



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于改进型白鲸算法的RFID网络规划

陈奕君, 郑嘉利, 李芷芊, 张江波, 朱兴洪

引用本文

陈奕君, 郑嘉利, 李芷芊, 张江波, 朱兴洪. [基于改进型白鲸算法的RFID网络规划](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(3): 317-325.

CHEN Yijun, ZHENG Jiali, LI Zhiqian, ZHANG Jiangbo, ZHU Xinghong. [Improved Beluga Whale Optimization for RFID Network Planning](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(3): 317-325.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于RSSI序列特性的RFID多标签相对定位方法](#)

RFID Multi-tag Relative Location Method Based on RSSI Sequence Features

计算机科学, 2023, 50(11): 296-305. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300165>

[融合麻雀搜索和随机差分的双向学习平衡优化器算法](#)

Bidirectional Learning Equilibrium Optimizer Combining Sparrow Search and Random Difference

计算机科学, 2023, 50(11): 248-258. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221100143>

[基于深度学习的超高频标签识别系统](#)

Tag Identification for UHF RFID Systems Based on Deep Learning

计算机科学, 2023, 50(6A): 220200151-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200151>

[基于双样本学习与单维搜索改进的精英麻雀搜索算法](#)

Improved Elite Sparrow Search Algorithm Based on Double Sample Learning and Single-dimensional Search

计算机科学, 2023, 50(2): 317-323. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211100162>

[基于动态机器学习的信用评估模型](#)

Credit Evaluation Model Based on Dynamic Machine Learning

计算机科学, 2023, 50(1): 59-68. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800191>

基于改进型白鲸算法的 RFID 网络规划

陈奕君^{1,2} 郑嘉利^{1,2} 李芷芊^{1,2} 张江波^{1,2} 朱兴洪¹

1 广西大学计算机与电子信息学院 南宁 530004

2 广西多媒体通信与网络技术重点实验室 南宁 530004

(moleelz@163.com)

摘要 随着射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)技术的发展,人们对其应用的要求越来越高,在阅读器部署方面的研究也逐渐深入。为了解决规定区域内 RFID 阅读器位置规划问题,在划定的区域内,以标签覆盖率、阅读器间的碰撞干扰、负载均衡为目标来建立数学优化模型,在白鲸算法的基础上提出了一种改进型白鲸算法。首先,针对标准白鲸算法存在易陷入局部最优、丢失次优解的缺陷,提出了一种更新精英群体机制;其次,为了增强算法的探索能力,加入了反向学习策略;最后,运用该算法来解决 RFID 网络规划问题。通过在一定环境中放置不同数量集群和随机分布的标签,将改进型白鲸算法与粒子群算法、灰狼算法和标准白鲸算法进行对比。仿真结果表明,在相同环境下,改进型白鲸算法的性能相比粒子群算法平均提高了 21.1%,比灰狼算法提高了 28.5%,比白鲸算法提高了 3.3%,说明该算法相比其他 3 种算法在搜索精度上具有更好的性能,并通过阅读器优化部署测试,验证了该应用的有效性和可行性。

关键词: 射频识别;阅读器部署;白鲸算法;反向学习;网络规划

中图分类号 TP301.6

Improved Beluga Whale Optimization for RFID Network Planning

CHEN Yijun^{1,2}, ZHENG Jiali^{1,2}, LI Zhiqian^{1,2}, ZHANG Jiangbo^{1,2} and ZHU Xinghong¹

1 School of Computer, Electronics and Information, Guangxi University, Nanning 530004, China

2 Guangxi Key Laboratory of Multimedia Communications and Network Technology, Nanning 530004, China

Abstract With the development of radio frequency identification (RFID) technology, the demand for its application is getting higher and higher, and the research in reader deployment is gradually deepening. In order to solve the RFID reader location planning problem in the defined area, a mathematical optimization model is established with the objectives of tag coverage, collision interference between readers and load balancing in the delimited area, and an improved beluga whale optimization is proposed on the basis of the beluga whale optimization. Firstly, to address the shortcomings of the standard beluga whale optimization, which is easy to fall into the local optimum and lose the suboptimal solution, an update elite group mechanism is proposed. Secondly, to enhance the exploration capability of the algorithm, an opposition-based learning strategy is added. Finally, the algorithm is applied to solve the RFID network planning problem. By placing different numbers of clusters and randomly distributed tags in a certain environment, the improved beluga whale optimization is compared with the particle swarm algorithm, the gray wolf algorithm and the standard beluga whale optimization and the results are derived. Simulation results show that the performance of the improved beluga whale optimization improves on average 21.1% over the particle swarm optimization, 28.5% over the grey wolf optimizer, and 3.3% over the beluga whale optimization in the same environment, indicating that the algorithm has better performance than the other three algorithms in terms of search accuracy, then, the effectiveness and feasibility of the application are verified by reader optimization deployment tests.

Keywords RFID, Reader deployment, Beluga whale optimization, Opposition-based learning, Network planning

1 引言

如今,无线射频识别(Radio Frequency Identification,

RFID)技术作为物联网(Internet of Things, IoT)的关键技术^[1],在人类生产与生活中的应用越来越普遍,包括生产过程自动化控制、车辆自动识别^[2]、供应链管理、制造业等^[3]。

到稿日期:2023-03-03 返修日期:2023-05-24

基金项目:国家自然科学基金(62366004)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62366004).

通信作者:郑嘉利(zjl@gxu.edu.cn)

随着 RFID 技术的不断深入应用,人们对技术应用的要求越来越高,为追求更低成本、更高效的解决方案,RFID 网络规划问题应运而生。

RFID 网络规划问题的本质是阅读器的位置部署问题。RFID 系统主要由阅读器、标签和软件系统组成^[2],阅读器能识别一定范围内的标签,并将标签信息传送到软件系统供人们使用。RFID 网络规划问题指通过在一定空间内放置适量的阅读器并规划最优位置,使阅读器能覆盖周围标签并识别信息。然而,在日常应用中不能只考虑覆盖问题,还需考虑阅读器干扰、负载均衡、发射功率等问题,需要针对实际的问题建立相应的目标优化模型进行求解^[4]。因此,它是一个多目标优化^[5-6]的问题。

近年来,国内外学者大多采用群体智能优化算法来解决 RFID 网络规划问题。常见的应用于 RFID 阅读器部署问题的群体智能优化算法有粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[7]、烟花算法(Fireworks Algorithm, FWA)^[8]、灰狼算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)^[9]、遗传算法^[10](Genetic Algorithm, GA)等。Zhang 等^[11]针对萤火虫算法易陷入局部最优的问题,在算法中引入模拟退火机制,增强了萤火虫算法搜索到全局最优解的能力,提高了阅读器的覆盖率,减弱了阅读器间的干扰。Cao 等^[12]提出了一种基于 k 均值聚类和虚拟力的混合粒子群优化算法,通过 k -means 算法初始化阅读器的坐标,加入虚拟力调整位置,以分层的方式考虑 4 个目标,证明了该算法的优越性能。Quan 等^[13]在灰狼算法基础上做出改进,通过引用惯性常数策略和高斯算子变异来提高算法的有效性,提升 RFID 网络优化性能。Shi 等^[14]提出了两种有针对性策略的改进鸡群算法,一是通过增强鸡体内的单体湍流,运用一个二维贡献度向量来选择公鸡;二是将鸡群算法与灰狼算法混合并纠正母鸡运动的方向,在 RFID 阅读器优化部署上取得了不错的表现。Xie 等^[15]提出了一种基于维度交换变异的多目标蜉蝣优化算法来求解多目标 RFID 网络规划问题,利用模糊决策机制来选择最优解,增强了算法的多样性和收敛性。Zhang 等^[16]提出将麻雀搜索算法和蜉蝣算法相结合,在麻雀搜索算法中加入混沌映射和莱维飞行,并引入非线性惯性系数来平衡全局搜索和局部搜索的关系,最后将该改进算法运用于 RFID 阅读器规划中,证明其具有良好的规划性能、经济性和鲁棒性。Liu 等^[17]针对 RFID 网络规划问题,提出了一种基于分解的多目标自适应差分进化算法,实验证明该算法在覆盖范围、干扰、负载均衡、功耗等方面有一定的优越性。

白鲸算法(Beluga Whale Optimization, BWO)^[18]由 Zhong 等提出,其模拟了白鲸的行为,是一种较为新颖的群智能优化算法。它易于实现,可应用于车辆调度、特征选择、神经网络等领域,但仍存在易陷入局部最优的问题。对此,本文引入更新精英群体机制和反向学习策略,提出了一种改进型白鲸算法(Improved Beluga whale optimization, IBWO),一定程度上提高了种群多样性,避免了过早收敛的问题,提高了搜索精度,在 RFID 阅读器规划部署应用中取得了不错的效果。

2 RFID 网络规划问题的目标设计

本文将多目标优化问题框架应用到 RFID 网络规划问题

中,提出将标签覆盖率、阅读器干扰和负载平衡^[19]这 3 项指标作为解决问题的衡量标准。在阅读器位置规划中要满足 3 个目标:尽可能地覆盖更多的标签,减少阅读器干扰,阅读器应尽可能平均分布在标签之间。

2.1 标签覆盖率

标签覆盖率即在一定范围内能被阅读器所识别的标签数占总标签数的百分比。本文将阅读器识别发射范围定义为一个圆圈,以阅读器位置为圆心,标签在固定半径范围内即被识别。覆盖率可定义为 COV,其数学表达式为:

$$COV = \frac{\sum_{i=1}^n C_i}{n} \times 100\% \quad (1)$$

其中, n 为标签数, C_i 为第 i 个标签的被覆盖情况。当第 i 个标签没被任何阅读器识别时, C_i 为 0; 当标签至少被一个阅读器识别时, C_i 为 1。

2.2 阅读器间的碰撞干扰

在 RFID 网络规划中,往往会产生干扰。产生干扰的情况有两种,一种是同一个标签被不同阅读器识别所产生的干扰,另一种是两个阅读器识别范围产生相交的碰撞。为了获得更优秀的综合性能,减少产生的干扰,本文将考虑第二种干扰。当不同阅读器发射范围相交时,由于不同阅读器同时对其发射功率,功率间会产生干扰,从而影响对信息的准确识别,因此减少阅读器的碰撞也是非常重要的。阅读器碰撞可定义为 ITF,其数学表达式为:

$$ITF = \frac{\sum_{i=1}^m I_i - 1}{m} \quad (2)$$

$$I_i = \begin{cases} 0, & d(R_i, R_j) - 2r_i \geq 0 \\ 1, & d(R_i, R_j) - 2r_i < 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, I_i 表示阅读器的碰撞情况, m 为阅读器数量, $d(R_i, R_j)$ 为第 i 个阅读器和第 j 个阅读器中心的欧氏距离, r_i 为阅读器识别半径。当第 i 个阅读器的识别存在干扰时, I_i 为 1, 其余为 0。

2.3 负载均衡

为使阅读器布放时能尽可能均匀地存在于标签之间,从而提高阅读器的利用率,本文提出将负载均衡作为衡量指标之一。负载均衡可定义为 LOA,其数学表达式为:

$$LOA = \prod_{i=1}^m \frac{1}{K_i + 1} \quad (4)$$

其中, m 为阅读器数量, K_i 为第 i 个阅读器能读取的标签数。由于 K_i 有可能为 0, 故将 K_i 加 1。

3 改进型白鲸算法

3.1 原始白鲸算法描述

白鲸算法是一种新颖的算法,它模拟了白鲸的行为,根据迭代次数可分为探索、开发和鲸鱼坠落阶段^[18],针对不同更新的机制不一样,越到后面越容易进入开发阶段,一定程度上维护了种群的多样性和稳定性。

其中,白鲸算法中存在着两个重要参数,用于区分白鲸群体进入各个阶段的界限。它们的数学表达式为:

$$B_j = B_0 \times \left(1 - \frac{T}{2 \times T_{\max}}\right) \quad (5)$$

$$W_f = 0.1 - 0.05 \times \left(\frac{T}{T_{\max}} \right) \quad (6)$$

其中, B_0 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数, T 为当前迭代次数, T_{\max} 为总迭代次数。

当 $B_f > 0.5$ 时, 进入探索阶段; 否则进入开发阶段。当 $B_f < W_f$, 则进入鲸鱼坠落阶段。

在初期探索阶段, 白鲸个体根据维度的奇偶性来选择正弦或余弦更新机制, 通过选取周边随机的一只白鲸进行对比, 更新的位置反映了白鲸游泳时的同步或者镜像行为, 位置更新表达式如下:

$$\begin{cases} X_{i,j}^{T+1} = X_{r,p_1}^T + (X_{r,p_1}^T - X_{i,p_j}^T)(1+r_1)\sin(2\pi r_2), j = \text{even} \\ X_{i,j}^{T+1} = X_{r,p_j}^T + (X_{r,p_1}^T - X_{i,p_j}^T)(1+r_1)\cos(2\pi r_2), j = \text{odd} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $X_{i,j}^{T+1}$ 为第 i 头白鲸在第 j 维度上的新位置, r 为随机选择的白鲸, $p_j (j=1, 2, \dots, d)$ 为从 d 维度上选择的随机数, r_1 和 r_2 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。该阶段能提高初期种群的多样性。

在开发阶段, 白鲸可以合作觅食, 根据最优白鲸个体和附近白鲸个体的位置进行移动, 并引入莱维飞行^[20]策略捕获猎物, 加大全局收敛。位置更新表达式如下:

$$X_i^{T+1} = r_3 X_{\text{best}}^T - r_4 X_i^T + C_1 \cdot L_F \cdot (X_i^T - X_i^T) \quad (8)$$

$$C_1 = 2r_4 \times \left(1 - \frac{T}{T_{\max}} \right) \quad (9)$$

其中, X_{best}^T 为最佳白鲸位置, X_i^T 为随机白鲸当前位置, C_1 为随机跳跃强度, r_3 和 r_4 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数, L_F 为莱维飞行函数。

在鲸鱼坠落阶段, 在每次迭代中, 建立一个小程序使鲸鱼种群转移到其他地方或者被击落坠入深海, 此时将有一定的机会进行其他位置的勘探, 一定程度上避免了局部最优。位置更新表达式如下:

$$X_i^{T+1} = r_5 X_i^T - r_6 X_r^T + r_7 X_{\text{step}} \quad (10)$$

$$X_{\text{step}} = (u_b - l_b) \times e^{-\frac{C_2 T}{T_{\max}}} \quad (11)$$

$$C_2 = 2W_f \times n \quad (12)$$

其中, n 为种群大小, C_2 为步长因子, r_5, r_6, r_7 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

3.2 改进机制

在每次迭代过程中, 种群中的白鲸个体质量参差不齐, 根据原有的白鲸个体更新得到新个体并将更优个体留下, 此时原白鲸个体有可能比其他留下的新个体更优, 容易造成次优解的丢失。为解决这一问题, 本文引入更新精英群体机制, 以提高更新过程中种群的质量, 并提高搜索精度, 加快收敛。同时为改进算法的探索能力, 加入了反向学习策略, 以提高种群多样性^[21]。

(1) 更新精英群体

受 NSGA-II 算法^[22]的启发, 本文提出了一种更新精英群体机制。在白鲸群体进行了探索、开发阶段后, 不立刻进行淘汰, 得到父代和子代两个不同的种群。此时将父、子两代种群合并为一个群体, 对每个鲸鱼个体计算其适应度。接着根据它们的适应度进行排序, 择优选出一半的个体作为新种群

继续参与更新。具体过程如图 1 所示。

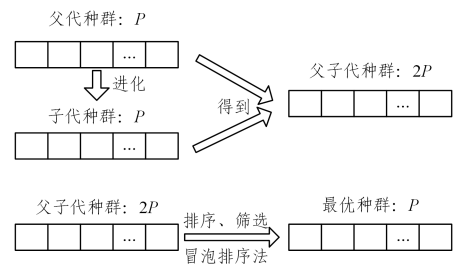


图 1 更新精英群体示意图

Fig. 1 Schematic diagram of updating elite groups

将父代种群通过一定的方式进化得到另一个群体, 即为子代种群。常规的做法是直接父代与子代种群相应位置上的个体进行比较, 择优选择留下当前位置的个体, 这样容易丢失次优解。更新精英群体是将父、子两代种群合并为一个种群, 此时种群内个体数目为 $2P$; 接着采用冒泡排序法, 根据排序来筛选出最优的 P 个个体组成新群体, 进入下一阶段。为更加直观地描述具体实现过程, 将通过伪代码来表示, 如算法 1 所示。

算法 1 Update elite groups

Input: $x = \{x_1, x_2, \dots, x_P\}$

Output: $x_{\text{best}} = \{x_{\text{best}1}, x_{\text{best}2}, \dots, x_{\text{best}P}\}$

1. Define the function $f(x)$.
2. Define the function $y = y(x)$ for position update in the algorithm.
3. Derive new population: $y = \{y_1, y_2, \dots, y_P\}$.
4. Combine population x and y , become new group: $xy = \{x_1, x_2, \dots, x_P, y_1, y_2, \dots, y_P\}$.
5. For ($i < 2P$)
6. For ($j < 2P - i$)
7. IF $f[xy(j)] > f[xy(j+1)]$
8. temp = $xy(j)$;
9. $xy(j) = xy(j+1)$;
10. $xy(j+1) = temp$;
11. end
12. $j = j + 1$;
13. end
14. $i = i + 1$;
15. end
16. Get the population: $x_{\text{best}} = \{x_{\text{best}1}, x_{\text{best}2}, \dots, x_{\text{best}2P}\}$.
17. Take the best half of the population: $x_{\text{best}} = \{x_{\text{best}1}, x_{\text{best}2}, \dots, x_{\text{best}P}\}$.

(2) 反向学习

基于反向学习 (Opposition-Based Learning, OBL) 是一个重要的数学概念, 它由 Tizhoosh 于 2005 年提出^[23], 主要是为了增强算法的整体搜索能力。OBL 可以为当前位置提供一个与之相反的位置, 从而探索出另一种可能性, 加大全局的勘探, 避免局部收敛。最后将两个位置个体的适应度作对比, 留下更优解。目前, 反向学习策略已经和许多智能优化算法结合应用^[24-26], 并取得了不错的效果。

在每次迭代的最后, 采用反向学习策略, 给当前白鲸个体一个新的机会去了解反向位置的适应度值, 能更好地完成

全局的勘探。其核心理念是得到改进的解,同时计算和评估一个候选解和反向解^[27],并选择最佳解作为下一代个体。反向解的数学表达式为:

$$X_i' = (ub + lb) \times \beta - X_i \quad (13)$$

其中, ub 和 lb 分别为搜索空间的上限和下限, β 为 0~1 的随机数。

3.3 改进型白鲸算法

相比白鲸算法,改进型白鲸算法能够保持良好的种群质量,提高收敛速度和搜索精度,进一步增强全局的勘探能力。改进型白鲸算法流程图如图 2 所示。其具体步骤如下:

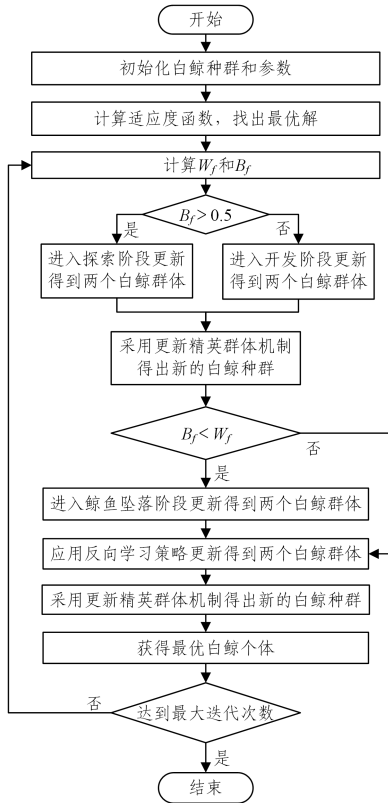


图 2 改进型白鲸算法流程图

Fig. 2 Flowchart of IBWO

(1) 初始化白鲸的种群和参数; 最大迭代次数 T_{max} 、阅读器数量 m 、标签数量 n 、阅读器识别半径 r_i 。

(2) 对白鲸个体进行适应度计算, 对比得出拥有最小值的白鲸, 即为当前最优白鲸个体。

(3) 利用当前迭代次数来计算 W_f 和 B_f 的值。若 B_f 的值大于 0.5, 转至步骤(4); 否则转至步骤(5)。

(4) 进入探索阶段: 探索阶段是由白鲸的对游来决定的。根据白鲸个体中维度的奇偶性来更新位置信息, 提高初期种群的多样性。此阶段可得到另一个白鲸种群, 当前存在父、子两代白鲸种群。接着转至步骤(6)。

(5) 进入开发阶段: 开发阶段的位置更新公式中引入了莱维飞行, 加强了收敛性。此阶段可得到另一个白鲸种群, 当前存在父、子两代白鲸种群。

(6) 采用更新精英群体机制得到新的白鲸种群。

(7) 对比当前 B_f 和 W_f 的大小。若 B_f 小于 W_f , 转至

步骤(8); 否则转至步骤(9)。

(8) 进入鲸鱼坠落阶段: 运用鲸鱼坠落阶段的位置更新公式来逐个更新白鲸个体, 若新更新的个体比原个体更优, 则用其替代原个体。此阶段可得到一个全新的白鲸种群。

(9) 对当前白鲸种群中的个体进行反向学习, 得到另一个白鲸种群, 此时存在两个白鲸种群。采用更新精英群体机制得到新的白鲸种群。

(10) 在白鲸种群中获得最优白鲸个体。

(11) 判断是否达到迭代次数, 若达到次数, 输出结果, 否则转至步骤(3)继续循环计算。

4 改进型白鲸算法在 RFID 网络规划中的应用

本文将改进型白鲸算法运用于 RFID 网络规划中, 白鲸个体中含有阅读器的位置信息。

在一个规定的区域内放置一定数量的标签和阅读器, 对阅读器的位置进行合理的规划, 以得出最优的规划方案。这就需要对区域内每个阅读器的位置进行编码, 以获得每个阅读器的位置信息。

首先对模型进行初始化, 令白鲸群体为 P , 群体数量为 p 。随机初始化后的数学表达式如下:

$$P = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1d} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{p1} & x_{p2} & \cdots & x_{pd} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中, x_{11} 为群体中第 1 个白鲸在第 1 个维度的位置, 即表示第 1 个解决方案中的第 1 个阅读器的位置。

接着, 对群体中的白鲸个体计算其适应度值, 即为计算每个解决方案中的适应度值, 构建适应度矩阵, 装载计算得到的每个白鲸个体的不同维度的适应度值, 结构如下:

$$Fitness = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_p \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中, f_1 为第 1 种阅读器位置摆放方案所计算出的适应度值。

适应度计算包括覆盖率、干扰碰撞和负载均衡, 由式(1)+式(4)实现。由于只有覆盖率值是极大, 其他都是极小, 因此做成同向向量, 以便计算。为了使目标方向相同, 达到优化的目的, 用 f_c, f_l, f_L 分别表示 COV, ITF, LOA 的值, 令:

$$f_c = -COV \quad (16)$$

$$f_l = ITF \quad (17)$$

$$f_L = LOA \quad (18)$$

运用线性加权法, 将阅读器部署的最优解表示为:

$$\text{Min } f = \omega_1 f_c + \omega_2 f_l + \omega_3 f_L \quad (19)$$

其中, $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 为各目标的加权系数, 数值可根据人们的偏好和不同需求去设置。

此后, 随着改进白鲸算法的一次次更迭, 较差的个体解决方案将会被淘汰掉, 同时产生新的个体, 通过将新的个体中阅读器的位置信息代入适应度值的运算, 得出新的适应度值并与其他个体进行比较, 优胜劣汰, 直到迭代结束, 最终得出

一个最佳的阅读器位置规划方案。最优的方案使阅读器能识别更多的标签、尽可能地减少阅读器间的干扰、最大程度避免分布不均匀。改进型白鲸算法在 RFID 网络规划中的应用流程如图 3 所示。

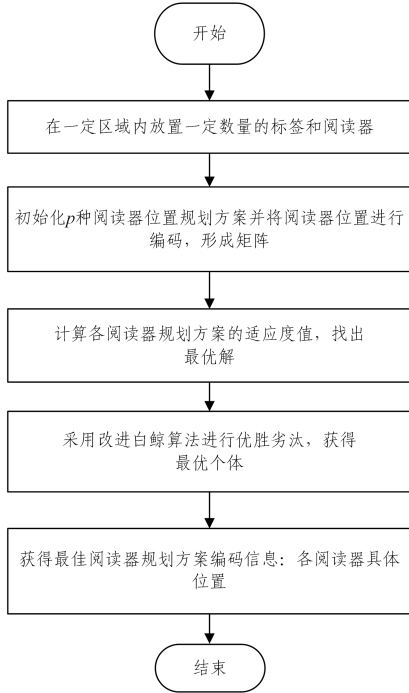


图 3 改进型白鲸算法在 RFID 网络规划中的应用流程图

Fig. 3 Flowchart of IBWO in RFID network planning

通过计算白鲸个体的适应度来得出最优个体,从而得到最优的阅读器位置部署方案。改进型白鲸算法相比白鲸算法,能够保持良好的种群质量,提高收敛速度和搜索精度,进一步加强全局的勘探能力。

5 实验与分析

5.1 实验设置环境

本文采用 MATLAB_2018a 来对 RFID 网络规进行仿真。实验环境网格为 $25\text{ m} \times 25\text{ m}$;阅读器数量 m 可为 4, 5, 6; 标签数量 n 可设置为 50, 80, 100; 阅读器识别半径 r_i 为 3.96 m; 种群数量 P 为 30; 迭代次数 T_{max} 为 200; 加权系数 $\omega_1 = 0.7; \omega_2 = 0.2, \omega_3 = 0.1$ 。由于此时适应度值为负数,为便于比较,将适应度值 f 取为其相反数 $-f$, $-f$ 越大、覆盖率越大、干扰越小,负载均衡值越小说明效果越好,被阅读器识别到的标签为绿色,未被识别的标签为蓝色。为避免偶然性,本文实验将进行 30 次,选取平均值和最优值加以比较。

5.2 集群分布实验结果及分析

为验证本文提出的改进型白鲸算法对 RFID 网络规划的效果,在第一阶段,本文将在不同标签数量下运行该算法,验证在集群标签数为 50, 80, 100 时的 RFID 网络规划效果,通过放置 5 个阅读器,将本文算法与 PSO 粒子群算法、GWO 灰狼算法、BWO 白鲸算法进行比较,得到的结果如图 4 和表 1 所示。

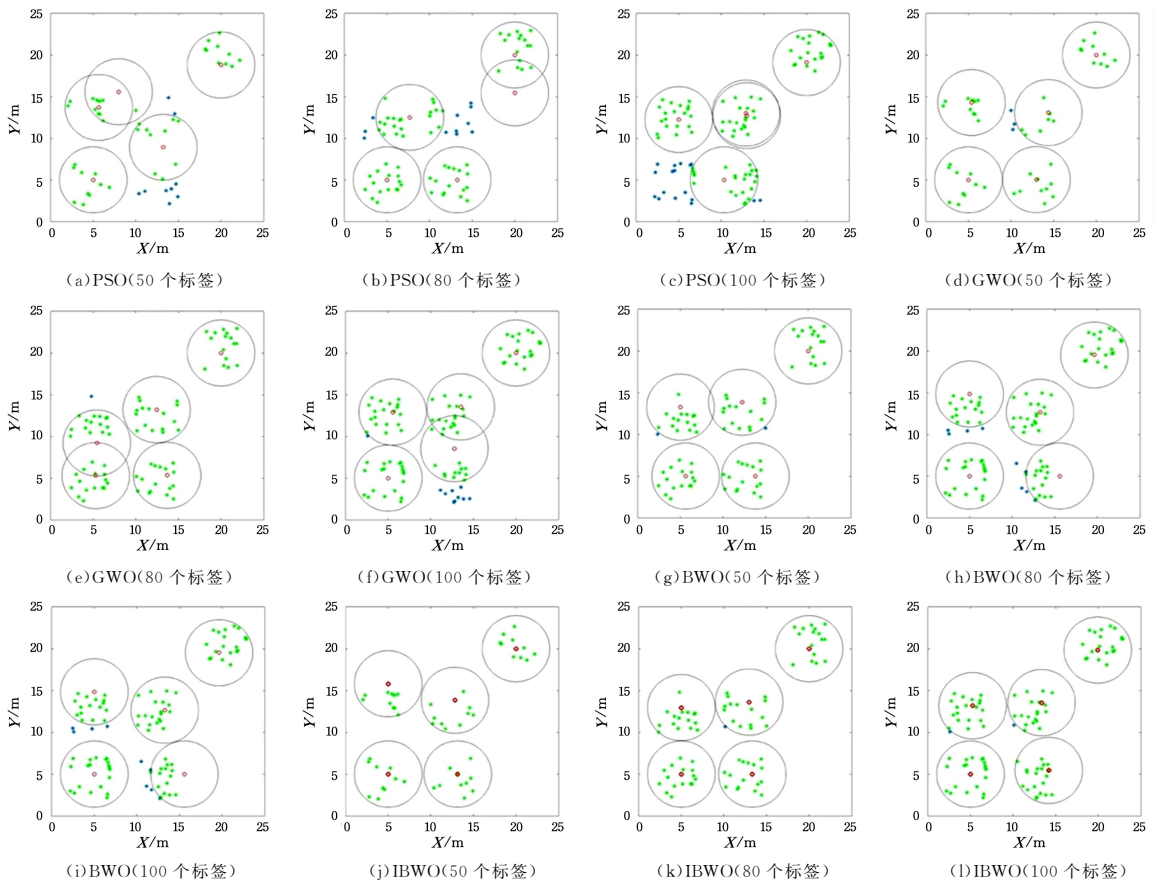


图 4 集群分布的 50,80,100 个标签在 4 种算法下的阅读器规划结果

Fig. 4 Reader planning results for cluster distribution of four algorithms with 50,80,100 tags

表1 集群分布的50,80,100个标签在4种算法下的运算结果

Table 1 Results for cluster distribution of four algorithms with 50,80,100 tags

算法	阅读器数量	标签数量	最佳适应度	平均适应度	最佳覆盖率	平均覆盖率	最佳干扰值	平均干扰值	最佳负载均衡	平均负载均衡
PSO	5	50	0.699	0.571	1.00	0.91	0.00	0.32	4.88×10^{-6}	5.71×10^{-6}
		80	0.691	0.559	0.98	0.83	0.00	0.12	7.48×10^{-7}	7.73×10^{-6}
		100	0.679	0.545	0.97	0.85	0.00	0.28	2.84×10^{-7}	3.63×10^{-7}
GWO	5	50	0.619	0.504	1.00	0.87	0.40	0.52	4.88×10^{-6}	6.45×10^{-6}
		80	0.682	0.566	1.00	0.90	0.00	0.32	6.30×10^{-7}	7.57×10^{-7}
		100	0.623	0.512	0.92	0.84	0.00	0.40	2.71×10^{-7}	3.34×10^{-7}
BWO	5	50	0.699	0.660	1.00	0.96	0.00	0.08	6.21×10^{-6}	7.57×10^{-6}
		80	0.682	0.665	1.00	0.96	0.00	0.04	7.38×10^{-7}	8.57×10^{-7}
		100	0.679	0.639	0.97	0.93	0.00	0.08	2.84×10^{-7}	3.53×10^{-7}
IBWO	5	50	0.699	0.685	1.00	0.98	0.00	0.02	6.21×10^{-6}	6.86×10^{-6}
		80	0.700	0.679	1.00	0.97	0.00	0.00	7.04×10^{-7}	8.17×10^{-7}
		100	0.693	0.664	0.99	0.95	0.00	0.02	2.57×10^{-7}	3.19×10^{-7}

如图4(j)~图4(l)所示,在50,80,100个标签的情况下,采用IBWO改进型白鲸算法的RFID阅读器规划位置均能覆盖最多的标签,且不存在阅读器的干扰情况。如表1所列,设置50~100个标签,IBWO算法最多能覆盖99%以上的标签,平均也能覆盖95%以上的标签,而PSO算法平均能覆盖83%的标签,GWO算法平均覆盖84%的标签,BWO算法平均覆盖93%的标签,它们的覆盖度均不如IBWO算法。在阅读器的干扰方面,虽然4种算法在不同标签数时最优几乎都能达到0干扰,但是在运行多次过程中存在个别干扰的情况,在平均干扰数值上,IBWO在相同标签下其干扰数值比其他3种算法要小。另外,IBWO的适应度均优于其他3种算法,说明IBWO算法有一定的优越性,可以覆盖更多的标签,干扰较少,阅读器利用率较高,满足了RFID的识别要求,证

明了该改进算法的有效性和实用性,但存在标签集群分布考虑不够周全、标签分布较集中的问题。为了更加贴近实际场景,我们还需要进行下一步更复杂的实验,将得到的结果进行对比分析。

5.3 随机分布实验结果及分析

为进一步对IBWO算法进行比较分析,第二阶段,网络中设置随机分散分布的100个标签,并将IBWO算法与PSO粒子群算法、GWO灰狼算法、BWO白鲸算法在相同环境下进行标签覆盖率、阅读器碰撞、负载均衡的比较,通过放置4,5,6个阅读器,来对100个标签的识别情况进行比较,放置不同阅读器时的比较结果如图5所示,适应度指标随迭代次数的变化如图6所示,最终结果如表2所列。

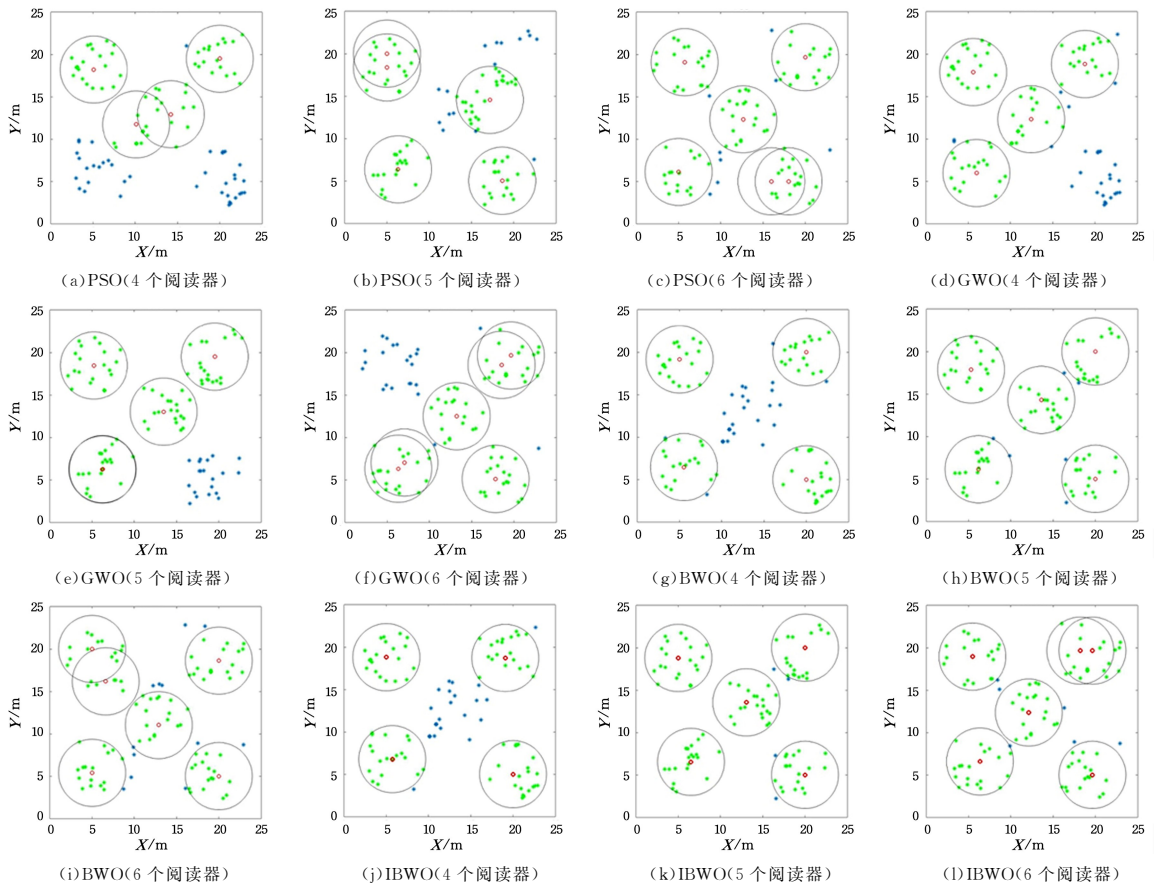


图5 随机分布的100个标签在4种算法下运用4,5,6个阅读器规划结果

Fig. 5 Planning results for randomly distributed 100 tags of four algorithms by applying 4, 5 and 6 readers

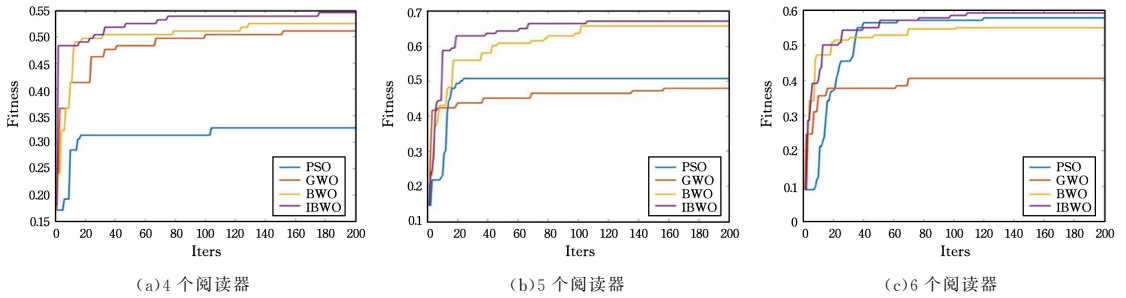


图 6 随机分布的 100 个标签在 4 种算法下的指标变化

Fig. 6 Variation of metrics of four algorithms with 100 randomly distributed tags

表 2 随机分布的 100 个标签在 4 种算法下的运算结果

Table 2 Results of four algorithms with 100 randomly distributed tags

算法	阅读器数量	标签数量	最佳适应度	平均适应度	最佳覆盖率	平均覆盖率	最佳干扰值	平均干扰值	最佳负载均衡	平均负载均衡
PSO	100	4	0.539	0.538	0.77	0.76	0.00	0.000	5.95×10^{-6}	5.98×10^{-6}
		5	0.466	0.451	0.78	0.76	0.40	0.400	3.72×10^{-7}	4.53×10^{-6}
		6	0.616	0.442	0.88	0.79	0.00	0.567	1.42×10^{-8}	4.78×10^{-8}
GWO	100	4	0.546	0.526	0.78	0.75	0.00	0.000	5.67×10^{-6}	6.59×10^{-6}
		5	0.602	0.465	0.86	0.76	0.00	0.320	3.48×10^{-7}	5.98×10^{-7}
		6	0.584	0.511	0.93	0.85	0.33	0.430	1.49×10^{-8}	2.09×10^{-8}
BWO	100	4	0.539	0.535	0.77	0.76	0.00	0.000	5.95×10^{-6}	6.15×10^{-6}
		5	0.630	0.616	0.90	0.88	0.00	0.000	4.12×10^{-7}	4.59×10^{-7}
		6	0.612	0.598	0.97	0.95	0.33	0.330	2.02×10^{-6}	2.67×10^{-8}
IBWO	100	4	0.546	0.543	0.78	0.77	0.00	0.000	5.67×10^{-6}	5.78×10^{-6}
		5	0.658	0.635	0.98	0.91	0.00	0.000	3.30×10^{-7}	3.95×10^{-7}
		6	0.619	0.608	0.98	0.96	0.33	0.330	1.57×10^{-8}	2.20×10^{-8}

如图 5(b)、图 5(e)、图 5(h)、图 5(k) 所示,在分布了同样的 100 个标签下,利用同样的 5 个阅读器,PSO 共覆盖了 84 个标签且阅读器存在干扰,阅读器利用不够均衡;GWO 覆盖了 80 个标签且阅读器存在一定的干扰;BWO 覆盖了 94 个标签;IBWO 覆盖了 96 个标签。同样的放置 4 个和 6 个阅读器,相比 PSO,GWO,BWO 算法,运用 IBWO 算法来规划阅读器位置的效果更好,说明反向学习机制能勘探到更大范围,搜寻到更优解。如表 2 所列,进行多次运算后,放置相同数量阅读器,IBWO 拥有着最好的适应度、最大的覆盖率,且运算的最优值只需要 5 个阅读器就能达到 98% 的覆盖率,阅读器之间的干扰相对较小,阅读器利用率较高。综合来说,在此次 RFID 阅读器网络规划中,IBWO 比 PSO,GWO 和 BWO 这 3 种算法更优。如图 6 所示,算法迭代到 80 次左右时,IBWO 已经收敛到稳定值,并且适应度已经优于其他 3 种算法,证明了 IBWO 中更新精英群体机制的优越性能,更容易向最优值靠近。结果表明,IBWO 提高了算法的搜索精度。

由第二阶段的实验可以看出,在一定环境内存在 100 个随机分布的标签,运用 IBWO 算法,摆放 5 个阅读器已经达到最佳适应度,覆盖率最高能达到 98% 以上,平均能覆盖 91% 的标签,一定程度上满足了 RFID 阅读器网络规划的要求。由于摆放 6 个阅读器会增加碰撞,造成适应度值的优越性减弱,因此并不是阅读器放置越多效果就越好。由表 2 中的数据可以得出,IBWO 的性能平均比 PSO 提高 27.7%,比 GWO 提高 19.5%,比 BWO 提高 2.1%。实验证明该算法相比其他 3 种算法在搜索精度上具有更好的性能,验证了其优越性和有效性。

5.4 RFID 阅读器优化部署实验测试

为进一步直观展示改进型白鲸算法对 RFID 网络规划的

有效性和实用性,本节在现实中布置了一个 $5\text{m} \times 6\text{m}$ 的真实实验环境,部署 4 个 RFID 阅读器和 4000 个标签,阅读器识别半径设置为 2m,阅读器天线采用 $255\text{mm} \times 255\text{mm} \times 45\text{mm}$ 的 50Ω 标准阻抗的 $840 \sim 960\text{MHz}$ 内嵌式超高频 RFID 圆极化天线,增益为 8dBi,阅读器主板、天线如图 7 所示。为测试标签分布集群性和随机性的要求,将在实验区域内随机选择布放 20 个小区域,每个区域内放入 200 个标签,实验环境搭建平面图如图 8 所示。

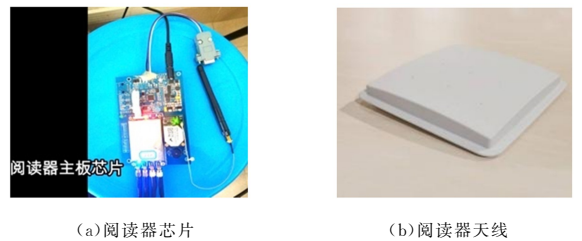


图 7 阅读器实物图

Fig. 7 Physical picture of the reader

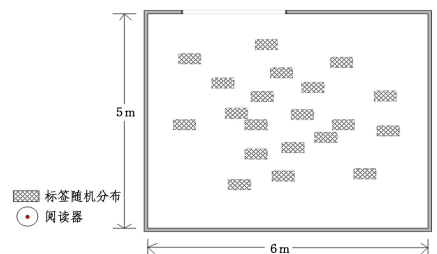


图 8 实验环境搭建平面图

Fig. 8 Experimental environment construction layout

在系统中经过改进白鲸算法的运算,得到的阅读器规划

位置结果如图 9 所示,实际测试结果如图 10 所示。由测试结果可以看出,本次 4000 个标签中共检测出 3996 个标签,识别率达到 99.9%。

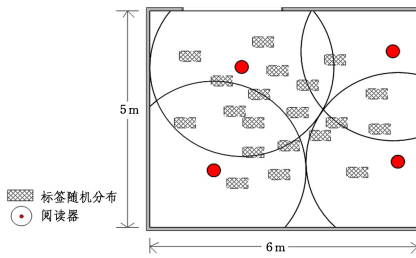


图 9 阅读器规划结果

Fig. 9 Readers planning results

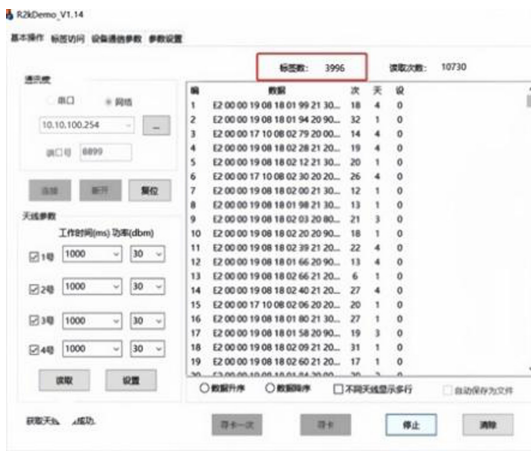


图 10 实际结果

Fig. 10 Actual result

由于空间有限,阅读器之间的干扰比较明显,但总的来说,改进型白鲸算法在 RFID 网络规划中具有一定的实效性。

结束语 本文提出了一种改进型白鲸算法 IBWO, 针对将 BWO 运用于 RFID 网络规划中存在的种群质量不佳、次优解丢失的问题, 引入了更新精英群体策略, 更新优化每次迭代的种群, 在一定程度上也加快了收敛。同时, 为提高种群多样性, 加大搜索力度, 引入了反向学习机制, 增大搜索范围, 提高搜索精度。通过对比其他 3 种算法在 RFID 网络规划中的应用效果可以得出, IBWO 的确能提高 RFID 网络规划的能力, 展现了更好的规划性能, 实际实验也证明了 IBWO 算法的有效性。

由于本文仅将 RFID 网络规划考虑在相对简单的环境中, 在许多场景中缺乏实际应用的意义, 后续将着眼于算法在更复杂、更符合实际环境的 RFID 网络优化中的应用研究。

参考文献

[1] MA L, HU K, ZHU Y, et al. Cooperative Artificial Bee Colony Algorithm for Multi-objective RFID Network Planning [J]. Journal of Network and Computer Applications, 2014, 42(6): 143-162.

[2] CHENG P, SU J P. Research and Application of RFID Square Vehicle Positioning system [J]. Knitting Industry, 2018(12): 6-10.

[3] YANG C Y, WANG X Y, MAO S W. RFID Tag Localization With a Sparse Tag Array [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(18): 16976-16989.

[4] FAN Q, WU S, ZHOU X, et al. A Genetic Algorithm Based on Auxiliary-Individual-Directed Crossover for Internet-of-Things Applications [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(7): 5518-5530.

[5] GUAN Q, LIU Y, YANG Y, et al. Genetic Approach for Network Planning in the RFID Systems [C] // International Conference on Intelligent Systems Design & Applications. IEEE Computer Society, 2006: 897-903.

[6] LIU H L, CHEN L, DEB K, et al. Investigating the Effect of Imbalance Between Convergence and Diversity in Evolutionary Multi-objective Algorithms [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 21(3): 408-425.

[7] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization [C] // Proceedings of IEEE International Conference Neural Network, 4th Perth, WA, Australia, 2002: 1942-1948.

[8] LI J, TAN Y. A Comprehensive Review of the Fireworks Algorithm [J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2019, 52(6): 1-28.

[9] MIRJALILI M, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey Wolf Optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(3): 46-61.

[10] CORUS D, OLIVETO P S. Standard Steady State Genetic Algorithms Can Hillclimb Faster Than Mutation-Only Evolutionary Algorithms [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2018, 22(5): 720-732.

[11] ZHANG R, GUO Y, HUANG S H, et al. 3D RFID Network Optimization Based on Improved Fire-fly Algorithm [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(10): 2731-2735, 2772.

[12] CAO Y, LIU J, XU Z. A Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm for RFID Network Planning [J]. Soft Computing, 2021(25), 5747-5761.

[13] QUAN Y X, ZHENG J L, LUO W C, et al. RF-ID Network Planning Based on Improved Gray Wolf Algorithm [J]. Computer Science, 2021, 48(1): 253-257.

[14] SHI W G, WANG W, YU Y, et al. Optimal Deployment of Phased Array Antennas for RFID Network Planning Based on an Improved Chicken Swarm Optimization [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(19): 14572-14588.

[15] XIE X D, ZHENG J L, FENG M Y, et al. Multi-Objective Mayfly Optimization Algorithm Based on Dimensional Swap Variation for RFID Network Planning [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(7): 7311-7323.

[16] ZHANG J B, ZHENG J L, XIE X D, et al. Mayfly Sparrow Search Hybrid Algorithm for RFID Network Planning [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(16): 16673-16686.

[17] LIU J H, LIU J. A Decomposition-based Multi-objective Self-adaptive Differential Evolution Algorithm for RFID Network Planning [C] // 2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE, 2020: 1-7.

[18] ZHONG C T, LI G, MENG Z. Beluga Whale Optimization: A Novel Nature-Inspired Metaheuristic Algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 251(109215): 1-23.

- [19] XIE X D,ZHENG J L,LIN Z H, et al. Random Mating Mayfly Algorithm for RFID Network Planning[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications,2022,29(5): 40-50.
- [20] WANG Q X, GUO X B. Particle Swam Optim-ization Algorithm Based on Levy Flight[J]. Computer Application Research,2016, 33(9):2588-2591.
- [21] LIU L,FU S C,HUANG H X. Grey Wolf Opti-mization Algo-rithm Based on Drunkard's Walk and Reverse Learning[J]. Computer Engineering and Science,2021,43(9):1558-1566.
- [22] DEB,K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A Fast and Elitist Multi-Objective Genetic Algorithm; NSGA-II[J]. IEEE Tran-sactions on Evolutionary Computation,2002,6(2):182-197.
- [23] TIZHOOSH H R. Opposition-Based Learning: A New Scheme for Machine Intelligence[C]//International Conference on Com-putational Intelligence for Modeling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Tech-nologies and Internet Commerce, 2005:695-701.
- [24] WANG H,WU Z,RAHNAMAYAN S, et al. Enhancing Partic-le Swarm Optimization Using Generalized Opposition-Based Learning[J]. Information Sciences,2011,181(20):4699-4714.
- [25] SHARMA H,BANSAL J C,ARYA K V. Opposition Based Lévy Flight Artificial Bee Colony [J]. Memetic Computing, 2013,5(3):213-227.
- [26] CHEN J H,HU Y,RAO J L, et al. Optimal Power Flow Calcula-tion Based on Adaptive Opposition-based Learning Bald Eagle Search Algorithm [J]. Electrotechnical Materials, 2023(1): 85-93.
- [27] DUAN W,XU B. Constrained Differential Evolution Algorithm Based on Opposition-Based Learning and Feasibility Rule Cross-over[J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(10): 259-265,335.



CHEN Yijun, born in 1997, postgra-
duate. Her main interest is RFID net-
work planning.



ZHENG Jiali, born in 1979, professor.
His main research interests include In-
ternet of Things,RFID and artificial in-
telligence.

(责任编辑:杨雪敏)