

基于改进蜣螂优化算法的海洋牧场 三维UWSN覆盖方法*

付雷^{1,2}, 王骥^{1,2}

1. 广东海洋大学电子与信息工程学院, 广东 湛江 524088
2. 广东省智慧海洋传感网及其装备工程技术研究中心, 广东 湛江 524088

摘要: 针对海洋牧场三维环境监测, 提出了一种基于改进蜣螂优化算法(IDBO, improved Dung beetle optimizer)的UWSN(underwater wireless sensor networks)覆盖方法。首先, 在蜣螂优化算法(DBO)种群初始化时加入Chebyshev混沌映射, 使得种群资源在搜索空间的分配方面更加均衡。其次, 通过自适应权重因子和Levy飞行改进觅食小蜣螂的位置更新方式, 提升了位置搜索能力和DBO算法的收敛能力。将IDBO算法应用在海洋牧场UWSN覆盖优化中, 仿真结果表明: 在不同参数环境下, IDBO算法的覆盖率高于随机部署和其他智能优化算法, 并且能以较低的节点能耗获得更高的覆盖率, 节点分布也更加合理。

关键词: 海洋牧场; 水下无线传感器网络; Chebyshev混沌映射; 自适应权重因子; Levy飞行

中图分类号: TB393 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(2024)02-0115-08

3D UWSN coverage method for marine ranching based on improved Dung beetle optimization algorithm

FU Lei^{1,2}, WANG Ji^{1,2}

1. College of Electronics and Information Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China
2. Research Center of Guangdong Smart Oceans Sensor Networks and Equipment Engineering, Zhanjiang 524088, China

Abstract: For the environmental monitoring of marine ranching, a 3D underwater wireless sensor networks coverage method based on improved Dung beetle optimizer (IDBO) is proposed. Firstly, Chebyshev chaotic mapping was added to the DBO population initialization to make population resources more balanced in the allocation of search space. Secondly, adaptive weight factor and Levy flight were used to improve the position update mode of Dung beetles, which improved the position search ability and the convergence ability of DBO algorithm. The IDBO algorithm was applied to the UWSN coverage optimization of marine ranching, the simulation results show that the coverage rate of IDBO algorithm is higher than that of random deployment and other intelligent optimization algorithms under different parameter environments, and it achieves higher coverage rate with lower node energy consumption, and the distribution of nodes is more reasonable.

Key words: marine ranching; UWSN; Chebyshev chaotic mapping; adaptive weight factor; Levy flight

* 收稿日期: 2023-10-15 录用日期: 2023-11-22 网络首发日期: 2024-01-05
基金项目: 广东省普通高校重点领域新一代信息技术专项(2020ZDZX3008); 广东省人工智能领域重点专项(2019KZDZX1046)
作者简介: 付雷(1996年生), 男; 研究方向: 无线传感器网络; E-mail: 2112210003@stu.gdou.edu.cn
通信作者: 王骥(1972年生), 男; 研究方向: 海洋物联网与人工智能; E-mail: wangji@gdou.edu.cn

无线传感器网络在环境监测、农业生产及海洋资源开发等领域展现出广泛的应用前景(夏侯凯顺等,2014)。由于环境恶劣,传统监测方式难于满足海洋监测需求,具有计算能力的声学通信传感器节点构成的UWSN可有效解决这一问题(石拓等,2021)。水下传感器网络、海洋无人船群和海洋生物群体等行为控制研究能充分发挥群体智能技术的优势,提高海洋探索的效率,并适应复杂多变的海洋环境。因此,群体智能技术在解决网络覆盖优化问题、削弱海洋信息孤岛问题上具有重要意义(陈健瑞等,2021)。

目前,研究人员提出了一些三维WSN覆盖优化算法。范兴刚等(2018)提出了一种基于节点重部署的能量高效三维水下传感器网络栅栏覆盖算法,但该算法没有考虑水下有障碍物的情景。Zhang et al.(2017)提出了一种改进果蝇优化算法,通过合理调整移动节点的位置,提高由自主水下机器人等移动节点组成的三维UWSN的覆盖率。Priyadarshi et al.(2021)提出一种基于立方体的三维覆盖模式和部署结构,以达到最大的覆盖率。该算法没有对节点均匀性进行考虑。陈立万等(2023)融合灰狼优化算法和平衡优化算法,引入混沌映射、反向学习策略与双曲正切高斯策略提高了网络覆盖率,但该算法没有分析算法迭代时的节点移动距离。Wang et al.(2019)提出了增强虚拟力算法(k-ERVFA),以实现不均匀的区域覆盖。针对三维水质监测传感器网络目标覆盖,Zhou et al.(2021)提出了一种混沌并行人工鱼群算法(CPAFSA),有效地避免了局部优化。Saad et al.(2020)提出了一种基于Bresenham视线的3D环境覆盖模型,提高了算法的性能,但节点节能性有待提高。Luo et al.(2021)提出了一种考虑节点移动性的3D虚拟力UWSN覆盖算法(3D-VFCA)。在三维WSN覆盖问题上,大部分覆盖算法只考虑覆盖率的提高,不考虑节点均匀分布,在节点部署过程中也没有涉及遇到障碍物的情景。

本文针对性的提出了IDBO算法,重点考虑水下传感器节点分布的均匀性与覆盖率关系。在水下有障碍物情景下,通过水下传感器节点部署使能耗与覆盖率之间达到均衡。并通过设置不同的实验场景,证明了本文研究工作在海洋牧场三维UWSN覆盖问题上能够很大程度改善海洋牧场监测的信息孤岛问题。

1 三维UWSN覆盖模型

海洋牧场三维UWSN区域覆盖模型,如图1所示。模型假设每个水下传感器节点具有一个感知范围,节点能够覆盖其感知范围内的目标区域。通过计算节点之间的感知范围重叠情况,评估整个水下养殖区域的网络覆盖程度。

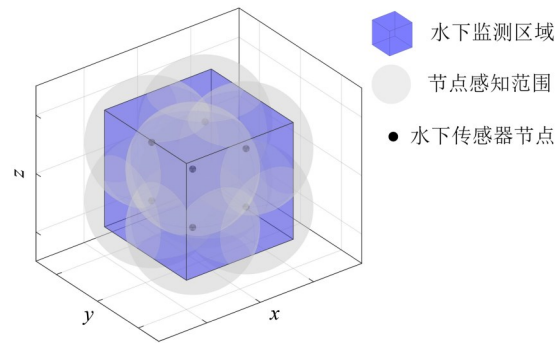


图1 区域覆盖模型

Fig. 1 Area coverage model

模型中每个水下传感器节点的通信半径为 R_c ,感知半径为 R .为保证传感器节点之间的通信稳定性, $R_c \geq R$.在海洋牧场三维UWSN中,传感器节点使用布尔感知模型。将 N 个传感器节点随机部署在水下监测区域中,传感器节点集合 $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_n\}$.第 i 个传感器节点坐标为 $s_i(x_i, y_i, z_i)$,监测区域的目标节点集合 $M = \{m_1, m_2, m_3, \dots, m_n\}$,监测目标节点坐标为 $m_v(x_v, y_v, z_v)$.监测区域目标节点与部署的传感器节点之间的欧氏距离公式为

$$d(s_i, m_v) = \sqrt{(x_i - x_v)^2 + (y_i - y_v)^2 + (z_i - z_v)^2}.$$

如果 $d(s_i, m_v) \leq R$,则监测目标点位于覆盖区域内,感知度记为1.反之,在三维覆盖区域外,感知度记为0.监测节点 m_v 被传感器节点 s_i 感知的概率为

$$P_{\text{cov}}(s_i, m_v) = \begin{cases} 1, & d(s_i, m_v) \leq R; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

假设海洋牧场区域中有 n 个监测区域,监测点位于监测区域的几何中心。所有传感器节点对监测目标节点的联合感知概率为

$$C_p(s_{\text{all}}, m_v) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_{\text{cov}}(s_i, m_v)),$$

其中 s_{all} 是监测区域内的全部传感器节点。网络覆盖率 C_r 为

$$C_r = \frac{\sum_{i=1}^n C_p(s_{all}, m_v)}{n}$$

传感器节点平均移动距离 D 为

$$D = \frac{\sum_{j=1}^T \sum_{i=1}^N \sqrt{(x_i^j - x_i^{j-1})^2 + (y_i^j - y_i^{j-1})^2 + (z_i^j - z_i^{j-1})^2}}{N},$$

其中 T 为最大迭代次数, N 为传感器节点数量。

2 蜚螂优化算法模型

蜚螂优化算法是一种群智能优化算法, 主要受蜚螂的滚球、跳舞、觅食、偷窃和繁殖等行为启发(Xue et al., 2023)。

2.1 蜚螂滚球

蜚螂滚球路径没有障碍时, 蜚螂在滚球时利用太阳为其导航。太阳光照强度会影响蜚螂的位置。蜚螂滚球时的位置更新公式为

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \alpha \times k \times x_i(t-1) + b \times \Delta x, \\ \Delta x = |x_i(t) - X^w|, \quad (1)$$

其中 $x_i(t)$ 为第 t 次迭代时第 i 只蜚螂的位置, $k \in (0, 0.02]$ 为偏转系数, α 为 -1 或 1 , $b \in (0, 1)$ 是一个随机数。 Δx 用来模拟太阳光照强度变化, X^w 为全局最差位置。

当蜚螂遇到障碍物时, 蜚螂会跳舞重新定位方向。本文利用切线函数模仿蜚螂跳舞行为, 位置更新方式为

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \tan(\theta) |x_i(t) - x_i(t-1)|, \quad (2)$$

其中 $\tan(\theta)$ 为偏转角度。

2.2 蜚螂繁殖

边界选择策略为

$$Lb^* = \max(X^* \times (1 - R), Lb), \\ Ub^* = \min(X^* \times (1 + R), Ub),$$

其中 X^* 为当前种群最佳位置。 Lb 表示搜索空间的下界, Ub 表示搜索空间的上界。 Lb^* , Ub^* 分别为产卵区域的下、上界, 惯性权值 $R = 1 - t/T_{max}$, T_{max} 为最大迭代次数。

卵球的位置在迭代过程中是动态变化的, 为

$$B_i(t+1) = X^* + b_1 \times (B_i(t) - Lb^*) \\ + b_2 \times (B_i(t) - Ub^*), \quad (3)$$

其中 $B_i(t)$ 是第 t 次迭代时第 i 个卵球的位置, b_1 和 b_2 为 $1 \times D$ 的两个独立随机向量, D 为优化问题的维数。

2.3 蜚螂觅食

当小蜚螂孵化成功会出来成群觅食, 建立最优觅食区域指导它们觅食。最优觅食区域为

$$Lb^b = \max(X^b \times (1 - R), Lb), \\ Ub^b = \min(X^b \times (1 + R), Ub),$$

其中 X^b 为全局最优位置, Lb^b 、 Ub^b 为最佳觅食区域的下界和上界。确定区域后, 定义小蜚螂的位置更新方式为

$$x_i(t+1) = x_i(t) + C_1(x_i(t) - Lb^b) \\ + C_2(x_i(t) - Ub^b),$$

其中 $x_i(t)$ 表示第 t 次迭代时第 i 只小蜚螂的位置, C_1 为遵循正态分布的随机数, C_2 为属于 $(0, 1)$ 的随机数。

2.4 蜚螂偷窃

有些蜚螂会从其他蜚螂那里偷窃粪球, 偷窃蜚螂的位置更新方式为

$$x_i(t+1) = X^b + S \times g \times (|x_i(t) - X^*| \\ + |x_i(t) - X^b|), \quad (4)$$

其中 $x_i(t)$ 为第 t 次迭代时第 i 只偷窃蜚螂的位置, g 是遵循正态分布的 $1 \times D$ 随机向量, S 为一个常量。

3 改进蜚螂优化算法

3.1 Chebyshev 混沌映射

因对初始参数敏感、具有良好的伪随机特性。文献(陈炫儒等, 2023)把 Chebyshev 混沌映射加入到麻雀搜索算法, 提高麻雀搜索算法的全局搜索能力和种群多样性。采用 Chebyshev 混沌映射对 DBO 进行种群初始化, 其迭代式为

$$x_{n+1} = \cos(k \arccos x_n), \quad x_n \in [-1, 1],$$

其中 k 为阶次。

3.2 自适应权重因子和 Levy 飞行模型

为了提高 DBO 算法在蜚螂觅食阶段的觅食路径搜索能力, 在原觅食小蜚螂位置更新公式中引入自适应权重因子(陈必帅等, 2023), 降低算法陷入局部最优解的概率。利用余弦函数区间函数增减特性, 构造自适应因子

$$\omega = e^k \cos(2\pi \text{rand}(-1, 1)),$$

其中 $k = e^{\cos(\pi/T_{max}) \times \text{rand}(-1, 1)}$, t 为当前迭代次数, T_{max} 为最大迭代次数。 $\text{rand}(-1, 1)$ 为随机数。

Levy 飞行策略是特殊的随机游走策略, 属于马尔可夫过程(丁瑞成等, 2022; 许杰等, 2023)。它采用短距离搜索为主, 长距离搜索为辅, 有助于

在搜索空间中进行全局搜索。Levy 飞行的位置更新方式为

$$x_i(t+1) = x_i(t) \times \text{Levy}(\lambda),$$

其中 $\text{Levy}(\lambda)$ 表示服从参数为 λ 的 Levy 分布。 $\text{Levy}(\lambda)$ 定义为 $\text{Levy}(\lambda): (\psi\theta_1/|\theta_2|^{0.5})$, 其中 θ_1 和 θ_2 符合标准正态分布, 且 $\lambda = 1.5$ 。有

$$\psi = \frac{\gamma(1+\lambda) \times \sin(0.5\pi\lambda)}{\gamma\left(\frac{1+\lambda}{2}\right) \times \lambda \times 2^{\frac{(\lambda-1)}{2}}},$$

γ 表示标准 Gamma 函数。加入自适应权重因子和 Levy 飞行策略的觅食小蚁螂位置更新方式为

$$x_i(t+1) = \omega \times \text{Levy}(\lambda) \times x_i(t) + C_1 \times (x_i(t) - Lb^b) + C_2 \times (x_i(t) - Ub^b). \quad (5)$$

3.3 IDBO 算法流程

IDBO 算法流程如图 2 所示。

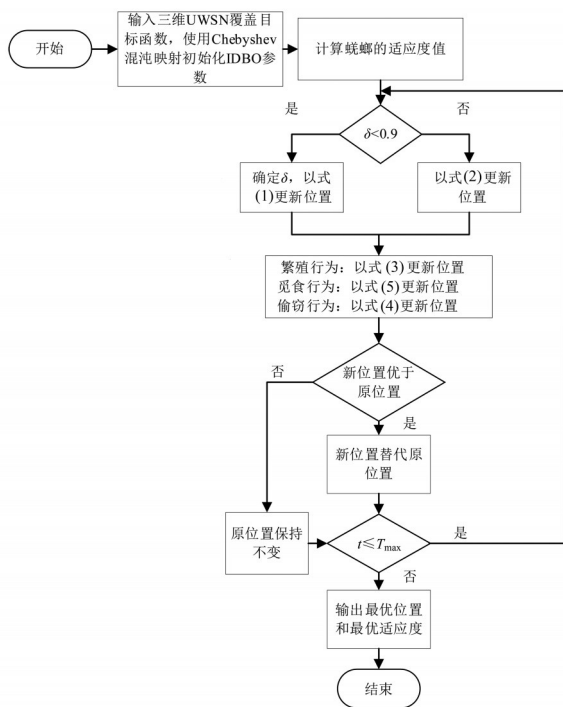


图2 IDBO算法流程图

Fig. 2 Flow chart of IDBO algorithm

4 IDBO 算法性能测试

选择 WSN 部署算法中常用的平衡优化算法 (EO)(李守玉等, 2022)、粒子群算法 (PSO)(李思成等, 2022)、DBO 算法和本文的 IDBO 算法进行基准函数测试。选择 4 个基准测试函数进行性能测试, 函数的参数如表 1 所示。

初始种群数量为 30, 迭代次数为 500 时, 基准

表 1 基准测试函数

Table 1 Benchmark function

函数	函数名	取值范围	维度	最优值
F1	Sphere	[-100, 100]	30	0
F2	Schwefel2.22	[-10, 10]	30	0
F3	Schwefel1.22	[-100, 100]	30	0
F4	Schwefel2.21	[-100, 100]	30	0

测试函数的收敛曲线如图 3(a)-(d) 所示, 各算法的基准测试函数结果如表 2 所示。从图 3 和表 2 可知, 本文 IDBO 算法收敛速度较其他的智能优化算法运行更快, 而且最优值、平均值和标准差三个指标值更低。如表 2 的 F1 函数平均值所示, 在迭代 500 次后, IDBO 算法约比 EO 算法高出 283 个数量级, 约比 PSO 算法高出 324 个数量级, 约比 DBO 算法高出 210 个数量级。总体的测试结果表明, IDBO 算法在优化精度、收敛速度和稳定性方面都有好的表现。收敛速度和优化精度明显优于其他 3 种算法, 迭代前期的探索性和迭代后期的发展性均优于其他 3 种算法, 并能保持较高的种群多样性, 从而证明了融合 Chebyshev 混沌映射、自适应权重因子和 Levy 飞行策略的 IDBO 算法的优越性和可行性。

5 海洋牧场三维 UWSN 覆盖优化

为了充分验证 IDBO 算法对三维 UWSN 节点覆盖的优化性能, 进行了覆盖率、传感器节点能耗和部署时间对比。本文在 MATLAB R2020b 平台上进行仿真实验, 实验分为 2 个测试场景。

5.1 场景一的节点覆盖率对比

场景一的实验参数如表 3 所示。图 4-5 是随机部署的初始节点分布和 IDBO 优化后的节点分布, 图 6 是 EO 算法、PSO 算法、DBO 算法和 IDBO 算法的覆盖率曲线。

从图 6 的仿真结果可以看出, 本文提出的 IDBO 算法的覆盖率为 90.14%, 优于其他算法。这是因为 Chebyshev 混沌映射在初始化时优化了种群寻优能力。IDBO 算法的覆盖率比随机部署、EO 算法、PSO 算法和 DBO 算法分别提高了 22.05%, 5.24%, 14.23%, 5.05%。

5.2 场景二的节点覆盖率及能耗对比

5.2.1 覆盖率 场景二的实验参数依照文献(庄曜铭等, 2018)进行设置, 如表 4 所示。图 7 是随机

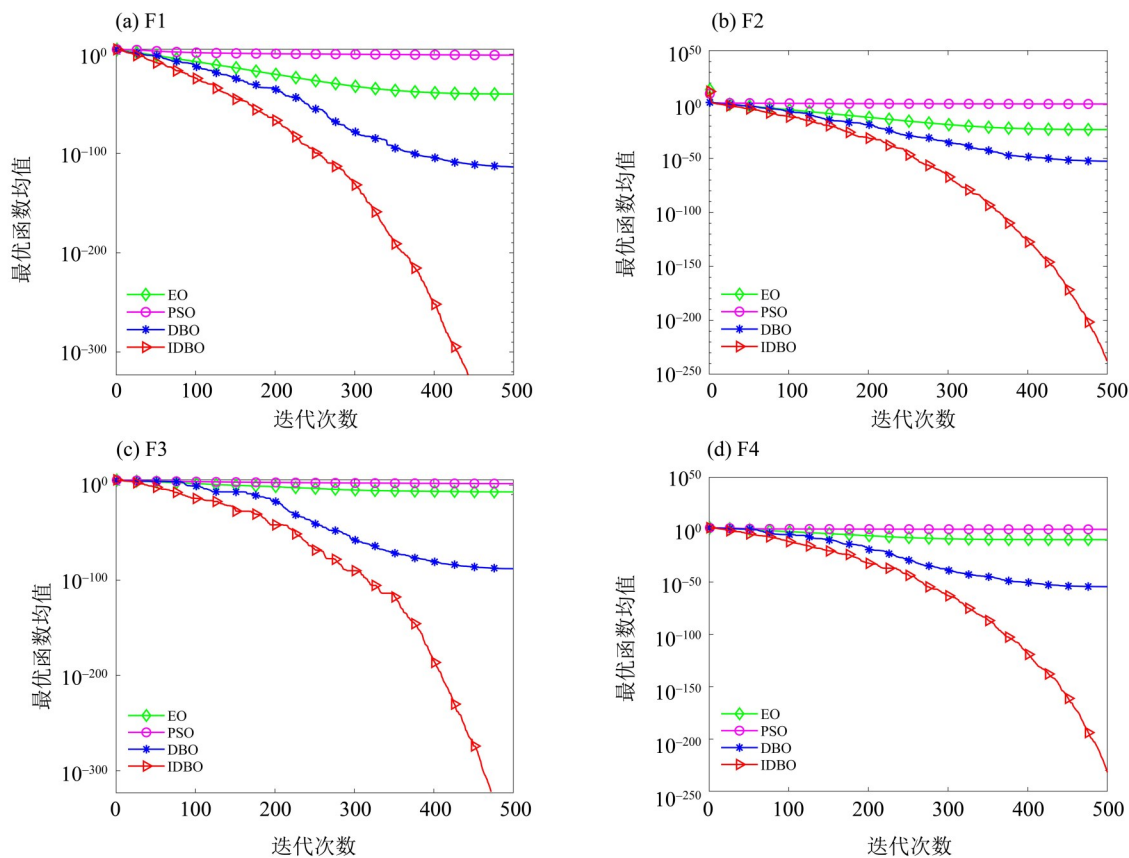


图 3 基准测试函数的收敛曲线

Fig. 3 Convergence curves of the benchmark functions

表 2 各算法的基准测试函数结果

Table 2 Benchmark results of EO, PSO, DBO and IDBO algorithm

函数	算法	最优值	平均值	标准差
F1	EO	5.6559×10^{-44}	7.0725×10^{-41}	2.0443×10^{-40}
	PSO	0.038825	0.10244	0.040042
	DBO	7.6656×10^{-161}	2.511×10^{-114}	9.2033×10^{-114}
	IDBO	0	0	0
F2	EO	9.7674×10^{-25}	7.2609×10^{-24}	8.1808×10^{-24}
	PSO	1.4247	3.4741	1.679
	DBO	1.0759×10^{-86}	3.3333×10^{-53}	1.8257×10^{-52}
	IDBO	7.6902×10^{-285}	8.6365×10^{-238}	0
F3	EO	1.3504×10^{-12}	5.3283×10^{-8}	2.6373×10^{-7}
	PSO	8.1982	25.0339	10.2754
	DBO	1.5312×10^{-141}	1.3116×10^{-88}	5.4799×10^{-88}
	IDBO	0	0	0
F4	EO	5.6986×10^{-12}	4.034×10^{-10}	9.5262×10^{-10}
	PSO	0.51849	2.8443	1.2789
	DBO	2.6513×10^{-72}	4.7778×10^{-55}	2.4446×10^{-54}
	IDBO	2.0991×10^{-266}	1.7145×10^{-232}	0

表3 场景一的仿真参数

Table 3 Simulation parameters of scenario 1

参数名	参数值
仿真区域	60 m×60 m×60 m
节点数量	70
节点通信半径 (R_c)	10 m
节点感知半径 (R)	10 m
迭代次数	500
种群数量	30

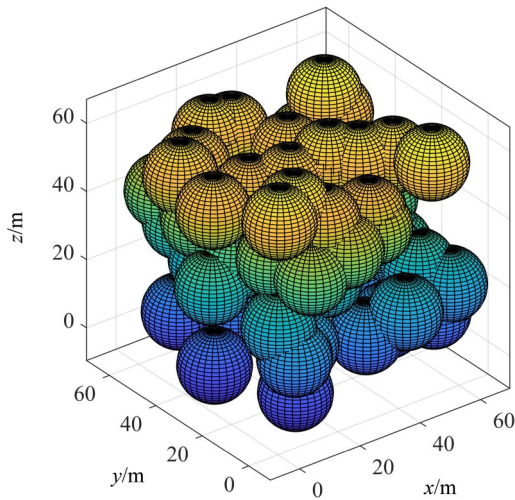


图4 场景一的初始节点分布

Fig. 4 Initial node distribution of scenario 1

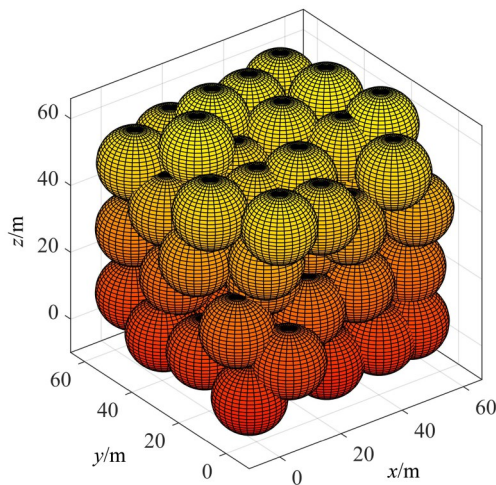


图5 IDBO算法优化后场景一的节点分布

Fig. 5 Node distribution of scenario 1 after IDBO algorithm optimization

部署的初始节点分布, 图8是IDBO算法优化后的节点分布, 图9是各算法迭代150次的覆盖率结果。

从图9的仿真结果可以看出, 本文提出的

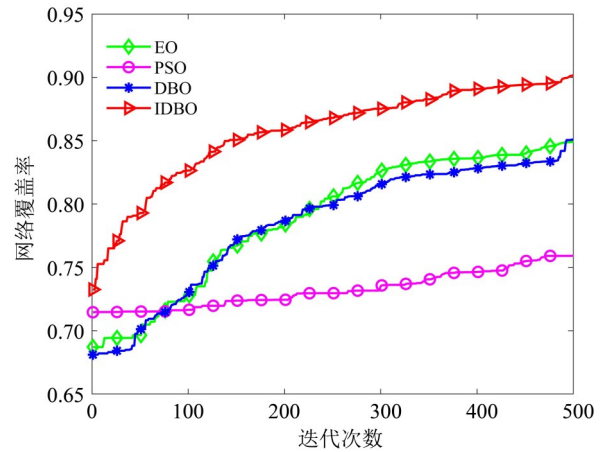


图6 场景一各算法的覆盖率曲线

Fig. 6 Coverage curve of each algorithm of scenario 1

表4 场景二的仿真参数

Table 4 Simulation parameters of scenario 2

参数名	参数值
仿真区域	60 m×60 m×60 m
节点数量	100
节点通信半径 (R_c)	10 m
节点感知半径 (R)	10 m
迭代次数	150
种群数量	30

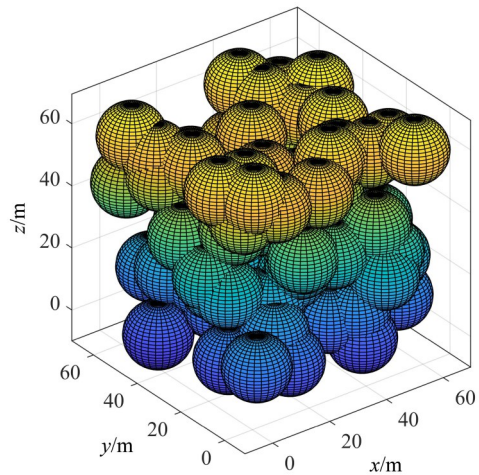


图7 场景二的初始节点分布

Fig. 7 Initial node distribution of scenario 2

IDBO算法覆盖率为93.10%, 覆盖率高与其他算法。在较少的迭代次数下, 依然能快速提升自己的位置寻优能力, 提高覆盖率。IDBO算法的覆盖率比随机部署, EO算法, PSO算法和DBO算法分别提高了12.98%, 4.36%, 10.58%, 3.29%。

5.2.2 节点能耗 传感器节点移动距离能反映节

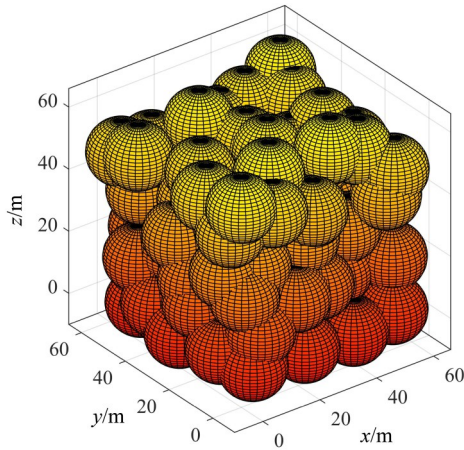


图 8 IDBO 算法优化后场景二的节点分布
Fig. 8 Node distribution of scenario 2 after IDBO algorithm optimization

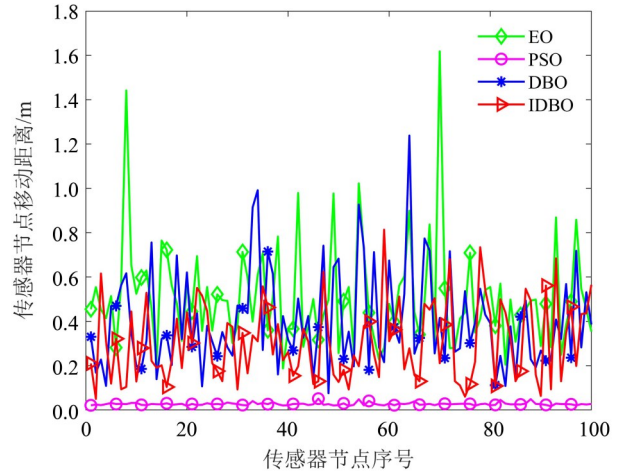


图 10 各算法节点的移动距离
Fig. 10 Node moving distance of each algorithm

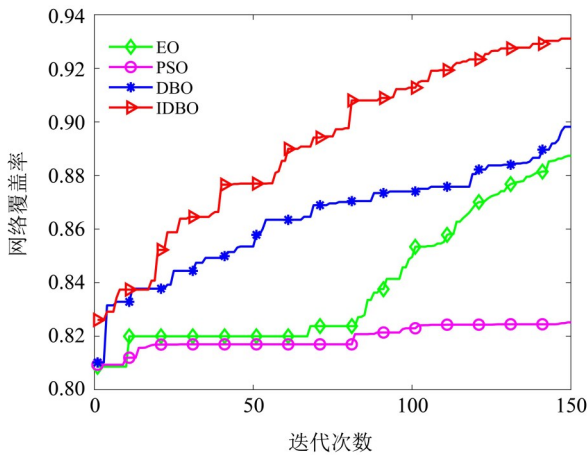


图 9 场景二各算法的覆盖率曲线
Fig. 9 Coverage curve of each algorithm of scenario 2

点的能耗, 移动距离越少, 消耗的能量越少, 覆盖性能越好(滕志军等, 2023)。使用场景二的实验参数, 对传感器节点的移动距离进行 150 次迭代仿真计算。表 5 为各算法节点的平均移动距离, 图 10 为各算法节点的移动距离。

如图 10 和表 5 所示, PSO 算法虽然平均移动距离最低, 但是 PSO 算法很早就陷入最优解, 位

表 5 各算法的平均移动距离

Table 5 Node averages moving distance of each algorithm

算法	平均移动距离/m
EO	0.51
PSO	0.03
DBO	0.40
IDBO	0.31

置不再更新。IDBO 算法的平均移动距离少于 EO 算法和 DBO 算法, 以较少的传感器节点移动距离取得了比 EO 算法和 DBO 算法更高的覆盖率。这说明本文提出的 IDBO 算法能在能耗和覆盖率之间达到平衡, 并能为水下移动传感器节点移动能耗优化提供参考。

5.2.3 部署时间 为了验证 IDBO 算法的时间效率, 在场景二的参数环境下对比实验所需的运行时间, 如图 11 所示。从图 11 可以看出, 本文提出的算法在迭代 150 次的情况下, 算法运行时间少于其他算法。其中, 在迭代第 85 次之前, 运行时间效率略低于 PSO 算法; 在第 85 次之后, 运行时间均少于 PSO 算法。这主要是因为节点部署过程中加入 Levy 飞行位置更新策略, 加速了算法的迭代效率, 使得节点能够快速达到稳定的位置更新状态, 减少了节点的部署时间。

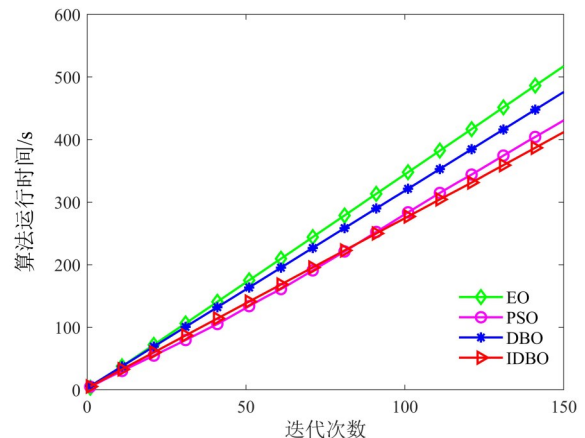


图 11 各算法的运行时间
Fig. 11 Running time of each algorithm

6 结 论

通过节点优化部署,本文提出的改进蛭螂优化算法解决了海洋牧场三维 UWSN 覆盖率的优化问题。该算法通过 Chebyshev 混沌映射、自适应权重因子和 Levy 飞行策略对算法的遍历性、全局寻优及跳出局部极值点的能力进行了增强,能够有效提高算法的收敛速度与寻优精度。将 IDBO 算法

应用于海洋牧场三维 UWSN 覆盖优化问题,能够更好地实现节点的均匀分布,提高网络覆盖率。本文下一步的研究方向将考虑海洋牧场水下三维环境中静态节点和移动节点混合部署的覆盖优化问题,使用水下机器人移动节点进行辅助部署,从而优化网络整体覆盖率与网络性能,最终降低海洋牧场 UWSN 的部署成本。

参考文献:

- 陈必帅,王燕杰,贾生尧,等,2023.基于Chan与改进麻雀搜索算法的协同定位算法[J/OL].激光与光电子学进展:1-19. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20230714.1054.200.html>.
- 陈健瑞,王景璟,侯向往,等,2021.挺进深蓝:从单体仿生到群体智能[J].电子学报,49(12):2458-2467.
- 陈立万,曾蝶,赵尚飞,等,2023.基于EGWOEO算法的三维无线传感网络覆盖优化[J].电子测量技术,46(4):25-34.
- 陈炫儒,吴立飞,杨晓忠,2023.基于改进麻雀搜索算法的分数阶PID参数整定[J/OL].控制与决策:1-7. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1360>.
- 丁瑞成,周玉成,2022.引入莱维飞行与动态权重的改进灰狼算法[J].计算机工程与应用,58(23):74-82.
- 范兴刚,蒿翔,程斯颖,等,2018.基于节点重部署的水下传感器网络三维栅栏覆盖[J].传感技术学报,31(2):304-311.
- 李守玉,何庆,陈俊,2022.改进平衡优化器算法的WSN覆盖优化[J].计算机应用研究,39(4):1168-1172+1189.
- 李思成,魏云冰,邱永露,2022.自主多决策粒子群的无线传感器网络覆盖优化[J].仪表技术与传感器,(9):26-35.
- 石拓,李建中,高宏,2021.多等级通信半径的无源传感器网络中的覆盖问题[J].软件学报,32(8):2580-2596.
- 滕志军,李哲,王幸幸,等,2023.无线传感器网络中基于 μ 律爆炸算子的烟花虚拟力混合覆盖策略[J].控制理论与应用,40(5):817-824.
- 夏侯凯顺,严娟,叶小朋,等,2014.基于Kalman滤波的无线传感器网络多目标跟踪[J].中山大学学报(自然科学版),53(2):18-22.
- 许杰,汤显峰,2023.融合莱维飞行与混合变异的蝠鲼觅食优化传感器节点覆盖策略[J].传感技术学报,36(4):635-645.
- 庄曜铭,吴成东,张云洲,2018.一种面向三维感知的多媒体传感器网络覆盖增强算法[J].东北大学学报(自然科学版),39(5):609-612+618.
- LUO C, CAO Y, XIN G, et al, 2021. Three-dimensional coverage optimization of underwater nodes under multi-constraints combined with water flow[J]. IEEE Internet Things J, 9(3): 2375-2389.
- PRIYADARSHI R, GUPTA B, 2021. Area coverage optimization in three-dimensional wireless sensor network[J]. Wirel Pers Commun, 117: 843-865.
- SAAD A, SENOUCI M R, BENYATTOU O, 2020. Toward a realistic approach for the deployment of 3D Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Trans Mob Comput, 21(4): 1508-1519.
- WANG W, HUANG H, HE F, et al, 2019. An enhanced virtual force algorithm for diverse k-coverage deployment of 3D underwater wireless sensor networks[J]. Sensors, 19(16): 3496.
- XUE J, SHEN B, 2023. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. J Supercomput, 79(7): 7305-7336.
- ZHANG Y, WANG M, LIANG J, et al, 2017. Coverage enhancing of 3D underwater sensor networks based on improved fruit fly optimization algorithm[J]. Soft Comput, 21: 6019-6029.
- ZHOU J, QI G, LIU C, 2021. A chaotic parallel artificial fish swarm algorithm for water quality monitoring sensor networks 3D coverage optimization[J]. J Sens, 2021: 1-12.