

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416302

基于改进蛇优化算法的 WSN 覆盖优化研究^{*}

张勇 唐睿哲 刘畅 刘登志

(江苏海洋大学计算机工程学院 连云港 222000)

摘要: 为解决无线传感器网络中节点随机部署易出现分散不均、低覆盖率等问题,提出一种改进蛇优化算法的 WSN 覆盖优化算法。首先,使用 Circle 映射种群初始化增强种群的多样性,并在蛇的探索阶段使用自适应螺旋搜索算法增大搜索范围。其次,通过引入黑寡妇算法中的信息素解决蛇的开发阶段易陷入局部最优解,并使用差分进化策略提高寻优的能力。最后,将改进蛇优化算法应用到传感器节点的部署中,利用传感器的覆盖模型确定最大的覆盖率。实验表明,改进后的算法能有效提升节点覆盖率,扩大 WSN 覆盖范围,从而减少节点能耗并延长网络寿命。

关键词: 无限传感器网络覆盖;蛇优化算法;Circle 映射;自适应螺旋搜索策略;黑寡妇算法;差分进化策略

中图分类号: TP393;TN92 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Research on WSN coverage optimization based on improved snake optimization algorithm

Zhang Yong Tang Ruizhe Liu Chang Liu Dengzhi

(School of Computer Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222000, China)

Abstract: To address the issues of uneven dispersion and low coverage rates that arise from the random deployment of nodes in wireless sensor networks, an improved snake optimization algorithm for WSN coverage optimization is proposed. First, Circle mapping is utilized for population initialization to bolster the diversity of the population. Moreover, an adaptive spiral search algorithm is employed during the exploration phase of the snake to extend the search range. Then, the introduction of pheromones from the black widow algorithm mitigates the tendency of the snake's exploitation phase to fall into local optima. Note that the use of a differential evolution strategy enhances the capability for optimization. Finally, by applying the improved snake optimization algorithm to the deployment of sensor nodes and using the coverage model of sensors, the maximum coverage rate is determined. Experiments indicate that the improved algorithm can effectively enhance the node coverage and expand the WSN coverage area to reduce the node energy consumption and extend network lifetime.

Keywords: wireless sensor network coverage; snake optimization algorithm; Circle mapping; adaptive spiral search strategy; black widow algorithm; differential evolution strategy

0 引言

无线传感器网络(wireless sensor networks, WSN)包括众多能感知、采集、处理环境信息的传感器节点,并通过无线通信发送数据到处理中心。这种网络应用于环境监测、军事侦察、健康监护、智能家居等多个领域^[1]。面临的主要挑战之一是如何优化网络的覆盖效率。特别是在人工难以访问的区域部署节点时,如何用有限资源实现最大化覆盖,确保有效收集感兴趣区域的信息,是关键研究问题^[2]。

近年来,群智能优化算法被广泛应用于无线传感器网络节点部署,以改善节点分布不均和覆盖率低等问题。针对无线传感器网络节点定位难,测距误差大等问题,程小辉等^[3]提出了基于麻雀约束优化节点定位算法,通过适应度值对麻雀位置进行排序并更新麻雀位置,通过不断迭代直到满足节点定位要求。吴亮等^[4]提出了动态分级蝴蝶优化算法在提高了节点覆盖率的同时,通过均衡能量延长了网络生命周期。宋婷婷等^[5]采用改进鲸鱼优化算法来提高节点覆盖率,虽然取得一定效果,但改进后的鲸鱼算法存在收敛速度较慢,优化效果不够显著。陈立万等^[6]采用混合策

收稿日期:2024-06-25

^{*} 基金项目:连云港市第六期“521工程”科研项目(LYG06521202219)资助

略的麻雀搜索算法在提高节点覆盖率方面表现优于传统麻雀算法,但算法面临局部最优和收敛速度慢的问题。李振等^[7]提出了改进蛇优化算法,采用随机 Halton 序列代替原本的随机初始化策略,并提出了新的寻优策略,在交配阶段采用了异性相吸策略取代原本的交配方式。虽然该方案提升了覆盖率,但在寻优迭代前期寻优速度较为缓慢。通过上述研究可知,使用群智能搜索算法在提升 WSN 覆盖率方面有着较好的效果,但优化效果不够明显,还需进在算法的收敛速度,寻优精度等方面进一步完善。

蛇优化算法(snake optimizer, SO)于2022年由 Hashim 等^[8]提出的一种新的群智能优化算法,该算法目前被广泛应用于电力系统的无功优化^[9],约束优化问题^[10],图像分割^[11]等多个领域。但存在算法前期寻优速度慢和易陷入局部最优等问题。为此本文提出一种改进蛇优化算法(improved snake optimization, ISO),通过 Circle 映射增强初始化种群多样性,引入自适应螺旋搜索算法扩大搜索范围,借鉴黑寡妇算法的信息素概念改善原算法易陷入局部最优问题,并用差分进化策略对全部个体进行位置扰动,提高寻优能力。

1 覆盖模型

假设监测区域是一个二维的空间,将整个区域划分为 $m \times n$ 个网格,其中每个网格格点的位置为 $s_j = (x_j, y_j)$ 。传感器节点的集合为 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$,每个传感器的节点的坐标为 $T_i = (x_i, y_i)$ 。每个传感器具有相同的感知半径 r 和通信半径 R ,且 $r \leq 2R$ 。传感器节点与网格点的位置距离计算由欧几里得距离公式表示为:

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

感知模型采用布尔模型,若网格点 s_j 传感器节点 t_i 之间的距离 $d(t_i, s_j) \leq r$,则表明该网格点 s_j 被覆盖;否则表示没有被覆盖,感知概率公式可表示为:

$$p(t_i, s_j) = \begin{cases} 1, & d(t_i, s_j) \leq r \\ 0, & d(t_i, s_j) > r \end{cases} \quad (2)$$

由于在监测区域内同一个网格点可被多个传感器节点所感知,所以联合感知概率为:

$$p(T, s_j) = 1 - \prod_{t_i \in T} (1 - p(t_i, s_j)) \quad (3)$$

最终,所有传感器节点在监测区域内的覆盖率为:

$$p_{\text{cov}} = \frac{\sum_{j=1}^{m \times n} p(T, s_j)}{m \times n} \quad (4)$$

2 蛇优化算法

SO 算法是一种受蛇交配行为启发的优化方法,依据环境条件划分为探索和开发两个阶段。探索阶段模拟蛇在寒冷环境中寻找食物的行为。开发阶段则对应于温度较高且食物充足的情况,此时蛇会集中于消耗现有食物。特别

地,当环境寒冷且食物充足时,会触发交配过程,分为战斗模式和交配模式:战斗模式下,雄蛇争夺配偶;而在交配模式中,雌雄蛇根据食物可用性进行配对。成功交配后就可产卵从而产生新的蛇。

2.1 初始化

在 SO 算法的最初阶段会首先进行蛇群的初始化,会随机生成一个蛇种群,其中雄蛇与雌蛇之间的比例为 1 : 1,分别表示为 N_m 和 N_f 。由于蛇的各种行为,受到温度和食物量的影响,所以温度的定义为:

$$Temp = \exp\left(\frac{-t}{T}\right) \quad (5)$$

式中: t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数。食物量的定义如式(6)所示。

$$Q = c_1 \times \exp\left(\frac{t-T}{T}\right) \quad (6)$$

式中: c_1 为常数值 0.5。

2.2 探索阶段

在无食物时,如果 $Q < Threshold$ (0.25),蛇群会选择随机位置进行食物的搜寻,并更新自己的位置,位置更新公式如式(7)所示。

$$X_{i,m(f)}(t+1) = X_{rand,m(f)}(t) \pm c_2 \times A_{m(f)} \times ((X_{\max} - X_{\min}) \times rand + X_{\min}) \quad (7)$$

式中: $X_{i,m(f)}$ 为第 i 只雄性或雌性的位置, $X_{rand,m(f)}$ 为随机雄性或雌性的位置。 $c_2 = 0.05$, $rand$ 是 0~1 之间的随机数, $A_{m(f)}$ 为雄性或雌性寻找食物的能力,计算公式如式(8)。

$$A_{m(f)} = \exp\left(\frac{-f_{rand,m(f)}}{f_{i,m(f)}}\right) \quad (8)$$

式中: $f_{rand,m(f)}$ 为随机雄性或雌性个体位置; $X_{rand,m(f)}$ 的适应度值; $f_{i,m(f)}$ 是雄性或雌性中第 i 个个体位置; $X_{i,m(f)}$ 的适应度值。

2.3 开发阶段

当有食物时,即 $Q > Threshold$ (0.25),且热状态时,即 $Temp > Threshold2$ (0.6)。蛇群就只会向食物移动,此时蛇群的位置更新公式如式(9)所示。

$$X_{i,j}(t+1) = X_{food} \pm c_3 \times Temp \times rand \times (X_{food} - X_{i,j}(t)) \quad (9)$$

式中: $X_{i,j}$ 是雄性或雌性个体的位置, X_{food} 是蛇最优位置, c_3 是常数值 2。

当处于寒冷状态时,即 $Temp < Threshold2$ (0.6),蛇群将会进入战斗或交配模式。战斗模式下,蛇群的位置更新公式如式(10)所示。

$$X_{i,m(f)}(t+1) = X_{i,m(f)}(t) \pm c_3 \times FM(FF) \times rand \times (Q \times X_{best,f(m)} - X_{i,m(f)}(t)) \quad (10)$$

式中: $X_{best,f(m)}$ 为最优的雌性或雄性个体的位置。 $FM(FF)$ 为雄性或雌性个体的战斗力值,其计算公式如式(11)所示。

$$FM(FF) = \exp\left(\frac{-f_{best,f(m)}}{f_i}\right) \quad (11)$$

式中: $f_{best, f(m)}$ 为雌性或雄性的最优适应度值, f_i 为当前个体的适应度值。

交配模式下的位置更新公式如式(12)所示。

$$X_{i, m(f)}(t+1) = X_{i, m(f)}(t) + c_3 \times M_{m(f)} \times rand \times (Q \times X_{i, f(m)}(t) - X_{i, m(f)}(t)) \quad (12)$$

式中: $M_{m(f)}$ 为雄性或雌性的交配能力, 其计算公式如式(13)所示。

$$M_{m(f)} = \exp\left(\frac{-f_{i, f(m)}}{f_{i, m(f)}}\right) \quad (13)$$

在交配时, 若卵孵化则选择最差的雌雄个体进行位置替换, 其计算公式如式(14)所示。

$$X_{worst, m(f)} = X_{min} + rand \times (X_{max} - X_{min}) \quad (14)$$

式中: $X_{worst, m(f)}$ 为雄性或雌性的最差个体。

3 改进蛇优化算法

3.1 Circle 映射蛇群初始化

SO 算法本身采用随机初始化种群方式, 这种方式使得种群分布不均匀, 导致种群的单一从而影响了算法的收敛速度和后期的寻优能力。混沌映射可以解决上述问题, 在多电平逆变器问题上, 付光杰等^[12]采用 Tent 映射初始化代替原蛇群的随机初始化策略, Tent 混沌映射具有随机性、遍历性等特点。然而, Tent 映射对初值敏感, 一旦初值设置不当, 虽然种群丰富度得到了提升, 但是分散的初始化种群会导致早期搜索效率低。常见的混沌映射技术还包括 Logistic 映射、Sine 映射、Fuch 映射等。然而, 这些映射也存在一些不足, Logistic 映射的混沌行为高度依赖于其参数的选择。只有在特定的参数范围内, Logistic 映射才能表现出混沌特性。Sine 映射存在密度概率分布不均的问题, 其分布情况主要集中在两侧边缘。Fuch 映射则易出现中间密度大, 两侧稀疏。所以文本选择引入 Circle 映射到 SO 算法中, Circle 映射定义如式(15)所示。

$$X_{n+1} = mod(X_n + 0.2 - \frac{0.5}{2\pi} \sin(2\pi X_n), 1) \quad (15)$$

图 1 使用了随机部署、Sine 映射、Fuch 映射和 Circle 映射分别产生 1 000 个混沌值经过映射后的粒子分布图。由图 1 可知, Circle 映射产生的混沌值粒子分布相比其他两种混沌映射和随机部署策略而言使用 Circle 映射后的混沌值粒子分布更加均匀, 从而得知使用 Circle 映射代替原 SO 算法中的随机分布的种群初始化策略有更好的效果, 更有利于增加种群的多样性和丰富度。

3.2 蛇群探索阶段改进策略

SO 算法中的探索阶段, 即无食物阶段。蛇群会选择随机的位置搜寻食物, 在搜寻食物过程中, 易陷入局部最优, 导致后期收敛速度慢, 寻优精度低等问题。在解决边缘服务器动态放置问题中, 武小丰等^[13]采用双向搜索策略来优化蛇群的觅食阶段。该策略的寻优方式是使最优和最差个体在指定的范围内进行搜寻。采用此策略会使蛇群向最优

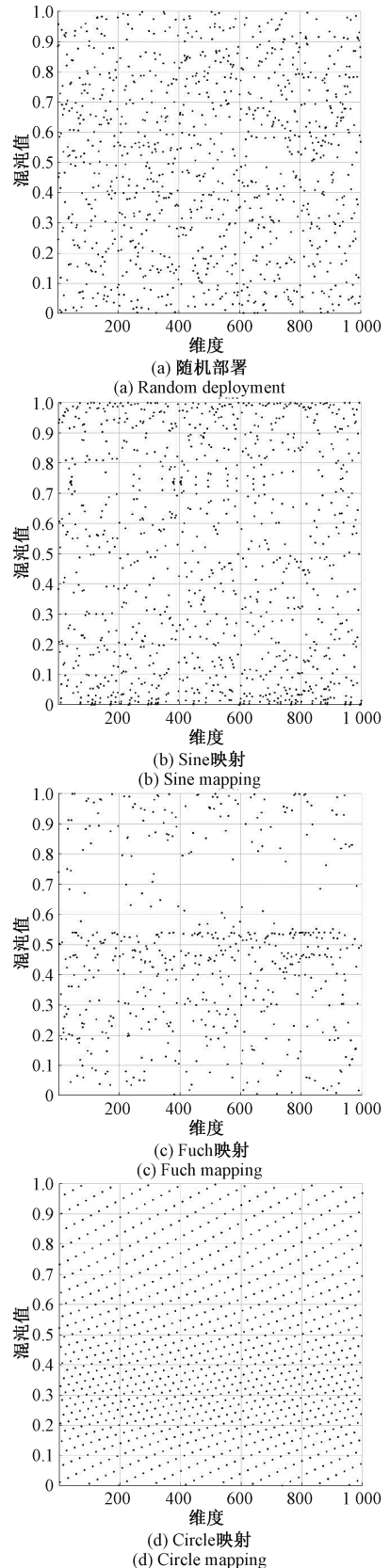


图 1 不同方法的混沌值分布图

Fig. 1 Chaotic value distribution chart of different methods

的蛇靠近并且同时远离最差的蛇。该策略引入蛇的探索阶段加快了算法的收敛速度,但由于要记录最优、最差的雄性和最优、最差的雌性,因此算法的执行效率会降低。而受鲸鱼优化算法的启发^[14],在迭代过程中,个体鲸鱼会使用螺旋搜索策略来更新与猎物的位置,这样不仅可以增加个体的多样性,而且增大了搜索范围,同时也没有带来额外的时间开销。因此在蛇群探索阶段引入自适应螺旋搜索策略,改进后的蛇群觅食游走公式如式(16)所示。

$$X_{i,m(f)}(t+1) = X_{rand,m(f)}(t) + c_2 \times A_{m(f)} \times e^{bl} \times \cos(2\pi l) \times ((X_{max} - X_{min}) \times rand + X_{min}) \quad (16)$$

式中: b 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数,用来改变螺旋特性。参数 l 计算公式如式(17)所示。

$$l = e^{-3\cos(\pi \frac{l}{T} + 1)} \quad (17)$$

式中: t 表示当前的迭代次数, T 表示最大迭代次数。在迭代过程中,随着 t 的增加, l 逐渐减小,使得螺旋搜索范围在迭代过程中由大变小。在迭代前期自适应螺旋搜索以较大的范围进行寻优,增强了算法的全局搜索能力,后期以较小的螺旋形式寻优,能够对局部区域进行更加细致的搜索,提升了算法的收敛速度,有利于蛇群找到更好的食物。

3.3 蛇群开发阶段改进策略

当食物充足,且处于寒冷状态时,蛇群将会进入战斗模式或交配模式。相比于交配模式,战斗模式更偏向于位置的搜索更新。当算法进入迭代后期,会出现对局部开发不充分的问题,从而不利于蛇群向全局最优解靠近,导致蛇群无法跳出局部最优。受到黑寡妇算法的启发,采用黑寡妇优化算法中的信息素概念^[15]。在迭代过程中,若某个蜘蛛的信息素值低于 0.3,即处于低信息素状态。该个体会被认定为是饥饿蜘蛛,在后续的交配过程中不会被选择而是被更优的个体所替代。该机制有利于平衡开发和探索的关系。因此,将信息素的概念引入蛇群的战斗模式,对处于战斗模式的蛇群的位置更新方式进行改进。信息素的公式如式(18)所示。

$$p(j) = \frac{fitness_{max} - fitness(j)}{fitness_{max} - fitness_{min}} \quad (18)$$

式中: $fitness_{max}$ 表示当前雄蛇或雌蛇的最大适应度值, $fitness_{min}$ 表示最小适应度值, $fitness(j)$ 表示当前雌蛇或雄蛇种群中第 j 个个体的适应度值。当 $p(j) < 0.3$ 时,采用式(19)进行蛇群的位置更新,否则使用式(10)。

$$X_{i,m(f)}(t+1) = X_{i,m(f)}(t) + c_3 \times FM(F) \times rand \times (Q \times X_{best,f(m)} - X_{i,m(f)}(t)) + \frac{1}{2}(X_{randa}(t) - (-1)^\sigma \times X_{randb}(t)) \quad (19)$$

式中: $\sigma \in \{0, 1\}$, $X_{randa}(t)$ 和 $X_{randb}(t)$ 为雄蛇或雌蛇的随机的两个个体。

3.4 差分进化策略位置扰动

在 SO 算法后期,将会把所有雄性或雌性个体根据适应度值来挑选最优的个体。但由于 SO 算法同许多智能算

法一样,在迭代后期的寻优过程中可能会出现陷入局部最优的问题,导致整个蛇群无法找到全局最优解。因此引入差分进化策略^[16],将全部的个体分为雄性和雌性并进行随机排序,然后,分别随机选定两个雄性和两个雌性,随后,利用差分进化策略中的变异操作生成一个中间个体,并与原个体进行交叉操作得到一个新个体,重新计算适应度值。由于进行了雌雄种群的划分,可以在搜索过程中引入更多的多样性,提升了逃逸局部最优的能力。若扰动后的个体位置适应度值更优则代替原来的个体位置,否则不做替换。产生新个体的公式如式(20)所示。

$$X_i(t) = X_{i,m(f)}(t) + beta \times (X_{rand1}(t) - X_{rand2}(t)) \quad (20)$$

式中:缩放因子 $beta$ 值为 0.5, $X_{rand1}(t)$ 和 $X_{rand2}(t)$ 为雄性或雌性种群中的随机个体。

3.5 ISO 算法解决 WSN 覆盖问题

本文采用 ISO 算法对无线传感器网络节点部署进行优化,以解决其覆盖率低的问题。以式(4)为待解决问题的目标函数,在 ISO 算法迭代完成后,即完成传感器节点的部署,以达到最大覆盖率的方案,算法流程如图 2 所示,具体解决问题的算法步骤总结如下:

1) 设置 WSN 区域及 ISO 算法参数,边长 $AreaX$ 和 $AreaY$ 。传感器节点数 N ,感知半径 r 。种群规模 pop ,最大迭代次数 T ,常数 c_1 、 c_2 和 c_3 以及阈值 $Threshold$ 和 $Threshold2$ 。

2) 根据式(15)进行蛇群的初始化,并将蛇群分为雄性蛇 N_m 和雌性蛇 N_f ,计算初始适应度值,找到最优的雌性和雄性个体。

3) 利用式(5)、(6)定义蛇群的初始温度 $Temp$ 和食物量 Q 。

4) 根据食物量 Q 判断进入探索阶段还是开发阶段,如果 $Q < 0.25$,则蛇群开始找寻食物即进入探索阶段,通过式(16)来更新位置。

5) 若 $Q > 0.25$,且温度 $Temp > 0.6$,即食物充足并且处于热状态。此时蛇群只会向食物移动,通过式(9)来更新位置。

6) 若 $Q > 0.25$,且温度 $Temp < 0.6$,即食物充足并且处于寒冷状态。此时的蛇群根据一定概率选择进入战斗模式或者交配模式。若进入战斗模式,则根据式(19)进行蛇群的位置更新。若进入交配模式,则根据式(12)进行蛇群的位置更新,若蛇群在交配模式中产卵,则根据式(14)进行最差位置的替换。

7) 根据式(20)对全部雌雄蛇群个体进行位置扰动,并重新计算扰动后的每个个体适应度值,若扰动后的个体适应度值更好则替换原来的个体,否则不做替换。

8) 判断是否达到最大迭代次数 T ,若达到则找到最佳的节点部署方案及最大覆盖率并输出,否则继续进行下一轮迭代。

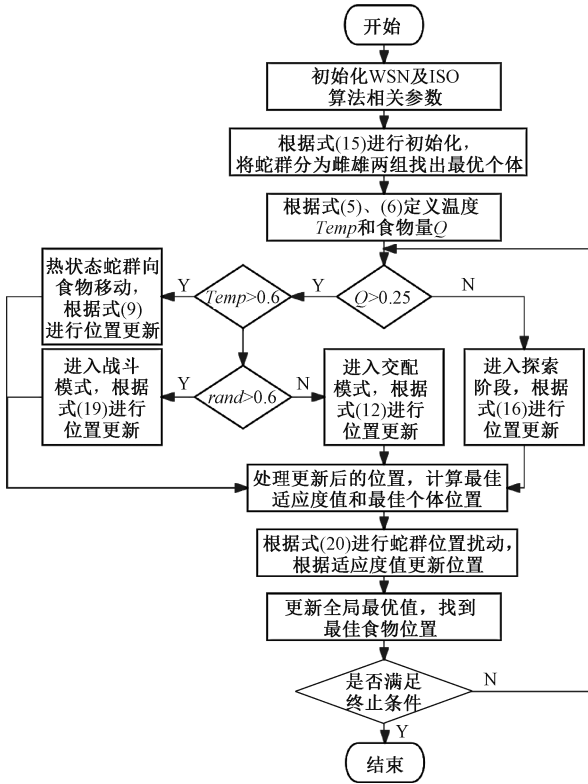


图 2 ISO 算法流程图

Fig. 2 ISO algorithm flow chart

4 WSN 覆盖优化仿真实验与分析

为验证本文提出的 ISO 算法对 WSN 覆盖率提升和延长网络寿命的有效性和优越性, 采用 MATLAB2020a 进行仿真实验。实验分为 3 部分, 分别进行节点的移动能量消耗分析, 节点部署及覆盖率分析、与其他改进蛇优化算法的对比分析。在进行节点部署及覆盖实验时, 将参照比较算法的实验参数进行对比实验。

4.1 节点移动能量消耗分析

节点的移动通常由电池供电, 移动距离越长, 能量消耗就越多。采用能量消耗函数^[17]进行能耗计算。设置实验参数: 监测区域为 100×100 , 节点数目 $N = 40$, 感知半径 $r = 10$, 该场景属于大区域范围内的 WSN 部署, 更接近现实中的网络场景。将 ISO 与 SO 算法进行对比。图 3 为优化后的覆盖效果, 图 4 为节点移动路径, 运行结果见表 1。

由图 3、4 和表 1 可知, ISO 算法无论是在提升覆盖率还是通过减少节点移动距离来降低能耗方面都展现出优势。ISO 算法的节点覆盖区域有少量的重叠, 这有助于维持网络的连通性以防某些节点失效。SO 算法的重叠程度较高, 某些区域内的节点过于密集, 其他区域则可能未被充分覆盖。相比之下 ISO 算法的移动路径较短且直接, 表明在迭代过程中进行了较少的调整。最终与 SO 算法相比在覆盖率提升了 2.80% 的情况下, 节点总移动距离减少了

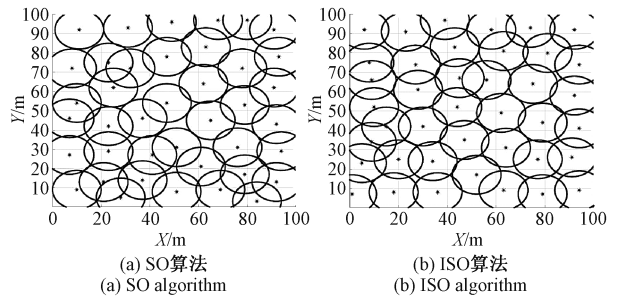


图 3 覆盖效果图

Fig. 3 Coverage rendering

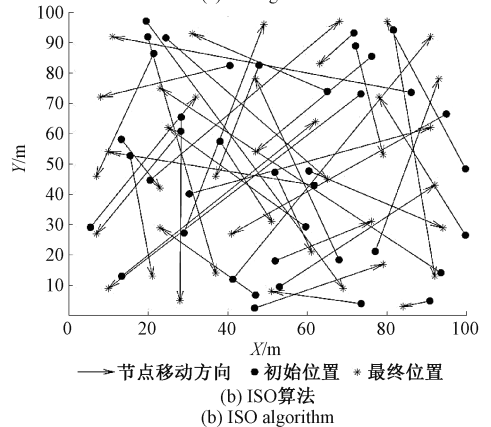
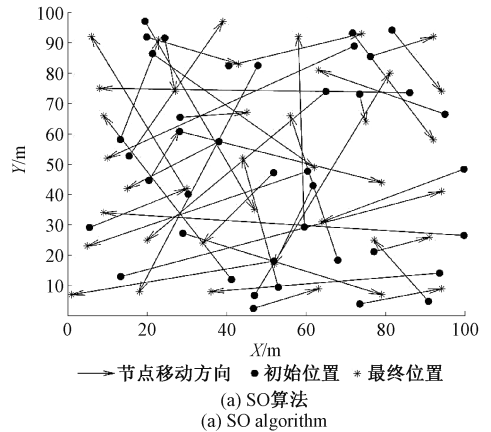


图 4 节点移动路径图

Fig. 4 Nodes movement path diagram

表 1 运行结果

Table 1 Running results

算法	覆盖率/%	总移动距离/m	能量消耗
SO	94.30	3 117.30	0.55
ISO	97.10	2 633.65	0.47

483.65 m, 同时也降低了能耗。

4.2 节点部署及覆盖率分析

实验一: 设置实验参数参照 ISO 算法^[7] (为避免与本文提出的算法名称冲突, 实验中将其记为 ISO* 算法) 和

MPSO算法^[18]。监测区域为 50×50 的二维平面,传感器节点 $N = 40$,感知半径 $r = 5$,最大迭代次数 $T = 500$ 。该场景为中等区域的WSN部署实验,各个参数设置比较适中。图5为运行ISO算法和SO算法优化后的迭代曲线。图6为最终节点部署效果。分别采用随机部署、SO算法、ISO*算法、MPSO算法和ISO算法的运行结果见表2。

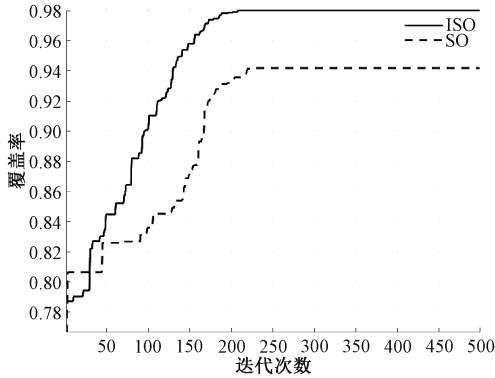


图5 优化迭代曲线

Fig. 5 Optimization iteration curve

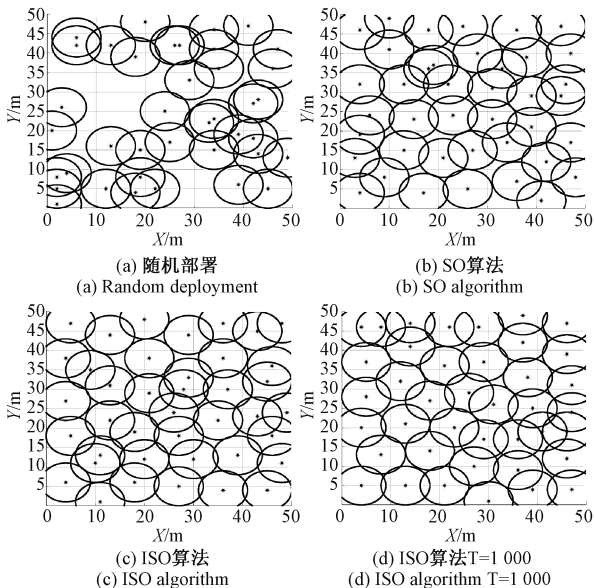


图6 节点部署效果

Fig. 6 Nodes deployment effectiveness

由图5、6和表2可知,SO算法在迭代初期出现了两次严重的陷入局部最优问题。ISO算法在迭代第206次时就开始收敛,相较于MPSO算法有更快的收敛速度,且最终效果更好。对比ISO*算法,ISO算法前期的寻优速度提升,且仅用一半的迭代次数就超过了其最终覆盖率。SO算法相比随机部署有较明显提高,但仍存在一些覆盖盲区,而ISO算法优化覆盖效果明显,传感器节点分布更均匀。ISO算法较随机部署、SO算法、MPSO算法分别提升了22.54%、3.98%和1.85%。继续实验将迭代次数达到与

表2 运行结果

Table 2 Running results

部署方案	最大迭代次数	覆盖率/%
随机部署	500	75.60
SO	500	94.16
ISO*	1 000	98.12
MPSO	500	96.56
ISO	500	98.14

ISO*算法相同的1 000次,ISO算法最终覆盖率可达99.0%。

实验二:设置实验参数参照MCOA算法^[19]和LDALO算法^[20]。监测区域为 20×20 的二维平面,节点 $N = 24$,感知半径 $r = 2.5$,最大迭代次数 $T = 500$ 。该场景为小区域的WSN部署实验,节点数量充足且感知能力均衡。图7为运行ISO算法和SO算法优化后的迭代曲线,图8为最终节点部署效果。采用随机部署、SO算法、MCOA算法、LDALO算法和ISO算法的运行结果见表3。

由图7、8和表3可知,相较于SO算法在迭代过程中多次陷入局部最优,ISO算法在迭代过程中覆盖率的提升几乎是直线上升,说明ISO算法有更强大的寻优能力,由此可证明文本在蛇群的探索阶段和蛇群的开发阶段所提出的改进策略的正确性和可行性。由于初始化后种群的丰富度和多样性得到了提升,算法的寻优时间降低,寻优精度得到提升,因此最终覆盖效果更好、覆盖盲区更少、收敛速度

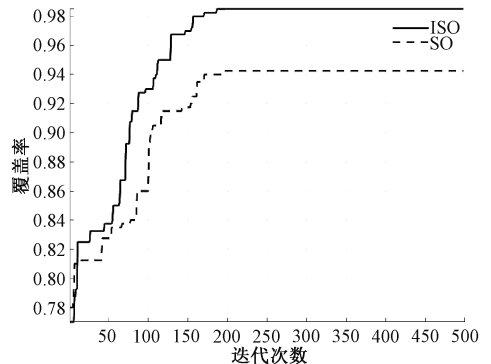
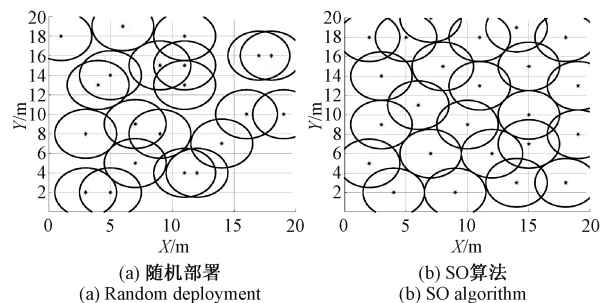


图7 优化迭代曲线

Fig. 7 Optimization iteration curve



(a) 随机部署

(b) SO算法

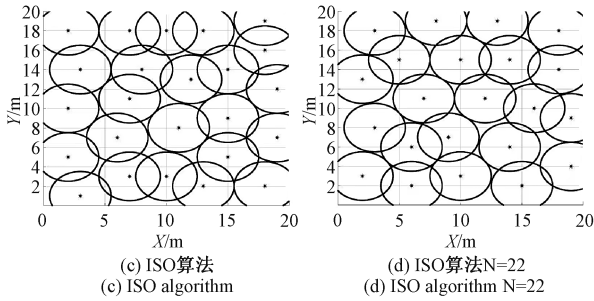


图 8 节点部署效果

Fig. 8 Nodes deployment effectiveness

表 3 运行结果

Table 3 Running results

部署方案	覆盖率/%
随机部署	73.75
SO	94.25
MCOA	97.01
LDALO	97.10
ISO	98.25

更快。当 ISO 算法使用 22 个传感器节点进行部署时,覆盖率可达到 95.75% 已大于 SO 算法使用 24 个节点进行部署。由此证明 ISO 算法可降低传感器节点的使用,从而达到降低成本的作用。相比 LDALO 算法迭代了 1 000 次,ISO 算法只迭代 500 次就已取得更好效果,体现出具有更高效率。ISO 算法相较于随机部署、SO 算法、MCOA 算法和 LDALO 算法覆盖率分别提升了 24.5%、4%、1.24% 和 1.15%。

4.3 与其他改进蛇优化算法对比分析

将本文提出的 ISO 算法与 ESO 算法^[21]、SO 算法进行寻优能力的对比分析。为验证 ISO 算法在面对具有多个局部最优值的情况下有更好的逃逸局部最优的能力和更强的全局搜索能力。实验将采用表 4 中的单峰函数 F1 和 3 个多峰函数 F2、F3、F4 进行测试。为保证实验的准确性和有效性,在实验参数设置都相同的情况下,分别对 ISO 算法、ESO 算法和 SO 算法独立运行 20 次,并记录其最优值、平均值、最差值及方差。具体实验结果见表 5。

由表 5 可知,ISO 算法与 ESO 算法的寻优能力相当,均表现出较好的寻优能力和稳定性。然而,SO 算法无论

表 4 测试函数

Table 4 Test functions

函数公式	维度	搜索范围	最优值
$F1(x) = \sum_{i=1}^d (x_i + 0.5)^2$	d=30	[-100,100]	0
$F2(x) = \sum_{i=1}^d -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	d=30	[-500,500]	-418.98 d
$F3(x) = \frac{1}{4\,000} \sum_{i=1}^d x_i^2 - \prod_{i=1}^d \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	d=30	[-600,600]	0
$F4(x) = 0.1\{\sin^2(3\pi x_i) + \sum_{i=1}^d (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_i + 1)] + (x_d - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_d)]\} + \sum_{i=1}^d u(x_i, 10, 100, 4)$	d=30	[-50,50]	0

面对单峰函数还是多峰函数,其寻优能力表现都相对一般。从实验结果可知,改进后的 ISO 算法相对于原 SO 算法在寻优能力上有着显著地提升,对比其他改进蛇优化算

法在寻优能力上几乎相同,在面对多峰函数的多局部最优的问题时甚至优于其他改进蛇优化算法,因此 ISO 算法具有良好的跳出局部最优的能力和全局搜索能力。

表 5 测试结果

Table 5 Test results

函数	算法名称	最优值	最差值	平均值	标准差
F1	ISO	$9.940\,3 \times 10^{-6}$	$9.868\,7 \times 10^{-5}$	$3.432\,3 \times 10^{-5}$	$3.684\,1 \times 10^{-5}$
	ESO	0.000 112 99	0.002 219 5	0.001 119 9	0.000 965 66
	SO	0.008 654 7	0.128 37	0.043 365	0.049 091
F2	ISO	-12 569.486 4	-12 565.513 7	-12 567.607 4	1.376 3
	ESO	-12 569.486 6	-12 569.251 3	-12 569.453 1	0.073 477
	SO	-12 565.036 4	-12 316.890 1	-12 467.767 1	132.519 7

表5(续)
Table 5 (continued)

函数	算法名称	最优值	最差值	平均值	标准差
F3	ISO	0	0	0	0
	ESO	0	0	0	0
	SO	0	0.031 788	0.006 357 7	0.014 216
F4	ISO	3.04×10^{-11}	$9.460 5 \times 10^{-5}$	$2.438 4 \times 10^{-5}$	3.966×10^{-5}
	ESO	$2.228 1 \times 10^{-7}$	0.038 675	0.015 624	0.019 859
	SO	0.000 533 21	0.031 748	0.008 806 4	0.013 002

5 结 论

本文为解决无线传感器网络节点部署不均、覆盖效果不理想等问题,提出一种改进的蛇优化算法(ISO)。在该算法设计中,首先将 Circle 映射用于增强种群初始化的多样性;其次,将自适应螺旋搜索策略用于拓宽搜索空间;然后,利用黑寡妇算法中的信息素克服了蛇优化算法易陷入局部最优解的问题;最后,利用差分进化策略扰动提升了蛇群整体寻优能力。仿真实验表明,所提出的 ISO 算法在覆盖率提升、收敛速度、节点节约、降低能耗等方面都表现出了较好优势。未来将在增强算法的鲁棒性和适应性方面进一步进行研究,以适应更多样的 WSN 应用环境和需求。

参考文献

- [1] HIMANSHU S, AHTESHAMUL H, FREDE B. Machine learning in wireless sensor networks for smart cities: A survey [J]. *Electronics*, 2021, 10(9):1012.
- [2] SANGWAN A, SINGH P R. Survey on coverage problems in wireless sensor networks [J]. *Wireless Personal Communications*, 2015, 80(4):1475-1500.
- [3] 程小辉, 罗源敏, 张攀峰, 等. 基于麻雀搜索的 WSN 约束优化节点定位研究 [J]. *计算机仿真*, 2023, 40(11):346-351.
- [4] 吴亮, 赵晴峰, 汤显峰. 基于动态分级蝴蝶优化算法的 WSN 节点覆盖优化 [J]. *传感技术学报*, 2022, 35(5):650-659.
- [5] WU L, ZHAO Q F, TANG X F. Nodes coverage optimization of wireless sensor network based on dynamic leveling butterfly optimization algorithm [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2022, 35(5):650-659.
- [6] 宋婷婷, 张达敏, 王依柔, 等. 基于改进鲸鱼优化算法

的 WSN 覆盖优化 [J]. *传感技术学报*, 2020, 33(3): 415-422.

SONG T T, ZHANG D M, WANG Y R, et al. WSN coverage optimization based on improved whale optimization algorithm [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2020, 33(3):415-422.

- [6] 陈立万, 赵尚飞, 曾蝶, 等. 基于混合策略麻雀搜索算法的 WSN 覆盖优化 [J]. *电子测量技术*, 2022, 45(23):174-180.

CHEN L W, ZHAO SH F, ZENG D, et al. WSN coverage optimization based on hybrid strategy sparrow search algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(23):174-180.

- [7] 李振, 冯锋. 基于改进蛇优化算法的 WSN 覆盖研究 [J]. *计算机技术与发展*, 2024, 34(3):89-95.

LI ZH, FENG F. Research on WSN coverage based on improved snake optimizer algorithm [J]. *Computer Technology and Development*, 2024, 34(3):89-95.

- [8] HASHIM F A, HUSSIEN A G. Snake optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 242:108320.

- [9] 彭琦, 涂建, 高珍, 等. 基于蛇优化算法的电力系统无功优化 [J]. *现代电子技术*, 2024, 47(8):126-130.

PENG Q, TU J, GAO ZH, et al. Power system reactive power optimization based on snake optimization algorithm [J]. *Modern Electronics Technique*, 2024, 47(8):126-130.

- [10] 梁昔明, 史兰艳, 龙文. 求解约束优化问题的改进蛇优化算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(10): 76-87.

LIANG X M, SHI L Y, LONG W. Improved snake optimization algorithm for solving constrained optimization problems [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(10):76-87.

- [11] 李圣涵, 叶琳琳. 基于蛇优化算法的 Otsu 图像分割方法 [J]. *国外电子测量技术*, 2023, 42(2):30-37.

LI SH H, YE L L. Otsu image segmentation method based on snake optimization algorithm [J]. *Foreign*

- Electronic Measurement Technology, 2023, 42(2): 30-37.
- [12] 付光杰, 李鑫. 改进蛇算法的七电平逆变器 SHEPWM 研究[J]. 微特电机, 2024, 52(6):49-54,61.
FU G J, LI X. Research on SHEPWM of seven level inverter based on improved snake algorithm[J]. Small & Special Electrical Machines, 2024, 52(6): 49-54,61.
- [13] 武小丰, 袁培燕. 一种改进蛇优化算法的边缘服务器动态放置策略[J]. 计算机工程, 2024: 1-12. DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0069008.
WU X F, YUAN P Y. A dynamic placement strategy for edge servers under improved snake optimization algorithm[J]. Computer Engineering, 2024: 1-12. DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0069008.
- [14] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016(95):51-67.
- [15] HU G, DU B, WANG X F. An improved black widow optimization algorithm for surfaces conversion [J]. Applied Intelligence, 2022, 53(6):6629-6670.
- [16] 占宏祥, 汪廷华, 张昕. 一种融合反向学习机制与差分进化策略的蛇优化算法[J]. 郑州大学学报(理学版), 2024,56(6):25-31.
ZHAN H X, WANG T H, ZHANG X. Snake optimizer algorithm based on opposition-based learning mechanism and differential evolution strategy [J]. Journal of Zhengzhou University (Natural Science Edition), 2024,56(6):25-31.
- [17] 张晶, 曲悦, 张家洪, 等. 混合灰狼-自适应蝴蝶算法下的多目标无线传感器网络覆盖研究[J/OL]. 小型微型计算机系统, 2024: 1-10[2024-07-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20230518.1428.014.html>.
ZHANG J, QU Y, ZHANG J H, et al. Research on multi-target coverage of WSN of hybrid grey wolf-adaptive butterfly algorithm [J/OL]. Journal of Chinese Computer Systems, 2024: 1-10[2024-07-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20230518.1428.014.html>.
- [18] 任进, 李一博, 闵畅. 基于改进粒子群算法的无线传感器网络覆盖优化[J/OL]. 无线电工程, 2024: 1-8 [2024-07-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1097.TN.20240312.1106.006.html>.
REN J, LI Y B, MIN CH. Coverage optimization of wireless sensor networks based on modified particle swarm optimization [J/OL]. Radio Engineering, 2024: 1-8 [2024-07-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1097.TN.20240312.1106.006.html>.
- [19] 闫好霖, 李嘉诺, 李秋姿, 等. 基于 MCOA 的无线传感器网络部署优化方法研究[J/OL]. 微电子学与计算机, 2024: 1-11[2024-07-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1123.TN.20240507.1146.004.html>.
YAN H L, LI J N, LI Q Z, et al. Research on optimization method for wireless sensor network deployment based on MCOA[J/OL]. Microelectronics & Computer, 2024: 1-11[2024-07-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1123.TN.20240507.1146.004.html>.
- [20] 陈伟, 杨盘隆, 吴宣够. 改进蚁狮优化算法及其工程应用[J]. 传感技术学报, 2023, 36(4):565-574.
CHEN W, YANG P L, WU X G. Improved ant lion optimizer and its application in engineering problems[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2023, 36(4):565-574.
- [21] YAO L, YUAN P, TSAI C Y, et al. ESO: An enhanced snake optimizer for real-world engineering problems [J]. Expert Systems with Applications, 2023,230:120594.

作者简介

张勇, 硕士研究生, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为无线传感网、农业物联网、智能信息处理。

唐睿哲, 硕士研究生, 主要研究方向为无线传感网、路由算法。

刘畅, 本科生, 主要研究领域为无线传感网、农业物联网。

刘登志(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为网络安全、信息安全。

E-mail: liudz@jou.edu.cn