基于 CHC 算法的无人机航迹规划方法

张振理 王英勋

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院，北京 100083) (北京航空航天大学 无人驾驶飞行器设计研究所，北京 100083)

摘 要：利用改进的遗传算法——跨世代异物种重组大变异(CHC，Cross generation Heterogeneous recombination Cataclysmic mutation)算法提出了一种无人机的航迹规划方法.初始种群即初始航线集利用具有启发式信息的搜索算法产生；适应度函数为距离指标与威胁指标的组合形式；选择操作群体为当前群体与上世代群体的群体总和，由于大个体群操作，可以更好地保持遗传多样性；交叉操作采用单点交叉方法，交叉点取为 2 条航线中距离最近的 2 个点；变异操作的步骤是：首先在航线中搜索出 2 个点，然后算出这 2 个点之间的直线距离与实际航线距离的比值，如果这个比值小于某一阈值则以这 2 个点为端点重新规划一条航线.由于考虑到了无人机约束条件的限制，从而避免了盲目性且加快了收敛速度.仿真结果表明该方法比基本遗传算法要快而且满足最优条件.

关 键 词：无人机；航迹规划；跨世代异物种重组大变异(CHC)算法；遗传算法

中图分类号：V 279

文献标识码：A **文 章 编 号**：1001-5965(2007)06-0690-04

Path planning method of UAV based on CHC algorithm

Zhang Zhenli

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Wang Yingxun

(Research Institute of Unmanned Aerial Vehicle, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: An approach of UAV(unmanned aerial vehicle) path planning based on the improved genetic algorithm CHC(cross generation heterogeneous recombination cataclysmic mutation) algorithm was proposed. The initial population was produced by the searching algorithms containing heuristic information. The fitness function was the combination of distance and menace index. The select operating population was summation of current and previous one, for the operating population was big, the genetic diversity could be kept better. The single node crossover was used in cross operating, and the nearest two ones of two lines were choosen as the cross nodes. The mutate operating process was that two nodes were searched first, then the ratio of the two nodes' linear distance to the two nodes' real distance along the path was calculated. If the ratio was less than a fixed value then a new route between the two nodes was planned. Due to the restrict of the UAV's capability, the algorithm can avoid blindness and can speed up the constringency. Simulation results show that the planning algorithm is faster than the basal genetic algorithms and meet the optimal requirements.

Key words: UAV(unmanned aerial vehicle); path planning; CHC(cross generation heterogeneous recombination cataclysmic mutation)algorithms; genetic algorithms

无人机的航线规划就是已知飞机起始点和终点，以及期间所要经过的任务点，根据掌握的地理

收稿日期：2006-07-11

作者简介：张振理(1982—)，男，河南安阳人，硕士生，kekey1210@yahoo.com.cn.

信息和飞机自身的约束条件,为飞机完成某项飞行任务预规划出一条最优或次优的航线,无人机在沿着预规划航线飞行过程中,由于未知障碍物或是危险区域的出现,系统须能够对预规划航线进行实时的重规划,最后完成整个飞行任务(本文未考虑在线重规划,只对预规划算法做了研究).

本文利用跨世代异物种重组大变异(CHC, Cross generation Heterogeneous recombination Cataclysmic mutation)算法来进行预规划的研究. CHC 算法是遗传算法的一种改进,它是由 Eshelman 于 1991 年提出的. CHC 算法与基本遗传算法 SGA 不同点在于:SGA 的遗传操作比较单纯,简单地实现并行处理;而 CHC 算法牺牲这种单纯性,换取遗传操作的较好效果,并强调优良个体的保留.

1　规划环境的建模

对规划区域进行网格划分,使其成为一个离散的地图模型[1],以方便进行搜索与航迹编码. 对区域以相同的行数和列数划分. 举一例进行说明,假如对地图划分为 10 行 10 列,划分结果如图 1 所示.

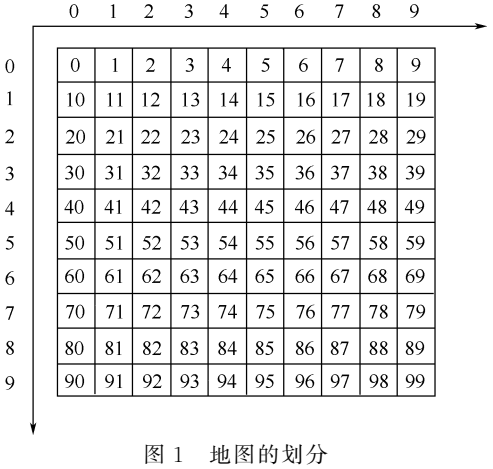

图 1　地图的划分

按照从左到右,从上到下的顺序,分配栅格一个序号 n(从 0 开始计),则 n 与栅格块一一对应,栅格块的坐标可以用 2 个坐标轴上的数字表示. 则栅格序号与坐标的映射关系为:$n = x + 10y$. 用更一般的关系,假设把地图划分为 $N \times N$ 块,则可用如下关系式表示序号与坐标之间的映射:

$$n = x + N \times y \tag{1}$$

或

$$\left.\begin{aligned} x &= n \bmod N \\ y &= \mathrm{round}(n/N) \end{aligned}\right\} \tag{2}$$

其中,mod 表示取余数;round 表示取整操作.

当然,实际运用时要根据地图的规模来确定网格的行列数.

2　CHC 算法概述

遗传算法是从代表问题可能潜在解集的一个种群开始的,一个种群则由经过基因编码的一定数目的个体组成,按照适者生存和优胜劣汰的原理,逐代演化产生出越来越好的近似解. 在每一代,根据问题域种个体的适应度大小挑选个体,并借助于自然遗传学的遗传算子进行组合交叉和变异,产生出代表新的解集的种群. 这个过程将导致种群像自然进化一样的后代种群比前代更加适应环境,末代种群的最优个体经过解码,可以作为问题的近似最优解.

CHC 算法[2]是简单遗传算法的改进,它强调优良个体的保留,其改进之处首先表现在选择上. 通常,遗传算法是依据个体的适应度复制个体完成选择操作的;而在 CHC 算法中,上世代种群与通过新的交叉方法产生的个体种群混合起来,从中按一定的概率选择较优的个体. 这一策略称为跨世代精英选择. 其明显特征表现在:

1) 健壮性. 由于这一选择策略,即使当交叉操作产生较劣个体偏多时,由于原种群大多数个体残留,不会引起个体的评价值降低.

2) 遗传多样性保持. 由于大个体群操作,可以更好地保持进化过程中的遗传多样性.

3) 排序方法. 克服了比例适应度计算的尺度问题.

在交叉操作上很灵活,根据不同的应用领域采取不同的交叉方法. 航迹规划由于通常采用符号编码方案,可以利用单点交叉、双点交叉及多点交叉等等.

变异操作上 CHC 算法在进化前期不采取变异操作,当种群进化到一定的收敛时期,从优秀的个体中选择一部分个体进行初始化. 初始化的方法是选择一定比例的基因座,随机地决定它们的位值. 这个比例值称为扩散率,一般取 0.35.

3　航迹规划算法的实现

3.1　编码方法[3]

航线个体可以表示为起始点、目标点和一系列航迹点组成的有序点. 形式如下:$R = \{ S, a_1, a_2, \cdots, a_{n-1}, a_n, G \}$. 其中,$S$ 是起始点;G 是目标点;$a_i (i = 1, \cdots, n)$是航迹点,n 值可变,即航线可以是变长的. 航迹点包含如下信息:经度坐标、纬

度坐标、海拔高度及序号.有序点形式的自由编码不限制进化过程中航线的长度变化,既有效描述了航线个体,又便于遗传操作.

3.2 初始航线集的产生

初始航线集是整个遗传算法迭代的起点,本文采取如下策略产生初始航线集:从起始点开始扩展,可扩展点就是起始点的直接相邻节点(可从通过式(1)和式(2)分别计算出当前点的8个相邻节点),按一定概率一步步随机扩展下去,直到扩展到目标点.扩展点的高度值确定如下:如果从被扩展点平飞到扩展点,扩展点的高度大于这个点的地表高度和无人机最小离地高度之和,那么即高度值不变;如果小于或等于,则高度值为这个点的地表高度和无人机最小离地高度之和.扩展完成后,也就生成了一条航线.在进行扩展的时候,每个点都有可扩展概率,可通过式(3)所示的函数计算.

$$f=\begin{cases}0 & \text{不可扩展点、不满足约束}\\ k_a f_A+k_c f_C+k_d f_D & \text{可扩展点}\end{cases} \tag{3}$$

其中,k_a,k_c,k_d 为加权系数;f_A 表示扩展方向的概率,它是可扩展点与被扩展点之间的连线与被扩展点和目标点之间连线的夹角 α(如图2所示)的函数.

$$f_A=\begin{cases}0 & \alpha\geqslant 90^\circ\\ \dfrac{c_0}{c_1+\alpha} & 0^\circ\leqslant\alpha<90^\circ\end{cases} \tag{4}$$

从式(4)可知,α 越大,f_A 越小,为了不向相反的方向扩展,当 $\alpha\geqslant 90^\circ$ 时令 $f_A=0$;α 越小,扩展概率越大.这能确保航线尽量向目标点扩展,并且不会太偏离起始点和目标点间的最短航线.

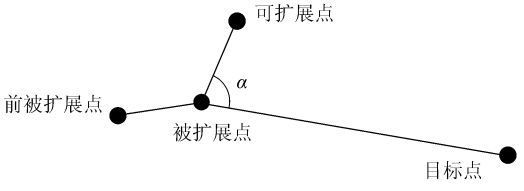

图2 参数定义

f_C 表示无人机约束条件所影响的可扩展点概率,约束条件包括转弯半径、爬升率、飞行高度以及飞行速度.扩展点转弯半径越大、爬升率越小,则可扩展概率就越大.如果可扩展点不能满足无人机飞行的约束条件,则可扩展点等效为不可扩展点,即扩展概率为0.本文只考虑转弯半径和爬升率2个约束条件,则

$$f_C=\begin{cases}0 & \text{不满足约束条件}\\ k_0 r+\dfrac{k_1}{k_2+\lambda} & \text{满足约束条件}\end{cases} \tag{5}$$

其中,r 为转弯半径;λ 为爬升率.

f_D 是扩展点扩展概率的惩罚函数,其值是扩展点与最近的障碍或危险区域距离的函数,可表示为一个简单的正比函数.

如果被扩展点没有可扩展点,或者可扩展点的扩展概率都为0,那么就把这个被扩展点标记为不可扩展点,航线从上一个被扩展点重新扩展.如此反复生成包含 M 个个体的初始航线集.

3.3 适应度函数

评价无人机航线最优性能指标一般包括路径最短、威胁最小等,也可以是它们的综合[4],最优目标函数可以写为

$$J=k\times J_{\mathrm{d}}+(1-k)\times J_{\mathrm{thread}} \tag{6}$$

其中,k 是权衡系数,决定距离指标和威胁指标所占的比重;距离指标 $J_{\mathrm{d}}=\sum_{i=1}^{n}[(x_{i+1}-x_i)^2+(y_{i+1}-y_i)^2+\beta(h_{i+1}-h_i)^2]^{\frac{1}{2}}$,$n$ 是航迹点的个数,$\beta\geqslant 1$,是一个惩罚系数.当航线上的2个航迹点不在同一个高度时,会相对增加无人机飞行的耗油量,加入惩罚系数就使这2个航迹点的计算距离大于它们之间的实际距离,保证无人机尽量选择平飞航线;威胁指标 $J_{\mathrm{thread}}=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{l}\frac{1}{d_{i,j}^4}$,$l$ 是威胁区的个数,$d_{i,j}$ 是某条航线上第 i 个航迹点到第 j 个威胁区边缘的距离,可以通过航迹点到威胁中心的距离减去威胁半径和缓冲区域半径之和来求,缓冲区域半径预先设定好一个常数.在实际计算时如果 $d_{i,j}$ 大于某一常数 D 时认为对这个点的威胁为0.

而适应度函数的确定一般是根据最优目标函数来确定的,由于目标函数值 J 不可能为0,所以可取适应度函数为最优指标的倒数:

$$f_i=1/J_i \tag{7}$$

其中 J_i 是第 i 条航线的综合指标代价值.

3.4 遗传算子的设计

1) 选择算子

根据适应度的大小按照比例选择方法来求取个体遗传到下一代的概率,方法如下:

①首先计算出每条航线的适应度总和 f_t,注意,现在操作的群体不是当前群体,而是当前群体与上世代群体的组合,设原来群体规模为 N,则现在是 $2N$;②计算每条航线的相对适应度的大小,即 f_i/f_t,它就是被遗传到下一代的概率;③利用模拟赌盘操作(0~1之间的随机概率)来确定每条航线被选中的次数;④对 $2N$ 条航线按照适应度进行大小排序,选取前面 N 条适应度大的

作为下一步进行交叉的种群,这样群体规模又恢复为原来的规模.

2) 交叉算子

对航线集中的个体进行配对,即分成 $N/2$ 对个体对,然后对每一对按照一定的交叉概率进行交叉,这里采用单点交叉方法,即首先找出每对的 2 条航线中距离最近的 2 个点,这就是需要交叉的点,交换这 2 个点的编码即产生了 2 条新航线.

3) 变异算子

在进化前期不进行变异操作,当进化到一定收敛时期时才采取变异操作. 通过如下的方法确定变异点的位置:在航线中搜索出 2 个不相邻的航迹点,计算这 2 个航迹点之间的直线距离和它们之间的航线距离的比值,当该值小于指定的阀值时,这 2 个航迹点之间的航迹点就是所有需要进行变异操作的点,这 2 个航迹点就是变异点的边界点(d_i 和 d_j),如图 3 所示.

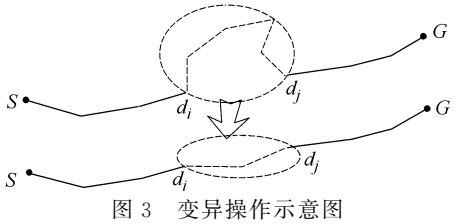

图 3　变异操作示意图

对基因值进行替换,也就是说在变异点的位置重新生成一条航线. 与 3.2 节介绍的初始航线的产生方法相似,这里把变异点的 2 个边界点当成航线的起始点和目标点,只是在选择扩展点的时候,不再是随机选择,而是选择了扩展适应度最大的可扩展点.

4　仿真结果

利用 VC++进行仿真分析,为了比较 CHC 算法与基本遗传算法,仿真时分别采用了这 2 种算法进行对比分析. 图 4 是基本遗传算法仿真结果,图 5 是 CHC 算法仿真结果,图中黑色表示威胁区域,整个规划区域划分为 40×40 的地图网格. 2 种算法规划时间差不多,都能在数秒内规划完,但 CHC 算法的性能指标优于前者. 航线的拐点处是航迹点,每个方格的长度取为 10 个单位,利用式(4)可以求得二者的最优指标. 利用基本遗传算法时的最优指标为 $J = 651.08$,利用 CHC 算法时的最优指标为 $J = 621.78$. 可见利用 CHC 算法得到的结果比基本遗传算法有较优的性能指标.

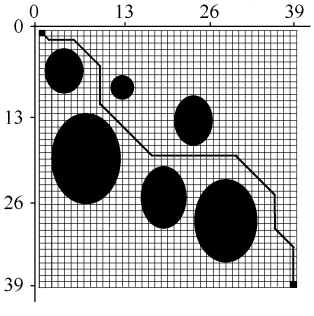

图 4　基本遗传算法仿真结果

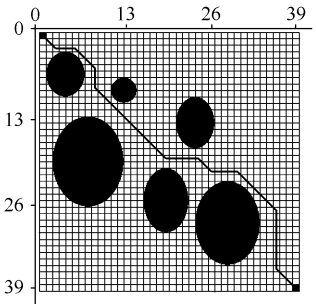

图 5　CHC 算法仿真结果

5　结 束 语

无人机航线规划问题是近年来航空科学领域研究的热点,但由于目前地理信息三维数据模型仅限于理论方面的研究,实际的应用还不太成熟. 本文是在二维规划的同时考虑到了高度信息,从而可以使无人机在约束条件下选择爬升越过障碍,也实现了简单的三维规划. 今后成熟的三维建模方案还有待应用于实践.

参考文献 (References)

[1] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社,2002:78－96
Zhou Ming, Sun Shudong. Theory and application of genetic algorithm[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2002:78－96(in Chinese)

[2] 王小平,曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,2000:69－71
Wang Xiaoping, Cao Liming. Genetic algorithm:theory, application and software implement[M]. Xi′an: Xi′an Jiaotong University Press, 2000:69－71(in Chinese)

[3] 张国其. 无人机航线系统的设计与实现[D]. 北京:北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院,2005
Zhang Guoqi. Design and implement of UAV′s path planning system[D]. Beijing: School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2005(in Chinese)

[4] 董世友,龙国庆,祝小平. 无人机航路规划的研究[J]. 飞行力学,2004,22(3):21－24
Dong Shiyou, Long Guoqing, Zhu Xiaoping. Research on UAV′s path planning[J]. Flight Dynamics, 2004,22(3):21－24(in Chinese)

(责任编辑:彭　徽)