

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2024.01.013

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), 2023, 46(1): 155-166.

改进群体智能算法的无线传感器网络覆盖优化

贾润亮¹, 张海玉²

1. 山西省财政税务专科学校 信息学院, 太原 030024; 2. 太原理工大学 财经学院, 太原 030024

摘要: 为解决无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)节点分布不均和随机部署中的低覆盖率问题, 该文提出一种改进群体智能算法的无线传感器网络覆盖优化算法, 即改进的黑猩猩优化和哈里斯鹰优化的混合优化算法(Improved Chimp Optimization and Harris Hawk Optimization Algorithm, ICHHO). 该算法首先对黑猩猩优化算法(Chimpanzee Optimization Algorithm, ChOA)进行改进, 使用 Levy Flight 来改善其探索阶段, 然后设计一个更新的公式来计算猎物逃逸能量, 作为开发和探索之间的选择因素. 传感器节点随机部署后, 将 ICHHO 在传感器节点上执行, 按照改进策略更新个体位置信息, 计算相应的适应程度, 找到最优传感器位置, 并根据传感器概率模型确定网络最优覆盖率. 仿真结果验证了 ICHHO 对于解决 WSN 覆盖问题的适用性, 与其他优化算法的对比结果显示, ICHHO 在提高覆盖率方面优于其他算法.

关键词: 无线传感器网络; 黑猩猩优化; 哈里斯鹰优化;

覆盖率; 群体智能算法

中图分类号: TP393

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号: 1673-9868(2024)01-0155-12

Improved Population Intelligence Algorithm for Wireless Sensor Network Coverage Optimization

JIA Runliang¹, ZHANG Haiyu²

1. College of Information, Shanxi Junior College of Finance and Taxation, Taiyuan 030024, China;

2. School of Finance and Economics, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China

Abstract: In order to solve the problem of uneven distribution of Wireless Sensor Networks (WSN) nodes and low coverage rate in random deployment, this paper proposes a wireless sensor network coverage optimization algorithm based on improved swarm intelligence algorithm. ICHHO (Improved Chimp Optimization and Harris Hawk Optimization Algorithm) is a hybrid optimization algorithm. The algorithm firstly

收稿日期: 2023-04-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(61403271).

作者简介: 贾润亮, 副教授, 主要从事人工智能及大数据分析研究.

通信作者: 张海玉, 副教授.

improved the (Chimpanzee Optimization Algorithm) algorithm by using Levy Flight to improve its exploration phase. An updated formula was then designed to calculate the escape energy of prey as a selection factor between exploitation and exploration. After the sensor nodes were randomly deployed, ICHHO was executed on the sensor nodes. The individual location information was updated according to the improved strategy. The corresponding adaptation degree was calculated to find the optimal sensor location, and the optimal coverage rate of the network was determined according to the probability model of the sensing. The simulation results verified the applicability of ICHHO to solve the coverage problem of WSN. Compared with other optimization algorithms, ICHHO is superior to other algorithms in achieving improved coverage.

Key words: WSN; Chimp Optimization; Harris Hawk Optimization; coverage rate; population intelligence algorithm

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)被用来跟踪目标、监测环境和捕捉环境数据,并收集一个区域内移动物体的信息^[1-2]. WSN 在不同应用中的成功在很大程度上取决于传感器位置,即传感器部署^[3]. 无线传感器网络中的传感器由能量有限的电池供电,具有感知环境、进行有限计算、通信和移动到新地点的能力^[4-5]. WSN 可以修改传感器的安排,实现对目标区域的更好覆盖. 覆盖率问题是 WSN 中最基本的问题之一,且覆盖率是评价覆盖率优化策略的一个重要指标. 覆盖率对 WSN 的服务质量有重大影响,因为它直接决定 WSN 的监测能力^[6].

既合理又有效的传感器节点部署,在降低网络成本的同时也降低了能源的使用^[7]. WSN 覆盖应用试图部署少量的传感器节点,以覆盖效率监测特定的目标区域. 在大多数情况下,传感器节点被随机放置在目标监测区域,导致传感器节点分布不均匀,覆盖率低^[8]. 因此,通过战略性地放置传感器节点,提高 WSN 在监测区域的节点覆盖率至关重要. 对于大规模传感器节点部署,WSN 的合理有效部署已被证明是一个 NP-hard 问题,找到这种情况下的最优解决方案仍然是一个难题^[9].

元启发式算法被认为是处理 WSN 节点覆盖问题的补救措施之一. 元启发式算法可以在相当长的时间内找出接近最优的解决方案,使其成为处理 WSN 覆盖优化问题的便捷方法^[10]. 元启发式算法是一种近似的优化算法,其解决方案可以有效解决高维优化问题. 元启发算法经常受到自然现象的启发,例如人类行为、物理感觉、动物群行为、进化概念和博弈论等^[11]. 元启发式算法的设计思想受到自然现象的启发. 根据元启发式算法设计的主要灵感来源可分为 5 类:基于群体的算法、基于进化的算法、基于物理学的算法、基于博弈论的算法以及基于人类行为的算法.

基于群体的算法是受自然群体现象、动物、昆虫、鸟类和其他自然界生物的行为启发而开发的. 经典算法有:受鸟类和鱼类自然行为启发的粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[12]、受蜂群自然行为启发的人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)^[13]、蚁群优化算法(Ant Colony Optimization, ACO)、灰狼优化算法(Gray Wolf Optimization, GWO)^[14]、受座头鲸自然行为及泡网捕猎策略启发的鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)、帝王蝶优化算法(Monarch Butterfly Optimization, MBO)、哈里斯鹰优化算法(Harris Hawk Optimization Algorithm, HHO)、变色龙群算法(Chameleon Swarm Algorithm, CSA)和爬行动物搜索算法(Reptile Search Algorithm, RSA)等^[15]. 基于进化的算法是在生物学、遗传学、自然选择法则和随机算子建模概念基础上发展起来的^[16]. 基于物理学的算法介绍了数学建模的各种现象^[17],模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)是最著名的基于物理学的算法之一,其灵感来自于模拟金属退火过程. 另外还有受引力启发的万有引力算法(Gravitational Search Algorithm, CSA),受弹簧力和胡克定律启发的弹簧搜索算法(Spring Search Algorithm, SSA)和正弦余弦算法

(Sine Cosine Algorithm, SCA)等.

目前, 元启发算法在 WNS 中的研究越来越多. 杨瑞等^[18]提出了基于混沌克隆遗传算法的无线传感器网络低能耗分簇方法, 提升了网络能量利用效率. Tarnaris 等^[19]评估了遗传算法和粒子群优化在无线传感器网络的区域覆盖率和 K 覆盖率最大化方面的性能. 范星泽等^[20]提出了改进灰狼算法的无线传感器网络覆盖优化算法, 该算法使用 Circle 映射改进了莱维飞行策略. Deng 等^[21]提出一种基于牛顿力规则的虚拟弹簧力算法, 该算法根据牛顿力和外部中心力的规律调整传感器之间的力, 最大限度地扩大覆盖面积, 同时利用中心外力填补空洞. 李思成等^[22]提出自主多决策粒子群的无线传感器网络覆盖优化算法, 该算法通过引入 Bernoulli 混沌、Logistic 混沌映射与多决策方法来改进粒子群优化, 最终提高 WSN 的覆盖率. Lu 等^[23]提出了基于教学策略的改进人工蜂群算法的传感器网络感知覆盖优化算法, 该算法结合了人工蜂群算法强大的全局搜索能力和教学优化快速收敛性的优点, 并引入了动态搜索更新策略, 用以保留人工蜂群算法中的多样性并消除参数限制. Huang 等^[24]为了解决无线传感器网络节点在随机部署中分布不均和覆盖率低的问题, 提出了一种改进 COOT 鸟算法的节点覆盖优化策略.

尽管这些元启发式优化算法已经产生了许多积极的效果, 但对算法性能和 WSN 覆盖优化仍有进一步研究的空间. 本文提出一种改进的黑猩猩优化和哈里斯鹰优化(Improved Chimp Optimization and Harris Hawk Optimization Algorithm, ICHHO)混合优化算法, 将传感器放置在感兴趣的区域内. HHO 是一种解决优化问题的优秀算法, 存在着开发和探索之间的平衡问题. 黑猩猩优化算法(Chimpanzee Optimization Algorithm, ChOA)能够在开发和探索之间取得平衡. 然而, ChOA 存在收敛性低和落入局部最小值的问题. 通过改进 ChOA 并将其与 HHO 相结合, 所产生的算法有能力解决 HHO 或 ChOA 都不能解决的问题. 实验结果表明, ICHHO 可以实现传感器的动态移动和位置感知, 有效地优化 WSN 的覆盖问题.

1 WSN 覆盖模型

WSN 节点覆盖优化问题是每个传感器只能感知的, 具有固定感知半径的已部署节点的期望放置位置, 每个传感器只能在其感知半径范围内感知和发现所需的部署区域, 因此每个节点必须部署在一个受限的感知半径范围内, 才能实现彼此之间以及整个网络的通信. 每个节点的感知半径可以很好地满足其在可能的优化范围内寻找目标的覆盖问题.

假设 WSN 设置在 $M \cdot Lm^2$ 的二维监测区域内, 且 W 个传感器节点随机部署在指定位置. 为了便于计算, 将部署网络的矩形区域划分为面积大小相等的 $M \cdot L$ 网格, 网格中心点为监测节点 w . 在最优条件下, 覆盖整个监测区域且冗余感知最小的传感器数量计算为 $M \cdot L \cdot W \cdot 2R_s^2$. 设 S 为节点集合, 表示为 $S = \{S_x, x = 1, 2, \dots, W\}$, N 为目标监测点集合, $N = \{N_y, y = 1, 2, \dots, T\}$. S_x 和 N_y 的坐标表示为 $(S_x(i), S_x(j))$ 和 $(N_y(i), N_y(j))$, 其中 $x = 1, 2, \dots, W, y = 1, 2, \dots, T$. 传感器节点的感知范围是一个以感知半径 R_s 为圆心的圆.

二维 WSN 监测区域的模型网络假设如下:

- 1) 每个传感器节点的感知半径为 R_s , 通信半径为 R_c , 均以 m 为单位, $R_c \geq 2R_s$.
- 2) 传感器节点具有正常通信功能, 有足够的能量, 并有时间访问数据信息.
- 3) 传感器节点具有相同的参数、结构和通信能力.
- 4) 传感器节点可以自由移动并及时更新位置信息.

无线传感器网络监控区域, 当目标监测点 N_y 被传感器节点覆盖时, N_y 与任一传感器节点之间的距离小于(等于)传感半径 R_s . 传感器节点 S_x 与目标监测点 N_y 之间的欧氏距离定义为:

$$d(S_x, N_y) = \sqrt{(S_x(i) - N_y(i))^2 + (S_x(j) - N_y(j))^2} \quad (1)$$

式(1)中, $d(S_x, N_y)$ 为节点 S_x 到节点 N_y 的距离. 如果 R_s 大于等于 $d(S_x, N_y)$, 则目标的概率 u

设置为 1, 否则设置为 0, 节点感知模型设置在感知半径上. 概率公式为:

$$u(S_x, N_y) = \begin{cases} 1 & R_s \geq d(S_x, N_y) \\ 0 & R_s < d(S_x, N_y) \end{cases} \quad (2)$$

通过影响部署二维 WSN 监控区域的相邻节点, 实现传感器节点之间的协同工作. 当任意一个目标监测点可以被多个传感器同时覆盖时, 则该目标监测点 N_y 被成功监测到的联合概率为:

$$U(S, N_y) = - \prod_{w=1}^{x=1} (1 - u(S_x, N_y)) \quad (3)$$

覆盖率可以定义为监控区域内所有传感器节点覆盖面积占监控区域总尺寸的比例, 也即覆盖率的计算是网络部署平面二维 WSN 监控区域的概率之比, 为:

$$Cov_R = \frac{\sum_{y=1}^T U(S, N_y)}{M \cdot L} \quad (4)$$

式(4)中, Cov_R 为 WSN 节点覆盖率, $U(S, N_y)$ 为目标点到达感测节点监测的概率, $M \cdot L$ 为二维网络部署面积.

2 ICHHO 的无线传感器网络覆盖优化

2.1 HHO

HHO 是一种基于群集智能的元启发式优化算法, 对于狩猎猎物主要包括开发和探索阶段(图 1). HHO 的基本概念是受 Harris Hawk 追捕猎物机制的启发, 这种机制被称为突击性扑击. 在这种机制中, 它们以团队形式共同狩猎, 众多鹰从不同的方向扑向猎物, 试图让猎物猝不及防.

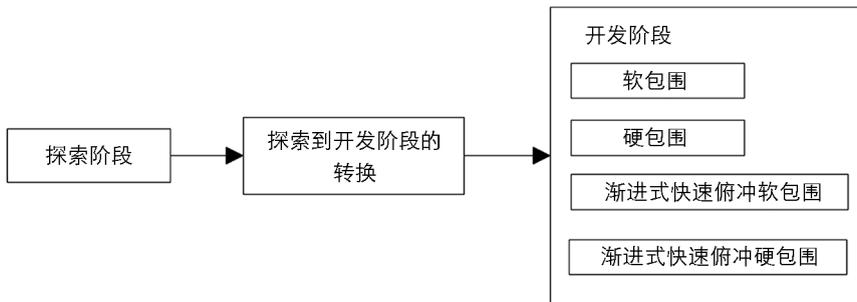


图 1 HHO 包含的阶段

图 2 中 E 表示兔子的逃逸能量, J 为兔子逃跑过程中的跳跃距离, r 表示随机变量, n 表示目前的迭代, n_{\max} 是最大迭代次数. 图 2 在探索阶段, 哈里斯鹰随机栖息在一些地点, 通过敏锐的眼睛跟踪和探测猎物, 并以两种机会均等的策略进行狩猎. 在探索到开发的转换阶段, 哈里斯鹰从全局搜索转向局部搜索, 主要依靠逃逸能量因子来控制. 在开发阶段, 哈里斯鹰找到目标猎物后会在猎物周围形成一圈围攻, 等待突然袭击的机会. 然而, 实际的捕食过程相当复杂, 哈里斯鹰可以根据猎物行为做出必要的调整. 为了更好地模拟狩猎行为, 开发阶段使用 4 个策略(软包围、硬包围、渐进式快速俯冲软包围和渐进式快速俯冲硬包围)进行更新, 并通过能量因子和一个 $0 \sim 1$ 的随机数来决定使用哪个策略.

2.2 ChOA

黑猩猩优化算法(Chimp Optimization Algorithm, ChOA)是一种基于群体智能的启发式优化算法. ChOA 基本概念受到黑猩猩追逐猎物机制和性动机的启发, 旨在克服处理高维数据时收敛速度慢和陷入局部极小两个问题.

为了找到猎物, 黑猩猩根据任务分工采取几种行动. 每个黑猩猩群体中有 4 种类型的黑猩猩: 驱动器、

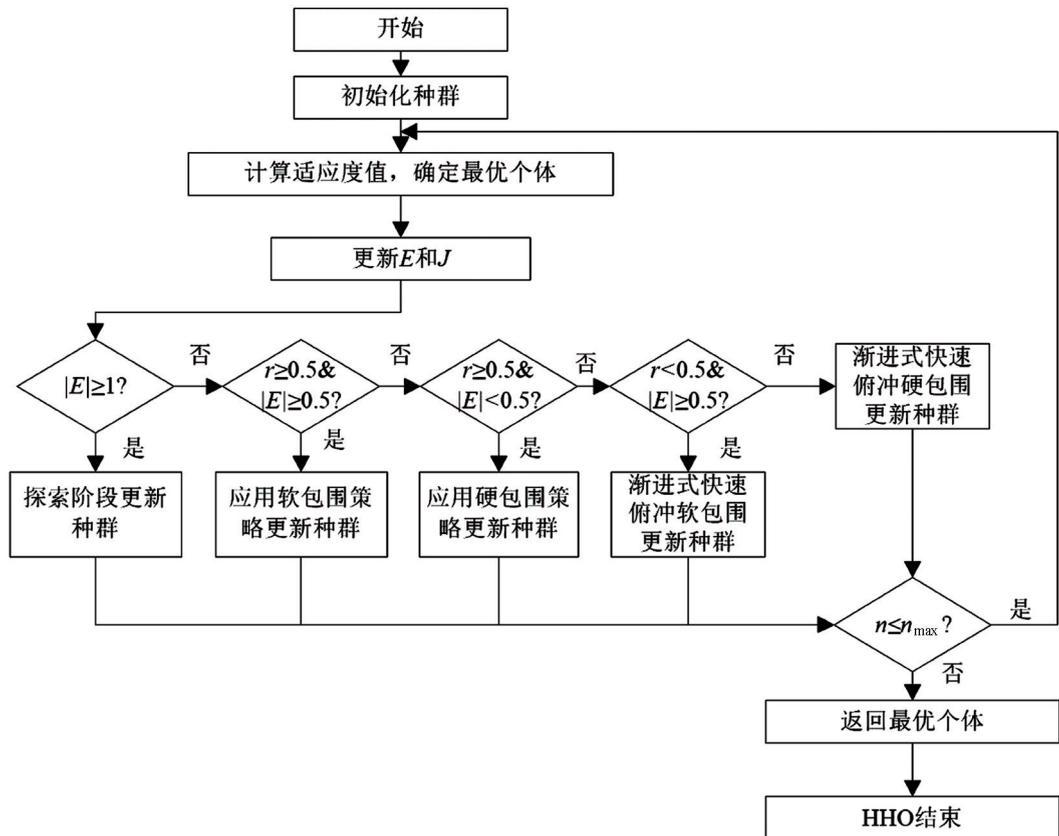


图 2 HHO 流程图

障碍者、追逐者和攻击者。驱动者追逐受害者, 但没有试图攻击它, 而树下的屏障形成了一个“大坝”, 阻止受害者通过树枝向前移动。追逐者必须快速移动捕捉猎物并保持有效的陷阱。最后, 攻击者作为群体领导者会预测猎物的突破路线, 并利用这些信息说服猎物返回追逐者设置的陷阱。黑猩猩狩猎机制分为两个阶段, 即探索阶段和开发阶段。探索阶段由驱动程序、障碍者和追逐者执行, 而开发阶段由攻击者执行。

2.3 ICHHO

本文提出的混合优化算法, 增强并融合了两种不同的优化算法: 即 HHO 和 ChOA。两种优化算法包括两个阶段: 探索阶段和开发阶段, 其中探索阶段由改进的 ChOA 执行, 开发阶段由 HHO 执行。将 Levy 飞行应用于 ChOA 的探索阶段, 增强了 ChOA 的功能, 而探索阶段和开发阶段之间的选择通过猎物的逃跑能量来完成。

2.3.1 基于改进 ChOA 的探索阶段

ICHHO 的探索阶段采用了改进的 ChOA 策略, 灵感来自于黑猩猩的狩猎行为。这一阶段通过 Levy 飞行策略来引导黑猩猩群体, 提高在解空间中的搜索效率。本文通过调整参数来模拟黑猩猩在捕猎活动中的灵活性和不可预测性, 这种动态策略逐渐减小了特定参数的影响, 从而创造了一个适应性强、灵活性大的搜索过程。

2.3.2 探索阶段和开发阶段之间的选择

本文算法的一个关键方面是在探索和开发阶段之间做出战略选择。这个决策体现了在黑猩猩行为过程中观察到的适应机制。该算法评估了“兔子”(类似于狩猎场景中的猎物)的逃逸能量, 并通过引入适应性参数来调整逃逸能量。这种逃逸能量受到随机因素和当前迭代的影响, 决定算法是侧重于探索还是开发。这种智能选择保证了算法在全面探索搜索空间和充分利用有前景区域之间取得平衡。因此, 这个自适应机制是算法成功平衡探索阶段和开发阶段的关键。

2.3.3 使用 HHO 的开发阶段

在 HHO 的开发阶段, 运用 4 种策略来有效地反映实际情况. 为了检测猎物是否成功逃离, 使用了随机变量(r). $r < 0.5$ 表示成功逃离, $r \geq 0.5$ 表示逃离失败. 哈里斯鹰的行为受猎物逃跑能量的影响. 如果 $|E| \geq 0.5$, 则发生软包围; 如果 $|E| < 0.5$, 则发生硬包围. 本文算法 ICHHO 的伪代码显示在算法 1 中, 对每个个体的处理过程包括更新能量、探索阶段和开发阶段的位置更新、以及最终的参数更新和适应度计算. 整个算法在最大迭代次数 n_{\max} 内循环执行, 以便找到最优个体, 其流程如图 3 所示.

算法 1: ICHHO 算法伪代码

```

初始化种群大小和最大迭代次数;
初始化智能群体位置;
初始化  $f, c, w, g$  和  $d$  (其中,  $f$  是控制猎物逃脱能量的因子, 用于计算猎物的逃脱能量;  $c, w, g$  和  $d$  是更新黑猩猩群体位置的参数.)
计算适应度
选择攻击者、障碍者、追逐者和驱动器
While  $n < n_{\max}$ 
  For each agent
    更新初始能量  $E_0$  和  $E$ 
    If ( $|E| \geq 1$ ) then //探索阶段
      If  $p < 0.5$ 
        If  $|g| < 1$ 
          更新当前黑猩猩的位置
        Else If  $|g| > 1$ 
          选择一个随机搜索 agent
      End If
      Else If  $p \geq 0.5$ 
        更新当前黑猩猩的位置
      End If
    Else If ( $|E| < 1$ ) then //开发阶段
      If ( $r \geq 0.5$  and  $|E| \geq 0.5$ ) then
        使用软包围更新种群位置
      Else If ( $r \geq 0.5$  and  $|E| < 0.5$ ) then
        使用硬包围更新种群位置
      Else If ( $r < 0.5$  and  $|E| \geq 0.5$ ) then
        使用渐进式快速俯冲软包围更新种群位置
      Else If ( $r < 0.5$  and  $|E| < 0.5$ ) then
        使用渐进式快速俯冲软硬包围更新种群位置
      End If
    End For
    更新  $f, c, w, g$  和  $d$ 
    计算所有 agents 的适应度
    更新黑猩猩的位置
     $n = n + 1$ 
  End While
Return 最优个体

```

注: 黑猩猩的新位置将根据受害者位置、距离和参数进行更新, 以便继续寻找猎物; 或采用混沌值, 进入探索阶段, 以便进行更广泛的搜索.

在随机位置初始化 agent, 并计算每个 agent 的适应度. 根据修正后的猎物逃脱能量, 选择开发阶段和探索阶段; 如果猎物的逃脱能量值大于 1, 则利用基于回声回波的探索阶段来寻找猎物, 如果猎物的逃脱能量值低于 1, 则利用开发阶段到达预定位置. 开发阶段主要由 4 种 HHO 策略组成, 即软包围、硬包围、软包围+渐进快速俯冲和硬包围+渐进快速俯冲. 所使用策略的选择基于两个因素, 即决定逃跑成功或失败的逃跑值和猎物的逃跑能量. 计算代理的新位置, 并进行处理直到满足停止条件为止. 攻击黑猩猩的位置代表了优化问题的最佳解.

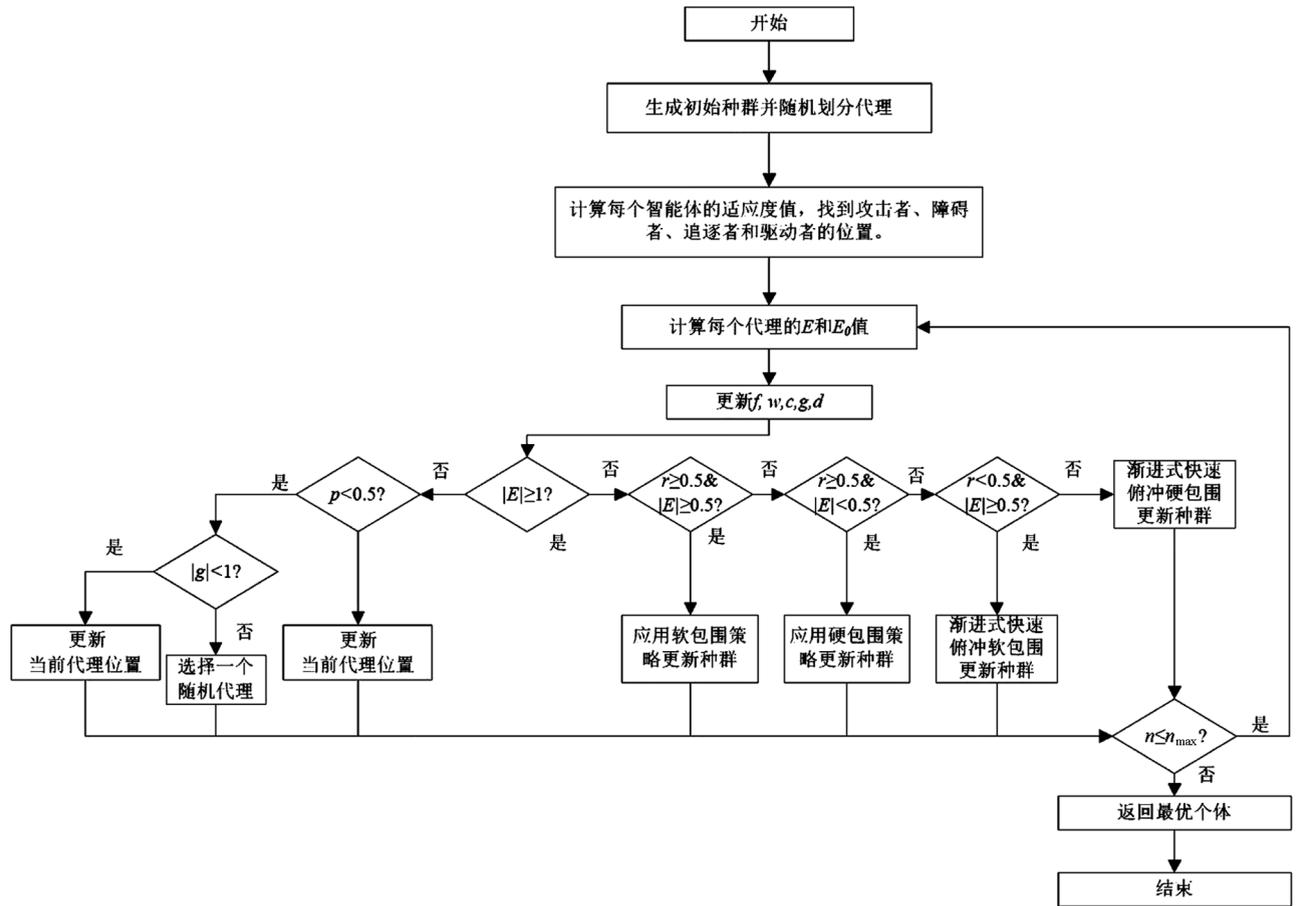


图 3 ICHHO 流程图

2.3.4 算法复杂度

ICHHO 算法的计算复杂度取决于 ChOA 和 HHO 的个体复杂度. 任何优化算法的计算复杂度取决于 3 个操作: 算法初始化、适应度函数计算和种群位置更新. 对于初始化过程, 复杂度为 $O(N)$, 其中 T 为总体大小(解的个数). 对于适应度函数, 其复杂度仅取决于问题本身, 因此无法对其进行假设. 对于位置更新, 复杂度取决于 3 个因素, 即种群大小(T)、总迭代次数(n_{max})和问题的维度(dim). 位置更新的复杂度可以用 $O(n_{max} \times T) + O(n_{max} \times T \times dim)$ 来计算. 因此, ChOA 和 HHO 的计算复杂度均为 $O(N) + O(n_{max} \times T) + O(n_{max} \times T \times dim) = O(N(1 + n_{max} + n_{max} \times dim))$. 对于本文提出的混合算法 ICHHO, 计算复杂度为 $O(T) + O(2 \times n_{max} \times T) + O(2 \times n_{max} \times T \times dim) = O(N(1 + 2 \times n_{max} + 2 \times n_{max} \times dim))$.

2.4 基于 ICHHO 算法的覆盖优化设计

为黑猩猩和哈里斯鹰寻找最优狩猎过程类似于获得传感器最佳覆盖范围的过程, 而最优个体位置代表传感器覆盖的坐标. 在保持有效通信的同时, 使用相同数量的传感器覆盖更大的区域是基于 ICHHO 的

WSN 优化覆盖目标.

步骤 1: 输入 WSN 要检测的区域大小、传感器数量、传感半径、通信半径及 ICHHO 算法的设置;

步骤 2: 初始化总体, 其中每个个体代表一个覆盖方案. 在此步骤中, 传感器随机分布在监测区域周围, 利用覆盖率函数确定初始覆盖;

步骤 3: 更新黑猩猩和哈里斯鹰的位置信息, 计算相应的适应程度. 根据式(4)更新覆盖率, 找到最优传感器位置;

步骤 4: 如果条件满足, 立即退出循环. 输出传感器的最佳覆盖方案.

3 实验结果与分析

本次模拟测试的环境为 Windows 10 专业版, 64 位操作系统, Intel(R) Core (TM) i5-4210H CPU @ 2.90 GHz, 8GB. 仿真软件为 MATLAB 2016a.

假设 WSN 传感器节点部署在 $W \cdot L$ 方形监控区域的场景可设置为部署区域, 如 $40 \text{ m} \times 40 \text{ m}$, $80 \text{ m} \times 80 \text{ m}$, $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$, $160 \text{ m} \times 160 \text{ m}$. 表 1 列出了 WSN 节点部署区域的实验参数. 传感器节点的感知半径 RS 设为 10 m , 通信半径 RC 设为 20 m , 传感器节点数为 w , 分别为 $20, 40, 50, 60$ 个传感器节点. $Iter$ 表示迭代次数, 可以分别设置为 $500, 1\ 000$ 和 $1\ 500$.

表 1 WSN 节点部署区域的参数设置

描述	参数	值
部署区域	$M \cdot L$	$40 \text{ m} \times 40 \text{ m}$, $80 \text{ m} \times 80 \text{ m}$, $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$, $160 \text{ m} \times 160 \text{ m}$
感知半径	RS	10 m
通信半径	RC	20 m
传感器节点数	w	$20, 40, 50, 60$
迭代数	$Iter$	$500, 1\ 000, 1\ 500$

将 ICHHO 的最优结果与选择的 SSA, PSO, GWO, SCA, HHO 等方案进行 WSN 节点部署覆盖优化, 验证了该算法的良好性能. 表 2 比较了 ICHHO 方法与其他策略 SSA, PSO, GWO, SCA 和 HHO 算法在百分比覆盖率、收敛迭代和监控区域大小方面的优势.

表 2 初始覆盖率和优化覆盖率的实验结果比较

传感器节点数	初始覆盖率%	优化后覆盖率/%
40	79.26	97.73

3.1 算法有效性对比

传感器最初随机覆盖在监控区域, 随着 ICHHO 的优化, 重叠传感器开始减少(图 4), 且在监测区域内分布均匀.

从表 2 可以看出, 初始覆盖率为 79.26% , ICHHO 优化后覆盖率达到 97.73% , 提高了 18.47% . 一开始, 区域中冗余传感器较多, 区域能量空洞较明显, 显得杂乱. 算法优化后, 传感器分布明显均匀, 覆盖比明显提高. 结果表明, ICHHO 对无线传感器网络的覆盖优化有效.

3.2 算法有效性对比

表 3 从百分比覆盖率、收敛迭代和监测区域大小等方面将 ICHHO 算法与其他算法进行比较.

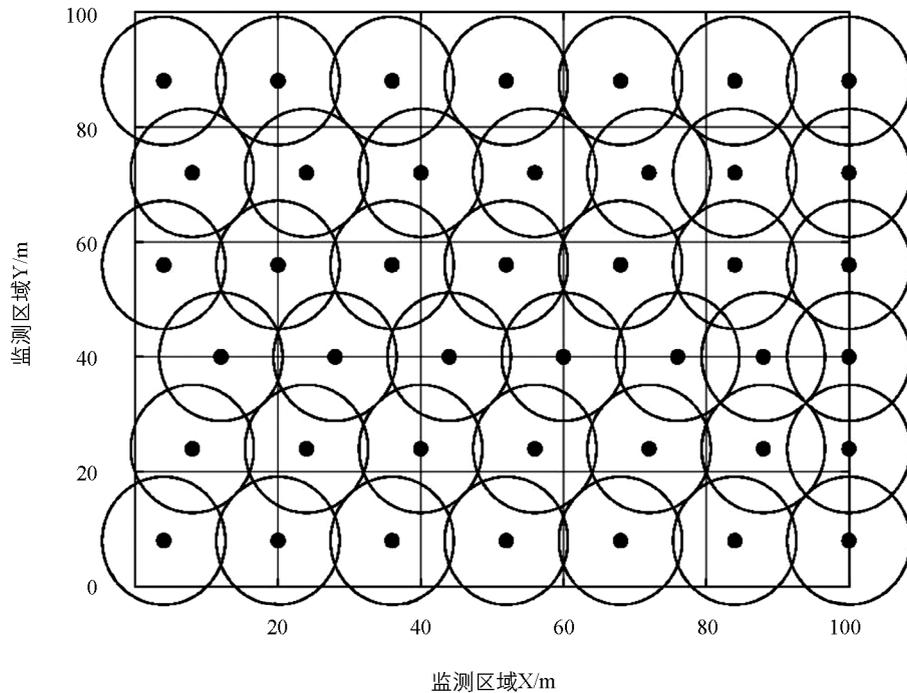


图 4 基于 ICHHO 的覆盖优化结果

表 3 本文算法与其他算法的性能比较

算法	变量	40 m×40 m	80 m×80 m	100 m×100 m	160 m×160 m
SSA	覆盖率/%	83.58	79.26	82.43	79.13
	迭代到收敛的次数	134	245	223	833
	传感器节点数	20	40	50	60
PSO	覆盖率/%	84.24	82.81	84.29	81.41
	迭代到收敛的次数	385	332	332	743
	传感器节点数	20	40	50	60
GWO	覆盖率/%	85.44	85.61	89.32	83.52
	迭代到收敛的次数	323	533	533	744
	传感器节点数	20	40	50	60
CSA	覆盖率/%	84.43	84.51	88.02	83.13
	迭代到收敛的次数	434	544	654	865
	传感器节点数	20	40	50	60
HHO	覆盖率/%	95.79	94.22	95.65	94.01
	迭代到收敛的次数	654	522	552	943
	传感器节点数	20	40	50	60
ICHHO	覆盖率/%	97.97	96.82	99.16	97.52
	迭代到收敛的次数	124	492	545	765
	传感器节点数	20	40	50	60

由表 3 和图 5 可以看出, ICHHO 的覆盖率最高, 其优化结果最好. 实验结果证明, 在解决 WSN 覆盖优化问题上, ICHHO 显示出比 HHO 算法更好的结果, 它的表现也优于其他 4 种算法. ICHHO 方案在覆盖区域内产生了最佳的全局解决方案, 具有较高的覆盖率, 覆盖了节点的整个空间区域. 尽管 SSA, GWO, PSO, CSA 与 ICHHO 一样都是基于群体的元启发式算法, 但 ICHHO 在所有样本中都获得了最高的覆盖率, 这一优势是由 ICHHO 将 ChOA 和 HHO 开发与探索阶段进行结合, 既解决了 ChOA 容易出现收敛缓慢和陷入局部最小值的情况, 又增强了优化算法在探索和开发阶段之间取得平衡能力所致. 该混合优化算法引导传感器节点到达它们的最佳位置.

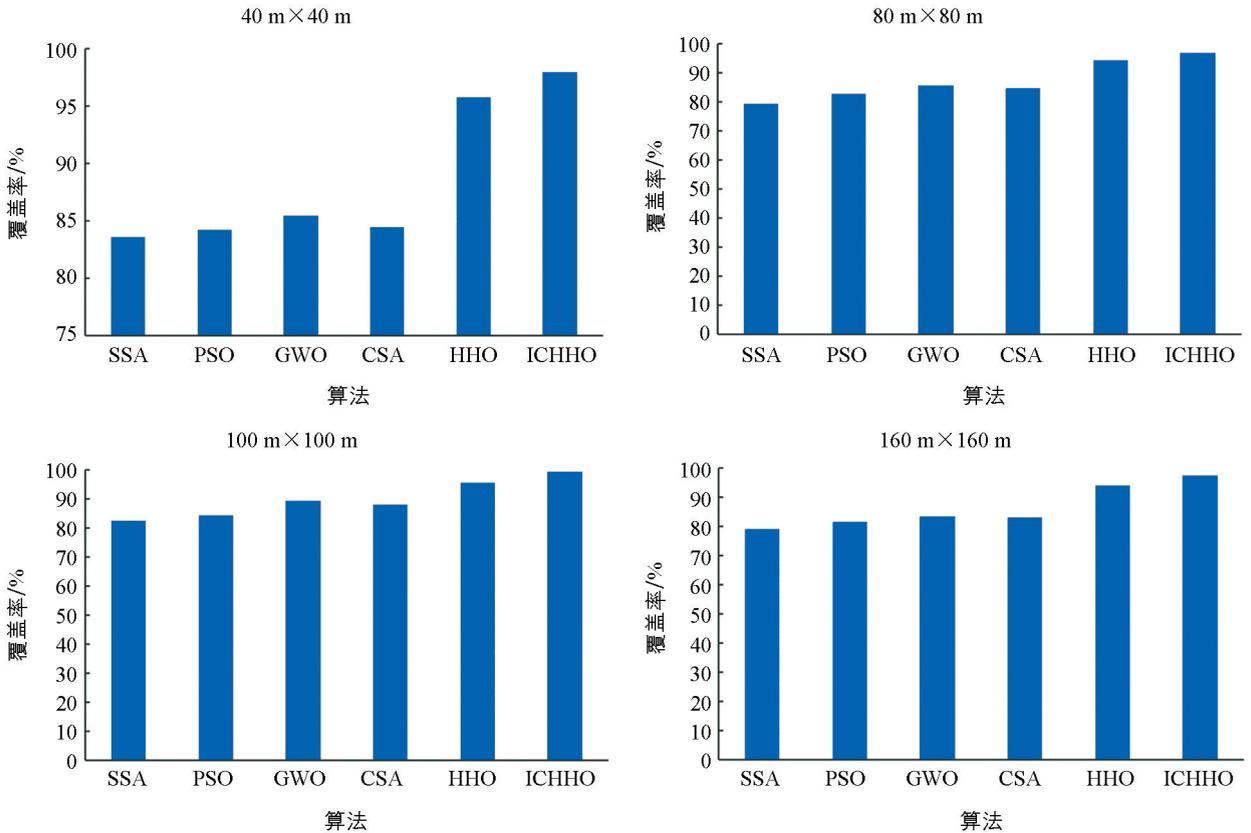


图 5 不同算法的 WSN 覆盖率对比结果

为了进一步验证 ICHHO 在优化传感器覆盖方面的优越性, 将 ICHHO 与 4 种改进的优化算法进行了比较, 结果如图 6 所示. 在相同的参数值下, ICHHO 提高了 WSN 的覆盖率.

4 结论

本文提出了一种改进的 ICHHO 算法, 解决无线传感器网络节点在随机部署中的不均匀分布和低覆盖率问题. ICHHO 通过

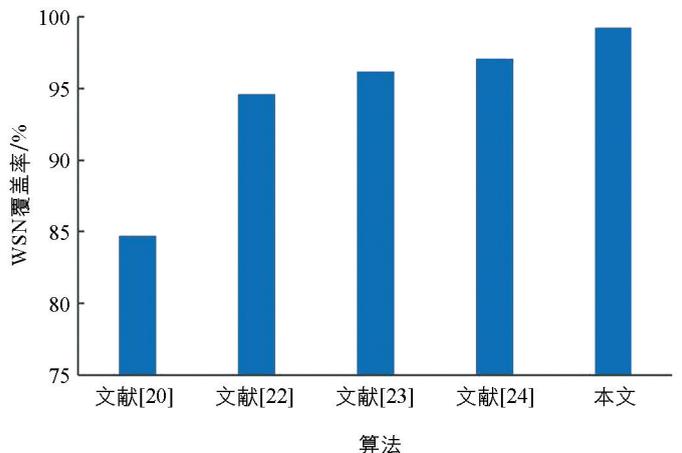


图 6 ICHHO 与不同改进优化算法覆盖率对比

在 HHO 探索阶段引入改进 ChOA 来避免原 HHO 和 ChOA 的缺点, 如收敛速度慢, 在处理复杂情况时容易陷入局部极值等. 最佳节点覆盖率的目标函数, 是通过测量每个传感器节点的传感半径和部署 WSN 时的通信能力来计算节点之间距离而建立的数学模型. 本文使用了其他多种优化算法对 WSN 节点最优覆盖率进行实验, 结果表明 ICHHO 实现了最佳的传感器覆盖, 优于其他算法. 通过 ICHHO 最终解决了 WSN 的覆盖问题, 优化了传感器覆盖范围并增强了传感器连通性. 未来将进一步完善 ICHHO 算法, 深入研究其在大规模、复杂 WSN 网络中的性能表现. 同时, 通过应用实验结合实际工程场景, 验证算法的可行性和有效性, 并探索其在特定场景下的优化效果和应用价值.

参考文献:

- [1] WEI X H, GUO H, WANG X W, et al. Reliable Data Collection Techniques in Underwater Wireless Sensor Networks: a Survey [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2021, 24(1): 404-431.
- [2] 王恒, 余蕾, 谢鑫. 基于信息年龄的工业无线传感器网络混合数据调度方法 [J]. *电子与信息学报*, 2023, 45(3): 1065-1073.
- [3] 李欣, 庞成鑫, 李康, 等. 基于三维温度场快速重建的传感器节点优化部署研究 [J]. *传感技术学报*, 2022, 35(5): 660-666.
- [4] 方子涵, 李旦, 蒋鹏, 等. 无线传感器网络中延迟补偿的分布式时钟同步算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(12): 92-100.
- [5] SINGU S. Reliability of Mobile Wireless Sensor Networks [J]. *International Journal of Sustainable Development in Computing Science*, 2021, 3(4): 31-40.
- [6] LUO J H, CHEN Y P, WU M, et al. A Survey of Routing Protocols for Underwater Wireless Sensor Networks [J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2021, 23(1): 137-160.
- [7] KHALAF O I, ABDULSAHIB G M. Optimized Dynamic Storage of Data (ODSD) in IoT Based on Blockchain for Wireless Sensor Networks [J]. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, 2021, 14(5): 2858-2873.
- [8] 孙家文, 马风兰, 李安迪, 等. 输电通道树线安全距离监测的 WSNs 节点部署方案研究 [J]. *河北电力技术*, 2022, 41(6): 72-77.
- [9] GULATI K, KUMAR BODDU R S, KAPILA D, et al. A Review Paper on Wireless Sensor Network Techniques in Internet of Things (IoT) [J]. *Materials Today: Proceedings*, 2022, 51: 161-165.
- [10] BOUAOUDA A, SAYOUTI Y. Hybrid Meta-Heuristic Algorithms for Optimal Sizing of Hybrid Renewable Energy System: a Review of the State-of-the-Art [J]. *Archives of Computational Methods in Engineering: State of the Art Reviews*, 2022, 29(6): 4049-4083.
- [11] 朱淑娟, 孙颖, 胡沛, 等. 并行计算在元启发式算法的应用 [J]. *南昌工程学院学报*, 2022, 41(3): 12-22.
- [12] SHAMI T M, EL-SALEH A A, ALSWAITTI M, et al. Particle Swarm Optimization: a Comprehensive Survey [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 10031-10061.
- [13] KALAIPRIYAN T, RAJESWARI M, DEBNATH B, et al. Directed Artificial Bee Colony Algorithm with Revamped Search Strategy to Solve Global Numerical Optimization Problems [J]. *Automated Software Engineering*, 2022, 29(1): 1-31.

- [14] 刘泓铄, 王诗瑶, 周灵鸽, 等. 基于改进灰狼优化的文本聚类多阶段特征选择算法 [J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(3): 316-324.
- [15] PETROVIĆ M, JOKIĆ A, MILJKOVIĆ Z, et al. Multi-Objective Population-Based Optimization Algorithms for Scheduling of Manufacturing Entities [C] //2022 26th International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics (MMAR). Międzyzdroje: IEEE, 2022.
- [16] AKINOLA O O, EZUGWU A E, AGUSHAKA J O, et al. Multiclass Feature Selection with Metaheuristic Optimization Algorithms: a Review [J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(22): 19751-19790.
- [17] KUMAR S, JANGIR P, TEJANI G G, et al. MOPGO: A New Physics-Based Multi-Objective Plasma Generation Optimizer for Solving Structural Optimization Problems [J]. IEEE Access, 2021, 9: 84982-85016.
- [18] 杨瑞, 周杰. 基于混沌克隆遗传算法的无线传感器网络低功耗分簇方法 [J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2022, 40(5): 655-660.
- [19] TARNARIS K, PREKA I, KANDRIS D, et al. Coverage and K-Coverage Optimization in Wireless Sensor Networks Using Computational Intelligence Methods: a Comparative Study [J]. Electronics, 2020, 9(4): 675-698.
- [20] 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.
- [21] DENG X H, YU Z Y, TANG R X, et al. An Optimized Node Deployment Solution Based on a Virtual Spring Force Algorithm for Wireless Sensor Network Applications [J]. Sensors, 2019, 19(8): 1817-1831.
- [22] 李思成, 魏云冰, 邱永露. 自主多决策粒子群的无线传感器网络覆盖优化 [J]. 仪表技术与传感器, 2022(9): 26-35.
- [23] LU C, LI X B, YU W J, et al. Sensor Network Sensing Coverage Optimization with Improved Artificial Bee Colony Algorithm Using Teaching Strategy [J]. Computing, 2021, 103(7): 1439-1460.
- [24] HUANG Y H, ZHANG J, WEI W, et al. Research on Coverage Optimization in a WSN Based on an Improved COOT Bird Algorithm [J]. Sensors, 2022, 22(9): 3383-3415.

责任编辑 夏娟