

# 基于 NAPPGA 算法的无人机低空突防航迹规划

任 鹏,高晓光

(西北工业大学电子信息学院,陕西 西安 710072)

**摘要:**在无人机突防快速回避优化问题的研究中,无人机(UAV)低空突防航迹规划本质是复杂的多目标、多约束优化问题,求解的复杂性及难度高,常用的智能算法无法保证飞行航迹的最优性和可达性。针对 UAV 低空突防三维航迹规划问题的实际,利用基于角度量的变长度基因编码表示飞行航迹,将 UAV 飞行性能约束融入到算法中,保证物理航迹可行;基于进化算法的原理,提出一种小生境伪并行自适应遗传算法(NAPPGA),综合利用多种群、伪并行计算和共享函数的小生境技术提高算法进化效率、防止“早熟”。通过大量仿真计算,结果表明:应用改进算法规划出的三维航迹能够有效实现威胁回避、地形回避和地形跟随,满足 UAV 低空突防要求,具有一定的实用性。

**关键词:**小生境伪并行自适应遗传算法;无人机;低空突防;航迹规划

**中图分类号:**V249 **文献标识码:**B

## Flight Path Planning for UAV Low – Altitude Penetration Based on Niche Adaptive Pseudo Parallel Genetic Algorithm

REN Peng, GAO Xiao – guang

(Institute of Electronic Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shanxi 710072, China)

**ABSTRACT:**The essential content of flight paths planning for UAV low – altitude penetration is multi – objective, multi – constraint optimization problem. The method of solution is extremely complex and difficult. Using variable length gene encoding based on angle applied for the flight paths planning technologies of low – altitude penetration, the constraints of flight performance was melt into algorithm. A Niche Adaptive Pseudo Parallel Genetic Algorithm (NAPPGA) against several limitations of the existing intelligent algorithms was presented. Using multi – populations, pseudo parallel computing and niche technology based on share function, this method improves evolutionary efficiency and prevents precocious. A lot of simulation studies show that the global optimal solutions of multi – objective optimization problem can be obtained by NAPPGA and the solving three – dimensional flight paths can meet the requirements of UAV low – altitude penetration, efficient implementation of threat avoidance, terrain avoidance and terrain following. This method has a certain practicality.

**KEYWORDS:**NAPPGA; UAV; Low – altitude penetration; Flight path planning

### 1 引言

在防空技术日益完善的现代战争中,战场环境异常复杂辽阔,无人机(UAV)进行合理的航迹规划、有效低空突防是提高其作战效能,实现精确打击的关键<sup>[1,2]</sup>。新一代低空突防航迹规划技术是以实现地形跟随、地形回避和威胁回避为飞行目的,其本质是复杂的多目标、多约束优化问题<sup>[3,4]</sup>。

UAV 低空突防航迹规划问题的复杂性及难度非常高,同时约束条件多、三维航迹节点数量庞大,搜索空间巨大,常用的智能算法(如:遗传算法、蚁群算法、A\*算法等)求解效率低下,实时性差、容易陷入局部最优解,无法保证飞行航迹的最优性和可达性<sup>[5-9]</sup>。目前,相关文献针对航迹规划问题采用了多种改进智能算法:文献[3]采用改进遗传算法,文献[5]采用基于粒子群算法,文献[8]采用基于小生境伪并行遗传算法等,但这些主要是针对二维航迹规划的;文献[9]采用改进遗传算法在安全飞行曲面上规划出三维飞行路径,用极坐标编码表示的飞行航迹,需要另外考虑 UAV 飞行性能约束;文献[6]采用基于贝叶斯算法的三维飞行航迹规划

基金项目:国家自然科学基金(60774064);高等学校博士学科点专项科研基金(20116102110026)

收稿日期:2013-08-11 修回日期:2013-08-30

方法,但航迹编码仅有 27 种组合。本文针对 UAV 低空突防三维航迹规划问题的实际,利用基于角度量的变长度基因编码表示飞行航迹,将 UAV 自身飞行性能约束条件融入到算法中加以解决,保证每个变化序列对应的物理航迹都是可飞的;基于进化算法的原理,提出一种基于小生境伪并行自适应遗传算法(NAPPGA),该算法利用多种群方式增加种群的多样性,采用基于共享函数的小生境技术防止种群收敛于局部最优解、维持种群的多样性,通过伪并行计算提高算法的运行速度。通过大量仿真计算,结果表明:应用该方法规划 UAV 低空突防航迹,能够规划出从起点到目标点 UAV 生存概率大、满足多种约束条件的三维飞行航迹,并且规划出的航迹是能够实现威胁回避、地形回避和地形跟随,满足 UAV 低空突防要求的。

## 2 飞行航迹的数学模型

三维飞行航迹的数学表示要要切实反映出求解问题实质,便于求解计算;同时还应满足多种约束条件,对应的物理航迹要具备可飞行性。本文利用基于角度量的变长度基因编码表示飞行航迹,相对于通常用直角坐标或极坐标表示飞行航迹具有以下优点:

1) 能较容易地满足 UAV 自身性能的机动性要求,不会出现难以飞行的路径;

2) 表示飞行航迹的角度量都是 UAV 的飞行控制量,用它来表示航迹节点,便于飞控系统实现自动驾驶,获得所要求的最佳飞行性能。

具体表示方式如下:三维飞行航迹点序列中的第  $i$  段航迹点  $(x_i, y_i, z_i)$  用  $(l_i, \varphi_i, \mu_i)$  表示,  $l_i$  是第  $i$  段航迹段的长度,  $\mu_i, \varphi_i$  是第  $i$  段航迹段俯仰角和偏航角,如图 1 所示。

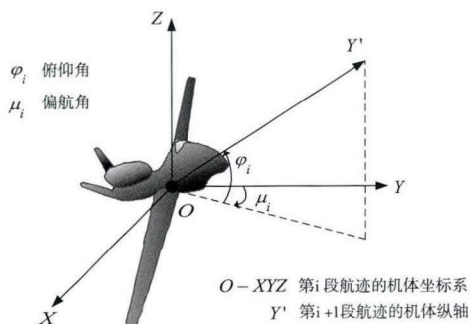


图1 俯仰角和偏航角

再将三维空间的参数  $(l_i, \varphi_i, \mu_i)$  转换成由基因按一定结构组成的染色体,从起点到终点的飞行航迹用一条长度不定的基因染色体来表示,如下:  $g_1, g_2, \dots, g_{i-1}, g_i, \dots, g_{n-1}$  为表示一条飞行航迹的染色体的基因串,每个基因位  $g_i$  的取值范围为  $[0, 127]$  之间的整数,每个基因位上的整数表示在一个等间距航迹段  $\Delta l$  内 ( $l_i = \Delta l$ ),相邻航迹段航迹偏航角  $\varphi_i$  和俯仰角  $\mu_i$  的变化情况的组合,整条飞行航迹共分成等间

距的  $n$  段,  $n$  根据实际的飞行航迹节点数确定,不同的飞行航迹,其所表示的染色体的基因串的位数  $n$  各不相同。根据无人机自身性能的约束,航迹偏航角和俯仰角的大小由 UAV 的过载来确定,  $\varphi_i \leq \pm 70^\circ, \mu_i \leq \pm 30^\circ$ ,以  $10^\circ$  为一个间隔,  $\mu'_i$  的取值为  $\{0, \pm 1, \pm 2, \pm 3\}$ ,  $\varphi'_i$  的取值为  $\{0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm 7\}$ ,  $\mu'_i, \varphi'_i$  分别用三位、四位二进制表示,最高位为符号位,“1”为负,“0”为正,而  $[0, 127]$  之间的整数可以用一个 7 位二进制编码表示,所以  $g_i$  能够表示  $\mu'_i, \varphi'_i$  的组合,进而能够表示出俯仰角  $\mu_i$  和偏航角  $\varphi_i$  的变化情况的组合,如图 2 所示。

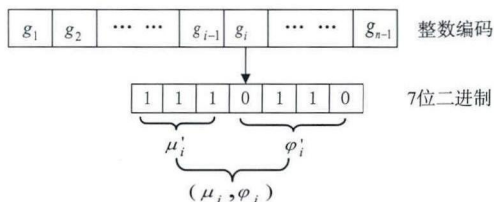


图2 染色体基因编码

例如:当  $g_i = 118$ ,转换成二进制编码为‘1110110’,分解后,  $\mu'_i = 111, \varphi'_i = 0110$ ,可得,  $\mu_i = -30^\circ, \varphi_i = 60^\circ$ ,表示第段飞行航迹向下倾斜  $30^\circ$ 、逆时针方向偏转  $60^\circ$ 。

## 3 NAPPGA 算法

由于进化算法本身不受结构模型、约束条件、参数初值等因素限制,具有优良的全局寻优能力和隐含并行性,是解决复杂多目标优化问题的有力工具,但直接应用于搜索空间巨大、实时性强、复杂程度高的 UAV 低空突防航迹规划问题中,其进化效率和求解质量都不是很有效。主要原因有以下几点:

1) 进化算法采用单一种群更新方式很难保证进化过程中种群的多样性和收敛性,容易造成近亲繁殖;

2) 运行过程和实现方法本质上又是串行的,进化运算过程相对缓慢;

3) 固定的概率交叉、变异算子会使得一些优秀的基因片段过早丢失,易产生早熟现象,陷入局部极值。

为克服进化算法的以上不足,同时针对 UAV 低空突防航迹规划问题的实际,引入 NAPPGA 算法。应用 NAPPGA 算法求解航迹时,在解空间中用多个子种群代替单一种群进行搜索,子种群按照设定的模式分别进行独立进化,各自探询不同的解域,由于对群体并行进化操作是在单台计算机上执行,所以是伪并行的。在适当的时候,种群之间按照一定的迁移策略交换子种群中的个体,然后汇集在一起寻求整体最优解,这样,种群的多样性得以丰富和保持,而且提高了算法的运算速度。为了更进一步抑制早熟收敛,提高算法的搜索效率,在伪并行遗传算法划分的子种群中,引入小生境自适应遗传机理,将其中每一代个体划分为若干类,每类中选

出适应度较大的个体作为一个类的优秀代表组成新的种群,再在新的种群中以及不同种群之间通过杂交、变异,即利用自适应的交叉和变异算子产生新一代子种群,同时利用基于共享函数的小生境方法维持群体的多样性,通过搜索产生更优的个体,引导种群新一轮进化,实现在解空间内对尽可能多的最优解的寻优<sup>[8,10]</sup>。NAPPGA 算法运算过程描述如下:

1) 生成初始种群:设置进化代数计数器,在可行解空间生成  $m$  个初始种群  $P(t)$ 。

2) 划分种群:将  $P(t)$  按交换模型分成  $n$  个子种群,  $P(t) = \{P_1(t), P_2(t), \dots, P_i(t), \dots, P_n(t)\}$ , 每个子种群中有  $k$  个个体,  $n$  为组分数,  $k = m/n$ ,  $k$  为整数。

3) 计算个体适应度:分组计算各子种群  $P_i(t)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 中个体的适应度  $f_{ij}$  ( $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k$ )。

4) 对各子种群进行小生境自适应独立进化。

① 设置独立进化计数器;

② 在子种群中依据个体适应度对  $P_i(t)$  进行降序排列,记忆前  $q$  个个体 ( $q < k$ );

③ 利用改进的选择、交叉、变异算子分别对子种群内的个体进行复制、杂交、变异等自适应操作,得到  $P'_i(t)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ );

④ 对子种群做小生境淘汰运算:将步骤②产生的  $q$  个个体和步骤③产生的  $P'_i(t)$  中的  $k$  个个体合并在一起,得到一个含有  $k + q$  个个体的新群体;计算新群体中各个个体在群体中的共享度  $s_{ij}$  ( $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k + q$ ), 依据  $s_{ij}$  来调整各个个体,得到新的适应度  $f'_{ij}$  ( $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k + q$ );

⑤ 依据新适应度  $f'_{ij}$  对各个个体进行降序排列,记忆前  $k$  个个体,得到  $P''_i(t)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ );

⑥ 小生境终止条件判断:若不满足小生境终止条件,则更新独立进化计数器,并将第⑤步排列中的前  $k$  个个体作为新的下一代群体,再转到第②步;若满足终止条件,则退出小生境自适应进化。

5) 按照一定的迁移策略交换子种群中的个体,得到下一代群体  $P_i(t)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ )。

6) 终止进化条件判断:若不满足终止进化条件,则更新进化代数计数器,转向步骤 3); 若满足终止进化条件,则输出优化结果,算法结束。

#### 4 航迹评价

UAV 航迹规划的目的是在满足飞机自身性能约束(已在航迹编码中设计)和执行具体飞行任务的前提下能够有效避开敌方探测以及威胁攻击、影响飞行的险要地形等不利因素,生成经济可行的飞行航迹。对于表示航迹的第  $j$  条染色体,代价函数如下:

$$C_j = \sum_{i=1}^n (w_L * l_i + w_H * h_i + w_{TA} * f_{TAi}) + w_d * d(n) \quad (1)$$

式中:  $l_i$  为第  $i$  段航迹段的长度,主要用于控制航迹长度,从而减少 UAV 在敌控区的飞行时间;  $h_i$  为第  $i$  段航迹段的海拔高度,它通过降低航迹的平均高度,可以进行有效的地形跟随,从而利用地形的遮挡作用和地面杂波来达到隐蔽的目的,以降低被敌方发现和摧毁的概率;  $f_{TAi}$  为第  $i$  段航迹段的威胁指数,它限制 UAV 不要与已知的地面威胁距离太近,使得 UAV 尽量在威胁区域外飞行;  $n$  为第  $j$  条染色体长度,根据实际飞行航迹节点数确定;  $w_L, w_H, w_{TA}, w_d$  为权值;  $d(n)$  为启发函数,引导算法向着目标点搜索。

#### 5 仿真计算

利用地形高程数据,生成  $80 \times 80 \text{ km}$  三维地形,其能够模拟实际地形的山峰和山谷,满足航迹规划算法需要。在  $80 \times 80 \text{ km}$  的空域内, UAV 从起始点  $S(x_0, y_0, z_0) = (0, 0, 250)$  处飞到目标点  $G(x_{goal}, y_{goal}, z_{goal}) = (76000, 76000, 250)$  (单位:  $m$ ) 处, 地形、威胁源信息已知, 共 6 个威胁源, 威胁作用距离  $d_{Rmax} = 12000 m$ 。飞行速度  $v = 50 m/s$  (保持恒定), 最小航迹长度  $l_{min} = 400 m$ , 航迹最大偏航角  $\varphi = \pm 70^\circ$ , 最大俯仰角  $\mu = \pm 30^\circ$ , 最大航迹长度  $L_{max} = 200 km$ , 最低安全飞行高度  $H_0 = 20 m$ , 最大安全飞行高度为  $H_{max} = 100 m$ , 种群大小为 80, 最大进化迭代次数为 300。

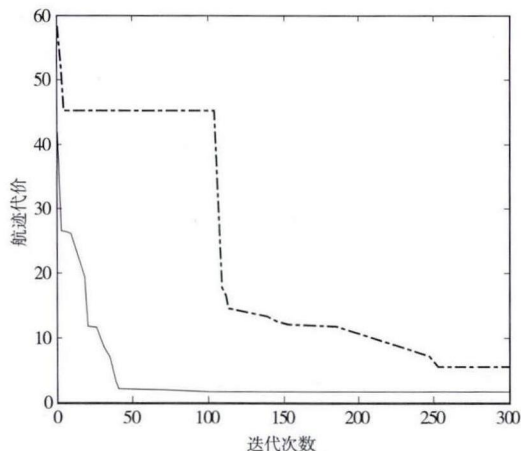


图3 种群进化过程中航迹代价的变化

仿真计算结果如下列图形所示:图3为规划航迹最优解和次优解进化过程中航迹代价的变化,从图中可以看出应用 NAPPGA 算法能够保证种群在进化过程中的收敛性,通过比较可以找出最优解,实现在解空间内对可行解的寻优;图4是飞行航迹的高程图,图中6个形状和大小相等空心圆表示6个威胁源的作用范围,两条航迹交汇处的实心圆点为目标点,从该图中可以看出,规划的飞行航迹充分利用了各个威胁源之间的盲区,成功回避了威胁;图5是飞行航迹剖面图,横坐标  $d_{xy}$  为飞行航迹在水平面内的投影,  $Z$  为飞行高度,从图中可以看出,规划的飞行航迹成功实现了地形回避和地形跟随;图6是飞行航迹三维图,从图中可以更加全面、清晰地



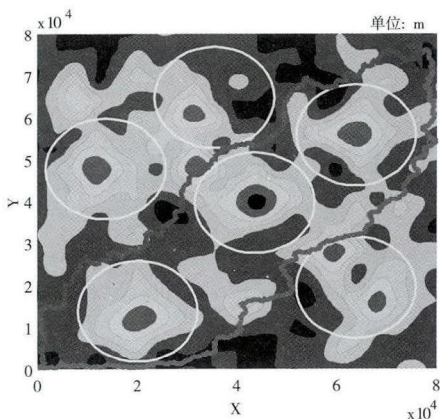


图4 飞行航迹的高程图

看出飞行航迹是能够实现地形回避和地形跟随的。

通过大量仿真结果可以看出,根据最大航迹俯仰角和偏航角的限制,应用基于角度量的变长度基因编码表示飞行航迹的方法,解算出的航迹能够满足 UAV 飞行性能约束;应用 NAPPGA 算法是能够寻找出尽可能多的最优解,具有对复杂多目标、多约束问题的寻优能力。UAV 按规划的三维航线飞行是能够有效地利用地形掩护避开各种威胁,满足低空突防要求的。

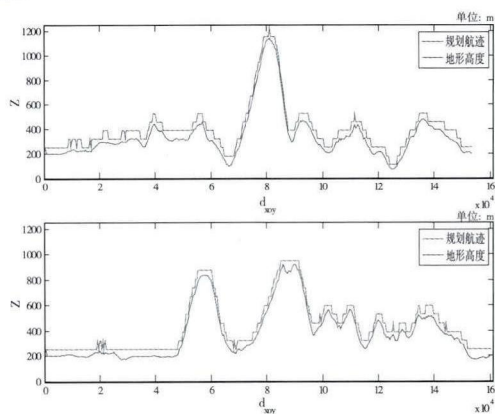


图5 飞行航迹剖面图

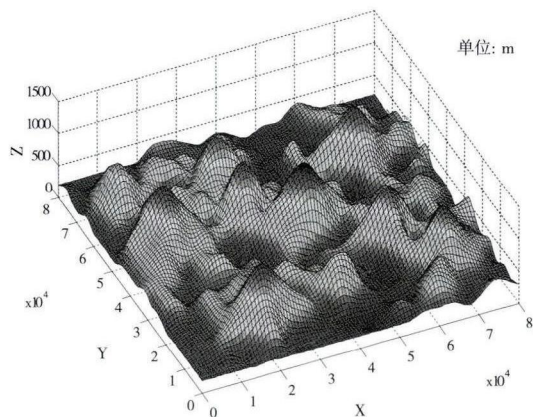


图6 飞行航迹三维图

## 6 结论

合理的航迹规划是实现 UAV 低空突防和精确打击的关键。本文针对智能算法在实际应用中存在的不足,基于进化算法的原理,利用角度量的变长度基因编码表示飞行航迹,提出了 NAPPGA 智能算法,将其用于规划 UAV 低空突防航迹,通过大量仿真计算得出以下结论:

1)提出的基于角度量的变长度基因编码方式,能够将 UAV 自身飞行性能约束条件融入到算法中加以解决,生成的飞行航迹能较容易地满足 UAV 机动性的要求,不会出现难以飞行的路径,便于飞控系统实现自动驾驶。

2)应用 NAPPGA 算法是能够寻找出尽可能多的最优解,具有对复杂多目标、多约束问题的寻优能力,在已知地形和威胁信息的情况下,规划的三维飞行航迹能够有效实现威胁回避、地形回避和地形跟随,满足 UAV 低空突防要求,具有一定的实用性。

## 参考文献:

- [1] H Myung, K James, K Takeo. Efficient Two-Phase 3D Motion Planning for Small Fixed Wing UAVs[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Roma, Italy, 2007:1035-1041.
- [2] C C Murray, W Park. Incorporating Human Factor Considerations in Unmanned Aerial Vehicle Routing[J]. IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society. 2013,43(4):860-874.
- [3] 郑锐,冯振明,陆明泉. 基于遗传算法的无人机航路规划优化研究[J]. 计算机仿真. 2011,28(6):88-91,152.
- [4] 叶文,范洪达,朱爱红. 无人飞行器任务规划[M]. 北京:国防工业出版社,2011.
- [5] 方胜良,余莉,汪亚夫. 基于粒子群优化算法的无人机航迹规划[J]. 计算机仿真. 2010,27(8):41-43,113.
- [6] 符小卫,高晓光. 基于贝叶斯优化的三维飞行航迹规划[J]. 兵工学报, 2007,28(11):1340-1345.
- [7] 彭建亮,孙秀霞,朱凡,张健. 基于遗传算法的多约束三维航迹规划方法研究[C]. 昆明第27届中国控制会议, 2008:94-97.
- [8] 沈志华,赵英凯,王晓荣. 基于小生境伪并行遗传算法的自主机器人路径优化[J]. 现代电子技术, 2005,206(15):85-87,90.
- [9] 李霞,魏瑞轩,周军,李雪松,张冲. 基于改进遗传算法的无人飞行器三维路径规划[J]. 西北工业大学学报, 2010,28(3):343-348.
- [10] 张春梅,武钧,梁治安. 用自适应伪并行遗传算法求解双准则三维运输问题[J]. 数学的实践与认识, 2007,37(11):21-28.



## [作者简介]

任 鹏(1979-),男(汉族),陕西乾县人,讲师,博士研究生,主要研究领域为有人机/无人机协同任务/路径规划和飞行控制。

高晓光(1957-),女(汉族),辽宁鞍山人,教授,博士研究生导师,主要研究领域为航空武器系统效能分析与智能信息处理。