doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.07.033

基于改进沙猫群优化算法的植保无人机路径规划研究

韩　涛　鲍美萍　黄友锐　冯　玺　范亚兰
（安徽理工大学电气与信息工程学院，淮南 232001）

摘要：为满足农业植保无人机的作业需求，保证其飞行效率和安全，提出一种用于无人机路径规划的改进沙猫群优化算法（Hybrid improved sand cat swarm optimization algorithm，HISCSO）。首先，设计一种非线性控制因子动态平衡算法的阶段转换；其次，在开发阶段引入黄金正弦策略，增强算法的局部开发能力并加速收敛；最后，融合平滑探索策略的优势，保持种群的多样性，提升算法全局寻优能力。通过 CEC2022 测试集检验算法性能，测试结果表明，与原始算法等 7 种算法相比，HISCSO 在 75% 的函数上展现出最优性能。考虑满足多目标约束的成本函数，并基于数字高程模型地图构建丘陵地区的无人机作业空间。在 4 种具有不同复杂度的飞行环境中，HISCSO 生成的路径最平滑且长度最短，对比原始算法，稳定性分别提升 10.21%、36.59%、29.27% 和 46.46%，验证了其在植保无人机路径规划领域的实用性和可靠性。

关键词：植保无人机；沙猫群优化算法；路径规划
中图分类号：TP242；V249.1　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)07-0362-11　　**OSID**：

Path Planning for Plant Protection UAVs Based on Improved Sand Cat Swarm Optimization Algorithm

HAN Tao　BAO Meiping　HUANG Yourui　FENG Xi　FAN Yalan
(*School of Electrical and Information Engineering*, *Anhui University of Science and Technology*, *Huainan* 232001, *China*)

Abstract: Aiming to meet the operational requirements of agricultural plant protection UAVs and ensure their flight efficiency and safety, a hybrid improved sand cat swarm optimization (HISCSO) algorithm was proposed for UAV path planning. Firstly, a nonlinear control factor was designed to dynamically balance the transition between algorithmic phases. Secondly, the golden sine strategy was introduced during the attack phase to enhance the algorithm's local exploitation capability and accelerate convergence. Finally, by leveraging the strengths of a smooth exploration strategy, population diversity was maintained, and the algorithm's global optimization ability was improved. The performance of the algorithm was validated by using the CEC2022 benchmark suite. Experimental results showed that compared with the original algorithm and six other optimizers, HISCSO achieved the best performance on 75% of the test functions. The study formulated a cost function that satisfied multiple operational constraints and constructs UAV mission environments in hilly areas based on a digital elevation model map. Across four environments of varying complexity, HISCSO consistently located the globally optimal route, producing the smoothest and shortest path. Compared with the original algorithm, HISCSO improved stability by 10.21%, 36.59%, 29.27% and 46.46% across the four representative agricultural scenarios, demonstrating that it simultaneously possessed global search capacity and local smoothness preservation, and thus offered a highly reliable path planning solution for low altitude plant protection UAV operations.

Key words: plant protection UAV; sand cat swarm optimization algorithm; path planning

0　引言

随着现代农业机械化水平的快速发展，植保无人机凭借其小型化、低维护成本等优点，广泛应用于播种、病虫害防治和农药精准喷施领域[1-4]。路径规划是实现植保无人机自主飞行作业的核心技术，

收稿日期：2025-09-23　修回日期：2025-11-06
基金项目：安徽省高校协同创新项目（GXXT-2023-068）和安徽理工大学研究生创新基金项目（2024cx2078）
作者简介：韩涛（1984—），男，高级实验师，主要从事无人机自主定位与导航研究，E-mail：than@aust.edu.cn

其目标是规划出从起始区域到目标区域的最优飞行路径[5]。当面对三维环境时，无人机路径规划的复杂性显著增加，需要同时满足路径搜索、避开威胁区等需求[6]，因此为提升植保无人机的作业效率，开展面向多重约束条件的路径规划研究尤为关键。

传统的路径规划算法侧重于数学模型和确定性搜索，适用范围小，无法灵活应对复杂的环境变化，规划出的路径质量较低。相比之下，群智能优化算法受自然界群体行为启发，通过信息共享与协作，在搜索空间内高效定位最优解[7]，适用于多约束优化问题，已发展为路径规划领域的研究热点之一[8]。然而，现有群智能优化算法在无人机路径规划中普遍存在求解精度低、收敛速度较慢等问题，无法找到全局最优路径。

沙猫群优化算法（Sand cat swarm optimization，SCSO）[9]作为一种新兴算法，因其实现简单、计算效率高和鲁棒性强等特点，受到广泛应用。金秀章等[10]结合 SCSO 算法优化最小二乘支持向量机参数，构建出高预测精度的动态 NO_x 排放预测模型；BENJAMIN 等[11]融合增强型 SCSO 算法与 DV-Hop 定位方法，提出 OptiLoc 框架用于奶牛场疾病预测和管理，有效提升定位精度和疾病预测准确性；TAVAKOL 等[12]将基于 SCSO 算法的状态反馈控制器应用于 3 种非线性物理系统，控制效果良好。

本文考虑植保无人机的飞行作业需求，提出适用于丘陵地区的无人机路径规划方法。针对 SCSO 算法在植保无人机路径规划中存在搜索能力弱、易陷入局部极值的问题，混合多策略提出 HISCSO 算法，旨在提升植保无人机作业效率、飞行安全以及环境适应能力。

1　问题建模

植保无人机三维路径规划属于优化问题[13]，其核心在于综合路径长度、威胁规避与航迹平滑度等代价，以最小化飞行代价为目标实现作业效率和安全性最优[14-15]。本文结合路径长度、安全威胁、飞行高度和平滑性构建目标函数[16]，并在此基础上进行优化求解，以实现无人机安全、无碰撞的最优路径规划。其中，路径长度主要受起点和终点之间距离影响，缩短飞行距离可降低能耗。为确保安全，引入威胁成本以引导无人机躲避环境中的障碍物，并设定限高约束，防止低空碰撞和高空能耗过大。此外，为提升飞行稳定性，采用渐进转弯和平缓升降策略，避免大角度偏航及高度突变，确保路径平滑。

1.1　路径长度

将无人机的飞行路径 L_i 表示为由 n 个路径节点组成的列表，每个节点的坐标为 $\boldsymbol{P}_{ij}=(x_{ij},y_{ij},z_{ij})$。相邻 2 个节点之间的欧几里得距离用 $d_{P_{ij}P_{i,j+1}}$ 来表示，则路径长度成本 F_1 表达式为

$$F_1(L_i)=\sum_{j=1}^{n-1} d_{P_{ij}P_{i,j+1}} \tag{1}$$

式中　i——飞行路径 L_i 的索引编号

n——路径节点总数

j——路径节点索引编号

1.2　安全威胁

设障碍物的集合为 M，各障碍物以圆柱体近似建模，其在水平面的投影圆心为 O_m，对应半径为 R_m。图 1 为威胁成本示意图，无人机必须在阴影区域之外飞行，才能确保安全。当无人机从节点 P_{ij} 飞往节点 $P_{i,j+1}$ 途中经过第 m 个障碍物区域时，其威胁成本记为 T_m，计算式为

$$T_m(d_{P_{ij}P_{i,j+1}})=\begin{cases}0 & (d_m>S+D+R_m)\\ \infty & (d_m\leqslant D+R_m)\\ S+D+R_m-d_m & (\text{其他})\end{cases} \tag{2}$$

式中　m——障碍物编号

D——强制安全冗余距离

S——脱离威胁距离

d_m——路径到障碍物中心的直线距离

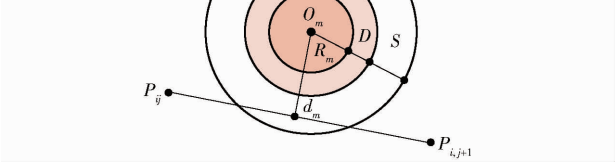


图 1　无人机穿越障碍物区域的俯视图

Fig. 1　Top view of UAV navigating through obstacle area

当无人机在投影圆外飞行时，碰撞风险为零；一旦侵入圆域，其与圆心距离越小，威胁成本越大；当无人机落入阴影区域时，判定无人机碰撞坠毁，对应路径段的威胁成本为无穷。

将各路径段相对障碍物集合 M 的威胁成本累加可得总威胁成本 F_2 为

$$F_2(L_i)=\sum_{j=1}^{n-1}\sum_{m=1}^{M} T_m(d_{P_{ij}P_{i,j+1}}) \tag{3}$$

1.3　飞行高度

设无人机在路径节点 P_{ij} 处相对地面的飞行高度为 h_{ij}，则该点的飞行高度成本 H_{ij} 计算式为

$$H_{ij}=\begin{cases}h_{ij}-\dfrac{h_{\max}+h_{\min}}{2} & (h_{\min}\leqslant h_{ij}\leqslant h_{\max})\\ \infty & (\text{其他})\end{cases} \tag{4}$$

式中　$h_{\max}$——允许最大飞行高度

$h_{\min}$——允许最小飞行高度

对高度超出允许区间的路径点,其高度成本为无穷。将所有路径节点的成本累加得出飞行高度成本 F_3 为

$$F_3(L_i)=\sum_{j=1}^{n}H_{ij} \tag{5}$$

1.4 平滑性

图 2 是无人机从节点 P_{ij} 到节点 $P_{i,j+2}$ 的飞行路径在三维坐标系下的示意图,P'_{ij}、$P'_{i,j+1}$ 和 $P'_{i,j+2}$ 分别是路径节点 P_{ij}、$P_{i,j+1}$ 和 $P_{i,j+2}$ 在 XOY 平面上的投影点。

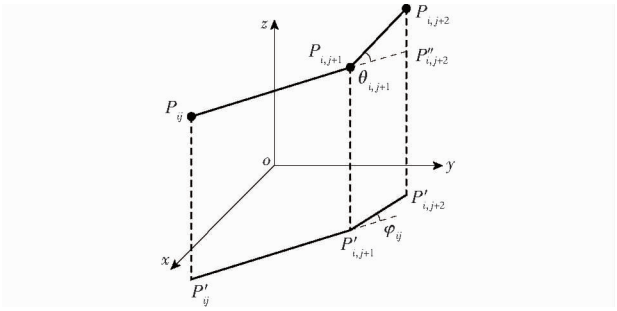


图 2 无人机在三维空间中的飞行路径示意图

Fig. 2 Schematic of UAV's flight path in 3D space

$P_{ij}P_{i,j+1}$ 的投影向量 $\boldsymbol{L}_{P'_{ij}P'_{i,j+1}}$ 为

$$\boldsymbol{L}_{P'_{ij}P'_{i,j+1}}=\boldsymbol{k}\times(\boldsymbol{L}_{P_{ij}P_{i,j+1}}\times\boldsymbol{k}) \tag{6}$$

式中 $\boldsymbol{k}$——z 轴正方向的单位向量

从路径段 $P_{ij}P_{i,j+1}$ 到 $P_{i,j+1}P_{i,j+2}$ 的转弯角 φ_{ij} 表示为

$$\varphi_{ij}=\arctan\frac{\boldsymbol{L}_{P'_{ij}P'_{i,j+1}}\times\boldsymbol{L}_{P'_{i,j+1}P'_{i,j+2}}}{\boldsymbol{L}_{P'_{ij}P'_{i,j+1}}\cdot\boldsymbol{L}_{P'_{i,j+1}P'_{i,j+2}}} \tag{7}$$

将路径段与水平面之间的夹角定义为爬升角,则路径段 $P_{ij}P_{i,j+1}$ 的爬升角 θ_{ij} 表达式为

$$\theta_{ij}=\arctan\frac{Z_{i,j+1}-Z_{ij}}{\boldsymbol{L}_{P'_{ij}P'_{i,j+1}}} \tag{8}$$

式中 Z_{ij}——节点 P_{ij} 在 z 轴上的坐标

$Z_{i,j+1}$——节点 $P_{i,j+1}$ 在 z 轴上的坐标

平滑成本 $F_4(L_i)$ 用于评估所生成可行飞行路径 L_i 的转弯率和爬升率,因此其成本函数可表示为

$$F_4(L_i)=\frac{\pi}{180}\left[a_1\sum_{j=1}^{n-2}\varphi_{ij}\boldsymbol{L}_{P'_{ij}P'_{i,j+1}}+a_2\sum_{j=1}^{n-1}(|\theta_{ij}-\theta_{i,j-1}|\boldsymbol{L}_{P_{ij}P_{i,j+1}})\right] \tag{9}$$

其中

$$a_1=\begin{cases}1 & (\varphi_{ij}>\varphi_{\max})\\ 0 & (\text{其他})\end{cases}$$

$$a_2=\begin{cases}1 & (|\theta_{ij}-\theta_{i,j-1}|>\theta_{\max})\\ 0 & (\text{其他})\end{cases} \tag{10}$$

式中 a_1——转弯角惩罚因子

a_2——爬升角惩罚因子

$\varphi_{\max}$——转弯角最大值

$\theta_{\max}$——爬升角最大值

综合考虑一条可行飞行路径 L_i 的以上 4 种成本,构建目标函数 $F(L_i)$,即

$$F(L_i)=\sum_{f=1}^{4}b_fF_f(L_i) \tag{11}$$

式中 b_f——第 f 个成本函数的权重系数

2 算法设计

2.1 SCSO 算法

沙猫可以感知低于 2 kHz 的低频,SCSO 算法通过模拟沙猫捕食时对低频噪声的敏感机制,在探索(搜索猎物)和开发(攻击猎物)两阶段迭代更新个体位置以实现寻优。

(1)探索阶段,沙猫依靠低频噪声的释放搜索猎物。对应到数学模型中,其灵敏度范围 r_G 从 2 线性衰减到 0,定义为

$$r_G=S_M\left(1-\frac{t}{T}\right) \tag{12}$$

式中 S_M——沙猫听觉特征参数值,通常取 2

t——当前迭代次数

T——最大迭代次数

沙猫种群中,各搜索代理借助随机位置完成更新。为跳出局部最优,每只沙猫的感知范围不同,定义为

$$r=\text{rand}(0,1)r_G \tag{13}$$

式中 rand(0,1)——0 到 1 之间的随机数

沙猫依据当前位置 $\boldsymbol{X}_c$、最佳候选位置 $\boldsymbol{X}_{bc}$ 和自身灵敏度 r 进行位置更新,更新式为

$$\boldsymbol{X}(t+1)=r(\boldsymbol{X}_{bc}(t)-\text{rand}(0,1)\boldsymbol{X}_c(t)) \tag{14}$$

(2)开发阶段,沙猫首先通过最佳位置 $\boldsymbol{X}_b$ 和当前位置 $\boldsymbol{X}_c$ 生成一个随机位置 $\boldsymbol{X}_{\text{rnd}}$,确保靠近猎物。

$$\boldsymbol{X}_{\text{rnd}}=|\text{rand}(0,1)\boldsymbol{X}_b(t)-\boldsymbol{X}_c(t)| \tag{15}$$

将沙猫的灵敏度范围视为一个圆,采用轮盘赌法给每个个体选择一个随机方向角 β,更新位置以攻击猎物,避免算法陷入局部最优,位置更新式为

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}_b(t)-r\boldsymbol{X}_{\text{rnd}}\cos\beta \tag{16}$$

R 为控制 2 个阶段转换的重要参数,定义为

$$R=2\text{rand}(0,1)r_G-r_G \tag{17}$$

当 $|R|>1$,沙猫处于探索阶段;当 $|R|\leqslant 1$ 时,沙猫进入开发阶段。

2.2 HISCSO 算法

2.2.1 非线性控制因子

SCSO 算法通过平衡因子 R 控制探索阶段和攻击阶段的转换,R 由灵敏度范围 r_G 来决定,而 r_G 随迭代线性递减至 0。由于沙猫狩猎过程的复杂性,r_G 的线性递减易使算法陷入局部最优,从而开发精度不

高。这个问题在处理复杂优化问题时尤为明显，因为算法可能无法有效地探索整个解空间。引入非线性变化的控制因子可以动态调整搜索过程[17]，增强算法的全局搜索能力和局部搜索精度，从而更有效地逼近最优解。本文基于非线性化思想对原始 r_G 进行优化，改进后的 r_{G1} 计算式为

$$r_{G1} = S_M - \frac{S_M}{1 + \exp(-15(t/T - 1/2))} \tag{18}$$

图 3 为 r_G 和 r_{G1} 的变化趋势对比，由图 3 可知，r_G 前期全局探索能力不足且后期局部开发能力弱，本文提出的非线性化 r_{G1} 可以平衡全局探索和局部开发能力，提升算法收敛精度：迭代初期，衰减较缓，沙猫在寻优时能大范围搜索，进行充分的全局探索；迭代中期，r_{G1} 衰减较快，加速算法收敛；迭代后期，r_{G1} 的变化速率再次变缓，沙猫对现有解空间进行搜索，避免陷入局部最优，提升算法的局部开发能力。

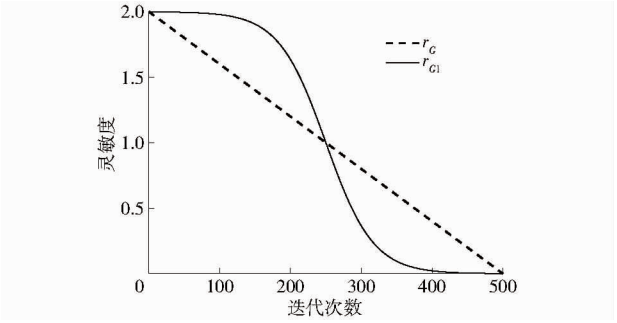


图 3　灵敏度变化曲线对比图

Fig. 3　Comparison of sensitivity change curves

2.2.2　黄金正弦策略

在开发阶段，沙猫会向当前最优解靠近，由于搜索主要围绕当前最优解展开，会限制局部区域的探索，从而影响解的精细优化。因此需要引入更精细的邻域搜索机制，强化个体在局部空间的精细搜索，以增强局部开发能力。黄金正弦策略[18]依据单位圆和正弦函数映射，通过黄金分割率压缩解空间，仅搜索优质解空间，以快速逼近最优解。

引入黄金正弦策略后，沙猫个体在局部搜索区域内能够进行更充分的开发，进一步提升解的质量，同时加快算法收敛速度。沙猫位置更新式为

$$\boldsymbol{X}(t+1) = \boldsymbol{X}_c(t)\left|\sin r_1\right| + r_2 \sin r_1 \left|x_1 \boldsymbol{X}_b(t) - x_2 \boldsymbol{X}_c(t)\right| \tag{19}$$

其中

$$\begin{cases} x_1 = -\pi + 2\pi(1-\tau) \\ x_2 = -\pi + 2\pi\tau \end{cases} \tag{20}$$

式中　r_1——范围为[0，2π]的随机数，控制下一次迭代的移动步长

r_2——范围为[0，π]的随机数，控制下一次迭代的移动方向

τ——黄金分割系数，通常取值为 0.618

2.2.3　平滑探索策略

平滑探索策略[19]的核心原理是通过无序维度采样、随机交叉和顺序变异协同作用来增强算法的探索能力。具体而言，首先基于无序维度采样选择部分维度，然后选定的维度通过随机交叉和顺序变异来探索搜索空间。在每次迭代更新个体位置前，采用该策略对沙猫最佳位置进行扰动，维持种群多样性，同时利用沙猫种群中的优质候选解来引导其他解的更新，提升算法的全局寻优能力。

无序维度采样通过随机选择部分维度进行更新，它采用无放回采样的方式保持种群的多样性，避免过早收敛。通过控制采样率，算法可以动态调整参与更新的维度数量。由于该方法仅用于控制维度数量，不能直接用于选择搜索代理，因此无法直接提升算法的性能。采样率计算式为

$$W = \mathrm{ceil}\left(N \max\left(\frac{t}{T}, \varepsilon_1\right)\right) \tag{21}$$

式中　W——采样率

ceil(·)——向上取整函数

N——每个位置向量的最大维数

ε_1——最小参与维度比例，一般取值为 0.27

图 4 所示为三维坐标系下的随机交叉示意图，通过随机选择一个个体 $\boldsymbol{X}_{l_1}$ 作为空间探索支点，并引入 2 个随机个体 $\boldsymbol{X}_{l_2}$ 与 $\boldsymbol{X}_{l_3}$ 之间的距离确定搜索范围，使算法能够感知种群的空间分布特征，从而增强跳出局部最优的能力。由随机选择的 3 个个体生成新的位置向量 $\boldsymbol{X}_{\mathrm{new}}$，计算式为

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{new}} = \boldsymbol{X}_{l_1} - (\boldsymbol{X}_{l_3} - \boldsymbol{X}_{l_2}) \quad (l_1、l_2、l_3 \neq g) \tag{22}$$

式中　g——当前个体的索引

l_1、l_2、l_3——种群中随机选取个体的索引

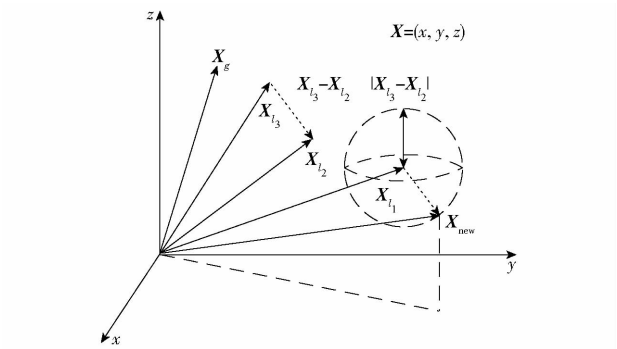


图 4　随机交叉示意图

Fig. 4　Schematic of random crossover

$\boldsymbol{X}_{l_2}$ 和 $\boldsymbol{X}_{l_3}$ 之差的方向保持不变以增加搜索范围，但其绝对值迫使每个维度朝着相同的方向发展，会降低种群的多样性，阻碍搜索代理的进化。

为解决随机交叉的退化问题，引入顺序变异。顺序变异通过在连续个体之间的空间进行探索生成

新的位置向量,从而防止搜索空间过早收敛,确保搜索空间在探索过程中保持足够的多样性。新位置向量的表达式为

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\frac{\boldsymbol{X}(t)+\boldsymbol{X}_{\text{new}}(t)}{2} \tag{23}$$

3 算法性能测试

实验平台为 Windows 11 计算机,程序运行软件为 Matlab R2021b。通过 CEC2022 测试集检验算法的优化性能,该测试集包括单峰函数 F1、多峰函数 F2 ~ F5、混合函数 F6 ~ F8 和复合函数 F9 ~ F12,以平均值与标准差度量算法性能。

本文选取鲸鱼优化算法(Whale optimization algorithm,WOA)[20]、乌燕鸥优化算法(Sooty tern optimization algorithm,STOA)[21]、哈里斯鹰优化算法(Harris hawks optimization,HHO)[22]、白鲸优化算法(Beluga whale optimization,BWO)[23]、星雀优化算法(Nutcracker optimizer,NOA)[24]、鹅优化算法(Goose algorithm,GOOSE)[25]和沙猫群优化算法(SCSO)作为对比算法进行实验。在性能评估的过程中,为削弱随机性对实验结果的影响,每种算法在各测试函数上独立执行 30 次,种群规模统一设为 30,最大迭代次数为 500,确保对比公正可靠。

3.1 寻优性能分析

表 1 汇总了 8 种算法在 CEC2022 测试集上分别运行 30 次的结果。从表 1 可看出,在单峰函数 F1 上,HISCSO 算法寻优结果的平均值及标准差远小于所有对比算法;在多峰函数 F2 ~ F5 上,HISCSO 仅在 F3 上标准差略低于 STOA,在 F5 中标准差略低于 BWO,在 F2 和 F4 中平均值和标准差均为第 1,综合性能最佳。在混合函数 F6 上,STOA、BWO 和 NOA 陷入了较为严重的局部最优且稳定性极差,HISCSO 的平均值和标准差则最小;在 F7 上,HISCSO 算法收敛性能最优;在 F8 上,尽管 HISCSO 和 SCSO 的寻优结果相差不大,但 HISCSO 的平均值和标准差均低于 SCSO。在复合函数 F9 ~ F12 上,HISCSO 在 F9、F10 和 F11 中均能够寻找到平均精度最高的解且标准差最低,在 F12 中寻优结果不如 STOA,未能获得最佳表现,但相比于其他 6 种算法,寻优精度和稳定性显著提升。统计数据表明,HISCSO 在 9 个函数上均能获得最优收敛精度且稳定性最好,具有较强的优化性能。

表 1 8 种算法在 CEC2022 测试集上运行 30 次的统计结果

Tab. 1 Statistical results of eight algorithms running 30 times on CEC2022 test set

函数	指标	WOA	STOA	HHO	BWO	NOA	GOOSE	SCSO	HISCSO
F1	平均值	29 316.14	1 430.81	1 060.32	32 333.31	31 645.49	6 225.70	3 080.75	414.23
	标准差	10 563.38	1 198.62	327.73	17 131.87	10 120.35	5 706.80	2 191.63	67.68
F2	平均值	475.82	443.42	472.17	2 319.16	1 532.68	462.53	438.15	420.17
	标准差	93.42	60.84	75.93	810.46	429.79	99.21	30.85	25.22
F3	平均值	642.07	616.52	649.81	660.14	672.16	655.08	619.12	616.27
	标准差	15.19	8.82	13.22	9.18	11.11	10.53	10.32	8.90
F4	平均值	841.27	826.23	827.62	853.39	899.49	845.14	829.31	825.47
	标准差	16.36	8.29	8.40	6.86	9.34	19.98	8.23	8.06
F5	平均值	1 569.51	1 040.25	1 388.57	1 746.55	3 037.01	2 063.71	1 119.32	1 033.60
	标准差	412.56	103.23	178.71	99.51	596.47	567.63	170.66	158.56
F6	平均值	6 765.72	73 620.21	6 402.05	9.66×10^{8}	2.72×10^{8}	5 025.61	4 612.15	2 785.23
	标准差	8 623.04	57 253.61	3 672.51	6.07×10^{8}	1.96×10^{8}	2 628.65	2 264.30	1 292.99
F7	平均值	2 066.31	2 039.53	2 074.50	2 127.35	2 164.58	2 156.95	2 046.30	2 038.57
	标准差	24.10	12.97	39.59	21.95	31.35	67.27	21.00	11.10
F8	平均值	2 238.53	2 230.79	2 235.68	2 273.37	2 352.80	2 363.96	2 227.13	2 225.13
	标准差	13.92	5.28	14.04	22.02	84.94	137.33	5.55	5.18
F9	平均值	2 604.87	2 585.87	2 603.46	2 776.99	2 840.07	2 635.16	2 594.73	2 549.61
	标准差	55.23	43.53	38.97	56.03	101.21	45.83	37.77	35.89
F10	平均值	2 757.22	2 546.92	2 628.12	2 759.44	2 763.59	3 016.94	2 573.74	2 546.21
	标准差	458.62	180.08	163.68	149.30	357.04	563.79	65.23	60.58
F11	平均值	3 072.50	2 915.89	2 908.48	3 694.63	50 191.92	19 600.77	2 871.69	2 734.22
	标准差	405.61	194.96	227.25	400.00	8 563.10	24 736.13	184.17	159.56
F12	平均值	2 905.96	2 864.69	2 916.71	3 006.68	3 034.05	2 998.36	2 872.57	2 866.48
	标准差	37.70	1.38	38.85	68.51	45.50	98.84	20.73	3.43

3.2 Friedman 测试

为了全面比较 8 种算法的总体性能，本文采用 Friedman 测试进行算法性能排序，可以公平地对比不同算法的性能，减少因特定问题选择导致的偏差。表 2 展示了 HISCSO 算法及 7 种对比算法在 CEC2022 测试函数上的性能排名。实验数据显示，HISCSO 的排名总和为 24.36，平均排名为 2.03，在所有算法中总排名第 1，寻优性能明显优于对比算法。

表 2　Friedman 测试结果

Tab.2　Friedman test results

函数	WOA	STOA	HHO	BWO	NOA	GOOSE	SCSO	HISCSO
F1	7.06	3.63	2.90	6.97	6.93	3.87	3.20	1.43
F2	4.03	3.80	3.57	7.80	7.20	4.27	3.33	2.00
F3	4.27	1.77	4.37	6.90	7.73	5.90	2.63	2.43
F4	4.23	3.00	3.16	6.53	7.97	5.50	3.10	2.50
F5	4.77	1.87	4.60	6.20	7.83	6.50	2.67	1.57
F6	4.00	5.93	3.77	7.90	7.10	2.77	3.07	1.47
F7	4.30	2.33	4.10	5.97	7.30	7.03	2.57	2.40
F8	4.40	3.27	4.00	6.27	7.27	6.67	2.50	1.63
F9	3.93	3.17	3.77	7.17	7.73	4.60	3.50	2.13
F10	4.17	3.27	4.50	5.77	5.53	6.43	3.73	2.60
F11	4.60	4.33	3.27	6.13	7.67	4.60	3.57	1.83
F12	4.10	1.53	4.93	6.37	7.37	6.60	2.73	2.37
排名总和	53.86	37.90	46.94	79.98	87.63	64.74	36.60	24.36
排名均值	4.49	3.16	3.91	6.67	7.30	5.40	3.05	2.03
总排名	4	3	5	7	8	6	2	1

3.3 Wilcoxon 符号秩检验

Wilcoxon 符号秩检验是一种非参数统计检验方法，主要用于比较 2 种算法在相同测试函数上的中位数差异，判断其是否源于同一分布。为了全面评估改进算法的统计显著性，本文采用 Wilcoxon 符号秩检验方法对 8 种算法的性能差异进行分析。在显著性水平设为 0.05 的条件下：若检验获得的 $p<0.05$，则 HISCSO 算法性能优于对比算法；若 $p\geqslant 0.05$，则 HISCSO 算法性能劣于对比算法；当出现 p 值为“NAN”的特殊情况时，表明在统计学上无法区分 2 种算法的性能，认为对比算法与 HISCSO 算法具有同等优化性能。

表 3 给出 Wilcoxon 符号秩检验结果，其中“+/-/=”依次表示 HISCSO 算法在测试函数上的性能优于、劣于和等于对比算法的数量。从实验数据可见，与 WOA、BWO、NOA 和 GOOSE 算法相比，HISCSO 在 12 个测试函数上均表现出最优性能；与 STOA、HHO 和 SCSO 相比，大部分的 p 值均小于 0.05。这表明 HISCSO 算法在 CEC2022 测试函数上的性能与对比算法存在显著差异，进一步验证了其在求解优化问题上的优越性。

表 3　Wilcoxon 符号秩检验结果

Tab.3　Wilcoxon signed-rank test results

函数	WOA	STOA	HHO	BWO	NOA	GOOSE	SCSO
F1	1.73×10^{-6}	2.35×10^{-6}	2.12×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	9.32×10^{-6}	1.64×10^{-6}
F2	5.71×10^{-4}	7.71×10^{-4}	2.61×10^{-4}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	0.01	3.38×10^{-6}
F3	1.80×10^{-6}	0.02	8.47×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	0.52
F4	2.61×10^{-4}	0.75	0.49	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	3.41×10^{-6}	8.22×10^{-3}
F5	1.92×10^{-6}	0.53	7.69×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	0.02
F6	9.71×10^{-5}	1.73×10^{-6}	6.32×10^{-5}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	7.27×10^{-6}	2.05×10^{-4}
F7	8.19×10^{-5}	0.52	3.72×10^{-5}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.92×10^{-6}	0.04
F8	1.92×10^{-6}	2.88×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.92×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	2.96×10^{-3}
F9	1.48×10^{-4}	0.01	5.29×10^{-4}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	4.20×10^{-6}	0.01
F10	8.31×10^{-4}	1.85	0.03	2.05×10^{-4}	3.06×10^{-4}	1.97×10^{-6}	0.80
F11	2.23×10^{-6}	4.45×10^{-5}	1.38×10^{-3}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	6.64×10^{-6}	1.04×10^{-3}
F12	3.52×10^{-6}	1.38×10^{-3}	4.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	1.73×10^{-6}	0.16
+/-/=	12/0/0	8/4/0	11/1/0	12/0/0	12/0/0	12/0/0	9/3/0

3.4 收敛性分析

收敛性分析是评估算法性能的重要方法，主要关注算法在迭代过程中逐步逼近最优解或达到稳定状态的能力。

图 5 给出了 8 种算法在部分测试函数上的收敛曲线，横轴为迭代次数，纵轴为 30 次独立运行的平均适应度。由图 5 可知，在 F1、F9 和 F11 中，HISCSO 的收敛性能最好，能够快速收敛至最优解，表明改进算法具有良好的探索能力；在 F3、F5 和 F7 中，HISCSO 的收敛精度最优，尽管其与 STOA 的收敛结果相差不大，但改进算法展现出的收敛速度显著优于 STOA。相比 7 种对比算法，HISCSO 收敛更快、精度更高，且能跳出局部极值，显著提升了原 SCSO 的收敛性能，具有更好的收敛精度和收敛速度。

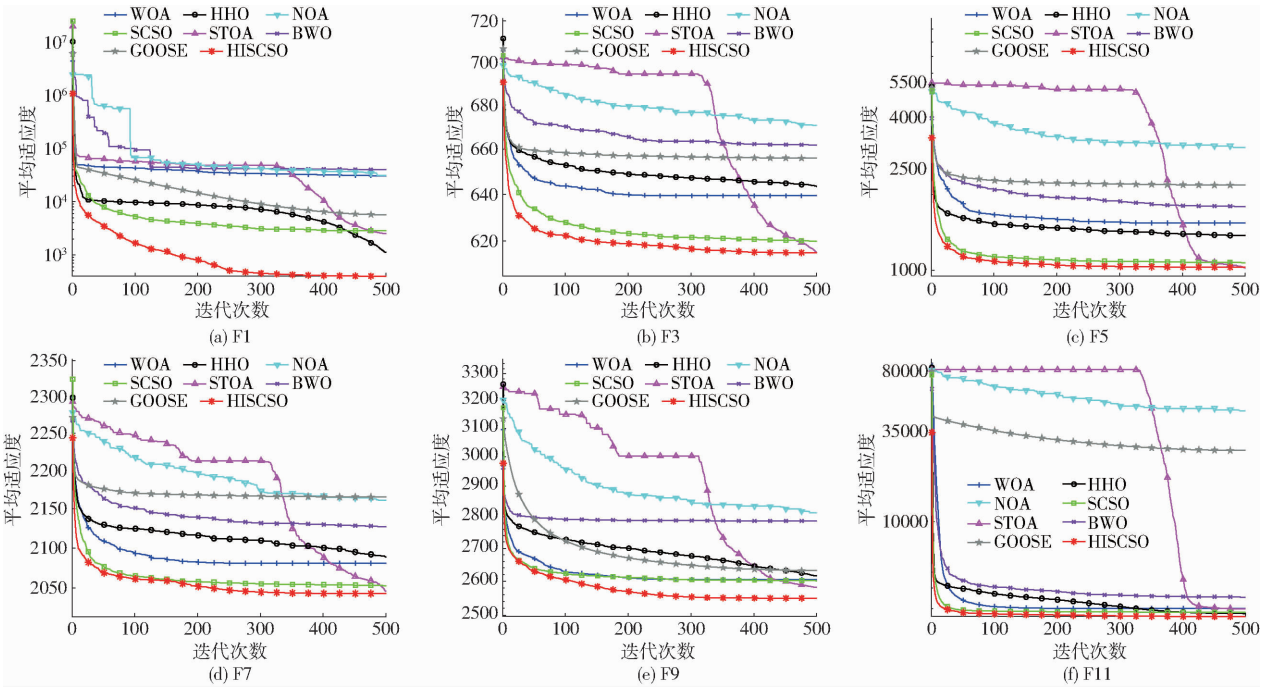


图 5 收敛曲线

Fig. 5 Convergence curves

4 无人机三维路径规划实验

4.1 环境及参数设置

为验证 HISCSO 算法在植保无人机路径规划中的有效性以及环境适应性，本文选取 2 个具有不同地形结构的丘陵地区 5 m 分辨率数字高程模型开展实验：地图 1（1 045 m × 879 m × 400 m）、地图 2（450 m × 450 m × 400 m）。分辨率 5 m 可保留微地形细节，满足植保无人机飞行作业精度需求。分别在 2 个地图中添加不同数量的障碍物以模拟不同复杂程度的环境，最终构建了 4 个三维飞行空间，如图 6 和图 7 所示，图中圆柱体为预设障碍。其中，环境 1 和环境 3 为低复杂度环境，环境 2 和环境 4 为高复杂度环境。

实验中，统一设置 8 种算法的种群大小为 30，迭代 500 次。无人机在环境 1、2 中飞行起点、终点分别为（200，100，100）m 和（800，650，120）m，在环境 3、4 中飞行起点、终点分别为（10，10，100）m 和（370，370，120）m。无人机路径规划实验中的相关参数设置见表 4。

4.2 实验结果与分析

为了避免随机扰动影响实验结果，每个地形场景的对比实验均独立运行 30 次。表 5 给出了 8 种算法运行 30 次的统计数据，包括规划所得路径总成本的平均值和标准差。通过分析数据可知，HISCSO 算法在 4 种环境中的迭代生成的路径均优于其他算法。具体而言，在简单环境 1 和环境 3 中，HISCSO 算法的飞行路径成本平均值最低，相比于 SCSO 算法，标准差分别降低了 10.21% 和 29.27%。在复杂场景下，HISCSO 依旧保持优异的寻优与收敛表现。在环境 2 中，HISCSO 算法生成路径的成本平均值和标准差远低于其他算法，分别为 1 891.99 m 和 126.17 m，相比 SCSO 减少了 8.24% 和 36.59%；在环境 4 中，尽管 HISCSO 的标准差略高于 BWO 算法，但相比于 SCSO 算法降低了 46.46%，且路径成本平均值最低。这表明本文提出的 HISCSO 算法在不同丘陵地区中均具有较高的稳定性，且地形越复杂，稳定性越高，规划出的飞行路径逼近全局最优。该路径在多方面降低植保无人机飞行成本的同时，也能满足飞行安全限制及其他约束条件，从而提升

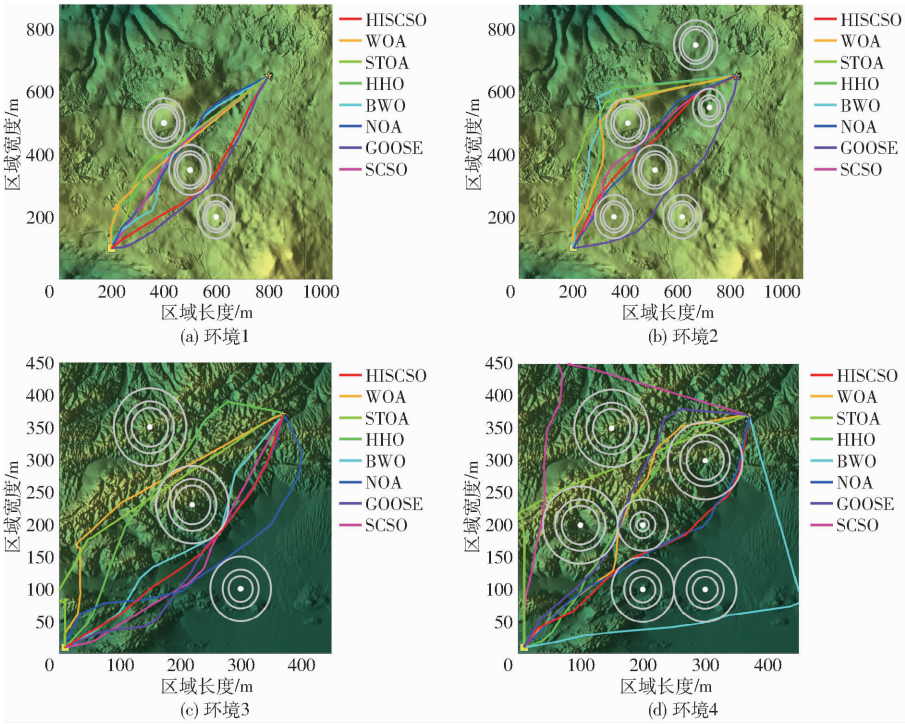


图 6　8 种算法在不同环境中的飞行路径俯视图

Fig. 6　Top views of flight paths for eight algorithms in different environments

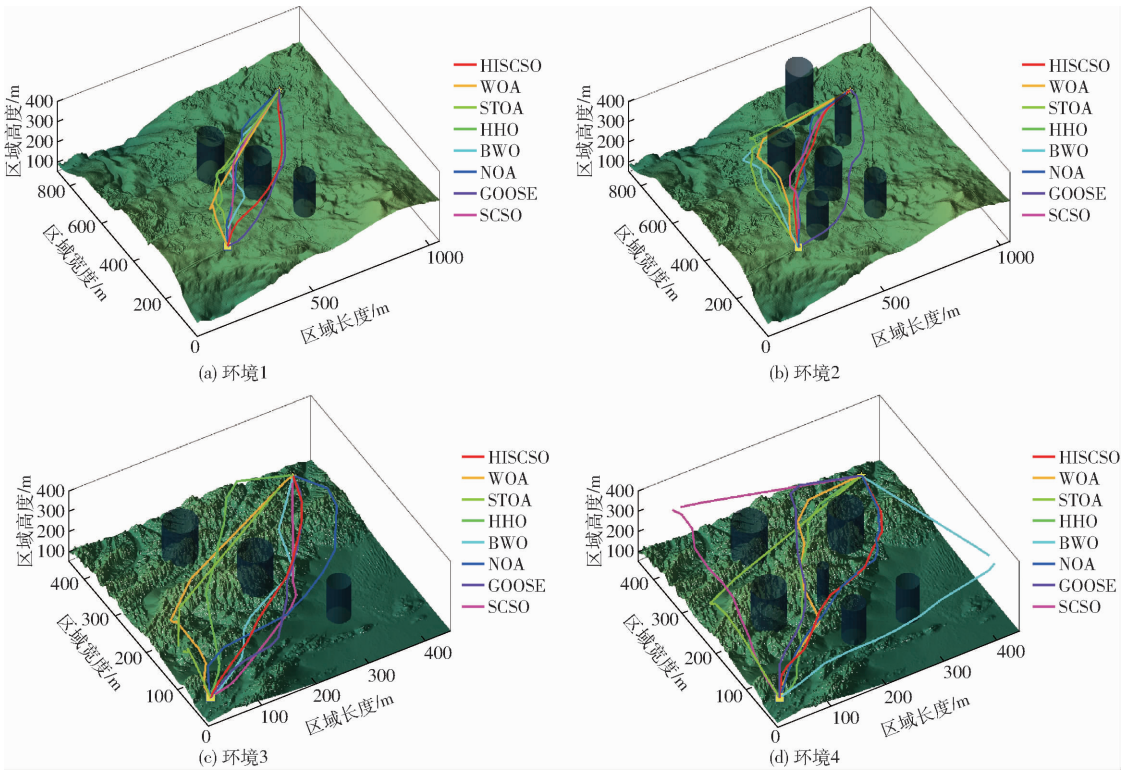


图 7　8 种算法在不同环境中的飞行路径三维视图

Fig. 7　3D views of flight paths for eight algorithms in different environments

表 4　无人机路径规划实验参数

Tab. 4　Experimental parameters for UAV path planning

参数	数值	参数	数值
路径节点数 n	12	脱离威胁距离/m	10
成本函数的权重参数 b_1、b_2、b_3、b_4	2,5,1,2	最大转弯角 φ_{max}/(°)	45
飞行高度限制/m	100 ~ 200	最大爬升角 θ_{max}/(°)	45
强制安全冗余距离/m	1		

表 5 8 种算法在不同环境中的飞行路径成本平均值和标准差

Tab. 5 Average and standard deviation of flight path costs for eight algorithms in different environments m

算法	环境 1		环境 2		环境 3		环境 4	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
WOA	1 931. 93	111. 59	2 079. 94	210. 73	1 337. 62	121. 01	1 518. 87	172. 85
STOA	2 028. 82	128. 16	2 320. 45	179. 48	1 461. 69	101. 83	1 676. 21	116. 70
HHO	2 157. 55	125. 49	2 395. 82	173. 80	1 633. 03	163. 43	1 834. 99	177. 20
BWO	2 316. 40	112. 76	2 709. 64	143. 04	1 678. 36	135. 29	1 871. 41	84. 65
NOA	2 074. 78	100. 42	2 308. 07	141. 04	1 498. 26	97. 22	1 802. 09	141. 04
GOOSE	1 907. 56	103. 49	1 975. 60	155. 59	1 275. 45	87. 09	1 478. 18	123. 37
SCSO	1 865. 54	95. 86	2 061. 96	198. 96	1 309. 06	109. 74	1 560. 18	185. 07
HISCSO	1 819. 45	86. 07	1 891. 99	126. 17	1 219. 19	77. 62	1 440. 36	99. 08

飞行任务执行的可靠性。

图 6 和图 7 所示为不同算法在 2 种地图的 4 个飞行环境中路径规划结果。其中，图 6 为俯视视角，图 7 为三维视角。8 种算法规划出的路径用不同颜色标注，俯视图中的圆环状投影对应图 1，内侧圆环为障碍物，外侧 2 个圆环之间的距离为脱离威胁距离。从不同角度观察各算法规划的路径之间的差异，俯视图可以直观看出飞行路径的长度和平滑度，3D 视图则给出了飞行路径的飞行高度和安全性，8 种算法在 4 个环境中的规划路径均没有与障碍物发生碰撞，飞行高度符合预设的高度范围。

在环境 1 中，WOA 和 NOA 算法生成的路径在垂直方向上呈现高度波动，即路径存在较明显的爬升与下降变化，未能有效平衡路径长度与地形适应性，导致整体路径起伏较大，HHO 和 BWO 算法生成的路径拐点较多；在环境 2 中，WOA、STOA、HHO 和 BWO 算法规划的路径存在大幅度拐弯，GOOSE 和 SCSO 算法生成的路径虽较为平滑，但并非最优飞行路径。在环境 3 中，STOA 和 BWO 算法规划的路径存在拐点且偏航，其他 6 种对比算法生成路径拐点相对较少但均存在不必要的飞行航迹；在环境 4 中，STOA、SCSO 和 BWO 算法均陷入局部极值，搜索始终围绕局部最优区域，且 7 种对比算法生成路径均存在多个拐点和不同程度偏航。相比而言，HISCSO 算法寻优能力更强，能对优质解空间进行精细搜索，避免陷入局部最优，从而规划得出更加接近全局最优的飞行路径，所生成的飞行路径渐进转弯、平缓升降且长度最短。

图 8 所示为各算法在路径实验中寻优的收敛曲

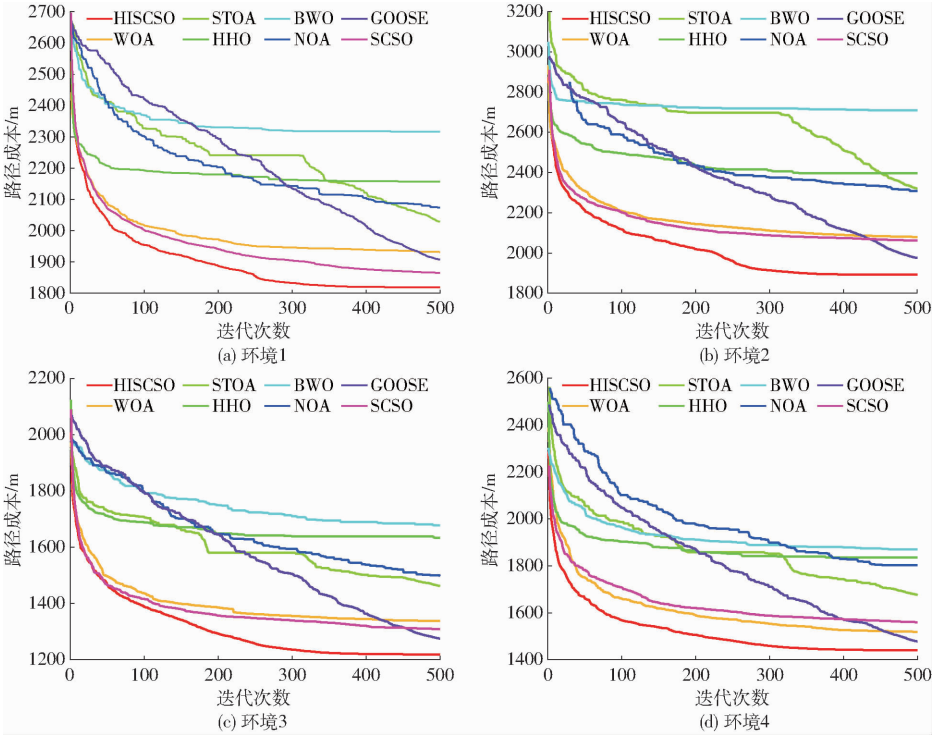


图 8 8 种算法在不同环境中的飞行路径总成本收敛曲线

Fig. 8 Convergence curves of total flight path costs for eight algorithms in different environments

线。从收敛曲线可直观看出，HISCSO 算法在 4 种环境中的飞行路径总成本均低于其他对比算法，这说明本文引入的平滑探索策略能够用最优候选解引导沙猫种群进行更新，保持种群的多样性，增强算法的全局寻优能力。同时，非线性控制因子能够有效平衡算法的探索和开发阶段，提升算法收敛精度。此外，SCSO 和 WOA 需要至少 450 次的迭代才能趋向收敛，STOA、NOA 和 GOOSE 在迭代结束后仍未完全收敛，HISCSO 则迭代大约 350 次能收敛到最优候选解附近，证明了本文提出的黄金正弦策略能利用黄金分割率专注于搜索优质解空间，从而加速算法收敛。HHO 和 BWO 虽然收敛较快，但易陷入局部最优，收敛精度远不如其他算法。综合来看，本文提出的 HISCSO 算法在农业植保无人机三维路径规划问题上具有可靠性和优越性，能够在相对较少的迭代次数内逼近全局最优，路径平缓且稳定性良好。

5　结论

（1）针对植保无人机作业效率低以及飞行安全性差等问题，提出了一种改进 SCSO 算法的无人机路径规划方法。首先，设计了一种非线性因子动态控制算法灵敏度范围的变化，在此基础上，引入黄金正弦策略和平滑探索策略优化沙猫种群的位置更新过程，显著提高了算法的寻优性能和收敛精度。

（2）通过 CEC2022 测试集评估 HISCSO 算法的性能，将 HISCSO 与 7 种优化算法进行对比分析。测试数据表明，HISCSO 在 75% 的函数上均展现出最优性能，验证了算法在解决复杂优化问题中的优越性。

（3）进一步将 HISCSO 算法应用于丘陵地区的无人机三维路径规划任务中。实验结果表明，在不同复杂度的地图中，与其他优化算法相比，HISCSO 算法均能找到最优飞行路径且具有良好的稳定性，为植保无人机路径规划提供了可行思路。

参　考　文　献

[1] 陈盛德，廖玲君，徐小杰，等. 中国植保无人机及其施药关键技术的研究现状与趋势[J]. 沈阳农业大学学报，2023，54(4)：502－512.
CHEN Shengde，LIAO Lingjun，XU Xiaojie，et al. Research status and trends of plant protection UAV and its key technology of spraying in China[J]. Journal of Shenyang Agricultural University，2023，54(4)：502－512. (in Chinese)

[2] 王坤春，孔令标，王国宾，等. 大豆玉米带状复合种植下植保无人机喷药防治大豆甜菜夜蛾[J]. 植物保护，2025，51(3)：388－396.
WANG Kunchun，KONG Lingbiao，WANG Guobin，et al. Control effect of spraying pesticides with UAV against spodoptera exigua in maize-soybean intercropping field[J]. Plant Protection，2025，51(3)：388－396. (in Chinese)

[3] 马振凯，白丰，温宝琴，等. 植保无人机用三自由度喷雾机械臂设计与分析[J]. 机械设计与研究，2025，41(3)：68－74，79.
MA Zhenkai，BAI Feng，WEN Baoqin，et al. Design and analysis of a 3－DOF spray manipulator for plant protection drones[J]. Machine Design & Research，2025，41(3)：68－74，79. (in Chinese)

[4] 吕石磊，范仁杰，李震，等. 基于改进蝙蝠算法和圆柱坐标系的农业无人机航迹规划[J]. 农业机械学报，2023，54(1)：20－29，63.
LÜ Shilei，FAN Renjie，LI Zhen，et al. Track planning of agricultural UAV based on improved bat algorithm and cylindrical coordinate system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(1)：20－29，63. (in Chinese)

[5] 沈跃，张凌飞，沈亚运，等. 基于相邻争夺算法的无人机多架次植保作业路径规划[J]. 农业工程学报，2024，40(16)：44－51.
SHEN Yue，ZHANG Lingfei，SHEN Yayun，et al. Path planning for the multiple drones plant protection operations of UAV based on adjacent contention algorithm[J]. Transactions of the CSAE，2024，40(16)：44－51. (in Chinese)

[6] 范叶满，沈楷程，王东，等. 基于模拟退火算法的无人机山地作业能耗最优路径规划[J]. 农业机械学报，2020，51(10)：34－41.
FAN Yeman，SHEN Kaicheng，WANG Dong，et al. Optimal energy consumption path planning of UAV on mountain region based on simulated annealing algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2020，51(10)：34－41. (in Chinese)

[7] FISTER JR I，PERC M，KAMAL S M，et al. A review of chaos-based firefly algorithms：perspectives and research challenges[J]. Applied Mathematics and Computation，2015，252：155－165.

[8] NIU Y，YAN X，WANG Y，et al. An improved sand cat swarm optimization for moving target search by UAV[J]. Expert Systems with Applications，2024，238：122189.

[9] SEYYEDABBASI A，KIANI F. Sand cat swarm optimization：a nature-inspired algorithm to solve global optimization problems[J]. Engineering with Computers，2023，39(4)：2627－2651.

[10] 金秀章，史德金，乔鹏. 基于沙地猫群优化-最小二乘支持向量机的动态 NO_x 排放预测[J]. 中国电机工程学报，2024，44(1)：182－191.
JIN Xiuzhang，SHI Dejin，QIAO Peng，et al. Dynamic NO_x emission prediction based on sand cat swarm optimization-least squares support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE，2024，44(1)：182－191. (in Chinese)

[11] BENJAMIN ARUL S, ANBARASI JEBASELVI G D. OptiLoc: integrating SCSO and DV - Hop for wireless sensor network localization with application to disease forecasting in cattle farm monitoring[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 255: 124658.
[12] TAVAKOL AGHAEI V, SEYYEDABBASI A, RASHEED J, et al. Sand cat swarm optimization-based feedback controller design for nonlinear systems[J]. Heliyon, 2023, 9(3): e13885.
[13] 张旭东,于丽娅,李少波,等. 元启发式算法在植保无人机路径规划中的研究进展[J]. 农机化研究, 2025, 47(3): 1 - 9.
ZHANG Xudong, YU Liya, LI Shaobo, et al. Research progress of metaheuristic algorithm in path planning of plant protection UAV[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2025, 47(3): 1 - 9. (in Chinese)
[14] 王浩然,石永康,赵玉花,等. 基于改进人工鱼群算法的植保无人机路径规划[J]. 农机化研究, 2025, 47(8): 40 - 45.
WANG Haoran, SHI Yongkang, ZHAO Yuhua, et al. Path planning of plant protection UAV based on improved artificial fish swarm algorithm[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2025, 47(8): 40 - 45. (in Chinese)
[15] 于少猛,闫铭,王鹏飞,等. 丘陵山地果园植保无人机三维路径规划[J]. 浙江大学学报(工学版), 2025, 59(3): 635 - 642.
YU Shaomeng, YAN Ming, WANG Pengfei, et al. 3D path planning of plant protection UAVs in hilly mountainous orchards[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2025, 59(3): 635 - 642. (in Chinese)
[16] PHUNG M D, HA Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing, 2021, 107: 107376.
[17] HUANG Y, LIU Q, SONG H, et al. CMGWO: grey wolf optimizer for fusion cell-like P systems[J]. Heliyon, 2024, 10(14): e34496.
[18] TANYILDIZI E, DEMIR G. Golden sine algorithm: a novel math-inspired algorithm[J]. Advances in Electrical and Computer Engineering, 2017, 17(2): 71 - 78.
[19] WU L, CHEN E, GUO Q, et al. Smooth exploration system: a novel ease-of-use and specialized module for improving exploration of whale optimization algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 272: 110580.
[20] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51 - 67.
[21] DHIMAN G, KAUR A. STOA: a bio-inspired based optimization algorithm for industrial engineering problems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019, 82: 148 - 174.
[22] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849 - 872.
[23] ZHONG C, LI G, MENG Z. Beluga whale optimization: a novel nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 251: 109215.
[24] ABDEL-BASSET M, MOHAMED R, JAMEEL M, et al. Nutcracker optimizer: a novel nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization and engineering design problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 262: 110248.
[25] HAMAD R K, RASHID T A. GOOSE algorithm: a powerful optimization tool for real-world engineering challenges and beyond [J]. Evolving Systems, 2024, 15(4): 1249 - 1274.

(上接第 325 页)

[26] LI H, LI J, WEI H, et al. Slim-neck by GSConv: a lightweight-design for real-time detector architectures[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21(3): 62.
[27] ZHANG X, LIU C, YANG D, et al. RFAConv: innovating spatial attention and standard convolutional operation[J]. Arxiv Preprint, arxiv: 2304.03198, 2023.
[28] LI H, LI C, LI G, et al. A real-time table grape detection method based on improved YOLOv4 - tiny network in complex background[J]. Biosystems Engineering, 2021, 212: 347 - 359.
[29] WANG J, LIU M, DU Y, et al. PG - YOLO: an efficient detection algorithm for pomegranate before fruit thinning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 134: 108700.
[30] 李翠明,杨柯,申涛,等. 基于改进 Faster R - CNN 的苹果采摘视觉定位与检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 47 - 54.
LI Cuiming, YANG Ke, SHEN Tao, et al. Vision detection method for picking robots based on improved Faster R - CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 47 - 54. (in Chinese)
[31] HALDER S, ISLAM N, RAY B, et al. AI-based seagrass morphology measurement [J]. Journal of Environmental Management, 2024, 369: 122246.