



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2402679

引用格式:刘光才,金松鹏,李章萍,等.基于改进人工电场算法的城市载人电动垂直起降飞行器路径规划[J].科学技术与工程,2025,25(1):238-244.

Liu Guangcai, Jin Songpeng, Li Zhangping, et al. Path planning of urban manned eVTOL based on the improved artificial electric field algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(1): 238-244.

基于改进人工电场算法的城市载人 电动垂直起降飞行器路径规划

刘光才,金松鹏*,李章萍,刘百庚

(中国民航大学交通科学与工程学院,天津 300300)

摘要 针对城市场景下载人电动垂直起降飞行器(electric vertical takeoff and landing, eVTOL)路径规划问题进行了研究。首先,使用危险度栅格法进行三维城市空间建模,对选定型号的eVTOL飞行器,以航程、运行风险和高度变化为目标函数,结合飞行器自身特性及环境限制,构建了多约束条件的载人eVTOL路径规划模型。然后,设计了一种改进人工电场算法(improved artificial electric field algorithm, IAEFA),在传统人工电场算法(artificial electric field algorithm, AEFA)的基础上增加了自适应库伦参数,并在库伦常数的计算中引入递减系数,以此进行仿真求解。实验结果显示,所构建的模型可以达到预期效果。使用改进算法进行路径规划的求解效果更优,相较传统粒子群算法和人工电场法,航程更短,高度变化更小且运行更为安全。最后,根据对照实验确定递减系数的取值,当递减系数取值为1.5时,改进算法的求解效果最优。

关键词 城市空中交通;电动垂直起降飞行器;路径规划;改进人工电场算法

中图分类号 TP18 V27 V249; 文献标志码 A

Path Planning of Urban Manned eVTOL Based on the Improved Artificial Electric Field Algorithm

LIU Guang-cai, JIN Song-peng*, LI Zhang-ping, LIU Bai-geng

(College of Transportation Science and Engineering, CAUC, Tianjin 300300, China)

[Abstract] The path planning problem of electric vertical takeoff and landing (eVTOL) aircraft in urban scenarios was studied. Firstly, a three-dimensional urban space model was constructed using the hazard grid method. Considering the selected model of eVTOL, with range, operational risk, and altitude variation as objective functions, a path planning model for manned eVTOL with multiple constraints was developed, taking into account the characteristics of the aircraft and environmental limitations. Subsequently, an improved artificial electric field algorithm (IAEFA) was proposed, which enhances the traditional artificial electric field algorithm (AEFA) by introducing an adaptive Coulomb parameter and incorporating a decreasing coefficient in the Coulomb constant calculation for simulation-based solution. Experimental results demonstrate that the constructed model achieves the expected outcomes. The solution effectiveness of path planning using the improved algorithm surpasses that of traditional particle swarm optimization and artificial electric field methods, resulting in shorter range, minimal altitude variation, and enhanced safety during operations. Finally, based on comparative experiments, the value of the decreasing coefficient was determined. The optimal solution effectiveness of the improved algorithm is achieved when the decreasing coefficient is set to 1.5.

[Keywords] urban air mobility (UAM); electric vertical takeoff and landing (eVTOL); path planning; improved artificial electric field algorithm (IAEFA)

随着城市化进程的加剧,地面交通拥堵、尾气排放、噪声污染等问题对城市发展的影响日益增加,人们意识到可以使用更为广阔的垂直维度空间

来作为现有交通体系的重要补充,城市空中交通(urban air mobility, UAM)和低空经济等相关理论应运而生。电动垂直起降飞行器(electric vertical

收稿日期:2024-03-13 修订日期:2024-10-09

基金项目:国家软科基金(2013GXS4B094);通航研究中心(智库)开放基金(GARC-202302);天津市教委科研计划项目人文社科一般项目(2020SK049)

第一作者:刘光才(1966—),男,汉族,湖北襄樊人,博士,教授。研究方向:通航规划与管理、航空运输政策。E-mail:gcliu@cauc.edu.cn。

*通信作者:金松鹏(2000—),男,回族,吉林榆树人,硕士研究生。研究方向:通航规划与管理。E-mail:13946717750@163.com。

takeoff and landing, eVTOL) 是 UAM 的主要参与者之一, 如今, 发展载人 eVTOL 已是安全高效的综合立体交通和低空融合飞行的主要内容。

中国将低空经济作为新质生产力的代表, 十分重视载人 eVTOL 的研发和运行。目前已能自主研发制造包括电池、动力系统、航电设备以及基础设施等, 形成了相对完整的产业链。国家和地方政府也相继颁发支持文件, 如《无人驾驶航空器飞行管理暂行条例》《深圳市支持低空经济高质量发展的若干措施》等, 对载人 eVTOL 的有序运行和研发制造提供了政策支持。由于其主要在城市低空场景下运行, 运行场景较为复杂。合理的路径规划能保障 eVTOL 安全稳定的运行, 也能对未来低空交通秩序的确立有所帮助。因此, 在城市场景下进行 eVTOL 的路径规划研究有着十分重要的现实意义。

部分学者针对 eVTOL 路径规划进行了相应的研究。刘东来等^[1]兼顾 eVTOL 异构动力学约束, 使用改进 A* 轨迹规划方法得到符合飞行器动力学约束的飞行轨迹。李明等^[2]面向低密度城市空域, 对 3 种算法进行对比分析, 得出 A* 算法相比快速随机树算法和粒子群算法的路径规划效果更佳。Hildemann 等^[3]利用地理信息系统 (geographic information system, GIS) 和非支配排序遗传算法 (non-dominated sorting genetic algorithms, NSGA-II), 从飞行时间、能耗和附加噪声 3 个方面, 优化了电动航空器的飞行路线。

然而, 目前绝大多数的三维路径规划研究仍然是针对无人机开展的。使用单一的传统算法进行规划在三维环境中很难得到较优路径, 学者们开始探索改进融合传统算法或者新型优化算法在三维路径规划中的应用。王飞等^[4]将 Singer 映射引入粒子群算法, 改进粒子的初始分布和速度, 实现无人机的路径优化。Abhishek 等^[5]提出将粒子群算法和遗传算法结合进行无人机路径规划, 使全局和局部规划结果都能更接近最优解。曹建秋等^[6]基于 A* 初始化的变异灰狼优化算法进行无人机路径规划问题的求解。黄鹤等^[7]提出使用自适应黏菌算法完成无人机三维路径规划研究。隋东等^[8]将偏移估计策略、变螺旋搜索策略等融入螻蛄算法进行路径规划, 提高了全局寻优能力和收敛速度。

目前学者的研究集中在小型物流无人机, 把新兴的 eVTOL 作为对象的研究仍然较少。部分研究忽视三维运行环境, 与实际运行场景不符; 有些则过分重视整体规划, 忽略局部规划的重要性; 部分算法也仍需改进。eVTOL 的使用场景多集中在城市内或城市间, 飞行器以载人为主, 且载重和体积均远超小型物

流无人机, 所以在仿真模拟时的考量因素和方法选择均有不同。现结合 eVTOL 自身特性和城市场景限制, 同时考虑到其载人运输的需求, 构建多约束求解模型。选择近年新提出的人工电场算法并适当改进, 以此来三维路径规划研究。

1 载人 eVTOL 路径规划问题建模

1.1 问题描述

假设某城市内存在 eVTOL 起降点且位置已知, 当有载人运输需求时, 单架 eVTOL 由起始起降点出发运行至终止起降点, 完成载人运输服务。运输过程中考虑 eVTOL 飞行期间的安全性及经济性, 同时结合 eVTOL 自身性能及外界环境限制, 需对飞行器的飞行路径进行相应的规划。

在进行仿真建模时, 和物流无人机不同, eVTOL 的飞行航程通常较长, 仿真环境的范围需要扩大; 同时机体体积和载重均远超小型物流无人机, 故路径规划时需考虑能否顺利通过建筑群; 并且由于是载人运输, 还需考虑如何提升乘客的乘坐体验。

1.2 三维城市场景设置

在进行路径规划仿真研究之前, 需要完成城市三维场景的构建。使用栅格法进行城市静态环境的场景构建, 假设构建的城市环境是由 $a \times b \times c$ 个立方体栅格组成的长方体, 栅格中心点作为可选路径点。令 $a = \text{int}(x_{\max}/L_n)$, $b = \text{int}(y_{\max}/L_n)$, $c = \text{int}(z_{\max}/L_n)$ 。其中 $\text{int}()$ 为取整函数; x_{\max} 、 y_{\max} 、 z_{\max} 分别为建模环境的长度、宽度和高度; L_n 为立方体栅格的边长, 设置栅格边长 $L_n = 5 \text{ m}$ 。

传统的栅格法建模使用 0-1 赋值法, 如果栅格内有障碍物则赋值为 1, 为不可通行栅格; 否则记为 0, 为可通行栅格。但此方法精度不足, 容易丢失部分环境信息, 导致最后规划的路径和实际最优解差距过大。故引入栅格危险度^[9], 栅格内有障碍物仍赋值为 1, 不可通行; 其余栅格作为可扩展路径, 但会根据不同栅格的危险度差异进行划分, 栅格 i 的危险度 d_i 为

$$d_i = \frac{N_0}{N_s} \quad (1)$$

式(1)中: N_0 为栅格 i 周围障碍栅格的数量; N_s 为栅格 i 周围的栅格总数。

1.3 目标函数

设 eVTOL 起始起降点 S 和终止起降点 G 的坐标分别为 (x_0, y_0, z_0) 和 (x_g, y_g, z_g) , 途径点 C_i 的坐标为 (x_i, y_i, z_i) , $i = 1, 2, \dots, n-1$ 。目标函数为最小化 eVTOL 在载人运输过程中的总代价, 其中总代价包括航程、运行风险和飞行高度变化。假设

eVTOL完成一次载人运输的总代价为 C , 则

$$\min C = \varphi_1 f_L k + \varphi_2 f_R + \varphi_3 f_H \quad (2)$$

式(2)中: f_L 为航程代价; f_R 为运行风险代价; f_H 为飞行高度变化代价; k 为航程代价系数, 目的为减小总代价计算时航程代价的数量级, 取值为 0.1; φ_1 、 φ_2 、 φ_3 分别为上述 3 个代价的权重大小, 并满足 $\varphi_1 + \varphi_2 + \varphi_3 = 1$ 。

1.3.1 航程代价

eVTOL 的飞行航程是根据相邻飞行节点之间的欧几里得距离求和确定。航程代价 f_L 的表达式为

$$f_L = \sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 + (z_i - z_{i-1})^2} \quad (3)$$

1.3.2 运行风险代价

运行风险是指 eVTOL 在载人运输过程中, 周围环境以及障碍物对其飞行安全造成的威胁。eVTOL 飞行时与障碍之间的距离对求得的路径是否适用有决定性的作用, 故设置运行风险代价表达式为

$$f_R = \sum_{i=1}^n d_i \quad (4)$$

式(4)中: d_i 为栅格 i 的风险度, 即第 i 个航迹点的风险度。

1.3.3 高度变化代价

eVTOL 作为载人运输工具, 要着重考虑乘客的乘坐体验。故在飞行过程中, 需尽可能保持平稳, 减少飞行高度的变化。频繁的调整飞行高度会增加航空器的能耗, 影响乘客的乘坐体验且不利于飞行安全。故设置高度变化代价函数^[10]为

$$f_H = \sum_{i=1}^n \Delta z_i \quad (5)$$

式(5)中: Δz_i 为前后两个航迹点高度差。

1.4 约束条件

eVTOL 进行载人运输时需考虑多方面因素的影响, 飞行时的综合约束条件如下。

(1) eVTOL 单次载人运输的航程不应超过其最大航程。

(2) eVTOL 的飞行高度不超过飞行器的最大飞行高度以及城市飞行限高。

(3) eVTOL 在飞行过程中穿行的楼宇间距不得小于机体宽度。

(4) eVTOL 单次载人运输的耗能不应超过其电池的最大储能。

(5) eVTOL 飞行时的总重量不得超过其最大起飞重量。

(6) eVTOL 在水平方向进行转弯操作时不应超

过其最大转弯角。

(7) eVTOL 在垂直方向进行起降时不应超过其最大俯仰角。

2 算法设计

2.1 算法选择

目前, 在进行三维路径规划研究时, 常用算法主要分为传统经典算法和现代智能算法^[11]。常用的传统经典算法主要有 Dijkstra 算法、人工势场法 (artificial potential field, APF) 等, 现代智能算法主要有遗传算法 (genetic algorithm, GA)、A* 算法、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 等。近些年, 多种新型启发式算法兴起, 如人工电场算法 (AEFA)、蝴蝶优化算法 (butterfly optimization algorithm, BOA)、正弦余弦优化算法 (sine cosine algorithm, SCA) 等, 进行三维路径规划时的算法选择范围也相应扩大。

人工电场算法^[12]是 2019 年 Yadav 等提出的一种新型智能优化算法, 该算法全局搜索能力强、优化精度高、适应范围广。近几年在场址优化调度^[13]、流量预测^[14]、图像匹配^[15]、细胞检测^[16]、车辆路径规划^[17]等领域有所应用, 且优化结果较为理想。

综上所述, 将使用人工电场算法进行城市场景下 eVTOL 三维路径规划研究。同时, 在原有算法基础上, 加入自适应库伦参数融合改进, 进一步提高优化效果, 并与传统粒子群算法进行对比, 验证其优越性。

2.2 设计方案

2.2.1 人工电场算法

人工电场算法基于库仑定律, 其基本逻辑是电荷量较大的带电粒子具有更大的引力, 以此吸引电荷量小的带电粒子。所有粒子的电量在初始时均相同, 初始化粒子后, 带电粒子的个体最佳位置及两粒子间的引力计算如下。

$$p_i^d(t+1) = \begin{cases} p_i^d(t), & f[p_i^d(t)] < f[x_i^d(t+1)] \\ x_i^d(t+1), & f[p_i^d(t)] \geq f[x_i^d(t+1)] \end{cases} \quad (6)$$

$$F_{ij}^d(t) = K_i \frac{Q_i(t) Q_j(t)}{\|x_i(t), x_j(t)\|_2 + \varepsilon} [p_j^d(t) - x_i^d(t)] \quad (7)$$

$$K_i = K_0 \exp\left(-\alpha \frac{t}{T_{\max}}\right) \quad (8)$$

式中: t 为迭代次数; d 为搜索维度; x_i 泛指带电粒子; p_i 为当前所有带电粒子的最优位置; $f[p_i(t)]$ 为在第 t 次迭代时个体最优粒子的适应度值; Q 为粒子的电荷量; $\|x_i(t), x_j(t)\|_2$ 为粒子间的欧氏距离; ε 为防止分母为零的极小常数; K_i 为库伦常

数; T_{\max} 为最大迭代次数。通常情况下,设置 $K_0 = 500, \alpha = 30$ 。

粒子 i 所受到的合力计算公式为

$$F_i^d(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N r_j F_{ij}^d(t) \quad (9)$$

式(9)中: r_i 为 $[0, 1]$ 内的随机数。

在第 t 次迭代时粒子 i 的电场强度及加速度计算为

$$E_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{Q_j(t)} \quad (10)$$

$$a_i^d(t) = \frac{Q_i(t) E_i^d(t)}{M_i(t)} \quad (11)$$

式中: M_i 为粒子 i 的单位质量。

根据适应度值来更新各带电粒子电荷量,即

$$q_i(t) = \exp\left\{\frac{f[p_i^d(t)] - \text{worst}(t)}{\text{best}(t) - \text{worst}(t)}\right\} \quad (12)$$

$$Q_i(t) = \frac{q_i(t)}{\sum_{i=1}^N q_i(t)} \quad (13)$$

由于是最小化问题,最优粒子和最差粒子计算公式分别为

$$\text{best}(t) = \min[\text{fit}_j(t)] \quad (14)$$

$$\text{worst}(t) = \max[\text{fit}_j(t)] \quad (15)$$

粒子速度与位置更新公式分别为

$$V_i^d(t+1) = r_i V_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (16)$$

$$X_i^d(t+1) = X_i^d(t) + V_i^d(t+1) \quad (17)$$

带电粒子速度和位置的不断更新,适应度也相应变化,逐渐向最优适应度靠近。

2.2.2 设计改进人工电场算法

通常情况下,初始库仑常数设定为一个较高的数值,这样有利于进行全局搜索,随着迭代优化降低库仑常数的值,保证算法的搜索精度。在原算法基础上,增加了自适应库仑参数,并改进库仑常数。将库仑参数从一个固定的值改进为随着迭代逐步变化的数值;同时新增递减系数,使库仑常数在迭代中的递减更加缓慢。改进后将会减小后期搜索粒子的移动步长,避免搜索过程中错失最优解,保证其全局搜索效率的同时增强了局部搜索的能力。

自适应库仑参数 α [18] 及库仑常数 K'_i 改进公式如下。

$$\alpha_i = \beta \exp\left[\lg\left(\eta \frac{t}{T}\right)\right] \quad (18)$$

$$K'_i = \lambda K_0 \exp\left(-\alpha \frac{t}{T_{\max}}\right) \quad (19)$$

式中: β 和 η 均为计算库仑参数 α 的参数, $\beta = 100, \eta = 0.1$; λ 为递减系数,目的为延缓库仑常数递减速度,设置为 1.5。

2.2.3 传统粒子群算法

粒子位置、速度及惯性权重更新公式如下。

$$V_{ij}^{N(t+1)} = \omega_i V_{ij}^{N(t)} + c_1 r_1 (p_{ij}^t - x_{ij}^t) + c_2 r_2 (g_{ij}^t - x_{ij}^t) \quad (20)$$

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + V_{ij}^{N(t+1)} \quad (21)$$

$$\omega_i = \omega_{\max} - t[(\omega_{\max} - \omega_{\min})/T_{\max}] \quad (22)$$

式中: N 为搜索维度; $V_{ij}^{N(t)}$ 和 x_{ij}^t 分别为在第 t 次迭代中第 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 个粒子在第 k ($k = 1, 2, \dots, N$) 个搜索维度的速度和位置; ω_i 为惯性权重; c_1 、 c_2 分别为个体加速度因子和社会加速度因子; r_1 、 r_2 为随机搜索权重,取值为 $[0, 1]$ 之间的随机值; p_{ij}^t 、 g_{ij}^t 分别为个体最优解和全局最优解; T_{\max} 为最大迭代次数; $\omega_{\max} = 0.9, \omega_{\min} = 0.2$ 。

2.3 算法流程

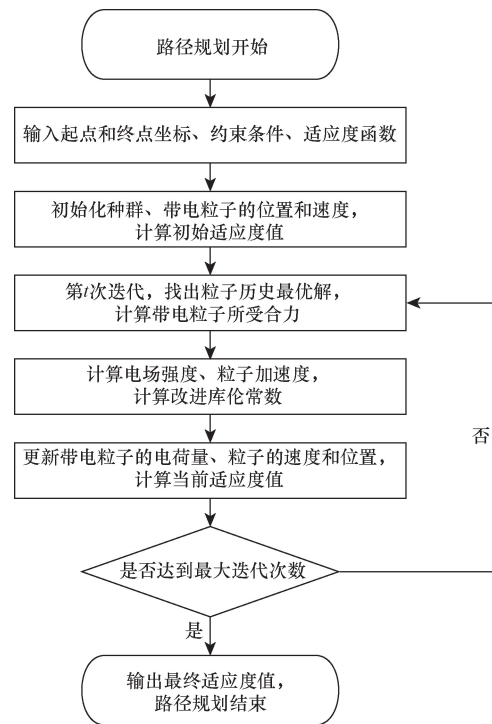


图1 IAEFA 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart of IAEFA

3 仿真与分析

3.1 eVTOL 型号选择

不同的 eVTOL 型号配置相差较大,故选择合适的型号对完成路径规划有着重要作用。部分中大型 eVTOL 飞行高度达 1 000 m 甚至更高,虽然没有超过低空空域(0 ~ 3 000 m)的限制,但是飞行高度过高要考虑的相关空域问题也更多,同时要类似于短途运输设计固定航线,故对此类 eVTOL 进行路径规划意义不大。

根据不同型号 eVTOL 的研发现状分析以及相

关参数对比,最终选择的 eVTOL 型号为亿航的 EH216-S。该型号无人驾驶航空器系统于 2023 年 10 月 13 日获得了民航局颁发的型号合格证,也证明其已能够满足民航局的安全标准以及适航要求。其基本参数如下。

最大起飞重量: 620 kg; 最大飞行速度: 130 km/h; 巡航速度: 100 km/h; 最大飞行高度: 200 m; 最大航程: 30 km; 最大航时: 25 min。

3.2 仿真环境及参数设计

在路径规划仿真模拟中,确定合适的仿真环境范围十分重要。研究部分 eVTOL 路径规划的相关文献后,发现环境建模的大概范围较为一致,文献[19]构建了 2 200 m × 730 m 的环境,通过变换不同的高度进行二维路径规划研究;文献[2]的建模环境为 1 000 m × 1 000 m × 100 m。选择构建一个 2 000 m × 2 000 m × 150 m 的城市场景,模拟未来 eVTOL 在较高密度城市环境下运行情况,并检验改进算法的优越性。

使用 MATLAB R2018a 进行仿真分析,部分参数设计如表 1 所示。

表 1 参数设置

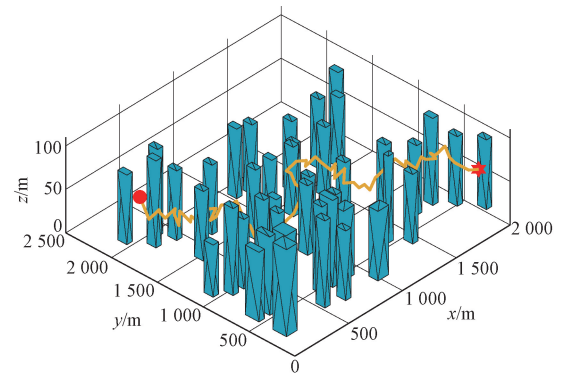
Table 1 Parameter setting

参数	数值
起始起降点坐标	[10, 1 750, 80]
飞行总质量 M/kg	500
机体宽度 W/m	5.73
最大俯仰角/ rad	$\pi/3$
运行风险代价权重 φ_2	0.3
初始库伦常数 K_0	500
粒子数量 i	20
终止起降点坐标	[1 750, 10, 80]
最大航程 L/km	30 km
最大转弯角/ rad	$\pi/3$
航程代价权重 φ_1	0.4
高度变化代价权重 φ_3	0.3
库伦参数 α	30
最大迭代次数 T_{\max}	200

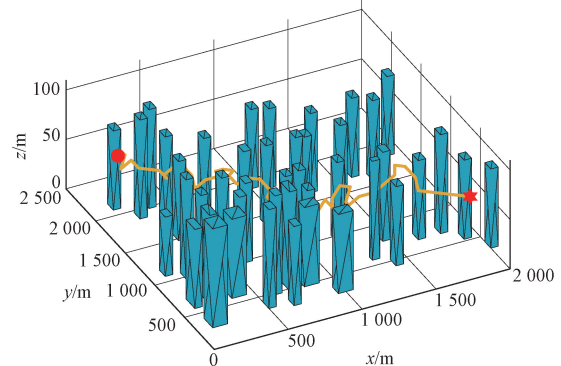
3.3 仿真结果分析

利用所提到的相关算法完成仿真实验,得到 3 种算法的路径规划仿真结果及相关实验数据。仿真结果如图 2、图 3 所示,实验数据如表 2 所示。

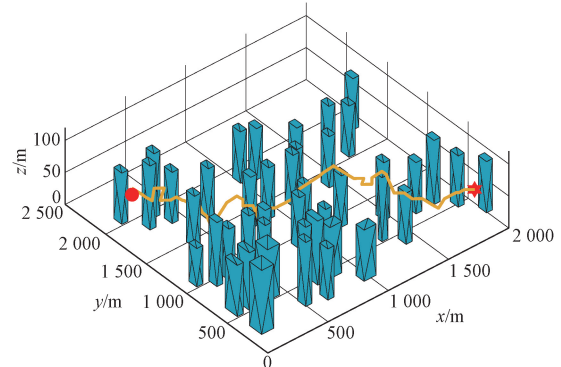
由图 2 可知,3 种算法均能实现载人 eVTOL 路径规划,且飞行距离、飞行高度、转弯及起降角度等均能满足约束条件。但传统粒子群算法规划的路径有较多折线,且明显能看出高度变化较大,无形中增加了运行风险。人工电场法的规划结果相对较好,但局部规划效果不佳,部分折线较为明显,影响了整体路径规划的效果。相比之下,使用改进



(a) PSO 仿真结果图



(b) AEFA 仿真结果图



(c) IAIEFA 仿真结果图

图 2 三维路径规划仿真结果图

Fig. 2 Three-dimensional path planning simulation results

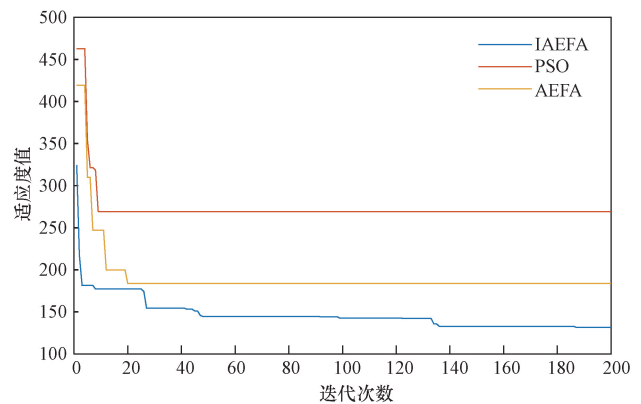


图 3 适应度函数曲线对比图

Fig. 3 Adaptation function curve comparison chart

表2 路径规划效果对比

Table 2 Comparison of path planning effect

算法名称	航程/m	运行风险	高度变化/m
PSO 算法	3 986.08	85.74	216.61
AEFA 算法	3 064.48	49.29	109.80
IAEFA 算法	2 805.11	43.79	77.31

人工电场法规划得到的路径更为平滑,折线较少且没有频繁的高度变化,整体和局部规划均得到较优结果。

由图3可知,改进算法除整体规划结果更优外,还有着较强的持续寻优能力,多次迭代后仍能更新最优解。结合表2的仿真结果进行分析,改进算法各项指标均能得到更优结果,航程相较于粒子群算法和传统人工电场法分别减少了29.62%和8.46%;运行风险分别减少了48.93%和11.16%;高度变化优化效果最为明显,较另外两种算法分别减少了64.31%和29.59%。

3.4 递减系数 λ 取值分析

所提出的改进人工电场算法在计算库伦常数时新增了递减系数,递减系数的取值会影响搜索后期粒子的移动步长,故也将对最终的路径规划结果产生影响。进行了10组对照实验,固定其他系数取值,分析递减系数的取值大小对仿真结果的影响,仿真结果记录如表3所示。

由表3可知,随着递减系数 λ 的增大,各项结果整体上均呈现出先减小后增大的趋势。当 $\lambda = 1.5$ 时,航程和运行风险均达到最低;虽然 $\lambda = 1.6$ 时高度变化相较前者仍有减少,减少约为2.13%,但航程和运行风险分别增加6.25%和2.35%。故综合考虑, $\lambda = 1.5$ 为递减系数的最优取值,此时路径规划效果最佳。

表3 递减系数取值对结果的影响

Table 3 Influence of the value of the decrease coefficient on the results

λ	航程/m	运行风险	高度变化/m
1.1	2 996.19	45.65	81.96
1.2	2 972.82	44.74	80.82
1.3	2 988.36	45.51	81.58
1.4	2 901.43	44.09	78.18
1.5	2 805.11	43.79	77.31
1.6	2 980.51	44.82	75.66
1.7	3 218.21	51.69	114.59
1.8	3 162.40	51.32	117.88
1.9	3 378.06	54.29	120.68
2.0	3 535.03	60.06	158.67

4 结论

选择目前研究较少的载人eVTOL作为研究对

象,通过危险度栅格法进行高密度城市三维环境建模,以最小化航程代价、运行风险代价和高度变化代价构成的总代价作为目标函数,结合eVTOL自身性能及环境约束,并考虑到其载人运输的特定需求,构建了多约束条件的载人eVTOL路径规划模型。在传统人工电场算法的基础上,增加了自适应库伦参数,并在库伦常数的计算中创新性地引入了递减系数,进行路径规划仿真对比。仿真结果表明,改进人工电场算法在保证全局搜索的同时,还能兼顾局部搜索,避免搜索过程中错失最优解,且具有一定的持续寻优能力,仿真结果较粒子群算法和传统人工电场算法更优。同时通过对照试验,得到了递减系数的最优取值为 $\lambda = 1.5$ 。

通过改进人工电场算法实现了城市市场下载人eVTOL安全稳定的运行,证明了本文算法的实用性和可靠性,为未来城市空中交通系统的优化提供了一定的技术支持;同时也将推动eVTOL的技术研发和常态化运行。随着低空经济的发展,专家学者对城市空中交通运行安全的理论研究也将逐渐深入,有关载人eVTOL路径规划的研究也将持续增加。今后将会扩大仿真环境并增加动态避障,以求更贴近eVTOL的真实运行环境;同时探索将人工电场算法和其他局部优化算法进行融合,进一步提高路径规划的优越性。

参 考 文 献

- [1] 刘东来,江波,郑远,等.城市空中交通空域架构及轨迹规划方法[J].科技和产业,2023,23(8):268-273.
Liu Donglai, Jiang Bo, Zheng Yuan, et al. Airspace structure and trajectory planning method for urban air mobility[J]. Science Technology and Industry, 2023, 23(8): 268-273.
- [2] 李明,陈金良,刘文,等.面向城市空中交通的eVTOL飞行器路径规划算法对比[J].西华大学学报(自然科学版),2023,42(5):54-61.
Li Ming, Chen Jinliang, Liu Wen, et al. A comparative of eVTOL aircraft path planning algorithms for urban air mobility[J]. Journal of Xihua University (Natural Science Edition), 2023, 42(5): 54-61.
- [3] Hildemann M, Verstegen J A. 3D-flight route optimization for air-taxis in urban areas with evolutionary algorithms and GIS[J]. Journal of Air Transport Management, 2023, 107: 102356.
- [4] 王飞,杨清平.基于改进粒子群算法的城市物流无人机路径规划[J].科学技术与工程,2023,23(30):13187-13194.
Wang Fei, Yang Qingping. Route planning of urban logistics unmanned aerial vehicle based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(30): 13187-13194.
- [5] Abhishek B, Ranjit S, Shankar T, et al. Hybrid PSO-HSA and PSO-GA algorithm for 3D path planning in autonomous UAVs[J]. SN Applied Sciences, 2020, 2: 1-16.

- [6] 曹建秋, 张广言, 徐鹏. A * 初始化的变异灰狼优化的无人机路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(4): 275-282.
Cao Jianqiu, Zhang Guangyan, Xu Peng. A * initialized mutable gray wolf optimizer for UAV path planning[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(4): 275-282.
- [7] 黄鹤, 高永博, 茹锋, 等. 基于自适应黏菌算法优化的无人机三维路径规划[J]. 上海交通大学学报, 2023, 57(10): 1282-1291.
Huang He, Gao Yongbo, Ru Feng, et al. 3D path planning of UAV based on adaptive slime mould algorithm optimization[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2023, 57(10): 1282-1291.
- [8] 隋东, 杨振宇, 丁松滨, 等. 基于 EMSDBO 算法的无人机三维航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(5): 1756-1766.
Sui Dong, Yang Zhenyu, Ding Songbin, et al. Three-dimensional path planning of UAV based on EMSDBO algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(5): 1756-1766.
- [9] 张启钱, 许卫卫, 张洪海, 等. 复杂低空物流无人机路径规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(7): 1275-1286.
Zhang Qiqian, Xu Weiwei, Zhang Honghai, et al. Path planning of logistics UAV in complex low-altitude airspace[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(7): 1275-1286.
- [10] 黄晋, 李云飞, 王圣淳, 等. 基于改进 PSO 算法的无人机城域三维路径规划[J]. 电光与控制, 2024, 31(2): 41-45, 76.
Huang Jin, Li Yunfei, Wang Shengchun, et al. 3D path planning of UAVs in urban environments based on improved PSO algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31(2): 41-45, 76.
- [11] 王琼, 刘美万, 任伟建, 等. 无人机航迹规划常用算法综述[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2019, 37(1): 58-67.
Wang Qiong, Liu Meiwang, Ren Weijian, et al. Overview of common algorithms for UAV path planning[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2019, 37(1): 58-67.
- [12] Yadav A. AEFA: artificial electric field algorithm for global optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 48: 93-108.
- [13] 王彤, 刘嘉祥, 韦彪, 等. T 市供水泵站优化运行调度[J]. 水电能源科学, 2021, 39(8): 120-123, 132.
Wang Tong, Liu Jiawei, Wei Biao, et al. The water supply pump station optimized operation scheduling of T City[J]. Water Resources and Power, 2021, 39(8): 120-123, 132.
- [14] 王肖鑫, 岑威钧, 李昭辉, 等. 基于人工电场算法优化的大型灌区径流预测模型研究[J]. 水资源与水工程学报, 2022, 33(4): 79-84.
Wang Xiaoxin, Cen Weijun, Li Zhaohui, et al. Runoff prediction model for large irrigation areas based on artificial electric field algorithm optimization[J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2022, 33(4): 79-84.
- [15] Yadav A. Discrete artificial electric field algorithm for high-order graph matching[J]. Applied Soft Computing, 2020, 92: 106260.
- [16] Yadav A. An intelligent model for the detection of white blood cells using artificial intelligence[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2021, 199: 105893.
- [17] Zheng H, Gao J, Xiong J, et al. An enhanced artificial electric field algorithm with sine cosine mechanism for logistics distribution vehicle routing[J]. Applied Sciences, 2022, 12(12): 6240.
- [18] 余宜轩. 人工电场算法及应用研究[D]. 南宁: 广西民族大学, 2023.
Yu Yixuan. Research on artificial electric field algorithm and its application[D]. Nanning: Guangxi University for Nationalities, 2023.
- [19] Li Y, Liu M. Path planning of electric VTOL UAV considering minimum energy consumption in urban areas[J]. Sustainability, 2022, 14(20): 142013421.