

## 基于时间窗的多无人机联盟任务分配方法研究

林林\* 孙其博 王尚广 杨放春

(北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室 北京 100876)

**摘要:** 该文针对异构类型多目标多无人机任务分配问题, 提出一种基于时间窗的多无人机联盟组任务分配方法。其核心是以空闲时间窗为调度依据进行高效且实时的任务分配。该算法首先利用冲突消解机制避免实时任务分配过程中的多机资源死锁; 然后采用两阶段任务联盟组成算法形成任务联盟, 实时处理突发任务, 提高无人机任务分配的实时性和有效性。仿真结果表明, 算法提高了无人机联盟的组成率和总体任务完成率, 降低了任务执行时间, 并维持了较低的计算开销。

**关键词:** 多无人机; 异构属性; 空闲时间窗; 联盟组成

**中图分类号:** TP301

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2013)08-1983-06

**DOI:** 10.3724/SP.J.1146.2012.01425

## Research on Time Window Based Coalition Formation for Multi-UAVs Task Assignment

Lin Lin Sun Qi-bo Wang Shang-guang Yang Fang-chun

(State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

**Abstract:** A Time Window based Unmanned Aerial Vehicle (UAV) task Coalition Formation algorithm (TWCF) is proposed to solve effectively the problem of task assignment under the scenario of multiple targets and UAVs. The main idea of TWCF is to use the free time window for high effective and real time UAV task assignment. At first, the algorithm uses congestion avoidance mechanism to avoid the resource deadlock of real time task assignment. Then, a two stage coalition member selection algorithm is proposed to prosecute emergency tasks. Moreover, the algorithm can keep the computation overhead effectively to fit the real time and low complex requirement of battlefield. The simulation results show that TWCF increases effectively the completion ratio and reduces the task completion time while the computation overhead keeps at low level all the time.

**Key words:** Multi-Uninhabited Aerial Vehicle (Multi-UAV); Heterogeneous property; Free time window; Coalition formation

### 1 引言

多无人机(Uninhabited Aerial Vehicle, UAV)系统是由多个具有自主能力并进行交互的智能子系统组成的复杂系统<sup>[1]</sup>。近年来, 国内外针对无人机体系结构、目标搜索、路由通信及协同任务分配等问题展开了广泛研究<sup>[2-5]</sup>。无人机协同任务分配问题的目标是在机群性能范围内, 将不同位置和价值的目标合理地分配给各无人机, 最大化整体效益。研究高效协同任务分配方法是提升无人机适应环境和任

务处理能力的重要途径, 具有较大的理论和实际意义。

文献[6]针对目标属性及位置已知的情况, 提出了采用改进的“离散野草”算法(Discrete Invasive Weed Optimization Algorithm), 提高任务分配的效率。文献[7]针对无人机类型异构的情况, 将多无人机的任务分配问题建模为整数规划问题。文献[8]改进了单任务分配算法 CBAA(Consensus-Based Auction Algorithm)和多任务分配算法 CBBA(Consensus-Based Bundle Algorithm), 证明两算法可得到与贪婪算法相同的解, 并将其应用于多种 agent 的多任务分配中<sup>[9]</sup>。文献[10]考虑了任务之间的执行顺序, 将任务时序作为无人机任务规划的重要约束, 使用改进的粒子群算法进行求解, 提高了规划效率。文献[11]提出了一种基于无人机任务联盟

2012-11-08 收到, 2013-03-29 改回

国家自然科学基金(61272521), 国家创新研究群体科学基金(611210610)和高等学校博士学科点专项科研基金(20110005130001)资助课题

\*通信作者: 林林 lin\_bupt@bupt.edu.cn

的在线任务分配算法,通过请求邻居无人机组成任务联盟来处理突发任务,并进行任务重规划。

现有研究虽然取得了一定效果,但存在以下不足:(1)面向全局任务分配,算法执行时间较长,面对由突发任务引起的任务调整时,难以满足实时性要求。(2)当空闲无人机数量不足时,无法组成任务联盟响应任务请求,影响算法效果。针对上述不足,本文提出了一种基于空闲时间窗的联盟组成机制的在线任务分配方法,并通过仿真验证了算法的有效性。本文的主要贡献在于:(1)提出了一种基于空闲时间窗的在线任务分配问题模型,考虑了多无人机任务分配问题在时间约束和效率方面的要求。(2)提出了一种以两阶段任务联盟组成算法为核心的无人机联盟任务分配方法,有效解决了多无人机任务分配问题求解的实时性和有效性。(3)设计并实现了多无人机任务分配仿真环境,对算法的有效性进行了验证,并具有可扩展性,可用于后续研究的仿真与验证。

本文各章节组织结构如下:第2节分析场景并建立多无人机任务分配问题的数学模型;第3节提出了一种基于空闲时间窗的无人机联盟任务分配算法;第4节通过仿真实验验证了算法的效果。最后总结全文。

## 2 数学模型

本节首先描述多无人机执行任务的场景;其次,分析任务资源要求和执行收益;然后,分析并提出基于空闲时间窗机制;最后,给出无人机任务分配问题的数学模型。

### 2.1 场景描述

在区域  $Q = [0, s] \times [0, s]$  内,分布有  $M$  个属性异构的目标  $T = \{T_1, T_2, \dots, T_M\}$ ,部分目标的地理位置未知。处理  $T_i$  所需的资源类型及数量表示为  $R_i = \{R_i^1, R_i^2, \dots, R_i^m\}$ ,其中  $R_i^k$  表示目标  $T_i$  对于第  $k$  种资源的要求。有  $N$  个类型异构的无人机  $I_A = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$  完成对所发现目标的识别、处置。对应于目标的各种属性,不同类型无人机的装备  $R_j = \{R_j^1, R_j^2, \dots, R_j^m\}$  各不相同。由于部分目标未知,无人机只能在任务执行过程中,发现新目标时再进行实时处理。多无人机任务分配的目标包括两方面:(1)及时响应并进行处理新目标。(2)合理调配机群的资源,最大化任务执行收益。本文基于文献[11]中的假设:各无人机采用任务队列缓存等待执行任务,且以相同速度  $v$  匀速飞行。

### 2.2 任务资源需求

各无人机在区域  $Q$  巡航,根据初始任务队列执行既定任务。期间某无人机可能发现新目标  $T_j$ ,随

即进行处理。由于受到自身载荷限制,存在如下单机资源不足以处理新目标的情况:

$$x_{i,j}^k r_i^k \leq R_i^k, \forall k \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (1)$$

其中  $x_{i,j}^k$  表示是否分配无人机  $i$  处理目标  $T_j$  的第  $k$  种属性,分配取 1,否则取 0;  $r_i^k$  表示无人机  $i$  的第  $k$  种类型装备的数量;

因此,需要请求其它无人机组成任务联盟  $I_A$  完成对  $T_j$  的处理,  $I_A$  总的资源需满足  $T_j$  的要求:

$$\sum_{A_i \in I_A} f_{i,j}^k x_{i,j}^k r_i^k \geq R_j^k, \forall k \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (2)$$

其中  $f_{i,j}^k \in [0, 1]$  为资源的转化效率,例如,装备的精度等。

### 2.3 任务执行收益

(1)识别任务收益 假设目标被确认之前,其属于各类别的概率均为  $1/N$ ,传感器测量所引起的信息量的增加可以用测量前后熵的变化量来衡量。根据文献[12]中熵的定义,令无人机  $A_i$  能够正确识别目标的概率为  $p_i$ ,则其识别目标所得信息增益为

$$I_i = \log_2(N) + (1 - p_i) \log_2 \left( \frac{1 - p_i}{N - 1} \right) + p_i \log_2(p_i) \quad (3)$$

假设目标  $T_j$  的价值与威胁值分别为  $V_j, R_j$ ,则分配无人机  $A_i$  对  $T_j$  执行识别任务所得的净收益表示为

$$C_{i,j}^D = I_i V_{j,D} - R_j \quad (4)$$

其中,减去  $T_j$  的威胁值  $R_j$  以计算目标对识别任务带来的影响。

(2)处置任务收益 当无人机对目标进行处置时,针对目标的不同属性可以取得不同的效果,则  $A_i$  对  $T_j$  执行处置任务时的净收益可以表示为

$$C_{i,j}^S = \sum_{k=1}^l G_{i,j}^k - I(x_{i,j}^D = 0) R_j, I = 1 \text{ iff } x_{i,j}^D = 0 \quad (5)$$

其中,如果  $T_j$  的识别任务没有分配给  $A_i$ ,则考虑  $T_j$  的威胁,令  $I = 1$ ,否则  $I = 0$ ;  $G_{i,j}^k$  为  $A_i$  对  $T_j$  实施处理时与属性  $k$  相关的收益,表示如下:

$$G_{i,j}^k = p_{i,j}^k V_j^k, p_{i,j}^k = f_i^k \frac{R_i^k}{R_j^k} \quad (6)$$

其中  $p_{i,j}^k$  表示  $A_i$  对  $T_j$  所属第  $k$  类型属性的完成概率;  $f_i^k$  表示  $A_i$  对  $T_j$  所属第  $k$  类型属性的处理精度。

(3)联盟任务执行收益 综合目标侦察与处置收益,无人机联盟总的任务执行收益为

$$C_A = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m x_{i,j}^k C_{i,j}^k, k \in \{D, S\} \quad (7)$$

其中  $x_{i,j}^k$  表示是否分配无人机  $i$  针对目标  $T_j$  的属性  $k$  进行处理。

### 2.4 空闲时间窗模型

**定义1 空闲时间窗** 如图1(a)所示无人机初始

任务序列,  $(t_{j-1,1}, t_{j,0})$  为无人机从前序目标  $T_{j-1}$  到达后序目标  $T_j$  的最短时间;  $(t_{j,1}, t_{j,2})$  表示对目标的处理时间; 而  $(t_{j,0}, t_{j,1})$  为无人理论上到达目标的最早时刻  $t_{j,0}$  与任务开始时刻  $t_{j,1}$  之间的同步等待时间, 本文定义为空闲时间窗。

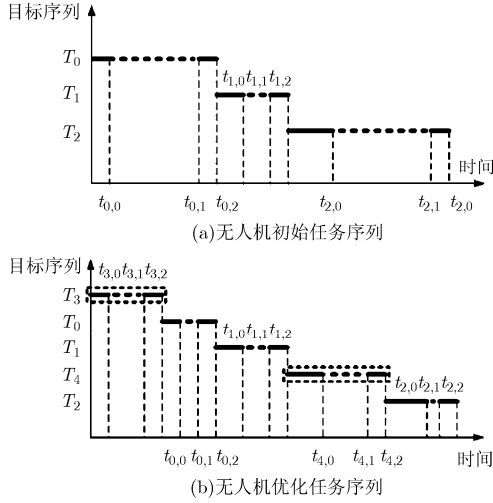


图 1 无人机任务序列

如果能够利用空闲时间窗, 对无人机的任务执行序列进行调整, 就可以缩短无人机群对新目标的响应和处理时间。例如, 在  $T_0$  之前插入  $T_3$ , 在  $T_1$  和  $T_2$  之间插入  $T_4$ , 可以得到如图 1(b) 所示的任务序列, 较之图 1(a), 可使无人机在相同时间内处理更多的目标。

**定义 2 时间窗起始时刻** 无人机到达新目标  $T_j$  的时刻  $t_k^j$ , 称为空闲时间窗的起始时刻。针对不同场景, 起始时刻  $t_k^j$  分为 3 种类型, 如图 2 所示。其中,  $T_o$  为待执行目标,  $T_j$  为新目标, cur 为当前位置:

(1) 如图 2(a), 没有初始等待处理的目标, 处于巡航搜索状态, 可以直接飞往目标  $T_j$ , 则

$$t_k^j = t_k^{\text{cur}-j} + t^{\text{cur}} \quad (8)$$

其中  $t^{\text{cur}}$  表示当前时间,  $t_k^{\text{cur}-j}$  表示  $A_k$  从当前位置到  $T_j$  的飞行时间。

(2) 如图 2(b), 初始等待处理目标为  $T_o$ , 而时间允许先执行目标  $T_j$ , 则  $t_k^j$  的计算方式同式(2)。

(3) 如图 2(c), 初始等待处理目标为  $T_o$ , 但时间不允许先执行  $T_j$ , 则到达时间为

$$t_k^j = t_k^{\text{cur}-o} + t_k^{o-w} + t_k^{o-j} + t^{\text{cur}} \quad (9)$$

其中  $t_k^{o-w}$  为处理  $T_o$  之前的等待时间,  $t_k^{o-j}$  为从  $T_o$  到  $T_j$  的飞行时间,  $t_k^{\text{cur}-j}$  为从当前位置到  $T_j$  的飞行时间。

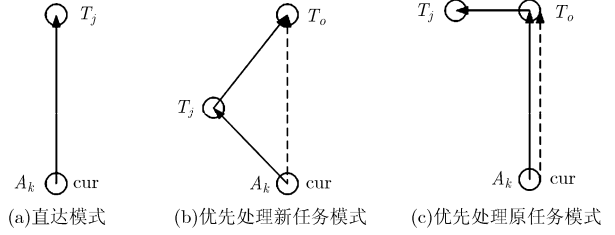


图 2 无人机到达目标时间类型

**定义 3 时间窗终止时刻** 无人机离开新目标  $T_j$  转飞初始等待处理目标的时刻, 称为时间窗终止时刻。令  $t_k^o$  为预定开始处理目标  $T_o$  的时间, 则空闲时间窗的结束时刻  $t_k^{j'}$  为

$$t_k^{j'} = t_k^o - t^{j-o} \quad (10)$$

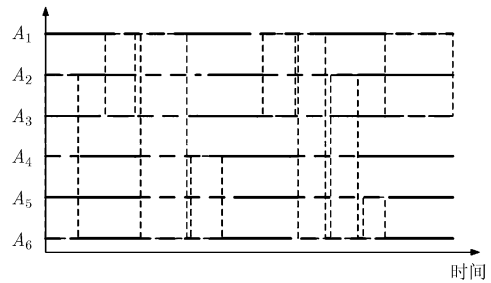


图 3 无人机群空闲时间窗

当需要多个无人机对目标进行协同处理时, 只有空闲时间窗重叠的无人机, 才能够组成任务联盟。令  $w_i$  为  $A_i$  的空闲时间窗, 如图 3 所示, 横轴方向上的虚线表示每架无人机  $A_i$  的空闲时间窗, 该约束表示如下:

$$\forall A_i, A_j \in I_A, w_i \cap w_j \neq \emptyset \quad (11)$$

### 2.5 任务分配问题描述

结合上述分析, 可以得到以总航行距离最短和任务执行收益最大为目标的无人机联盟任务分配模型:

$$\left. \begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m x_{i,j}^k C_{i,j}^k / \sum_{i=1}^n x_{i,j}^k v T_A \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} x_{i,j}^k r_{i,j}^k \leq R_i^k, \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, m\} \\ \sum_{i=1}^n x_{i,j}^k f_i^k r_i^k \geq R_j^k, \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, m\} \\ w_A = \bigcap_{i=1}^n w_i \neq \emptyset, \quad \forall A_i \in I_A \\ T_A = \sup(\min w_A) \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

其中, 各约束条件为式(1), 式(2)和式(11)所描述多无人机进行任务协同时需要满足的资源及时间约

束。在满足上述约束的前提下，可以求得最佳联盟组成。

该模型能够反映前述多无人机任务分配的需求：(1)联盟执行任务的总体收益是否最大化；(2)对于新目标的处理是否及时，以满足实时性要求；(3)组成联盟的无人机数量是否最少，以便有更多无人机可以有更长时间在区域内搜索未知目标。由于联盟总的航行距离由最晚到达成员的到达时刻 $t_A^j$ 及联盟成员总数 $N_A$ 决定，因此可以用联盟总航行距离来反映处理目标的及时程度和联盟成员数量。

### 3 基于空闲时间窗的多无人机联盟任务分配方法

针对第 2 节的任务分配问题模型，本节提出一种以两阶段任务联盟组成算法(Time Window based Coalition Formation algorithm, TWCF)为核心的任务分配方法。首先，通过冲突消解确定任务请求发起者的资格；随后，发起者采取 TWCF 算法形成任务联盟；最后，发布联盟组成方式，完成任务协同。

#### 3.1 冲突消解与资格请求

由于侦察到相同目标的无人机存在时空耦合特性，当无人机 $A_i$ 侦察到目标后，通过广播目标集合 $T_i = \{T_i^1, T_i^2, \dots, T_i^j, \dots\}$ 与事先分配的令牌 $To_i$ ，避免多机资源竞争形成死锁。当 $A_i$ 获得请求资格后，对目标逐个进行拍卖。其它无人机根据式(8)~式(10)，计算将 $T$ 插入任务序列 $E_j = \{E^1, E^2, \dots, E^m\}$ 的不同位置时，所得新的任务序列时间窗 $tw_j = \{w^1, w^2, \dots, w^m\}$ 以及根据式(3)~式(6)计算得到任务执行收益发回给 $A_i$ 。 $A_i$ 收到邻居应答后，根据式(12)求解最佳的联盟组成方式，算法详见 3.2 节。随后发布目标和各成员任务序列。若 $A_j$ 被选为成员，则对任务序列进行调整；否则，删除自己请求序列中的重复目标。

#### 3.2 两阶段任务联盟组成算法

任务请求发起者采用 TWCF 算法选择并形成任务联盟，算法分两个阶段：

**阶段 1** 从应答邻居中选择无人机组形成候选联盟。根据各无人机空闲时间窗起始时刻的进行升序选择，一旦满足处理目标所要求的资源约束，即形成候选联盟。具体算法如表 1 所示。

**阶段 2** 优化候选成员组合，形成任务联盟。在优化候选联盟的过程中，引入资源贡献度 $d_i$ ，根据 $d_i$ 从候选联盟中采用贪婪策略依次选出对联盟资源贡献度最高的成员，形成最终联盟组成方式。具体算法如表 2 所示。

表 1 形成候选联盟算法

输入：应答无人机集合
输出：候选无人机集合
(1) 初始化候选无人机集合。
(2) 选择应答中时间窗起始时刻最早的 $A_j$ 加入候选集：若候选集满足目标资源要求，则转阶段 2；否则转步骤(3)。
(3) 从与候选集中成员 $A_j$ 相异的剩余无人机中，选择时间窗起始时刻最早的 $A_k$ 加入候选集合，并检查是否与候选集中现有成员的时间窗相互重叠：若重叠( $\forall A_j \in I_A, W_k \cap W_j \neq \phi$ )，则删除 $A_k$ 。若当前候选集合满足目标资源要求，则转到阶段 2 选择最优组合；否则，重复步骤(3)。
(4) 若所有的时间窗都被遍历，或已经包含了所有应答的无人机，仍无结果，则(集合)组成失败。

表 2 最终联盟组成算法

输入：候选无人机集合
输出：任务联盟集合
(1) 初始化任务联盟集合，选择候选无人机集合中最后加入的成员加入任务联盟集合：若任务联盟集合满足目标资源要求，则求得最终联盟集合，转步骤(4)；否则转步骤(2)。
(2) 选择候选无人机集合中资源贡献度 $d_i$ 最大的 $A_j$ 加入任务联盟集合：若任务联盟集合满足目标资源要求，则求得最终联盟集合，转步骤(4)；否则转步骤(3)。
(3) 从与任务联盟集中成员 $A_j$ 相异的剩余无人机中，选择资源贡献度最大的 $A_k$ 加入任务联盟集合。若当前任务联盟集合满足目标资源要求，则求得最终联盟集合，转步骤(4)；否则，重复步骤(3)。
(4) 形成最终任务联盟集合，算法结束。

资源贡献度 $d_i$ 表示成员 $i$ 所能提供的资源对于处理目标所需资源的贡献比例。

$$d_i = \sum_{j=0}^l \omega^j \frac{D_i^j}{R_A^j} \quad (13)$$

其中 $\omega^j$ 表示第 $j$ 类资源的权重； $R_A^j$ 表示在已加入现有成员条件下，联盟尚缺少的第 $j$ 类资源的数量； $D_i^j$ 表示无人机 $i$ 现有的第 $j$ 类资源对于联盟的贡献。

$$D_i^j = \begin{cases} R_i^j, & R_i^j \leq R_A^j \\ R_A^j, & \text{其它} \end{cases} \quad (14)$$

## 4 仿真结果

为验证 TWCF 算法的效果，本文设计了仿真实验，重点考察了任务的总体完成率、任务总的执行时间以及算法的时间开销。仿真结果显示，算法能够有效提高突发任务的完成率，并缩短任务执行时间；同时算法的时间开销较低，能够满足真实场景对于实时性的要求。

### 4.1 仿真建立

实验环境为 Intel(R) Core(TM) Duo CPU，主频 2.4 GHz，内存为 2 GB DDRII。仿真平台开发工具为 Microsoft Visual Studio 2005。仿真场景设

为  $10\text{ km} \times 10\text{ km}$  的矩形区域，结果通过重复 1000 次平均获得(执行时间上限为 1000 s)。无人机的速度设为  $100\text{ m/s}$ 。无人机的传感器探测范围设为  $1\text{ km}$ 。在仿真开始阶段中，各无人机和目标的初始位置、各类资源数量的生成服从正太分布。本文实验中利用 Dubins 曲线<sup>[13]</sup>对部分无人机进行航行时间协同。对比算法为文献[11]中的 Sujit 算法。

#### 4.2 任务完成率

图 4 为 TWCF 与 Sujit 算法在任务完成率方面的比较。其中 TWCF 的任务队列设为 5。从图 4 中，

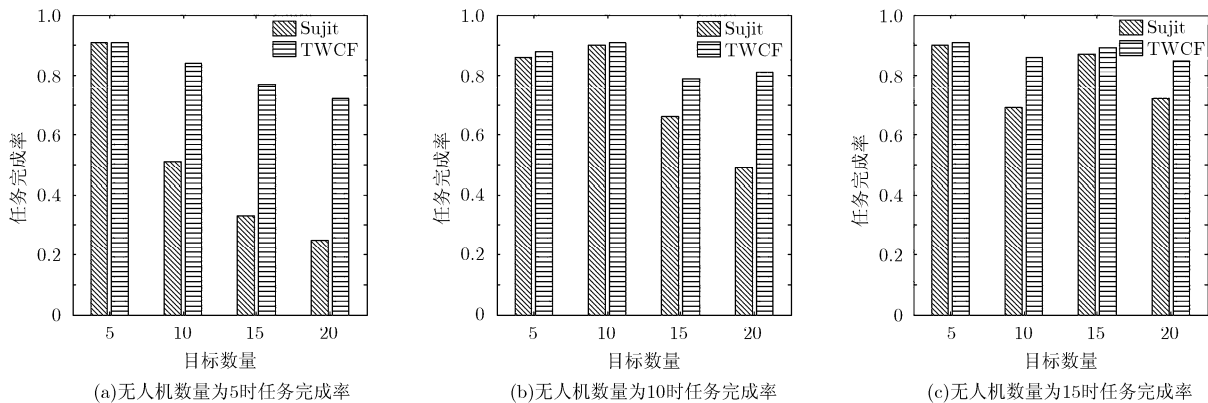


图 4 Sujit 与 TWCF 任务完成率比较

#### 4.3 任务完成时间

图 5 为 TWCF 和 Sujit 算法在任务完成时间方面的比较。其中无人机数量为 15，任务队列为 5，目标完成率超过 70% 时实验即停止。随着目标数量的增加，Sujit 算法的完成时间快速增加。主要原因是由于没有足够空闲无人机响应请求，只能等到再次遇到该目标时才能处理。TWCF 的完成时间则变化较小，由于通过时间窗预分配任务，增加的时间主要由到达新目标的必要飞行时间构成。

#### 4.4 任务队列大小影响

图 6 为任务队列大小对于 TWCF 算法任务完成

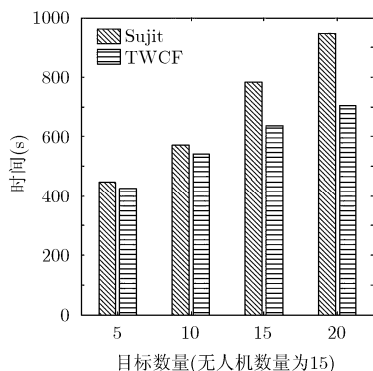


图 5 Sujit 与 TWCF 任务完成时间比较

可以看出，当无人机的数量与目标相当时，由于有足够的无人机可以形成任务联盟处理新发现的目标，因此 Sujit 算法的完成率与 TWCF 相似，都保持在较高的水平。当无人机数量大于目标时，由于根据 Sujit 算法，无人机的数量不足以实时组成任务联盟，因此其任务完成率开始明显下降；而根据 TWCF 算法，无人机可以利用空闲时间窗组成联盟，及时响应新目标，因此其任务完成率稳定在较高的水平。

时间的影响。图 6(a)、6(b)和 6(c)分别给出目标数量分别为 5, 10 和 15 的情况下，对应任务队列大小为 0, 5 和 10 的任务完成时间。

首先，在图 6(a)中，由于目标数量较少，因此无人机缓存队列的作用并不明显。图 6(b)中，当目标数量增大到 10 时，任务的完成时间随着任务队列以及无人机数量的增加而快速减少。原因有两个方面：(1)无人机的增加可以提供更多的联盟组成机会；(2)较大的任务队列减少了被发现的目标因为得不到响应而被丢弃的情况。图 6(c)中，当目标数量增加到 15 时，上述两方面因素的影响更加突出。此外，如图 6(b)所示，当无人机数量增加到一定程度，甚至远多于目标数量时，任务队列的作用被部分减弱。

#### 4.5 算法执行效率

图 7 为缓存大小对 TWCF 算法效率的影响。缓存大小和无人机的数量对于算法的计算效率影响都比较小。这是由于 TWCF 算法的核心部分，即运算开销比较大的部分，在于对各无人机的时间窗进行排序和组合。随着无人机数量的增加，有较多的无人机可供选择，从而降低了缓存队列的长度，也就减少了时间窗口的计算和处理，从而使算法的计算开销始终维持在较低的水平。

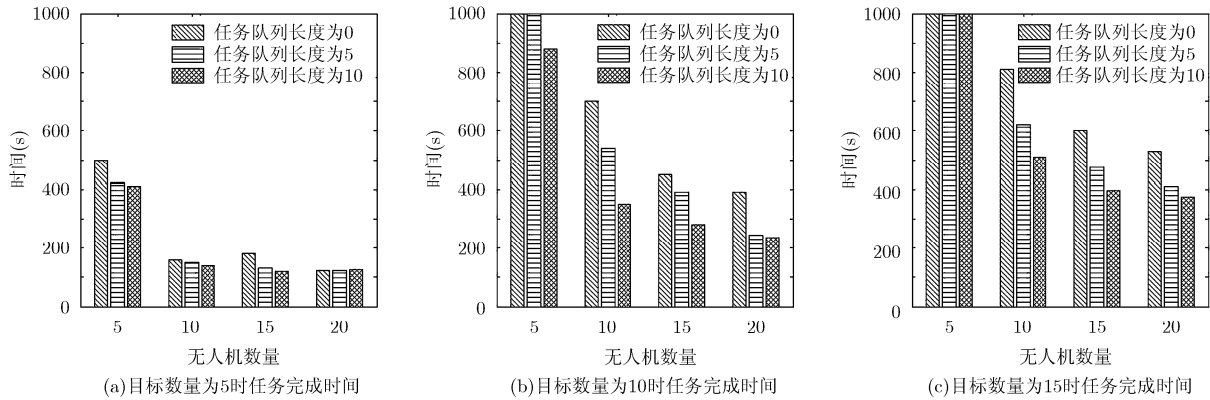


图 6 任务队列对任务完成时间的影响

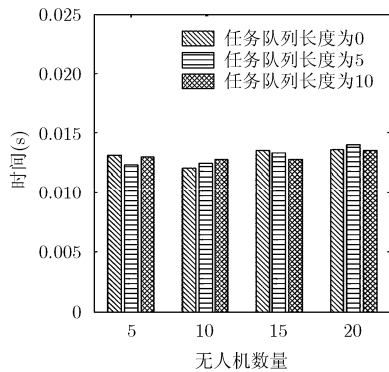


图 7 缓存大小对 TWCF 算法效率的影响

## 5 结束语

如何解决异构类型目标的实时任务分配, 是多无人机协同任务执行中的重要问题。本文提出的利用空闲时间窗机制组织基于任务联盟的分配算法可以达到快速、有效的优化分配结果, 提高任务分配的成功率和时效性; 同时算法可以有效降低由于无人机数量增加而带来的计算开销。仿真表明, 采用 TWCF 算法可以有效提高任务完成率, 降低任务的完成时间, 同时维持较低的计算开销。

## 参考文献

- [1] Fregene K, Kennedy D, and Wang D. Multi-vehicle pursuit-evasion: an agent-based framework[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Taipei, 2003: 2707-2713.
- [2] 熊海良, 肖竹, 杨宏, 等. 无人机载软件接收机同步方案研究[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(11): 2671-2676.
- [3] Bertuccelli L F and Cummings M L. Scenario-based robust scheduling for collaborative human-UAV visual search tasks[C]. Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control, Orlando, 2011: 5702-5707.
- [4] Peters K, Jabbar A, Cetinkaya E K, et al. A geographical routing protocol for highly-dynamic aeronautical networks[C]. Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Cancun, 2011: 492-497.
- [5] Suresh M and Debasish G. UAV grouping and coordination

tactics for ground attack missions[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(1): 673-692.

- [6] Ghalenoei M R, Hajimirsadeghi H, and Lucas C. Discrete invasive weed optimization algorithm: application to cooperative multiple task assignment of UAVs[C]. Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control, Shanghai, 2009: 1665-1670.
  - [7] Alidaee B, Wang Haibo, and Landram F. On the flexible demand assignment problems: case of unmanned aerial vehicles[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2011, 8(4): 865-868.
  - [8] Choi Han-Lim, Brunet L, and Jonathan P. Consensus-based decentralized auctions for robust task allocation[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, 25(4): 912-926.
  - [9] Choi Han-Lim, Whitten A K, and How J P. Decentralized task allocation for heterogeneous teams with cooperation constraints[C]. Proceedings of American Control Conference, Baltimore, 2010: 3057-3062.
  - [10] Eugene E and Tal S. Integrated task assignment and path optimization for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. *Computers and Operations Research*, 2011, 38(1): 340-356.
  - [11] George J M, Sujit P B, Sousa J B, et al. Search strategies for multiple UAV search and destroy missions[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2011, 61(1): 355-367.
  - [12] McIntyre G A and Hintz K J. An information theoretic approach to sensor scheduling[C]. SPIE 1996, Bellingham, 1996: 304-312.
  - [13] Dubins L E. On curves of minimal length with a constraint on average curvature and prescribed initial and terminal positions and tangents[J]. *American Journal of Mathematics*, 1957, 79(3): 497-516.
- 林 林: 男, 1981 年生, 博士生, 研究方向为航空电信网、任务规划、服务计算。  
 孙其博: 男, 1975 年生, 副教授, 主要研究领域为航空电信网、网络智能化、下一代网络安全。  
 王尚广: 男, 1982 年生, 博士, 主要研究领域为航空电信网、服务计算、网络安全。  
 杨放春: 男, 1957 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为服务计算、网络智能化、网络安全、通信软件。