

基于改进 PSO 的无人机三维航迹规划优化算法

巫茜¹, 罗金彪¹, 顾晓群², 曾青¹

(1. 重庆理工大学 计算机科学与工程学院, 重庆 400054;

2. 重庆高新区飞马创新研究院, 重庆 400039)

摘要: 为解决无人机航迹规划中粒子群算法(PSO)易陷入局部极值和收敛速度慢的难题,提出了一种基于自适应柯西变异粒子群(ACMPSO)的无人机三维航迹规划算法。建立了无人机飞行三维环境模型;综合权衡航迹长度、雷达威胁、障碍物碰撞、高度变化等影响因素,构建了适应度函数;借助指数型惯性权重和柯西变步长调节策略,探讨了迫使粒子跳出局部极值与加速算法收敛的方法;最后给出了复杂三维环境下的无人机航迹规划优化算法。以 $100\text{ km} \times 100\text{ km} \times 10\text{ km}$ 任务空间的航迹规划为例,仿真结果验证了ACMPSO算法可有效弥补PSO的缺陷,所规划出的航迹可有效躲避障碍物和威胁,用时更少且品质更高。研究表明,采用ACMPSO算法在任务空间规划航迹是合理、可行和有效的。

关键词: 航迹规划; 粒子群算法; 柯西变异; 无人机; 适应度函数

本文引用格式: 巫茜, 罗金彪, 顾晓群, 等. 基于改进 PSO 的无人机三维航迹规划优化算法[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(08): 233–238.

Citation format: WU Qian, LUO Jinbiao, GU Xiaoqun, et al. Optimization Algorithm for UAV 3D Track Planning Based on Improved PSO Method[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering 2021, 42(08): 233–238.

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 2096–2304(2021)08–0233–06

Optimization Algorithm for UAV 3D Track Planning Based on Improved PSO Method

WU Qian¹, LUO Jinbiao¹, GU Xiaoqun², ZENG Qing¹

(1. College of Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China;

2. Chongqing High-Tech Zone Feima Innovation Research Institute, Chongqing 400039, China)

Abstract: In order to solve the puzzle that PSO is easy to fall into local extremum and slow convergence speed in UAV flight track planning, an ACMPSO optimization algorithm based on improved PSO was proposed. The three-dimensional environment model of UAV flight was established. Based on the comprehensive balance of track length, radar threat, obstacle collision, altitude change and other influencing factors, the fitness function was constructed. By means of exponential inertia weight and Cauchy variation step length regulation strategy, the method of forcing particles to jump out of local extremum and accelerating convergence algorithm was discussed. An algorithm for UAV trajectory planning optimization in complex 3D environment was presented. Taking the flight track planning of $100\text{ km} \times 100\text{ km} \times 10\text{ km}$ mission space as an example, the simulation results verify that ACMPSO algorithm can avoid the defects of PSO algorithm, and the planned flight path can effectively avoid obstacles and threats, take less time and have higher quality. The results show that the ACMPSO algorithm is reasonable, feasible and effective in mission space track planning.

Key words: track planning; particle swarm algorithm; Cauchy mutation; UAV; fitness function

收稿日期: 2020–10–24; 修回日期: 2020–12–15

作者简介: 巫茜(1980—),女,硕士,副教授。

通信作者: 罗金彪(1996—),男,硕士研究生, E-mail: 2275411002@qq.com。

1 引言

由于无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)具有使用便捷、成本低廉、外形灵活、体积小且易于操控以及适应性强等诸多优势,在边境巡逻、侦查监视、遥感测绘、农林作业、电力巡检等众多军民领域得到了广泛应用^[1-3]。无人机航迹规划,是指为顺利完成飞行任务,在综合权衡地形地貌、各类威胁、能源油耗等诸多因素下,给无人机规划出一条令人满意的飞行航迹。

目前有多种航迹规划算法,如蚁群算法、遗传算法、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)等^[4],它们各有优势和不足。其中,PSO因搜索速度快、实现简单而获得广泛应用,但在后期运算极易陷入局部最优解并且收敛速度慢。文献[5]提出了一种阶梯式惯性权重与跳出局部最优解相结合的PSO策略,可较好地统筹局部搜索和全局搜索之间的关系,并使之跳出局部极值,以加快算法的收敛速度,但对最大迭代次数的依赖性高;文献[6]借鉴优胜劣汰的自然选择机制,可以获得无人机航迹规划的近优解,但由于其降低了PSO种群的多样性,不利于寻找全局最优解;文献[7]通过差分进化、模拟退火和混沌优化3种算法改进PSO,丰富了种群的多样性,从而提高了航迹品质,但该方法复杂度较高,耗时较长。

本文首先建立了包含地形、障碍物和雷达在内的三维环境模型,然后构造了基于航迹长度、障碍物碰撞、雷达威胁和高度变化的适应度函数,最后针对传统PSO算法和上述改进方案的不足,引入柯西变异算子,提出了自适应柯西变异粒子群算法(adaptive cauchy mutation PSO, ACMPSO),并通过仿真验证了该算法的有效性。

2 无人机三维航迹规划模型

2.1 环境建模

为研究无人机航迹规划问题,首先需要建立三维数字地图,该地图通常包括基准地形、障碍区域以及威胁区域的信息。

基准地形采用山峰函数^[8]进行模拟,如式(1)所示:

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

式中: $Z(x, y)$ 为坐标点 (x, y) 处的高度值, N 为山峰的数量, h_i 为任务空间中第 i 座山的高度, x_{oi} 、 y_{oi} 为其中心点坐标, x_{si} 、 y_{si} 分别为其在 x 、 y 轴方向的坡度向量。为便于分析,对无人机设置一个安全高度 h_{safe} ,当无人机飞行高度小于该处地形的高度 h 与安全高度 h_{safe} 之和时,将该节点的高度设为 $h + h_{\text{safe}}$ 。

障碍区域通过圆柱体模拟^[9],如式(2)所示:

$$L_i(x, y, z) = \begin{cases} \sum_i (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 = R_i^2 \\ z \in [0, z_i] \end{cases} \quad (2)$$

式中: $L_i(x, y, z)$ 表示第 i 个圆柱体, (x_i, y_i) 、 z_i 、 R_i 分别为其中心坐标、高度和半径。

电磁干扰区域、禁飞区域和敌方探测等区域通常被视为威胁区域,可采用半球模型进行建模^[9],本文选用雷达探测区域作为威胁区域,如式(3)所示:

$$W_i(x, y, z) = \begin{cases} \sum_i (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + z_i^2 = R_i^2 \\ z \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $W_i(x, y, z)$ 表示第 i 个雷达的探测区域, (x_i, y_i, z_i) 为雷达所在位置, R_i 为雷达探测半径。

2.2 适应度函数建模

适应度函数可以计算出航迹的代价,用于比较不同航迹的代价值以判断航迹品质的好坏。本文综合权衡了航迹长度、雷达威胁、障碍物碰撞和高度变化4项因素对适应度函数建模:

$$F = \varphi_1 f_L + \varphi_2 f_R + \varphi_3 f_C + \varphi_4 f_H \quad (4)$$

式中: F 表示航迹代价, f_L 表示航迹长度成本, f_R 表示雷达威胁成本, f_C 表示障碍物碰撞成本, f_H 表示高度变化成本, φ_1 、 φ_2 、 φ_3 、 φ_4 为常数,代表不同成本的权重值,其比例与无人机执行的任务有关。

2.2.1 航迹长度成本

航迹长度是评价航迹质量的重要指标之一,考虑到无人机的能源供应是有限的,航迹越短,耗时耗能越少,对无人机越有利。假设航迹节点数量为 n ,经插值法平滑后整个航迹由 N 个节点组成, (x_i, y_i, z_i) 和 $(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})$ 分别表示第 i 个节点与相邻下一节点的三维坐标,则航迹长度成本可表示为

$$f_L = \sum_{i=1}^{N-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} \quad (5)$$

2.2.2 雷达威胁成本

若无人机进入雷达探测范围,则可能会被敌方发现,甚至遭受攻击。因此,无人机需要和雷达保持一定距离,二者相隔的空间越长,被检测到的几率就越小。雷达威胁成本可表示为^[10]

$$f_R = \sum_{k=1}^R \sum_{l=1}^N B_{kl}, B_{kl} = \begin{cases} \left(\frac{\delta}{D_{kl}} \right)^4, & D_{kl} \leq R_l \\ 0, & D_{kl} > R_l \end{cases} \quad (6)$$

式中: R 表示雷达数量, N 表示航迹平滑后的节点总数量, δ 表示雷达强度, R_l 表示威胁半径, D_{kl} 表示航迹节点 (x_l, y_l, z_l) 与雷达中心 (x_k, y_k, z_k) 之间的距离,如式(7)所示:

$$D_{kl} = \sqrt{(x_l - x_k)^2 + (y_l - y_k)^2 + (z_l - z_k)^2} \quad (7)$$

2.2.3 障碍物碰撞成本

当无人机飞行高度低于障碍物高度且距离障碍物中心点的距离小于障碍物的半径时,将发生碰撞。为使航迹节点

和障碍物保持一定距离, 需求出障碍物碰撞成本:

$$f_c = \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^N C_{i,j}, C_{i,j} < R_{obsi} \quad (8)$$

$$C_{i,j} = \begin{cases} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}, & z_i \geq z_j \\ 0, & z_i < z_j \end{cases} \quad (9)$$

其中, T 表示障碍物的个数, N 表示航迹平滑后的节点总数量, $C_{i,j}$ 表示第 i 个障碍物和第 j 个航迹节点间的距离, R_{obsi} 表示障碍物 i 的半径。

2.2.4 高度变化成本

为防止与山体或其他障碍物发生碰撞, 同时躲避雷达搜索, 无人机必须升高或降低高度, 但是反复升降也可能危及无人机的安全。因此, 有必要对高度变化进行约束, 航迹高度的方差可以描述飞行高度的稳定性, 将其作为高度变化成本:

$$f_H = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(z_k - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N z_k \right)^2} \quad (10)$$

式中: N 表示航迹节点总数量, z_k 是第 k 个航迹节点处的高度值。

3 粒子群算法及其改进

3.1 基本粒子群算法

PSO 算法求解的基本思想是借助个体之间的信息共享与相互参照来寻求最优解。首先, 每个粒子在 PSO 中都代表一个候选解, 由于基本粒子具有随机性, 因此可采用随机解对其进行初始化。其次, 借助定义的适应度函数对粒子状态进行评价, 通过比照, 可以获得个体最优位置 P_{best} 和全局最优位置 p_{best}^G 。然后每迭代一次, 粒子都会参考 P_{best} 和 p_{best}^G 更新其位置和速度, P_{best} 和 p_{best}^G 也是动态更新的。通过反复迭代, 最终将得到最优解^[11-12]。

在本文中, 每一个粒子都代表一条航迹。考虑三维空间的航迹规划, 并假设航迹节点数量为 n , 对第 k 个粒子而言, 式(11)和式(12)分别表示其位置矢量和速度矢量。

$$P_k = [(P^x, P^y, P^z)_{(k,1)}, \dots, (P^x, P^y, P^z)_{(k,n)}]^T \quad (11)$$

$$V_k = [(V^x, V^y, V^z)_{(k,1)}, \dots, (V^x, V^y, V^z)_{(k,n)}]^T \quad (12)$$

如果粒子群中有 S 个粒子, 那么一定存在 S 个粒子的个体最优位置, 而对整个粒子群而言, 也一定存在一个如式(13)的全局最优位置, 其中 $k \in 1, \dots, S$ 。

$$\begin{cases} P_{(k,best)} = [P_{(k,1,best)}, \dots, P_{(k,n,best)}]^T \\ P_{best}^G \in [P_{(1,best)}, \dots, P_{(S,best)}] \end{cases} \quad (13)$$

将粒子的位置代入适应度函数 F 中, 可以评价粒子的航迹质量, 航迹质量越高, 则对应粒子的适应度函数值 F 越小。对粒子 k 而言, 如果第 t 次迭代后的 F 值比前 $t-1$ 次的值小, 则将其更新, 否则仍然采用其历史最佳位置, 如式(14)所示。最后, 在 S 个粒子的历史最佳位置中挑选出 F 值最小的

那个就是全局最优位置, 如式(15)所示:

$$P_{(k,best)}(t) = \begin{cases} P_{(k,best)}(t-1) & ; F(P_{(k,best)}(t-1)) \leq F(P_k(t)) \\ P_{(k,best)}(t) & ; F(P_{(k,best)}(t-1)) > F(P_k(t)) \end{cases} \quad (14)$$

$$F(P_{best}^G(t)) = \min [F(P_{(1,best)}(t)), \dots, F(P_{(S,best)}(t))] \quad (15)$$

在下一轮迭代时, 每个粒子的速度和位置根据式(16)更新如下:

$$\begin{cases} V_k(t+1) = w \cdot V_k(t) + \\ \quad c_1 \cdot r_1 \cdot (P_{(k,best)} - P_k(t)) + \\ \quad c_2 \cdot r_2 \cdot (P_{best}^G(t) - P_k(t)) \\ P_k(t+1) = P_k(t) + V_k(t+1) \end{cases} \quad (16)$$

式中: 惯性权重 w 用于继承粒子的速度, c_1 、 c_2 是学习因子, 分别代表对自身历史最佳状态的学习能力和对群体中最优个体的学习能力, r_1 、 r_2 都是 $0 \sim 1$ 之间的任意随机数。

3.2 粒子群算法的改进方案

3.2.1 自适应惯性权重

惯性权重 w 直接影响粒子的搜索能力。其值越大, 粒子对原始速度的继承越好, 从而获得较大速度, 因此全局搜索能力也更强^[13]。借助动态地改变惯性权重 w 的值, 可以在不同时段方便地调整粒子的全局搜索能力和局部搜索能力。本文采用指数形式的惯性权重调整方法以提高收敛速度:

$$w = (w_{\max} - w_{\min}) \cdot \exp[(1-t) \cdot \alpha] + w_{\min} \quad (17)$$

$$t \in [1, 2, \dots, T_{\max}]$$

式中: w_{\max} 为 w 的最大值, w_{\min} 为 w 的最小值, T_{\max} 分别为当前迭代次数和最大迭代次数, α 是常系数, 用于控制惯性权重衰减速率。

3.2.2 柯西变异

传统 PSO 算法的种群多样性欠佳, 在其算法中引入交叉、变异等进化算子, 可有效提高种群的多样性, 从而避免产生局部最优解。常用的变异算子有高斯变异算子 (Gaussian Mutation, GM) 和柯西变异算子 (Cauchy Mutation, CM), 由于柯西分布的随机数范围更大、峰值更低, 在 PSO 算法中引入柯西变异算子更有利于粒子快速跳出局部极值和增加种群多样性^[14]。

如果 x 满足式(18)给出的条件, 则它将成为柯西分布。

$$f(x; x_0, \gamma) = \frac{1}{\pi} \left[\frac{\gamma}{(x - x_0)^2 + \gamma^2} \right], \quad (18)$$

$$x \in (-\infty, +\infty)$$

式中: x_0 是函数的最大值所在位置, γ 是与 x_0 一半有关的宽度。当 γ 和 x_0 分别为 1 和 0, x 满足概率密度函数的条件时, 式(19)为其累积分布函数:

$$F(x; 0, 1) = \frac{1}{\pi} \arctan(x) + \frac{1}{2}, \quad (19)$$

$$x \in (-\infty, +\infty)$$

对式(19)进行逆变换,可以求出逆函数,再通过均匀分布产生的随机数,就可生成服从柯西分布的随机数:

$$\begin{cases} \frac{1}{\pi} \arctan(CM) + \frac{1}{2} = \text{Rand} \\ CM = \tan\left[\pi\left(\text{Rand} - \frac{1}{2}\right)\right] \end{cases} \quad (20)$$

式中: CM 为柯西变异算子, Rand 为均匀分布在 $(0, 1)$ 范围内的任意实数。

与惯性权重类似,柯西变异的步长也需要动态调整,以便在算法运行的前期以较大步长产生一定扰动,使粒子跳出当前位置,避免局部最优;后期以较小步长加速收敛。每次迭代中每个粒子的更新规则为

$$\begin{aligned} P'_k &= P_k + P_k \cdot CM \cdot \exp[(1-t) \cdot \beta], \\ t &\in [1, 2, \dots, T_{\max}] \end{aligned} \quad (21)$$

式中: P_k 为粒子 k 的位置, P'_k 为粒子 k 通过柯西变异后的位置, β 为常数,用于控制变异步长变化的快慢程度, t 为当前迭代次数, T_{\max} 为最大迭代次数。

3.3 无人机航迹规划算法的实现步骤

综上所述,基于 ACMP SO 的 UAV 三维航迹规划算法的实现步骤如下:

步骤 1: 根据式(1)~式(3)创建三维环境,并设置无人机的起点和终点;

步骤 2: 对粒子位置和各项参数进行初始化,包括航迹节点数量 n 、粒子总数 S 、航迹节点总数量 N 、最大迭代次数 T_{\max} 、最大速度 V_{\max} 、惯性权重最大值 w_{\max} 和最小值 w_{\min} 、学习因子 c_1 和 c_2 等;

步骤 3: 通过三次样条数据插值法,对只含有 n 个航迹节点的航迹进行平滑,得到一条包含 N 个航迹节点的航迹,用于式(4)~式(10)计算粒子的适应度值;

步骤 4: 求出每个粒子的个体最优位置 P_{best} 和全局最优位置 P_{best}^G ;

步骤 5: 使用式(20)更新柯西变异算子 CM ,通过式(21)得到下一次迭代时粒子的位置;

步骤 6: 使用式(17)更新惯性权重 w ;

步骤 7: 通过式(16)更新粒子速度 V_k 和位置 P_k ,其中 V_k 和 P_k 若越界,取边界值即可;

步骤 8: 重复步骤 3~步骤 7,直至 T_{\max} ,所获 P_{best}^G 即为 UAV 最终航迹。

4 仿真实验及其结果分析

4.1 仿真环境与实验数据准备

为验证本文提出算法的有效性,参考文献[15]的对比方法,将 ACMP SO 算法与传统粒子群算法 BPSO 和线性惯性权重粒子群算法^[16] LPSO 在相同条件下进行离线航迹规划仿真。仿真软件是 Matlab R2014a,仿真实验在 Win10 64 位操

作系统,Intel Core i7-8750H 处理器,16GB RAM 配置下的计算机上运行。

建模任务空间为 $100 \text{ km} \times 100 \text{ km} \times 10 \text{ km}$,其中包含 4 座山峰,3 个雷达,2 个障碍物。山峰相关参数设置为: $h_i = [6, 4, 10, 8]$, $x_{oi} = [25, 40, 70, 30]$, $y_{oi} = [25, 45, 40, 70]$, $x_{si} = [6, 8, 12, 7]$, $y_{si} = [12, 6, 18, 5]$ 。起点、终点、雷达与障碍物的位置如表 1 所示。BPSO、LPSO、ACMP SO 算法的参数设置如表 2 所示,其中 α 和 β 是 ACMP SO 算法特有的参数。

表 1 任务空间物体位置信息

Table 1 Task space object information table

名称	坐标	半径
起点	(3, 3, 1)	
终点	(90, 92, 2)	
雷达 1	(40.5, 57.5, 0)	6
雷达 2	(76, 82, 0)	7
雷达 3	(38, 30, 0)	9
障碍 1	(55, 65, 6)	2
障碍 2	(70, 70, 5)	2

表 2 算法参数

Table 2 Algorithm parameter table

参数	含义	取值
φ_1	航迹长度代价系数	0.3
φ_2	雷达威胁代价系数	4.85
φ_3	障碍碰撞代价系数	4.85
φ_4	高度变化代价系数	0.07
δ	雷达强度	10
h_{safe}	距离地表最小安全距离	0.5
S	粒子数量	50
n	航迹节点数量	8
N	航迹平滑后节点总数量	100
V_{\max}	最大速度	10
c_1	自我学习因子	1.5
c_2	全局学习因子	1.5
T_{\max}	最大迭代次数	100
w_{\max}	最大惯性权重	0.9
w_{\min}	最小惯性权重	0.4
α	惯性权重变化速率系数	0.03
β	柯西变异变化速率系数	0.5

根据上述条件,使用 BPSO、LPSO、ACMP SO 算法分别进

行离线航迹规划, 仿真次数为 100 次。在每一次仿真实验后, 记录 3 种算法各自的算法用时、二维航迹、三维航迹和适应度值等数据。

4.2 仿真结果及其分析

待仿真实验结束后, 统计 3 种算法的平均用时、适应度值、适应度平均值和适应度方差, 如表 3 所示。BPSO、LPSO、ACMPSO 算法 100 次仿真实验的适应度值如图 1 所示。取各算法 100 次仿真实验中的最优航迹, 其二维航迹如图 2 所示, 三维航迹如图 3 所示, 适应度值如图 4 所示。

表 3 100 次仿真结果

Table 3 Statistics of 100 simulation results

算法	平均用时/s	适应度平均值	适应度方差
BPSO	11.579	41.347	1.065
LPSO	11.591	38.659	0.392
ACMPSO	11.726	38.597	0.318

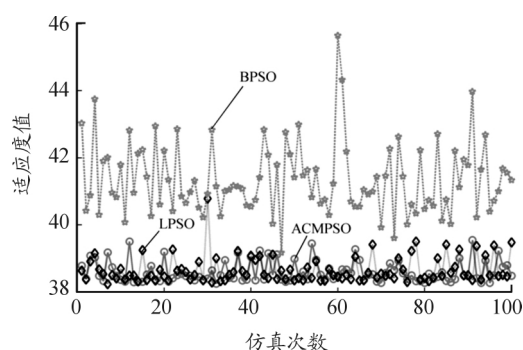


图 1 100 次仿真适应度值曲线

Fig.1 The fitness value of 100 simulations

由表 3 和图 1 可知, BPSO 算法的适应度和稳定性均较差; LPSO 算法和 ACMPSO 算法均能提升 BPSO 算法的效果; 但相较于 LPSO 算法, ACMPSO 算法的适应度平均值更小, 且稳定性更好, 更有可能得到最佳航迹; 而导致 ACMPSO 算法平均用时最久的原因是引入柯西变异后, 计算量变大。

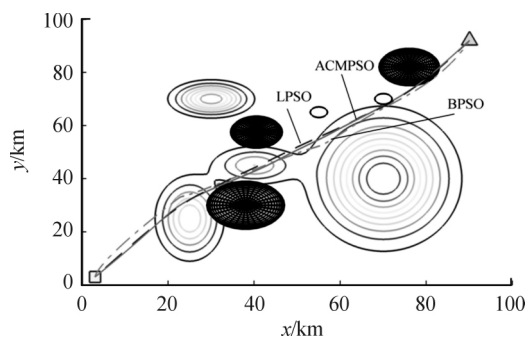


图 2 二维航迹图

Fig.2 2D trajectory

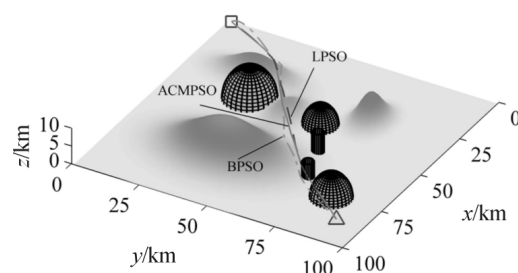


图 3 三维航迹图

Fig.3 3D trajectory

分析图 2 和图 3, 可以比较出 3 种不同算法的航迹规划效果。显然 3 种算法生成的航迹均能躲避障碍物和雷达, 使无人机顺利到达终点, 但 BPSO 算法规划的航迹长度最长且高度变化最大, LPSO 算法和 ACMPSO 算法规划的航迹长度相近, 但 ACMPSO 算法规划的航迹离山峰更远, 因此高度变化更小, 从而使航迹质量更佳。

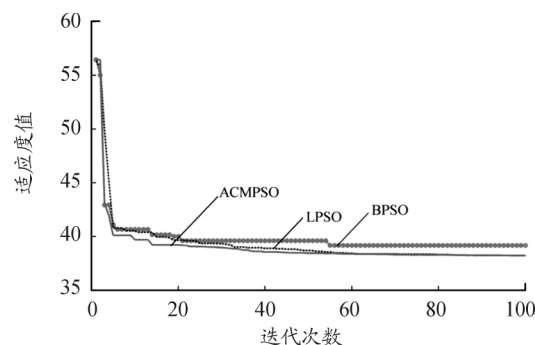


图 4 适应度值曲线

Fig.4 Fitness curve

由图 4 可知: ACMPSO 算法能取得最小适应度值。BPSO 算法到 55 次迭代接近收敛, LPSO 算法到 60 次迭代接近收敛, ACMPSO 算法到 45 次迭代接近收敛, 分别耗时 6.368 s、6.955 s、5.277 s。由此可见 ACMPSO 算法虽然计算量稍大, 但收敛速度快, 能有效改进航迹质量, 耗时长、稳定性好。

5 结论

针对 UAV 三维航迹规划问题, 提出了一种改进的 ACMPSO 算法。利用柯西变异的随机性, 使粒子的位置产生突变, 克服了基本粒子群在后期容易陷入局部极值的缺点; 通过使用指数形式的惯性权重和柯西变异步长调节策略, 使算法快速收敛。仿真结果表明: 与 BPSO 和 LPSO 相比, ACMPSO 算法稳定性好, 能有效躲避障碍物和威胁, 所需代价更少, 可以更快搜索最优航迹。实验证明了 ACMPSO 算法的有效性和优越性。

参考文献:

- [1] 王祥科, 刘志宏, 丛一睿, 等. 小型固定翼无人机集群综述和未来发展[J]. 航空学报, 2020, 41(04): 20–45.
WANG X K, LIU Z H, CONG Y R, et al. Miniature Fixed-wing UAV Swarms: Review and Outlook[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(04): 20–45.
- [2] 阚平, 姜兆亮, 刘玉浩, 等. 多植保无人机协同路径规划[J]. 航空学报, 2020, 41(04): 260–270.
KAN P, JIANG Z L, LIU Y H, et al. Cooperative Path Planning for Multi-sprayer-UAVs[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(04): 260–270.
- [3] 吕晓丽, 姜航, 李文辉. 基于无人机主动导航的电力线检测与定位[J]. 兵器装备工程学报, 2020, 41(10): 210–214.
LYU X L, JIANG H, LI W H. Power Line Detection and Localization Based on Active UAV Navigation[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2020, 41(10): 210–214.
- [4] 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(01): 58–67.
WANG Q, LIU M W, REN W J. Overview of Common Algorithms for UAV Path Planning[J]. Journal of Jilin University: Information Sci Ed, 2019, 37(01): 58–67.
- [5] 方群, 徐青. 基于改进粒子群算法的无人机三维航迹规划[J]. 西北工业大学学报, 2017, 35(01): 66–73.
FANG Q, XU Q. 3D Route Planning for UAV Based on Improved PSO Algorithm[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2017, 35(01): 66–73.
- [6] 张建南, 刘以安, 王刚. 基于优化粒子群算法的无人机航路规划[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(03): 58–61.
ZHANG J N, LIU Y A, WANG G. UAV Route Planning Based on PSO Algorithm[J]. Transducer and Microsystem Technology, 2017, 36(03): 58–61.
- [7] 唐汇禹, 彭世葵, 孙经蛟, 等. 基于混沌 DESAPSO 算法的无人机三维航迹规划[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(02): 92–96.
TANG H Y, PENG S R, SUN J J, et al. 3D Route Planning of UAV Based on Chaotic DESAPSO Algorithm[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2017, 38(02): 92–96.
- [8] 熊华捷, 蔚保国, 何成龙. 基于改进粒子群算法的 UAV 航迹规划方法[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(02): 144–147.
XIONG H J, WEI B G, HE C L. A Path Planning Method of UAV Based on Improved PSO[J]. Computer Measurement and Control, 2020, 28(02): 144–147.
- [9] 于鸿达, 王从庆, 贾峰, 等. 一种基于差分进化混合粒子群算法的多无人机航迹规划[J]. 电光与控制, 2018, 25(05): 22–25, 45.
YU H D, WANG C Q, JIA F, et al. Path Planning for Multiple UAVs Based on Hybrid Particle Swarm Optimization with Differential Evolution[J]. Electronics Optics and Control, 2018, 25(05): 22–25, 45.
- [10] YANG P, TANG K, LOZANO J A, et al. Path Planning for Single Unmanned Aerial Vehicle by Separately Evolving Waypoints[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1130–1146.
- [11] LIU Y, ZHANG X, GUAN, et al. Adaptive Sensitivity Decision Based Path Planning Algorithm for Unmanned Aerial Vehicle with Improved Particle Swarm Optimization[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 58(08): 92–102.
- [12] CHENG R, JIN Y. A Social Learning Particle Swarm Optimization Algorithm for Scalable Optimization[J]. Information Sciences, 2015, 291(02): 43–60.
- [13] 吕立国, 季伟东. 结合质心思想和柯西变异策略的粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(05): 1369–1375, 1418.
LYU L G, JI W D. Improved Particle Swarm Optimization Algorithm Combined Centroid and Cauchy Mutation[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(05): 1369–1375, 1418.
- [14] 曹诗卉, 时满宏, 靳迎川, 等. 基于混沌粒子群算法的无人机航迹规划[J]. 空军预警学院学报, 2016, 30(06): 418–421.
CAO S H, SHI M H, QI Y C. Path Planning of UAV Based on Chaotic Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Air Force Early Warning Academy, 2016, 30(06): 418–421.
- [15] 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(09): 1690–1696.
WANG Y H, WANG S M. UAV path planning based on improved particle swarm optimization[J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(09): 1690–1696.
- [16] 周鑫, 李新洪, 王谦. 基于威胁建模的 PSO 在 UAV 3 维航路规划中的应用[J]. 兵工自动化, 2017, 36(04): 73–76, 80.
ZHOU X, LI X H, WANG Q. Application of PSO Based on Threat Modeling in 3D Route Planning of UAV[J]. Ordnance Industry Automation, 2017, 36(04): 73–76, 80.

科学编辑 高阳 博士(海军航空大学工程师)

责任编辑 唐定国