

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108102

基于改进 PSO 算法的 UAV 三维路径规划研究*

许 诺

(湖南工业大学电气与信息工程学院 株洲 412007)

摘要: 提出一种根据适应度值使粒子侧重于不同寻优任务的改进粒子群优化(FPSO)算法,并将其应用于 UAV 三维路径规划问题。传统粒子群优化(PSO)算法对所有粒子设置统一的控制参数,寻优过程不够灵活,易陷入局部极值且收敛速度慢。改进的 FPSO 算法提出三种优化策略,即将 PSO 算法与遗传算法(GA)结合、设置动态惯性权重、引入步长因子,以充分发挥不同适应度值粒子的搜索优势,使其动态侧重于局部搜索或全局搜索。仿真结果表明,FPSO 算法搜索结果更优,迭代次数更少,平均消耗时间比 PSO 算法缩短 22.0%、比 GA 算法缩短 39.6%,具有显著的性能优势。

关键词: 路径规划;无人机;粒子群优化算法;遗传算法

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1040

Research on UAV 3D path planning based on improved PSO algorithm

Xu Nuo

(School of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China)

Abstract: An improved particle swarm optimization (FPSO) algorithm is proposed, which makes particles focus on different optimization tasks according to the fitness value, and applies it to the UAV 3D path planning problem. The traditional particle swarm optimization (PSO) algorithm sets uniform control parameters for all particles, the optimization process is not flexible enough, it is easy to fall into local extremes and the convergence speed is slow. The improved FPSO algorithm proposes three optimization strategies, that is, the combination of PSO algorithm and genetic algorithm (GA), setting dynamic inertia weight and introducing step factor, so as to give full play to the search advantages of particles with different fitness values and make them dynamically focus on local search or global search. The simulation results show that FPSO algorithm has better search results, fewer iterations, and the average consumption time is 22.0% shorter than PSO algorithm and 39.6% shorter than GA algorithm.

Keywords: route planning; UAV; particle swarm optimization algorithm; genetic algorithm

0 引 言

路径规划要求智能体在规划空间中根据优化目标和约束条件,快速找到由多个路径点依次平滑连接而成的最优路径^[1],对于路径规划的理论研究被广泛地应用于采矿、救援、航空航天、农业巡检等领域。路径规划研究与无人机技术的结合使无人机逐步朝着智能化的方向发展^[2],高效可靠的路径规划算法是无人机在复杂危险环境中完成任务的重要前提^[3]。

近年来,以粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法为代表的群智能优化算法备受国内外学者关注,发展迅速。国内巫茜等^[4]提出了一种基于自适应柯西变异

粒子群的三维航迹规划算法,借助指数型惯性权重与柯西变异步长调节策略,迫使粒子跳出局部极值并加速收敛;王翼虎等^[5]在 PSO 算法中引入细菌觅食算法(bacterial foraging optimization, BFO)的趋化、迁徙操作,有效改善了 PSO 算法的部分缺陷,提高了其寻优能力;付兴武等^[6]提出了一种结合天牛须搜索算法(beetle antennae search, BAS)的改进粒子群优化算法,在每次迭代中利用天牛个体对环境空间的判断,使路径更加合理,搜索效率更高;杨超杰等^[7]对算法中的 3 个控制参数提出了一种新的自适应更新策略,并且利用自适应 Logistic 混沌映射对全局最优粒子进行混沌优化,引导种群跳出局部极值点。陈天培等^[8]引入蚁群算法(ant colony optimization, ACO)中的信息素

收稿日期:2021-10-15

* 基金项目:2021 年国家大学生创新创业训练计划项目(202111535003X)资助

以加快收敛速度,并通过模糊处理控制路径规划的输入量,防止系统陷入局部最优;陈秋莲等^[9]采用神经网络统一障碍物环境建模,实现路径与障碍物的快速碰撞检测,在规划出无碰撞平滑路径的同时,提高了算法收敛速度。国外 Samigulina 等^[10]提出一种改进的惯性权重协同粒子群优化算法(CPSOIW),该算法综合了惯性权重粒子群优化(IWPSO)算法和协同粒子群优化(CPSO)算法的优点,在复杂对象的智能预测与控制领域具有一定优势;Jakubik 等^[11]借鉴了贝叶斯优化的概念,利用高斯过程拟合出目标函数的随机替代模型,根据模型调整粒子的运动。实验表明,该改进方式使算法性能得到了实质性的提升。

对于 PSO 算法的改进方法基本可以归为 3 类:1)如文献[12-14]等,对惯性权重等 PSO 算法本身的参数进行改进;2)如文献[15-17]等,将 PSO 算法与其他优化算法或先进理论相结合;3)如文献[18-19]等,在 PSO 算法的基础上引入新的控制参数。虽然已有多种改进策略从不同角度对算法做出了改善,但 PSO 算法在性能方面仍有较大的优化潜力。本文提出了一种 PSO 算法改进策略,即在粒子群迭代时针对不同适应度的粒子侧重于不同的寻优任务,以提高算法局部寻优的收敛速度和寻找潜在全局最优解的能力。对于该改进策略,分别从 3 个角度提出相应方法根据粒子适应度值分配寻优任务。经过计算机仿真测试,相较于 PSO 算法与 GA 算法,本文提出的改进粒子群优化算法(FPSO)性能有明显优势,并且通过多次随机环境仿真测试,仿真结果显示该性能优势具有普遍性。

1 三维路径规划模型

1.1 环境障碍地形建模

研究路径规划问题首先要对规划空间进行环境建模,设置飞行区域为直角坐标系下 100 m×100 m×150 m 的立体空间,起点坐标为(1,1,1),终点坐标为(100,100,1)。三维空间的障碍地形常采用式(1)所示的山峰模拟函数生成。

$$z(x, y) = \sum_{i=1}^n h_i \exp \left[- \left(\frac{x-x_i}{x_{si}} \right)^2 - \left(\frac{y-y_i}{y_{si}} \right)^2 \right] \quad (1)$$

式中:山峰上每点的高度是关于该点二维坐标的函数, n 表示生成山峰的数量, (x_i, y_i) 表示第 i 个山峰的中心位置坐标, h_i 为该山峰的最高高度, x_{si}, y_{si} 表征山峰在 X 轴、Y 轴方向高度的衰减度,是影响山峰坡度的控制量。

1.2 三次 B 样条曲线路径

为减少无人机在实际飞行过程中的角度调整操作,从而降低能耗,提升续航能力,需要拟合出尽可能平滑的三维路径。一般多采用 B 样条曲线法构造平滑轨迹,B 样条曲线方程如式(2)所示。

$$p(u) = \sum_{i=0}^n d_i N_{i,k}(u) \quad (2)$$

式中: $d_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 为 B 样条曲线的控制顶点,用于限制曲线范围, $N_{i,k}(u)$ 是第 i 个 k 次基函数关于参数 u 的函数值,式(3)为基函数的递推式。

$$\begin{cases} N_{i,0}(u) = \begin{cases} 1, & u_i \leq u \leq u_{i+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ N_{i,k}(u) = \frac{u-u_i}{u_{i+k}-u_i} N_{i,k-1}(u) + \frac{u_{i+k+1}-u}{u_{i+k+1}-u_{i+1}} N_{i-1,k-1}(u) \end{cases} \quad (3)$$

式中:规定 $0/0 = 0, u_i (i = 0, 1, \dots, n)$ 是节点矢量,其序列满足非递减关系。本文设置两端节点矢量重复度为 $k+1$,内节点矢量均匀分布, k 取值为 3,即采用三次准均匀 B 样条曲线方程拟合路径。

1.3 适应度函数

适应度函数是评价路径质量的指标,针对于无人机的三维路径规划问题需要综合考虑航程代价和避障代价。航程代价 f_v 由三次 B 样条曲线拟合出的路径长度决定,式(4)表示路径中所有相邻节点 (x_i, y_i, z_i) 与 $(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})$ 的距离总和。

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

路径与障碍物山峰的最小距离为 d_{\min} ,要求路径与障碍物山峰保持安全距离 d_s ,避障代价 f_a 如式(5)所示。

$$f_a = \begin{cases} 0, & d_{\min} \geq d_s \\ \infty, & d_{\min} < d_s \end{cases} \quad (5)$$

综合航程代价和避障代价,得到适应度函数如式(6)所示,当 $d_{\min} \geq d_s$ 时,无人机无碰撞风险,可以不考虑避障代价;当 $d_{\min} < d_s$ 时,无人机有碰撞风险,适应度函数 f 无限大。

$$f = f_v + f_a \quad (6)$$

2 基本算法原理

2.1 粒子群优化算法

PSO 算法的模型来自于对自然界中鸟群捕食行为的研究,将每一只鸟抽象为一个粒子,每个粒子都是问题的一个潜在解。针对于本文所探讨的三维空间路径规划问题,假设初始 n 化个粒子,每个粒子包含 k 个散点,则对于第 t 代的第 i 个粒子而言,式(7)表示其位置矢量 \mathbf{P}_i^t ,式(8)表示其速度矢量 \mathbf{V}_i^t 。

$$\mathbf{P}_i^t = [(p_{(1,x)}, p_{(1,y)}, p_{(1,z)}), \dots, (p_{(k,x)}, p_{(k,y)}, p_{(k,z)})]_{(t,i)}^T \quad (7)$$

$$\mathbf{V}_i^t = [(v_{(1,x)}, v_{(1,y)}, v_{(1,z)}), \dots, (v_{(k,x)}, v_{(k,y)}, v_{(k,z)})]_{(t,i)}^T \quad (8)$$

粒子具有记忆能力,可以保存第 i 个粒子迭代过程中的最优位置 p_i^{best} ,同时也具有社会学习能力,可以共享所有粒子中的最优位置 g^{best} 。

粒子根据式(9)所示的速度更新公式和式(10)所示的

位置更新公式确定下一轮迭代后的粒子位置。其中 ω 为惯性权重,表示对当前速度方向的信任程度, c_1 、 c_2 为加速度常数,表征粒子的个体学习能力和社会学习能力, r_1 、 r_2 是 $(0, 1)$ 之间的随机数,用于增大搜索随机性。

$$\mathbf{V}_i^{t+1} = \omega \mathbf{V}_i^t + c_1 r_1 (\mathbf{p}_i^{best} - \mathbf{P}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{g}^{best} - \mathbf{P}_i^t) \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_i^{t+1} = \mathbf{P}_i^t + \mathbf{V}_i^{t+1} \quad (10)$$

每次迭代完成后更新个体最优位置和全局最优位置,更新规则为式(11)、(12)。 f 为适应度函数,其值代表路径规划质量。设置最大迭代次数为 t_{max} , 达到 t_{max} 代后算法执行完毕。

$$\mathbf{p}_{t+1}^{best} = \begin{cases} \mathbf{p}_i^{best}, & f(\mathbf{p}_{t+1}^{best}) \geq f(\mathbf{p}_i^{best}) \\ \mathbf{p}_{t+1}^{best}, & f(\mathbf{p}_{t+1}^{best}) < f(\mathbf{p}_i^{best}) \end{cases} \quad (11)$$

$$\mathbf{g}_{t+1}^{best} = \begin{cases} \mathbf{g}_i^{best}, & f(\mathbf{g}_{t+1}^{best}) \geq f(\mathbf{g}_i^{best}) \\ \mathbf{g}_{t+1}^{best}, & f(\mathbf{g}_{t+1}^{best}) < f(\mathbf{g}_i^{best}) \end{cases} \quad (12)$$

2.2 遗传算法

遗传算法(GA)是基于自然界中生物进化的概念发展形成的一种优化算法,该算法以交叉、变异操作提高种群多样性,具有较好的全局寻优能力。种群每代淘汰一部分适应度较差的个体,剩余个体进行下一代交配产生新的子代,子代与其亲代构成新的种群,持续迭代直至达到最大迭代数^[20]。

种群初始化前需要对基因型编码,编码方式存在多种,本文针对路径规划问题采用真值编码方式。个体的基因组采用若干个代表三维空间坐标的实数表示,限定范围为整个规划空间。对于第 l 次迭代,若第 i 个个体的基因组中包含 k 个基因型,则其编码方式如式(13)所示,对个体的该种编码方式与 PSO 算法对粒子的表示方式对应,便于后续算法融合操作。

$$\mathbf{S}_i^l = \{p_{(1,x)}, p_{(1,y)}, p_{(1,z)}, \dots, p_{(k,x)}, p_{(k,y)}, p_{(k,z)}\}_{(t,i)} \quad (13)$$

随机初始化方式生成种群后,采用式(6)方式评估个体适应度值,根据适应度值决定个体的生存与淘汰结果,由于实际问题中适应度值是在约束条件限制下的路径长度,故适应度值越小,要求生存概率越大。本文采用轮盘赌算法选择生存个体,第 i 个个体在本轮生存竞争中的生存概率 T_i 如式(14)所示。

$$T_i = \frac{f^{-1}(i)}{\sum_{i=1}^n f^{-1}(i)} \quad (14)$$

个体选择结束后存活个体进行繁殖,个体间的基因组以一定概率相互交叉,单个个体基因组以一定概率产生变异。完成交叉、变异后生成新的种群,重新计算所有个体适应度值,进行下一轮迭代,直至达到算法终止条件。

3 粒子群算法改进策略

传统 PSO 算法虽然结构清晰、易于实现,但也存在收敛速度慢和易陷入局部最优解的弊端,这是由 PSO 算法本

身的性质决定的。式(9)表明粒子的移动主要由惯性权重 ω 、个体认知 c_1 、社会认知 c_2 决定。 ω 较大时有利于定位全局最优解, ω 较小时有利于加快算法收敛; $c_1 > c_2$ 时个体认知占据优势,有利于全局搜索,但收敛速度较慢; $c_1 < c_2$ 时,社会认知占优,有利于局部搜索,但易陷入局部极值。由此可见,全局寻优和局部寻优通过参数 ω 、 c_1 、 c_2 竞争影响 \mathbf{V}_i^{t+1} , 从而影响粒子的移动结果,即按照传统的 PSO 算法,不能兼顾全局寻优与局部寻优能力,因此势必会存在收敛速度慢或易陷入局部极值的缺点。本文提出的算法改进策略,对于适应度较优的粒子,降低其 ω 、提高其 c_2 参数值,使其侧重于局部搜索,加快算法收敛速度;对于适应度较差粒子,提高其 ω 、 c_1 参数值,使其侧重于全局搜索,寻找潜在的全局最优解。即基于适应度将粒子分类,动态调整算法参数,使不同适应度粒子侧重于不同的寻优任务,降低算法全局寻优与局部寻优的冲突,使两种寻优能力同时获得提升。

3.1 结合遗传算法

令适应度较优的粒子之间相互交叉,加快局部收敛速度;令适应度较差粒子自我变异,提高全局搜索能力。计算每一代粒子适应度值,定义最大值 f_{max} 、最小值 f_{min} 。由于与障碍物山峰碰撞的路径粒子,其适应度定义为无穷大,为了保证粒子群整体适应度平衡,计算时将适应度为无穷大的粒子排除在外。式(15)为粒子交叉概率 P_c , 式(16)为粒子变异概率 P_m 。

$$P_c = \frac{f_{max} - f_i}{f_{max} - f_{min}} \quad (15)$$

$$P_m = \frac{f_i - f_{min}}{f_{max} - f_{min}} \quad (16)$$

基于令不同适应度粒子侧重于不同寻优任务的目的,设置概率阈值 P_v , 令 $P_c > P_v$ 的粒子执行交叉操作, $P_m > P_v$ 的粒子执行变异操作。为便于粒子群算法与遗传算法结合,在进行遗传操作时需要将式(7)的粒子位置表达式转换成式(13)的个体编码方式。

1)交叉操作。为降低粒子交叉的退化概率,将交叉的最小单位设置为由 3 个坐标值构成的散点,且交叉只在两个粒子的对应散点间进行。

2)变异操作。为增加种群多样性,同时防止优良基因变异,采取自适应变异方式,变异的最小单位设置为一个坐标值,每个坐标值的变异概率 p_m 依据式(17)所示。

$$p_m = k_p \cdot P_m \quad (17)$$

k_p 为 $(0, 1)$ 范围内的随机参数,用于提高变异的不确定性。

3.2 设置动态惯性权重

基本的 PSO 算法惯性权重 ω 固定,不能根据算法迭代的阶段适当改变,导致算法存在较大不足。文献[4]从纵向角度,提出了根据算法迭代代数动态调整 ω 的改进方法,前期 ω 较大,有利于全局搜索,然后逐代减小 ω , 加快算

法收敛,最终使算法效率得到提升。本文从横向角度,提出一种根据粒子适应度值动态调整 ω 的改进方法,根据式(18)、(19),令适应度较优的粒子具有较小的 ω ,适应度较差的粒子具有较大的 ω ,分别侧重于局部寻优与全局寻优。

$$\omega_f = \omega_s \left(\frac{f_i - f}{f_{\max} - f_{\min}} + 1 \right) \quad (18)$$

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\max}, & \omega_f > \omega_{\max} \\ \omega_f, & \omega_{\max} \geq \omega_f \geq \omega_{\min} \\ \omega_{\min}, & \omega_f < \omega_{\min} \end{cases} \quad (19)$$

其中, \bar{f} 为粒子平均适应度值, ω_s 为标准惯性权重值。一般而言, ω_{\max} 为 0.9, ω_{\min} 为 0.4。

3.3 引入步长因子

为防止局部寻优粒子迭代跨度过大错过最优解,同时增加全局寻优粒子跳出局部范围的机会,引入步长因子 r 。对于适应度较优粒子,为其设置较小步长,对于适应度较差粒子,为其设置较大步长,步长因子 r 随适应度值线性变化。设置步长因子 r 的取值范围为 $\left[\frac{1}{2}, 2 \right]$,利用待定系数法求得步长因子 r 相对于适应度值的表达式如式(20)所示。

$$r = \begin{cases} \frac{f_i - \bar{f}}{f_{\max} - \bar{f}} + 1, & f_i > \bar{f} \\ \frac{f_i - f_{\min}}{2(\bar{f} - f_{\min})} + \frac{1}{2}, & f_i < \bar{f} \end{cases} \quad (20)$$

改进的粒子速度更新公式 v_i^{t+1} 如式(21)所示,位置更新公式如式(22)所示。

$$v_i^{t+1} = r \cdot V_i^{t+1} \quad (21)$$

$$P_i^{t+1} = P_i + v_i^{t+1} \quad (22)$$

3.4 改进算法实现步骤

- 1) 建立三维环境模型,设置起点与终点坐标。
- 2) 初始化粒子群。随机生成 n 个粒子,每个粒子包含 k 个空间散点,初始化粒子的位置矢量与速度矢量,设置最大迭代次数为 t_{\max} 代。
- 3) 计算每个粒子的适应度值 f_i ,并求出 f_{\max} 、 f_{\min} ,更新个体最优位置 $p_{(i,t)}^{best}$ 、全局最优位置 g_t^{best} 。
- 4) 根据式(15)、(16)计算粒子交叉概率 P_c 、粒子变异概率 P_m 。
- 5) 对满足 $P_c > P_v$ 的粒子执行交叉操作, $P_m > P_v$ 的粒子执行变异操作。
- 6) 再次计算每个粒子的适应度值 f_i ,并求出 f_{\max} 、 f_{\min} 、 \bar{f} ,更新个体最优位置 $p_{(i,t)}^{best}$ 、全局最优位 g_t^{best} 置。
- 7) 根据式(18)、(19)计算粒子惯性权重 ω ,根据式(14)计算粒子步长因子 r 。
- 8) 粒子群迭代。根据式(9)、(21)计算粒子速度矢量,根据式(22)计算粒子位置矢量。

9) 判断粒子群是否达到最大迭代数 t_{\max} 。若达到,则终止算法;若没有,则转到步骤 3)。

4 仿真结果与分析

为验证本文所提出的 FPSO 算法相较于 PSO 算法和 GA 算法具有性能优势,在 MATLAB 上对上述 3 种算法进行仿真测试,进而对比并分析实验结果。测试环境为 Windows10 64 位系统、MATLAB2021a 仿真平台,计算机配置为 Intel Core i5-8300H 处理器,主频 2.3 GHz,运行内存 8 GB。在仿真环境规划空间中设置 10 个障碍物山峰,山峰的参数如表 1 所示。

表 1 山峰参数

山峰编号	山峰参数				
	h_i	x_i	y_i	x_{si}	y_{si}
1	81	42	87	14	68
2	132	60	75	16	80
3	115	82	55	9	55
4	75	22	72	10	75
5	59	58	40	12	50
6	122	60	48	11	100
7	68	24	36	13	96
8	79	79	30	19	66
9	88	80	88	11	76
10	62	36	62	10	63

FPSO 算法的相关参数设置如表 2 所示,PSO 算法的相关参数与改进算法的初始参数一致,GA 算法的相关参数如表 3 所示。统一设置最大迭代次数 $t_{\max} = 100$,粒子数或种群规模为 50,路径节点数量为 3。

表 2 FPSO 与 PSO 算法参数

参数名称	参数含义	数值
ω	初始惯性权重	0.9
c_1	初始自我认知	2.0
c_2	初始社会认知	2.0
ω_s	标准惯性权重	0.65
ω_{\max}	最大惯性权重	0.9
ω_{\min}	最小惯性权重	0.4
p_v	交叉变异阈值	0.8
k_c	交叉概率调整系数	0.3
k_m	变异概率调整系数	0.5

表 3 GA 算法参数

参数名称	参数含义	数值
p_s	选择概率	0.5
p_c	交叉概率	0.8
p_m	变异概率	0.2
k	染色体长度	3

4.1 改进算法高效性分析

PSO 算法、GA 算法、FPSO 算法的规划路径分别如图 1~3 所示。由图可以看出 PSO 算法、GA 算法不同程度地陷入局部最优解中, 缺乏跳出局部极值的能力, FPSO 算法通过增大部分适应度值较差粒子的惯性权重、引入步长因子以及增加粒子变异能力, 提高了算法全局搜索能力, 使其能够在陷入局部极值具备足够的扰动能力, 以跳出局部最优解。

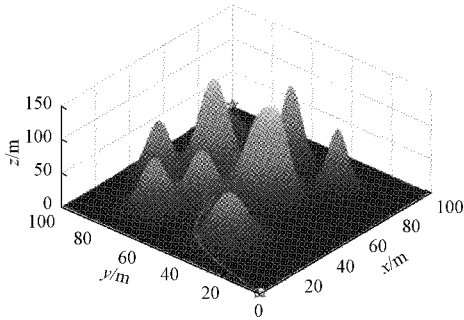


图 1 PSO 算法路径规划结果

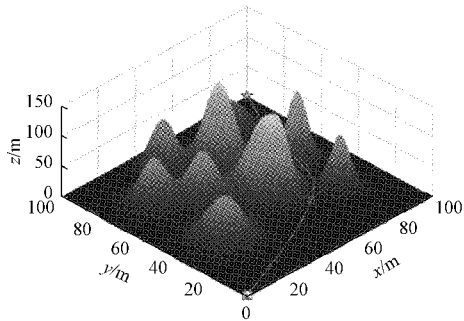


图 2 GA 算法路径规划结果

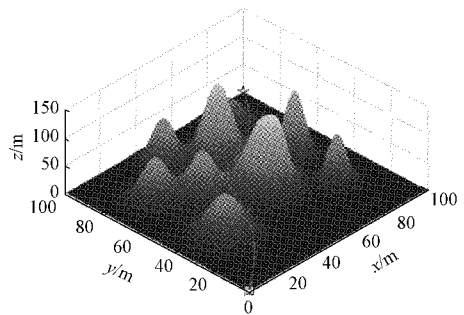


图 3 FPSO 算法路径规划结果

3 种算法的历代最优适应度值变化曲线如图 4 所示。由图 4 可得, FPSO 算法在第 28 代达到最优适应度值, 而 PSO 算法在第 79 代, GA 算法在第 94 代, FPSO 算法比 PSO 算法和 GA 算法更快达到各自最优适应度值。分析可知, FPSO 算法在到达局部最优解附近时, 具有更高的局部寻优效率, 因此相较于 PSO 算法和 GA 算法可以更快地找到局部极值。

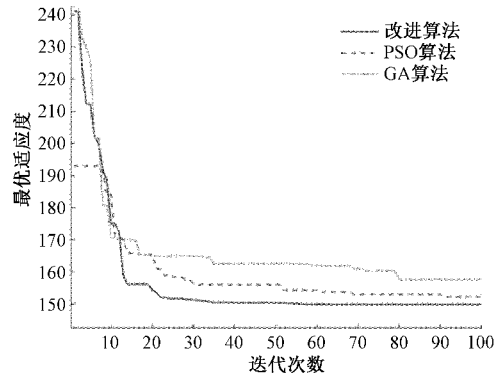


图 4 最优适应度值曲线

4.2 改进算法普适性分析

对山峰参数随机赋值, 生成不同的环境模型, 将上述 3 种算法在不同的环境模型中进行 30 次仿真测试, 结果如图 5 所示, 其中平均适应度值、达到最优适应度值的平均迭代次数与平均用时如表 4 所示。由仿真结果分析可得, 相较于 PSO 算法和 GA 算法而言, FPSO 算法搜索结果的适应度值普遍更低, 显示出较高的寻优能力; 虽然 FPSO 算法在每一代寻优时需要进行更多的计算, 但其能以更少的迭代次数达到最优适应度值, 所以最终消耗时间更少, 平均消耗时间比 PSO 算法缩短 22.0%、比 GA 算法缩短 39.6%。

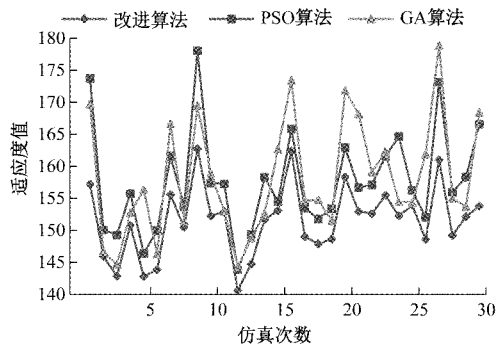


图 5 30 次仿真结果

表 4 仿真结果统计

算法	平均适应度值	达到最优适应度值平均代数	达到最优适应度值平均用时/s
FPSO 算法	151.536	38	44.564
PSO 算法	157.633	61	57.136
GA 算法	158.227	76	73.765

5 结 论

本文针对传统 PSO 算法易陷入局部极值和收敛速度慢的弊端, 提出一种根据粒子适应度值侧重相应寻优任务的算法改进方向, 并基于该改进方向提出 3 种改进策略, 即结合 GA 算法的交叉变异操作、根据适应度值动态调整惯性参数、引入步长因子概念。通过 MATLAB 将改进算法

与 PSO 算法、GA 算法进行一系列的仿真测试,测试结果表明,FPSO 算法具有更好的全局寻优能力与局部收敛速度。相较于 PSO、GA 算法而言,FPSO 算法平均寻优时间更少、路径长度更短,提高了无人机进行路径规划的寻优质量与搜索效率。本文提出的 FPSO 算法目前只与基本的 PSO、GA 算法做了性能对比,下一步的研究计划中拟将 FPSO 算法与其他改进粒子群算法进行比较,并对其做出相应提升改进。

参考文献

- [1] 杨旭,王锐,张涛.面向无人机集群路径规划的智能优化算法综述[J].控制理论与应用,2020,37(11):2291-2302.
- [2] 蒋硕,袁小平.改进 PSO 算法在多无人机协同任务分配中的应用[J].计算机应用研究,2019,36(11):3344-3347,3360.
- [3] 陈麒杰,晋玉强,韩露.无人机路径规划算法研究综述[J].飞航弹,2020(5):54-58.
- [4] 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(8):233-238.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 杨超杰,裴以建,刘朋.改进粒子群算法的三维空间路径规划研究[J].计算机工程与应用,2019,55(11):117-122.
- [8] 陈天培,王玉惠,吴庆宪,等.基于模糊逻辑粒子群算法的三维路径规划[J].电光与控制,2020,27(6):1-5.
- [9] 陈秋莲,郑以君,蒋环宇,等.基于神经网络改进粒子群算法的动态路径规划[J].华中科技大学学报(自然科学版),2021,49(2):51-55.
- [10] SAMIGULINA G, MASSIMKANNOVA Z. Development of modified cooperative particle swarm optimization with inertia weight for feature selection [J]. Cogent Engineering, 2020, 7(1): 1788876.
- [11] JAKUBIK J, BINDING A, FEUERRIEGEL S. Directed particle swarm optimization with Gaussian-process-based function forecasting [J]. European Journal of Operational Research, 2021, DOI:10.1016/J.EJOR.2021.02.053.
- [12] 王永贵,曲彤彤,李爽.基于指数衰减惯性权重的分裂粒子群优化算法[J].计算机应用研究,2020,37(4):1020-1024.
- [13] 王生亮,刘根友.一种非线性动态自适应惯性权重 PSO 算法[J].计算机仿真,2021,38(4):249-253,451.
- [14] 刘慧敏,程普.基于自适应量子粒子群算法的塔机 NFNN 控制器参数优化[J].电子测量与仪器学报,2018,32(4):158-164.
- [15] 朱佳莹,高茂庭.融合粒子群与改进蚁群算法的 AUV 路径规划算法[J].计算机工程与应用,2021,57(6):267-273.
- [16] 李斌,杨豪中,甘旭升,等.改进 PSO 算法融合人工势场法的工业机器人路径规划设计[J].系统科学与数学,2021,41(4):939-952.
- [17] 张真诚.机器人路径规划的改进粒子群-蚁群算法[J].电子测量技术,2021,44(8):65-69.
- [18] 胡章芳,孙林,张毅,等.一种基于改进 QPSO 的机器人路径规划算法[J].计算机工程,2019,45(4):281-287.
- [19] 廉小亲,刘钰,陈彦铭,等.基于自适应粒子群算法的多峰谱线分离方法研究[J].光谱学与光谱分析,2021,41(5):1452-1457.
- [20] 易欣,郭武士,赵丽.利用自适应选择算子结合遗传算法的机器人路径规划方法[J].计算机应用研究,2020,37(6):1745-1749.

作者简介

许诺,本科生,主要研究方向为群智能算法、应用程序开发。

E-mail:860902213@qq.com