

基于多策略改进鲸鱼优化算法的无线传感器网络布设研究

闫东

(绿能慧充数字技术有限公司, 陕西 西安 710086)

摘要 针对无线传感器网络 (WSN) 布设覆盖性能不均匀的问题, 本文提出了一种面向 WSN 优化分布的改进型鲸鱼优化算法 (MSWOA)。该算法的改进包括利用 Sobol 算子优化种群初始化分布; 利用基于指数变化的收敛因子替代传统线性递减方式, 并引入惯性权重机制平衡全局与局部搜索过程; 强化了算法在局部开发阶段的性能; 同时, 借助随机学习机制, 丰富了种群行为的多样性, 提升了个体在迭代过程中的差异性。仿真实验表明, 本文所提出的 MSWOA 算法在提升传感器节点覆盖率与空间分布均匀性方面具有显著优势。

关键词 无线传感器网络; 鲸鱼优化算法; 随机性学习

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.12.011

0 引言

无线传感器网络 (WSN) 是依托无线通信技术, 由多种类型和数量的传感器所搭建的一种多节点网络系统^[1]。作为关键的基础设施, WSN 在物联网、智慧城市及精准农业等领域扮演着重要角色。目前, 在无线传感器网络的研究中, 节点优化部署是热点研究方向之一, 而群智能算法 (粒子群优化、人工鱼群优化及灰狼优化等) 已被广泛研究并应用于该领域^[2]。

鲸鱼优化算法 (WOA)^[3] 是澳大利亚学者 Mirjalili 依据座头鲸捕猎行为提出的一种优化方法。近年来, 研究人员针对 WOA 在易陷入局部最优、优化速度慢等方面中提出了多种改进策略并得到了实际应用。例如: 周亚琴等^[4] 提出了一种结合 Levy 飞行的改进型鲸鱼优化算法, 有效提升了种群在迭代前期的全局搜索与跳出局部最优的能力。郭佳欣等^[5] 融合了多种策略以克服原模型求解中的非线性、多极值困难, 解决了光伏模型参数辨识这一具体工程问题。严志鹏等^[6] 设计了一种非线性自适应权重来增强鲸鱼优化算法的性能, 特别是在高维复杂函数优化问题上优势明显。

针对基础鲸鱼优化算法 (WOA) 在无线传感器网络 (WSN) 优化中收敛精度低、覆盖均匀度差等问题, 本文提出一种改进的鲸鱼优化算法 (MSWOA)。WSN 覆盖优化旨在通过调整节点位置实现区域有效监控。传统 WOA 种群初始化随机性强, 收敛因子线性递减难以平衡探索与开发, 且后期种群多样性下降。为此, MSWOA 引

入 Sobol 序列初始化, 使初始解分布更均匀; 设计指数规律收敛因子, 前期强化全局搜索, 后期加速收敛; 采用惯性权重与随机性学习策略, 调节步长并增加种群多样性, 平衡勘探与开发; 最后利用柯西长尾扰动和高斯局部聚焦, 提高全局收敛性能。将 MSWOA 应用于 WSN 覆盖优化, 构建覆盖率适应度函数。仿真实验在 100×100 和 200×200 的区域部署, 与 PSO、GWO、SSA、FA 及标准 WOA 对比。结果表明, MSWOA 的平均覆盖率最高, 较标准 WOA 提升约 8.5%, 节点分布更均匀, 有效减少覆盖空洞, 验证了其在 WSN 覆盖优化中的有效性与优越性。

1 改进鲸鱼优化算法

1.1 种群初始化改进

针对鲸鱼优化算法因种群初始化随机性强而导致的解空间分布不均、求解精度下降的问题, 本文引入 Sobol 序列进行种群初始化。该序列在每一维度上基于底数为 2 的 Radical Inversion 生成, 各维度通过独立的矩阵运算产生低偏差、高均匀性的准随机序列, 确保初始个体在搜索空间中分布更加均衡, 为后续寻优奠定良好的基础。

1.2 基于指数规律收敛因子调整策略

在 WOA 中, 收敛因子 a 随迭代的更新方式采用一种线性递减策略进行计算, 重要参量的不同更新策略会极大地影响算法的性能, 而线性策略往往不是最有效的。

作者简介: 闫东 (1981-), 男, 本科, 工程师, 研究方向: 新能源产业。

本文采用了基于指数规律变化的收敛因子更新方式:

$$a=2e^{-t/T_{\max}} \quad (1)$$

式(1)中, t 为种群代数, T_{\max} 为最大的迭代次数。

1.3 自适应惯性权重策略

本文引入自适应权重解决猎物目标对鲸鱼群位置更新的影响, 公式如下:

$$w(t)=\frac{2}{\pi} \cdot \tan\left(\frac{t}{T_{\max}}\right) \quad (2)$$

传统 WOA 的位置更新公式变为:

$$X(t+1)=X_{rand}(t) \cdot w(t)-A \cdot D_{rand}, p<0.5, |A|>1 \quad (3)$$

$$X(t+1)=X^*(t) \cdot w(t)-A \cdot D, p<0.5, |A|\leq 1 \quad (4)$$

$$X(t+1)=X^*(t) \cdot (1-w(t))+D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l), p\geq 0.5 \quad (5)$$

$$D=|C \cdot X^*(t)-X(t)| \quad (6)$$

以上公式中, $X^*(t)$ 是第 t 代种群内全局最优解个体位置, X_{rand} 是从当前随机个体位置, D 包围表示步长, D_{rand} 为搜寻猎物的步长, D' 为鲸鱼和猎物的距离, A 和 C 为系数向量, b 是螺旋形状的对数常数, l 是 -1 到 1 之间的随机数, p 为更新鲸鱼的位置的概率。

该策略初期权值较小, 有利于种群广泛探索, 维持多样性以避免早熟; 后期权值非线性增大, 强化最优解引导, 加速局部收敛。

1.4 随机性学习策略

本文采用随机性学习策略, 模拟鲸鱼之间的交流模式, 通过比较适应度值来评价两个个体的优秀程度, 次优的学习优秀个体的信息更细自身位置。

$$X_{new}=\begin{cases} X+rand(0,1) \cdot (X-X_p), f(X_p)<f(X) \\ X+rand(0,1) \cdot (X_p-X), f(X_p)>f(X) \end{cases} \quad (7)$$

本文用 $rand(0,1)$ 产生 $(0,1)$ 间的随机数来表示个体学习差异。如果 $f(X_{new})<f(X)$, 种群就接受新个体 X_{new} 并取代个体 X , 否则拒绝劣个体 X_{new} 。

1.5 柯西高斯混合变异策略

为了提升算法跳出局部最优的性能, 本文为最优个体施加柯西高斯混合变异算子扰动。柯西高斯混合算子能产生不同的步长, 使算法有效避免陷入局部最优。加入混合变异算子的个体更新公式为:

$$X_{new}^*(t)=X^*(t) \cdot (1+\lambda_1 cauchy(0,1)+\lambda_2 Gauss(0,1)) \quad (8)$$

$$\lambda_1=1-\frac{t^2}{T_{\max}^2} \quad (9)$$

$$\lambda_2=\frac{t^2}{T_{\max}^2} \quad (10)$$

式(8)中, $X_{new}^*(t)$ 为经过柯西高斯混合变异扰动后

得到的新个体值; $cauchy(0,1)$ 为柯西算子, $Gauss(0,1)$ 为高斯算子。

2 WSN 覆盖优化模型的建立与评价

2.1 WSN 节点感知模型

在二维空间内, 设有一个感知半径为 R_c 的传感器节点 p_m 。若它与空间内任意一目标点 p_n 之间的欧氏距离满足 $d(p_m, p_n) \leq R_c$, 则该目标点被传感器节点所覆盖。则传感器节点对于目标点的感知概率为:

$$P_{(m,n)}=\begin{cases} 1 & d(p_m, p_n) \leq R_c \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (11)$$

式(11)中, $p_{(m,n)}$ 表示传感器节点 p_m 对目标节点 p_n 的感知概率。 $d(p_m, p_n)$ 表示节点 p_m 与节点 p_n 之间的欧氏距离。

2.2 WSN 覆盖优化模型

假设 WSN 由 N 个传感器节点构成, 可表示为 $S=\{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 。二维空间监测区域内所有目标节点的集合为 $M=\{m_1, m_2, \dots, m_N\}$ 。若集合 S 和集合 M 的二维空间坐标值分别为 (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j) , 那么监测目标节点之间的距离的计算公式为:

$$d(S, M)=\sqrt{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2} \quad (12)$$

那么传感器节点集合 S 对于目标节点集合 M 的感知概率为:

$$P_{cov}(S, M)=\begin{cases} 1 & d(S, M) \leq R_c \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (13)$$

被监测节点的联合感知概率为:

$$C_p(S_{all}, m_j)=1-\prod_{i=1}^n [1-P_{cov}(S, M)] \quad (14)$$

式(14)中, S_{all} 是二维空间监测区域中的全部传感器节点。

假设需要监测的区域是长 w 为 L , 宽为 W 的矩形区域, 则监测区域的面积为 $H=L \times W$ 。通过计算监测节点的感知概率, 可得到覆盖率 C_r 为:

$$C_r=\sum_{x=1}^L \sum_{y=1}^W C_p(S_{all}, M)/H \quad (15)$$

2.3 覆盖率指标

WSN 覆盖优化的核心是在监测区域内寻求传感器节点最优布设方案以实现覆盖率最大化。需指出的是, 提高节点密度或扩大感知范围同样能提升覆盖率。但为保证评估的客观性, 本文所有对比实验均在统一设定的感知区域内、给定传感器节点规模及感知半径下进行, 并严格控制参数条件一致。因此, 本文以覆盖率作为核心指标, 对各类算法的优化性能展开评估, 覆盖率模型为:

$$f(i)=Max[C_r(i)] \quad (16)$$

3 实验与分析

为了验证本文算法的有效性和鲁棒性,在不同规模监测区域中开展 WSN 覆盖优化实验。实验设置 100×100 与 200×200 两种监测区域,采用网格点法计算覆盖率。为了保证实验结果的客观性,本文算法与对比算法都独立运行了 30 次并分别统计均值与标准差。实验的对比算法包括鲸鱼优化算法、遗传算法、灰狼优化算法、粒子群优化算法以及麻雀搜索算法。实验平台为 CPU i5-12400, 16G 内存,软件版本为 MATLAB R2024a。

3.1 监测区域为 100×100 实验

在二维空间中设置 100×100 的监测区域,并在区域内随机布设 20 个感知半径为 13 m 的同构传感器节点。初始传感器位置为 Sobol 算子随机分布,通过本文所提出来的优化算法,在迭代过程中,传感器位置通过学习鲸鱼捕猎行为,自适应调整了捕猎路径,通过最优解的评价逐步更新传感器位置,提升了覆盖率。为了保证实验的公平性,所有优化算法的初始种群规模

均设为 30,最大迭代次数设为 500。不同算法的覆盖率如表 1 所示。

从表 1 的统计数据可知,在相同的实验条件和迭代次数下,基于 MSWOA 的覆盖优化方法取得了最高的覆盖率指标。相较于鲸鱼优化算法、遗传算法、灰狼优化算法、粒子群优化算法以及麻雀搜索算法,本文 MSWOA 的覆盖率分别提升了 4.45%、1.7%、10.69%、5.95% 和 13.11%。说明在 WSN 覆盖优化问题中,本文算法具有更高的寻优性能。

3.2 监测区域为 200×200 实验

为检验 MSWOA 算法在更大规模场景下的覆盖优化能力,本节进一步扩大实验范围。将监测区域拓展为 200×200 的矩形平面,并在该区域内布设 40 个感知半径为 20 m 的同构传感器节点。基于 MSWOA 的覆盖优化方法再次与上述五种对比算法进行横向比较。表 2 记录了六种方法在该实验场景下的覆盖率统计结果。

从表 2 列出的数据可以看出,在相同的参数配置下完成 500 次迭代寻优后,基于 MSWOA 的策略依然表现

表 1 监测区域 100×100 的不同算法覆盖率比较

算法	鲸鱼算法	遗传算法	灰狼算法	粒子群算法	麻雀算法	改进鲸鱼算法
覆盖率	81.71%	84.46%	75.47%	80.21%	73.05%	86.16%

表 2 监测区域 200×200 不同算法覆盖率比较

算法	鲸鱼算法	遗传算法	灰狼算法	粒子群算法	麻雀算法	改进鲸鱼算法
覆盖率	80.77%	76.32%	79.46%	86.53%	74.30%	83.11%

最佳,其覆盖率达到最高值。相较于上述五种对比优化方法,MSWOA 的覆盖率分别领先了 4.09%、13.54%、10.4%、3.33% 及 15.56%。

4 结束语

针对无线传感器网络布设中存在的覆盖率不均匀的问题,本文提出了一种多改进策略的鲸鱼优化算法(MSWOA)。该算法优化了种群初始化的方式,提升了初始解的分布均匀性。同时,加入了自适应惯性权重调节机制与随机性学习策略,增强了迭代中的种群多样性及全局搜索能力,有效平衡了算法前期探索与后期开发的权重,避免了早熟收敛;通过引入柯西高斯混合变异,提升了算法的全局搜索能力。为验证本文算法的性能,分别在 100×100 及 200×200 两种监测区域内进行了传感器布设优化实验,并与五种常见优化算法进行对比。实验结果表明,本文提出的 MSWOA 比

传统 WOA 更有优势,且在 WSN 布设覆盖率和节点分布均匀性上表现更优。

参考文献:

- [1] 陈晓明,张洪伟,刘志强.基于微控制器单元的无线传感器网络节点设计与优化综述[J].传感技术学报,2023,36(05):673-682.
- [2] 秋兴国,王瑞知,张卫国,等.基于混合策略改进的鲸鱼优化算法[J].计算机工程与应用,2022,58(01):70-78.
- [3] 米尔贾利利·S,刘易斯·A.鲸鱼优化算法[J].工程软件进展,2016(95):51-67.
- [4] 周亚琴,罗庆凤.基于莱维飞行的混合鲸鱼优化算法[J].计算机科学,2023,50(06):254-261.
- [5] 郭佳欣,张军,史丹阳.基于多策略鲸鱼优化算法的光伏模型参数辨识[J].太阳能学报,2022,43(07):118-125.
- [6] 严志鹏,唐建林.融合自适应权重的增强鲸鱼优化算法[J].系统工程与电子技术,2023,45(04):1122-1131.