

基于改进鲸鱼优化算法的输电线路巡检 无人机巢部署优化

葛欣, 倪华敏*, 陈潇潇, 张诗瑶, 林晶晶

闽江大学计算机与大数据学院, 福建 福州

收稿日期: 2026年4月25日; 录用日期: 2026年5月18日; 发布日期: 2026年5月26日

摘要

输电线路巡检中, 无人机巢的合理部署是提升巡检效率、降低运营成本的关键。传统部署方法普遍存在覆盖不均衡、成本控制不佳、算法收敛速度慢等问题。为解决上述挑战, 本文提出一种融合自适应权重与多策略变异机制的改进鲸鱼优化算法(Improved Whale Optimization Algorithm, IWOA), 构建涵盖建设成本、运维成本及飞行成本的整数规划模型, 实现无人机巢位置选择、类型配置与巡检任务分配的协同优化。该算法通过动态调整搜索权重平衡全局探索与局部开发能力, 结合巢型替换、任务重分配及位置微调三种变异策略, 提升解的多样性与精准度。基于500个输电塔的模拟数据集, 将IWOA与原始鲸鱼优化算法(WOA)、粒子群优化(PSO)、遗传算法(GA)、模拟退火算法(SA)进行对比实验。结果表明, 所提算法在测试实例中实现最低部署成本(115.47), 且收敛速度较WOA、PSO、GA和SA表现出显著优势, 在覆盖完整性、成本优化效果及稳定性方面均优于对比算法。该研究为电力基础设施巡检的无人机巢部署提供了新的优化方案, 对提升输电线路维护的经济性与可靠性具有重要实践意义。

关键词

无人机巢部署, 输电线路巡检, 鲸鱼优化算法, 粒子群优化, 整数规划, 资源分配

Optimization of Drone Nest Deployment for Transmission Line Inspection Based on Improved Whale Optimization Algorithm

Xin Ge, Huamin Ni*, Xiaoxiao Chen, Shiyao Zhang, Jingjing Lin

School of Computer and Big Data, Minjiang University, Fuzhou Fujian

Received: April 25, 2026; accepted: May 18, 2026; published: May 26, 2026

*通讯作者。

文章引用: 葛欣, 倪华敏, 陈潇潇, 张诗瑶, 林晶晶. 基于改进鲸鱼优化算法的输电线路巡检无人机巢部署优化[J]. 建模与仿真, 2026, 15(5): 121-129. DOI: 10.12677/mos.2026.155076

Abstract

In transmission line inspection operations, rational deployment of drone nests is crucial for enhancing inspection efficiency and reducing operational costs. Traditional deployment methods often suffer from uneven coverage, poor cost control, and slow algorithm convergence. To address these challenges, this study proposes an Improved Whale Optimization Algorithm (IWOA) integrating adaptive weights and multi-strategy mutation mechanisms. By constructing an integer programming model that incorporates construction costs, operation and maintenance expenses, and flight costs, the algorithm achieves coordinated optimization of drone nest location selection, configuration types, and inspection task allocation. Through dynamic adjustment of search weights to balance global exploration and local development capabilities, combined with three mutation strategies—nest type replacement, task redistribution, and position fine-tuning—the algorithm improves solution diversity and precision. Comparative experiments using a simulated dataset of 500 transmission towers demonstrate that IWOA achieves the lowest deployment cost (115.47) among original Whale Optimization Algorithm (WOA), Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic Algorithm (GA), and Simulated Annealing (SA). The algorithm exhibits significantly faster convergence speeds and superior performance in coverage completeness, cost optimization effectiveness, and stability compared to competing methods. This research provides a novel optimization framework for drone nest deployment in power infrastructure inspections, offering practical significance for enhancing the economic efficiency and reliability of transmission line maintenance.

Keywords

Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Drone Deployment, Transmission Line Inspection, Whale Optimization Algorithm, Particle Swarm Optimization, Integer Programming, Resource Allocation

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

现代电网的安全稳定运行高度依赖高效的输电线路巡检工作。传统人工巡检模式面临劳动强度大、作业效率低、安全风险高等固有缺陷[1]，尤其在山区、偏远地区等复杂地形中，巡检难度与成本显著增加。无人机(UAV)凭借灵活机动、部署快速、可抵达复杂区域等优势[2]，已成为输电线路巡检的重要技术手段[3]。然而，无人机的续航能力有限、电池寿命短、有效载荷不足等技术瓶颈，仍然制约了其大规模连续作业的广泛应用[4] [5]。

为突破上述限制，无人机巢作为支持无人机长时间自主运行的固定基础设施应运而生，其核心功能包括无人机存放维护、自动充电补给、数据实时处理与传输等[6] [7]。通过在输电线路沿线科学部署无人机巢，可构建分段式巡检模式，无人机在完成指定区域巡检任务后返回巢站充电与数据上传，有效延长作业范围并减少人工干预。但无人机巢部署本质上是复杂的多约束空间优化问题，需同时满足全巡检覆盖、飞行范围限制、资源预算约束等多重要求，且需在不同类型巢站的成本与性能之间寻求平衡。

当前，学者们已采用多种智能优化算法解决该问题。粒子群优化(PSO)作为经典群智能算法，具有全局探索能力强、收敛速度快以及收敛性能好的优势，但在处理离散整数规划问题时，存在局部开发不足、易陷入局部最优的缺陷[8]；遗传算法(GA)虽具备较强的全局搜索能力，但存在收敛速度慢和过早收敛等

问题[9]；模拟退火算法(SA)在局部解优化方面表现突出，但对参数设置敏感，稳定性较差[10]；鲸鱼优化算法(WOA)作为一种新兴的种群智能优化算法[11]，灵感来源于鲸鱼的狩猎行为，具有结构简单、参数少、自适应能力强等优点，已成功应用于工程优化、资源分配等多个领域。但原始 WOA 在处理无人机巢部署这类复杂离散优化问题时，仍存在解多样性易衰减、局部精炼不足等问题[12][13]，需进行针对性改进。

为此，本文提出改进鲸鱼优化算法(IWOA)，通过引入自适应权重策略与多维度变异机制，优化算法的搜索性能，构建适配无人机巢部署问题的整数规划模型，实现成本最小化与覆盖最优化的双重目标。通过与 WOA、PSO、GA、SA 的系统性对比实验，全面验证 IWOA 在成本优化、收敛速度、稳定性等方面的优势。本研究不仅丰富了群智能算法在基础设施优化领域的应用场景，更为电力企业提供了高效、经济的无人机巢部署决策工具。

2. 问题描述与数学模型

2.1. 问题定义

无人机巢的部署问题是输电线路巡检工程应用的重要环节[14]。输电线路巡检无人机巢部署优化问题的核心目标是：在给定的待巡检输电塔网络的地理坐标、无人机巢候选位置及资源约束条件下，确定无人机巢的最优地理位置、选择合适的巢型(大型/小型)，并合理分配各巢站的巡检任务，确保所有输电塔均被覆盖且满足飞行范围限制，同时最小化总部署与运营成本[15][16]。

其中，两种巢型的特性定义如下：

大型巢：具备较强的支持能力，可搭载长航程无人机，最大服务距离较远，但建设与运维成本较高；

小型巢：基础设施要求低，部署成本经济，但仅能适配短航程无人机，服务范围有限。

问题需满足的关键约束包括：覆盖约束：每个输电塔必须且仅分配给一个无人机巢，无遗漏、无重复覆盖；飞行范围约束：输电塔与负责巡检的无人机巢之间的欧氏距离，不得超过该巢型对应的无人机最大往返飞行半径；资源约束：大型巢与小型巢的部署数量均不得超过预设的最大限制，符合预算与设备供应条件。

2.2. 数学模型构建

(1) 符号定义

空间图： $G=(V,P,E)$ ，其中 $V=\{v_i\}_{i=1}^n$ 为潜在无人机巢位置集合(n 为候选位置数量)， $P=\{p_j\}_{j=1}^m$ 为待巡检输电塔集合(m 为输电塔数量)， $V \subseteq V \times P$ 为巢与输电塔的可行分配边；

巢型子集： $V_L \subseteq V$ (适用于大型巢的位置集合)， $V_S \subseteq V$ (适用于小型巢的位置集合)，且 $V_L \cap V_S = \emptyset$ ；

参数： C_{il} (位置 i 部署大型巢的建设与运维成本)， C_{is} (位置 i 部署小型巢的建设与运维成本)， C_f (无人机单位距离飞行成本)， d_{ij} (位置 i 的巢与输电塔 j 的距离)， D_L (大型巢无人机最大飞行范围)， D_S (小型巢无人机最大飞行范围)， N_L (大型巢最大部署数量)， N_S (小型巢最大部署数量)；

决策变量： $x_i \in \{0,1,2\}$ ($x_i=0$ 表示位置 i 不部署巢， $x_i=1$ 表示部署小型巢， $x_i=2$ 表示部署大型巢)； $p_{ij} \in \{0,1\}$ ($p_{ij}=1$ 表示输电塔 j 由位置 i 的巢负责巡检，否则为 0)。

(2) 目标函数

以总部署与运营成本最小化为目标，总成本包括巢的建设与运维成本、无人机飞行成本，表达式如下： $\min C = \sum_{i=1}^n (c_{is} \cdot 1_{x_i=1} + C_{il} \cdot 1_{x_i=2}) + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_f \cdot d_{ij} \cdot p_{ij}$ 其中， $1_{x_i=1}$ 和 $1_{x_i=2}$ 为指示函数，当对应条件成立时取值为 1，否则为 0。

(3) 约束条件

覆盖约束: $\sum_{i=1}^n p_{ij} = 1, \forall j \in \{1, 2, \dots, m\}$

飞行范围约束: $d_{ij} \leq D_L \cdot 1_{x_i=2}, \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, j \in \{1, 2, \dots, m\}$

决策变量约束: $x_i \in \{0, 1, 2\}, \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}; p_{ij} \in \{0, 1\}, \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, j \in \{1, 2, \dots, m\}$

资源约束: $\sum_{i=1}^n 1_{x_i=2} \leq N_L; \sum_{i=1}^n 1_{x_i=1} \leq N_S$

3. 改进鲸鱼优化算法设计

3.1. 原始鲸鱼优化算法原理

(1) 自适应权重调整机制

为平衡算法的全局探索与局部开发能力, 引入自适应权重 w , 动态调整最优解对当前个体的影响程度, 改进后的位置更新公式为:

$$X(t+1) = w \cdot X^*(t) - A \cdot D \quad (\text{收缩包围策略})$$

$$X(t+1) = w \cdot [D' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t)] \quad (\text{螺旋更新策略})$$

其中, w 的计算公式为: $w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \cdot \frac{t}{T_{\max}}$, $w_{\max} = 0.9$, $w_{\min} = 0.4$, t 为当前迭代次数, T_{\max} 为最大迭代次数。迭代初期 w 较大, 增强全局探索能力; 迭代后期 w 减小, 强化局部开发精度。

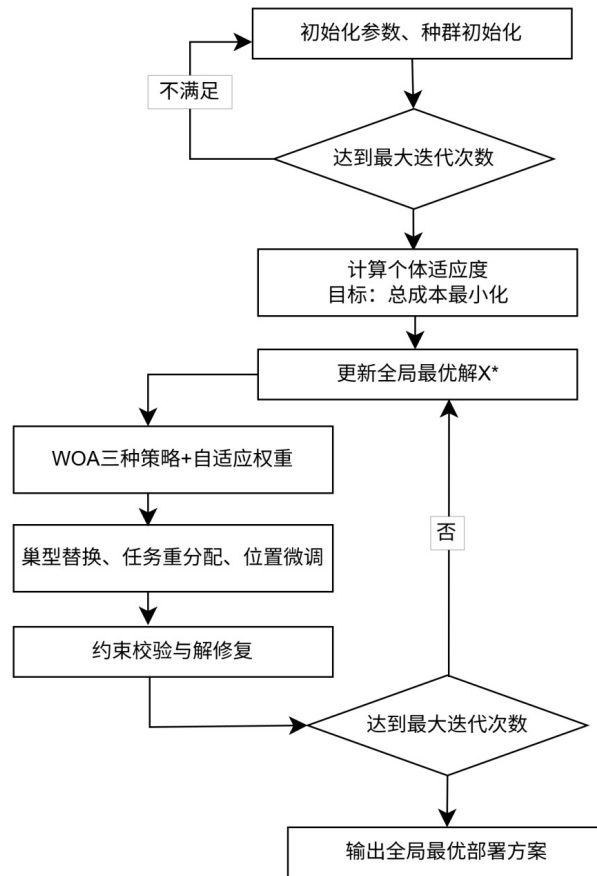


Figure 1. Algorithm execution steps
图 1. 算法执行步骤

(2) 多策略变异机制

针对无人机巢部署的离散特性，设计三种变异策略，避免种群陷入局部最优，提升解的多样性：

巢型替换变异：随机选择一个无人机巢位置，将其类型在“无巢 - 小型巢 - 大型巢”之间切换(如 $x_i = 1$ 变为 $x_i = 2$ 或 $x_i = 0$)，并重新校验约束条件；

任务重分配变异：随机选取一个输电塔，将其巡检任务从当前分配的巢站切换至满足飞行范围约束的其他巢站，确保覆盖完整性；

位置微调变异：对候选巢位置集合进行局部搜索，微调巢的地理坐标(在合理范围内)，优化飞行距离与成本。

变异操作的执行概率随迭代进程动态调整：

$$P_m = P_{m0} - (P_{m0} - P_{m1}) \cdot \frac{t}{T_{\max}}$$
，其中 $P_{m0} = 0.35$ ， $P_{m1} = 0.05$ ，既保证初期种群多样性，又保障后期解的稳定性。

(3) 离散化处理与约束满足

由于无人机巢部署问题的决策变量为离散值($x_i \in \{0,1,2\}$ ， $p_{ij} \in \{0,1\}$)，对算法输出结果进行离散化处理：采用四舍五入法将连续搜索结果映射为离散整数，并通过约束校验模块确保所有解满足覆盖要求、飞行范围限制及资源约束。对于不满足约束的解，通过任务重分配、巢型调整等方式进行修复，保证解的可行性。

算法执行步骤(如图 1)。

4. 对比算法实现(WOA、PSO、GA、SA)

4.1. 原始鲸鱼优化算法(WOA)实现

参数设置：种群规模 40，最大迭代次数 1000，螺旋形状系数 $b = 1.0$ ，与改进算法基础参数保持一致；

核心流程：遵循原始 WOA 的包围猎物、气泡网觅食、随机搜索三大核心策略，对离散变量进行整数映射处理，确保解的可行性；

适应度计算：与 IWOA 采用相同的成本计算函数，确保对比公平性。

4.2. 粒子群优化(PSO)实现

参数设置：种群规模 40，最大迭代次数 1000，惯性权重 0.9~0.4，学习因子 $c1 = c2 = 2.0$ ；

核心流程：每个粒子代表一组部署方案，通过惯性分量、认知分量(向个体最优靠拢)、社会分量(向全局最优靠拢)更新粒子位置与速度，对离散变量采用整数映射处理；

适应度计算：与 IWOA 采用相同的成本计算函数，确保对比公平性。

4.3. 遗传算法(GA)实现

参数设置：种群规模 100，最大迭代次数 1000，交叉概率 0.2，变异概率 0.4；

核心流程：采用整数编码表示巢型与任务分配，通过轮盘赌选择、单点交叉、随机变异实现种群进化，迭代优化至满足终止条件，所有解均经过约束校验与修复。

4.4. 模拟退火算法(SA)实现

参数设置：初始温度 100，冷却速率 0.998，每个温度下迭代 3 次，最低温度 1；

核心流程：以随机生成的部署方案为初始解，通过邻域搜索生成新解，基于 Metropolis 准则接受或拒绝新解，逐步降温直至收敛，新解生成后即时进行约束校验。

5. 实验设计与结果分析

5.1. 实验环境与数据集

实验采用 Python 3.10.6 编程语言实现，硬件平台为 AMD Ryzen 7 6800H with Radeon Graphics 处理器、16 GB 内存，操作系统为 Windows 11。测试数据集基于模拟的中型电网场景构建，根据参考文献 [17] [18] 中的方法建立。在 $0\sim 75\text{ km} \times 15\sim 25\text{ km}$ 区域内随机生成 500 个输电塔坐标。沿线路中心等间距设置 10 个无人机巢候选位置。通过欧几里得距离计算巢与塔之间的距离矩阵。成本与约束参数参考文献 [1]，大型巢成本更高、覆盖范围更广。小型巢成本较低、服务半径较小。关键参数设置如下：大型巢单位建设运维成本 40，最大服务距离 6.5 km；小型巢单位建设运维成本 20，最大服务距离 4 km；无人机单位距离飞行成本 0.003；大型巢最大部署数量 3，小型巢最大部署数量 6，候选无人机巢位置共 10 个。

需要说明的是，候选无人机巢位置总数与允许部署的最大巢数量无需保持一致。本文设置候选无人机巢位置共 10 个，代表可供选择的潜在部署点位数量；设置大型巢最大部署数量为 3、小型巢最大部署数量为 6，是受工程预算、设备规模与运维管理等现实约束限制，代表允许建设的巢数量上限。二者分别表征“可选地点集”与“建设规模上限”，在数学模型与工程实践中均为独立参数。优化算法的目标正是从 10 个候选位置中选取不超过 9 个(3 大 + 6 小)的最优子集完成部署，而非要求使用全部候选位置，该设置符合无人机巢部署优化问题的工程背景与数学建模规范。

5.2. 评价指标

总成本：包括建设运维成本与飞行成本，反映算法的优化效果；

部署配置：大型巢与小型巢的最终部署数量，反映算法的资源分配能力；

运行时间：算法完成 1000 次迭代的总耗时，反映算法的计算效率；

收敛速度：达到最优解所需的迭代次数，反映算法的搜索效率；

覆盖完整性：验证是否所有输电塔均被有效覆盖。

5.3. 实验结果与分析

(1) 整体性能对比

基于 500 个输电塔的测试实例，将 IWOA 与 WOA、PSO、GA、SA 四种算法进行对比实验，所有算法均独立运行至 1000 次迭代，实验结果如表 1 所示。

Table 1. Comparison of overall algorithm performance

表 1. 算法整体性能对比

算法	最优成本	大型巢部署数	小型巢部署数	运行时间(s)
WOA	117.2553	2	1	59.47
IWOA	115.4714	2	1	73.57
PSO	119.1056	2	1	73.94
GA	119.1056	2	1	90.21
SA	119.1056	2	1	4.56

由表 1 实验结果可知：

1) 成本优化效果：IWOA 实现了 115.4714 的最低部署总成本，相较于原始 WOA (117.2553) 成本降

低 1.7841, 相较于 PSO、GA、SA (119.1056) 成本降低 3.6342, 成本优化效果显著优于所有对比算法, 验证了改进策略对算法优化能力的提升作用。

2) 资源配置一致性: 所有算法最终均收敛至 2 个大型巢 + 1 个小型巢的最优部署配置, 满足资源约束条件, 且实现了 500 个输电塔的全覆盖, 证明所有算法均能有效满足问题的约束要求, 实验对比具有公平性。

3) 计算效率: SA 的运行时间最短(4.56 s), 但牺牲了成本优化效果; WOA 运行时间次之(59.47 s), 在原始算法中表现出较高的计算效率; IWOA 因引入多策略变异与约束精细校验, 运行时间略高于 WOA、PSO, 但远低于 GA, 在保证优化效果的前提下实现了计算效率的平衡。

(2) 收敛特性分析

各算法在迭代过程中的最优成本收敛情况如表 2 所示, 每 200 次迭代记录一次当前最优成本, 直观反映算法的收敛速度与搜索能力。

Table 2. Comparison of optimal costs at different iteration stages for various algorithms

表 2. 各算法不同迭代阶段最优成本对比

迭代次数	WOA	IWOA	PSO	GA	SA
200	117.26	116.40	119.11	119.11	119.11
400	117.26	115.47	119.11	119.11	119.11
600	117.26	115.47	119.11	119.11	119.11
800	117.26	115.47	119.11	119.11	119.11
1000	117.26	115.47	119.11	119.11	119.11

由表 2 的收敛过程数据可知:

1) IWOA 收敛速度最快: IWOA 在迭代 400 次时即收敛至 115.47 的最优成本, 且后续迭代中未出现成本波动, 实现了稳定收敛, 证明自适应权重与多策略变异机制能够快速引导算法向全局最优解逼近。

2) 原始 WOA 收敛性能一般: WOA 在迭代 200 次时即收敛至 117.26, 但后续迭代中无法进一步优化, 陷入局部最优, 体现了原始 WOA 局部开发能力不足的缺陷。

3) PSO、GA、SA 收敛能力较弱: 三种算法在迭代 200 次时收敛至 119.11, 且在后续 800 次迭代中始终无法突破该局部最优解, 搜索能力与优化精度均显著低于 IWOA, 证明其在处理无人机巢部署这类离散优化问题时存在局限性。

各算法收敛曲线对比(如图 2)。

(3) 算法性能综合分析

结合总成本、收敛速度、运行时间三大核心指标, 对各算法进行综合评价:

1) IWOA 综合性能最优: 在所有对比算法中, IWOA 的最优成本最低, 收敛速度最快, 且部署配置合理、覆盖完整, 同时运行时间处于可接受范围, 在成本优化、收敛特性、解的稳定性方面均表现出显著优势, 充分验证了改进策略的有效性。

2) 原始 WOA 表现次之: WOA 计算效率较高, 成本优化效果优于 PSO、GA、SA, 但因局部开发能力不足, 无法突破局部最优, 最终成本高于 IWOA, 证明对 WOA 进行针对性改进的必要性。

3) PSO、GA、SA 性能相近: 三种算法均收敛至相同的局部最优解, 且收敛速度慢, 其中 GA 的运行时间最长, PSO 计算效率中等, SA 虽运行时间最短但优化效果最差, 均无法满足无人机巢部署的低成本优化需求。

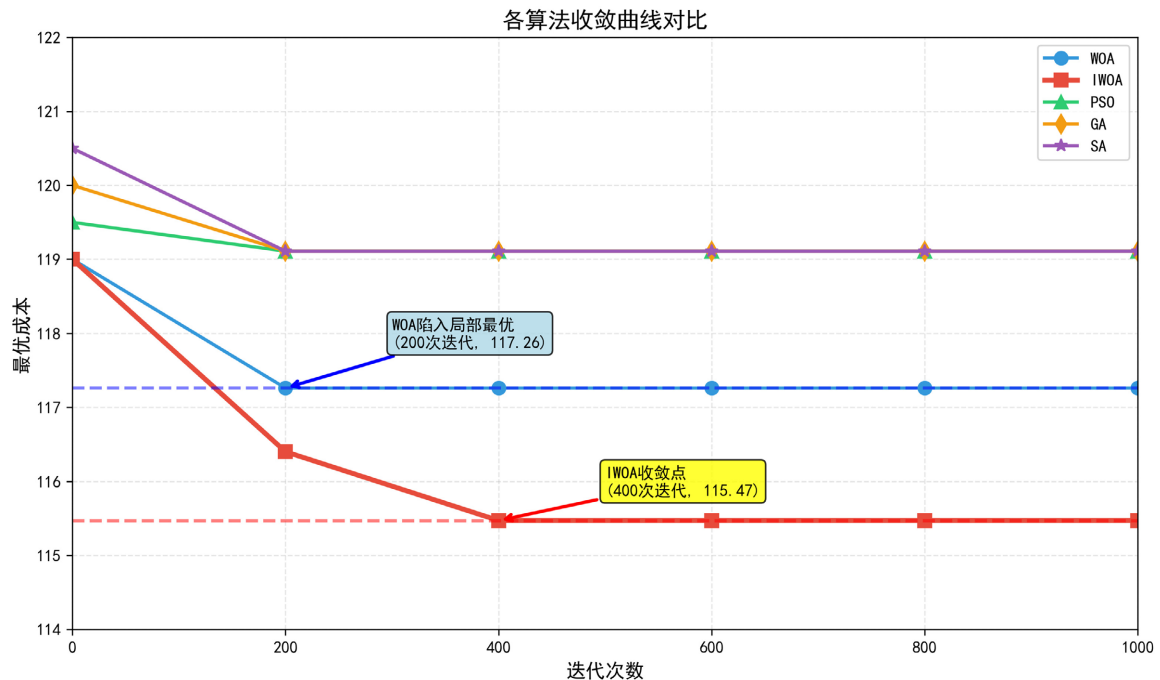


Figure 2. Comparison of convergence curves for various algorithms
图 2. 各算法收敛曲线对比图

6. 结论与展望

本文针对输电线路巡检中无人机巢部署优化问题，提出一种融合自适应权重与多策略变异的改进鲸鱼优化算法(IWOA)，构建了考虑多重成本与约束的整数规划模型，实现了无人机巢位置、类型与任务分配的协同优化。通过与原始 WOA、PSO、GA、SA 的系统性对比实验，验证了 IWOA 在成本优化效果、收敛速度、稳定性方面的显著优势。

本研究的创新点主要体现在：(1) 提出自适应权重调整机制，平衡算法的全局探索与局部开发能力，解决了原始 WOA 易陷入局部最优的问题；(2) 设计巢型替换、任务重分配及位置微调的多策略变异机制，提升解的多样性与精准度，加快算法收敛速度；(3) 构建适配无人机巢部署问题的离散化处理与约束修复模块，确保解的可行性与合理性。

实验结果表明：IWOA 在 500 个输电塔测试实例中实现了 115.4714 的最优部署成本，相较于原始 WOA 成本降低 1.7841，相较于 PSO、GA、SA 成本降低 3.6342；且 IWOA 在 400 次迭代时即收敛至全局最优解，收敛速度与优化精度均显著优于对比算法，同时算法能稳定输出 2 大 1 小的最优资源配置，实现输电塔的全覆盖。

后续研究可从以下方面展开：一是将无人机的续航能力、巡检任务优先级等因素纳入模型，构建更贴合实际工程的多目标优化模型；二是结合地理信息系统(GIS)，将实际地形、气象条件等空间约束引入算法设计，提升模型的工程实用性；三是对 IWOA 进行进一步改进，结合同步并行计算技术降低算法运行时间，提升其在大规模输电塔网络中的应用能力。本算法为电力企业提供了经济、高效的无人机巢部署方案，对提升输电线路巡检的经济性与可靠性具有重要实践意义。

致 谢

本论文的顺利完成，离不开我的指导老师、团队伙伴以及学校的悉心指导与大力支持。在此，我谨

向所有给予我帮助的师长与同学致以最诚挚的谢意。我由衷感谢我的指导老师。从论文选题、框架搭建、算法设计到实验调试与文字撰写，老师都给予了我耐心细致的指导与严谨务实的建议。在研究遇到困难时，老师总能及时给予启发与鼓励，使我能够不断完善研究内容、理清写作思路。老师严谨的治学态度、深厚的学术素养与精益求精的科研精神，使我受益匪浅，也将成为我未来学习与工作中不断前行的动力。同时也要感谢在项目研究过程中给予我帮助的小伙伴们。在代码调试、实验分析与论文修改过程中，大家相互交流、彼此支持，共同解决了诸多技术难题，让我在团队协作中收获了知识与成长。

参考文献

- [1] 麦俊佳, 崔巍, 曾懿辉. 输电线路巡检无人机巢配置部署方法[J]. 广东电力, 2023, 36(2): 102-108.
- [2] 孙玮琢, 刘希琛, 武帅, 等. 用于边境巡逻的定点式多旋翼无人机无线充电系统设计[J]. 电机与控制学报, 2024, 28(9): 200-208.
- [3] 夏炜. 面向无人机巡检的输电线路隐患物检测算法研究[D]: [硕士学位论文]. 广州: 广东工业大学, 2025.
- [4] 程俊翔, 何相奎, 金哲, 等. 输电线路高精度自主巡检智能机巢系统研究与应用[J]. 内蒙古电力技术, 2026, 44(1): 45-51.
- [5] 王莉莉, 欧俊杰. 考虑电池充电的无人机车辆物流配送模型[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(27): 11834-11841.
- [6] 李伟强. 无人机技术在电力行业中的应用[J]. 光源与照明, 2026(1): 254-256.
- [7] 胡航, 闵四海, 王利新, 等. 智能巡检无人机在水电站巡检中的应用探索[J]. 大电机技术, 2026(S1): 95-99.
- [8] 杨安德. 基于改进粒子群算法的配电网故障定位研究[J]. 兰州文理学院学报(自然科学版), 2026, 40(1): 78-82.
- [9] 黄晋, 李欣洋, 高震, 等. 基于改进遗传模拟退火算法的多无人机物流任务分配[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(30): 13179-13186.
- [10] 朱侑. 基于模拟退火算法的城市轨道交通换乘站设计优化[J]. 电脑知识与技术, 2025, 21(6): 42-45.
- [11] 徐杰. 群智能优化算法的超参数重优化[J]. 电脑知识与技术, 2025, 21(34): 33-36.
- [12] 滕德云, 滕欢, 刘鑫, 等. 基于改进鲸鱼优化算法的多目标无功优化调度[J]. 电力电容器与无功补偿, 2019, 40(3): 123-128+136.
- [13] 谢军飞, 张海清, 李代伟, 等. 基于惯性权重的改进鲸鱼优化算法[J]. 成都信息工程大学学报, 2025, 40(5): 600-604.
- [14] 姚轩, 白静盼, 汪洋. 输电线路无人机巡检中无线充电设备部署策略[J]. 电脑知识与技术, 2024, 20(10): 139-142.
- [15] Li, X. and Xing, L. (2018) Optimal Deployment of Drone Base Stations for Cellular Communication by Network-Based Localization. *Proceedings of the 37th Chinese Control Conference*. Technical Committee on Control Theory, Chinese Association of Automation, 2018: 424-429.
- [16] Avogadro, N., Morlotti, C. and Redondi, R. (2026) Optimizing Drone Operations for Middle-Mile Deliveries: Are We Ready for Real-World Deployment? *Transportation Research Procedia*, **95**, 552-559.
- [17] 麦俊佳. 输电线路巡检无人机巢配置部署与作业调度优化研究[D]: [硕士学位论文]. 广州: 华南理工大学, 2024.
- [18] 杨启帆, 李志茹, 马宏忠, 等. 无人机蜂巢综合系统设计及应用[J]. 机械研究与应用, 2020, 33(6): 167-169.