

doi:10.3969/j.issn.1672-4348.2022.06.009

改进白骨顶鸡优化算法的 WSN 网络覆盖

贾鹤鸣¹,李玉海¹,文昌盛¹,孟彬¹,饶洪华¹,李政邦²

(1.三明学院 信息工程学院,福建 三明 365004;
2.福建工程学院 计算机科学与数学学院,福建 福州 350118)

摘要:为解决二维无线传感器网络随机部署产生的节点分布不均、覆盖率低的问题,提出一种融合元启发式算法的网络部署方案。该方案以节点部署空间作为约束条件、网络覆盖范围作为目标函数对二维网络覆盖模型进行数学建模。针对白骨顶鸡优化算法全局探索能力不强且在迭代后期容易陷入局部最优的缺点,该方案引入复合突变策略和随机反向策略对原算法进行改进。在二维网络覆盖模型进行的仿真测试结果表明:部署改进白骨顶鸡优化算法的二维无线传感器网络不仅网络覆盖率更高,节点也更加均匀,验证了改进白骨顶鸡优化算法解决节点部署问题的有效性和实用性。

关键词:无线传感器覆盖;白骨顶鸡优化算法;随机反向学习策略;复合突变策略

中图分类号: TP393

文献标志码: A

文章编号: 1672-4348(2022)06-0561-06

Improved WSN network coverage with coot optimization algorithm

JIA Heming¹, LI Yuhai¹, WEN Changsheng¹, MENG Bin¹, RAO Honghua¹, LI Zhengbang²

(1. Department of Information Engineering, Sanming University, Sanming 365004, China;
2. School of Computer Science and Mathematics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China)

Abstract: In order to solve the problem of uneven node distribution and low coverage caused by random deployment of two-dimensional wireless sensor network, a network deployment scheme of fusion meta heuristic algorithm was proposed. Firstly, the node deployment space was used as the constraint and the network coverage was used as the objective function to mathematically model the two-dimensional network coverage model. Secondly, an improved coot optimization algorithm (COA) was proposed, which introduced a composite mutation strategy and a stochastic inverse strategy to improve the original algorithm in view of such shortcomings that the original algorithm's global exploration ability is not strong and it is easy to fall into local optimization in the later iteration. Finally, simulation tests in the 2D network coverage model show that the WSN deployed by IO-VA not only has higher network coverage, but also has more uniform nodes, which verifies the effectiveness and utility of ICAO in solving this problem.

Keywords: wireless sensor coverage; coot optimization algorithm; random reverse learning strategy; compound mutation strategy

无线传感器网络(wireless sensor network, WSN)是通过无线通信技术把数以万计的传感器节点自由组织与结合的一种网络形式。WSN 因为具有大规模和自组织的优点,目前在农业、工业、军事等领域已经得到广泛应用。在 WSN 应用

中,传感器节点通常需要被放置在没有基础结构的地方,传感器节点的位置不能预先精准设定,节点之间的相互邻居关系也不能预测。如通过飞机播散大量传感器节点到人类不易达到的危险区域,这种部署方式易导致不同区域的网络资源不

收稿日期: 2022-08-24

基金项目: 福建省自然科学基金面上项目(2021J011128)

第一作者简介: 贾鹤鸣(1983—),男,黑龙江哈尔滨人,教授,博士,研究方向:群体智能优化算法与工程应用。

平衡,网络不能完全覆盖。

近年来,众多学者对 WSN 节点部署问题展开了研究,文献[1]为解决传统节点部署的缺陷,通过网格划分建立两种网络模型,并将网络模型与改进后的果蝇算法相结合,获得了最优部署方案。文献[2]在基本鲸鱼算法(whale optimization algorithm, WOA)的基础上开发出探索、螺旋攻击、气泡网攻击等算法,加快了收敛速度,解决了点覆盖问题。文献[3]提出一种元胞自动机(cellular automata, CA)网络部署方案,设计了两种概率 CA 规则来执行任务,第一个规则是从一个随机构型开始演化出快速且稳定的次优覆盖物,第二条规则用来找到最优的覆盖物。文献[4]提出一种无线传感器网络优化算法即蜜蜂算法来解决 WSN 覆盖问题。文献[5]设计出一种异构无线传感器网络覆盖模型,并在此基础上提出基于混沌改进的 SSO 算法,有效解决了网络覆盖效率问题。文献[6]借助随机反向学习策略和正弦控制因子改进算数优化算法(arithmetic optimization algorithm, AOA),使探索与开发之间更加平衡,解决了基本 AOA 在网络部署时易陷入局部最优的缺陷,提高了算法收敛精度。

综上,群体智能优化对 WSN 节点部署问题适用性较强。白骨顶鸡优化算法(coot optimization algorithm, COA)是由 Iraj Naruei 等^[7]提出的一种模仿白骨顶鸡运动习性的群智能优化算法,具有结构简单、开发能力强的优点,但探索能力有所不足,容易陷入局部最优,对智能优化算法进行改进和升级是提升算法性能的重要途径^[8]。本研究提出一种融合复合突变策略和随机反向学习策略的改进白骨顶鸡优化算法(improve coot optimization algorithm, ICOA)。复合突变策略可以增加种群丰富度,随机反向学习策略可以增强算法跳出局部最优的能力。

1 网络覆盖模型

1.1 概率模型

采用 0/1 感知模型^[9],即在一个二维传感器场中,以传感器节点为圆心、 R_s 为半径的圆区域,在此范围内感知概率为 1,超出这个区域感知概率为 0。对二维平面的任意一点 $Z(x_i, y_i)$ 的感知概率 P 计算如下:

$$P = \begin{cases} 1, & \text{if } d_{ip} \leq R_s \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

其中 d_{ip} 是传感器节点到目标点 Z 的欧式距离。其计算公式如下:

$$d_{ip} = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (2)$$

1.2 问题模型

首先,假设目标监测网络为矩形区域,监测区域内分布有若干节点,每个节点的覆盖范围为以节点位置为圆心,监测半径为 R_s 的圆;其次,将目标监测区域进行离散化处理,形成若干监测点,根据 0/1 感知模型计算各检测点感知概率;最后,通过计算覆盖监测点数占整个检测区域总点数来计算网络覆盖率大小。具体步骤如下:

(1) 定义网络监测区域是面积为 $L * H$ 的矩形区域,有 N 个无线传感器节点,感知半径为 R_s ,节点集表示为 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 。

(2) 对检测区域进行离散化处理,使监测区域由若干监测点组成,离散系数表示为 data,监测节点集表示为 $K = \{k_1, k_2, \dots, k_n\}$ 。

(3) 在检测范围内,任一监测节点可能同时被多个传感器节点感知,定义联合感知概率 $P(k_j)$ 计算公式如下:

$$P(k_j) = 1 - \prod_{i=1}^N (1 - P(a_i, k_j)) \quad (3)$$

其中 a_i, k_j 分别表示传感器节点和监测节点。

(4) 定义网络覆盖率为覆盖监测点数占整个检测区域总点数的比例用 COV 表示。其计算公式如下:

$$\text{COV} = \frac{\sum_{j=1}^{L \times H} P[k_j]}{L * H} \quad (4)$$

2 标准 COA 算法

白骨顶鸡优化算法模拟了白骨顶鸡的移动习性,将种群进行了层级划分,适应度值高者为种群领导者,其余为跟随者。跟随者具有两种位置更新方式,分别为主动更新和被动更新。主动更新过程中,跟随者根据链式运动和随机运动更新位置,并不依赖领导者;而被动更新过程中,跟随者需要向领导者发生靠拢。种群需要朝着最佳区域前进,因此在跟随者向领导者靠拢的同时,领导者也要不断向最优区域靠近。

2.1 初始化种群

初始化白骨顶鸡种群位置的计算如式(5):

$$\text{CootPos}(i) = \text{rand}(1, \text{dim}) \cdot (ub - lb) + lb \quad (5)$$

其中 $\text{CootPos}(i)$ 表示第 i 个白骨顶鸡的位置, ub 和 lb 分别表示搜索空间的上界和下界, rand 为 0 到 1 之间的随机数, dim 表示维度。

从白骨顶鸡种群中随机选取 N_L 只白骨顶鸡作为领导者, 记为 LeaderPos , 剩余的 N_{coot} 只白骨顶鸡为跟随者, 记为 FollowPos , N_L 和 N_{coot} 的计算公式如式(6)(7)

$$N_L = N_{\text{pop}} \times P \quad (6)$$

$$N_{\text{coot}} = N_{\text{pop}} - N_L \quad (7)$$

其中: N_{pop} 为种群数量, P 为参数 0.1。

2.2 跟随者位置更新

为了模拟跟随者在某时刻的位置更新方式, 并且保证跟随者在同一时刻有相等的概率选择主动更新或被动更新, 通过 $[0, 1]$ 的随机数 T 随机选择跟随者的位置更新方式。

2.2.1 主动更新

当 $T > 0.5$ 时, 白骨顶鸡跟随者选择主动更新位置, 主动更新包括两种运动方式, 通过 $[0, 1]$ 的随机数 W 选择运动方式。

当 $W < 0.5$ 时, 白骨顶鸡跟随者进行随机运动, 为了体现运动的随机性, 首先在位置空间内生成一个随机位置 Q 。其数学公式如式(8):

$$Q = \text{rand}(1, d) \cdot (ub - lb) + lb \quad (8)$$

白骨顶鸡个体会向产生的随机位置移动, 其数学公式如式(9):

$$\text{FollowPos}(i) = \text{FollowPos}(i) + A \times R_1 \times (Q - \text{FollowPos}(i)) \quad (9)$$

其中 $\text{FollowPos}(i)$ 表示第 i 个跟随者的位置, R_1 是区间 $[0, 1]$ 中的随机数, 参数 A 为在 $[0, 1]$ 中线性递减的因子, 计算如式(10):

$$A = 1 - t \times (1/\text{MaxIter}) \quad (10)$$

其中, t 是当前迭代次数, MaxIter 是最大迭代次数。

当 $W > 0.5$ 时, 白骨顶鸡进行链式运动, 算法将相邻两个白骨顶鸡的中间位置用于实现链式运动。其数学公式如式(11):

$$\text{FollowPos}(i) = 0.5 \times (\text{FollowPos}(i-1) + \text{FollowPos}(i)) \quad (11)$$

其中, $\text{FollowPos}(i-1)$ 是前一个白骨顶鸡跟随者

的位置。

2.2.2 被动更新

当 $T < 0.5$ 时, 白骨顶鸡跟随者选择领导者引导更新位置。通常情况下, 种群由前面的几只白骨顶鸡领导, 其他个体必须根据领导者调整自己的位置, 并向它们移动。为了实现这一运动利用式(12)的机制选择领导者。

$$k = 1 + (i) \bmod (N_L) \quad (12)$$

其中, i 是跟随者的索引数, k 是领导者的索引数, \bmod 为取余函数。跟随者随领导者的位置更新公式如式(13):

$$\text{FollowPos}(i) = \text{LeadPos}(k) + 2 \times R_2 \times \cos(2R\pi) \times (\text{LeaderPos}(k) - \text{FollowPos}(i)) \quad (13)$$

其中, $\text{FollowPos}(i)$ 为第 i 个跟随者的位置, $\text{LeaderPos}(k)$ 为第 k 个领导者的位置, R 和 R_2 为区间 $[0, 1]$ 中的随机数。

2.3 领导者位置更新

$$\text{LeaderPos}(i) =$$

$$\begin{cases} B \times R_3 \times \cos(2R\pi) \times (g\text{Best} - \text{LeaderPos}(i)) + g\text{Best} & R_4 < 0.5 \\ B \times R_3 \times \cos(2R\pi) \times (g\text{Best} - \text{LeaderPos}(i)) - g\text{Best} & R_4 \geq 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

其中, $\text{LeaderPos}(i)$ 为第 i 个领导者的位置, $g\text{Best}$ 是种群最优位置, R_3 和 R_4 是区间 $[0, 1]$ 中的随机数, 参数 B 为在 $[0, 2]$ 中线性递减的因子, B 根据公式(15)计算:

$$B = 2 - t \times (1/\text{MaxIter}) \quad (15)$$

3 改进白骨顶鸡优化算法的WSN覆盖求解

3.1 随机反向学习策略

反向学习策略 (opposition-based learning, OBL) 是 Tizhoosh^[10] 提出的群智能领域中的一种改进策略, 通过产生一个反向解 X' , 比较当前解与反向解的适应度值, 择优进入下一次迭代, 如式(16):

$$X' = lb + ub - \text{LeaderPos} \quad (16)$$

由于反向学习策略生成的反向解缺乏随机性, Long 等^[11] 提出一种改进的反向学习策略 (random opposition-based learning, ROBL), 引入

随机值 rand 进一步加强了种群多样性,提高了种群跳出局部最优的能力。其数学公式如式(17):

$$X_{\text{rand}} = lb + ub - r \times \text{LeaderPos} \quad (17)$$

其中, X_{rand} 表示随机反向解, r 表示 0 到 1 之间的随机数。

3.2 复合突变策略

引入复合突变策略来改进 COA。该策略在进行位置更新时会产生 3 个新的白骨顶鸡个体分别为 V_{i1}, V_{i2}, V_{i3} , 计算公式如下:

$$V_{i1,j} =$$

$$\begin{cases} \text{FollowPos}_{r1,j} + F_1 \times (\text{FollowPos}_{r2,j} - \text{FollowPos}_{r3,j}), & \text{if } \text{rand} < C_1 \text{ or } j = j_{\text{rand}} \\ \text{FollowPos}_{i,j}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

$$V_{i2,j} =$$

$$\begin{cases} \text{FollowPos}_{r4,j} + F_2 \times (\text{FollowPos}_{r5,j} - \text{FollowPos}_{r6,j}) \\ + F_2 \times (\text{FollowPos}_{r7,j} - \text{FollowPos}_{r8,j}), & \text{if } \text{rand} < C_2 \text{ or } j = j_{\text{rand}} \\ \text{FollowPos}_{i,j}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

$$V_{i3,j} = \begin{cases} \text{FollowPos}_{i,j} + \text{rand}() \times \\ (\text{FollowPos}_{r9,j} - \text{FollowPos}_{r10,j}) + \\ F_3 \times (\text{FollowPos}_{r10,j} - \text{FollowPos}_{r11,j}), & \text{if } \text{rand} < C_3 \text{ or } j = j_{\text{rand}} \\ X_{i,j}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

其中, r_1, r_2, \dots, r_{11} 是 $[1, N_{\text{pop}}]$ 间不同的整数, $\text{FollowPos}_{i,j}$ 表示 i 个体在 j 维度的位置, j_{rand} 表示区间 $[1, \text{dim}]$ 中的整数。 C_1, C_2, C_3 为交叉率分别是 0.1、0.2、0.9。 F_1, F_2, F_3 表示尺度系数分别为 1.0、0.8、1.0。

从 V_{i1}, V_{i2}, V_{i3} 中找出最佳候选解,与当前解比较,选择更优的解,其计算公式如下:

$$\text{FollowPos}(i) = \begin{cases} V_i, & \text{if } f(V_i) < f(\text{FollowPos}(i)) \\ \text{FollowPos}(i), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

其中, V_i 为最佳候选解。

3.3 WSN 节点优化部署

基于 ICOA 的 WSN 节点覆盖优化目标为 $L \times H$ 的矩形监测区域内覆盖率达到最大值。ICOA 的输入包括种群大小 N_{pop} , 最大迭代次数

MaxIter , 离散系数 data , 节点个数 dim , 边长 L 和 H , 通信半径 R_s 等参数, 输出为以 COV 为目标函数的最大值以及节点分布坐标, 流程步骤如图 1 所示。

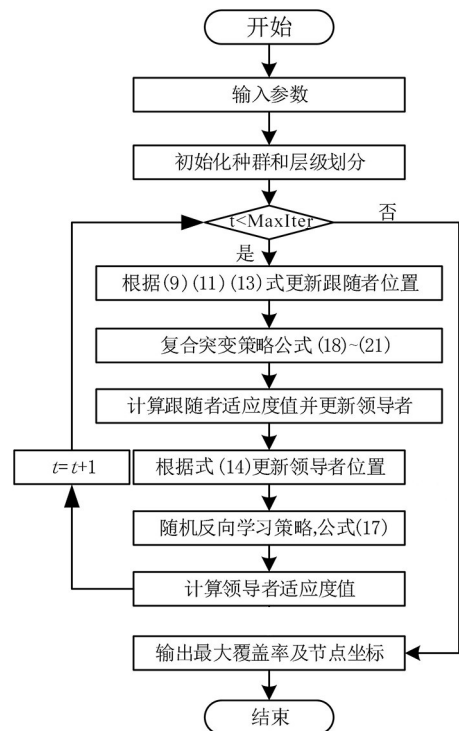


图 1 ICOA 算法实现 WSN 网络覆盖流程图

Fig.1 Flow chart of WSN network coverage implemented by ICOA algorithm

4 仿真实验与结果分析

为模拟二维 WSN 最优部署问题,本研究将节点部署空间作为约束条件,通过概率模型计算覆盖点数,将覆盖监测点数占总监测点数比率作为目标函数;通过仿真实验验证 ICOA 在 WSN 节点部署中的工程实用性。实验均在主频为 2.50 GHz 的 11th Gen Intel(R) Core(TM) i7-11700 处理器、16 GB 内存 64 位 Windows11 的电脑上使用 MATLAB2021a 完成。

4.1 与原始 COA 对比

图 2~图 4 是区域边长为 60 m * 60 m, 节点数分别为 35、40、45 的 COA 与 ICOA 的覆盖率迭代曲线及节点分布情况。其中可以看出 COA 早期易陷入局部最优,继而停止收敛,而 ICOA 依旧保持良好的收敛性,并且在结点数逐次增加的过程中 ICOA 的覆盖率始终高于 COA,在节点分布图中,ICOA 部署的节点分布更为均匀,覆盖重叠面积更小,证明了 ICOA 改进的有效性。

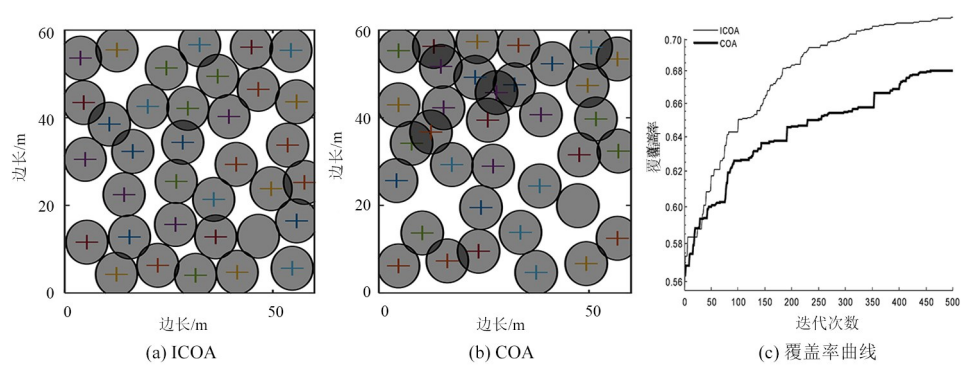


图 2 节点数为 35 的覆盖对比图

Fig.2 Comparison of coverage with 35 nodes

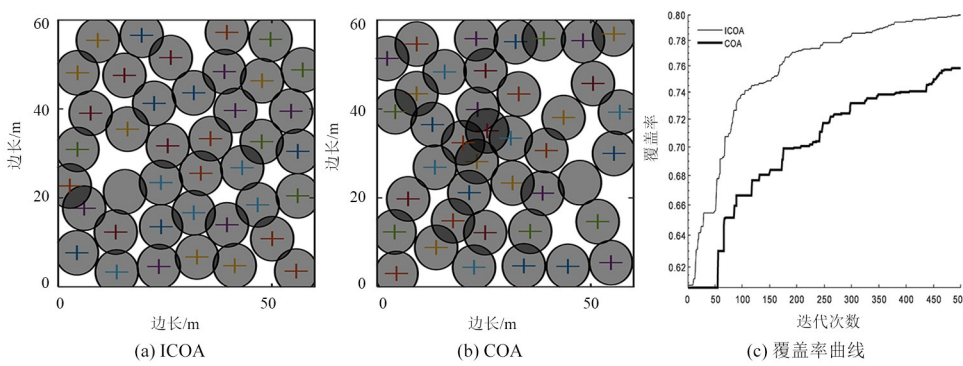


图 3 节点数为 40 的覆盖对比图

Fig.3 Comparison of coverage with 40 nodes

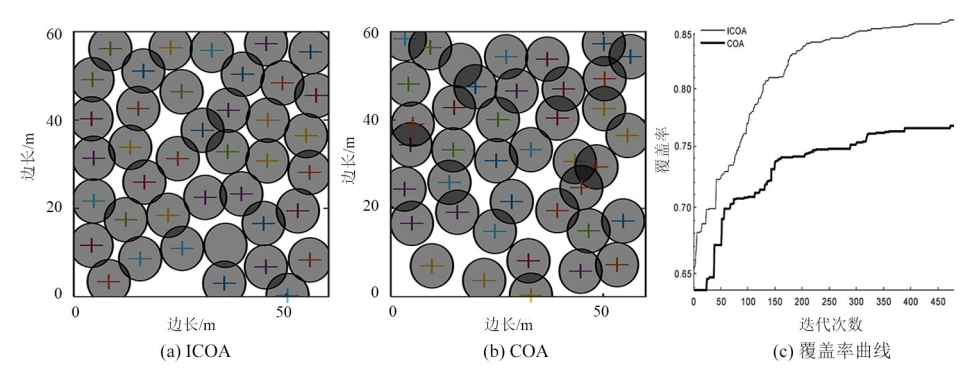


图 4 节点数为 45 的覆盖对比图

Fig.4 Comparison of coverage with 45 nodes

表 1 为不同节点的 ICOA 与 COA 的覆盖率对比,可见 ICOA 在节点部署上表现更好。

表 1 ICOA 与 COA 覆盖率对比

| 节点数 | COA 覆盖率/% | ICOA 覆盖率/% |
|-----|-----------|------------|
| 35 | 67.11 | 71.96 |
| 40 | 75.79 | 80.01 |
| 45 | 76.51 | 86.03 |

4.2 ICOA 算法与其他部署策略对比

为了更好验证 ICOA 在同类问题中性能的优越性,在迭代次数为 200 次,区域边长为 50 m * 50 m,通信半径为 5 m 的情况下,采用改进的粒子群优化算法 (BPSD)^[12]、改进的灰狼优化算法 (IGWO)^[13]、DS-FOA^[1]、改进的蝙蝠算法 (improved BA)^[1] 4 种部署策略对二维无线网络进行仿真实验,网络覆盖率结果如表 2 所示。

表 2 覆盖率结果对比

Tab.2 Comparison of coverage results

| 部署策略 | 网络覆盖率/% |
|-------------|---------|
| ICOA | 97.19 |
| BPSO | 89.88 |
| IGWO | 80.88 |
| Improved BA | 89.26 |
| DS-FOA | 95.54 |

由表 2 可知,改进算法覆盖率明显优于文献 [1][12][13]中所提出的部署策略。其中,ICOA 算法与其他部署策略相比,覆盖率分别提高了 7.31%、16.31%、7.93%和 1.65%,覆盖效果最好。

5 结语

为改善 WSN 随机部署产生的节点分布不均、

覆盖率低的缺点,在初始部署时搭配 ICOA 进行优化部署。由于 COA 机制应用于 WSN 节点部署中时,探索能力较弱,容易出现收敛精度差和陷入局部最优的问题,本研究提出一种融合随机反向学习策略和复合突变策略的改进白骨顶鸡优化算法,通过在探索阶段加入复合突变策略,产生 3 个新的个体进行比较选优扩大了算法的搜索范围,提高了算法的寻优能力;同时在开发阶段引入随机反向学习策略,进一步增强算法跳出局部最优的能力。利用网络覆盖模型进行模拟实验,结果较好的验证了 ICOA 的工程实用性。后续研究会针对 WSN 部署问题对 COA 进行改进更深入的改进,尝试用不同策略探索性能更好的智能优化算法。

参考文献:

[1] SONG R, XU Z C, LIU Y. Wireless sensor network coverage optimization based on fruit fly algorithm[J]. International Journal of Online Engineering (IJOE), 2018, 14(6):58.

[2] TOLOUEIASHTIAN M, GOLSORKHTABARAMIRI M, RAD S Y B. An improved whale optimization algorithm solving the point coverage problem in wireless sensor networks[J]. Telecommunication Systems, 2022, 79(3):417-436.

[3] HOFFMANN R, DÉSERABLE D, SEREDYŃSKI F. Cellular automata rules solving the wireless sensor network coverage problem[J]. Natural Computing, 2022, 21(3):417-447.

[4] KHALAF O, ABDULSAHIB G, SABBAR B. Optimization of wireless sensor network coverage using the Bee Algorithm[J]. Journal of Information Science and Engineering, 2020, 36(2):377-386.

[5] CAO L, YUE Y G, CAI Y, et al. A novel coverage optimization strategy for heterogeneous wireless sensor networks based on connectivity and reliability[J]. IEEE Access, 9:18424-18442.

[6] 贾鹤鸣, 孟彬, 魏元昊, 等. 改进算术优化算法的无线传感器网络覆盖[J]. 闽南师范大学学报(自然科学版), 2022, 35(3):54-61.

[7] NARUEH, KEYNIA F. A new optimization method based on COOT bird natural life model[J]. Expert Systems With Applications, 2021, 183:115352.

[8] 贾鹤鸣, 刘宇翔, 刘庆鑫, 等. 融合随机反向学习的黏菌与算术混合优化算法[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(5):1182-1192.

[9] CHAKRAVARTHI S S, KUMAR G H. Optimization of network coverage and lifetime of the wireless sensor network based on Pareto optimization using non-dominated sorting genetic approach[J]. Procedia Computer Science, 2020, 172:225-228.

[10] TIZHOOSH H R. Opposition-based learning: a new scheme for machine intelligence[C]//International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC'06). Vienna, Austria: IEEE, 2006: 695-701.

[11] LONG W, JIAO J J, LIANG X M, et al. A random opposition-based learning grey wolf optimizer[J]. IEEE Access, 2019, 7: 113810-113825.

[12] 朱海荣, 李平, 程剑. 基于改进 PSO 算法的 WSN 覆盖优化方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(8):82-84.

[13] 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.