文章编号:1008-1542(2024)01-0091-10

室内障碍环境下空气质量监测异构 WSN 部署

赵建豪[1],宋　华[2],南新元[1]

(1.新疆大学电气工程学院,新疆乌鲁木齐　830017;
2.新疆建筑设计研究院股份有限公司,新疆乌鲁木齐　830002)

摘　要:针对室内空气质量中污染性气体众多、浓度分布不均,单一传感器无法有效监测,而且室内障碍物会对传感器部署位置造成影响的问题,通过改进北方苍鹰优化算法(improved northern goshawk optimization, INGO)对障碍下异构传感器进行部署研究。首先,采用 SPM 混沌映射对种群进行初始化,以解决原始北方苍鹰算法初始化种群多样性不高、覆盖率低、冗余度高的问题;其次,使用非线性步长权重改进 Lévy 飞行策略,对种群位置进行更新;最后,融合柯西变异和反向学习,解决算法后期种群易陷入局部最优的问题。结果表明,改进的优化算法在无障碍和障碍环境下覆盖率分别达到了 94.2%和 93.0%,与其他学者在无障碍环境下提出的算法进行对比,覆盖率分别提高了 0.8%,1.2%,2.8%,7.1%。INGO 算法能够对室内障碍环境下的空气质量监测传感器进行最优部署,为室内空气质量监测等复杂环境异构传感器的部署问题提供科学依据。

关键词:环境质量监测与评价;无线传感器网络部署;北方苍鹰优化算法;室内障碍环境;异构无线传感器;Lévy 飞行

中图分类号:X51;TP393　　**文献标识码**:A　　**DOI**:10.7535/hbkd.2024yx01011

Heterogeneous WSN deployment for air quality monitoring in indoor barrier environments

ZHAO Jianhao[1], SONG Hua[2], NAN Xinyuan[1]

(1. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830017, China;
2. Xinjiang Architectural Design and Research Institute Company Limited, Urumqi, Xinjiang 830002, China)

Abstract: To solve the problem of ineffective monitoring indoor air quality in the environment of numerous and uneven distributed polluting gases with a single sensor, and the issue of indoor obstacles affecting the sensor deployment, the improved Northern Goshawk optimization (INGO) algorithm was used to study the deployment of heterogeneous sensor networks. Firstly, the SPM chaotic mapping was used to initialize the population to solve the problems of low diversity, low coverage, and high redundancy in the initialized population of the original Northern Goshawk algorithm. Secondly, the Lévy flight strategy was improved by using non-linear step weights to update the population location. Finally, the problem that the population tends to fall into local optimum at the later stage of the algorithm was solved by fusing Cauchy variation and backward learning. The results show that the proposed optimization algorithm achieves coverage rates of 94.2% and 93.0% in

收稿日期:2023-10-10;修回日期:2023-11-29;责任编辑:冯　民
基金项目:国家自然科学基金(52065064)
第一作者简介:赵建豪(1999—),男,河北邯郸人,硕士研究生,主要从事数据融合、室内空气质量监测与预测、建筑节能控制等方面的研究。
通信作者:宋华,正高级工程师。E-mail:922482@xju.edu.cn

赵建豪,宋华,南新元.室内障碍环境下空气质量监测异构 WSN 部署[J].河北科技大学学报,2024,45(1):91-100.
ZHAO Jianhao, SONG Hua, NAN Xinyuan. Heterogeneous WSN deployment for air quality monitoring in indoor barrier environments[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2024, 45(1): 91-100.

barrier-free and obstructed environments, respectively, and the coverage is improved by 0.8%, 1.2%, 2.8%, and 7.1%, respectively, compared to algorithms proposed by other scholars in barrier-free environments. Therefore, the INGO algorithm can optimally deploy air quality monitoring sensors in indoor obstacle environments, providing a scientific basis for heterogeneous sensor deployment in complex environments such as indoor air quality detection.

Keywords: environmental qualily monitoring and assessment; WSN deployment; NGO; indoor barrier environment; heterogeneous WSN; Lévy flight

目前,越来越多的研究致力于解决室外空气质量问题,而很少有研究关注室内空气质量问题。但是,据统计人们每天 80%～90%的时间是在室内场所进行生活和工作的[1],而且随着建筑气密性的提高,室内污染气体堆积,容易导致室内空气质量较低[2-3],进而严重影响人们的工作效率与身心健康[4-5]。《2022 年中国室内空气质量污染白皮书》调查显示,居民室内空气质量超标率在春季和夏季最高达到了 83%和 77%[6],且《2019 年中国室内空气质量污染白皮书》中也显示,有 65%～91%的建筑室内空气质量不符合中国室内空气质量标准[7]。2019 年各类建筑室内空气质量污染图如图 1 所示。

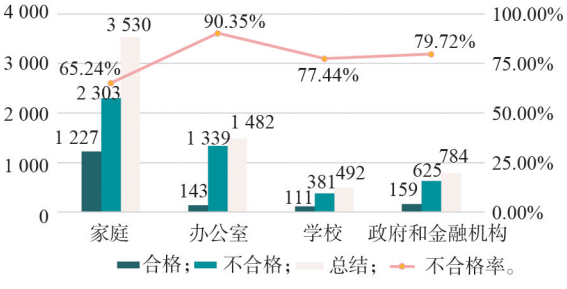


图 1 2019 年室内空气质量调查表

Fig. 1 Indoor air quality questionnaire in 2019

由此可见,室内空气质量监测至关重要,但传统的环境监控系统都是通过有线通信方式进行通讯,后期维护成本较高。而无线传感器网络能够对分布在各种区域的物理信息数据进行实时监测和无线传输,已被广泛应用在工程安全监测、滑坡预测、人体活动识别、温度监测等诸多领域[8-12]。一些学者也通过无线传感器网络对空气质量监测做了研究[13-15],但存在一些不足之处。首先,研究人员没有考虑到现实多为复杂障碍环境,会对传感器的最优布置节点和信号传输产生影响[16];其次,室内气体浓度分布不均,单一传感器往往只是对局部环境信息进行采集,无法反映全局环境状态。

针对先前研究只是在无障碍环境下进行同构传感器部署,存在应用范围较窄的问题,考虑实际情况,本文对障碍环境下的异构传感器进行部署,并针对原始 Lévy 飞行策略固定步长因子无法有效平衡全局和局部探索能力的问题,提出一种非线性函数对 Lévy 飞行步长因子进行改进。然后,针对原始北方苍鹰算法中存在的种群初始度不高、易陷入局部最优的缺点,分别采用 SPM 混沌映射、融合反向学习与柯西变异策略对原始北方苍鹰算法进行改进,以搭建一个合理、高效的异构无线传感器网络,对室内各气体浓度和热舒适度进行精准监测,保障人们的身心健康。

1 障碍环境构建及传感器网络覆盖模型

障碍环境监测区域包括一个菱形障碍物区域和 4 个三角形障碍区域,其中菱形障碍环境区域的构建公式为 $H_1=-K_1+60$,$H_2=K_2-10$,$H_3=-K_3+40$,$H_4=K_4+10$。左上、左下、右上、右下 4 个三角形障碍区域的构建公式及所经过的点分别为左上 $H_5=K_5+35$,(0,35),(15,50),(0,50);左下 $H_6=-K_6+15$,(0,0),(0,15),(15,0);右上 $H_7=-K_7+85$,(50,50),(35,50),(50,35);右下 $H_8=K_8-35$,(35,0),(50,0),(50,15)。障碍物会影响传感器的感知范围,因此将传感器感知到的障碍物区域及感知范围以外的区域设为 0。然而,由于传感器的通信范围是感知范围的 2 倍,障碍物并不会对障碍物周边的数据通信产生影响。因此,本文在仿真过程中不考虑障碍物对传感器通信效果的影响。当传感器节点落入 H_1,H_2,H_3,H_4,4 条斜线所构成的菱形障碍物区域内,或者落入 H_5,H_6,H_7,H_8,4 条斜线与坐标轴所构成的障碍区域时,根据 8 条斜线方程式 H_1—H_8,将传感器节点重新定位在障碍物区域和监测区域边界上,以解决障碍物对传感器节点部署位置的影响。

假设把 n 个异构传感器节点随机抛洒到构建的障碍物区域内,节点的位置为 $O=\{O_1,O_2,\cdots,O_n\}$ 将监测区域离散成 $L\times W$ 个网格,L 为监测区域长度,W 为监测区域宽度,$d(O_i,P_j)$为传感器节点 O_i 距被监测网格节点 P_j 的欧式距离。

$$d(O_i,P_j)=\sqrt{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2}\ 。\tag{1}$$

采用布尔模型作为概率感知模型，被监测网格节点 P_j 被节点 O_i 监测到的概率为

$$P(O_i,P_j)=\begin{cases}1, & d(O_i,P_j)\leqslant r,\\ 0, & \text{其他},\end{cases}\tag{2}$$

式中 r 为传感器监测节点的感知半径。监测区域的覆盖率 P_{cov} 为节点所覆盖的网格节点之和与监测区域总网格节点之比：

$$P_{\text{cov}}=\frac{\sum_{j=1}^{L\cdot W}P(O,P_j)}{L\cdot W}\ 。\tag{3}$$

无线传感器网络的搭建主要考虑覆盖率和信息冗余的问题。过低的覆盖率会导致传感器无法对全局状态实现有效监测，影响监测的全面性；如果相邻传感器之间的距离过小又会造成信息冗余，对传感器数据传输造成负担，不利于传感器网络的长期使用。

2　北方苍鹰优化算法

北方苍鹰优化算法(northern goshawk optimization，NGO)模拟了北方苍鹰在捕猎过程中的行为[17]，种群位置矩阵见式(4)。

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{X}_1\\ \vdots\\ \boldsymbol{X}_i\\ \vdots\\ \boldsymbol{X}_N\end{bmatrix}_{N\times n}=\begin{bmatrix}x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & \cdots & x_{1,n}\\ \vdots & & \vdots & & \vdots\\ x_{i,1} & \cdots & x_{i,j} & \cdots & x_{i,n}\\ \vdots & & \vdots & & \vdots\\ x_{N,1} & \cdots & x_{N,j} & \cdots & x_{N,n}\end{bmatrix}_{N\times n}\ 。\tag{4}$$

式中：N 为种群数量；n 为求解问题的维度，在本文中代表所需部署传感器节点的个数。每个种群的适应度可用式(5)表示。

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix}F_1\\ \vdots\\ F_i\\ \vdots\\ F_N\end{bmatrix}_{N\times 1}=\begin{bmatrix}F(X_1)\\ \vdots\\ F(X_i)\\ \vdots\\ F(X_N)\end{bmatrix}_{N\times 1}\ 。\tag{5}$$

第 1 阶段北方苍鹰进行猎物选择和攻击的行为可以表示为式(6)—式(8)。

$$p_i=X_k,\quad i=1,2,\cdots,N,k=1,2,\cdots,N\ ,\tag{6}$$

$$x_{i,j}^{\text{new},P_1}=\begin{cases}x_{i,j}+r(p_{i,j}-Ix_{i,j}), & F_{p_i}<F_i,\\ x_{i,j}+r(x_{i,j}-p_{i,j}), & F_{p_i}\geqslant F_i,\end{cases}\tag{7}$$

$$x_i=\begin{cases}x_i^{\text{new},P_1}, & F_i^{\text{new},P_1}<F_i,\\ x_i, & F_i^{\text{new},P_1}\geqslant F_i,\end{cases}\tag{8}$$

式中：p_i 为第 i 个北方苍鹰的猎物位置；F_{p_i} 为第 i 个北方苍鹰猎物位置的目标函数值；k 是[1，N]范围内的随机整数；x_i^{new,P_1} 为第 i 个北方苍鹰的新位置；$x_{i,j}^{\text{new},P_1}$ 为第 i 个北方苍鹰的第 j 维的新位置；F_i^{new,P_1} 为基于第 1 阶段更新后第 i 个北方苍鹰的目标函数值；r 是[0，1]范围内的随机数；I 为 1 或 2 的随机整数。

第 2 阶段公式为

$$x_{i,j}^{\text{new},P_2}=x_{i,j}+R(2r-1)x_{i,j},\tag{9}$$

$$R=0.02\times\left(1-\frac{t}{T}\right)\ ,\tag{10}$$

$$x_i=\begin{cases}x_i^{\text{new},P_2}, & F_i^{\text{new},P_2}<F_i,\\ X_i, & F_i^{\text{new},P_2}\geqslant F_i,\end{cases}\tag{11}$$

式中：t 为当前迭代次数；T 为最大迭代次数；x_i^{new,P_2} 为第 i 个北方苍鹰的新位置；$x_{i,j}^{\text{new},P_2}$ 为第 i 个北方苍鹰的第 j 维的新位置；F_i^{new,P_2} 为基于第 2 阶段更新后第 i 个北方苍鹰的目标函数值。

3 改进北方苍鹰优化算法

与其他群智能算法相同，原始北方苍鹰优化算法也存在初始化种群多样性不高、易陷入局部最优的问题。针对该问题，提出一种基于 SPM 混沌映射、Lévy 飞行以及反向学习融合柯西变异的 INGO(improved NGO)算法，以加快算法运行速度并增强算法跳出局部最优的能力。

3.1 SPM 混沌映射

SPM 混沌映射是生成混沌序列的一种方法，其相对于 Logistic，Cubic 等混沌映射具有更高的遍历性和随机性。其初始化种群方程式见式(12)，当 $\eta\in(0,1)$、$\mu\in(0,1)$时系统处于混沌状态。

$$x(t+1)=\begin{cases}\mathrm{mod}\left(\dfrac{x(t)}{\eta}+\mu\sin(\pi x(t))+r,1\right), & 0\leqslant x(t)<\eta,\\ \mathrm{mod}\left(\dfrac{x(t)/\eta}{0.5-\eta}+\mu\sin(\pi x(t))+r,1\right), & \eta\leqslant x(t)<0.5,\\ \dfrac{1-x(t)}{\eta}\\ \mathrm{mod}\left(\dfrac{\eta}{0.5-\eta}+\mu\sin(\pi(1-x(t)))+r,1\right), & 0.5\leqslant x(t)<1-\eta,\\ \mathrm{mod}\left(\dfrac{(1-x(t))}{\eta}+\mu\sin(\pi(1-x(t)))+r,1\right), & 1-\eta\leqslant x(t)<1。\end{cases}\tag{12}$$

使用 Logistic，Cubic 和 SPM 分别对 5 000 个点进行初始化分布，其实验结果如图 2 所示。

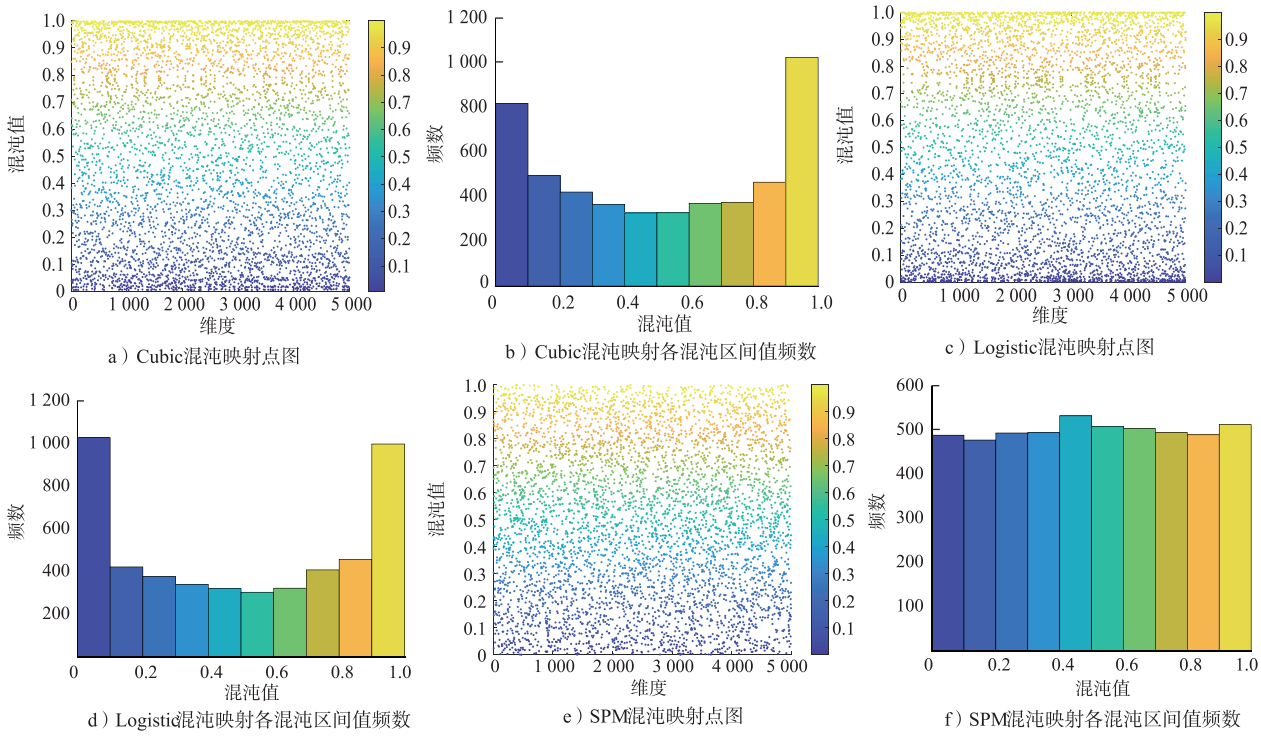


图 2 Cubic，Logistic，SPM 混沌映射分布对比图

Fig. 2 Comparison of Cubic, Logistic and SPM chaotic mapping distributions

由图 2 可以看出，在生成的 5 000 个点中，SPM 混沌映射具有更加均匀的分布，而 Logistic，Cubic 2 种混沌映射落在边界的点相对较多，分布不均。所以，本文采用 SPM 混沌映射进行种群初始化。

3.2 自适应步长缩放因子 Lévy 飞行策略

针对原始北方苍鹰优化算法在第 2 阶段探索当中会由于小步长精确搜索而易陷入局部最优且无法有效平衡全局和局部探索能力的问题，本文采用改进后的 Lévy 飞行策略对原始算法更新策略进行改进，使北方苍鹰算法有一定概率跳出局部最优，同时有效避免因为大概率较大步长搜索而导致的跳过全局最优点问题。其中，Lévy 飞行的位置更新公式为

$$x'_i(t)=x_i(t)+I\oplus\mathrm{Lévy}(\beta)\tag{13}$$

式中：$x_i(t)$表示第 t 代的第 i 个种群的位置；⊕表示点对点乘法；I 为步长缩放因子，在传统 Lévy 飞行当中

取固定值 1，但在算法实际运行当中，过大步长会导致算法无法有效寻求最优解，过小步长又会增大算法的时间复杂度。所以本文将 I 改进成随迭代次数变化的自适应权重 α：

$$\alpha = 0.2 \times \cos\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{\text{iter}}{T}\right) 。 \tag{14}$$

式中：iter 为当前迭代次数；T 为最大迭代次数。生成服从 Lévy 飞行的步长公式为

$$\text{Lévy} = \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} 。 \tag{15}$$

式中 $u \sim N(0,\sigma^2)$，$v \sim N(0,1)$，σ 如式(16)所示：

$$\sigma = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta)\sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\beta\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right\}^{\frac{1}{\beta}} 。 \tag{16}$$

将改进后的 Lévy 飞行策略应用到 NGO 中的第 2 阶段，改进后的第 2 阶段北方苍鹰探索公式为

$$x_i^{\text{new},P_2} = x_i + \alpha \oplus \text{Lévy} 。 \tag{17}$$

3.3　融合反向学习与柯西变异策略

为使算法在迭代后期能够有效避免局部寻优的同时寻找新的最优点，对最优种群使用反向学习策略。反向学习公式[18]为

$$X'_{\text{best}}(t) = ub + r \oplus (lb - X_{\text{best}}(t)) , \tag{18}$$

$$X_{ij}^{t+1} = X'_{\text{best}}(t) + \left(T - \frac{\text{iter}}{T}\right)_{\text{iter}} \oplus (X_{\text{best}}(t) - X'_{\text{best}}(t)) 。 \tag{19}$$

柯西变异来源于柯西分布，其相对高斯变异具有强的扰动性，可以使算法陷入局部最优点时，能够更加高效地跳出局部最优点，融合柯西变异后的种群更新公式如下。

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{\text{best}}(t) + \text{cauchy}(0,1) \oplus X_{\text{best}}(t) 。 \tag{20}$$

整个算法流程图如图 3 所示。

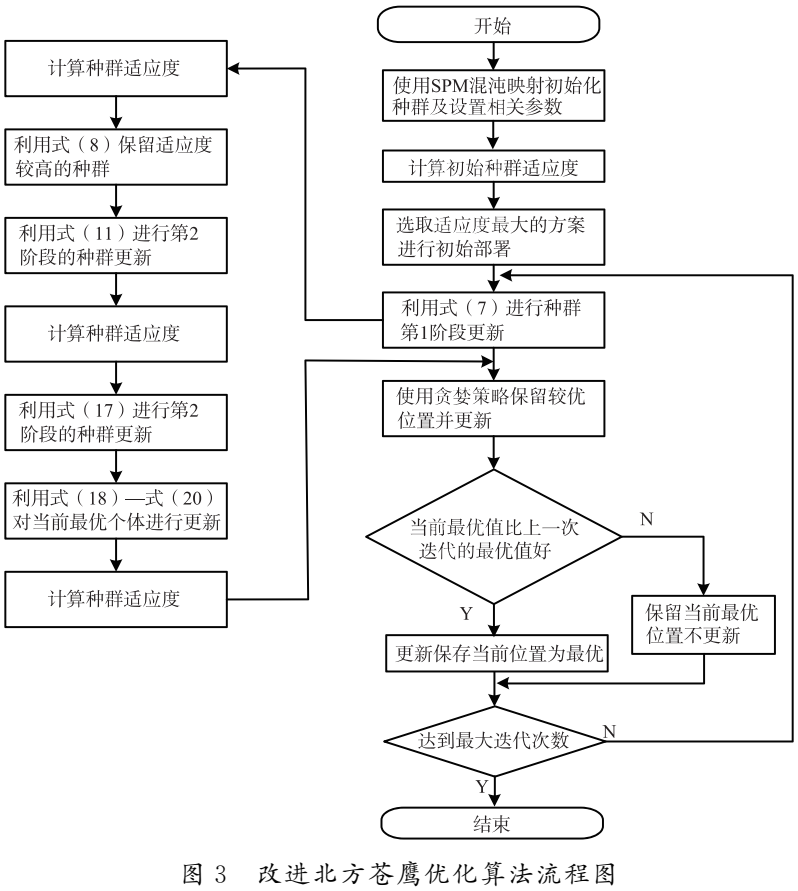


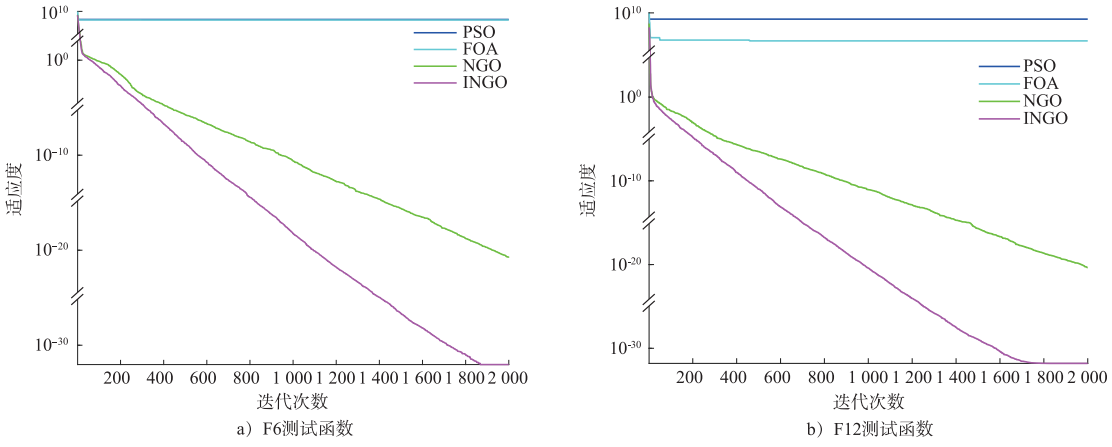
图 3　改进北方苍鹰优化算法流程图

Fig. 3　Flow chart of the INGO algorithm

4 仿真分析

4.1 测试函数验证

为验证所提算法的有效性，分别选取单峰测试函数 F6、多峰测试函数 F12 对改进北方苍鹰算法进行验证，如图 4 所示。其中，种群数为 100，最大迭代次数为 2 000 次。



a）F6测试函数　　b）F12测试函数

图 4 测试函数验证

Fig. 4 Test function validation

由图 4 可知，NGO 算法和 INGO 算法相对粒子群优化算法(particle swarm optimization，PSO)和果蝇优化算法(fruit fly optimization algorithm，FOA)表现出更为显著的优越性，虽然在前 200 代内，PSO 和 FOA 已经展现出较快的收敛趋势，然而在经过 2 000 代迭代之后，FOA 和 PSO 算法的寻优结果仅仅还保留在初始结果附近，陷入了局部最优解。从收敛速度来看，INGO 收敛速度优于原始算法，一方面是因为 SPM 混沌映射的引入使算法在初始阶段时就可以探索到全局多个区域；另一方面是因为在 INGO 中对引进的 Lévy 飞行使用了非线性收敛因子进行改进，相较于原始 Lévy 飞行中的固定缩放因子，改进后的非线性收敛因子通过非线性变化，使算法前期以较大步长寻优，增强算法的全局搜索能力，从而加快算法的收敛速度；在对比寻优结果方面，原始 NGO 寻优结果为 10～20 左右，而 INGO 算法在 F6 和 F12 测试函数中分别在 1 800 代和 1 700 代左右时获得的寻优结果为 10～30，这一显著提升得益于 INGO 在最优种群更新方式上融入了柯西变异和反向学习策略，对当前最优种群进行反向寻优，并通过柯西变异使其更为高效地跳出局部最优点。综上所述，所提 INGO 算法不仅在收敛速度上优于原始 NGO 算法，而且在寻优结果方面相比原始算法也有了显著的提升，达到了 10^{-10} 倍的巨大改进。

4.2 传感器部署验证

4.2.1 无障碍环境下同构传感器部署

为证明 INGO 算法在同构传感器中的部署相比先前学者提出的算法具有更为卓越的性能，选取参考文献[19-22]在同等参数下进行对比，结果如表 1 和图 5 所示。

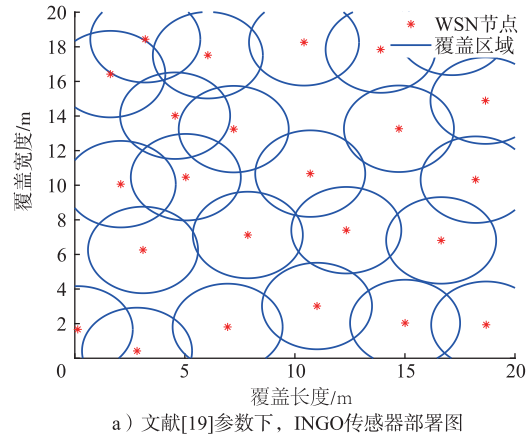
表 1 各参考文献覆盖率对比

Tab. 1 Comparison of coverage by reference

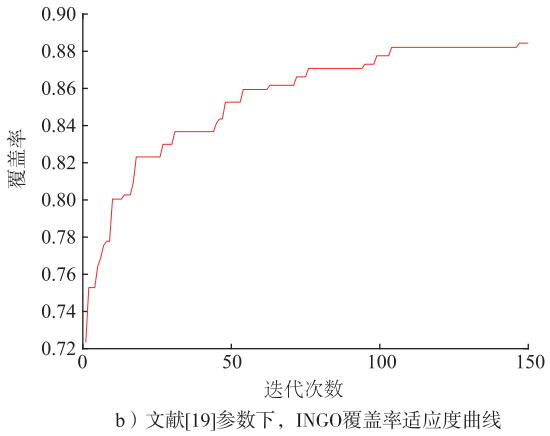
参考文献参数设置	参考文献最优覆盖率/%	INGO 覆盖率/%
文献[19]-HCUGOA，S=20 m×20 m，N=24，R=2.5 m，sizepop=30，T=150	88.00	88.66
文献[20]-DACQPSO，S=30 m×30 m，N=20，R=5 m，sizepop=20，T=200	98.20	99.38
文献[21]-VFPSO，S=20 m×20 m，N=24，R=2.5 m，sizepop=30，T=1 000	91.31	93.88
文献[22]-CCHHO，S=100 m×100 m，N=50，R=10 m，sizepop=30，T=200	90.86	97.79

注：S 为监测区域面积；N 为传感器个数；R 为感知半径；sizepop 为种群数；T 为最大迭代次数。

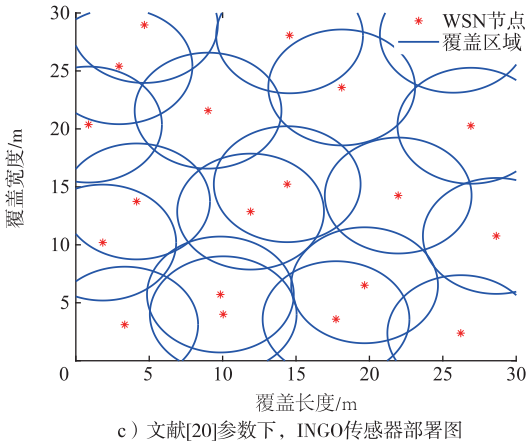
由表 1 可知，相对于文献[19-22]中的算法，INGO 算法在最优覆盖率上分别提升了约 0.7%，1.2%，2.6%，6.9%。与文献[19]相比，INGO 算法的改进相对较小，这归因于文献[19]也对最优种群更新方式进行了改进，侧面验证了对算法最优种群更新方式改进的重要性。然而，文献[19]缺少对初始化的改进，所以相对 INGO 仍有较小差距。 文献[20]和文献[21]对 PSO 算法中的初始化和收敛因子分别进行了混沌映射和自适应改进，但缺乏对最优种群更新方式的改进，容易陷入局部最优点。 文献[22]通过立方混沌映射和非线



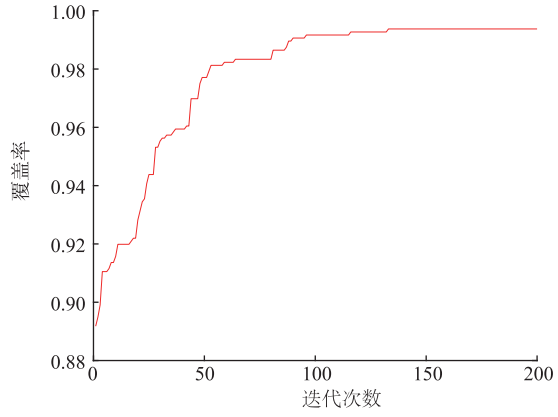
a）文献[19]参数下，INGO传感器部署图



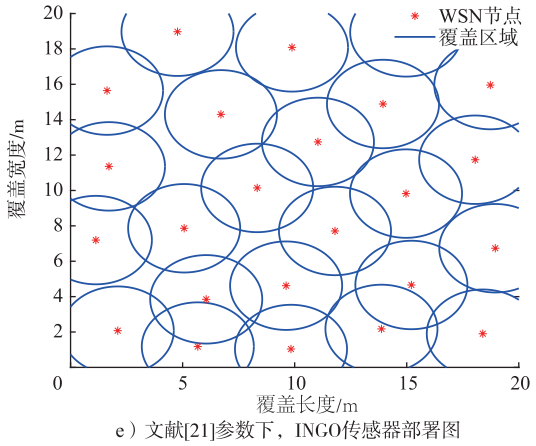
b）文献[19]参数下，INGO覆盖率适应度曲线



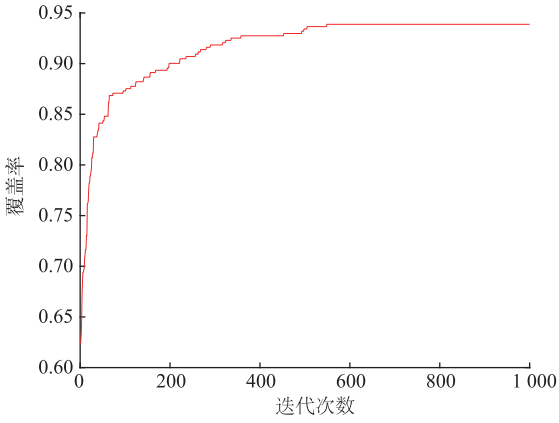
c）文献[20]参数下，INGO传感器部署图



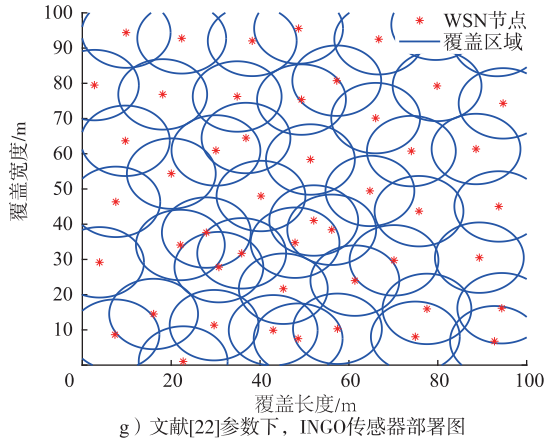
d）文献[20]参数下，INGO覆盖率适应度曲线



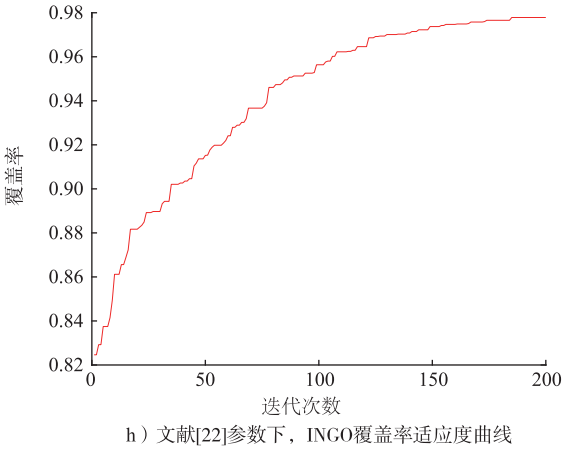
e）文献[21]参数下，INGO传感器部署图



f）文献[21]参数下，INGO覆盖率适应度曲线



g）文献[22]参数下，INGO传感器部署图



h）文献[22]参数下，INGO覆盖率适应度曲线

图 5　文献[19-22]参数下，INGO 部署图和覆盖率适应度曲线

Fig. 5　INGO deployment maps and coverage fitness curves under the parameters of literature[19-22]

性改进对初始化和逃跑能量因子进行优化，但同样没有对种群最优个体更新方式进行改进，尽管文献[22]中的 CCHHO 算法相对于其他文献有所提升，但相较于 INGO 算法，仍存在 7% 的性能差距。这也部分得益于 SPM 混沌映射在分布性上优于立方混沌映射。

4.2.2　障碍环境下异构传感器部署

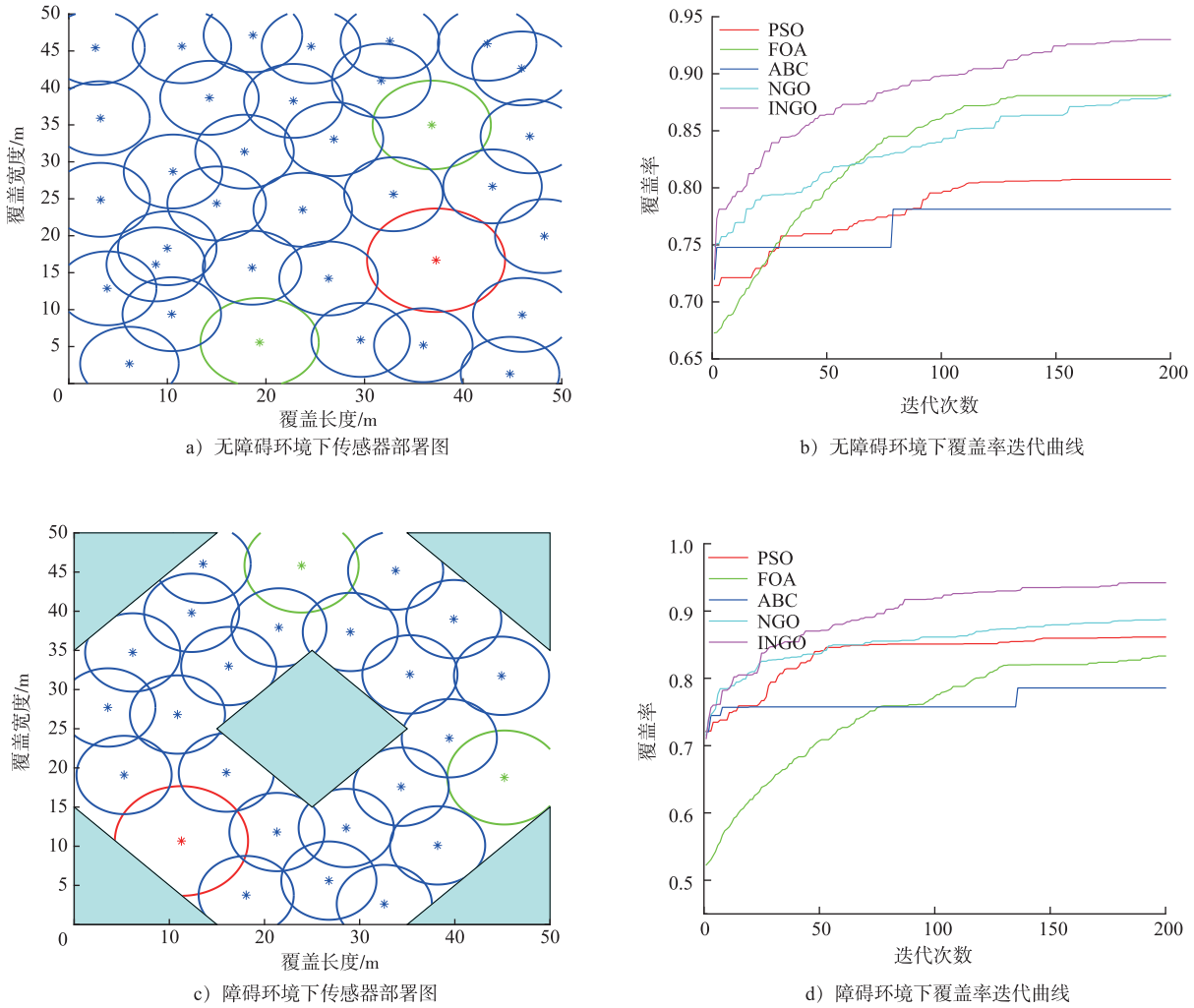
为验证所提算法在传感器部署中的有效性及优越性，选取人工蜂群算法（artificial bee colony，ABC），PSO，FOA，NGO，INGO 共 5 种优化算法进行无障碍环境下和障碍环境下传感器部署对比实验，各参数值如表 2 所示。

表 2　仿真实验参数

Tab. 2　Simulation experiment parameters

参　数	组别	
	1	2
监测区域/m^2	2 500	1 850
种群数	50	50
最大迭代次数	200	200
感知半径为 7 m	1	1
感知半径为 6 m	2	2
感知半径为 5 m	32	22
障碍物	无	有
传感器节点数	35	25

各算法覆盖率对比实验如图 6 所示，其中青色区域为障碍物区域。



a）无障碍环境下传感器部署图　　b）无障碍环境下覆盖率迭代曲线

c）障碍环境下传感器部署图　　d）障碍环境下覆盖率迭代曲线

图 6　不同算法覆盖率对比实验

Fig. 6　Experiments comparing the coverage of different algorithms

在图 6 的迭代过程中，INGO 算法在障碍和无障碍环境下均展现出每一代都相比其他算法具有更高的覆盖率，这归因于 INGO 能够通过 SPM 混沌映射使得每次算法初始化时都相对原始算法的随机分布达到更大范围的求解区域。从收敛速度来看，以收敛速度较快而著称的 PSO，虽然在 60 代左右已完成收敛，但

由于陷入了局部最优，其求解精度较低。在 200 代时 NGO 和 FOA 正在逐渐趋于收敛，而融入改进后 Lévy 飞行策略的 INGO 算法因为步长变更更加随机，跳出局部最优更快，在 200 代时其已完成收敛。从迭代结果看，无障碍环境下的 INGO 算法覆盖率达到了 93.0%，相比 PSO，FOA，ABC，NGO 分别提升了 13%，5%，15%，5%。在障碍环境下，INGO 的覆盖率为 94.2%，相比 PSO，FOA，ABC，NGO，覆盖率分别提升了 8%，11%，16%，6%。这一显著提升源于 INGO 中融入的反向学习与柯西变异策略使得算法能够跳出局部最优，寻找最优的传感器部署位置，从而提高整体覆盖率。对比传感器部署图可以看出，INGO 可以使异构传感器均匀分布，在最小化冗余度的同时最大化覆盖面积，印证了 INGO 在障碍环境下异构传感器部署中的应用价值。

5　结　语

所提改进北方苍鹰优化算法使用 SPM 混沌映射增加初始化种群的多样性，引入 Lévy 飞行策略并对其步长缩放因子进行改进，使其可以根据算法的迭代次数，自适应更改当前步长，平衡算法的全局和局部寻优能力，提高算法收敛速度，并使用柯西变异和反向学习对当前种群最优位置进行更新，提高算法跳出局部最优的能力，提高算法收敛精度。主要结论如下。

1）SPM 混沌映射相比其他混沌映射具有更好的遍历性，可以达到求解范围的较多区域。

2）改进后的 Lévy 飞行策略能够平衡算法的全局和局部寻优能力，增加算法收敛速度。

3）融合柯西变异和反向学习后的 INGO 算法能够有效跳出算法局部最优，提高算法收敛精度。

4）改进北方苍鹰优化算法相对其他算法，具有覆盖率更高、冗余度更低的优点。

本文不足之处在于仅考虑了光散射和电化学类的异构传感器合理部署，没有考虑到传感器之间的合理配比和红外等视觉传感器。下一步将考虑传感器之间的合理配比，以高性价比实现对目标区域的监测，并探讨如何处理障碍物对红外等视觉传感器的影响。

参考文献/References：

[1] RAHEJA S，OBAIDAT M S，SADOUN B，et al. Modeling and simulation of urban air quality with a 2-phase assessment technique[J]. Simulation Modelling Practice and Theory，2021，109. DOI：10.1016/j.simpat.2021.102281.

[2] ANGULO MILHEM S，VERRIELE M，NICOLAS M，et al. Indoor use of essential oil-based cleaning products：Emission rate and indoor air quality impact assessment based on a realistic application methodology[J]. Atmospheric Environment，2021，246. DOI：10.1016/j.atmosenv.2020.118060.

[3] JO J H，JO B W，KIM J H，et al. Development of an IoT-based indoor air quality monitoring platform[J]. Journal of Sensors，2020，2020：1-14.

[4] KALLIO J，TERVONEN J，RÄSÄNEN P，et al. Forecasting office indoor CO_2 concentration using machine learning with a one-year dataset[J]. Building and Environment，2021，187. DOI：10.1016/j.buildenv.2020.107409.

[5] AHMET. Determination of indoor air quality in collective living spaces utilizing fuzzy logic analysis[J]. Revista de la Construcción，2020，19(3)：288-300.

[6] 李淳.《中国室内环境空气污染白皮书》发布[EB/OL]. http://business.china.com.cn/2022-06/02/content_41991108.html，2023-10-15.

[7] 中国测试技术研究院. 2019 中国室内空气污染状况白皮书[R]. 成都：中国测试技术研究院，2019.

[8] 聂庆科，孙广，郝永攀，等. 多源异构监测数据融合方法及应用[J]. 科学技术与工程，2022，22(13)：5348-5357.
NIE Qingke，SUN Guang，HAO Yongpan，et al. Integrated information extraction method for the multi-source heterogeneous monitoring data and its application[J]. Science Technology and Engineering，2022，22(13)：5348-5357.

[9] 宋欣瑞，张宪琦，张展，等. 多传感器数据融合的复杂人体活动识别[J]. 清华大学学报(自然科学版)，2020，60(10)：814-821.
SONG Xinrui，ZHANG Xianqi，ZHANG Zhan，et al. Multi-sensor data fusion for complex human activity recognition[J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology)，2020，60(10)：814-821.

[10] 王利，许豪，舒宝，等. 利用互信息和 IPSO-LSTM 进行滑坡监测多源数据融合[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2021，46(10)：1478-1488.
WANG Li，XU Hao，SHU Bao，et al. A multi-source heterogeneous data fusion method for landslide monitoring with mutual information and IPSO-LSTM neural network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University，2021，46(10)：1478-1488.

[11] XIA Sibo，NAN Xinyuan，CAI Xin，et al. Data fusion based wireless temperature monitoring system applied to intelligent greenhouse[J].

Computers and Electronics in Agriculture,2022,192. DOI:10.1016/j.compag.2021.106576.

[12] 武娟,李洪兵,罗磊,等. WSN 中基于改进麻雀搜索算法的多目标覆盖优化[J]. 电子测量技术,2022,45(15):48-56.
WU Juan,LI Hongbing,LUO Lei,et al. Multi-objective coverage optimization of WSN based on improved sparrow search algorithm[J]. Electronic Measurement Technology,2022,45(15):48-56.

[13] CHEN Jiaqi,CHEN Zhuo,BOUSSAID F,et al. Ultra-low-power smart electronic nose system based on three-dimensional tin oxide nanotube arrays[J]. ACS Nano,2018,12(6):6079-6088.

[14] WANG Ming,ZHANG Renhao,ZHANG Yanlu,et al. An indoor environmental monitoring system based on ESPDuino for green buildings [C]//2018 IEEE International Conference on Information and Automation(ICIA). Wuyishan:[s. n.],2018:1658-1663.

[15] CHIESA G,CESARI S,GARCIA M. et al. Multi sensor IoT platform for optimising IAQ levels in buildings through a smart ventilation-System[J]. Sustainability,2019,11(20). DOI:10.3390/su11205777.

[16] KUAWATTANAPHAN R,CHAMPRASERT P,ARAMKUL S. A novel heterogeneous wireless sensor node deployment algorithm with parameter-free configuration[J]. IEEE Access,2018,6:44951-44969.

[17] LIANG Yan,HU Xianzhi,HU Gang,et al. An enhanced northern goshawk optimization algorithm and its application in practical optimization problems[J]. Mathematics,2022,10(22). DOI:10.3390/math10224383.

[18] 何庆,林杰,徐航. 混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法[J]. 控制与决策,2021,36(7):1558-1568.
HE Qing,LIN Jie,XU Hang. Hybrid Cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm[J]. Control and Decision,2019,36(7):1558-1568.

[19] 周海鹏,高芹,蒋丰千,等. 自适应混沌量子粒子群算法及其在 WSN 覆盖优化中的应用[J]. 计算机应用,2018,38(4):1064-1071.
ZHOU Haipeng,GAO Qin,JIANG Fengqian,et al. Application of self-adaptive chaotic quantum particle swarm algorithm in coverage optimization of wireless sensor network[J]. Journal of Computer Applications,2018,38(4):1064-1071.

[20] 宋明智,杨乐. 改进 VFPSO 算法于 WSN 节点随机部署中的应用[J]. 计算机工程与应用,2016(2):141-145.
SONG Mingzhi,YANG Le. Random deployment of sensor nodes using enhanced VFPSO algorithm[J]. Computer Engineering and Applications,2016(2):141-145.

[21] 洪丽啦,莫愿斌,鲍冬雪. 立方混沌非线性哈里斯鹰优化算法在无线传感器节点部署分析研究[J]. 现代电子技术,2023,46(6):161-168.
HONG Lila,MO Yuanbin,BAO Dongxue. Analysis of wireless sensor node deployment based on nonlinear CCHHO algorithm[J]. Modern Electronics Technique,2023,46(6):161-168.

[22] 于文杰,李迅波,羊行,等. 外推人工蜂群算法在 WSN 部署优化中的应用研究[J]. 仪表技术与传感器,2017(6):158-160.
YU Wenjie,LI Xunbo,YANG Heng,et al. Extrapolation artificial bee colony algorithm research on deployment optimization in wireless sensor network[J]. Instrument Technique and Sensor,2017(6):158-160.