

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)10-0018-07

基于改进粒子群算法的无人机集群路径规划方法

崔 津^{1,2}, 柴 洁^{1,3}, 耿荣妹^{1,3}, 闫化龙^{1,3}

(1. 中国消防救援学院, 北京 102202; 2. 辽宁省抚顺市消防救援支队, 辽宁 抚顺 113000;

3. 无人机应急救援技术应急管理部重点实验室, 北京 102202)

摘 要: 鉴于当前无人机集群用于灭火实践仍处于实验室研究阶段, 路径规划作为无人机及无人机集群的关键技术, 本文从消防救援实际需求出发, 研究基于粒子群算法的无人机集群路径规划技术。针对传统粒子群算法容易早熟、易陷入局部最优解等问题, 利用线性递减策略更新惯性权重, 以平衡算法的局部搜索和全局搜索的能力, 避免产生早熟现象; 引入扰动粒子更新机制进行速度更新, 避免算法陷入局部最优解。围绕实际任务需求, 使用 MATLAB 仿真平台模拟山地火点环境, 分别进行单个侦察无人机路径规划和无人机集群灭火路径规划。结果表明, 使用改进粒子群算法可以较好地规划出从起飞点到目标火点的路径, 相比于传统粒子群算法所规划的路径长度更短, 在一定程度上提升了算法搜索的有效性和稳定性。本文研究成果能一定程度上推动无人机集群应用于消防救援灭火实战, 提升一线队伍救援效率。

关键词: 无人机; 无人机集群; 路径规划; 粒子群优化算法; 消防救援; 无人机灭火

中图分类号: TP181; V279+.2

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)10-0018-07

Path planning method for UAV swarm based on improved particle swarm optimization algorithm

Cui Jin^{1,2}, Chai Jie^{1,3}, Geng Rongmei^{1,3}, Yan Hualong^{1,3}

(1. China Fire and Rescue Institute, Beijing 102202, China; 2. Liaoning Fushun Fire Rescue Brigade, Fushun 113000, Liaoning, China; 3. Key Laboratory of UAV Emergency Rescue Technology, Ministry of Emergency Management, Beijing 102202, China)

Abstract: At present, the use of UAV swarms for firefighting practice is still in the laboratory research stage, and path planning is a key technology for unmanned aerial vehicle and unmanned aerial vehicle swarms. This article starts from the actual needs of fire rescue and studies the path planning technology of unmanned aerial vehicle swarms based on particle swarm algorithm. In response to the problems of premature convergence and falling into local optima in traditional particle swarm optimization algorithms, a linear decreasing strategy is used to update the inertia weights to balance the algorithm's local and global search capabilities and avoid premature convergence; Introducing a perturbation particle update mechanism for speed updates to avoid the algorithm getting stuck in local optima. Based on actual task requirements, it uses MATLAB simulation platform to simulate mountainous fire point environment, and carries out single reconnaissance UAV path planning and UAV swarm fire extinguishing path planning separately. The results indicate that the improved particle swarm optimization algorithm can effectively plan the path from the takeoff point to the target fire point, with a shorter path length compared to traditional particle swarm optimization algorithms, which to some extent improves the effectiveness and stability of the algorithm search. The research results of this article can to some extent promote the application of UAV swarms in firefighting and rescue operations, and improve the efficiency of frontline rescue teams.

Keywords: unmanned aerial vehicle; unmanned aerial vehicle swarm; path planning; particle swarm optimization algorithm; fire rescue; UAV fire fighting

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)具有体积小、机动性高、安全风险系数小等特点, 在灾害预防、电力巡检、三维建模、扑救灭火、恢复通信等方面越来越多地助力消防救援行动^[1-5]。在2024年3月四川雅江的森林火灾中, 腾盾双尾蝎无人机负责灾情巡查、火势监测和公网通信保障等

任务, 辅助救援行动的开展。然而单一无人机的执行任务效率容易受到侦察范围、续航能力等因素的约束, 无人机集群技术逐渐成为人们研究的重点方向。为无人机集群进行科学合理的路径规划是其高效完成任务的保障。

粒子群算法凭借其计算简单、参数少等优势被许多学

收稿日期: 2025-06-20; 录用日期: 2025-08-21

基金项目: 北京远度互联科技有限公司项目 (HT-2024-2)

作者简介: 崔 津 (2001—), 男, 抚顺市消防救援支队滨河路站副站长。研究方向为无人机集群控制算法与应用。

通信作者: 柴 洁 (1993—), 女, 博士, 讲师。研究方向为无人机集群控制算法与应用。

引用本文: 崔津, 柴洁, 耿荣妹, 等. 基于改进粒子群算法的无人机集群路径规划方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(10): 18-23, 42. (Cui Jin, Chai Jie, Geng Rongmei, et al. Path planning method for UAV swarm based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(10): 18-23, 42.)

者应用至解决无人机集群路径规划的问题中^[6-8]。Kumar 等^[9]提出了基于粒子群优化算法的算法,在不影响迭代收敛的情况下减少了碰撞。Yu 等^[10]提出一种新型混合粒子群优化算法 SDPSO,通过合并模拟退火算法改进了粒子群的优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法中全局最优解的更新策略,增强了优化能力,避免了陷入局部收敛。吴钧皓等^[11]提出了带交叉策略的粒子群算法来求解多无人机路径规划问题,通过实验证明了改进算法的有效性。综上,目前已有一些粒子群算法用于无人机集群路径规划的相关研究,但在路径搜索效率、路径规划可行性、任务执行安全性等方面仍然存在诸多待攻克的难点,对粒子群算法在无人机集群路径规划上的研究与应用还有待进一步推进。

本文针对传统粒子群算法易陷入局部最优解等问题提出改进策略,在参数方面,利用线性递减策略更新惯性权重,以平衡算法的全局搜索和局部搜索能力;在拓扑结构方面,新增扰动粒子更新机制,使粒子在搜索过程中有更多方向的选择。同时基于 MATLAB 仿真平台,模拟实际飞行环境和任务需求,分别进行单架无人机和无人机集群的路径规划,通过对比验证了改进算法的性能。

1 传统粒子群算法

1.1 算法思想

粒子群算法的创始人 Kennedy 和 Eberhart 受到自然界中鸟群和鱼群寻找食物行为的启发,于 1995 年首次提出了这一概念。在这种模拟自然的觅食模式中,每只鸟并不清楚食物的位置,它们的起始点以及飞行的速度、方向、距离也是未知的^[12]。在这种飞行方式下,种群中的鸟依靠自身飞行的经验不断去寻找食物,它们也会记下自己距离食物最优位置,这就是个体极值 p_{best} 。与此同时,种群中的鸟还会与群体中的其他鸟共享得到的信息与经验,在这个过程中,整个群体会不断向食物靠近,群体找到的距离食物最优位置就是全局极值 g_{best} ^[13]。在鸟儿搜索的过程中,前进的每一步都会受到三个方向引导,分别是个体极值方向、全局极值方向以及鸟儿自身运动的速度惯性方向。鸟儿根据这三个方向不断调整自身的前进路线,最终不断向最优值靠拢^[14-17]。这一过程象征着个体与群体之间的互动,通过逐步调整各自位置以探寻关于问题的最佳解决方案。粒子群算法搜索策略如图 1 所示。

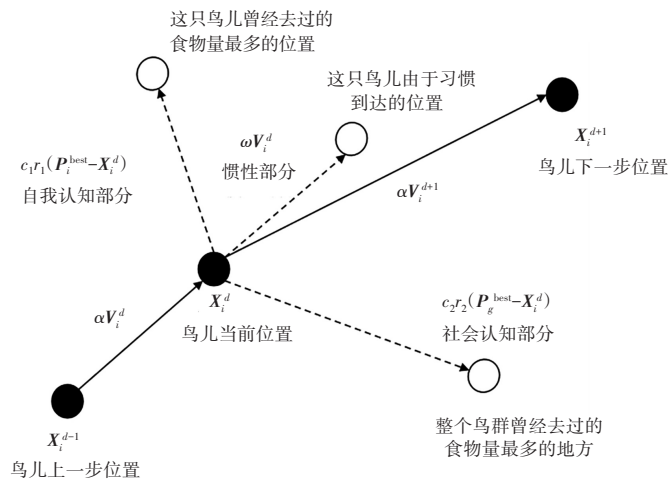


图 1 粒子群算法搜索策略

Fig. 1 Search strategy of PSO algorithm

1.2 算法原理

在粒子群算法中,将鸟群觅食模型中的每只鸟定义为没有质量和体积的粒子,所有粒子共同构成一个群体,并将其延伸到 D 维空间。定义该群体由 N 个粒子组成,第 i 个粒子 $i = 1, 2, \dots, N$ 在 D 维空间中的位置可以表示为矢量。

$$\mathbf{X}_i = (\mathbf{X}_i^1, \mathbf{X}_i^2, \dots, \mathbf{X}_i^D) \quad (1)$$

即第 i 个粒子在 D 维搜索空间中的位置是 $\mathbf{X}_i$ 。每个粒子的位置就是一个潜在解,将 $\mathbf{X}$ 代入适应度函数可以计算出其适应度值,根据适应度值的大小衡量其优劣。粒子个体经历过的最好位置记为

$$\mathbf{P}_i^{best} = (\mathbf{P}_i^1, \mathbf{P}_i^2, \dots, \mathbf{P}_i^D) \quad (2)$$

即第 i 个粒子的个体极值为 $\mathbf{P}_i^{best}$ 。

整个群体所有粒子经历过的最优位置记为

$$\mathbf{P}_g^{best} = (\mathbf{P}_g^1, \mathbf{P}_g^2, \dots, \mathbf{P}_g^D) \quad (3)$$

即整个群体 g 的最优位置记为 $\mathbf{P}_g^{best}$ 。

粒子 i 的速度表示为矢量:

$$\mathbf{V}_i = (\mathbf{V}_i^1, \mathbf{V}_i^2, \dots, \mathbf{V}_i^D) \quad (4)$$

即第 i 个粒子的速度记为 $\mathbf{V}_i$ 。

对于粒子的速度及位置采用下列公式进行更新:

$$\mathbf{V}_i^{d+1} = \omega \mathbf{V}_i^d + c_1 r_1 (\mathbf{P}_i^{best} - \mathbf{X}_i^d) + c_2 r_2 (\mathbf{P}_g^{best} - \mathbf{X}_i^d) \quad (5)$$

$$\mathbf{X}_i^{d+1} = \mathbf{X}_i^d + \alpha \mathbf{V}_i^{d+1} \quad (6)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$; $d = 1, 2, \dots, D$ 。 ω 是惯性因子,负责平衡全局搜索和局部搜索。取值较大的惯性因子可以促使粒子继续沿着之前的速度前进,有利于全局搜索;较小的惯性因子可以使粒子更容易改变速度方向,有利于局部搜索。 ω 一般取值在 0.8~1.2 之间。 c_1 是个体学习因子,代表粒子根据自己的历史最佳位置来调整速度和方向的

能力。较大的 c_1 值会使粒子更加依赖于自己的经验,有利于进行深入的局部搜索,但同时也可能增加陷入局部最优的风险。 c_2 是社会学习因子,代表粒子根据群体的最佳位置来调整自己速度和方向的能力。较大的 c_2 值鼓励粒子进行更广泛的全局搜索,有利于发现更优的解决方案,但也有可能导致算法的收敛速度变慢。 r_1 和 r_2 均是 $0 \sim 1$ 之间变换的随机数; α 称为约束因子,目的是控制速度的权重。

2 改进粒子群算法

2.1 线性递减策略更新惯性权重

在优化惯性权重方面,传统粒子群算法中惯性权重通常为一定值。而在算法寻优过程中,如果惯性权重取值太大,虽然在一定程度上加快了算法的搜索速度,但在后期不利于粒子进行小范围的搜索。相反,如果惯性权重取值太小,虽然增加了算法的局部搜索能力,但不利于算法进行全局搜索,搜索速度会锐减。对此,本文采用线性递减改变惯性权重的方法进行优化,公式如下:

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times (k_{\max} - k) \div k_{\max} \quad (7)$$

其中, k 为当前迭代次数, $k_{\max}$ 为最大迭代次数, $\omega_{\min}$ 为惯性权重最小值, $\omega_{\max}$ 为惯性权重最大值。这样,惯性权重的数值就会随着迭代次数的增加而减少,使算法在前期利于全局搜索,在后期利于局部搜索,平衡了算法的全局搜索和局部搜索能力。

2.2 改变速度更新公式

在传统粒子群算法中,每个粒子主要依靠自身的飞行经验和种群中最优粒子的信息来更新速度和位置,这种单向的信息传递方式可能使算法陷入局部最优解,影响算法的全局搜索能力。

为了解决这一问题,本文在传统粒子群算法的基础上新增扰动粒子更新机制,在速度更新公式中引入一定的随机性因素来保持种群的多样性,从而改善算法的勘探能力。这样的改进可以帮助粒子跳出局部最优解,增加全局搜索的可能性,使得算法更有可能找到全局最优解。

通过这种方式,粒子群算法在搜索过程中有了更多选择,不仅能够更好地维持种群的多样性,还能提高后期搜索过程中找到全局最优解的概率。这种改进为改善传统粒子群算法的收敛性和提高全局搜索能力提供了一种有效途径。改进后的速度更新公式如下:

$$\mathbf{V}_i^{d+1} = \omega \mathbf{V}_i^d + c_1 r_1 (\mathbf{P}_i^{\text{best}} - \mathbf{X}_i^d) + c_2 r_2 (\mathbf{P}_g^{\text{best}} - \mathbf{X}_i^d) + c_3 r_3 (\mathbf{P}_g^{\text{best}} - \mathbf{X}_i^d) \quad (8)$$

式中, c_3 为新增的扰动因子, r_1, r_2 为 0 到 1 范围内的随机数, r_3 为 -1 到 1 范围内的随机数。

2.3 改进粒子群算法流程

改进粒子群算法流程可概括如下,算法流程图如图2所示。

步骤1 参数初始化。初始化粒子数量 N 、每个粒子包含的路径点个数 n 、每个粒子的位置 $\mathbf{X}_i$ 和速度 $\mathbf{V}_i$ 、初始

惯性权重 ω_0 、个体学习因子 c_1 、社会学习因子 c_2 、新增扰动因子 c_3 、最大迭代次数 $k_{\max}$ 等参数。

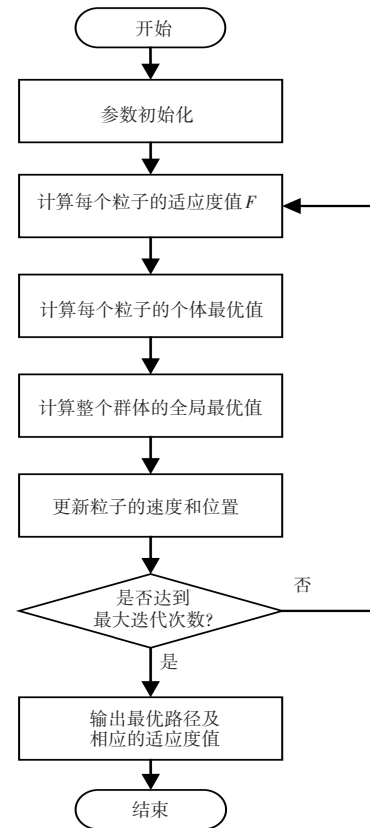


图2 改进粒子群算法流程图

Fig. 2 The flowchart of improved PSO algorithm

步骤2 适应度计算。计算每个粒子的适应度值 F 。本文采用路径长度作为适应度函数的评价指标,计算公式如式(9)所示。

$$F = \sum_{k=2}^n \sqrt{(X_i^k - X_i^{k-1})^2 + (Y_i^k - Y_i^{k-1})^2} \quad (9)$$

式中, (X_i^{k-1}, Y_i^{k-1}) 和 (X_i^k, Y_i^k) 代表路径点的坐标。

步骤3 个体取优。对于每个粒子而言,如果当前粒子的适应度值比个体最优适应度值更好,则更新其个体最优适应度值。

步骤4 群体取优。在群体中,对于每一个粒子而言,若其当前适应度值相较于已知的全局最优适应度值更好,则将该全局最优值更新为该粒子的当前位置。

步骤5 迭代更新。根据式(6)对粒子位置进行更新,根据式(8)对粒子速度进行更新。

步骤6 终止条件判断。判断算法是否满足终止条件,即是否达到最大迭代次数。如果满足,则输出最优路径及相应的适应度值;否则,返回步骤2继续迭代。

3 仿真实验验证

3.1 实验参数设置

为验证改进粒子群算法的性能,本文使用 MATLAB R2022B 软件对无人机集群路径规划进行实验仿真。本文

仿真硬件环境为 Intel® Core™i5-1240p CPU@ 1.70 GHz, Window11 64 位操作系统。本文仿真环境大小设置为: 700 m×700 m×70 m, 目标点坐标为 (700,700,0), 无人机设置为定高飞行。威胁区域的二维坐标参数如表 1 所示。

表 1 威胁区域二维坐标参数

Tab. 1 2D coordinate parameters of threat area

威胁区域	中心点坐标	区域半径/m
1	(300,400)	45
2	(404,320)	50
3	(440,500)	55
4	(279,310)	10
5	(560,220)	70
6	(172,527)	65
7	(194,220)	55
8	(272,522)	25
9	(350,200)	50
10	(650,400)	30
11	(540,375)	40
12	(510,600)	35

本文使用传统粒子群算法和改进粒子群算法分别进行仿真实验并进行对比。实验参数如表 2 所示。

表 2 改进粒子群算法和传统粒子群算法参数

Tab. 2 Parameters of improved and traditional PSO algorithms

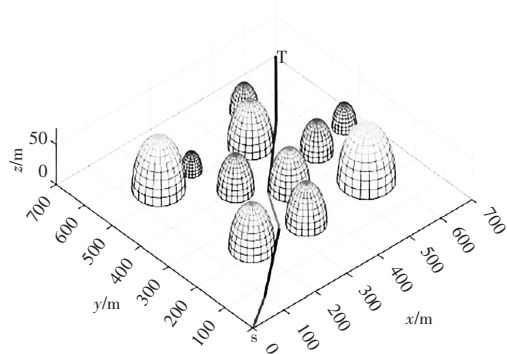
参数名称	参数含义	数值
ω	惯性权重	0.7
$\omega_{\max}$	惯性权重最大值	0.9
$\omega_{\min}$	惯性权重最小值	0.5
c_1	自我认知因子	2
c_2	社会认知因子	2
c_3	新增扰动因子	2
N	粒子数	20
n	每个粒子包含的路径点个数	30
$k_{\max}$	最大迭代次数	500

3.2 单架无人机路径规划

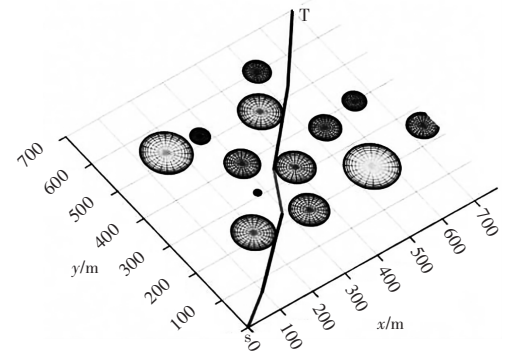
本实验模拟的实际场景为目前有一起火点在 (700,700,0) 位置处, 救援队伍赶赴现场后, 根据实际灭火需要, 需派出无人机执行两次任务: 第一次派出单架无人机进行火场态势侦察, 了解火场情况; 第二次派出无人机集群搭载灭火弹进行抛投任务。考虑到实际任务需求, 将无人机集群的起点分别设置为 (0,0,0)、(300,0,0)、(500,0,0)。无人机集群同时出发, 赶赴灭火点执行相关任务。

在单架无人机路径规划的实验中, 利用传统粒子群算法和改进后的粒子群算法分别进行实验, 得到的规划路径分别如图 3 和图 4 所示。由图可知, 利用传统粒子群算法和改进粒子群算法所规划得到的路径都能够成功地由起

点到达终止点, 且在过程中避开障碍物。



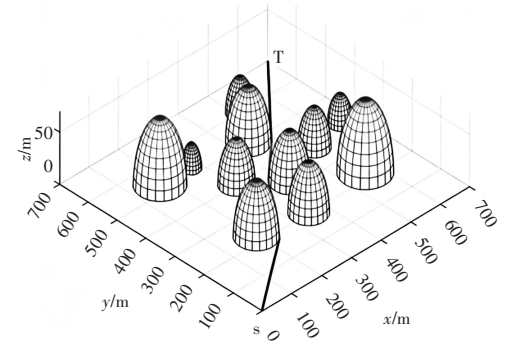
(a) 三维视图



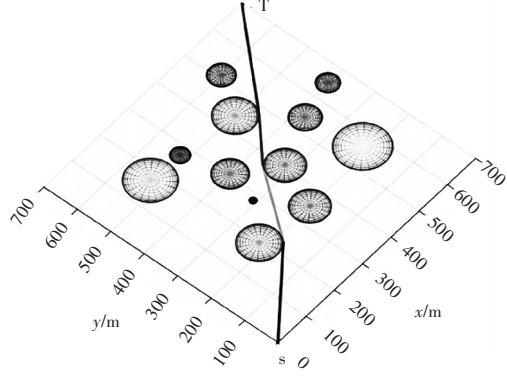
(b) 二维视图

图 3 利用传统粒子群算法的单架无人机路径规划

Fig. 3 Single UAV path planning using traditional PSO algorithm



(a) 三维视图



(b) 二维视图

图 4 利用改进粒子群算法的单架无人机路径规划

Fig. 4 Single UAV path planning using improved PSO algorithm

传统粒子群算法和改进的粒子群算法的适应度曲线分别如图5和图6所示。由图可知,传统粒子群算法规划得到的路径长度为997.803 m,改进粒子群算法规划得到的路径长度为994.752 9 m,改进后的粒子群算法所规划的路径更优。此外,改进粒子群算法在迭代次数80次左右找到了全局最优值,而传统粒子群算法在迭代次数150次左右才找到全局最优值,表明改进粒子群算法迭代速度较快,一定程度上提升了搜索效率。

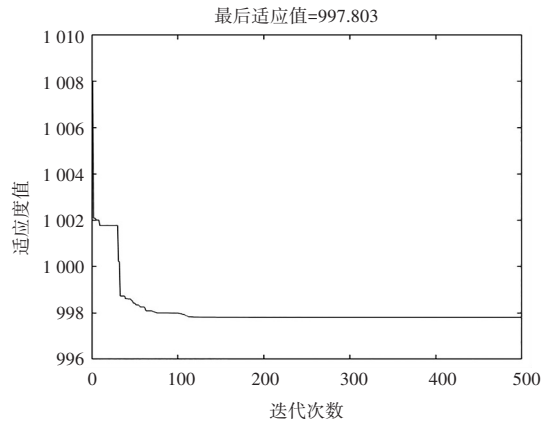


图5 利用传统粒子群算法的单架无人机适应度曲线

Fig. 5 Single UAV adaptation curve using traditional PSO algorithm

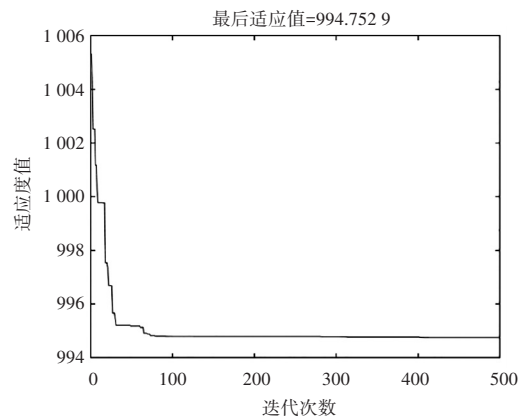
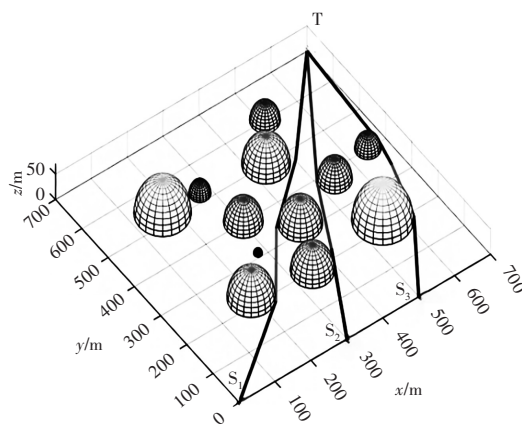


图6 利用改进粒子群算法的单架无人机适应度曲线

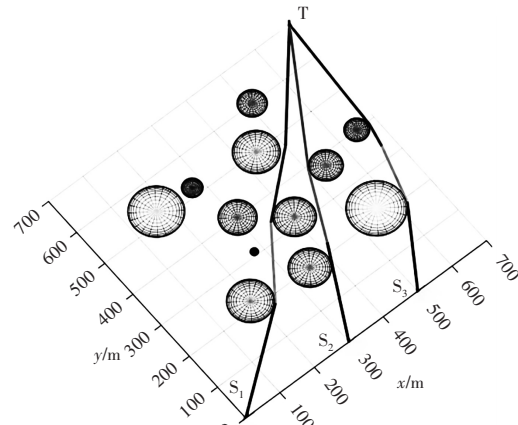
Fig. 6 Single UAV adaptation curve using improved PSO algorithm

3.3 无人机集群路径规划

在无人机集群的路径规划实验中,将起点位于 $(0,0)$ 、 $(300,0)$ 、 $(500,0)$ 的无人机分别编号为无人机1、2、3。利用传统粒子群算法和改进粒子群算法分别进行路径规划,得到的规划路径分别如图7和图8所示。由图可知,利用传统粒子群算法和改进粒子群算法都能使无人机集群成功避开障碍物,最终到达目标点。



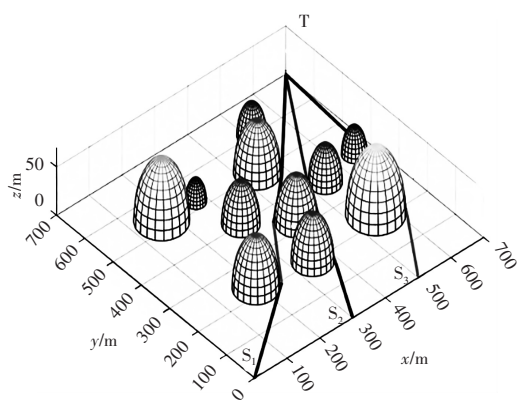
(a) 三维视图



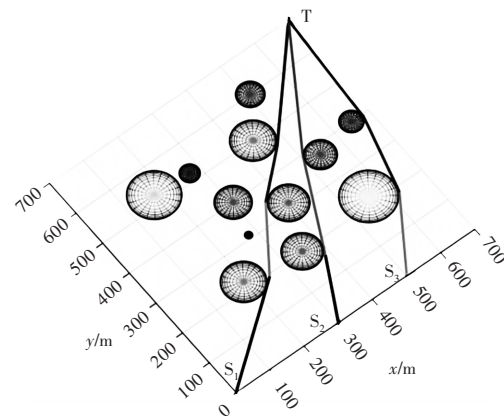
(b) 二维视图

图7 利用传统粒子群算法的无人机集群路径规划

Fig. 7 UAV swarm path planning using traditional PSO algorithm



(a) 三维视图



(b) 二维视图

图8 利用改进粒子群算法的无人机集群路径规划

Fig. 8 UAV swarm path planning using improved PSO algorithm

为验证改进粒子群算法在对无人机集群路径规划的性能,对于无人机1、无人机2、无人机3,分别进行30次实验。每次实验中使用传统粒子群算法和改进粒子群算法分别进行路径规划,30次实验中两种算法的适应度函数值变化曲线如图9~11所示,两种算法的最优适应度值、最差适应度值、平均值、标准差等的对比如表3所示。由实验结果图表可知,改进粒子群算法得出的适应度平均值优于传统粒子群算法,在最优适应度值上略优于传统粒子群算法,但在最差适应度值上,改进粒子群算法大大降低了最差阈值,一定程度上提高了算法的有效性。在标准差的比较上,改进粒子群算法明显低于传统粒子群算法,说明改进粒子群算法的30次实验结果变化较小,一定程度上提高了算法的稳定性。

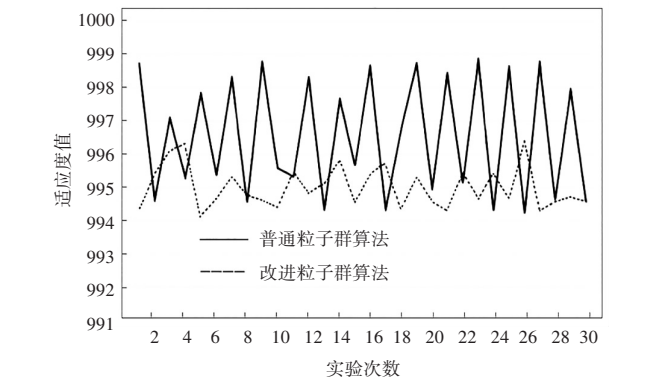


图9 无人机1适应度值变化曲线

Fig. 9 Variation curve of UAV 1 fitness value

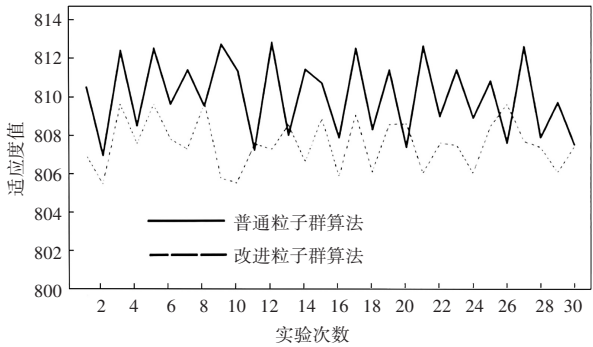


图10 无人机2适应度值变化曲线

Fig. 10 Variation curve of UAV 2 fitness value

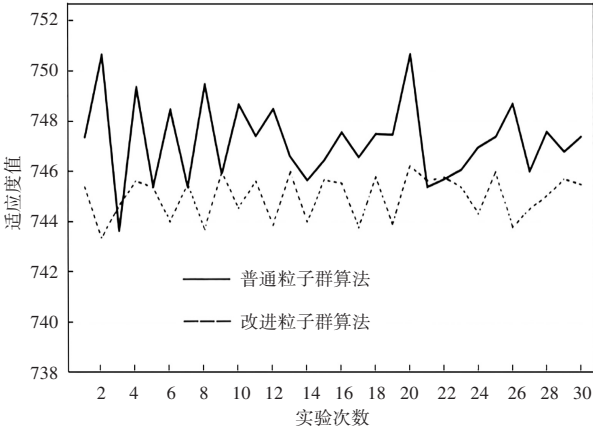


图11 无人机3适应度值变化曲线

Fig. 11 Variation curve of UAV 3 fitness value

表3 无人机集群实验数据统计

Tab. 3 Experiment data statistics of UAV swarm

无人机编号	算法	最优适应度值	最差适应度值	平均值	标准差
1	传统粒子群算法	994.231	998.789	996.563	1.810
	改进粒子群算法	994.143	996.456	995.041	0.638
2	传统粒子群算法	807.038	812.789	810.103	1.983
	改进粒子群算法	805.567	809.765	807.615	1.309
3	传统粒子群算法	743.637	750.653	747.210	1.607
	改进粒子群算法	743.345	745.983	744.983	0.861

综上可知,改进粒子群算法和传统粒子群算法都可以有效地躲避障碍物,完成无人机的路径规划。在单架无人机的路径规划实验中,改进粒子群算法相比于传统粒子群算法所规划的路径长度更短,迭代搜索速度更快。在无人机集群的路径规划实验中,改进粒子群算法在一定程度上提升了路径搜索的有效性和稳定性,综合效果优于传统粒子群算法。

4 结论

本文从消防救援实际需求出发,研究基于粒子群算法的无人机集群路径规划技术。针对传统粒子群算法容易早熟,陷入局部最优等问题进行改进,采用线性递减策略更新惯性权重,引入扰动粒子更新机制进行速度更新。围绕实际任务需求,使用 MATLAB 平台分别进行单个侦察

无人机路径规划和无人机集群灭火路径规划,结果表明,改进粒子群算法相比于传统粒子群算法所规划的路径长度更短,算法搜索的有效性与稳定性得到进一步提高。目前,无人机集群用于灭火实践仍处于实验室研究阶段,本文研究成果能一定程度上推动无人机集群应用于消防救援灭火实战,提升一线队伍救援效率。

参考文献

[1] 皇甫淑云,唐守锋,童敏明,等. 旋翼无人机智能航迹规划研究综述[J]. 自动化技术与应用, 2019,38(6):1-5.
[2] 刘家辛,温刚,田小壮,等. 基于三维点云的变电站无人机巡检路径规划[J]. 自动化技术与应用,2024,43(6):1-4,9.
[3] 王文君. 无人机在灭火救援中的实战应用探析[J]. 中国设备工程, 2024(6):40-42.

(下转第42页)