

[文章编号] 1003-4684(2023)02-0007-04

基于自适应非线性因子杂草算法的 WSN 覆盖优化

付 波, 黄晓啸, 赵熙临, 权 轶, 贺章擎

(湖北工业大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430068)

[摘 要] 无线传感器网络(WSN)的覆盖率与区域内的传感器节点分布密切关联,而现有传感器分布算法存在收敛速度慢、易陷入局部极值等问题。对此,提出了一种基于自适应非线性因子杂草算法(HA-IWO)的传感器节点分布优化方法。首先,在初始阶段,利用 Halton 序列产生偏差很小的初始点,使种群分布更均匀;其次,在种群扩散阶段,将非线性调和因子设置为根据迭代次数自适应产生,以调整搜索步长,解决算法易陷入局部最优的问题。最后,通过 4 组标准函数测试与 WSN 覆盖优化仿真对该算法进行验证。仿真实验表明:相比于标准杂草算法,改进后的算法具有收敛速度快、覆盖率高的优点,能有效解决 WSN 覆盖优化问题。

[关键词] WSN 覆盖率;杂草算法;节点分布;Halton 序列;非线性调和因子

[中图分类号] TP18;TP212.9 **[文献标识码]** A

随着科技的不断进步,无线传感器网络(WSN)的应用范围日趋广泛,尤其在电气、航空、商业、工农业生产、医疗健康等领域有着广泛的应用^[1]。WSN 是一种分布式传感网络,其末梢是可以感知和检查外部世界的传感器,传感器节点的覆盖率决定 WSN 的工作效率。

近年来,将智能算法应用于 WSN 覆盖优化问题得到了广泛关注。文献[2]提出改进灰狼算法优化 BP 神经网络的无线传感器网络数据融合算法,提高了无线传感器的数据融合精度;文献[3]针对无线传感器节点能源有限导致负载不均衡,提出一种改进萤火虫算法优化模糊 C 均值的无线传感器网络路由算法;文献[4]将改进的麻雀搜索算法应用于无线传感器节点定位,取得了很好的效果;文献[5]提出改进遗传算法解决了无线传感器网络节点修复不确定性问题。但这些应用于 WSN 覆盖问题的群智能算法由于本身存在缺陷,导致优化结果不是很理想。

杂草优化算法(Invasive Weed Optimization, IWO)由 A.R. Mehrabian 和 C. Lucas^[7]于 2006 年提出,是一种启发式搜索算法,由于 IWO 算法简单、易于并行实现,具有全局和局部搜索能力,目前已经广泛应用于许多自然科学与工程领域,如电力市场的纳什均衡问题^[6]、电价预估、神经网络、鲁棒控制器参数整定^[8]等。同时,针对 IWO 的收敛速

度和寻优策略,涌现许多改进杂草算法。范宏等^[9]利用柯西分布对算法进行空间扩散,在计算初始产生更多可行解;顿晓晗等^[10]将杂草个体以正态分布改为混合种群多种分布产生子代个体,提高了寻优精度;张华强等^[11]将杂草算法与粒子群算法进行结合,改善了算法跳出局部最优的能力;王子豪等^[12]改变了传统杂草算法的适应度计算方式,提高了算法的收敛速度。

为进一步提高杂草算法的收敛速度和寻优精度,作者提出了一种基于 Halton 序列初始化、根据迭代次数自适应产生非线性调和因子的改进杂草算法,仿真实验表明:本文算法不仅有更快的收敛速度,还能跳出局部极值,搜索到质量更好的最优解,能有效提高 WSN 覆盖率。

1 WSN 覆盖优化模型

假设覆盖区域为二维平面 A ,将 A 离散成 $n \times n$ 的网格,每个网格的面积设置为 1, A 中分布着属性相同且位置不变的 M 个传感器节点。每个节点同时具有通信半径 R_1 和感知半径 R_2 ,且 $2R_2=R_1$ 。所有传感器节点可以看成是 $L=\{l_1, l_2, l_3, \dots, l_n\}$ 的集合, $l_i=(x_i, y_i)$, ($i=1, 2, \dots, n$), $z_i=(x_i, y_i)$ 为目标点的位置,则节点到目标点的距离如式(1)所示:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

[收稿日期] 2022-03-29

[基金项目] 湖北省自然科学基金项目(2020CFB814)

[第一作者] 付 波(1973-),男,湖北武汉人,工学博士,湖北工业大学教授,研究方向为图像识别与能源优化

[通信作者] 黄晓啸(1997-),男,湖北恩施人,湖北工业大学硕士研究生,研究方向为电气工程

WSN 中传感器节点覆盖概率分布为:

$$P(x, y, l) = \begin{cases} 1 & d_{ij} \leq R_2 - r_e, \\ \frac{-\alpha_1 \beta_1 \lambda_1}{\alpha_2 + \beta_2 \lambda_2} & R_2 - r_e < d_{ij} < R_2 + r_e, \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (2)$$

式中: r_e ($0 < r_e < R_2$) 为节点的有效测量半径, λ_1 、 λ_2 、 β_1 、 β_2 为传感器的自身参数, α_1 、 α_2 为输入参数, 用公式(3)和公式(4)定义:

$$\alpha_1 = R_e - R_2 + d_{ij} \quad (3)$$

$$\alpha_2 = r_e + R_2 - d_{ij} \quad (4)$$

多个传感器共同作用的 WSN 感知概率:

$$p_{\text{cov}}(L_{\text{all}}) = 1 - \prod_{li \in L_{\text{all}}} (1 - P(x, y, l)) \quad (5)$$

式中: L_{all} 为传感器节点集合。

WSN 的覆盖率为所有节点覆盖面积与总面积的比值, 用公式(6)表示:

$$R_{\text{all}} = \frac{\sum_{j=1}^{n \times n} P_{\text{cov}}(L_{\text{all}})}{n \times n} \quad (6)$$

2 杂草算法(IWO)

杂草算法主要步骤如下:

1) 种群初始化。由下式随机产生杂草 i :

$$x_i = x_{\min} + (x_{\max} - x_{\min}) \cdot \text{rand}(0, 1) \quad (7)$$

其中, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 且 $i = 1, 2, \dots, P, D$ 为问题的维度, P 为种群数量, x_{\max} 和 x_{\min} 分别为 x_i 的极大值和极小值。

2) 生长繁殖: 杂草按照式(8)产生种子:

$$\text{weed}_n = \frac{f - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \cdot (s_{\max} - s_{\min}) + s_{\min} \quad (8)$$

式中, f 为杂草适应度值, s 为杂草个体生成的种子数。子代种子数目与适应度值呈线性关系, 计算过程如图 1 所示。

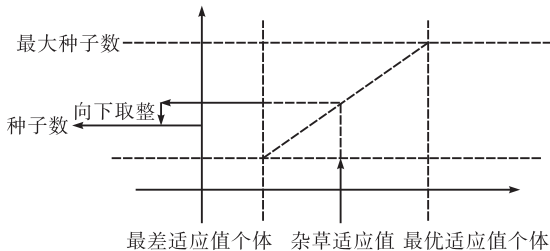


图 1 杂草繁殖种子的向下取整线性曲线

3) 扩散阶段: 在 IWO 算法中, 种子按照平均值为 0, 标准差为 σ 的正态分布, σ 的变化公式如下:

$$\sigma = \frac{(\text{iter}_{\max} - \text{iter})^n}{(\text{iter}_{\max})^n} \cdot (\sigma_{\text{init}} - \sigma_{\text{final}}) + \sigma_{\text{final}} \quad (9)$$

其中, iter 为迭代次数, σ 为标准差, n 为非线性调和因子, $n = 2$ 或 3。

4) 竞争生存阶段: 在种群扩散过程中, 如果种群

数量达到预设最大种群规模, 则按照适应度值高低对杂草和种子进行排序, 选取适应度好的前 p_{\max} 数目个体, 淘汰其余个体(图 2)。

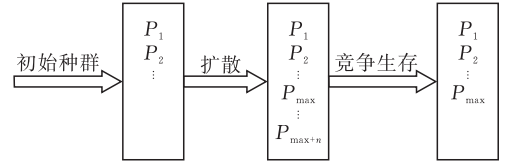


图 2 竞争生存阶段示意图

5) 停止准则: 重复步骤 1) 到 4), 记录每一代种群中适应度最好的个体, 到最大迭代次数为止, 得到种群的最优解。

3 改进的杂草算法(HA-IWO)

3.1 基于 Halton 序列的种群初始化

IWO 算法在初始阶段会随机生成初始点, 初始点分布不均匀易导致算法陷入局部极值, 因此初始点的分布选择是提升 IWO 算法效率的重要环节。低偏差序列能较好地解决分布不均匀的缺陷, 提高初始解质量。图 3、图 4 分别是伪随机序列和低偏差序列的空间分布效果。

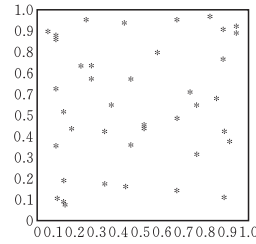


图 3 伪随机序列

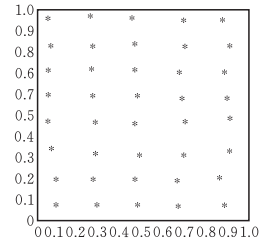


图 4 低偏差序列

从图 4 可以看出, 伪随机序列分布的点有聚集和扎堆现象, 这种初始点极易让算法陷入局部极值。而低偏差序列的点在空间内呈现均匀分布, 因此具有更好的寻优能力。Halton 序列属于低偏差序列的一种, 由于其定义简单且能生成无穷个样本点, 因此被广泛应用。它是一种为数值方法(如蒙特卡洛模拟算法)产生顶点的系列生成算法。虽然这些序列是以确定的方法算出来的, 但它们的偏差很小, 所以, 这些点可以看成是空间内随机分布的点。

3.2 利用非线性因子调整搜索步长

杂草种子按照式(9)分布在父代周围, 基本 IWO 算法中的非线性因子 n 是一个定值, 极大限制了杂草个体的全局寻优能力。将非线性因子设置成根据迭代次数自适应变化, 使得迭代前期算法的标准差较大, 种子分布在离父代较远的位置, 迭代后期算法标准差变小, 种子分布在离父代较近的位置, 从而实现算法从全局到局部的搜索, 避免早熟。非线性因子 n 的变化如式(10):

$$n = \begin{cases} 2 - \sqrt{1 + \frac{\text{iter}}{\text{iter}_{\max}}} & 0 < \frac{\text{iter}}{\text{iter}_{\max}} \leqslant 0.5, \\ 2 + \sqrt{1 + \frac{\text{iter}}{\text{iter}_{\max}}} & 0.5 < \frac{\text{iter}}{\text{iter}_{\max}} \leqslant 1 \end{cases} \quad (10)$$

式中:iter 表示当前迭代次数;iter_{max} 为最大迭代次数。HA-IWO 算法步骤见图 5。

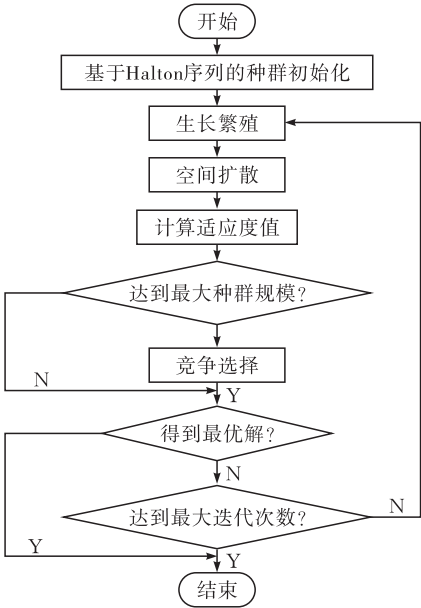


图 5 算法流程

4 仿真实验与分析

为验证本文 HA-IWO 算法在 WSN 覆盖优化研究中的优势,选用 4 个国际通用 Benchmark 函数^[13]进行了测试,并选择基本粒子群算法(PSO)、基本杂草算法(IWO)、本文算法(HA-IWO)进行对比分析。本次仿真实验所使用环境为:DELL inspiron 15-5557 系列,内存为 8 GB,操作系统为 Windows 10,编程环境 Matlab 2019a。

设置检测区域为 100 m×100 m 的二维平面,传感器覆盖节点数为 20 个,节点通信半径为 15 m,感知半径为 7.5 m。用 HA-IWO 算法、IWO 算法、PSO 算法分别对这些节点在区域内进行覆盖优化,三种算法同时迭代 300 次,重复操作 10 次,记录下每次迭代得到的最优解。各算法参数:PSO ($c_1 = c_2 = 2, \omega = 0.6, v_{\max} = 5$), IWO($s_{\max} = 20, s_{\min} = 0, \delta_{\text{ini}} = 300, \delta_{\text{final}} = 0.05$), HA-IWO($s_{\max} = 20, s_{\min} = 0, \delta_{\text{ini}} = 300, \delta_{\text{final}} = 0.05$)。

4.1 算法覆盖率对比

用以上三种算法对 WSN 覆盖优化仿真。首先,仅用 Halton 序列对杂草算法进行改进,结果见表 1 第二列,可以看出,相比于另外两种优化算法,H-IWO 算法对 WSN 的平均覆盖率大大提高了,比 IWO 算法高出大约 2.66%,比 PSO 算法高出大约

9.52%。其次,仅用非线性因子对杂草算法进行改进,见表 1 第三列,可以看出,A-IWO 算法的覆盖率比 IWO 算法高出 3.55%,比 PSO 算法高出 8.18%。最后,用 Halton 序列和非线性因子同时改进杂草算法,见表 1 第四列,可以看出,HA-IWO 算法的覆盖率比 IWO 算法高出 5.76%,比 PSO 算法高出 11.31%。综上所述,相比于 PSO 算法和 IWO 算法,经过 Halton 序列和非线性因子改进后的 HA-IWO 算法能有效地提高 WSN 的覆盖率,体现了该算法的有效性。

表 1 用不同方法改进后 WSN 覆盖率 %

算法	HA 序列	IWO 序列	HA-IWO
H-IWO	96.23	95.87	99.45
PSO	86.71	87.69	88.14

另外,三种算法的传感器最终分布如图 6 所示,不难看出,PSO 算法和 IWO 算法的传感器分布较杂乱,导致覆盖率低下;HA-IWO 算法引入了 Halton 序列,使得传感器分布更加均匀,从而使覆盖率大大提高。

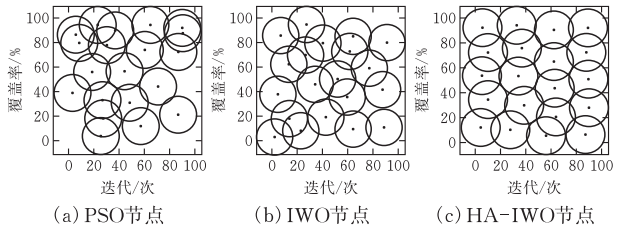


图 6 最终分布

4.2 不同节点数对比试验

传感器节点个数不同,对 WSN 覆盖率也会有影响。本文记录了传感器节点数为 10、15、20 个时各算法的覆盖率(表 2)。

表 2 不同节点下的覆盖率

算法	WSN 覆盖率		
	节点数 10	节点数 15	节点数 20
PSO	63.36	79.54	86.71
IWO	66.43	83.87	93.57
HA-IWO	68.92	91.89	99.23

随着传感器节点数的增加,各算法的覆盖率均有提高,且 HA-IWO 算法的覆盖率均高于 PSO 算法和 IWO 算法。另外分析各算法达到最大覆盖率时的迭代次数可知,HA-IWO 达到最大覆盖率时的迭代次数为 100 次左右,而 PSO 和 IWO 在迭代 150 次以后才达到覆盖率最大,这表明 HA-IWO 算法的收敛速度更快。3 种算法的 WSN 覆盖率随迭代次数的变化曲线见图 7—9。可见,IWO 和 PSO 分别在 182 次和 227 次时才开始收敛,而 HA-IWO 的曲线在 50 次时就开始收敛,收敛速度明显更快,

加强了寻优精度。

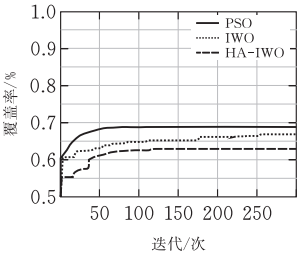


图 7 节点数为 10 时的覆盖率

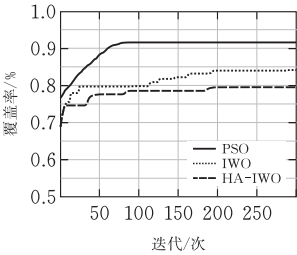


图 8 节点数为 15 时的覆盖率

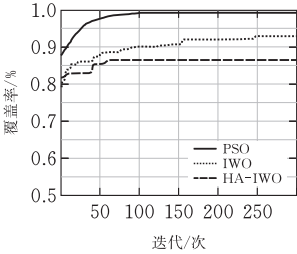


图 9 节点数为 20 时的覆盖率

4.3 算法的优越性对比

选用 4 个标准函数分别测试 PSO、IWO 和 HA-IWO(表 3),最终结果以最大值 0 为最优。从表中可以看出,HA-IWO 算法得出的函数值均优于前两种算法,说明 HA-IWO 算法得到的解质量更高,寻优精度更好。

表 3 标准函数测试结果

测试函数	算法对比		
	PSO	HA-IWO	IWO
Sphere	1.384×10^{-5}	2.390×10^{-8}	4.754×10^{-6}
Restrigin	1.962×10^{-4}	4.182×10^{-6}	1.812×10^{-4}
Rosenbrock	4.857×10^{-5}	4.487×10^{-7}	1.479×10^{-5}
Griewwank	5.237×10^{-4}	1.356×10^{-7}	3.720×10^{-4}

5 结束语

本文针对无线传感器网络节点分布不均匀导致的覆盖率低下的问题,提出了一种基于非线性因子的改进杂草算法(HA-IWO),该算法在种群初始化阶段引入了一种 Halton 序列,使得初始种群分布更加均匀,提高算法全局寻优的能力;在种群扩散阶段,引入自适应非线性调和因子,使得前期种群的标准差更大,防止算法陷入局部最优。并将改进的杂草算法应用于 WSN 覆盖优化中。从仿真结果可以

看出,相比于粒子群算法和杂草算法,HA-IWO 算法能增强杂草在空间的搜索速度,提高求解精度,从而有利于提升 WSN 的覆盖率。

[参 考 文 献]

[1] M SALEHI, HOSSAIN. Federated learning in unreliable and resource-constrained wireless Networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021: 5136-5151.

[2] 曹轲,谭冲,刘洪,等.基于改进灰狼算法优化 BP 神经网络的无线传感器网络数据融合算法[J].中国科学院大学学报,2022,39(02):232-239.

[3] 余修武,秦晓坤,刘永.基于萤火虫算法优化 FCM 的 WSN 路由算法[J].北京邮电大学学报(自科版),2022,45(02):50-56.

[4] 彭铎,杨雅文,高玉蔚,等.基于多通信半径和麻雀搜索的节点定位算法[J].传感技术学报,2021,34(11):7.

[5] 苟平章,孙现超,毛刚.基于改进遗传算法的覆盖空洞修复优化[J].传感技术学报,2020,33(12):1800-1807.

[6] MALLAHZADEH A R, ORAIZI H, DAVOODI-RAD Z. Application of the invasive weed optimization technique for antenna configuration[C]. // Proc of Loughborough Antennas and Propagation Conference. Piscataway: IEEE Press, 2008:425-428.

[7] Mehrabian A R, Lucas C. A novel optimization algorithm inspired from weed colonization[J]. Ecological Informatics, 2006, 1(4):355-366.

[8] HAJIMRSADEGHI H, GHAZANFARI A, RAHIMI-KIAN A, et al. Cooperative coevolutionary invasive weed optimization and application to Nash equilibrium search in electricity markets[C]. // Proc of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing. [S.l.]: IEEE Press, 2009:1532-1535.

[9] FAN H, LIU Z C. Reconfiguration of distribution Network containing distributed power generation based on differential evolution invasive weed algorithm[J]. Renewable Energy, 2019, 37(04):545-551.

[10] 顿晓晗,周建中,曾小凡.基于改进杂草算法优化的神经网络模型在径流预报中的应用[J].水电能源科学,2018,36(05):17-20.

[11] 张华强,陈传训,吕云飞,等.IWO-PSO-SVR 算法在甲烷检测中的应用[J].中国环境科学,2020,40(04):7.

[12] 王子豪,马俊涛,鲁军,等.基于改进杂草入侵算法的阵元失效校正方法[J].计算机仿真,2021,38(10):222-226.

[13] 艾哈迈迪 M,莫贾拉利 H. 混沌入侵杂草优化算法及其在混沌系统参数估计中的应用[J].Chaos Solitons & Fractals the Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science & Nonequilibrium & Complex Phenomena, 2012, 45(s9-10):1108-1120.