

基于 Voronoi 图和量子粒子群算法的 无人机航路规划

赵艳丽¹, 赵小虎², 刘康明³

1. 南阳师范学院计算机与信息技术学院, 河南南阳 473061
2. 中国电子科技集团公司电子科学研究院, 北京 100041
3. 黄淮学院信息工程学院, 河南驻马店 463000

摘要 无人机(UCAV)是自主控制执行任务的无人驾驶飞机,其航路规划是一类复杂优化问题,因此难以在多项式时间内获取精确解,为此提出了一种基于 Voronoi 图和量子粒子群(QPSO)算法的UCAV航路规划方法。首先,在综合考虑航路的雷达威胁和燃油消耗的基础上定义了航路规划的代价模型;然后,根据已知的威胁源生成 Voronoi 图,通过连接起点、Voronoi 图中顶点以及终点获得初始规划解集;最后,通过引入柯西变异随机数和扰动对 QPSO 算法进行改进,以增强其全局寻优能力和收敛速度,并定义了采用此改进的 QPSO 算法对UCAV进行最终航路规划的具体算法。仿真实验表明,该方法能求解出UCAV航路规划的最优解,且与经典的 PSO 算法和 QPSO 算法相比,具有全局寻优能力强和收敛速度快的优点。

关键词 航路规划;粒子群算法;Voronoi 图;无人机

中图分类号 TP393

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.22.012

Path Planning for UCAV Based on Voronoi Diagram and Quantum-Behaved Particle Swarm Algorithm

ZHAO Yanli¹, ZHAO Xiaohu², LIU Kangming³

1. College of Computer and Information Technology, Nanyang Normal University, Nanyang 473061, Henan Province, China
2. China Academy of Electronics and Information Technology, China Electronics Technology Group Corporation, Beijing 100041, China
3. College of Information Engineering, Huanghuai University, Zhumadian 463000, Henan Province, China

Abstract Path routing for Unmanned Combat Aerial Vehicle (UCAV) can be defined as the task of Unmanned Combat Aerial Vehicle automatically executing, which is a complex optimization problem. It is very hard to get the optimal solution in polynomial time. Therefore, in this paper a path planning method was proposed based on Voronoi diagram and Quantum-behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) algorithm. Firstly, the cost model for path planning of UCAV was defined by totally consideration for the radar threat and fuel consumption, and the Voronoi diagram was generated according to the given threat source. And then the initial path planning set was constructed by initial sites, the vertex of Voronoi diagram and the final sites. Finally, in order to conquer the problem of PSO algorithm that has the defects of falling to optimal location, the Cauchy mutation random number was introduced to improve the global search ability of QPSO algorithm, and using the improved QPSO algorithm to plan path the specific algorithm was defined. The result of simulation experiment shows the method proposed in this paper can obtain the optimal solution for UCAV, and it has the optimal cost 280 in comparison with PSO 600 and QPSO 350, respectively. Meanwhile, at the mean time, when the iteration time is 250, the improved QPSO in our paper is in convergence, so it can provide not only the optimal solution but also the rapid convergence speed. Thus it has big superiority over the other methods.

Keywords path planning; particle swarm algorithm; Voronoi diagram; UCAV

收稿日期: 2013-03-13; 修回日期: 2013-05-10

基金项目: 河南省自然科学基金重点攻关项目 (082102210067); 河南省基础与前沿技术研究计划项目 (122300410426); 河南省重点攻关项目 (112102210408)

作者简介: 赵艳丽, 讲师, 研究方向为多媒体、网络技术, 电子信箱: liuqiuhongde@126.com

0 引言

无人机(Unmanned Combat Aerial Vehicle,UCAV)是携带武器和弹药、对地面进行攻击和轰炸的自主控制的无人驾驶飞机。UCAV 航路规划是近年来UCAV研究的重要内容,即根据初始位置、目标位置以及需要完成的任务,并在预定的威胁分布以及燃油限制等条件下,寻找从初始位置到目标位置的可行航路^[1]。

Voronoi图是一种重要的几何结构^[2],UCAV航路规划对应的Voronoi图可以根据战场威胁源分布获得,威胁源连线的中垂线对应了Voronoi图的边,这样能保证Voronoi图的边上的点距离所有威胁源最远。

叶媛媛等^[3]设计了一种基于Voronoi图的无人机任务规划方法,首先采用Voronoi图对规划环境建模,获得初始可选航路集,然后对危险性代价和燃油代价小于阈值的航路进行剪枝得到最终的可行航路。李华超等^[4]设计了一种层次型的Voronoi图规划方法,首先采用Voronoi图快速确定初始可飞航路,然后通过定义的航路搜索算法确定最优航路。王振华等^[5]设计了以像素为单位的栅格划分方式,在定义栅格距离的基础上采用边界跟踪法生成栅格空间V图,并采用启发式算法进行路径优化。

Voronoi图航路规划启发式信息较少,寻求的往往不是最优解,所以,出现了采用智能优化算法在Voronoi初始解的基础上进一步寻优的工作。刘森琪等^[6]根据已有的威胁源生成Voronoi加权图,图上边的总代价可以由威胁代价和燃油代价计算获得,然后给出了采用改进蚁群算法^[7-9]对最优航路的具体算法。王振华等^[10]采用Voronoi图构建初始路径,将初始位置和目标位置的连线夹角作为启发式信息,采用蚁群算法进行寻优,以加强蚁群算法的全局寻优能力。

上述方法均能实现无人机航路规划,但蚁群优化算法仍存在着收敛速度慢和易于陷入局部最优等问题,影响了无人机航路规划的实时性和可靠性。所以,本文在上述工作的基础上,提出了一种基于Voronoi图和量子粒子群算法的无人机航路规划方法,结果表明文中方法的可行性。

1 航路代价建模

1.1 雷达威胁代价

记第 j 个雷达 v_j 对第 i 条边 l_i 的威胁代价为

$$w_{thij}=f(l_i,v_j) \quad (1)$$

其中, v_j 为第 j 个雷达, l_i 为Voronoi图上的第 i 条边, w_{thij} 为第 j 个雷达 v_j 对第 i 条边 l_i 的威胁代价。

第 j 个雷达对第 i 条边的危险性代价为第 i 条边上的各点到第 j 个雷达的积分,即

$$w_{thi}=\int f(l_i,v_j)dl \quad (2)$$

当UCAV具有相同雷达反射截面时,其反射雷达回波的强度与到雷达的距离的4次方成反比,实际通常取边上的几个点进行加权平均,在这里选择4个点,得到的威胁代价如下:

$$w_{thij}=l_{ij}\left(\frac{1}{d_{02,i,j}^4}+\frac{1}{d_{04,i,j}^4}+\frac{1}{d_{06,i,j}^4}+\frac{1}{d_{08,i,j}^4}\right) \quad (3)$$

式中, w_{th} 为雷达威胁代价, $d_{02,i,j}$ 为Voronoi图中的边 i 的1/5处到威胁源 j 的距离, l_{ij} 为威胁源 j 对边 i 的威胁强度,则第 i 条边的威胁代价为所有威胁源对第 i 条边的威胁之和,即

$$w_{thi}=\sum_{j=1}^N w_{thij} \quad (4)$$

式中, N 为威胁源总数。

1.2 燃油代价

假设UCAV巡航速度恒定,所以UCAV所消耗的燃油与航路长度成正比,由于燃油代价 w_{fu} 与航路长度 l_i 成正比,所以有

$$w_{fu}=kl_i \quad (5)$$

式中, w_{fu} 为燃油代价, k 为比例系数。

1.3 总代价

由于UCAV航路代价主要包括雷达威胁代价 w_{th} 和燃油代价 w_{fu} ,所以UCAV航路代价可以表示为

$$W=\int_0^L (aw_{th}+bw_{fu})dl \quad (6)$$

式中, W 为航路总代价; L 为航路长度; a 和 b 为偏好因子, $a+b=1$,当 a 值越大时表明航路代价侧重雷达威胁代价,反之,则表明侧重燃油代价。

Voronoi图搜索的目标为使得式(6)取得极小值

$$\min W=\sum_{i=1}^M aw_{thi}+bw_{fui} \quad (7)$$

2 基于Voronoi图的初始规划集

假设 $S=\{p_1,p_2,\dots,p_n\}$ 为由欧几里得平面上的 n 个互异散点构成的点集。 S 对应的Voronoi图将整个平面分为若干Voronoi区域,对于任意散点 p_i 对应的Voronoi区域 $V(p_i)$ 中的任意点 x 满足:

$$V(p_i)=\{x:dist(x,p_i)<dist(x,p_j) i \neq j\} \quad (8)$$

式中, $dist(x,p_i)$ 为点 x 和点 p_i 之间的欧式距离。

采用Voronoi图对UCAV进行航路规划的主要思想为:将威胁源建模成散点,采用威胁的大小表示Voronoi图邻近区域的距离,并采用式(7)计算的雷达威胁代价和燃油代价之和作为Voronoi边的权值,即权值较小的边对应的代价较小。如图1所示的平面分布12个威胁源,则其对应的Voronoi图如图1所示。

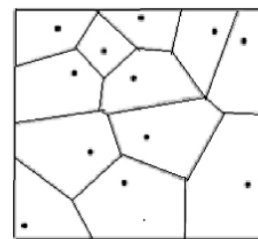


图1 12个威胁源对应的Voronoi图

Fig. 1 Voronoi figure for 12 threat sources

3 基于改进粒子群算法的航路规划

3.1 QPSO 算法

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization Algorithm, PSO)由 Kennedy 和 Eberhart^[11]于 1995 年提出,这是在研究鸟类和鱼类群体行为的基础上的一种优化算法,但往往容易出现早熟收敛、容易陷入局部最优解的问题。为了对其进行改进,Sun^[2]于 2004 年在经典粒子群算法的基础上提出了量子粒子群算法(QPSO),使得粒子从原来的沿轨道运行转换为在整个可行解空间运行,从而具有更好的全局寻优能力。

在 QPSO 算法中,由于量子空间中无法同时确定粒子的速度和位置,因此,在某时刻 t ,粒子仅有位置向量:

$$\mathbf{x}_i(t)=[x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{id}(t)] \quad (9)$$

个体的最优位置可以表示为

$$\mathbf{p}_i(t)=[p_{i1}(t), p_{i2}(t), \dots, p_{id}(t)] \quad (10)$$

粒子的全局最优位置可以表示为

$$\mathbf{p}_g(t)=[p_{g1}(t), p_{g2}(t), \dots, p_{gd}(t)] \quad (11)$$

粒子状态通过波函数 $\psi(x)$ 表示:

$$\psi(x)=1/L\exp(-\|P-x\|/L) \quad (12)$$

通过蒙特卡罗方法对粒子的各维分量位置 $x^i(t)$ 进行模拟可以得到:

$$x^i(t)=x_o^i(t)\pm\frac{L}{2}\ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (13)$$

式中, t 为迭代次数, u 为 0~1 之间的随机数, $\mathbf{x}_o(t)$ 可以表示为

$$\mathbf{x}_o(t)=\alpha\mathbf{p}_i(t)+(1-\alpha)\mathbf{p}_g(t) \quad (14)$$

式中, α 为 0~1 的随机数, L 可以表示为

$$L(t+1)=2\beta|\mathbf{x}_o(t)-\mathbf{x}(t)| \quad (15)$$

则 QPSO 算法中粒子的位置更新可以表示为

$$\mathbf{x}(t+1)=\mathbf{x}_o(t)\pm\beta|\mathbf{p}_{\text{avg}}(t)-\mathbf{x}(t)|\ln(1/u) \quad (16)$$

式中, $\mathbf{p}_{\text{avg}}(t)$ 为粒子个体的平均最优位置,有

$$\mathbf{p}_{\text{avg}}(t)=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^M\mathbf{p}_i= \left(\frac{1}{M}\sum_{i=1}^Mp_{i1}, \frac{1}{M}\sum_{i=1}^Mp_{i2}, \dots, \frac{1}{M}\sum_{i=1}^Mp_{id}\right) \quad (17)$$

式中, M 为种群中的粒子总数。

3.2 改进的 QPSO 算法

为了增强算法的全局搜索能力,避免早熟收敛,采用柯西随机数分布代替随机数变异,则式(14)和(16)可以更新为

$$\mathbf{x}_o(t)=\frac{\alpha\mathbf{p}_i(t)+\beta\mathbf{p}_g(t)}{\alpha+\beta} \quad (18)$$

$$\mathbf{x}(t+1)=\mathbf{x}_o(t)\pm\beta|\mathbf{p}_{\text{avg}}(t)-\mathbf{x}(t)|\ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (19)$$

其中, α , β 和 u 为服从柯西分布(0,1)的随机数。

为了增加粒子的多样性,对粒子个体平均最优位置 $\mathbf{p}_{\text{avg}}(t)$ 和全局最优位置的每维分量 $p_{\text{avg}}^i(t)$ 和 $p_g^i(t)$ 进行柯西分布扰动,如式(20)和式(21)所示:

$$p_{\text{avg}}^i(t)=p_{\text{avg}}^i(t)+\varepsilon\cdot\eta \quad (20)$$

$$p_g^i(t)=p_g^i(t)+\varepsilon\cdot\eta \quad (21)$$

其中, ε 为一足够小的常数, η 为满足均值为 0、方差为 1 的柯西分布的随机数。

3.3 基于改进 QPSO 算法的 UCAV 航路规划

将 UCAV 航路规划的解表示为粒子 $\mathbf{x}(t)$,即为从初始位置出发经过若干目标并最终到达终点位置的点序列,采用改进 QPSO 算法实现对 UCAV 进行航路规划的具体步骤如下。

算法 基于改进 QPSO 的航路规划算法。

初始化 偏好因子 a 和 b , 粒子种群规模 M , 当前迭代次数 t , ε , 迭代次数最大值 T 。

步骤 1 根据初始威胁源构造 Voronoi 图, 并采用式(7)对图中的每条边的权进行计算, 获得初始规划集。

步骤 2 对初始规划集中的所有解, 采用 Voronoi 图顶点号对粒子进行编码, 根据粒子的当前值来初始化个体极值 $\mathbf{p}_i(t)$ 和全局极值 $\mathbf{p}_g(t)$ 。

步骤 3 采用式(7)对粒子位置的适应度进行评价:

如果其适应度值优于其历史最优值 $\mathbf{p}_i(t)$, 则采用当前值对历史最优值 $\mathbf{p}_i(t)$ 进行更新;

如果其适应度值优于所有粒子全局最优值 $\mathbf{p}_g(t)$, 则采用当前值对粒子全局最优值 $\mathbf{p}_g(t)$ 进行更新。

步骤 4 根据式(17)计算个体的平均最优位置 $\mathbf{p}_{\text{avg}}(t)$, 并采用式(20)和(21)对个体的平均最优位置 $\mathbf{p}_{\text{avg}}(t)$ 和全局最优位置 $\mathbf{p}_g(t)$ 进行柯西扰动。

步骤 5 根据式(18)和(19)计算粒子个体的新位置。

步骤 6 迭代次数 $t=t+1$, 判断当前迭代次数 t 达到最大值, 则循环结束输出最优解, 否则转入步骤 3 进行继续迭代。

4 仿真实验

为了验证文中基于 Voronoi 图和改进 QPSO 算法的 UCAV 航路规划的有效性, 对图 1 所示的具有 12 个威胁源的区域进行航路规划, 其中初始位置如图中红色星所示, 目标位置如图 2 中红色椭圆所示。

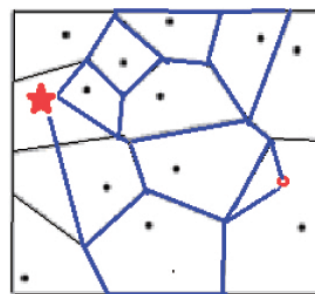


图 2 基于 Voronoi 图的初始路径集
Fig. 2 Initial route set based on Voronoi figure

首先, 采用 Voronoi 图求得从初始位置到目标位置的初始路径, 得到的初始路径集如图 2 中蓝色线所示。

在此基础上, 采用改进的 QPSO 进行寻优, 以获得最终的航路规划, 参数设置如下:

