

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210899

基于改进粒子群算法的三维路径规划研究*

杨 教 陆安江 彭熙舜 刘红涛 龙纪安 黄赛瑶

(贵州大学大数据与信息工程学院 贵州 550025)

摘要: 针对基本粒子群算法(PSO)收敛速度快、易早熟,容易陷入局部误区的问题,提出了粒子群-人工蜂群混合算法(PSO-ABC),并将提出的算法应用于无人机三维环境下的路径规划。该算法在改进粒子群算法的基础上,融合了人工蜂群算法来对无人机三维路径进行全局规划。首先引入非线性惯性权重和收缩因子,改进粒子的速度公式,然后利用人工蜂群算法的搜索算子对最优解再一次寻优,解决了粒子群算法因局部搜索能力较差陷入局部误区的问题。本文在三维环境下设置了两组实验,对比粒子群-人工蜂群混合算法与粒子群算法、人工蜂群算法的路径寻优性能。实验结果显示,本文提出的算法路径寻优能力有所提高,相比于粒子群算法,提高了6.1%,相比于人工蜂群算法提高了6.9%。

关键词: 三维路径;粒子群算法;收缩因子;人工蜂群算法;地形测绘

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 3D path planning based on improved particle swarm optimization

Yang Jiao Lu Anjiang Peng Xishun Liu Hongtao Long Ji'an Huang Qian Yao

(School of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guizhou 550025, China)

Abstract: Aiming at the problems that the basic particle swarm optimization (PSO) Algorithm is fast in convergence and easy to premature maturity, and is prone to fall into local misunderstandings, this paper proposes a particle swarm-artificial bee swarm hybrid (PSO-ABC) algorithm, which is applied to path planning in the three-dimensional of UAV. Based on the improved PSO, the algorithm integrates the ABC algorithm to plan globally the three-dimensional path of UAV. First, the nonlinear inertia weight and shrinkage factor are introduced to improve the particle velocity formula, and then the search operator of the ABC is used to search for the optimal solution again, which solves the problem that the PSO algorithm falls into a local misunderstanding due to its poor local search ability. In this paper, two groups of experiments are set up in a three-dimensional environment to compare the path optimization performance of PSO-ABC algorithm, PSO and ABC algorithm. The experimental results show that the path optimization ability of the algorithm proposed in this paper has been improved, which is 6.1% higher than that of the PSO, and 6.9% higher than that of the ABC.

Keywords: three-dimensional path; PSO; shrinkage factor; ABC; topographic mapping

0 引言

随着科学技术的不断发展,无人机技术在不断的深入研究中取得了重大进展,并应用于各个领域。无人机作为一种基于控制系统或远程控制的航空工具,具有定位和导航功能^[1],且有一定的负载能力,可用在诸多方面,如地形测绘、物流配送、空中作战等等。无人机技术应用于地形测绘,不仅有利于资源的合理分配,也可以提高复杂地形环

境下测绘灵活度^[2]。传统的人工地面地形绘图存在工作危险、绘制精度低、环境恶劣等缺点,低空无人机技术的出现很好的解决了这些问题^[3]。路径规划是无人机进行地形测绘研究的主要内容之一,在无人机地形测绘过程中起着至关重要的作用。无人机在移动过程中,需要规避一定数量的路障,如何在规避路障的前提下找到一条最短的路径完成任务,此过程是无人机路径规划的核心,十分重要。在有障碍物的工作环境中,无人机从起点出发,通过不断的选择

收稿日期:2022-07-30

* 基金项目:国家自然科学基金(61865002)项目资助

运动方向来规避障碍物、到达目标点位置,得到一条较好的优化路径。这个过程中,路径规划算法起着关键作用。近些年来,研究者通过对算法的不断研究,提出了许多的路径规划算法,如禁忌搜索、模糊逻辑、模拟退火等方法。针对如何提高算法的路径寻优效率,相关的研究者提出了仿生群体智能算法,应用于路径规划,与传统算法相比,可以在未知环境下进行路径规划,通过模仿生物智能行为或生态机制来得到最优路径。

在应用路径规划的群体智能算法中,粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)是使用最为广泛的算法之一,该算法具有结构简单、收敛速度快、鲁棒性好、并行搜索的特点,可以应用在各种复杂的环境中,能够解决无人机在复杂环境的路径规划问题^[4]。但是,粒子是通过跟踪粒子个体极值和全局极值进行搜索,这样粒子群容易在某一极值点上聚集,搜索空间机会缩小,陷入局部误区,导致 PSO 算法在路径规划中过早收敛,最终规划出的路径与实际中的最优路径产生较大误差。为了解决上述的局部误区问题,相关学者^[5-15]提出了 PSO 混合算法,在 PSO 算法的基础上将另一种群体智能算法进行结合,提高局部搜索能力,相比于基本 PSO 算法,粒子群混合算法在路径规划上有了一定的提升,但迭代次数大,收敛速度降低,且造成了极大的资源浪费。

在实际环境中,从起始点到目标点的路径中,肯定存在着大量障碍物,为了尽量真实的还原现实场景,本文采用了三维模拟环境。针对现有的粒子群算法的不足,本文提出了基于改进粒子群算法的人工蜂群混合算法,该算法在基本粒子群算法的基础上,引入了压缩因子进行改进,并融合了人工蜂群算法(artificial bee colony algorithm, ABC),使其路径寻优性能优于基本 PSO 算法和改进 PSO 算法,提高无人机的路径规划效率。

1 基本概念

1.1 基本粒子群算法

粒子群算法中的每个粒子相当于一只鸟,鸟类觅食过程中会有个体和群体信息反馈,每只鸟反馈的信息都有可能是优化问题的解。鸟群在个体认知和群体协作基础上,在觅食空间中不断改变自己的飞行速度和位置来搜寻食物,PSO 算法的核心思想就是鸟类这种信息共享的特征性形成由分散到集中的过程。

在 PSO 算法中首先是对种群进行随机初始化,然后通过不断迭代进化寻找问题最优解。假设有 n 个粒子的种群处在搜索空间,空间的维度是 D ,迭代次数为 k ,则第 i 个粒子在 D 维搜索空间的位置参数表示为:

$$x_i(k) = \{x_{i1}(k), x_{i2}(k), \dots, x_{iD}(k)\} \quad (1)$$

粒子 i 速度可以表示为:

$$v_i(k) = \{v_{i1}(k), v_{i2}(k), \dots, v_{iD}(k)\} \quad (2)$$

第 i 个粒子在第 k 次迭代搜索到的最优解记为:

$$p_i(k) = \{p_{i1}(k), p_{i2}(k), \dots, p_{iD}(k)\} \quad (3)$$

整个粒子种群搜索到的全局最优解记为:

$$p(k) = \{p_1(k), p_2(k), \dots, p_D(k)\} \quad (4)$$

则 PSO 算法中第 i 个粒子迭代进行速度和位置的更新公式为:

$$v_i(k+1) = \omega v_i(k) + c_1 r_1 (P_{ij}(k) - x_i(k)) + c_2 r_2 (P_k(k) - x_i(k)) \quad (5)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k) \quad (6)$$

式中: ω 为惯性权重,让粒子保持原来运动惯性,影响算法的全局搜索能力和局部搜索能力; c_1 和 c_2 为加速因子,代表粒子个体信息优化反馈和群体信息交流能力; r_1 和 r_2 是均匀分布在 $[0, 1]$ 的随机数,保持粒子种群的多样性。

图 1 表示 PSO 算法在二维空间下的路径规划仿真,从图可知,PSO 算法在二维环境下,规划的路径与最优路径相差较大,局部搜索能力比较弱。

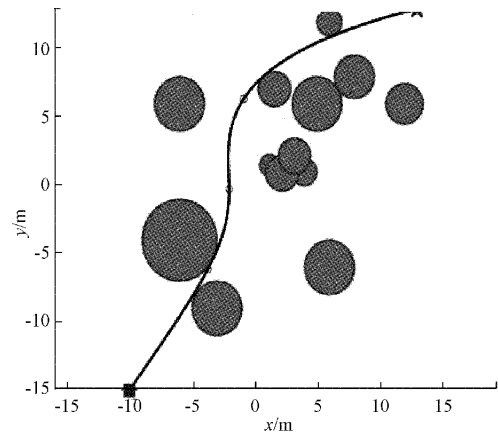


图 1 PSO 算法二维路径规划仿真

1.2 人工蜂群算法

人工蜂群算法是对蜜蜂群觅食行为的模拟,其蜜蜂群由采蜜蜂、观察蜂和侦察蜂 3 个部分组成。在 ABC 算法中,蜜源位置代表搜索空间中优化问题的一个可行解,蜜源的蜜量对应问题的适应度。首先,ABC 算法生成具有 N 个蜜源的初始种群,即 N 个初始解。设搜索空间为 D 维,第 i 个蜜源的位置为 $x_i (i = 1, 2, \dots, D)$ 。经过初始化后,蜜蜂对所有的蜜源开始进行循环搜索。采蜜蜂和跟随蜂按照下面的公式对蜜源及逆行食物更新:

$$z_{ij} = x_{ij} + r(x_{ij} - x_{kj}) \quad (7)$$

式中: $k \in \{1, 2, \dots, N\}$, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ 为随机数; r 为 $[-1, 1]$ 上均匀分布的随机数,控制 x_{ij} 领域的生成范围。

采蜜蜂采用贪婪准则,比较迭代中的最优解和邻域搜索解,当搜索解优于记忆最优解时,替换记忆最优解;反之,保持不变。当采蜜蜂完成搜索过程后,采蜜蜂跳摇摆舞将蜜源信息与观察蜂共享。观察蜂根据获得的蜜源信息以一定概率选择采蜜源,蜜量越大的采蜜蜂吸引观察蜂的概率越大。观察蜂会和采蜜蜂一样,对记忆中的蜜源位置做一定的改变,并检查搜索到的新蜜源的蜜量,当搜索蜜源位置

蜜量大于原采蜜蜂的蜜量,替换原采蜜蜜源,完成角色互换;反之,则保持不变。观察蜂选择蜜源的概率计算公式为:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{n=1}^N f_n} \quad (8)$$

式中: f_i 为第 i 个蜜源的适应度。

此外,当一个蜜源经过预设限定循环次数之后仍不能改进,则该蜜源处的采蜜蜂变为侦察蜂。

图 2 为 ABC 算法在二维空间下的路径规划仿真。从图可知,ABC 算法在二维环境中,相比于 PSO 算法能够较好的规避障碍物,有较强的局部搜索能力,但是其全局路径规划上比 PSO 算法要差些。因此,结合 PSO 算法与 ABC 算法提出一种混合算法,既可以克服 PSO 算法的容易陷入局部误区、易早熟的缺点,也能优化 ABC 算法的全局规划能力较弱的问题。

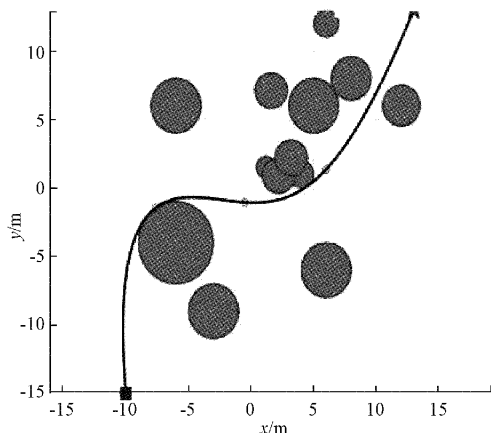


图 2 ABC 算法二维路径规划仿真

1.3 粒子群-人工蜂群混合算法

PSO 算法存在收敛精度低、易早熟,陷入局部误区的缺点,本文提出了粒子群混合 ABC 算法(PSO-ABC),该算法主要引用了非线性型惯性权重和收缩因子,并融合了 ABC 算法。在粒子群进行搜索前,引入非线性型惯性权重和收缩因子,控制粒子的速度和位置,达到优化粒子群算法的粒子搜索效率,提高路径寻优能力。而 PSO-ABC 算法,其原理是利用蜂群局部搜索能力,通过侦察蜂的再次搜索寻找新解,以此来逼近算法的最优解。在粒子群进行最优解搜索过程中,ABC 算法进一步提高了 PSO 算法在局部空间内的路径寻优能力。具体算法流程如图 3 所示。

在三维环境中,利用本文所提出的 PSO-ABC 算法先对粒子群算法进行改进,将非线性型惯性权重和收缩因子加入在 PSO 算法中,然后利用改进的 PSO 算法对全局路径进行规划,满足规划要求直接结束输出最优路径,不然就再利用 ABC 算法的搜索粒子再次搜索优化,当得到的新解满足要求就替换粒子位置重新计算局部最优和全局最优,反之去除新解。本文所提出的算法具体原理如下:

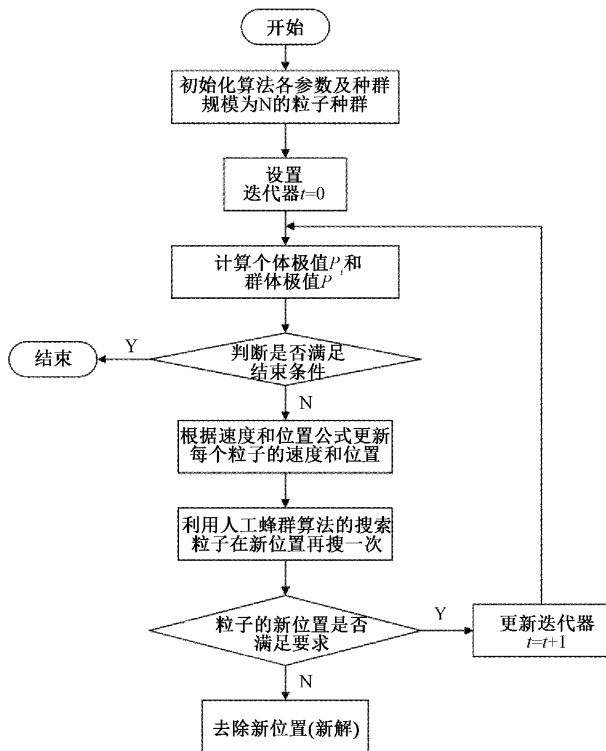


图 3 PSO-ABC 混合算法流程

首先,在 PSO 算法中引入非线性型惯性权重 ω , 二者的公式定义为:

$$\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times (1 - \frac{t}{T_{\max}})^n + \omega_{\min} \quad (9)$$

式中: M 为压缩因子; t 为当前迭代次数; T_{\max} 为 PSO 算法最大迭代次数,当迭代次数超过该值搜索停止; ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为惯性权重的最大值和最小值,一般取值为 0.9 和 0.4。利用收缩因子的 PSO 算法数学模型中,不需考虑最大速度,只需要设置粒子速度位置向量的变化范围。加入非线性型惯性权重 ω , 可以平衡 PSO 算法的全局开发能力和局部搜索能力。根据个体粒子和粒子群当前的不同区域,惯性权重根据的不同的指数 n 非线性下降。当个体粒子及粒子群位于远离个体极值和全局极值的中心区域时,取 $n=1.2$,线性权重降低速度减慢,粒子快速向群体位置靠近;当个体粒子和粒子群逐渐靠近群体最优位置时,取 $n=0.8$,惯性权重下降速度加快,粒子在当前最优位置进行细致搜索。

因为 PSO 算法加入非线性型惯性权重后,粒子速度有较大的变化,粒子搜索局部最优解时速度过大,过快速度的搜索容易陷入局部误区,不能很好的对空间进行开发。因此,在设置非线性型惯性权重时,引入收缩因子,控制粒子的搜索速度。收缩因子 M 的定义公式为:

$$M = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|}, \quad \varphi = c_1 + c_2 \quad (10)$$

式中: c_1 和 c_2 为学习因子。在加入收缩因子的 PSO 算法

中,不需要设置速度向量的最大值,只需要设置粒子位置向量的最大变化范围。

在引入非线性惯性权重和收缩因子后,PSO 算法的粒子速度和位置公式为:

$$v_i(k+1) = M[\omega v_i(k) + c_1 r_1 (P_{ij}(k) - x_i(k)) + c_2 r_2 (P_k(k) - x_i(k))] \quad (11)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k) \quad (12)$$

ABC 算法也是群体智能算法之一,具有很高的收敛速度,局部搜索能力较好,将 PSO 算法与 ABC 算法进行融合,PSO-ABC 算法具体实现过程如下:

- 1) 设置粒子群规模 N , 初始化粒子各参数。
- 2) 根据式(6)和更新粒子的位置,求出每个粒子当前的适应值。
- 3) 根据粒子搜索公式,更新每个粒子的个体最优值 P 和全局历史最优值。
- 4) 将粒子新位置作为雇佣蜂,计算其对应的蜜源收益率,并按照人工蜂群搜索算子即式(7)对蜜源的位置进行更新。
- 5) 雇佣蜂将蜜源的信息传递给观察蜂,观察蜂按照概率式(8)随机选择蜜源,并在该位置重新搜索新蜜源。
- 6) 对搜索到的新蜜源与粒子新位置对比,若优于粒子位置,则替代旧位置作为新解。
- 7) 将获的粒子位置重复步骤 2)~3), 求出全局最优解。

图 4 表示本文提出算法在二维环境下的路径规划仿真。由图 4 与图 1 的基本 PSO 算法路径对比可知,本文提出的粒子群-人工蜂群混合算法在局部搜索时能够规避障碍物的同时制定出最优路径,规划的路径更短;与图 2 人工智能蜂群算法相比,本文算法没有在前期就陷入误区,规划的路径与最优路径较接近,具有更好的全局规划能力。综上,在二维环境路径规划中,本文算法有更好的路径寻优能力。

2 实验分析与性能评价

本文实验在三维环境下,对基本 PSO 算法,ABC 算法

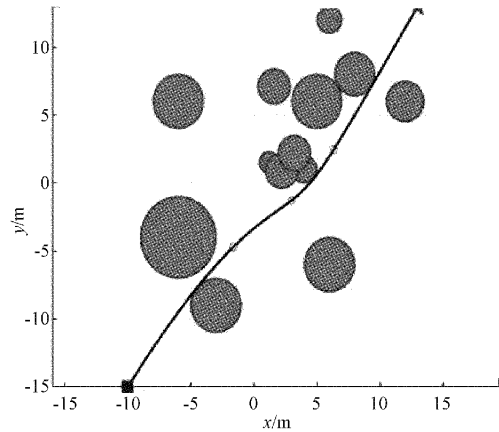


图 4 本文算法二维路径规划仿真

与粒子群-人工蜂群混合算法进行路径规划性能分析,验证本文所提出算法的优越性。本文实验所使用的 PC 型号为 HP Pavilion Power Laptop 15-cb0xx,配置 Windows 操作系统,CPU 参数为: Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ CPU@ 2.50 GHz,GPU 参数为: NVIDIA GeForce GTX 1050,内存参数为: 8 GB。本文实验在 Matlab2019a 环境下进行的,总共进行了在环境进行了两组实验,第 1 组实验的障碍物比较散乱,而第 2 组实验障碍物相对来说比较密集,且多摆放在起点与目标点连线之间,以此来增加算法的路径寻优难度。

表 1 为进行实验的参数设置,具体参数如表 1 所示。

表 1 基本仿真参数

三维环境/m	100×100×150
最大迭代次数	100
种群规模	80
起始点位置	(1,1,1)
目标点位置	(100,100,120)
障碍物个数	10

如图 5 和 6 所示,分别表示不同复杂度下的三维环境路径寻优图。

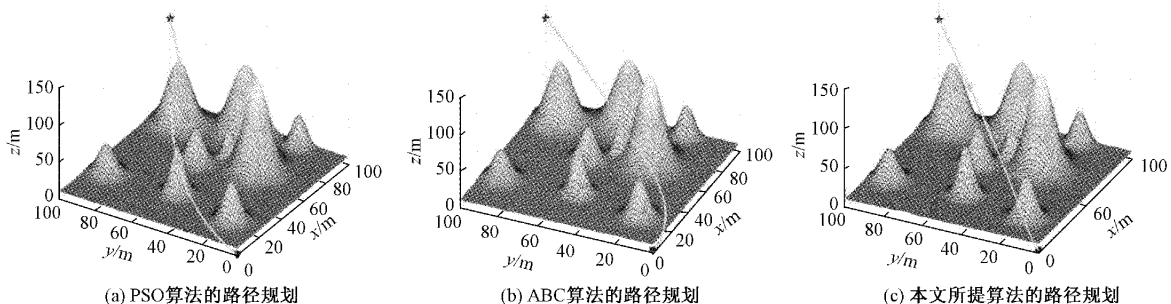


图 5 第 1 组实验结果图

由图 5(a)与图 6(a)可知,PSO 算法在复杂环境中的路径规划效果较差,路径规划中存在多处曲折点,且转角

较大,从而增加了路径规划的长度。在无人机接近目标点,且周围不存在障碍物,但是 PSO 算法并没有规划出最

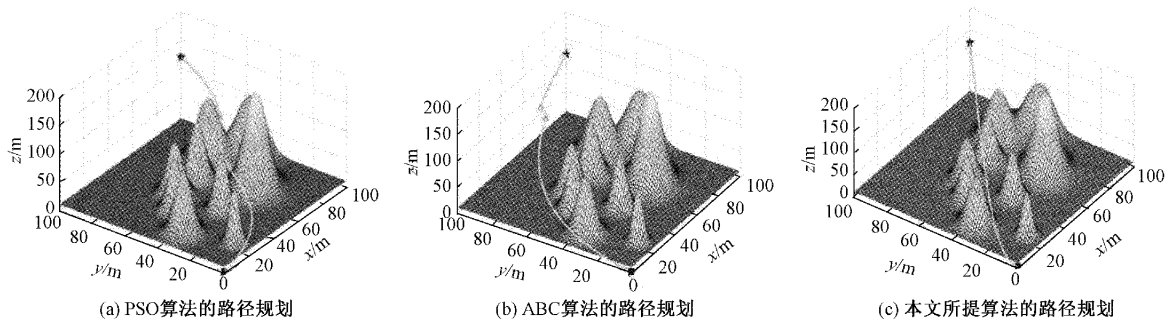


图 6 第 2 组实验结果

优路径。对比图 5(b)与图 6(b),可以直观看出 ABC 算法能够很好的规避障碍物,但是规划的路径偏离幅度过大。如图 6(b)三维环境中,山峰比较密集,此时 ABC 算法虽然可以较好的规避障碍物,但是没有在复杂的环境中穿过障碍物找到出口,规划的全路径与最优路径相差较大,因此 ABC 算法也存在改善问题。本文针对两种算法的缺点进行了改进、结合,提出了粒子群-人工蜂群混合算法。从

图 5(c)和图 6(c)中可以看出,在全局路径规划中,提出的算法优于前面的两种算法,在障碍物密集的环境中能够寻找出局部最优路径,穿插经过障碍物,避免了通过绕行规避障碍物而导致路径过长的结果。同时,本文提出的算法迭代速度较快,能够及时的规划路径,有效的保证了路径的时效性。如图 7 所示,不同算法在不同三维环境下的适应度曲线变化情况。

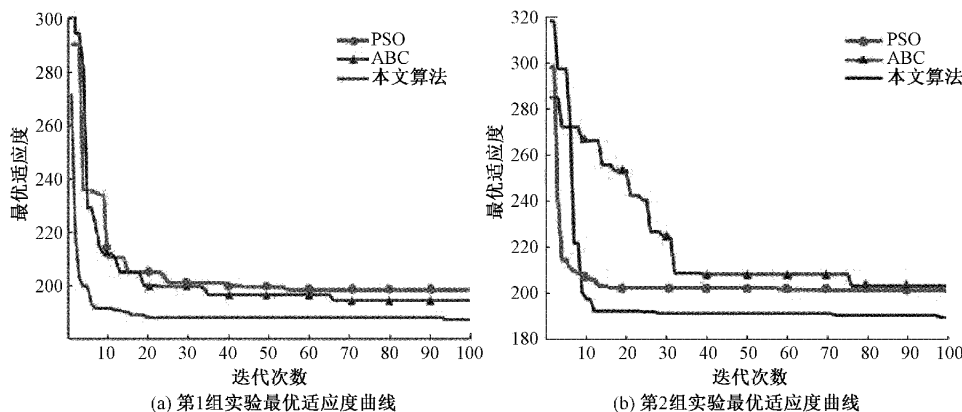


图 7 两组实验最优适应度曲线

由图 7 可知,在对 3 种算法仿真的两组实验中,本文所提出粒子群-人工-蜂群混合算法收敛速度最快,且得出路径最短。

为了分析本文所提出算法的性能,通过记录两组实验的规划路径长度、算法运行时间、迭代次数等参数进行了对比,得出的实验数如表 2 所示。从表 2 可以看出,相比于其他两种算法,本文提出的算法可以在最短的时间最少迭代次数上得到最短的路径,该算法相比于基本 PSO 算法在路径寻优上具有极大的优势。在第 1 组实验中,本文所提

出的算法在路径寻优中,相比于 PSO 算法 7.2%,相比于 ABC 算法提升了 3.6%。在第 2 组实验中,本文算法相比于 PSO 算法,提升了 6.1%,相比于 ABC 算法提升了 6.9%。另外,本文算法在运行时间上高于 PSO 算法,这是由于本文算法在改进的 PSO 算法进行局部极值搜索阶段增加了 ABC 算法再次寻找局部极值的环节,这也就导致了算法时间长于原来的 PSO 算法,但是整体性能而言本文算法仍然优于 PSO 算法和 ABC 算法,具有更好的路径规划性能,能够较好的满足无人机测绘路径规划需求。

表 2 两组实验仿真结果

第 1 组实验				第 2 组实验			
算法	规划路径 长度/m	算法运行 时间/s	迭代次数	算法	规划路径 长度/m	算法运行 时间/s	迭代次数
PSO	199.716	30	55	PSO	201.490	80	57
ABC	192.221	52	64	ABC	203.286	116	76
本文算法	185.257	36	22	本文算法	189.169	93	32

3 结 论

本文在引入非线性惯性权重和收缩因子改进对 PSO 算法改进的基础上,并结合 ABC 算法,解决无人机在三维环境中的路径问题,提出了三维路径规划的优化算法,即粒子群-人工蜂群混合算法。在复杂度不同的环境中,本文所提算法比 PSO 算法和人工蜂群算路径寻优性能皆有所提高。在简单三维环境中,本文提出算法相比于 PSO 算法和 ABC 算法,分别提高了 7.2% 和 3.6%。在复杂三维环境中,本文所提算法与粒子算法相比提升了 6.1%,相比于 6.9%。PSO-ABC 混合算法是基于 PSO 算法的优化算法,解决了原来单一智能群体算法存在的局部极值问题,实现了算法整体和局部的优化,该算法在规划最短路径中具有效率高和鲁棒性强的特点。利用本文提出的粒子群-人工蜂群混合算法,无人机不仅拥有较好的全局路径规划能力,在局部路径搜索方面也优于 PSO 算法和 ABC 算法,并且通过最短的迭代次数规划出最短路径,优化了无人机的路径规划效率。

参考文献

- [1] 洪臣. 多无人机远程协同飞行控制技术研究与实践[D]. 长沙:国防科技大学, 2018.
- [2] 朱青. 无人机测量技术在地形测量及制图方面应用分析[D]. 唐山:华北理工大学, 2020.
- [3] 蔺建强. 大疆无人机应用于不同地形测图的验证[D]. 昆明:昆明理工大学, 2021.
- [4] 孙浩磊. 基于群体智能算法的无人机路径规划技术研究[D]. 沈阳:沈阳理工大学, 2019.
- [5] 赵志刚, 马习纹, 姬俊安. 基于 AFSA 与 PSO 混合算法的 J-A 动态磁滞模型参数辨识及验证[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 26-34.
- [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] 辛宇, 陈兴, 许素安, 等. 基于 GA-PSO-BP 的车辆动

- 态称重算法研究[J]. 中国测试, 2021, 47(7): 26-30.
- [8] 许诺. 基于改进 PSO 算法的 UAV 三维路径规划研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(2): 78-83.
- [9] CHEN H, JIYOU F. UAV path planning based on particle swarm optimization with global best path competition[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, DOI: 10.1142/S0218001418590085.
- [10] 刘岩, 柳强. 基于天牛须搜索粒子群优化的改进克里金模型[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(4): 6-10.
- [11] 郭世凯, 孙鑫. 改进粒子群算法在机场登机口分配中的应用[J]. 电子测量技术, 2019, 42(15): 49-54.
- [12] 秦昌礼, 张华强, 刘林, 等. 一种基于改进 PSO-PIO 算法的 AGV 路径规划方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2022, 27(3): 82-89.
- [13] MOBAREZ E, SARHAN A, ASHRY M, et al. Obstacle avoidance for multi-UAV path planning based on particle swarm optimization [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021, DOI:10.1088/1757-899X/1172/1/012039.
- [14] YANG X, WEI P, ZHANG Y, et al. Disturbance observer based on biologically inspired integral sliding mode control for trajectory tracking of mobile robots[J]. IEEE Access, 2019, 7: 48382-48391.
- [15] 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(1): 66-73.

作者简介

杨教, 硕士研究生, 主要研究方向为路径规划处理、图像处理、嵌入式系统等。

E-mail: joey161612@163.com

陆安江(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为信息与信号处理、嵌入式系统、物联网等。

E-mail: 39146565@qq.com