

## 基于改进型蛇算法的RFID网络规划部署

李芷芊, 郑嘉利, 陈奕君, 张江波

引用本文

李芷芊, 郑嘉利, 陈奕君, 张江波. [基于改进型蛇算法的RFID网络规划部署](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(6): 375-383.

LI Zhiqian, ZHENG Jiali, CHEN Yijun, ZHANG Jiangbo. [Enhanced Snake Optimizer Based RFID Network Planning](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(6): 375-383.

---

## 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)

### [基于改进型白鲸算法的RFID网络规划](#)

Improved Beluga Whale Optimization for RFID Network Planning

计算机科学, 2024, 51(3): 317-325. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300019>

### [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>

### [基于改进型多目标樽海鞘群算法的RFID阅读器天线优化部署](#)

Optimized Deployment of RFID Reader Antenna Based on Improved Multi-objective Salp Swarm Algorithm

计算机科学, 2021, 48(9): 292-297. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200700167>

### [基于近端策略优化的RFID室内定位算法](#)

RFID Indoor Positioning Algorithm Based on Proximal Policy Optimization

计算机科学, 2021, 48(4): 274-281. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200300028>

### [基于改进型灰狼算法的RFID网络规划](#)

Improved Grey Wolf Optimizer for RFID Network Planning

计算机科学, 2021, 48(1): 253-257. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200200095>

# 基于改进型蛇算法的 RFID 网络规划部署

李芷芊 郑嘉利 陈奕君 张江波

广西大学计算机与电子信息学院 南宁 530004

广西多媒体通信与网络技术重点实验室 南宁 530004

(997726864@qq.com)

**摘要** 针对无线射频识别(RFID)网络规划的优化部署问题,提出一种基于 Circle 映射的嵌入正弦余弦算法和自适应阈值的改进型蛇算法(ESO)。在种群初始化阶段利用 Circle 混沌映射的均匀性和遍历性等特点,在局部搜索阶段和开发阶段分别引入正弦余弦算法(SCA)和自适应阈值等算法机制,弥补了蛇算法初始化过程不够均匀、容易陷入局部最优和收敛速度慢等缺点。在满足 100% 标签覆盖率、减少阅读器之间的碰撞干扰、实现阅读器的负载均衡,以及降低总的发射功率这 4 个目标的基础上,求解阅读器最佳的部署位置,将所提算法与粒子群算法(PSO)、灰狼算法(GWO)、樽海鞘算法(SSA)进行了对比分析。实验结果表明,改进型蛇算法在对 RFID 网络进行优化部署时寻优能力更强,对 RFID 网络部署的综合性能提升明显,在相同的实验条件下,ESO 的最佳适应度值比 PSO 提高了 28.1%,比 GWO 提高了 17.7%,比 SSA 提高了 22.9%,可以更有效地得出最优的 RFID 网络规划部署方案。

**关键词**:RFID 网络;蛇算法;Circle 映射;正弦余弦算法;自适应阈值;网络规划

**中图分类号** TP301.6

## Enhanced Snake Optimizer Based RFID Network Planning

LI Zhiqian, ZHENG Jiali, CHEN Yijun and ZHANG Jiangbo

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

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

**Abstract** Aiming at the optimal deployment of radio frequency identification(RFID) network planning, an enhanced snake optimizer based on the embedded sine cosine algorithm(SCA) and adaptive threshold is proposed. In the population initialization stage, taking advantage of the uniformity and ergodicity of the Circle chaotic map, the algorithm mechanisms such as sine cosine algorithm and adaptive threshold are introduced in the local search stage and the development stage, respectively, to get rid of the disadvantages of the snake optimizer such as uneven initialization process, easy to fall into local optimization and slow convergence speed. On the basis of meeting the four objectives of 100% label coverage, reducing the collision interference between readers and writers, achieving the load balance of readers and writers, and reducing the total transmission power, the optimal deployment location of readers is solved. Enhanced snake optimizer(ESO) is compared with particle swarm optimization(PSO), grey wolf optimizer(GWO), and salp swarm algorithm(SSA). Experimental results show that enhanced snake optimizer has a stronger ability to optimize the deployment of RFID network, and its overall performance is significantly improved. Under the same experimental conditions, the optimal fitness value of ESO is 28.1% higher than PSO, 17.7% higher than GWO, and 22.9% higher than SSA, which can more effectively obtain the optimal RFID network planning and deployment scheme.

**Keywords** RFID network, Snake optimizer, Circle chaotic map, Sine-Cosine algorithm, Adaptive threshold, Network planning

## 1 引言

近年来,我国物联网市场规模持续增长,行业应用探索将进一步纵深化<sup>[1]</sup>,即将迎来新一轮发展高潮。RFID 产业因为自身的技术优势,在物联网应用方面进入了快速发展通道。随着应用的环境趋于复杂化,提供更多的定制化 RFID 产品

和更加成熟的 RFID 解决方案来满足不同行业的应用需求变得越来越迫切。在 RFID 技术领域,提供一个 RFID 网络规划部署方案具有重要意义,而该问题在文中被称为射频识别网络规划问题<sup>[2]</sup>(RFID Network Planning Problem, RNP)。

RFID 系统在通俗意义上是由阅读器、标签、天线和计算机系统构成,标签和阅读器之间通过无线射频识别技术进行

到稿日期:2023-03-16 返修日期:2023-06-28

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)

非接触式的双向数据传输,标签的布局和阅读器的部署统称为 RFID 网络规划。RFID 网络具有异构、自组织、随机部署、多物体识别、可扩展性等特点,其需要具备在不同复杂环境下的适应功能<sup>[3-5]</sup>。通过配置适当的阅读器数量,提高阅读器在不同环境下的标签覆盖率并兼顾负载平衡,进而降低阅读器之间的干扰碰撞,达到节能降耗的目标,是 RFID 网络的多目标优化部署研究的关键意义所在。

近年来,越来越多的国内外学者将改进的群智能算法应用在 RFID 网络规划领域,进行了大量的研究,均取得了较好的实验成果。文献[6]提出了一种基于鲸鱼优化算法和模拟退火算法的全局-局部线性-非线性组合元启发式算法,在保证最大化标签覆盖率的同时,最小化了总成本、干扰、碰撞和功耗等指标。文献[7]提出了混合樽海鞘多目标优化算法,在算法中引入新的搜索机制和非支配排序方法,以加强其搜索能力,实现了对 RFID 网络的优良规划。文献[8]开发了一种用于规划 RFID 网络中阅读器位置的优化模型,集中考虑了标签覆盖率、阅读器的干扰、经济效率和负载均衡这 4 个指标,该文献所提算法通过构建分层交互拓扑和增强的动态更新方程,将单种群粒子群算法扩展到交互式多种群模型,被验证能够有效解决现实中的 RFID 网络复杂优化问题。文献[9]对布谷鸟算法进行了创新,在算法中引入自适应参数机制,以增强鲁棒性,并将其应用在 RFID 网络规划上,能够有效优化阅读器的规划部署,实验结果表明该算法对于解决实际应用中的 RNP 问题具有很高的可行性。文献[10]在灰狼算法中引入了高斯变异算子和惯性常量策略,在满足规定标签覆盖率、部署更少阅读器、避免信号干扰、消耗更少功率 4 个指标的基础上,验证了改性型灰狼算法应用在 RFID 网络规划中的优越性。

蛇算法(Snake Optimizer, SO)是由 Fatma A. Hashim 和 Abdelazim G. Hussien 于 2022 年提出的一种基于蛇行为模拟的算法,它模拟了蛇在自然界中觅食、战斗、交配、产卵等行为。该算法能高效地求解出目标函数的最优解,但存在前期收敛不平衡、容易早熟以及中后期搜索单调等缺点。对此,本文提出在初始化阶段引入圆形混沌映射进行初始化种群,在局部搜索阶段将公式替换为正弦余弦算法,以及引入自适应阈值优化战斗模式和交配模式的搜索概率,将其混合优化后称为改进型蛇算法(Enhanced Snake Optimizer, ESO)。为了验证改进型蛇算法在 RFID 网络规划应用中的可行性和优越性,将其与粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[11]</sup>、灰狼算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)<sup>[12]</sup>和樽海鞘算法(Salp Swarm Algorithm, SSA)<sup>[13]</sup>在 RNP 仿真实验中进行对比分析,实验结果验证了 ESO 算法能够成功应用在 RFID 网络规划上,并且在相同条件的实验环境下与 PSO, GWO, SSA 等算法相比,所提算法寻优精度最高,有效实现了阅读器最优部署、节能降耗的优越方案。

## 2 RFID 网络规划的目标设计

RFID 网络规划,是需要在工作区域内部署多个 RFID 阅读器,构成一个密集型的阅读器网络。在特定网络系统中,每个 RFID 阅读器分别对其识别区域内的电子标签进行读取,

并将读取到的标签数据发送到中央控制系统进行处理。由于密集型阅读器网络要做到对物理环境中的电子标签进行全覆盖,这其中就涉及电子标签的覆盖率和阅读器的覆盖均衡问题,同时,阅读器之间可能会发生识读区域相互重叠的情况<sup>[14]</sup>。

综上,RFID 网络规划是一个多目标的组合优化问题(Multi-Objective RFID Network Planning Problem, MORNP),其任务是同时对标签覆盖率、负载均衡、阅读器之间的干扰碰撞以及发射功率进行优化<sup>[15]</sup>。本文将 RFID 网络规划的目标设定为尽量满足百分之百的阅读器覆盖率,促使各阅读器读取总的标签数目趋于一致,避免阅读器之间的交叉干扰碰撞以及总的发射功率最低。

### 2.1 覆盖率

覆盖率是 RFID 网络规划中一项至关重要的指标,其直接影响 RFID 系统的性能,是本文研究的首要因素。通过判断标签是否位于阅读器的覆盖半径内,来确定其是否被阅读器读取。将标签的集合定义为  $S_t$ , 标签数量为  $n$ , 阅读器的集合定义为  $S_r$ , 阅读器数量为  $m$ 。  $f_c$  表示 RFID 阅读器覆盖率的性能指标,其表达式如下:

$$f_c = \sum_{t=1}^n \frac{C(t)}{n} \times 100\% \quad (1)$$

$$C(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } \exists r \in S_r, t \in S_t, d(r, t) \leq R_{\max} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $d(r, t)$  代表阅读器  $r$  到标签  $t$  的距离,  $R_{\max}$  代表阅读器  $r$  的最大半径。对任意标签  $t \in S_t$ , 若存在  $r \in S_r$ , 并且  $d(r, t) \leq R_{\max}$ , 则认为该标签已被覆盖。若标签  $t$  被覆盖, 则  $C(t) = 1$ , 否则  $C(t) = 0$ 。  $f_c$  的值越大, 证明覆盖率越高, 即提高了阅读器的利用率<sup>[16]</sup>。

### 2.2 干扰碰撞

当一个标签同时被多个阅读器覆盖, 这种情况称为阅读器发生了干扰碰撞。阅读器的干扰碰撞是 RFID 网络规划中的一项重要指标, 通过合理部署阅读器的位置, 减少其冲突碰撞, 能够有效优化 RFID 网络<sup>[17]</sup>。  $f_I$  表示 RFID 阅读器干扰碰撞率的性能指标, 其定义公式如下:

$$f_I = \sum_{t=1}^n \frac{I_t}{n} \quad (3)$$

$$I_t = \begin{cases} C_t - 1, & C_t > 1 \\ 0, & 0 \leq C_t \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $C_t$  为标签  $t$  被覆盖到的阅读器总数,  $I_t$  是用来计算被视为干扰源的阅读器数量。如果  $C_t > 1$ , 说明标签  $t$  被 2 个以上阅读器覆盖, 若选择其中 1 个作为与标签通信的阅读器, 那么其他阅读器被视为干扰源, 则  $I_t = C_t - 1$ ; 如果  $0 \leq C_t \leq 1$ , 即说明标签  $t$  被 1 个阅读器覆盖到或者没有阅读器覆盖到, 不存在干扰, 将  $I_t$  设置为 0。  $f_I$  的值越小, 证明阅读器的干扰碰撞率越低, 系统性能越优。

### 2.3 负载均衡

在 RFID 网络的实际应用中, 阅读器均匀地覆盖标签, 可以使得系统工作更稳定, 同时能减小功耗, 延长设备的使用寿命, 实现利用最大化<sup>[18]</sup>。为使每个阅读器所覆盖的标签数目尽量均等, 本文研究将该问题转化为数学问题求阅读器覆盖

标签数目的方差。 $f_L$ 表示总体方差,方差越小,其覆盖的数目越均等,计算式如下:

$$f_L = \frac{\sum_{r=1}^m (C_r - Avg(m))^2}{m} \quad (5)$$

$$Avg(m) = \frac{\sum_{r=1}^m C_r}{m} \quad (6)$$

其中, $C_r$ 为阅读器 $r$ 覆盖到的标签总数, $Avg(m)$ 为 $m$ 个阅读器平均覆盖到的标签总数。 $f_L$ 的值越小,证明阅读器所覆盖的标签数目越均衡。

#### 2.4 发射功率

网络规划在满足了既定标签的覆盖率、负载均衡和减少干扰碰撞的基础上,从节能降耗的角度来看,尽可能地减少阅读器的数量,降低总的发射功率,能够达到降低部署范围内总体消耗的目的<sup>[19]</sup>。定义发射功率的目标函数 $f_P$ 如下:

$$f_P = \sum_{r=1}^m P_r \quad (7)$$

其中, $P_r$ 为阅读器 $r$ 的发射功率,阅读器 $r$ 的检测半径和它的发射功率 $P_r$ 有关; $f_P$ 为RFID网络规划中 $m$ 个阅读器的发射功率总和。

### 3 改进型蛇算法的算法思想

蛇优化算法(SO)是一种新的元启发式算法,具有思路新颖、快速高效、容易实现等优点,模拟了蛇的觅食和繁殖行为,属于群体智能算法<sup>[20]</sup>。但其存在初始化过程不够均匀、容易陷入局部最优和收敛速度慢等缺点。针对上述不足,充分考虑RFID网络规划问题,本文设计了混合机制的改进型蛇算法。

#### 3.1 蛇优化算法的基本介绍

蛇优化算法的基本思想是,根据蛇在不同温度、食物的存量是否充足等环境因素下,将搜索过程分为全局探索、局部搜索、局部开发3个阶段,局部开发阶段包含战斗模式和交配模式2种模式。首先是蛇种群的初始化,在取值范围内随机生成,初始化公式如下:

$$X_i = X_{\min} + rand \times (X_{\max} - X_{\min}) \quad (8)$$

其中, $rand$ 是 $0 \sim 1$ 的随机数, $X_i$ 是种群中的个体,而 $X_{\min}$ 和 $X_{\max}$ 为优化问题取值范围的上、下边界。从蛇种群中找到食物位置 $X_{\text{food}}$ ,即全局最优个体,并得出适应度值 $f_{\text{food}}$ 。将种群平均分为雄性蛇组和雌性蛇组,计算式如下:

$$\begin{cases} N_m = \frac{N}{2} \\ N_f = N - N_m \end{cases} \quad (9)$$

其中, $N$ 为蛇种群个体数,即种群规模; $N_m$ 为雄性蛇个体数; $N_f$ 为雌性蛇个体数。下一步分别得出雄性蛇组和雌性蛇组中的最优个体,并得到最优雄性蛇个体的适应度值 $f_{\text{best},m}$ 和最优雌性蛇个体的适应度值 $f_{\text{best},f}$ 。

该算法将温度阈值设置为0.25,食物量阈值设置为0.6,温度 $Temp$ 和食物量 $Q$ 的计算式为:

$$\begin{cases} Temp = \exp\left(-\frac{t}{T}\right) \\ Q = c_1 * \exp\left(\frac{t-T}{T}\right) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $t$ 表示当前迭代次数, $T$ 表示最大迭代次数。 $c_1$ 是

常数,设置为0.5。

若 $Q < 0.25$ ,即无食物状态,蛇进入全局探索模式,雄性蛇和雌性蛇将通过选择任意随机位置来搜索食物,其位置更新公式分别如下:

$$X_{i,m}(t+1) = X_{\text{rand},m}(t) \pm c_2 \times A_m \times ((X_{\max} - X_{\min}) \times rand + X_{\min}) \quad (11)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{\text{rand},f}(t) \pm c_2 \times A_f \times ((X_{\max} - X_{\min}) \times rand + X_{\min}) \quad (12)$$

其中, $X_{i,m}$ 和 $X_{i,f}$ 为第 $i$ 条雄性蛇、第 $i$ 条雌性蛇的位置, $X_{\text{rand},m}$ 和 $X_{\text{rand},f}$ 分别为随机选择的雄性蛇与雌性蛇的位置, $rand$ 是 $0 \sim 1$ 的随机数。 $A_m$ 和 $A_f$ 分别为雄性蛇与雌性蛇找到食物的能力,计算式如下:

$$\begin{cases} A_m = \exp\left(\frac{-f_{\text{rand},m}}{f_{i,m}}\right) \\ A_f = \exp\left(\frac{-f_{\text{rand},f}}{f_{i,f}}\right) \end{cases} \quad (13)$$

其中, $f_{\text{rand},m}$ 为 $X_{\text{rand},m}$ 的适应度值, $f_{\text{rand},f}$ 为 $X_{\text{rand},f}$ 的适应度值,而 $f_{i,m}$ 为 $X_{i,m}$ 的适应度值, $f_{i,f}$ 为 $X_{i,f}$ 的适应度值。 $c_2$ 是常数,设置为0.05。

若 $Q \geq 0.25$ 且 $Temp > 0.6$ ,即模拟天气炎热环境,此时食物存在,蛇只会向食物移动,即向最优个体移动,这是局部搜索阶段,位置更新公式如下:

$$X_{i,j}(t+1) = X_{\text{food}} \pm c_3 \times Temp \times rand \times (X_{\text{food}} - X_{i,j}(t)) \quad (14)$$

其中, $X_{i,j}$ 为个体雄性蛇或雌性蛇的位置, $X_{\text{food}}$ 为最优个体的位置。 $c_3$ 是常数,设置为2。

若 $Q \geq 0.25$ 且 $Temp \leq 0.6$ ,进入局部开发阶段,此时蛇将处于战斗模式或交配模式。战斗模式和交配模式的比重分别设置为60%和40%。通过生成 $0 \sim 1$ 的随机数 $P$ ,与概率阈值0.6作比较来选择战斗或交配模式。

若 $P < 0.6$ ,蛇将处于战斗模式。战斗模式即每条雄性蛇都为了获得最好的雌性蛇而战,每条雌性蛇也都尝试选择最好的雄性蛇,位置更新公式如下:

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) \pm c_3 \times F_m \times rand \times (Q \times X_{\text{best},f} - X_{i,m}(t)) \quad (15)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) \pm c_3 \times F_f \times rand \times (Q \times X_{\text{best},m} - X_{i,f}(t)) \quad (16)$$

其中, $X_{i,m}$ 为第 $i$ 个雄性蛇的位置, $X_{i,f}$ 为第 $i$ 个雌性蛇的位置; $X_{\text{best},m}$ 为雄性蛇组中最优个体的位置, $X_{\text{best},f}$ 为雌性蛇组中最优个体的位置。 $F_m$ 为雄性蛇的战斗能力, $F_f$ 为雌性蛇的战斗能力,公式如下:

$$\begin{cases} F_m = \exp\left(\frac{-f_{\text{best},f}}{f_i}\right) \\ F_f = \exp\left(\frac{-f_{\text{best},m}}{f_i}\right) \end{cases} \quad (17)$$

其中, $f_{\text{best},m}$ 为雄性蛇组中最优个体的适应度值,而 $f_{\text{best},f}$ 为雌性蛇组中最优个体的适应度值, $f_i$ 为个体 $i$ 的适应度值。

若 $P \geq 0.6$ ,蛇将处于交配模式。交配模式下雄性蛇和雌性蛇进行一一配对,位置更新公式如下:

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 \times M_m \times rand \times (Q \times X_{i,f}(t) - X_{i,m}(t)) \quad (18)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 \times M_f \times rand \times (Q \times X_{i,m}(t) - X_{i,f}(t)) \quad (19)$$

其中,  $X_{i,m}$  为第  $i$  条雄性蛇的位置,  $X_{i,f}$  为第  $i$  条雌性蛇的位置。  $M_m$  和  $M_f$  分别表示雄性蛇和雌性蛇的交配能力, 计算式如下:

$$\begin{cases} M_m = \exp\left(\frac{-f_{i,t}}{f_{i,m}}\right) \\ M_f = \exp\left(\frac{-f_{i,m}}{f_{i,f}}\right) \end{cases} \quad (20)$$

其中,  $f_{i,m}$  为第  $i$  条雄性蛇的适应度值;  $f_{i,f}$  为第  $i$  条雌性蛇的适应度值。雌性蛇开始在巢穴或洞穴中产卵, 如果卵孵化成功, 就选择并替换掉最差的雄性蛇和雌性蛇, 位置更新公式如下:

$$\begin{cases} X_{\text{worst},m} = X_{\min} + rand \times (X_{\max} - X_{\min}) \\ X_{\text{worst},f} = X_{\min} + rand \times (X_{\max} - X_{\min}) \end{cases} \quad (21)$$

其中,  $X_{\text{worst},m}$  为雄性蛇组中的最差个体; 而  $X_{\text{worst},f}$  为雌性蛇组中的最差个体。以上为完整的蛇算法, 可以看出蛇算法是基于双种群的, 双种群相互利用种群内和种群间的信息进行搜索, 兼顾探索和开发, 最终实现种群的进化。

### 3.2 Circle 混沌初始化策略

蛇算法对种群进行初始化时, 采用的是随机生成的方式, 这种方式会使初始种群的位置分布不均匀, 从而影响后期的迭代寻优。混沌是在非线性动力系统中发现的一种确定性的、随机的、非周期的、非收敛的方法<sup>[21]</sup>, 可以看作是随机的来源, 其主要思想是利用混沌运动的随机性、遍历性和规律性等特点来提高算法的性能<sup>[22]</sup>。目前在优化算法领域存在多种不同的混沌映射, 主要有 Logistic 映射、Tent 映射、Circle 映射等。研究表明, Logistic 映射遍历的不均匀性, 通常会导致算法的收敛速度较慢, 影响算法效率; Tent 映射容易在小循环周期和不动点上出现问题<sup>[23-24]</sup>。文献<sup>[25]</sup>中提到, 相较于 Logistic 映射和 Tent 映射, Circle 映射在种群的非边缘范围内分布更加稳定且具有均匀性, 能够有效改善边缘聚集情况。因此本文采用 Circle 映射来产生分布更加均匀的种群, 增加蛇种群位置的多样性, 一定程度上能够改善算法易陷入局部最优的问题, 从而提高解的质量, Circle 映射定义如下:

$$x_{i+1} = \text{mod}\left(x_i + 0.2 - \left(\frac{0.5}{2\pi}\right) \sin(2\pi x_i), 1\right) \quad (22)$$

其中,  $i$  表示混沌映射的迭代次数,  $x_i$  代表迭代序列值。

### 3.3 融合正弦余弦算法的局部搜索策略

蛇算法在局部搜索阶段中, 由于食物充足, 蛇种群的雌雄个体均向食物靠近, 在小范围内搜索, 这样容易陷入局部最优。而正弦余弦算法(Sine Cosine Algorithm, SCA)具有较强的全局探测能力和局部开发能力, 因此在蛇算法的局部搜索阶段中融入正弦余弦算法机制, 可以使局部搜索过程中少量的蛇种群个体得到充分利用, 并且指引所有蛇种群个体向目标位置移动, 增强算法的局部开发能力<sup>[26]</sup>。

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t + r_1 \cdot \sin r_2 \cdot |r_3 P_i^t - X_i^t|, & r_4 < 0.5 \\ X_i^t + r_1 \cdot \cos r_2 \cdot |r_3 P_i^t - X_i^t|, & r_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (23)$$

其中,  $X_i^t$  是当前个体的第  $i$  维第  $t$  次迭代的位置;  $r_2$  为  $0 \sim 2\pi$  的随机数;  $r_3$  为  $0 \sim 2$  的随机数;  $r_4$  为  $0 \sim 1$  的随机数,  $P_i^t$  表示在  $t$  次迭代时最优个体位置变量的第  $i$  维的位置。

$$r_1 = a - t \cdot \frac{a}{T} \quad (24)$$

其中,  $a$  是一个为 2 的常数,  $t$  为当前迭代次数,  $T$  为最大迭代次数。

### 3.4 自适应阈值

在蛇算法的原始设置中, 通过比较  $0 \sim 1$  的随机数  $P$  与概率阈值 0.6 来选择战斗或交配模式。随着迭代次数增加, 算法会产生陷入局部最优、收敛速度慢等问题, 因此, 我们采用文献<sup>[27]</sup>中提出的一种对数形式自适应概率阈值  $P'$  来代替蛇算法中简单的概率选择, 达到平衡战斗模式和交配模式的目的。其表达式如下:

$$P' = 1 - \log_2\left(1 + \frac{t}{T}\right) \quad (25)$$

其中,  $T$  为最大迭代次数;  $t$  为当前迭代次数。相对于战斗模式, 交配模式更注重跳出局部的能力, 因而选择  $P \leq P'$  作为交配模式的条件,  $P > P'$  作为战斗模式的条件。在迭代初期, 自适应概率阈值较大, 算法大概率会进入交配模式进行位置更新; 在迭代后期, 随着概率阈值非线性减小至 0, 此时算法将大概率以战斗模式进行更新位置。这种匹配模式能够提高算法的局部搜索能力, 在优化迭代过程中不断更新概率阈值, 雌性蛇和雄性蛇种群不断向最优解靠近, 从而提升算法的寻优精度。

交配模式改进后的算法公式如下:

$$\begin{cases} X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 \times M_m \times rand \times \\ \quad (Q \times X_{i,f}(t) - X_{i,m}(t)) \\ X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 \times M_f \times rand \times \\ \quad (Q \times X_{i,m}(t) - X_{i,f}(t)) \end{cases}, P \leq P' \quad (26)$$

战斗模式改进后的算法公式如下:

$$\begin{cases} X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) \pm c_3 \times F_m \times rand \times \\ \quad (Q \times X_{\text{best},f} - X_{i,m}(t)) \\ X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) \pm c_3 \times F_f \times rand \times \\ \quad (Q \times X_{\text{best},m} - X_{i,f}(t)) \end{cases}, P > P' \quad (27)$$

## 4 改进型蛇算法在 RFID 网络优化部署中的应用

### 4.1 RFID 网络规划部署模型

设将要部署的阅读器  $x_i$  空间上的位置及发射功率的表达式为:

$$x_i = [x_i^x, y_i^y, p_i^x, x_i^y, y_i^y, p_i^y, \dots, x_i^m, y_i^m, p_i^m] \quad (28)$$

其中,  $(x_i^x, y_i^y)$  以及  $p_i^x$  分别代表阅读器  $r$  的坐标和发射功率,  $i=1, 2, \dots, N, r=1, 2, \dots, m, N$  为蛇种群个体数,  $m$  为阅读器数量。

随机生成  $N$  个  $3 \times m$  维的蛇种群, 由矩阵  $\mathbf{X}$  表示:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1}^m & x_{1,2}^m & \dots & x_{1,3m}^m \\ x_{2,1}^m & x_{2,2}^m & \dots & x_{2,3m}^m \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{N,1}^m & x_{N,1}^m & \dots & x_{N,3m}^m \end{bmatrix} \quad (29)$$

本文考虑了覆盖率  $f_c$ 、干扰碰撞  $f_l$ 、负载均衡  $f_l$  和发射功率  $f_p$  4 个目标, 将 4 个目标进行归一化处理后, 得到的  $F_c, F_l, F_l, F_p$  的值都约束在  $[0, 1]$  之间, 再采用线性加权法, 可将多目标优化问题转换为一个单目标优化问题。将 4 个目标函数转换为一个适应度函数 *Fitness* 来表示:

$$\begin{cases} F_C = -f_C + 1 \\ F_I = \frac{f_I}{(m-1)} \\ F_L = \frac{f_L}{m^2 n^2 (m-1)} \\ F_P = \frac{f_P - mP_{t \min}}{m(P_{t \max} - P_{t \min})} \end{cases} \quad (30)$$

$$Fitness = \omega_1 F_C + \omega_2 F_I + \omega_3 F_L + \omega_4 F_P \quad (31)$$

其中,  $P_{t \min}$  和  $P_{t \max}$  为单个阅读器发射功率  $P_t$  的最小值和最大值;  $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$  分别为覆盖率、干扰碰撞、负载均衡、发射功率的权重, 其大小根据实际应用中 RFID 的部署需求来

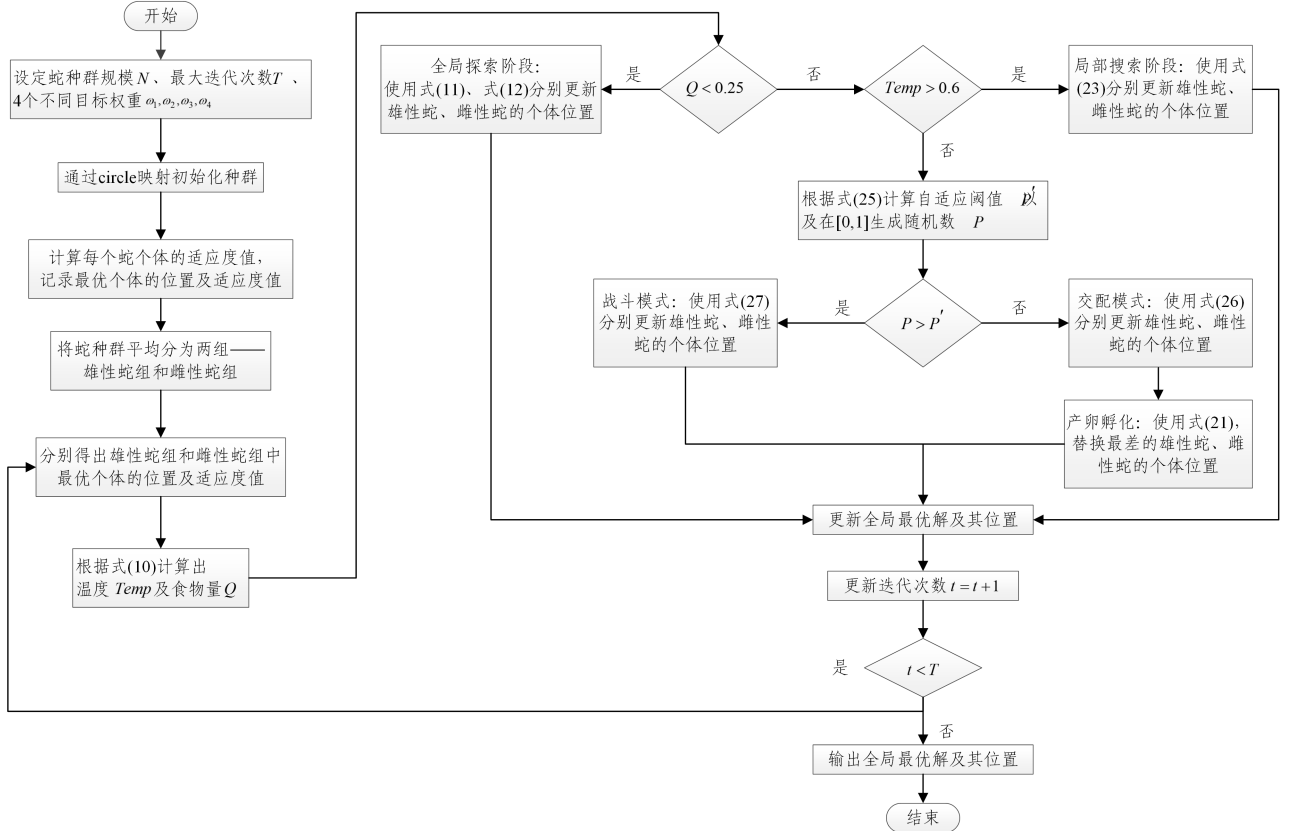


图1 ESO算法流程图

Fig.1 ESO algorithm flowchart

所提算法的详细步骤如下:

步骤1 采用 Circle 映射, 使用式(22)初始化均匀分布的蛇种群。

步骤2 计算出每个蛇个体的适应度值  $Fitness$ , 并记录最优个体的适应度值及位置, 即  $f_{best}$  和  $X_{food}$ 。

步骤3 使用式(9)将蛇种群平均分为雄性蛇组和雌性蛇组。

步骤4 分别得出雄性蛇组的最优适应度值  $f_{best,m}$  及其位置  $X_{best,m}$  和雌性蛇组的最优适应度值  $f_{best,f}$  及其位置  $X_{best,f}$ 。

步骤5 根据式(10)计算出  $Temp$  和  $Q$ 。

步骤6 若  $Q < 0.25$ , 则进入全局探索阶段, 使用式(11)和式(12)分别更新个体雄性蛇、雌性蛇的位置。

步骤7 若  $Q \geq 0.25$  且  $Temp > 0.6$ , 则进入局部搜索阶段, 使用式(23)更新个体雄性蛇、雌性蛇的位置。

决定。求解 RNP 问题就等价于求解式(31), 适应度函数  $Fitness$  越小, RFID 部署整体性能越好, 即该部署方案下标签覆盖率最大, 负载最均衡, 碰撞干扰程度和总体发射功率最小, 达到优化部署的目的。

## 4.2 算法流程

RFID 网络规划部署问题是一个多目标的组合优化问题, 阅读器的优化分布是研究的首要内容。本文通过研究, 使得每一个阅读器能够充分地、均衡地覆盖所有标签, 并且不发生干扰碰撞, 得到的总功率最低, 有效提高 RFID 网络系统的性能。ESO 算法流程如图 1 所示。

步骤8 若  $Q \geq 0.25$  且  $Temp \leq 0.6$ , 则进入局部开发阶段。生成  $0 \sim 1$  的随机数  $P$ , 若  $P \leq p'$ , 则进入交配模式, 使用式(26)更新个体雄性蛇、雌性蛇的位置。若  $P > p'$ , 则进入战斗模式, 使用式(27)更新个体雄性蛇、雌性蛇的位置。

步骤9 选择最差的雄性蛇  $X_{worst,m}$  和雌性蛇  $X_{worst,f}$ , 使用式(21)对其进行替换。

步骤10 更新全局的最优解及其位置。

步骤11 判断当前是否小于  $t$  最大迭代次数, 若是, 执行  $t = t + 1$ , 返回步骤4 继续进行迭代计算; 反之, 则输出最优解。

## 5 实验与分析

### 5.1 实验参数设置

本文仅考虑 RFID 阅读器对无遮挡二维平面自由空间的标签识别, 将覆盖问题等价于二维平面的圆覆盖问题。阅读

器的覆盖区域是半径为  $R$  的圆形即为有效覆盖区域,部署区域设置成边长为 30 米的正方形区域,标签数量为  $n$ ,阅读器数量为  $m$ <sup>[28]</sup>。

本文对 RFID 网络规划进行仿真实验,设置由 2~8 个阅读器组成的 RFID 网络对该部署区域中的标签进行数据采集。在改进型蛇算法中,相关参数设置为  $c_1=0.5, c_2=0.05, c_3=2$ ;根据研究经验<sup>[29]</sup>及本文侧重的研究方向,将蛇的种群个数设置为  $N=30$ ,迭代次数为  $T=500$ ,式(31)中  $F_C, F_I, F_L, F_P$  的权重参数分别设置为  $\omega_1=0.5, \omega_2=0.05, \omega_3=0.05, \omega_4=0.4$ 。

在阅读器的实际使用过程中,所发射的功率会随着阅读器的覆盖半径变化而变化<sup>[30]</sup>。为了更好地优化 RNP 问题,必须考虑阅读器功率与半径之间的关系。本文采用的是 RFID 阅读器天线信号传播模型,阅读器采用全向环形信号覆盖天线,并设定相应传输频率;标签采用无源标签,具有激活阈值。使用 Friis 传输方程<sup>[31]</sup>计算出每个

阅读器的覆盖范围为:

$$radius = \frac{\lambda}{4\pi} \sqrt{\frac{P_t G_t G_r}{P_r}} \quad (32)$$

其中,  $P_t$  是阅读器天线的发射功率,  $P_r$  是标签接收到的功率。本文设置标签增益  $G_t$  为 1,阅读器天线增益  $G_r$  为 1,标签激活功率的阈值  $P_r$  为 0.1mW,对应的波长  $\lambda$  为 0.328m<sup>[32]</sup>。本文将单个阅读器的覆盖半径设置范围为 3m~7m,则单个阅读器发射功率  $P_t$  的范围为 1.32W~7.19W。

## 5.2 实验结果分析

实验在 MATLAB R2022a 上进行,将 100 个随机分布和 100 个集群分布的标签放置在部署区域,分别使用粒子群算法、灰狼算法、樽海鞘算法、改进型蛇算法进行应用比较。如图 2 和图 3 所示,蛇种群(阅读器)被标记为圆圈,最外层的黑色圆圈代表阅读器的工作范围,半径大小为 3m~7m,每增 1m 用 1 个不同颜色的圆圈表示,散落在区域中的点表示随机放置的标签。

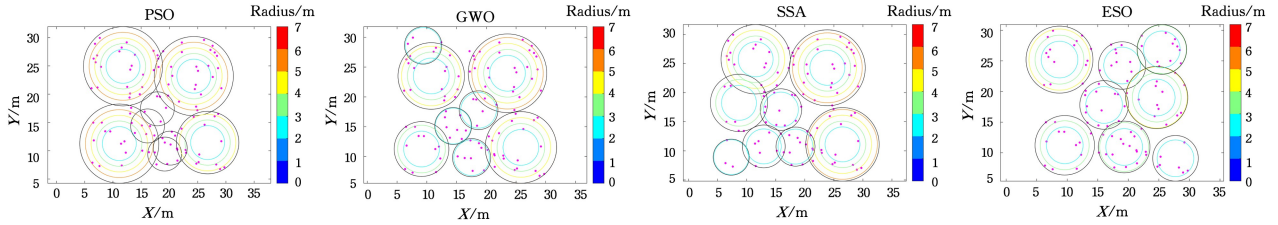


图 2 随机分布的 100 个标签在 PSO, GWO, SSA, ESO 上的实验结果(电子版为彩图)

Fig. 2 Experimental results of 100 randomly distributed tags on PSO, GWO, SSA and ESO

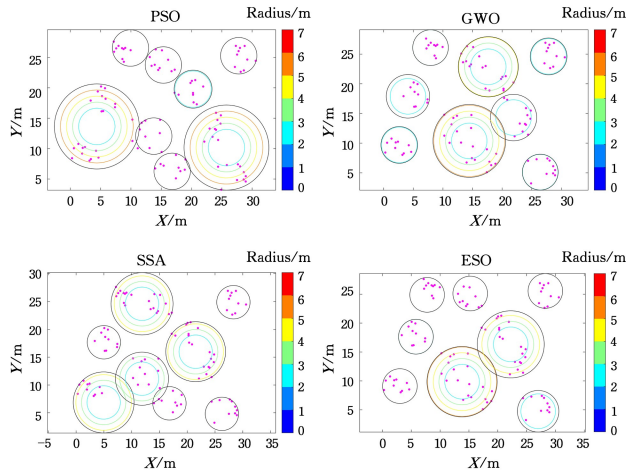


图 3 集群分布的 100 个标签在 PSO, GWO, SSA, ESO 上的实验结果(电子版为彩图)

Fig. 3 Experimental results of 100 tags distributed in the cluster on PSO, GWO, SSA and ESO

### 5.2.1 实验 1

将 100 个随机分布的标签放置在部署区域,分别对 PSO,

GWO, SSA 和 ESO 算法进行仿真实验。在有 8 个可用的阅读器的条件下,独立进行了 30 次重复实验<sup>[33]</sup>,4 种算法最好的一次实验结果如图 2 所示。PSO 算法覆盖了 100 个标签中的 100 个,适应度值为 0.1164;GWO 算法覆盖了 100 个标签中的 99 个,适应度值为 0.1017;SSA 算法覆盖了 100 个标签中的 100 个,适应度值为 0.1086。3 种算法的部分阅读器均产生了干扰碰撞,而 ESO 算法在实验中覆盖了 100 个标签,适应度值为 0.0837,并且阅读器之间没有干扰碰撞。

式(30)、式(31)可知,当覆盖率值越大,适应度值、干扰碰撞值、负载均衡值和发射功率越小,说明算法的效果越好。30 次重复实验的平均值结果表明,PSO 算法的平均适应度值为 0.1311,GWO 算法的平均适应度值为 0.1162,SSA 算法的平均适应度值为 0.1372,而 ESO 算法得到的平均适应度值为 0.1027,比其他 3 种算法更低,说明通过调整阅读器的位置部署,可使得更多标签被覆盖并获得最佳适应度值,ESO 的表现明显优于其他对比算法。表 1 列出了 4 种算法在适应度值和覆盖率、干扰碰撞、负载均衡以及发射功率 4 个目标上的对比结果。

表 1 4 种算法在随机分布的 100 个标签下的结果比较

Table 1 Results of four algorithms with 100 randomly distributed tags

Algorithm	Reader number	Best Fitness	Average Fitness	Best $f_C/\%$	Average $f_C/\%$	Best $f_I$	Average $f_I$	Best $f_L$	Average $f_L$	Best $f_P$	Average $f_P$
PSO	8	0.1164	0.1311	<b>100.0</b>	<b>99.9</b>	0.2300	0.2045	51.4844	65.5242	30.8215	32.0212
GWO	8	0.1017	0.1162	99.0	98.9	0.0700	0.1085	50.6875	43.8109	28.3821	30.1746
SSA	8	0.1086	0.1372	100.0	96.6	0.1100	0.1390	46.3594	36.7719	29.9353	31.4746
ESO	8	<b>0.0837</b>	<b>0.1027</b>	<b>100.0</b>	99.1	<b>0</b>	<b>0.0715</b>	<b>9.7500</b>	<b>22.9852</b>	<b>28.2297</b>	<b>29.4231</b>

## 5.2.2 实验2

在相同的条件下,将100个集群分布的标签放置在部署区域,分别对PSO,GWO,SSA和ESO算法进行仿真实验。在有8个可用的阅读器的条件下,独立进行了30次重复实验,4种算法最好的一次实验结果如图3所示。PSO算法覆盖了100个标签中的99个,适应度值为0.0712;GWO算法覆盖了100个标签中的100个,适应度值为0.0547;SSA算法覆盖了100个标签中的100个,适应度值为0.0717,而ESO算法在实验中覆盖了100个标签,适应度值为0.0523,4种算法的阅读器之间均没有发生干扰碰撞。

表2 4种算法在集群分布的100个标签下的结果比较

Table 2 Results of four algorithms with 100 tags in cluster distribution

Algorithm	Reader number	Best Fitness	Average Fitness	Best $f_c/\%$	Average $f_c/\%$	Best $f_I$	Average $f_I$	Best $f_L$	Average $f_L$	Best $f_P$	Average $f_P$
PSO	8	0.0712	0.1171	99.0	98.8	0	0.0715	25.4844	25.9273	25.7050	30.7661
GWO	8	0.0547	0.0807	<b>100.0</b>	99.4	0	0.0310	<b>14.7500</b>	25.6266	24.8042	27.0235
SSA	8	0.0717	0.1136	<b>100.0</b>	96.8	0	0.0645	18.7344	18.8070	26.5783	29.4740
ESO	8	<b>0.0523</b>	<b>0.0695</b>	<b>100.0</b>	<b>99.8</b>	<b>0</b>	<b>0.0135</b>	18.7500	<b>15.4031</b>	<b>24.3996</b>	<b>26.3617</b>

## 5.2.3 实验3

采用集群分布的200,150,100,80,50,30个标签进行实验,6种RFID网络规划部署情况分别独立进行了30次重复实验,对本文算法的综合性能进行测试,实验结果如图4所示。

结果表明,在6种情况下,本文算法均能够快速有效地

获得优化结果,成功放置阅读器;结合阅读器的消除操作,能够自适应地调整并匹配合适的阅读器数量。ESO算法在30次重复实验下,6种不同数量标签的平均覆盖率分别为95.21%,97.73%,96.76%,98.29%,98.28%,98.93%。实验结果进一步验证了ESO算法具有优越的快速性和鲁棒性。表3列出了ESO算法在不同标签数目下的对比结果。

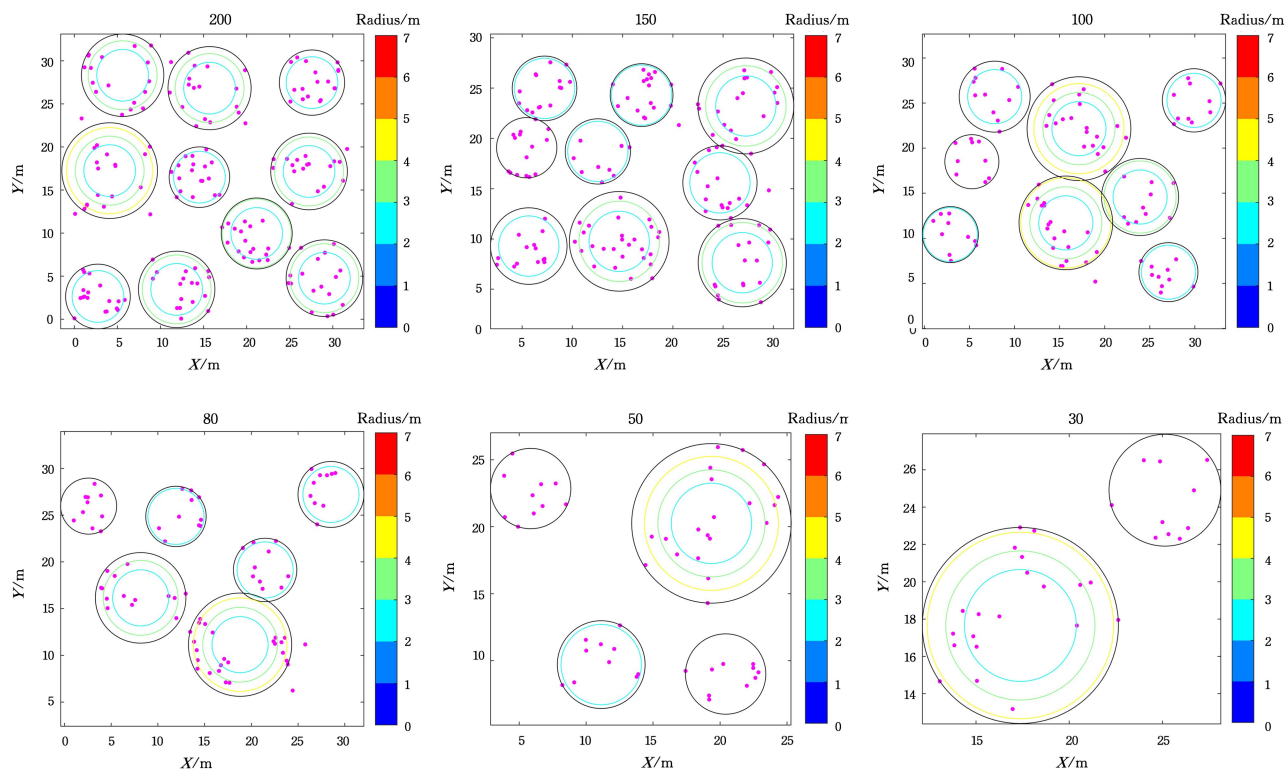


图4 不同数量标签在集群分布下的实验结果

Fig. 4 Experimental results with different number of tags distributed in the cluster

表 3 ESO 算法在不同标签数目下的结果比较

Table 3 Results comparison of ESO algorithm with different tag numbers

Tag number	Reader number	Best Fitness	Average Fitness	Best $f_C/\%$	Average $f_C/\%$	Best $f_I$	Average $f_I$	Best $f_L$	Average $f_L$	Best $f_P$	Average $f_P$
200	10	0.0949	0.1099	96.67	95.21	0	0.0068	1.8400	6.2328	43.6749	44.8467
150	9	0.0562	0.0786	98.67	97.73	0.0067	0.0579	20.4691	24.7743	34.2032	36.8755
100	8	0.0681	0.0837	99.00	96.76	0	0.0078	17.2344	12.1947	32.0565	32.8770
80	6	0.0731	0.0843	97.50	98.29	0	0.0042	22.2222	16.1417	23.6212	24.3998
50	4	0.0530	0.0640	100.00	98.28	0	0	18.7500	14.3713	15.2333	15.4966
30	2	0.0743	0.0797	100.00	98.93	0	0	25.0000	23.4800	8.2580	8.2764

**结束语** 本文提出了一种改进的蛇算法,其思路是利用 Circle 混沌映射初始化蛇种群,增加种群的多样性;在局部搜索阶段中融入正弦余弦算法,引入位置更新公式中,增强算法的局部开发能力;用一个对数形式的自适应概率阈值来代替蛇算法中的四六分成,达到平衡战斗模式和交配模式能力的目的,提高算法跳出局部最优的能力,从而有效提高种群的收敛速度和收敛精度。本文算法中的阅读器数量能够自适应性地跟随标签数量动态变化,有效实现了优化总功率的性能。为验证本文算法的有效性,进行了 3 个实验,结果均表明,相比 PSO, GWO, SSA 算法, ESO 算法能够更快、更精准地搜索到全局最优解,且鲁棒性更好。针对 RFID 网络规划问题,本文在相同的实验环境中将 ESO 算法与其他 3 种算法进行对比分析,实验结果表明 ESO 在处理 RFID 网络规划问题方面表现出了更好的性能,且潜力巨大。

RFID 网络规划问题在实际应用情形下的难度会更高,如标签数量更多、实际应用场景的规模更复杂, ESO 算法在比较复杂的测试集中还未能表现出最佳的寻优能力。在未来的研究工作中,我们将综合考虑 RFID 网络规划的整体性能,继续深入研究蛇算法的原理,探索并提升其在更高维度下的求解能力;同时进一步搭建模型,通过研究三维立体空间下的 RFID 阅读器网络规划,考虑采用 Parato 多目标优化策略代替本文的线性加权法求取最优值,这对于研究实际应用中较大型的 RFID 网络规划部署具有重要意义。

## 参考文献

- [1] WANG Z C. The top ten keywords of China's Internet of Things industry in 2012 [J]. *Communication Enterprise Management*, 2023(2):40-43.
- [2] TALIB N H, NAWAWI A B, ELEWE AM, et al. An efficient algorithm for large-scale RFID network planning [C] // 2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT). IEEE, 2019: 519-524.
- [3] JOURDAN D B, WECK O L D. Layout optimization for a wireless sensor network using a multi-objective genetic algorithm [C] // IEEE Vehicular Technology Conference. IEEE, 2004, 5(2):2466-2470.
- [4] ENGELS D W, SARMA S E. The reader collision problem [C] // IEEE International Conference on Systems. IEEE, 2002.
- [5] HAN M K, PAIK I W, LEE B H, et al. A framework for seamless information retrieval between an EPC network and a mobile RFID network [C] // The Sixth IEEE International Conference on Computer and Information Technology (CIT'06). IEEE, 2006:98-98.
- [6] SHOKOUHIFAR M. Swarm intelligence RFID network planning using multi-antenna readers for asset tracking in hospital environments [J]. *Computer Networks*, 2021, 198:108427.
- [7] WANG Y J, ZHOU H. Multi-objective planning of RFID network based on hybrid firefly algorithm [J]. *Computer Application Research*, 2018, 35(10):3003-3006.
- [8] CHEN H, ZHU Y, HU K, et al. RFID network planning using a multi-swarm optimizer [J] *Journal of Network and Computer Applications*, 2011, 34(3):888-901.
- [9] JABALLAH A, MEDDEB A. A new variant of cuckoo search algorithm with self-adaptive parameters to solve complex RFID network planning problem [J]. *Wireless Networks*, 2019, 25(4):1585-1604.
- [10] QUAN Y X, ZHENG J L, LUO W C, et al. RFID network planning based on improved grey wolf algorithm [J]. *Computer Science*, 2021, 48(1):253-257.
- [11] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization [C] // ICNN95—International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995.
- [12] MIRJILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey Wolf Optimizer [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69(3):46-61.
- [13] 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.
- [14] ALSALIH W. Load-aware Reader Placement Algorithms for RFID Networks [J]. *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences*, 2014, 5(10):780-787.
- [15] ZHAO C, WU C, CHAI J, et al. Decomposition-based multi-objective firefly algorithm for RFID network planning with uncertainty [J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 55:549-564.
- [16] LUO W C, ZHENG J L, et al. RFID Reader Antenna Optimal Deployment Based on Improved Elephant Herding Algorithm [C] // 2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering (ICCECE). IEEE, 2021:348-352.
- [17] ZHANG T, LIU J. An efficient and fast kinematics-based algorithm for RFID network [J]. *Computer Networks*, 2017, 121:13-24.
- [18] MA L, WANG X, HUANG M, et al. Two-level master-slave RFID networks planning via hybrid multi-objective artificial bee colony optimizer [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and*

- Cybernetics:Systems,2017,49(5):861-880.
- [19] CHAI Y H. A New Hybrid Intelligent Optimization Method Based on RFID Network Planning[J]. Integrated Circuit Applications,2020,37(8):124-125.
- [20] HASHIM F A, HUSSIEN A G. Snake Optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2022,242:108320.
- [21] GANDOMI A H, YANG X S, TALATAHARIS, et al. Firefly algorithm with chaos[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation,2013,18(1):89-98.
- [22] ARORA S, ANAND P. Chaotic grasshopper optimization algorithm for global optimization[J]. Neural Computing and Applications,2019,31:4385-4405.
- [23] LIU D H, YUAN S C, AN Y, et al. Method of particle swarm optimization based on the chaos map[J]. Journal of Xidian University,2010,37(4):764-769.
- [24] RIZK-ALLAH R M, HASSANIEN A E, BHATTACHARYYA S. Chaotic crow search algorithm for fractional optimization problems[J]. Applied Soft Computing,2018,71:1161-1175.
- [25] ZHANG W K, LIU S, REN C H. Hybrid strategy improved sparrow search algorithm[J]. Computer Engineering and Application,2021,57(24):74-82.
- [26] ZHENG H Q, FENG W J, ZHOU Y Q. Butterfly optimization algorithm based on sine and cosine algorithm [J]. Guangxi Science,2021,28(2):152-159.
- [27] XU H, ZHANG D, WANG Y R, et al. Whale optimization algorithm based on Gaussian mapping and keyhole imaging learning strategy[J]. Computer Application Research, 2020, 37(11): 3271-3275.
- [28] JI Z C, WEI L, LI X M. Optimized deployment of RFID network based on LZM-WKPSO algorithm [J]. Control Engineering, 2014,21(3):343-346.
- [29] 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,2014,42:143-162.
- [30] XIE X, 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.
- [31] LIU Z, CAI L H, YE C. Research on an improved method for measuring radar harmonic radiation emissions [J]. Electronic Testing,2022,36(21):60-63.
- [32] LIN Z, ZHENG J, XIE X, et al. RFID network planning based on improved brain storm optimization algorithm[J]. The Journal of China University of Posts and Telecommunications(English Edition),2022,29(5):30-39.
- [33] ZHANG J, ZHENG J, XIE X, et al. Mayfly sparrow search hybrid algorithm for RFID Network Planning[J]. IEEE Sensors Journal,2022,22(16):16673-16686.



**LI Zhiqian**, born in 1996, postgraduate. Her main research interests include RFID network planning and so on.



**ZHENG Jiali**, born in 1979, professor. His main research interests include Internet of Things, RFID and AI.

(责任编辑:何杨)