



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102506863 B

(45) 授权公告日 2013. 12. 11

(21) 申请号 201110349670. 0

US 2006/0015247 A1, 2006. 01. 19,

(22) 申请日 2011. 11. 07

李沛等. 基于改进万有引力搜索算法的无人机航路规划. 《中国科学 : 技术科学》. 2012, 第 42 卷 (第 10 期),

(73) 专利权人 北京航空航天大学  
地址 100191 北京市海淀区学院路 37 号

张雷等. 基于粒子群优化算法的无人战斗机路径规划方法. 《系统工程与电子技术》. 2008, 第 30 卷 (第 3 期),

(72) 发明人 段海滨 李沛 罗琪楠

Esmat Rashedi et al.. GSA: A Gravitational Search Algorithm. 《Information Sciences》. 2009, 第 179 卷

(74) 专利代理机构 北京慧泉知识产权代理有限公司 11232

代理人 王顺荣 唐爱华

审查员 徐建营

(51) Int. Cl.

G01C 21/24 (2006. 01)

(56) 对比文件

- CN 101122974 A, 2008. 02. 13,
- CN 102147255 A, 2011. 08. 10,
- CN 101963508 A, 2011. 02. 02,
- KR 10-2011-0108666 A, 2011. 10. 06,
- EP 1995560 A2, 2008. 11. 26,

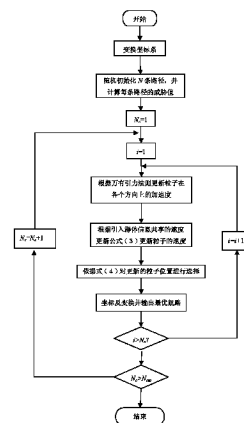
权利要求书2页 说明书7页 附图4页

(54) 发明名称

一种基于万有引力搜索的无人机航路规划方法

(57) 摘要

一种基于万有引力搜索的无人机航路规划方法, 它有八大步骤: 一、无人机航路规划数学模型的建立; 二、初始化改进的万有引力搜索算法参数和战场环境参数设置; 三、随机初始化 N 条路径以及各个粒子的初始位置和加速度, 建立旋转坐标系; 四、根据威胁的信息和数学模型, 计算每一条路径的威胁代价; 五、按照基于权值的规则更新粒子的惯性质量  $M_i(t)$ ; 六、按万有引力准则计算各个粒子每个方向上的加速度的总和, 按群体信息的速度更新规则对粒子速度进行更新; 七、按每个粒子更新后的速度和优胜劣汰的选择对粒子的位置更新; 八、若迭代次数大于最大迭代次数, 则退出循环; 否则, 返回步骤四进入下一代; 将得到的最优航路坐标进行坐标反变换, 并输出结果。



CN 102506863 B

1. 一种基于万有引力搜索的无人机航路规划方法,其特征在于:该方法具体步骤如下:

步骤一:无人机航路规划数学模型的建立;

(1) 无人机战场数学模型的建立

$$\min J = \int_0^L [kw_t + (1-k)w_f] ds \quad (1)$$

式中, $L$ 表示航路的长度; $J$ 表示广义代价函数; $w_t$ 表示航路的威胁代价; $w_f$ 表示航路的燃油代价;系数 $k \in [0, 1]$ 表示安全性能和燃油性能的权衡系数,重视飞行的安全性,则 $k$ 选择较大的值,需要快速性,则 $k$ 选择较小的值;

(2) 航路优化性能指标数学模型的建立

$$w_{t,L_{ij}} = \frac{L_{ij}^5}{5} \sum_{k=1}^{N_t} t_k * \left( \frac{1}{d_{0.1,k}^4} + \frac{1}{d_{0.3,k}^4} + \frac{1}{d_{0.5,k}^4} + \frac{1}{d_{0.7,k}^4} + \frac{1}{d_{0.9,k}^4} \right) \quad (2)$$

式中, $L_{ij}$ 表示连接节点 $i, j$ 的长度; $d_{0.1,k}$ 表示 $L_{ij}$ 边上 $0.1$ 分点距第 $k$ 个威胁源中心的距离; $t_k$ 表示威胁源的威胁等级;

步骤二:初始化改进的万有引力搜索算法参数设置和战场环境参数设置;

参数设置为:种群规模 $M$ ,优化维数 $D$ ,最大迭代次数 $NC_{max}$ ,速度更新方程中 $c_1=c_2$ ,质量更新权值最大值 $C_{max}$ ,最小值 $C_{min}$ ,威胁代价权值 $k$ ;威胁区类型包括雷达、火炮、导弹,其中火炮1 火炮2 雷达1 雷达2 和导弹的中心坐标 $center$ ,威胁半径 $R$ ,威胁等级为 $T$ ;无人机任务起始点 $start$ 和出发点坐标 $aim$ ;

步骤三:随机初始化 $N$ 条路径以及各个粒子的初始位置和加速度,建立旋转坐标系,将战场威胁信息转化到旋转坐标系上,将旋转坐标系的横轴 $D$ 等分;

步骤四:根据战场上各个威胁的信息以及在步骤一中建立的战场威胁数学模型,计算每一条路径的威胁代价,得出各个粒子的适应度值 $fitness$ ,适应度最好值 $best(t)$ ,适应度最坏值 $worst(t)$ ,更新引力常数 $G(t)$ ;

步骤五:按照下式基于权值的规则更新粒子的惯性质量 $M_i(t)$ ;

$$m_i(t) = \frac{fitness_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (3)$$

$$M_i(t) = \left( \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} \right)^{K_i(t)} \quad (4)$$

这里,对每一个 $M_i(t)$ 加上一个权值 $K_i(t)$ , $K_i(t)$ 的定义如下:

$$K_i(t) = \frac{C_{min}M_{min} - C_{max}M_{max} - M_i}{M_{min} - M_{max}} \quad (5)$$

式中, $K_i(t)$ 表示对第 $i$ 个粒子的惯性质量所加权值的大小; $C_{max}$ 和 $C_{min}$ 分别表示权值的最大值和最小值; $M_{max}$ 和 $M_{min}$ 分别表示惯性质量的最大值和最小值;

步骤六:根据万有引力准则计算各个粒子每个方向上的加速度的总和,按引入了 PSO 算法的群体信息的速度更新规则对粒子速度进行更新,即

$$v_i^d(t+1) = rand_1 v_i^d(t) + a_i^d(t) + c_1 rand_j (p_{best}^d - x_i^d(t)) + c_2 rand_k (g_{best}^d - x_i^d(t)) \quad (6)$$

式中,  $rand_1$ 、 $rand_j$ 、 $rand_k$  表示在  $[0, 1]$  之间的随机变量; $c_1$ 、 $c_2$  表示  $[0, 1]$  之间的常量; $p_{best}^d(t)$  表示粒子  $i$  经历过的最好位置; $g_{best}^d(t)$  表示群体中所有粒子所经历过的最好位置;通过调节  $c_1$ 、 $c_2$  的值,平衡引力和记忆以及社会信息的对搜索的影响;

步骤七:根据每个粒子更新后的速度对粒子的位置进行更新,按照优胜劣汰的选择操作规则更新粒子的位置,即

$$path_i^{t+1} = \begin{cases} new_i^t & f(new) < f(current) \\ current_i^t & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $new_i^t$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代更新之后的位置; $current_i^t$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代更新之前的位置; $path_i^{t+1}$  表示粒子在第  $t$  代执行选择操作之后的位置;

步骤八:若迭代次数大于最大迭代次数  $NC_{max}$ ,则退出循环;否则,返回步骤四进入下一代;将最终得到的最优航路坐标进行坐标反变换,并输出航路规划结果。

## 一种基于万有引力搜索的无人机航路规划方法

### (一) 技术领域

[0001] 本发明提出了一种基于万有引力搜索的无人机航路规划方法,属于机器人技术领域。

### (二) 背景技术

[0002] 无人机 (Unmanned Aerial Vehicle) 是一种有动力、可控制、能携带多种任务设备、执行多种作战任务并能重复使用的无人战术飞行器。由于其零伤亡风险和高机动性等优势引起了各国军方的高度重视。而航路规划 (Path Planning) 作为无人机任务规划系统的关键组成部分,其目标是在适当的时间内计算、选择最优或次优的飞行航路,对合理分配无人机的作战资源,实现无人机的最大作战效能起着至关重要的作用。目前,国内外在航路规划技术方面的研究正进一步向智能化、实时性、可实现性方向发展,但基本上还处于初始研究阶段。万有引力搜索算法 (Gravitational Search Algorithm, GSA) 是一种源于对物理学中的万有引力进行模拟的新的优化搜索技术,是一种元启发式算法。它通过群体中各粒子之间的万有引力相互作用产生的群体智能指导优化搜索。

[0003] 本发明针对无人机航路规划的特点,基于万有引力搜索算法解决了无人机航路规划问题。与传统的航路规划方法相比,该发明所提出的方法具有较好的实时性和快速性,所搜索到的航路更逼近实际的无人机最优航路。该方法是解决复杂动态环境下无人机航路规划的有效技术途径,同时,本发明也可应用于复杂环境下的机器人路径规划、城市交通车辆路径规划等技术领域。

[0004] 目前,常用的无人机航路规划算法有可行性方向算法、A\* 算法、遗传算法等。

[0005] 可行性方向算法是由梯度法演化而来的,与一般梯度搜索寻优法一样,通过不断改变控制量,直到性能指标最优。其独到之处在于,它先找到控制变量的最佳允许方向,然后再沿该方向改变控制量。因此,该方法在调节控制变量使性能指标变小的同时,还能满足约束条件。可行性方向算法的局限性在于收敛速度慢,而且可能得到一个局部最优解而非全局最优解。基于梯度法的所有方法收敛速度都具有较大的不确定性,其收敛速度受地形轮廓影响较大。

[0006] 遗传算法提供了一种求解复杂化问题的通用框架,而且它对问题的具体细节要求不高,对问题的类有很强的鲁棒性。然而将遗传算法用在航路规划中可能相对而言比较费时,一般不适合用来进行实时规划,但是目前的计算体系是串行的,而遗传算法具有隐含的并行性,这使其有很大的发展潜力。该算法的缺点是:遗传因子以及控制参数难于选择,算法有时还可能出现过早收敛和停滞现象。

[0007] A\* 算法通过启发信息引导搜索,达到减小搜索范围、提高计算速度的目的。启发信息一般取从搜索空间中某个中间节点到目标节点的最优代价的估计值。利用该启发信息引导搜索将可以产生最优解。因此启发信息的选取至关重要,若太简单,则展开的中间节点数会增多;若太复杂,则计算估计值花费的时间也增多,因此应折衷考虑。目前较好的启发函数要靠试凑的方法获得,使得算法应用受到很大的限制。A\* 算法最大的缺点是搜索空间需

求太大,计算时间长。

[0008] 因此,目前这些方法均没能有效地从实际意义上解决无人机的航路规划问题。

[0009] 万有引力搜索算法是一种新兴的启发式仿生智能优化算法,目前人们对万有引力搜索算法的研究虽然刚刚起步,但是已经取得了很多突破性进展,从而使这种新兴的仿生优化算法展现出勃勃生机和广阔的发展前景。不同于其它仿生智能算法,万有引力搜索过程中所体现出的并行性、协同性、自组织性、动态性、强鲁棒性等特点与复杂战场环境的许多要求是相符的,因此万有引力搜索算法可用于解决无人机的自适应航路规划问题。但是基本万有引力搜索算法存在着搜索时间长、容易陷于局部最优解等缺点,因此在应用万有引力搜索算法解决无人机航路规划问题时必须对其进行改进。基于此,本发明提出了一种改进的万有引力搜索算法模型,并将其成功应用于解决复杂动态环境下的无人机航路规划问题。

### (三) 发明内容

[0010] 1、发明目的:

[0011] 本发明的目的是提供了一种基于万有引力搜索的无人机航路规划方法,它是一种在适当的时间内为无人机计算出最优的或者是次优的飞行航路的方法。此方法也可移植于其它可以简化为 D 维函数优化的问题。

[0012] 2、技术方案:

[0013] 该方法利用改进后的万有引力搜索方法对无人机在战场威胁环境下的航路进行优化,从而使无人机能突破敌方威胁环境,并且在完成任务目标的同时自我生存。该方法充分利用了粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 的记忆和群体信息共享的特征,以及万有引力搜索智能优化收敛速度快,优化效果好的特点。

[0014] 无人机航路规划是利用一种确定性状态空间搜索方法,减小规划空间的规模,将无人机航路规划问题简化成为一个二维航路规划问题,即一个 D 维函数优化问题。然后根据无人机任务的安全性能指标和燃油性能指标,对无人机的威胁代价建立数学模型,如下:

$$[0015] \quad \min J = \int_0^L [kw_t + (1-k)w_f] ds \quad (1)$$

[0016] 其中, L 表示航路的长度; J 表示广义代价函数;  $w_t$  表示航路的威胁代价;  $w_f$  表示航路的燃油代价。系数  $k \in [0, 1]$  表示安全性能和燃油性能的权衡系数,重视飞行的安全性,则 k 选择较大的值,需要快速性,则 k 选择较小的值。

[0017] 燃油代价仅跟航路的长度有关,对战场威胁模型进行了简化处理,如图 (1) 所示。在简化后的战场威胁计算中,把该条边划分为 5 段按下式进行计算:

$$[0018] \quad w_{t,L_{ij}} = \frac{L_{ij}^5}{5} \sum_{k=1}^{N_t} t_k * \left( \frac{1}{d_{0.1,k}^4} + \frac{1}{d_{0.3,k}^4} + \frac{1}{d_{0.5,k}^4} + \frac{1}{d_{0.7,k}^4} + \frac{1}{d_{0.9,k}^4} \right) \quad (2)$$

[0019] 式中,  $L_{ij}$  表示连接节点 i, j 的长度;  $d_{0.1,k}$  表示  $L_{ij}$  边上 0.1 分点距第 k 个威胁源中心的距离;  $t_k$  表示威胁源的威胁等级。

[0020] 万有引力搜索算法 (Gravitational Search Algorithm, GSA) 是一种源于对物理学中的万有引力 (如图一所示) 进行模拟的新的优化搜索技术,它通过群体中各粒子之间

的万有引力相互作用产生的群体智能知道优化搜索。在万有引力搜索算法中引入 PSO 算法的记忆和群体信息共享的功能,改进后的空间搜索策略既遵守运动定律,又加入记忆和群体信息交流。新的速度更新公式定义如下:

$$[0021] \quad v_i^d(t+1) = rand_i v_i^d(t) + a_i^d(t) + c_1 rand_j (p_{best}^d - x_i^d(t)) + c_2 rand_k (g_{best}^d - x_i^d(t)) \quad (3)$$

[0022] 式中,  $rand_i, rand_j, rand_k$  表示在  $[0, 1]$  之间的随机变量;  $c_1, c_2$  表示  $[0, 1]$  之间的常量;  $p_{best}^d(t)$  表示粒子  $i$  经历过的最好位置;  $g_{best}^d(t)$  表示群体中所有粒子所经历过的好位置。通过调节  $c_1, c_2$  的值,可以平衡引力和记忆以及社会信息的对搜索的影响。

[0023] 在选择操作中采用优胜劣汰的选择模式,当且仅当新的向量个体的适应度值比目标向量个体的适应度值更好时,更新的新个体才被种群接受,选择操作作用下式表示:

[0024]

$$path_i^{t+1} = \begin{cases} new_i^t & f(new) < f(current) \\ current_i^t & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

[0025] 其中  $new_i^t$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代更新之后的位置;  $current_i^t$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代更新之前的位置;  $path_{t+1}^i$  表示粒子在第  $t$  代执行选择操作之后的位置。

[0026] 在 GSA 的基础上,在每一次的迭代过程中,根据计算出的惯性质量  $M_i(t)$  的大小,对每一个  $M_i(t)$  加上一个权值  $K_i(t)$ ,  $K_i(t)$  的定义如下:

$$[0027] \quad K_i(t) = \frac{C_{min} M_{min} - C_{max} M_{max} - M_i}{M_{min} - M_{max}} \quad (5)$$

[0028] 上式中,  $K_i(t)$  表示对第  $i$  个粒子的惯性质量所加权值的大小;  $C_{max}$  和  $C_{min}$  分别表示权值的最大值和最小值;  $M_{max}$  和  $M_{min}$  分别表示惯性质量的最大值和最小值。

[0029] 本发明所提出的这种万有引力搜索算法增加了解的多样性,在很大程度上提高了算法的收敛速度,并克服了易过早停止等缺点,从而提高了获得最优解的概率。

[0030] 综上所述,本发明一种基于万有引力搜索的无人机航路规划方法的具体步骤如下:

[0031] 步骤一:无人机航路规划数学模型的建立:

[0032] (1) 无人机战场数学模型的建立:利用一种确定性状态空间搜索方法,减小规划空间的规模,将无人机航路规划问题简化成为一个二维航路规划问题,即一个  $D$  维函数优化问题;

$$[0033] \quad \min J = \int_0^L [k w_t + (1-k) w_f] ds \quad (1)$$

[0034] 式中,  $L$  表示航路的长度;  $J$  表示广义代价函数;  $w_t$  表示航路的威胁代价;  $w_f$  表示航路的燃油代价。系数  $k \in [0, 1]$  表示安全性能和燃油性能的权衡系数,重视飞行的安全性,则  $k$  选择较大的值,需要快速性,则  $k$  选择较小的值。

[0035] (2) 航路优化性能指标数学模型的建立:根据无人机任务的安全性能指标和燃油性能指标,对无人机的威胁代价建立数学模型:

$$[0036] \quad w_{t,L_{ij}} = \frac{L_{ij}^5}{5} \sum_{k=1}^{N_i} t_k * \left( \frac{1}{d_{0.1,k}^4} + \frac{1}{d_{0.3,k}^4} + \frac{1}{d_{0.5,k}^4} + \frac{1}{d_{0.7,k}^4} + \frac{1}{d_{0.9,k}^4} \right) \quad (2)$$

[0037] 式中,  $L_{ij}$  表示连接节点  $i, j$  的长度;  $d_{0.1, k}$  表示  $L_{ij}$  边上 0.1 分点距第  $k$  个威胁源中心的距离;  $t_k$  表示威胁源的威胁等级。

[0038] 步骤二: 初始化改进的万有引力搜索算法参数设置和战场环境参数设置。

[0039] 参数设置为: 种群规模  $M$ , 优化维数  $D$ , 最大迭代次数  $NC_{max}$ , 速度更新方程中  $c_1 = c_2$ , 质量更新权值最大值  $C_{max}$ , 最小值  $C_{min}$ , 威胁代价权值  $k$ 。威胁区类型包括雷达、火炮、导弹, 其中火炮 1 火炮 2 雷达 1 雷达 2 和导弹的中心坐标  $center$ , 威胁半径  $R$ , 威胁等级为  $T$ 。无人机任务起始点  $start$  和出发点坐标  $aim$ 。

[0040] 步骤三: 随机初始化  $N$  条路径以及各个粒子的初始位置和加速度, 建立旋转坐标系, 将战场威胁信息转化到旋转坐标系上, 将旋转坐标系的横轴  $D$  等分。

[0041] 步骤四: 根据战场上各个威胁的信息以及在步骤一中建立的战场威胁数学模型, 计算每一条路径的威胁代价, 得出各个粒子的适应度值  $fitness$ , 适应度最好值  $best(t)$ 、最坏值  $worst(t)$ , 更新引力常数  $G(t)$ , ;

[0042] 步骤五: 按照下式基于权值的规则更新粒子的惯性质量  $M_i(t)$ 。

$$[0043] \quad m_i(t) = \frac{fitness_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (6)$$

$$[0044] \quad M_i(t) = \left( \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} \right)^{K_i(t)} \quad (7)$$

[0045] 这里, 加上一个权值  $K_i(t)$ ,  $K_i(t)$  的定义如下:

$$[0046] \quad K_i(t) = \frac{C_{min} M_{min} - C_{max} M_{max} - M_i}{M_{min} - M_{max}} \quad (5)$$

[0047] 上式中,  $K_i(t)$  表示对第  $i$  个粒子的惯性质量所加权值的大小;  $C_{max}$  和  $C_{min}$  分别表示权值的最大值和最小值;  $M_{max}$  和  $M_{min}$  分别表示惯性质量的最大值和最小值。

[0048] 步骤六: 根据万有引力准则计算各个粒子每个方向上的加速度的总和, 按引入了 PSO 算法的群体信息的速度更新规则 (3) 对粒子速度进行更新, 即

$$[0049] \quad v_i^d(t+1) = rand_i v_i^d(t) + a_i^d(t) + c_1 rand_j (p_{best}^d - x_i^d(t)) + c_2 rand_k (g_{best}^d - x_i^d(t)) \quad (3)$$

[0050] 式中,  $rand_i, rand_j, rand_k$  表示在  $[0, 1]$  之间的随机变量;  $c_1, c_2$  表示  $[0, 1]$  之间的常量;  $p_{best}^d(t)$  表示粒子  $i$  经历过的最好位置;  $g_{best}^d(t)$  表示群体中所有粒子所经历过的最好位置。通过调节  $c_1, c_2$  的值, 可以平衡引力和记忆以及社会信息的对搜索的影响。

[0051] 步骤七: 根据每个粒子更新后的速度对粒子的位置进行更新, 按照优胜劣汰的选择操作规则 (4) 更新粒子的位置, 即

$$[0052] \quad path_i^{t+1} = \begin{cases} new_i^t & f(new) < f(current) \\ current_i^t & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

[0053] 式中,  $new_i^t$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代更新之后的位置;  $current_i^t$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代更新之前的位置;  $path_{t+1}^i$  表示粒子在第  $t$  代执行选择操作之后的位置。

[0054] 步骤八：若迭代次数大于最大迭代次数  $NC_{max}$ ，则退出循环，否则返回步骤四进入下一迭代；将最终得到的最优航路坐标进行坐标反变换，并输出航路规划结果。

[0055] 3、优点及效果：

[0056] 本发明提出了一种基于万有引力搜索的无人机航路规划方法。该方法利用改进后的万有引力搜索方法对无人机在战场威胁环境下的航路进行优化，从而使无人机能突破敌方威胁环境，并且在完成任务目标的同时自我生存。该方法充分利用了粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 的记忆和群体信息共享的特征，以及万有引力搜索智能优化收敛速度快，优化效果好的特点。在解决无人机路径规划问题中具有可行性和有效性也可用于其他的多维函数优化问题。

#### (四) 附图说明

[0057] 图 1 威胁代价计算示意图

[0058] 图 2 万有引力准则示意图

[0059] 图 3 基于万有引力搜索的无人机航路规划方法程序流程图方框示意图

[0060] 图 4 本发明的方法得到的无人机航路规划的最优结果

[0061] 图 5 本发明中的基于万有引力搜索算法的进化曲线

[0062] 图中标号及符号说明如下：

[0063] K——第 K 个威胁

[0064] K-1——第 K-1 个威胁

[0065] K+1——第 K+1 个威胁

[0066]  $(x_{i-1}, y_{i-1})$ ——在航路中的第  $i-1$  个节点

[0067]  $(x_i, y_i)$ ——在航路中的第  $i$  个节点

[0068]  $M_1$ ——第 1 个有质量的物体

[0069]  $M_2$ ——第 2 个有质量的物体

[0070]  $M_3$ ——第 3 个有质量的物体

[0071]  $M_4$ ——第 4 个有质量的物体

[0072]  $F_{12}$ ——第 1 个物体和第 2 个物体之间的万有引力

[0073]  $F_{13}$ ——第 1 个物体和第 3 个物体之间的万有引力

[0074]  $F_{14}$ ——第 1 个物体和第 4 个物体之间的万有引力

[0075] F——物体 1 所受到的万有引力的合力

[0076] a——物体 1 在其他三个物体万有引力作用下的加速度

[0077] N——群体中粒子的个数

[0078]  $N_c$ ——迭代的次数

[0079] i——第  $i$  个粒子

[0080]  $N_{cmax}$ ——迭代的最大次数

[0081] X——战场示意图的横坐标

[0082] Y——战场示意图的纵坐标

#### (五) 具体实施方式



[0083] 下面通过一个具体实例来验证本发明所提出的基于万有引力搜索的无人机航路规划方法的性能。实验环境为 2.2Ghz, 1G 内存, MATLAB 7.60 版本。

[0084] 见图 3, 一种基于万有引力搜索的无人机航路规划方法, 其具体实现步骤如下:

[0085] 步骤一: 无人机航路规划数学模型的建立:

[0086] (1) 无人机战场数学模型的建立; 利用一种确定性状态空间搜索方法, 减小规划空间的规模, 将无人机航路规划问题简化成为一个二维航路规划问题, 即一个 D 维函数优化问题;

$$[0087] \quad \min J = \int_0^L [kw_t + (1-k)w_f] ds \quad (1)$$

[0088] 式中表示航路的长度; J 表示广义代价函数;  $w_t$  表示航路的威胁代价;  $w_f$  表示航路的燃油代价。系数  $k \in [0, 1]$  表示安全性能和燃油性能的权衡系数, 重视飞行的安全性, 则 k 选择较大的值, 需要快速性, 则 k 选择较小的值。

[0089] (2) 航路优化性能指标数学模型的建立; 根据无人机任务的安全性能指标和燃油性能指标, 对无人机的威胁代价建立数学模型;

$$[0090] \quad w_{t,L_{ij}} = \frac{L_{ij}^5}{5} \sum_{k=1}^{N_t} t_k * \left( \frac{1}{d_{0.1,k}^4} + \frac{1}{d_{0.3,k}^4} + \frac{1}{d_{0.5,k}^4} + \frac{1}{d_{0.7,k}^4} + \frac{1}{d_{0.9,k}^4} \right) \quad (2)$$

[0091] 式中,  $L_{ij}$  表示连接节点 i, j 的长度;  $d_{0.1,k}$  表示  $L_{ij}$  边上 0.1 分点距第 k 个威胁源中心的距离;  $t_k$  表示威胁源的威胁等级。

[0092] 步骤二: 初始化改进的万有引力搜索算法参数设置和战场环境参数设置。

[0093] 各参数设置如下: 种群规模  $M = 50$ , 优化维数  $D = 15$ , 最大迭代次数  $NC_{max} = 200$ , 速度更新方程中  $c_1 = c_2 = 0.5$ , 质量更新权值最大值  $C_{max} = 5$ , 最小值  $C_{min} = 1$ , 威胁代价权值  $k = 0.5$ 。威胁区类型包括雷达、火炮、导弹, 其中火炮 1 火炮 2 雷达 1 雷达 2 和导弹的中心坐标 center 分别为 [45, 52]、[17, 40]、[28, 70]、[38, 26]、[58, 80], 威胁半径 R 分别为 13、13、10、10、16, 威胁等级 T 分别为 2、10、1、2、5。无人机任务起始点 start 和出发点坐标 aim 分别为 [10, 10]、[55, 100]。

[0094] 步骤三: 随机初始化 N 条路径以及各个粒子的初始位置和加速度, 建立旋转坐标系, 将战场威胁信息转化到旋转坐标系上, 将旋转坐标系的横轴 D 等分。

[0095] 步骤四: 根据战场上各个威胁的信息以及在步骤一中建立的战场威胁数学模型, 计算每一条路径的威胁代价, 得出各个粒子的适应度值 fitness, 适应度最好值 best(t)、最坏值 worst(t), 更新引力常数 G(t);

[0096] 步骤五: 按照下式基于权值的规则更新粒子的惯性质量  $M_i(t)$ 。

$$[0097] \quad m_i(t) = \frac{fitness_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (6)$$

$$[0098] \quad M_i(t) = \left( \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} \right)^{K_i(t)} \quad (7)$$

[0099] 这里, 加上一个权值  $K_i(t)$ ,  $K_i(t)$  的定义如下:

$$[0100] \quad K_i(t) = \frac{C_{min}M_{min} - C_{max}M_{max}}{M_{min} - M_{max}} - M_i \quad (5)$$

[0101] 上式中,  $K_i(t)$  表示对第  $i$  个粒子的惯性质量所加权值的大小;  $C_{max}$  和  $C_{min}$  分别表示权值的最大值和最小值;  $M_{max}$  和  $M_{min}$  分别表示惯性质量的最大值和最小值。

[0102] 步骤六: 根据万有引力准则计算各个粒子每个方向上的加速度的总和, 按引入了 PSO 算法的群体信息的速度更新规则 (3) 对粒子速度进行更新。即

$$[0103] \quad v_i^d(t+1) = rand_i v_i^d(t) + a_i^d(t) + c_1 rand_j (p_{best}^d - x_i^d(t)) + c_2 rand_k (g_{best}^d - x_i^d(t)) \quad (3)$$

[0104] 式中,  $rand_i$ 、 $rand_j$ 、 $rand_k$  表示在  $[0, 1]$  之间的随机变量;  $c_1$ 、 $c_2$  表示  $[0, 1]$  之间的常量;  $p_{best}^d(t)$  表示粒子  $i$  经历过的最好位置;  $g_{best}^d(t)$  表示群体中所有粒子所经历过的最好位置。通过调节  $c_1$ 、 $c_2$  的值, 可以平衡引力和记忆以及社会信息的对搜索的影响。

[0105] 步骤七: 根据每个粒子更新后的速度对粒子的位置进行更新, 按照优胜劣汰的选择操作规则 (4) 更新粒子的位置。即

[0106]

$$path_i^{t+1} = \begin{cases} new_i^t & f(new) < f(current) \\ current_i^t & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

[0107] 式中,  $new_i^t$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代更新之后的位置;  $current_i^t$  表示粒子  $i$  在第  $t$  代更新之前的位置;  $path_{t+1}^i$  表示粒子在第  $t$  代执行选择操作之后的位置。

[0108] 步骤八: 若迭代次数大于最大迭代次数  $NC_{max}$ , 则退出循环, 否则返回步骤四进入下一迭代; 将最终得到的最优航路坐标进行坐标反变换, 并输出航路规划结果。

[0109] 图 4 ~ 图 5 即为实验运行结果。最后, 该算法为无人机规划处一条可飞的有效路径, 成功地避过了战场威胁。在图 1- 图 2 中, 图 1 是威胁代价计算示意图, 图 2 是万有引力准则示意图。

[0110] 该方法为快速  $D$  维函数优化问题提供了一条非常有效的方法途径, 可广泛应用于机器人、航空、航天、工业生产等涉及多维函数优化问题的领域。

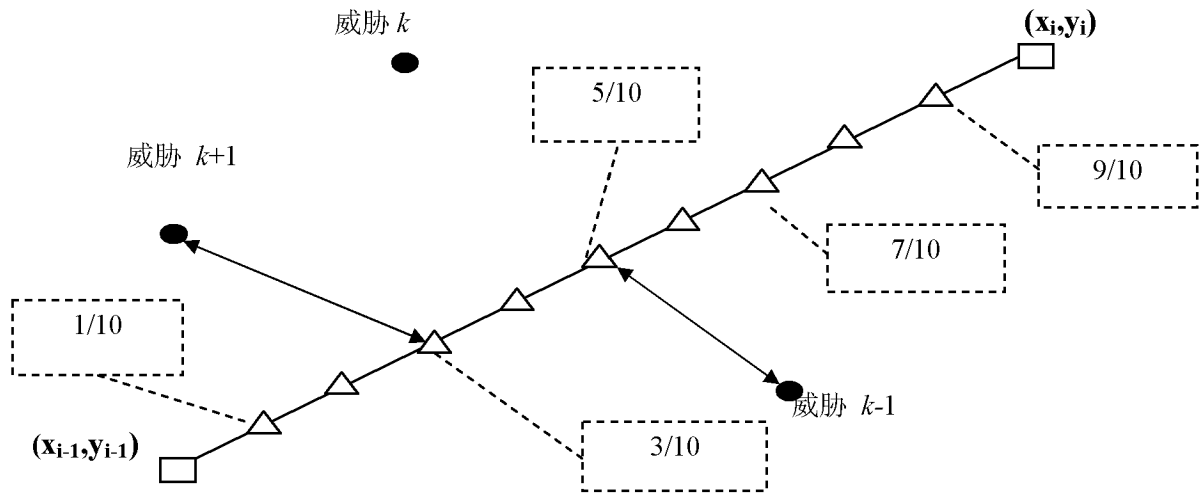


图 1

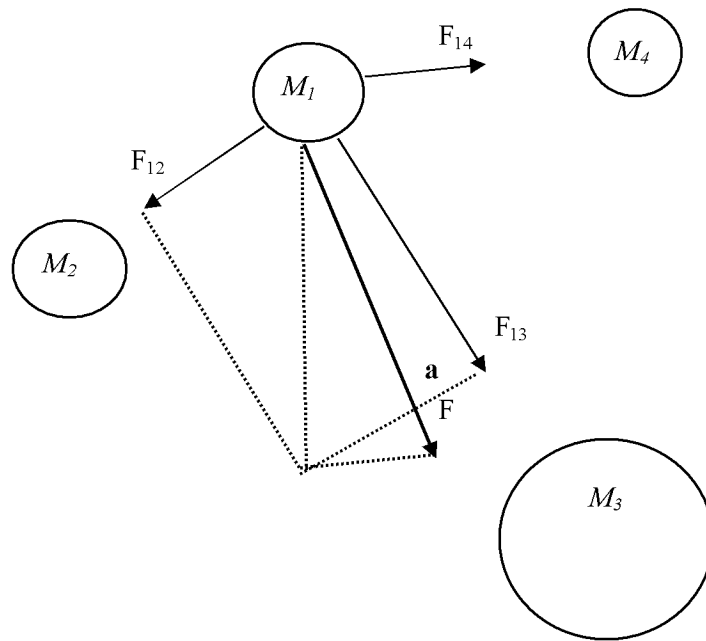


图 2

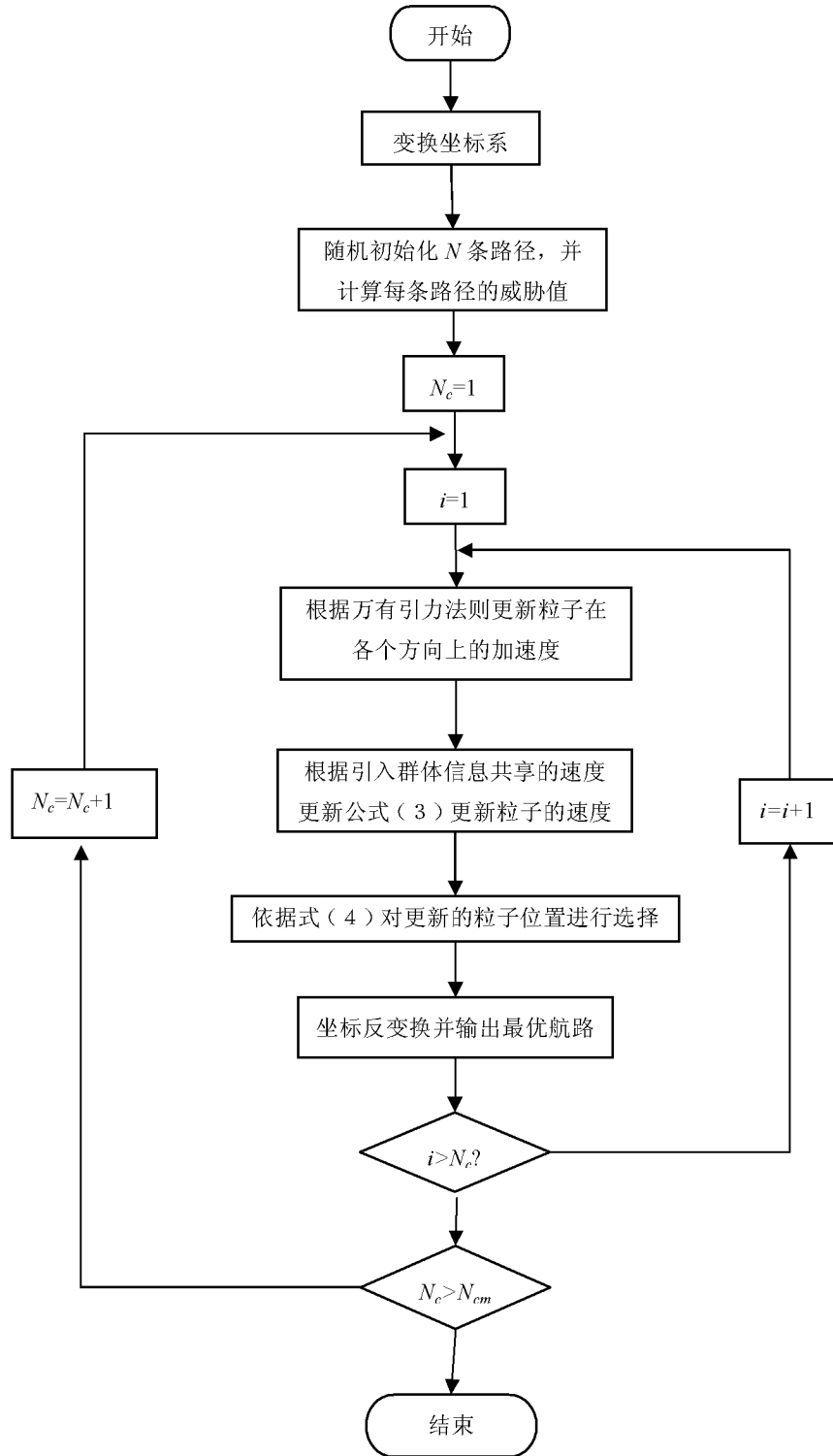


图 3

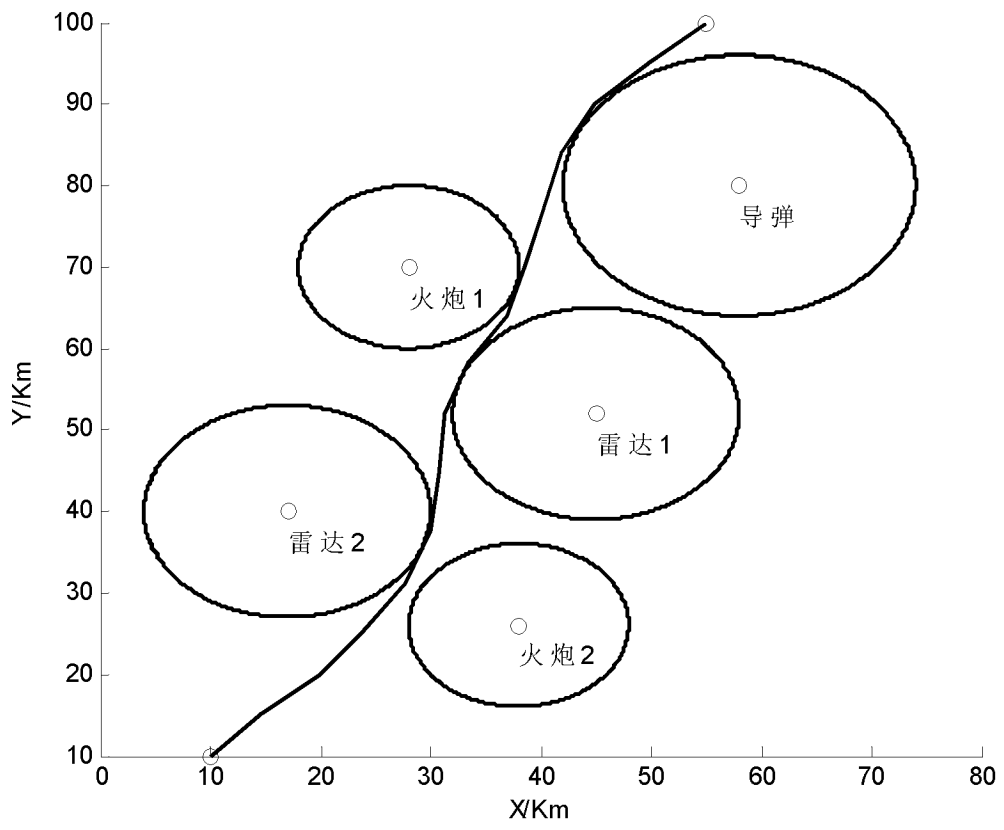


图 4

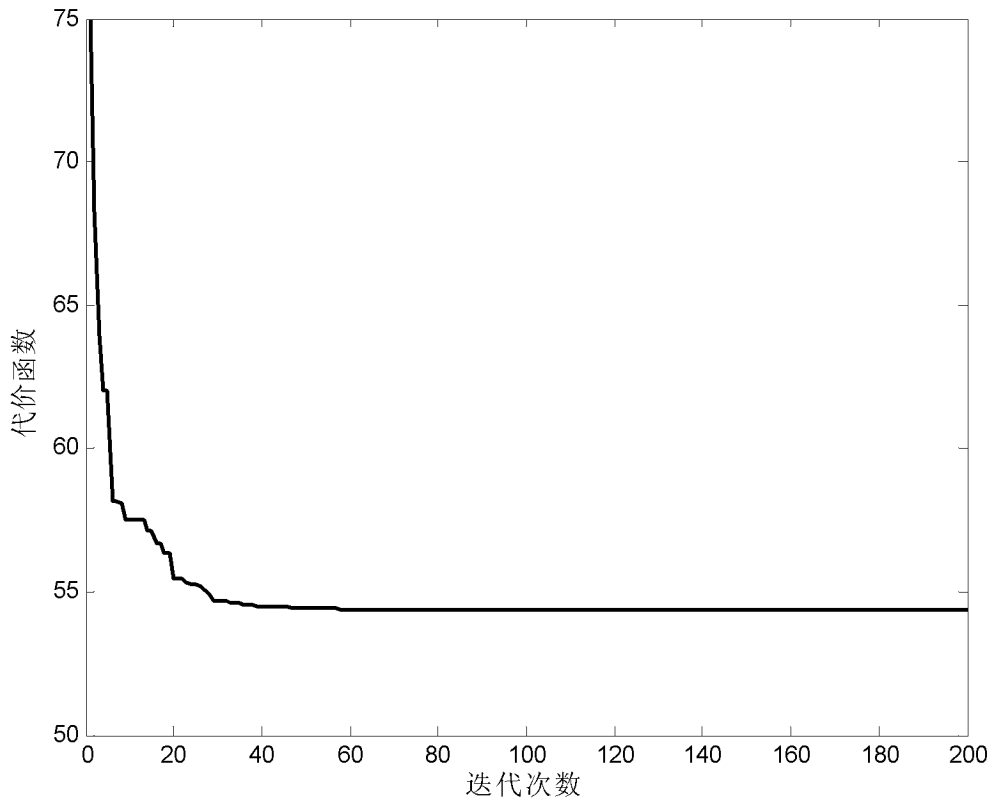


图 5