

文章编号:1671-637X(2005)05-0024-04

## 基于遗传算法的无人机航路规划

马云红, 周德云

(西北工业大学电子信息学院, 陕西 西安 710072)

**摘 要:** 无人机在执行任务时需要装载根据战场环境预先规划好的最优路径, 路径的优劣直接决定了无人机的作战效率。采用遗传算法进行无人机路径优化, 算法利用极坐标描述威胁位置和航路点, 将路径编码由二维缩减至一维, 降低了搜索空间, 提高了优化效率。对算法进行了相应的仿真, 仿真结果表明, 编码方式大大提高了优化效率, 得到的航路有效地规避了威胁。

**关 键 词:** 无人机; 航路规划; 遗传算法; 编码方式

**中图分类号:** V279

**文献标识码:** A

## A genetic algorithm for path planning of UAV

MA Yun-hong, ZHOU De-yun

(Electronic Information Institute, Northwest Polytechnic University, Xi' An 710072, China)

**Abstract:** The optimal route of an unmanned air vehicle (UAV) should be loaded according to the battlefield environment before UAV carrying out a mission, and the route performance is of vital importance to UAV's operational efficiency. In this paper, genetic algorithm is used for the route optimizing of UAV. The path points and threats' position are denoted in the form of polar coordinates, which can shorten the gene code length, speed up the execution of genetic search for fast path generation. The simulation results demonstrated that this encoding method can complete planning mission efficiently and get a desirable route avoiding the threats.

**Key Words:** UAV; flight path planning; genetic algorithms; encoding methods

### 0 引言

无人驾驶飞机(UAV)在最近几十年来得到深入的研究和飞速的发展,使得它的用途日益广泛。目前无人机在军事中的应用除了作为靶机,正在逐步成为一种重要的空中作战军事力量<sup>[1]</sup>,它可以扮演多种空战角色,如:无人驾驶侦察机可以深入到敌方纵深地区进行军事侦察,为己方提供战场情报;无人驾驶干扰机可以进行电子干扰,以达到扰乱和迷惑敌方防空火力设备成功掩护己方作战飞机完成作战

任务的目的;无人作战飞机则可以直接执行空战任务,投放炸弹或发射导弹。无人机在现代空战中的作用迅速增加使得其作战效率倍受重视。一般来讲无人机是通过自动驾驶仪完成飞行任务的,由地面任务规划中心预先计算并设定好航线,装载在无人机上,由无人机自动驾驶仪按照一定的导航方式沿预定航线飞行。因此无人机在作战中的作战效率和生存概率,取决于预装载航路的安全性与无人机跟踪航线的精度两个关键因素,应该从航路优化和提高导航精度两个方面着手研究以提高无人机的作战效率和生存概率。本文立足于无人机在特定战场的航路规划,进行无人机最优飞行路径的求解。

关于路径规划问题,许多学者进行了相关的研究,也有一些研究成果见诸报道:Scott A. Bortoff<sup>[2]</sup>通过构建威胁场的 voronoi 图,得到规避威胁的航线段,再利用 Dijkstra 算法求解无人机的最优航路,该算法的不足之处在于将所有威胁设想为点,这种假设不能区分不同威胁的危险程度。文献[3]、[4]运用

收稿日期:2004-10-08 修定日期:2004-11-17

基金项目:航空基金、西北工业大学优秀青年教师基金  
(02XD0103)

作者简介:马云红(1972-),男,山西临猗人,博士生,主要从事飞行器任务规划、优化算法、智能控制方向的研究。

周德云(1964-),男,浙江义乌人,教授,博导。

遗传算法解决了二维空间机器人的规避静态障碍物的路径规划问题,本文将遗传算法用于无人机的航路规划,提出了采用极坐标描述战场环境中的威胁和航路点,这样将基因的编码长度缩减了1/2,大大提高了优化的效率,同时在优化过程中考虑了无人机的最大偏转角的限制。论文进行了相应的仿真,仿真结果证明了算法的有效性。

## 1 无人机作战环境的描述

无人机的飞行多数为由母机或发射平台携带飞到一定高度后,启动无人机的动力装备使无人机进入定高自主飞行,因此航路规划可以建立在二维平面环境的基础上。对于不同类型的无人机,其飞行高度不同,可以根据不同的飞行高度建立相应的威胁分布平面,再进行航路规划。无人机的飞行环境的威胁包括:高空威胁主要考虑敌方火力威胁、敌方雷达探测威胁,由于敌方防空火力和雷达探测设备可以改变方位和角度,所以对于火力威胁和探测威胁采用一定半径的圆球或圆柱体来近似,圆柱体的高度与武器或雷达的杀伤半径或探测范围有关。通过对威胁的简化处理,得到相应高度的威胁分布平面,在此基础上进行航路规划。

## 2 遗传算法

遗传算法(GA)遵循自然界“适者生存”的法则,按照基于种群和个体的设计方案,加入自然选择、交叉和变异操作,进行问题的优化求解<sup>[5]</sup>。通过进化过程中的遗传操作,改变个体基因,并根据个体适应度的大小进行优胜劣汰,选择最优个体。遗传算法的本质是一种并行的全局优化搜索算法。遗传算法用于求解优化问题时,核心问题是:1)进行问题的基因编码;2)建立合适的评价个体性能的适应度函数;3)进行合理复制,交叉,变异等遗传操作。这3个问题处理的优劣直接决定优化的效率和结果。一般的,遗传操作的流程如下所述:

1) 初始化 按照相应的编码方案随机产生指定种群大小的个体染色体,作为初始种群。设种群规模为 $N$ ,初始种群用向量 $X_0$ 表示,则该向量包含 $N$ 个分量,代表相应的 $N$ 个个体,分别标记为 $(x_{10}, x_{20}, \dots, x_{N0})$ ,记录相应的代数 $t = 0$ 。

2) 适应度计算 按照事先设计好的适应度函数,计算每个个体基因的适配值 $f_{ii}(i = 0, 1, \dots, N)$ , $i$ 是个体号, $t$ 为代数。

3) 选择复制 计算出第 $t$ 代种群中的 $N$ 个个

体 $x_{ii}$ 的适应度 $f_{ii}$ 之后,按照公式 $p_i^u = \frac{f_{ii}}{\sum f_{ii}}$ 计算出每个个体的选择概率, $p_i^u$ 为该个体的选择概率,相应的复制个数为 $\frac{f_{ii}}{\sum f_{ii}} \times N$ 。很明显,适应度值越高的个体被选择复制的机会就越多。经过选择复制后得到一组新的种群染色体。它是提高群体整体适应度的有效手段。

4) 交叉操作 简单的交叉操作是按照交叉概率 $p_c$ 随机选择若干对染色体并随机选取交叉点实行相应位置的基因交换,得到新的染色体。如果,编码时染色体由代表不同的参数信息的基因串组成,则按照分组基因串进行交叉。随机选取某一个基因串,将两个配对染色体的相应基因串进行交换。

5) 变异操作 在交叉后的种群中,再按照变异概率 $p_m$ ,随机选择 $p_m \times N$ 个染色体,使其染色体的基因部分发生变异,得到新一代种群 $X_{t+1}$ 。

6) 判断个体性能是否满足要求或是否到达迭代次数,如果满足则停止进化计算,否则,进一步转向第2步进行迭代计算。

## 3 无人机航路规划问题的遗传算法

### 3.1 编码方式

本文对无人机的规划区域内的威胁位置和威胁半径采用极坐标系表示,航路点的坐标也采用极坐标表示。定义航路的初始点为极坐标的原点,目标点和初始点的连线为极轴,初始点的坐标记为 $(\rho_s, \theta_s)$ , $\rho_s = 0, \theta_s = 0$ ,目标点的位置记为 $(\rho_T, \theta_T)$ , $\theta_T = 0$ 。则航路的编码由一系列航路点的极坐标表示: $((\rho_s, \theta_s), (\rho_1, \theta_1), (\rho_2, \theta_2), \dots, (\rho_T, \theta_T))$ ,为了减少搜索空间,对规划区域进行简单的处理,将规划区域按照一定的航路段长度分为若干个扇区,根据航路不迂回原理,令航路点序列依次位于上述各个圆弧上(见图1),这样航路点的极径依次为 $1\rho_0, 2\rho_0, 3\rho_0, \dots, \rho_0$ 为航路段的长度,航路段 $\rho_0$ 的长度通常根据无人机的导航方式和飞行控制方法进行合理选择

$N$ ,令 $\rho_0 = \frac{\rho_T}{N}$ , $N$ 为整数。约定好航路点的极径后,这样整个航路的编码长度就可以缩短一半,只需把航路点的极角按照顺序给出即可。例如若航路的编码变为 $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{N-1})$ ,它所表示的航路为 $((\rho_s, \theta_s), (1\rho_0, \theta_1), (2\rho_0, \theta_2), \dots, ((N-1)\rho_0, \theta_{N-1}), (\rho_T, \theta_T))$ 。

### 3.2 航路上各个基因的取值

航路的编码由一系列的航路点的极角组成, 每一个极角的取值是航路个体的一个基因。从以上建立的环境模型可以看出, 如果直接以航路的极角作为基因的码值, 这样可能会出现以下两个问题:

1) 角度的调整尺度大小和调整的范围决定优化的效率。比如, 若角度的调整尺度为  $1^\circ$ , 调整范围为  $[-45^\circ, 45^\circ]$ , 则每个染色体选中最佳角度的概率为  $\frac{1}{90}$ , 整个航路中最优航路产生的概率有  $\left(\frac{1}{90}\right)^{N-1}$ , 搜索效率很低。若调整尺度为  $n^\circ$ , 则在相应的精度下, 选择到最优航路的概率为  $\left(\frac{90}{n}\right)^{N-1}$ , 搜索效率相应提高。即极角的调整尺度越小, 搜索精度越高, 但搜索的效率会大大降低, 调整尺度增大可以提高优化的速度, 但优化的精度下降。

2) 在相同的调整尺度下, 由于基因任意随机取值, 则可能出现相邻路径段的极角相差很大, 相邻路径段之间的夹角不满足小于最大偏转角的限制, 导致了大量非法个体的出现。

为了解决上述两个问题, 本文对航路的极角基因的取值采取启发式取值, 基因的取值代表在前一航路的方向上进行一定角度的偏移, 这样就保证了相邻路径段之间满足最大偏转角的限制, 防止了非法个体的出现。另外优化的精度可以通过偏离角度的大小和范围来调整。为此本文选取基因的值为  $-M, \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots, M$ , 分别代表的含意如下:

$\theta_i = 0$ , 表示下一段航路与前一航路同方向;

$\theta_i = i (i = -M, -1, \dots, 1, M)$ , 表示下一段航路与前一航路方向之间有  $i * \theta_0$ ;  $\theta_0$  为极角偏转调整尺度。当  $i$  为负值时, 表示向上偏移, 当  $i$  为正值时, 表示向下偏移。例如, 设某一个基因码为  $[1, -1, -1, 2, 1]$ , 则其对应的路径见示意图 1。

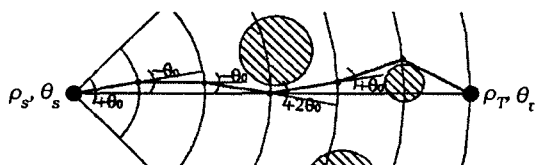


图 1 路径编码示意图

极角偏转调整尺度的最大取值为无人机的最大偏转角的  $\frac{1}{M} \left( \theta_0 < \frac{1}{M} \theta_{\max} \right)$ 。  $\theta_{\max}$  为无人机的最大偏转角。若要提高优化精度, 可令极角偏转调整尺度  $\theta_0$  减小, 基因的取值范围增大, 扩展为

$\left[ -\text{int}\left(\frac{\theta_{\max}}{\theta_0}\right), \dots, 0, \dots, \text{int}\left(\frac{\theta_{\max}}{\theta_0}\right) \right]$ 。这样编码取值

后确保了相邻航路点之间满足无人机转弯性能的限制, 但不能保证目标点与其之前一个点的夹角是否满足约束, 这个限制在适应度函数中考虑。

### 3.3 适应度评价函数

经过以上的编码处理, 每一条基因唯一确定一条航路, 每条航路的优劣通过个体的适应度来评价, 为此建立适应度评价函数。航路的优劣从以下因素考虑: 1) 航路的总长度; 2) 航路的安全性; 3) 航路是否满足无人机的最大偏转角限制。对应地选择适应度函数为

$$f_p = \left( \omega_d \left( \sum_{i=1}^{N-1} \frac{(N-i)\rho_0}{L_i} l_i \right) + \omega_s \sum_{i=1}^{N-1} d_{i,\min} \right) / e$$

式中各个参数的定义如图 2 所示。其中  $\frac{(N-i)\rho_0}{L_i} l_i$  是对路径距离指标的考虑;  $l_i$  是航路段自身的距离;  $L_i$  是第  $i$  航路点到目标点的距离;  $\frac{(N-i)\rho_0}{L_i}$  是对航路段偏离目标点与初始点连线偏离程度的惩罚, 偏离越远, 适应度越低;  $d_{i,\min}$  是安全性的惩罚系数,  $d_{i,\min}$  为第  $i$  航路段距离所有威胁的最短距离,  $d_{i,\min}$  越大, 航路越安全, 适应值越大。若航线段穿越了某一威胁, 令  $d_{i,\min} = 10^{-6}$ 。  $\omega_d$  是路径距离的权值,  $\omega_s$  是安全性的权值。  $e$  为航路的目标点与其前一点之间的偏转角满足约束的惩罚系数, 当满足条件时, 令其值为 1, 否则为  $10^6$ 。

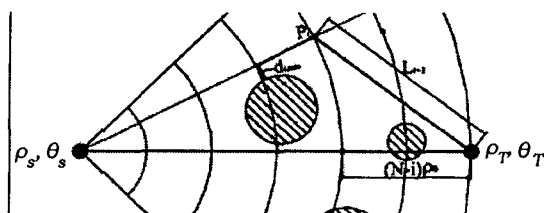


图 2 适应度函数中的各个参数

### 3.4 仿真结果

本文采用 VisualC++ 语言进行了路径优化计算仿真, 分别选取了不同的安全和代价权值, 并采用了不同的分段数和不同的极角调整尺度, 仿真如图 3 所示。遗传操作采用的选择复制方法为普通的轮盘赌方法, 变异为单点变异, 变异概率选为 0.05, 交叉采用了简单交叉算法, 选择概率为 0.7, 经过 200 代计算, 得出优化路径的编码, 规划结果如图 3 所示, 图中网格圆形区域为威胁, 线段即为规划好的路

径。

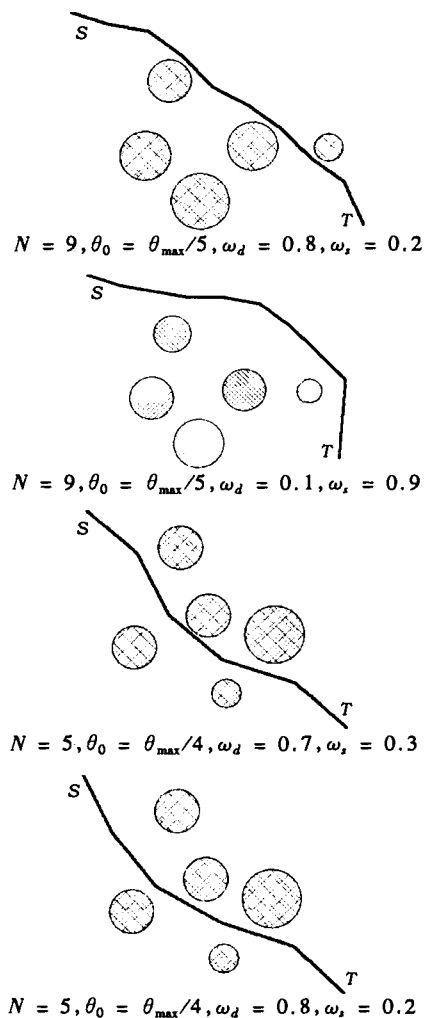


图 3 优化路径

## 4 结论

采用本文的编码方式可以有效地缩短航路的编码长度,提高航路规划的优化搜索效率,并快速得到优化航路。仿真结果证明遗传算法作为一种并行算法,在进行求解优化问题的鲁棒性和快速性。在仿真过程中,运用了不同的基因取值方式,其优化的效率大不相同,这说明在运用遗传算法求解问题时,应结合实际问题,对编码方式和基因的取值加以技术处理,可以极大地提高搜索效率。

### 参考文献:

- [1] 杨彦春. 无人驾驶飞机[M]. 北京:国防工业出版社, 1985.
- [2] BORTOFF S A. Path planning for UAVS[A]. *Proceeding of the American control conference*[C]. 2000, 364 - 368.
- [3] HAN W G, BAEK S M, KUC T Y. Genetic algorithm Based Path Planning and Dynamic Obstacle Avoidance of Mobile Robots[A]. *IEEE*[C]. 1997, 2747 - 2751.
- [4] RAM A, ARKIN R, BOONE G, PEARCE M. Using Genetic Algorithms to learn reactive control Parameters for Autonomous Robotic Navigation[J]. *Adaptive Behaviour*, 1994, 2 (3): 277-304
- [5] 刘勇, 康立山, 陈毓屏. 非数值并行算法——遗传算法[M]. 北京: 科学出版社, 1997.
- [6] Technical Conference and workshop on Unmanned aerospace Vehicles[C]. May, 2002.

(上接第 23 页)

### 参考文献:

- [1] SHERMAN S M. Monopulse Principles and Techniques[M]. Dedham, MA: Artech House, 1984.
- [2] 王军宁, 杨绍全. 单脉冲导引头对多干扰源的角分辨[J]. 现代雷达, 2002, (5): 53-57.
- [3] 徐松涛, 杨绍全. 被动雷达导引头多脉冲辐射源的角度分辨与跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2002, (2): 1-2.
- [4] BLAIR W D, BRANDT-PEARCE M. Unresolved Rayleigh Detection Using Monopulse Measurements[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, 34(2): 543-552.
- [5] BLAIR W D, BRANDT-PEARCE M. Monopulse DOA Estimation of Two Unresolved Rayleigh Targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(2): 452-469.
- [6] SINHA A, KIRUBARAJAN T, BAR-SHALOM Y. Maximum Likelihood Angle Extractor for Two Closely Spaced Targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(1): 183-201.
- [7] CASELLA G, GEORG E I. Explaining the Gibbs Sampler[J]. *The American Statistician*, 1992, 46(3): 167-174.
- [8] 乔世群, 张世英. 用 Gibbs 抽样算法计算定数截尾时 Weibull 分布的贝叶斯估计[J]. 数理统计与管理, 2000, (2): 35-40.
- [9] 刘忠, 菲诗松. 分组数据的 Bayes 分析-Gibbs 抽样方法[J]. 应用概率统计, 1997, (2): 211-216.
- [10] 曹亦薇. Gibbs Sampler 方法在考生写作能力的贝叶斯估计中的应用[J]. 数理统计与管理, 1997, (5): 1-6.