

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107877

基于改进遗传算法的无人机航路规划^{*}

吴振 吴红兰

(南京航空航天大学 民航学院 南京 211106)

摘要: 针对已知源-目标的最短最优航路规划问题,首先对无人机航路规划相关约束及算法仿真环境进行了综合分析,构建了航路规划算法仿真环境,明确了无人机的性能约束,进而提出了一种可以融合多种约束条件的航路评价函数;然后,针对遗传算法存在的早熟收敛以及后期搜索迟钝等问题,考虑其问题之间存在的耦合关系,提出了适应度值标定、种群多样化和精英保留策略的融合改进方案。实验结果表明改进的遗传算法会节省约11.8%的燃油损,同时无人机机动转弯相对更少,提高了无人机飞行的安全性和高效性。

关键词: 无人机航路规划;改进遗传算法;适应度值标定;种群多样化;精英保留策略

中图分类号: TP18 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.8050

UAV route planning based on the improved genetic algorithm

Wu Zhen Wu Honglan

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Aiming at the shortest optimal route planning, firstly, this paper comprehensively analyzes the constraints and simulation environment of UAV route planning, constructs the route planning algorithm simulation environment, defines the performance constraints of UAV, and then proposes a route evaluation function that can integrate multiple constraints. Then, aiming at the problems of local optimum and slow convergence of genetic algorithm, considering the coupling relationship between the problems, a fusion improvement scheme of fitness value calibration, population diversification and elite retention strategy is proposed. The experimental results show that the improved genetic algorithm can save about 11.8% fuel loss, and the UAV has relatively fewer maneuvers, which improves the flight safety and efficiency of UAV.

Keywords: route planning; improved genetic algorithm; fitness value calibration; population diversification; elite retention policy

0 引言

随着无人机成本的不断下降、功能种类的逐渐增多,以及军民领域对空域的进一步开放,无人机技术已经在偏远山区的消防、电力线路、管道和其他基础设施的远程监控、气候监测、无线电通信等各个领域中发挥了越来越重要的作用^[1]。然而,由于无人机应用领域的扩展、作业环境的多变以及飞行任务的复杂,无人机系统(unmanned aerial system,UAS)事故频发^[2]。

作为无人机任务规划系统核心技术之一的航路规划技术,是实现无人机自主避障导航和安全飞行的技术保障^[3]。自主航路规划技术能够代替人在复杂的环境下进行飞行航路的规划,有效地避免地面站操作人员的不安全控制行为,

减小飞行事故的发生概率。因此,研究航路规划相关问题,对保障无人机飞行安全、提高无人机智能化水平以及任务执行效率具有重要意义。

算法设计是无人机航路规划的核心部分。国内外学者对该问题从不同角度开展了大量研究,并提出各种适应于不同环境、不同领域的算法。目前主要的航路规划算法有遗传算法^[4]、蚁群算法^[5]、A-star算法^[6]、粒子群算法^[7]、快速扩展随机树^[8]、人工势场法^[9]等。

本文选用遗传算法进行无人机的航路规划设计。遗传算法(genetic algorithm,GA)最早由美国Michigan大学的Holland教授及其学生提出,它是一种基于生物遗传过程的自适应方法,可以用来解决搜索和优化问题^[10]。遗传算法相比其他传统的航路规划算法具有全局搜索特性、不

收稿日期:2021-09-15

*基金项目:航空科学基金(20181352009)项目资助

需要辅助信息、启发式搜索特性和复杂问题简单化等优点,因此被广泛应用于航路规划领域^[10]。

然而,遗传算法作为一种智能优化方法,也存在着其自身的局限性:1)算法迭代进化过程缓慢,且在遗传算法后期,种群中不同个体适应度值差异较小,产生的新个体差异性不大,从而使得种群停止进化,甚至可能获得局部最优解。2)在进化初期可能出现“顶端优势”,使算法陷入局部最优的“早熟”现象。

针对遗传算法的局限性,国内外学者提出相应的改进措施。文献[11]使用变长编码方式避免遗传算子的复杂化,节约了计算成本,进而加快了算法的收敛速度;文献[12]通过与Dijkstra算法相结合,以优化中间结点,保证遗传操作的对象均为可行路径,提高了收敛精度和寻优能力;文献[13]通过对交叉算子进行改进,明显改善了算法的“早熟”问题,并提出一种融合了距离、安全性和能量等约束的适应度函数,对规划路径进行评价,以得到最优路径;文献[14]提出一种新的遗传修正算子,避免算法陷入局部最优,增强了对路径的全局搜索能力。

虽然许多改进遗传算法针对其早熟收敛或迭代速度过慢等问题提出了改进措施,但忽略了算法各种局限性之间存在的耦合关系,其改进的遗传算法往往是以牺牲其他优良特性为代价的。本文基于此,提出了适应度值标定、种群多样化和精英保留策略的融合改进方案,以提高算法搜索能力。

此外,本文综合考虑了无人机实际飞行时所需要考虑的最大偏航角和最大航程等约束,并将其融合到航路规划评价函数,以保障无人机飞行的安全性。

1 飞行环境与航路规划建模

1.1 飞行环境建模

为适应无人机复杂多变的飞行环境,通常以数字地图作为无人机航路规划的数据基础。本文采用式(1)中数学模型,构建并模拟了山区的复杂环境^[15]。

$$z_2 = \sum_{i=1}^k h(i) \times \exp \left[-\frac{(x - x_0(i))^2}{a_x(i)} - \frac{(y - y_0(i))^2}{b_y(i)} \right] \quad (1)$$

式中: $h(i)$ 用来指定第*i*个山峰的高度; $x_0(i)$ 、 $y_0(i)$ 用来表示第*i*个山峰的位置坐标; $a_x(i)$ 和 $b_y(i)$ 是和山峰坡度有关的量。通过调整 $x_0(i)$ 、 $y_0(i)$ 、 $a_x(i)$ 、 $b_y(i)$ 和 $h(i)$ 可以模拟不同位置、不同高度和轮廓的山峰地形。

为使规划环境具有更加真实的地形数据,本文在上述模拟山峰的基础上,选用文献[16]所提出的一种如式(2)所示函数来模拟各种复杂地貌的实际地形,然后通过叠加,将两种数学模型进行综合显示,进而形成航路规划的仿真环境空间。

$$z_2 = \sin(y + a) + b \sin(x) + c \cos(d \sqrt{x^2 + y^2}) + e \cos(y) + f \sin(f \sqrt{x^2 + y^2}) + g \cos(y) \quad (2)$$

式中: a 、 c 、 d 、 e 、 f 、 g 6 个参数用于模拟山脉、山谷等地形相对粗糙的表面。

基于以上数学模型,最终根据实验采用如表1和2所示数据得到的地形图和等高线图分别如图1和2所示。

表1 山峰模拟参数

威胁/ 参数	威胁 横坐标 x_0/km	威胁 纵坐标 y_0/km	横向坡度 模拟量 a_x	纵向坡度 模拟量 b_y	威胁高度 模拟量 h/m
山峰 1	30	30	120	150	12.5
山峰 2	60	60	100	100	15
山峰 3	80	50	50	60	25
山峰 4	30	80	150	150	20
山峰 5	70	20	200	200	7
山峰 6	20	50	200	200	5
山峰 7	80	80	200	200	8

表2 地形模拟参数

参数	a	b	c	d	e	f	g
数值	10	0.2	0.1	0.6	1	1	0.1

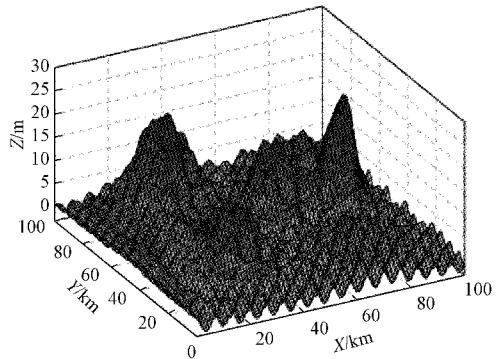


图1 地形模拟图

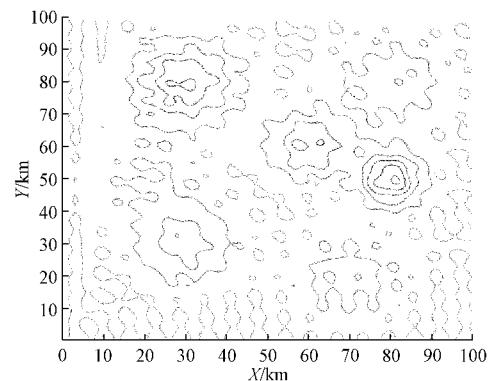


图2 地形模拟等高线图

无人机在执行任务时,除了要考虑地形障碍,还需要考虑天气、禁飞区等因素^[17]。因此,为规划出安全有效的飞

行航路,有必要在规划空间中对这些威胁源描述。叠加了各种威胁源的规划空间如图3所示。

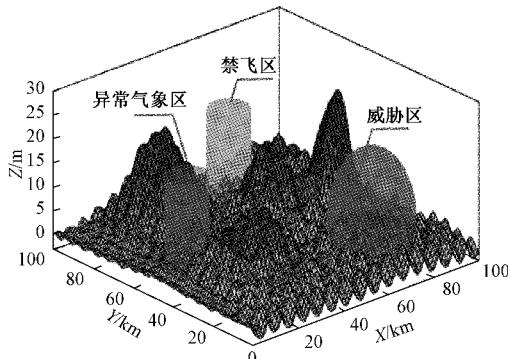


图3 叠加了威胁源的规划空间

1.2 航路规划建模

航路规划问题的基本模型如式(3)所示,它可以描述为:在某个航路规划空间中,从一个起始点S到一个(或多个)目标点T的飞行航路轨迹 γ ,应当在完全满足约束条件 g 的必要前提下,达到性能指标即评价函数 J 的最小值^[18]。

$$\begin{cases} \min_{\gamma} J(\gamma) \\ \text{s.t. } g(\gamma) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

基于以上数学模型,航路规划相关问题模型细分为:飞行航路轨迹 γ 的表示、规划航路约束条件 g 的构建以及性能指标即评价函数 J 的选择。

1) 航路表示

航路规划的目的是为无人机在任务空间中生成一条预飞行航路,生成的航路由三维规划空间中的一系列航路点组成。因此,一条完整的飞行航路可以用如式(4)所示航路点序列集合表示。

$$\gamma = \{S, P_1, \dots, P_{n-1}, G\} \quad (4)$$

其中, S 为起始点, G 为目标点, P_1, \dots, P_{n-1} 为中间航路点, 每个航路点记录其对应的空间位置信息: $P_i = (x_i, y_i, z_i)$, $i = 1, 2, \dots, n - 1$ 。

2) 约束条件

(1) 最小航路段长度

无人机在执行任务过程中必定存在着大量的姿态调整,而姿态调整过程存在一定的延迟,所以为保证无人机能够安全、准确的按照预定航迹飞行,无人机在机动转弯、调整飞行姿态等动作前后,需要预留一段直飞的距离。这一段距离被称为最小步长或最小航路段长度,用 l 表示。式(5)中给出了任一航路段 l_i 与最小航路段长度 l 之间的约束关系。

$$l_i \geq l, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

(2) 最大偏航角

考虑到机动性能和飞行任务的限制,为了保证无人机飞行安全,通常要求其只能在限定的偏航角范围内完成机

动转弯和姿态调整,因此应当充分考虑无人机的最大偏航角进行合理的航路规划,以保证无人机安全有效的飞行。如果假设第 i 和 $i-1$ 个航路点的坐标分别为 (x_i, y_i, z_i) 和 $(x_{i-1}, y_{i-1}, z_{i-1})$,那么第 i 个航路段可表示为向量 $a_i = (x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1}, z_i - z_{i-1})$,假定无人机最大偏航角为 α ,则各航路段之间的几何位置关系如式(6)所示。

$$\arccos\left(\frac{\mathbf{a}_i^T \mathbf{a}_{i+1}}{\|\mathbf{a}_i\| \|\mathbf{a}_{i+1}\|}\right) \leq \alpha \quad (6)$$

(3) 最大爬升/下滑角

与偏航角相同,无人机在垂直方向的上升和下滑也存在着最大角度的制约,通常被称为最大爬升/下滑角。该项约束如式(7)所示。

$$\arctan\left(\frac{|z_i - z_{i-1}|}{\sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}}\right) \leq \beta \quad (7)$$

(4) 最大航程约束

考虑到无人机能源供应以及紧急任务的时间限制,无人机的飞行半径即航程是不容忽略的问题。如果假设规划航路由 n 个航路段构成,且第 i 个航路段长度为 L_i ,最大航程为 L_{\max} ,则该约束如式(8)所示。

$$\sum_{i=1}^n L_i \leq L_{\max} \quad (8)$$

(5) 飞行高度限制

为减小无人机与地面或者楼房等障碍相撞而发生坠毁的事故概率,通常要求无人机在一定高度范围之上才能进行飞行,这一临界高度通常被称为最小飞行高度,用 h_{\min} 表示。受到无人机力学性能的影响,尤其是在军事领域,无人机还需要考虑作战任务需求以及航路的隐蔽性,因此无人机通常也会有一个飞行上限,称之为最大飞行高度 h_{\max} 。式(9)中给出了无人机飞行高度 h 的约束关系。

$$h_{\min} < h < h_{\max} \quad (9)$$

3) 航路评价

无人机从起始点到目标任务点通常存在多条可飞行航路,但每条航路都有其固定的代价,因此为选出代价最小的规划航路,需要制定航路性能优劣的评价准则。航路代价评估函数通常被用于产生评价所规划航路优劣的数值标准,其内容主要包括无人机性能约束、航路长度和威胁代价等^[19]。

航路长度和威胁代价往往是相互矛盾的,例如:为避免威胁,无人机通常需要绕路飞行,相应的航路长度必然增加,因此需要综合考虑航路代价和威胁代价。同时规划的航路必须满足无人机的最大偏航角、最小航路段长度等性能约束,只有这样规划出来的最小航路才是安全有效的。式(10)中给出了本文所采用的航路规划评价函数。

$$J = k_0 \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2} + k_j \sum_{j=1}^5 \omega_j \quad (10)$$

式中: (x_i, y_i, z_i) 和 $(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})$ 是指两个相邻的航

路点; k_0, k_i 为比例系数; ω_j 为第 j 个约束的惩罚系数, 如式(11)所示。

$$\omega_j = \begin{cases} 0, & \text{航路满足约束条件} \\ \epsilon, & \text{航路不满足约束条件} \end{cases} \quad (11)$$

式中: ϵ 为不满足约束条件时的惩罚值, 其大小为一个足够大的数。

通过比例系数对航路评价函数的各约束进行合理权衡之后, 若规划航路完全满足约束条件, 则其评价函数由所规划航路的长度决定: 航路长度越短, 航路越优。反之, 如果某条航路不满足约束条件, 则会通过惩罚系数对航路进行惩罚, 其数值表现为评价函数输出值很大。

2 改进遗传算法

针对遗传算法存在的早熟收敛以及后期搜索迟钝等问题, 本节从如下 3 个方面提出遗传算法的融合改进策略。

2.1 适应度值标定

原始遗传算法存在“早熟”现象的主要原因之一是“顶端优势”, 即在算法初期, 初始种群中存在一些对环境适应度特别高的特殊个体, 这些适应度值特别高的个体会迅速占据整个种群并错误地引导种群的发展方向而使算法陷入局部最优解。

针对上述问题, 本节采用一种动态的适应度值标定方法如式(12)所示^[20]。

$$F' = \frac{1}{F_{\max} + F_{\min} + \delta} (F + |F_{\min}|) \quad (12)$$

式中: F' 、 F 分别为标定后和标定前的适应度值; F_{\max} 、 F_{\min} 为适应度函数值的上界和下界; δ 为区间 $(0, 1)$ 内的一个正实数。

一般情况下, F_{\max} 、 F_{\min} 用当前代或目前代种群中的最大值和最小值代替, 以达到对每一代种群动态标定的效果。如图 4 所示, 若 F_{\max} 和 F_{\min} 差值越大, 则 γ 越小, 也就是说, 通过降低适应度值, 然后根据校正后的适应度值进行遗传选择, 可以有效地防止超常个体迅速占据整个种群; 相反, 它会扩大不同个体的适应值, 使算法跳出局部最优, 避免在最优解附近徘徊。

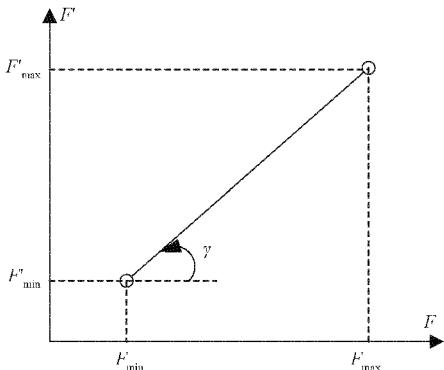


图 4 适应度值标定

2.2 种群多样化

通过缩小种群中每个个体在遗传算法初期的适应度值差异, 难以做到从根本上解决遗传算法容易陷入局部最优的问题。提高种群的多样性水平是避免算法陷入局部最优、提高遗传算法全局搜索能力的另一个有效途径。为此, 本文引入了相似性的概念: 在遗传算法进行选择操作之前, 对种群中的每两个个体进行逐点比较。如果两个个体在相应的位置上有相同的特征(基因), 则将相同字符的数量定义为相似度 R ^[10]。

设置值 T =适应度的平均值, 取组内大于 T 的个体判断个体相似度。当相似值 R 超过长度 $L/2$ 时, 两个个体被认为是相似的。相似性的判断实际上是确定群体中的个体是否具有相同的模式。筛选出相似的个体, 选择具有不同模式的个体组成新的种群, 可以显著增加种群的多样性, 尤其是在计算初期, 经过相似性判断后, 能够有效避免早熟问题的出现。

2.3 精英保留策略

通过引入相似度的概念可以有效地增加种群的多样性, 但在滤除相似个体的同时, 难以避免最优个体的丢失。此外, 在遗传算法的选择算子中, 由于对个体的选择具有不确定性, 如采用轮盘赌方法以一定的概率选择个体, 可能造成种群中最优个体的丢失。对交叉算子而言, 以一定的概率, 通过某种交叉方法对个体基因进行交叉和重组, 同样会造成最优个体的基因改变, 引起最优个体的消失。相似地, 以一定的变异概率对个体基因进行变异操作, 也会导致最优个体的丢失。由于最优个体的丢失, 算法最终虽然会收敛, 但并不一定会收敛到最优解。

精英保留策略构建了一个精英池, 通过选择每一代适应度值最高一个或多个个体, 来逐渐填充精英池, 然后在每一代种群的筛选和补充过程中, 剔除当前一代种群中适应度最差的个体, 然后再引入精英池中的最优个体进行填充^[21]。这样一方面既可以避免遗传操作过程中最优个体的丢失, 也能在一定程度上提高种群的多样性, 并且引导算法的搜索方向, 加快收敛。

2.4 改进遗传算法流程

改进遗传算法的工作流程框图设计如图 5 所示, 下面给出了改进遗传算法的核心程序。

步骤 1: 按适应度值大小对种群个体(航路)进行排序。

步骤 2: 取出适应度值最大的航路, 放入精英池, 并对精英池按适应度值大小排序。

步骤 3: 计算种群适应度平均值, 并以此为阈值, 选择适应度值大于平均值的航路。

步骤 4: 计算航路相似度程度, 并以适应度最高的航路为模板, 去除相似度高的航路。

步骤 5: 判断是否达到所要求的种群规模, 如果是, 则进行遗传操作; 否则重复步骤 4。如果不能得到足够的种群规模, 顺次引入精英池中的航路进行补充。

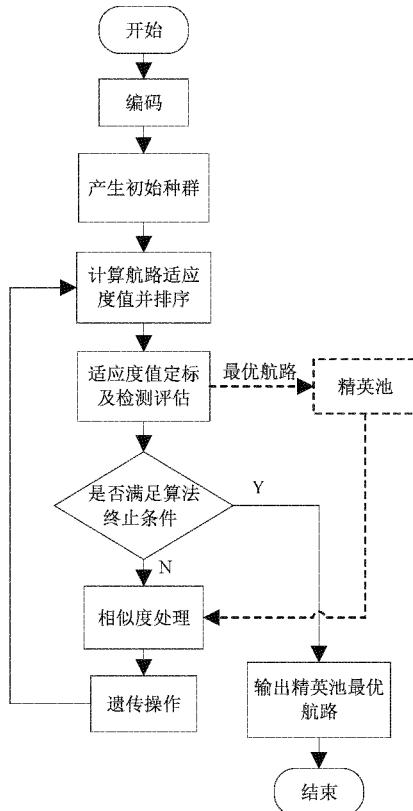


图 5 基于改进遗传算法的航路规划流程

步骤 6: 判断是否符合终止。如果是则终止算法, 否则跳转到步骤 1。

3 仿真验证

仿真实验在 MATLAB 2020 平台进行, 规划空间选择本文构建的环境模型。设置无人机起始点为(0,0,0), 任务目标点为(100,100,0), 飞行高度固定为 $h=12$ m, 最小行路段长度 $l=5$ km, 最大偏航角 $\alpha=45^\circ$, 而规划航路长度应当满足约束条件的最小值, 因此不设置最大航程约束。

遗传算法参数设置如表 3 所示。

表 3 算法初始参数

参数	个体基因数	种群规模	交叉概率	变异概率
数值	20	100	0.6	0.01

遗传算法开始前, 根据起点和任务目标点随机生成的规划航路。初始种群中的个体(航路)充斥着整个规划空间, 具有良好的种群多样性, 但遗传进化尚未开始, 所以存在着一些不满足约束条件的劣性个体。

改进前后规划航路对比如图 6 所示, 其相应定量指标如表 4 所示。其中算法规划路径的优劣通过航路长度和偏航角进行衡量。改进后, 算法规划航路长度为 136.794 9 km, 节省了 18.303 2 km 的航程, 如果燃油损耗与航程成正比,

则无人机在实际飞行过程中会节省约 11.8% 的燃油损; 各航路段之间夹角(偏航角)共计 $22.615 1^\circ$, 无人机机动转弯相对更少, 提高了无人机的飞行的安全性和高效性。显然, 在所有控制参数及约束条件相同的情况下, 改进的遗传算法在规划航迹方面具有相对优良的性能。

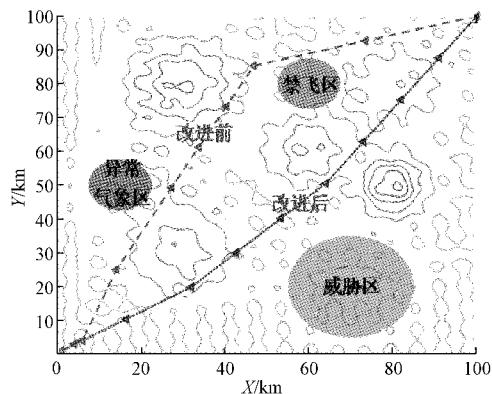


图 6 航路对比

表 4 结果对比

参数	迭代次数	航路长度/km	偏航角累计/(°)
基本算法	200	155.098 1	45.980 4
本文算法	200	136.794 9	22.615 1
优化结果	0	11.8%	103.3%

如图 7 所示, 改进的遗传算法在算法初期收敛相对较慢, 但同时具有更加优秀的个体, 说明算法在保留最优个体的同时, 避免了因“顶端优势”而引起的早熟现象。同时如图 8 所示, 在算法后期, 原始遗传算法的最高适应度值即最优个体在一定范围内振荡, 但始终难以达到改进后遗传算法最优个体的适应度值, 说明算法陷入局部最优, 且难以逃脱。

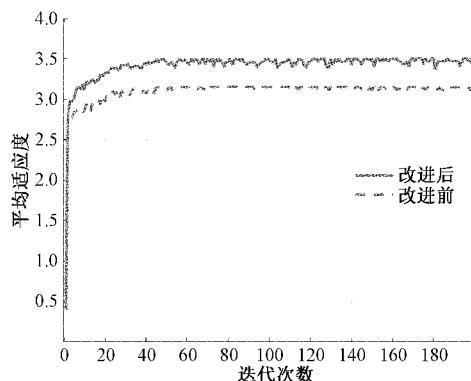


图 7 种群平均适应度曲线

为了检验改进遗传算法对种群多样性的影响, 原遗传算法(虚线)和改进遗传算法(实线)迭代进化 50 次和 150 次的航路种群对比分别如图 9 和 10 所示。种群的分布范围在一定程度上可以反映当前种群的多样性。

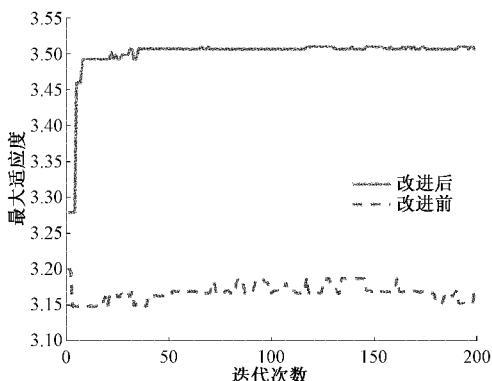


图8 种群最大适应度曲线

通过航路对比可知,改进的遗传算法保留了最优个体的同时,扩大了种群的多样性,避免了算法因早熟收敛而陷入局部最优解,适用于无人机在复杂飞行环境下,全局最优航路的搜索。

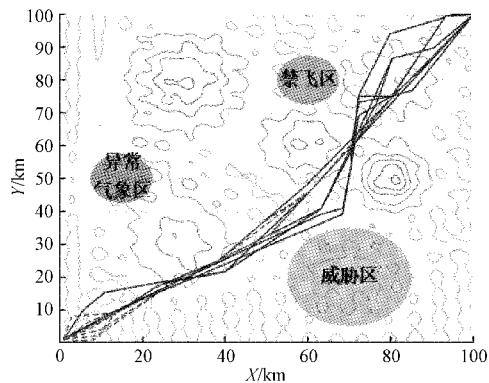


图9 进化50次种群对比图

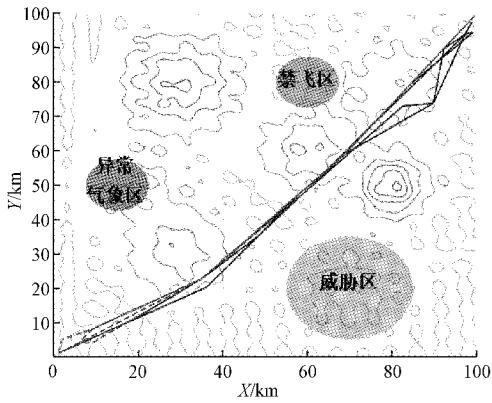


图10 进化150次种群对比图

4 结 论

本文基于无人机飞行的安全性需求,对无人在飞行过程中所处的环境及与航路规划有关的问题进行了综合分析和约束建模。明确了无人机在飞行过程中除了要面对各种地形障碍威胁外,还存在气象环境等各种威胁源。此外,为

保障无人机能够按照规划航路安全有效地飞行,规划航路还应当充分考虑无人机的性能及装备约束,如最小航路段长度、最大偏航角、最大飞行高度等。最后采用遗传算法,进行了航路规划算法的设计,但在对其进行仿真验证过程中,发现传统的遗传算法容易陷入局部最优解的问题,规划出来的航路往往不是最优航路。因此,针对遗传算法的不足,提出了适应度值标定、种群多样化和精英保留策略的融合改进方案,并对其进行了仿真验证。实验表明改进的遗传算法显著地提高了航路规划的效率。

参考文献

- [1] 刘鹏. 民用无人机在疫情防治工作中的应用探究[C]. 中国航空学会, 2020: 218-222.
- [2] 史校川, 金镭, 王春生, 等. 美国军民用无人机系统事故案例分析[J]. 航空标准化与质量, 2017(3): 46-49.
- [3] 李素娟. 无人机航路规划及评价方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
- [4] 杨国庆, 方振江, 吴昊. 基于遗传算法的移动机器人路径规划及人机协同控制研究[J]. 天津城建大学学报, 2021, 27(3): 205-212.
- [5] 梁凯, 毛剑琳. 基于改进蚁群算法的室内移动机器人路径规划[J]. 电子测量技术, 2019, 42(11): 65-69.
- [6] 占伟伟, 王伟, 陈能成, 等. 一种利用改进A*算法的无人机航迹规划[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(3): 315-320.
- [7] 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.
- [8] 陈秋莲, 蒋环宇, 郑以君. 机器人路径规划的快速扩展随机树算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(16): 10-17.
- [9] 丁家如, 杜昌平, 赵耀, 等. 基于改进人工势场法的无人机路径规划算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(1): 287-290.
- [10] 雷英杰, 张善文. MATLAB 遗传算法工具箱及应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2014: 1-7.
- [11] LEE H Y, SHIN H, CHAE J. Path planning for mobile agents using a genetic algorithm with a direction guided factor [J]. Electronics, 2018, 7(10): 212.
- [12] 丁家会, 胥宇露, 顾立博, 等. 基于改进遗传算法的机器人路径规划[J]. 河南科技, 2021, 40(27): 6-8.
- [13] LAMINI C, BENHLIMA S, ELBEKRI A. Genetic algorithm based approach for autonomous mobile robot path planning[J]. Procedia Computer Science, 2018, 127: 180-189.
- [14] QU H, XING K, ALEXANDER T. An improved genetic algorithm with co-evolutionary strategy for global path planning of multiple mobile robots[J]. Neurocomputing, 2013, 120(23): 509-517.

- [15] 李栋,曹义华,冯婷.基于地形特征的简易地形模拟算法[J].航空计算技术,2005(2):32-35.
- [16] NIKOLOS I K, VALAVANIS K P, TSOURVELLOUDIS N C, et al. Evolutionary algorithm based offline/online path planner for UAV navigation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B(Cybernetics), 2003, 33(6): 898-912.
- [17] 李素娟,肖前贵,高艳辉,等.多约束条件下无人机航路规划动态评价方法[J].指挥控制与仿真,2012,34(2): 36-39.
- [18] 谭建豪,王耀南.旋翼无人机的建模、规划和控制[M].湖南:湖南大学出版社,2019;63-65.
- [19] 李楠,刘朋,邓人博,等.基于改进遗传算法的无人机三维航路规划[J].计算机仿真,2017, 34(12): 22-25,35.
- [20] 付志勇.改进遗传算法及其在电力变压器优化设计中的应用研究[D].呼和浩特:内蒙古工业大学,2009.
- [21] 马丹.基于免疫遗传算法的无人艇路径规划研究[D].武汉:华中科技大学,2018.

作者简介

吴振,硕士研究生,主要研究方向为电子信息处理与智能控制。

吴红兰,高级工程师,硕士生导师,主要研究方向为交通信息工程及控制、交通运输工程(适航技术与管理)。

E-mail:2027368154@qq.com