

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209503

多无人机协同侦察时间资源分配优化*

姚昌华 韩贵真 安 蕾 高泽邻

(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

摘要: 利用多无人机协同执行侦察任务,可以有效提高侦察的准确性。不同的侦察任务目标对象,重要程度往往不同,其任务价值也就存在差异,因此需要对协同侦察的无人机资源进行合理任务分配,提高协同侦察效益。本文重点考虑对无人机侦察时间资源分配的问题。首先,构建了一种自主协同资源分配机制,并以被辅助无人机为领导者,辅助无人机为跟随者,建立了斯坦伯格博弈模型。然后通过下层博弈均衡求解和上层博弈均衡求解,推导了辅助无人机最佳协助时间的闭合表达式,并得出所构建斯坦伯格博弈模型的纳什均衡解。最后对所提模型和方法进行了仿真验证,仿真结果表明,所提方法使得辅助无人机的时间资源得到充分利用,协同侦察的效用得到有效提升。

关键词: 无人机侦察;自主协同;时间资源分配;斯坦伯格博弈;多无人机

中图分类号: TN929.5;V279 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Multiple UAVs collaborative reconnaissance time resource scheduling optimization

Yao Changhua Han Guizhen An Lei Gao Zehe

(School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Using multiple UAVs to cooperate in reconnaissance missions can effectively improve the accuracy of reconnaissance. The importance of different reconnaissance mission targets is often different, and their mission value is also different. Therefore, it is necessary to reasonably allocate the UAV resources for cooperative reconnaissance and improve the efficiency of cooperative reconnaissance. This paper focuses on the allocation of UAV reconnaissance time resources. Firstly, an autonomous collaborative resource allocation mechanism is constructed. Taking the assisted UAV as the leader and the auxiliary UAV as the follower, the Stackelberg game model is established. Then, by solving the lower level game equilibrium and the upper level game equilibrium, the closed expression of the optimal assistance time of the auxiliary UAV is deduced. The Nash equilibrium solution of the Stackelberg game model is obtained. Finally, the proposed model and method are verified by simulation. The simulation results show that the proposed method makes full use of the time resources of auxiliary UAV. The effectiveness of cooperative reconnaissance has been effectively improved.

Keywords: UAV reconnaissance; autonomous coordination; time resource allocation; Stackelberg game; multiple UAVs

0 引言

近年来,随着无人机的快速发展和新型侦察技术的不断改进,无人机作为重要的侦察手段之一,已经成为国内外学者研究的热点问题。无人机能有效地提高侦察的效率和质量,是未来侦察的重要发展方向。目前,已有不少文献对无人机侦察进行了研究。文献[1]提出了一种新的警用无人机智能侦察模式,可应用于大场景、大区域的实时动态监

控,有效提高了警用无人机在侦察中的探测效率。文献[2]研究了利用无人机来实现高层建筑火情侦察,极大的提高救援效率,降低了人员安全风险。文献[3]研究了不同高度下的无人机侦察问题,开发了一种易于实现的估计算法,以提供目标区域的完全覆盖。文献[4]中结合粒子群优化算法和企鹅搜索优化算法的一些属性,提出了一种无人机侦察策略来优化无人机的运动,从而利用无人机找到救援目标。

收稿日期:2022-04-04

* 基金项目:国家自然科学基金(61971439, 61961010)、江苏省自然科学基金(BK20191329)、中国博士后科学基金(2019T120987)、南京信息工程大学人才启动经费(2020r100)资助

多无人机协同是无人机的一种重要应用形式,通过多架无人机之间的能力互补和作战协调,能够提高系统的整体作战效能。在文献[5]中,无人机之间的协同保证了区域疾病检测数据的可持续和稳健收集。文献[6]中多无人机协同在自然灾害发生时提供了高效的疏散指导支持。文献[7]在有雷达网欺骗干扰的情况下,利用无人机协同来进行航路规划。多架无人机和单架无人机相比,在完成给定侦察任务的时候展现出明显的优势。因此,多无人机协同侦察引起了学术界的极大兴趣。文献[8]中研究了在多目标搜索侦察场景中,无人机协同规划轨迹使系统时延最小化的问题。文献[9]中设计了多个无人机协同对人群进行监控侦察的系统,该系统显示出高效的监视能力。文献[10]中通过无人机之间的协同缩短了用于灾区侦察监测的时间。文献[11]中提出了一种面向林火持续侦察的多无人机双层分布式控制架构,最终达到多无人机林火持续侦察时域分布的均匀性与即时性目的。

在利用多无人机协同执行侦察任务时,如何合理的调配每架无人机来提高系统的性能是其中的关键。文献[12]中提出了一种改进的合同网络协议来解决动态多无人机协同侦察任务分配问题,提高了动态任务分配的效率。文献[13]建立了组合优化模型并采用改进的遗传算法进行求解,得到协同作战任务的最优分配方案,进一步提高了多无人机协同作战系统的效果。文献[14]建立多无人机任务分配的模型,对粒子群算法进行改进来满足复杂约束条件下的任务分配。文献[15]的作者提出了改进的k均值聚类算法对任务目标进行分类。基于聚类算法的多无人机动态任务分配方法可以实现多无人机侦察任务的合理规划。文献[16]中针对多无人机在执行任务过程中遇到突发情况需要进行任务重分配问题,提出了基于分组策略的任务动态重分配方法,该方法能够快速响应无人机机群执行任务过程中遇到的突发情况。文献[17]利用蝙蝠算法解决多无人机协同侦察任务规划问题。这些文献虽然都是对多无人机协同侦察时任务调配的研究,但是多数研究对侦察任务的价值异构性考虑不足,并且没有考虑自主协同侦察时驱动机制的设计。文献[18]中虽然将侦察任务的价值异构性考虑在内,但是没有关注侦察协同时间资源的分配问题。侦察任务往往是分轻重缓急的,当某侦察区域有突发状况时,用一架无人机来进行拍照侦察难免会有所疏漏,需要有其他无人机前来协助。因此,在多无人机进行协同侦察任务调配时,侦察目标价值异构和驱动机制设计以及时间资源的分配问题不容忽视。

针对多无人机自主协同侦察时侦察任务具有价值异构的问题,本文利用博弈论的方法来对多无人机协同侦察时的时间资源分配问题进行研究。采用基于博弈论的方法适合多无人机系统的特点,各个无人机能够通过自主决策,实现系统性能的优化,而无需依赖于中心协调实体。博弈论的方法有利于多无人机系统的自主优化,符合多无人机系

统分布式决策的特点,能提高多无人机系统的鲁棒性。本文首先构建了一种协同机制,利用该机制对多无人机协同侦察时的时间资源进行分配;然后通过构建斯坦伯格博弈模型,得出了无人机最佳协助侦察时间的闭合表达式并求出了所构建斯坦伯格博弈的均衡解;最后对无人机的虚拟收益进行了仿真。

1 系统模型和问题建模

1.1 系统模型

多无人机协同侦察模型如图 1 所示,为了保障马路周边居民的安全,用三架无人机分别在马路以及左右侧通过拍照来进行侦察。无人机在所属侦察区域上空进行拍照,然后对所拍照片进行识别。三架无人机的侦察周期均为 t 分钟,分辨率为各不相同的定值。当马路的左侧出现可疑分子的时候,仅仅使用一架无人来追踪拍照侦察,可能会漏掉某些重要信息。这种情况下,马路左侧无人机的侦察任务相对于马路右侧和马路上的无人机侦察任务来说就变得重要且急迫,这时对这三架无人机进行合理的任务调配就显得尤为重要。此时如果距离较近的(位于马路上空)无人机能够前来协助侦察,就能全方位的对可疑分子进行拍照侦察,侦察的准确性将会提升。将马路左侧的侦察无人机命名为被辅助无人机,前来协助侦察的无人机命名为辅助无人机。

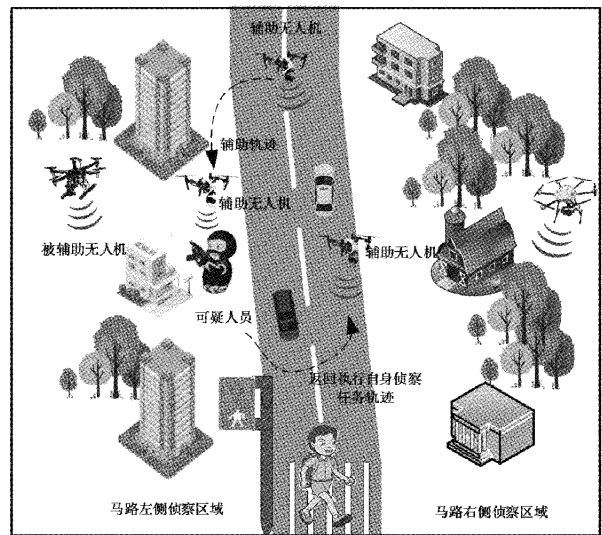


图 1 多无人机协同侦察模型

在图 1 所描述的多无人机协同侦察场景中,辅助无人机和被辅助无人机的识别成功率都是与分辨率(r)和识别时间(T)有关。分辨率越高识别时间越长,图像侦察的识别成功率就越高。将无人机的识别成功率构建为 S 型函数:

$$S(rT) = \frac{1}{1 + \exp[-a(rT - b)]} \quad (1)$$

其中, a, b 为 S 型函数的常量参数。

被辅助无人机的识别成功率为：

$$S(r_1 T_1) = \frac{1}{1 + \exp[-a_1(r_1 T_1 - b_1)]} \quad (2)$$

其中, r_1 为被辅助无人机的分辨率; a_1, b_1 均为常数; 识别时间 T_1 为变量。

辅助无人机的识别成功率为：

$$S(r_2 T_2) = \frac{1}{1 + \exp[-a_2(r_2 T_2 - b_2)]} \quad (3)$$

其中, r_2 为辅助无人机的分辨率; a_2, b_2 均为常数; 识别时间 T_2 为变量。

1.2 问题建模

图 1 模型中的无人机都是通过拍照识别来执行侦察任务的, 无人机能够在所属区域正确识别拍摄的照片时, 就会获得相应的识别收益。无人机在空中侦察会消耗无人机的能量, 因此能量开销必不可少。无论是被辅助无人机还是辅助无人机, 最终的效用都是由两大部分组成: 收益和开销。当被辅助无人机和辅助无人机各自执行自身的侦察任务(不协助)时, 被辅助无人机的效用设计为:

$$U_1^* = S(r_1 T_1)C_1 - T_1 P_1 \quad (4)$$

其中, $S(r_1 T_1)$ 为识别成功率, C_1 为被辅助无人机的价值函数, 识别成功率乘以价值函数即为识别收益。 P_1 为被辅助无人机单位时间侦察的能量开销, T_1 为侦察时间。

同理, 不协助时辅助无人机的效用函数可以设计为:

$$U_2^* = S(r_2 T_2)C_2 - T_2 P_2 \quad (5)$$

其中, $S(r_2 T_2)$ 为识别成功率, C_2 为辅助无人机的价值函数。 P_2 为被辅助无人机单位时间的侦察能量开销, T_2 为侦察时间。

多无人机协同侦察时间资源分配优化的总体方案如图 2 所示。为了激励辅助无人机去协助执行侦察任务, 本文构建了一种协同机制来驱动无人机行动的自主决策: 在一个侦察周期 t 内, 由被辅助无人机决定识别收益的分配比例 α , 识别收益中分出去的部分将作为辅助无人机的收益。辅助无人机根据获得收益的多少来决定用多少时间来协助侦察。即被辅助无人机决定识别收益分配比例 α , 辅助无人机决定协助时间比例 β 。协助时重要侦察区域的识别成功率是由两架无人机共同决定的, 因此被辅助无人机和辅助无人机都可以获得相应的收益。虽然被辅助无人机舍弃了重要侦察区域的部分识别收益, 但是会换来由侦察任务的重要程度带来的收益。辅助无人机在协助侦察期间, 虽然没有了执行自身侦察任务的收益, 但是会因为协助侦察而获得重要侦察区域的部分识别收益。

辅助无人机前去协助时, 重要侦察区域的识别成功率由两架无人机共同决定。在一个侦察周期内, $T_1 = T_2 = t$ 。被辅助无人机的识别成功率为 $S(r_1 T_1)$, 识别失败的概率为 $1 - S(r_1 T_1)$; 辅助无人机的识别成功率为 $S(r_2 \beta T_2)$, 识别失败的概率为 $1 - S(r_2 \beta T_2)$; 辅助无人机和被辅助无人机同时识别失败的概率为 $1 - S(r_2 \beta T_2)$,

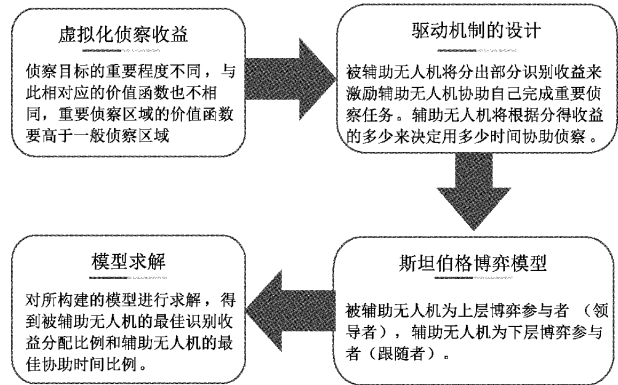


图 2 总体方案

$[1 - S(r_1 T_1)] \cdot [1 - S(r_2 \beta T_2)]$ 。因此, 重要侦察区域的识别成功率为 $p(r_1 T_1, r_2 \beta T_2) = 1 - [1 - S(r_1 T_1)] \cdot [1 - S(r_2 \beta T_2)]$ 。

在协助侦察时, 被辅助无人机的效用函数包括 3 个部分: 识别收益, 任务重要程度带来的收益, 侦察的能量开销。因此被辅助无人机的效用函数可以表示为:

$$U_1 = p(r_1 T_1, r_2 \beta T_2)C_1(1 - \alpha) + h\alpha^{1/2} - T_1 P_1 \quad (6)$$

其中, $\alpha \in \alpha, \alpha \in [0, 1]$ 为被辅助无人机决定的识别收益分配比例, 其分出去的部分, 将体现为辅助无人机的识别收益, 以此来激励辅助无人机的协同行为。 $\beta \in \beta, \beta \in [0, 1]$ 为辅助无人机决定的协助时间比例。 $p(r_1 T_1, r_2 \beta T_2)$ 为重要侦察区域的新识别成功率。 h 为侦察任务的重要程度, 侦察任务越重要, 被辅助无人机将会增大识别收益分配比例, 激励辅助无人机前来协助, 以提高重要任务的完成质量。对于被辅助无人机来说, 在一个侦察周期内, 它都位于重要侦察区域上空拍照侦察, 因此侦察时间为 T_1 。

对于辅助无人机来说, 在一个侦察周期内, 它并不是全部时间都用来协助侦察, 而是根据分到收益的多少用部分时间来协助完成侦察任务, 剩下的时间继续执行自身的侦察任务, 因此侦察时间为 βT_2 。辅助无人机的效用函数包括两部分: 识别收益, 侦察的能量开销。本文仅考虑辅助侦察时间段 βT_2 内辅助无人机的效用。因此辅助无人机的效用函数可以表示为:

$$U_2 = p(r_1 T_1, r_2 \beta T_2)C_1 \alpha - \beta T_2 P_2 \quad (7)$$

其中, 第一部分为协助侦察获得的收益, 第二部分为协助侦察的能量开销。

2 斯坦伯格博弈模型

将上述多无人机协同侦察时任务调配问题建模为斯坦伯格博弈模型, 其中被辅助无人机为上层博弈参与者, 辅助无人机为下层博弈参与者。上层博弈参与者为领导者, 下层博弈参与者为跟随者, 此斯坦伯格博弈模型为单领导者单跟随者形式。被辅助无人机作为领导者, 有优先决策权, 它决定识别收益的分配比例 α 。辅助无人机作为跟随者会根据识别收益中分出部分的多少来决定自己的协助时间比

例 β , 分出的识别收益越多, 辅助无人机就会用更多的时间来协助完成重要侦察任务。斯坦伯格博弈上层和下层的效用函数分别为式(6)和(7)。领导者博弈可由式(8)数学化表示。

$$G_1 = (\alpha, U_1(\alpha, \beta)) \quad (8)$$

则领导者的博弈问题可以描述为: 寻找最优的识别收益分配比例, 以最大化其效用函数。即:

$$\alpha^* = \operatorname{argmax}_{\alpha} U_1(\alpha, \beta) \quad (9)$$

与领导者博弈类似, 跟随者博弈数学化表示为:

$$G_2 = (\beta, U_2(\alpha, \beta)) \quad (10)$$

则跟随者博弈问题可描述为: 寻找最优的协助时间比例, 以最大化辅助无人机的效用函数, 即:

$$\beta^* = \operatorname{argmax}_{\beta} U_2(\alpha, \beta) \quad (11)$$

被辅助无人机和辅助无人机都是博弈参与者, 它们都会通过调整策略来最大化自身的效用。该斯坦伯格博弈在数学上可以表示为:

$$G = \{\alpha, \beta, \{U_1\}, \{U_2\}\} \quad (12)$$

其中, α 表示被辅助无人机的识别收益分配比例集合, β 代表辅助无人机的协助时间比例集合, U_1 和 U_2 分别表示被辅助无人机和辅助无人机的效用集合^[16]。

3 斯坦伯格均衡

定义 1^[20]: 如果上层被辅助无人机选择分配比例 α^* , 下层辅助无人机选择协助时间比例 β^* , 可以分别使得效用函数 U_1 和 U_2 都取最大值, 并且满足:

$$U_1(\alpha^*, \beta^*) \geq U_1(\alpha, \beta^*) \quad (13)$$

$$U_2(\alpha^*, \beta^*) \geq U_2(\alpha^*, \beta) \quad (14)$$

则策略集 (α^*, β^*) 是该斯坦伯格博弈的一个均衡点(SE), 通过求子博弈的纳什均衡(NE)可以得到该均衡点SE。在NE处, 没有参与者可以在通过单方面地改变策略而提高自身的效用函数。被辅助无人机和辅助无人机的最优策略通过分别求解 G_1 和 G_2 可以得到。

3.1 下层子博弈均衡求解

令 $\frac{dU_2}{d\beta} = 0$, 可以求出下层辅助无人机的最优协助时间比例 β^* 为:

$$\beta^* = \frac{a_2 b_2 - \ln X}{a_2 r_2 T_2}$$

$$X = \frac{C_1 \alpha a_2 r_2 T_2 \varphi_1}{2 T_2 P_2 (1 + \varphi_1)} \cdot \left(1 + \sqrt{1 - \frac{4 T_2 P_2 (1 + \varphi_1)}{C_1 \alpha a_2 r_2 T_2 \varphi_1}}\right) - 1$$

$$\varphi_1 = \exp[-a_1 (r_1 T_1 - b_1)] \quad (15)$$

由于 U_2 是关于 β 的凹函数, 当且仅当 $\beta = \frac{a_2 b_2 - \ln X}{a_2 r_2 T_2}$ 时 U_2 值最大, 即此时辅助无人机获得的效用最高。同时辅助无人机最优协助时间比例的闭式解也证明了子博弈的NE是唯一的^[21]。

3.2 上层子博弈均衡求解

当下层子博弈达到NE后, 辅助无人机的协助时间比例如式(15)所示。将(15)带入式(6)可以得到此时被辅助无人机的效用函数可以表示为:

$$U_1 = \frac{2\zeta C_1 \varphi_1}{1 + \varphi_1} \cdot \frac{1 - \alpha}{\alpha + \sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta}} + \frac{C_1}{1 + \varphi_1} (1 - \alpha) + h\alpha^{1/2} - T_1 P_1 \quad (16)$$

其中, $\varphi_1 = \exp[-a_1 (r_1 T_1 - b_1)]$ 。 $\zeta = \frac{T_2 P_2 [1 + \varphi_1]}{C_1 a_2 r_2 T_2 \varphi_1}$ 是与 α 无关的常量。被辅助无人机的策略空间定义为 $\alpha \in \alpha, \alpha \in [0, 1]$ 。由式(16)可知, $U_1(\alpha, \beta)$ 关于 α 连续, 令

$$m = \frac{2\zeta C_1 \varphi_1}{1 + \varphi_1}, w = \frac{C_1}{1 + \varphi_1}$$

则 U_1 可以简化为下式:

$$U_1 = m \frac{1 - \alpha}{\alpha + \sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta}} + w(1 - \alpha) + h\alpha^{1/2} - T_1 P_1 \quad (17)$$

U_1 的一阶导数为:

$$\frac{dU_1}{d\alpha} = \frac{m \cdot (-g_1 - g_2)}{(\alpha + \sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta})^2} - w + \frac{h}{2\sqrt{\alpha}}$$

$$g_1 = (\alpha + \sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta}) \quad (18)$$

$$g_2 = (1 - \alpha) \left(1 + \frac{2\alpha - 4\zeta}{2\sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta}}\right)$$

U_1 的二阶导数为:

$$\frac{d^2 U_1}{d\alpha^2} = \frac{m \cdot (f_1 - f_2 \cdot f_3)}{(\alpha + \sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta})^4} - \frac{h}{4} \alpha^{-2/3}$$

$$f_1 = \frac{4\zeta^2 - 4\zeta^2 \alpha}{(\alpha^2 - 4\alpha\zeta) \sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta}} \cdot (\alpha + \sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta})^2$$

$$f_2 = \left(\frac{(\alpha - 1)(\alpha - 2\zeta)}{\sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta}} - \sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta} - 1\right)$$

$$f_3 = 4\alpha - 4\zeta - \frac{4\alpha^2 - 12\alpha\zeta}{\sqrt{\alpha^2 - 4\alpha\zeta}} \quad (19)$$

由 U_1 的二阶导数可知, 当识别收益分配比例 ≥ 0.08 的时候, 被辅助无人机的效用函数的二阶导数恒为负值。也就是说, 当 $\alpha \geq 0.08$ 时, U_1 是关于 α 的凹函数, U_1 存在最大值。 U_1 最大时的 α 值可以借助图像求得。

4 仿真分析

在本文所构建的多无人机协同侦察模型中, 考虑一个侦察周期 $T_1 = T_2 = t = 10 \text{ min}$ 内的任务调配问题, 任务的重要程度 $h = 14 \text{ 000}$ 。被辅助无人机, 辅助无人机的识别收益分别为 $C_1 = 12 \text{ 000}$, $C_2 = 4 \text{ 000}$ 。对于被辅助无人机而言, 侦察时间为 T_1 ; 分辨率为 $r_1 = 4 \text{ 000} \times 3 \text{ 000}$; $a_1 = (4 \text{ 000} \times 3 \text{ 000})^{-1}$; $b_1 = 4 \text{ 000} \times 3 \text{ 000} \times 7$; 侦察时单位时间消耗的能量为 10 kJ ^[22]。辅助无人机的参数设置为: 侦察时间为 T_2 ; 分辨率为 $r_2 = 1 \text{ 920} \times 1 \text{ 080}$; $a_2 = (1 \text{ 920} \times$

1 080) ¹; $b_2 = 1\ 920 \times 1\ 080 \times 3$ 侦察时单位时间消耗的能量为 8 kJ。

4.1 博弈均衡解

当辅助无人机协助侦察, $\alpha \geq 0.08$ 时 U_1 的图像如图 3 所示。

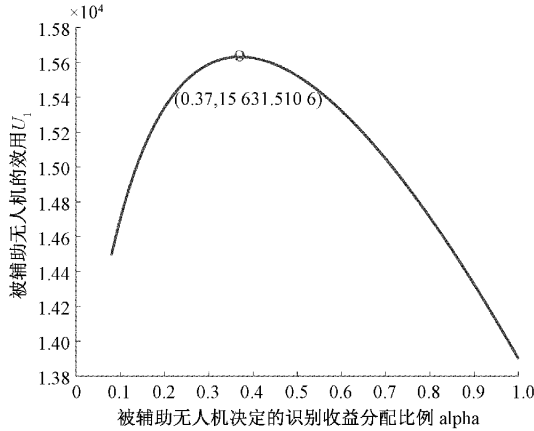


图 3 $\alpha \geq 0.08$ 时被辅助无人机的效用函数

由图 3 可知,当被辅助无人机的分配比例为 0.37 时,被辅助无人机的效用最大。辅助无人机得知分配比例 α 为 0.37 时,效用函数 U_2 随 β 的变化如图 4 所示。

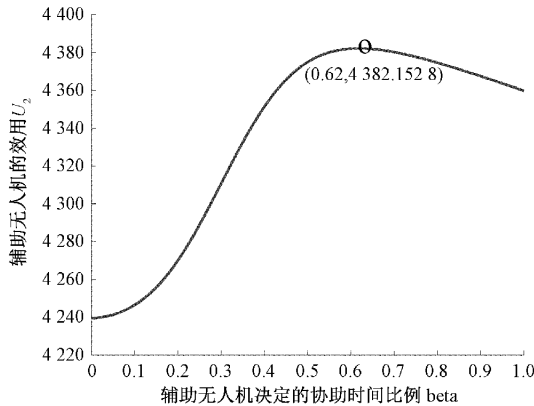


图 4 $\alpha = 0.37$ 时辅助无人机效用函数

由图 4 可知,当 β 为 0.62 时,辅助无人机的效用函数最大。因此,一架辅助无人机协助时博弈模型的均衡点为 $\alpha^* = 0.37, \beta^* = 0.62$ 。即在一个侦察周期内,当被辅助无人机将 0.37 倍的识别收益分给辅助无人机,辅助无人机用 $0.62T_2$ 的时间来协助侦察。此时不论是被辅助无人机还是辅助无人机,都无法通过单方面的改变自身的策略来获取更多的收益。

4.2 重要侦察区域识别成功率分析

辅助无人机前来协助执行侦察任务时,重要侦察区域的识别成功率会由原来的 $S(r_1T_1)$ 变为 $1 - [1 - S(r_1T_1)] \cdot [1 - S(r_2\beta T_2)]$ 。此时重要侦察区域的识别成功率是与辅助无人机的协助比例 β 有关的,仿真结果如图 5 所示。

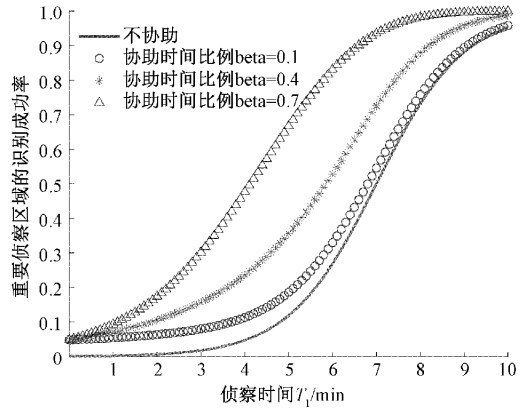


图 5 重要侦察区域的识别成功率

经过分析可以发现,没有无人机前来协助时,重要侦察区域的识别成功率只与被辅助无人机识别时间和分辨率有关,本文中辅助无人机的分辨率为定值,因此只与识别时间有关。而且随着识别时间的增加,识别成功率会提高。有无人机前来协助时,重要侦察区域的识别成功率要高于不协助的时候,而且识别成功率随着协助时间比例 β 的增大而增大。即辅助无人机前来协助侦察的时间越长,重要侦察区域的识别成功率越高。

4.3 被辅助无人机效用分析

由上文的分析可知,本文所构建博弈的均衡点为 $\alpha^* = 0.37, \beta^* = 0.62$ 。当没有无人机协助时,被辅助无人机的效用仅仅与识别时间有关;当有无人机前来协助时, $\alpha^* = 0.37, \beta^* = 0.62$ 时被辅助无人机的效用达到最优。仿真图如图 6、7 所示,经过分析可以发现,辅助无人机协助侦察时,被辅助无人机的效用有明显的提高,并且博弈均衡点处被辅助无人机的效用最大。

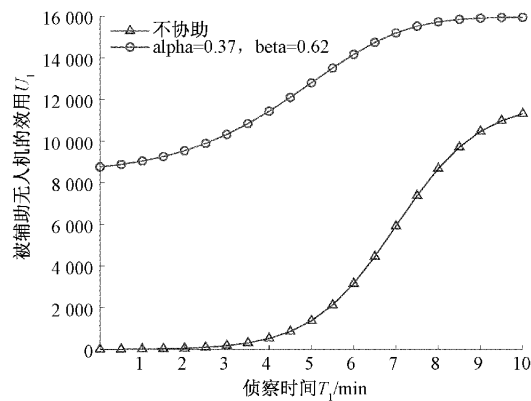


图 6 被辅助无人机协助前后效用对比

4.4 辅助无人机效用分析

对辅助无人机而言,不进行协助侦察时,在一个侦察周期内,它都是位于马路上空执行自身的侦察任务,侦察时间 T_2 ;当协助执行侦察任务时,辅助无人机的侦察时间为 βT_2 ,剩余的时间 $(1 - \beta) \cdot T_2$ 继续回到马路上空执行自身

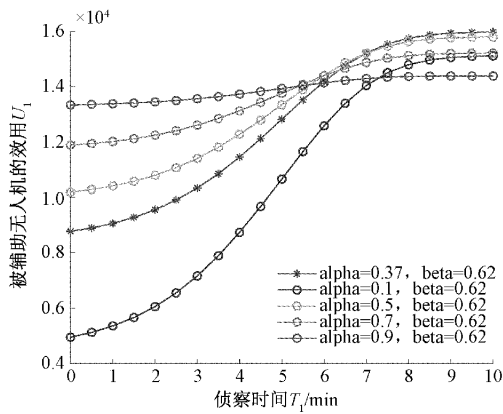


图 7 被辅助无人机效用在均衡点与非均衡点处对比

的侦察任务。本文只考虑辅助无人机在协助侦察期间的效用。辅助无人机的侦察时间为 βT_2 ，比如当构建的斯坦伯格博弈达到均衡状态时 $\alpha^* = 0.37, \beta^* = 0.62$ ，即辅助无人机的协助识别时间为 $0.62 T_2$ 。

仿真图如图 8 所示，可以看出当达到均衡点时，辅助无人机协助侦察时的效用会高于不协助的效用。因此它会选择协助被辅助无人机，从而获得更多的效用。辅助无人机在协助被辅助无人机时，均衡点与非均衡点处的收益如图 9 所示。当 $\beta \leq 0.62$ 时，辅助无人机的效用随着辅助比例的增加而增加；当 β 大于 0.62 时，辅助无人机的效用随着 β 的增大而减小。因此在博弈均衡点处，辅助无人机获得的效用最大。

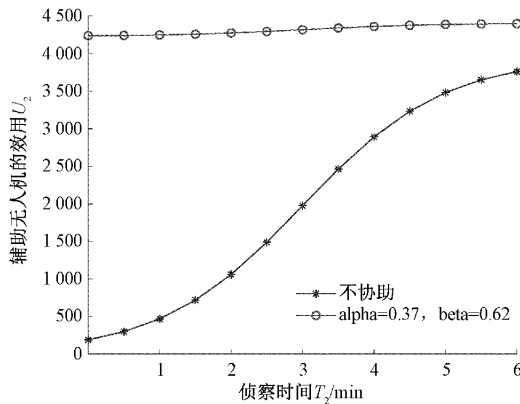


图 8 辅助无人机协助前后效用对比

4.5 拓展场景分析

当辅助无人机的数量增加时，博弈求解过程不变。被辅助无人机将分出多份识别收益来激励多个辅助无人机协助侦察，同样辅助无人机将根据获得的收益决定用多少时间协助侦察，最终博弈均衡点将会发生改变。

当两架辅助无人机协助侦察时，被辅助无人机的效用函数如图 10 所示。由图 10 可知，被辅助无人机的两个识别收益分配比例分别为 0.34 和 0.24 时，被辅助无人机的效用最大。

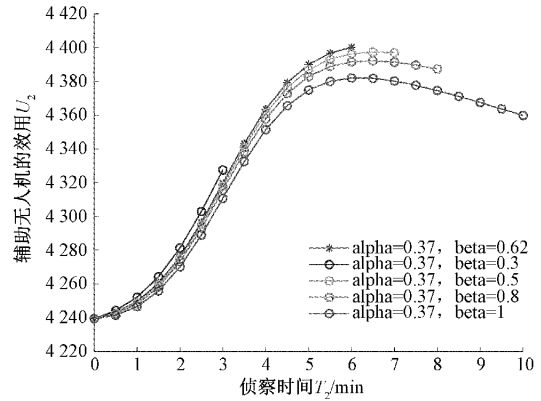


图 9 辅助无人机效用在均衡点与非均衡点处的对比

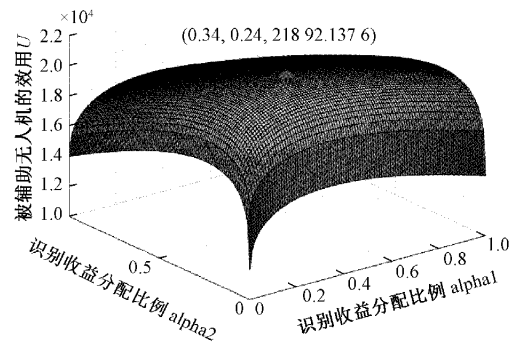


图 10 两架辅助无人机协助侦察时被辅助无人机的效用函数

辅助无人机 1 在得知分配比例 α_1 为 0.34 时，效用函数 U_{11} 随 β_1 的变化如图 11 所示。

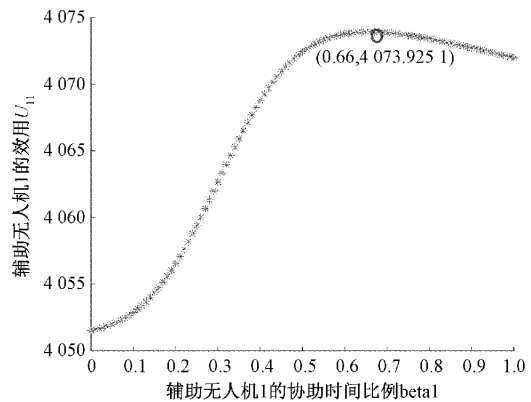


图 11 辅助无人机 1 的效用函数

辅助无人机 2 在得知分配比例 α_2 为 0.24 时，效用函数 U_{22} 随 β_2 的变化如图 12 所示。

当两架辅助无人机协助侦察时，博弈均衡点将发生改变。此时的博弈均衡点为 $\alpha_1^* = 0.34, \alpha_2^* = 0.24, \beta_1^* = 0.66, \beta_2^* = 0.57$ 。即在一个侦察周期内，当被辅助无人机将 0.34 倍的识别收益分给辅助无人机 1，将 0.24 倍的识别收益分给辅助无人机 2。辅助无人机 1 用 0.66 倍的时间来协助侦察，辅助无人机 2 用 0.57 倍的时间来协助侦察。此

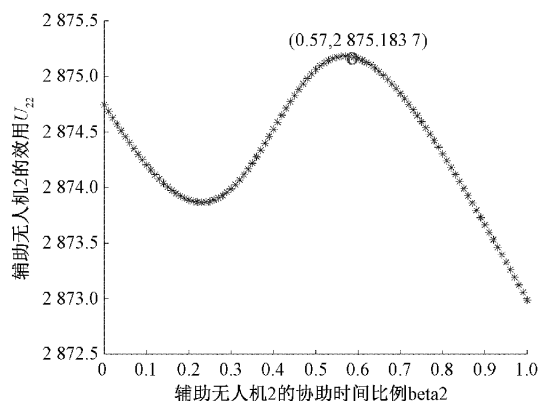


图 12 辅助无人机 2 的效用函数

时不论是辅助无人机还是辅助无人机,都无法通过单方面的改变自身的策略来获取更多的收益。

5 结 论

本文考虑了利用多无人机对重要程度不同的多目标进行协同侦察的问题。首先构建了一种协同机制来对协同侦察无人机进行时间资源的分配。然后采用博弈论的方法,通过构建斯坦伯格博弈模型,建立了被辅助无人机和辅助无人机之间的侦察时间比例优化模型,并得到了辅助无人机最佳辅助时间比例的闭合表达式。最后,分别对被辅助无人机和辅助无人机的虚拟收益进行了仿真验证。仿真结果表明,所提方法使得无人机协同侦察的收益得到了有效提升。

参考文献

- [1] LI W G, ZHEN Z M. Intelligent surveillance and reconnaissance mode of police UAV based on grid[C]. International Symposium on Mechatronics and Industrial Informatics(ISMII), Zhuhai, China: IEEE, 2021: 292-295.
- [2] 郑金松, 谷海红. 无人机在高层消防灭火救援中的应用分析[J]. 石子科技, 2021(2): 33-35.
- [3] ZHANG J, ZHANG Y. A method for UAV reconnaissance and surveillance in complex environments [C]. International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR), Singapore: IEEE, 2020: 482-485.
- [4] USMAN M R, USMAN M A, YAQ M A, et al. UAV reconnaissance using bio-inspired algorithms: Joint PSO and penguin search optimization algorithm (PeSOA) attributes [C]. IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC), Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2019: 1-6.
- [5] JIN Y, QIAN Z J, GONG S R, et al. Learning transferable driven and drone assisted sustainable and robust regional disease surveillance for smart healthcare [J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2021, 18(1): 114-125.
- [6] KATAYAMA K, TAKAHASHI H, YOKOTA N, et al. An effective multi-UAVs-based evacuation guidance support for disaster risk reduction[C]. IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp), Kyoto University, Kyoto, Japan: IEEE, 2019:1-6.
- [7] FAN Z, GAO X J, JIN Y, et al. Research on route planning of group UAV cooperation for deception jamming to radar network [C]. Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). Chongqing, China: IEEE, 2020: 1966-1969.
- [8] KIM D, XUE L, LI D, et al. On theoretical trajectory planning of multiple drones to minimize latency in search-and-reconnaissance operations [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(11): 3156-3166.
- [9] MORAES R S, FREITAS E P. Multi-UAV based crowd monitoring system[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 56(2): 1332-1345.
- [10] GUO Q, PENG J, XU W Z, et al. Minimizing the longest tour time among a fleet of UAVs for disaster area surveillance [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2020(99):1-1.
- [11] 刘宇轩, 刘虎, 田永亮, 等. 面向林火持续侦察的多无人机分布式控制方法[J]. 航空学报, 2020, 41(2): 272-287.
- [12] ZHANG K W, LI Z Z, ZHAO X L, et al. Dynamic multi-UAV cooperative reconnaissance task assignment based on ICNP [C]. International Conference on Mechanical, Control and Computer Engineering (ICMCCE). Harbin, China: IEEE, 2020: 773-779.
- [13] FAN J R, LI D G, LI R P. Research on mission planning for MAV/UAV cooperative combat [C]. IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). Beijing, China: IEEE, 2019: 548-553.
- [14] 田震, 王晓芳. 基于多基因遗传算法的异构多无人机协同任务分配[J]. 飞行力学, 2019, 37(1): 39-44.
- [15] CHEN X, LAO S Y, ZHU X M, et al. Research on multi-UAV dynamic mission assignment method based on clustering algorithm[C]. International Conference on Big Data and Information Analytics (BigDIA), Shenzhen, China: IEEE, 2020: 301-307.
- [16] 竺殊荣. 动态环境下多无人机协同任务规划方法[D]. 南京:南京邮电大学, 2019.

- [17] 杜健健,万晓冬.基于蝙蝠算法的多无人机协同侦察任务规划[J].电子测量技术,2019,42(7):40-43.
- [18] CHEN J X, WU Q H, XU Y H, et al. Joint task assignment and spectrum allocation in heterogeneous UAV communication networks: A coalition formation game-theoretic approach [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(1): 440-452.
- [19] GUO Y, JIANG F, HU J. Distributed power control with double-layer stackelberg game and utility learning in cooperative relay networks [C]. 2015 IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), Auckland, New Zealand, 2015: 306-311.
- [20] LIU Z, SU J, MA K, et al. Resource allocation in D2D enabled vehicular communications: A robust stackelberg game approach based on price-penalty mechanism[J]. In IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(8): 8186-8200.
- [21] 杨婷婷,宋维,孙有铭,等.面向异构无人机中继网络的负载均衡:一种分层博弈方法[J].通信技术,2018,51(11):2619-2626.
- [22] 刘杨,冯海宽,孙乾,等.不同分辨率无人机数码影像的马铃薯地上生物量估算研究[J].光谱学与光谱分析,2021,41(5):1470-1476.

作者简介

姚昌华,博士,教授,主要研究方向为无人集群优化、无线网络、网络安全、数据分析和人工智能。

E-mail: ych2347@163.com

韩贵真,硕士研究生,主要研究方向为智能无人集群、博弈论。

E-mail: han263840@163.com

安蕾,硕士研究生,主要研究方向为智能无人集群、博弈论。

E-mail: 1178535838@qq.com

高泽邵,硕士研究生,主要研究方向为无人机通信抗干扰、深度强化学习。

E-mail: 787933469@qq.com