Coverage Optimization of 3D WSNs Based on Improved Snake Optimization Algorithm*

GUO Qing[1], LIU Jie[2], YAN Feiya[3], QIN Tao[1], LIU Ying[3], YANG Jing[1,5*]
(1.College of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou 550025, China;
2.PowerChina Guizhou Engineering Co., Ltd., Guiyang Guizhou 550025, China;
3.Guiyang Aluminum Magnesium Design and Research Institute Co., Ltd., Guiyang Guizhou 550003, China;
4.Grid Planning and Research Center of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang Guizhou 550001, China;
5.Guizhou Key Laboratory of Internet plus Collaborative Intelligent Manufacturing, Guiyang Guizhou 550025, China)

Abstract: Targeting at the problems of low coverage and insufficient connectivity in the deployment of 3D WSNs nodes, a coverage optimization method for 3D WSNs based on the snake optimization algorithm with hybrid improvement strategy is proposed. Firstly, a probabilistic decaying perception model and a communication model are proposed to establish a multi-objective optimization function by weighting method for the coverage and connectivity of WSNs. Secondly, to address the problems of slow convergence speed of snake optimization algorithm, Sobal sequence, cooperative learning strategy incorporating nonlinear convergence factors and cosine inverse learning strategy are introduced to improve the snake optimization algorithm, and a snake optimization algorithm with hybrid improvement strategy (HISO) is proposed. The performance of the algorithm of HISO is tested by CEC2017 test function and Wilcoxon rank sum test. Finally, two real mountain terrains in nature are intercepted by using digital elevation models for 3D WSNs deployment experiments. The experimental results show that, in terms of algorithm performance, HISO has better convergence speed, convergence accuracy, and ability to jump out of local optimum compared with the original algorithm and other popular algorithms. In terms of WSNs coverage effect, HISO can effectively improve the coverage and connectivity of WSNs in both 3D terrains.

Key words: coverage optimization for 3D WSNs; multi-objective optimization; snake optimization algorithms; cooperative learning strategies incorporating non-linear convergence factors; digital elevation models
EEACC: 7230 **doi**: 10.3969/j.issn.1004-1699.2026.09.026

基于改进蛇优化算法的三维 WSNs 覆盖优化*

郭 庆[1], 刘 杰[2], 颜非亚[3], 覃 涛[1], 刘 影[4], 杨 靖[1,5*]
(1.贵州大学电气工程学院, 贵州 贵阳 550025; 2.中国电建集团贵州工程有限公司, 贵州 贵阳 550025;
3.贵阳铝镁设计研究院有限公司 技术中心, 贵州 贵阳 550003; 4.贵州电网有限责任公司电网规划研究中心, 贵州 贵阳 550001;
5.贵州省互联网+协同智能制造重点实验室, 贵州 贵阳 550025)

摘 要: 针对三维无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)节点部署存在覆盖率低、连通度不足等问题, 提出了一种基于混合改进策略的蛇优化算法的三维 WSNs 覆盖优化方法。首先, 提出了一种概率衰减的感知模型和通讯模型, 针对 WSNs 的覆盖率和连通率, 通过加权法建立多目标优化函数。其次, 针对蛇优化算法收敛速度慢等问题, 引入 Sobal 序列、融合非线性收敛因子的合作学习策略和余弦反向学习策略改进蛇优化算法, 提出了一种基于混合改进策略的蛇优化算法(Snake Optimization Algorithm with Hybrid Improvement Strategy, HISO), 并通过 CEC2017 测试函数和 Wilcoxon 秩和检验测试 HISO 的算法性能。最后, 采用数字高程模型截取两种真实山地地形用于三维 WSNs 部署实验。实验结果表明: 在算法性能方面, HISO 相较于原始算法和其他流行算法具有更好的收敛速度、收敛精度、跳出局部最优能力。在 WSNs 覆盖效果方面, 在两种三维地形下 HISO 均能够有效地提高 WSNs 的覆盖率和连通度。

关键词: 三维 WSNs 覆盖优化; 多目标优化; 蛇优化算法; 融合非线性收敛因子的合作学习策略; 数字高程模型
中图分类号: TP393; TP212 **文献标识码**: A **文章编号**: 1004-1699(2026)09-2132-10

项目来源: 国家自然科学基金项目(61640014, 61963009); 贵州省教育厅创新群体项目(黔教合 KY 字〔2021〕012); 贵州省科技支撑计划项目(黔科合支撑〔2022〕一般 017, 黔科合支撑〔2023〕一般 411, 黔科合支撑〔2024〕一般 051); 贵州省教育厅工程研究中心项目(黔教技〔2022〕043, 黔教技〔2022〕040); 中国电建集团科技项目(DJ-ZDXM-2020-19, DJ-ZDXM-2022-44); 贵州省双碳与新能源技术创新发展研究院开放课题项目(DCRE-2023-13); 中铝国际工程股份有限公司科技重大专项项目(CJ2022JS-ZD02)
收稿日期: 2024-07-10 **修改日期**: 2024-09-02

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks,WSNs)是一个由众多传感器节点组成的无线网络,这些节点被部署在特定的监测区域内,并通过自组织和多跳通信方式相互连接,目前已被广泛应用于各个领域。三维 WSNs 更加贴近实际环境,能够更准确地模拟传感器节点的空间分布和感知范围。因此,三维 WSNs 覆盖优化问题作为 WSNs 中的关键问题也得到了广泛研究,而元启发式算法由于其优异的寻优能力也被广泛应用于覆盖优化问题。文献[1]提出了一种基于虚拟力算法与人工鱼群算法相融合的三维无线传感器网络覆盖优化算法;文献[2]提出一种改进的猎人猎物优化算法优化网络覆盖;文献[3]提出一种改进的黑猩猩和哈里斯鹰的混合优化算法的无线传感器网络覆盖优化算法;文献[4]提出一种基于逆模型引导算法搜索的多目标演化算法,并用于解决 WSNs 覆盖问题;文献[5]提出了一种改进镜面反射优化算法的 WSNs 覆盖优化方法,解决了 WSNs 节点部署存在覆盖盲区大和均匀分布性差等问题。文献[6]提出了一种改进的野马优化算法,用于异构无线传感器网络覆盖优化以提高 WSNs 覆盖率和连通率。以上研究虽然都能提升 WSNs 覆盖性能,但是仍然存在 WSNs 模型不够贴合实际以及覆盖率较低等问题。

蛇优化算法[7](Snake Optimization,SO)模拟了蛇在食物不足时的勘探行为和食物充足时的开发行为,通过这种搜索策略,算法可以在保持种群多样性的同时快速收敛到全局最优解。SO 提出至今已经发展出很多变体并应用于很多优化问题,如土壤元素监测无线传感器网络的高效覆盖[8]、对 Otsu 算法进行优化,提高了图像分割的实时性[9]、空地异构无人系统任务规划目标[10]、UWB 室内定位技术[11]、复杂三维环境下路径规划的优化问题[12]、液体火箭发动机故障检测[13]等。此外,蛇优化方法的参数设置相对简单,易于调整和实现,故提出一种改进的 SO 运用于三维 WSNs 覆盖优化。

本文提出了一种基于混合改进策略的蛇优化算法(Snake Optimization Algorithm with Hybrid Improvement Strategy,HISO)的三维 WSNs 覆盖优化方法。针对三维 WSNs 覆盖感知布尔模型过于简单、理想化的问题,提出了一种概率感知模型,结合通讯模型,使用加权法建立多目标优化函数的适应度函数。针对 SO 存在收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,使用 Sobol 序列、融合非线性收敛因子的合作学习策略和余弦反向学习策略对 SO 进行改进,提高了算法性能。引入更加贴合现实的数字高程模型(Digital Elevation Model,DEM),获得两种真实的山地地形数据用于部署实验。实验部分首先使用 CEC2017 测试函数与 Wilcoxon 秩和检验测试 HISO 算法性能,并设置三组三维 WSNs 覆盖优化实验,验证了 HISO 应用于三维 WSNs 覆盖优化的有效性。

1　三维 WSNs 覆盖模型

1.1　感知模型

假设三维区域内随机布置 n 个传感器节点,节点集表示为 $\boldsymbol{U}=\{U_1,U_2\cdots\cdots,U_n\}$。监测点集表示为 $\boldsymbol{O}=\{O_1,O_2\cdots\cdots,O_n\}$,确定感知半径为 r,概率感知半径为 R_s,通信半径为 R_c,且满足 $R_c\geqslant 2R_s$。这些节点具备实时更新其位置信息的功能。每个传感器节点以其自身为中心,感知半径 r 和 R_s 为半径,划定一个圆形的覆盖范围(图 1)。设任意传感器节点 U_i 的坐标为(x_i,y_i,z_i),目标检测节点 O_j 的坐标为(x_j,y_j,z_j)。任意传感器 U_i 到目标检测节点 O_j 的欧氏距离公式表示为:

$$d(U_i,O_j)=\sqrt{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2+(z_i-z_j)^2} \quad (1)$$

在三维空间中,由于节点之间的距离对信号传播的影响更为显著,因此,提出了一种概率感知模型。数学表达式如下所示:

$$P_{\mathrm{COV}}(U_i,O_j)=\begin{cases}1 & d(U_i,O_j)\leqslant r\\ \mathrm{e}^{-\gamma d(U_i,O_j)^{\beta}} & r<d(U_i,O_j)<R_s\\ 0 & d(U_i,O_j)\geqslant R_s\end{cases} \quad (2)$$

式中:β 和 γ 为控制参数。

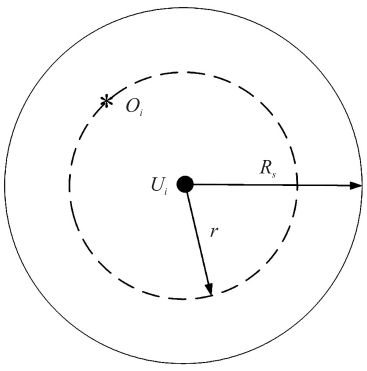


图 1　概率感知模型

1.2　通讯模型

在无线传感器网络的覆盖优化问题中,节点的连通性是一个至关重要的基本问题。节点的连通性直接受到其通信半径 R_c 的影响。具体而言,当两个传感器节点之间的距离小于其通信半径 R_c 时,这两个节点之间便能够建立起有效的通信连接,实现数据的传输与共享。传感器 U_i 与传感器 $U_j(i\neq j)$ 之间的通讯模型的数学表达式如下所示:

$$p(U_i,U_j)=\begin{cases}0 & R_c>\mathrm{d}(U_i,U_j)\\ 1 & R_c\leqslant\mathrm{d}(U_i,U_j)\end{cases} \tag{3}$$

式中：$R_c\geqslant 2R_s$。这样的设定可以确保传感器节点在感知到目标信息的同时，也能够与邻近节点保持稳定的通信连接，从而增强整个网络的可靠性和稳定性。

1.3 三维 WSNs 覆盖模型

总覆盖率为传感器覆盖面积的总和与整个监测区域面积的比值，数学表达式如下所示：

$$f_1=\mathrm{Cov}=\frac{\sum_{j=1}P(\boldsymbol{U},O_j)}{S_{总}} \tag{4}$$

式中：$S_{总}$ 为覆盖区域的总面积。

传感器间的连通率数学表达式如下所示：

$$f_2=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}P(U_i,U_j)}{n(n-1)/2}\quad i\neq j \tag{5}$$

式中：n 为传感器个数，$n(n-1)/2$ 为任意两个节点之间的路径总数。

因此，根据对三维 WSNs 传感器节点覆盖率与连通率的定义，优化的目标函数为：

$$\max\ F(f_1,f_2)=w_1f_1+w_2f_2 \tag{6}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}w_1+w_2=1\\ \sum_{j=1}P(U_j,O_j)\leqslant\iint_{\mathrm{Dxy}}\sqrt{1+z'^2_x+z'^2_y}\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y\\ 0\leqslant p(U_i,O_j)\leqslant 1\\ 0\leqslant p(O_i,O_j)\leqslant 1\end{cases} \tag{7}$$

式中：Dxy 为整个部署区域。经过多次实验，w_1 和 w_2 的值分别为 0.75 和 0.25。

2 蛇优化算法

SO 算法灵感来源于蛇的觅食和繁殖模式行为，通过模拟不同食物量与温度条件下蛇的觅食、战斗、交配和孵化行为实现优化算法的全局寻优。当食物匮乏时，蛇只会搜索食物；当食物充足，但温度较高时，蛇同样只会搜索食物；当食物充足且温度低时，蛇会处于战斗或交配模式，若发生交配，雌性蛇可能会产卵孵化出新后代，新后代将替代原始种群中的最差雌性和雄性个体。

SO 的初始化过程采用均匀分布的随机种群生成方式，随机初始化后将蛇群分为雌性和雄性，并假设雌性与雄性占比均为 50%。

当食物匮乏时进入勘探阶段，蛇通过选择任意随机位置来搜索食物，并更新它们的位置：

$$X_{i,m}(t+1)=X_{\mathrm{rand},m}(t)\pm c_2A_m(X_{\max}-X_{\min})\mathrm{rand}+X_{\min} \tag{8}$$

式中：$X_{i,m}$ 为第 i 个雄性个体的位置，$X_{\mathrm{rand},m}$ 为随机雄性个体的位置，$c_2=0.05$，A_m 为雄性寻找食物的能力。

$$X_{i,f}(t+1)=X_{\mathrm{rand},f}(t)\pm c_2A_f(X_{\max}-X_{\min})\mathrm{rand}+X_{\min} \tag{9}$$

式中：$X_{i,f}$ 为第 i 个雌性个体的位置，$X_{\mathrm{rand},f}$ 为随机雌性个体的位置，A_f 为雌性寻找食物的能力。

当食物充足时，蛇群处于开发阶段，此时蛇群的行为分为温度低和温度高两种情况。

①温度较高，蛇只会靠近食物。

$$X_i(t+1)=X_{\mathrm{food}}\pm c_3\times\mathrm{Temp}\times\mathrm{rand}[X_{\mathrm{food}}-X_i(t)] \tag{10}$$

式中：X_{food} 为最佳个体位置，$c_3=2$。

②温度较低，蛇处于打斗或交配模式，蛇个体处于打斗模式时的位置更新公式如下：

$$X_{i,m}(t+1)=X_{i,m}(t)+c_3\times\mathrm{FM}\times\mathrm{rand}[Q\times X_{\mathrm{best},f}-X_{i,m}(t)] \tag{11}$$

$$X_{i,f}(t+1)=X_{i,f}(t)+c_3\times\mathrm{FF}\times\mathrm{rand}[Q\times X_{\mathrm{best},m}-X_{i,f}(t)] \tag{12}$$

式中：$X_{\mathrm{best},f}$ 与 $X_{\mathrm{best},m}$ 分别为雌性和雄性群体中的最佳位置，FF 与 FM 分别为雌性和雄性的战斗力。

蛇个体处于交配模式时位置更新公式如下：

$$X_{i,m}(t+1)=X_{i,m}(t)+c_3\times\mathrm{Mm}\times\mathrm{rand}[Q\times X_{i,f}-X_{i,m}(t)] \tag{13}$$

$$X_{i,f}(t+1)=X_{i,f}(t)+c_3\times\mathrm{Mf}\times\mathrm{rand}[Q\times X_{i,m}-X_{i,f}(t)] \tag{14}$$

式中：Mf 与 Mm 分别为雌性与雄性的交配能力。

当蛇发生交配时，雌性蛇会产卵孵化出新后代，新后代将替代原始种群中的最差雌性和雄性个体，公式如下：

$$X_{\mathrm{worst},m}=X_{\min}+\mathrm{rand}(X_{\max}-X_{\min}) \tag{15}$$

$$X_{\mathrm{worst},f}=X_{\min}+\mathrm{rand}(X_{\max}-X_{\min}) \tag{16}$$

式中：$X_{\mathrm{worst},m}$ 与 $X_{\mathrm{worst},f}$ 分别为雄性与雌性群体中最差位置。

3 混合改进策略的蛇优化算

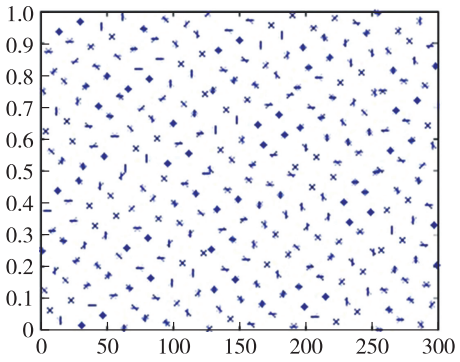
3.1 Sobol 序列改进种群初始化

良好的种群初始化可以增加种群的多样性，产生均匀的初始解，帮助算法更快地找到解空间中的潜在解，从而加快算法的收敛速度。Sobol 序列是一种用于数值计算中的低差异序列，其主要特点是在高维空间中均匀分散点，相比于随机数生成的序列，Sobol 序列通常能够提供更快的收敛速度[14]。设全局最优解的取值范围为[lb，ub]，*Sobol* 序列产生的第 i 个随机数为 $S_i\in[0,1]$，则种群初始化位置表示为：

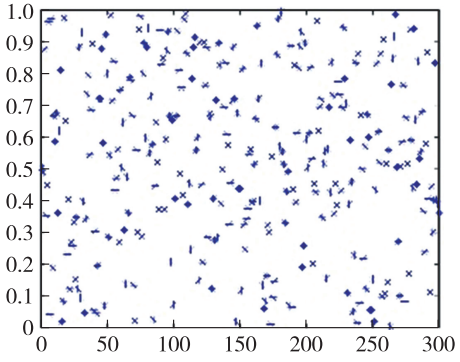
$$X_n=\mathrm{lb}+S_i(\mathrm{ub}-\mathrm{lb}) \tag{17}$$

当种群大小设置为 $N=300$，上下限设置为 lb=0、

ub=1 时,生成的 Sobol 序列分布与随机序列分布如图 2(a)和图 2(b)所示。



(a) Sobol序列分布



(b) 随机序列分布

图 2　序列分布对比

由图 2 可以看出,Sobol 序列生成的种群初始化分布相较于随机分布更加均匀、覆盖更加完整。

3.2　融合非线性收敛因子的合作学习策略

由蛇优化算法的原理可知,SO 会将种群随机分为雄性与雌性两个组,探索和开发阶段两组的个体都独立寻找最优解。为提升算法的收敛速度,可在算法的探索阶段引入合作学习策略[15]。但合作学习策略缺乏非线性收敛因子的调节,导致收敛速度较慢,特别是在复杂问题上可能需要更多的迭代次数才能达到稳定状态。

在合作学习策略的基础上引入一个基于迭代次数的非线性收敛因子[16],提出一种融合非线性收敛因子的合作学习策略,借助群组间的优质粒子信息来帮助劣质粒子学习,从而在加快算法的收敛速度的同时可以使算法在早期具有较高的勘探能力,在后期具有较强的开发能力。

$$x^{(t+1)}=x^{(t)}+\beta\times F(t)\times(x_{\text{best}}^{t}-x^{(t)}) \tag{18}$$

$$F(t)=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-\alpha(t-t_0)}} \tag{19}$$

式中:$F(t)$是非线性收敛因子,它是 Sigmoid 函数的一种形式。这个非线性收敛因子可以在早期迭代时提供更大的值,增强算法的探索能力,而在后期迭代时,这个值会逐渐接近 1,有助于算法的开发。β 为合作学习因子,影响个体之间的合作程度;α 是一个影响函数曲线的陡峭程度调节因子;经过多次实验,$\beta=0.51$,$\alpha=0.7$。

3.3　余弦反向学习

反向学习[17](Opposition-Based Learning,OBL)是通过比较当前位置的目标函数值及其相反位置的目标函数值,保留两者中适应度值更优的点,从而扩大搜索范围。余弦反向学习(Cosine Opposition-Based Learning,COBL)是基于反向学习概念的新型算法改进策略,其思想是基于余弦相似度来确定对立点,并利用对立点进行种群更新,以促进种群的多样性和全局搜索能力,提高个体解的质量。

为了避免算法陷入局部最优解,可以更全面地探索搜索空间,从而提高 SO 算法的寻优能力,引入 COBL 策略,公式如下:

$$x_j^c=\begin{cases}(\mathrm{ub}_j-\mathrm{lb}_j)\times\cos(c_{\text{eq}}+10\times\pi\times t/T)-x_j & \text{if } j \text{ selected}\\ x_j & \text{else}\end{cases} \tag{20}$$

式中:x_j^c 为使用 COBL 后的最新位置。

3.4　HISO 算法流程

HISO 的实现步骤如下:

Step 1　初始化 HISO 参数;

Step 2　使用 Sobol 序列对种群进行初始化;

Step 3　计算初始适应度,将种群随机地平均分为雌性组和雄性组,并计算雌雄种群的最优适应度值;

Step 4　确定温度与食物量,当满足不同条件时进入探索阶段或开发阶段;

Step 5　当进入探索阶段时,进行位置更新,并按照式(18)和式(19)引入融合非线性收敛因子的合作学习策略进行雌雄群体间信息更新;

Step 6　当进入开发阶段,且温度较高时,蛇靠近食物;若温度较低时,则进入打斗或交配模式;

Step 7　当蛇发生交配行为后会产生新后代;

Step 8　计算所有个体当前适应度值,更新雌雄群体以及全局最优适应度值,按照式(20)引入 COBL 策略对全局最优适应度值进行更新;

Step9　判断迭代次数是否达到最大迭代次数,若达到则输出当前最优适应度值,若未达到则转至 Step 4。

4　基于 HISO 的三维 WSNs 覆盖优化策略

三维 WSNs 覆盖优化问题需要求解最大覆盖率

和最大连通率,可以使用 HISO 优化适应度函数,即式(6)和式(7)。算法目标是:在监测区域内部署若干数量的传感器节点,以网络覆盖率和连通率最大为目标,输出网络最大覆盖率、连通率及传感器节点的部署坐标。算法流程如图 3 所示。

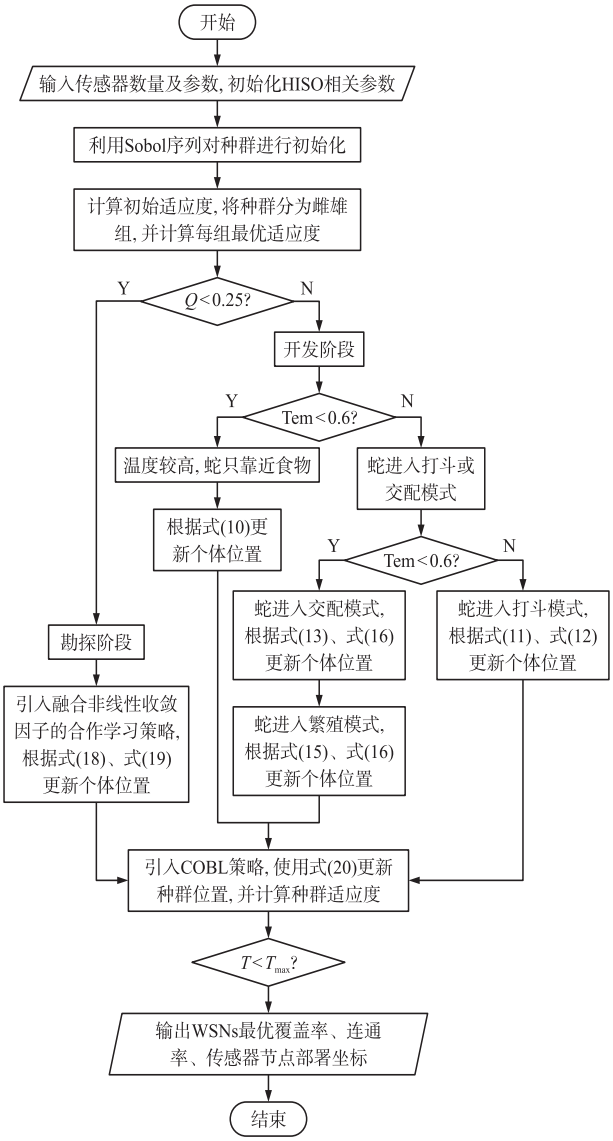


图 3 基于 HISO 的 WSNs 传感器覆盖优化流程图

5 仿真实验与结果分析

本文实验主要分为两个部分:首先使用 CEC2017 测试函数和 Wilcoxon 秩和检验对 HISO 的算法性能进行评估;然后将 HISO 应用于三维 WSNs 覆盖优化,并在 DEM 生成的覆盖区域上与其他相关算法进行优化覆盖的对比研究。

5.1 CEC2017 测试函数实验

为了更加直观地对比验证 HISO 算法的优越性,本文使用 SO 原算法提出时所采用的 CEC2017 测试函数[18]对算法进行性能测试。将 HISO 与 SO[6]、PSO[19]、GWO[20]算法进行仿真对比实验。为了确保实验的公平性,将参数统一设置为:种群规模 $N=30$,最大迭代次数 $T=500$。每个算法独立运行 30 次获得的最优值(Best)、平均值(Mean)和标准差(Std)作为算法的评估指标。算法的参数设置如下:HISO 与 SO 参数设置一致,$c_1=0.5$,$c_2=0.05$,$c_3=2$;在 GWO 中,$\alpha=2\sim0$;在 PSO 中,$c_1=c_2=1.5$,$w_{max}=0.9$,$w_{min}=0.4$,$V_{max}=1$。CEC2017 测试函数中选用了单峰函数 F_1、多峰函数 $F_2\sim F_3$、混合函数 $F_4\sim F_6$ 以及复合函数 $F_7\sim F_8$ 对算法的局部搜索能力、跳出局部最优能力等进行测试。表 1 所示为实验结果。

表 1 CEC2017 测试函数实验结果

F	Best		HISO	SO	PSO	GWO
F_1	100	Best	**5.15E+05**	1.91E+07	2.44E+10	4.99E+08
		Mean	**8.16E+06**	3.95E+07	3.50E+10	2.75E+09
		Std	**5.66E+06**	6.04E+06	5.61E+09	2.20E+09
F_2	400	Best	**4.81E+02**	4.84E+02	4.40E+03	5.20E+02
		Mean	**5.17E+02**	5.62E+02	8.97E+03	7.15E+02
		Std	**1.69E+01**	4.67E+01	3.54E+03	3.96E+02
F_3	800	Best	**8.62E+02**	8.74E+02	9.04E+02	8.64E+02
		Mean	**8.99E+02**	9.06E+02	9.59E+02	9.06E+02
		Std	**1.48E+01**	2.12E+01	3.86E+01	2.93E+01
$F4$	1 100	Best	**1.24E+03**	1.27E+03	1.45E+03	1.37E+03
		Mean	**1.36E+03**	1.42E+03	2.88E+03	2.91E+03
		Std	**5.45E+01**	1.03E+02	1.70E+03	1.33E+03
F_5	1 200	Best	**5.02E+05**	9.82E+05	2.17E+09	3.04E+06
		Mean	**4.27E+06**	5.47E+06	8.23E+09	9.41E+07
		Std	**3.89E+06**	4.56E+06	3.63E+09	1.08E+08
F_6	1 600	Best	**2.11E+03**	2.18E+03	2.78E+03	2.19E+03
		Mean	**2.58E+03**	2.74E+03	3.68E+03	2.69E+03
		Std	**2.45E+02**	2.78E+02	7.05E+02	2.46E+02
F_7	2 600	Best	**2.95E+03**	4.59E+03	7.60E+03	4.28E+03
		Mean	**5.03E+03**	6.07E+03	8.96E+03	5.57E+03
		Std	**4.15E+02**	4.80E+02	7.68E+02	5.13E+02
F_8	2 700	Best	**3.20E+03**	3.23E+03	3.77E+03	3.24E+03
		Mean	**3.20E+03**	3.29E+03	4.30E+03	3.28E+03
		Std	**6.00E−07**	3.46E+01	3.29E+02	2.76E+01

由表 1 可知,对于 8 个测试函数 HISO 的性能指标均排在第一位。说明 HISO 具有较强的寻优能力和鲁棒性,HISO 在测试函数混合函数和复合函数上表现优异也可说明 HISO 具有解决复杂优化问题的能力。

5.2 Wilcoxon 秩和检验

为验证 HISO 与其他对比算法是否在统计学上具有显著差异,本文对各个算法在 8 个基准测试函

数上独立运行 30 次的结果进行 Wilcoxon 秩和检验,显著性水平为 5%。当 P 值小于 0.05 时,认为两个算法具有统计学意义上的显著差异;当 P 值大于 0.05 小于 1 时,认为两个算法效果相近;当 P 值等于 1 时,认为两个算法效果相同。表 2 为 HISO 算法与其他几种对比算法的秩和检验结果。

表 2　Wilcoxon 秩和检验结果

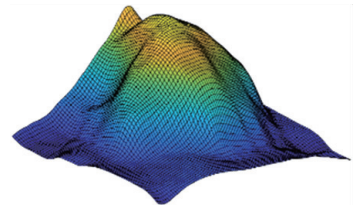
F	SO	GWO	PSO
F_1	3.02E-11	3.02E-11	3.02E-11
F_2	3.02E-11	3.02E-11	3.02E-11
F_3	3.02E-11	3.02E-11	3.02E-11
F_4	4.64E-02	4.05E-02	3.83E-05
F_5	1.93E-10	1.70E-08	1.21E-12
F_6	6.14E-14	1.16E-12	1.21E-12
F_7	4.19E-02	2.79E-03	1.21E-12
F_8	1.60E-07	4.42E-06	**4.73E-01**

由表 2 知,HISO 在 F_8 上与 PSO 对比时 P 值大于 0.05 小于 1,其他情况 HISO 与其他算法的对比 P 值均小于 0.05。由此可证明 HISO 与其他对比算法具有显著性差异。

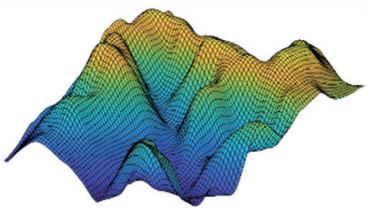
5.3　三维 WSNs 覆盖优化

本文在 MATLAB R2022b 仿真环境下,利用 DEM 数据得到的真实山地地形数据进行部署优化实验[21],验证 HISO 的优化性能。

DEM 是地理信息系统中常用的一种地形表达方式,它是通过数字化技术将地球表面的地形信息以数学模型的形式进行表达和存储的一种地理数据集。为充分证明 HISO 在三维 WSNs 覆盖优化中的效果,本文使用 DEM 获得贵州省某山地简单地形和复杂地形两种不同难度的三维地形的初始数据,通过裁剪、重采样和预处理等步骤得到 60×100 的矩阵用于部署实验,其山地地形仿真如图 4 所示。



(a) 简单三维地形图



(b) 复杂三维地形图

图 4　DEM 数据的三维地形图

设置三组对比实验:

实验一:对比在相同传感器节点、种群数、最大迭代次数下,HISO、SO、HHO[22]、WHO[23]、GA、PSO 在两种三维地形中 WSNs 覆盖优化效果;

实验二:对比确定感知半径 r、概率感知半径 R_s、通讯半径 R_c 不同的情况下不同算法在简单地形中 WSNs 覆盖优化效果;

实验三:对比在 HISO 算法下不同的传感器节点对三维 WSNs 覆盖率的影响。主要参数设置如表 3 所示。

表 3　实验参数设置

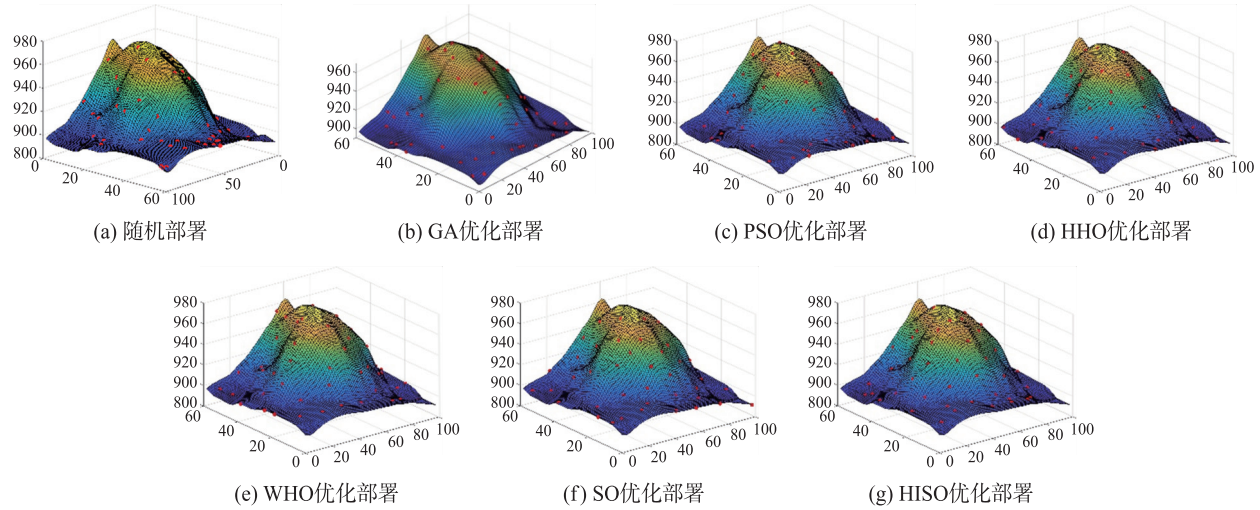
实验	1		2		3
节点数	50		50		30/40/50/60
r/m	5	5	5	10	5
R_s/m	10	10	15	15	10
R_c/m	20	30	30	30	20

为公平起见,包含 HISO 在内的 7 种群体智能算法的参数均设置为:种群规模为 100,最大迭代次数为 100。

对于实验一,HISO、SO、PSO 的算法参数设置与 CEC2017 测试函数实验中设置一致。GA 的算法参数设置为:交叉率 $P_c=0.85$、突变率 $P_m=0.01$。WHO 的算法参数设置为:交叉百分比 $P_s=0.1$、种马百分比 $P_c=0.13$。实验结果如表 4 所示。简单地形下的部署和连通效果对比分别如图 5、图 6 所示。复杂地形下的部署和连通效果对比分别如图 7、图 8 所示。

表 4　不同算法下三维 WSNs 覆盖优化结果对比

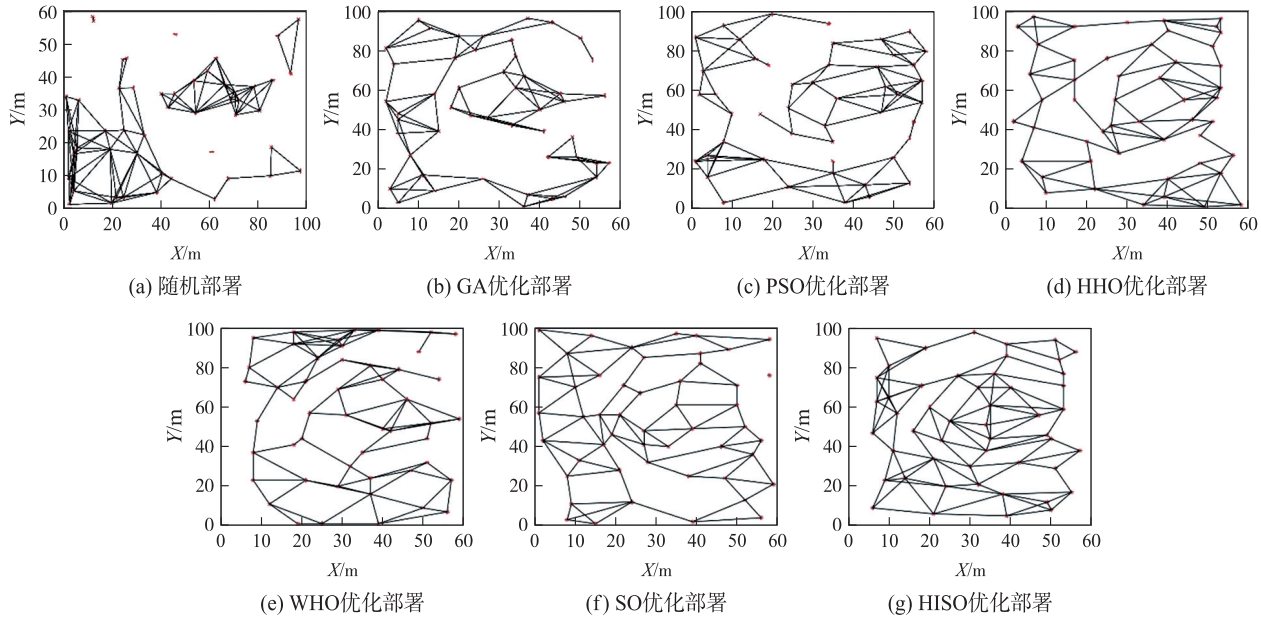
地形类型	算法	覆盖率/%	连通率/%
简单地形	初始部署	67.33	18.79
	GA	88.63	19.75
	PSO	89.71	20.17
	HHO	90.22	21.09
	WHO	92.19	20.78
	SO	91.29	21.47
	HISO	**96.36**	**25.47**
复杂地形	初始部署	53.23	15.25
	GA	77.25	16.37
	PSO	79.81	16.93
	HHO	82.72	18.71
	WHO	81.69	17.13
	SO	83.73	19.21
	HISO	**92.82**	**23.02**



(a) 随机部署 (b) GA优化部署 (c) PSO优化部署 (d) HHO优化部署

(e) WHO优化部署 (f) SO优化部署 (g) HISO优化部署

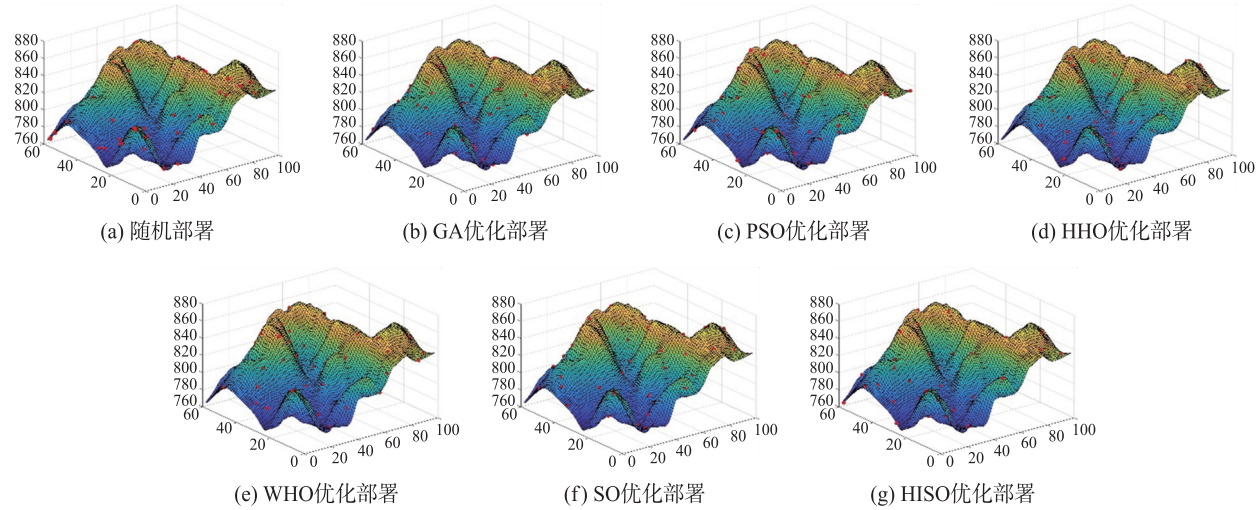
图 5 简单地形覆盖对比图



(a) 随机部署 (b) GA优化部署 (c) PSO优化部署 (d) HHO优化部署

(e) WHO优化部署 (f) SO优化部署 (g) HISO优化部署

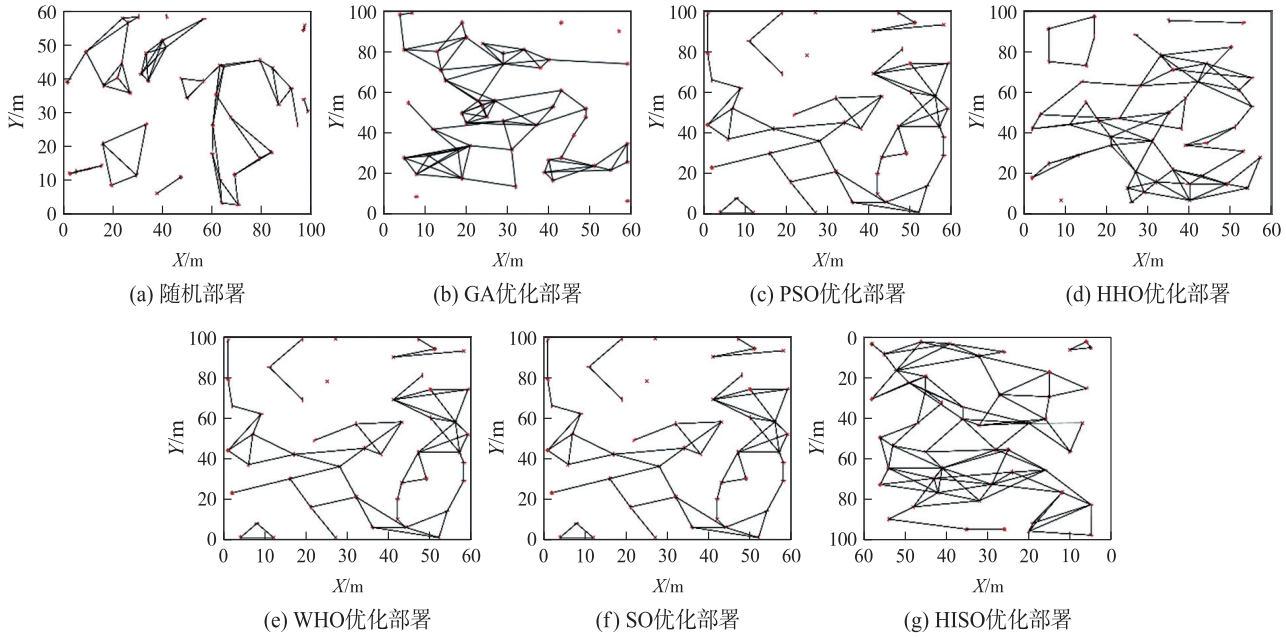
图 6 简单地形连通对比图



(a) 随机部署 (b) GA优化部署 (c) PSO优化部署 (d) HHO优化部署

(e) WHO优化部署 (f) SO优化部署 (g) HISO优化部署

图 7 复杂地形覆盖对比图



(a) 随机部署　(b) GA优化部署　(c) PSO优化部署　(d) HHO优化部署

(e) WHO优化部署　(f) SO优化部署　(g) HISO优化部署

图 8　复杂地形连通对比图

在式(6)、式(7)所示模型下,三维 WSNs 覆盖优化的覆盖率理论最优值为 100%,既全覆盖。而由连通率计算公式(式(5))可知,连通率理论最优值为 100%。但当连通率为 100%时,则表明网络中第 n 个节点能够分别与另外 $n-1$ 个节点建立通讯,此时网络节点冗余很大。因此,除连通度外,还考虑将是否存在孤岛节点与节点 k-连通作为网络节点连通度评价指标。孤岛节点指网络中与其他网络节点失去联系的节点,当网络中存在越多孤岛节点时,网络的连通性和可靠性越低。k-连通指的是网络中节点至少与 k 个其他节点相连通,当网络中 1-连通节点越多则网络可靠性越低。

由表 4 可知,在相同的节点数下,使用 HISO 优化覆盖的结果如下。对于简单地形:覆盖率相较初始随机部署、GA、PSO、HHO、WHO、SO 分别增加了 29.03%、7.73%、6.65%、6.14%、4.17%、5.07%,连通率相较初始随机部署、GA、PSO、HHO、WHO、SO 分别增加了 6.68%、5.72%、5.30%、4.38%、4.69%、4.00%;对于复杂地形:覆盖率相较初始随机部署、GA、PSO、HHO、WHO、SO 分别增加了 39.59%、15.57%、13.01%、10.10%、11.13%、9.09%,连通率相较初始随机部署、GA、PSO、HHO、WHO、SO 分别增加了 7.77%、6.64%、6.09%、4.31%、5.89%、3.81%。由此可知,本文提出的 HISO 算法在解决三维 WSNs 覆盖优化问题时,相较于其他几种对比算法的优化效果得到了较大提升。

由图 5 和图 7 可以看出使用 HISO 对两种地形场景下的 WSNs 覆盖进行优化后,能够使节点分布更加均匀。由图 6 可以看出,简单地形下的随机部署中,由于海拔高度差距,WSNs 中存在一些孤岛节点无法与其他节点进行通讯的情况。其他几种对比算法优化下虽然能够消除孤岛节点,但很多节点为“1-连通”,既只与一个节点建立通讯,当与之连通的节点失效后该节点就会成为孤岛节点,大大降低了 WSNs 的部署效果。由图 6(g)可以看出,使用 HISO 优化过后每个节点都至少能与两个不同节点通讯,减少了出现孤岛节点的概率,也大大提升了网络效率。由图 8 可知,相较于简单地形的随机部署,复杂地形的随机部署中存在更多的孤岛节点与 1-连通。相较其他算法,使用 HISO 优化后消除最多的孤岛节点和 1-连通节点,在很大程度上增加了网络效率。

对于实验二,各算法参数设置与实验一相同。本实验主要对比不同感知、通讯半径参数对覆盖效果的影响,实验结果如表 5 所示。

由表 5 可知,当其他半径不变,只增加概率感知半径时,网络覆盖率增加的同时连通率也在小幅度增加。同样,当其他半径不变,只增加通讯半径时,网络连通率和覆盖率均增加。随着感知半径和通讯半径的增加 WSNs 网络优化效果会更好。且各算法优化效果排名也与实验一结果基本保持一致,说明 HISO 在不同 WSNs 参数设置下都有很好的优化效果。

对于实验三,HISO 参数设置同上,在简单地形上进行不同传感器节点的覆盖优化实验。传感器节点数分别设置为 30、40、50、60,实验结果如图 9 所示。

表 5 不同参数对覆盖效果影响对比 单位:%

$r/R_s/R_c$		算法						
		初始部署	GA	PSO	HHO	WHO	SO	HISO
5/10/20	覆盖率	67.33	88.63	89.71	90.22	92.19	91.29	**96.36**
	连通率	18.79	19.75	20.17	21.09	20.78	21.47	**25.47**
5/10/30	覆盖率	68.79	89.11	90.94	91.77	93.15	93.09	**97.77**
	连通率	21.87	23.02	22.89	23.07	23.77	24.78	**27.68**
5/15/30	覆盖率	71.07	92.12	93.73	93.79	95.16	94.11	**99.13**
	连通率	22.08	23.79	23.38	23.98	24.69	25.91	**28.73**

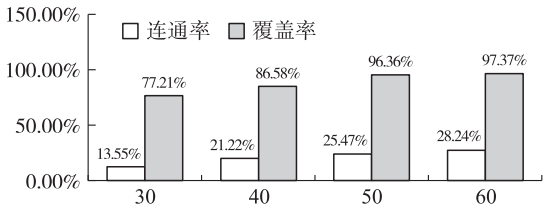


图 9 不同节点数覆盖、连通效果对比

当传感器节点增加时,网络覆盖率、连通率和部署成本均会增加,所以在进行 WSNs 部署时需要在保证覆盖效果的前提下尽量减少部署成本。由图 9 可以看出,当节点数量增加时,覆盖率和连通率均得到增加,但相应的部署成本也会增加。当节点个数为 30 时,网络部署成本最低,但网络覆盖率和连通率都较低。当节点个数为 40 时,网络覆盖率和连通率都有一定程度的增加,但效果仍然不够理想。当节点个数为 50 时,覆盖率和连通率都较为理想,此时 WSNs 能够平衡覆盖效果与部署成本。当节点个数为 60 时,相较部署 50 个节点时覆盖率增加 1.01%、连通率增加 2.77%,此时部署成本增加,但部署效果只有小幅度提升。因此,在此网络中部署 50 个节点即可达到保证覆盖效果的同时也控制了部署成本。所以在 WSNs 覆盖优化算法中要平衡覆盖效果和部署成本间关系,这也是保证 WSNs 覆盖效果的关键。

6 总结

针对三维 WSNs 覆盖优化中覆盖率、连通率低等问题,提出了一种基于 HISO 的三维 WSNs 覆盖优化算法。首先,给出一种三维 WSNs 的概率感知模型和通讯模型,构建了三维 WSNs 覆盖率和连通率的多目标适应度函数。其次,针对 SO 存在收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,提出了一种 HISO,并使用 CEC2017 测试函数和 Wilcoxon 秩和检验对算法性能进行测试。实验结果表明 HISO 相较于其他对比算法的收敛速度和收敛精度显著提高。最后,使用 DEM 得到包括简单地形和复杂地形的真实山地地形数据用于覆盖实验。相较传统模型,本文采用了概率衰减模型和 DEM 使得网络模型更加贴合现实中三维 WSNs 覆盖优化的需求。实验结果表明,相较于其他几种对比算法,基于 HISO 的三维 WSNs 覆盖优化效果最好,HISO 可以有效提高网络覆盖率、连通度。未来,可以考虑采用多目标算法来优化 WSNs 覆盖问题,在保证覆盖率、连通率的基础上考虑节点数量和部署成本。

参考文献:

[1] 孙爱晶,王磊,朱鑫鑫. 基于融合算法的三维无线传感器网络覆盖优化[J]. 传感器与微系统,2021,40(11):146-149.

[2] 杨乐,张达敏,何庆,等. 改进猎人猎物优化算法在 WSN 覆盖中的应用[J]. 计算机应用,2024,44(8):2506-2513.

[3] 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),2024,46(1):155-166.

[4] 荣威,张屹,王帅,等. 基于改进遗传算法的无线传感器网络覆盖优化[J]. 传感器与微系统,2024,43(6):141-144.

[5] 马兵,刘永刚,韩红安,等. 基于改进镜面反射优化算法的 WSNs 覆盖优化[J]. 传感器与微系统,2023,42(7):156-160,164.

[6] Zeng C, Qin T, Tan W, et al. Coverage Optimization of Heterogeneous Wireless Sensor Network Based on Improved Wild Horse Optimizer[J]. Biomimetics,2023,8(1):70-91.

[7] Hashim F A, Hussien A G. Snake Optimizer: A Novel Meta-Heuristic Optimization Algorithm [J]. Knowledge-Based Systems,2022,242:108320.

[8] Liu X, Tian M, Zhou J, et al. An Efficient Coverage Method for SEMWSNs Based on Adaptive Chaotic Gaussian Variant Snake Optimization Algorithm [J]. Mathematical Biosciences and Engineering,2022,20(2):3191-3215.

[9] 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.
[10] 张国辉,张雅楠,高昂,等. 空地异构无人系统侦察任务规划方法[J]. 系统仿真学报,2024,36(2):497-510.
[11] 郑凯,裘君,童应楠,等. 改进蛇优化算法在室内 UWB 定位的应用[J]. 无线电工程,2024,54(1):105-113.
[12] 贾鹤鸣,苏媛媛,穆中燕,等. 改进蛇优化算法的无人机三维路径规划[J]. 黄河科技学院学报,2023,25(8):28-36.
[13] 王闻浩,许亮. 改进 SO 优化 KELM 的液体火箭发动机故障检测[J]. 航天控制,2023,41(4):84-90.
[14] Junaid M,Bangyal W H,Ahmad J. A Novel Bat Algorithm Using Sobol Sequence for the initialization of Population [C]//2020 IEEE 23rd International Multitopic Conference (INMIC),Bahawalpur,Pakistan,IEEE,2020:1-6.
[15] Xu X,Tang Y,Li J,et al. Dynamic Multi-Swarm Particle Swarm Optimizer with Cooperative Learning Strategy[J]. Applied Soft Computing,2015,29:169-183.
[16] 宋美佳,贾鹤鸣,林志兴,等. 融合非线性收敛因子与变异准反射学习的哈里斯鹰优化算法[J]. 智能系统学报,2024,19(3):738-748.
[17] Ewees A A,Elaziz M A,Houssein E H. Improved Grasshopper Optimization Algorithm Using Opposition-Based Learning[J]. Expert Systems with Applications,2018,112:156-172.
[18] Wu G,Mallipeddi R,Suganthan P N. Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2017 Competition on Constrained Real-Parameter Optimization [EB/OL]. (2017-09-01). https://www.researchgate.net/publication/317228117_Problem_Definitions_and_Evaluation_Criteria_for_the_CEC_2017_Competition_and_Special_Session_on_Constrained_Single_Objective_Real-Parameter_Optimization.
[19] Kennedy J,Eberhart R. Particle Swarm Optimization[C]//1995 International Conference on Neural Networks,Perth,WA,Australia,IEEE,1995,4:1942-1948.
[20] Kamboj V K,Bath S K,Dhillon J S. Solution of Non-Convex Economic Load Dispatch Problem Using Grey Wolf Optimizer[J]. Neural Computing & Applications,2016,27(5):1301-1316.
[21] Cao B,Zhao J,Lv Z,et al. 3D Terrain Multiobjective Deployment Optimization of Heterogeneous Directional Sensor Networks in Security Monitoring[J]. IEEE Transactions on Big Data,2019,5(4):495-505.
[22] Heidari A A,Mirjalili S,Faris H,et al. Harris Hawks Optimization:Algorithm and Applications[J]. Future Generation Computer Systems,2019,97:849-872.
[23] Naruei I,Keynia F. Wild Horse Optimizer:A New Meta-Heuristic Algorithm for Solving Engineering Optimization Problems[J]. Engineering with Computers,2022,38(4):3025-3056.

郭　庆(1999—),女,贵州遵义人,硕士研究生,研究方向为智能算法与无线传感网络覆盖,gs.guoq22@gzu.edu.cn;

杨　靖(1973—),男,通讯作者,贵州贵阳人,教授,博士,研究方向为人工智能与物联网技术,jyang7@gzu.edu.cn。