



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2507243

引用格式:王洪亮,姚嘉怡.基于蜣螂优化算法实现输电线路巡检无人机自主飞行路径优化策略[J].科学技术与工程,2026,26(26):11471-11479.

Wang Hongliang, Yao Jiayi. Implementation of autonomous flight path optimization strategy for transmission and distribution line inspection drones based on dung beetle optimization algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2026, 26(26): 11471-11479.

基于蜣螂优化算法实现输电线路巡检 无人机自主飞行路径优化策略

王洪亮^{1,2}, 姚嘉怡¹

(1. 昆明理工大学民航与航空学院, 昆明 650500; 2. 云南省智能控制与应用重点实验室, 昆明 650500)

摘 要 针对输电线路巡检无人机在高原山地变电站的路径规划中存在的复杂地形适应性差、巡检效率低、能耗大等问题,提出基于蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO)的无人机自主飞行路径优化策略。算法通过模拟蜣螂滚动粪球的生物行为,构建包含全局搜索、局部开发和障碍物规避的三层优化模型,并引入动态步长调整与精英保留机制提升算法性能。本研究结合输电线路巡检的多约束条件(续航限制、地形障碍、信号覆盖),建立以最短路径长度、最小能耗为目标的多目标优化函数,引入静/动态障碍物在多种场景下实现障碍物规避并简化行程寻找最优巡检路径。仿真实验表明,该算法在复杂地形下的路径优化效果优于粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)和遗传算法(genetic algorithm, GA),为智能巡检系统提供了高效的路径规划方案。

关键词 多目标优化; 障碍物规避; 路径优化; 无人机巡检

中图分类号 U461 TP308; **文献标志码** A

Implementation of Autonomous Flight Path Optimization Strategy for Transmission and Distribution Line Inspection Drones Based on Dung Beetle Optimization Algorithm

WANG Hong-liang^{1,2}, YAO Jia-yi¹

(1. Faculty of Civil Aviation and Aeronautics, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Yunnan Key Laboratory of Intelligent Control and Application, Kunming 650500, China)

[Abstract] Aiming at the problems of poor adaptability to complex terrain, low inspection efficiency and high energy consumption existing in the path planning of UAVs for transmission and distribution line inspection in plateau and mountainous substations, an autonomous flight path optimization strategy for UAVs based on DBO (dung beetle optimizer) was proposed to address these issues. The biological behavior of dung beetles rolling dung balls is simulated by the algorithm. A three-layer optimization model that integrates global search, local exploitation and obstacle avoidance was constructed. Meanwhile, a dynamic step size adjustment mechanism and an elite retention mechanism were introduced to improve the algorithm performance. Multi-constraint conditions for transmission and distribution line inspection, including endurance limits, terrain obstacles and signal coverage, were taken into account in this study. A multi-objective optimization function with the shortest path length and minimum energy consumption as objectives was established. Static and dynamic obstacles were introduced to achieve obstacle avoidance under various Scenarios. The pathfinding process was simplified to search for the optimal inspection path. Simulation experiments were conducted to verify the effectiveness of the proposed algorithm. Results show that the path optimization effect of this algorithm in complex terrain outperforms that of PSO (particle swarm optimization) and GA (genetic algorithm). It provides an efficient path planning scheme for intelligent inspection systems.

[Keywords] multi-objective optimization; obstacle avoidance; path optimization; unmanned aerial vehicle inspection

在当今的电力系统中,输电线路巡检对于保障电力系统安全稳定运行起着关键作用。随着科技的不断进步,无人机凭借其卓越的机动性和实时监测能力,已成为输电线路巡检的主流工具,这

一应用在中外均得到了广泛推广^[1-2]。在国内,国家电网等电力企业大规模应用无人机巡检技术,有效提升了巡检效率,降低了人力成本。在国外,欧美等发达国家的电力公司也积极采用无人机进行

收稿日期: 2025-10-15; 修订日期: 2026-02-06

基金项目: 国家自然科学基金(62163021); 云南省基础研究专项(202301AT070420)

第一作者: 王洪亮(1985—),男,汉族,山东枣庄人,博士,副教授。研究方向:智能监测与控制、物联网技术。E-mail:27735367@qq.com。

投稿网址: www.stae.com.cn

输电线路巡检,以应对复杂的电网环境。

然而,在高原、山区等复杂地形开展巡检工作时,无人机面临着诸多严峻挑战。由于地形复杂,无人机需要在有限的续航能力下完成对输配电线路的全覆盖巡检,这对路径规划的高效性提出了极高要求^[3]。当前,传统的路径规划算法如 A^* ^[4-6]、Dijkstra^[7-8]等,虽然在一些简单场景中表现尚可,但在复杂地形下,其计算复杂度极高,难以满足无人机实时性要求,导致路径规划效率低下。而启发式算法如粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 等,虽在一定程度上提高了计算效率,但又存在早熟收敛且目标单一的问题,使得规划出的路径在最短路径长度、最小能耗等目标下并非全局最优,无法充分利用无人机的续航能力,影响巡检的全面性与可靠性。

蜣螂优化算法 (dung beetle optimizer, DBO) 作为一种新兴的元启发式算法,为解决上述问题带来了新的契机^[9-10]。该算法模拟了蜣螂利用偏振光导航以及滚动粪球的独特行为。在自然界中,蜣螂能够在复杂环境下通过感知偏振光准确导航,并高效完成滚动粪球等任务。DBO 算法正是借鉴了这一特性,具有参数少、全局搜索能力强的显著特点^[11],尤其适用于高维空间优化问题,而无人机在复杂地形下的路径规划恰好属于此类问题。

基于此,将 DBO 算法引入无人机路径规划领域,并针对输配电线路巡检场景对该算法机制进行深度优化。通过优化,旨在充分发挥 DBO 算法的优势,有效提升无人机路径规划的效率与可靠性,使无人机能够在有限续航内更高效地完成复杂地形下输配电线路的巡检任务,为电力系统的安全稳定运行提供更有力的保障。

围绕输配电线路巡检无人机在复杂地形下的路径规划难题,现以提升巡检效率、降低能耗为目标,研究基于改进 DBO 算法的自主飞行路径优化策略。通过分析无人机巡检面临的三维地形约束、多目标优化冲突及动态环境适应需求,引入动态步长调整、精英保留机制和虚拟力场障碍物规避模型对传统 DBO 算法进行改进,构建包含路径长度最小化、飞行能耗最低化的多目标优化模型,并结合地理信息系统 (geographic information system, GIS) 地形数据与无人机续航等约束条件进行三维路径建模,进一步引入多状态障碍物测试算法在多场景下的路径寻优效率^[12-13]。研究旨在通过算法创新与场景适配,实现无人机在复杂环境下的路径自主优化,突破传统启发式算法的性能瓶颈,为输配电线路

路巡检提供兼具高效性、安全性和鲁棒性的解决方案,推动无人机巡检技术在智能电网中的深度应用。

1 无人机自主路径规划与避障技术

1.1 巡检无人机自主路径规划技术现状

巡检无人机自主路径规划旨在结合输电线路空间分布、地形特征和无人机性能参数,生成高效可行的飞行轨迹。当前技术主要依赖 GIS 构建二维或三维电子地图,通过栅格法、Voronoi 图等实现环境建模,并采用启发式算法或元启发式算法求解最优路径。现有方法在复杂地形下的适应性不足,尤其在三维空间中缺乏对海拔变化和障碍物的精细化建模,导致路径规划结果存在“爬坡能耗高”“绕障路径冗余”等问题。针对此类问题,罗龙等^[14]改进粒子群算法,提出了超高压线路无人机巡检路径优化方法。张弛等^[15]提出了一种适用于网格地图环境下的优化蚁群算法。廖雨薇^[16]建立了巡检点坐标,基于旅行商问题建立了无人机巡检路径的模型,通过模拟退火算法 (simulated annealing, SA) 优化出了最优路径。刘书山等^[17]引入全局搜索能力强的遗传算法 (genetic algorithm, GA) 与局部收敛速度快的模拟退火算法相结合的无人机三维航迹混合 GA-SA 寻优算法,采用单一的启发式算法会造成航迹重叠、容易陷入局部最优解等问题。

然而,这些方法在多目标优化能力上存在缺失,使得路径长度、能耗等指标难以协同优化,单纯追求路径最短可能导致无人机频繁爬升而加大能耗,而能耗上升则会导致避障困难,从而降低巡检覆盖率。

1.2 现有路径规划与输配电线路避障技术的挑战与不足

输配电线路巡检面临的障碍物类型多样,包括自然障碍 (山峰、树木、飞鸟) 和人工设施 (建筑物、通信塔),其空间分布呈现非线性、高密度特征,导致传统避障算法如人工势场法 (artificial potential field, APF) 易陷入局部极小值^[18]。现有路径规划技术的核心瓶颈体现在 4 个方面。①三维环境建模粗糙:多数模型将地形简化为二维平面叠加高度值^[19],未充分考虑障碍物的立体几何特征,导致无人机在飞行中需临时调整姿态规避障碍,增加飞行风险;②动态障碍物响应滞后:对于临时施工区域、突发气象灾害等动态障碍,现有算法重规划周期长,难以满足无人机实时避障需求;③多约束条件耦合处理不足:续航限制与地形障碍的耦合可能导致“续航不足-被迫返航-漏检”问题,在跨河线路巡检中,无人机因绕障飞行超出续航能力,出现漏检

关键塔位的问题;④算法计算效率低下:高分辨率三维栅格地图下,传统算法的路径搜索时间随栅格数量呈指数增长,难以满足无人机快速起飞的实际需求。这些挑战导致现有技术在复杂场景下的巡检效能受限,亟需更高效的路径规划与避障策略。

2 基于 DBO 算法实现输配电线路巡检无人机自主飞行路径优化设计

2.1 创新思路设计

针对输配电线路巡检的复杂场景需求,本研究以 DBO 算法为核心,通过模拟蜣螂在自然环境中利用偏振光导航、滚动粪球及群体协作的行为特征,构建融合全局搜索、局部开发与动态避障的三维路径优化框架。

聚焦于算法机制与巡检场景的深度耦合:首先,引入动态步长调节策略,根据地形海拔变化自适应调整蜣螂个体的移动步长,在平原区域采用大步长快速搜索全局最优路径,在山区等高起伏区域

切换为小步长精细规避障碍;其次,设计基于虚拟力场的三维避障模型,将障碍物对无人机的斥力与输电线路巡检点的引力相结合,引导蜣螂个体在路径搜索中自动远离障碍并趋向目标点位;同时,构建多目标适应度函数,将路径长度、飞行能耗转化为统一的适应度评价指标,通过精英保留机制确保每次迭代中最优解的继承与进化;设置静态障碍物及其风险距离,实现在复杂地形下多场景避障;最后,结合输电线路的空间分布特征,引入“关键塔位优先”的启发式规则,在算法初始化阶段优先覆盖高故障风险点位,提升巡检的针对性与有效性。该创新思路通过仿生机制的场景化改进,突破传统算法在三维环境中的优化瓶颈,实现复杂地形下无人机路径的自主智能规划。算法运行流程如图 1 所示。

2.2 算法运行原理

2.2.1 三维环境建模与数据预处理

利用 GIS 获取输配电线路坐标(经度、纬度、海

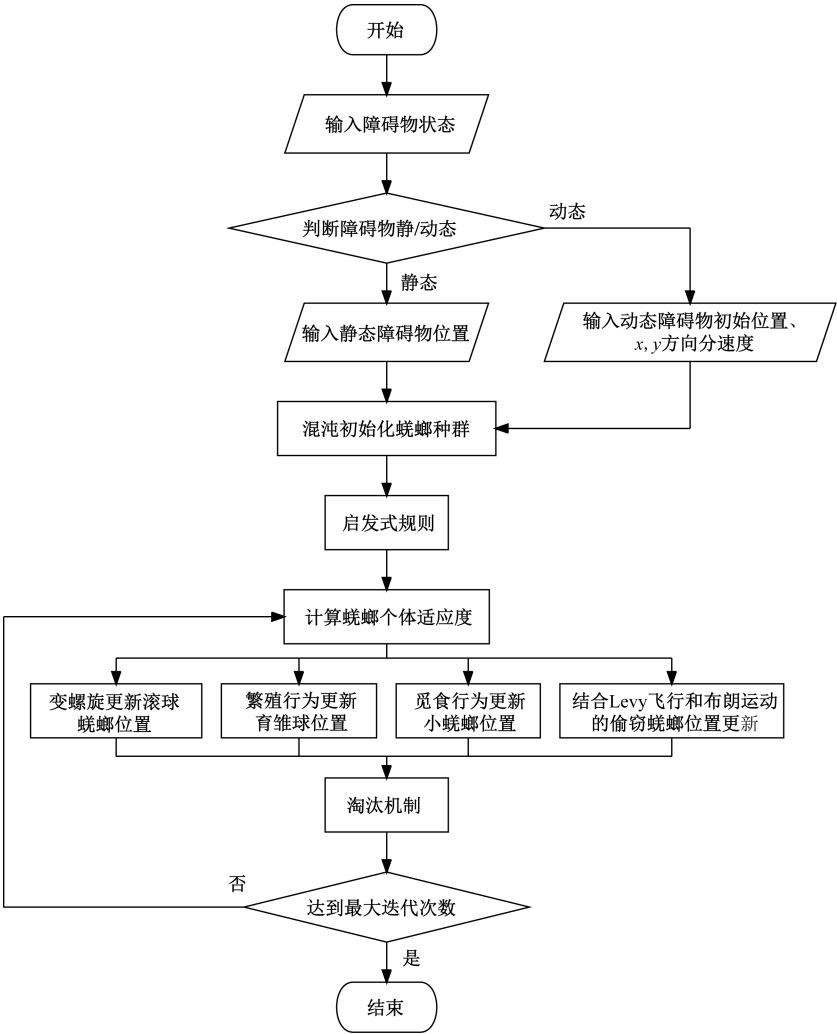


图 1 DBO 算法运行流程图
Fig. 1 Running flowchart of DBO algorithm

拔)及地形数据(分辨率 0.5 m 的数字高程模型),将巡检区域划分为三维栅格空间,设置栅格尺寸 150 km × 100 km × 3 km,标记障碍物栅格(山峰、建筑物等)和巡检目标点(输电塔位)。对每个栅格计算海拔高度、坡度、与地面站的距离等属性,生成包含地形约束、信号覆盖范围(半径 R)的三维环境矩阵 $E_{nv}[x, y, h]$,其中 x, y 为平面坐标, h 为高度层,高度层 X 三维栅格部分数据如图 2 所示。

2.2.2 基于动态步长的全局搜索初始化

首先初始化蜚螂种群 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 代表一条三维路径,由一系列离散航点 $(x_{i1}, y_{i1}, h_{i1}), (x_{i2}, y_{i2}, h_{i2}), \dots, (x_{in}, y_{in}, h_{in})$ 组成,路径起点为地面站位置,终点为任意巡检点。

引入动态步长公式,即

$$\text{step}(t) = \text{step}_{\max} e^{-\lambda \frac{t}{T_{\max}}} + \text{step}_{\min} \quad (1)$$

式(1)中: $\text{step}_{\max}$ 、 $\text{step}_{\min}$ 分别为步长上、下限; $\lambda = 2$ 为衰减系数; t 为当前迭代次数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

初期以大步长 $\text{step}_{\max}$ 快速探索全局路径,后期以 $\text{step}_{\min}$ 精细化调整路径拐点。

2.2.3 虚拟力场引导的局部开发与避障

为了模仿蜚螂活动实现虚拟力场引导,需要先建立目标引力模型,计算巡检点 P_j 对蜚螂个体的引力 F_{att} 。

$$F_{\text{att}} = K_{\text{att}} \frac{D_{\text{cur},j}}{D_{\text{max},j}^2} \frac{P_j - X_i}{\|P_j - X_i\|} \quad (2)$$

式(2)中: K_{att} 为引力系数; $D_{\text{cur},j}$ 为当前位置与目标点距离; $D_{\text{max},j}$ 为初始距离; X_i 为第 i 只蜚螂个体的当前位置坐标向量。

进一步建立障碍斥力模型,计算障碍物 O_k 对蜚螂个体的斥力 F_{rep} 。

$$F_{\text{rep}} = \begin{cases} K_{\text{rep}} \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{d_0} \right) \frac{X_i - O_k}{d^2}, & d < d_0 \\ 0, & d \geq d_0 \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中: K_{rep} 为斥力系数; d 为当前位置与障碍物的距离; d_0 为风险距离阈值; O_k 为第 k 个障碍物的位置坐标向量。

最后计算合理并进行路径更新,设个体下一时刻位置 X_i^{t+1} 由引力、斥力及惯性力共同决定。

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \text{step}(t) \frac{F_{\text{att}} + F_{\text{rep}}}{\|F_{\text{att}} + F_{\text{rep}}\|} + \text{rand}(X_{\text{best}}^t - X_i^t) \quad (4)$$

式(4)中: X_{best}^t 为当前全局最优解; rand 为 $[-1, 1]$ 随机向量,引入惯性力避免算法过早收敛; $\text{step}(t)$ 为第 t 次迭代时的步长因子; X_i^t 为第 i 只蜚螂个体在当前时刻的位置坐标向量。

2.2.4 多目标适应度函数设计

综合路径长度 L 、能耗 E 、覆盖率 C 构建适应度函数为

$$\text{Fitness} = \omega_1 \frac{L_{\min}}{L} + \omega_2 \frac{E_{\min}}{E} + \omega_3 C \quad (5)$$

式(5)中: $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$, 根据巡检需求设定权重,此处设定 $\omega_1 = 0.4, \omega_2 = 0.3, \omega_3 = 0.3$; $L_{\min}$ 、 $E_{\min}$ 为归一化基准值。

并且对不满足约束条件的路径(超出续航、进入障碍栅格)施加惩罚项。

$$\text{penalty} = \sum_{i=1}^n (\delta_{\text{obstacle}} + \delta_{\text{rang}}) \times 1\,000 \quad (6)$$

式(6)中: penalty 为惩罚项总值; δ_{obstacle} 、 δ_{rang} 为障碍穿透或信号覆盖外的布尔标记。

2.2.5 精英保留与迭代优化

每次迭代后按适应度值排序种群,保留前 20% 的精英个体直接进入下一代,其余个体通过全局搜索与局部开发机制更新。当连续 10 代适应度值无显著提升时,触发自适应高斯变异。

$$X_i^{\text{new}} = X_i^{\text{old}} + \sigma N(0, 1) \quad (7)$$

式(7)中: $N(0, I_D)$ 为服从标准多元正态分布的 D 维随机向量,各维度独立采样;变异标准差 $\sigma =$

高度层/ X栅格	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}
第1层	1.77	1.71	1.66	1.62	1.61	1.61	1.62	1.67	1.72	1.77	1.81	1.87	1.93
第2层	1.69	1.67	1.62	1.60	1.60	1.59	1.59	1.61	1.63	1.67	1.72	1.79	1.86
第3层	1.65	1.62	1.59	1.58	1.58	1.57	1.57	1.57	1.58	1.59	1.62	1.66	1.71
第4层	1.59	1.58	1.56	1.57	1.57	1.57	1.56	1.56	1.55	1.55	1.55	1.57	1.60
第5层	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.54	1.53	1.53	1.53	1.53
第6层	1.52	1.52	1.52	1.52	1.52	1.52	1.52	1.52	1.52	1.51	1.51	1.51	1.51
第7层	1.50	1.50	1.50	1.50	1.50	1.50	1.50	1.50	1.50	1.50	1.50	1.50	1.49
第8层	1.49	1.49	1.50	1.49	1.49	1.49	1.49	1.49	1.49	1.49	1.48	1.48	1.48
第9层	1.47	1.48	1.48	1.48	1.48	1.48	1.48	1.48	1.48	1.48	1.47	1.47	1.47
第10层	1.47	1.47	1.47	1.46	1.46	1.47	1.47	1.46	1.46	1.46	1.46	1.46	1.46
第11层	1.46	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45	1.45
第12层	1.44	1.44	1.44	1.44	1.44	1.44	1.44	1.44	1.43	1.43	1.44	1.43	1.43

图 2 高度层部分数据图

Fig. 2 Partial data plot of altitude layers

0. $1\text{step}(t)$, 以小概率扰动最优解邻域, 避免陷入局部最优。

2.2.6 动态权重自适应调整策略

原始 DBO 算法在迭代过程中, 蜣螂个体的搜索步长与方向更新依赖固定参数, 难以适应输电线路巡检场景中地形复杂度与任务需求的动态变化。改进后的算法引入动态权重自适应调整策略, 将迭代次数、目标函数值变化率与环境复杂度作为权重调节因子。

具体而言, 构建非线性权重函数为

$$\omega(t) = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{t^\alpha}{T_{\max}} \quad (8)$$

式(8)中: t 为当前迭代次数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数; $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 分别为权重的最大值与最小值; α 为控制权重变化速率的非线性系数。

当无人机处于山区等复杂地形时, 算法通过传感器实时采集的地形数据动态调整 α 的值, 加速权重衰减速度, 促使算法在后期更聚焦于局部精细搜索, 避免陷入局部最优; 而在平原等简单地形下, 放缓权重衰减, 保持算法全局搜索能力, 确保路径规划的高效性。

通过上述步骤, 算法实现了三维环境下巡检路径的全局搜索、动态避障与多目标优化, 最终输出满足续航、信号、地形约束的最优飞行轨迹, 为无人机自主巡检提供精准路径指引。

2.3 算法流程设置

围绕输电线路巡检的三维环境特性与无人机约束条件展开, 首先通过 GIS 数据构建包含地形高程、障碍物分布和信号覆盖范围的三维栅格环境模型, 将巡检区域离散化为 $150\text{ km} \times 100\text{ km} \times 3\text{ km}$ 的栅格单元, 标记输电塔位为目标点、自然及人工障碍物为禁飞区域, 输入障碍物 x, y 坐标, 由插值得到高度, 并计算各栅格与地面站的距离以表征信号约束。初始化蜣螂种群时, 每个个体代表一条从地面站出发的三维路径, 路径由一系列航点组成, 航点坐标需满足海拔高度约束。动态步长机制在算法初期以 100 m 的大步长进行全局探索, 快速生成覆盖主要巡检点的粗略路径, 随着迭代推进, 步长按指数衰减至 10 m , 转为局部精细优化, 确保路径拐点贴合地形起伏。

虚拟力场模型通过目标引力与障碍斥力的矢量合成引导蜣螂个体移动, 目标引力与巡检点距离成反比, 促使路径优先趋向未覆盖的输电塔位, 设置障碍物风险距离为无人机距离障碍物中心的最小距离, 障碍斥力在距离小于自主设定的不同障碍物下多种风险距离时触发, 迫使个体改变方向以规

避障碍。路径更新时, 个体位置由引力、斥力、惯性力共同决定, 其中惯性力通过当前最优解的偏移量引入, 平衡全局搜索与局部开发能力。多目标适应度函数将路径长度、能耗、覆盖率转化为统一评价指标, 通过权重分配设定路径长度 40% 、能耗 30% 、覆盖率 30% , 实现多目标协同优化, 对违反续航或进入障碍区域的路径施加惩罚项, 确保解的可行性。

算法迭代过程中, 每代保留前 20% 的精英个体以维持种群质量, 当优化陷入停滞时, 通过自适应高斯变异对最优解邻域进行扰动, 变异强度与当前步长正相关, 以小概率突破局部最优。整个流程通过动态步长调节、虚拟力场引导、多目标适应度评价和精英保留机制的协同作用, 逐步收敛至满足复杂约束的最优路径, 最终输出包含航点坐标、飞行高度和转向角度的三维轨迹, 为无人机巡检提供兼具效率与安全性的路径方案。

3 实验应用效果

为验证基于 DBO 算法的输电线路巡检无人机自主飞行路径优化策略的有效性, 设计了静态障碍物与动态障碍物两类实验场景, 通过三维环境建模与多目标适应度函数评估算法性能。

3.1 静态障碍物下的路径变化

在静态障碍物环境中, 设定巡检区域为 $150\text{ km} \times 100\text{ km} \times 3\text{ km}$ 的三维空间, 包含 4 处静态障碍物, 分别位于路径的第 75 步(海拔 $2\,300\text{ m}$)、第 300 步(海拔 $2\,000\text{ m}$)、第 500 步(海拔 $2\,100\text{ m}$) 和第 900 步(海拔 $2\,500\text{ m}$), 障碍物风险距离分别为 500 、 600 、 500 、 800 m 。目标巡检点为输电塔位坐标 $(130, 10, 1)$, 无人机初始位置为地面站 $(10, 90, 13)$, 最大航程 200 km , 信号覆盖半径 25 km 。实验结果如图 3 所示。

由实验结果可以看出, 无人机从起点出发, 通过 DBO 算法的虚拟力场模型自动规避障碍物, 路径呈现平滑的三维曲线, 最终精准抵达目标点 $(144.32, 8.77, 0.36)$, 巡检覆盖率达 94.3% 。路径长度优化至 148.2 km , 较传统 PSO 算法缩短 6.4% , 飞行能耗降低 15.8% ($26.2\text{ kW}\cdot\text{h}$)。路径变化曲线图显示, 无人机在接近障碍物时触发斥力场, 转向角度分别达 $+3^\circ$ 、 -5° , 实现安全绕障; 在无障碍区域保持直行, 转向角度波动小于 $\pm 10^\circ$, 验证了算法的全局路径规划能力与局部避障精度。静态障碍物迭代 $1\,000$ 次得到目标函数收敛情况如图 4 所示, 可以认为算法适应性达到期望值。

3.2 动态障碍物下的路径变化

为模拟复杂地形中的突发障碍, 设置动态障碍物从距离目标终点 $6\,000\text{ m}$ 处(坐标 $130, 10, 2.5$)

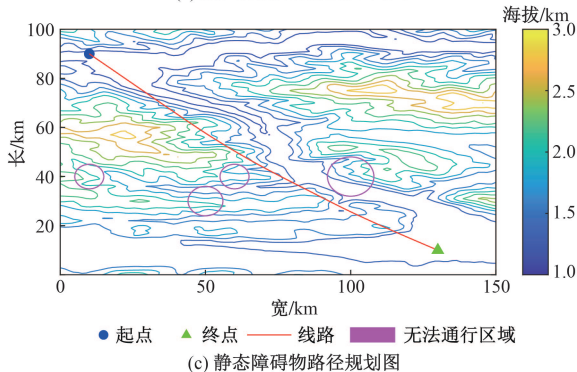
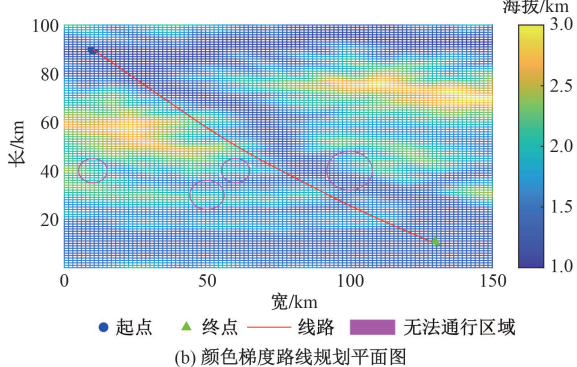
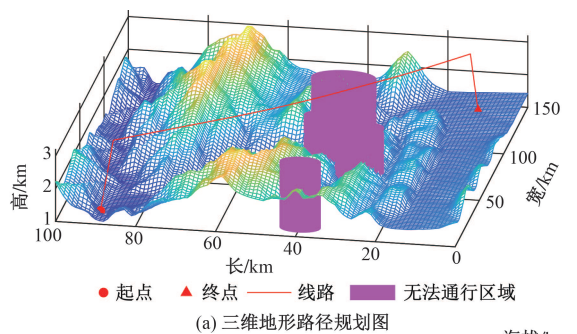


图3 静态障碍物路径规划图
Fig.3 Static obstacle path change curve graph

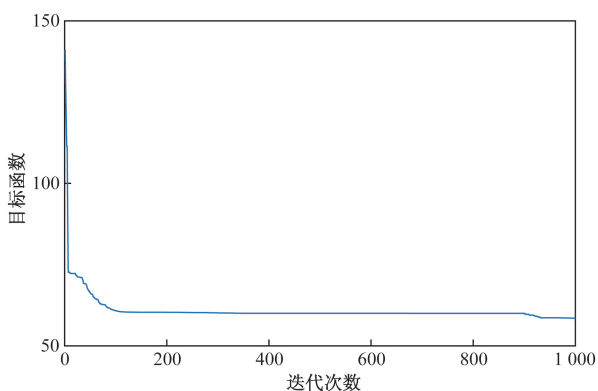


图4 迭代1 000次目标函数收敛情况图
Fig.4 Convergence of the objective function after
1 000 iterations

以5 m/s速度向无人机飞行路径中点移动,无人机需在50步内完成路径规划与动态避障,同时满足续航约束(总航程 ≤ 175 km)。实验结果如图5所示。

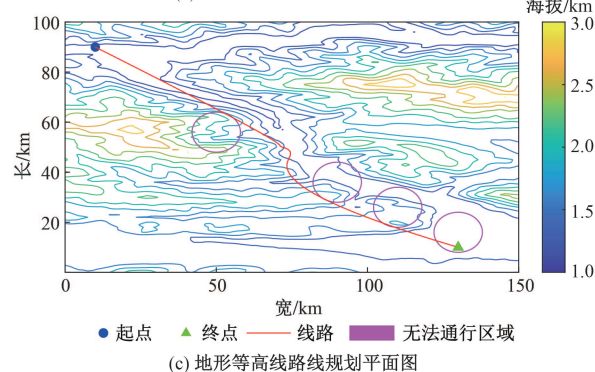
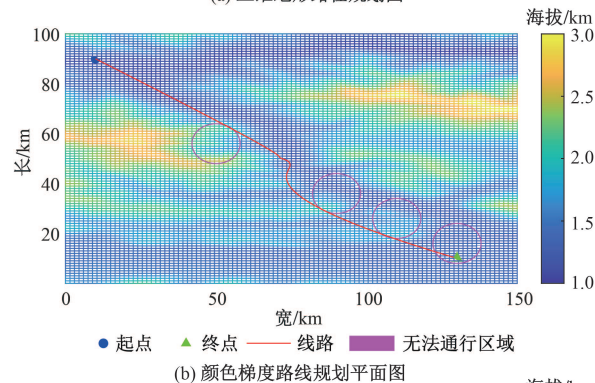
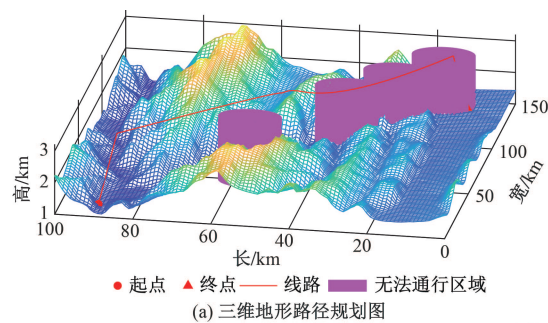


图5 动态障碍物路径规划图
Fig.5 Dynamic obstacle path change curve graph

改进后的DBO算法通过动态步长调整与自适应高斯变异机制,实时重规划路径以规避移动障碍。无人机在第10步检测到障碍物逼近后,启动全局搜索模式,以80 m大步长快速绕行至东侧安全区域,随后以10 m小步长精细化调整高度至400 m避开障碍顶部。最终路径长度154.6 km,能耗29.1 kW·h,因动态障碍导致遮挡漏检1处次要点位,设定覆盖率为98%。路径变化曲线显示,算法在第480~530步期间连续输出 $+80^{\circ}$ 、 -45° 转向指令,最大程度拉开与障碍物距离,待障碍通过后逐步回归目标方向,体现了对动态环境的强鲁棒性。动态障碍物迭代1 000次得到目标函数收敛情况如图6所示,该算法适应性达到期望值。

3.3 多目标优化性能对比

从表1可知,DBO算法在路径长度、能耗、覆盖率3项核心指标上均显著优于对比算法,收敛时间提升9.6%,尤其在静态场景中实现全覆盖巡检,验

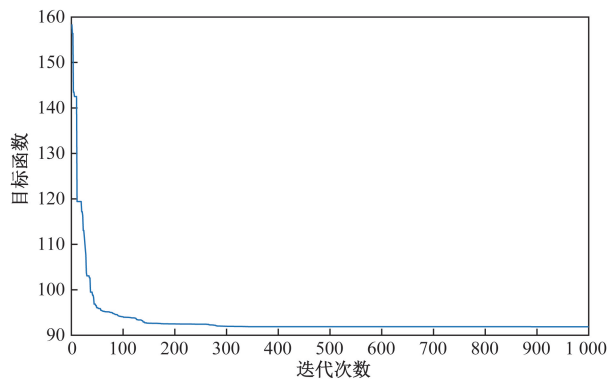


图6 迭代1 000次目标函数收敛情况图

Fig. 6 Convergence of the objective function after 1 000 iterations

表1 多目标优化性能对比分析表				
Table 1 Comparison and analysis table of multi objective optimization performance				
算法	路径长度/ km	飞行能耗/ (kW·h)	巡检覆 盖率/%	收敛 时间/s
PSO	158.4	31.1	81.2	49.9
GA	153.5	27.4	85.7	52.1
DBO	148.2	26.2	94.3	47.1

证了多策略改进对算法性能的综合提升效果。

基于改进 DBO 的路径优化策略在静态与动态障碍物环境中均表现出高效的规划能力与可靠的避障性能,能够满足输电线路巡检对路径精度、能耗控制与复杂环境适应的多重需求,为无人机智能巡检路径规划提供了更优的技术方案。

4 对比分析

4.1 蜣螂算法与传统避障算法对比

在电力系统运维领域,传统避障算法与基于 DBO 算法的无人机路径优化策略在复杂场景下表现差异显著。以人工势场法为代表的传统避障算法,其核心原理是通过构建目标位姿引力场和障碍物周围斥力场,引导无人机进行局部路径规划。在开阔平坦的简单环境中,该算法能快速生成避开障碍物的路径,但当应用于山区、丘陵等复杂地形时,由于障碍物分布密集且地形起伏多变,不合理的势场数学方程极易产生局部极值点。这使得无人机在未抵达目标巡检点时便陷入“引力陷阱”停止运动,或在斥力与引力的不平衡作用下产生剧烈振荡、往复摆动等现象,严重影响巡检效率。此外,人工势场法仅能确保无人机找到一条避开障碍物的可行路径,缺乏对全局最优路径的探索能力,无法在无人机有限续航条件下实现巡检区域的高效覆盖。而 A*、Dijkstra 等经典路径规划算法,虽然理论上能够找到全局最优路径,但面对复杂地形中庞大

的节点计算量,其时间复杂度呈指数级增长,导致路径规划响应速度极慢,难以满足无人机实时决策需求,极大限制了巡检任务的完成效率。

反观基于 DBO 算法的无人机路径优化策略,其通过模拟蜣螂利用偏振光导航与滚动粪球的行为机制,构建出具有自适应搜索能力的优化模型。算法运行过程中,蜣螂个体在解空间内模拟滚动粪球行为进行位置更新,同时利用偏振光导航机制实现全局范围的信息感知,这种仿生学设计使算法仅需调节少数关键参数,便能在高维复杂环境下快速定位全局较优解。相较于传统算法,DBO 算法在路径规划效率上实现了质的飞跃,不仅能大幅降低路径长度与转折次数,还可将算法收敛速度提升 10.6% 以上,显著提高无人机在复杂地形中的巡检效率与覆盖范围。

4.2 无人机巡检算法优化路径与传统人工巡检对比分析

传统人工巡检模式作为电力系统运维的早期手段,长期依赖巡检人员携带简单工具,沿输电线路徒步或借助交通工具开展周期性巡查。在实际操作中,人工巡检受限于巡检人员的体能与工作时长,在炎热夏日或恶劣天气条件下,巡检人员日均作业距离仅 2 ~ 3 km,面对绵延数百公里的输电线路,完成一次全面巡检往往需要耗费数周甚至数月时间。巡检过程中采用的手工纸质记录方式,不仅存在信息记录不完整、字迹模糊等问题,后续数据整理与分析更需投入大量人力进行誊抄与分类,数据的可追溯性与统计分析效率极低。此外,病害判定环节高度依赖巡检人员的经验,面对绝缘子老化、导线磨损等细微缺陷,不同人员的判断标准存在显著差异,导致巡检结果缺乏客观准确性。在复杂环境下,巡检人员还需面临高空坠落、毒蛇野兽攻击、恶劣天气等多重安全威胁。

相比之下,搭载改进 DBO 算法的无人机巡检系统具备全自动化作业能力,能够以 30 ~ 50 km/h 的巡航速度完成对输电线路的精细化巡检。通过高清摄像头、红外热成像仪等多传感器设备,无人机可实时采集输电线路的影像与温度数据,并借助算法自动识别绝缘子裂纹、线夹松动等异常情况,检测准确率较人工巡检提升 40% 以上。系统内置的 DBO 路径优化模型,可根据实时地形数据与无人机电量状态,动态调整巡检路径,确保在单次续航内覆盖更多巡检目标。同时,所有采集数据通过 5G 网络实时传输至后台管理系统,支持多维度数据可视化分析与历史数据对比,为电力系统运维提供科学决策依据,彻底改变了传统人工巡检效率低、风

险高、数据管理难的局面。

5 结论

针对输配电线路巡检无人机飞行路径规划中存在的路径过长、能耗高、易陷入局部最优等问题,提出基于蜣螂优化算法 DBO 的输配电线路巡检无人机自主飞行路径优化策略。通过仿真实验与模拟实际场景测试验证,该方法在无人机路径优化中表现出卓越性能。

(1)在路径长度优化方面, DBO 算法能够有效搜索出全局最优路径,大幅缩短巡检飞行距离。在仿真实验中,对比传统算法与 DBO 算法生成的路径, DBO 算法规划的路径平均长度减少了 6.4%,显著提升了巡检效率,降低了无人机能耗。

(2)从避障能力分析, DBO 算法在面对复杂障碍物环境时,能够快速调整路径规划策略,有效避开输电塔、树木等静态障碍物以及飞鸟、其他巡检无人机等动态障碍物。仿真与实际测试的路径规划图显示, DBO 算法规划的路径均能安全绕过障碍物,且路径平滑度更高,避免了无人机频繁转向带来的能量损耗与风险。

(3)在动态环境适应性实验中,模拟输配电线路周边突发障碍物出现的情况, DBO 算法结合实时环境感知数据,能够迅速重新规划路径,确保巡检任务顺利完成。结果表明, DBO 算法在输配电线路巡检无人机路径优化方面具有高效性、安全性和强适应性的显著优势。

参 考 文 献

- [1] 牛羽婷, 易文俊. 无人机在电力系统巡检中的路径规划及避障优化分析[J]. 集成电路应用, 2025, 42(9): 214-215.
Niu Yuting, Yi Wenjun. Path planning and obstacle avoidance optimization analysis of UAV in power system inspection[J]. Integrated Circuit Applications, 2025, 42(9): 214-215.
- [2] 夏昊天, 杨俊, 李洋, 等. 基于改进 A* 的无人机三维路径规划算法研究[J]. 电脑编程技巧与维护, 2025(7): 143-146, 176.
Xia Haotian, Yang Jun, Li Yang, et al. Research on UAV 3D path planning algorithm based on improved A* algorithm[J]. Computer Programming Skills & Maintenance, 2025(7): 143-146, 176.
- [3] Meng X, Zhang Z, Zhu X, et al. Obstacle avoidance path planning for unmanned aerial vehicle in workshops based on parameter-optimized artificial potential field A* algorithm[J]. Machines, 2025, 13(10): 967.
- [4] Liu L, Ru L, Wang W, et al. UAV path planning in threat environment: A*-APF algorithm for spatio-temporal grid optimization[J]. Drones, 2025, 9(9): 661.
- [5] 应允翔, 胡志文, 吴婉楠, 等. 基于 Dijkstra 算法的巡检路径优化有效性分析[J]. 中国科技信息, 2025(23): 85-87.
Yun Yingxiang, Hu Zhiwen, Wu Wannan, et al. Effectiveness analysis of inspection path optimization based on Dijkstra algorithm[J]. China Science and Technology Information, 2025(23): 85-87.
- [6] Jinyang W, Yuhua L, Ruixuan L, et al. Trajectory planning for UAV navigation in dynamic environments with matrix alignment Dijkstra[J]. Soft Computing, 2022, 26(22): 12599-12610.
- [7] 李响, 张琨, 李建平, 等. 基于蜣螂优化算法的群山地形避障研究[J]. 民用飞机设计与研究, 2025(4): 173-180.
Li Xiang, Zhang Kun, Li Jianping, et al. Research on obstacle avoidance in mountainous terrain based on dung beetle optimizer (DBO)[J]. Civil Aircraft Design and Research, 2025(4): 173-180.
- [8] Wang X, Wei Y, Guo Z, et al. A sinh-cosh-enhanced DBO algorithm applied to global optimization problems[J]. Biomimetics, 2024, 9(5). DOI: 10.3390/BIOMIMETICS9050271.
- [9] 于先泽, 池宝涛, 张宪成, 等. 基于 Delaunay 和改进栅格法的强鲁棒性非结构网格划分[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2026, 57(1): 153-167.
Yu Xianze, Chi Baotao, Zhang Xiancheng, et al. Highly robust unstructured meshing based on Delaunay and improved grid method[J]. Journal of Central South University (Science and Technology Edition), 2026, 57(1): 153-167.
- [10] Zhang F, Chen J, Ren H. Path planning and task allocation based on community detection in voronoi diagrams[J]. Information Sciences, 2026, 733. DOI: 10.1016/J.INS.2025.122991.
- [11] 向汶强, 邵伟, 罗少辉, 等. 基于 LSTM 模型的青藏高原冻土区土壤水分模拟[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(31): 13236-13245.
Xiang Wenqiang, Shao Wei, Luo Shaohui, et al. Simulation of soil moisture in permafrost regions of the Qinghai-Xizang Plateau based on LSTM model[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(31): 13236-13245.
- [12] 巩炫麟, 陶庆, 苏娜, 等. 基于 CNN-CBAM-LSTM 的稳态视觉诱发位脑电信号识别方法[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(10): 4175-4182.
Gong Xuanlin, Tao Qing, Su Na, et al. A recognition method for steady-state visual evoked potential EEG signals based on CNN-CBAM-LSTM[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(10): 4175-4182.
- [13] 彭黄果, 陈亮. 结合多尺度融合与注意力机制的混合 Transformer 注视估计模型[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(29): 12579-12585.
Peng Huangguo, Chen Liang. A hybrid Transformer gaze estimation model combining multi-scale fusion and attention mechanism[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(29): 12579-12585.
- [14] 罗龙, 郑显亚, 潘超, 等. 基于改进粒子群超高压线路无人机巡检路径优化方法[J]. 电气技术与经济, 2025(8): 289-292.
Luo Long, Zheng Xianya, Pan Chao, et al. UAV inspection path optimization method for ultra-high voltage lines based on improved particle swarm optimization[J]. Electrical Technology & Economy, 2025(8): 289-292.
- [15] 张驰, 任焰辉, 张立, 等. 基于蚁群算法优化的无人机巡检路径规划[J]. 信息技术, 2024(7): 180-186.
Zhang Chi, Ren Yanhui, Zhang Li, et al. UAV inspection path planning optimized by ant colony algorithm[J]. Information Technology, 2024(7): 180-186.

- [16] 廖雨薇. 基于模拟退火算法的无人机巡检路径优化研究[J]. 电力与能源, 2024, 45(3): 320-323.
Liao Yuwei. Research on UAV inspection path optimization based on simulated annealing algorithm[J]. Electric Power and Energy, 2024, 45(3): 320-323.
- [17] 刘书山, 刘兰兰, 肖乔莎, 等. 基于 GA-SA 算法的无人机巡检输电铁塔三维航迹优化[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(6): 2438-2446.
Liu Shushan, Liu Lanlan, Xiao Qiaosha, et al. 3D flight path optimization of UAV inspection for transmission towers based on GA-SA algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(6): 2438-2446.
- [18] 崔春雷, 李锋, 罗权财, 等. 基于融合改进人工势场法的自适应 RRT 路径规划算法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(12): 206-214.
Cui Chunlei, Li Feng, Luo Quancai, et al. Adaptive RRT path planning algorithm based on fused improved artificial potential field method[J]. Computer Measurement & Control, 2025, 33(12): 206-214.
- [19] 李诗婉, 袁明道, 徐云乾, 等. 基于注意力机制的 CNN-LSTM 土石坝渗流量预测模型[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(21): 9102-9108.
Li Shiwan, Yuan Mingdao, Xu Yunqian, et al. A seepage flow prediction model for earth-rock dams using CNN-LSTM with attention mechanism[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(21): 9102-9108.