

基于 WTGWO 的无线传感器 网络三维部署优化方法

王志强¹, 陈力园², 代蛟³

(1. 机械工业第九设计研究院股份有限公司, 长春 130011;

2. 中国电信股份有限公司长春分公司, 长春 130033; 3. 一汽解放汽车有限公司, 长春 130011)

摘要: 为优化无线传感器网络的部署问题, 提出一种新的无线传感器网络三维部署优化方法. 在增强灰狼优化算法的基础上, 通过在外层位置更新策略中引入自适应权重方法, 平衡了增强灰狼优化算法开发与勘探之间的搜索. 在马鞍形曲面山坡上进行仿真实验, 实验结果表明, 在 50 个节点下, 该方法在保证连通的情况下最高覆盖率可达 97.58%, 平均覆盖率可达 96.74%, 与其他算法相比提高了 1.64%~3.87%, 可以有效提升无线传感器网络的覆盖率, 增强无线传感器网络的服务质量.

关键词: 通信工程; 灰狼优化算法; Tent 映射; 自适应权重; 无线传感器网络

中图分类号: TP212.9; TN929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2024)02-0410-07

Three-Dimensional Deployment Optimization Method of Wireless Sensor Network Based on WTGWO

WANG Zhiqiang¹, CHEN Liyuan², DAI Jiao³

(1. *The Ninth Design and Research Institute of Machinery Industry Co., Ltd., Changchun 130011, China;*

2. *Changchun Branch of China Telecom Co., Ltd., Changchun 130033, China;*

3. *FAW Jiefang Automobile Co., Ltd., Changchun 130011, China)*

Abstract: In order to optimize the deployment of wireless sensor networks, we proposed a new 3D deployment optimization method of wireless sensor networks. On the basis of enhanced gray wolf optimization algorithm, an adaptive weight method was introduced in the outer position update strategy to balance the search between the development and exploration of the enhanced gray wolf optimization algorithm. Simulation experiments were carried out on the saddle-shaped curved slope, and the experimental results show that under 50 nodes, the proposed method can achieve the highest coverage rate of 97.58%, and the average coverage rate can reach 96.74% while ensuring connectivity, which is an increase of 1.64%—3.87% compared with other algorithms. It can effectively improve the coverage of wireless sensor networks and enhance the service quality of wireless sensor networks.

Keywords: communication engineering; gray wolf optimization algorithm; Tent mapping; adaptive weight; wireless sensor network

收稿日期: 2023-06-30. 网络首发日期: 2024-01-02.

第一作者简介: 王志强(1987—), 男, 汉族, 硕士, 副高级工程师, 从事新能源汽车产业数字化和智能化的研究, E-mail: 8777412@qq.com. 通信作者简介: 陈力园(1987—), 女, 汉族, 硕士, 工程师, 从事无线通信的研究, E-mail: 18943150373@189.cn.

基金项目: 吉林省科技发展计划项目(批准号: 20200204065NY).

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/22.1340.o.20231229.1022.001>.

随着 5G 通讯技术和物联网应用的快速发展,无线传感器网络(WSN)^[1-3]的应用开始普遍化.无线传感器网络在智能交通^[4]、边境安全监测^[5]和健康监测等许多领域应用广泛^[6].无线传感器网络的服务质量与无线传感器网络的覆盖相关,因此优化无线传感器部署,扩大无线传感器网络覆盖率至关重要.无线传感器部署环境包括二维(2D)和三维(3D),在 2D 环境中优化无线传感器的部署,扩大无线传感器网络的覆盖范围较简单,且已经有许多较理想的部署方法.但在实际应用中,加强无线传感器在 3D 环境中的部署,扩大其覆盖范围更具有应用价值,尤其是加强无线传感器在 3D 表面上的部署.这样不仅可以降低无线传感器网络部署的成本,同时还可以加强无线传感器网络的服务质量.

Cao 等^[7]基于非概率测度的融合算子提出了一个改进的三维方向感知模型,并将其应用在平原、丘陵和山脉 3 种 3D 环境中进行仿真实验,实验结果表明,该模型可以有效优化无线传感器的部署. Bhat 等^[8]提出了一种基于距离缩小定位(RRBL)的定位算法,将其应用于无线传感器在 2D 和 3D 环境中的部署,实验结果表明,该方法与其他定位算法相比性能有所提高.上述研究虽然优化了无线传感器的部署,但还存在优化的空间.

群体智能优化算法目前已被应用到各种优化问题中,如最短路径问题、医疗分类问题^[9]和系统资源分配问题等. Du^[10]将分布式粒子群优化(DPSO)算法和三维虚拟力(VF)算法相结合,并将其应用于无线传感器在 3D 环境中的部署,实验结果表明,在不考虑通信限制(CL)的情况下,该方法的性能优于其他方法. Tang 等^[11]提出了一种基于 Voronoi 图(VNSGA)的非支配排序遗传算法,并将其用于解决无线传感器网络的部署问题,实验结果表明,该算法在不同距离大小的两种地形上均优于对比算法.因此,将群体智能优化算法应用到无线传感器网络部署优化问题中可有效加强无线传感器网络的部署,扩大其覆盖面积.基于此,本文将应用改进后的灰狼优化算法(WTGWO)解决无线传感器网络在 3D 环境中的部署问题.

1 实验方法

1.1 WSN 优化问题

1.1.1 覆盖优化

无线传感器网络覆盖和部署的数学模型包括覆盖率计算^[12]、网络连通性的判断^[13]和网络部署情况^[14]等.在无线传感器网络中,分别用 r^p 和 R^c 表示感知半径和通信半径.

假设无线传感器网络包含一组传感器 $S=(s_1, s_2, \dots, s_n)$ 和监控点 $M=(m_1, m_2, \dots, m_n)$, 则 s_i 和 m_j 分别对应的三维坐标为 (x_i, y_i, z_i) 和 (x_j, y_j, z_j) . 监控点 m_j 被 s_i 感知到的概率为

$$M_v(s_i, m_j) = \begin{cases} 1, & d(s_i, m_j) \leq r^p, \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (1)$$

监控点 m_j 到节点的距离用欧氏距离计算:

$$d(s_i, m_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}. \quad (2)$$

当传感器感知概率不足 1 时,多个传感器需要协同检测,则所有传感器对监控点 m_j 的感知率为

$$C_p(s_{\text{all}}, m_j) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - M_v(s_i, m_j)). \quad (3)$$

覆盖率是所有传感器覆盖目标点与该区域目标点数之和的比值:

$$C_r = \frac{\sum_{x,y=1}^{L \times W} C_p(s_{\text{all}}, m_{x-1} \cdot W + y) \times S_{x-1}^b \cdot W + y}{L \times W}, \quad (4)$$

其中 L, W 分别为矩形的长和宽, $S^b = \{s_1^b, s_2^b, \dots, s_n^b\}$ 表示表面积集.

1.1.2 二维网格描述

1) 将 3D 表面整体垂直映射到 2D 平面,然后将其等面积平分;

2) 先将小网格的中心设为点 o ,再将小网格和二维平面上中心点 o 映射回三维平面,得到切平面和切平面中心;

3) 将切平面和切平面中心逆映射回 3D 表面上, 得到表面和表面中心, 近似小切平面. 表面积计算公式为

$$z = f(x, y), \tag{5}$$

$$A = \iint_{D_{xy}} \sqrt{1 + \left(\frac{dz}{dx}\right)^2 + \left(\frac{dz}{dy}\right)^2} dx dy, \tag{6}$$

其中 z 表示曲面, A 表示曲面面积, D_{xy} 表示 x, y 的取值范围.

1.1.3 三维感知盲区

在三维空间中, 可能存在遮挡物, 从而会出现虽然目标在感知范围内, 但未被感知到的情况, 所以判断是否有遮挡物很有必要. 通过目标与传感器节点构建方程, 然后求解零点, 可判断是否存在遮挡物. 存在则为遮挡, 反之则没有.

1.1.4 连通性

节点之间相互传递信息保证网络连通. 建立有向图邻接矩阵 M_v , 当两个传感器节点的距离不超过通信半径, 说明可以传输信息, 对应 $M_v[i][j]=1$. 如果矩阵中存在 0, 则网络不连通. 判断公式为

$$M_v[i][j] = \begin{cases} 1, & \text{连通,} \\ 0, & \text{不连通.} \end{cases} \tag{7}$$

1.2 增强的灰狼优化算法

1.2.1 传统灰狼优化算法

群体智能优化算法在优化问题中展现了优越的性能, 本文以传统灰狼优化算法 (grey wolf optimization, GWO) 作为基础优化算法. 灰狼优化算法具有简单、需要调节的参数少、易实现等特点. 灰狼优化算法是根据自然界中狼群通过种群内部合作进行捕食的原理创建的, 自然界狼群内部存在等级划分, 灰狼算法在进行数学建模时也将狼群划分为 4 个等级, 且以此表示不同质量的解, 狼群等级划分如图 1 所示. 由图 1 可见, 狼群包括 4 个等级, 由上至下分别是 α 狼、 β 狼、 δ 狼和 ω 狼, 最上层的 α 狼具备领导权, 表示最优解; β 狼位于第 2 层, 主要职责是负责辅助顶层 α 狼做出决策, 表示次优解; δ 狼位于第 3 层, 服从 α 狼和 β 狼的命令, 表示一般解; ω 狼位于最底层, 主要职责是维持狼群内部关系的平衡, 表示候选解. 灰狼优化算法中狼群制度分明, 如果等级高的狼适应度不理想, 则会降级到下一层, 最底层的 ω 狼会根据上层所有狼的位置更新自己的位置.

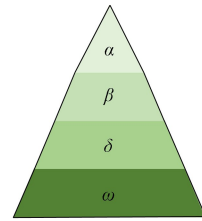


图 1 狼群等级划分

Fig. 1 Wolf pack level classification

在灰狼优化算法中, 底层 ω 狼表示候选解, 候选解不断向表示最优解的 α 狼、次优解的 β 狼、一般解的 δ 狼靠近, 在 ω 狼与其他狼距离为 0 时, 即可代替当前狼在狼群中的位置, 即当前 ω 狼表示的解的质量提高了相应层次. 在数学建模中, ω 狼与其他狼的位置计算公式为

$$\begin{cases} \vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha(t) - \vec{X}_\omega(t)|, \\ \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta(t) - \vec{X}_\omega(t)|, \\ \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta(t) - \vec{X}_\omega(t)|, \end{cases} \tag{8}$$

其中: $\vec{D}_\alpha, \vec{D}_\beta, \vec{D}_\delta$ 分别表示 ω 狼与 α 狼、 β 狼、 δ 狼的距离; t 为当前迭代次数; $\vec{X}_\alpha(t), \vec{X}_\beta(t), \vec{X}_\delta(t), \vec{X}_\omega(t)$ 表示 α 狼、 β 狼、 δ 狼、 ω 狼在当前迭代中的位置; $\vec{C}_1, \vec{C}_2, \vec{C}_3$ 分别表示 ω 狼向 α 狼、 β 狼、 δ 狼移动时的方位角度变量, 其计算公式为

$$\begin{cases} \vec{C}_1 = 2 \cdot \vec{r}_1, \\ \vec{C}_2 = 2 \cdot \vec{r}_2, \\ \vec{C}_3 = 2 \cdot \vec{r}_3, \end{cases} \tag{9}$$

$\vec{r}_1, \vec{r}_2, \vec{r}_3$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数.

灰狼优化算法位置更新数学建模公式如下:

$$\begin{cases} \vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\alpha, \\ \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot \vec{D}_\beta, \\ \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot \vec{D}_\delta, \end{cases} \quad (10)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3}, \quad (11)$$

其中: \vec{X} 表示平均值; $\vec{A}_1, \vec{A}_2, \vec{A}_3$ 为方向系数, 计算公式为

$$\begin{cases} \vec{A}_1 = 2a \cdot \vec{r}_4 - a, \\ \vec{A}_2 = 2a \cdot \vec{r}_5 - a, \\ \vec{A}_3 = 2a \cdot \vec{r}_6 - a, \end{cases} \quad (12)$$

a 为收敛因子, 其值随迭代次数改变, 计算公式为

$$a = 2 - 2 \cdot \frac{t}{\max_t}, \quad (13)$$

\max_t 为最大迭代次数.

1.2.2 混沌映射

传统灰狼优化算法存在初始解集质量较低的问题. 为解决该问题, Wang 等^[13]将多种优化方法集成到传统灰狼优化算法中, 如 Tent 映射^[14-15]. Tent 映射对初值敏感性强, 可解决初始种群随机性过大的问题. Tent 映射数学建模公式为

$$x_{t+1} = \begin{cases} x_t, & x_t < 0.7, \\ \frac{1-x_t}{0.3}, & x_t \geq 0.7. \end{cases} \quad (14)$$

1.2.3 内层优化

根据传统灰狼优化算法中 α 狼位于狼群中最高等级, 且具备最高决策能力, 在更新内层包围策略时, 文献[13]以 α 狼为主体, 构建了内部位置更新策略, 数学建模公式为

$$\begin{cases} \vec{D}'_\alpha = |\vec{C}_4 \cdot \vec{X}_\alpha(t) - \vec{X}_\alpha(t)|, \\ \vec{C}_4 = 2 \cdot \vec{r}_7, \\ \vec{X}'_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_4 \cdot \vec{D}'_\alpha, \\ \vec{A}_4 = 2a \cdot \vec{r}_8 - a, \\ \vec{X}(t+1) = \vec{X}'_1 \end{cases} \quad (15)$$

其中 \vec{D}'_α 表示 ω 狼与 α 狼之间的距离, \vec{r}_7 为 $[0,1]$ 内的随机数, \vec{C}_4 为方向系数, \vec{A}_4 为角度系数.

1.2.4 外层优化

在外层优化中, 文献[13]采用与传统灰狼算法一致的位置更新策略. 但传统灰狼优化算法还存在开发和勘探之间不平衡的问题, 为解决该问题, 本文在灰狼优化算法外围位置更新策略中引入了自适应权重方法^[16]. 自适应权重方法种类有很多, 本文选用呈指数变化的自适应权重方法. 自适应权重方法可以使算法在前期具有较强的全局搜索能力, 并随着迭代次数的增长使权重呈指数减小, 以此逐渐增强算法的局部搜索能力. 自适应权重方法数学建模公式为

$$\omega = e^{(-10t/\max_t)^2}. \quad (16)$$

经过优化后的外围位置更新公式为

$$\begin{cases} \vec{X}_1 = \omega \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\alpha, \\ \vec{X}_2 = \omega \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot \vec{D}_\beta, \\ \vec{X}_3 = \omega \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot \vec{D}_\delta. \end{cases} \quad (17)$$

最后同样取平均值作为位置更新公式.

1.2.5 增强灰狼算法应用于 WSN 优化

本文实验主要为解决无线传感器网络的覆盖问题, 因此应用覆盖率构建适应度函数, 步骤如下:

步骤 1) 设置曲面长 L 和宽 W 、传感器数量 N 、感知半径 r^p 和通信半径 R^c 、维度 dim 等;

步骤 3) 根据式(14) Tent 映射初始种群及相关参数;

步骤 3) 根据式(8),(9)对距离进行更新;

步骤 4) 根据式(16),(17)外层优化对位置进行更新;

步骤 5) 根据式(11)~(13)判断是否为最大迭代次数, 否则返回步骤 3), 到达最大迭代次数, 记录覆盖率, 判断是否连通以及连通率、三维和二维部署图等。

2 实验设置及结果

2.1 实验设置

本文实验基于 MATLAB 实现. 模拟环境为马鞍形曲面山坡, 结果显示了 50 个节点下无线传感器网络原始二维部署图、三维部署图及利用本文优化算法优化后的最优二维部署图、三维部署图. 为验证本文算法的有效性, 设置了对比实验. 对比实验选取其他 3 个常用的群体智能优化算法在同样环境下优化无线传感器网络部署, 分别是灰狼优化算法、遗传优化算法(genetic algorithm, GA)、粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO), 并绘制了对比折线图. 为验证本文算法在连通性方面的优越性, 针对 30, 40, 50 个节点分别记录了经过不同算法优化的无线传感器网络的连通率以及平均覆盖率. 实验独立重复 20 次, 迭代次数设置为 400, 初始种群数为 50. 为降低仿真实验难度, 本文实验根据文献[13]中设置的实验环境设置相同的马鞍形曲面山坡环境^[15]. 同时为简化优化模型, 做如下假设:

- 1) 无线传感器节点总能根据计算结果部署在准确位置;
- 2) 不考虑节点的能量问题.

2.2 实验结果

2.2.1 WTGWO 优化结果

原始部署如图 2 所示, 展示了在 50 个节点下随机部署无线传感器的二维部署图和三维部署图. WTGWO 优化结果如图 3 所示, 展示了在 50 个节点下经过 WTGWO 优化后达到最优覆盖率的二维部署图和三维部署图. 图 2 和图 3 中, 红点表示节点位置, 黑点表示被覆盖的位置. 由图 2 和图 3 可见, 在随机部署下, 无线传感器部署较凌乱, 且存在很多未被覆盖的区域, 但在经过 WTGWO 优化后, 无线传感器部署的较均匀, 且实现了最大面积覆盖, 覆盖率可达 97.58%. 为验证经过 WTGWO 算法优化后的无线传感器网络的连通性, 本文实验应用 Kruskal 算法生成了无线传感器网络最小生成树, 结果如图 4 所示. 由图 4 可见, 经过 WTGWO 算法优化后的无线传感器网络在达到最优覆盖率的同时也保证了连通, 说明本文实验提出的 WTGWO 算法可以优化无线传感器网络的部署.

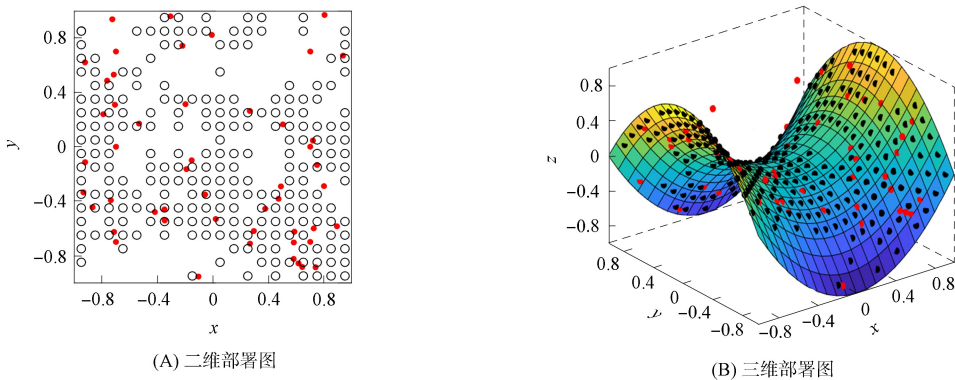


图 2 原始部署

Fig. 2 Original deployment

2.2.2 对比实验

为验证本文算法的有效性, 将 WTGWO 算法与其他 3 个常用的群体智能优化算法进行比较. 覆盖率对比结果如图 5 所示, 其展示了在 30, 40, 50 个节点下, WTGWO 算法与其他算法随着迭代次数

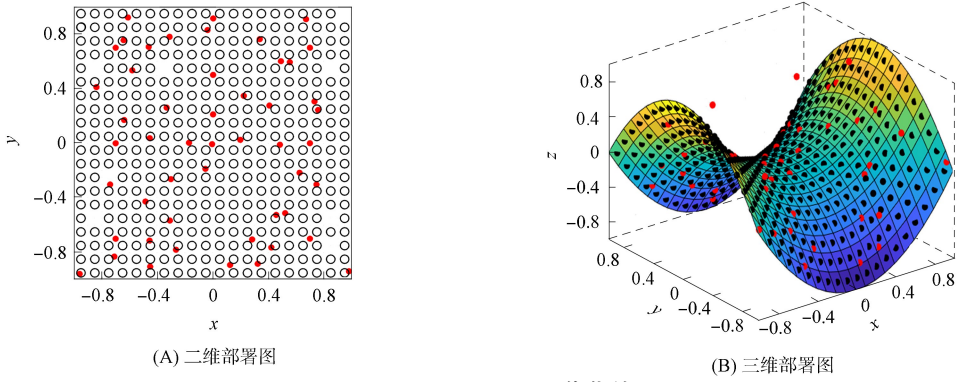


图 3 WTGWO 优化结果

Fig. 3 WTGWO optimization results

的增加覆盖率的变化情况. 由图 5 可见, 虽然在 40 个节点下 GWO 和 PSO 算法似乎达到了与 WTGWO 算法同样的覆盖率, 但在 30 和 50 个节点下, 本文提出的 WTGWO 算法覆盖率都最好. 尤其在 50 个节点下, WTGWO 算法的曲线大部分都高于其他算法的曲线, 表明 WTGWO 算法的收敛速度明显快于其他算法.

为进一步证明 WTGWO 算法的有效性, 表 1 列出了 WTGWO 算法与其他算法在 30, 40, 50 个节点下的连通率及平均覆盖率对比结果.

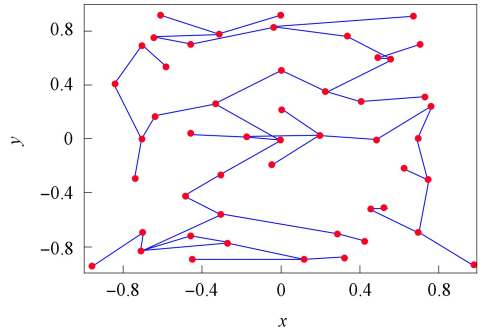


图 4 Kruskal 最小生成树

Fig. 4 Kruskal minimal spanning tree

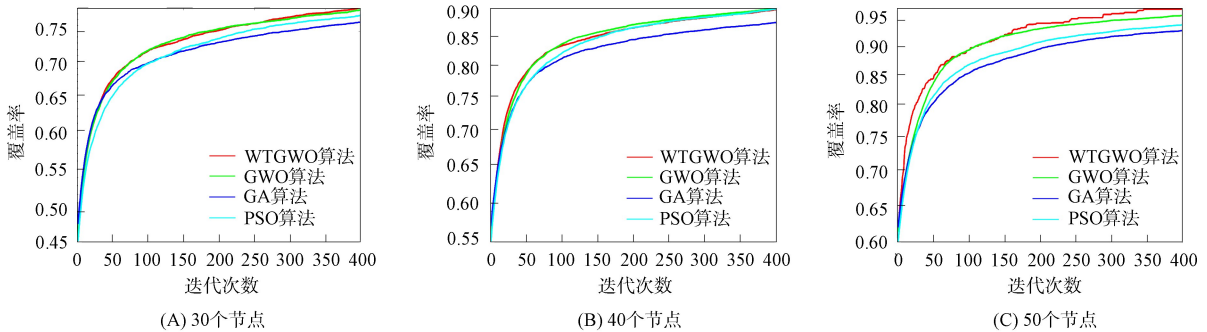


图 5 不同算法的覆盖率对比结果

Fig. 5 Coverage comparison results of different algorithms

表 1 不同算法的连通率和平均覆盖率对比结果

Table 1 Comparison results of connectivity and average coverage of different algorithms

无线传感器数量	算法	连通率	平均覆盖率/%	无线传感器数量	算法	连通率	平均覆盖率/%
30	WTGWO	0.85	78.81	40	GA	0.9	86.24
	GWO	0.8	78.24		PSO	0.95	88.67
	GA	0.55	77.73		50	WTGWO	1
	PSO	0.6	77.70	GWO		1	95.10
40	WTGWO	1	90.78	GA		1	92.87
	GWO	1	89.20	PSO	1	93.17	

由表 1 可见: 在 30 个节点下, 所有算法都不能保证连通; 在 40 个节点下只有 WTGWO 和 GWO 算法能保证连通, 在保证连通的情况下, WTGWO 算法覆盖率最好; 在 50 个节点下, 所有算法都能保

证连通,但 WTGWO 算法达到了最好覆盖率.因此在保证无线传感器网络连通的情况下,本文算法可达到最高覆盖率.与其他算法相比,本文算法最适用于无线传感器网络的三维部署.

综上所述,为优化增强灰狼优化算法的寻优能力,本文在其外围位置更新策略中引入了自适应权重方法.自适应权重方法可以随着迭代次数的增加调整权重的大小,进而控制算法增强全局搜索能力,或者是增强局部搜索能力,从而可以平衡灰狼优化算法开发与勘探之间的搜索.为优化无线传感器网络的三维部署,应用该算法在马鞍形曲面山坡上进行了无线传感器网络三维部署优化仿真实验.实验结果表明,本文算法可以在相同节点的情况下保证网络的连通率,同时达到最大覆盖率.从而在保证无线传感器网络服务质量的基础上,达到降低无线传感器网络部署成本的目的.

参 考 文 献

- [1] YU J T, YU Z, DING M L, et al. Research on the Tenacity Survivability of Wireless Sensor Networks [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2020, 11(9): 3535-3544.
- [2] LI M, JIANG F, PEI C. Review on Positioning Technology of Wireless Sensor Networks [J]. *Wireless Personal Communications*, 2020, 115(3): 2023-2046.
- [3] CHEN X, WU T. Region Segmentation Model for Wireless Sensor Networks Considering Optimal Energy Conservation Constraints [J]. *Journal of Networks Software Tools and Applications*, 2019, 22: S7507-S7514.
- [4] CII S, TOMASINI G, BACCI M L, et al. Solar Wireless Sensor Nodes for Condition Monitoring of Freight Trains [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(5): 3995-4007.
- [5] ZRELLI A, EZZEDINE T. A New Approach of WSN Deployment, K-Coverage and Connectivity in Border Area [J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 121(4): 3365-3381.
- [6] HAO X H, YUEN K V, KUOK S C. Energy-Aware Versatile Wireless Sensor Network Configuration for Structural Health Monitoring [J]. *Structural Control & Health Monitoring*, 2022, 29(11): 17-1-17-21.
- [7] CAO B, ZHAO J W, LÜ Z H, 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.
- [8] BHAT S J, SANTHOSH K V. Localization of Isotropic and Anisotropic Wireless Sensor Networks in 2D and 3D Fields [J]. *Telecommunication Systems*, 2022, 79(2): 309-321.
- [9] BHARANIDHARAN N, RAJAGURU H. Performance Enhancement of Swarm Intelligence Techniques in Dementia Classification Using Dragonfly-Based Hybrid Algorithms [J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2020, 30(1): 57-74.
- [10] DU Y Z. Method for the Optimal Sensor Deployment of WSNs in 3D Terrain Based on the DPSONV Algorithm [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 140806-140821.
- [11] TANG Y F, HUANG D C, LI R, et al. A Non-dominated Sorting Genetic Algorithm Based on Voronoi Diagram for Deployment of Wireless Sensor Networks on 3D Terrains [J]. *Electronics*, 2022, 11(19): 1-23.
- [12] LI Q Y, LIU N Z. Nodes Deployment Algorithm Based on Data Fusion and Evidence Theory in Wireless Sensor Networks [J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 116(2): 1481-1492.
- [13] WANG Z D, XIE H M. Wireless Sensor Network Deployment of 3D Surface Based on Enhanced Grey Wolf Optimizer [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 57229-57251.
- [14] XU J, LIU Y Z, MENG Y Y. Analysis and Simulation of Reliability of Wireless Sensor Network Based on Node Optimization Deployment Model [J]. *Journal of Networks Software Tools and Applications*, 2019, 22: S7585-S7591.
- [15] GAO Z J, LIU Z Y, WANG L C. An Image Encryption Algorithm Based on the Improved Sine-Tent Map [J]. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2021, 2021: 9187619-1-9187619-16.
- [16] TONG R N, LI P, LANG X, et al. A Novel Adaptive Weighted Kernel Extreme Learning Machine Algorithm and Its Application in Wind Turbine Blade Icing Fault Detection [J]. *Measurement*, 2021, 185: 110009-1-110009-20.