

文章编号:1001-2486(2006)05-0109-05

## 战场环境中多无人机任务分配的快速航路预估算法\*

龙涛,孙汉昌,朱华勇,沈林成

(国防科技大学 机电工程与自动化学院,湖南长沙 410073)

**摘要:**战场环境中多无人机任务分配的航路预估是一个具有多路径和实时性双重要求的路径规划问题。采用概率路标图方法对多无人机多任务的航路预估问题开展研究,将航路预估分为离线学习和在线查询两个阶段。通过将战场中威胁的影响转化为各路标间航段的风险代价,提出了基于代价变换的概率路标图方法,当战场态势发生变化时,在不需重构路标图的情况下可以通过局部航段风险代价的调整快速规划出新的预估航路。根据规划条件采取不同的采样策略,可以在规划时间和航路质量之间实现协调以满足不同的战术要求。仿真结果表明该方法是一种快速有效的航路预估方法。

**关键词:**无人机;任务分配;航路预估;概率路标图

**中图分类号:**TP273.5 **文献标识码:**A

## Fast Route Predicting Algorithm for Multiple UAVs Task Allocation in Battlefield

LONG Tao, SUN Han-chang, ZHU Hua-yong, SHEN Lin-cheng

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** The route prediction for multiple unmanned aerial vehicles (UAVs) task allocation in dynamic battlefield is a complicated path planning problem characterized by multiple paths and real time demands. Probabilistic Road Maps (PRM) method was used to plan combinatorial predictive routes for multiple UAVs and multiple tasks in this paper. The route predicting process was split into two phases: the off-line learning phase and the on-line query phase. The paper presented Cost transform based PRM (CTPRM) algorithm, which transforms the influence of enemy threats to the risk cost of the route segments among roadmaps. When battlefield situation was changed, without reconstructing roadmaps, CTPRM could plan new predictive routes rapidly by updating the risk cost of some route segments. According to different planning condition, relevant sampling strategy could be set flexibly, so that the planning time and route quality could be coordinated to achieve tactical goal. Simulation results demonstrate the feasibility of the approach.

**Key words:** unmanned aerial vehicles; task allocation; route prediction; probabilistic road maps

近年来,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)执行各种军事任务的研究在世界各国受到了广泛的重视。在作战环境日益复杂、作战任务日益多样的趋势下,单架无人机所能发挥的功能极为有限,稍微复杂的作战任务一般都需要多架无人机相互协同才能完成。多无人机协同控制已成为无人机领域的热点问题,而任务分配是其中的关键环节之一<sup>[1-4]</sup>。

多无人机任务分配,是指为了实现预期的作战目标,在满足各项战术和技术指标的前提下,为参战的无人机分配任务,即确定由哪架无人机执行哪些任务。为了实现任务分配,首先需要预估每架无人机执行每个可能的任务序列的飞行航路<sup>[2]</sup>,由此排列组合后产生的航路数量随无人机数量和任务数量急剧增长。预先规划时因为准备时间较为充分,能够对此进行详细计算。但任务开始后随着战场态势的不断变化,可能需要对以上排列组合中的多条甚至全部航路进行重新规划。虽然近年来研究人员已提出了许多无人机航路规划算法,但这些算法往往针对起点和终点之间的精细航路规划而设计,应用于航路预估问题时往往因为求解时间过长而丧失实际可行性。一些文献直接采用任务点之间的直线航路作

\* 收稿日期:2006-03-08

基金项目:国家部委资助项目(5130801)

作者简介:龙涛(1977—),男,博士生。

为预估航路<sup>[4-5]</sup>,但这种过于粗略的方法难以为任务分配提供准确的信息。

为了更有效地支持多无人机协同作战,本文采用 PRM(Probabilistic Road Maps)方法对多无人机动态任务分配中的航路预估问题开展研究。针对战场环境中存在大量威胁,并且威胁状态不断变化的特点,将威胁的影响转化为各路标间航段的风险代价,提出了基于代价变换的概率路标图方法,能够根据威胁变化快速规划出新的预估航路,从而在保证任务分配实时性的同时提高分配结果的有效性。

### 1 任务分配与航路预估

如图 1 所示,设派遣无人机  $V = \{V_1, \dots, V_{N_V}\}$  执行某次作战任务,并假设已将作战任务分解为一系列无人机可以执行的任务  $T = \{T_1, \dots, T_{N_T}\}$ ,战场中还包括大量的敌方威胁  $P = \{P_1, \dots, P_{N_P}\}$  和禁飞区  $F = \{F_1, \dots, F_{N_F}\}$ ,无人机执行任务时需要实现对威胁和禁飞区的回避。

无人机完成任务的效果可以通过执行任务的代价来衡量,主要包括距离代价(燃油消耗)和风险代价(被敌方威胁发现的概率)<sup>[1]</sup>。任务分配的目标是将集合  $T$  中的任务分配给集合  $V$  中的无人机,使无人机能够以最小的代价完成任务。设无人机  $V_i$  从位置  $P_j$  飞行到任务点  $T_k$  执行任务的代价为  $Cost_{i,j,k}$ ,多无人机任务分配的数学模型可以描述为:

$$\min \sum_{i=1}^{N_V} \sum_{j=1}^{N_V+N_T} \sum_{k=1}^{N_T} x_{i,j,k} \times Cost_{i,j,k} \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^{N_V} \sum_{j=1}^{N_V+N_T} x_{i,j,k} = 1, \quad k = 1, \dots, N_T \quad (2)$$

$x_{i,j,k}$  是 0,1 决策变量,  $x_{i,j,k} = 1$  表示分配  $V_i$  飞向任务点  $T_k$  执行任务。式(2)表示每个任务都应被分配到无人机,并且只能分配给一架无人机。

任务分配时为了计算各无人机执行各个任务的代价并求解任务分配方案,首先需要得到无人机执行任务的航路并在此基础上计算距离代价和风险代价。因为此时由哪架无人机执行哪些任务还没有确定,所以需要对各无人机到各个任务点以及任务点之间所有组合方式下的航路进行规划。当有  $N_V$  架无人机和  $N_T$  个任务时,需要规划的路径数量为  $C_{N_V}^1 C_{N_T}^1 + C_{N_T}^2$ 。任务开始后随着战场态势的不断变化,相应需要不断对原有航路进行调整和修改:当出现突发威胁或原有威胁发生变化时,实时规划出回避威胁的航线;当增加新的任务或更改任务时,快速规划出执行任务的新航线。由于作战过程中无人机处于高速飞行状态,不可能每次都对所有需要更新的航路进行详细规划,而是需要在实时性与最优性之间进行折衷,通过航路预估算法为任务分配快速提供一系列较优的预估航路,保证任务分配在较短时间内完成,然后再根据分配到的任务序列进行详细的航路规划,如图 2 所示。

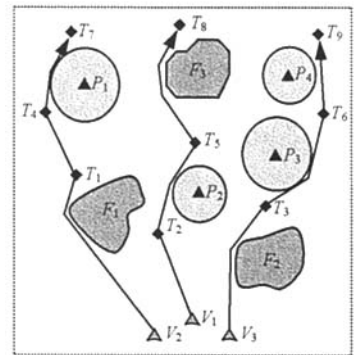


图 1 多无人机任务分配问题示意图  
Fig.1 The illustration of multiple UAVs task allocation problem

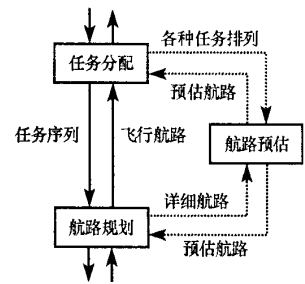


图 2 任务分配与航路预估的关系  
Fig.2 The relation between task allocation and route prediction

### 2 基于代价变换的概率路标图算法

概率路标图法 PRM(Probabilistic Road Maps)<sup>[6]</sup>最初是针对高维位形空间中的机器人运动规划提出来的,很快成为一种常用的基于随机采样的路径规划方法<sup>[7]</sup>,在无人机航路规划中也得到了广泛的应用<sup>[8-9]</sup>。PRM 方法分为学习和查询两个阶段:学习阶段通过随机采样并连接邻近的采样点,构建出规划

空间中路标点和自由路径组成的路标图  $G = (V, E)$  ( $V$  为图中路标点集合,  $E$  为图中自由路径集合); 查询阶段通过特定的搜索算法, 如 A\* 算法、Dijkstra 算法在路标图  $G$  中搜索从起点到终点的最优路径。根据规划环境的复杂程度, PRM 方法的学习阶段可能需要较长的时间, 而查询阶段可以在很短的时间内完成。

PRM 方法应用于机器人路径规划时, 路径搜索的优化指标是寻找到目标点距离最短的路径, 图  $G$  中各路标点之间仅存在距离代价。对于战场环境中的无人机航路规划, 由于敌方威胁的存在, 路标点之间除了距离代价外, 还存在风险代价。距离代价是无人机在路标点之间航段上飞行的燃油消耗, 与航段的长度和无人机的速度有关。设无人机  $V_i$  在巡航阶段以速度  $v_i$  飞行, 某两个路标点之间航段  $Line_j$  的长度为  $l_j$ , 则  $V_i$  在  $Line_i$  上的距离代价为

$$LengthCost_i = \alpha f(l_i, v_i) \quad (3)$$

其中函数  $f$  对应于不同无人机的燃油消耗曲线。风险代价是无人机在路标点之间航段上飞行时暴露在敌方威胁下的程度。 $V_i$  在  $Line_j$  上飞行时, 如果威胁  $P_k$  与  $Line_j$  的最短直线距离小于  $P_k$  的作用范围,  $P_k$  引发的风险代价为

$$RiskCost_{i,j,k} = \beta \times rcs_i \times level_k / (dis_{j,k})^4 \quad (4)$$

$rsc_i$  为  $V_i$  的隐身性能模型,  $level_k$  为  $P_k$  的威胁强度,  $dis_{j,k}$  为  $P_k$  到  $Line_j$  的最短直线距离, 此处认为雷达信号与到雷达距离的四次方成反比,  $\beta$  与式(3)中的  $\alpha$  为归一化因子。设与  $Line_j$  最短直线距离小于其作用范围的威胁构成集合  $P' = \{P'_k \mid P'_k \in P, k = 1, \dots, N'_p\}$ , 则  $Line_j$  上总的风险代价为

$$RiskCost_{i,j} = \sum_{k=1}^{N_p} RiskCost_{i,j,k} \quad (5)$$

距离代价和风险代价分别趋于搜索最短航路和最小可探测性航路, 可以通过线性组合将其转换成单目标决策问题,  $V_i$  在  $Line_j$  上总的代价为

$$Cost_{i,j} = k \times RiskCost_{i,j} + (1 - k) \times LengthCost_{i,j}, \quad 0 \leq k \leq 1 \quad (6)$$

$k$  的取值体现决策者的战术倾向,  $k = 1$  表明决策者不惜燃油代价追求航路的安全性, 而  $k = 0$  意味着不考虑安全因素, 仅追求燃油量最小, 本文取  $k = 0.9$ 。经过以上处理后, 图  $G$  中路标点之间的代价变为综合距离代价和风险代价后总的航路代价, 路径搜索优化指标由搜索到终点距离最短的路径, 转化为搜索航路代价最小的路径。

对于传统的 PRM 算法, 规划环境一旦发生变化, 必须重新进行整个学习和查询过程。根据 PRM 算法采用随机采样策略, 路标构造可以与威胁分布无关的特点, 本文提出基于代价变换的概率路标图 CTPRM (Cost Transform Based PRM) 算法。CTPRM 算法的主体框架如图 3 所示, 相对于传统 PRM 算法有以下两个方面的改进和扩展: (1) 在离线学习阶段, 将禁飞区仍然处理为不可通行区域, 在这些区域不进行采样操作。但对于威胁区域, 将其处理为自由区域, 和其它自由区域一起进行采样并建立连接关系形成飞行航路图, 进一步通过距离代价和风险代价计算与综合形成航路代价图; (2) 在线查询阶段进行航路搜索时, 依据的不再仅仅是路标点之间的距离, 而是综合距离代价和风险代价后的航路代价。CTPRM 算法虽然在预先学习阶段将威胁区域作为自由区域, 但是航路搜索时通过这些区域需在距离代价的基础上增加相应的风险代价, 因此规划出的航路能够有效实现对威胁的回避。当作战过程中态势发生变化, 如出现新威胁、威胁移动或威胁消失时, CTPRM 算法不需重新进行学习和重构路标图, 而只需根据威胁变化调整受到影响的各路标点之间航段的风险代价, 在此基础上便可搜索得到适应新态势的航路。

CTPRM 算法构造路标图时的采样策略非常重要, 但因为是任务开始前离线进行, 因此可以进行充分的准备并加入人工引导信息。根据事先侦察的情报对威胁密度大和出现概率高的区域应进行较为详细的采样, 根据任务的不同阶段对战区外区域、战区内区域和任务段区域采取密度逐次增高的采样策略。因为禁飞区在作战过程中是不发生变化的, 可以结合可视图方法的思想, 在禁飞区的关键顶点进行采样。

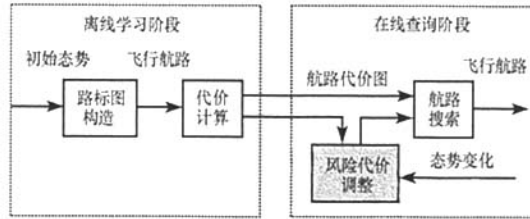
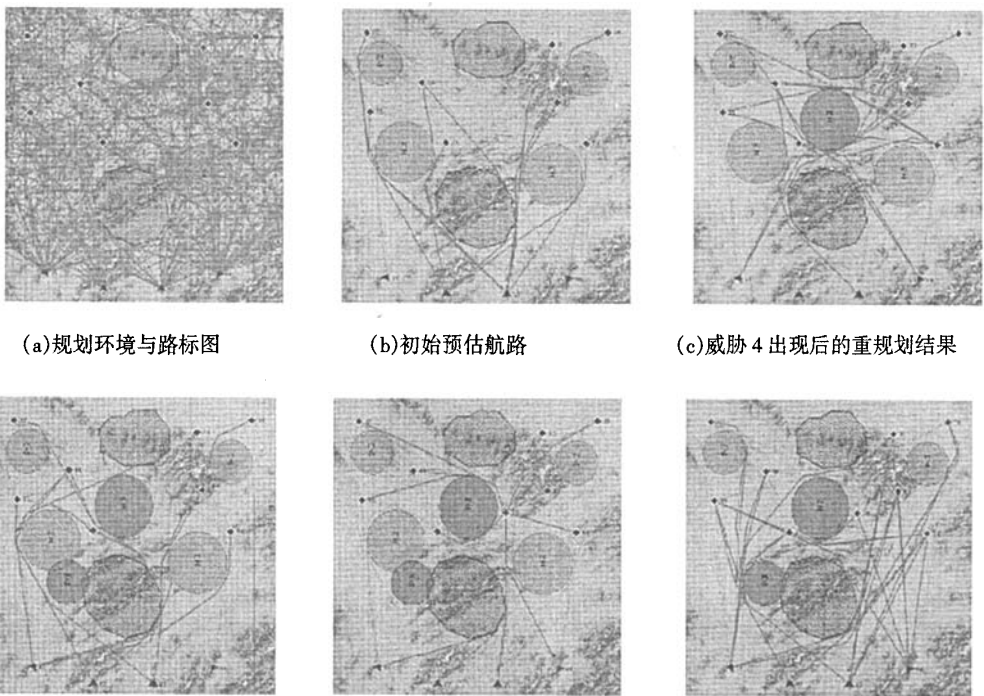


图3 CTPRM算法框架

Fig.3 The frame of CTPRM algorithm

### 3 仿真结果与分析

为了验证 CTPRM 算法的有效性,在 Intel 2.4G Hz 主频、512 MB 内存测试环境中进行如下仿真实验:无人机  $V_1 \sim V_4$  构成的编队执行探测任务,共有 8 个任务点,规划环境大小为  $700 \times 700$ 。任务开始前以 400 个采样点对规划环境进行采样并构造出路标图,如图 4(a)所示,在此基础上计算出各路标点之间的航路代价。



(a)规划环境与路标图

(b)初始预估航路

(c)威胁 4 出现后的重规划结果

(d)威胁 5 出现后的重规划结果

(e)目标 9 出现后的重规划结果

(f)威胁 1,2 消失后的重规划结果

图4 仿真实验结果

Fig.4 The results of simulation experiment

如图 4(b)所示,采用 A \* 算法在路标图上对各无人机到各任务点,以及各任务点之间的航路进行搜索,得到预估航路  $C_1^1 C_1^2 + C_2^2 = 60$  条,规划时间为 2994ms。由于航路数量较多,图中仅用加粗实线重点标出  $V_2, V_3$  到各任务点的航路,其余航路均用虚线表示。当出现突发威胁  $P_4$  后,对受到影响的路段间航路的风险代价进行调整,并对因穿越新威胁而需要更新的航路进行重新搜索,规划结果如图 4(c)所示,其中有 14 条航路进行了更新,规划时间为 751ms。当出现突发威胁  $P_5$  后,规划结果如图 4(d)所示,其中有 12 条航路进行了更新,规划时间为 786ms。当出现新任务  $T_9$  后,对各无人机到该任务点以及该任

务点到其它任务点之间的航路进行搜索后的结果如图 4(e)所示,其中新增航路 12 条,规划时间为 782ms。如图 4(f)所示,威胁  $P_1, P_2$  被摧毁后,以前需要回避这两个威胁的航路现在可以直接穿越其作用范围以缩短飞行距离,对所有 72 条航路进行重新搜索后的结果如图 4(f)所示,规划时间为 3159ms,能够缩短距离的航路为 30 条。

图 5 是针对不同规划环境和规划问题进行多次实验的统计结果,图中所示为不同采样数量下,CTPRM 算法规划出不同数量航路所需的时间。由该图可以看出,规划时间与航路数量和采样点数量均成正比,因此在实际应用中可以根据问题复杂性和航路数量在规划时间与航路质量之间进行权衡,通过选择适当的采样数量规划出满足要求的预估航路。

#### 4 结论

在对概率路标图算法进行改进的基础上,提出了基于代价变换的概率路标图算法,将战场中威胁的影响转化为各路标间航段的风险代价,当战场态势发生变化时可通过调整局部航段的代价快速规划出多条较优的任务分配预估航路,仿真实验结果表明了方法的有效性。通过将路标构造由二维空间扩展到三维空间,本文的方法可以方便地应用到三维环境中,实现动态战场环境中的三维预估航路规划。

#### 参考文献:

- [1] Beard R W, McLain T W, Goodrich M A, et al. Coordinated Target Assignment and Intercept for Unmanned air Vehicles[J]. IEEE Trans. on Robotics and Automation, 2002, 18(6): 911 - 922.
- [2] Bellingham J, Tillerson M, Richards A, et al. Multi-task Allocation and Path Planning for Cooperative UAVs. Cooperative Control: Models, Applications and Algorithms[M]. Kluwer Academic Publishers, 2003: 23 - 41.
- [3] 高晓光,符小卫,宋绍梅. 多UCAV航迹规划研究[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 5: 140 - 143.
- [4] 龙涛,朱华勇,沈林成. 多UCAV协同中基于协商的分布式任务分配研究[J]. 宇航学报, 2006(3): 457 - 462.
- [5] Lemaire T, Alami R, Lacroix S. A Distributed Tasks Allocation Scheme in Multi-UAV Context[A]. IEEE International Conference on Robotics and Automation[C], New Orleans, LA (USA), 2004.
- [6] Kavrak I L, Svestka P, Latombe J C, et al. Probabilistic Road Maps for Path Planning in High-dimensional Configuration Spaces[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 1996, 12 (4): 566 - 580.
- [7] 唐华斌,王磊,孙增圻. 基于随机采样的运动规划综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(7): 721 - 726.
- [8] Pettersson P O, Doherty P. Probabilistic Roadmap Based Path Planning for an Autonomous Unmanned Aerial Vehicle[A]. Proceedings of the Workshop on Connecting Planning and Theory with Practice, ICAPS' 2004.
- [9] 严平,丁明跃,周成平,等. 飞行器多任务在线实时航迹规划[J]. 航空学报, 2004, 25 (9): 485 - 489.

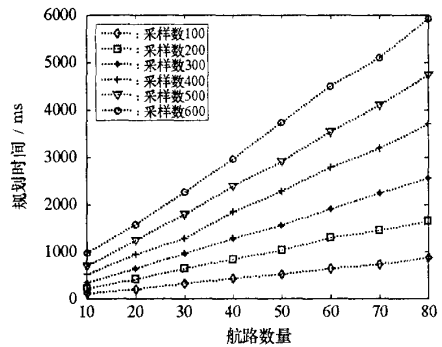


图5 CTPRM算法规划时间统计

Fig.5 The statistic of CTPRM algorithm in planning time



