



研究与开发

## 增强型斑马优化算法及其在SDWN功率分配中的应用

李佳佳, 董黎刚, 蒋献

(浙江工商大学信息与电子工程学院 (萨塞克斯人工智能学院), 浙江 杭州 310018)

**摘要:** 为解决多用户通信中共享软件定义无线网络 (software defined wireless network, SDWN) 资源导致的互扰问题, 提出一种增强型斑马优化算法 (enhanced zebra optimization algorithm, EZOA), 实现保密率最大化的功率分配。在斑马优化算法中引入探索因子和扰动参数, 增强其全局搜索和局部开发能力, 并改进觅食策略以提升算法多样性。实验结果表明, 相较于其他6种成熟算法, EZOA在IEEE CEC 2014基准函数集上, 表现出优异的竞争力, 并在SDWN功率分配问题中, 与其他5种算法相比, EZOA的用户保密率平均提高5.46%, 且收敛速度最快。

**关键词:** 软件定义无线网络; 元启发式算法; 功率分配; 保密率; 收敛速度

**中图分类号:** TN929.5

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-0801.2025017

## Enhanced zebra optimization algorithm and applications of power allocation in SDWN

LI Jiajia, DONG Ligang, JIANG Xian

School of Information and Electronic Engineering (Sussex Artificial Intelligence Institute),  
Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China

**Abstract:** To address the issue of interference caused by shared resources in multi-user communications in software defined wireless network (SDWN), an enhanced zebra optimization algorithm (EZO) was proposed to achieve power allocation that maximizes the secrecy rate. By introducing exploration factors and perturbation parameters into the zebra optimization algorithm, EZOA enhanced global search and local exploitation capabilities, while also improving the foraging strategy to increase algorithm diversity. Experimental results demonstrate that EZOA exhibits superior competitiveness compared to six other well-established algorithms on the IEEE CEC 2014 benchmark function set. In the SDWN power allocation problem, EZOA achieves an average improvement of 5.46% in user secrecy rate and the fastest convergence speed compared to five other algorithms.

**Key words:** SDWN, meta-heuristic algorithm, power allocation, secrecy rate, convergence speed

收稿日期: 2024-11-01; 修回日期: 2024-12-24

通信作者: 董黎刚, donglg@zjsu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62301488); 浙江省重点研发计划基金资助项目 (No.2021C01036)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.62301488), The Key Technologies Research & Development Program of Zhejiang Province (No.2021C01036)

## 0 引言

近年来,随着智能移动设备数量的爆发式增长,移动数据流量呈现指数级增长的趋势,现有通信设施已难以满足日益增长的智能应用需求,尤其是在单个移动设备上同时运行多个应用程序时,对通信资源的需求进一步加剧。尽管无线通信技术得到了快速发展,涵盖了高级社交网络和各种智能终端接入,但随着无线网络中用户数量的激增,服务质量和资源分配面临着严峻挑战<sup>[1]</sup>。特别是在密集蜂窝网络中,相邻网络间的干扰问题日益严重,增加了信号被窃听的风险,进而威胁到通信的安全性。

在无线系统中,保密通信是保障通信内容安全的重要问题之一。物理层安全性作为一种潜在的解决方案,旨在优化存在窃听者情况下的安全吞吐量,即最大化期望用户吞吐量与窃听者吞吐量之间的差值,从而实现保密性的最大化<sup>[2-3]</sup>。然而,随着网络复杂性和设备独立性的增强,传统的功率分配策略在应对负载不平衡和用户请求次数增加时表现出局限性,尤其是在设备频繁更替和调整时,可能引发不可预测的开销<sup>[4-5]</sup>。因此,改进功率优化策略以保障无线网络中的安全通信,成为研究的重点。

软件定义网络 (software defined network, SDN) 作为一种新兴的网络架构,通过控制平面和数据平面的分离,提供了更灵活和高效的网络管理方式<sup>[6]</sup>。基于SDN的优势,软件定义无线网络 (software defined wireless network, SDWN) 应运而生,以应对无线网络中的资源分配挑战,特别是功率分配问题。然而,功率分配问题通常被表述为混合整数非线性规划 (mixed-integer non-linear programming, MINLP) 问题<sup>[7]</sup>,其求解过程极具挑战。传统方法存在全局优化计算复杂度高的问题,而基于机器学习的方法需要长时间的训练,且标准数据集的生成较为困难,此

外,梯度计算法对优化变量和计算资源的需求较高,难以在复杂网络场景中有效应用。

在此背景下,元启发式算法因其在大规模和复杂工程优化问题中表现出的自适应性强、不易陷入局部最优解的特点,而受到越来越多的关注。元启发式算法能有效应对复杂优化问题,但现有算法在解决SDWN中保密率最大化的功率分配问题时,仍存在诸多不足,主要体现在算法的全局搜索能力、局部开发能力和解决方案的多样性上。因此,如何进一步改进这些算法,提升其在应用中的表现,仍然是亟待解决的问题。

为此,本文提出了一种新的优化算法——增强型斑马优化算法 (enhanced zebra optimization algorithm, EZOA),旨在解决上述挑战。EZOA在原有斑马优化算法 (zebra optimization algorithm, ZOA)<sup>[8]</sup>的基础上进行了关键性改进,具体如下。

(1) 引入探索因子。动态调节搜索过程中的探索与开发平衡,增强算法的全局搜索能力。根据当前迭代的进展情况自适应地调整搜索策略,从而在早期阶段保证更广泛的搜索范围,在后期阶段增强局部优化能力,以避免陷入局部最优解。

(2) 加入扰动参数。有效增强算法的多样性和跳出局部最优的能力。在搜索过程中,扰动参数能够通过增加随机性,使搜索过程不至于过早收敛,从而提高解的全局性和有效性。

(3) 改进觅食策略。使个体在全局搜索时能更好地避开无效区域,并快速收敛到潜在的最优解。特别是在处理高维、复杂的优化问题时,该策略能显著增强算法的适应性。

(4) 引入变异函数与越界重置函数。增加解空间的多样性,避免搜索过程陷入局部最优,并确保解在有效范围内。

在改进后的EZOA的基础上,本文进行了充分的性能评估,并与多种优化算法进行了对比。



首先, EZOA 在 IEEE CEC 2014 基准函数集上进行了广泛的实验, 并与 6 种优化算法进行了对比, 包括鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA)<sup>[9]</sup>、哈里斯鹰优化 (harris hawks optimization, HHO)<sup>[10]</sup> 算法、沙猫群优化 (sand cat swarm optimization, SCSO) 算法<sup>[11]</sup>、粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO)<sup>[12]</sup> 算法、万有引力搜索算法 (gravitational search algorithm, GSA)<sup>[13]</sup> 和连续域的蚁群优化 (ant colony optimization for continuous domains, ACOR)<sup>[14]</sup> 算法。进一步, 本文将 EZOA 应用于 SDWN 中保密率最大化的功率分配问题, 并通过仿真实验, 与 5 种算法 (白鲸优化 (beluga whale optimization, BWO)<sup>[15]</sup> 算法、SCSO 算法、HHO 算法、WOA 和 ZOA) 进行了对比。

本文的主要贡献包括以下 3 点。

(1) 本文提出 EZOA, 通过对 ZOA 的改进, 增强其全局搜索能力、局部开发能力以及解的多样性。

(2) 本文将 EZOA 在基准函数中进行性能评估, 并与多种优化算法进行对比。

(3) 本文将 EZOA 应用于 SDWN 中的保密率最大化的功率分配问题中, 并与其他算法对比, 验证其在实际应用中的优越性。

## 1 相关工作

SDWN 中存在各种各样的资源分配问题, 如功率分配、子载波分配、时间分配、计算卸载、远程无线电簇头选择和 SDWN 中的簇头选择等问题<sup>[9]</sup>。这些问题通常被表述为 MINLP 问题, 为有效解决这些问题, 研究人员提出了各种优化方法和技术。

全局优化方法的目的在于找到给定函数的全局最优解, 而非局部最优解, 因此在 SDWN 中的部分资源分配问题中有应用前景。文献[16]利用动态规划等算法来求解 MINLP 问题, 并得到该

问题的全局最优解。然而, 由于信道的动态变化和未来物联网设备的快速发展, 全局优化方法在无线网络中应用时面临指数级复杂度的挑战, 导致其在实际应用中存在局限性。

为了降低全局优化方法的指数计算复杂度, 元启发式算法得到广泛应用。这类算法结合了随机搜索与局部搜索的特点, 能够在大规模和复杂问题中寻找近似最优解。元启发式算法在资源分配中的应用表现出色。例如, 混合粒子群优化算法<sup>[17]</sup>和模拟退火算法<sup>[18]</sup>分别在多目标功率分配和卫星网络资源分配中表现良好, 混沌灰狼优化算法<sup>[19]</sup>在车联网中提高了系统吞吐量。尽管元启发式算法具有较好的适应性和高效性, 但其也存在收敛速度慢、易陷入局部最优解等缺点, 且算法性能依赖于参数设置, 限制了其在更广泛领域的应用。

随着机器学习 (machine learning, ML) 方法的发展, 它们逐渐被应用于 SDWN 的资源分配问题中, 以实现性能和复杂度之间的平衡。例如, 文献[20]通过多密度流聚类实现了无人机通信系统的用户分簇与功率分配, 文献[21]通过基于规则的 ML 算法改进了无线电资源管理技术, 以及文献[22]实现了用于决策性能评估的资源分配算法。这些方法虽然在一定程度上解决了复杂的资源分配问题, 但训练大规模数据集所需要的时间较长, 仍然是一个显著的挑战。

在此背景下, 启发式方法作为一种有效的替代方案, 在资源分配问题中得到了广泛应用。例如, 文献[23]设计了一种基于自适应细菌觅食优化策略来实现功率分配; 文献[24]通过超启发式算法优化了 5G 网络资源的全球配置, 还改进了蚁群算法, 旨在最小化整体完工时间的同时, 减少任务调度时间和实现负载均衡<sup>[25]</sup>。此外, 针对大规模多输入多输出系统的功率分配问题, 元启发式算法与最先进的随机算法相比, 表现出了明显的优越性<sup>[26]</sup>。

尽管这些方法在解决 SDWN 中的资源分配问题上取得了一定进展，但仍存在改进空间，尤其是在提高算法的收敛速度、避免陷入局部最优解，以及优化算法参数设置方面。因此，如何进一步改进这些算法，以提升其在实际应用中的表现，仍然是当前研究的一个重要课题。

## 2 算法设计

EZOA 在 ZOA 的基础上进行改进。首先，在觅食阶段引入探索因子  $K$  和扰动参数  $E$ ，以增强其全局搜索和局部开发能力。位置更新增加差分进化策略，提升算法多样性和搜索能力。此外，增加变异函数和越界重置函数，分别用于位置微调和越界处理，确保解的有效性和多样性。为了验证 EZOA 的性能，在 IEEE CEC 2014 基准函数集上对 EZOA 进行性能测试，并与其他 6 种成熟算法进行对比。

### 2.1 EZOA 步骤

ZOA 参考自然界中斑马的两类重要的社会行为：觅食和防御捕食者。首先，在觅食过程中，先锋斑马（pioneer zebra, PZ）会向新的觅食地移动，从而为其他斑马开辟道路，在先锋斑马的引导下，其他斑马开始在平原上移动。其次，在防御捕食者时，斑马是通过“之”字形的运动方式逃跑的，有时它们也会聚集在一起，试图迷惑或者吓唬捕食者，从而逃过一劫<sup>[27]</sup>。ZOA 的灵感源于以上的斑马行为，ZOA 模拟了斑马的觅食行为及其抵御捕食者攻击的防御策略。为提高 ZOA 的全局搜索和局部搜索能力，本节在搜索阶段引入  $K$  和  $E$  这 2 个重要参数，通过混合觅食策略对 ZOA 加以改进，得到 EZOA。EZOA 的具体步骤如下。

#### 步骤 1 初始化阶段。

在 EZOA 中，每只斑马的若干个位置构成了被求解问题的候选解，所有斑马所在的平原构成了整个问题的搜索空间。EZOA 使用矩阵来对种

群进行数学建模，斑马在搜索空间的初始位置是随机的。EZOA 的种群矩阵如下所示。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_i \\ \vdots \\ \mathbf{X}_n \end{bmatrix}_{n \times m} = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1j} & \dots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{im} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{nj} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}_{n \times m} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{X}$  为斑马种群矩阵，表示所有斑马在搜索空间中的位置， $\mathbf{X}_i$  为第  $i$  只斑马在搜索空间中的位置向量，位于矩阵  $\mathbf{X}$  的第  $i$  行，在优化问题中表示第  $i$  个候选解， $n$  为种群大小，即斑马的数量，表示候选解的数量， $m$  为决策变量的数量，表示问题的维度， $x_{ij}$  为第  $i$  只斑马在第  $j$  个维度上的位置，表示候选解  $\mathbf{X}_i$  中第  $j$  维度的值。

然后，根据候选解对目标函数作出评估，如式 (2) 所示，可以将目标函数值指定为向量。

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} F_1 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_n \end{bmatrix}_{n \times 1} = \begin{bmatrix} F(\mathbf{X}_1) \\ \vdots \\ F(\mathbf{X}_i) \\ \vdots \\ F(\mathbf{X}_n) \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad (2)$$

其中， $\mathbf{F}$  为目标函数值的向量，表示所有斑马对应的候选解的目标函数值， $F_i$  为候选解  $\mathbf{X}_i$  的目标函数值。比较目标函数值，可以选出最优解。在最小化问题中，目标函数值最小的会被选为最优解；在最大化问题中，目标函数值最大的会被选为最优解。算法每迭代 1 次，最优解就会更新 1 次。

#### 步骤 2 觅食阶段（搜索阶段）。

其他种群成员在搜索饲料时会根据先锋斑马的行为来更新自己的行为轨迹。为了在算法初期提高算法的多样性和搜索能力，实现对整个搜索空间的广泛探索，本文引入了探索因子  $K$  和扰动参数  $E$ ，分别如式 (3) 和式 (4) 所示。

$$K = 1 - \left( \frac{t}{T} \right)^{\frac{1}{6}} \quad (3)$$



$$E = \exp\left(-4 \times \frac{t}{T}\right) \quad (4)$$

其中,  $t$ 为当前的迭代次数,  $T$ 为最大迭代次数。初始阶段, 较大的 $K$ 和 $E$ 鼓励更多的随机探索行为, 有助于全面搜索解的空间。随着迭代的进行,  $K$ 和 $E$ 值逐渐减小, 增加了局部开发的力度, 使得搜索更加集中在当前找到的较优区域, 最终实现收敛。 $K$ 和 $E$ 在EZO A中起到了关键的动态调整作用, 控制了探索与开发的平衡以及位置更新的幅度, 使得EZO A在不同阶段自适应地调整搜索策略, 从而提高了算法的鲁棒性和优化性能。此阶段斑马根据式(5)和式(6)进行位置更新。

$$x_{ij}^{\text{new}, B_1} = \begin{cases} x_{ij} + E \times x_{ij} \times (-1)^t, \text{rand} < 0.5 \\ x_{ij} + E \times \text{PZ}_j \times (-1)^t, \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new}, B_1}, \text{rand} < K \\ X_i, \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $B_1$ 为觅食阶段的更新策略,  $x_{ij}^{\text{new}, B_1}$ 表示在觅食阶段第 $i$ 只斑马对应第 $j$ 个维度的最新值, 表示第 $i$ 个候选解在第 $j$ 维度上的更新值,  $\text{rand}$ 为 $[0, 1]$ 内的随机值,  $\text{PZ}$ 表示先锋斑马, 即当前全局最优位置,  $\text{PZ}_j$ 为先锋斑马在第 $j$ 维度上的位置, 表示当前找到的最优解在第 $j$ 维度上的值。式(5)中, 当 $\text{rand} < 0.5$ 时, 基于当前斑马位置和 $E$ 进行随机更新; 当 $\text{rand} \geq 0.5$ 时, 基于全局最优位置和 $E$ 进行随机更新。式(6)中,  $X_i$ 为当前斑马的位置,  $X_i^{\text{new}, B_1}$ 为在觅食阶段中第 $i$ 只斑马最新状态下的位置, 表示第 $i$ 个候选解更新后的值。

为了提高搜索的多样性和全局搜索能力, 本文参考文献[28], 引入差分进化策略辅助标准觅食策略, 如式(7)所示, 确保目标函数最高的个体有更高的概率进行位置更新。

$$x_{ij}^{\text{new}, B_1} = x_{A(3)j} + \text{beta} \times (x_{A(1)j} - x_{A(2)j}) \quad (7)$$

从种群中随机选择3个不同的个体, 用于位

置的更新。式(7)中,  $A(1)$ 、 $A(2)$ 和 $A(3)$ 分别表示随机选择的3个不同个体的索引,  $x_{A(1)j}$ 代表种群中第 $A(1)$ 只斑马在第 $j$ 维度上的位置, 表示第 $A(1)$ 个候选解在第 $j$ 维度上的值,  $x_{A(2)j}$ 和 $x_{A(3)j}$ 同理,  $\text{beta}$ 为差分进化系数, 用于确定位置更新的权重, 其中 $\text{beta} = \left(\frac{\text{rand}}{2}\right) + 0.1$ , 该系数控制了差分向量的影响力度, 从而在更新位置时引入了一定的随机性。

在EZO A的觅食阶段, 加入变异函数和越界重置函数用于位置微调 and 越界处理, 以确保优化过程中的解保持在合理范围内。式(8)中, 通过在一定概率下将当前个体替换为当前最优个体或保持原有值来实现变异。

$$z_1(j) = \begin{cases} x(j), \text{rand} < 0.05 \\ b(j), 0.05 < \text{rand} < 0.2 \\ z_1(j), \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $z(j)$ 为第 $j$ 维度上变异后的位置, 表示经过变异操作后的候选解在当前维度下的新值,  $x(j)$ 为当前个体在第 $j$ 维度上的位置, 表示当前候选解第 $j$ 维度上的值,  $b(j)$ 为当前最优个体在第 $j$ 维度上的位置, 表示当前找到的最优解在第 $j$ 维度上的值。

变异函数在每次位置更新后, 通过小概率随机调整位置, 帮助算法跳出局部最优, 提高搜索的多样性和全局搜索能力。式(9)中, 如果某个维度的值超出上下界, 则将其设置为当前最优个体在该维度的值。

$$z_2(j) = \begin{cases} b(j), z_2(j) > \text{ub}(j) \text{ 或 } z_2(j) < \text{lb}(j) \\ z_2(j), \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $\text{ub}$ 表示变量的上界,  $\text{lb}$ 表示变量的下界。越界重置函数在每次位置更新后, 确保个体位置在上下界范围内, 避免越界, 提高解的有效性和稳定性。通过这两个函数的协同作用, EZO A在优化过程中能够更好地平衡全局搜索和局部开

发,提高算法的鲁棒性和优化性能。

### 步骤3 防御捕食者阶段(开发阶段)。

此阶段通过模拟斑马对捕食者的防御策略来更新种群成员在搜索空间中的位置。在陆地上,斑马的主要捕食者是狮子,同时,斑马也受到猎豹等的威胁。针对不同的捕食者,斑马的防御策略也有所不同。当斑马受到狮子的攻击时,它们会在附近藏身以逃离狮子的攻击,此时可以采用式(10)中的 $M_1$ 模型来建模;当一匹斑马受到除狮子外的其他捕食者攻击时,种群中的其他斑马会向被攻击的斑马移动,试图通过创建防御结构来吓唬和迷惑捕食者,此时可以采用式(10)中的 $M_2$ 模型来建模。

$$x_{ij}^{\text{new},B_2} = \begin{cases} M_1: E \times x_{ij} + R \times (2r - 1) \times \left(1 - \frac{t}{T}\right) \times x_{ij}, \text{其他} \\ M_2: E \times x_{ij} + r \times (HZ_j - I \times x_{ij}), B_s \geq 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

其中, $x_{ij}^{\text{new},B_2}$ 为在防御阶段下第*i*只斑马对应的第*j*个问题的最新变量值,表示第*i*个候选解在第*j*维度的最新值; $E$ 表示控制位置更新的比例; $R$ 表示值为0.01的常数; $r$ 为[0, 1]的一个随机值; $HZ_j$ 为被攻击斑马在第*j*维的位置,表示当前个体在第*j*维的值; $I$ 是集合{1, 2}的随机值,用于选择更新策略; $B_s$ 为[0, 1]的一个随机值,表示在随机生成的两种防御策略中选择其中一种的概率。

在EZOA中,假设以上两种情况会以相同的概率发生,即都为50%。在更新斑马的位置时,若新位置的目标函数值更优,则进行位置更新,否则不更新,如下所示。

$$X_i = \begin{cases} X_i^{\text{new},B_2}, F_i^{\text{new},B_2} < F_i \\ X_i, \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $B_2$ 为防御捕食者阶段的更新策略; $X_i^{\text{new},B_2}$ 为在此阶段第*i*只斑马的最新位置,表示第*i*个候选解更新后的值; $F_i^{\text{new},B_2}$ 为更新后对应的目标函数

数值。

EZOA伪代码如算法1所示。

### 算法1 EZOA

**输入** 最大迭代次数  $T$ , 最大评估次数 MaxFEs, 种群大小  $N$ , 搜索域上界  $ub$ , 搜索域下界  $lb$ , 问题维度  $dim$ , 目标函数  $fobj$

**输出** 最佳适应度值(目标函数值) Best\_score, 对应于最佳适应度值的位置(最优解)

Best\_pos

初始化

循环

更新种群中的最佳个体、Best\_score 和 Best\_pos

计算  $K$  和  $E$

%觅食阶段

对每个  $X_i$  更新(使用  $K$ 、 $E$  和差分策略), 变异并重置边界, 评估并更新

%防御阶段

随机选择  $AZ$ , 使用  $AZ$  和随机扰动更新每个  $X_i$ , 评估并更新

$t \leftarrow t + 1$

结束循环

(1) 初始化阶段, 最大迭代次数  $T$ , 最大评估次数 MaxFEs, 种群大小  $N$ , 搜索域上界  $ub$ , 搜索域下界  $lb$  等。

(2) 迭代优化阶段, 在满足最大函数评估次数 MaxFEs 且未达到收敛条件 ( $Flag \leq 3$ ) 时, 进入主循环。寻找当前种群中的最优个体, 根据式(3)、式(4)计算当前迭代中的  $K$  和  $E$ 。在觅食阶段, 对种群中的每个个体  $X_i$  进行更新, 使用  $K$  和  $E$  对个体位置进行调整。如果满足条件, 生成新的候选解。评估新解的适应度值, 如果优于当前解, 则更新解和适应度值。在防御捕食者阶段, 随机选择一个个体作为参考点, 并结合随机扰动进一步优化种群。对新生成的解进行边界处理和适应度评估, 并在适应度提升时进行更新。



(3) 当达到最大函数评估次数或满足收敛条件时, 算法终止, 输出最佳适应度值  $Best\_score$  以及对应的位置  $Best\_pos$ 。

EZOA 复杂度由初始化阶段、觅食阶段和防御捕食者阶段组成。在初始化阶段, 生成初始种群位置矩阵  $X$  的复杂度为  $O(n \times m)$ , 其中,  $n$  为种群大小,  $m$  为决策变量的数量; 计算初始目标数值向量  $F$  的复杂度为  $O(n)$ , 因此初始化阶段的时间复杂度为  $O(n \times m)$ 。觅食阶段主要包括位置更新、引入差分进化策略、变异函数和越界重置函数。每个部分的时间复杂度均为  $O(n \times m)$ , 因此觅食阶段的总时间复杂度为  $O(n \times m)$ 。防御捕食者阶段包括位置更新与选择更新。位置更新中, 模拟两种防御策略, 每只斑马的每个维度都需要更新, 复杂度为  $O(n \times m)$ ; 位置选择更新中, 根据目标数值选择是否更新位置, 复杂度为  $O(n)$ , 因此防御捕食者阶段的时间复杂度为  $O(n \times m)$ 。综合这 3 个阶段, EZOA 的总时间复杂度为  $O(n \times m \times T)$ , 其中,  $T$  是最大迭代次数。在空间复杂度方面, 种群位置矩阵  $X$  大小为  $n \times m$ , 需要  $O(n \times m)$  的空间, 适应度值向量需要  $O(n)$  的空间, 历史轨迹会记录每一代的种群位置, 需要  $O(n \times m \times T)$  的空间。因此, 该算法的空间复杂度为  $O(n \times m \times T)$ 。与其他优化算法相比, EZOA 在时间复杂度方面与 PSO 和 ZOA 相似, 但在空间复杂度上稍高。PSO 的空间复杂度通常为  $O(n \times m)$ , 这是因为其只需要存储粒子的当前位置和速度, 而 EZOA 则需要额外存储历史轨迹信息, 导致空间需求较大。ZOA 的时间和空间复杂度都为  $O(n \times m \times T)$ 。总体来说, EZOA 在时间复杂度上表现出色, 适用于大规模优化问题, 但由于需要记录历史轨迹, 其空间复杂度相对较高。尽管如此, 通过分布式计算, EZOA 可以进一步提升效率, 适应更大规模的优化任务。因此, EZOA 在平衡计算效率和存储需求方面具有较好的表现,

尤其适用于需要动态记录历史信息的复杂优化问题。

## 2.2 EZOA 性能测试

为了完成 EZOA 性能测试, 本文参考文献[29], 在所有参与算法的初始总体中建立了 30 个一组的搜索代理, 每个算法在 30 万次函数评估后终止。每个算法都进行 30 次单独运行, 以避免随机因素的影响, 防止任何独立运行扭曲对算法的真实性能理解。本文通过以上方式来准确评估算法的性能, 减少测试环境中偏差的影响, 从而提供更可靠和一致的结果。本文采用经典的 IEEE CEC 2014 基准函数集, 该函数集是进化计算领域常用的算法性能测试标准, 包含多种复杂函数, 以全面评估优化算法的效果, 这些函数在 IEEE CEC 2014 基准函数中被广泛认可。在 IEEE CEC 2014 中进行广泛实验, 探索算法的迭代, 得到三维图像的基准函数和 EZOA 解的分布, 如图 1 所示。

图 1 中, 第 1 列展示了用于测试的基准函数的三维可视化, 有助于更好地理解 and 观察解空间内的分布。第 2 列展示了 EZOA 在二维平面的解空间中探索最优解的历史搜索记录点 (用黑点表示) 的分布。通过观察可以明显看出, EZOA 的代理几乎跨越了整个解决方案空间, 历史轨迹显示出解决方案集非常高的覆盖率, 表明新算法具有强大的全局探索能力。此外, 搜索代理更密集地聚集在最优解 (红点) 附近, 表明其处于收敛状态, 反映了对全局最优的持续开发。这是由于在式 (3) 和式 (4) 中,  $K$  的动态变化确保了初期广泛搜索和后期精细优化的平衡, 而  $E$  的引入则增加了搜索的随机性, 从而避免了搜索陷入局部最优解。在式 (8) 和式 (9) 中, 引入变异函数和越界重置函数增加了个体位置的多样性, 提高了解的有效性。这些因素共同作用, 使得 EZOA 在复杂的优化任务中表现出色, 尤其是在多峰函数和高维问题的求解中具有显著的优势。

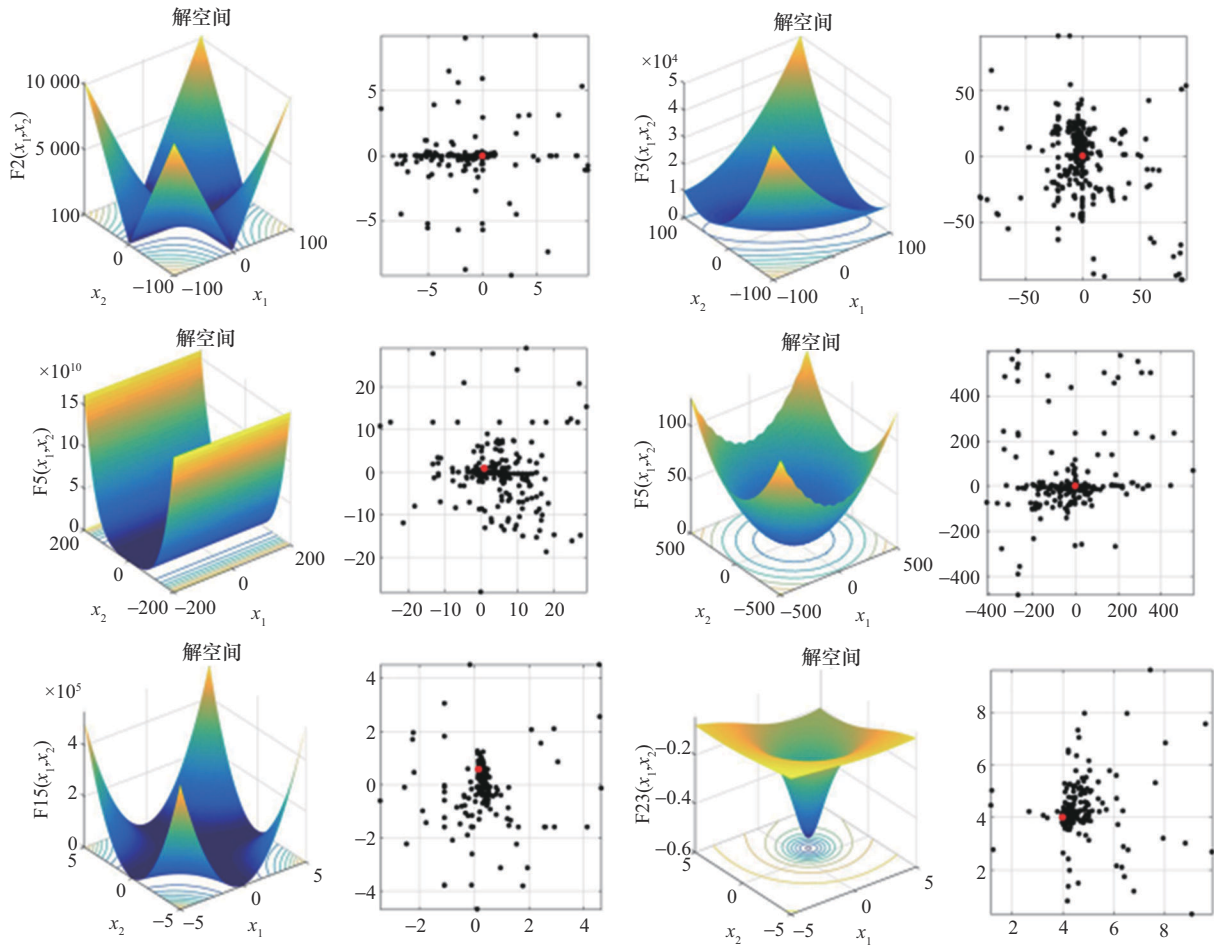


图1 三维图像的基准函数和EZO解的分布

将EZO分别与IEEE CEC 2014测试集上表现良好的6种经典算法进行比较。相关算法及其在基准函数集上的参数设置见表1，其中，WOA、HHO、SCSO、ACOR、GSA和PSO分别参考文献[9]、文献[10]、文献[11]、文献[14]、文献[13]和文献[12]。

表1 相关算法及其在基准函数集上的参数设置

算法	参数
EZO	—
WOA	$a_1=[2,0]$ ; $a_2=[-2,-1]$ ; $b=1$
HHO	$k=0$
SCSO	$c=1$
ACOR	$k=10$ ; $q=0.5$ ; $ibsl=1$
GSA	$Rnorm=2$
PSO	$c_1=2$ ; $c_2=2$ ; $V_{max}=6$

各算法在基准函数集上独立运行30次后的平均值 (average, AVG) 和标准差 (standard deviation, STD) 见表2。由表2可知，EZO的AVG在大多数函数上明显优于ACOR、HHO、GSA等算法，这表明改进后的算法更有可能在30次独立运行中找到更好的解决方案。此外，EZO在大多数函数中表现出相对较小的方差，表明在多次运行中性能波动较小，并显示出更高的稳定性，这意味着EZO不仅发现了比其他算法更优的最优解，而且实现了更大的一致性。

### 3 EZOA在SDWN功率分配中的具体应用

本节研究SDWN中保密率最大化的功率



表2 各算法在基准函数集上独立运行30次后的AVG和STD

算法	F1		F2		F3	
	AVG	STD	AVG	STD	AVG	STD
EZOA	$7.38 \times 10^6$	$3.84 \times 10^6$	$6.56 \times 10^7$	$2.43 \times 10^5$	$4.59 \times 10^3$	$1.87 \times 10^3$
WOA	$1.13 \times 10^6$	$1.99 \times 10^7$	$1.57 \times 10^4$	$3.98 \times 10^7$	$1.22 \times 10^3$	$4.04 \times 10^4$
HHO	$9.31 \times 10^6$	$5.56 \times 10^6$	$3.02 \times 10^5$	$2.15 \times 10^5$	$4.53 \times 10^2$	$2.48 \times 10^3$
SCSO	$3.13 \times 10^6$	$5.55 \times 10^7$	$1.11 \times 10^4$	$1.20 \times 10^7$	$1.11 \times 10^2$	$1.92 \times 10^4$
PSO	$8.27 \times 10^6$	$1.96 \times 10^6$	$1.47 \times 10^8$	$1.70 \times 10^7$	$9.57 \times 10^2$	$1.33 \times 10^2$
GSA	$1.53 \times 10^6$	$4.06 \times 10^5$	$1.96 \times 10^7$	$2.44 \times 10^6$	$7.62 \times 10^3$	$3.20 \times 10^3$
ACOR	$6.44 \times 10^6$	$1.05 \times 10^7$	$1.23 \times 10^4$	$1.33 \times 10^4$	$5.28 \times 10^3$	$8.22 \times 10^3$
算法	F4		F5		F6	
	AVG	STD	AVG	STD	AVG	STD
EZOA	$5.27 \times 10^2$	$3.30 \times 10$	$5.20 \times 10^2$	$5.91 \times 10^{-2}$	$6.12 \times 10^2$	2.63
WOA	$3.89 \times 10^2$	$1.53 \times 10^2$	$5.20 \times 10^2$	$2.84 \times 10^{-1}$	$4.31 \times 10^2$	$9.45 \times 10^2$
HHO	$5.07 \times 10^2$	$6.21 \times 10$	$5.20 \times 10^2$	$1.21 \times 10^{-2}$	$6.29 \times 10^2$	3.18
SCSO	$1.96 \times 10^2$	$4.98 \times 10^2$	$5.11 \times 10^2$	$3.26 \times 10^3$	$3.62 \times 10^2$	$6.44 \times 10$
PSO	$4.59 \times 10^2$	$3.12 \times 10$	$5.21 \times 10^2$	$5.65 \times 10^{-2}$	$6.23 \times 10^2$	3.82
GSA	$4.46 \times 10^2$	$5.61 \times 10$	$5.21 \times 10^2$	$3.98 \times 10^{-2}$	$6.08 \times 10^2$	2.37
ACOR	$4.74 \times 10^2$	$3.77 \times 10$	$5.21 \times 10^2$	$5.79 \times 10^{-2}$	$6.11 \times 10^2$	2.84
算法	F7		F8		F9	
	AVG	STD	AVG	STD	AVG	STD
EZOA	$7.07 \times 10^2$	$2.48 \times 10^{-2}$	$8.01 \times 10^2$	$2.93 \times 10^{-1}$	$9.01 \times 10^2$	$2.57 \times 10$
WOA	$6.98 \times 10^2$	1.65	$8.29 \times 10^3$	$1.36 \times 10^3$	$2.63 \times 10^2$	$9.67 \times 10$
HHO	$7.01 \times 10^2$	$2.26 \times 10^{-2}$	$9.03 \times 10^2$	$1.51 \times 10$	$1.10 \times 10^3$	$6.06 \times 10$
SCSO	$8.26 \times 10$	$9.87 \times 10^{-2}$	$3.05 \times 10^3$	$6.64 \times 10^2$	$5.41 \times 10$	$7.65 \times 10$
PSO	$7.02 \times 10^2$	$1.30 \times 10^{-1}$	$9.68 \times 10^2$	$2.04 \times 10$	$1.11 \times 10^3$	$2.74 \times 10$
GSA	$7.01 \times 10^2$	$2.56 \times 10^{-2}$	$8.39 \times 10^2$	7.51	$9.64 \times 10^2$	$1.14 \times 10$
ACOR	$7.06 \times 10^2$	1.34	$8.62 \times 10^2$	$1.92 \times 10$	$1.01 \times 10^3$	$6.06 \times 10$
算法	F10		F11		F12	
	AVG	STD	AVG	STD	AVG	STD
EZOA	$8.88 \times 10^3$	$5.98 \times 10$	$4.09 \times 10^3$	$4.48 \times 10^2$	$1.24 \times 10^3$	$8.12 \times 10^{-2}$
WOA	$4.98 \times 10^2$	$5.39 \times 10^2$	$5.86 \times 10^3$	$6.87 \times 10^2$	$1.20 \times 10^3$	$6.21 \times 10^{-1}$
HHO	$2.72 \times 10^3$	$7.24 \times 10^2$	$5.43 \times 10^3$	$5.72 \times 10^2$	$1.20 \times 10^3$	$3.76 \times 10^{-1}$
SCSO	$1.42 \times 10^3$	$1.54 \times 10^3$	$1.45 \times 10^3$	$1.73 \times 10^3$	$1.49 \times 10^2$	$6.60 \times 10^{-1}$
PSO	$5.14 \times 10^3$	$5.89 \times 10^2$	$5.76 \times 10^3$	$5.18 \times 10^2$	$1.20 \times 10^3$	$2.99 \times 10^{-1}$
GSA	$2.40 \times 10^3$	$2.77 \times 10^2$	$2.93 \times 10^3$	$3.43 \times 10^2$	$1.20 \times 10^3$	$1.33 \times 10^{-1}$
ACOR	$2.99 \times 10^3$	$4.53 \times 10^2$	$5.38 \times 10^3$	$2.30 \times 10^2$	$1.20 \times 10^3$	$2.75 \times 10^{-1}$

续表

算法	F13		F14		F15	
	AVG	STD	AVG	STD	AVG	STD
EZOA	$1.30 \times 10^3$	$2.83 \times 10^{-1}$	$1.40 \times 10^3$	$2.42 \times 10^{-1}$	$1.35 \times 10^3$	3.61
WOA	$1.30 \times 10^3$	$7.69 \times 10^{-2}$	$1.40 \times 10^3$	$4.94 \times 10^{-2}$	$1.28 \times 10^3$	$2.81 \times 10$
HHO	$1.31 \times 10^3$	$1.67 \times 10^{-1}$	$1.40 \times 10^3$	$2.09 \times 10^{-1}$	$1.54 \times 10^3$	$1.66 \times 10$
SCSO	$5.43 \times 10^2$	4.83	$8.85 \times 10^2$	4.41	$6.61 \times 10^2$	$7.58 \times 10$
PSO	$1.30 \times 10^3$	$8.86 \times 10^{-2}$	$1.40 \times 10^3$	$1.10 \times 10^{-1}$	$1.52 \times 10^3$	1.28
GSA	$1.30 \times 10^3$	$2.17 \times 10^{-2}$	$1.40 \times 10^3$	$5.51 \times 10^{-2}$	$1.51 \times 10^3$	$7.71 \times 10^{-1}$
ACOR	$1.30 \times 10^3$	$8.74 \times 10^{-2}$	$1.40 \times 10^3$	$7.65 \times 10^{-1}$	$1.56 \times 10^3$	$1.22 \times 10^2$
算法	F16		F17		F18	
	AVG	STD	AVG	STD	AVG	STD
EZOA	$1.61 \times 10^3$	$4.30 \times 10^{-1}$	$3.98 \times 10^6$	$7.14 \times 10^4$	$6.60 \times 10^4$	$1.54 \times 10$
WOA	$1.61 \times 10^3$	$5.20 \times 10^{-1}$	$3.47 \times 10^6$	$2.12 \times 10^6$	$1.89 \times 10^4$	$5.41 \times 10^4$
HHO	$1.61 \times 10^3$	$3.14 \times 10^{-1}$	$1.80 \times 10^6$	$1.27 \times 10^6$	$9.09 \times 10^4$	$3.64 \times 10^3$
SCSO	$1.02 \times 10^3$	$5.44 \times 10^{-1}$	$4.66 \times 10^3$	$1.15 \times 10^3$	$5.30 \times 10^3$	$6.38 \times 10^4$
PSO	$1.61 \times 10^3$	$4.89 \times 10^{-1}$	$2.37 \times 10^5$	$1.03 \times 10^5$	$2.25 \times 10^6$	$5.95 \times 10^5$
GSA	$1.61 \times 10^3$	$3.88 \times 10^{-1}$	$2.01 \times 10^5$	$1.37 \times 10^5$	$6.22 \times 10^4$	$2.51 \times 10^4$
ACOR	$1.61 \times 10^3$	$4.03 \times 10^{-1}$	$1.60 \times 10^5$	$5.07 \times 10^5$	$4.84 \times 10^3$	$5.03 \times 10^3$
算法	F19		F20		F21	
	AVG	STD	AVG	STD	AVG	STD
EZOA	$1.86 \times 10^3$	$3.94 \times 10^{-1}$	$3.29 \times 10^4$	5.35	$7.29 \times 10^5$	$3.38 \times 10^3$
WOA	$1.95 \times 10^3$	$3.78 \times 10$	$3.05 \times 10^3$	$1.84 \times 10^4$	$1.04 \times 10^6$	$2.48 \times 10^6$
HHO	$1.94 \times 10^3$	$3.46 \times 10$	$1.25 \times 10^4$	$5.85 \times 10^3$	$5.41 \times 10^5$	$1.78 \times 10^5$
SCSO	$1.81 \times 10^3$	6.01	$3.03 \times 10^3$	$1.75 \times 10$	$4.07 \times 10^4$	$1.59 \times 10^4$
PSO	$1.92 \times 10^3$	2.96	$2.33 \times 10^3$	$5.95 \times 10$	$1.24 \times 10^5$	$7.26 \times 10^4$
GSA	$1.91 \times 10^3$	1.07	$3.69 \times 10^4$	$1.38 \times 10^4$	$1.32 \times 10^5$	$7.91 \times 10^4$
ACOR	$1.92 \times 10^3$	$2.14 \times 10$	$3.76 \times 10^3$	$2.82 \times 10^3$	$5.28 \times 10^4$	$6.04 \times 10^4$
算法	F22		F23			
	AVG	STD	AVG	STD		
EZOA	$2.67 \times 10^3$	$1.39 \times 10^2$	$2.65 \times 10^3$	2.93		
WOA	$2.84 \times 10^3$	$2.76 \times 10^2$	$2.63 \times 10^3$	6.95		
HHO	$3.01 \times 10^3$	$2.47 \times 10^2$	$2.50 \times 10^3$	$7.88 \times 10^{-1}$		
SCSO	$4.02 \times 10^2$	$1.66 \times 10^2$	$2.32 \times 10^3$	1.38		
PSO	$2.91 \times 10^3$	$2.45 \times 10^2$	$2.62 \times 10^3$	$6.47 \times 10$		
GSA	$3.11 \times 10^3$	$2.16 \times 10^2$	$2.61 \times 10^3$	8.40		
ACOR	$2.53 \times 10^3$	$1.72 \times 10^2$	$2.62 \times 10^3$	6.74		



分配问题。首先,进行问题建模,该问题旨在合理调整发射功率的分配,以最大化通信链路中的保密率,从而确保通信内容的安全性。接着,介绍 EZOA 用于解决 SDWN 中功率分配问题的具体流程。最后,进行仿真实验,与其他 5 种算法进行对比,并分析实验结果。

### 3.1 问题建模

当多个用户进行通信时需要共享 SDWN 的资源,这就会导致用户之间可能会互相干扰。针对上述问题,本文参考文献[30],首先建立了一个存在窃听者的受干扰的软件定义无线(interference-limited software defined wireless network, ISDWN),假设在全信道状态信息可用的情况下,该网络中有  $N$  个用户,ISDWN 模型如图 2 所示,每个用户都可以被视作 1 个通信链路,该链路由 1 个单天线发射机和 1 个接收机组成,当 1 个用户的发射机给其接收机发送消息时,会受到其他用户的干扰,网络中还存在 1 个单天线窃听者(single-antenna eavesdropper, SAE),它被视为合法网络的一部分。

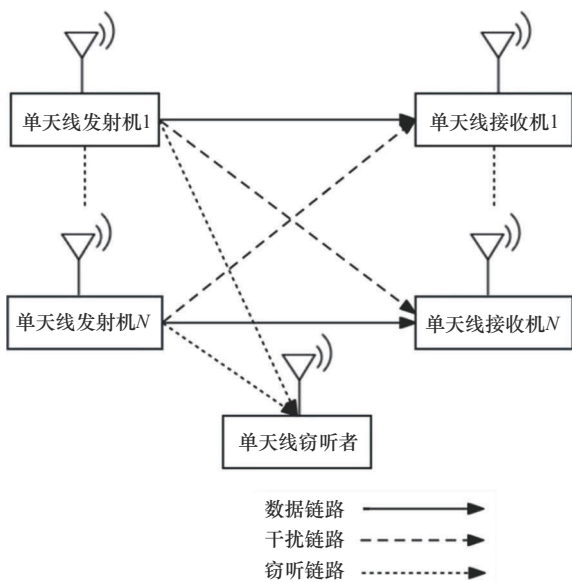


图 2 ISDWN 模型

保密率通常用于衡量在无线通信系统中合法用户和窃听者之间的信息传输安全性,被定义为 用户信息传输速率与窃听者的窃听速率之差。ISDWN 中的保密率最大化的功率分配问题是一个无约束的连续优化问题,定义如下所示。

$$\begin{cases} y(p) = \max_p \varphi(p) = \min_{i=1, \dots, N} [T_i(p) - E_i(p)] \\ \text{s.t.} \quad 0 \leq p_i \leq p_i^{\max}, \forall i=1, \dots, N \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $y(p)$  表示最大化的最小用户间保密率(max-min secrecy rate, MMSR),即本文的目标函数,单位为 bit/(s·Hz);  $p$  表示用户发射功率,单位为瓦特(W)。 $y(p)$  的目的是在满足每个用户功率分配限制的前提下,最大化所有用户的最小保密率(即 MMSR)。具体来说,就是找到一个功率分配方案,使得最不利的用户(即保密率最低的用户)的保密率尽可能高,以提高整体保密率的下限。 $T_i(p)$  表示用户  $i$  的数据传输速率,单位为 bit/(s·Hz),其具体定义如式(13)所示, $E_i(p)$  代表用户  $i$  通信时被 SAE 窃听的速率,单位为 bit/(s·Hz),其具体定义如式(15)所示。

$$T_i(p) = \text{lb}(1 + p_i h_{ii} / (n_0 + S_i)) \quad (13)$$

$$S_i = \sum_{j=1}^N p_j h_{ji} \quad (14)$$

其中,  $p_i$  表示用户  $i$  的发射功率,其值介于用户最小发射功率 0 和用户最大发射功率  $p_i^{\max}$  之间; $n_0$  表示通信链路中的噪声功率,单位为 W; $h_{ii}$  表示用户  $i$  间的信道增益,即通信链路的信道属性,它描述了信号在每条传输路径上的衰弱因子,即信道增益矩阵  $\mathbf{H}$  中每个元素的值。 $h_{ji}$  表示用户  $j$  的发射机和用户  $i$  的接收机间的信道增益。

$$E_i(p) = \text{lb}(1 + p_i h_{ei} / (n_0 + S_i^e)) \quad (15)$$

$$S_i^e = \sum_{j=1}^N p_j h_{ej} \quad (16)$$

其中,  $h_{ei}$  表示用户  $i$  与 SAE 间的信道增益,  $h_{ej}$  表示用户  $j$  与 SAE 间的信道增益。 $h_{ij}$ 、 $h_{ii}$ 、 $h_{ei}$  和  $h_{ej}$  的具体取值参考文献[31]。

MMSR 计算流程如算法2所示。

### 算法2 MMSR 计算流程

**输入** 用户  $i$  的发射功率  $p_i$ , 用户间的信道增益  $h_{ii}$  和  $h_{ij}$ , 通信链路中的噪声功率  $n_0$ , 用户  $j$  到SAE的信道增益  $h_{ej}$ , 用户  $i$  到SAE的信道增益  $h_{ei}$ , 用户最大发射功率  $p_i^{\max}$

**输出** 用户间的保密率 Secrecy\_rate

利用式 (12) 计算  $\varphi(p)$

Secrecy\_rate =  $\max(-\varphi(p))$

算法2中, 在目标函数前放置减号是将最大化问题转换为最小化问题的一种技巧, 以便后续采用元启发式算法来优化MMSR。

## 3.2 EZOA 的应用

EZOA 以最大迭代次数、种群大小、用户最大最小发射功率、当前用户发射功率及用户数量作为输入, 输出最大的用户间保密率, 在本文中为MMSR值。首先初始化阶段将最大保密率初始化为无穷大, 并随机生成用户的初始发射功率位置, 然后计算每个方案的保密率, 并更新最大保密率。接下来在方案更新阶段, 在最大迭代次数内或者满足停止准则时进入觅食阶段和防御捕食者阶段, 分别更新用户发射功率位置, 并不断更新最大保密率。整个过程中, 通过迭代和更新, 最终实现优化用户发射功率以最大化用户间保密率的目标。在迭代过程中, 若迭代次数达到最大值或连续3次满足停止标准, 则算法迭代过程结束。

将EZOA用于解决保密率最大化的功率分配问题的伪代码如算法3所示。

**算法3** EZOA 解决保密率最大化的功率分配问题

**输入** 最大迭代次数  $T$ , 问题解决方案数量 (种群大小)  $p\_size$ , 最大用户发射功率 (搜索域上界)  $ub$ , 最小用户发射功率 (搜索域下界)  $lb$ , 当前用户发射功率 (当前斑马位置)  $X_i$ , 用户数

量 (猎物数量)  $m$

**输出** 最大的用户间保密率  $Rate_{\max}$

初始化

根据式 (12) 计算每个个体的 Secrecy\_rate, 并更新  $Rate\_max$

%方案更新阶段

while  $t < T$  或停止准则未满足

%觅食阶段

计算  $K$  和  $E$  的值

根据式 (4) 更新  $X_i$ , 检查并更新  $Rate\_max$

%防御捕食者阶段

根据式 (11) 更新  $X_i$ , 检查并更新  $Rate\_max$

$t \leftarrow t + 1$

$Rate_{\max} = -Rate\_max$

end while

停止标准:  $\frac{|X(t) - X(t-1)|}{X(t-1)} \leq 10^{-6}$

在方案更新阶段, 即进入EZOA的搜索和开发阶段中, 由于本文使用负号将最大化问题转化为最小化问题, 因此在此阶段更新用户发射功率分配方案使得MMSR值达到最小, 最后再将得到的最小值取反得到最大值, 即得到最优解。

## 3.3 实验评估

对EZOA在解决SDWN的保密率最大化的功率分配问题进行性能评估, 比较EZOA与其他元启发式算法在解决该问题时的优越性, 即其能否得到较大的MMSR值, 并进行结果实验分析。

### 3.3.1 实验设置

参照文献[9], 本节实验在Windows 10操作系统下的MATLAB R2016a环境中进行。针对SDWN中的保密率最大化的功率分配问题, 本节将EZOA的实验结果与包含BWO、SCSO、HHO、WOA和ZOA这5个元启发式算法的实验结果进行了比较。每个算法独立运行30次, 算法



运行时最大迭代次数设置为1 000。保密率最大化的功率分配问题参数设置见表3。

表3 保密率最大化的功率分配问题参数设置

参数	参数含义	值
$n_0$	噪声功率/W	$0.1 \times 10^{-6}$
$I$	用户数量	4
$p_i^{\max}$	最大发射功率/W	$10^{-3} \times [0.7, 0.8, 0.9, 1]$

BWO、SCSO、HHO、WOA和ZOA的参数值设置分别参照文献[15]、文献[11]、文献[10]、文献[9]和文献[30]。用于解决以上问题的各算法的参数设置见表4。其中，参考文献[9]，各用户最小发射功率相同，最大发射功率各不相同。

### 3.3.2 实验结果分析

针对SDWN中的保密率最大化的功率分

配问题，对6种优化算法进行性能评估，评估指标为MMSR的值。采用6种元启发式算法，在不同搜索代理数量 $N=30、40、50、60$ 时MMSR值收敛曲线分别如图3~图6所示。

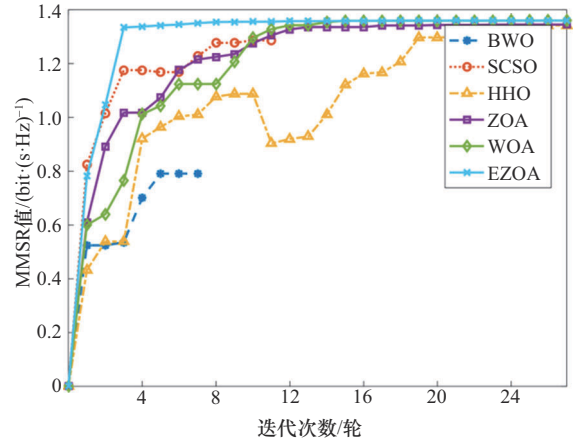


图3  $N=30$ 时MMSR值收敛曲线

表4 各算法的参数设置

算法	参数	参数含义	值
BWO	$B_f$	平衡因子	rand[0,1]
	$r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, r_6, r_7$	随机值	rand[0,1]
	$\beta$	固定值	1.5
	$W_f$	鲸鱼坠落概率	从0.1线性下降到0.05
SCSO	$sen_M$	听觉特性	2
	rand	随机值	rand[0,1]
	$\alpha$	攻击角度	[0,360]
HHO	$r_1, r_2, r_3, r_4, r_5$	随机值	rand[0,1]
	$E_0$	初始逃跑能量	rand[-1,1]
	$J$	包围策略决定因素	rand[0,2]
WOA	$C$	系数向量	rand[0,2]
	$r_1, r_2$	随机值	rand[0,1]
	$b$	螺旋形状参数	1
	$l$	随机值	[0,1]
	$p$	捕食机制概率	rand[0,1]
	$a$	收敛因子	从2线性下降到0
ZOA	$I$	运动轨迹	[1-2]
	$r$	随机值	rand[0,1]
	R	常数	0.01
	$B_s$	策略选择因子	rand[0,1]
EZO	$s_{\max}$	权重系数最大值	0.9
	$s_{\min}$	权重系数最小值	0.4

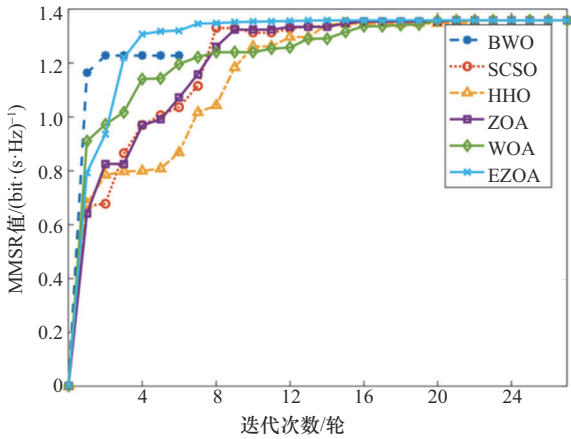


图4 N=40时MMSR值收敛曲线

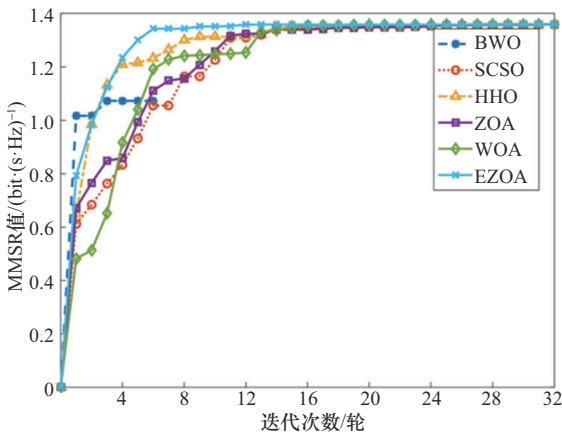


图5 N=50时MMSR值收敛曲线

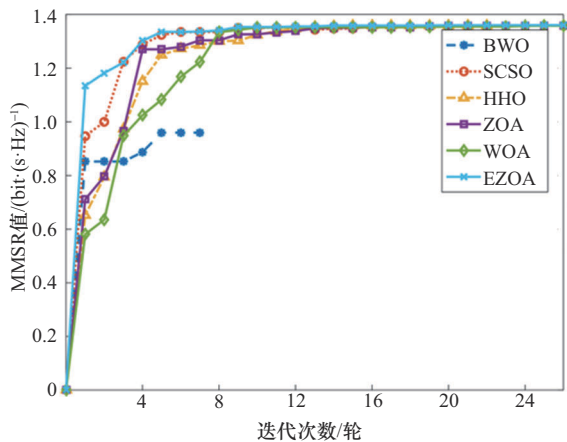


图6 N=60时MMSR值收敛曲线

图3~图6展示了不同算法在迭代过程中的收敛情况。其中，EZOA的收敛曲线更加陡峭，表明该算法能够在较少的迭代次数内接近最优解。这是由于算法引入 $K$ 和 $E$ ，增强了EZOA的

全局搜索和局部开发能力，确保在早期广泛探索解空间，在后期集中优化解的质量。

不同搜索代理数量下各算法的MMSR值见表5。当 $N$ 的值分别为30、40、50和60，采用EZOA解决SDWN中的保密率最大化的功率分配问题时，得到的MMSR值均达到1.370 8 bit/(s·Hz)，都高于其他5种算法。这是因为差分进化策略的融合提升了算法的多样性和搜索效率，避免了陷入局部最优。此外，适应度归一化和自适应选择机制使得EZOA能够准确评估并选择最优解，从而在多次独立运行中稳定达到最高的MMSR值。

表5 不同搜索代理数量下各算法的MMSR值

$N$	BWO	SCSO	HHO	WOA	ZOA	EZOA
30	1.224 6	1.350 3	1.356 0	1.275 4	1.350 1	1.370 8
40	1.218 8	1.331 8	1.218 1	1.340 8	1.348 2	1.370 8
50	1.210 9	1.349 7	1.224 5	1.352 3	1.344 0	1.370 8
60	1.223 8	1.347 8	1.223 2	1.356 2	1.350 1	1.370 8

#### 4 结束语

本文针对SDWN中的保密率最大化的功率分配问题，提出了EZOA，并在经典的IEEE CEC 2014基准函数集上验证其性能。结果显示，与6种优化算法进行对比，EZOA具有显著的竞争力。将EZOA用于解决SDWN中的保密率最大化的功率分配问题，仿真实验表明，与其他5种算法相比，EZOA的用户保密率平均提高5.46%，且收敛速度最快。这一研究不仅为SDWN中的功率分配提供了新的解决方案，还为进一步提升无线网络的安全性和效率提供了理论依据和实践参考。

本文研究集中在SDWN中的功率分配问题上，旨在通信过程中实现保密率的最大化。未来，可以针对SDWN中的其他资源分配问题，如有约束的非连续优化问题，进行深入研究。在未来的无线系统中，将会出现许多新技术、新服务



和新网络架构, 对于这些新出现的问题, 可以进一步采用元启发式算法, 或者对元启发式算法进行改进, 以更好地研究并解决这类问题。

### 参考文献:

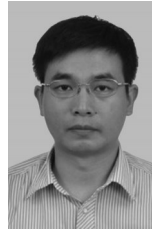
- [1] NAROTTAMA B, SHIN S Y. Quantum neural networks for resource allocation in wireless communications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(2): 1103-1116.
- [2] POOR H V. Information and inference in the wireless physical layer[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2012, 19(1): 40-47.
- [3] MUKHERJEE A, ALI A FAKOORIAN S, HUANG J, et al. Principles of physical layer security in multiuser wireless networks: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2014, 16(3): 1550-1573.
- [4] NAZIR M, SABAH A, SARWAR S, et al. Power and resource allocation in wireless communication network[J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 119(4): 3529-3552.
- [5] JAVED F, KHAN Z A, RIZWAN S, et al. A novel energy-efficient reservation system for edge computing in 6G vehicular ad hoc network[J]. *Sensors*, 2023, 23(13): 5817.
- [6] RAI P, SARMA H K D. Reliable data delivery in software-defined networking: a survey[M]//SARMA H K D, BALAS V E, BHUYAN B, et al, eds. *Lecture Notes in Networks and Systems*. Singapore: Springer Singapore, 2021: 3-17.
- [7] PHAM Q V, LE L B, CHUNG S H, et al. Mobile edge computing with wireless backhaul: joint task offloading and resource allocation[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 16444-16459.
- [8] TROJOVSKÁ E, DEGHANI M, TROJOVSKÝ P. Zebra optimization algorithm: a new bio-inspired optimization algorithm for solving optimization algorithm[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 49445-49473.
- [9] PHAM Q V, MIRJALILI S, KUMAR N, et al. Whale optimization algorithm with applications to resource allocation in wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(4): 4285-4297.
- [10] SHEHAB M, MASHAL I, MOMANI Z, et al. Harris Hawks optimization algorithm: variants and applications[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2022, 29(7): 5579-5603.
- [11] SEYYEDABBASI A, KIANI F. Sand cat swarm optimization: a nature-inspired algorithm to solve global optimization problems[J]. *Engineering with Computers*, 2023, 39(4): 2627-2651.
- [12] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]//*Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation*. Piscataway: IEEE Press, 1997: 4104-4108.
- [13] MITTAL H, TRIPATHI A, PANDEY A C, et al. Gravitational search algorithm: a comprehensive analysis of recent variants[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(5): 7581-7608.
- [14] SOCHA K, DORIGO M. Ant colony optimization for continuous domains[J]. *European Journal of Operational Research*, 2008, 185(3): 1155-1173.
- [15] ZHONG C T, LI G, MENG Z. Beluga whale optimization: a novel nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 251: 109215.
- [16] POCHET Y, WOLSEY L A. *Production planning by mixed integer programming*[M]. New York: Springer, 2006.
- [17] GAO W, QU L Z, WANG L. Multi-objective optimization of joint resource allocation problem in multi-beam satellite[C]//*Proceedings of the 2022 IEEE 10th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 2331-2338.
- [18] COCCO G, DE COLA T, ANGELONE M, et al. Radio resource management optimization of flexible satellite payloads for DVB-S2 systems[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2018, 64(2): 266-280.
- [19] BRAHMI I, HAMDY M, ZARAI F. Chaotic grey wolf optimization-based resource allocation for vehicle-to-everything communications[J]. *International Journal of Communication Systems*, 2021, 34(13): 4908.
- [20] 杨青青, 韩卓廷, 彭艺, 等. 基于多密度流聚类的 UAV-NOMA 用户簇与功率分配算法[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2024, 51(6): 86-97.  
YANG Q Q, HAN Z T, PENG Y, et al. User clustering and power allocation algorithm for UAV-NOMA based on multi-density stream clustering[J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2024, 51(6): 86-97.
- [21] SAMIDI F S, RADZI N A M, AHMAD W S H M W, et al. 5G new radio: dynamic time division duplex radio resource management approaches[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 113850-113865.
- [22] 王朝炜, 庞明亮, 王粟, 等. 基于决策性能评估的多波束低地球轨道卫星网络资源分配算法[J]. *通信学报*, 2024, 45(7): 37-47.  
WANG C W, PANG M L, WANG S, et al. Resource allocation algorithm for multi-beam LEO satellite based on decision performance evaluation[J]. *Journal on Communications*, 2024, 45(7): 37-47.
- [23] 彭艺, 马晓霖, 杨青青. 基于自适应细菌觅食优化策略的 CR-NOMA 功率分配算法[J]. *山东大学学报(理学版)*, 2024, 59(1):

- 62-71.  
PENG Y, MA X L, YANG Q Q. Power allocation algorithm for CR-NOMA based on adaptive bacterial foraging optimization strategy[J]. Journal of Shandong University (Natural Science), 2024, 59(1): 62-71.
- [24] LABONI N M, SAFA S J, SHARMIN S, et al. A hyper heuristic algorithm for efficient resource allocation in 5G mobile edge clouds[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(1): 29-41.
- [25] 罗斯宁, 王化龙, 李弘宇, 等. 基于改进蚁群算法的云计算用户任务调度算法[J]. 电信科学, 2020, 36(2): 95-100.  
LUO S N, WANG H L, LI H Y, et al. Improved ant colony algorithm based cloud computing user task scheduling algorithm[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(2): 95-100.
- [26] SUN Q S, WU H T, PETROSIAN O. Optimal power allocation based on metaheuristic algorithms in wireless network[J]. Mathematics, 2022, 10(18): 3336.
- [27] CARO T, IZZO A, REINER R C Jr, et al. The function of zebra stripes[J]. Nature Communications, 2014, 5(1): 3535.
- [28] STORN R, PRICE K. Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341-359.
- [29] YUAN C, ZHAO D, HEIDARI A A, et al. Artemisinin optimization based on malaria therapy: algorithm and applications to medical image segmentation[J]. Displays, 2024, 84: 102740.
- [30] SHENG Z C, TUAN H D, NASIR A A, et al. Power allocation for energy efficiency and secrecy of wireless interference networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(6): 3737-3751.
- [31] LI Y Z, SHENG M, YANG C G, et al. Energy efficiency and spectral efficiency tradeoff in interference-limited wireless networks[J]. IEEE Communications Letters, 2013, 17(10): 1924-1927.

## [作者简介]



李佳佳 (2000-), 女, 浙江工商大学信息与电子工程学院 (萨塞克斯人工智能学院) 硕士生, 主要研究方向为通信与网络。



董黎刚 (1973-), 男, 博士, 浙江工商大学信息与电子工程学院 (萨塞克斯人工智能学院) 院长、教授、硕士生导师、博士生导师, 中国电子学会高级会员, 浙江省计算机学会理事, 主要研究方向为新一代网络和分布式系统。



蒋献 (1988-), 男, 浙江工商大学信息与电子工程学院 (萨塞克斯人工智能学院) 实验师, 主要研究方向为智慧教育和智慧网络。