

复杂城市环境下无人机路径规划

向进¹ 许莉¹ 刘海容¹ 何开晟¹ 傅奕晖¹ 陈浩¹ 杨婷²

XIANG Jin XU Li LIU Hairong HE Kaisheng FU Yihui CHEN Hao YANG Ting

摘要

在复杂的城市环境中，无人机的快速路径规划是一个迫切需要解决的问题。介绍了一种针对复杂城市环境下无人机三维全局路径规划框架，对复杂问题进行了分类，对规划路径生成方法进行了改进和优化。首先，将复杂城市环境下的无人机路径规划问题分类量化为三个约束条件进行表征，降低了计算复杂度。其次，基于混沌亲代影响机制，提出了一种改进的混沌亲代粒子群优化方法（CPPSO），以有效地在三维复杂环境中生成无碰撞路径。使用 CEC2017 基准函数，与其他方法进行比较，所提出的 CPPSO 具有优异的性能。最后，设计了两个不同复杂度的仿真场景，并在三维环境中进行了仿真实验，验证了框架的有效性和优越性。

关键词

路径规划；无人机；复杂环境；城市；优化算法

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.05.044

0 引言

随着科技快速发展，无人机以其低成本、高性能等特点，在环境监测、搜救、运载物资等任务中得到了广泛的应用。任务的成败主要取决于是否能在全局信息已知情况下生成一条可行且安全的飞行路径。因此，无人机路径规划问题值得研究^[1]。

在无人机路径规划中，三维空间内有大量可行性求解路线，PSO 属于全局优化算法，但由于种群在搜索空间中多样性丢失，容易陷入局部求解极值点中，导致局部搜索能力较差，搜索精度不够高^[2]。因此，许多学者对其进行了改进研究。这些改进可以分为以下几种类型。

自适应改变参数方法主要是通过时间推移来改变惯性权重等系数，主要思想是在不断迭代中减小惯性权重，使得局部搜索能力随惯性权重减小而增强。王磊等人^[3]将自适应步长布谷鸟搜索和粒子群算法融合，考虑路径的长度和危险性等要素构造适应度函数。吴钧皓等人^[4]针对多无人机路径规划问题，提出带交叉策略的粒子群算法进行求解。智瀚宇等人^[5]提出粒子群和灰狼优化的复合算法，采用非线性参数控制和加权自适应策略来平衡算法的全局和局部搜索能力。采

用更新粒子速度和位置公式的方法，通过改变粒子位置和速度更新公式，加深收敛精度，获得最优解。贾会群等人^[6]在传统粒子群算法中引入鸡群算法中的母鸡更新方程和小鸡更新方程，对搜索停滞的粒子进行扰动，使得其向全局最优解靠近。王翼虎等人^[7]引入细菌觅食算法的趋化操作、迁徙操作，最终提高其寻优能力。更新学习策略方法主要是通过群体的拓扑重新定义粒子的结构，从而定义了它们对彼此的影响。顾川等人^[8]将传统人工势场法与粒子群融合，提出目标平移法进行改进，对参数进行优化，设计多目标代价函数，实现参数的快速最优调整。

综上所述，PSO 可以快速规划无人机的飞行路径。然而，在复杂的环境中，PSO 有性能限制，在真实复杂的环境约束下甚至很难生成可信的路径。为了解决这一问题，本文将城市复杂模型简化为由城市空间建筑和临时静态障碍组成的可观测空间，并提出了改进的混沌亲代粒子群优化，用于城市环境下的无人机路径规划。

1 系统模型和问题公式

考虑了一个单一无人机在城市环境中运行的三维场景，该无人机在一个复杂的城市环境模型中进行点对点路径规划。将整个工作空间设置在笛卡尔坐标系下，空间中任意点 P 表示为 (x, y, z) 。起始点 S 和目的地点 D 分别表示为 $S = (x_s, y_s, z_s)$ 和 $D = (x_d, y_d, z_d)$ 。在无人机整体飞行过程中，障碍物会限制无人机的移动。本文将整个空间划分为等距网格点，网格点内存在障碍物等静态约束映射，无人机将障碍物

1. 福州大学物理与信息工程学院 福建福州 350108

2. 同济大学建筑与城市规划学院 上海 200092

[基金项目] “十四五”国家重点研发计划课题“城市可持续规划建设多模态情景智能仿真信息平台研究” (2022YFC3800205)

的网格点标记,避免与静态障碍物碰撞。定义单一无人机三维空间下无人机的无碰撞轨迹路径为 T ,则无人机在三维空间的路径规划定义为从起始点、目的地点和中间网格点集合的函数可以表示为:

$$f(T) = f(S, p_1, p_2, \dots, p_n, D) \quad (1)$$

$$p_i \in P$$

无人机路径规划是一个复杂的优化问题,需要考虑优化问题。在无人机的路径规划过程中,先前的环境信息是已知的,但它会遇到一个随机已知的复杂危险环境,如高层建筑或禁飞区。在飞行过程中必须考虑到这些因素,以避免障碍物对无人机工作的影响。因此,设计了一个评价函数 f_c :

$$f_c = f_l + f_b + f_r \quad (2)$$

1.1 飞行距离

无人机的能量是有限的。无人机需要在有限的能量下完成尽可能多的工作。因此,无人机规划飞行路径的最短总长度是主要的规划目标。将无人机的路径规划定义为一个最小化问题,目的是在保证安全可靠的同时,通过缩短相应的轨迹长度来降低总体路径规划成本,用以下目标函数:

$$f_l = \sum_{i=1}^n D_i \quad (3)$$

$$D_i = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \quad (4)$$

1.2 建筑

无人机的工作环境中存在静态障碍以及随机生成的静态环境约束。本文考虑的静态障碍约束为城市空间建筑,其形状为长方体,定义静态障碍集合为 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ 。其中,第 h 个障碍物表示为:

$$o_h = (o_{xh}, o_{yh}, o_{zh}, L_{oh}, W_{oh}, H_{oh}) \quad (5)$$

式中:障碍物以 $P(o_{xh}, o_{yh}, o_{zh})$ 为原点, L_{oh} 为建筑投影长, W_{oh} 为建筑投影宽, H_{oh} 为建筑高。建筑物的损失函数 f_b 可以表示为:

$$f_r = \begin{cases} 1, p_i \in T \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (6)$$

1.3 临时静态障碍

因环境原因生成的可观测临时静态环境约束,可能影响无人机正常工作的空间,常见的有因通信多径效应产生的通信中断地区、随机产生的障碍空间、极端的局部恶劣气候等等。定义静态环境约束集合为 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$,其中,将 t_o 抽象成以 $P(x_o, y_o, z_o)$ 为圆心、 R_o 为覆盖半径的三维圆形区域,表示为:

$$t_o(x, y, z) = ((x - x_o)^2 + (y - y_o)^2 + (z - z_o)^2) / R_o^2 \quad (7)$$

在本文中,静态障碍和静态环境约束为无人机无法进入的空间,无人机在进行路径规划的过程中,需要避开此类空间,其约束条件为:

$$f_r = \begin{cases} 1, p_i \in T \\ 0, \text{others} \end{cases} \quad (8)$$

同时,为了对该系统进行理想的数学讨论,本文给出了以下合理的假设:(1)无人机通过感知等方式获取的环境模型与实际模型没有误差,无人机可以在有限的区域内获取所有的环境信息;(2)在环境模型中,除无人机外,环境中的非合作目标都是固定的和不可移动的,在飞行期间,环境限制不会改变;(3)本文讨论了无人机在城市环境中的规划问题。在本文中,无人机作为粒子讨论,因为无人机的尺寸与建筑本身相比可以忽略不计。

2 改进粒子群优化算法

在本节中,将详细说明路径规划方法。首先,基于改进的 PSO 进行轨迹规划,以获得完整的观测信息。本文提出了一种改进的亲代反馈机制来更新粒子速度,同时利用混沌理论的原理来探索搜索空间并避免局部最优,以获得更好的性能。通过三维几何建模建立了一个评价机制,以确定生成的路径是否满足无人机的飞行条件。本文考虑了城市建筑、环境威胁和无人机飞行轨迹的产生的影响,通过使用损失函数判断和重复识别步骤,生成了一个跨越所有约束的最优碰撞自由路径。

Kennedy 于 1995 年提出粒子群 (PSO) 算法^[9],它从随机解出发,以适应度作为评价标准不断地迭代寻优,找到适应度最小的解,将其作为全局最优解,相比于其他智能算法,粒子群算法有易实现、精度高、收敛快等优点^[10]。在粒子群算法求解过程中,每个粒子记录着当前位置、速度以及曾经到达的最优位置,从这一系列的数据中发掘出问题的解决方案。在不断的迭代过程中,每个粒子都朝着全局最优和历史到达过的最优点运动。粒子的速度更新公式为:

$$v_{i,d}^{t+1} = w \cdot v_{i,d}^t + c_1 \cdot r_1 (M_{i,d}^t - x_{i,d}^t) + \quad (9)$$

$$c_2 \cdot r_2 (G_d^t - x_{i,d}^t)$$

$$x_{i,d}^{t+1} = x_{i,d}^t + v_{i,d}^{t+1} \quad (10)$$

式中:粒子 i 位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$; 粒子 i 速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$; 粒子 i 个体经历过的最好位置为 $M_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$; 种群所经历的最好位置为 $G_i = (g_1, g_2, \dots, g_D)$; 速度变化范围限定在 $[-V_{\max,d}, V_{\max,d}]$ 内。

速度部分由惯性部分、社会部分和认知部分三个部分组成,其中 w 为惯性权重, c_1 、 c_2 分别为认知部分和社会部分的加速系数, r_1 和 r_2 则是均匀分布在 $[0,1]$ 范围内的两个随机数。

PSO 算法会在求解大规模优化问题时容易陷入局部最优。当粒子处于较差区域时,粒子搜索能力较差,则最终解的质量可能不高,会陷入一个局部最优问题中。为了改进这点不足,本文引入混沌映射函数^[11],由于混沌映射函数具有

不可预测特征，将随机性引入速度方程，达到扰动粒子运动的效果，从而期望达到跳出局部最优解。

$$v_{i,d}^{t+1} = w \cdot v_{i,d}^t + c_1 \cdot r_1 \cdot (M_{i,d}^t - x_{i,d}^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (G_d^t - x_{i,d}^t) + \alpha f(u(v_{i,d}^t)) \quad (11)$$

同时，由于加入了随机性可能会导致信息丢失，本文提出亲代粒子因子。亲代粒子运动特征对新生代粒子速度的影响，除了惯性影响，还包括其它特征。因此，加入亲代粒子作为反馈控制进行调节，保留往代信息，并且考虑其影响对于新生粒子的影响为指数型衰减，则其表达为：

$$N_{i,d}^t = n^2 v_{i,d}^t \pm n^3 v_{i,d}^{t-1} \pm n^4 v_{i,d}^{t-2} \pm \dots \pm n^m v_{i,d}^{t-m+2} \quad (12)$$

式中： $N_{i,d}^t$ 为过去对现在的影响， n 为设定的父辈影响因子，其范围为[0,1]。粒子代数离现在越远，则影响越小，并以指数形式衰减。首先，对指数次幂进行设计。本文设计了消融实验，经过测试，当父辈速度初始系数为二次幂的时候效果最佳。接着，考虑父辈速度的代数对整体算法性能的影响，设计消融实验，由于从三代再往上对最新一代的影响近乎为0，甚至会是最优解造成负影响，因此进一步对 $N_{i,d}^t$ 进行简化，公式如下：

$$N_{i,d}^t = n^2 v_{i,d}^t \pm n^3 v_{i,d}^{t-1} \pm n^4 v_{i,d}^{t-2} \quad (13)$$

最后所提的混沌亲代粒子群公式为：

$$v_{i,d}^{t+1} = w \cdot N_{i,d}^t + c_1 \cdot r_1 \cdot (M_{i,d}^t - x_{i,d}^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (G_d^t - x_{i,d}^t) + \alpha f(u(v_{i,d}^t)) \quad (14)$$

3 仿真实验

3.1 算法性能测试

有必要探讨路径规划方法的优缺点。本文对提出的混沌亲代粒子群算法进行了改进。因此，本节主要测试混沌亲代粒子群的性能。本试验选择的比较方法为 PSO、PSOFA、PSOGGL、PSOLDIW 和 PSOTVAC。CPPSO 在单峰条件下实现最佳解决方案，在 f1、f2、f3 均最优。对于 7 个简单多峰函数，CPPSO 在 f4、f5、f9 上获得最优解，7 个函数中有 3 个最优，其次是 PSOGGL 在 f6 函数最优，PSOTVAC 在 f7 函数最优。对于 10 个混合函数，IPPSO 在 f11、f12、f14、f15、f18 上获得最优解，10 个函数中有 5 个最优，其次是 PSOFA 在 f19、f20 上最优，PSOTVAC 在 f13、f16 上最优，最后是 PSOGGL 在 f17 上取得最优解。对于 10 个组合函数，IPPSO 有 6 个最优，分别是 f23、f25、f26、f27、f28、f30，其次是 PSOFA 在 f22 上最优，最后是 PSOGGL 和 PSOTVAC 分别在 f24、f29 和 f21 上取得最优解。收敛特性反映了局部搜索能力。实验结果表明，CPPSO 取得显著结果，图 1 为部分函数收敛曲线图。同其他 PSO 变体相比，在单峰、多峰、混合和组合函数下均能获得优异性能，IPPSO 具有明显的优势，具有较强的局部搜索能力，在解决大多复杂优化问题中均能取得较好的结果。

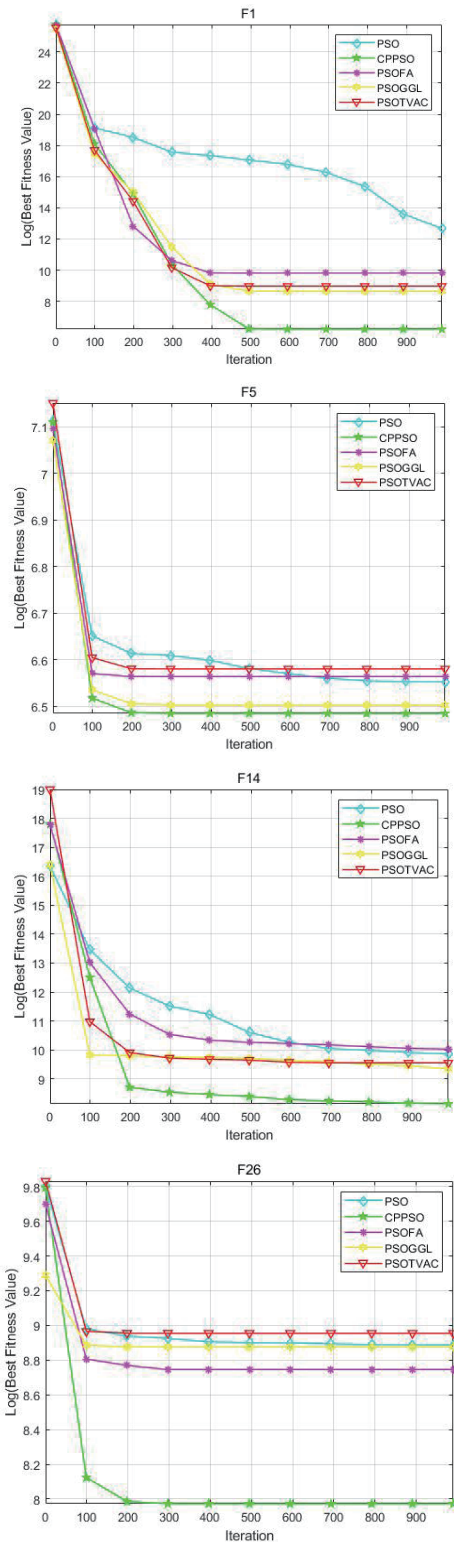


图 1 部分改进 PSO 的 CEC2017 收敛曲线

3.2 城市环境的路径规划模拟

为了验证本文提出的路径规划框架在城市场景中的有效性，在本研究中模拟了两种不同的环境规范，这种环境模拟了环境规模、建筑物和临时静态障碍。在方案 1 中，提出了一个 400 m×400 m 的小规模区域，它由 13 栋建筑组成，高

度从 45 m 到 130 m。从起点到终点的直线距离为 330.3 m，共设计了 1 个临时静态障碍物。在方案 2 中，提出了一个 1000 m×1000 m 的大面积区域，由 60 栋建筑组成，高度从 45 m 到 150 m，起点到终点直线距离为 986.6 m，该方案设计了 3 个临时静态障碍物。

两种规模城市环境下的规划结果分别如图 2 和图 3 所示。在方案 1 中，通过 CPPSO 算法规划出的路径距离为 354.4 m，通过 PSO 算法规划出的路径距离为 361 m。在方案 2 中，通过 CPPSO 算法规划出的路径距离为 1019 m，而通过 PSO 算法规划出的路径距离为 1 151.1 m。从实验中可以看出，本文所提出的算法在大规模的城市环境中优势更加明显。

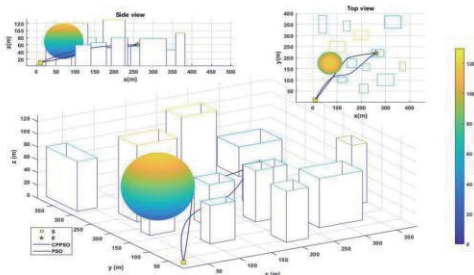


图 2 小规模城市环境仿真

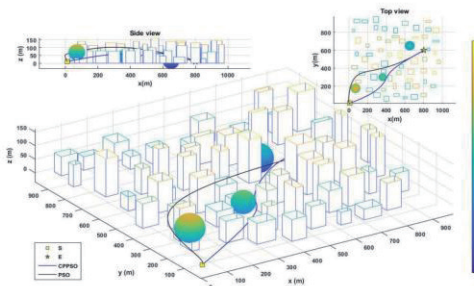


图 3 大规模城市环境仿真

4 结论

本文研究了复杂城市环境下无人机的路径规划问题，对粒子群算法进行改进，引进了混沌亲代概念，增加了混沌的多样性，同时保留了往代信息，提高了粒子局部搜索能力。通过 CEC2017 的 30 个测试函数验证了算法的优越性，其中大部分优化函数都能取得较好的结果，同时本文构建了两种规模的城市环境，验证了所提算法的实用性。

参考文献:

- [1] CHEN C, CHEN S, HU G, et al. An auto-landing strategy based on pan-tilt based visual servoing for unmanned aerial vehicle in gnss-denied environments[J]. *Aerosp sci technol*, 2021,116:106891.
- [2] 刘雪, 田云娜, 田园. 群智能算法研究综述 [J]. *信息与电脑*

(理论版), 2021,33(24):63-69.

- [3] 王磊, 李京杭, 齐俊艳, 等. 基于自适应步长布谷鸟搜索和粒子群融合算法的 AUV 水下三维路径规划 [J]. *武汉大学学报(理学版)*, 2023,69(6):739-748.
- [4] 吴钧皓, 戚远航, 罗浩宇, 等. 带交叉策略的粒子群算法求解多无人机路径规划问题 [J]. *工业控制计算机*, 2023, 36(10): 94-95+168.
- [5] 智瀚宇, 贾新春, 张学立. 无人机路径规划: 一种粒子群和灰狼复合算法 [J/OL]. *控制工程*, 1-8[2024-04-22]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20221058>.
- [6] 贾会群, 魏仲慧, 何昕, 等. 基于改进粒子群算法的路径规划 [J]. *农业机械学报*, 2018,49(12):371-377.
- [7] 王翼虎, 王思明. 基于改进粒子群算法的无人机路径规划 [J]. *计算机工程与科学*, 2020,42(9):1690-1696.
- [8] 顾川, 郭道省, 吴彬彬. 基于凸优化粒子群算法的在线航迹规划 [J]. *数据采集与处理*, 2023,38(5):1180-1190.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks(ICNN). Piscataway: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [10] 于力涵, 洪儒, 吴宇伦, 等. 基于 IKGC-PSO 算法的无人机三维路径规划系统 [J]. *计算机测量与控制*, 2023, 31(8): 259-266.
- [11] 李一铭, 王跟成. 基于坠落机制的混沌麻雀算法 AGV 路径规划 [J]. *制造技术与机床*, 2023(1):102-108.

【作者简介】

向进(2000—), 男, 湖北黄冈人, 硕士研究生, 研究方向: 路径规划、智能算法。

许莉(1998—), 女, 河南沈丘人, 硕士研究生, 研究方向: 多智能体路径规划。

刘海容(1999—), 男, 河南周口人, 硕士研究生, 研究方向: 联邦学习。

何开晟(1999—), 男, 福建宁德人, 硕士研究生, 研究方向: 多智能体强化学习。

傅奕晖(2001—), 男, 福建南平人, 硕士研究生, 研究方向: 视觉 SLAM。

陈浩(2000—), 男, 广西柳州人, 硕士研究生, 研究方向: 多智能体规划控制。

杨婷(1983—), 通信作者(email: 2002yangting@tongji.edu.cn), 女, 山东青岛人, 博士, 副研究员, 研究方向: 智能规划。

(收稿日期: 2024-01-29)