

集成多种改进方法的增强灰狼优化算法

费敏学¹, 黄东岩¹, 卢祎琳², 乔建磊²

(1. 吉林农业大学 工程技术学院, 长春 130118; 2. 吉林农业大学 园艺学院, 长春 130118)

摘要: 针对传统灰狼优化算法存在初始解分布不均匀的问题, 提出一种增强灰狼优化(EGWO)算法. 首先, 引入非线性收敛因子改进灰狼优化算法. 其次, 将Sobel序列集成到改进灰狼优化算法中, 以增加种群多样性. 为验证该算法的有效性, 将EGWO算法应用于无人机路径规划, 并与传统灰狼优化算法基于多个评价指标进行对比. 实验结果表明, EGWO算法性能更好, 可快速准确地规划与控制无人机在复杂环境中的飞行路径, 也可以提升集群控制中无人机的飞行效率.

关键词: 人工智能; 元启发式算法; 灰狼优化算法; 路径规划

中图分类号: TP399 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2025)03-0829-06

Enhanced Gray Wolf Optimization Algorithm That Integrates Multiple Improvement Methods

FEI Minxue¹, HUANG Dongyan¹, LU Yilin², QIAO Jianlei²

(1. College of Engineering and Technology, Jilin Agricultural University, Changchun 130118, China;

2. College of Horticulture, Jilin Agricultural University, Changchun 130118, China)

Abstract: Aiming at the problem of uneven initial solution distribution in the traditional gray wolf optimization algorithm, we proposed an enhanced gray wolf optimization (EGWO) algorithm. Firstly, we introduced nonlinear convergence factors to improve gray wolf optimization algorithm. Secondly, the Sobel sequence was integrated into the improved gray wolf optimization algorithm to increase the population diversity. In order to verify the effectiveness of the proposed algorithm, EGWO algorithm was applied to UAV path planning, and compared with the traditional gray wolf optimization algorithm based on multiple evaluation indicators. Experimental results show that the EGWO algorithm has better performance, and can quickly and accurately plan and control the flight path of UAVs in complex environments, as well as improve the flight efficiency of UAVs in swarm control.

Keywords: artificial intelligence; meta-heuristic algorithm; gray wolf optimization algorithm; path planning

元启发式算法具有强大的寻优能力, 如灰狼优化(GWO)算法^[1-2]、粒子群优化算法^[3-4]、鲸鱼优化算法^[5-6]等. 近年来, 元启发式算法因其强大的优势被广泛应用于优化领域, 如参数优化^[7-8]、特征优化^[9]和路径优化^[10-12]等. 但随着社会需求的增加, 传统元启发式算法已经不能满足人们的需求, 所以

收稿日期: 2024-02-07.

第一作者简介: 费敏学(1997—), 男, 汉族, 硕士, 从事大数据分析及智能农业装备的研究, E-mail: feiminxue97@163.com.

基金项目: 国家重点研发计划项目(批准号: 2023YFD1500404).

元启发式算法的变体被广泛关注^[13-15].

Lin 等^[16]在原始粒子群优化算法的基础上引入了两种改进机制,分别为限制粒子运动和动态调整搜索范围.第一种改进机制增强了算法的局部搜索能力,第二种改进机制增强了算法的全局搜索能力.仿真实验证明,改进后的算法性能较好.Chakraborty 等^[17]在传统鲸鱼优化算法的基础上进行改进,改进算法中只涉及到包围猎物和起泡网攻击阶段,勘探阶段将在包围猎物的过程中进行,为解决开发和勘探之间不平衡的问题,引入了新的选择参数,实验结果表明,改进后的算法在创建高效调度解决方案方面有很大改进.Elmogy 等^[18]同样对传统鲸鱼优化算法进行改进,改进的鲸鱼优化算法可以生成两种类型的离散混沌图,加强了种群的初始化,且在改进算法中引入了两个非线性参数,并利用动态惯性权重系数平衡勘探与开发阶段之间的关系,同时改进了随机因子的取值方式,为验证该算法的有效性,在 33 个基准函数中进行了实证分析,分析结果表明,新算法具有较好的竞争力.Yang 等^[13]对原始 Harris 鹰算法进行改进,在原始 Harris 鹰算法的基础上引入了混沌序列和反向精英学习机制,混沌序列可增强种群的多样性,反向精英学习机制可加强算法的局部搜索能力,实验结果表明,该算法在 23 个基准测试和工程实验问题上都取得了较好的效果.因此,对元启发式算法进行改进确实可提升算法的性能,加强算法的寻优能力.基于此,本文对灰狼优化算法进行改进,并将改进算法应用于无人机路径规划,以达到优化无人机路径的目的.

1 算法设计

1.1 灰狼优化算法

灰狼优化算法源于自然界中灰狼的社会行为.在自然界中,灰狼是群居动物,施行领导机制,由具有话语权的狼带领整体狼群进行社会活动.狼群有森严的等级制度,上层狼对下层狼有支配权,而下层狼只能服从上层狼的命令.狼群等级制度划分如图 1 所示.

由图 1 可见,狼群分为 4 个等级.为清晰地表示狼群的等级制度,由上至下分别用 $\alpha, \beta, \delta, \omega$ 表示不同等级的狼,最底层的狼是 ω 狼,最顶层的狼是 α 狼.在灰狼优化算法中, α 狼代表最优解, β 狼代表次优解, δ 狼代表一般解, ω 狼代表候选解.灰狼优化算法位置更新公式如下:

$$\begin{cases} \vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\alpha, \\ \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot \vec{D}_\beta, \\ \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot \vec{D}_\delta, \end{cases} \quad (1)$$

$$\vec{X}(t+1) = (\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3) / 3, \quad (2)$$

由式(1)计算得到 $\vec{X}_1, \vec{X}_2, \vec{X}_3$, 然后再根据 $\vec{X}_1, \vec{X}_2, \vec{X}_3$ 计算得到 $\vec{X}(t+1)$.

在灰狼优化算法中,候选解要不断向一般解、次优解和最优解靠近,直到取代它.该过程由两个解之间的距离表示,式(1)中的 $\vec{D}_\alpha, \vec{D}_\beta, \vec{D}_\delta$ 分别表示候选解与其他解的距离,计算公式如下:

$$\begin{cases} \vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha(t) - \vec{X}_\omega(t)|, \\ \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta(t) - \vec{X}_\omega(t)|, \\ \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta(t) - \vec{X}_\omega(t)|, \end{cases} \quad (3)$$

其中 t 表示迭代次数, $\vec{X}_\alpha(t), \vec{X}_\beta(t), \vec{X}_\delta(t), \vec{X}_\omega(t)$ 分别表示不同狼在当前迭代中的位置信息.候选解和其他解并不能保证总在一条直线上,所以候选解在向其他解靠近时可能会产生角度变化,因此灰狼优化算法中设置了方位角度变量,式(3)中的 $\vec{C}_1, \vec{C}_2, \vec{C}_3$ 分别表示候选解向其他解靠近时的方位角度变

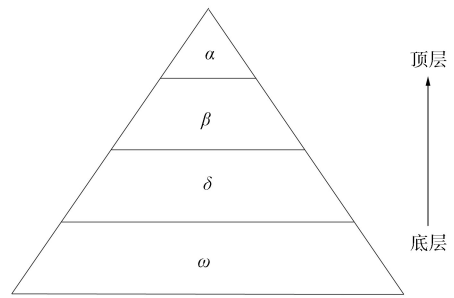


图 1 狼群等级制度划分示意图

Fig. 1 Schematic diagram of wolf pack hierarchy classification

量, 计算公式如下:

$$\begin{cases} \vec{C}_1 = 2 \cdot \vec{r}_1, \\ \vec{C}_2 = 2 \cdot \vec{r}_2, \\ \vec{C}_3 = 2 \cdot \vec{r}_3, \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\vec{r}_1, \vec{r}_2, \vec{r}_3$ 为随机数, 取值范围为 $[0, 1]$.

式(1)中的 $\vec{A}_1, \vec{A}_2, \vec{A}_3$ 为方向系数, 计算公式如下:

$$\begin{cases} \vec{A}_1 = 2a \cdot \vec{r}_4 - a, \\ \vec{A}_2 = 2a \cdot \vec{r}_5 - a, \\ \vec{A}_3 = 2a \cdot \vec{r}_6 - a, \end{cases} \quad (5)$$

其中: $\vec{r}_4, \vec{r}_5, \vec{r}_6$ 为随机数, 取值范围为 $[0, 1]$; a 为收敛因子, 计算公式为

$$a = 2 - 2 \cdot (t / \max_t), \quad (6)$$

\max_t 表示最大迭代次数.

1.2 改进收敛因子

在原始灰狼优化算法中, 收敛因子 a 随迭代次数线性减小, 会在很大程度上影响算法的性能, 因此文献[19]对原始灰狼优化算法的收敛因子进行改进, 构建了新的非线性收敛因子 a , 计算公式如下:

$$a = \begin{cases} 1 - \frac{15}{2\max_t} \times t, & t \leq \frac{2\max_t}{15}, \\ 1 + \cos\left(\frac{15\pi}{27\max_t}\left(t - \frac{2}{15\max_t}\right) + \frac{\pi}{2}\right), & t > \frac{2\max_t}{15}. \end{cases} \quad (7)$$

1.3 Sobel 序列

元启发式算法普遍存在初始种群分布不均匀, 随机性过大的问题, 会严重制约算法的性能, 灰狼优化算法同样存在该问题. 本文在灰狼优化算法中引入了 Sobel 序列. Sobel 序列选择的低差异点集可在多维空间中均匀地覆盖参数空间, 从而可使元启发式算法在初始种群时使种群大致以相同的个体数量落入每个范围内, 避免了初始种群不均匀的问题. Sobel 序列计算公式如下:

$$x_n = x_{\min} + K_n \times (x_{\max} - x_{\min}), \quad (8)$$

其中 K_n 为随机数, 取值范围为 $[0, 1]$.

1.4 增强灰狼优化算法

改进后的灰狼优化算法命名为增强灰狼优化 EGWO 算法, 算法步骤如下:

- 1) 更新相关参数;
- 2) 根据式(8)初始化种群和相关参数;
- 3) 根据式(3)更新 ω 狼与其他狼的距离;
- 4) 根据式(1)和式(2)更新灰狼位置;
- 5) 判断是否达到最大迭代次数, 若没有则返回步骤 3); 若达到最大迭代次数则输出最优值.

2 实验设置及结果

2.1 实验设置

2.1.1 实验环境设置

所有实验均在实验室进行, 模型依托于 MATLAB 实现. 为验证本文算法的有效性, 将本文算法应用于无人机(UAV)路径规划中, 并与原始灰狼优化算法进行比较. 实验指标包含无人机飞行距离、无人机飞行时间以及无人机碰撞次数等.

2.1.2 无人机飞行环境设置

在复杂的战场环境中, 多 UAV 的协同操作有重要的战术价值. 因此, 如何安全、有效地规划每架无人机的飞行路径, 躲避潜在威胁并完成任务是研究重点. 本文首先设定了无人机的起始位置(S)和

目标位置(G), 并考虑各种可能的威胁(M). 基于此, 定义一个目标函数以及一系列的无人机飞行约束.

定义威胁区为球形或圆形区域, 通过以下方式进行检测:

$$d(P, O) < R, \quad (9)$$

其中 P 表示无人机的位置, O 表示威胁区的中心, R 表示威胁区的半径. 对于线段 P_1P_2 , 检测其是否穿越威胁区的相关计算公式为

$$a = \|P_1 - P_2\|, \quad (10)$$

$$b = \|P_2 - O_i\|, \quad (11)$$

$$c = \|P_1 - O_i\|. \quad (12)$$

如果 $c < R$ 或 $b < R$, 则表示线段穿过了威胁区; 否则, 计算垂直于线段 P_1P_2 并通过威胁区中心 O 的距离 d .

定义安全距离为 25 km, 检测无人机之间是否发生碰撞, 检测方法如下:

$$C = \begin{cases} \text{true}, & (P_1 - P_2) < 25, \\ \text{false}, & \text{其他}. \end{cases} \quad (13)$$

累计距离计算公式为

$$l = \sum_{k=1}^n \|P_{k+1} - P_k\|, \quad (14)$$

其中 l 表示从起始点到当前点的累计距离, P_k 和 P_{k+1} 表示序列中连续的两个点. 时间点计算公式为

$$t = l/V, \quad (15)$$

其中 t 表示达到点 P_k 所需时间, V 表示无人机的飞行速度.

为判断无人机的飞行姿态是否满足预设的角度限制, 引入如下公式:

$$\text{Angle}_i(k) = \begin{cases} \text{true}, & |\varphi| > 60^\circ \text{ 或 } |\theta| > 45^\circ, \\ \text{false}, & \text{其他}, \end{cases} \quad (16)$$

其中 φ 表示偏角约束, θ 表示倾角约束. 路径段检测引入如下公式:

$$\text{Traj}_i(k) = \begin{cases} \text{true}, & l < 2, \\ \text{false}, & \text{其他}, \end{cases} \quad (17)$$

其中 l 为该段路径的长度. 问题点标定引入如下公式:

$$\text{ProbPoint}_i(k) = \text{Angle}_i(k) \vee \text{Traj}_i(k) \vee \text{Judge}(k), \quad (18)$$

其中 $\text{ProbPoint}_i(k)$ 表示给定点是否因为角度、路径或威胁判定而被视为问题点.

2.2 模型实验结果

将 EGWO 算法应用于无人机路径后的三维图如图 2 所示. 为使 EGWO 算法与原始灰狼优化算法对比结果更清晰, 图 3 给出了 EGWO 算法与原始灰狼优化算法分别应用于无人机路径规划图像的三维视图.

EGWO 算法与原始灰狼优化算法基于各指标对比结果列于表 1. 由表 1 可见, EGWO 算法所求得的飞行距离比原始灰狼优化算法的飞行距离短, 表明改进后的算法能规划出更有效率的航路. 使用增强灰狼优化算法得到的飞行时间虽然比原始灰狼优化算法长, 速度也低于原始灰狼优化算法, 但增强灰狼优化算法在所有航路中无一例外地避免了碰撞, 而标准算法在每条航路中都记录了一次碰撞, 因此改进算法在规避碰撞方面更有效. 通过比较航路规划各项指标可见, 增强灰狼优化算法在无人机导航中相比于原始灰狼优化算法综合性能更好, 它提供了更短的飞行距离, 且可以有效避免碰撞.

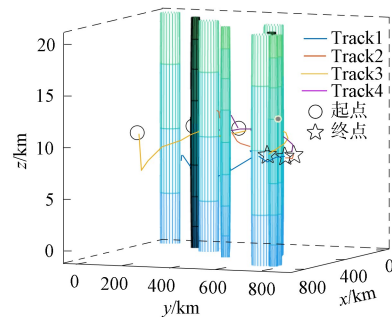


图 2 EGWO 算法无人机路径规划三维图

Fig. 2 Three dimensional diagram of UAV path planning by EGWO algorithm

相比于其他指标, 在实际应用中, 避免产生碰撞更重要, 因为无人机一旦发生碰撞, 不仅会产生经济损失, 同时还可能导致安全问题. 因此, 增强灰狼优化算法对无人机导航规划有帮助.

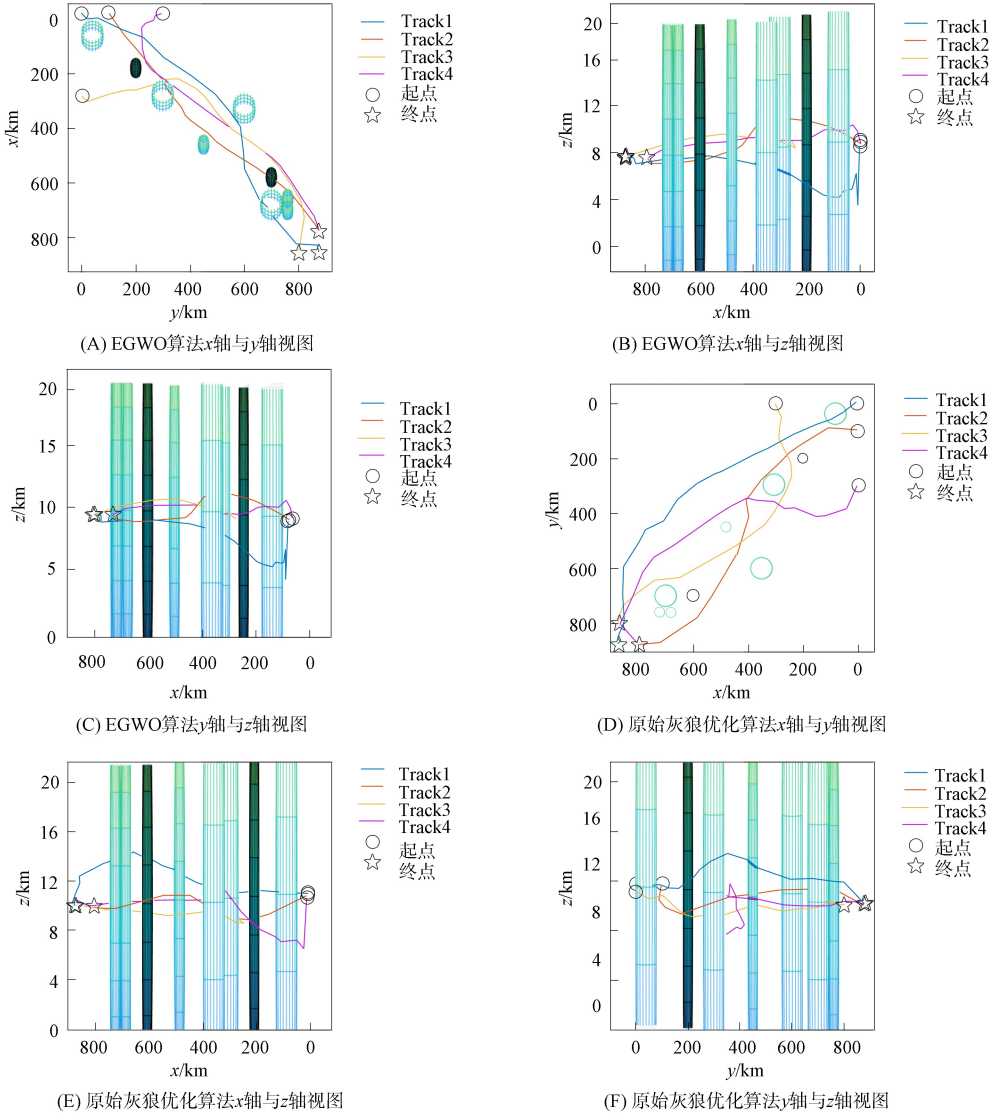


图 3 无人机路径规划三维视图

Fig. 3 Three dimensional view of UAV path planning

表 1 不同算法无人机路径规划指标对比

Table 1 Comparison of UAV path planning indicators by different algorithms

算法	航路	无人机导航	无人机飞行	无人机飞行	无人机飞行	无人机碰撞	目标函数
		点个数	距离/km	时间/s	速度/(m · s ⁻¹)	次数	收敛值
EGWO	1	28	1 329.66	6 654.36	199.82	0	0.36
	2	24	1 132.23	5 417.43	209.00		
	3	24	1 238.05	8 553.71	144.74		
	4	24	1 132.24	6 333.21	178.78		
GWO	1	28	1 400.25	7 409.70	188.98	1	0.33
	2	24	1 213.54	5 338.61	227.31		
	3	24	1 162.92	6 239.82	227.31		
	4	24	1 261.62	6 077.12	207.60		

综上所述, 针对传统灰狼优化算法存在初始解分布不均匀的问题, 本文提出了一种新的元启发式算法 EGWO. 在引入非线性收敛因子基础上集成了 Sobel 序列, Sobel 序列可有效解决元启发式算法

初始种群分布不均匀的问题。实验结果表明, EGWO 算法在无人机路径规划中性能更好, 且可以有效避免碰撞。

参 考 文 献

- [1] ADNAN R M, MIRBOLUKI A, MEHRAEIN M, et al. Improved Prediction of Monthly Streamflow in a Mountainous Region by Metaheuristic-Enhanced Deep Learning and Machine Learning Models Using Hydroclimatic Data [J]. *Theoretical and Applied Climatology*, 2023, 155: 205-228.
- [2] LIU Y Z, JIANG Y, ZHANG X, et al. An Improved Grey Wolf Optimizer Algorithm for Identification and Location of Gas Emission [J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2023, 82: 105003-1-105003-11.
- [3] DU W Y, MA J, YIN W J. Orderly Charging Strategy of Electric Vehicle Based on Improved PSO Algorithm [J]. *Energy*, 2023, 271: 127088-1-127088-7.
- [4] XU X H, QIU Y, HU Y, et al. Power Allocation Scheme Using Particle Swarm Optimization for Visible Light Communication Systems [J]. *Optical Engineering*, 2023, 62(6): 1-12.
- [5] ROUTA A K, MOHANTY P R. Seismic Response Prediction and Velocity Model Building Inversion by the Whale Optimization Algorithm [J]. *Pure and Applied Geophysics*, 2023, 180(6): 2087-2109.
- [6] XU Z D, SU Y B, YANG F, et al. A Whale Optimization Algorithm with Distributed Collaboration and Reverse Learning Ability [J]. *CMC-Computers Materials & Continua*, 2023, 75(3): 5965-5986.
- [7] MALLIK S, MAJHI B, KASHYAP A, et al. An Improved Method for Diagnosis of Parkinson's Disease Using Deep Learning Models Enhanced with Metaheuristic Algorithm [EB/OL]. (2023-10-04)[2024-01-10]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37886464>.
- [8] YANG X Y, LI S Y. Prediction of COVID-19 Using a WOA-BILSTM Model [J]. *Bioengineering-Basel*, 2023, 10(8): 883-1-883-17.
- [9] RAMTEKKAR P K, PANDEY A, PAWAR M K. Accurate Detection of Brain Tumor Using Optimized Feature Selection Based on Deep Learning Techniques [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82: 44623-44653.
- [10] GAO R L, ZHOU Q J, CAO S X, et al. Apple-Picking Robot Picking Path Planning Algorithm Based on Improved PSO [J]. *Electronics*, 2023, 12(8): 1832-1-1832-18.
- [11] ZHANG R, LI X D, REN H H, et al. UAV Flight Path Planning Based on Multi-strategy Improved White Sharks Optimization [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 88462-88475.
- [12] SONNY A, YEDURI S R, CENKERAMADDI L R. Autonomous UAV Path Planning Using Modified PSO for UAV-Assisted Wireless Networks [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 70353-70367.
- [13] YANG T, FANG J, JIA C C, et al. An Improved Harris Hawks Optimization Algorithm Based on Chaotic Sequence and Opposite Elite Learning Mechanism [J]. *PLOS ONE*, 2023, 18(2): 0281636-1-0281636-23.
- [14] ZHANG D M, ZHAO Y Q, DING J J, et al. Multi-strategy Fusion Improved Adaptive Hunger Games Search [J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 67400-67410.
- [15] LI L H, LIU L L, SHAO Y X, et al. Enhancing Swarm Intelligence for Obstacle Avoidance with Multi-strategy and Improved Dung Beetle Optimization Algorithm in Mobile Robot Navigation [J]. *Electronics*, 2023, 12(21): 4462-1-4462-38.
- [16] LIN L, WANG Z, TIAN L, et al. A PSO-Based Energy-Efficient Data Collection Optimization Algorithm for UAV Mission Planning [J]. *PLOS ONE*, 2024, 19(1): 0297066-1-0297066-24.
- [17] CHAKRABORTY S, SAHA A K, CHHABRA A. Improving Whale Optimization Algorithm with Elite Strategy and Its Application to Engineering-Design and Cloud Task Scheduling Problems [J]. *Cognitive Computation*, 2023, 15(5): 1497-1525.
- [18] ELMOGY A, MIQRISH H, ELAWADY W, et al. ANWOA: An Adaptive Nonlinear Whale Optimization Algorithm for High-Dimensional Optimization Problems [J]. *Neural Computing & Applications*, 2023, 35(30): 22671-22686.
- [19] 王海群, 邓金铭, 张怡, 等. 基于改进混合灰狼优化算法的无人机三维路径规划 [J]. *无线电工程*, 2024, 54(4): 918-927. (WANG H Q, DENG J M, ZHANG Y, et al. Three-Dimensional Path Planning of UAV Based on Improved Hybrid Gray Wolf Optimization Algorithm [J]. *Radio Engineering*, 2024, 54(4): 918-927.)