

# 改进凤头豪猪优化算法的无人机三维路径规划

徐光辉, 邓赞, 王淑青, 舒军, 肖义平

(湖北工业大学 a. 电气与电子工程学院; b. 太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室, 武汉 430068)

**摘要** 针对无人机路径规划问题, 将其抽象为一个多约束优化模型, 同时整合了禁飞区、地形特征等多种因素, 建立了综合成本函数评价系统. 引入一种基于凤头豪猪优化算法(CPO)的解决方案, 指导无人机应对复杂场景, 并借助非弹性碰撞原理刻画了抵抗物理攻击的数学模型. 通过在CEC2017基准函数集中对比差分进化(DE)、灰狼优化(GWO)以及其他优秀算法的性能, 证实所提出的CPO算法在收敛速度和全局寻优能力上能够展现出优势, 较少陷入局部最优解. 同时通过真实DEM地图路径规划仿真验证CPO在实际应用中的高效性.

**关键词** 三维路径规划; 凤头豪猪优化算法; 无人机; 混沌映射

中图分类号 V249; TP242.6 文献标志码 A 文章编号 1672-4321(2025)02-0237-08

doi: 10.20056/j.cnki.ZNMDZK.20240733

## UAV 3D path planning with improved Crested Porcupine optimization algorithm

XU Guanghui, DENG Yun, WANG Shuqing, SHU Jun, XIAO Yiping

(Hubei University Of Technology, a. School of Electrical and Electronic Engineering; b. Hubei Key Laboratory for High-efficiency Utilization of Solar Energy and Operation Control of Energy Storage System, Wuhan 430068, China)

**Abstract** The unmanned aerial vehicle (UAV) path planning problem by formulating it as a multi-constraint optimization model, integrating various considerations such as no-fly zones and terrain features, thereby establishing an integrated cost function evaluation system. The research introduces a solution based on the Crested Porcupine Optimization (CPO) algorithm, which guides UAV navigation through complex scenarios and employs the concept of non-elastic collision to mathematically model resistance against physical attacks. By comparing the performance of the proposed CPO algorithm against Differential Evolution (DE), Grey Wolf Optimizer (GWO), and other prominent algorithms within the benchmark functions of the CEC2017 competition, the study empirically demonstrates that CPO exhibits superior convergence speed and enhanced global search capability, reducing the likelihood of being trapped in local optima. Furthermore, practical efficacy of the CPO algorithm is validated through simulation experiments on real Digital Elevation Model (DEM) maps for path planning applications.

**Keywords** 3D path planning; Crested Porcupine Optimizer; UAV; chaotic mapping

在当前的科技时代, 无人机在解决复杂地理环境下的物流运输难题中展现出了巨大的潜力与优势. 尤其在山区环境中, 由于地势险峻、地形复杂以及传统交通设施布局受限等因素, 物资配送工作常常面临重重困难, 不仅效率低下, 而且人力物力成本高昂, 甚至在某些情况下存在安全风险. 这种情况

下, 无人机路径规划的研究与应用显得尤为关键<sup>[1]</sup>. 无人机以其不受地形限制、机动灵活和可精准导航的特点, 为山区物资配送提供了一种高效且具有前瞻性的手段. 通过合理规划飞行路线, 无人机能够在最短时间内将物资送达目的地, 有效克服了山区交通不便带来的问题<sup>[2]</sup>.

收稿日期 2024-03-11

作者简介 徐光辉(1986-), 男, 副教授, 博士, 主要从事群集智能协同与优化研究, E-mail: xgh@hbut.edu.cn

基金项目 国家自然科学基金资助项目(61603127)

无人机的路径规划问题本质上是一个涉及多重约束条件的复杂优化问题. 学者们不断对航迹规划算法进行研究和改进. 提出了许多或基于经典改进或新颖的算法来解决这一问题: 孙鉴等<sup>[3]</sup>针对地震场景下无人机群路径规划与任务分配问题, 设计了一种联合并行蚁群模型(JSACO), 实现了资源均衡分配、最优路径规划和能耗平衡, 并通过引入集群并行处理机制减少运算耗时. 唐嘉宁等<sup>[4]</sup>提出的一种改进的S-JPS算法, 利用基于距离和方向的启发式函数减少搜索节点数量、时间代价和路径成本提高了路径平滑性. 刘云平等<sup>[5]</sup>在传统灰狼优化算法中引入非线性调整策略来动态调控算法参数并结合 Powell 算法强化局部搜索效果, 解决了灰狼算法在无人机路径规划中易陷入局部最优解导致寻优精度低的问题. 彭锦城等<sup>[6]</sup>改进了 Hybrid A\* 算法应用于三维路径规划生成更为平滑、鲁棒且安全的飞行轨迹. 郭启程等<sup>[7]</sup>通过引入莱维飞行随机扰动机制和信息交流机制改进鲸鱼优化算法提高了算法全局搜索能力并平衡了局部收敛性. 徐建新等<sup>[8]</sup>在粒子群优化算法中统一障碍物环境建模、优化适应度函数以及采用混沌粒子初始化和自适应加速度系数来增强算法稳定性, 提高寻优精度与收敛效率. 李国军等<sup>[9]</sup>将遗传算法和爬山算法模型利用人工势场法优化遗传算法全局路径有效提升了多无人机巡逻的效率与覆盖范围. 朱熠等<sup>[10]</sup>将数字地形平滑技术和人工势场法结合, 在满足无人机机动性能约束和考虑威胁指标的基础上, 能有效获取最佳路径, 具有良好的可行性和有效性.

然而, 由于不存在一种通用的元启发式算法能够适应并高效解决所有类型的优化问题. 这一原理

$$\left\{ \begin{array}{l} L_{n+1} = \begin{cases} [rL_n(1-L_n) + (4-r)L_n/2] \bmod 1, L_n < 0.5 \\ [rL_n(1-L_n) + (4-r)(1-L_n)/2] \bmod 1, L_n \geq 0.5 \end{cases} \\ \vec{X}(0) = \vec{\alpha} + \vec{L}_{n+1} \times (\vec{\beta} - \vec{\alpha}) \end{array} \right. \quad (1)$$

其中  $L$  是系统变量,  $r$  为控制参数,  $L \in [0, 1]$ ,  $r \in (0, 4)$ .  $X(0)$  是初代候选解初始位置,  $\alpha$  和  $\beta$  分别是搜索范围的下限和上限, 与候选解取值范围有关.

## 1.2 循环种群缩减技术

循环种群缩减技术(Cyclic Population Reduction, CPR)是一种平衡收敛效率与种群多样性维持的技术, 选取部分未有受到威胁的 CP, 以期通过动态缩容来加快全局搜索的收敛速度, 并在随后阶段将这些解重新融入种群, 从而促进种群结构多元化, 有

激励研究者们持续探索并创新设计特定情境下的元启发式算法以应对各异的寻优挑战<sup>[11]</sup>. 上述方法在一定程度上提升了规划路径的质量和算法的收敛速度, 但是面向山区陡峭地势的复杂环境, 仍存在路径规划效果差的问题. 因此, 本文分析无人机飞行约束条件和山区路径规划要求, 构建了山区环境中三维路径规划问题模型. 同时结合凤头豪猪优化算法具有全局搜索能力, 拥有较快的收敛速度, 引入凤头豪猪算法使得在进行山区路径规划时无人机能更快更优的选择动作, 从而有效跳出局部最优, 获得高质量路径<sup>[12]</sup>.

## 1 改进凤头豪猪优化算法

凤头豪猪优化算法(Crested Porcupine Optimizer, CPO)是一种借鉴凤头豪猪在自然界中采用的不同防御机制而设计的元启发式优化技术, 它将这些防御机制概念化地应用于求解过程中的位置更新与速度调整, 从而系统地搜索和逼近最优解决方案. 传统 CPO 具有较强的鲁棒性和搜索能力, 但仍然存在一些问题: (1) 未对豪猪的初始位置进行调整. 更优的初始位置分布有利于增强搜索的多样性, 提高算法的性能, (2) CP(即候选解)们的行为选择随着迭代次数的增加而趋同, 这使得算法可能陷入局部最优解. 针对传统算法的缺陷, 本文通过混沌映射和循环种群缩减技术对其进行优化:

### 1.1 种群初始位置优化

Logistics-Tent 映射<sup>[13]</sup>是一种结合了 Logistics 和 Tent 两种经典映射的混沌映射, 使用其搜索空间内随机初始化维度的数学表达式如下:

效防止陷入局部最优解. 此过程遵循一个周期变量  $T$  的规律进行调控, 确定在优化全过程中执行种群规模循环调整的频率. 相应的数学模型描述了这一循环减少种群规模的方法如下:

$$N = N_{\min} + (N' - N_{\min}) \times \left( 1 - \left( \frac{t \% \frac{T_{\max}}{T}}{\frac{T_{\max}}{T}} \right) \right) \quad (2)$$

其中,  $N_{\min}$  是新生成的种群中个体的最小数量, 因此种群大小不能小于  $N_{\min}$ ;  $t$  是当前函数评估; % 表示

余数或模运算符;  $T_{\max}$  是函数评估的最大数量;  $T$  是确定循环数的变量.

### 1.3 勘探阶段

#### 1.3.1 视觉防御

当CP感知到捕食威胁时,其会展示第一防御姿态,举刺以增大视觉体积,诱导捕食者产生错觉.捕食者的选择只能是靠近或远离CP.我们采用正态分布随机变量来量化模拟这两种决策行为.总体而言,该种行为模式可通过数学模型精确表述如下:

$$\vec{x}_i^{t+1} = \vec{x}_i^t + \tau_1 \times \left| 2 \times \tau_2 \times \vec{x}_{CP}^t - \frac{\vec{x}_i^t + \vec{x}_r^t}{2} \right|, \quad (3)$$

$\tau_1$  是基于正态分布的随机数;  $\tau_2$  是区间  $[0, 1]$  中的随机值.  $\vec{x}_{CP}^t$  是评估函数  $t$  的最优解,  $\vec{x}_i^t + \vec{x}_r^t$  是在当前CP和从种群中随机选择的CP之间生成的向量,用于表示捕食者在迭代  $t$  时的位置,其中  $r$  是  $[1, N]$  之间的随机数.

#### 1.3.2 第二防御策略(声音防御)

该策略中,CP采用声学防御,通过吼叫产生威慑性声响以应对捕食者.随着捕食者与豪猪间的距离缩小,豪猪的发声强度增大.以公式模拟此现象,可构建如下公式:

$$\vec{x}_i^{t+1} = (1 - \vec{U}_1) \times \vec{x}_i^t + \vec{U}_1 \times \left( \vec{y} + \tau_3 \times (\vec{x}_{r1}^t - \vec{x}_{r2}^t) \right), \quad (4)$$

其中  $\tau_3$  是0和1之间生成的随机值,  $r1$  和  $r2$  是  $[1, N]$  之间的两个随机整数.

### 1.4 开发阶段

#### 1.4.1 第三防御策略(气味防御)

在该策略中,CP通过分泌并扩散外激素以威慑捕食者的生物行为.当面已经出现的威胁,其“恶臭”信号强度随着与捕食者距离的减小而增强.为量化此过程,提出如下数学模型公式:

$$\vec{x}_i^{t+1} = (1 - \vec{U}_1) \times \vec{x}_i^t + \vec{U}_1 \times \left[ \vec{x}_{r1}^t + S_i^t \times (\vec{x}_{r2}^t - \vec{x}_{r3}^t) - \tau_3 \times \vec{\delta} \times \gamma_i \times S_i^t \right], \quad (5)$$

$\vec{x}_i^t$  是迭代  $t$  时第  $i$  个个体的位置,  $S_i^t$  是使用(6)等式定义的气味扩散因子.  $r3$  是  $[1, N]$  之间的随机数,  $\tau_3$  是区间  $[0, 1]$  内的随机值,  $\delta$  是用于控制搜索方向的参数,并使用等式(7)定义.  $\gamma_i$  是使用等式(8)定义的防御因子.如下所示:

$$S_i^t = \exp\left(\frac{f(x_i^t)}{\sum_{k=r}^N f(x_k^t) + \varepsilon}\right), \quad (6)$$

$$\vec{\delta} = \begin{cases} +1, & \text{if } \overline{\text{rand}} \leq 0.5 \\ -1, & \text{Else} \end{cases}, \quad (7)$$

$$\gamma_i = 2 \times \text{rand} \times \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right)^{\frac{t}{t_{\max}}}, \quad (8)$$

其中,  $f(x_i^t)$  表示迭代  $t$  时第  $i$  个个体的目标函数值,  $N$  是总体大小,  $\varepsilon$  是避免被零除的小值,  $\overline{\text{rand}}$  是包括在0和1之间随机生成的数值的矢量,  $\text{rand}$  是包括在0和1之间随机生成数字的变量,  $t$  是当前迭代的次数,  $t_{\max}$  是最大迭代次数.

$\vec{U}_1$  矢量用于模拟该策略中可能出现的三种情况:当模拟参数值为0时,捕食者停止接近,双方维持恒定距离.若参数值为1,代表捕食者靠近CP,气味释放增强.而对于介于0和1之间的参数组合,则表示捕食者与CP保持在适宜的安全距离范围内,故CP无需过度散发气味以维系此种相对稳定的状态.

#### 1.4.2 第四防御策略(身体攻击)

当捕食者非常接近时,CP会诉诸身体攻击,用短而厚的豪猪毛刺攻击它.在身体攻击中,两个生物激烈地对撞,代表着一维的非弹性碰撞.为了用数学公式表达其物理攻击行为,提出了以下公式:

$$\vec{x}_i^{t+1} = \vec{x}_{CP}^t + [a(1 - \tau_4) + \tau_4] \times (\delta \times \vec{x}_{CP}^t - \vec{x}_i^t) - \tau_5 \times \delta \times \gamma_i \times \vec{\tau}_6 \times \frac{f(\vec{x}_i^t) \times (\vec{x}_r^t - \vec{x}_i^t)}{\Delta t \sum_{k=r}^N f(\vec{x}_k^t) + \varepsilon}, \quad (9)$$

其中  $\vec{x}_{CP}^t$  是获得的最优解,表示CP在迭代  $t$  时第  $i$  个个体的位置,表示该位置的捕食者,  $a$  是稍后在参数设置部分讨论的收敛速度因子,  $\tau_4$  是区间  $[0, 1]$  内的随机值.

### 1.5 改进后的凤头豪猪算法流程图

使用混沌映射与循环种群缩减技术进行改进后的凤头豪猪优化算法可以称为: Improved Crested Porcupine Optimizer, 简称 ICPO, 其算法流程图如图1所示.

## 2 无人机路径规划建模

### 2.1 地形模型

本研究首先对三维地理环境进行离散化处理,采用立方体网格划分方法将规划空间划分为等尺寸相邻的单元格.基于预设飞行航点数量,在离散化的规划空间中搜索并确定一系列有序航点,并以此构建起从起点至终点连续连接的航迹结构<sup>[14]</sup>.此外,利用二维矩阵表示规划空间,其中矩阵元素值

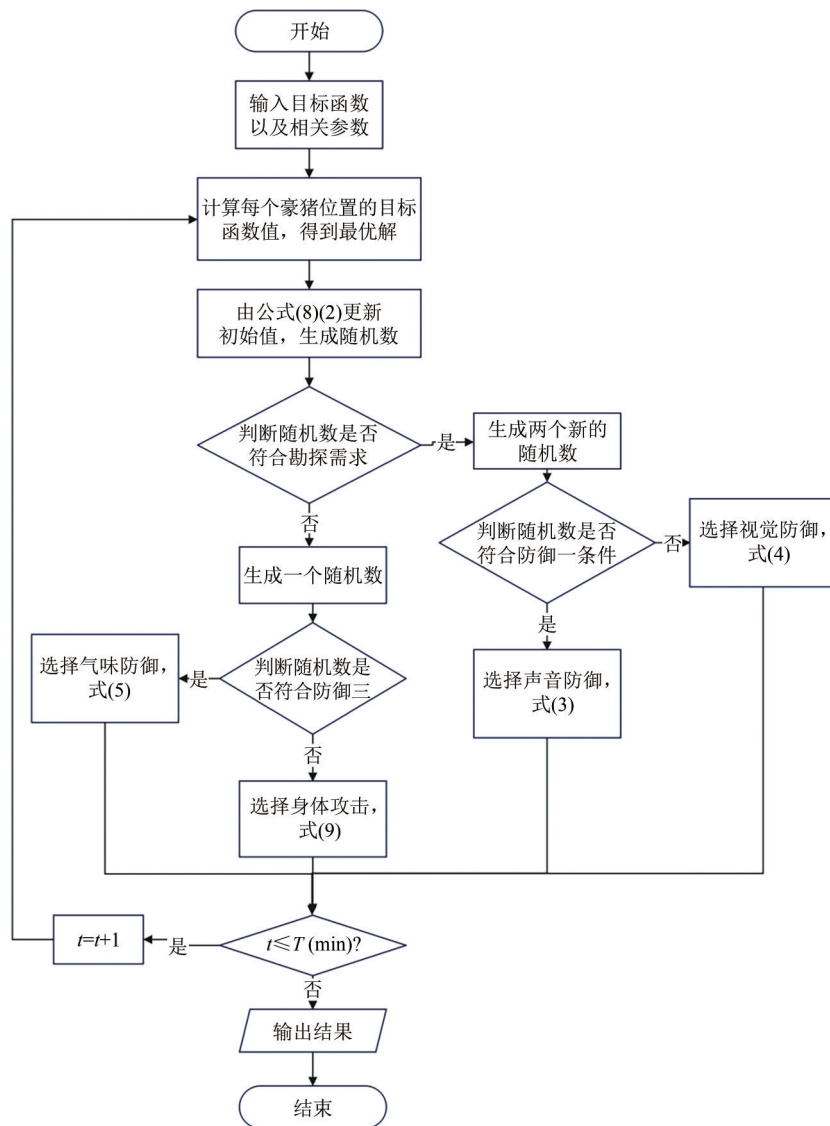


图 1 改进风头豪猪优化算法流程图

Fig. 1 Flow diagram of improved Crested Porcupine Optimizer

对应于相应空间分辨率下的最高海拔信息. 基于上述, 规划空间  $O$  为:

$$O = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1n} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ h_{n1} & h_{n2} & \cdots & h_{nn} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

### 2.2 禁飞区模型

实际环境中, 存在军事管制区等不可飞越区域, 故本研究构建了相应的禁飞区模型. 该模型采用圆柱体形态表示, 以适应三维空间特性. 规划空间矩阵中, 行维度反映横向坐标, 列维度对应纵向坐标, 故第  $i$  个禁飞区的圆心坐标设为  $(x_i, y_i)$ . 设定禁飞区半径为  $r_i$ , 并将无人机飞行的最大海拔高度  $h$  作为固定值. 据此定义, 可将第  $i$  个禁飞区记作  $B$ , 并表达为:

$$B = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & r_1 \\ x_2 & y_2 & r_2 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ x_n & y_n & r_n \end{bmatrix}. \quad (11)$$

### 2.3 无人机路径规划的代价模型

在无人机路径规划过程中, 较短的航路需要更少的飞行时间和更少的燃料消耗. 路径长度是判断路径质量的重要依据, 路径长度越短, 路径质量也会有所提升, 路由长度计算公式如下:

$$F_l = p_1 \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2}, \quad (12)$$

式中:  $p_1$  为比例因子;  $(x_i, y_i, z_i)$  为无人机整个航路中的第  $i$  个航点. 如果每两个航路点之间的线段通过障碍物, 则需要通过惩罚函数处理路线的成本. 然

而,函数的无穷值很难用表达式表示实际的实验.因此,在模拟中可以增加一个较大的值,如 $10^7$ 来解决这个问题.若无人机飞行的高度太高或太低,则会通过 $F_h$ 函数进行惩罚,有:

$$F_h = \begin{cases} \sum_{i=1}^n p_{21}(z_i - H_{max}) & (z_i > H_{max}) \\ 0 & (H_{min} \leq z_i \leq H_{max}) \\ \sum_{i=1}^n p_{22}(H_{min} - z_i) & (z_i < H_{min}) \end{cases}, \quad (13)$$

式中: $H_{max}$ 和 $H_{min}$ 为无人机飞行的最大高度和最小高度; $p_{21}$ 和 $p_{22}$ 为比例因子,又有:

$$F_s = \begin{cases} 0, d_k \geq S \\ S - d_k, R_k < d_k < S, \\ \infty, d_k < R_k \end{cases}, \quad (14)$$

路径规划中的路径还必须要确保无人机的安全运行,因此引入飞行安全性能能够引导无人机躲避环境中的障碍物,才能确保飞行的安全.对上述各类成本函数进行加权综合,构成多目标路径规划问题的目标函数 $F$ :

$$F = \omega_1 F_l + \omega_2 F_h + \omega_3 F_s, \quad (15)$$

式中: $F_l, F_h, F_s$ 依次为上述三种代价函数, $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 分别为能耗强度、飞行高度、飞行安全性的权重系数,目标函数值越小代表路径质量就越好.

### 3 仿真实验与分析

为了对凤头豪猪算法(CPO)的性能进行验证设计如下仿真实验.其一,使用部分CEC2017测试集,对比CPO与GWO<sup>[15]</sup>,GWCA<sup>[16]</sup>,DE<sup>[17]</sup>,PSO<sup>[18]</sup>等其他经典优化算法和新优化算法在寻找全局最优解时的质量表现,以此严谨评估CPO的收敛效能以及其在规避局部最优值方面的优越性.其二,使用真实DEM数据集模拟复杂山区环境的路径规划模型.在此环境中,我们将多种路径规划算法进行对比分析,使用在路径规划领域具有天然优势的ACO<sup>[19]</sup>算法代替PSO算法进行这一实验,不仅关注搜索路径的速度效率,更注重所生成路径的质量指标.以验证CPO在面对真实世界中的复杂地理障碍及非结构化约束条件时,仍能保持快速收敛特性,并展现卓越的寻优与全局探索能力.

#### 3.1 CPO 面向测试函数的分析和对比

本文遵循标准化实验设置方案以增强实验结果的可信度并最大程度地减少启发式算法内在随

机性对性能评估的影响.将所有参与对比的算法统一配置为种群大小30,并执行500次迭代过程<sup>[20]</sup>,各算法的参数设置如表1.本文所有CEC 2017测试函数的维数均为10,对每个基准函数.这些函数中包含单峰(F1),多峰(F4)和组合(F11-F20).单峰测试函数则更适合评估开发算子,多峰测试函数适合于测试新开发的优化器的探索算子.复合函数用于评估优化算法的局部最优避免,其中存在飞行障碍的路径规划模型与复合函数相似度最高.在这些函数上单独运行30次后,CPO和其他算法都达到了表2中报告的平均值,标准差和最优值.

表1 各算法的参数设置

Tab. 1 Parameter setting of each algorithm	
算法	参数设置
ACO	$a = 1; k = 1; \rho = 0.1; \tau_0 = 1$
GWO	$a$ 从2递减到0,且 $r_1, r_2 \in [0, 1]$
GWCA	$P=9; Q=6; T=8.3; m=3$
DE	突变率:0.5;复合率:0.5
PSO	$C_1 = C_2 = 1; \omega = 0.3$
ICPO	$a = 0.1; N_{min} = 20; T_f = 0.5; T = 2$

这些表格表明,CPO在8个测试功能中普遍优于所有竞争算法,在5个测试功能方面与部分竞争算法相当,在其余测试功能方面劣于其他竞争算法.此外CPO对于单峰测试函数具有更集中的模式,而其对于多峰测试函数的性能更分散.且在复合函数部分表现优异,应符合路径规划相关算法的需求.

结合图2的部分收敛曲线可知CPO的收敛曲线在各种测试函数上表现出加速减少的模式.开始时收敛缓慢,以覆盖尽可能多的搜索空间,以避免停滞到局部最小值,然后在这个过程的后半部分,由于从探索转向利用,以便能够尽快达到接近最优的解决方案.因此对于大多数CEC 2017测试函数的测试功能都能获得出色的结果.这种强大的性能是由于在所提出的CPO中模拟的各种优化阶段,这使得它具有在探索和开发之间进行权衡的强大潜力,以实现两个优点:避免局部最优和高收敛速度.

#### 3.2 面向山区三维路径规划分析

读取澳洲某一山地森林环境的数字模型地图,该地区最大高度落差超过200 m,地势起伏剧烈分布沟壑众多,在该地形中随机生成环境扰动如图3所示(浅黄色圆球).设置无人机的起点和终点分别为(160, 60, 100)及(900, 720, 150)(单位:m).障碍物设置:(400, 500, 100, 80);(600, 200, 150, 70);

表2 各函数的算法测试结果比较  
Tab. 2 The algorithm test results of each function are compared

测试函数	统计值	GWO	GWCA	DE	ACO	CPO
F1	平均值	3019769870	2588929.497	888638.6083	3696550.03	583145.7888
	标准差	1642616666	4275384.803	522331.9218	1210500.983	276039.0112
	最优值	344152381.3	<b>98756.1887</b>	125764.0846	1384726.48	258596.2165
F4	平均值	633.52398	552.58097	524.14884	507.5884	<b>485.16342</b>
	标准差	94.02224225	43.70153476	<b>18.02065016</b>	22.15947046	42.01447614
	最优值	539.5192	491.5006	498.2043	462.3954	<b>417.4839</b>
F11	平均值	2334.79024	1314.73979	1787.61139	<b>1246.56401</b>	1277.6267
	标准差	1057.971781	87.25249323	285.2882824	31.24297727	<b>27.09879343</b>
	最优值	1375.445	<b>1200.1478</b>	1343.8618	1203.8722	1244.6455
F12	平均值	63584162.59	1216892.167	32974929.25	2953320.585	<b>956085.7754</b>
	标准差	69081735.23	597435.9838	15219978.5	1043137.031	<b>488917.4417</b>
	最优值	8966418.013	362059.0114	15890458.61	1163155.315	<b>327909.5417</b>
F13	平均值	17889444.88	<b>27382.38091</b>	5310248.301	37270.89357	27503.40668
	标准差	48427653.1	25238.9388	3418971.287	27426.25259	<b>14850.8104</b>
	最优值	83053.2741	<b>3398.5773</b>	1990673.371	10471.7049	10182.6613
F14	平均值	377029.7563	61205.5946	353974.3967	37889.68999	<b>2220.30202</b>
	标准差	427309.237	45093.03038	222621.1432	29005.74036	<b>726.3434049</b>
	最优值	10208.8218	8140.2911	41460.1545	10939.8077	<b>1657.5792</b>
F15	平均值	2146225.507	9354.30998	1001401.55	15630.84031	<b>3504.44271</b>
	标准差	3176917.697	6306.800663	582380.1908	21903.30854	<b>1154.290035</b>
	最优值	34620.4321	2992.3549	196374.6492	<b>2199.8687</b>	2265.0399
F16	平均值	<b>2558.49333</b>	3003.52305	3091.02732	2929.33266	3136.81243
	标准差	142.0196337	399.9318673	<b>123.4291327</b>	261.7532747	235.3975588
	最优值	<b>2262.8149</b>	2507.4296	2908.1405	2461.8055	2713.1628

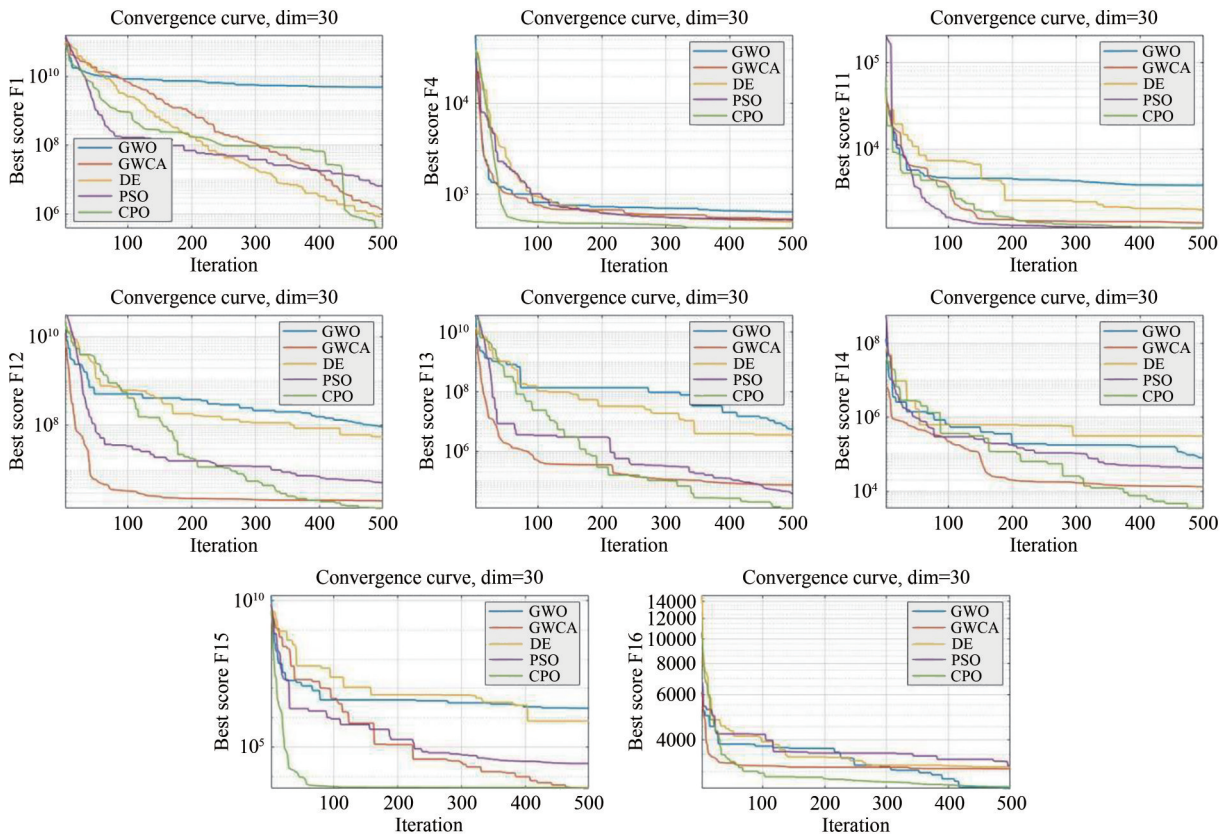


图2 CPO算法与GWO, GWCA, DE, PSO算法运行CEC2017测试函数的收敛曲线  
Fig. 2 The convergence curves of the five algorithms of the CEC2017 test function

(500, 350, 150, 70); (350, 200, 150, 70); (700, 550, 150, 70); (650, 750, 150, 80); (750, 350, 150, 70); (250, 350, 150, 70); (530, 620, 150, 70); (850, 200, 150, 60). 路径规划实验中选取 ICPO 算法与其他算法进行对比. 算法中种群个体数量数统一为 30, 最大迭代次数为 500. 基于各算法生成的路径如图 3 和图 4 所示:

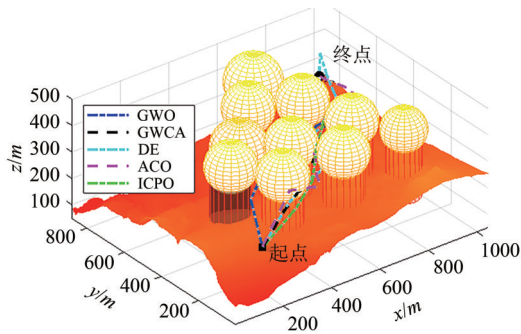


图 3 路径规划三维图

Fig. 3 3D flight path diagram in environment

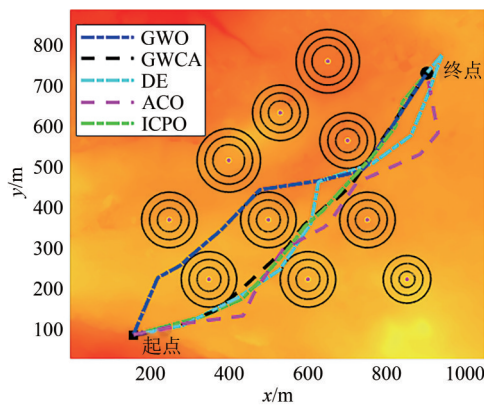


图 4 路径规划俯视图

Fig. 4 Overhead flight path diagram in environment

对比各算法的飞行路径可以看出, ACO 算法在进行迭代时陷入了局部最优; DE 算法在初期飞行路径长没有规避环境扰动; 灰狼优化算法飞行高度低没有保障离地安全高度; 长城建造优化算法同样作为新算法拥有收敛快, 精度高, 甚至跳出局部最优能力强于本文算法, 但通过图 5 可以看出, 其优势依然逊色于 ICPO 算法. ICPO 算法的飞行路径平滑, 有效规避环境扰动并且保障了与障碍物之间的距离和离地安全高度. 本文算法在开始时能够快速地持续搜索, 在 200 次迭代之后逐渐收敛, 并长期处于收敛性的领先地位, 该结果表明 ICPO 算法在迭代次数有限的情况下能够更为迅速的收敛到优势地位, 且图 5 的水平线部分也验证了 ICPO 具备了跳出局部最优的能力. 综合各类表现看, 凤头豪猪优化算法具有更快的收敛速度且能快速跳出局部最优解, 能

够在山区复杂环境中规划出较高质量的路径.

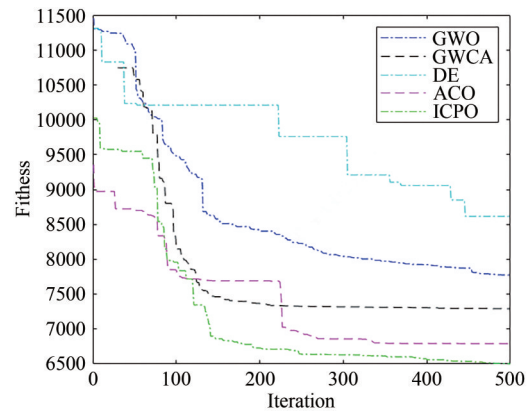


图 5 路径规划收敛图

Fig. 5 Convergence diagram

## 4 结语

受山区环境影响, 基于启发式算法的路径规划易陷入局部最优且收敛速度慢, 本文所用的凤冠豪猪优化算法拥有较强的全局搜索能力和较快的收敛速度, 平衡局部优化和全局优化能力. 对基于多个基准函数的寻优能力进行对比分析, 结果表明 ICPO 算法相比 DE、GWCA、GWO、PSO 算法具有更好的求解速度和精度; 山区环境中的路径规划结果表明 ICPO 算法比其他选中算法收敛更快, 能较快地跳出局部最优, 路径质量更高. 下一步研究将考虑提升山地森林环境多目标点的路径规划质量.

## 参考文献

- [1] 王琼, 刘美万, 任伟建, 等. 无人机航迹规划常用算法综述[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2019, 37(1): 58-67.
- [2] 王柯, 付怡然, 彭向阳, 等. 无人机低空遥感技术进展及典型行业应用综述[J]. 测绘通报, 2017(S1): 79-83.
- [3] 孙鉴, 马宝全, 吴佳伟等. 地震场景下无人机群路径规划与任务分配均衡联合优化[J/OL]. 计算机应用, [2024-02-20]. [https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=5UWSsHjGZiH-3JEkBOqvo0Jd3pgUCPFhGu30WRTikQD41vHGmU\\_LP\\_cEl2fhV0b0Jh1iIYW-KYvqwTvY\\_DkRXEHV0AHg0ukx9Paky9GNHwgHi7ZN86R3l-PIEcMihUuRvqeyKkvtYHY=&uniplatform=NZKPT&language=CHS](https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=5UWSsHjGZiH-3JEkBOqvo0Jd3pgUCPFhGu30WRTikQD41vHGmU_LP_cEl2fhV0b0Jh1iIYW-KYvqwTvY_DkRXEHV0AHg0ukx9Paky9GNHwgHi7ZN86R3l-PIEcMihUuRvqeyKkvtYHY=&uniplatform=NZKPT&language=CHS).
- [4] 唐嘉宁, 闫搏远, 陈云浩, 等. 改进 JPS 的无人机路径规划研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(1): 328-337.
- [5] 刘云平, 朱慧如, 方卫华. 改进灰狼算法的无人机路

- 径规划[J]. 电光与控制, 2023, 30(7): 1-7.
- [6] 彭锦城, 彭侠夫, 张霄力, 等. 基于改进 Hybrid A\* 的旋翼无人机路径规划算法[J]. 航空科学技术, 2022, 33(12): 105-110.
- [7] 郭启程, 杜晓玉, 张延宇, 等. 基于改进鲸鱼算法的无人机三维路径规划[J]. 计算机科学, 2021, 48(12): 304-311.
- [8] 徐建新, 孙纬, 马超. 基于改进粒子群算法的无人机三维路径规划[J]. 电光与控制, 2023, 30(6): 15-21, 106.
- [9] 李国军, 郑滋椀, 范英盛, 等. 基于混合遗传算法的多无人机巡逻路径优化[J]. 浙江大学学报(理学版), 2024, 51(1): 21-28.
- [10] 朱熠, 田辉, 郝向宇, 等. 基于数字地形平滑和人工势场的无人机近地三维路径规划[J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45(1): 265-271.
- [11] YU Y, GAO S, CHENG S, et al. CBSO: A memetic brain storm optimization with chaotic local search [J]. Memetic Computing, 2018, 10(4): 353-367.
- [12] ABDEL-BASSET M, MOHAMED R, ABOUHAASH M. Crested Porcupine Optimizer: A new nature-inspired metaheuristic [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 284: 111257.
- [13] 高毅. 基于 Logistic 混沌算法的伪随机序列 IP 设计[D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2021.
- [14] 柳长安, 王晓鹏, 刘春阳, 等. 基于改进灰狼优化算法的无人机三维航迹规划[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2017, 45(10): 38-42.
- [15] MIRJALILI S, MIRJALILI S, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Adv Eng Softw, 2014, 69: 46-61.
- [16] GUAN Z, REN C, NIU J, et al. Great Wall Construction Algorithm: A novel meta-heuristic algorithm for engineer problems [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 233: 120905.
- [17] STORN R, PRICE K. Differential evolution-A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341-359.
- [18] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]// Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [19] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 1996, 26(1): 29-41.
- [20] 欧阳城添, 唐风, 朱东林. 融合禁忌搜索的 SSA 算法及其路径规划的应用 [J]. 电子测量技术, 2022, 45(22): 32-40.

(责编&校对 雷建云)