

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.01.002

基于改进蝙蝠算法和圆柱坐标系的农业无人机航迹规划

吕石磊^{1,2} 范仁杰^{1,3} 李震^{1,4} 陈嘉鸿¹ 谢家兴^{1,2}

(1. 华南农业大学电子工程学院(人工智能学院), 广州 510642; 2. 岭南现代农业科学与技术广东省实验室, 广州 510642; 3. 人工智能与数字经济广东省实验室(广州), 广州 510330; 4. 国家柑橘产业技术体系机械化研究室, 广州 510642)

摘要: 针对传统蝙蝠算法全局搜索能力不足的问题,提出一种改进蝙蝠算法(IBA-FCS),通过设计脉冲变频策略、自适应局部搜索策略和变异机制,有效提升了算法的全局搜索能力。基于经典测试函数的寻优结果表明,与粒子群算法、传统蝙蝠算法和其他改进蝙蝠算法相比,IBA-FCS算法具有更好的寻优性能。针对农业无人机的航迹规划问题,结合山地果园飞行环境的三维地形数据,构建了农业无人机安全航迹规划模型,设计了多因素约束的飞行成本函数;同时,将航迹规划模型的求解空间由笛卡尔坐标系变换到圆柱坐标系,进一步提升IBA-FCS算法的寻优效率,从而获取更好的航迹规划方案。仿真实验结果表明,在具有不同数量障碍物的多个飞行任务中,IBA-FCS算法较传统蝙蝠算法的飞行成本函数适应度平均下降20.3355%,并且基于圆柱坐标系的IBA-FCS算法求解的飞行成本函数适应度较基于笛卡尔坐标系的规划结果平均下降4.6127%。实地场景实验结果表明,基于IBA-FCS算法的规划方案能够收敛于最优航迹,进一步验证了山地果园静态障碍环境下应用改进蝙蝠算法和圆柱坐标系进行农业无人机安全航迹规划的可行性和有效性。

关键词: 农业无人机; 航迹规划; 改进蝙蝠算法; 圆柱坐标系

中图分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)01-0020-10

OSID:



Track Planning of Agricultural UAV Based on Improved Bat Algorithm and Cylindrical Coordinate System

LÜ Shilei^{1,2} FAN Renjie^{1,3} LI Zhen^{1,4} CHEN Jiahong¹ XIE Jiaying^{1,2}

(1. College of Electronic Engineering (College of Artificial Intelligence), South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China
2. Guangdong Laboratory for Lingnan Modern Agriculture, Guangzhou 510642, China
3. Pazhou Laboratory, Guangzhou 510330, China
4. Division of Citrus Machinery, China Agriculture Research System of MOF and MARA, Guangzhou 510642, China)

Abstract: In order to solve the problem of insufficient global search ability of original bat algorithm, an improved bat algorithm (IBA-FCS) was proposed, which effectively improved the global search ability of the algorithm by designing pulse frequency conversion strategy, adaptive local search strategy and mutation mechanism. The optimization results based on classical test functions showed that compared with particle swarm optimization algorithm, original bat algorithm and other improved bat algorithms, IBA-FCS algorithm had better optimization performance. Aiming at the track planning problem of agricultural UAV, combined with the three-dimensional terrain data of mountain orchard flight environment, the safety track planning model of agricultural UAV was constructed, and the flight cost function with multi-factor constraints was designed; at the same time, the solution space of the track planning model was transformed from Cartesian coordinate system to cylindrical coordinate system to further improve the optimization efficiency of IBA-FCS algorithm, so as to obtain a better track planning scheme. Simulation

收稿日期: 2022-03-10 修回日期: 2022-09-23

基金项目: 岭南现代农业科学与技术广东省实验室科研项目(NT2021009)、国家自然科学基金项目(32271997)、广东省自然科学基金项目(2021A1515010923)、广东省普通高校重点领域专项(2020ZDZX3061)和财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系建设专项(CARS-26)

作者简介: 吕石磊(1984—),男,副教授,主要从事农业信息化研究,E-mail: lvshilei@scau.edu.cn

通信作者: 李震(1981—),男,教授,博士生导师,主要从事智能农机装备研究,E-mail: lizhen@scau.edu.cn

results showed that in multiple missions with different numbers of obstacles, the fitness of IBA - FCS algorithm was 20.335 5% lower than that of original BA algorithm, and the fitness of IBA - FCS algorithm based on cylindrical coordinate space was 4.612 7% lower than that of IBA - FCS algorithm based on Cartesian coordinate space. The results of field experiments showed that the track planning scheme based on IBA - FCS algorithm can converge to the shortest track, which further verified the feasibility and effectiveness of applying improved bat algorithm and cylindrical coordinate system to agricultural UAV safety track planning in mountain orchard static obstacle environment.

Key words: agricultural UAV; track planning; improved bat algorithm; cylindrical coordinate system

0 引言

在农业生产的主要环节中,作物病虫害的监测和施药往往极度依赖人工,而人力资源不足的矛盾日益突出。随着农业航空植保技术的不断发展,农业无人机已经广泛地应用到现代化农业生产与管理环节,通过无人机对植株进行精确监测和精准施肥、施药成为必然选择^[1-3],无人机航迹规划是当前的研究热点,存在人工可操作性差、作业成本高等问题。农业无人机的飞行航迹规划是否合理将直接影响到飞行任务的成败,在山地果园、农田等复杂地形环境下,无人机常常面临着不同类型的威胁区和障碍物,如风切变区、基站塔、护林树、设施农用建筑等^[4]。因此,有必要对农业无人机进行合理、安全的飞行航迹规划,以提升避障性能,并降低飞行成本。

国内外学者提出了多种无人机航迹自主规划算法,可分为传统经典算法和群体智能算法。传统经典算法包括 Dijkstra 算法^[5]、A* 算法^[6]、人工势场法^[7]、模拟退火算法^[8]等。董箭等^[9]提出了基于改进 A* 算法的无人机航迹规划方法,在一定程度上提升了航迹规划效率及最短航迹判定准确性。陈侠等^[10]改进了人工势场法,并将其应用于无人机航迹规划,解决了搜索范围随机性过高、收敛速度慢等问题。群体智能算法包括遗传算法 (Genetic algorithm, GA)^[11]、粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO)^[12]、蝙蝠算法 (Bat algorithm, BA)^[13]、人工蜂群算法 (Artificial bee colony, ABC)^[14]、蚁群算法 (Ant colony optimization, ACO)^[15]等。与传统经典算法相比,群体智能算法利用群体优势,在没有集中控制,不提供全局模型的前提下,适合于求解具有非线性、多峰、多谷、非凸等特点的大规模复杂规划问题。方胜良等^[16]通过融合约束条件和搜索算法来减小搜索空间,并基于 PSO 算法得到全局最优的无人机航迹规划方案。王庆海等^[17]提出了基于航迹长度和航迹角度等约束条件的无人机航迹规划模型,并采用改进 ABC 算法得到航迹规划方案。贺井然等^[18]提出了融合 k 均

值聚类方法的改进 ABC 算法,实验结果表明,与传统 ABC 算法相比,改进 ABC 算法在求解无人机航迹规划问题时具有更好的收敛速度和搜索精度。王宇等^[19]提出了基于改进 ACO 算法的无人机航迹规划方法,以帮助植保无人机规划出更加高效的飞行路径。

与其他群体智能算法相比,BA 算法具有求解速度快、参数调整量小等优点。然而,由于全局搜索能力低,BA 算法容易陷入局部最优,寻优结果不稳定。为了改进 BA 算法性能,张宇楠等^[20]提出了基于自适应步长机制的改进 BA 算法,使蝙蝠群体在迭代寻优过程不易陷入局部最优。肖辉辉等^[21]将差分策略与 BA 算法结合起来,进一步提升算法性能。杨凯中等^[22]将鸽群优化算法的罗盘算子用于帮助蝙蝠群体快速找到高质量的个体,有效提升了算法的搜索能力。陈东宁等^[23]针对多形态作用力 BA 算法全局搜索能力强、收敛速度快的优势,以及多阶段自适应信息素机制 ACO 算法局部精细化能力强的特点,将改进 BA 算法和改进 ACO 算法进行串行混合,提出了多阶段自适应混合智能算法。GAN 等^[24]提出了基于迭代局部搜索和随机惯性权值的改进 ILSSIWBA 算法 (Bat algorithm based on iterative local search and stochastic inertia weight),该算法对局部最优进行干扰并进行局部重搜索,具有较强的跳出局部最优的能力。WANG 等^[25]提出了融合差分进化算法的改进 BA 算法,并将其应用于求解军事无人机的航迹规划问题。

本文针对传统 BA 算法在求解高维度问题时容易陷入局部最优且求解精度低的问题,提出融合脉冲变频策略、自适应局部搜索策略和变异机制的改进 IBA - FCS 算法 (Improved bat algorithm using frequency conversion strategy);针对农业无人机在丘陵山地果园复杂地形环境下的安全航迹规划问题,提出融合障碍物威胁区、无人机飞行高度和转角等约束的航迹规划模型;应用 IBA - FCS 算法求解航迹规划模型,并将模型的求解空间由笛卡尔坐标系变换到圆柱坐标系,减小模型的有效可行解空间,以期得到安全可靠且低成本的农用无人机航迹规划方案。

1 传统 BA 算法

BA 算法利用蝙蝠在觅食时所发出脉冲的频率 f 、响度 A 、脉冲发射率 R 的变化构建模型。在算法迭代过程中,蝙蝠个体 i 的参数更新可描述为:

(1) 在 D 维空间中更新位置向量 \mathbf{x}_i^t 与速度向量 \mathbf{v}_i^t

$$\mathbf{x}_i^t = \mathbf{x}_i^{t-1} + \mathbf{v}_i^t \quad (1)$$

其中 $\mathbf{v}_i^t = \mathbf{v}_i^{t-1} + (\mathbf{x}_i^{t-1} - \mathbf{x}_*)\mathbf{f}_i$ (2)

$$\mathbf{f}_i = \mathbf{f}_{\min} + (\mathbf{f}_{\max} - \mathbf{f}_{\min})\boldsymbol{\beta} \quad (\boldsymbol{\beta} \in [0, 1]) \quad (3)$$

式中 \mathbf{f}_i ——蝙蝠个体 i 的频率

\mathbf{f}_{\max} 、 \mathbf{f}_{\min} —— f 的最大值、最小值

t ——当前迭代次数

$\boldsymbol{\beta}$ ——随机向量,服从均匀分布

\mathbf{x}_* ——当前的全局最优解

(2) 在当前全局最优解附近进行局部搜索

$$\mathbf{x}_i^t = \mathbf{x}_* + \varepsilon \mathbf{A}^t \quad (\varepsilon \in [-1, 1]) \quad (4)$$

式中 ε ——随机数

\mathbf{A}^t ——当前所有蝙蝠的平均响度

(3) 更新脉冲响度 A 和脉冲发射率 R

$$\mathbf{A}_i^{t+1} = \alpha \mathbf{A}_i^t \quad (5)$$

$$\mathbf{R}_i^{t+1} = \mathbf{R}_{\max} (1 - \exp(-\gamma t)) \quad (6)$$

式中 α 、 γ ——常量,一般取 0.9

\mathbf{R}_{\max} ——最大发射频率

随着迭代次数的增加,可得到

$$\begin{cases} \mathbf{A}_i^t \rightarrow 0 \\ \mathbf{R}_i^t \rightarrow \mathbf{R}_{\max} \\ t \rightarrow \infty \end{cases} \quad (7)$$

2 IBA - FCS 算法

2.1 脉冲变频策略

BA 算法的搜索过程包括全局搜索和局部搜索。在全局搜索操作中,蝙蝠 i 的位置更新过程主要受脉冲频率 f_i 、当前全局最优解 \mathbf{x}_* 和先前速度等参数变化的影响。首先,针对传统 BA 算法没有考虑蝙蝠 i 的个体最优解对其位置更新过程的影响,在蝙蝠 i 的个体位置更新公式中引入个体最优解对其位置更新过程的影响;其次,传统 BA 算法的脉冲频率 f_i 的参数变化仅与上边界 f_{\max} 和下边界 f_{\min} 相关,频率 f_i 的参数变化不能随着算法的迭代进程自适应变化。综合上述分析,提出在传统 BA 算法全局搜索操作中加入脉冲变频策略^[26]。IBA - FCS 算法使用 2 个自适应变频的脉冲频率分别表征个体最优解和全局最优解对蝙蝠 i 位置更新过程的影响,即 f_1 和 f_2 ;同时, f_1 和 f_2 随当前目标函数的适应值和算法的

迭代进程进行参数自适应变化。IBA - FCS 算法的全局搜索操作为

$$\mathbf{v}_i^t = \omega_b \mathbf{v}_i^{t-1} + f_1 r_1 (\mathbf{h}_* - \mathbf{x}_i^{t-1}) + f_2 r_2 (\mathbf{x}_* - \mathbf{x}_i^{t-1}) \quad (8)$$

$$f_1 = \alpha_b (1 - e^{-|F_{\text{avg}} - F_{\min}|}) + \gamma_b (1 - t/t_{\max}) + f_{\min} \quad (9)$$

$$\mathbf{x}_i^t = \mathbf{x}_i^{t-1} + \mu \mathbf{v}_i^t \quad (10)$$

$$\omega_b = \omega_{\max} - \frac{t(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{t_{\max}} \quad (11)$$

式中 \mathbf{h}_* ——蝙蝠 i 的当前个体最优解

r_1 、 r_2 ——(0.5, 1.5) 范围内的随机数

F_{avg} ——蝙蝠群体的当前函数适应度均值

F_{\min} ——当前最优蝙蝠个体的函数适应度

t_{\max} ——算法最大迭代次数

μ ——位置参数的递减权重系数,用于约束蝙蝠 i 全局搜索操作的更新步长,取为 (0, 1]

ω_{\max} 、 ω_{\min} —— ω 的最大值、最小值

ω_b ——速度参数的递减权重系数

ω_b 较大保证了算法前期具有较强的全局搜索能力, ω_b 较小使算法后期具有较强的局部搜索能力。参数 f_1 主要受目标函数适应度和算法迭代进程的影响,二者权重系数分别为正常数 α_b 和 γ_b ;若记参数 f_1 与 f_2 之和为常数 S_F ,则 $f_2 = S_F - f_1$ 。随着算法迭代进程变化,参数 f_1 的取值将从 S_F 递减为 f_{\min} ,参数 f_2 的取值将从 0 递增至 $S_F - f_{\min}$ 。在算法搜索过程的前期,参数 f_1 的值较大能够增加蝙蝠群体的多样性,从而增强算法的全局搜索能力;在算法搜索过程的后期, f_2 的值较大能够保证算法具有较好的收敛性,从而增强算法的寻优精度。

2.2 自适应局部搜索策略

对于蝙蝠个体 i ,生成随机数 $\beta_i \in [0, \mathbf{R}_{\max}]$,若 $\beta_i < \mathbf{R}_i^t$,则蝙蝠个体 i 进行局部搜索操作^[27]

$$\mathbf{x}_i^t = \mathbf{x}_* + \boldsymbol{\delta} \mathbf{V}_r \mathbf{A}^t g(k) \quad (\boldsymbol{\delta} \in [-1, 1]) \quad (12)$$

$$\text{其中 } g(k) = a_g e^{-\sum_{j=1}^J b_j k^j} \quad (13)$$

式中 $\boldsymbol{\delta}$ ——随机向量

\mathbf{V}_r ——目标函数可行解域的边界距离与蝙蝠群体数量的比值向量,目的是使局部搜索步长能够同求解问题的规模自适应变化

$g(k)$ ——随算法的迭代过程变化的指数递减函数,用来约束蝙蝠个体 i 局部搜索操作的更新步长

$g(k)$ 的系数 $J=2$, $a_g=2.1766$, $b_1=-2.0886$, $b_2=27.3349$ 。因为脉冲发射率 \mathbf{R}_i^t 将随着算法迭代搜

索进程变化而逐渐增大,所以蝙蝠群体在算法搜索进程后期进行局部搜索操作的概率也将随之增大。

2.3 变异机制

上述脉冲变频策略和自适应局部搜索策略形成的混合搜索机制能够有效提高算法的全局搜索能力,但不能确保算法能够寻找到全局最优解。而且,在算法后期, f_1 减小,全局搜索能力逐渐降低,因此,传统 BA 算法仍有概率陷入局部最优。在传统 BA 算法中,算法搜索末期其响度 A 将逐渐降为 0,其发射率 R_i^t 将增至 1,从而导致算法不能进行变异操作,如式(7)所示。因此,本文对响度 A 和发射率 R 做出改进,使得 IBA-FCS 算法在后期也能够有效进行变异操作,从而降低算法陷入局部最优的概率。改进的脉冲响度 A 和发射率 R 为

$$A_i^{t+1} = \frac{f_1}{f_{\max}} \quad (14)$$

$$R_i^{t+1} = \frac{f_2}{f_{\max}} \quad (15)$$

因为脉冲频率 f_1 和 f_2 的更新取决于当前迭代次数和种群平均适应度,所以响度 A 和发射率 R 能够根据算法寻优过程进行自适应变化;通过对蝙蝠行为特性的分析,本文提出融合蝙蝠脉冲响度 A 的变异机制,具体流程概述为:生成随机数 $\beta_1 \in [0, 1]$,若 β_1 小于 A_i^t 且蝙蝠个体未进行局部搜索,则生成随机数 $\beta_2 \in [0, 1]$,若 β_2 大于设定常数 $\rho \in (0, 1)$,则对该蝙蝠个体随机重置,以增大蝙蝠群体的多样性。

2.4 IBA-FCS 算法流程

(1) 设置蝙蝠种群规模、最大迭代次数、初始响度 A_0 、初始速度 V_0 、频率 f 、常数 α 和 γ 。

(2) 根据式(9)更新脉冲频率 f ,根据式(11)更新惯性权重系数 ω_b ,根据式(14)、(15)更新响度 A 和发射率 R 。

(3) 根据式(8)更新蝙蝠个体速度,选择式(10)更新蝙蝠个体位置;若蝙蝠个体满足局部搜索条件,则根据式(12)、(13)进行局部搜索。

(4) 判断蝙蝠个体是否进行变异操作,如若满足条件,则进行变异,并计算适应度。

(5) 根据适应度更新蝙蝠个体位置参数和全局最优解。

(6) 判断是否达到终止条件,如不满足终止条件,则转至步骤(2)。

2.5 IBA-FCS 算法性能测试

使用 9 个测试函数来分析算法性能,如表 1 所示。其中, $f_1 \sim f_4$ 为单峰函数, $f_5 \sim f_9$ 为多峰函数。测试环境:Microsoft Windows 10 Pro 64-bit, Intel Core i7-

10700F @ 2.90 GHz, 16.0 GB RAM, Matlab R2019a。对照算法包括 PSO 算法、GA 算法、传统 BA 算法和改进 BA 算法(ILSSIWBA)。

表 1 测试函数

Tab. 1 Test functions

函数代号	测试函数	理论最优值	可行解域
f_1	Shifted Sphere	-450	$[-100, 100]$
f_2	Shifted Schwefel1.2	-450	$[-100, 100]$
f_3	Shifted Rotated Elliptic	-450	$[-100, 100]$
f_4	Schwefel2.22	0	$[-10, 10]$
f_5	Ackley N. 4	-150	$[-35, 35]$
f_6	Shifted Rosenbrock	390	$[-100, 100]$
f_7	Levy	0	$[-10, 10]$
f_8	Penalized N. 1	0	$[-50, 50]$
f_9	Penalized N. 2	0	$[-50, 50]$

IBA-FCS 算法参数设置为:速度参数权重系数随算法迭代进程变化自适应递减, $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.1$;脉冲频率权重系数 $\alpha_b = 1$, $\gamma_b = 1.5$;双脉冲频率之和 $S_p = 3$, $f_{\min} = 0.5$, $f_{\max} = 2.5$;位置参数权重系数随算法迭代进程变化线性递减, $\mu_{\max} = 0.7$, $\mu_{\min} = 0.3$;算法其余控制参数为 $A_{\min} = 0.3$, $R_{\max} = 0.7$ 。各对照算法的参数设置同原文献。PSO 算法:学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,惯性权重 $w = 0.729$ 。传统 BA 算法:脉冲频率范围为 $[-2, 0]$,响度 A 初始值范围为 $(1, 2)$,脉冲发射率 R 初始值为 $(0, 0.5)$,最大发射率 $R_{\max} = 0.9$ 。GA 算法:染色体交叉率取值范围为 $(0.4, 1)$,染色体变异率为 $(0, 0.5)$ 。ILSSIWBA 算法: $f_{\min} = -2$, $f_{\max} = 2$,随机惯性权重的最大因子 $\mu_{\max} = 0.9$,随机惯性权重的最小因子 $\mu_{\min} = 0.4$,随机惯性权重与其均值的偏差 $\sigma = 0.2$,脉率上限 $r_{\infty} = 0.7$,响度下限 $A_{\infty} = 0.6$ 。各算法种群规模均为 500,最大迭代次数均为 300 次,独立运行 50 次。各算法求解 50 维度(D)测试函数的结果,包括函数最优值、最坏值、均值和标准方差,如表 2 所示。

由表 2 可知,在寻优精度方面,GA 算法和传统 BA 算法对 50D 部分单峰测试函数(f_1, f_2, f_3)的平均求解精度稍优于 PSO 算法;在部分多峰测试函数(f_5, f_7, f_8, f_9)中,传统 BA 算法和 ILSSIWBA 算法的平均求解精度优于 PSO 算法。与对照算法相比,IBA-FCS 算法在单峰函数和多峰函数中均具有更好的求解精度,并且基于不同测试函数测试结果的标准差可知,IBA-FCS 算法具有较好的鲁棒性。在算法运行时间方面,由于 IBA-FCS 算法中加入了多种评价判断策略,其运行时间会稍差于传统 BA 算法和 PSO 算法,但仍处于同一数量级。

多峰函数一般用于检验群体智能算法跳出局部

表2 50D测试函数的计算结果

Tab.2 Calculation results of 50D test functions

测试函数	函数指标	PSO	GA	BA	ILSSIWBA	IBA-FCS
f_1	最优值	-4.16500×10^2	-4.30683×10^2	-3.32637×10^2	-4.49743×10^2	-4.50000×10^2
	最坏值	6.30452×10^3	-1.15656×10^2	-2.60810×10^2	-4.49486×10^2	-4.50000×10^2
	均值	1.86357×10^3	-3.06207×10^2	-2.98199×10^2	-4.49644×10^2	-4.50000×10^2
	标准方差	3.19105×10^3	1.42713×10^2	3.35806×10^1	1.04279×10^{-1}	3.92796×10^{-13}
f_2	最优值	1.56076×10^5	1.41474×10^5	1.38374×10^5	1.35072×10^5	1.34913×10^5
	最坏值	1.81452×10^5	1.58800×10^5	1.43460×10^5	1.35542×10^5	1.34913×10^5
	均值	1.65820×10^5	1.49798×10^5	1.40147×10^5	1.35262×10^5	1.34913×10^5
	标准方差	1.03194×10^4	6.67761×10^3	2.13319×10^3	1.93492×10^2	2.01111×10^{-10}
f_3	最优值	1.28706×10^7	1.17452×10^6	3.10054×10^6	6.71474×10^5	2.82068×10^5
	最坏值	2.62000×10^8	4.45088×10^6	9.20153×10^6	2.82333×10^6	4.34776×10^5
	均值	1.04000×10^8	2.73599×10^6	5.36052×10^6	1.64266×10^6	3.53716×10^5
	标准方差	1.03000×10^8	1.28274×10^6	2.87807×10^6	9.17154×10^5	6.40152×10^4
f_4	最优值	3.83900×10^5	3.54430×10^5	1.98511×10^6	2.05290×10^5	1.74488×10^5
	最坏值	2.68833×10^6	6.39392×10^5	4.61273×10^6	6.58711×10^5	5.39314×10^5
	均值	1.15235×10^6	5.11508×10^5	2.97067×10^6	3.81463×10^5	3.70557×10^5
	标准方差	9.02446×10^5	1.33331×10^5	1.04648×10^6	1.75915×10^5	1.49301×10^5
f_5	最优值	-1.18074×10^2	-1.11849×10^2	-1.43094×10^2	-1.27262×10^2	-1.44695×10^2
	最坏值	-7.47798×10^1	-9.76215×10^1	-9.04625×10^1	-1.04905×10^2	-1.44695×10^2
	均值	-9.38635×10^1	-1.04919×10^2	-1.26802×10^2	-1.19606×10^2	-1.44695×10^2
	标准方差	1.82727×10^1	5.44397	2.10533×10^1	8.69354	6.25116×10^{-13}
f_6	最优值	9.61565×10^4	3.15738×10^6	1.81858×10^5	1.41491×10^3	5.31204×10^2
	最坏值	6.13439×10^5	5.86584×10^7	8.02298×10^5	2.92551×10^3	5.53220×10^2
	均值	2.40618×10^5	1.86366×10^7	3.18304×10^5	2.00914×10^3	5.37573×10^2
	标准方差	2.14141×10^5	2.32237×10^7	2.70755×10^5	6.26800×10^2	8.91492
f_7	最优值	9.05527×10^{-1}	1.25557	6.26000×10^{-5}	4.66183×10^{-1}	6.25116×10^{-25}
	最坏值	1.88472	3.53613	3.21300×10^{-3}	1.21011	5.60134×10^{-24}
	均值	1.41716	2.48379	1.24700×10^{-3}	8.99273×10^{-1}	2.51936×10^{-24}
	标准方差	3.50070×10^{-1}	9.72060×10^{-1}	1.27500×10^{-3}	2.76468×10^{-1}	2.01125×10^{-24}
f_8	最优值	5.04700×10^{-3}	4.84893	1.30500×10^{-3}	9.88153×10^{-3}	1.95304×10^{-25}
	最坏值	1.40519×10^{-1}	1.60911×10^1	3.13230×10^{-2}	7.09023×10^{-1}	4.70972×10^{-24}
	均值	3.67790×10^{-2}	9.90662	1.91720×10^{-2}	2.23669×10^{-1}	2.42129×10^{-24}
	标准方差	5.81310×10^{-2}	5.13263	1.18500×10^{-2}	2.89588×10^{-1}	2.01004×10^{-24}
f_9	最优值	3.31267	5.51134×10^1	1.48890×10^{-2}	2.67878×10^{-1}	7.57293×10^{-24}
	最坏值	4.59808	1.04795×10^3	7.39507×10^{-1}	7.92695×10^{-1}	1.17702×10^{-22}
	均值	4.11148	2.87693×10^2	2.48145×10^{-1}	5.53625×10^{-1}	3.49220×10^{-23}
	标准方差	5.62276×10^{-1}	4.25851×10^2	3.17299×10^{-1}	1.97115×10^{-1}	4.68727×10^{-23}

最优值的全局性寻优性能。在本文的测试函数中,函数 f_5 是具有大量局部最优值的典型多峰测试函数,其二维函数图像类似横断山脉,与山地果园飞行环境形似,寻优难度相对较大。由表2可知,IBA-FCS算法较对照算法在求解该多峰函数的过程中仍具有明显优势。但是,受农业无人机作业环境制约,其航迹规划方案不仅要求寻优到最短飞行路径,还需要综合考虑障碍物、飞行参数等多因素约束。因此,农业无人机安全航迹规划模型是一个多约束、非线性的复杂优化问题,与典型多峰测试函数相比,其对群体智能算法的寻优能力有更高的要求。

3 农业无人机航迹规划模型设计

3.1 无人机飞行环境设计

采用复合函数来模拟山地果园的无人机飞行环境地形,形成三维数字高程地图模型

$$\begin{cases}
 z_1(x,y) = \sin(y + a_i) + b_i \sin x + \\
 c_i \cos(d_i \sqrt{x^2 + y^2}) + e_i \cos y + \\
 f_i \sin(f_i \sqrt{x^2 + y^2}) + g_i \cos y \\
 z_2(x,y) = \sum_{i=1}^{n'} h_i \exp\left(-\left(\frac{x-x_i}{x_{si}}\right)^2 - \left(\frac{y-y_i}{y_{si}}\right)^2\right)
 \end{cases}
 \quad (16)$$

式中 n' ——山坡数量
 h_i ——山坡高度相关控制参数
 (x_i, y_i) ——第 i 个山坡的中心坐标
 x_{si}, y_{si} ——对应山坡沿 x 轴和 y 轴方向的衰减量, 用于约束坡度数据
 $a_i \sim g_i$ ——系数

$z_1(x, y)$ 通过不同系数 ($a_i, b_i, c_i, d_i, e_i, f_i, g_i$) 的设定组合模拟数字地图多样化的基准地形特征, 但仅通过 $z_1(x, y)$ 难以描述复杂多样的丘陵山地地形。 $z_2(x, y)$ 用于表征数字地图的丘陵山坡数据, 以增大地形的起伏程度。最终取 z_1 和 z_2 的最大值作为对应点的高程, 形成山地果园无人机仿真飞行环境地形。

3.2 无人机飞行约束建模

3.2.1 路径最短约束

无人机航迹规划的首要目标是寻找起飞点和目标点之间最短路程的飞行路径方案。一般地, 记无人机的飞行路径点为 $W_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij})$, 即在第 i 条飞行路径中第 j 个路径点的无人机三维空间位置, 则整条飞行路径 X_i 可表示为包含 n 个路径点的三维数组。将 2 个路径点之间的欧氏距离记作路径段 $l_{W_{ij}W_{i,j+1}}$, 则与无人机飞行路径相关的成本函数 F_1 为

$$F_1(X_i) = \sum_{j=1}^{n-1} l_{W_{ij}W_{i,j+1}} \quad (17)$$

3.2.2 威胁最小约束

无人机通过躲避障碍物来确保安全作业航迹。设定障碍物威胁区为圆柱体形式, 其投影如图 1 所示, 记圆柱体中心坐标为 C_k , 半径为 R_k , 外围为碰撞威胁区 D , 则无人机的避障威胁成本与其路径段 $W_{ij}W_{i,j+1}$ 和障碍物中心 C_k 的距离 d_k 成反比。将飞行环境下的障碍物威胁区集合记作 K , 障碍物威胁成本惩罚系数记作 γ_c , 则与无人机避障威胁相关的成本函数 F_2 为

$$F_2(X_i) = \sum_{j=1}^{n-1} \sum_{k=1}^K T_k(W_{ij}W_{i,j+1}) \quad (18)$$

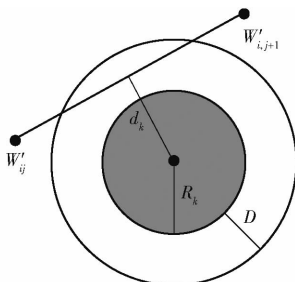


图 1 障碍物威胁区示意图

Fig. 1 Diagram of obstacle threat area

其中

$$T_k(W_{ij}W_{i,j+1}) = \begin{cases} 0 & (d_k \geq D + R_k) \\ \gamma_c(D + R_k - d_k) & (R_k < d_k < D + R_k) \\ \infty & (d_k \leq R_k) \end{cases} \quad (19)$$

3.2.3 飞行高度约束

无人机的飞行高度通常受到最小高度 h_{\min} 和最大高度 h_{\max} 的约束限制, 如图 2 所示, 其中 T_{ij} 为地形高度, z_{ij} 为无人机相对于海平面的高度。将无人机在路径点 W_{ij} 处距离基准地形地面的高度记作 h_{ij} , 即 z_{ij} 和 T_{ij} 的差, 则与无人机当前路径点 W_{ij} 相关的成本函数 H_{ij} 为

$$H_{ij} = \begin{cases} \gamma_h(h_{ij} - h_{\max}) & (h_{ij} \geq h_{\max}) \\ 0 & (h_{\min} < h_{ij} < h_{\max}) \\ \gamma_h(h_{\min} - h_{ij}) & (0 < h_{ij} \leq h_{\min}) \\ \infty & (h_{ij} \leq 0) \end{cases} \quad (20)$$

同时, 将无人机飞行高度超出约束限制条件的惩罚系数记作 γ_h , 则与无人机飞行路径相关的成本函数 F_3 为

$$F_3(X_i) = \sum_{j=1}^n H_{ij} \quad (21)$$

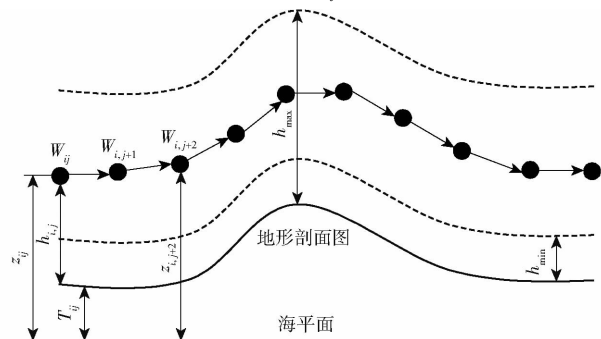


图 2 飞行高度约束示意图

Fig. 2 Diagram of flight height constraint

3.2.4 飞行转角约束

无人机的飞行转角控制参数主要包括水平转弯角和竖直俯仰角, 这 2 个参数变量必须符合无人机的实际转角约束限制, 否则航迹规划模型无法生成具有可行性的飞行路径。如图 3 所示, $l_{W_{ij}W_{i,j+1}}$ 和 $l_{W_{i,j+1}W_{i,j+2}}$ 表示无人机飞行路径中 2 个连续路径段, $l_{W_{ij}W_{i,j+1}}$ 和 $l_{W_{i,j+1}W_{i,j+2}}$ 是其在 xOy 平面的投影。

记 k 为轴正方向的单位向量, 则 $l_{W_{ij}W_{i,j+1}}$ 的计算式和水平转弯角 α_{ij} 、竖直俯仰角 $\beta_{i,j+1}$ 计算式为

$$l_{W_{ij}W_{i,j+1}} = k \times (l_{W_{ij}W_{i,j+1}} \times k) \quad (22)$$

$$\alpha_{ij} = \arctan \frac{l_{W_{ij}W_{i,j+1}} \times l_{W_{i,j+1}W_{i,j+2}}}{l_{W_{ij}W_{i,j+1}} \cdot l_{W_{i,j+1}W_{i,j+2}}} \quad (23)$$

$$\beta_{ij} = \arctan \frac{z_{i,j+1} - z_{ij}}{\|l_{W_{ij}W_{i,j+1}}\|} \quad (24)$$

同时, 将无人机的水平转弯角和竖直俯仰角超

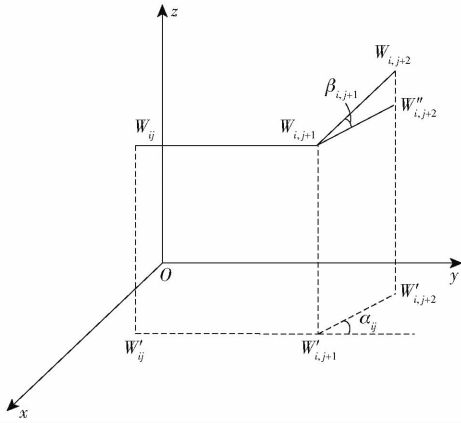


图3 飞行转角控制参数示意图

Fig. 3 Diagram of flight angle control parameters

出约束限制条件的惩罚系数分别记作 a_1 和 a_2 , 则与无人机飞行转角相关的成本函数 F_4 为

$$F_4(X_i) = a_1 \sum_{j=1}^{n-2} \alpha_{ij} + a_2 \sum_{j=1}^{n-1} |\beta_{ij} - \beta_{i,j-1}| \quad (25)$$

3.2.5 多因素约束的飞行成本函数

综合考虑与无人机飞行路径 X_i 相关的最短路径、最小威胁, 以及飞行高度和飞行转角等限制, 基于多因素约束的飞行成本函数 F 为

$$F(X_i) = \sum_{k=1}^4 b_k F_k(X_i) \quad (26)$$

式中 b_k ——各因素的权重系数

4 基于改进蝙蝠算法和圆柱坐标系的航迹规划

将改进 IBA-FCS 算法应用于求解农业无人机安全航迹规划模型。考虑模型的多因素约束的飞行成本函数可行解空间域大, 进而导致对飞行路径和航迹规划方案的寻优难度较大, 本文结合无人机的飞行转角约束特点, 提出将航迹规划模型的求解空间由笛卡尔坐标系变换到圆柱坐标系, 使得 IBA-FCS 算法在圆柱坐标系空间有更优的计算效率, 进而提升航迹规划方案质量。

4.1 圆柱坐标系

圆柱坐标系 (Cylindrical coordinate system) 是一种三维坐标系, 它是二维极坐标系向 z 轴的延伸。在笛卡尔坐标系中, 任给一点 P , 记 ρ 和 θ 为点 P 在 xOy 平面投影点的极坐标, z' 是点 P 的竖坐标, 则点 P 的柱面坐标为 $P(\rho, \theta, z')$, 其中 $\rho \geq 0, 0 \leq \theta \leq 2\pi$ 。

4.2 基于 IBA-FCS 算法和圆柱坐标系的航迹规划解析

将无人机飞行航迹中的各子路径记作圆柱坐标系的一组向量 (ρ, θ, z') , 其表示无人机从一个航点到另一个航点的位置变化向量, 取值范围设为 $\rho \in (0, L_{\text{path}})$, 方位角 $\theta \in (-\pi, \pi)$, 高度 $z' \in (z'_{\min},$

$z'_{\max})$, 其中 L_{path} 为子路径长度最大变化量, z'_{\min} 为子路径高度的最小变化量, z'_{\max} 为子路径高度的最大变化量。一条包含 n 个路径点的飞行路径 Ω_i 可以表示为

$$\Omega_i = (\rho_{i1}, \theta_{i1}, z'_{i1}, \rho_{i2}, \theta_{i2}, z'_{i2}, \dots, \rho_{in}, \theta_{in}, z'_{in}) \quad (27)$$

通过将 IBA-FCS 算法中蝙蝠个体 i 的位置描述为 Ω_i , 与该蝙蝠个体 i 相关的速度向量用位置变化向量 $\Delta\Omega_i$ 来表示, 即

$$\Delta\Omega_i = (\Delta\rho_{i1}, \Delta\theta_{i1}, \Delta z'_{i1}, \Delta\rho_{i2}, \Delta\theta_{i2}, \Delta z'_{i2}, \dots, \Delta\rho_{in}, \Delta\theta_{in}, \Delta z'_{in}) \quad (28)$$

将 IBA-FCS 算法第 t 次迭代计算的路径编码向量 $(\rho_{ij}, \theta_{ij}, z'_{ij})$ 记作 X_{ij}^t , 第 t 次迭代计算的速度向量 $(\Delta\rho_{ij}, \Delta\theta_{ij}, \Delta z'_{ij})$ 记作 ΔX_{ij}^t , 则蝙蝠个体 i 的速度更新方程为

$$\Delta X_{ij}^t = \omega_b \Delta X_{ij}^{t-1} + f_1 r_{1j} (P_{ij}^t - X_{ij}^{t-1}) + f_2 r_{2j} (P_{gj}^t - X_{ij}^{t-1}) \quad (29)$$

其中

$$P_{ij}^t = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in})$$

$$P_{gj}^t = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gn})$$

式中 P_{ij}^t, P_{gj}^t ——第 t 次迭代产生的个体最优位置和全局最优位置

为了确定蝙蝠群体的个体最优位置 P_i 和全局最优位置 P_g , 需要将基于柱面坐标的飞行路径 Ω_i 映射到笛卡尔坐标系的路径 D_i , 以便计算飞行成本函数适应度。圆柱坐标系的点 $X_{ij} = (\rho_{ij}, \theta_{ij}, z'_{ij}) \in \Omega_i$ 到笛卡尔坐标系的点 $Q_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}) \in D_i$ 的映射过程为

$$\begin{cases} x_{ij} = x_{i,j-1} + \rho_{ij} \cos \theta_{ij} \\ y_{ij} = y_{i,j-1} + \rho_{ij} \sin \theta_{ij} \\ z_{ij} = z_{i,j-1} + z'_{ij} \end{cases} \quad (30)$$

P_i 和 P_g 的更新公式为

$$P_i = \begin{cases} \Omega_i & (F(\Omega_i) < F(P_{i-1})) \\ P_{i-1} & (F(\Omega_i) \geq F(P_{i-1})) \end{cases} \quad (31)$$

$$P_g = \operatorname{argmin}_{P_i} F(P_i) \quad (32)$$

5 实验结果与数据分析

实验包括仿真实验和实地场景实验。在仿真实验环境中, 基于 Matlab R2019a 软件并采用式 (16) 构建了无人机的飞行环境基准地形, 系数组合 $(a_i, b_i, c_i, d_i, e_i, f_i, g_i)$ 为 $(10, 0.2, 0.1, 0.6, 1, 0.1, 0.1)$, $h = (40, 50, 40, 40, 50, 40, 40)$, $x_0 = (100, 600, 430, 160, 400, 300, 500)$, $y_0 = (1000, 110, 300, 850, 600, 700, 500)$, $x_s = (300, 200, 200, 400, 300, 200, 400)$, $y_s = (200, 200, 200, 200, 200, 200, 300)$, 该地形的空间区域为 $1000 \text{ m} \times 1000 \text{ m} \times 400 \text{ m}$, 飞行环境设置了 8~12 个障碍物威胁区; 无人机的最小飞行高度 $h_{\min} = 100 \text{ m}$, 最大飞行高度 $h_{\max} = 300 \text{ m}$ 。

为充分评估农业无人机安全航迹规划模型性能,本文设置了 3 次飞行任务,参数设置如表 3 所示,每次任务的无人机飞行路径点数量均为 12(不包括出发点和目的点)。在算法测试方面,IBA - FCS 算法的对照算法包括 PSO 算法、传统 BA 算法和 ILSSIWBA 算法,各算法种群规模均为 500,最大迭代次数均为 300 次,独立运行 10 次,其余算法参数同 2.5 节。

表 3 航迹规划任务参数

Tab. 3 Parameters of track planning task m

飞行任务	出发点坐标	目的点坐标
I	(900,900,100)	(100,100,200)
II	(100,900,100)	(900,100,200)
III	(100,100,100)	(900,900,200)

5.1 IBA - FCS 算法与对照算法对比

针对不同的飞行任务,各算法求解的无人机飞行成本函数适应度如表 4 所示。其中,飞行任务 I、II、III 障碍物威胁区的数量分别为 8、10、12,无人机飞行环境复杂度依次增加,即能够对各算法的寻优性能进行多维度测试分析。实验结果表明,在 3 次飞行任务中,与各对照算法相比,IBA - FCS 算法结果均具有一定优势。从定性分析的角度看,在飞行任务 I、III 中,传统 BA 算法结果优于 PSO 算法,但在飞行任务 II 中,传统 BA 算法的均值和最差解不如 PSO 算法,这表明传统 BA 算法具有一定的跳出局部最优的能力,但其寻优鲁棒性不强;ILSSIWBA 算法结果优于 PSO 算法和传统 BA 算法,但劣于 IBA - FCS 算法,而 IBA - FCS 算法相较于对照算法有效降低了陷入局部最优的概率,并具有更高的全局搜索能力和寻优鲁棒性。从定量分析的角度看,与传统 BA 算法相比,IBA - FCS 算法在 3 次飞行任务中求解的飞行成本函数适应度依次下降 21.644 4%、21.768 1%、17.593 9%,其飞行成本函数适应度平均下降 20.335 5%。

表 4 飞行成本函数适应度

Tab. 4 Fitness of flight cost functions

飞行任务	函数指标	PSO	BA	ILSSIWBA	IBA - FCS
I	最优值	550.155 8	531.849 1	513.102 3	466.511 1
	最坏值	657.152 1	656.507 2	677.388 1	470.545 9
	均值	597.769 9	597.450 4	593.963 3	468.135 9
	标准方差	32.049 5	35.492 0	41.761 9	1.070 0
II	最优值	576.397 5	511.556 6	595.330 2	482.210 7
	最坏值	584.257 4	919.864 5	623.128 0	573.563 3
	均值	578.745 6	664.822 5	604.198 0	520.103 3
	标准方差	2.987 1	141.978 6	8.698 3	23.992 58
III	最优值	549.852 8	535.274 8	535.422 8	464.673 6
	最坏值	725.906 3	600.079 4	2245.828 7	465.733 9
	均值	592.364 2	564.400 9	772.939 6	465.100 8
	标准方差	58.535 9	19.854 4	520.326 9	0.323 0

基于各算法求解的无人机航迹规划方案之一(俯视图)如图 4 所示,图中,方形点为出发点,圆形点为目的点。从图中可知,对照算法求解的航迹规划方案均不能逼近最优的飞行路径,部分路径段出现严重偏离目的点方向的情况,严重影响了飞行成本函数适应度;与之相比,IBA - FCS 算法求解的飞行路径趋于平滑,在躲避障碍物威胁区的基础上始终与目的点方向保持一致,因此其无人机航迹规划方案质量更好。

5.2 基于不同坐标系的 IBA - FCS 算法结果

本文提出将航迹规划模型的求解空间由笛卡尔坐标系变换到圆柱坐标系,以此来提升 IBA - FCS 算法的寻优效率。为进一步探究不同坐标系对 IBA - FCS 算法求解无人机航迹规划方案的影响,基于相同的飞行环境设置了飞行任务对照实验。其中,出发点为(100 m,900 m,100 m),目的点为(900 m,100 m,200 m)。基于笛卡尔坐标系和圆柱坐标系的 IBA - FCS 算法求解的无人机飞行成本函数适应度(独立运行 10 次)如表 5 所示,无人机航迹规划方案之一(俯视图)如图 5 所示,其中 IBA - FCS 表示

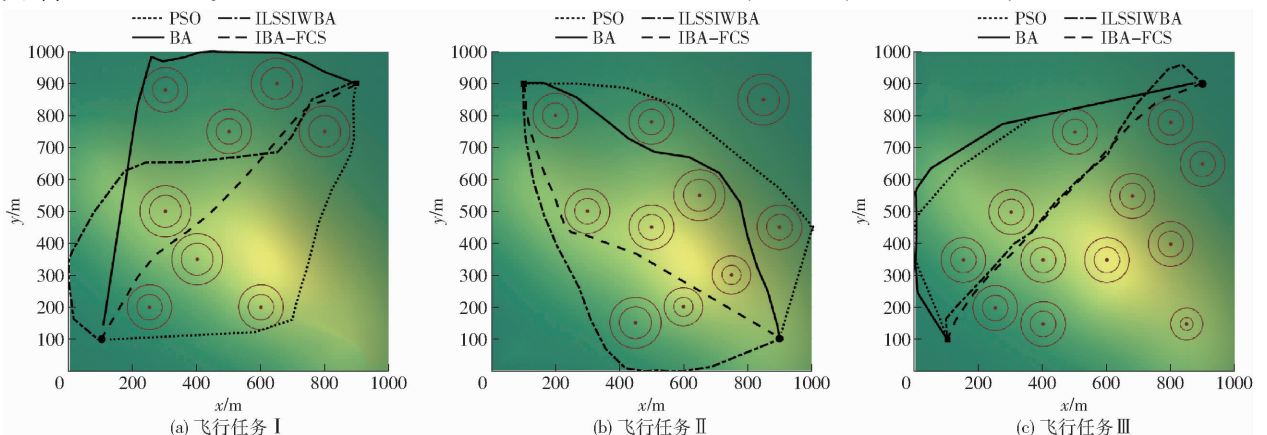


图 4 航迹规划方案

Fig. 4 Track planning schemes

基于圆柱坐标系的改进蝙蝠算法, RIBA-FCS 算法表示基于笛卡尔坐标系的改进蝙蝠算法。实验结果表明, 基于圆柱坐标系的 IBA-FCS 算法寻优性能和鲁棒性整体优于其在笛卡尔坐标系的算法结果, 飞行成本函数适应度平均下降 4.612 7%。这主要是因为圆柱坐标系能够通过控制柱坐标向量的方位角来在 IBA-FCS 算法初始化阶段生成满足无人机飞行转弯角约束的可行解, 进而减小可行解域的搜索空间, 同时通过约束极轴和方位角分量, 以及其与无人机最大飞行速度、最大转弯角度之间的相互关系来提高算法的寻优效率。

表 5 基于不同坐标系的 IBA-FCS 算法结果

Tab. 5 Results of IBA-FCS algorithm using different coordinate systems

坐标系	最优值	最坏值	均值	标准方差
圆柱	491.938 7	523.074 0	515.442 0	8.893 8
笛卡尔	509.734 1	556.968 8	540.367 3	12.667 1

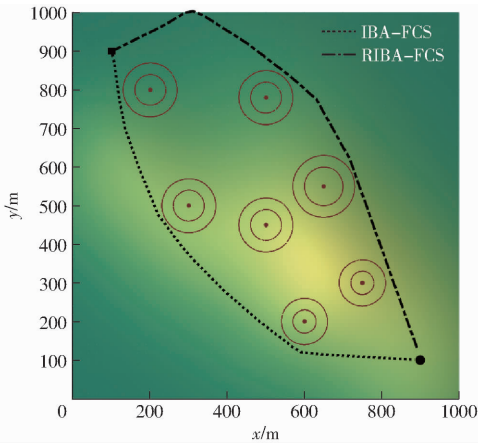


图 5 基于不同坐标系的航迹规划方案

Fig. 5 Track planning schemes using different coordinate systems

5.3 实地场景实验与结果

为进一步探究基于 IBA-FCS 算法的农业无人机安全航迹规划模型性能, 在广东省广州市天河区广东农业技术展示中心的四季蜜芒种植园进行了实地场景实验。首先, 应用无人机高空航拍整体地形(图 6), 然后划出进行实验的空间区域, 即 $100\text{ m} \times$



图 6 实地场景实验的航拍地形

Fig. 6 Aerial terrain in field experiment

$60\text{ m} \times 30\text{ m}$; 采用手持式地形采样仪收集实验区域地形的三维点云数据^[28], 通过最邻近插值算法生成无人机飞行环境的三维数字高程地图(图 7), 并将在乔木植株周边设置 3 个障碍物威胁区(1, 2, 3), 其坐标参数如表 6 所示。

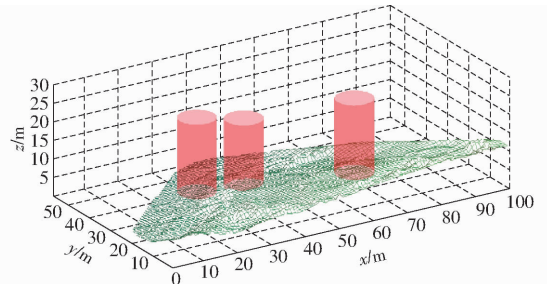


图 7 实地场景实验的无人机飞行环境

Fig. 7 UAV flight environment in field experiment

表 6 实地场景实验障碍物威胁区参数

Tab. 6 Parameters of obstacle threat zones in field experiment

障碍物威胁区	障碍物中心坐标	威胁区半径
1	(40, 40, 0)	7
2	(80, 20, 0)	7
3	(30, 30, 0)	7

实地场景实验的飞行任务出发点设为 $(10\text{ m}, 10\text{ m}, 15\text{ m})$, 目的点设为 $(50\text{ m}, 50\text{ m}, 15\text{ m})$, 基于 IBA-FCS 算法在圆柱坐标系求解的无人机航迹规划方案(俯视图)如图 8 所示, 在满足飞行转角等约束的基础上, 无人机的飞行路径能够躲避障碍物威胁区, 并收敛于最优航迹。

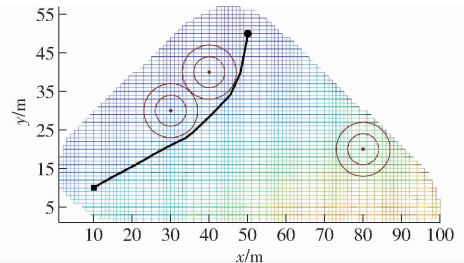


图 8 实地场景实验的航迹规划方案

Fig. 8 Track planning schemes in field experiment

6 结论

(1) 针对传统 BA 算法易陷入局部最优解的缺点, 通过设计脉冲变频策略、自适应局部搜索策略和变异机制来提出改进的 IBA-FCS 算法, 并应用基准测试函数验证了该算法较对照算法具有更好的寻优性能。

(2) 针对山地果园复杂地形环境下的农业无人机最优航迹规划问题, 结合无人机的飞行环境地形数据, 在综合考虑最短路径、最小威胁, 以及飞行高度和飞行转角等多因素约束的基础上, 构建了农业无人机安全航迹规划模型。

(3)应用 IBA - FCS 算法求解航迹规划模型,并通过将模型的可行解空间由笛卡尔坐标系变换到圆柱坐标系来提升算法的寻优效率,通过设计多个不同数量障碍物的航迹规划任务对照实验,表明 IBA - FCS 算法较传统对照算法具有更好的航迹规划效果。其中,IBA - FCS 算法较传统 BA 算法飞行

成本函数适应度平均下降 20.335 5%,基于圆柱坐标系的 IBA - FCS 算法求解的飞行成本函数适应度较基于笛卡尔坐标系求解的飞行成本函数适应度平均下降 4.612 7%。仿真实验和实地场景实验均验证了山地果园静态障碍环境下本文提出的无人机安全航迹规划设计方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] 张海燕,兰玉彬,文晟,等. 植保无人机旋翼风场模型与雾滴运动机理研究进展[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22): 1 - 12. ZHANG Haiyan, LAN Yubin, WEN Sheng, et al. Research progress in rotor airflow model of plant protection UAV and droplet motion mechanism[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(22): 1 - 12. (in Chinese)
- [2] 于丰华,曹英丽,许童羽,等. 基于高光谱遥感处方图的寒地分蘖期水稻无人机精准施肥[J]. 农业工程学报, 2020, 36(15): 103 - 110. YU Fenghua, CAO Yingli, XU Tongyu, et al. Precision fertilization by UAV for rice at tillering stage in cold region based on hyperspectral remote sensing prescription map[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(15): 103 - 110. (in Chinese)
- [3] 刘洋洋,茹煜,陈青,等. 无人机变量施药实时监控系统设计及试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 91 - 99. LIU Yangyang, RU Yu, CHEN Qing, et al. Design and test of real-time monitoring system for UAV variable spray[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 91 - 99. (in Chinese)
- [4] 赵红超,周洪庆,王书湖. 无人机三维航迹规划的量子粒子群优化算法[J]. 航天控制, 2021, 39(1): 40 - 45. ZHAO Hongchao, ZHOU Hongqing, WANG Shuhu. Quantumparticle swarm optimization algorithm of three-dimensional path planning of unmanned aerial vehicle[J]. Aerospace Control, 2021, 39(1): 40 - 45. (in Chinese)
- [5] MEDEIROS F L L, DA SILVA J D S. A Dijkstra algorithm for fixed-wing UAV motion planning based on terrain elevation[C]// Brazilian Symposium on Artificial Intelligence. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010: 213 - 222.
- [6] 姜月秋,李紫嫣,关启学,等. 基于改进 A* 算法的无人机路径规划研究[J]. 兵器装备工程学报, 2020, 41(9): 160 - 164. JIANG Qiuyue, LI Ziyang, GUAN Qixue, et al. Research on UAV path planning based on improved A* algorithms[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2020, 41(9): 160 - 164. (in Chinese)
- [7] 谌海云,陈华胄,刘强. 基于改进人工势场法的多无人机三维编队路径规划[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(3): 414 - 420. CHEN Haiyun, CHEN Huazhou, LIU Qiang. Multi-UAV 3D formation path planning based on improved artificial potential field[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(3): 414 - 420. (in Chinese)
- [8] 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)
- [9] 董箭,初宏晟,卢杭樟,等. 基于 A 星算法的无人机路径规划优化模型研究[J]. 海洋测绘, 2021, 41(3): 28 - 31, 51. DONG Jian, CHU Hongsheng, LU Yuanzhang, et al. Research on UAV path planning optimization model based on A-star algorithm[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2021, 41(3): 28 - 31, 51. (in Chinese)
- [10] 陈侠,刘奎武,毛海亮. 基于 APF - RRT 算法的无人机航迹规划[J]. 电光与控制, 2022, 29(5): 17 - 22. CHEN Xia, LIU Kuiwu, MAO Hailiang. UAV path planning based on APF - RRT algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(5): 17 - 22. (in Chinese)
- [11] 黄书召,田军委,乔路,等. 基于改进遗传算法的无人机路径规划[J]. 计算机应用, 2021, 41(2): 390 - 397. HUANG Shuzhao, TIAN Junwei, QIAO Lu, et al. Unmanned aerial vehicle path planning based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(2): 390 - 397. (in Chinese)
- [12] 付兴武,胡洋. 基于改进粒子群算法的三维路径规划[J]. 电光与控制, 2021, 28(3): 86 - 89. FU Xingwu, HU Yang. Three-dimensional path planning based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(3): 86 - 89. (in Chinese)
- [13] ZHOU X J, GAO F, FANG X, et al. Improved bat algorithm for UAV path planning in three-dimensional space[J]. IEEE Access, 2021, 9: 20100 - 20116.
- [14] 刘琨,封硕. 面向无人机航迹规划的改进人工蜂群算法[J]. 郑州大学学报(理学版), 2021, 53(1): 74 - 79. LIU Kun, FENG Shuo. Improved artificial bee colony algorithm for UAV path planning[J]. Journal of Zhengzhou University (Natural Science Edition), 2021, 53(1): 74 - 79. (in Chinese)
- [15] 魏江,王建军,王健,等. 基于改进蚁群算法的三维航迹规划[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(17): 217 - 223. WEI Jiang, WANG Jianjun, WANG Jian, et al. 3D path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(17): 217 - 223. (in Chinese)
- [16] 方胜良,余莉,汪亚夫. 基于粒子群优化算法的无人机航迹规划[J]. 计算机仿真, 2010, 27(8): 41 - 43. FANG Shengliang, YU Li, WANG Yafu. Route planning for unmanned aerial vehicles based on particle swarm optimization[J]. Computer Simulation, 2010, 27(8): 41 - 43. (in Chinese)

92 - 101.

HOU Shouyin, CHEN Haitao, SHI Naiyu, et al. Design and experiment of two-degree-of-freedom multi-articulated profiling no-tillage precision drill unit[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 92 - 101. (in Chinese)

- [30] 赵家丰,汪伟,孙中兴,等. 均质土壤承压下陷模型改进及验证[J]. 农业工程学报,2016,32(21):60 - 66.
ZHAO Jiafeng, WANG Wei, SUN Zhongxing, et al. Improvement and verification of pressure-sinkage model in homogeneous soil[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(21): 60 - 66. (in Chinese)
- [31] 陈海涛,魏志鹏,苏文海,等. 前置式大垄原茬地种床整备装置设计与试验[J]. 农业机械学报,2021,52(10):51 - 60,73.
CHEN Haitao, WEI Zhipeng, SU Wenhai, et al. Design and experiment of cleaning and anti-blocking of front-mounted seed bed preparation device for grand ridge with raw stubble[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 51 - 60, 73. (in Chinese)
- [32] 贾洪雷,郑嘉鑫,袁洪方,等. 仿形滑刀式开沟器设计与试验[J]. 农业工程学报,2017,33(4):16 - 24.
JIA Honglei, ZHENG Jiaxin, YUAN Hongfang, et al. Design and experiment of profiling sliding-knife opener [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(4): 16 - 24. (in Chinese)

(上接第 29 页)

- [17] 王庆海,刘广瑞,郭珂甫. 基于改进人工蜂群算法的无人机航迹规划研究[J]. 机床与液压, 2017, 45(21): 68 - 72.
WANG Qinghai, LIU Guangrui, GUO Kefu. Research on path planning of UAV based on improved ABC algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2017, 45(21): 68 - 72. (in Chinese)
- [18] 贺井然,何广军,于学生. 基于改进蜂群算法的无人机路径规划[J]. 火力与指挥控制, 2021, 46(10): 103 - 106.
HE Jingran, HE Guangjun, YU Xuesheng. The UAV path planning based on improved artificial bee colony algorithm[J]. Fire Control & Command Control, 2021, 46(10): 103 - 106. (in Chinese)
- [19] 王宇,王文浩,徐凡,等. 基于改进蚁群算法的植保无人机路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(11): 103 - 112.
WANG Yu, WANG Wenhao, XU Fan, et al. Path planning approach based on improved ant colony optimization for sprayer UAV[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 103 - 112. (in Chinese)
- [20] 张宇楠,刘付永. 一种改进的变步长自适应蝙蝠算法及其应用[J]. 广西民族大学学报(自然科学版), 2013, 19(2): 51 - 54.
ZHANG Yu'nan, LIU Fuyong. Improved variation step adaptive bat algorithm and application[J]. Journal of Guangxi Minzu University(Natural Science Edition), 2013, 19(2): 51 - 54. (in Chinese)
- [21] 肖辉辉,段艳明. 基于 DE 算法改进的蝙蝠算法的研究及应用[J]. 计算机仿真, 2014, 31(1): 272 - 277.
XIAO Huihui, DUAN Yanming. Research and application of improved bat algorithm based on DE algorithm[J]. Computer Simulation, 2014, 31(1): 272 - 277. (in Chinese)
- [22] 杨凯中,提梦桃,谢英柏. 基于罗盘算子的改进蝙蝠优化算法[J]. 计算机科学, 2020, 47(增刊): 135 - 138.
YANG Kaizhong, TI Mengtao, XIE Yingbai. Improved bat optimization algorithm based on compass operator[J]. Computer Science, 2020, 47(Supp.): 135 - 138. (in Chinese)
- [23] 陈东宁,刘一丹,姚成玉,等. 多阶段自适应蝙蝠-蚁群混合群智能算法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(6): 236 - 248.
CHEN Dongning, LIU Yidan, YAO Chengyu, et al. Multi-stage adaptive BA - ACO hybrid swarm intelligence algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(6): 236 - 248. (in Chinese)
- [24] GAN C, CAO W, WU M, et al. A new bat algorithm based on iterative local search and stochastic inertia weight[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 104: 202 - 212.
- [25] WANG G, CHU H E, MIRJALILI S. Three-dimensional path planning for UCAV using an improved bat algorithm[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 49: 231 - 238.
- [26] LYU S, LI Z, HUANG Y, et al. Improved self-adaptive bat algorithm with step-control and mutation mechanisms[J]. Journal of Computational Science, 2019, 30: 65 - 78.
- [27] 吕石磊,卢思华,魏志威,等. 基于双频蝙蝠算法的树状灌溉管网规划[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2020, 46(1): 99 - 106.
LÜ Shilei, LU Sihua, WEI Zhiwei, et al. Planning of tree-type irrigation pipe network based on the dual-frequency bat algorithm[J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences), 2020, 46(1): 99 - 106. (in Chinese)
- [28] 谢家兴,梁高天,高鹏,等. 考虑无线传输损耗的农业物联网节点分布规划算法研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 275 - 281.
XIE Jiaxing, LIANG Gaotian, GAO Peng, et al. Algorithm for distribution planning of agricultural IoT nodes considering wireless transmission loss[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 275 - 281. (in Chinese)