

基于改进蛇优化算法的 WSN 覆盖研究

李 振,冯 锋*

(宁夏大学 信息工程学院,宁夏 银川 750021)

摘要: 为了有效提高无线传感器网络(WSN)部署时的覆盖效果,增加节点间的连通性,提出一种基于改进蛇优化算法的节点多目标部署优化策略。在种群初始化阶段,针对蛇优化算法的随机种群初始化分布不均匀的问题,引入 Halton 序列初始化策略对种群个体进行初始化,并使种群各个节点具有一定区间范围内的随机性特征,既保证了初始化种群个体内均匀分布,又使得个体间具有多样性;在开发阶段,提出了一种新的觅食策略取代原本觅食阶段的方法,能够促使个体快速跳出局部最优;在开发阶段的交配模式中,提出了一种异性吸引策略取代交配策略,使算法具备更强的全局探索与开发能力。然后,将所提算法与基本的蛇优化算法、单阶段改进的蛇优化算法以及其他改进优化算法进行对比。仿真结果表明,不同阶段的改进策略对改进算法产生了不同程度的影响。此外,改进后的算法在无线传感器网络覆盖优化性能方面也优于其他改进的优化部署算法。

关键词: 无线传感器网络;节点覆盖;蛇优化;Halton 序列;异性相吸

中图分类号: TP393.0

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2024)03-0089-07

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2024.03.014

Research on WSN Coverage Based on Improved Snake Optimizer Algorithm

LI Zhen, FENG Feng*

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

Abstract: In order to effectively improve the coverage effect and increase the connectivity among nodes when wireless sensor network (WSN) are deployed, a multi-objective deployment optimization strategy of nodes based on the improved snake optimization algorithm is proposed. In the population initialization phase, the Halton sequence initialization strategy is introduced to initialize the population individuals for the uneven distribution of the random population initialization of the snake optimization algorithm, and to make each node of the population have the randomness characteristics within a certain interval, which not only ensures the uniform distribution within the initialized population individuals, but also makes the diversity among individuals. In the development phase, a new foraging strategy is proposed to replace the original foraging phase, which can prompt individuals to quickly jump out of the local optimum. In the mating mode of the development phase, a heterosexual attraction strategy is proposed to replace the mating strategy, so that the algorithm has a stronger global exploration and exploitation capability. Then, we will compare the proposed algorithm with the basic snake optimization algorithm, the single-stage improved snake optimization algorithm and other improved optimization algorithms. The simulation results show that the improvement strategies in different stages have different degrees of influence on the improved algorithm. In addition, the improved algorithm outperforms other improved optimized deployment algorithms in terms of wireless sensor network coverage optimization performance.

Key words: wire sensor network; node coverage; snake optimizer algorithm; Halton sequence; opposites attraction

0 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)是由分布式传感器组成的无线自组织网络,可用来监测环境条件以及物理现象^[1]。但由于能量不足或部署

环境恶劣等问题,这会使得节点的部署过程出现困难,从而无法进行确定性部署。因此,许多学者针对节点随机的部署展开了研究,通过动态部署节点来保证目标区域中具有较高的覆盖率^[2]。元启发式算法是一类

收稿日期:2023-06-06

修回日期:2023-10-10

基金项目:宁夏重点研发计划重点项目(2022BEG02016);宁夏自然科学基金重点项目(2021AAC02004)

作者简介:李 振(1998-),男,硕士生,研究方向为物联网技术及应用;通信作者:冯 锋(1971-),男,教授,博士,研究方向为信息系统工程、物联网技术及应用。

基于启发式思想的优化算法,它们能够在寻优的过程中克服问题的不确定性和复杂性,适用于各种不同类型的优化问题^[3]。其中主要包括粒子群算法^[4]、蝴蝶优化算法^[5]、鲸鱼优化算法^[6]、麻雀搜索算法^[7]等。此类算法具有原理简单、高效、应用范围广等特点,国内外许多学者将其应用于 WSN 的节点部署优化问题中,通过利用此类算法,可在一定区域内使用更少的传感器节点得到更大的覆盖范围,并能够保证传感器节点间的连通。范星泽等人^[8]提出改进灰狼算法优化节点部署,结合节点能量受限的问题,既保证了覆盖率,又延长了节点寿命;张孟健等人^[9]提出一种混合粒子群-蝴蝶算法的节点覆盖优化策略,取得了较好的覆盖率;郭超等人^[10]提出基于拟物优化的粒子群覆盖算法,减少了 WSN 覆盖盲区 and 重复区域,提高了网络覆盖率。上述研究表明,将元启发式算法应用于无线传感器网络覆盖优化问题是可行的,但节点覆盖率仍有提升的空间。

蛇优化算法(Snake Optimizer, SO)是由 Hashim 等人于 2022 年提出的元启发式算法^[11],该算法是通过模拟蛇的觅食和交配行为进行搜索。在 WSN 部署问题中,利用 SO 算法可以提高覆盖率,但标准的 SO 算法在解决此类问题的过程中与其他算法一样,仍存在着容易陷入局部最优、全局搜索能力不足、成熟过早等问题。

为了克服 SO 算法在 WSN 节点部署优化问题中所存在的不足,提出了一种结合多种策略的改进蛇优化算法(ISO)。主要有三点改进:(1)引入随机 Halton 序列初始化策略;(2)提出了一种新的觅食策略来取代开发阶段觅食的方法;(3)提出了一种异性吸引策略取代开发阶段交配策略。

1 节点覆盖模型

1.1 覆盖模型

假设 WSN 中的各个传感器是同构的,对一个二维平面大小为 $L \times W$ 的方形区域进行监测,所有节点的感知半径 R_p 及通信半径 R_c 都是一致的,且 $R_c \geq 2R_p$ 。目标区域内部署传感器个数为 N ,节点集合定义为 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$,集合中任意一个传感器节点二维坐标表示为 (x_i, y_i) 。为方便计算,将监测范围内面积分为 $L \times W$ 个等面积网络,中心点为监测节点,监测节点集合为 $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$,节点 m_j 的坐标为 (x_j, y_j) ,则两者间的距离为:

$$d(u_i, m_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

监测节点 m_j 是否在无线传感器感知范围内的概率为:

$$p_{\text{cov}}(u_i, m_j) = \begin{cases} 1 & d(u_i, m_j) \leq R_p \\ 0 & d(u_i, m_j) > R_p \end{cases} \quad (2)$$

该区域内,各个监测节点可同时被多个传感器覆盖,联合覆盖性为:

$$C_p(u_{\text{all}}, m_j) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{\text{cov}}(u_i, m_j)) \quad (3)$$

其中, u_{all} 是测量范围内的所有传感器节点。传感器节点对整个区域的监测范围就是 WSN 覆盖程度,可计算出所有监测点的监测覆盖率:

$$C_r = \frac{\sum_{x=1}^L \sum_{y=1}^W C_p(u_{\text{all}}, p_{(x-1) \cdot L + y})}{L \times W} \quad (4)$$

1.2 连通模型

保持 WSN 的连通是部署传感器网络的基本要求。设 $N = \{N_1, N_2, \dots, N_n\}$ 为 WSN 节点集合, R_p 为感知半径。若 N_i 与 N_j 间的距离不大于 R_p ,则 N_i 与 N_j 相邻,矩阵的第 i 行第 j 列和第 j 行第 i 列的元素值为 1,否则为 0,建立无向图邻接矩阵 U 。由于共有 n 个 WSN 节点,则需建立 $n - 1$ 个无向图邻接矩阵才能准确证明所有 WSN 节点之间是否相连接。

根据文献[12]中的矩阵算法,将各个矩阵之和构建出矩阵 S ,方程如下:

$$S = U + U^2 + \dots + U^{n-1} \quad (5)$$

其中,若 S 中存在值为 0 的元素,则 WSN 不连通,若 S 所有元素均非 0,则 WSN 连通。

2 蛇优化算法

SO 算法是基于蛇的生存习性而提出的元启发式算法。蛇会在温度较低且有食物时进行交配,否则会寻找食物或吃掉现有的食物,根据这一现象作者将其主要分为种群初始化、雌雄种群划分、温度与食物量的评估、勘探阶段和开发阶段,其中勘探阶段与开发阶段为搜索过程。在多次迭代运算后,找到最好的种群个体,得到最优解。

2.1 种群初始化

标准 SO 算法种群初始化是在搜索空间中随机生成种群:

$$X_i = X_{\min} + r \cdot (X_{\max} - X_{\min}) \quad (6)$$

其中, r 为 $[0, 1]$ 间的随机数; X_i 为第 i 个种群个体初始位置; X_{\max} 和 X_{\min} 分别是搜索空间的上限和下限。

2.2 雌雄种群划分

在完成种群初始化后,将所有种群按照种群总数平均分为前后两组,一半为雄性种群,另一半为雌性种群。种群划分公式为:

$$N_m = N/2 \quad (7)$$

$$N_f = N - N_m \quad (8)$$

其中, N 为种群的个体总量; N_m 与 N_f 分别表示雄性种群和雌性种群的个体数量。

2.3 温度和食物量的评估

温度(Temp)的定义等式为:

$$\text{Temp} = \exp\left(\frac{-t}{T}\right) \quad (9)$$

其中, t 为当前迭代次数; T 为总迭代次数。随着迭代次数的增加, 温度整体是下降的。

食物 Q 的定义等式为:

$$Q = c_1 \times \exp\left(\frac{t - T}{T}\right) \quad (10)$$

其中, c_1 为常数 0.5。随着迭代次数的增加, 食物量是整体上升的。

2.4 勘探阶段

当食物量 $Q < 0.25$ 时, 蛇通过选择随机位置来搜索食物, 再进行位置的更新, 此阶段位置更新公式如下:

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

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

其中, $X_{i,m}$ 和 $X_{i,f}$ 分别表示第 i 只雄性蛇和雌性蛇的位置; $X_{\text{rand},m}$ 和 $X_{\text{rand},f}$ 分别表示随机选择的雄性蛇和雌性蛇的位置; rand 为 $[0, 1]$ 间的随机数; A_m 和 A_f 分别为雄性蛇和雌性蛇寻找食物的能力, 计算方法为:

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

$$A_f = \exp\left(\frac{-f_{\text{rand},f}}{f_{i,f}}\right) \quad (14)$$

其中, $f_{\text{rand},m}$ 为 $X_{\text{rand},m}$ 的适应度, $f_{i,m}$ 为 $X_{i,m}$ 的适应度; $f_{\text{rand},f}$ 为 $X_{\text{rand},f}$ 的适应度, $f_{i,f}$ 为 $X_{i,f}$ 的适应度。适应度为算法中用于衡量解决方案优劣程度的度量标准, 通过适应度函数计算得出, 以指导算法搜索更优解。 c_2 为常数 0.05。

2.5 开发阶段

当食物量 $Q > 0.25$ 且 $\text{Temp} \geq 0.6$ 时, 环境温度处于热状态, 蛇只寻找食物, 其位置更新公式为:

$$X_{i,j}(t+1) = X_{\text{food}} \pm c_3 \times \text{Temp} \times \text{rand} \times (X_{\text{food}} - X_{i,j}(t)) \quad (15)$$

其中, $X_{i,j}$ 为蛇的位置; X_{food} 为当前最优个体位置; c_3 为常数 2。

当 $Q > 0.25$ 且 $\text{Temp} < 0.6$ 时, 环境温度处于冷状态, 此时的蛇将会处于战斗或交配模式。

(1) 战斗模式。

战斗模式时的位置更新为:

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 \times \text{FM} \times \text{rand} \times$$

$$(Q \times X_{\text{best},f} - X_{i,m}(t)) \quad (16)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 \times \text{FF} \times \text{rand} \times (Q \times X_{\text{best},m} - X_{i,f}(t)) \quad (17)$$

其中, $X_{\text{best},m}$ 和 $X_{\text{best},f}$ 分别为雄性群体和雌性群体中最优个体的位置; FM 和 FF 分别为雄性蛇和雌性蛇的作战能力, FM 和 FF 分别由以下公式计算:

$$\text{FM} = \exp\left(\frac{-f_{\text{best},f}}{f_i}\right) \quad (18)$$

$$\text{FF} = \exp\left(\frac{-f_{\text{best},m}}{f_i}\right) \quad (19)$$

其中, $f_{\text{best},f}$ 和 $f_{\text{best},m}$ 分别是雌性蛇和雄性蛇的最优适应度; f_i 为个体 i 的适应度。

(2) 交配模式。

交配模式时的位置更新为:

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 \times M_m \times \text{rand} \times (Q \times X_{i,f}(t) - X_{i,m}(t)) \quad (20)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 \times M_f \times \text{rand} \times (Q \times X_{i,m}(t) - X_{i,f}(t)) \quad (21)$$

其中, M_m 和 M_f 分别表示雄性蛇和雌性蛇的交配能力, 计算公式为:

$$M_m = \exp\left(\frac{-f_{i,f}}{f_{i,m}}\right) \quad (22)$$

$$M_f = \exp\left(\frac{-f_{i,m}}{f_{i,f}}\right) \quad (23)$$

其中, $f_{i,m}$ 和 $f_{i,f}$ 分别为第 i 个雄性个体和雌性个体的适应度。若蛇蛋被孵化, 则将种群最差的雄性个体和雌性个体进行随机位置替换:

$$X_{\text{worst},m} = X_{\min} + \text{rand} \times (X_{\max} - X_{\min}) \quad (24)$$

$$X_{\text{worst},f} = X_{\min} + \text{rand} \times (X_{\max} - X_{\min}) \quad (25)$$

其中, $X_{\text{worst},m}$ 和 $X_{\text{worst},f}$ 分别表示雄性蛇种群和雌性蛇种群中最差的个体。

3 改进蛇优化算法

3.1 随机 Halton 序列初始化

种群初始化方式的选择对于提高求解精度和收敛速度有着重要作用, 针对不同问题使用不同的初始化方式能够有效提高算法性能。标准 SO 算法种群初始化时采用随机的方式, 由于 WSN 部署问题中的节点数量有限, 各个种群中的节点部署时并不能够使其均匀分布, 使得种群初始化的质量难以保证。该文使用 Halton 序列初始化种群, 可以保证各个种群中较少的传感节点也能够均匀分布。

Halton 序列是由德国数学家 John Halton 提出的^[13], 它是基于不同质数的逆排列构成的点序列, 用来生成高维空间的点。图 1 和图 2 分别为二维空间中的随机初始化节点分布与 Halton 初始化种群节点

分布,可见在 WSN 部署问题中, Halton 初始化要比随机初始化生成的种群个体分布的更加均匀,其坐标可表示为:

$$x_i = 0. d_1 d_2 d_3 \cdots d_m (\text{base} = p_i) \quad (26)$$

$$y_i = 0. d_1 d_2 d_3 \cdots d_m (\text{base} = q_i) \quad (27)$$

其中, x_i 和 y_i 分别为平面内第 i 个点的横纵坐标; $d_1 d_2 \cdots d_m$ 是按照数字 i 的逆序排列得到的数字; p_i 和 q_i 分别是两个不同的质数。

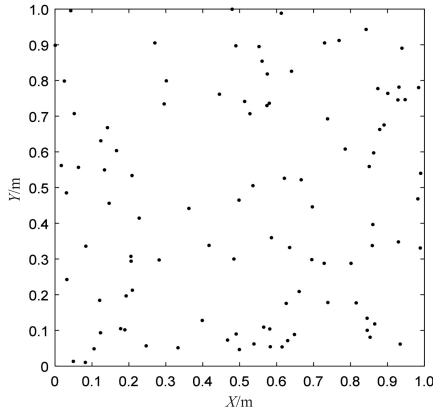


图 1 二维空间中随机初始化 100 个节点分布

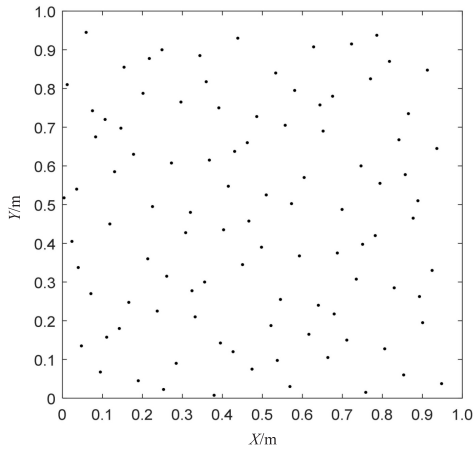


图 2 二维空间中 Halton 初始化 100 个节点分布

为了进一步增强种群间的多样性,引入小范围的随机因子对传感器节点初始位置进行处理。随机因子 r 被定义为:

$$r = \text{rand}(1) - 0.5 \quad (28)$$

其中, rand 为 $[0, 1]$ 间的随机数, -0.5 是为了保证 r 在 $[-0.5, 0.5]$ 区间,再根据实际部署区域大小进行倍数处理。

3.2 随机开发阶段觅食策略的改进

标准 SO 算法中开发阶段的觅食策略如式 15,将各个种群取值直接落在目标最优值附近进行寻优,但在 WSN 部署优化的问题中, c_3 取值为 2 时会使得寻优时位置跨度较大,但若取值较小,则会使所有的种群都与当前最优解相似,使其陷入局部最优。为解决此阶段面临的问题,提出一种新的寻优策略:

$$X_{i,j}(t+1) = X_{i,j}(t) \pm c_3 \times \text{Temp} \times \text{rand} \times (X_{\text{food}} - X_{i,j}(t)) \quad (29)$$

其中, $X_{i,j}$ 为蛇的位置; X_{food} 为当前最优个体位置; c_3 为常数 0.5。该寻优策略将当前位置有目的地向最优目标进行移动,并且将 c_3 改为 0.5,既符合当前跨度需求,也能够高效地跳出局部最优,减少前期迭代次数。

3.3 异性相吸策略

当标准 SO 算法处于交配模式时,其位置更新取决于第 i 个雄性蛇与雌性蛇的位置与适应度,并且有一定概率将两个种群中的最差个体替换掉。虽然整个过程中所有个体都会更加接近最优覆盖率,但同时却也更加容易陷入局部最优而无法跳出,然而 WSN 覆盖优化问题的最终目标是要寻得某个最佳个体中所呈现的最优部署。为实现这一目标,提出了一种异性相吸策略来取代交配模式,该思想灵感来自于灰狼优化算法^[14]。

首先保留当前雄性蛇和雌性蛇种群中各自最优的三个个体到下一代中,然后根据异性三个最优个体来计算移动后的位置,此处以雄性蛇位置变化进行说明,雌性蛇同理。其计算公式为:

$$X_{m,1}(t) = X_{\text{one},f}(t) - A_1 \times D_{\text{one},f} \quad (30)$$

$$X_{m,2}(t) = X_{\text{two},f}(t) - A_2 \times D_{\text{two},f} \quad (31)$$

$$X_{m,3}(t) = X_{\text{three},f}(t) - A_3 \times D_{\text{three},f} \quad (32)$$

$$X_m(t+1) = \frac{X_{m,1} + X_{m,2} + X_{m,3}}{3} \quad (33)$$

其中, $X_{m,1}(t)$, $X_{m,2}(t)$, $X_{m,3}(t)$ 分别表示第 t 代雄性蛇分别被当前最优三个雌性个体吸引后的位置; $X_{\text{one},f}(t)$, $X_{\text{two},f}(t)$, $X_{\text{three},f}(t)$ 分别表示第 t 代雌性蛇最优三个种群位置; A 为收敛因子,其计算公式为式 34; $D_{\text{one},f}$, $D_{\text{two},f}$, $D_{\text{three},f}$ 分别为参照距离最优雌性蛇的三个种群的位置参数,其计算公式为式 35 ~ 37:

$$A = 2 \times (\text{rand} - 1) \times (1 - \frac{t}{T}) \quad (34)$$

其中, t 为当前迭代次数; T 为总迭代次数。

$$D_{\text{one},f} = |C_1 \times X_{\text{one},f} - X_m(t)| \quad (35)$$

$$D_{\text{two},f} = |C_2 \times X_{\text{two},f} - X_m(t)| \quad (36)$$

$$D_{\text{three},f} = |C_3 \times X_{\text{three},f} - X_m(t)| \quad (37)$$

其中, C 为摆动因子,且 $C = 2 \times \text{rand}$ 。

当 $Q > 0.25$ 且 $\text{Temp} < 0.6$ 时,标准 SO 算法战斗模式与交配模式执行概率分别为 0.6 与 0.4,在数次实验中发现,提升异性相吸策略的执行概率,可进一步提高算法的寻优能力。当算法处于战斗模式时,随着迭代的进行,覆盖率会经历显著的变化。这是因为战斗模式种群位置更新采用了较大的步长,使其能够迅速找到更优的覆盖率。然而,一旦覆盖率达到某个较高水平,算法就会陷入局部最优解,无法进一步提升覆

盖率。当算法处于异性相吸阶段时,除了种群中最优的几个个体被完全保留到下一代,其他个体全部都依赖异性种群中最优个体更新位置,可减少陷入局部最优的可能。并且随着迭代次数的增加,该阶段位置更新时的寻优步长也逐渐减小,从而提高了算法的局部寻优性能。因此,在 ISO 算法中,将战斗模式与异性相吸策略的执行可能改为 0.4 与 0.6,从而提高算法的寻优能力。

4 WSN 节点覆盖优化设计

基于 ISO 算法的 WSN 节点覆盖优化的目的是在目标区域 S 内寻找覆盖率 C_r 的最大值,在优化的过程中,各个种群中的 WSN 节点位置不断更新,从而逐步实现更高的覆盖率 C_r ,同时查看矩阵 S 中是否均非 0,若全部非 0 则 WSN 节点连通,否则不连通。该算法的输入有目标区域的长 L 、宽 W 、感知半径 R_p 、传感器节点总数 N 、最大迭代次数 T 等参数。输出为 C_r 的最大值、传感器节点分布坐标、判断是否连通。算法中的每一个种群个体都是节点的某种分布情况,ISO 算法下的 WSN 覆盖优化流程如图 3 所示,具体算法步骤如下:

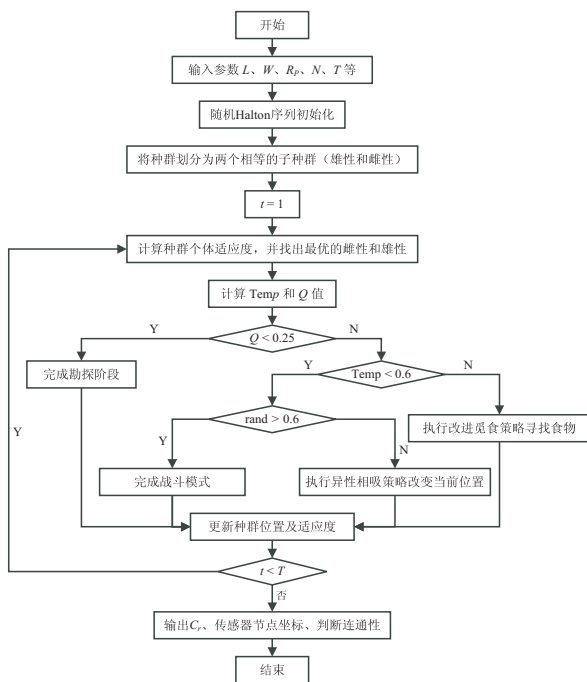


图 3 算法流程

(1) 输入长 L 、宽 W 、感知半径 R_p 、传感器节点总数 N 、最大迭代次数 T 等参数。

(2) 执行随机 Halton 序列策略对种群进行初始化。

(3) 将种群按式 7 和式 8 划分成雄性种群和雌性种群。

(4) 计算种群适应度,找出最优的雄性个体和雌

性个体,为后面更新种群位置提供数据。

(5) 按式 9 和式 10 计算温度 $Temp$ 以及食物量 Q 。

(6) 若 $Q < 0.25$,由式 11 ~ 14 完成勘探阶段,更新种群位置及适应度。

(7) 若 $Q \geq 0.25$,进入开发阶段。当 $Temp \geq 0.6$ 时,执行改进的觅食策略寻找食物,由式 29 更新种群位置。 $Temp < 0.6$ 时,则可能进入战斗模式或执行异性相吸策略,战斗模式由式 16 ~ 19 对其位置进行更新;异性相吸策略雄性位置由式 30 ~ 37 进行更新,雌性同理。完成开发阶段后,更新种群位置及适应度。

(8) 判断当前迭代次数 t 是否小于最大迭代次数 T 。若小于,则重复执行步骤 4 ~ 7,直至满足迭代停止条件。

(9) 输出最大覆盖率及分布坐标,并判断连通性。

5 实验仿真与分析

5.1 实验环境设置

在 MATLAB2022a 平台上对改进算法进行了仿真,并对其性能等方面进行测试。将各阶段改进的算法与基本蛇优化算法进行对比,从而能够体现出不同改进策略对 WSN 网络覆盖的优化效果。为了确保算法比较的公平性,在实验的过程中保证各算法设置的参数一致。其仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

参数	值
区域面积 / m^2	50×50
节点数量 (N) / 个	40
种群规模 (sizepop) / 个	100
感知半径 (R_p) / m	5
迭代次数 (T) / 次	1 000

5.2 与单阶段改进算法对比

(1) 网络覆盖性。

按照表 1 中各参数进行模拟实验,其仿真结果如图 4 ~ 10 所示。图 4 为传感器节点随机初始化覆盖分布,图 5 为传感器节点基于 Halton 序列初始化覆盖分布,图 6 为基于蛇优化算法仿真覆盖分布,图 7 为基于随机 Halton 序列的蛇优化(HSO)算法仿真覆盖分布,图 8 为基于异性相吸策略的蛇优化算法(YSO)仿真覆盖分布,图 9 为基于多种改进策略的蛇优化算法(ISO)仿真覆盖分布,图 10 为四种算法随着迭代次数增加覆盖率的变化曲线。在图 4 ~ 9 中,“*”代表传感器节点位置,各个圆表示传感器节点的覆盖范围。

通过对图 4 与图 5 的对比分析,在种群初始化过程中,基于随机初始化的节点分布不均匀,导致覆盖率偏低,而基于随机 Halton 的种群初始化策略中节点分

布均匀,覆盖率较高。

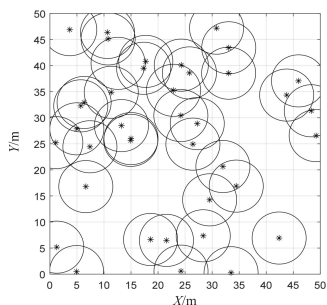


图 4 随机初始化节点覆盖分布

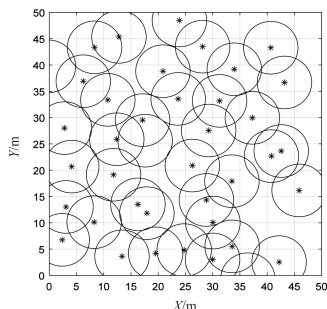


图 5 随机 Halton 序列初始化节点覆盖分布

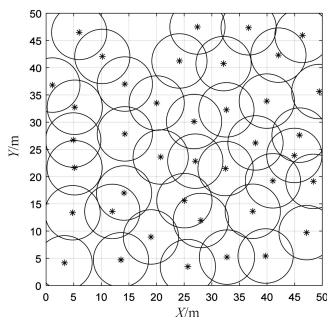


图 6 基于 SO 算法仿真覆盖分布

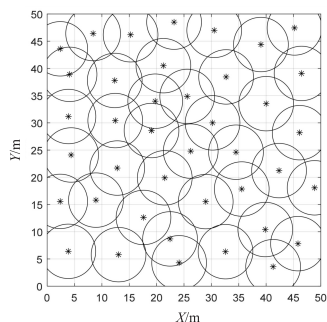


图 7 基于 HSO 算法仿真覆盖分布

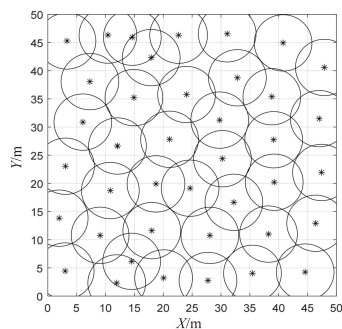


图 8 基于 YSO 算法仿真覆盖分布

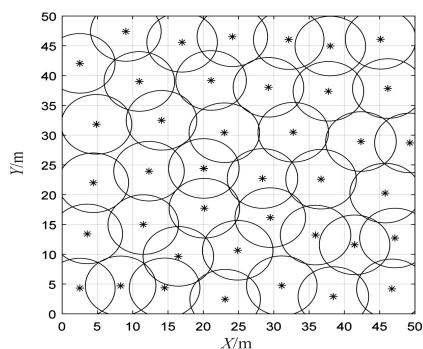


图 9 基于 ISO 算法仿真覆盖分布

通过对图 6~9 的对比分析,基于 SO 算法的仿真覆盖存在着较大的覆盖盲区,而基于 HSO 与 YSO 算法的仿真覆盖较基本 SO 算法而言,这两种改进方案对 WSN 覆盖优化都得到了一定的改善,但仍然存在一些覆盖盲区,而最后通过 ISO 算法优化后,节点的分布会更加均匀,覆盖盲区也大大减少。

由图 10 可清晰地对比出四种蛇优化算法在 WSN 覆盖率的变化曲线。标准 SO 算法在迭代了 412 次后趋于收敛,覆盖率为 92.84%;HSO 算法在迭代了 351 次后趋于收敛,覆盖率为 95.96%;YSO 算法在 1 000 次迭代过程中,覆盖率一直在提升,最终覆盖率为 96.12%;ISO 算法在 1 000 次迭代过程中,覆盖率一直在提升,最终覆盖率为 98.12%。仿真数据表明,ISO 算法在 WSN 覆盖优化问题中,具有更佳的覆盖效果,将实验继续迭代至 1 500 次,其覆盖率可达 98.44%,迭代至 2 000 次可达 98.72%。

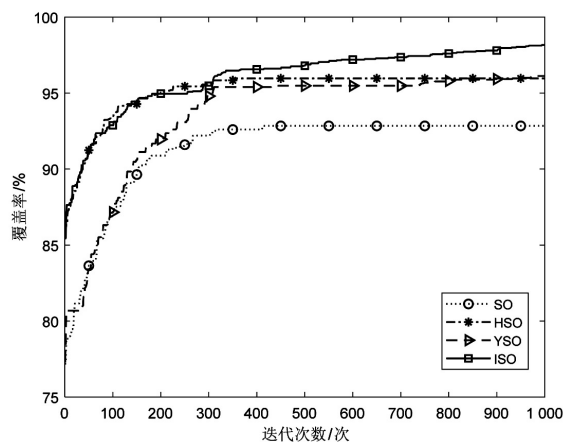


图 10 四种蛇优化算法覆盖率变化曲线

(2) 连通性。

按照表 1 中各参数进行模拟实验,将随机节点初始化与随机 Halton 节点初始化分别进行 20 次实验。在 20 次随机节点初始化实验中,仅有 2 次为连通;而在 20 次随机 Halton 初始化实验中,连通次数为 17。由此可见,基于随机 Halton 序列初始化可在种群初始化期间,能够以较高的概率保证其连通性。

再将四种蛇优化算法分别进行 10 次实验,发现在

迭代 1 000 次后,四种蛇优化算法对 WSN 的覆盖优化始终能够保证连通,相比于随机节点覆盖,蛇优化算法对连通性提供了重要保障。

5.3 与其他改进算法对比

为了验证文中方法的有效性,将文中方法与文献[15]中提出的 IGWO 算法、文献[16]中提出的 MS-ALO 算法、文献[17]中提出的 DHSABC 算法进行比较,其中各个算法的仿真实验环境都与表 1 条件相符合。表 2 为覆盖率优化的结果对比。

表 2 覆盖优化结果对比

算法	覆盖率/%
IGWO	94.28
MS-ALO	96.45
DHSABC	96.58
SO	92.84
ISO	98.12

由表 2 可知,在算法进行 1 000 次迭代后,采用 ISO 算法优化后的 WSN 覆盖率最高且达到了 98.12%。同 IGWO, MS-ALO, DHSABC, SO 算法相比,覆盖率分别提升了 3.84%, 1.67%, 1.54%, 5.28%。因此,针对 WSN 覆盖优化的问题,在环境参数相同的情况下,ISO 算法具有明显的优越性,能使得 WSN 覆盖范围更广。

6 结束语

针对无线传感器网络覆盖优化以及连通问题,提出了一种多改进策略的蛇优化算法。该算法通过随机 Halton 系列使初始化种群的质量得到提升;在开发阶段提供新的觅食策略使得算法可快速跳出局部最优;提出异性相吸策略取代交配模式,增强算法的全局探索与开发的能力。仿真结果表明,与标准 SO 优化部署、单阶段改进 SO 优化部署、其他新改进部署算法相比,ISO 算法能够获得最好的覆盖效果。

参考文献:

- [1] 张雅琼,张 慧,郑欢欢. 基于改进 ACO 的 WSN 感知数据传输策略研究[J]. 计算机技术与发展,2022,32(2):114-118.
- [2] PRIYADARSHI R, GUPTA B, ANURAG A. Deployment

techniques in wireless sensor networks: a survey, classification, challenges, and future research issues[J]. The Journal of Supercomputing, 2020, 76:7333-7373.

- [3] 马 兵,刘永刚,韩红安,等. 基于改进镜面反射优化算法的 WSNs 覆盖优化[J]. 传感器与微系统,2023,42(7):156-160.
- [4] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks. Perth:IEEE,1995:1942-1948.
- [5] ARORA S, SINGH S. Butterfly optimization algorithm: a novel approach for global optimization[J]. Soft Computing, 2019, 23:715-734.
- [6] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95:51-67.
- [7] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1):22-34.
- [8] 范星泽,禹 梅. 改进灰狼算法的无线传感器网络覆盖优化[J]. 计算机科学,2022,49(S1):628-631.
- [9] 张孟健,汪 敏,王 霄,等. 混合粒子群-蝴蝶算法的 WSN 节点部署研究[J]. 计算机工程与科学,2022,44(6):1013-1022.
- [10] 郭 超,杨宇轩,胡荣磊,等. 基于粒子群算法的 WSN 覆盖优化[J]. 计算机应用研究,2020,37(4):1170-1173.
- [11] HASHIM F A, HUSSINI A G. Snake optimizer: a novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 242:108320.
- [12] MESBAHI M, EGERSTEDT M. Graph theoretic methods in multiagent networks [M]. Princeton: Princeton University Press, 2010:363-366.
- [13] HALTON J H. On the efficiency of certain quasi-random sequences of points in evaluating multi-dimensional integrals [J]. Numerische Mathematik, 1960, 2:84-90.
- [14] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69:46-61.
- [15] 胡小平,曹 敬. 改进灰狼优化算法在 WSN 节点部署中的应用[J]. 传感技术学报,2018,31(5):753-758.
- [16] 徐钦帅,何 庆,魏康园. 改进蚁狮算法的无线传感器网络覆盖优化[J]. 传感技术学报,2019,32(2):266-275.
- [17] 张 浩,龙道银,覃 涛,等. 改进人工蜂群算法的 WSN 覆盖连通优化[J]. 计算机工程与设计,2022,43(10):2701-2710.