

## 不确定环境中多无人机协同搜索算法

田菁 陈岩 沈林成

(国防科学技术大学机电工程与自动化学院 长沙 410073)

**摘要:** 多无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)协同搜索是多 UAV 协同控制的一个重要研究内容。多架 UAV 同时对一个未知区域进行搜索, 目的在于获取搜索区域的信息, 降低环境的不确定度。该文提出了一种基于模型预测控制(MPC)理论和遗传算法(GA)的多 UAV 协同搜索算法。首先, 建立搜索环境的规则描述, 然后将多个 UAV 建模为一个控制系统, 建立系统的预测模型, 考虑到 UAV 传感器测量的不确定性和环境自身的不确定性, 建立搜索概率图描述搜索环境的不确定性, 给出了基于 Bayes 准则的搜索概率图更新方法, 继而基于搜索概率图定义信息增益来衡量搜索效果, 并将预测周期内的优化目标定为最大化信息增益, 采用遗传算法进行求解, 得到最优解作为被控系统的输入。仿真结果验证了算法的有效性。

**关键词:** 无人机; 协同搜索; 不确定环境

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)10-2325-04

## Cooperative Search Algorithm for Multi-UAVs in Uncertainty Environment

Tian Jing Chen Yan Shen Lin-cheng

(College of Mechatronic Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** Multiple Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) cooperative searching is an important research area in cooperative control. The objective is reducing the uncertainty of the search area and achieving the information about it. This paper presents an approach which combines Model Predictive Control (MPC) theory with the Genetic Algorithm (GA) to solve this problem. First, the formal representation of the search environment is established, the multi-UAV is modeled as a controlled system and the predictive model of the system is presented. Considering the uncertainty of the sensor measurement and the environment, a Search Probability Map (SPM) is defined and the updating method based on Bayes formula is presented. Based on SPM, information gain is defined to measure the search effects and used to be the optimization object in the predictive horizon. By using of GA, the solution of the optimization problem is got and it is taken as the input of the controlled system. Simulation results demonstrate the efficiency of the algorithm.

**Key words:** UAV; Cooperative searching; Uncertainty environment

### 1 引言

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)作为一种空中新兵已纳入战争行列并发挥着越来越重要的作用。无人机最突出的特点在于能够替代人类飞行员执行“枯燥、污染、危险(the dull, the dirty, the dangerous)”<sup>[1]</sup>的任务。多架 UAV 共同执行任务逐渐成为 UAV 应用的趋势, 如何有效协同控制多架 UAV 以充分发挥集体工作的优势成为 UAV 领域的一个重要研究内容。利用多架 UAV 对目标区域进行协同搜索<sup>[2]</sup>是其中重要内容之一, 在军事侦察、搜救、地质勘察等方面都有很大的应用价值。

UAV 在执行任务之前, 仅知道搜索区域的地理位置信息

和边界信息, 对于其中可能的目标分布一无所知, 因此搜索区域对于 UAV 而言是完全不确定的, 同时, 由于 UAV 机载传感器测量存在的固有随机性, 观测结果也存在不确定性, 因此, 多 UAV 协同搜索是在一个充满不确定性的环境中进行的。本文综合考虑了搜索区域的未知特性和传感器测量的不确定性, 对多 UAV 协同搜索问题进行了研究。

模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)是一种利用控制系统模型和优化技术设计预测周期内系统最优控制输入的方法<sup>[3]</sup>。在许多研究中, MPC和混合整数线性规划方法结合起来用于解决多 UAV 的协同路径规划问题<sup>[4-7]</sup>。本文将 MPC和遗传算法(Genetic Algorithm, GA)<sup>[8]</sup>结合起来, 充分发挥 MPC 的预测功能和遗传算法强大的优化能力, 为解决多 UAV 协同搜索问题提供了一种高效的手段。

## 2 问题建模

### 2.1 搜索环境

对于给定的平面矩形搜索区域, 参照文献 [2] 的做法, 基于六边形网格对其进行划分, 这种划分方法的优点在于 UAV 可以以相同的代价向不同的相邻单元移动。给定矩形任务区域, 将其划分为  $(M \times N)$  个六边形网格, 称所有六边形单元的集合  $E = \{(i, j) | i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, N\}$  为搜索环境。 $(i, j)$  表示位于第  $i$  行第  $j$  列的单元。如图 1 所示。由于六边形网格划分的特殊性, 对于两个单元  $(i, j)$  和  $(k, j)$ , 当  $i$  和  $k$  都是奇数或者都是偶数时, 这两个单元才在垂直方向上对准。

为了方便研究, 本文作如下假设: (1) 假设 UAV 具有自主规避障碍的能力, 因此不考虑环境中的障碍物, 在每个时间步长, UAV 可以从某个单元中心位置移动到其相邻的 3 个单元之一; (2) 假设每个六边形单元都可以被一个位于其中心位置的 UAV 覆盖, 如果一个 UAV 位于某个单元的中心, 则该 UAV 的传感器可以报告该区域内是否存在搜索目标。

### 2.2 状态空间模型

将 UAV 建模为二维空间中以一定速度移动的质点。假设共有  $N_v$  个 UAV 执行搜索任务。UAV  $i$  在  $t$  时刻的状态为  $x_i(t) = [xp_i(t), o_i(t)]$ , 其中  $xp_i(t) = (p, q) \in E$  表示 UAV  $i$  的位置,  $o_i(t) \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5\}$  表示其航向, 图 2 解释了不同数字对应的航向, 受到平台转弯特性的影响, UAV 在下一时刻内只有 3 个可能的航向, 其与 UAV 当前航向的关系如图 2 所示, 其中灰色三角指示 UAV 的当前航向, 白色指示表示 UAV 在下一个时间步长内可能的 3 个航向。

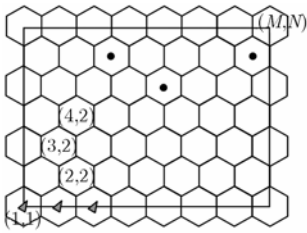


图1 基于六边形网格的搜索区域划分

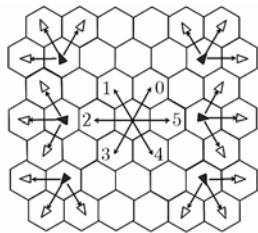


图2 UAV 当前航向与下一时间步长内可选航向的关系

将执行协同搜索任务的  $N_v$  个 UAV 视为一个控制系统,  $t$  时刻的系统状态为  $X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_{N_v}(t))$ , 状态方程为

$$X(t+1) = f(X(t), u(t)) \quad (1)$$

其中  $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_{N_v}(t))$ ,  $u_i(t) \in \{o_i(t) - 1, o_i(t), o_i(t) + 1\} \bmod 6$  是  $t$  时刻的系统输入, 式(1)可以进一步表示为

$$\begin{bmatrix} xp_i(t+1) \\ o_i(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} xp_i(t) + f_u(xp_i(t), u_i(t)) \\ u_i(t) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中  $f_u(xp_i(t), u_i(t))$  将  $(xp_i(t), u_i(t))$  映射为一个二维数组  $(a, b)$ ,  $a, b \in \{0, 1\}$ , 对于  $xp_i(t) = (p, q)$ , 如果  $p$  是奇数, 则  $(a, b) \in U_{\text{odd}}$ , 如果  $p$  是偶数, 则  $(a, b) \in U_{\text{even}}$ , 其中

$$U_{\text{odd}} = \{(1,0), (1, -1), (0, -1), (-1, -1), (-1, 0), (0,1)\}$$

$$U_{\text{even}} = \{(1,1), (1, 0), (0, -1), (-1, 0), (-1, 1), (0,1)\}$$

图 3 解释了对于当前 UAV 的位置, 控制输入和相邻单元之间的关系。

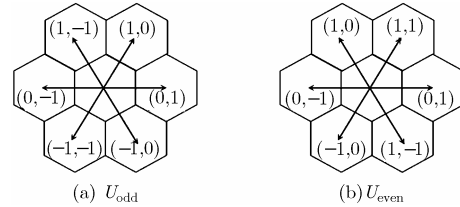


图3 控制输入和相邻单元之间的关系

为了避免 UAV 之间的碰撞, 任意时刻两个 UAV 不能位于同一单元内, UAV 之间的避碰约束表示为:

$$xp_i(t+1) \neq xp_j(t+1), \quad i \neq j, \quad i, j \in \{1, 2, \dots, N_v\} \quad (3)$$

根据系统的状态空间模型, 可以建立系统的预测模型, 即

$$X(t+j|t) = f(X(t+j-1|t), u(t+j-1|t)), \quad j = 1, 2, \dots, H \quad (4)$$

其中  $H$  为预测周期,  $X(t+j|t)$  表示基于系统  $t$  时刻状态预测的  $(t+j)$  时刻的状态, 这些预测状态  $X(t+j|t)$ ,  $j = 1, \dots, H$  取决于  $X(t|t)$  和输入  $u(t+j-1|t)$ 。

### 2.3 搜索概率图

对于每一个六边形单元  $(i, j) \in E$ , 定义搜索概率  $p_{ij}(t)$  表示单元  $(i, j)$  内存在目标的概率, 搜索概率图定义为  $\text{SPM} = \{p_{ij}(t) \in [0, 1] | (i, j) \in E\}$ 。UAV 在搜索过程中, 根据传感器最新测量信息和当前已知信息对 SPM 进行实时更新。考虑到传感器测量的不确定性和环境的不确定性, SPM 也基于概率进行更新。

假设传感器发现单元  $(i, j)$  中有目标的检测概率为  $p_D(t) \in (0, 1)$  (即单元  $(i, j)$  中确实存在目标而且被传感器检测到的概率), 虚警概率为  $p_F(t) \in (0, 1)$ , 令  $T_{ij}$  表示事件“单元  $(i, j)$  中存在目标”,  $I_{ij}$  表示事件“传感器检测到单元  $(i, j)$  中存在目标”, 在每个时间步长内,  $p_{ij}(t)$  根据先验概率  $p_{ij}(t-1)$  和传感器测量值进行更新。由于

$$P[T_{ij}] = p_{ij}(t-1) \quad (5)$$

$$P[I_{ij} | T_{ij}] = p_D \quad (6)$$

$$P[I_{ij} | \sim T_{ij}] = p_F \quad (7)$$

其中  $\sim T_{ij}$  表示  $T_{ij}$  事件的反事件, 即“单元  $(i, j)$  中不存在目标”。

如果传感器探测信息表示单元  $(i, j)$  中存在目标, 根据 Bayes 准则,

$$P_{ij}(t) = P[T_{ij}|I_{ij}] = \frac{P[I_{ij}|T_{ij}] \cdot P[T_{ij}]}{P[I_{ij}]}$$

$$= \frac{p_D p_{ij}(t-1)}{p_D p_{ij}(t-1) + (1-p_{ij}(t-1))p_F} \quad (8)$$

如果传感器探测信息表示单元  $(i, j)$  中不存在目标, 根据 Bayes 准则,

$$p_{ij}(t) = P[T_{ij}|\sim I_{ij}] = \frac{P[\sim I_{ij}|T_{ij}] \cdot P[T_{ij}]}{P[\sim I_{ij}]}$$

$$= \frac{(1-p_D)p_{ij}(t-1)}{(1-p_D)p_{ij}(t-1) + (1-p_{ij}(t-1))(1-p_F)} \quad (9)$$

由于在每个时间步长内, 只能获得那些被 UAV 侦察到的单元的传感器数据, 因此, 只对这些单元的搜索概率进行更新, 其它单元的搜索概率保持不变, 即  $p_{ij}(t) = p_{ij}(t-1)$ 。

搜索结束后, 定义一个二值变量  $z(i, j)$  表示单元  $(i, j)$  中是否存在目标,  $z(i, j) = 1$  表示该单元中存在目标:

$$z(i, j) = \begin{cases} 1, & p_{ij} \geq \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中  $\theta$  是预先定义的阈值。

#### 2.4 信息增益

多 UAV 协同搜索的目的是降低搜索区域信息的不确定性, 搜索环境信息的不确定度可以根据搜索概率图 SPM 的信息熵定义,  $t$  时刻 SPM 的信息熵为

$$H(t) = - \sum_{(i,j) \in E} p_{ij}(t) \ln(p_{ij}(t)) \quad (11)$$

信息熵的降低表示了对环境不确定性的降低, 因此信息增益定义为 SPM 的信息熵减少量:

$$IG(t) = H(t-1) - H(t) = - \sum_{(i,j) \in E} p_{ij}(t-1) \ln(p_{ij}(t-1)) + \sum_{(i,j) \in E} p_{ij}(t) \ln(p_{ij}(t)) \quad (12)$$

其中  $p_{ij}(t)$  根据式(8), 式(9)进行更新。

#### 2.5 优化目标

系统的控制输入  $u(t)$  决定了 UAV 下一步搜索的单元, 这直接影响到 SPM 的更新, 进而影响到信息增益的变化。因此, 在每个时间步长内, 寻找使信息增益最大的输入作为系统最优的输入, 即优化目标为预测周期内  $(t+H)$  时刻的信息增益:

$$\max_u J(t) = IG(t+H) \quad (13)$$

其中  $H$  为预测周期,  $IG(t+H)$  根据式(8), 式(9), 式(12)计算, 式(13)的解作为系统  $t$  时刻的最优控制输入  $u^*(t)$ 。

### 3 协同搜索算法

通过定义系统状态方程和优化目标, 建立了协同搜索问题的模型预测框架。其中一个重要问题是在每个时间步长内, 对式(13)进行优化, 以获得系统的控制输入, 考虑到遗

传算法在求解优化问题, 尤其是非线性优化问题中的优势, 本文采用遗传算法进行优化。

图 4 表示了算法中使用的染色体结构, 包括  $N_V \times H$  个 0 到 5 之间的整数, 其中第  $i$  行表示  $u(t+i-1|t)$ 。

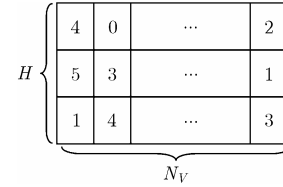


图 4 染色体表示

遗传算法中, 适应度反映了个体的性能。算法的目标是寻找最优的控制输入  $u^*(t)$  使得式(13)中的  $J(t)$  最大, 同时要满足式(3)的约束条件。据此, 个体的适应度直接定义为信息增益, 信息增益越大, 表示个体的性能越好, 适应度函数定义如下

$$F = \begin{cases} 0, & \text{如果 } X(t+1+j|t) \text{ 违反了式(3)} \\ J(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

然后基于个体的适应度大小, 采用轮盘赌方法进行选择。相对适应度表示了个体被选择的概率。如果第  $i$  个个体的适应度为  $f_i$ , 其选择概率为  $f_i / \sum_j f_j$ 。在交叉过程中采用单点交叉方法。

遗传算法得到的最优解作为系统的最优输入, 决定多个 UAV 下一步的搜索方向。基于 MPC 和 GA 的协同搜索框架如图 5 所示, 整个过程分为预测和优化两部分, 预测即根据系统状态空间预测系统的状态, 优化则是利用 GA 获得系统最优的输入。

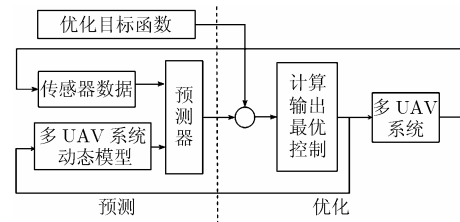


图 5 基于 MPC 和 GA 的协同搜索过程

给定搜索环境  $E = \{(i, j) | i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, N\}$  和  $N_v$  个已知初始位置的 UAV, 假设每个 UAV 由于能量和返航限制最多能飞行  $T$  个时间步长。首先根据式(8), 式(9)更新 SPM, 然后利用 GA 对式(13)进行优化, 得到最优的控制输入  $u^*(t)$ , 进而更新系统状态。

基于 MPC 和 GA 的协同搜索算法步骤如下:

(1)  $t = 0$ ;

- (2) 当  $t < T$
- (3) 根据  $X(t)$  和当前的传感器信息, 更新 SPM;
- (4) 利用 GA 进行优化, 得到  $u^*(t)$ ;
- (5) 更新系统状态  $X(t+1) = f(X(t), u^*(t))$ ;
- (6)  $t = t+1$ 。

#### 4 仿真结果

在仿真实验中, 搜索环境  $E$  为  $10 \times 10$  的六边形网格, 有 4 架 UAV 执行搜索任务。设定每架 UAV 能够飞行的最大时间步长为  $T=50$ , 检测概率  $P_D = 0.8$ ,  $p_F = 0.2$ , 预测周期  $H=4$ , 确定目标存在的阈值  $\theta = 0.9$ 。初始时刻  $SPM = \{p_{ij}(t) = 0.5 | (i, j) \in E\}$ 。搜索环境和 UAV 的初始位置如图 6 所示, 其中三角表示 UAV 的航向, 黑点表示目标位置(对于所有的 UAV 是未知的)。GA 种群规模为 50, 初始个体随机生成。

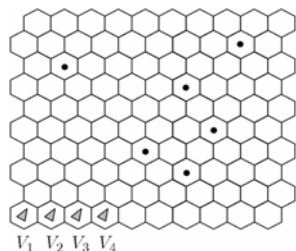


图 6 搜索环境和 UAV 初始位置

为了消除随机性的影响, 作了 100 次实验, 图 7 表示了平均结果中 SPM 的信息熵随时间降低的过程, 从图中可以看出, 随着搜索过程的进行, 信息熵降低很快, 最后趋于 0, 这表示对环境感知的不确定度在不断下降。在搜索过程结束后, SPM 中 6 个目标位置的搜索概率  $p_{ij}(t)$  均大于阈值  $\theta = 0.9$ , 即 6 个目标均被发现。

最后, 将本文提出的搜索算法与贪婪算法和随机算法进行了比较。随机算法中, UAV 随机选择下一个要搜索的单元, 在贪婪算法中, UAV 选择使信息增益最大的单元作为下一个搜索的单元。图 8 给出了比较结果。从图中, 可以明显看出本文提出的算法的优越性。

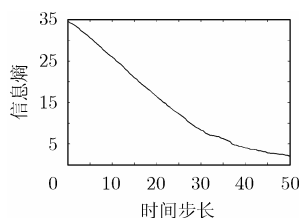


图 7 信息熵随搜索时间变化的过程

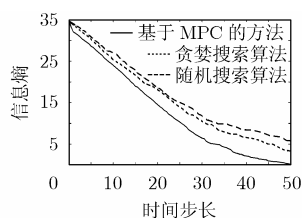


图 8 与贪婪算法和随机搜索算法的比较结果

#### 5 结束语

本文提出了一种基于模型预测控制理论 MPC 和遗传算法 GA 的多 UAV 协同搜索算法, 算法有机结合了 MPC 的预测能力和 GA 强大的搜索能力, 为多 UAV 协同搜索问题提供了一种有效的手段。首先, 基于六边形网格对搜索区域进行划分, 建立搜索环境, 然后建立多 UAV 系统的预测模型, 定义搜索概率图 SPM 描述搜索环境的不确定性, 并且给出了基于 Bayes 准则的 SPM 更新过程, 在 SPM 基础上定义信息增益作为衡量搜索效果的指标, 建立了优化问题的模型, 通过采用遗传算法, 在每一个预测周期内进行优化, 得到系统的输入最优。最后, 通过仿真实验验证了算法的有效性, 与随机搜索算法和贪婪算法的比较结果, 进一步验证了基于 MPC 和 GA 的协同搜索算法的高性能。

#### 参考文献

- [1] Unmanned Aerial Vehicles Roadmap 2005-2030, Office of the Secretary of Defense, December 2005.
- [2] Sujit P B and Ghose D. Search using multiple UAVs with flight time constraints. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 40(2): 491-509.
- [3] Sjanic Z. On-line mission planning based on Model Predictive Control[M]. Linköping University, December 2001.
- [4] Castanon D A and Wohletz J M. Model predictive control for dynamic unreliable resource allocation. *IEEE Conference on Decision and Control*, Nevada USA, 2002: 3754-3759.
- [5] Richards A and How J P. Decentralized model predictive control of cooperating UAVs. *IEEE Conference on Decision and Control*, Bahamas, 2004: 4286-4291.
- [6] Richards A and How J P. Model predictive control of vehicle maneuvers with guaranteed completion time and robust feasibility. *American Control Conference*, Colorado, 2003: 4034-4040.
- [7] Bellingham J, Richards A, and How J P. Receding horizon control of autonomous aerial vehicles. *American Control Conference*, Anchorage AK, 2002, 3741-3746.
- [8] Goldberg D E. *Genetic algorithm in search optimization and machine learning*[M]. Addison Wesley, New York, 1988.

田 菁: 女, 1980 年生, 博士生, 研究领域为多无人机协同任务规划、优化理论。

陈 岩: 男, 1962 年生, 博士生, 研究领域为智能控制、无人机任务控制。

沈林成: 男, 1965 年生, 教授, 博士生导师, 研究领域为任务规划、多无人机协同控制。