

基于改进蛇优化算法的无人机路径规划研究^{*}

王立纲 何志祥 董 勤

(中国民用航空飞行学院广汉分院 广汉 618307)

摘 要:为提高无人机在复杂山区环境中飞行的可靠性和安全性,提出了一种改进蛇优化算法的无人机路径规划方法。首先,结合数字高程信息和复杂地形威胁构建了无人机环境模型和山峰威胁模型;其次,提出改进蛇优化算法,将传统蛇优化算法与元胞自动机进行融合用于无人机路径规划,并引入小生境技术和最优局部抖动,避免算法陷入局部最优,提高全局搜索能力;最后,在3种场景下进行仿真实验验证所提方法的有效性。实验结果表明,所提方法在3种复杂场景下平均路径长度分别为2.201、1.801和2.187 km,平均收敛时间为14.8、13.9和14.9 s,与其他路径规划算法相比具有良好的优越性,且所生成的路径对真实无人机运行具有良好的实际效果。

关键词:无人机;蛇优化算法;元胞自动机;路径规划;小生境技术

中图分类号: V244.12 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 410.20

Research on UAV path planning based on improved snake optimization algorithm

Wang Ligang He Zhixiang Dong Qin

(Guanghan Branch of China Civil Aviation Flight Academy, Guanghan 618307, China)

Abstract: To improve the reliability and safety of unmanned aerial vehicles (UAV) flying in complex mountainous environments, an improved snake optimization algorithm for UAV path planning is proposed. Firstly, a drone environment model and a mountain peak threat model were constructed by combining digital elevation information and complex terrain threats. Secondly, an improved snake optimization algorithm is proposed, which integrates traditional snake optimization algorithms with cellular automata for unmanned aerial vehicle path planning. The niche technology and optimal local jitter are introduced to avoid the algorithm falling into local optima and improve global search ability. Finally, simulation experiments are carried out in three scenarios to verify the effectiveness of the proposed method. The experimental results show that the average path length of the proposed method is 2.201, 1.801 and 2.187 km respectively in three complex scenarios, and the average convergence time is 14.8, 13.9 and 14.9 s. Compared with other path planning algorithms, the generated path has good practical effect on real UAV operation.

Keywords: UAV; snake optimization algorithm; cellular automata; path planning; niche technology

0 引 言

无人机(unmanned aerial vehicles, UAV)路径规划对于任务执行和避障至关重要,可有效提升无人机运行效率 and 安全性^[1]。对于无人机航空摄影、遥感测绘和巡查检查等大多数应用场景,路径规划的标准是尽量减少无人机到目的地之间的行进距离,从而降低任务时间、减少能量消耗^[2]。无人机路径规划是无人机控制程序所定义的特定

最优标准,该标准可以是动态目标搜索中的最大检测概率,也可以是监视和救援任务中的最小飞行时间,或是多目标导航的最短距离^[3]。

同时,无人机路径规划还需要满足与操作环境施加的安全性约束和无人机运行的可行性要求^[4]。其中,安全性代表所规划路径引导无人机通过环境障碍及威胁的能力,而可行性代表所规划路径与无人机飞行时间、高度、能耗、转弯率和爬升角等运行限制的关系^[5]。因此,形成一种无

收稿日期:2023-09-12

^{*} 基金项目:中央高校基本科研专项资金(J2021-025,ZJ2023-009)、中国民航飞行学院青年基金(QJ2022-57)项目资助

碰撞、效率高且安全性好的路径规划,是无人机领域研究的重要问题^[6]。

目前,针对无人机路径规划主要有传统路径规划方法和智能路径规划方法,其中传统路径规划方法主要包括图搜索法、单元分解法、势场法等常规方法^[7]。其中,图搜索方法是将环境分割成相互连接的离散区域,让每个区域形成搜索路径的顶点^[8]。单元分解法是将场景空间表示为相等的单元网格,并采用启发式搜索来寻找最优路径^[9]。而势场法是通过将无人机视为与目标相关的组件和与障碍物构成的移动粒子,从而直接搜索连续空间获得路径规划解决方案,该方法增加了额外控制力,可提供更短和更平滑的路径^[10]。但上述方法在处理无人机动态约束及复杂场景方面仍存在不足,容易导致局部最优。相比之下,当前智能算法由于具有良好的寻优能力、快速的算法收敛速度等优点而被广泛应用于无人机路径规划反面。针对智能路径规划算法,Li等^[11]提出了一种基于三维空间的无人机路径规划模型,通过构造局部搜索过程,减少搜索节点的数量,大大减少算法的计算复杂度,但是该算法对于威胁区域考虑过于单一,实际应用效果不理想。苏菲^[12]提出了一种基于改进蝙蝠优化算法的无人机三维路径规划方法,通过对最优个体进行分段搜索,可有效提高算法的收敛效率,但该方法没有考虑解的最优性,在处理现场发生的局部最小值方面存在局限性。周彬等^[13]提出了一种基于导向强化Q学习的无人机路径规划方法,能够实现无人机的自主导航和快速路径规划,但该方法可扩展容量有限,复杂场景下路径规划搜索时间较长。许乐等^[14]提出了一种新型灰狼优化算法的无人机航迹规划算法,通过增加种群的多样性扩大搜索空间、提高搜索能力,但该算法自身存在寻优精度不高和容易陷入局部最优的缺点。李克玉等^[15]提出了一种基于预规划路径优化算法的无人机路径规划策略,降低了障碍物搜索的时间,提高了无人机避障路径规划的效率,但该方法未将无人机的机动特性纳入算法,无法在短时间内找到稳定收敛的全局解。苏子美等^[16]提出了一种面向无人机路径规划的多目标粒子群优化算法,通过融合基于集的粒子群优化算法和综合学习粒子群优化算法,可有效提高路径规划效率且能够很好的规避障碍物,但该算法在路径平滑度上还有待提高。何文彪等^[17]提出了一种改进 Harris 鹰算法的异构无人机协同路径规划方法,通过建立异构多无人机模型以最短路径为目标并对传统 Harris 鹰算法进行改进,从而加快算法收敛速度,但是该算法未能考虑实际任务中不同任务需求且易陷入局部最优。

通过上述分析可知,当前无人机路径规划的模型构建大多以二维或普通三维模型为主,未将地形的高低复杂趋势考虑在内,模型过于理想化。鉴于此,提出了一种改进蛇优化算法的无人机路径规划方法。通过考虑与路径相关的最优性、安全性和可行性约束,利用数字高程信息构

建了无人机环境模型,同时考虑到山区地形的复杂性构建了山峰威胁模型;另外,将蛇优化算法与元胞自动机进行融合并应用于无人机路径规划。除此之外,将最优局部抖动和小生境技术引入到本文算法中,从而有效提高全局搜索能力,避免算法进入局部最优。最后,选取从数字高程模型地图生成的3个基准场景进行了仿真测试,验证了所提方法的有效性。

1 模型构建

1.1 无人机环境模型构建

在实际应用中,无人机所处的环境往往较为复杂,因此对于无人机的路径规划而言进行环境模型构建至关重要。本文除了基于二维地图的高程信息外,还考虑了复杂地形的威胁,并生成了一个结合数字高程信息和威胁信息的等效环境模型,以模拟真实环境。

构建数字高程信息的方法是将空间抽象为具有高程信息的三维数字地图,假设空间中每个点的高程值是该点在水平面上的坐标函数,并且水平面的高度设置为 $H_{\min}$ 。这意味着,当无人机的高度低于水平面时禁止无人机飞行。然后,假设一个点在空间中的水平坐标为 (x, y) ,则该点的高程信息如下:

$$Z_1(x, y) = f(x, y) + H_{\min} \quad (1)$$

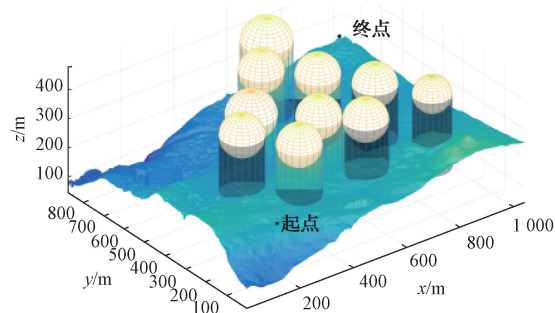
式中: $Z_1(x, y)$ 为点 (x, y) 的高程值; $f(x, y)$ 表示点 (x, y) 高程值与水平坐标之间的对应关系; $H_{\min}$ 为无人机飞行的最低高度限制。威胁模型的具体等效变换公式如下:

$$Z_2(x, y) = \sum_{i=1}^N h_i \exp \left[- \left(\frac{x - x_{i0}}{x_{si}} \right)^2 - \left(\frac{y - y_{i0}}{y_{si}} \right)^2 \right] \quad (2)$$

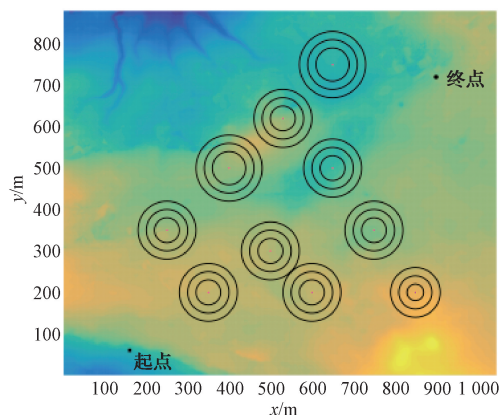
式中: $Z_2(x, y)$ 为当前威胁点的高程值; N 为威胁点的总数; h_i 表示威胁点的作用范围; (x_{i0}, y_{i0}) 为威胁点中心位置的坐标; x_{si} 表示威胁点沿 x 轴的斜率; y_{si} 表示沿 y 轴的斜率。根据上述模型,利用信息融合技术对三维高程数字地图和威胁模型进行融合,生成等效环境模型。环境模型的高程数值信息如下:

$$Z(x, y) = \max[Z_1(x, y), Z_2(x, y)] \quad (3)$$

本文构建的环境模型如图1所示。



(a) 环境模型
(a) Environmental model



(b) 环境模型垂直视图
(b) Vertical view of the environment model

图 1 无人机环境模型

Fig. 1 UAV environment model

1.2 山峰威胁模型

无人机的飞行轨迹可以使用成本函数进行评估,根据成本值来选择最佳轨迹。在无人机实际飞行过程中主要考虑燃料消耗成本和威胁成本,轨迹成本评估如下:

$$\min J = \min \int_0^L [\delta_f J_f(s) + \delta_t J_t(s)] \quad (4)$$

式中: J 为航迹优化的目标函数; L 为无人机的飞行路径长度; $J_f(s)$ 表示燃料消耗成本; $J_t(s)$ 代表地形威胁成本; δ_f, δ_t 代表成本的权值。

无人机飞行过程中的油耗主要与飞行路径的长度有关,油耗成本如下:

$$J_f = c_1 \times L \quad (5)$$

式中: c_1 表示轨迹长度和燃料消耗之间的比例关系

无人机在山地飞行主要威胁来自于山峰,为了便于计算利用圆锥体来模拟山峰。图 2 所示为所构建的山峰威胁模型。

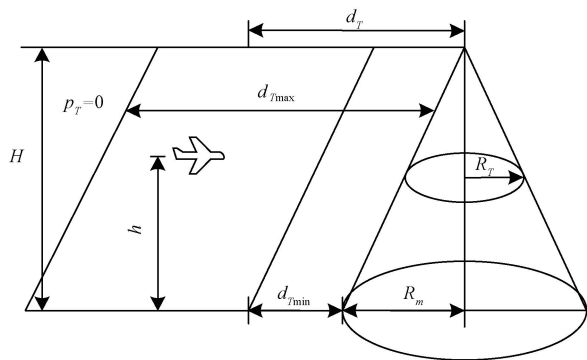


图 2 山峰威胁模型

Fig. 2 Mountain threat model

假设山峰的坡度为 θ , 地形的最大半径为 R_m , 山峰离地的最大高度为 H 。假设无人机在某一时刻的飞行高度为 $h (h \leq H)$, 无人机到山体中轴线的距离为 d_T , 山体在

该高度的延伸半径为 $R_T(h)$ 。此时无人机在山地地形威胁下的坠毁概率如下:

$$p_T(d_T, h) = \begin{cases} 0, & h > H \text{ 或 } d_T > R_T + d_{T\max} \\ \frac{d_{T\max} + R_T(h) - d_T}{d_{T\max} - d_{T\min}}, & h \leq H, \\ & R_T + d_{T\min} \leq d_T \leq R_T + d_{T\max} \\ 1, & h \leq H \text{ 或 } d_T < R_T + d_{T\min} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $d_{T\min}$ 表示无人机与山区地形之间的最小距离; $d_{T\max}$ 表示山区地形对无人机产生影响的距离。其

中, $\theta = \arcsin\left(\frac{H}{\sqrt{R_m^2 + H^2}}\right)$, $R_T(h) = \frac{H-h}{\tan\theta}$ 。在飞行过程中, 山地 kT 对无人机的地形威胁成本可以近似为:

$$J_{T_{kT}} = (p_T(d_{kT,1}) + p_T(d_{kT,2}) + p_T(d_{kT,3}) + p_T(d_{kT,4}) + p_T(d_{kT,5}))/5 \quad (7)$$

假设整个航道有 nT 个山地地形威胁, 则地形威胁成本如下:

$$J_t = \sum_{kT=1}^{nT} J_{T_{kT}} \quad (8)$$

2 基于改进蛇优化的路径规划方法

2.1 蛇优化算法

蛇优化算法是一种模仿蛇特殊交配行为的新型智能优化算法。对于每条蛇(雄性/雌性),如果在食物数量足够,温度很低的条件下,就会努力得到最好的伴侣。蛇的交配行为可分为搜索阶段和开发阶段。搜索阶段主要表现为食物匮乏,蛇只专注于寻找食物。在开发阶段,如果食物充足但温度很高,蛇只会专注于吃可用的食物;如果食物充足且区域寒冷,则蛇会交配。在交配模式下,雌性和雄性之间会发生与食物数量有关的交配,如果交配过程发生在搜索空间,雌性很可能会产卵,孵化出新的蛇。

1)种群初始化

与所有元启发式算法一样,蛇优化算法从生成均匀分布的随机种群开始,生成的初始种群为:

$$X_i = X_{\min} + r \times (X_{\max} - X_{\min}) \quad (9)$$

式中: r 为 $0 \sim 1$ 的随机数; X_i 表示第 i 个个体的位置; $X_{\max}$ 和 $X_{\min}$ 分别是问题的上界和下界。

假设种群中雄性个体和雌性个体各占 50%。将种群分为雄性组和雌性组,种群划分:

$$N_m \approx N/2 \quad (10)$$

$$N_f = N - N_m \quad (11)$$

式中: N 为种群个体总数; N_m 为雄性个体数量; N_f 为雌性个体数量。在雄性组和雌性组找到最佳个体, 分别获得最佳雌性 $f_{best, f}$ 和最佳雄性 $f_{best, m}$ 以及食物位置 f_{food} 。

蛇优化算法需要对环境温度和食物量进行定义,其中环境温度如下:

$$Temp = \exp\left(\frac{-t}{T}\right) \quad (12)$$

式中: t 表示当前迭代; T 表示迭代的最大次数。

食物量 Q 定义如下:

$$Q = c_1 \cdot \exp\left(\frac{t-T}{T}\right) \quad (13)$$

式中: c_1 是常数, 等于 0.5。

2) 搜索阶段(食物不足)

当蛇群的食物量低于阈值时蛇会通过选择随机位置来搜索食物, 并更新它们相对于食物的位置, 搜索阶段雄性个体和雌性个体的位置更新如下:

$$X_{i,m}(t+1) = X_{rand,m}(t) \pm c_2 \times A_m \times ((X_{max} - X_{min}) \times rand + X_{min}) \quad (14)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{rand,f}(t) \pm c_2 \times A_f \times ((X_{max} - X_{min}) \times rand + X_{min}) \quad (15)$$

式中: $X_{rand,m}$ 表示随机雄性的位置; $X_{rand,f}$ 表示随机雌性的位置; $X_{i,m}$ 表示第 i 个雄性位置; $rand$ 是介于 0~1 的随机数; A_m 、 A_f 分别为雄性个体和雌性个体寻找食物的能力。

3) 开发阶段(食物充足)

当蛇群处于食物充足且环境温度较高的情况下, 此时蛇只会向食物方向移动, 其位置更新如下:

$$X_{i,j}(t+1) = X_{food} \pm c_3 \times Temp \times rand \times (X_{food} - X_{i,j}(t)) \quad (16)$$

式中: X_{food} 表示最佳个体的位置; $X_{i,j}$ 表示所有个体(雄性或雌性)的位置; c_3 表示值为 2 的常数。

如果外界环境较低, 蛇将处于战斗模式或交配模式, 当处于战斗模式时, 雄性个体和雌性个体的位置更新如下:

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 \times FM \times rand \times (Q \times X_{best,f} - X_{i,m}(t)) \quad (17)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 \times FF \times rand \times (Q \times X_{best,m} - X_{i,f}(t+1)) \quad (18)$$

式中: $X_{best,m}$ 和 $X_{best,f}$ 分别表示雄性和雌性组中最佳个体的位置; FM 和 FF 分别表示雄性个体和雌性个体的战斗力。

当蛇处于交配模式时, 雄性个体和雌性个体的位置更新如下:

$$X_{i,m}(t+1) = X_{i,m}(t) + c_3 \times M_m \times rand \times (Q \times X_{i,f}(t) - X_{i,m}(t)) \quad (19)$$

$$X_{i,f}(t+1) = X_{i,f}(t) + c_3 \times M_f \times rand \times (Q \times X_{i,m}(t) - X_{i,f}(t)) \quad (20)$$

式中: M_m 和 M_f 分别是雄性和雌性的交配能力。如果蛇蛋孵化, 则选择最差的雄性和雌性个体, 并按式(21)和(22)进行替换。

$$X_{worst,m} = X_{min} + rand \times (X_{max} - X_{min}) \quad (21)$$

$$X_{worst,f} = X_{min} + rand \times (X_{max} - X_{min}) \quad (22)$$

式中: $X_{worst,f}$ 是雌性组中最差的个体; $X_{worst,m}$ 是雄性组中最差的个体。

2.2 改进蛇优化算法

1) 融合元胞自动机

元胞自动机是一种离散性系统, 该系统由多个离散的

元胞构成。本文对蛇优化算法进行改进, 通过引入元胞自动机, 即认为每个蛇均为一个元胞, 蛇群中的不同个体之间的信息交互则通过元胞交流规则来实现, 每个个体通过邻居函数与其邻域的其他蛇进行交流。元胞自动机模型结构如图3所示, 每个元胞周围8个方格视为8个邻居, 此时元胞及其邻居的关系如下:

$$N_M = \{v_i = (i', j') \mid |i - i'| \leq 1, |j - j'| \leq 1, (i, j) \in Z^2\} \quad (23)$$

式中: (i, j) 为元胞坐标; (i', j') 为邻居元胞坐标。通过本文的改进蛇优化算法, 通过蛇元胞的重叠能够为邻居元胞个体提供更多的交换信息, 即表现为蛇元胞的隐性迁移, 从而提高了蛇的种群多样性。

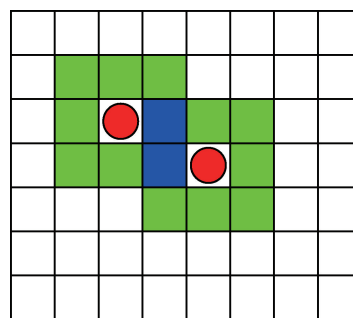


图3 元胞自动机模型结构

Fig. 3 Cellular automata model structure

2) 引入小生境技术

经典蛇优化算法在算法迭代的早期通常收敛较快, 易导致算法陷入局部最优, 为了提高算法的全局搜索能力, 需要提高蛇群的种群多样性。

因此, 本文引入小生境技术, 将元胞 $Q_{i,j}$ 与其邻居元胞组合构成一个小生境, 若 $M_{i,j}$ 是最佳邻居元胞, 分别计算元胞与其邻居元胞的适应度值并比较, 则元胞可以按照如下步骤更新。

(1) 若 $\Gamma(Q_{i,j}) < \Gamma(M_{i,j})$, 则在小生境中 $Q_{i,j}$ 为最佳个体, 元胞 $Q_{i,j}$ 位置保持不变。通过式(24)比较 $Q_{i,j}$ 及其邻居元胞的海明距离, 而后对其由大到小排序。

$$d(num) = \|Q_{i,j} - M_{i,j}\| = \sqrt{\sum_{i=1}^N (q_i - m_{i,num})^2} \quad (24)$$

令 $C_{i,j}$ 表示和元胞 $Q_{i,j}$ 有着最小海明距离的邻居元胞, 对于相似度较高的元胞个体, 通过 $L'evy$ 扰动来增加其不相似度, 以提高算法种群多样性, 避免陷入局部最优, 扰动添加方式如下:

$$c'_i = (1 + L'evy(0, 1))c_i \quad (25)$$

式中: c'_i 表示更新后 $C_{i,j}$ 的位置; c_i 表示当前 $C_{i,j}$ 的位置; $L'evy(0, 1)$ 是扰动分布函数。通过增加扰动可以有效提高算法的搜索能力, 实现算法的快速收敛。

(2) 若 $\Gamma(Q_{i,j}) > \Gamma(M_{i,j})$, 则使用式(24)计算海明距

离之后,用式(25)对 $C_{i,j}$ 进行赋值。同时,为了加快算法的收敛,用最佳邻居元胞 $M_{i,j}$ 对 $Q_{i,j}$ 的信息进行更新得到更新后的 $Q_{i,j}$:

$$q'_i = m_i + \text{rand} \times (m_i - q_i) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (26)$$

式中: q_i 是 $Q_{i,j}$ 当前的位置; q'_i 是 $Q_{i,j}$ 更新后的位置信息。

3) 最优局部抖动

根据蛇的动物习性,蛇在交配的时候容易受到群体中的最佳蛇个体的影响,而后逐渐向最佳蛇个体靠近。在算法的整个迭代过程中,只有出现比当前最优个体适应度更高的个体时,才会替换当前的最优个体。因此,最优个体一般保持不变,从而限制了算法的搜索范围。为了避免这种局部最优的情况,本文引入最优局部抖动,即在最优个体周围再通过局部抖动的方式随机的小范围搜索,以搜索适应度值更高的个体,从而提高算法的全局搜索能力,加快收敛速度。

在最优个体周围添加的局部抖动如下:

$$X'^*(t) = \begin{cases} X^*(t) + g \times X^*(t), & g < 0.5 \\ X^*(t), & g \geq P_a \end{cases} \quad (27)$$

式中: $X'^*(t)$ 为更新后的最优个体; g 表示区间 $[0, 1]$ 的随机数; $X^*(t)$ 为当前最优个体。

对于通过最优个体局部抖动搜索出来的新的个体,可以通过贪心思想来判断其是否需要更换当前最有个体。

$$X^*(t) = \begin{cases} X'^*(t), & f(X'^*) < f(X^*) \\ X^*(t), & f(X'^*) \geq f(X^*) \end{cases} \quad (28)$$

式中: $f(x)$ 表示适应度函数。如果新个体的适应度值大于当前最优个体,那么对当前最优个体进行更新;否则,保持当前最优个体不变。

2.3 改进蛇优化算法的路径规划

考虑到蛇优化算法具有较强的寻优能力,将改进后的蛇优化算法应用到无人机路径规划问题中,具体步骤如下。

1) 利用数字高程信息构建算法运行环境,确定起点和终点,而后进行参数的初始化,确定无人机可移动路径数量 K 、最大迭代次数 T 、初始化蛇个体位置。

2) 对蛇种群中每个蛇个体的适应度进行计算,对其中最优的路径进行记录并保存。

3) 定义环境温度 T 和食物量 Q , 如果 $Q \leq 0.25$ 则按照式(14)和(15)对雄性和雌性蛇进行位置更新; 如果 $Q > 0.25$ 且 $T > 0.6$ 则按照式(16)对所有蛇个体进行位置更新。

4) 获取随机数 rand , 如果 $\text{rand} > 0.6$ 则蛇个体处于战斗模式,此时按照式(17)和(18)对雄性和雌性蛇进行位置更新。如果 $\text{rand} < 0.6$ 则蛇个体处于交配模式,按照式(19)和(20)对蛇位置进行更新。

5) 当所有蛇完成指定次数的局部搜索后,重新分配个体并更新最佳个体信息。

6) 若符合最终的终止条件,则结束算法并获得全局最佳值,即无人机最佳飞行路径,否则转到步骤 3)。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

实验中选取 Window10 操作系统,处理器 Intel(R) Core(TM) i7-9700 CPU @ 3.00 GHz, 采用 MATLAB2020 进行仿真。另外,选取由激光雷达传感器生成的真实数字高程模型地图进行仿真实验,实验模拟了 3 个无人机路径场景,每个场景中用圆柱体表示山体障碍物,3 个场景中障碍物数量和位置均不同。具体参数设置如表 1 所示。

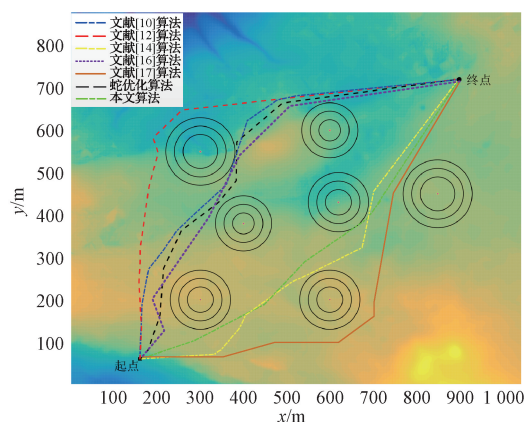
表 1 实验参数

Table 1 Experiment parameter

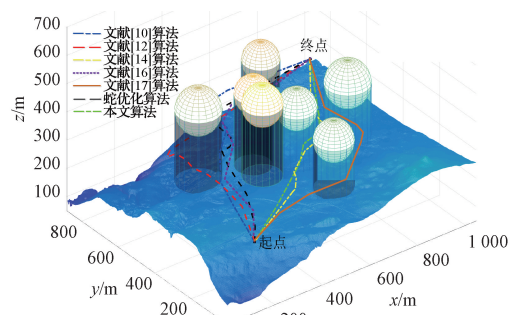
参数类型	数值
起点位置	[160, 60, 100]
终点位置	[900, 720, 150]
种群大小	200
最大迭代次数	1 000
待优化点数量	30
初始步长	5

3.2 路径规划对比分析

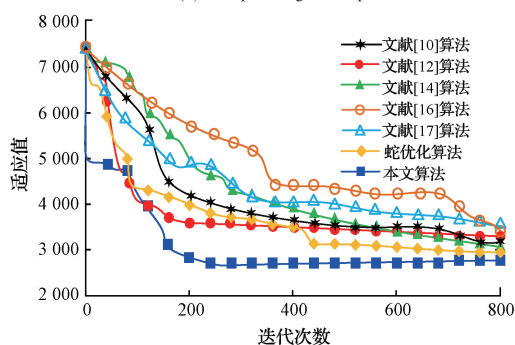
为了验证所提算法的性能,选取了 6 种算法作为对照组,分别为改进人工势场^[10]、改进蝙蝠优化^[12]、改进灰狼优化算法^[14]、多目标粒子群算法^[16]、改进哈里斯鹰算法^[17]和基础蛇优化算法。为了确保实验的可靠性每次实验重复 20 次,每组算法运行 10 次,最终取其平均值。图 4~6 所示为 7 种算法在 3 种场景下的路径规划,可以看出文献[10, 14, 17]算法的路径曲线较为曲折,这是因为这两种算法全局寻优能力较差,很难从局部寻优中跳出,易陷入局部最优。相比之下,文献[12, 16]算法、蛇优化算法以及本文所提算法的路径更为光滑,但是本文所提算法路径长度更短。另外,从算法收敛结果可以看出本文所提算法的收敛速度和适应度值均优于其他几种对比算法。



(a) 路径平面图
(a) Path plan



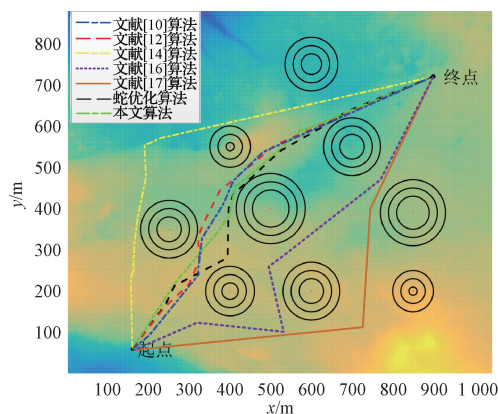
(b) 路径规划三维图
(b) Path planning 3D map



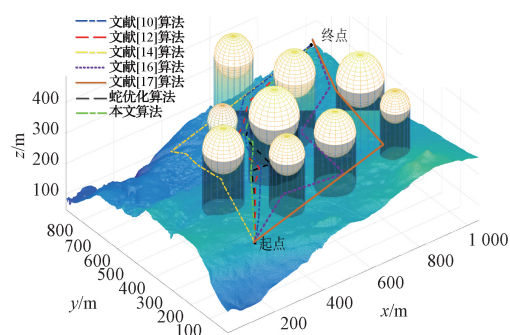
(c) 算法收敛结果
(c) Algorithm convergence results

图4 场景1 路径规划

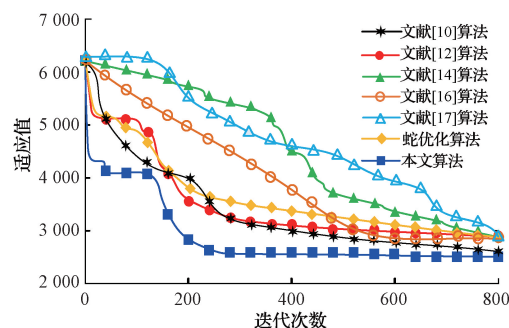
Fig.4 Path planning in scenario 1



(a) 路径平面图
(a) Path plan



(b) 路径规划三维图
(b) Path planning 3D map

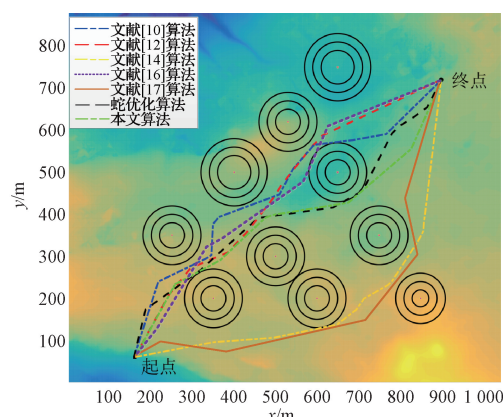


(c) 算法收敛结果

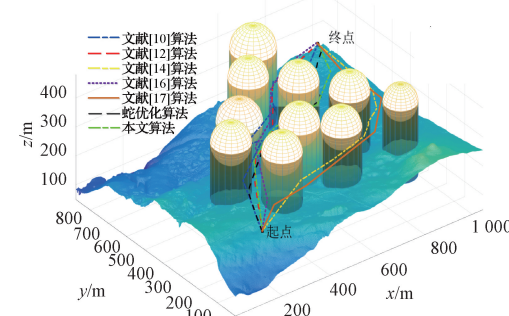
(c) Algorithm convergence results

图5 场景2 路径规划

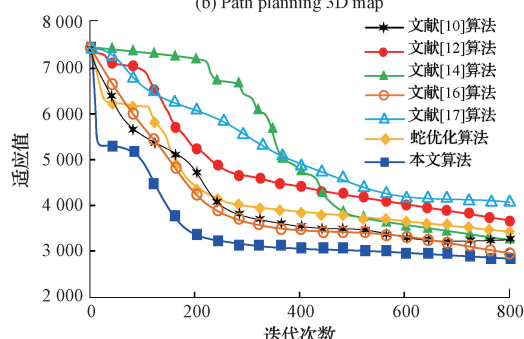
Fig.5 Path planning in scenario 2



(a) 路径平面图
(a) Path plan



(b) 路径规划三维图
(b) Path planning 3D map



(c) 算法收敛结果

(c) Algorithm convergence results

图6 场景3 路径规划

Fig.6 Path planning in scenario 3

为了更直观地体现本文所提算法的性能,表2为7种算法在路径规划中的具体仿真参数,其中 L_{in} 表示平均路径长度, S_L 表示路径长度的标准差, T_{in} 表示算法平均收敛时间, S_T 表示收敛时间的标准差。

表2 不同算法路径规划指标比较

Table 2 Comparison of path planning indexes of different algorithms

算法类型	场景	L_{in}/km	S_L	T_{in}/s	S_T
文献[10]	1	2.423	1.21	16.7	2.33
	2	1.831	0.98	18.6	1.58
	3	2.854	1.98	16.9	1.95
文献[12]	1	2.825	0.96	13.5	2.54
	2	1.918	1.01	15.3	1.93
	3	2.032	1.25	17.5	1.78
文献[14]	1	2.305	0.42	25.1	1.29
	2	2.984	0.79	29.3	2.00
	3	3.012	0.84	24.8	0.92
文献[16]	1	2.498	2.14	15.9	1.37
	2	2.047	1.24	22.8	0.99
	3	2.853	1.37	18.6	0.89
文献[17]	1	2.742	2.01	18.9	2.01
	2	2.864	0.57	23.5	1.27
	3	2.994	0.98	19.6	1.45
蛇优化算法	1	2.394	0.79	18.5	2.34
	2	2.014	0.97	17.8	1.59
	3	2.215	0.49	19.8	0.98
本文	1	2.201	0.35	14.8	0.96
	2	1.801	0.52	13.9	1.01
	3	2.187	0.25	14.9	0.55

3.3 可行性验证

为了便于研究选择某一处公园,并设置障碍物来模拟复杂山区环境,试验场地为有一座单轨桥的公园,无人机需穿过桥体飞行。同时,在实验中增加了两个实验场景的威胁,场景4为平坦地面,并具有5个地面威胁,场景5具有4个地面威胁,包括高度急剧变化的单轨桥。分别将场景4、场景5的起点和终点位置的经纬度,以及所设置的障碍物点位置作为输入生成航路点,然后通过地面控制站软件将航路点上传到无人机以进行自主飞行。为评估所提方法生成路径对真实无人机运行的可行性,采用3DR Solo无人机通过地面控制站软件编程进行自动飞行,本文实验使用的无人机如图7所示。

图8所示为两种场景下的实验结果。其中,图8(a)、(b)分别为场景4、场景5从控制站实时获得的计划路径和飞行路径。由图8可知,飞行路径无碰撞且与计划路径具有良好重叠性,其飞行高度基本恒定并与计划路径相匹配。同时,无人机可以跟踪控制站规划的路径,在高度进行突然变化时,能够有效飞越障碍物。此外,规划路径与飞行



图7 实验使用的无人机

Fig. 7 UAV used in the experiment

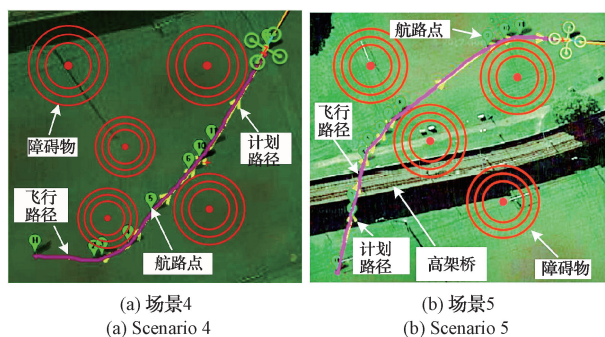


图8 无人机实验轨迹

Fig. 8 UAV experiment track

路径轨迹对比如图9所示,可以看出,二者匹配良好,表明所提方法路径规划的有效性,也表明无人机中的定位系统具有良好的准确性。

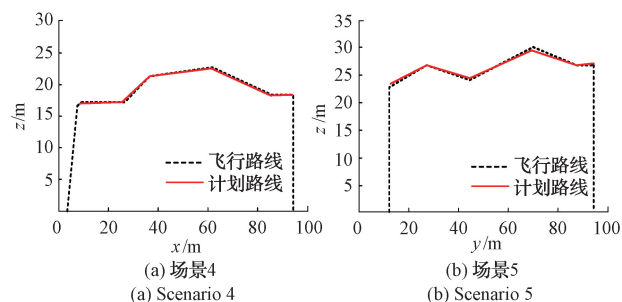


图9 轨迹对比

Fig. 9 Trajectory comparison

4 结论

针对无人机路径规划的安全性和可行性问题,提出了一种基于改进蛇优化算法的无人机路径规划方法,并通过仿真试验和对比分析得出如下结论。

1) 本文方法能够为无人机运行生成可行、安全且最优的飞行路径,并能够在复杂场景中表现出良好的路径规划能力。

2) 与其他方法相比,本文方法路径规划在不同场景下均具有较大优势,并具有稳定的收敛性。

3)本文方法在真实场景测试中规划路径与飞行路径具有较高的匹配度,具有良好实际应用效果。本文在实验验证过程中是利用障碍物来模拟复杂山区环境,但是在现实环境下复杂山区除了分布各种障碍物外,可能还会存在其他干扰,例如山区水雾、风速等。因此在后续研究中选择真实的复杂山区场景进行验证并所研系统进行改进完善。

参考文献

- [1] 彭继慎,孙礼鑫,王凯,等. 基于模型压缩的 ED-YOLO 电力巡检无人机避障目标检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 161-170.
- PENG J SH, SUN L X, WANG K, et al. Obstacle avoidance target detection Algorithm of ED-YOLO Electric patrol UAV based on Model compression [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10): 161-170.
- [2] 陈朋,汤粤生,俞天纬,等. 三维场景的实时无人机航迹规划方法[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(9): 1800-1805.
- CHEN P, TANG Y SH, YU T W, et al. Real-time UAV track planning method with 3D scene [J]. Small and Microcomputer Systems, 2019, 41(9): 1800-1805.
- [3] EVŞEN Y. Joint or decoupled optimization: Multi-UAV path planning for search and rescue[J]. Ad Hoc Networks, 2023, 138: 575-584.
- [4] CHOI K, KIM J H. UAV path planning method for avoiding restricted areas [J]. Intelligent Service Robotics, 2021, 14(5): 679-690.
- [5] 杨艳华,吕童,柴利. 基于 ESKF-MPC 的四旋翼无人机航迹跟踪控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 24-32.
- YANG Y H, LYU T, CHAI L. Trajectory tracking control of four-rotor UAV based on ESKF-MPC [J]. Chinese Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(7): 24-32.
- [6] 刘畅,谢文俊,张鹏,等. 多重威胁下的无人机自主避障航迹规划[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2020, 52(4): 119-126.
- LIU CH, XIE W J, ZHANG P, et al. Autonomous obstacle avoidance path planning of UAV under multiple threats [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2019, 52(4): 119-126.
- [7] AMYLIA A S, ASSIA S, YASSINE M, et al. UAV path planning using optimization approaches: A survey[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(6): 4233-4284.
- [8] 陈强,刘晓锋,刘军黎,等. 基于切比雪夫分解算法的实时无人机交通监控巡航路径规划[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(5): 142-149.
- CHEN Q, LIU X F, LIU J L, et al. Real-time cruise path planning for unmanned aircraft traffic monitoring based on Chebyshev decomposition algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(5): 142-149.
- [9] 李安醒,武丁杰,李诚龙. 低空无人机自主避障算法综述[J]. 电光与控制, 2021, 28(8): 59-64.
- LI AN T, WU D J, LI CH L. Review of autonomous obstacle avoidance algorithms for low altitude UAV [J]. Electro-Optics and Control, 2021, 28(8): 59-64.
- [10] 丛玉华,赵宗豪,邢长达,等. 基于改进人工势场的无人机动态避障路径规划[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(9): 170-176.
- CONG Y H, ZHAO Z H, XING CH D, et al. Uav dynamic obstacle avoidance path planning based on improved artificial potential field [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(9): 170-176.
- [11] LI J, LIAO C Y, ZHANG W J, et al. UAV path planning model based on R5DOS model improved a-star algorithm[J]. Applied Sciences, 2022, 12(22): 11338-11346.
- [12] 苏菲. 基于改进蝙蝠优化算法的无人机三维路径规划[J]. 无线电工程, 2022, 52(12): 2229-2236.
- SU F. Uav 3D path planning based on improved bat optimization algorithm [J]. Radio Engineering, 2022, 52(12): 2229-2236.
- [13] 周彬,郭艳,李宁,等. 基于导向强化 Q 学习的无人机路径规划[J]. 航空学报, 2021, 42(9): 506-513.
- ZHOUB, GUO Y, LI N, et al. UAV path planning based on guided reinforcement Q learning [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(9): 506-513.
- [14] 许乐,赵文龙. 基于新型灰狼优化算法的无人机航迹规划[J]. 电子测量技术, 2022, 45(5): 55-61.
- XU L, ZHAO W L. UAV track planning based on novel gray wolf optimization algorithm [J]. Electronic Measurement and Measurement, 2022, 45(5): 55-61.
- [15] 李克玉,陆永耕,鲍世通,等. 基于改进 RRT 算法的无人机三维避障规划[J]. 计算机仿真, 2021, 38(8): 59-63, 96.
- LI K Y, LU Y G, BAO SH T, et al. Uav 3D obstacle avoidance planning based on improved RRT algorithm [J]. Computer Simulation, 2021, 38(8): 59-63, 96.

- [16] 苏子美,董红斌.面向无人机路径规划的多目标粒子群优化算法[J].应用科技,2021,48(3):12-20,26.

SU Z M, DONG H B. Multi-objective particle swarm optimization algorithm for UAV path planning [J]. Applied Science and Technology, 2021, 48 (3): 12-20,26.

- [17] 何文彪,胡永江,李文广.基于改进哈里斯鹰算法的异构无人机协同侦察航迹规划[J].中国惯性技术学报,2023,31(7):717-723.

HE W B, HU Y J, LI W G. Heterogeneous UAV cooperative reconnaissance track planning based on improved Harris eagle algorithm [J]. Journal of

Chinese Inertial Technology, 2023, 31 (7): 717-723.

作者简介

王立纲,硕士,高级工程师,主要研究方向为民机系统可靠性与无人机应用技术。

E-mail:hezxl990@sina.com

何志祥,硕士,工程师,主要研究方向为机载电子设备维护与无人机应用技术。

E-mail:1414798142@qq.com

董勤,工程师,主要研究方向为民用航空器适航维修与无人机应用技术。

E-mail:65854829@qq.com