

基于改进粒子群优化算法的无人机实时航迹规划

王新增¹, 慈林林², 李俊山¹, 余 宁¹

(1 第二炮兵工程学院 403 室, 陕西 西安 710025; 2 第二炮兵装备研究院, 北京 100085)

摘 要: 在无人机航迹规划中, 通过改变惯性权重和采用自适应粒子群编码方式, 以最大转弯半径、步进、最短距离和回避威胁作为航迹的评价指标, 将约束条件、地形地貌及威胁信息引入适应度函数等方法, 对粒子群优化算法进行改进, 解决了粒子群算法在寻优过程中易陷入局部最优的问题。仿真结果表明, 该方法可实现在线实时航迹规划。

关键词: 无人机; 粒子群优化算法; 实时; 航迹规划

中图分类号: V279

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)04-0087-04

Real-time Route Planning for UAV Based on Improved PSO Algorithm

WANG Xin-zeng¹, CI Lin-lin², LI Jun-shan¹, YU Ning¹

(1 403 Department of the Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China;

2 The Second Artillery Equipment Academy, Beijing 100085, China)

Abstract: Aim to route planning for UAV, the particle swarm optimization algorithm was improved by changing inertia weight and using self-adaption coding means, the maximum horizontal swerving angle, maximum climbing/gliding angle, minimum flight-path step, minimum flight height, and the shortest flight-path distance are taken as evaluation indexes of the adaptability function. The constraint condition and the general configuration of the earth's surface and threaten information was imported to the function of adaption, It used to solve the problem that PSO easily falls into a local the extremum. The simulation results show that this method can meet the online route planning.

Key words: UAV; particle swarm optimization algorithm; real-time; route planning

1 引言

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)的航迹规划是指在特定的约束条件下, 寻找满足无人机机动性能以及作战环境要求的从出发点 to 目标点的最优飞行航路^[1]。国内外对航迹规划方法进行了大量研究, 其规划算法主要有 A* 算法、最速下降法、神经网络法、遗传算法、蚁群算法、最优控制法和 Voronoi 图法、粒子群算法等^[1-6], 这些方法各有其优缺点。粒子群优化算法是一种新型的进化计算技术, 概念简单, 实现容易, 同时又有深刻的智能背景, 是航迹规划的理想方法, 本文提出改进的粒子群算法对无人机航迹

进行规划和动态规划, 通过改变惯性权重和采用特定的粒子群编码方式, 以最大转弯半径、步进、最短距离和回避威胁作为航迹评价指标, 并将约束条件、禁飞区、地形地貌信息引入判别函数等方法, 对粒子群优化算法进行改进, 解决了粒子群算法在寻优过程中易陷入局部最优的问题, 提高了计算效率, 仿真结果表明, 该方法在满足航迹约束的条件下, 能有效利用各种环境信息进行在线实时航迹规划。

2 规划空间及航迹描述

2.1 最小威胁曲面

通过将敌方火力威胁处理成特殊的地形, 并将

其位置和作用范围叠加到数字地图上,威胁的作用相当于抬高了当地的地形,这样得到的数字地图不仅包含地形的信息,也考虑了威胁的信息,同时,结合飞行器的撞地概率,给出一个最佳离地高度 $h(x, y)$,当飞行器以高度 $h(x, y)$ 离地飞行时,认为其危险最小;假设地形可以用函数 $e(x, y)$ 表示;敌方火力威胁影响区域的包络用函数 $T(x, y)$ 来表示,则最小威胁曲面为

$$F(x, y) = T(x, y) + h(x, y) + e(x, y) \quad (1)$$

2.2 航迹投影

由于直接计算三维航迹时,状态空间的维数较高,计算量大.为了减少计算量,提高算法效率,可以在二维平面内考虑粒子编码,高度采用适应度函数和航迹约束来控制.当无人机突防时,规划的航迹位于最小威胁曲面上时才是最佳航迹,给定起始点和终点后,表面上的任一条曲线都可以看作是一条航迹,它们在水平面内的投影也是一条曲线,两者是一一对应的关系,如果找到了水平面内的航迹投影曲线,反过来就可以在最小威胁曲面上找到相应的最佳航迹.通过改进的粒子群算法在水平面搜索代价函数最小的航迹,得到二维航迹曲线后,根据地形高程平行抬高二维航迹曲线投影即可得到三维航迹.

2.3 航迹约束条件

通常需要考察的航迹约束条件包括:最大水平转弯角、最大爬升/俯冲角、最小航迹段长度、最长航迹距离和最低飞行高度等.其计算方法参考文献[6].

2.4 航迹的评价规则

对于粒子群算法产生的初始航迹,首先对其优劣进行判断,不仅可以减少计算量,还可以引导算法向最优解逼近,航迹优劣评价可以采用以下规则:

(1)对可行航迹,代价小的航迹优于代价大的航迹;

(2)对不可行航迹,约束违背量小的航迹优于约束违背量大的航迹;

(3)对可行航迹与不可行航迹,可行航迹总是优于不可行航迹.

3 粒子群优化算法及其改进

3.1 粒子群优化算法

粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法是一种基于群体智能的演化算法,在不同领域得到了广泛的应用[6].粒子群算法可描述为:假设在 D 维搜索空间中,有 N 个粒子组成的群体,

第 i 个粒子在 D 维空间中的位置表示为向量 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,每个粒子的飞行速度为 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$,第 i 个粒子经历过的最好位置为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$.在整个群体中,所有粒子经历过的最好位置为 $\mathbf{G}_i = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iD})$,PSO 算法在每一代对第 i 个粒子在第 d ($1 \leq d \leq D$) 维上,根据下面的公式来更新自己的速度和位置:

$$\mathbf{V}_{id}(k+1) = w(k) \times \mathbf{V}_{id}(k) + c_1 \times r_1 \times (p_{id}(k) - x_{id}(k)) + c_2 \times r_2 \times (g_{id}(k) - x_{id}(k)) \quad (2)$$

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \quad (3)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, N, d = 1, 2, \dots, D, c_1, c_2$ 为常数,称为学习因子; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 上的随机数; $w(k)$ 为惯性权重, k 表示第 k 代粒子; $\mathbf{V}_i$ 为第 i 个粒子的移动速度, $\mathbf{V}_{id}$ 为第 i 个粒子第 d 维的移动速度值 $\mathbf{V}_{id} \in (-V_{\max}, V_{\max})$, $V_{\max}$ 是常数,用以限制 $\mathbf{V}_{id}$ 的值.图1所示为粒子位置迭代示意图,式(2)中的第一部分表示粒子有扩展搜索空间的趋势,即代表有全局搜索能力;第二部分的 $\mathbf{P}_i$ 为第 i 个粒子自身找到的最优值,它代表粒子具有记忆和认识能力,如果没有这部分,在微粒的相互作用下,算法也有能力到达新的搜索空间,且收敛速度更快,但对复杂问题则容易陷入局部最优值;第三部分中的 $\mathbf{G}_i$ 为所有粒子找到的最优值,它表示所有粒子具有信息共享的能力,如果没有这一项,相当于粒子个体间没有交互,一个规模为 N 个粒子的群体的寻优,等价于运行了 N 个单一微粒,因此得到最优解的几率非常小.

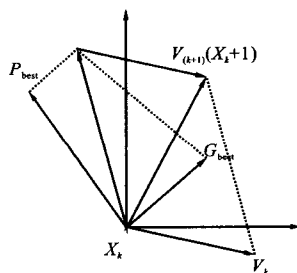


图1 粒子位置迭代示意图

3.2 权值的改进

$w(k)$ 为惯性权值,进化初期算法侧重全局搜索,因此 $w(k)$ 应选取较大的值;当算法达到一定进化代数以后,最优解应该在粒子群个体最优和全局最优解附近,因此应侧重于局部搜索,所以 $w(k)$ 采用式(4)所示的动态变 w 化值:

$$w(k) = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{iter_{\max}} k \quad (4)$$

式中, k 表示第 k 代粒子, $iter_{\max}$ 为最大进化代数;

$w_{\min}, w_{\max}$ 为 $w(k)$ 的取值范围.

3.3 编码方法的改进

在航迹规划中,传统的编码方法是对规划空间进行等距的网格划分,这样划分不利于粒子的搜索.可采用自适应编码方式^[6],为对粒子进行有效编码,首先在规划空间的二维投影平面内,将规划起始点到目标点在 x 方向上做 n 等分,在 $n-1$ 个等分线上对坐标 y 进行随机初始化,以路径上位于规划起点与终点之间的 $n-1$ 个等分点的坐标值作为粒子编码.假设粒子总数为 N 的粒子群中,粒子 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$,则粒子 i 的初始位置可由式(5) 计算得到:

$$\begin{cases} p_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}) (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n) \\ y_{ij} = y_{\text{start}} + \text{rand}() * (y_{\text{goal}} - y_{\text{start}}) \\ x_{ij} = x_{\text{start}} + j * (x_{\text{goal}} - x_{\text{start}}) / n \end{cases} \quad (5)$$

式中, $(x_{\text{start}}, y_{\text{start}})$ 为规划起点的坐标, $(x_{\text{goal}}, y_{\text{goal}})$ 为规划终点的坐标, $\text{rand}()$ 为 $[0, 1]$ 上的随机数.通过该编码方法,每个粒子代表规划空间中的一条航路,它们具有共同的起始点和目标点,则规划空间中的任意一条航路可由一系列的坐标点表示如下:

$$(x_{\text{start}}, y_{\text{start}}), (x_{i1}, y_{i1}), (x_{i2}, y_{i2}), \dots, (x_{\text{goal}}, y_{\text{goal}}).$$

3.4 适应度函数设计

航迹规划过程的代价函数主要考虑各种约束条件,寻求各种约束集的一个最小量化指标,在考虑了地形障碍及威胁信息后,要求总的路径长度最短,以及超低空地形跟踪、地形回避、威胁回避生成飞行轨迹,适应度函数为式(6):

$$\min J = \sum_{i=1}^{n+1} (w_1 l_i + w_2 h_i + w_3 f_i) \quad (6)$$

式中, J 为最优航迹的代价函数, l_i 为第 i 段路径距离约束; h_i 为第 i 段航迹段的平均高度; f_i 为第 i 段航迹段的威胁指数,目的是使航迹选择通过威胁最小的区域; w_1, w_2, w_3 分别为航迹段长度、平均飞行高度、威胁指数所对应的权值,其取值决定是飞越或绕过地形障碍和威胁点, n 为粒子编码方式中的等分数.如果无人机在突防过程中飞行在最小威胁曲上,则代价函数可以简化为式(7):

$$\min J = \sum_{i=1}^{n+1} [(x(i+1) - x(i))^2 + (y(i+1) - y(i))^2 + \alpha * (z(i+1) - z(i))^2]^{1/2} \quad (7)$$

式中: $x(i), y(i), z(i)$ 是离散化的航迹坐标; α 是加权系数,用来驱使算法寻找最低高度的飞行航迹,当 $\alpha = 1$ 时,评价函数实质上是航迹的在三维空间的航

程.

4 规划算法实现

航迹规划一般分为两个阶段:(1) 静态航迹规划(航迹预规划),即在执行任务前,根据已经获得的环境及威胁信息(如天气状况、威胁源的位置、威胁覆盖范围等)进行的航迹预规划;(2) 动态航迹规划(实时航迹规划),即在任务执行过程中,当战场环境发生变化或遇到新的威胁时,无人机能够“感知”到这种变化并迅速根据新的信息对剩余航路进行重新规划,获得一条新的最优或次优航路.

4.1 静态航迹规划

根据已经获得的有关战场环境中的固定威胁数据信息及地形、地貌信息,首先,建立威胁模型.为简化问题复杂度,采用简单威胁模型建模方法,即将威胁源在二维平面的投影视为圆形,圆心代表威胁所在位置,半径代表威胁的作用距离,圆内的威胁强度为某一固定数值,圆外的威胁强度为零,不同的威胁其强度不同.其次,初始化各项参数,按照第 3.3 节中描述的自适应粒子群编码方式进行编码,航迹规划就转化为在满足航迹各项约束条件下,求解航迹中代价最小的航迹,然后,检查初始种群中各粒子是否满足约束条件,对不满足的粒子重新初始化,直至满足为止,计算每个粒子的适应值,与历史适应值进行比较,保留最小值,再找到全局最小值,并进行迭代,直到满足迭代结束条件,找到一条最优航迹,并以此航迹作为参考航迹飞行,同时进行实时航迹规划.

4.2 实时航迹规划

由于敌方防空火力的机动性以及信息掌握的不完全性,当无人机按照静态规划的航迹飞行时,很有可能遭遇突发威胁或未知威胁,此时必须进行航迹在线实时重规划,以规避威胁.实时航迹规划策略是:无人机沿预规划的航路飞行,假设在 t_1 时刻无人机机载设备探测到前方一定范围内有新的威胁,此时无人机的速度为 V ,飞行方向一定,无人机应用机载规划设备,采用改进的粒子群优化算法进行一次航迹规划的所用最长时间假设为 $T_{\max}$,则 $t_1 + T_{\max}$ 时刻无人机在航路上的位置点可以计算出来,并以此点为起始点,以目标点为结束点,重新规划航迹,当无人机到达新规划的起始点后,开始沿新规划的航路飞行,并重复以上过程.

5 仿真实例及分析

仿真在 P4 2.40 GHz 机器上进行,软件环境为

Matlab 6.5, 规划区域为 $250 \text{ km} \times 250 \text{ km}$, 模拟生成了地形及威胁数据, 为简化其间, 规划在二维投影平面内进行, 在静态航迹规划时, 已知威胁为 5 个, 位置及作用范围如图 2、图 3 中 T_1 、 T_2 、 T_3 、 T_4 、 T_5 所示. 仿真中的各项初始参数为: 群体规模 $N = 100$; 最大进化代数 300; $w(k)$ 取 $0.4 \sim 0.9$; c_1 、 c_2 的值为 2; 加权系数 w_1 、 w_2 、 w_3 都取 $\frac{1}{3}$. 无人机的飞行速度为 300 km/h , 进入角为 45° , 静态航迹规划实验结果如图 2 所示: 图中 A 为起始点, 位置为 $(35 \text{ km}, 25 \text{ km})$, B 为目标点, 位置为 $(225 \text{ km}, 225 \text{ km})$, 实线表示静态规划的航迹, 此航迹的计算, 用时为 5.15 s , 迭代次数为 300 次. 图 3 为动态航迹规划结果图, 图中 T_6 为新出现的威胁, 虚线表示在新出现威胁区域附近的原静态规划航迹, C 点为开始动态规划的位置, D 点为新规划航迹的起始点, D 点到 B 点的实线为动态规划的航迹, 此段航迹的计算, 用时为 3.15 s , 迭代次数为 100 次. 由无人机的飞行速度及改进的粒子群优化算法的规划时间可知, 在获得最优解的规划时间内, 无人机飞行了近 0.3 km , 而无人机的机载设备的探测距离一般在 20 km 左右, 该规划算法完全可以满足无人机实时航迹规划的要求.

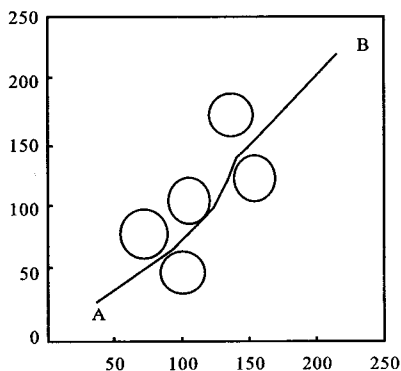


图 2 静态航迹规划示意图

6 结束语

通过改变惯性权重和采用特定的粒子群编码方式, 对粒子群优化算法的改进, 利用最大转弯半径、步进、最短距离和回避威胁等约束条件对初始化粒子群进行判别, 将约束条件、禁飞区、地形地貌信息

引入判别函数等方法, 解决了粒子群算法在寻优过程中易陷入局部最优的问题, 提高了计算效率, 通过静态以及实时航迹规划仿真, 证明该方法在满足航迹约束的条件下, 能有效利用各种环境信息进行在线实时航迹规划. PSO 算法是一种高效的计算技术, 目前对 PSO 算法的研究尚处于初期, 随着对这种智能算法研究的深入, 它在航迹规划等全局优化领域的应用将得到进一步的扩大.

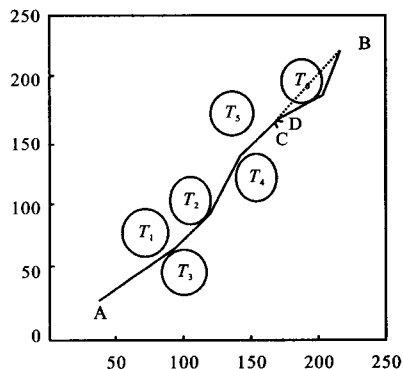


图 3 动态航迹规划示意图

参考文献:

- [1] 高晖, 陈欣, 夏云程. 无人机航迹规划综述[J]. 南京航空航天大学学报, 2001, 33(2): 35-38.
- [2] 刘砚菊, 杨青川, 辜吟吟. 蚁群算法在机器人路径规划中的应用研究[J]. 计算机科学, 2008, 35(5): 263-265.
- [3] Eberhart R C, Shi Y H. Particle swarm optimization: development, applications and resources[C]// Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation. NY USA: IEEE, 2001: 81-86.
- [4] 孙向军, 赵斯强, 严宗睿. 基于粒子群优化的反潜搜索研究[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(10): 91-93.
- [5] 杨明, 李陶深. 一种基于粒子群优化的多 QoS 约束选播路由算法[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(9): 43-45.
- [6] 于会, 于鑫, 李伟华. 基于粒子群优化算法的航迹规划与重规划[J]. 计算机工程, 2009, 35(15): 206-208.

作者简介:

王新增 男, (1966—), 博士. 研究方向为智能控制、图像处理和模式识别.

慈林林 男, (1950—), 研究员, 博士生导师. 研究方向为智能控制、移动计算等.