup>[5]</sup>。因

此如何消除舰载雷达间的同频干扰问题一直是现代军事领域的研究热点。

由于目标回波信号与同频干扰信号混叠,雷达无法正常工作,因此如何较好地分离出各个同频信号就是解决同频干扰问题的关键。近年来,独立分量分析(ICA)法作为盲源分离(BBS)的主要方法被许多学者应用于信号分离领域<sup>[6-10]</sup>。文献[6]采用一种快速固定点的方法(FastICA)实现了雷达信号分离。文献[7]

收稿日期: 2022-03-21; 修回日期: 2022-06-10; 录用日期: 2022-07-04; 网络首发日期: 2022-07-14

基金项目: 国家自然科学基金(61673193,62076110)、江苏省自然科学基金(BK20181341)

通信作者: \*lya\_wx@jiangnan.edu.cn; \*\*chenyh@163.com

分析了信噪比对分离效果的影响,并利用矩阵联合对角化特征向量法(JADE)实现信号分离。然而传统独立分析方法过于依赖初值,存在收敛速度慢和分离精度不高等问题。为了解决这些问题,部分学者将群智能算法应用于独立分量分析方法的寻优过程中。文献[8]将粒子群优化(PSO)算法与ICA相结合,提高了对信号的分离性能,但算法所用时间较长;文献[9]利用鲸鱼算法(WOA)作为ICA的寻优算法,实现了对信号的快速分离,但WOA容易陷入局部最优,影响分离精度;文献[10]将人工蜂群(ABC)算法应用于ICA中,提升了分离精度,但算法受参数影响较大,寻优稳定性较差。

针对上述方法存在的不足,本文提出了一种基于改进乌鸦搜索算法的独立分量分析法(GSACSA-ICA)。乌鸦搜索算法(CSA)<sup>[11]</sup>结构简单、参数少且操作灵活,因此被广泛应用于各个工程领域。但标准CSA仍存在随机性较大、易陷入局部最优等问题。为此利用反向学习策略、黄金正弦算子提高算法的寻优稳定性,通过莱维飞行策略帮助算法跳出局部最优点,并设置动态感知概率加快算法的收敛速度。仿真结果表明,所提改进乌鸦搜索算法拥有良好的寻优性能与收敛速度,与ICA结合后具有良好的分离性能,对同频干扰表现出良好的抑制效果。

## 2 雷达同频信号分离基本原理

### 2.1 独立分量分析

ICA是伴随着BBS问题发展起来的,是盲源分离的一种重要方法<sup>[12]</sup>。ICA旨在对观测到的混合信号进行盲分离,从而重构出源信号。假设共有 $n$ 个未知源信号,其向量表现形式为 $\mathbf{S} = [s_1(t) \ s_2(t) \ \cdots \ s_n(t)]^T$ ,其中各个源信号间相互独立,且最多只有一个服从高斯分布。源信号 $\mathbf{S}$ 经过一个未知混合系统 $\mathbf{A}$ 后产生了 $m$ 个观测信号,其向量表示为 $\mathbf{X} = [x_1(t) \ x_2(t) \ \cdots \ x_m(t)]^T$ ,其中 $m \geq n$ ,则得到观测信号的过程可以表示为

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S}, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{A}$ 为 $m \times n$ 满秩可逆的混合矩阵。因此,在已知观测信号的情况下,对混合信号的分离就可以转换为求解混合矩阵 $\mathbf{W}$ ,其满足

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X}, \quad (2)$$

式中: $\mathbf{Y} = [y_1(t) \ y_2(t) \ \cdots \ y_n(t)]^T$ 表示分离得到的各个信号; $\mathbf{W}$ 为一个 $n \times m$ 的分离矩阵。

综上所述,ICA的原理如图1所示。

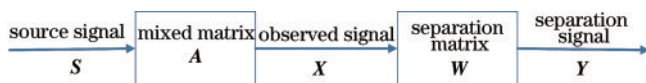


图1 ICA原理

Fig.1 ICA principle

### 2.2 基于ICA的雷达同频信号分离模型

对于雷达信号,通常由不同雷达设备发射,因此可以保证信号间相互独立。同时,发射的雷达信号通常都是非高斯信号,服从高斯分布的信号只有一个高斯噪声。因此雷达的发射信号符合ICA对源信号的要求,可以使用ICA对雷达信号进行分离。

在ICA中,对信号独立性的判断指标通常有负熵和峭度两种<sup>[13]</sup>。峭度是度量非高斯性的一种指标,且不需要通过非线性函数模拟原信号的概率密度。因此,本文选取峭度作为信号分离的判断依据。随机信号的峭度可以表示为

$$k_{\text{kurt}}(y) = E\{y^4\} - 3(E\{y^2\})^2. \quad (3)$$

由于峭度存在正负关系,若其为正值则表示信号为超高斯信号,为负值则表示信号为亚高斯信号,而等于0时表示信号为高斯信号,因此通常使用峭度的绝对值来判断分离信号的非高斯性。针对峭度这一性质,结合乌鸦搜索算法的特点,算法中的适应度函数设置为

$$f_{\text{fit}}(y) = \frac{1}{1 + |k_{\text{kurt}}(y)|}, \quad (4)$$

式中: $|k_{\text{kurt}}(y)|$ 越大, $f_{\text{fit}}(y)$ 越小,则表示信号的非高斯性越强,说明信号分离效果越好。

## 3 基于改进乌鸦搜索算法的独立分量分析

### 3.1 改进乌鸦搜索算法

在自然界中,乌鸦对于食物存在两种不同行为:储藏食物与偷窃食物。Askarzadeh<sup>[11]</sup>受乌鸦的智能行为启发,提出了一种乌鸦搜索算法(CSA)。虽然CSA表现出较好的寻优性能与快速收敛能力,但其本质上还是一种群智能算法,因此同样存在着算法早熟、搜索精度不高、易陷入局部最优等问题。为此,本文对CSA进行改进,提出了一种基于多策略改进的乌鸦搜索算法(GSACSA)。

#### 3.1.1 反向学习初始化种群

由于智能算法都是以随机值作为初始解开始进行搜索的,算法的收敛速度受初始解影响较大,当初始解离最优解差距过大时,将严重影响算法性能,耗费算法更多的时间。针对这一缺陷,Tizhoosh<sup>[14]</sup>于2005提出了一种反向学习(OBL)策略,其在搜索过程中同时搜索当前解与反向解,选择较好的解作为初始解,这将大大提高算法的寻优效率。因此,本文对初始乌鸦种群引入OBL策略,保证算法的初始乌鸦种群处在较优的位置,加快算法的收敛速度。利用OBL生成初始种群反向解的描述如下。

设 $X_i = [X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,D}]$ 是随机生成的一个初始可行解, $X_{i,j}$ 表示第 $i$ 个乌鸦第 $j$ 维的值,则对应的反

向解  $X'_{i,j}$  表示为

$$X'_{i,j} = l_j + u_j - X_{i,j}, \quad (5)$$

式中:  $l_j$  和  $u_j$  分别表示初始乌鸦个体第  $j$  维的下界与上界;  $D$  表示求解问题的维度;  $i \in [1, N]$ ,  $N$  表示初始种群中乌鸦的数量。

### 3.1.2 感知概率动态调整

感知概率 (AP) 是乌鸦发现自己被其他乌鸦跟踪的概率, 影响着算法的收敛性能。较小的 AP 值将使得乌鸦种群以跟随为主, 加快乌鸦向最优解移动, 即趋向于局部搜索; 而较大的 AP 值将导致乌鸦种群以随机飞行为主, 趋向于全局搜索<sup>[15]</sup>。但在标准 CSA 中, AP 通常被设置为固定常数 0.1, 不利于算法的搜索效率。为了进一步提高算法的性能, 将 AP 设置为动态调整, 改进后的 AP 为

$$P_A = P_{A \max} - (P_{A \max} - P_{A \min}) \times \ln \left[ 1 + (e - 1) \times \frac{t}{M} \right], \quad (6)$$

式中:  $P_{A \max}$  和  $P_{A \min}$  分别为最大感知概率和最小感知概率;  $t$  表示当前迭代次数;  $M$  表示最大迭代次数。改进后的 AP 曲线如图 2 所示。

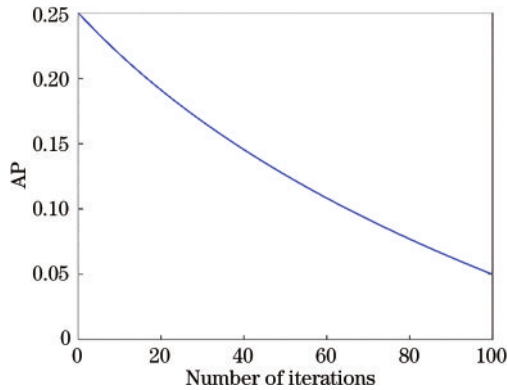


图 2 动态 AP

Fig. 2 Dynamic AP

相比于固定参数 0.1, 改进后的 AP 在迭代前期将保持一个较大的值, 使得算法进行随机飞行的概率增大, 保证算法的全局搜索能力, 避免过早陷入局部最优; 随着迭代进行, AP 将逐渐减小, 在迭代后期 AP 将变成一个较小的值, 使得乌鸦跟踪飞行的概率增大, 促进种群快速集中, 加强算法的局部搜索能力。

### 3.1.3 黄金正弦算子

在标准 CSA 中, 每只乌鸦随机选择一只乌鸦进行跟踪, 导致乌鸦跟踪成功后位置的更新也存在盲目性, 不一定好。针对这一缺陷, 受樽海鞘群算法<sup>[16]</sup>的启发, 引入领导者的思想, 在每次迭代过程中取一定数量的适应度值较优的乌鸦作为领导者, 同时引入黄金正弦算子更新领导者的寻优过程, 增强算法的寻优能力。黄金正弦算子是 Tanyildizi 等<sup>[17]</sup>于 2017 年所提出的黄金正弦算法中的方法, 其通过构造正弦函数模型来求

解问题。黄金正弦算子定义为

$$X_i^{t+1} = X_i^t \times |\sin r_1| + r_2 \times \sin r_1 \times \left[ c_1 \times X_{\text{best}} - c_2 \times X_i^t \right], \quad (7)$$

式中:  $X_i^t$  表示第  $t$  次迭代时第  $i$  个个体位置;  $X_{\text{best}}$  表示当前最优解的位置;  $r_1$  是  $[0, 2\pi]$  区间内的随机数,  $r_2$  是  $[0, \pi]$  区间内的随机数;  $c_1$  和  $c_2$  是根据黄金分割数  $\tau$  得到的系数。其中  $c_1$  和  $c_2$  的公式为

$$c_1 = a(1 - \tau) + b\tau, \quad (8)$$

$$c_2 = a\tau + b(1 - \tau), \quad (9)$$

式中: 黄金分割数  $\tau = \frac{\sqrt{5} - 1}{2}$ ;  $a$  和  $b$  为黄金分割初始值, 其中  $a = \pi$ ,  $b = -\pi$ , 在迭代过程中  $a$  和  $b$  将随目标函数值变化而变化, 使得  $c_1$  和  $c_2$  也随着更新。

因此, 改进后的跟踪阶段 ( $P_A \leq r$ ) 操作: 利用黄金正弦算子的优秀寻优能力来更新适应度值较优的领导者, 而剩余的跟随者从领导者中随机选取目标进行跟踪, 避免盲目搜索, 提高算法的寻优能力与收敛速度。改进后的乌鸦位置更新公式为

$$X_p^{t+1} = \begin{cases} X_p^t \times |\sin r_1| + r_2 \times \sin r_1 \times \left[ c_1 \times X_{\text{best}} - c_2 \times X_p^t \right], & p \leq n_{\text{lead}} \\ X_p^t + r_3 \times l_f \times (X_{\text{lead}, q}^t - X_p^t), & p > n_{\text{lead}} \end{cases}, \quad (10)$$

式中:  $p$  表示当前乌鸦个体按适应度值排序后在种群中所处的位置;  $n_{\text{lead}}$  表示领导者乌鸦的个数;  $r_3$  为  $[0, 1]$  区间内的随机数;  $l_f$  为乌鸦飞行步长;  $X_{\text{lead}, q}^t$  表示第  $t$  次迭代时领导者乌鸦  $q$  所储藏的食物位置。

### 3.1.4 莱维飞行策略

在标准 CSA 中, 当乌鸦跟踪被发现后 ( $P_A > r$ ) 将进行随机飞行, 导致其位置更新存在盲目性, 只有很小的概率会找到更优的位置。因此, 引入莱维飞行代替原有的随机飞行, 莱维飞行作为一种随机飞行策略, 优点在于不仅存在小步长移动, 也拥有较大步长移动, 避免算法重复搜索一个位置, 保证搜索的多样性, 有效避免算法早熟。同时, 参考文献<sup>[18]</sup>, 将该阶段再次细分, 分为乌鸦察觉自己被发现和未察觉自己被发现两种, 进一步提高算法的寻优能力。对于察觉自己被发现的乌鸦, 飞向当前最优点附近进行搜索, 即在当前最优点附近进行高斯扰动; 而对于未察觉自己被发现的乌鸦, 则在当前位置进行由莱维飞行引导的随机飞行。本阶段具体更新公式为

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}} \times [1 + \text{Gaussian}(0, 1)], & r \leq 0.5 \\ X_i^t \times (1 + L), & r > 0.5 \end{cases}, \quad (11)$$

式中:  $r$  是  $[0, 1]$  区间内的随机数;  $\text{Gaussian}(0, 1)$  是服从均值为 0、方差为 1 的高斯分布函数;  $L$  为飞行步长, 服从莱维分布。

$$L = \lambda \times \frac{u}{|v|^{1/\beta}}, \quad (12)$$



式中： $\lambda$ 为缩放因子， $\lambda=0.01$ ； $\beta=1.5$ ； $u$ 和 $v$ 服从正态分布，其中 $u \sim N(0, \sigma^2)$ ， $v \sim N(0, 1)$ 。 $\sigma$ 表示为

$$\sigma = \left[ \frac{\Gamma(1 + \beta) \sin\left(\beta \times \frac{\pi}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1 + \beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right]^{\frac{1}{\beta}}, \quad (13)$$

式中： $\Gamma(x)$ 为标准的伽马函数， $\Gamma(x)=(x-1)!$ 。

### 3.2 GSACSA-ICA 分离雷达同频信号

在使用 GSACSA-ICA 分离信号前，通常需要对信号进行预处理操作。预处理主要分为两个阶段：零均值和白化。零均值又叫作中心化，目的是使得处理后的信号均值为零；而白化则对信号施加一个线性变化，生成一个各个分量间互不相关的新向量，以此去除各个分量间的耦合，便于研究。对于预处理后的信号  $X$ ，使用 GSACSA 寻找使得式(4)最小的分离矩阵  $W$ 。根据分离矩阵  $W$  与预处理后的信号  $X$  还原出源信号  $Y$ ，即  $Y = WX$ ，由此实现雷达同频信号分离。

GSACSA-ICA 处理雷达同频信号的流程如图 3 所示，具体步骤如下：

1) 采样得到观测信号，并对观测信号进行中心化和白化处理；

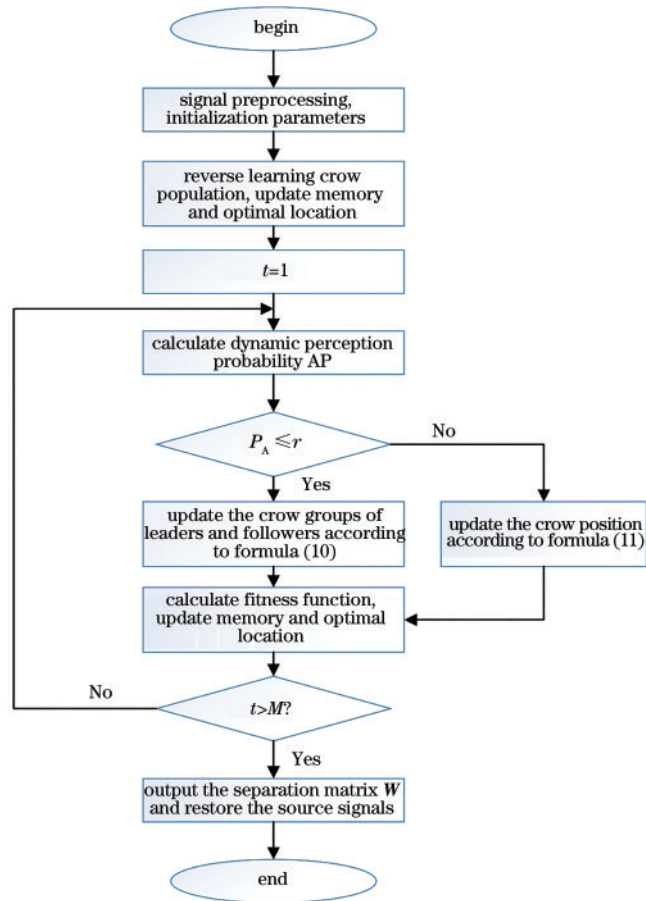


图 3 GSACSA-ICA 流程图

Fig. 3 GSACSA-ICA flow chat

2) 初始化参数，即最大迭代次数  $M$ 、种群数量  $N$ 、问题维度  $D$ 、GSACSA 的相关系数，并随机生成  $N$  个维度为  $D$  的初始解；

3) 按照式(5)计算  $N$  个初始解的反向解，按照式(4)计算所有解的适应度值并进行排序，选取适应度较优的  $N$  个解作为初始乌鸦位置和初始乌鸦记忆；

4) 按照式(6)计算出 AP，比较 AP 与  $[0, 1]$  区间的随机数  $r$  的大小，若  $P_A \leq r$  则按步骤 5) 进行操作，否则按步骤 6) 进行操作；

5) 按照适应度值对乌鸦种群进行排序，对于排序后的乌鸦种群，按照式(10)对各个乌鸦的位置进行更新；

6) 按照式(11)更新乌鸦位置；

7) 检查新位置的可行性，计算新位置的适应度值；

8) 更新乌鸦记忆和最优位置；

9) 判断迭代次数是否已达到最大迭代次数  $M$ ，达到  $M$  则停止搜寻，输出当前最优乌鸦位置作为分离矩阵  $W$ ，否则返回步骤 4)；

10) 按照  $Y = WX$  计算出分离后的信号。

## 4 仿真与性能分析

### 4.1 仿真实验平台说明

实验均采用 MATLAB R2021a 仿真，算法代码基于 MATLAB R2021a 编写，运行环境为 Windows11 (64 位) 操作系统，CPU 型号为 AMD Ryzen 7 4800HS with Radeon Graphics，CPU 主频为 2.9 GHz，计算机内存大小为 16 GB。

### 4.2 算法性能测试

#### 4.2.1 参数设置

为了验证所提算法的性能，选取一些群智能优化算法，包括粒子群优化 (PSO) 算法<sup>[19]</sup>、黄金正弦算法 (Gold-SA)<sup>[17]</sup>、乌鸦搜索算法 (CSA)<sup>[11]</sup>、肖子雅等<sup>[20]</sup> 提出的改进乌鸦搜索算法 (ICSA)，与所提 GSACSA 进行对比。各算法种群规模均为 30，求解的问题维度均为 30，算法的最大迭代次数均为 400，算法共有参数均保持一致。

#### 4.2.2 算法性能对比分析

为了评估 GSACSA 的性能，对不同的函数优化问题进行实验。选取 6 个维度为 30 的典型测试函数，包括三个单峰函数  $(f_1, f_2, f_3)$  和三个多峰函数  $(f_4, f_5, f_6)$ ，使用不同算法对 6 个函数进行实验对比，6 个函数的具体信息如表 1 所示。

对 6 个测试函数的寻优结果如表 2 所示。从表 1 可知，6 个测试函数的最优值均为零。与 PSO、Gold-SA、CSA 及 ICSA 相比，GSACSA 在 30 次实验中的平均值都最接近于最优值，表明 GSACSA 具有更好的寻优性能。从均方差来看，GSACSA 除了  $f_3$  函数外其余

表 1 基准测试函数  
Table 1 Benchmark test function

Function name	Function expression	Dimension	Search space	Optimal value
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
Schwefel 2.22	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	30	$[-10, 10]$	0
Quartic	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1]$	30	$[-1.28, 1.28]$	0
Ackley	$f_4(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right] + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
Rastrigin	$f_5(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
Griewank	$f_6(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-600, 600]$	0

表 2 不同算法对 6 个函数的仿真结果  
Table 2 Simulation results of different algorithms for six functions

Function	Algorithm	Optimal value	Worst value	Average value	Standard deviation
$f_1$	PSO	$1.0252 \times 10^3$	$2.8385 \times 10^3$	$2.0986 \times 10^3$	735.8144
	Gold-SA	$9.2358 \times 10^{-304}$	$3.1718 \times 10^{-215}$	$3.1718 \times 10^{-214}$	0
	CSA	$2.1247 \times 10^{-7}$	0.0112	0.0023	0.0041
	ICSA	$5.4221 \times 10^{-70}$	$2.9862 \times 10^{-41}$	$2.9864 \times 10^{-42}$	$9.4430 \times 10^{-42}$
	GSACSA	0	0	0	0
$f_2$	PSO	18.0383	31.1995	24.6222	4.4906
	Gold-SA	$8.7327 \times 10^{-150}$	$2.0531 \times 10^{-114}$	$1.0522 \times 10^{-113}$	$4.3283 \times 10^{-114}$
	CSA	0.0014	0.0383	0.0170	0.0149
	ICSA	$7.0486 \times 10^{-34}$	$2.2356 \times 10^{-24}$	$2.5050 \times 10^{-25}$	$6.9985 \times 10^{-25}$
	GSACSA	$2.0984 \times 10^{-280}$	$3.8382 \times 10^{-211}$	$3.8382 \times 10^{-212}$	0
$f_3$	PSO	0.3081	1.9605	0.7914	0.5318
	Gold-SA	$1.5730 \times 10^{-4}$	0.0016	0.0048	0.0017
	CSA	$9.3007 \times 10^{-5}$	0.0022	$9.4556 \times 10^{-4}$	$6.5185 \times 10^{-4}$
	ICSA	$6.5843 \times 10^{-5}$	$7.4332 \times 10^{-4}$	$3.0638 \times 10^{-4}$	$2.3329 \times 10^{-4}$
	GSACSA	$7.6225 \times 10^{-6}$	$4.9216 \times 10^{-4}$	$1.9099 \times 10^{-4}$	$1.4093 \times 10^{-4}$
$f_4$	PSO	10.2037	14.2087	12.1394	1.2326
	Gold-SA	$8.8818 \times 10^{-16}$	$1.5987 \times 10^{-15}$	$4.4409 \times 10^{-15}$	$1.4980 \times 10^{-15}$
	CSA	$1.8075 \times 10^{-5}$	0.0239	0.0097	0.0087
	ICSA	$8.8818 \times 10^{-16}$	$4.4409 \times 10^{-15}$	$1.2434 \times 10^{-15}$	$1.1235 \times 10^{-15}$
	GSACSA	$8.8818 \times 10^{-16}$	$8.8818 \times 10^{-16}$	$8.8818 \times 10^{-16}$	0
$f_5$	PSO	104.4275	164.2278	132.3667	19.0805
	Gold-SA	0	0	0	0
	CSA	$6.2361 \times 10^{-7}$	0.0063	0.0017	0.0023
	ICSA	0	0	0	0
	GSACSA	0	0	0	0
$f_6$	PSO	18.6614	42.1057	28.4701	6.4986
	Gold-SA	0	0	0	0
	CSA	$8.6892 \times 10^{-8}$	0.1290	0.0217	0.0405
	ICSA	0	0	0	0
	GSACSA	0	0	0	0

均为零,且  $f_3$  函数均方差也小于其他算法,表明 GSACSA 具有良好的鲁棒性。

图 4 是各个算法在不同测试函数上的收敛曲线图。其中图 4(a)~(c)为单峰函数上的收敛情况,图 4(e)~(g)为多峰函数上的收敛情况。

对于单峰函数:由图 4(a)可知,GSACSA 可以在 400 次迭代内达到问题的最优解,而其余算法均未达到该效果;从图 4(b)和图 4(c)来看,在相同迭代次数下,GSACSA 能获得较优解,表明其具有良好的寻优性能。因此,GSACSA 相较于其他四种算法在三个单峰函数上表现更好。

对于多峰函数:由图 4(d)可知,相较于 ICSA,GSACSA 的收敛速度更快,而相较于 Gold-SA,收敛精度更好;从图 4(e)和图 4(f)来看,GSACSA、ICSA 和 Gold-SA 都达到了最优值,但在达到最优值的情况下,GSACSA 所需要的迭代次数更少。因此,相较于其他四种算法,GSACSA 在三个多峰函数上表现出更好的收敛精度与收敛速度。

综上所述,在算法基本条件相同的情况下,无论是对三个单峰函数还是三个多峰函数,相较其他四种算法,GSACSA 表现出更好的寻优性能与鲁棒性。

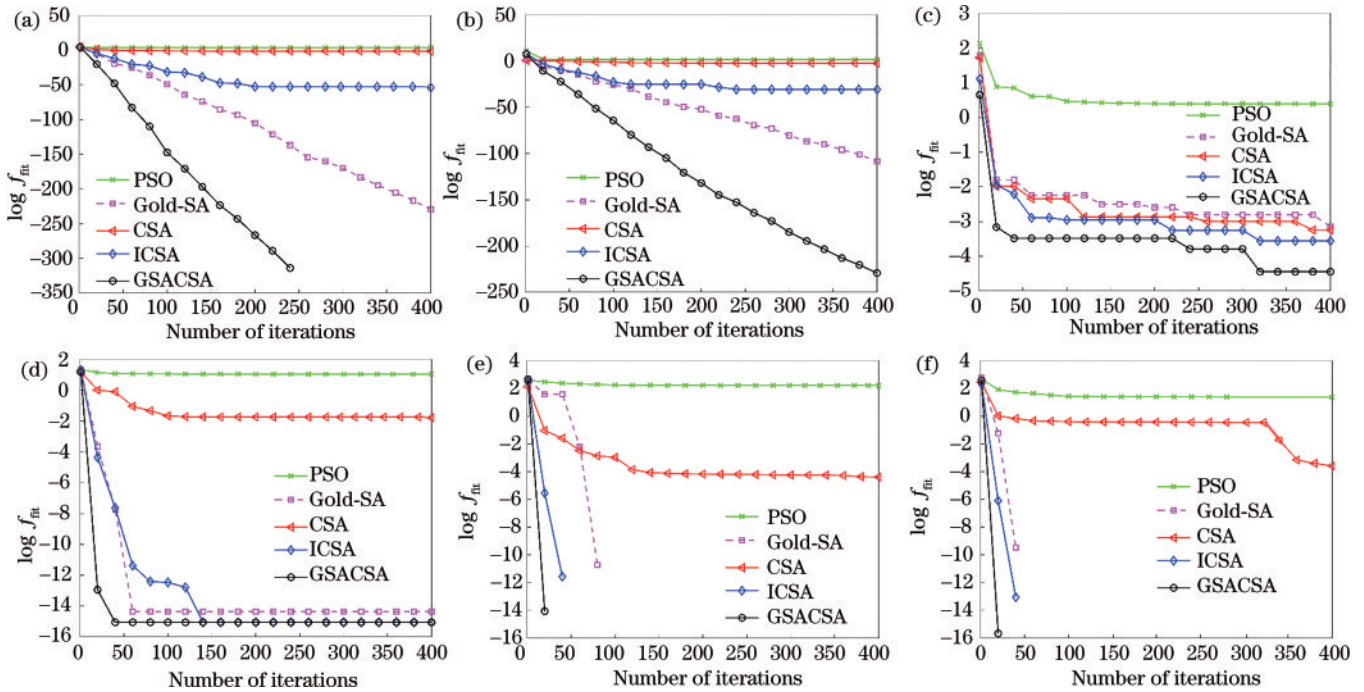


图 4 测试函数收敛曲线。(a)  $f_1$  收敛曲线; (b)  $f_2$  收敛曲线; (c)  $f_3$  收敛曲线; (d)  $f_4$  收敛曲线; (e)  $f_5$  收敛曲线; (f)  $f_6$  收敛曲线  
Fig. 4 Convergence curves of text function. (a) Convergence curve of  $f_1$ ; (b) convergence curve of  $f_2$ ; (c) convergence curve of  $f_3$ ; (d) convergence curve of  $f_4$ ; (e) convergence curve of  $f_5$ ; (f) convergence curve of  $f_6$

### 4.3 信号分离效果分析

#### 4.3.1 分离效果分析

假设某雷达网中有三部雷达:1部探测雷达和2部同频干扰雷达。3部雷达均为低截获概率雷达,载频均为 6 MHz,且雷达发射的信号都是线性调频信号。探测雷达信号带宽为 2 MHz,脉冲宽度为 300  $\mu$ s,信号幅度为 3;同频干扰雷达 1 信号的带宽为 3 MHz,脉冲宽度为 300  $\mu$ s,信号幅度为 1000;同频干扰雷达 2 信号的带宽为 2.5 MHz,脉冲宽度为 300  $\mu$ s,信号幅度为

800。混合矩阵  $A = \begin{bmatrix} 0.1469 & 0.1155 & 0.7440 \\ 0.8094 & 0.2444 & 0.9192 \\ 0.1413 & 0.4345 & 0.6438 \end{bmatrix}$ 。图 5

和图 6 分别为各雷达信号的波形与频谱,图 7 为接收到的目标回波信号的波形和频谱。

从图 5 可以看出,由于干扰信号的幅度远大于目标回波信号,干扰信号的波形可以完全覆盖目标回波

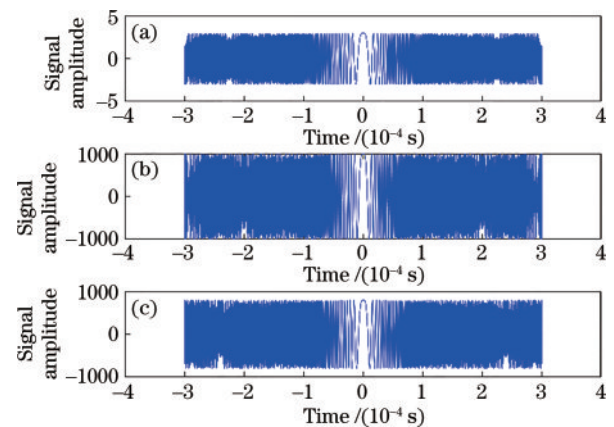


图 5 雷达信号波形。(a) 目标回波信号; (b) 同频干扰信号 1; (c) 同频干扰信号 2  
Fig. 5 Radar signal waveforms. (a) Target echo signal; (b) co-frequency interference signal 1; (c) co-frequency interference signal 2



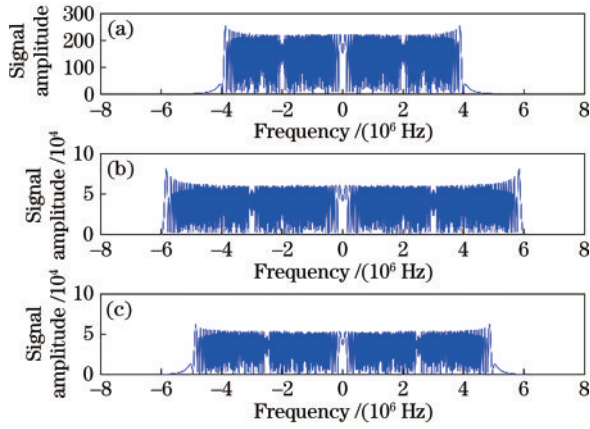


图 6 雷达信号频谱。(a)目标回波信号;(b)同频干扰信号 1;  
(c)同频干扰信号 2  
Fig. 6 Radar signal frequency spectra. (a) Target echo signal;  
(b) co-frequency interference signal 1; (c) co-frequency  
interference signal 2

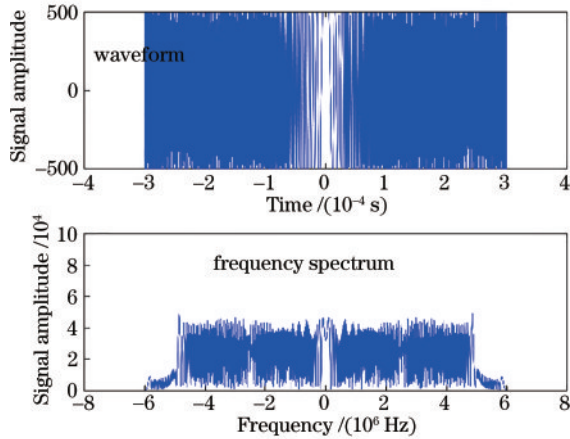


图 7 观测信号波形与频谱

Fig. 7 Waveform and frequency spectrum of observed signal

信号。从图 6 可以看出,目标回波信号的频谱也完全落在干扰信号的频谱范围内。因此,目标回波信号已被同频信号干扰,探测雷达将无法正常工作。从图 7 可以看出,目标回波信号受同频干扰影响已不再具有源信号的性质,进一步说明目标回波信号已无法正常完成探测目标的任务。

针对接收到的观测信号,使用所提 GSACSA-ICA 进行信号分离,算法迭代过程中适应度值变化曲线如图 8 所示。

由图 8 可知,在分离信号的过程中,算法快速收敛。经过大约 20 多次迭代,算法的适应度值已趋于稳定。由此得到分离矩阵  $W =$

$$\begin{bmatrix} 0.0197 & -0.0170 & 0.0043 \\ -0.7317 & 0.7526 & -0.2290 \\ 0.0107 & -0.0148 & 0.0087 \end{bmatrix}$$

所分离出的信号波形,图 10 为分离出的信号频谱。

从图 9 和图 10 可知,所提 GSACSA-ICA 可以很

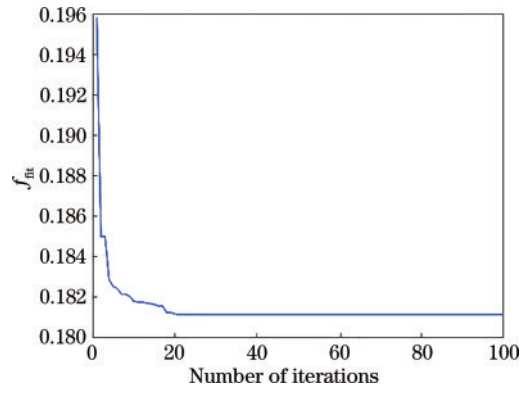


图 8 函数适应度值变化曲线

Fig. 8 Function fitness value change curve

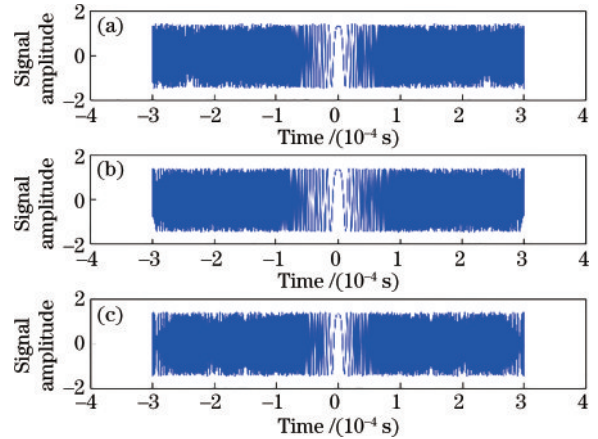


图 9 分离后输出信号波形。(a)分离信号 1;(b)分离信号 2;  
(c)分离信号 3

Fig. 9 Signal output waveforms after separation. (a) Separate  
signal 1; (b) separate signal 2; (c) separate signal 3

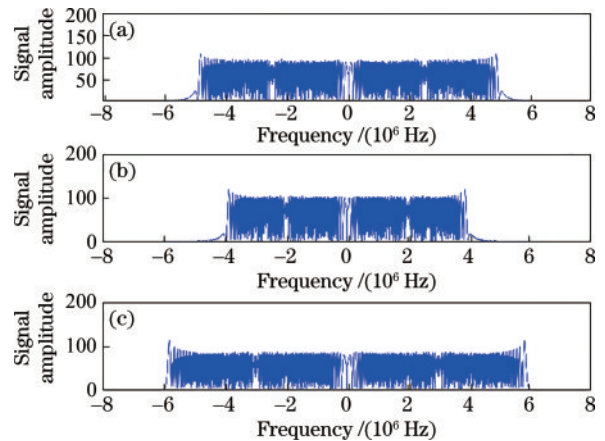


图 10 分离后输出信号频谱。(a)分离信号 1;(b)分离信号 2;  
(c)分离信号 3

Fig. 10 Signal output frequency spectra after separation.  
(a) Separate signal 1; (b) separate signal 2; (c) separate signal 3

好地分离混合信号。从时域波形上看,各信号都已被分离出来,只是其幅度和符号发生了改变,这不影响信号的使用。从频谱上看,信号顺序发生了改变,但各信号都已被完全分离出来。图 9(b)和图 10(b)为目标回

波信号,即用于探测目标的信号,其匹配滤波效果如图 11 所示。

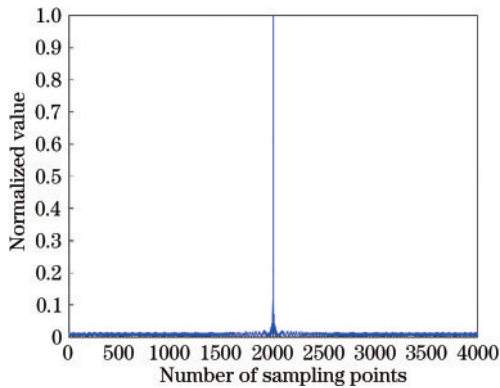


图 11 匹配滤波效果

Fig. 11 Signal matching filtering effect

从图 11 可知,分离出的目标回波信号能够实现很好的匹配滤波效果,这说明分离出的目标回波信号能够消除同频干扰信号的影响,实现抗同频干扰的目的。

#### 4.3.2 分离效果对比

针对雷达同频信号分离问题,引入分离度与性能指数作为评价信号分离程度的指标。分离度计算公式为

$$F = 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=s}^e \eta(i)^2}}{\sqrt{\sum_{i=s}^e P(i)^2}}, \quad (14)$$

式中: $P(i)$ 为源信号; $\eta(i)$ 为分离出来的信号与源信号之间的能量差。分离度表示雷达信号的能量分离情况,分离度越高则表示分离信号与源信号的能量越接近,分离性能越好。性能指数计算公式为

$$I = \frac{1}{N(N-1)} \times \sum_{i=1}^N \left[ \left( \sum_{j=1}^N \frac{|G_{ij}|}{\max_l |G_{il}|} - 1 \right) + \left( \sum_{j=1}^N \frac{|G_{ji}|}{\max_l |G_{li}|} - 1 \right) \right], \quad (15)$$

式中: $\mathbf{G}$ 为系统矩阵, $\mathbf{G} = \mathbf{W}\mathbf{A}$ , $\mathbf{W}$ 为分离矩阵, $\mathbf{A}$ 为混合矩阵; $G_{ij}$ 表示系统矩阵中第  $i$  行第  $j$  列的元素; $\max_l |G_{il}|$ 、 $\max_l |G_{li}|$  分别表示第  $i$  行与第  $i$  列元素绝对值的最大值。若  $I = 0$  则表示分离信号与源信号波形是一样的, $I$  越小则表示分离性能越好。

为了验证 GSACSA-ICA 的分离性能,分别选取 FastICA<sup>[21]</sup>、文献[22]所提出的方法(IPSO-ICA)、文献[9]所提出的方法(IWOA-ICA)、基于标准乌鸦搜索算法的独立分量分析法(CSA-ICA)与 GSACSA-ICA 进行比较。仿真实验参数设置同上文,各方法的最大迭代次数均为 100,共有参数均保持一致。表 3 为各个方法分离信号的分离度和性能指数。

从表 3 可以看出:在相同条件下,所提 GSACSA-ICA 对雷达同频信号具有更好的分离性能;与 FastICA 相比,GSACSA-ICA 表现更加稳定;FastICA 由于受初值影响较大,当初值较优时,FastICA 收敛较

表 3 各方法分离信号的分离度和性能指数

Table 3 Separation degree and performance index of signals separated by each method

Method	Separation degree	Performance index	Number of iterations
FastICA	0.9327	0.1238	53
IPSO-ICA	0.9519	0.0875	34
IWOA-ICA	0.9556	0.0822	29
CSA-ICA	0.9482	0.0961	37
GSACSA-ICA	0.9628	0.0748	22

快,但当初值较差时,FastICA 收敛较慢甚至不收敛,导致其平均收敛步数较多,表现不稳定;与其他基于群智能算法改进的独立分量分析法相比,GSACSA-ICA 具有更好的分离精度与收敛速度,能在更短的时间内更好地分离出同频信号。综上所述,所提 GSACSA-ICA 是有效的,相比于其他方法,更能满足对抗同频干扰的需求。

## 5 结 论

针对复杂环境下舰载雷达受同频干扰影响而无法正常工作的问题,提出了一种基于多策略改进的 GSACSA-ICA。首先,利用反向学习策略、动态感知概率、黄金正弦算子、莱维飞行改进标准 CSA,由此得到寻优性能更优的 GSACSA。其次,将 GSACSA 与 ICA 结合,利用 GSACSA 寻找使信号峭度最大的分离矩阵,根据分离矩阵还原出源信号。仿真结果表明,GSACSA 在多维问题寻优上表现出良好的寻优性能与鲁棒性。GSACSA-ICA 能够成功分离同频信号,且对雷达同频信号的分离性能与收敛速度均优于相关信号分离方法,表明所提 GSACSA-ICA 是有效的,能实现抗雷达同频干扰的目的。

## 参 考 文 献

- [1] 傅有光,王宁,孟晋丽.复杂电磁环境下的雷达反干扰技术[J].现代雷达,2019,41(12):1-7.  
Fu Y G, Wang N, Meng J L. Radar ECCM technology in the complex electromagnetic environment[J]. Modern Radar, 2019, 41(12): 1-7.
- [2] 唐莽,张其伟,柳立志,等.雷达制导武器系统复杂电磁环境影响效应研究[J].现代雷达,2021,43(10):1-8.  
Tang M, Zhang Q W, Liu L Z, et al. A study on the complex electromagnetic environment influence effects on radar guided weapon system[J]. Modern Radar, 2021, 43(10): 1-8.
- [3] 吴梦思,江杨林,唐伟.复杂电磁环境对地波雷达观察的影响[J].雷达与对抗,2020,40(4):21-23.  
Wu M S, Jiang Y L, Tang W. Impact of complex electromagnetic environment on ground-wave radars[J]. Radar & ECM, 2020, 40(4): 21-23.
- [4] 闫明松,魏旭鸿.海上编队舰载雷达协同探测技术研究[J].舰船电子对抗,2021,44(4):7-11,120.



- Yan M S, Wei X H. Research into the cooperative detection technology of shipborne radar for sea formation [J]. *Shipboard Electronic Countermeasure*, 2021, 44(4): 7-11, 120.
- [5] 方小星, 朱志宇, 张冰, 等. 基于探测性能的舰载雷达电磁兼容分析[J]. *现代雷达*, 2016, 38(2): 6-10.  
Fang X X, Zhu Z Y, Zhang B, et al. Electromagnetic compatibility analysis of ship-borne radar based on radar detection performance[J]. *Modern Radar*, 2016, 38(2): 6-10.
- [6] 王国涛, 姜秋喜, 刘方正. 基于改进FastICA的雷达信号分离方法[J]. *探测与控制学报*, 2021, 43(6): 43-49.  
Wang G T, Jiang Q X, Liu F Z. An improved FastICA radar signal sorting method[J]. *Journal of Detection & Control*, 2021, 43(6): 43-49.
- [7] 王瑜, 李小波, 毛云翔, 等. 基于JADE盲源分离算法的雷达信号研究[J]. *现代防御技术*, 2017, 45(1): 147-152.  
Wang Y, Li X B, Mao Y X, et al. Radar signal research based on JADE blind source separation algorithm[J]. *Modern Defence Technology*, 2017, 45(1): 147-152.
- [8] 季策, 单长芳, 沙毅, 等. 基于分组简化粒子群算法的盲源分离[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2018, 39(6): 787-791.  
Ji C, Shan C F, Sha Y, et al. Blind source separation based on grouping simplified particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2018, 39(6): 787-791.
- [9] 褚鼎立, 陈红, 宣章健. 基于改进鲸鱼优化算法的盲源分离方法[J]. *探测与控制学报*, 2018, 40(5): 76-81.  
Chu D L, Chen H, Xuan Z J. Blind source separation based on improved whale optimization algorithm[J]. *Journal of Detection & Control*, 2018, 40(5): 76-81.
- [10] Wang R J, Zhan Y J, Zhou H F. A class of sequential blind source separation method in order using swarm optimization algorithm[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2016, 35(9): 3220-3243.
- [11] Askarzadeh A. A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: crow search algorithm[J]. *Computers & Structures*, 2016, 169: 1-12.
- [12] 张晓通. 松鼠算法的改进及其在盲源分离中的应用研究[D]. 太原: 中北大学, 2021.  
Zhang X T. Research on the improvement of squirrel search algorithm and its application in blind source separation[D]. Taiyuan: North University of China, 2021.
- [13] 李著成, 黄祥林. 仿生智能优化算法及其在盲源分离中的应用[J]. *中国传媒大学学报(自然科学版)*, 2016, 23(6): 66-71.  
Li Z C, Huang X L. Bionic intelligent optimization algorithm and its application to blind source separation[J]. *Journal of Communication University of China (Science and Technology)*, 2016, 23(6): 66-71.
- [14] Tizhoosh H R. Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence[C]// *International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC'06)*, November 28-30, 2005, Vienna, Austria. New York: IEEE Press, 2005: 695-701.
- [15] 唐菁敏, 郑锦文, 曲文博. 基于改进自适应乌鸦搜索算法的无源定位[J]. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2021, 33(3): 372-377.  
Tang J M, Zheng J W, Qu W B. Improved adaptive crow search algorithm based on passive location[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2021, 33(3): 372-377.
- [16] Mirjalili S, Gandomi A H, Mirjalili S Z, et al. Salp swarm algorithm: a bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. *Advances in Engineering Software*, 2017, 114: 163-191.
- [17] Tanyildizi E, Demir G. Golden sine algorithm: a novel math-inspired algorithm[J]. *Advances in Electrical and Computer Engineering*, 2017, 17(2): 71-78.
- [18] 霍林, 郭雅蓉, 覃志健. 具有自适应步长的柯西变异乌鸦算法[J]. *计算机科学*, 2020, 47(12): 218-225.  
Huo L, Guo Y R, Qin Z J. Crow search algorithm with Cauchy mutation and adaptive step size[J]. *Computer Science*, 2020, 47(12): 218-225.
- [19] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// *Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*, November 27-December 1, 1995, Perth, WA, Australia. New York: IEEE Press, 2002: 1942-1948.
- [20] 肖子雅, 刘升, 韩斐斐, 等. 正弦余弦指引的乌鸦搜索算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(21): 52-59.  
Xiao Z Y, Liu S, Han F F, et al. Crow search algorithm based on directing of sine cosine algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(21): 52-59.
- [21] 朱生睿, 魏芳. 一种基于盲源分离的雷达抗同频干扰方法研究[J]. *软件*, 2021, 42(10): 54-56, 92.  
Zhu S R, Wei F. Research on a radar anti-co-frequency interference method based on blind source separation[J]. *Software*, 2021, 42(10): 54-56, 92.
- [22] 陶宇. 基于群智能算法的盲源分离问题的研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2014.  
Tao Y. Research on blind source separation problem based on swarm intelligence algorithms[D]. Shenyang: Northeastern University, 2014.