

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209270

WSN 中基于改进麻雀搜索算法的多目标覆盖优化*

武娟¹ 李洪兵^{2,3} 罗磊⁴ 崔浩¹ 赵尚飞¹

(1. 重庆三峡学院三峡库区地质环境监测与灾害预警重庆市重点实验室 重庆 404120;

2. 重庆三峡学院智能信息处理与控制重庆高校市级重点实验室 重庆 404120; 3. 重庆三峡学院物联网与智能控制技术重庆市工程研究中心 重庆 404120; 4. 北京邮电大学人工智能学院 北京 100876)

摘要: 针对无线传感器网络中(WSNs)节点随机部署造成覆盖不充分问题,提出了一种改进麻雀搜索-覆盖率增量(ISSA-ICR)算法。首先,ISSA针对探索者向原点收敛的问题,改进探索者位置更新方式,避免算法陷入局部最优解;其次,在算法迭代阶段引入以迭代次数为自由度参数的 t 分布扰动以及探索者-追随者数量动态调整策略,平衡算法全局和局部搜索能力;再次,采用随机回归的越界处理策略,合理处理个体越界重定位问题,并确定节点待部署位置;最后,基于ICR策略构建节点调度优化模型以确定最终部署位置。仿真结果表明,与麻雀搜索算法、标准粒子群优化算法及自适应虚拟力扰动麻雀搜索算法相比,ISSA-ICR节点覆盖多目标优化算法分别提升了目标区域4.96%、8.81%及3.84%的覆盖率,使节点分布更均匀,同时减少了节点移动距离。

关键词: 无线传感器网络;多目标优化;改进麻雀搜索算法;节点调度

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

Multi-objective coverage optimization of WSN based on improved sparrow search algorithm

Wu Juan¹ Li Hongbing^{2,3} Luo Lei⁴ Cui Hao¹ Zhao Shangfei¹

(1. Chongqing Key Laboratory of Geological Environment Monitoring and Disaster Early Warning in Three Gorges Reservoir Area, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404120, China; 2. Key Laboratory of Intelligent Information Processing and Control, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404120, China; 3. Internet of Things and Intelligent Control Technology Chongqing Engineering Research Center, Chongqing Three Gorges University, Chongqing 404120, China; 4. School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: The randomly deployed nodes will lead to the insufficient coverage in wireless sensor networks (WSNs). To solve this problem, an improved sparrow search algorithm-increment of coverage ratio (ISSA-ICR) was proposed. Firstly, to solve the problem that the producer converging to the origin, ISSA modified the location update method of the producer to avoid the algorithm falling into the local optimal solution; Secondly, to balance the global and local search ability of the algorithm, t -distribution disturbance with the number of iterations as the degree of freedom parameter and the dynamic adjustment strategy of the number of producers-scroungers were proposed; Thirdly, random regression cross-border processing strategy was adopted to solve the problem of individual cross-border relocation, and the candidate location of nodes to be deployed was determined; Finally, the node scheduling optimization model was constructed based on ICR strategy to determine the final deployment location. The simulation results show that compared with sparrow search algorithm, standard particle swarm optimization and adaptive virtual force disturbance sparrow search algorithm, ISSA-ICR can respectively improve 4.96%, 8.81% and 3.84% coverage ratio compared with the three algorithms, meanwhile reducing the nodes moving distance.

Keywords: wireless sensor network; multi-objective optimization; improved sparrow search algorithm; nodes scheduling

0 引言

无线传感器网络(wireless sensor networks, WSNs)是

由具备信息感知、存储和通信功能的大量传感器节点组成的自组织网络^[1]。随着5G网络的到来,WSN掀起了一波应用热潮,如环境监测、智慧农业、医疗健康 and 国防军事

收稿日期:2022-03-14

* 基金项目:本文受国家重点研发计划项目(2021YFB3901405)、重庆市教委科学技术研究项目(KJQN202101233, KJQN202001229)、重庆市人工智能+智慧农业学科群开放基金(ZNNYKFB201901)、重庆市三峡库区地质环境监测与灾害预警重点实验室开放基金(MP2020B0202)项目资助

等^[2-5]。在无线传感器网络的应用中,因地质、敌对环境、人工部署成本等限制,节点初始部署一般采用随机抛洒方式^[6],但随机部署一般会由于天气、监测区域障碍物和传感器搭载平台运行路线等原因造成节点密集覆盖与监测区域覆盖不充分问题^[7]。这样不仅会增加网络成本,同时也会影响网络服务质量。因此,如何设计网络覆盖机制、优化调度算法以提升 WSN 网络性能是目前 WSN 覆盖研究的热点问题。

近年来,应用智能优化算法解决 WSN 覆盖问题受到了越来越多的关注。为解决 WSN 初始部署覆盖不均等问题,张亮等^[8]通过平衡节点数与覆盖率之间的矛盾,提出一种模糊粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 优化算法,虽然达到了以较少节点数优化较大覆盖范围的效果,但该优化效果主要是源于较大的节点感知半径,未能在本质上对节点数与覆盖率实现平衡。针对节点初始抛洒形成的区域覆盖空洞问题,张晶等^[9]对网络进行重部署,首先通过三角网络划分 WSN 得到新的初始解,再利用改进的 PSO 对节点进行位置重新部署,从而减少区域覆盖漏洞。然而,该覆盖策略计算较为复杂,算法复杂度较高。类似地,罗鑫^[10]采用改进的 PSO 对 WSN 覆盖漏洞进行修复,但该策略要求每个传感器节点在每次迭代过程中都检测其周边的漏洞类型,增加了算法的复杂度。孙爱晶等^[11]以网络部署能耗为优化目标,对传感器节点采用休眠机制与分阶段唤醒策略进行位置部署,并引入改进人工鱼群算法对可能出现的局部最优情况进行改善,虽然减小了网络能耗,但同时也对网络覆盖率产生了影响。针对传感器节点部署区域的复杂性,张春雨等^[12]提出一种主成分分布谷鸟算法优化 WSN 覆盖策略。算法通过主成分分析减少种群相关性,避免了算法陷入局部极值的情况,但所部署的传感器节点数过多,且未考虑节点的移动距离。Hossein 等^[13]综合考虑覆盖率与网络能耗问题,提出一种基于改进多目标整数线性方法提升网络寿命,从而优化 WSN 覆盖性能,然而算法的收敛速度较慢,且网络覆盖性能还有待进一步提升。针对节点寿命与网络覆盖问题,李明等^[14]提出一种融合模拟退火的改进微分进化算法的 WSN 覆盖问题解决方法,但适应度函数的设计是针对满足特定条件下的传感器节点而设定的,缺乏更一般的覆盖性能函数。为改善节点生命周期和覆盖率等问题,庞国莉等^[15]采用节点休眠机制,并引入中继节点部署方式提升网络覆盖能力。然而,该算法需要充分考虑数据传输与节点特性,同时兼顾网络链路稳定性及中继节点的部署,使得在部署移动节点的场景下适用性较差,进一步影响网络覆盖能力。Zhao 等^[16]提出一种基于自适应虚拟力扰动麻雀搜索 (adaptive virtual forces disturbance sparrow search algorithm, AVFSSA) 的 WSN 部署优化算法,最大化网络覆盖率的同时降低节点的部署数量。虽然该策略在网络规模较小时所部署的传感器节点数量也较少,但覆盖率相对降低,有很大的提升空间。而当

网络规模增大时,虽然提升了覆盖率,但部署的传感器节点数量过多,未能较好的平衡节点数量与覆盖率之间的关系,同时也未考虑在传感器节点数量增多时,节点移动距离的增加对网络性能的影响。

以上研究表明,在 WSN 中应用智能优化算法虽然可以改善网络覆盖率,但整体优化效果仍有待提高,且上述研究未将节点移动距离纳入考虑。而在不考虑节点通信情况下,WSN 覆盖消耗的能量主要是节点移动产生的。麻雀搜索算法^[17] (sparrow search algorithm, SSA) 受麻雀的觅食行为和反捕食行为的启发,通过麻雀个体搜寻食物和反捕食进行迭代寻优,具有搜索精度高,收敛速度快,稳定性好,鲁棒性强等特点。

基于此,本文结合 SSA 算法研究 WSN 覆盖优化问题,并提出了一种改进麻雀搜索覆盖率增量 (improved sparrow search algorithm-increment of coverage ratio, ISSA-ICR) 算法。该算法首先在基本 SSA 算法的基础上,改进探索者向原点收敛的位置更新方式,增加了探索者位置的多样性,扩大优化解的搜索空间,避免算法陷入局部最优解;于每次更新追随者位置后对其位置引入一定概率的 t 分布随机扰动以产生随机变异,有效避免算法陷入停滞;引入探索者-追随者数量动态调整策略平衡算法全局和局部寻优能力;对越界个体采用随机回归的方式,进一步提升算法的搜索性。其次通过 ISSA 算法生成节点待部署位置,进而根据节点从初始随机部署位置移至待部署位置的 ICR 确定节点最终部署位置,最终达到网络最优部署效果。

1 网络覆盖模型

1.1 覆盖感知模型

在 WSN 中,本文假设目标监测区域内随机分布着 n 个节点,如图 1 所示。节点集合记为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_j, \dots, S_n\}$, S_j 表示第 j 个节点,并将二维监测区域离散成 $A \times B$ 个监测点。理想情况下,假设所有节点初始能量足够充足,且监测区域内所有节点结构特性与参数均相同。假设节点通信半径 $R_c \geq 2R_s$, R_s 表示感知半径,在二维场景中,位于 (x_j^S, y_j^S) 的节点 S_j 与坐标位置为 (x_i^G, y_i^G) 的监测点 G_i 间的欧氏距离为 $d(S_j, G_i) = \sqrt{(x_j^S - x_i^G)^2 + (y_j^S - y_i^G)^2}$ 。考虑到实际应用环境中,传感器感知能力会受到被测点距离与环境要素等影响。因此,本文采用基于概率感知的覆盖感知模型,如图 2 所示。即:

$$P(S_j, G_i) = \begin{cases} 1, & d(S_j, G_i) \leq R_s - r \\ e^{-\lambda \alpha^\beta}, & R_s - r < d(S_j, G_i) \leq R_s + r \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $P(S_j, G_i)$ 表示待监测点 G_i 被节点 S_j 所感知到的概率, r ($0 < r < R_s$) 表示不确定监测的感知范围,参数 $\alpha = d(S_j, G_i) - (R_s - r)$, λ 和 β 表示监测概率随距离变化

的衰减度。则被监测点 G_i 至少被任意一个及以上节点联合感知概率为：

$$P(S, G_i) = 1 - \prod_{j=1}^n (1 - P(S_j, G_i)) \quad (2)$$

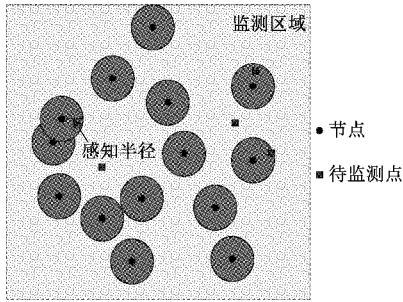


图 1 区域覆盖模型

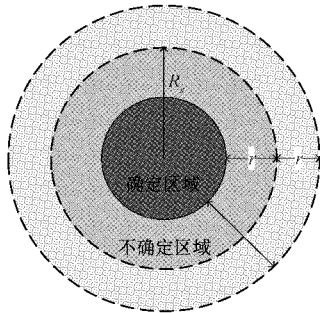


图 2 概率感知模型

1.2 问题模型

针对节点初始随机部署所产生的覆盖不均问题，通常移动节点来优化网络覆盖率，提升覆盖性能。传感器节点的分布会影响网络覆盖率，同时网络覆盖率也会受到节点移动距离的影响。因此，本文主要研究网络覆盖率以及节点移动调度，旨在通过减小节点移动偏差，缩短移动距离，从而减小能耗并提升网络覆盖质量。定义网络覆盖率 η 为监测域内全部节点有效感知范围的并集与整个监测区域面积的比值，即：

$$\eta = \frac{\sum_{i=1}^{A \times B} P(S, G_i)}{A \times B} \quad (3)$$

假设 S 中所有节点的初始位置表示为 (x_{ini}^s, y_{ini}^s) ，目标位置表示为 (x_{fin}^s, y_{fin}^s) ，则目标函数 $g(x)$ 表示为：

$$g(x) = \alpha\eta + \beta \frac{1}{d(S)} \quad (4)$$

其中， α, β 为权重系数，且 $\alpha + \beta = 1$ 。 $d(S) = \sqrt{(x_{ini}^s - x_{fin}^s)^2 + (y_{ini}^s - y_{fin}^s)^2}$ 表示所有传感器节点的移动距离。

根据上述分析，WSN 节点部署优化问题可建模为如下：

$$\begin{aligned} \max g(x) &= \alpha\eta + \beta \frac{1}{d(S)} \\ \text{s. t. } C1: &0 \leq x_j^s \leq A, 0 \leq y_j^s \leq B, \forall j \end{aligned}$$

$$C2: 0 \leq x_i^G \leq A, 0 \leq y_i^G \leq B, \forall i$$

$$C3: P(S, G_i) \geq 0 \quad (5)$$

其中，C1、C2 分别表示节点 S_j 、监测点 G_i 均需位于目标区域内，C3 保证监测点 G_i 被节点所感知的概率 ≥ 0 。

2 标准 SSA 算法

在 SSA 中，分为探索者和追随者两部分，其中探索者在负责寻找食物，并为整个麻雀种群提供觅食区域和方向，而追随者则是利用探索者的位置来获取食物。SSA 算法通过迭代过程寻找最优解。在每次迭代的过程中，探索者的位置更新为：

$$X_{m,n}^{k+1} = \begin{cases} X_{m,n}^k \cdot \exp\left(\frac{-m}{a \cdot K}\right), & R_2 < ST \\ X_{m,n}^k + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (6)$$

其中， k 表示当前迭代次数， K 为最大迭代次数， $X_{m,n}^k$ 表示第 k 次迭代过程中第 m 个麻雀在第 n 维中的位置信息， a 是 $(0, 1]$ 之间的随机数， $R_2 (R_2 \in [0, 1])$ 和 $ST (ST \in [0.5, 1])$ 分别表示预警值和安全值， Q 是服从正态分布的随机数， L 是一个元素全部为 1 的 $1 \times d$ 维矩阵。当 $R_2 < ST$ 时，此时的觅食环境周围没有捕食者，探索者可进行广泛的搜索，当 $R_2 \geq ST$ 时，表示种群中部分麻雀已发现捕食者，此时所有麻雀都需飞到其他安全的地方进行觅食。

追随者的位置更新为：

$$X_{m,n}^{k+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^k - X_{m,n}^k}{m^2}\right), & m > M/2 \\ X_p^{k+1} + |X_{m,n}^k - X_p^{k+1}| \cdot C \cdot L, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中， X_p 是探索者的最优位置， X_{worst} 是全局最差位置， C 是一个 $1 \times d$ 维的矩阵，其中每个元素随机取值为 1 或 -1，且 $C^{-1} = C^T (CC^T)^{-1}$ 。当 $m > M/2$ 时，表示适应度值较低的第 m 个追随者处于饥饿状态，需飞往其他地方进行觅食，其中， M 表示麻雀总数量，即种群规模。

麻雀觅食的同时约有 10%~20% 麻雀会负责警戒，当危险靠近时，所有麻雀会放弃当前的食物，并移动到一个新的位置。其位置更新公式为：

$$X_{m,n}^{k+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^k + \beta \cdot |X_{m,n}^k - X_{\text{best}}^k|, & f_m > f_g \\ X_{m,n}^k + R \left(\frac{|X_{m,n}^k - X_{\text{worst}}^k|}{(f_m - f_w) + \epsilon} \right), & f_m = f_g \end{cases} \quad (8)$$

其中， X_{best} 是全局最优位置， β 是步长控制参数，服从均值为 0，方差为 1 的正态分布随机数。 $R \in [-1, 1]$ 是一个随机数， f_m 是当前麻雀个体的适应度值， f_g 和 f_w 分别是全局最优和最差的适应度值， ϵ 为一极小值，以避免分母为 0。

3 ISSA 算法

3.1 改进探索者位置更新策略

标准 SSA 算法中，当 $R_2 < ST$ 时，指数函数

$\exp(-m/(a \cdot K))$ 值的图像如图 3 所示, 其中 K 的取值为 200。

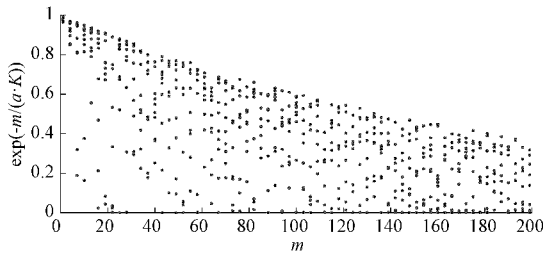


图 3 $\exp(-m/(a \cdot K))$ 函数值分布

由图 3 可以看出, 随着 m 增加, 函数取值范围由 $(0, 1)$ 逐渐缩小。因此, 该指数函数与探索者的位置相乘后, 使得探索者每一维度值均在减小, 并逐渐向坐标轴原点靠近, 减少了探索者位置的多样性, 导致部分优化解丢失。为了提高算法的搜索效率, 本文对 $R_2 < ST$ 时探索者的位置更新方式进行改进, 即允许探索者随机向靠近或远离原点方向进行位置更新。其数学表达式为:

$$X_{m,n}^{k+1} = \begin{cases} X_{m,n}^k \cdot (1+R), & R_2 < ST \\ X_{m,n}^k + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (9)$$

由于 $R \in [-1, 1]$ 取值的随机性, 导致算法收敛速度较慢, 为了平衡算法的全局搜索和局部开发能力, 将 R 与非线性递减函数 $(1 - (k/K)^\gamma)^{1/\gamma}$ 相乘, 函数变化曲线如图 4 所示。该函数在算法前期赋予 R 较大权重, 且函数值下降速率较低, 有利于算法进行全局寻优, 在算法后期赋予 R 较小的权重, 增强算法局部寻优能力, 提升算法收敛速度。因此, 探索者位置更新公式改进为:

$$X_{m,n}^{k+1} = \begin{cases} X_{m,n}^k \cdot \left(1 + R \left(1 - \left(\frac{k}{K}\right)^\gamma\right)^{1/\gamma}\right), & R_2 < ST \\ X_{m,n}^k + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (10)$$

其中, γ 为调节因子, γ 值越大, 函数值下降速率越小。

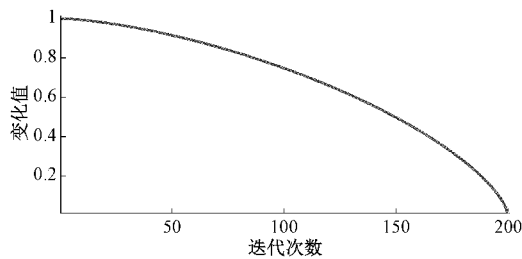


图 4 $(1 - (k/K)^\gamma)^{1/\gamma}$ 变化曲线

3.2 t 分布随机扰动

追随者通常围绕在适应度值最优的探索者周围寻找食物, 而部分追随者可能会争夺食物, 以增加自身适应度值, 使其自身成为探索者, 为避免算法陷入局部最优, 在追随者位置更新公式中引入 t 分布随机扰动。

t 分布的数学模型如下:

$$t(x, \nu) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\sqrt{\nu\pi}\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \left(1 + \frac{x^2}{\nu}\right)^{-\frac{\nu+1}{2}}, \quad -\infty < x < \infty \quad (11)$$

其中, ν 为自由度参数。 $t(\nu=1) = C(0, 1)$, 此时 t 分布曲线为柯西分布曲线, $t(\nu \rightarrow \infty) \rightarrow N(0, 1)$, t 分布曲线近似为高斯分布曲线。图 5 为 3 种不同 ν 值大小的 t 分布曲线。

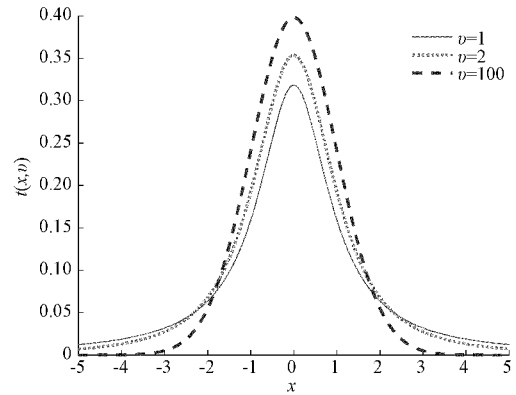


图 5 三种自由度不同的 t 分布曲线

由于 t 分布不同的 ν 值具有不同种类分布特性, 将迭代次数作为 t 分布的自由度参数, 对追随者位置利用 t 分布进行扰动, 其位置更新公式为:

$$X'_m = \begin{cases} X_m + X_m \cdot t(\text{iteration}), & \text{rand} < p \\ X_m, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中, X'_m 为扰动后追随者的位置, X_m 为当前追随者的位置, $t(\text{iteration})$ 是以算法迭代次数作为自由度参数的扰动因子。每次对追随者位置进行扰动前, 产生一个随机数 rand , 并与扰动发生概率 p 进行比较, 通常设置为 0.5, 当且仅当 $\text{rand} < p$ 时, 才对追随者位置进行扰动。计算扰动追随者位置后的种群适应度值, 若优于扰动前, 则更新追随者位置为扰动后的位置, 否则保持追随者位置不变。

3.3 探索者-追随者数量动态调整策略

标准 SSA 算法中, 探索者与追随者的数量比例为一固定值, 即在算法迭代过程中探索者的数量保持不变, 降低了算法的全局搜索及局部搜索能力, 导致算法收敛速度较慢。为解决该问题, 本文对固定的探索者数量进行改进, 在算法初期增加探索者数量所占比例, 提升算法全局寻优能力, 在算法后期降低探索者所占比例, 增加追随者的数量, 逐渐从全局寻优转为局部精确搜索, 从而提高解的精度。探索者与追随者数量的更新公式改进为:

$$\delta = \frac{1}{1 + \exp((10k - 5K)/K)} \quad (13)$$

$$P_r = \delta M \quad (14)$$

$$S_c = (1 - \delta)M \quad (15)$$

其中, δ 为所有麻雀中探索者所占的比例, $1 - \delta$ 为追

随者所占比例, P_e 表示探索者数量, S_e 表示追随者数量。

3.4 个体越界处理策略

标准 SSA 算法中存在部分个体越界的情况,其处理策略是直接越界个体重新定位到目标区域的区域边界上。然而,上述策略会丢失个体搜索信息,降低种群多样性,影响算法的全局寻优能力。因此,本文提出一种随机回归的越界处理方法,公式如下:

$$x' = \begin{cases} ub - \sigma \min(x - ub, ub - lb), & x > ub \\ lb + \sigma \min(lb - x, ub - lb), & x < lb \end{cases} \quad (16)$$

其中, x' 为越界个体 x 的更新位置, σ 是 $[0,1]$ 之间的随机数, ub 、 lb 分别表示目标搜索区域的上界与下界。

4 ISSA-ICR 节点部署优化算法

在目标区域内随机部署节点后,存在覆盖冗余及空洞的情况。为解决该问题,首先以覆盖率为目标,并定义适应度函数 $f(x)$ 为覆盖率 η , 即 $f(x) = \eta$, 利用 ISSA 算法确定使覆盖率最优时节点的部署位置。然而,以覆盖率最优为日标所确定的节点部署位置中,存在部分非必要移动节点,即该部分节点从初始随机部署的位置移动到 ISSA 算法所确定的部署位置时,网络覆盖率增量较低,但节点移动距离过远,使得目标函数 $g(x)$ 的值降低。因此,为了减小节点移动距离,在使得覆盖率最优的节点部署位置的基础上,利用 ICR 策略对节点部署位置进行调整,根据节点从初始位置移至 ISSA 算法所确定位置的覆盖率增量判断节点是否需要移动到使覆盖率最优的部署位置,最后生成节点的最终部署位置。

ISSA-ICR 算法的具体步骤如下:

步骤 1) 初始化节点初始位置 (x_{ini}^s, y_{ini}^s) , 种群数量 M , 最大迭代次数 K 等相关参数;

步骤 2) 根据式(3)计算各麻雀个体适应度值 η 并进行排序,记录当前最优与最差适应度值及其对应的位置;

步骤 3) 根据式(13)更新探索者数量所占比例 δ , 利用式(14)确定探索者数量,选取适应度值最优的麻雀数量作为探索者,并根据式(10)更新探索者位置;

步骤 4) 分别根据式(15)与式(7)更新追随者数量及位置;

步骤 5) 若 $rand < p$, 根据式(12)对追随者位置进行 t 分布随机扰动,并计算扰动后麻雀个体适应度值,若优于扰动前,则更新追随者位置为扰动后的位置,否则保持原位置不变;

步骤 6) 若负责警戒的麻雀发现危险,则根据式(8)更新警戒者的位置;

步骤 7) 对越界个体根据式(16)进行越界处理,并更新种群适应度值;

步骤 8) 判断算法是否达到最大迭代次数 K , 若达到,则将当前最优的麻雀位置作为节点待部署位置并记录最优覆盖率 η_0 , 否则返回步骤 3);

步骤 9) 计算最优麻雀中每个节点 $S_j (0 < j < n)$ 的待部署位置与初始位置的距离 $d(S_j)$, 以及 S_j 位于初始位置时的覆盖率 η_j , 计算 $\Delta\eta_{j0} = \eta_j - \eta_0$ 并记录;

步骤 10) 对所有节点的 $\Delta\eta_{j0}$ 进行升序排序,将具有最大 $\Delta\eta_{j0}$ 的节点 S_j 的待部署位置更新为初始位置,即 $(x_{j,fin}^s, y_{j,fin}^s) = (x_{j,ini}^s, y_{j,ini}^s)$, 相应的移动距离 $d(S_j)$ 更新为 0;

步骤 11) 对于移动距离 $d(S_j) \neq 0$ 的节点,若其中最大 $\Delta\eta_{j0}$ 小于覆盖率增量门限值 $\Delta\eta_t$, 则算法结束,输出最终节点部署位置 (x_{fin}^s, y_{fin}^s) 及总移动距离 $d(S)$, 否则返回步骤 9)。

基于 ISSA-ICR 的节点部署优化算法流程如图 6 所示。

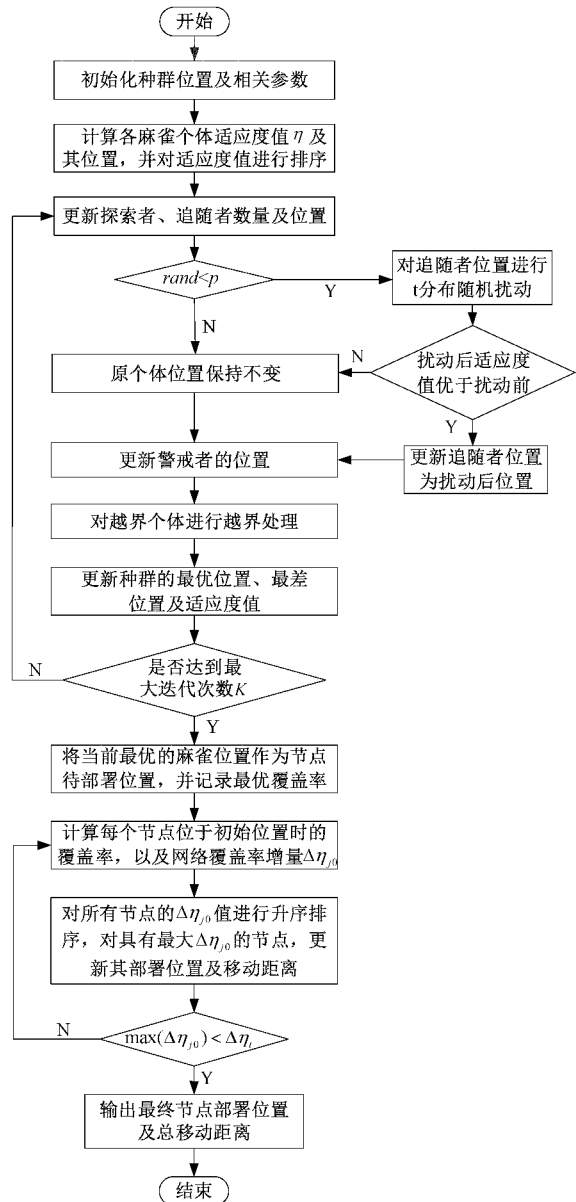


图 6 ISSA-ICR 节点部署优化算法流程

5 仿真实验与结果分析

5.1 参数设置

为验证所提 ISSA-ICR 算法性能,利用 MATLAB 2021a 软件进行仿真,并在相同参数设置下,与 SSA、PSO 及文献[16]所提 AVFSSA 算法进行对比。节点随机分布在 $50\text{ m} \times 50\text{ m}$ 的区域内,其他仿真参数设置如表 1 所示。

表 1 仿真参数设置

符号	参数	取值
A	目标区域	$50\text{ m} \times 50\text{ m}$
$A \times B$	离散化网格点数	50×50
n	传感器节点数	40
M	种群规模	20
R_s	节点感知半径	5 m
K	最大迭代次数	200
$\Delta\eta_t$	覆盖率增量门限值	-0.1%
α, β	权重系数	0.8, 0.2

5.2 仿真结果分析

在 WSN 中,不同的节点数量对目标监测区域的覆盖效率有着不同的影响。因此,首先分析节点数分别为 20、30 及 40 时的网络覆盖性能,并对比每种节点数量下节点初始部署与最终部署的网络覆盖率,节点位于初始部署位置到待部署位置(初始移动距离)以及最终部署位置(最终移动距离)的移动距离。其次,选取基本 SSA、PSO 及 AVFSSA 算法作为基准算法,分别从网络覆盖率,节点移动距离等方面与 ISSA-ICR 算法进行比较,由于 ISSA 增加了探索者位置的多样性,引入了 t 分布随机扰动及探索者-追随者数量动态调整策略,并对越界个体采用随机回归的越界处理策略,较好的平衡了算法全局寻优和局部探索能力,且增加了优化解的搜索空间,从而使得 ISSA-ICR 算法能实现更好的网络覆盖性能。

图 7(a)给出了 $n = 20$ 时的初始节点分布,其中节点随机部署在目标区域内。图 7(a)中“*”表示移动节点,圆圈表示节点感知区域。从图中可知,当前目标区域存在覆盖空洞,且部分节点的感知区域存在重叠。图 7(b)给出了 $n = 20$ 时的传感器节点最终部署情况。从图中可以看到部分移动节点被置为休眠模式,即不发生移动。相较于节点全部移动时的节点部署情况,移动节点数量减少为 16 个,且降低了 32.79 m 的节点移动距离。对比图 7(a)与图 7(b)可知,利用 ISSA-ICR 算法得到的网络最终部署覆盖率由初始的 47.06% 提升至 57.32%,实现了 10.26% 的网络覆盖率增量。

图 8(a)给出了节点数 $n = 30$ 时的初始节点分布。图 8(b)给出了 $n = 30$ 时的传感器节点最终部署情况。从图中可以看到部分移动节点不发生移动,相较于节点全部

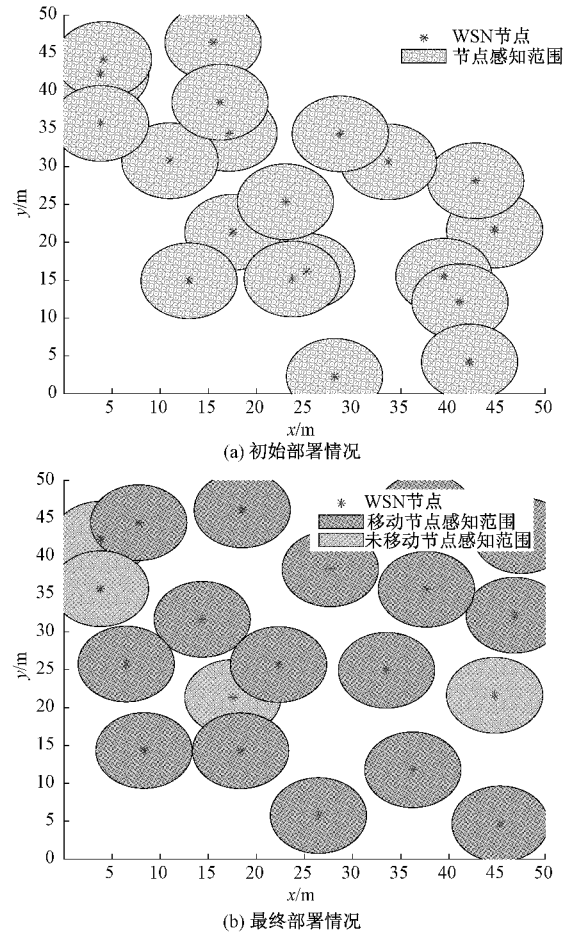
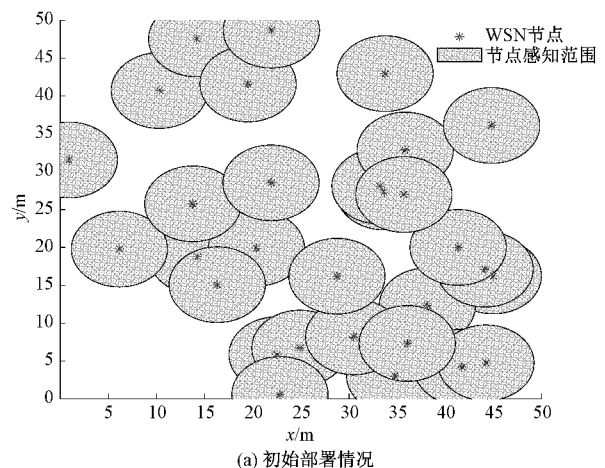


图 7 $n = 20$ 时的节点部署情况

移动时的节点部署情况,移动节点数量减少为 28 个,相应的降低了 41.59 m 的节点移动距离。对比图 8(a)与(b)可知,ISSA-ICR 算法可使网络覆盖率由初始的 59.29% 提升至 77.66%,有效提升了 18.37% 的网络覆盖率,证明了算法的有效性。

图 9(a)给出了节点数 $n = 40$ 时的初始节点分布。图 9(b)给出了 $n = 40$ 时的传感器节点最终部署情况。从



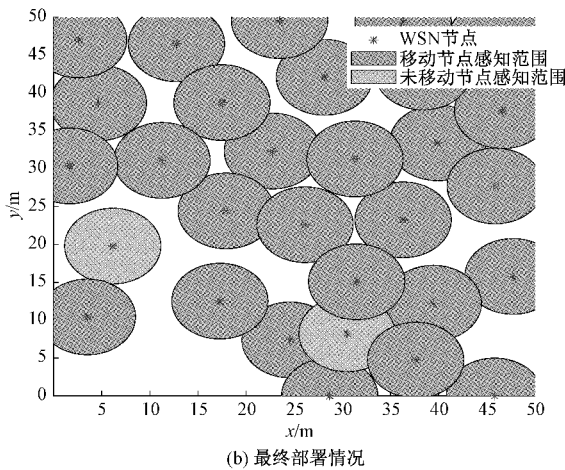


图 8 $n = 30$ 时的节点部署情况

图中可以看到移动节点数量减少为 38 个,相应的降低了 79.42 m 的节点移动距离。对比图 9(a)与图 9(b)可知,利用 ISSA-ICR 算法可使网络覆盖率由初始的 61.48% 提升至 88.39%,有效提升了 26.91% 的网络覆盖率,表明 ISSA-ICR 算法有效的解决了 WSN 覆盖空洞及冗余的问题。

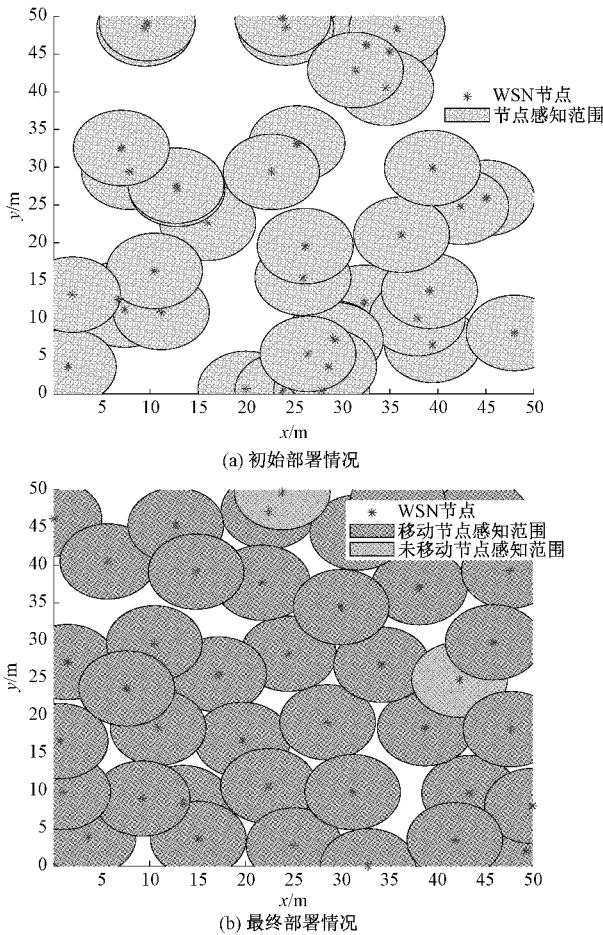


图 9 $n = 40$ 时的节点部署情况

表 2 给出了不同节点数量下的 WSN 性能对比。从表中可知,随着传感器节点数量的增加,最终网络覆盖率和节点移动距离均随之增加。与节点数量为 20 时相比,当节点数量为 30 时,最终网络覆盖率提升了 20.34%,最终节点移动距离增加了 474.93 m;当节点数量为 40 时,最终网络覆盖率提升了 31.07%,最终节点移动距离增加了 721.34 m。与节点数量为 30 时相比,当节点数量为 40 时,最终网络覆盖率提升了 10.73%,最终节点移动距离增加了 246.41 m。

表 2 不同节点数量下的 WSN 性能对比

节点数量	初始网络覆盖率/%	最终网络覆盖率/%	初始节点移动距离/m	最终节点移动距离/m
20	47.06	57.32	250.85	218.06
30	59.29	77.66	734.58	692.99
40	61.48	88.39	1 018.82	939.40

图 10 给出了本文所提 ISSA-ICR 节点部署算法中网络覆盖率与迭代次数的关系。从图中可以看到基于 ISSA-ICR 的网络覆盖率算法在 200 次迭代内逐渐收敛于一个常数,表明所提 ISSA-ICR 节点部署算法具有良好的收敛性。对比 4 种不同算法的网络覆盖率可知,迭代收敛时,PSO 算法的网络覆盖率最低,AVFSSA 算法的网络覆盖率次之。

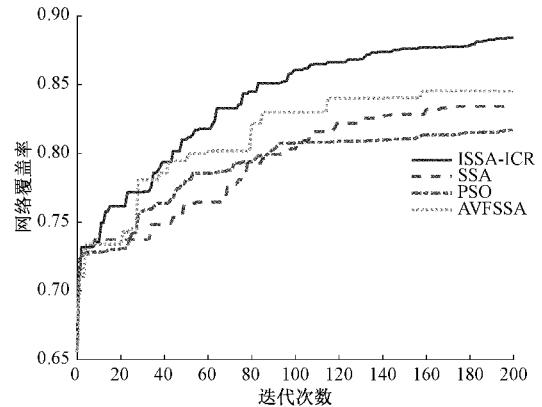


图 10 网络覆盖率与迭代次数关系

图 11 给出了网络覆盖率与节点感知范围的关系。从图中可以看到随着节点感知范围的增加,网络覆盖率也随之增加。当节点感知范围达到某一确定值后,网络覆盖率逐渐趋于平稳。这是因为在节点感知范围较小时,每个节点覆盖区域较小,网络中存在较大的覆盖空洞,增加节点感知范围可有效提升网络覆盖率。当节点感知范围较大时,例如 $R_s = 7.5$ 时,网络覆盖空洞较小,增加节点感知范围可能形成覆盖重叠,因此网络覆盖率增长逐渐趋于平稳。此外,与 SSA、PSO 及 AVFSSA 算法相比,本文所提 ISSA-ICR 算法可以实现更高的网络覆盖率。

图 12(a)给出了节点移动距离与未移动节点数量的关

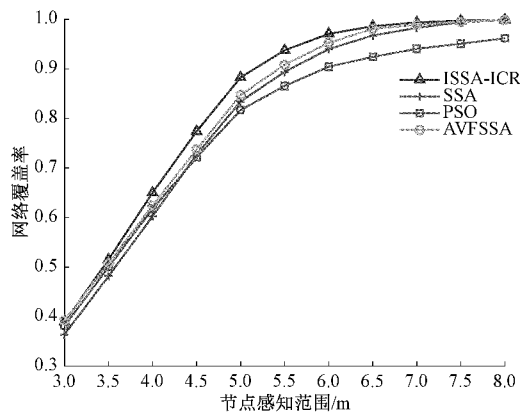
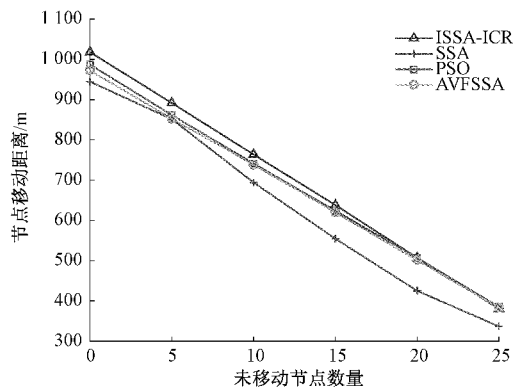
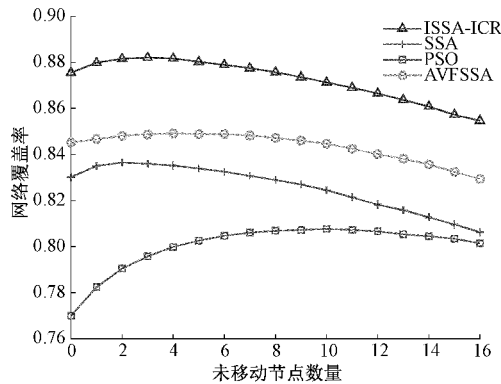


图 11 网络覆盖率与节点感知范围关系

系。从图中可以看到随着未移动节点数量的增加,4 种算法种的节点移动距离均随之降低。图 12(b)给出了网络覆盖率与未移动节点数量的关系。从图中可知,随着未移动节点数量的增加,网络覆盖率先增加后降低。这主要是由于部分节点的移动相互重复,形成覆盖重叠,从而降低网络覆盖率。在目标区域部署优化的初始阶段,首先将形成重叠的移动节点从待部署位置移回至初始部署位置,因此,网络覆盖率增加。随着移回至初始部署位置的节点数量的增加,网络空洞也随之增加,导致网络覆盖率降低。此外,对比图 12(a)及(b)可知,虽然 ISSA-ICR 算法中的节点移动



(a) 节点移动距离与未移动节点数量关系



(b) 网络覆盖率与未移动节点数量关系

图 12 WSN 性能与未移动节点数量关系

距离略高于 PSO、SSA 及 AVFSSA 算法中的节点移动距离,但 ISSA-ICR 节点部署算法能实现比 PSO、SSA 及 AVFSSA 算法更高的网络覆盖率,因此,在确保节点移动距离的同时,ISSA-ICR 节点部署算法可更有效的提高网络覆盖率。

图 13 给出了目标函数值 $g(x)$ 与不同未移动节点数量的关系。从图中可知,随着未移动节点数量的增加,目标函数值 $g(x)$ 先增加后降低。类似图 12(b)的分析, $g(x)$ 先增加后降低主要是源于网络覆盖率对 $g(x)$ 的影响,且 ISSA-ICR 节点部署算法的目标函数值 $g(x)$ 优于 PSO、SSA 及 AVFSSA 算法的目标函数值,证明了所提 ISSA-ICR 算法的有效性。

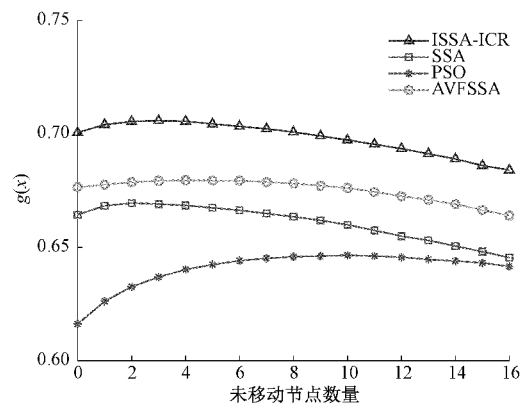


图 13 不同未移动节点数量下的目标函数值

表 3 给出了不同算法的 WSN 性能对比。从表中可知,与 SSA、PSO 及 AVFSSA 算法相比,ISSA-ICR 分别提升了 4.96%、8.81% 及 3.84% 的覆盖率。此外,虽然 ISSA-ICR 的移动距离相对 SSA、PSO 及 AVFSSA 算法有所增加,但最终目标函数值 $g(x)$ 分别提升了 0.039 6、0.070 4 及 0.030 7。同时,证明了本文所提 ISSA-ICR 算法可有效提升 WSN 覆盖性能。

表 3 不同算法的 WSN 性能对比

算法名称	网络覆盖率/ %	节点移动 距离/m	目标函数值 $g(x)$
ISSA-ICR	88.39	939.40	0.707 3
SSA	83.43	853.42	0.667 7
PSO	79.58	913.86	0.636 9
AVFSSA	84.55	896.68	0.676 6

6 结 论

为了提升网络覆盖率,减少 WSN 节点移动距离,提出了一种 ISSA-ICR 算法实现 WSN 覆盖多目标优化。该算法在 SSA 算法的基础上,改进探索者向原点收敛的位置更新方式,避免算法陷入局部最优解;于每次更新追随者位置后对其位置引入一定概率的 t 分布随机扰动以产生随机变

异,有效避免算法陷入停滞;引入探索者-追随者数量动态调整策略平衡算法全局和局部寻优能力;对越界个体采用随机回归的方式,进一步提升算法的搜索性。其次通过 ISSA 算法生成节点待部署位置,当生成待部署位置后,根据节点从初始位置移至待部署位置的 ICR 确定节点最终部署位置。仿真结果表明,本文所提 ISSA-ICR 算法有效提升了网络覆盖率,同时减小了网络中节点移动距离。

参考文献

- [1] RAHUL P, BHARAT G, AMULYA A. Deployment techniques in wireless sensor networks: A survey, classification, challenges, and future research issues[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2020, 76(9): 7333-7373.
- [2] MARCO C, OLFA K, SILVIA U L, et al. Prospects of distributed wireless sensor networks for urban environmental monitoring[J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2019, 34(6): 44-52.
- [3] DINESH S, GEETAM S T. Energy efficient multi-tier random DEC routing protocols for WSN; In *Agricultural*[J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 120(4): 1-21.
- [4] 刘浩然,覃玉华,邓玉静,等. 基于双层修正无迹卡尔曼的水下节点定位算法[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(3): 142-149.
- [5] 马雪芬. 基于反馈裁决机制的无线传感网节点失效自愈修复[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(2): 172-179.
- [6] ABHISHEK T, PRABHAT G H, TANIMA D, et al. Coverage and connectivity in WSNs: A survey, research issues and challenges [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 26971-26992.
- [7] RIHAM E, WEI S, MARC S. Coverage protocols for wireless sensor networks: Review and future directions[J]. *Journal of Communications and Networks*, 2019, 21(1): 45-60.
- [8] 张亮,黄郡. 基于模糊粒子群优化算法的无线传感器网络部署优化研究[J]. *传感器与微系统*, 2021, 40(1): 23-25, 29.
- [9] 张晶,魏森. 基于 Delaunay 三角划分策略的 WSN 区域覆盖优化研究[J]. *计算机工程与科学*, 2021, 43(11): 1944-1951.
- [10] 罗鑫. 基于改进粒子群算法的无线传感器网络覆盖漏洞修复[J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(9): 87-92.
- [11] 孙爱晶,朱鑫鑫,王磊. 基于能量优化的三维无线传感器网络覆盖算法[J]. *传感器与微系统*, 2021, 40(9): 124-127.
- [12] 张春雨,刘晓东,孙丽君,等. 基于主成分分布谷鸟搜索算法的 WSN 覆盖优化[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(18): 129-135.
- [13] HOSSEIN K, HAMIDREZA B. A new 2-phase optimization-based guaranteed connected target coverage for wireless sensor networks [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(13): 7472-7486.
- [14] 李明,胡江平. 复杂条件下移动异构无线传感器网络覆盖算法[J]. *传感器与微系统*, 2019, 334(12): 124-127, 132.
- [15] 庞国莉,王小英,潘志安. 周期休眠轮询耦合拓扑优化的 WSN 节点覆盖算法[J]. *计算机工程与设计*, 2020, 41(12): 3320-3326.
- [16] ZHAO X Q, LIU M, CUI Y P, et al. A deployment optimization algorithm for WSNs based on adaptive virtual force disturbance sparrow search[C]. *2021 4th International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition (AIPR 2021)*, Xiamen: ACM Press, 2021: 472-478.
- [17] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1): 22-34.

作者简介

武娟,硕士研究生,主要研究方向为无线传感器网络覆盖。

李洪兵,工学博士,教授,主要研究方向为智能信息处理、物联网/无线传感器网络。

E-mail: sxxylhb@163.com

罗磊,博士研究生,主要研究方向为物联网技术及应用。

崔浩,硕士研究生,主要研究方向为无线传感器网络。

赵尚飞,硕士研究生,主要研究方向为无线传感器网络。