引用格式:王斌,赵禄达,胡以华,等. 基于改进多目标蝙蝠优化算法的大规模电子干扰任务分配[J]. 信息对抗技术,2025,4(2):55-67.
 [WANG Bin, ZHAO Luda, HU Yihua, et al. Task allocation for large-scale electronic warfare jamming based on improved multiobjective bat algorithm optimization[J]. Information Countermeasure Technology, 2025, 4(2):55-67. (in Chinese)]

# 基于改进多目标蝙蝠优化算法的 大规模电子干扰任务分配

王  $_{, *}^{1}, _{, *}$  禄达<sup>1,2,3,4\*</sup>, 胡以华<sup>1,2,3,4</sup>, 任  $_{, *}^{1}$ , 孙 俊<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学电子对抗学院,安徽合肥 230037; 2. 脉冲功率激光技术国家重点实验室,安徽合肥 230037;3. 电子制约技术安徽省重点实验室,安徽合肥 230037; 4. 合肥综合性国家科学中心信息安全研究中心,安徽合肥 230037)

摘要作战过程中,作战分组复杂,电子战装备种类繁多,为指挥员的指挥行动带来了极大的挑战。为了解决这一问题,首先针对多分群、多类型装备和多作战目标建立了电子战干扰任务分配(electronic-warfare jamming task assignment, EJTA)模型。该模型为复杂的多目标组合优化问题,具有多决策变量和多目标函数的特征。接着,提出了一种基于角度分解的改进多目标蝙蝠优化算法(multi-object improved bat algorithm optimization based on angle decomposition, MOIBA/AD)。此算法将传统基于分解的多目标进化算法(multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition, MOEA/D)的平面空间分解策略改进为角度空间分解策略,降低了个体处理难度和算法复杂度;并将种群更新策略通过改进的蝙蝠算法具有的寻优特点进行增强,使之不易进入局部最优,有效提高了算法的种群更新效果。最后,将 MOIBA/AD 与几种经典的和最新提出的多目标进化算法进行对比,分别对2种不同规模的 EJTA 模型进行求解。通过3种性能指标的对比,表明 MOIBA/AD 能够有效求解 EJTA 模型进行求解。通过3种性能指标的对比,表明 MOIBA/AD 能够有效求解 EJTA

关键词 电子战;千扰任务分配;多目标优化;MOIBA/AD
 中图分类号 E 917
 文章编号 2097-163X(2025)02-0055-13
 文献标志码 A
 DOI 10.12399/j.issn.2097-163x.2025.02.004

## Task allocation for large-scale electronic warfare jamming based on improved multi-objective bat algorithm optimization

WANG Bin<sup>1</sup>, ZHAO Luda<sup>1,2,3,4\*</sup>, HU Yihua<sup>1,2,3,4</sup>, REN Cai<sup>1</sup>, SUN Jun<sup>1</sup>

(1. College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China;

2. State Key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, Hefei 230037, China;

3. Anhui Province Key Laboratory of Electronic Restriction, Hefei 230037, China;

4. Information Security Research Center, Hefei Comprehensive National Science Center, Hefei 230037, China)

**Abstract** During operations, the complexity of combat formations and the diversity of electronic warfare equipment have posed significant challenges to commanders' command actions. To address this issue, firstly, an electronic-warfare jamming task assignment (EJTA) model was developed for handling multiple clusters, diverse equipment types, and

numerous operational objectives. This model is a complex multi-objective combinatorial optimization issue, characterized by numerous decision variables and multiple objective functions. Subsequently, a multi-object improved bat algorithm optimization based on angle decomposition(MOIBA/AD) was proposed. This algorithm enhances the traditional multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition (MOEA/D) by replacing its plane space decomposition strategy with an angle-based decomposition approach, thereby reducing individual processing complexity and algorithmic overhead. Furthermore, the population update strategy was refined through the optimization characteristics of the bat algorithm, making it less likely to converge to local optima and significantly improving the effectiveness of the algorithm's population update. Finally, comparing MOIBA/AD with several classic and recently proposed multi-objective evolutionary algorithms, the EJTA model of two different scales was solved respectively. Through the comparison of three performance metrics, it has demonstrated that MOIBA/AD can effectively solve the EJTA model and maintain the distribution of the Pareto optimal set well.

Keywords electronic warfare; jamming task assignment; multi-objective optimization; MOIBA/AD

## 0 引言

从 2022 年开始,俄罗斯和乌克兰在两国边境 地区爆发了大规模冲突,冲突过程中空中的无人 机和地面的火力部队相互配合,双方不仅在陆、 海、空战场上正面交锋,在电磁频谱空间对制信 息权的争夺更加激烈,传统和智能化的作战手段 交错使用<sup>[1]</sup>,电子战手段在其中扮演了重要角色。 电子干扰任务分配是指在作战进程中根据红方 电子战干扰装备数量和干扰能力,结合蓝方电子 目标种类、数量和工作样式等得出干扰行动的决 策集,在最少作战资源和最大作战效率的前提 下,达到全局或折中的优势方案,实现预期作战 目的。本文研究的电子干扰任务分配是多目标 0 -1规划问题和多目标武器分配问题(multiobjective weapon target assignment, MWTA)相 结合的复杂问题,可以证明,其为 NP-hard 问题<sup>[2-4]</sup>。

为了解决以上 2 类 NP-hard 问题,许多研究 者进行了深入广泛的研究工作。在解决多目标 0-1规划时,主要有运用传统规划类方法和启发 式算法计算 2 种解决路径<sup>[5]</sup>。其中,运用传统规 划类方法的过程中,由于解空间和问题凸性不确 定,所使用的方法也有所不同,典型的方法有多 目标动态规划<sup>[6]</sup>、最大最小 Grossone 方法结合分 支定界的规划方法<sup>[7]</sup>、基于层次分析的随机规划 方法<sup>[8]</sup>、基于直觉模糊集理论的多目标整数规划 方法<sup>[9]</sup>等。此外,近年来发展迅速的启发式算法 也在此领域得到了广泛应用,典型的算法有基于 分解的多目标优化算法(multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition, MOEA/D)<sup>[10]</sup>、非支配排序遗传算法-II(nondominated sorting genetic algorithm II, NSGA-Ⅱ)<sup>[11]</sup>、多目标粒子群算法(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)<sup>[12]</sup>、多目 标人工鱼群算法<sup>[13]</sup>、多目标群狼优化算法<sup>[14]</sup>、多 种群合作多目标进化算法 (multi-population cooperative multi-objective evolutionary algorithm, MPCMOEA)<sup>[15]</sup>等。近年来,随着人工智能技术 的兴起,神经网络也被用于求解多目标优化问 题,例如使用神经网络估计 Pareto 前沿(Pareto front, PF)的约束多目标进化算法 CMOEA-PeNN<sup>[16]</sup>、基于Q学习的多目标进化算法Q-MEA<sup>[17]</sup>等。通过以上算法,可以得到很好的求 解效率和 PF。

此外,蝙蝠算法(bat algorithm,BA)具有寻 优能力强、不易陷入局部最优的特点,近年来求 解多目标优化问题时 BA 也得到了广泛运 用<sup>[18-19]</sup>。为了提升 BA 的收敛能力和全局最优的 寻优能力,从 YANG<sup>[20]</sup>提出 BA 开始,越来越多 的学者对其进行了针对性改进,例如设置全新的 个体扰动、种群更新规则的混合 BA<sup>[21]</sup>、飞行特征 修正的 BA<sup>[22]</sup>、混沌机制修正的 BA<sup>[23]</sup>、多种群协 同进化的 BA<sup>[19]</sup>等。通过以上的算法改进,能够 使 BA 在求解 0-1 多目标规划问题时的寻优能 力进一步提升。

本文建立了同样作为复杂多目标优化问题的 EJTA(electronic-warfare jamming task assignment) 模型。在研究对象规模不断扩大的背景下,其优 化目标和约束数量会随之增长,导致模型复杂程 度变化,为此,本文设计了有效的多目标进化算 法来解决这个问题。

## 1 电子战干扰目标分配 EJTA 模型

需要指出的是,实际作战中,电子战指挥员 对其所属部队实施的指挥活动需要在精密细致 的作战筹划基础上进行,整个过程需要定性分析 与定量分析相结合,本文主要研究其中的电子战 干扰任务的分配内容。在实际分析过程中,依赖 于蓝方电子目标的干扰价值和各作战阶段的兵 力数量约束;在模型建立时,关于蓝方电子目标 的干扰价值和各作战阶段的兵力数量可通过作 战筹划的其他阶段给出<sup>[24]</sup>。

#### 1.1 模型建立

按照作战进程,将电子战行动分为4个阶段, 表示为 $X_k$ (k=1,2,3,4),红方有I个电子战分 群,表示为:分群集合={电子战1分群,电子战2 分群,…,电子战I分群},蓝方有J个电子目标, 表示为:目标集合={目标1,目标2,…,目标J}, 使用 $p_{,q,r,s}$ 分别表示雷达对抗、通信对抗、红 外对抗、激光对抗装备类型,在电子战i分群中的 雷达对抗、通信对抗、红外对抗、激光对抗装备编 号分别为 $p_i^i,q_i^m,r_i^n,s_i^o,4$ 种装备的集合依次为雷 达对抗裝备={ $p_i^1, p_i^2, ..., p_i^l, ..., p_i^L$ } (i=1,2,...,I),通信对抗装备={ $q_i^1, q_i^2, ..., q_i^m$ , ..., $q_i^m$ }(i=1,2,...,I),红外对抗装备={ $r_i^1, r_i^2$ , ..., $r_i^n, ..., r_i^N$ }(i=1,2,...,I),激光对抗装备= { $s_i^1, s_i^2, ..., s_i^o$ }(i=1,2,...,I)。

电子战干扰任务的分配就是按照作战效益 最大化的原则给所有类型的电子战装备分配对 应的电子目标,其示意图如图1所示。



图 1 电子战干扰任务多目标分配示意图



#### 1.2 决策变量

按照装备类型(包括雷达对抗、通信对抗、红

外对抗和激光对抗装备)和干扰目标的分配原则,建立5个决策变量,如式(1)~(5)所示。

#### 1.3 优化目标

本文建立的模型主要针对蓝方目标的干扰 价值、电子干扰效果和兵力出动数量3类共9个 目标进行优化。

1)最大化雷达对抗、通信对抗、红外对抗、激 光对抗干扰价值,分别表示为:

$$Z_{1}^{1} = \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} \boldsymbol{a}_{X_{k}j} \boldsymbol{y}_{p_{i}^{l}j} \boldsymbol{t}_{j}$$
(6)

$$Z_{1}^{2} = \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} \boldsymbol{a}_{X_{k}j} \boldsymbol{y}_{q_{i}^{m}j} t_{j}$$
(7)

$$Z_{1}^{3} = \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} \boldsymbol{a}_{X_{k}j} \boldsymbol{y}_{r_{i}^{n}j} t_{j}$$
(8)

$$Z_{1}^{4} = \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} \boldsymbol{a}_{X_{k}j} \mathcal{Y}_{s_{i}^{o}j} t_{j}$$
(9)

式中, $a_{x_{k}j}$ 为干扰价值排序矩阵,矩阵元素 $a_{x_{k}j}$ 表示在 $X_{k}$ 作战阶段中,蓝方第j个目标的干扰价值,可表示为:

$$(\boldsymbol{a}_{X_{k}j})_{4\times J} = \begin{pmatrix} a_{X_{1}1} & a_{X_{1}2} & \cdots & a_{X_{1}J} \\ a_{X_{2}1} & a_{X_{2}2} & \cdots & a_{X_{2}J} \\ a_{X_{3}1} & a_{X_{3}2} & \cdots & a_{X_{3}J} \\ a_{X_{4}1} & a_{X_{4}2} & \cdots & a_{X_{4}J} \end{pmatrix}$$
(10)

2)最大化雷达对抗、通信对抗、红外对抗、激
 光对抗干扰效果(干信比),分别表示为:

$$Z_{2}^{1} = \sum_{j=1}^{J} \left[ 1 - \prod_{l=1}^{L} \left( 1 - y_{p_{i}^{l}j} \boldsymbol{J}_{\text{JSR}, p_{i}^{l}j} \right) \right] \quad (11)$$

$$Z_{2}^{2} = \sum_{j=1}^{J} \left[ 1 - \prod_{m=1}^{M} \left( 1 - y_{q_{i}^{m}j} \boldsymbol{J}_{\text{JSR}, q_{i}^{m}j} \right) \right] \quad (12)$$

$$Z_{2}^{3} = \sum_{j=1}^{J} \left[ 1 - \prod_{n=1}^{N} \left( 1 - y_{r_{i}^{n} j} \boldsymbol{J}_{\text{JSR}, r_{i}^{n} j} \right) \right] \quad (13)$$

$$Z_{2}^{4} = \sum_{j=1}^{J} \left[ 1 - \prod_{o=1}^{0} \left( 1 - y_{s_{ij}^{o}} \boldsymbol{J}_{JSR,s_{ij}^{o}} \right) \right] \quad (14)$$

式中, $J_{JSR,p_{ij}^{l}}$ , $J_{JSR,q_{ij}^{m}}$ , $J_{JSR,r_{ij}^{n}}$ , $J_{JSR,s_{ij}^{n}}$ 分别为雷达 对抗、通信对抗、红外对抗、激光对抗的干扰效果 (干信比)矩阵,以雷达对抗干扰效果矩阵为例, 如式(15)所示。

$$\boldsymbol{J}_{\mathrm{JSR},p_{i}^{l}j} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{J}_{\mathrm{JSR},p_{i}^{1}1} & \dots & \boldsymbol{J}_{\mathrm{JSR},p_{i}^{1}J} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \boldsymbol{J}_{\mathrm{JSR},p_{i}^{L}1} & \cdots & \boldsymbol{J}_{\mathrm{JSR},p_{i}^{L}J} \end{pmatrix}$$
(15)

式中, $i=1,2,\cdots,I_{\circ}$ 

3)最小化雷达对抗、通信对抗、红外对抗、激 光对抗装备作战成本,即:

$$Z_{3} = \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} \left( \sum_{l=1}^{L} y_{p_{i}^{l} j} u_{p} + \sum_{m=1}^{M} y_{q_{i}^{m} j} u_{q} + \sum_{n=1}^{N} y_{r_{i}^{n} j} u_{r} + \sum_{o=1}^{O} y_{s_{i}^{o} j} u_{s} \right)$$
(16)

式中 $,u_p,u_q,u_r,u_s$ 依次表示以上4类电子战装备在作战过程中产生的作战成本。

## 1.4 模型约束

本文建立的模型主要有以下 3 类共 9 个约束 条件。

1.4.1 传统"背包"问题约束

通常在干扰任务分配过程中依据装备干扰 能力进行干扰,即在任务规划时一部某类型电子 战装备对应一个或者多个蓝方目标,其中,规定 雷达对抗装备同时干扰能力为 2,通信对抗装备 同时干扰能力为 3、红外对抗和激光对抗装备同 时干扰能力为 1。表达式为:

$$\sum_{j=1}^{J} y_{p_{ij}^{l}} = 2, i = 1, 2, \cdots, I, l = 1, 2, \cdots, L \quad (17)$$
$$\sum_{j=1}^{J} y_{q_{ij}^{m}} = 3, i = 1, 2, \cdots, I, m = 1, 2, \cdots, M \quad (18)$$

$$\sum_{i=1}^{J} y_{r_i^n j} = 1, i = 1, 2, \cdots, I, n = 1, 2, \cdots, N \quad (19)$$

$$\sum_{i=1}^{J} y_{s_{i}^{o}j} = 1, i = 1, 2, \cdots, I, o = 1, 2, \cdots, O \quad (20)$$

式中, $p_i^l$ , $q_i^m$ , $r_i^n$ , $s_i^o$ 分别表示电子战*i*分群中雷达对抗、通信对抗、红外对抗和激光对抗装备的数量序号。

1.4.2 数量约束一

执行任务兵力不能超出作战筹划计算得出的各阶段兵力数量,即:

$$\sum_{i=1}^{l} \sum_{j=1}^{J} y_{p_{i}^{l}j} \leqslant d_{X_{k}p}, l = 1, 2, \cdots, L$$
 (21)

$$\sum_{i=1}^{J} \sum_{j=1}^{J} y_{q_{i}^{m}j} \leqslant d_{X_{k}q}, m = 1, 2, \cdots, M \quad (22)$$

$$\sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} y_{r_{i}^{n}j} \leqslant d_{X_{k}r}, n = 1, 2, \cdots, N \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} y_{s_{ij}^{o}} \leqslant d_{X_{k}s}, o = 1, 2, \cdots, O$$
 (24)

式中, $d_{x_{k^{p}}}$ 、 $d_{x_{k^{q}}}$ 、 $d_{x_{k^{r}}}$ 、 $d_{x_{k^{s}}}$ 分别表示作战筹划定量分析得出的各阶段雷达对抗、通信对抗、红外 对抗和激光对抗装备的数量需求。

1.4.3 数量约束二

干扰蓝方第 *j* 个目标的电子战装备不能超过 作战筹划时规定的数量约束,即:

$$\sum_{i=1}^{I} \left( \sum_{l=1}^{L} y_{p_{i}^{l}j} + \sum_{m=1}^{M} y_{q_{i}^{m}j} + \sum_{n=1}^{N} y_{r_{i}^{n}j} + \sum_{o=1}^{O} y_{s_{i}^{o}j} \right) \\ \leqslant N_{j}, j = 1, 2, \cdots, J$$
(25)

通过此约束来防止干扰兵力资源的浪费。 综上,电子战干扰任务分配 EJTA 模型为:

$$\begin{cases} \max\{Z_{1}^{1}, Z_{1}^{2}, Z_{1}^{3}, Z_{1}^{4}, Z_{2}^{1}, Z_{2}^{2}, Z_{2}^{3}, Z_{2}^{4}, -Z_{3}\} \\ \text{s. t. } \sum_{j=1}^{J} y_{p_{i}^{i}j} \leqslant 2, \forall i, l \\ \sum_{j=1}^{J} y_{q_{i}^{m}j} \leqslant 3, \forall i, l \\ \sum_{j=1}^{J} y_{r_{i}^{n}j} \leqslant 1, \forall i, l \\ \sum_{j=1}^{J} y_{s_{i}^{o}j} \leqslant 1, \forall i, l \\ \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} \sum_{l=1}^{L_{i}} y_{p_{i}^{l}j} \leqslant d_{kp}, k = 1, 2, 3, 4 \\ \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} \sum_{m=1}^{N_{i}} y_{q_{i}^{m}j} \leqslant d_{kq}, k = 1, 2, 3, 4 \\ \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} \sum_{n=1}^{N_{i}} y_{r_{i}^{n}j} \leqslant d_{kr}, k = 1, 2, 3, 4 \\ \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} \sum_{o=1}^{N_{i}} y_{s_{i}^{o}j} \leqslant d_{ks}, k = 1, 2, 3, 4 \\ \sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{J} \sum_{o=1}^{N_{i}} y_{s_{i}^{o}j} \leqslant d_{ks}, k = 1, 2, 3, 4 \\ \sum_{i=1}^{I} \sum_{i=1}^{L_{i}} y_{p_{i}^{l}j} + \sum_{i=1}^{I} \sum_{m=1}^{M_{i}} y_{q_{i}^{m}j} + \sum_{i=1}^{I} \sum_{n=1}^{N_{i}} y_{r_{i}^{n}j} \\ + \sum_{i=1}^{I} \sum_{o=1}^{O_{i}} y_{s_{i}^{o}j} \leqslant N_{j} \end{cases}$$

(26)

可见,EJTA问题共有5个决策变量及9个 目标函数,是典型的高维多目标优化问题(manyobjective optimization problem, MaOP),在求解 时,对寻优算法要求高,基本无法得到理论最 优解。

## 2 基于角度分解的改进多目标蝙蝠优化 算法

本文解决的 EJTA 问题是典型的 MaOP,当 前使用启发式多目标优化算法(如 NSGA II、 MOEA/D等)来求解包含 2~3个目标的多目标 优化问题时具有较好的效果,但在求解维度更高 的 MaOPs 时性能较差。基于此,本文提出一种 基于角度分解的改进多目标蝙蝠优化算法(multiobject improved bat algorithm optimization based on angle decomposition, MOIBA/AD)来解决 EJTA 问题,该算法的主要内容包括以下 3 个方面:

1)使用基于角度分解的目标空间分解策略, 借助均匀分布的单位向量,目标空间被划分为多 个子区域,每一子区域仅保留当前种群中与权向 量夹角最小的非支配个体。通过此更新策略,在 Pareto前沿分解为若干个前沿的基础上,将每一 个子区域 Y<sub>i</sub> 的 PF 进行线性近似,不需要任何聚 合函数,这就区别于传统的 MOEA/D 对多目标 聚合的策略,使计算更加快速、便捷。

2)在角度分解的基础上增强了种群分布性保持的策略,将个体支配关系、个体与单位向量的角度排序相结合,构建单位向量的邻域向量,综合保留子代种群,维护其多样性。

3)借助蝙蝠算法在个体寻优时的全局搜索和局部搜索相结合的特点,改进传统 MOEA/D 的遗传操作,并将 BA 中的速度、位置更新方式进 一步加强随机扰动,使其不易进入局部最优。

#### 2.1 目标空间分解及种群分类方法

给定一组均匀分布的方向向量 $\lambda^1, \lambda^2, ..., \lambda^N, 依据式(27)~(28)即可将多目标优化问题$  $F(x)={f<sub>1</sub>(x), f<sub>2</sub>(x), ..., f<sub>j</sub>(x)}(j=1,2,..., M)的目标空间Y分解为Y<sub>1</sub>,Y<sub>2</sub>, ..., Y<sub>N</sub>。设整个$ 解空间中的所有蝙蝠个体组成的集合表示为种 $群 <math>P_{pop}$ 。经过式(29)即可将种群  $P_{pop}$  划分为 $P^1$ ,  $P^2, ..., P^N$ 。

$$Y_{i} = \{F(x) \mid x \in P_{\text{pop}}, \cos(F(x) - Z, \lambda^{f}) \\ \geq \cos_{f \neq g}(F(x) - Z, \lambda^{g}) \}$$
(27)

$$\cos(F(x) - Z, \boldsymbol{\lambda}^{i}) = \frac{\boldsymbol{\lambda}^{i} \cdot (F(x) - Z)^{\mathrm{T}}}{|\boldsymbol{\lambda}^{i}| |F(x) - Z|},$$
  
$$i = 1, 2, \cdots, N$$
(28)

$$P^{i} = \{x \mid x \in P_{\text{pop}}, \cos(F(x) - Z, \lambda^{i}) \\ > \cos(F(x) - Z, \lambda^{j})\}$$
(29)

式中, $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_M)$ 表示参考点,且 $Z_j = \min\{f_j(x) | x \in P_{pop}\}, j = 1, 2, \dots, M; T$ 表示转 置运算。通过角度分解将目标空间进行了划分, 并将种群进行了分类,为下一步更新筛选做好了 准备,以二维目标空间为例,空间分解示意图如 图 2 所示。



图 2 MOIBA/AD 的空间分解示意图 Fig. 2 Schematic diagram of spatial decomposition for MOIBA/AD

#### 2.2 更新操作

在种群分类完成后对  $P^{i}$  ( $i=1,2,\dots,N$ )进 行更新,目的是使划分好的每个  $P^{i}$  中仅保留 1 个个体。假设子区域  $Y_{i}$  中含有  $P^{i}$  中的个体:若 仅含有 1 个个体,则保留该个体;若含有多个个 体,则对所有个体进行非支配排序,优选选择非 支配个体,再依据下式从非支配个体中选出与  $\lambda^{i}$ 夹角最小的个体:

$$P^{i} = \{x \mid x \in P^{i}, \cos(F(x) - Z, \lambda^{i}) \\ > \cos(F(x) - Z, \lambda^{i})\}$$
(30)

若子区域 $Y_i$ 中不含 $P^i$ 中的个体,从当前种 群中选择与 $\lambda^i$ 夹角最小的目标向量对应的个体, 将其作为 $P^i$ 中的代表个体进行保留,其余区域  $Y_i$ 中的个体舍弃。种群更新示意图如图 2 所示, 在子空间 $P^1$ 、 $P^2$ 、 $P^3$ 中, $P^1$ 、 $P^3$ 存在多个个体,  $P^2$ 中不存在个体,此时 $P^1$ 、 $P^3$ 通过非支配排序 进行个体选择,保留个体为使用红色标注的 $s_1$ 和  $s_3$ ; $P^2$ 中通过与 $\lambda^2$ 角度最小的目标向量对应个 体进行保留,保留个体为 $P^1$ 中使用红色标注 的 $s_2$ 。

## 2.3 改进的 BA

传统的 BA 受到蝙蝠寻找目标的回声定位原

理启发<sup>[14]</sup>,通过控制蝙蝠发射脉冲的频率、幅度 和速率来控制蝙蝠位置和飞行速度,很好地将全 局寻优与局部寻优相结合。为了进一步提高算 法的寻优能力,保持种群分布性,本文在传统蝙 蝠算法的基础上进行如下改进。

2.3.1 蝙蝠的全局寻优方式的改进

频率调整公式为:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \tag{31}$$

1) 速度更新公式的改进:

$$v_{i}^{t+1} = \begin{pmatrix} \omega v_{i}^{t} + f_{i} (x_{i}^{t} - v_{i}^{*}), x_{i}^{t} > \bar{x}^{t} \\ v_{i}^{t} + f_{i} (x_{i}^{t} - v_{i}^{*}), x_{i}^{t} < \bar{x}^{t} \end{cases}$$
(32)

式中, $v_i^*$  表示蝙蝠个体 *i* 的全局最优位置;>、< 分别表示优于和劣于符号。在算法迭代的过程 中,根据当前蝙蝠群体中所有个体位置的平均值  $\bar{x}^{t}$ ,判断当前个体的位置是否优于该平均值,若 当前个体位置优于该平均值,则采用式(32)中第 1个公式更新速度,否则采用第2个公式更新。 在第1个公式中,将蝙蝠飞行速度加上一个扰动 系数  $\omega$ ,其中  $\omega = \omega_{\text{max}} - (\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}}) \cdot i_{\text{iter}}/$ *i*<sub>iter.max</sub>,ω<sub>max</sub>、ω<sub>min</sub>分别表示扰动系数的最大、最小 值,*i*<sub>iter</sub>,*i*<sub>iter,max</sub>分别表示蝙蝠种群的当前迭代次 数和最大迭代次数。将前代的速度变量乘以系 数ω即可扰动个体速度,从而降低其在局部最优 值处停止的可能性,增强算法寻优性能。为了使 算法收敛速度更快,当蝙蝠个体的方位指标劣于 其群体平均值时,仍采用式(32)中第1个公式更 新速度,处于非优方位的蝙蝠个体可快速飞向全 局最优解的空间。

2) 位置更新公式的改进:

 $x_i^{t+1} = x_i^t + \left[A_m \cos(2\pi f_i t)\right] \bullet v_i^{t+1} \quad (33)$ 

在传统 BA 位置更新公式中引入周期函数代 替固定系数值,A<sub>m</sub>为三角函数振幅,将蝙蝠声波 频率的波动扩散到蝙蝠位置的变化中去,使得蝙 蝠位置保持着持续更新的能力,进而维持了种群 的多样性和分布性。

2.3.2 蝙蝠的局部寻优方式的改进

将随机高斯扰动加入局部寻优中:

$$\boldsymbol{X}^{t+1} = \boldsymbol{X}^t + \overline{A}^t \oplus \boldsymbol{\varepsilon}$$
(34)

式中, $\varepsilon$  与当前种群矩阵 X' 同阶, $\varepsilon_i \sim N(0,1)$ ;  $\overline{A}'$  表示所有蝙蝠个体当前发出的平均幅度,用来 调节  $\varepsilon_i$  的搜索范围。局部寻优与全局寻优通过 脉冲发射幅度和速率进行联系:

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \tag{35}$$

 $r_{i}^{t+1} = r_{i}^{\circ} [1 - \exp(-\gamma t)]$ (36) 式中, $\alpha$ 、 $\gamma$ 分别表示幅度变化率和脉冲发射速率 变化率,二者均为常量。显然, $\forall 0 < \alpha < 1$ ,有  $\gamma > 0, t \to \infty, A_{i}^{t} \to 0, r_{i}^{t} \to r_{i}^{\circ}$ 。

#### 2.4 选择策略

对每一代更新的种群进行个体选择时,除了 按照所提的更新策略进行个体位置和速度的更 新以外,还需要在更新后的种群中按照种群规模 进行个体的选择与修剪。

为了更好地探索稀疏区域,对按照式(33)的 局部寻优方式产生的蝙蝠个体 X<sup>i+1</sup> 进行拥挤度 排序,再进行个体选择。在全局寻优过程中,首 先按照式(30)~(33)的方式进行初步选择,其次 针对种群分布性保持提出以下基于单位邻域向 量的选择方式:

设 $\lambda^{\text{centre}} = (\lambda_1^{\text{centre}}, \lambda_2^{\text{centre}}, \cdots, \lambda_M^{\text{centre}}), 其中\lambda_j^{\text{centre}})$ 的计算方式为:

$$\boldsymbol{\lambda}_{j}^{\text{centre}} = \frac{1}{T} (\boldsymbol{\lambda}_{j}^{i_{1}} + \boldsymbol{\lambda}_{j}^{i_{2}} + \dots + \boldsymbol{\lambda}_{j}^{i_{T}}), j = 1, 2, \dots, M$$
(37)

式中, $\lambda_{j}^{\text{centre}}$  为 $\lambda^{\text{centre}}$  的 j 维分量, $\lambda^{i_{1}}, \lambda^{i_{2}}, \dots, \lambda^{i_{T}}$ 为单位向量 $\lambda^{i}$  的 T 个单位邻域向量。

这样,通过式(37)就选出了与 **λ**<sup>centre</sup> 夹角最 小的个体,极大提高了种群分布性。以五维目标 为例,种群的选择示意图如图 3 所示。





在以上的策略下,本文提出的 MOIBA/AD 算法伪代码如算法1所示。

算法1 MOIBA/AD

输入:多目标优化问题,方向向量集合 $\{\lambda^1, \lambda^2, ..., \lambda^N\}$ ,种群规模 N,领域向量  $\lambda^{centre}$ ,参考点 Z,最大迭 代数  $i_{iter,max}$ ,脉冲初始幅度  $A^0$ ,初始脉冲发射速率  $r^0$ , 脉冲幅度变化率  $\alpha$ ,脉冲发射速率变化率  $\gamma$ ,脉冲初始 频率  $f_0$ ,脉冲频率最大值  $f_{max}$ 、最小值  $f_{min}$ ,个体初速 度  $v_0$ ,个体速度扰动系数的最大值  $\omega_{max}$ 、最小值  $\omega_{min}$ , 个体位置扰动函数振幅  $A_m$ 。

输出:E<sub>EP</sub>。

Step 1 初始化。

Step 1.1 外部非劣解集  $E_{\text{EP}} = \emptyset$ ;

Step 1.2 按照种群规模生成 N 个均匀分布的方向 向量 $\lambda^1, \lambda^2, \dots, \lambda^N$ ,此时迭代次数  $i_{iner} = 0$ ;

Step 1.3 产生初始种群  $P_{pop}(0)$ ,初始速度  $v_0$ ;

Step 1.4 计算  $\lambda^{i}$ ,  $\lambda^{j}$  (*i*, *j*=1,2,...,*N*)之间的欧 氏距离,确定  $\lambda^{i}$  的 *T* 个单位领域向量  $\lambda^{i_{1}}$ ,  $\lambda^{i_{2}}$ ,

 $\cdots, \lambda^{i_T};$ 

Step 1.5 确定初始参考点  $Z^0 = (Z_1^0, Z_2^0, \dots, Z_M^0)$ ,  $Z_j^0 = \min\{f_j(x) | x \in P_{pop}(0)\}, j = 1, 2, \dots, M$ 。

Step 2 种群更新。

Step 2.1 按照 2.2 节的更新策略对  $P_{pop}(i_{iter})$  中个体进行更新,使划分好的每个  $P^{i}$  中仅保留一个个体,最终选择出 N 个个体;

Step 2.2 按照式(10)~(14)进行子代种群更新,将 更新后的 N 个个体储存在  $E_{\text{EP}}$ 中, $P_{\text{pop}}(i_{\text{iter}}) = P_{\text{pop}}(i_{\text{iter}}) \cup E_{\text{EP}}$ ,更新参考点;

Step 2.3 按照 2.4 节的选择策略从 *P*<sub>pop</sub>(*i*<sub>iter</sub>)中选 出 *N* 个个体,令其为 *P*<sub>pop</sub>(*i*<sub>iter</sub>+1),*i*<sub>iter</sub>=*i*<sub>iter</sub>+1,更 新 *E*<sub>EP o</sub>

Step 3 判断。

是否满足  $i_{iter} = i_{iter,max}$ ,若满足则算法终止,输出  $E_{EP}$ ;若不满足则返回 Step 2。

## 3 基于 MOIBA/AD 求解 EJTA

## 3.1 求解 EJTA 的空间置换方法

本文针对 EJTA 问题中存在连续空间映射 到离散空间的实际,提出了一种空间置换方法。 此方法和当前神经网络在数据空间转换时的思 路类似,基本思想是通过一个适当的置换激活函 数保证两张量之间的对应关联关系,在原有的实 数编码基础上建立连续与离散空间之间的关联。 本文的激活转换函数使用经典的 Sigmoid 函数 sig(x),所提出的空间转换方法具体实现步骤 如下:

Step 1 初始化种群,通过 sig(x)计算所有 蝙蝠个体对应的转换值:

$$\operatorname{sig}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$
 (38)

Step 2 将转换后的所有个体值保存到中间 变量  $P_{\text{pop.mid}}$ 中;

Step 3 将二进制 0-1 变量的取值与激活转换函数关联起来,即 $x_i = \begin{cases} 1, & \text{if sig}(x) > 0.5 \\ 0, & \text{other wise} \end{cases}$ ,从而将中间变量  $P_{\text{pop,mid}}$ 转换到二进制编码空间中。

通过以上方法,即可以将连续空间实数编码 变量经激活转换函数变为中间变量,再通过编码 对应关系将中间变量转化为离散空间二进制编 码值向量,从而实现方便快捷的种群编码与解码。

#### 3.2 约束的处理

本文使用约束违反值来处理多个约束,约束 违反值定义为:

$$\varphi(\boldsymbol{X}, C) = \sum_{i=1}^{|s|} s_i \cdot g_i(\boldsymbol{X}, C)$$
(39)

式中,*s<sub>i</sub>* 为一常数,当*s<sub>i</sub>*=1时表示所有的约束违 反值均完成了标准归一化;*g<sub>i</sub>*(*X*,*C*)表示编码蝙 蝠种群对第*i* 个空间中约束条件的违反值,且在 取值过程中满足违反值和最近不可行解的欧式 距离与种群变化率之间成线性关系。可见,违反 值能够精准地表征不可行解与可行解之间的偏 离度。

对数量约束一(以雷达对抗为例)的约束违 反值设计为:

$$g_{1} = \sum_{l=1}^{L} \frac{\max\left(0, \sum_{i=1}^{l} \sum_{j=1}^{l} y_{p_{i}^{l}j} - d_{p}\right)}{e^{-1} - d_{p}} \quad (40)$$

当装备数量小于筹划中确定的数量时, $g_1$ = 0;反之, $g_1$ 与实际装备数量和筹划装备数量之差成正比。

对数量约束二的约束违反值设计为:

$$g_{2} = \sum_{l=1}^{L} \frac{\max(0, \sum_{i=1}^{l} \Omega - N_{j})}{e^{-1} - N_{j}} \qquad (41)$$

式中, $\Omega = \sum_{l=1}^{L} y_{p_{i}^{l}j} + \sum_{m=1}^{M} y_{q_{i}^{m}j} + \sum_{n=1}^{N} y_{r_{i}^{n}j} + \sum_{o=1}^{O} y_{s_{o}^{o}j}$ 。

当装备数量小于筹划中确定的数量时, $g_2$  = 0;反之, $g_2$  与实际装备数量和筹划装备数量之差成正比。

这样,在算法1的Step 1.3之前加入种群的 连续编码策略,在Step 2.3之前使用约束处理后 的约束违反值筛选个体,就可以顺利地按照 MOIBA/AD的求解步骤对 EJTA 进行有效求解了。

## 4 实验和分析

#### 4.1 实验设置

仿真环境设置为 CPU 为 i7-8850H,16.0 GB RAM,操作系统为 Windows10,仿真实验工具为 MATLAB R2018a。

测试算例想定参数设置如下:作战进程为第 三阶段(X<sub>3</sub>),红方有 3 个电子战分群,蓝方共有 各类型电子目标共 36 个,在每个电子战分群中的 雷达对抗、通信对抗、红外对抗、激光对抗装备编 号集合分别为:1 分群 雷达对抗装备 =  $\{p_1^1, p_1^2, p_1^3, p_1^4, p_1^5\}, 2$ 分群雷达对抗装备=  $\{p_2^1, p_2^2, p_2^3, p_2^4, p_2^5, p_2^6\}, 3$ 分群雷达对抗装备=  $\{p_{3}^{1}, p_{3}^{2}, p_{3}^{3}, p_{3}^{4}\}; 1$  分 群 通 信 对 抗 装 备 =  $\{q_1^1, q_1^2, q_1^3, q_1^4\}, 2$ 分群通信对抗装备 =  $\{q_2^1, q_2^2, q_2^3, q_2^4\}, 3$ 分群通信对抗装备 =  $\{q_3^1, q_3^2, q_3^3, q_3^4, q_3^5\}; 1$   $\beta$  群 红 外 对 抗 装 备 =  $\{r_1^1, r_1^2\}$ ,2 分群红外对抗装备 =  $\{r_2^1, r_2^2, r_2^3\}$ ,3 分 群红外对抗装备 =  $\{r_3^1\}$ ;1 分群激光对抗装备 =  $\{s_1^1, s_1^2\}$ ,2分群激光对抗装备 =  $\{s_2^1, s_2^2, s_2^3\}$ ,3分 群激光对抗装备={s<sub>3</sub><sup>1</sup>}。相应类型电子战装备干 扰对应电子目标的作战成本分别为:u,=0.09,  $u_{q} = 0.07, u_{r} = 0.07, u_{s} = 0.08;$ 在此作战阶段中 蓝方电子目标干扰价值排序矩阵为 $a_{x_i}$ (j=1,2, …,36);不同装备对敌电子目标干扰的干信比矩 阵为  $\boldsymbol{J}_{\text{JSR},p_{i}^{l}}$ ,  $\boldsymbol{J}_{\text{JSR},q_{i}^{m}}$ ,  $\boldsymbol{J}_{\text{JSR},r_{i}^{n}}$ ,  $\boldsymbol{J}_{\text{JSR},s_{i}^{o}}$  (*i* = 1, 2, 3;  $j=1,2,\dots,36$ );此作战阶段中不同类型电子战 装备约束依次为  $d_{X_{a}p} = 10, d_{X_{a}q} = 8, d_{X_{a}r} = 4$ ,  $d_{X_{1s}} = 5$ .

假设在作战区域内红方电子战装备有足够 能力对蓝方电子目标实施干扰压制,不同类型的 电子战装备只能对相应类型的电子目标实施干 扰,对非同类型电子目标实施干扰属于无效干扰。

## 4.2 求解结果

下面使用 MOIBA/AD 对本文建立的 EJTA 模型进行求解, MOIBA/AD 输入参数为:种群规 模  $N=1\ 000$ ,最大迭代数  $i_{iter,max}=5\ 000$ ,脉冲初 始幅度  $A^{0}=0$ ,初始脉冲发射速率  $r^{0}=0$ ,脉冲幅 度变化率  $\alpha=0.9$ ,脉冲发射速率变化率  $\gamma=0.05$ , 脉冲初始频率  $f_{0}=0$ ,脉冲频率最大值  $f_{max}=10$ 、 最小值  $f_{min}=0$ ,个体初速度  $v_{0}=0$ ,个体速度扰 动系数的最大值  $\omega_{max} = 1.2$ 、最小值  $\omega_{min} = 0.1$ ,个体位置扰动函数振幅  $A_m = 2$ 。经过仿真和计算,得到本次作战任务中电子战装备的干扰任务分配结果如图 4 所示。



图 4 中自左向右的横坐标表示蓝方电子目标 的序号,自上而下的纵坐标表示红方电子战装备 序号(总体按照分群排列,每个分群中按照雷达 对抗、通信对抗、红外对抗、激光对抗装备的顺序 排列),白色和黑色色素块分别表示分配矩阵中 的"0"和"1",意思是当前红方对应序号的电子战 装备"不干扰"或"干扰"蓝方对应序号的电子目 标。可见,本文建立的 EJTA 模型可以有效地给 电子战装备分配电子目标,而 MOIBA/AD 则可 以成功地进行模型的求解。

## 4.3 算法对比实验

为了进一步分析本文提出算法的合理性和 有效性,下面将 MOIBA/AD 与目前最为经典的 3 种多目标进化算法(分别为 NSGA-II<sup>[11]</sup>、 MOEA/D<sup>[10]</sup>和 MOPSO<sup>[12]</sup>)和最新的 2 种多目 标进化算法(MPCMOEA<sup>[15]</sup>、CMOEA-PeNN<sup>[16]</sup>) 进行性能对比,对比算法的参数取值与原文献中 的最优取值保持一致。MOIBA/AD 参数与 4.2 节中一致。

4.3.1 评价指标

由于模型的复杂性和结果的未知性,本文选 取以下3个指标作为算法性能评价的指标。

1) 超体积(hypervolume,HV)<sup>[25]</sup>。计算公 式为:

$$H_{\rm HP} = \lambda \left( \bigcup_{i=1}^{|S|} v_i \right) \tag{42}$$

式中,λ 为指标系数,使用勒贝格测度表示,v<sub>i</sub> 为 参考点z 与非支配种群集合 P<sub>pop,i</sub>(*i*<sub>iter,max</sub>)围成的 超几何图形集合,S 为非支配解集合。其计算过 程不需要了解 Pareto 最优前沿,实用性很强,在 众多评价指标中,其单调性很好,其值越大说明 算法收敛性和分布性越好。

2) 反转世代距离(inverted generational distance, IGD)<sup>[26]</sup>。IGD 是评价指标 GD (generational distance)的逆向映射,计算公式为:

$$I_{\rm IGD} = \sum_{\bar{j} \in P_{\rm PF^*}} d'_{\bar{j}} / n \tag{43}$$

式中, $d'_{j} = \min_{i \in P_{pop}(i_{iter,max})} |\bar{j} - \bar{i}|$ ,表示最优 Pareto 前 沿上的点 $\bar{j}$ 到最终解集  $P_{pop}(i_{iter,max})$ 中的个体 $\bar{i}$ 的最小欧氏距离。IGD 不仅能反映多目标进化 算法收敛性,还能反映解集的分布性和广泛性, 其值越小说明算法收敛性、分布性和广泛性 越好。

3) 最大报文段大小(maxitum segment size, MSS)。此指标是 IGD 指标在统计分布上的进一步拓展,计算公式为:

$$M_{\rm MSS} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} \frac{I_m - \mu_m}{\delta_m} \tag{44}$$

式中,M 表示优化目标的个数, $I_m$  表示评价算法 在第m 个优化目标上的 IGD 值, $\mu_m$ 、 $\delta_m$  分别表示 评价算法在第m 个优化目标上的 IGD 值的均值 与方差。其值不仅能反映 IGD 所反映的算法收 敛性、分布性和广泛性,还可以反映最终解集  $P_{pop}(i_{iter,max})$ 的统计规律,其值越小说明算法性能 越好。

4.3.2 对比结果及分析

为了使进一步的分析更有说服力,丰富实验 结果,在指标分析过程中增加一种参数规模更大 的模型进行求解,且迭代次数扩大为 10 000。参 数为:电子战分群数量 I = 6,蓝方各类型电子目 标数量 J = 160 个,6 个电子战分群中的装备数量 集合分别为(按照雷达对抗、通信对抗、红外对 抗、激光对抗装备的顺序排列): {6,5,4,4}, {5,3,1,2}, {8,6,0,3}, {2,8,1,4}, {6,0,2,3}, {3,5,2,2}。

6种对比算法仿真求解得到的 HV、IGD 和 MSS 指标对比结果见表 1 所列。表中+、=和-分别代表测试算法分别优于、等价于和劣于对比

基准算法,每个指标数据的最优值使用加粗进行 表述,括号外数据为指标最优值,括号内数据为 指标平均值。可以得出以下结论:从整体上看, MOIBA/AD性能优于对比算法,在 EJTA 模型 规模扩大后,其优势表现得更加明显。具体来 说,在指标 HV上,MOIBA/AD 性能均优于对比 算法,且在模型规模扩大后算法效果依然显著: 在指标 IGD 上,除了在规模扩大后算法性能与 NSGA-Ⅱ相近外,总体上仍然保持了良好的效 果,在指标 MSS上,仅在规模较大 EJTA 问题上 指标结果略高于 CMOEA-PeNN,综合求解性能 依然较好。此外,也可以得出 NSGA-II 在求解大 规模 EJTA 问题时算法性能也十分优秀,在迭代 次数足够的情况下,获得了与 MOIBA/AD 相当 的评估指标结果。总的来看, MOIBA/AD 在 3 个指标下的6组数据中获得了5个最优值,在解 决 EITA 模型时十分有效。

使用 MOIBA/AD 与 3 种经典的多目标优 化算法(NSGA-II、MOEA/D和 MOPSO)对 2 个不同规模的 EJTA 模型进行求解,得到的优 化目标 PF 和中间 IGD 值对应的近似 PF 如图 5 所示。

表 1 各个对比算法在求解 2 个不同规模的 EJTA 问题上对应的 HV、IGD 和 MSS 值 • • • 

lab. I	Each comparison	algorithm	solves the	corresponding	HV,	IGD and	MSS	values for	r two E	JTA	problems	of (	lifferent	sizes

参数	EJTA 规模		MOIRA / A D	MORSO	MOEA/D	NSCA II	CMOEA PONN	MPCMOFA	
	Ι	J	MOIDA/ AD	MOI 50	MOLA/D	NSGA- II	CMOEA-I enn	MICMOLA	
ΗV	3	36	0.511+(0.382+)	0.489 2+(0.379+)	0.1528-(0.113+)	0.166(0.109)	0.489 1+(0.368+)	0.500 1+(0.374+)	
	6	160	0.561+(0.462-)	0.539 2+(0.449-)	0.496 6-(0.414-)	0.503(0.476)	0.551+(0.400+)	0.500 1+(0.412+)	
IGD	3	36	0.037+(0.025+)	1.256-(1.002-)	0.088+(0.061+)	0.553(0.144)	0.051+(0.025+)	0.037+(0.025+)	
	6	160	0.053=(0.008=)	0.107-(0.044-)	0.116-(0.192-)	0.053(0.008)	0.046-(0.112-)	0.044-(0.093-)	
MSS	3	36	-6.661+	-1.761+	1.433+	23.900	-4.621+	-5.681+	
	6	160	-11.780+	-10.230+	6.963+	24.690	-12.661+	-11.541 +	
"+ 统	-/-, 芯计绰	/≈" 告果	5/0/1(5/0/1)	4/2/0(4/2/0)	3/3/0(3/3/0)	基准	5/1/0(5/1/0)	5/1/0(5/1/0)	







(b) *I*=3, *J*=36时中间IGD值对应的近似PF



图 5 4 种算法求解 2 个不同规模的 EJTA 模型的 Pareto 前沿和中间 IGD 值对应得到的近似 PF Fig. 5 Approximate PF and intermediate IGD values for two different scales of EJTA models solved by four algorithms

图 5(a)和图 5(c)分别为 I = 3、J = 36 和 I=6、J=160两种迭代次数情况下所有优化目 标三三交叉组合展示的 PF 分布情况,坐标轴表 示 3 个优化目标的取值,图 5(b)和图 5(d)表示 每种对比算法在 I = 3、J = 36 和 I = 6、J = 160两种迭代次数下的中间 IGD 值对应的近似 PF, 横坐标表示优化目标的个数,纵坐标表示优化 目标的取值。可以看出,在求解小规模的 EJTA 模型(I=3, J=36)时, MOIBA/AD的解集分布 基本上能够在迭代次数范围内收敛到 PF 上,其 余对比算法均存在未收敛到 PF 上的情况,表明 MOIBA/AD收敛性优于对比算法,能够在有限 的算法迭代次数内实现问题的收敛求解。此 外,从4种算法求解 EJTA 的 IGD 对应 PF 分布 特征来看, MOIBA/AD 的解集二维分布更加均 匀,所占解空间投影面积更大,表明 MOIBA/AD 求解 EITA 的解集多样性更好。在求解较大规 模的 EJTA 模型时(I=6, J=160),从图中的解 集分布情况来看,NSGA-II的多样性和收敛性 均不好, MOEA/D的多样性较好但收敛性不 好, MOPSO的多样性不好但收敛性较好, MOIBA/AD的多样性和收敛性均要优于3种 对比算法。

## 5 结束语

本文为了解决实际复杂作战过程中的多分 群、多专业的电子战装备干扰决策问题,建立了 一种包含5个决策变量、9个目标函数的复杂高 维多目标优化模型 EJTA。为了能够高效、精确 求解 EJTA,提出了一种多目标优化算法 MOIBA/AD,此算法基于传统 MOEA/D 进行改 进,使用角度空间分解的策略,大大降低了运算 复杂度:并将种群更新策略通过改进的蝙蝠算法 寻优进行改进,有效提高了算法的种群更新效 果。最后,将 MOIBA/AD 与 NSGA-II、MOEA/ D和 MOPSO 这 3 种多目标进化算法进行对比, 分别对 2 种不同规模的 EJTA 模型进行求解,通 过性能指标的对比,表明 MOIBA/AD 具有较好 的种群收敛性与分布性。本文使用 MOIBA/AD 可以有效且高效地解决不同规模的 EITA 模型, 为电子战指挥员在作战过程中提供决策建议。

在未来,我们将进一步完善以下2方面的工作:一是对EJTA模型进行进一步拓展,考虑作战进程的发展和红蓝状态的变化因素;二是对MOIBA/AD在解决其他组合优化问题上的效果进行研究,将其运用到更多领域和问题中去。

## 参考文献

 [1] 王健,杨渡佳,黄科举,等.认知电子战发展趋势:从单体智能到群体智能[J].信息对抗技术,2023,2(4/5): 151-170.

WANG Jian, YANG Dujia, HUANG Keju, et al. Developing trend of cognitive electronie warfare: from single-agent intelligence to multi-agent intelligence[J]. Information Countermeasure Technology, 2023, 2 (4/ 5):151-170. (in Chinese)

- [2] JAHANSHAHLOO G R, HOSSEINZADEH F, SHOJA N, et al. A method for generating all efficient solutions of 0-1 multi-objective linear programming problem[J]. Applied Mathematics and Computation, 2005,169(2):874-886.
- [3] XIA W, LIU X X, FAN Y T, et al. Weapon-target assignment with an improved multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Acta Armamentarii, 2016,37(11):2085-2093.
- [4] KLINE A, AHNER D, HILL R. The weapon-target assignment problem [J]. Computers & Operations Research, 2019, 105:226-236.
- [5] 万良田,王家帅,孙璐,等.面向复杂环境的集群无人机
   任务调度方法研究综述[J].信息对抗技术,2024,3
   (4):17-33.

WAN Liangtian, WANG Jiashuai, SUN Lu, et al. A review of task scheduling methods for UAV swarm in complex environments [J]. Information Countermeasure Technology, 2024, 3(4):17-33. (in Chinese)

- [6] BAZGAN C, HUGOT H, VANDERPOOTEN D. Solving efficiently the 0-1 multi-objective knapsack problem[J]. Computers & Operations Research, 2009, 36(1):260-279.
- [7] COCOCCIONI M, CUDAZZO A, PAPPALARDO M, et al. Solving the lexicographic multi-objective mixed-integer linear programming problem using branch-and-bound and grossone methodology [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2020, 84:105177.
- [8] REN C F, LI Z H, ZHANG H B. Integrated multiobjective stochastic fuzzy programming and AHP method for agricultural water and land optimization allocation under multiple uncertainties[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 210:12-24.
- [9] RANI D, GULATI T R, GARG H. Multi-objective non-linear programming problem in intuitionistic fuzzy environment:optimistic and pessimistic view point[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 64:228-238.
- [10] ZHANG Q F, LI H. MOEA/D: a multiobjective

evolutionary algorithm based on decomposition [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007,11(6):712-731.

- [11] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2):182-197.
- [12] COELLO C A C, PULIDO G T, LECHUGA M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3):256-279.
- [13] ZHANG Z G, WANG K P, ZHU L X, et al. A Pareto improved artificial fish swarm algorithm for solving a multi-objective fuzzy disassembly line balancing problem[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 86:165-176.
- [14] WU H S, XUE J J, XIAO R B, et al. Uncertain bilevel knapsack problem based on an improved binary wolf pack algorithm [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(9): 1356-1368.
- [15] ZHANG Y Y, LI J Q, XU Y, et al. Multi-population cooperative multi-objective evolutionary algorithm for sequence-dependent group flow shop with consistent sublots[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 237: 121594.
- [16] LIU Z L, ZHAO P, CAO J, et al. A constrained multi-objective evolutionary algorithm with Pareto estimation via neural network [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 237: 121718.
- [17] HOU Y S, WANG H F, HUANG X L. A Qlearning-based multi-objective evolutionary algorithm for integrated green production and distribution scheduling problems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 127: 107434.
- [18] TARIQ I, ALSATTAR H A, ZAIDAN A A, et al. MOGSABAT: a metaheuristic hybrid algorithm for solving multi-objective optimisation problems[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32: 3101-3115.
- [19] BI J, YUAN H T, ZHAI J H, et al. Self-adaptive bat algorithm with genetic operations [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2022, 9(7): 1284-1294.
- [20] YANG X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm [M]//GONZáLEZ J R, PELTA D A, CRUZ C, et al. Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010). Heidelberg: Springer, 2010:65-74.
- [21] HE X S, DING W J, YANG X S. Bat algorithm based

on simulated annealing and Gaussian perturbations [J]. Neural Computing and Applications, 2014, 25: 459-468.

[22] 唐建新,赵付青,王馨.基于速度权重扰动机制的改进 蝙蝠优化算法[J]. 兰州理工大学学报,2016,42(1): 104-108.

TANG Jianxin, ZHAO Fuqing, WANG Xin. An improved bat optimization algorithm based on velocityweighted disturbance mechanism[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2016, 42(1):104-108. (in Chinese)

- [23] LI M W, WANG Y T, GENG J, et al. Chaos cloud quantum bat hybrid optimization algorithm [J]. Nonlinear Dynamics, 2021, 103: 1167-1193.
- [24] 方棉佳,陈朝.一种改进的 TOPSIS 法雷达干扰效果评 估[J]. 信息对抗技术,2023,2(2):90-96.
  FANG Mianjia, CHEN Chao. Jamming effect evaluation of radar based on improved TOPSIS method [J].
  Information Countermeasure Technology, 2023,2(2): 90-96. (in Chinese)
- [25] JIANG S W, ZHANG J, ONG Y-S, et al. A simple and fast hypervolume indicator-based multiobjective evolutionary algorithm [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 45 (10):2202-2213.
- [26] SUN Y Y, YEN G G, YI Z. IGD indicator-based evolutionary algorithm for many-objective optimization problems [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2019, 23(2):173-187.



## 作者简介

#### 王 斌

男,博士,教授,研究方向为作战运筹、 电子对抗效能评估、作战任务规划 E-mail:wangbin\_dkxy@nudt.edu.cn



#### 赵禄达

男,1992年生,博士,工程师,研究方向 为作战运筹、电子对抗效能评估、作战 任务规划、最优化算法、深度学习 E-mail:zhaoluda@nudt.edu.cn



## 胡以华

男,1962年生,博士,教授,研究方向为 光电对抗理论和应用研究 E-mail:skl\_hyh@163.com



## 任才

男,1992年生,硕士研究生,研究方向 为军事运筹学 E-mail:rencai@nudt.edu.cn

## 孙 俊

男,2002年生,硕士研究生,研究方向 为作战效能评估,最优化算法 E-mail:sunjun20@nudt.edu.cn

责任编辑 殷文卓