

# 基于 Sobol-Halton 序列 ZOA-GWO 的 WSN 覆盖研究

任庆欣,冯 锋\*

(宁夏大学 信息工程学院,宁夏 银川 750021)

**摘要:**针对无线传感器(Wireless Sensor Network)随机部署时产生的节点分布不均,从而导致覆盖率低的问题,提出了一种基于 Sobol-Halton 序列的斑马优化算法与灰狼优化算法(ZOA-GWO)相结合的 WSN 覆盖优化方法。首先,利用 Sobol-Halton 序列随机产生分布节点,其旨在初始化 WSN 节点时具有更优的随机性,使得随机生成的节点更加均匀,间接提高部署 WSN 网络时的覆盖率和连通性。其次,将斑马优化算法(ZOA)与灰狼优化算法(GWO)相融合,相比 GWO 算法,ZOA 算法在前期有着更快的迭代速度,局部搜索率更高,而 GWO 算法在后期迭代速率更快,能够平衡全局搜索能力和局部搜索能力的精度。将融合后的算法分别应用于迭代过程的前期与后期能够确保 WSN 部署优化的整体性能。最后,用四个基准测试函数分别对 GWO、ZOA、ZOA-GWO、S-ZOA-GWO(加入 Sobol 序列初始化种群的融合算法)、SH-ZOA-GWO(加入 Sobol 和 Halton 序列初始化种群的融合算法)进行仿真,并将 ZOA 的 WSN 覆盖优化、GWO 的 WSN 覆盖优化、基于 Sobol-Halton 序列 ZOA-GWO 的 WSN 覆盖优化效果进行对比实验,证明了该方法的有效性和先进性。

**关键词:**无线传感器网络;WSN 覆盖优化;斑马优化算法;灰狼优化算法;Sobol 序列;Halton 序列

中图分类号:TP393.0

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2025)05-0001-08

doi:10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2024.0388

## Research on WSN Coverage Based on Sobol-Halton Sequence ZOA-GWO

REN Qing-xin, FENG Feng\*

(School of Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of low coverage due to uneven distribution of nodes during random deployment of Wireless Sensor networks, an optimization method of WSN coverage based on Sobol-Halton sequence is proposed, which combines zebra optimization algorithm and grey wolf optimization algorithm (ZOA-GWO). Firstly, Sobol-Halton sequence is used to randomly generate distributed nodes, which aims to have better randomness when initializing WSN nodes, make randomly generated nodes more uniform, and indirectly improve coverage and connectivity when deploying WSN networks. Secondly, Zebra Optimization Algorithm (ZOA) and Grey Wolf Optimization algorithm (GWO) are combined. Compared with GWO, ZOA has faster iteration speed and higher local search rate in the early stage, while GWO has faster iteration rate in the later stage, which can balance the accuracy of global search ability and local search ability. Applying the fused algorithm to the early and late stages of the iterative process can ensure the overall performance of WSN deployment optimization. Finally, four benchmark functions are used to simulate GWO, ZOA, ZOA-GWO, S-ZOA-GWO (fusion algorithm with Sobol sequence to initialize the population) and SH-ZOA-GWO (fusion algorithm with Sobol and Halton sequence to initialize the population), and the WSN coverage optimization of ZOA, WSN coverage optimization of GWO, and WSN coverage optimization based on Sobol-Halton are compared and tested to prove the effectiveness and advancement of the proposed method.

**Key words:** wireless sensor network; WSN coverage optimization; zebra optimization algorithm; grey wolf optimization algorithm; Sobol sequence; Halton sequence

## 0 引言

无线传感器(Wireless Sensor Network, WSN)是一

种具有采集、感知和处理环境信息,并通过无线通信方式发送数据的微型设备,它体积小、成本低、部署灵活,

收稿日期:2024-04-19

修回日期:2024-08-21

基金项目:宁夏重点研发计划重点项目(2022BEG02016)

作者简介:任庆欣(1999-),男,硕士研究生,研究方向为物联网技术及应用;通信作者:冯 锋(1971-),男,教授,博导,博士,研究方向为信息  
系统工程、物联网技术及应用。

适用于农业生产、工业制造、安全检测等场景。无线传感器网络是由大量传感器节点组成的自组织网络,为各种应用提供服务。WSN 的网络覆盖问题是指如何有效地利用有限的传感器节点对目标区域进行监测,是 WSN 研究的基本问题之一,也是决定 WSN 性能和服务质量的关键因素。因此,如何提升 WSN 网络覆盖率是当前研究的重要问题。目前,多数研究学者从智能优化算法方向入手,如 Hashim F A 和 Hussien A G 提出的蛇优化算法<sup>[1]</sup>, Andrew Lewis 提出的大猩猩部队优化算法<sup>[2]</sup>以及 S Mirjalili、S M Mirjalili 和 A Hatamlou 提出的多元宇宙优化算法<sup>[3]</sup>等等,其在 WSN 网络的覆盖率、覆盖均匀度以及覆盖连通性等指标上各有优劣,并不能满足各类应用场景。所以,将各个智能优化算法的优势相结合后应用到 WSN 网络覆盖优化中意义非凡<sup>[4-5]</sup>。

斑马优化算法(ZOA)<sup>[6]</sup>是由 Eva Trojovská 等人于 2022 年提出的一种新的仿生元启发式算法,它的灵感源于自然界中斑马的生存行为,通过模拟斑马的觅食行为和抵御捕食者攻击的防御策略进行寻优。

灰狼优化算法(GWO)<sup>[7]</sup>是由 Mirjalili 等人于 2014 年提出的元启发式算法,它模拟灰狼群体的捕食行为以及四种灰狼( $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\delta$ 、 $\omega$ )的社会等级,通过灰狼群体跟踪、包围、追捕、攻击猎物的方式进行寻优。通过实验分析,两种算法对于 WSN 网络覆盖优化都具有一定效果,但在迭代过程中也呈现出各自算法所具有的缺陷,而将两种算法结合后会互相弥补各自不足,提高 WSN 网络覆盖率。

该文首先利用 Sobol-Halton 序列相结合的方法对种群进行初始化,然后使用 ZOA-GWO 相结合的方法对种群进行迭代更新寻优。将其优化结果与单独使用 ZOA 或 GWO 方法的效果进行对比。实验结果表明,该方法具有更高的覆盖效率。

## 1 无线传感器网络模型

在二维平面中,定义坐标系长为  $a$ ,宽为  $b$ 。无线传感器的节点坐标设为集合  $K\{k_1, k_2, \dots, k_N\}$ ,  $N$  为无线传感器个数,无线传感器节点的感知范围是以节点为圆心的圆形区域,  $R$  为无线传感器半径,设定节点  $n$  的坐标为  $(x_i, y_j)$ , 则任意一点  $h(x_i, y_j)$  在区域内能够被节点  $n$  监测到的概率为:

$$P(k, h) = \begin{cases} 1, & d(k, h) \leq R \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $d$  为所监测点与节点之间的距离。

$$d(k, h) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2)$$

设监测区域内任意点集合  $H\{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ , 当集合中任意一点被节点覆盖,则认为获取此点信息,故任

意点的联合监测率为:

$$G = 1 - \prod_{n=1}^N (1 - P(k, h)) \quad (3)$$

当无线传感器节点与监测点之间的距离小于感知半径时,证明监测点被覆盖。在所定义的坐标系中,设定一个覆盖率系数  $c$ ,将节点被监测到的概率与  $c$  的乘积认为是覆盖区域数值,所有节点的覆盖区域与监测区域的比为覆盖率。

$$P_{\text{CoverRatio}} = c \frac{\sum_{j=1}^{a \times b} G_j}{a \times b} \quad (4)$$

## 2 Sobol-Halton 序列

### 2.1 Sobol 和 Halton 序列概述

Sobol 和 Halton 都是低差异序列<sup>[8-10]</sup>,都可以应用于优化问题的初始解,其具有较小的采样误差和较高的采样效率,可以在指定空间中生成一系列均匀分布的节点,并使得初始序列解在搜索空间中分布广泛,避免陷入局部最优,增强寻优方法的全局搜索能力,提高优化效果。Sobol 序列的生成方式基于生成元素和原始多项式, Halton 序列的生成方式基于一组不同的素数和范德科皮特序列,其通过位运算和异或操作计算序列中的每个数值。Sobol 序列和 Halton 序列首先确定搜索空间的维度和范围,然后根据各自的生成方式生成序列,接着使用各自的生成公式计算出序列中的每个数值,最后将序列中的数值映射到搜索空间中的点,作为初始节点。

### 2.2 Sobol 初始化种群

定义种群数量规模为 Agents,种群维度为 dimension,搜索空间上界为 upper,下界为 lower, Pos 为二维种群, Boundary 为搜索空间。

首先调用 Sobolset 函数生成一个 Sobol 序列并赋值给变量  $P$ 。

$$P = \text{Sobolset}(n) \quad (5)$$

根据种群规模和维度遍历每个序列值,并取出序列值存放在  $S$  中。

$$S(j) = p(i + j) \quad (6)$$

使用序列  $S$  和搜索空间的上下界计算出节点的位置并赋值给 Temp。

$$\text{Temp} = (\text{upper} - \text{lower}) \times S + \text{lower} \quad (7)$$

判断搜索空间是否为 1,如果是则将 Temp 中超出上界或下界的数值分别替换为上界或下界,否则,将 Temp 中超出上界或下界的数值,分别替换为对应维度的上界或下界。

搜索空间为 1 时:

$$\text{Temp} = \begin{cases} \text{upper}, & \text{Temp} \geq \text{upper} \\ \text{lower}, & \text{Temp} < \text{lower} \end{cases} \quad (8)$$

否则:

$$\begin{aligned} \text{Temp}(\text{Temp} \geq \text{upper}) &= \text{upper}(\text{Temp} \geq \text{upper}) \\ \text{Temp}(\text{Temp} < \text{lower}) &= \text{lower}(\text{Temp} < \text{lower}) \end{aligned} \quad (9)$$

最后将所确定的节点的位置赋值给 Pos。

$$\text{Pos}(i) = \text{Temp} \quad (10)$$

### 2.3 Halton 初始化种群

定义变量 index 为序列索引, base 为序列维度基数, 变量  $r, f, i$  分别用于存储序列中的数值、系数和指数, Pos 为二维种群。

首先生成一个  $[0, 1]$  之间的随机数  $R$ , 用于增加节点位置的随机性。

$$R = \text{rand}(x) \quad (11)$$

调用 Halton 函数, 传入参数  $K$  和维度基数 base, 生成第一个维度 Halton 序列数值, 再与随机数  $R$  计算得出第一个维度节点坐标。

$$\text{Pos}(i) = \text{halton}(k, \text{base}) + R \quad (12)$$

Halton 的核心思想是将一个非负整数  $K$  用 base 进制表示, 然后将其各位逆序, 再乘以相应的 base 的负幂, 得到一个  $[0, 1]$  区间内的数值。例如, 当 base = 2 时,  $K = 13$  的二进制表示为 1101, 逆序后为 1011, 乘以 2 的负幂后得到 0.6875, 这样就可以生成一个一维的 Halton 序列。

## 3 算法基本原理

### 3.1 斑马优化算法

野生斑马以群居生活为主, 群体会有一只年轻的雄性先锋斑马作为整个群体的领导者, 在觅食过程中, 先锋斑马走在整个斑马种群前方, 寻找草场和水源, 并为其他斑马提供指引和信号, 使斑马群体能够及时迁徙和利用资源, 避免饥饿和干旱的危险。在遇到狮子捕食者攻击时, 斑马会以之字形路线逃跑, 不断改变方向和速度以迷惑和摆脱捕食者的攻击。当遇到小型捕食者攻击时, 斑马群体会聚集成群, 形成一个厚实的防线, 防止捕食者进行有效攻击。

ZOA 是对斑马群体野外觅食和抵御捕食者攻击进行模拟的算法, 主要包括觅食和针对捕食者攻击的防御策略两个阶段。

(1) 觅食阶段。

在觅食阶段, 用以下公式更新斑马位置寻找食物。

$$x_{i,j}^{\text{new}} = x_{i,j} + r \times (\text{PZ}_j - I \times x_{i,j}) \quad (13)$$

$$x_i = \begin{cases} x_i^{\text{new}}, & F_i^{\text{new}} < F_i \\ x_i, & \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

其中,  $\text{PZ}_j$  为先锋斑马,  $x_{i,j}$  为斑马所处位置,  $x_{i,j}^{\text{new}}$  为更新后斑马所处位置。  $F$  为目标函数值,  $x_i$  为更新位置

后的先锋斑马。  $r$  为  $[0, 1]$  之间的随机数,  $I \in \{1, 2\}$ ,  $I$  的值越高, 代表种群变化越大。

(2) 抵御捕食者攻击阶段。

在此阶段中, 假设同等概率发生两种策略:

$S_1$ : 狮子攻击斑马, 斑马群体选择逃跑策略。

$S_2$ : 其他捕食者攻击斑马, 斑马会选择进攻策略。

具体计算公式如下:

$$x_{i,j}^{\text{new}} = \begin{cases} S_1: x_{i,j} + R(2r - 1)(1 - \frac{t}{T})x_{i,j}, & P \leq 0.5 \\ S_2: x_{i,j} + r(\text{AZ}_j - I * x_{i,j}), & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

$$x_i = \begin{cases} x_i^{\text{new}}, & F_i^{\text{new}} < F_i \\ x_i, & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

$P$  为两种策略发生的概率大小, 区间为  $[0, 1]$ , 当  $P \leq 0.5$  时采用第一种策略, 否则采用第二种策略。  $\text{AZ}_j$  是被攻击斑马的位置,  $T$  为最大迭代次数,  $t$  为当前迭代次数,  $R$  是值为 0.01 的常数。

### 3.2 ZOA 算法流程

ZOA 算法流程如下:

Step1: 设最大迭代次数为  $T$ , 斑马种群数量为  $N$ , 初始化种群。

Step2: 对各个种群的斑马位置进行更新, 计算出目标函数值, 更新先锋斑马位置。

Phase1: 觅食阶段。

Step3: 使用式 13 更新当前斑马位置, 随之使用式 14 更新先锋斑马位置。

Phase2: 抵御捕食者攻击阶段。

Step4: 当  $P \leq 0.5$  时, 使用式 15 的  $S_1$  策略更新斑马当前位置。

Step5: 当  $P > 0.5$  时, 使用式 15 的  $S_2$  策略利用受攻击斑马位置计算更新后的其他斑马位置。

Step6: 使用式 16 更新先锋斑马位置。

Step7: 斑马位置更新结束, 保存历次迭代最优解。

Step8: 判断是否符合循环终止条件, 若符合则进入下一次迭代。返回步骤 2。

### 3.3 灰狼优化算法

野生灰狼群以群居为主, 其社会结构非常复杂, 每一个群体都有一个领导者。在野外生存遇到猎物时, 灰狼群会根据其内部的社会等级结构有秩序的包围猎物, 并随着猎物的移动而移动。根据领导者和其他等级较高灰狼的位置引导等级较低灰狼围捕猎物, 最终攻击猎物。

GWO 是利用灰狼群体的等级制度以及在自然界中狩猎捕食进行模拟的算法, 主要包括包围猎物阶段、狩猎阶段和攻击猎物阶段。

(1) 包围猎物阶段。

包围猎物公式如下:

$$D = |C \cdot X^{\text{best}}(t) - X(t)| \quad (17)$$

$$X(t+1) = X^{\text{best}}(t) - A \cdot D \quad (18)$$

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (19)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (20)$$

其中,  $t$  为当前迭代次数,  $D$  为灰狼与猎物之间距离,  $X(t)$  为灰狼当前位置向量,  $X^{\text{best}}$  为猎物的位置向量,  $X(t+1)$  为更新后的灰狼位置向量,  $A$  和  $C$  为系数向量,  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0,1]$  之间的随机数,  $a$  是在迭代过程中在区间  $[0,2]$  线性递减的数值。

(2) 狩猎阶段。

在此阶段中, 定义  $\alpha$  为适应度最优灰狼,  $\beta$  为次优灰狼,  $\delta$  为第三优灰狼, 其余灰狼为  $\omega$ 。灰狼群根据  $\alpha, \beta, \delta$  的位置来更新自己的位置, 公式如下:

$$D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha(t) - X(t)| \quad (21)$$

$$D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta(t) - X(t)| \quad (22)$$

$$D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta(t) - X(t)| \quad (23)$$

$$X_1 = X_\alpha(t) - A_1 \cdot D_\alpha \quad (24)$$

$$X_2 = X_\beta(t) - A_2 \cdot D_\beta \quad (25)$$

$$X_3 = X_\delta(t) - A_3 \cdot D_\delta \quad (26)$$

$$X(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3) / 3 \quad (27)$$

(3) 攻击猎物阶段。

当  $a$  的值线性递减时,  $A$  的值也随之变化, 当  $a$  的值较大时, 表示灰狼群正在寻找猎物, 当  $a$  的值较小时, 表示灰狼群正在靠近猎物。灰狼群攻击猎物公式如下:

$$a = 2 - \frac{2t}{T} \quad (28)$$

其中,  $t$  为当前迭代次数,  $T$  为最大迭代次数。

### 3.4 GWO 算法流程

GWO 算法流程如下:

Step1: 设最大迭代次数为  $T$ , 灰狼种群数量为  $N$ , 初始化种群, 计算  $A, C, a$  等参数。

Step2: 计算每一头灰狼的适应度值, 并将最优的三个适应度值依次赋值给  $\alpha, \beta, \delta$  三头灰狼。

Step3: 根据  $\alpha, \beta, \delta$  三头灰狼位置更新其余  $\omega$  灰狼位置。

Step4: 更新参数  $a, A, C$  的值

Step5: 计算全部灰狼的适应度值, 更新  $\alpha, \beta, \delta$  三头灰狼适应度值和位置。

Step6: 判断是否达到最大迭代次数  $T$ , 若满足终止条件则算法停止, 否则返回步骤 3。

## 4 基于 Sobol-Halton 序列的 ZOA-GWO 算法

### 4.1 Sobol-Halton 序列生成样本

Sobol 和 Halton 序列之间的本质区别在于它们生

成随机数的方法不同, Sobol 序列是基于 Radical Inversion 和一个生成矩阵的运算得到的<sup>[11-12]</sup>, 而 Halton 序列是基于不同底数的 Van Der Corput 序列的组合得到的<sup>[13]</sup>。Halton 序列可以生成无穷多个样本点, 而 Hammersley 点集是 Halton 序列的一个特例, 只能生成固定数目的样本点。它们的优点都是具有高位均匀性, 在生成的随机点钟并无明显差异。

根据它们之间的区别, 可以在不同的应用场景中分阶段使用其中一种, 使得数据能够更好地拟合实际问题, 该文先使用 Sobol 序列生成第一维坐标, 再使用 Halton 序列生成第二维坐标, 由于生成点所经过更多的随机数处理, 从而生成的数据样本更具研究意义。

图 1 为不使用任何方法干扰, 自然生成的 50 个随机点。图 2 为使用 Sobol 和 Halton 序列生成的 50 个点。通过对比可以明显发现, 使用 Sobol 和 Halton 序列生成的点更加均匀, 这极大提升了 WSN 覆盖率, 文中可以得到分布均匀的较好的初始化效果。

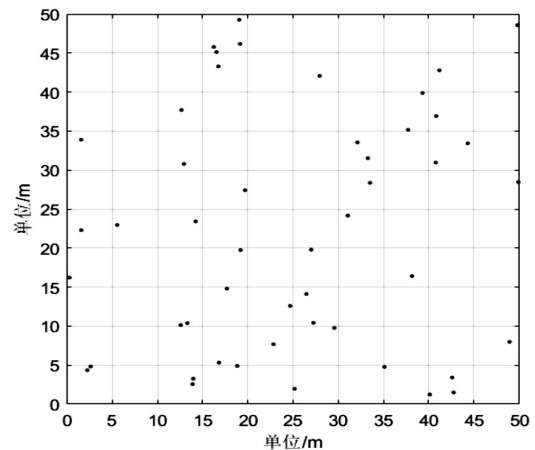


图 1 坐标系内随机生成的 50 个点

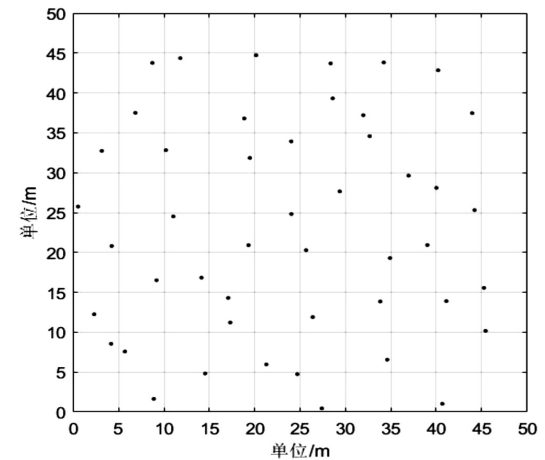


图 2 坐标系内使用 Sobol-Halton 序列生成的 50 个点

### 4.2 ZOA-GWO 算法

ZOA 算法在迭代的前期有着更快的收敛速度, GWO 算法在迭代的中后期有着更快的收敛速度。在多组实验效果对比下, 发现将 ZOA 算法应用在迭代次

数前 5% ,GWO 应用在迭代次数的后 95% 可以使得全局寻优效果最优。这既避免了前期寻优速度慢,又避免了中后期陷入局部最优、寻优精度低以及过早成熟收敛等问题,从而提高了全局搜索能力。

### 4.3 ZOA-GWO 算法流程

Step1: 设最大迭代次数为  $T$ , 初始化种群数量为  $N$ , 并设定当前迭代次数  $t = 1$ 。

Step2: 使用 Sobol 序列和 Halton 序列初始化种群。

Step3: 判断当前迭代次数,若小于等于总迭代次数的 0.05 倍,则使用 ZOA 算法更新种群,否则,使用 GWO 算法更新种群。

Step4: 根据更新后的种群,更新种群适应度值。

Step5: 判断是否满足终止条件,若满足则终止算法运行,否则,返回步骤 3,进行下一次迭代。

## 5 仿真实验及结果分析

### 5.1 实验思路

首先,利用 CEC2005 测试函数集中的四个单峰测

试函数对 ZOA、GWO、ZOA-GWO、S-ZOA-GWO、SH-ZOA-GWO 进行仿真实验。然后对比不使用任何方式生成种群与使用 Sobol-Halton 结合方式生成种群的种群初始化效果。再分别单独使用 ZOA 算法和 GWO 算法对随机生成的种群进行更新,查看覆盖优化效果。接着使用 ZOA-GWO 结合的方式对使用 Sobol-Halton 序列生成的种群进行更新,查看覆盖优化效果。最后将 ZOA 算法、GWO 算法、ZOA-GWO 结合方法的覆盖优化效果进行对比。

### 5.2 实验环境和条件

硬件环境:使用的电脑型号为联想 Y7000。

软件环境:使用 Window10 家庭版。

在实验开始前,为保证实验的准确性和有效性,控制单一变量。如设定最大迭代次数  $T = 100$ ,初始化种群  $N = 50$ ,每个种群节点数量为 50,维度值为 30,实验方格区域为  $50 \text{ m} \times 50 \text{ m}$ 。

### 5.3 测试函数仿真

具体测试函数如表 1 所示。

表 1 测试函数

Function	Definition	Dim	Range	$f_{best}$
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
Schwefel's Problem 2.22	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{j=1}^n  x_j $	30	$[-10, 10]$	0
Schwefel's Problem 1.2	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
Schwefel's Problem 2.21	$f_4(x) = \max_{i=1}^n  x_i $	30	$[-100, 100]$	0

在本节中,使用了 CEC2005 测试函数集中的四个单峰测试函数对 ZOA、GWO、ZOA-GWO、S-ZOA-GWO、SH-ZOA-GWO 算法进行性能评估,主要对算法的收敛速度和寻优能力进行检测。其中,S-ZOA-GWO 算法为只添加 Sobol 序列方法的 ZOA-GWO 算

法,SH-ZOA-GWO 算法为添加 Sobol 序列和 Halton 序列的 ZOA-GWO 算法。

从图 3~6 中可以看出,原始斑马优化算法和灰狼优化算法的收敛速度和寻优能力较低,而两种算法结合之后的寻优能力有所提高,但收敛速度仍然较慢。

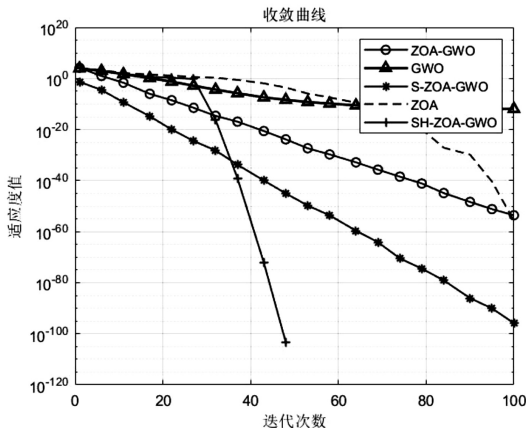


图 3 Sphere 测试函数收敛曲线

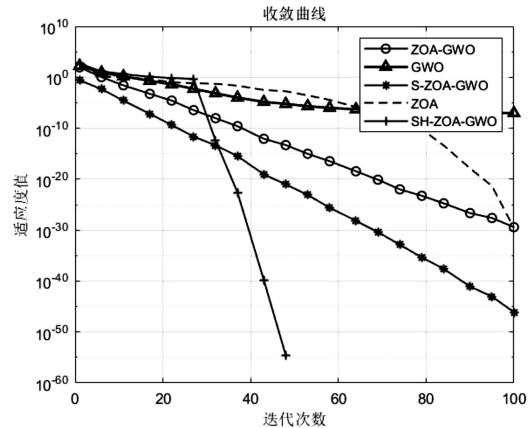


图 4 Schwefel's Problem 2.22 函数收敛曲线

当加入 Sobol 序列对种群初始化后,ZOA-GWO 融合算法的性能迅速提升,而加入 Sobol-Halton 序列初始化种群后,ZOA-GWO 算法的收敛速度和寻优能力进一步提升,以至于可以在较短时间内收敛到最优区域,证明了加入 Sobol-Halton 序列的有效性。

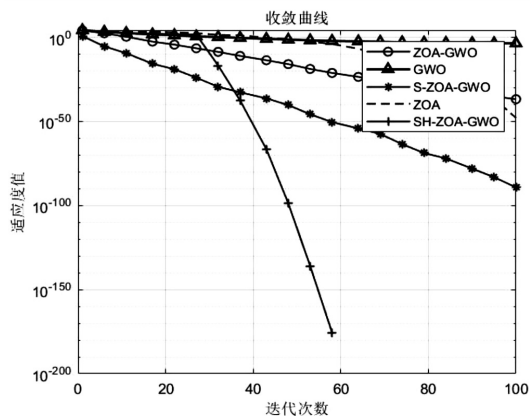


图 5 Schwefel's Problem 1.2 测试函数收敛曲线

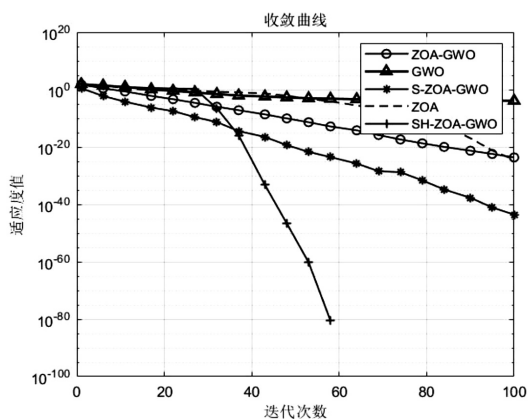


图 6 Schwefel's Problem 2.21 测试函数收敛曲线

### 5.4 覆盖率仿真实验

图 7 为随机初始化节点,图 8 为经过 Sobol 和 Halton 序列分别处理后生成的节点。明显的,图 8 中节点分布更加均匀,这避免了节点生成时超越边界,提高了总体覆盖率。

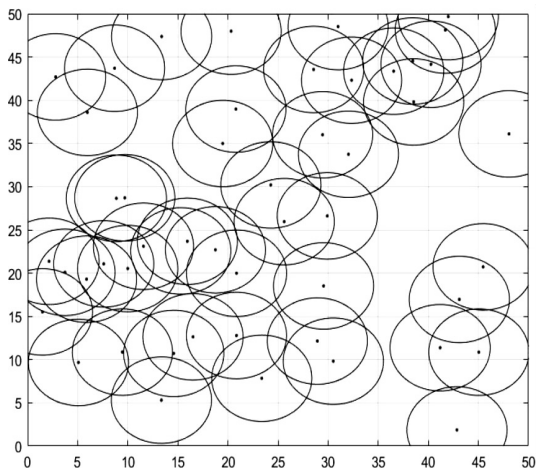


图 7 随机初始化节点

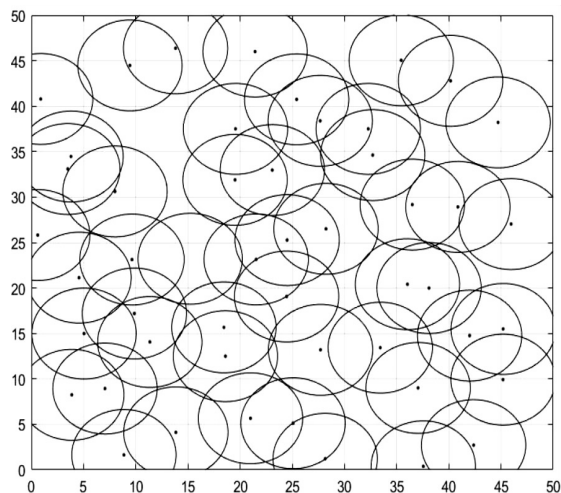


图 8 Sobol-Halton 序列初始化节点

图 9 为 ZOA 优化算法的 WSN 覆盖仿真,图 10 为 GWO 优化算法的 WSN 覆盖仿真,图 11 为基于 Sobol-Halton 序列 ZOA-GWO 优化算法的 WSN 覆盖仿真。可以看出,基于 Sobol-Halton 序列 ZOA-GWO 算法的总体覆盖优化效果要优于单独使用 ZOA 算法或 GWO 算法的覆盖优化效果。

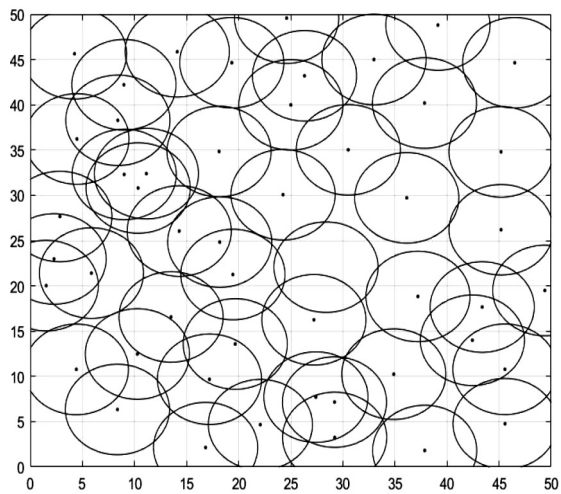


图 9 ZOA 覆盖优化仿真

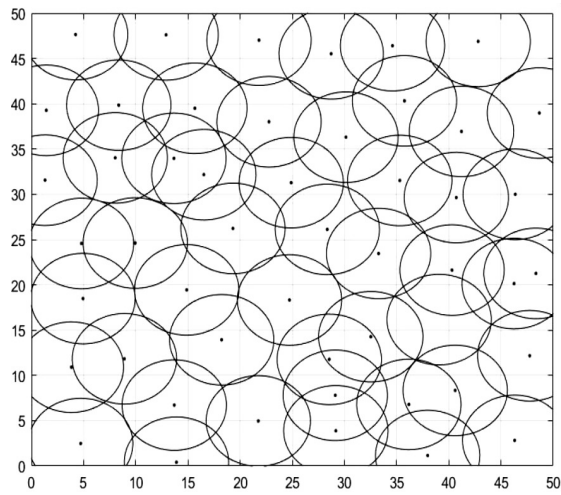


图 10 GWO 覆盖优化仿真

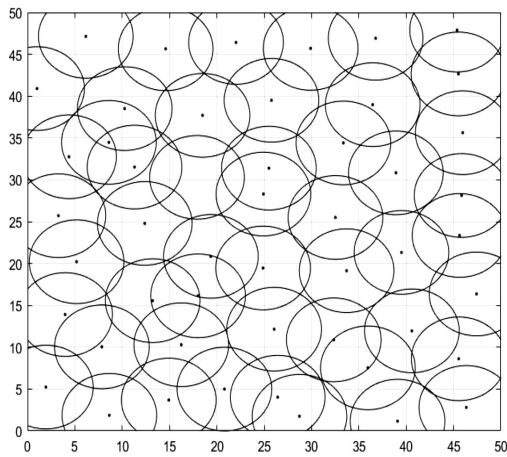


图 11 ZOA-GWO 覆盖优化仿真

图 12 为三种算法 500 次迭代过程中覆盖率值对比。

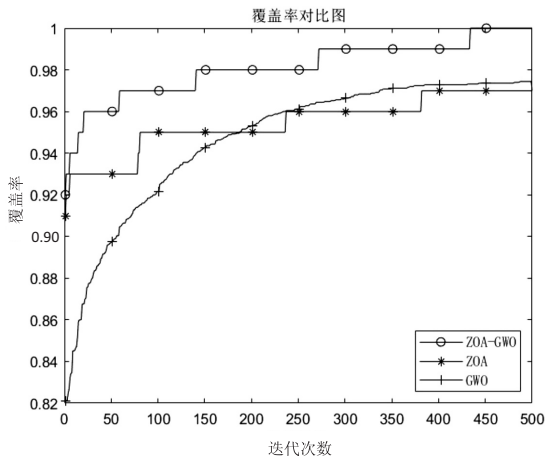


图 12 三种算法覆盖率变化对比

可以看出,ZOA 优化算法在前期收敛速度比 GWO 优化算法有着明显优势,到了迭代过程的中后期,ZOA 算法陷入局部寻优且不易逃脱,而 GWO 算法在迭代的中后期不仅收敛速度快,而且能更快地探索全局.ZOA-GWO 算法完美融合了两种方法的优点,使得在

优化过程中增强了全局寻优能力和局部探索能力,避免算法陷入局部寻优和提前结束收敛。

ZOA 算法的最优覆盖率值可以达到百分之 97.5%,GWO 算法的最优覆盖率值可以达到 97.7%,而 ZOA-GWO 算法的覆盖率值可以达到 99.9%,几乎全面覆盖,这证明该文提出的算法可以尝试替换目前实际应用中所使用的覆盖率低的算法,增加现实收益,推动 WSN 覆盖研究的发展。

### 5.5 显著性分析

本节使用 Mann-Whitney 检验验证加入 Sobol-Halton 序列的 ZOA-GWO 算法与只加入 Sobol 序列的 ZOA-GWO 算法、ZOA-GWO、ZOA 以及 GWO 算法的差异性。

Mann-Whitney 检验<sup>[14-15]</sup>,也称为 Wilcoxon 秩和检验,是一种非参数检验方法,用于比较两组独立样本的中位数是否存在显著差异。它的基本思想是将两组数据合并起来,然后按照数值的大小进行排序,接着计算每个样本中的秩次(rank),再将这些秩次相加。最后,通过比较这两组秩和来确定两组数据是否存在显著的差异。

检验步骤:

- (1)将两组样本的数据合并,并按照大小顺序排列。
- (2)对于每一个样本值,计算它在合并样本中的秩次。
- (3)对于每一组样本,计算它们的秩和。
- (4)计算两组样本的秩和之差作为检验统计量。
- (5)设定显著性水平检验阈值  $\alpha = 0.5$ ,检验的值为  $P$ ,用来判断假设是否成立,当  $P \leq \alpha$  时拒绝原假设  $H_0$ ,接受  $H_1$ 。检验的结果为  $K$ ,用来代表是否拒绝原假设,当  $K = 1$  时表示拒绝原假设,当  $K = 0$  时表示接受原假设。

表 2 显著性分析结果

Function	S-ZOA-GWO	ZOA-GWO	ZOA	GWO
Shpere	1	1	1	1
Schwefel's Problem 2. 22	0	0	1	1
Schwefel's Problem 1. 2	0	0	1	1
Schwefel's Problem 2. 21	0	1	1	1

表 2 中的数值为检验结果  $K$  值,可知加入 Sobol 和 Halton 序列的 ZOA-GWO 融合算法与原始斑马优化算法和灰狼算法有着明显差异,证明所加入的两种序列起到了积极有效的作用。

## 6 结束语

无线传感器的覆盖问题是物联网方向的基本问

题,也是典型的组合优化问题,具有高度的非线性和复杂性。该文提出了一种基于 Sobol-Halton 序列 ZOA-GWO 算法的 WSN 覆盖优化方法,该方法结合了 Sobol 序列和 Halton 序列的低差异性和均匀性,以及斑马优化算法(ZOA)和灰狼优化算法(GWO)的群体智能和协作机制,并根据 ZOA 算法和 GWO 方法的优缺点进行有效的结合,提高了 WSN 的覆盖率和能效。

通过仿真实验验证了该方法的有效性和优越性,与优化算法自身相比,该方法在 WSN 的覆盖率和能效方面均有显著的提升,同时具有较快的收敛速度和较高的稳定性。

#### 参考文献:

- [1] HASHIM F A, HUSSIEN A G. Snake optimizer: a novel meta-heuristic optimization algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 242: 108320.
- [2] ABDOLLAHZADEH B, GHAREHCHOPOGH F S, MIRJALILI S. African vultures optimization algorithm: a new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems [J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 158: 107408.
- [3] MIRJALILI S, MIRJALILI S, HATAMLOU A. Multi-verse optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization [J]. Neural Computing and Applications, 2016, 27: 495-513.
- [4] 贾润亮, 张海玉. 改进群体智能算法的无线传感器网络覆盖优化 [J]. 西南大学学报: 自然科学版, 2024, 46(1): 155-166.
- [5] 胡珊珊. 基于群智能算法的 WSN 覆盖优化研究 [D]. 西安: 西安邮电大学, 2023.
- [6] TROJOVSKÁ E, DEGHANI M, TROJOVSKY P. Zebra optimization algorithm: a new bio-inspired optimization algorithm for solving optimization algorithm [J]. IEEE Access, 2022, 10: 49445-49473.
- [7] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A D. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [8] BRATLEY P, FOX B L. Algorithm 659: implementing sobol's quasirandom sequence generator [J]. ACM Transactions on Mathematical Software, 1988, 14(1): 88-100.
- [9] HALTON J H. On the efficiency of certain quasi-random sequences of points in evaluating multi-dimensional integrals [J]. Numerische Mathematik, 1960, 2(1): 84-90.
- [10] GE Yuanbo, LU Wenxi, PAN Zidong. Groundwater contamination source identification based on Sobol sequences-based sparrow search algorithm with a BiLSTM surrogate model [J]. Environmental Science and Pollution Research International, 2023, 30(18): 53191-53203.
- [11] JOE S, KUO F Y. Constructing Sobol sequences with better two-dimensional projections [J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2009, 30(5): 2635-2654.
- [12] LIU S, HAN J. Energy efficient stochastic computing with Sobol sequences [C]//Design, automation & test in Europe conference & exhibition. [s. l.]: IEEE, 2017: 650-653.
- [13] CHI H, MASCAGNI M, WARNOCK T. On the optimal Halton sequence [J]. Mathematics & Computers in Simulation, 2005, 70(1): 9-21.
- [14] 周牧, 王烟濛, 袁慧, 等. 基于 Mann-Whitney 秩和检验的无线局域网室内映射与定位方法 [J]. 电子与信息学报, 2019, 41(7): 1555-1564.
- [15] WEINER I B. The Corsini encyclopedia of psychology [J]. John Wiley. doi:10.1300/J103v20n02\_04.