

文章编号: 1001-0920(2013)02-0274-05

多无人机分布式协同异构任务分配

邸 斌¹, 周 锐¹, 丁全心²

(1. 北京航空航天大学 飞行器控制一体化技术国防科技重点实验室, 北京 100191;
2. 洛阳光电设备研究所 火力控制技术国防科技重点实验室, 河南 洛阳 471009)

摘 要: 研究异构无人机对不同类型目标执行侦察、打击和评估任务的协同任务分配问题. 采用信息论中熵的变化量对侦察与评估任务中所获取的信息量进行度量, 将无人机对不同类型目标的打击能力抽象为对目标的毁伤概率, 并考虑各个任务之间的相互关联, 建立异构多无人机协同任务分配模型. 设计了基于相邻局部通信的分布式拍卖算法, 实现了多无人机协同任务分配问题的优化求解. 仿真结果表明了所建模型的合理性和求解方法的有效性.

关键词: 无人机; 任务分配; 分布式拍卖; 信息论; 熵

中图分类号: TP301

文献标志码: A

Distributed coordinated heterogeneous task allocation for unmanned aerial vehicles

DI Bin¹, ZHOU Rui¹, DING Quan-xin²

(1. Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China; 2. Key Laboratory of National Defense Science and Technology on Fire Control Technology, Luoyang Electro-optical Equipment Research Institute, Luoyang 471009, China. Correspondent: DI Bin, E-mail: dibin@asee.buaa.edu.cn)

Abstract: This paper considers the problem of allocating heterogeneous unmanned aerial vehicles(UAVs) to varied types of targets performing detection, attack and verification tasks. The amount of information gained through detection and verification tasks is calculated by using the changes in entropy. The ability of UAVs performing attack tasks is modeled by the probabilities of targets destroyed. The relationships between the tasks are also considered. The model of the distributed task allocation for heterogeneous UAVs is established. And the distributed auction algorithm using limited communications is developed to solve the task allocation problem optimally. Simulation results show the rationality of the model and the effectiveness of the proposed method.

Key words: unmanned aerial vehicle; task allocation; distributed auction; information theory; entropy

0 引 言

由于无人机的性能和携带有效任务载荷的不同, 不同无人机在执行侦察、打击和评估任务时所获收益也不同. 考虑无人机和目标的差异性等因素, 如何分配无人机去执行目标的相关任务时使得总的收益最大化是多机协同侦察、打击和评估一体化的基础. 实际中, 侦察、打击和评估任务并非相互孤立, 它必须满足一定时序条件, 任务分配模型应体现这种时序约束.

近年来, 拍卖算法已广泛应用于无人机的任务分配问题. 拍卖算法最早由 Bertsekas^[1]提出, 用于解决

单个 agent 对单个任务的最优分配问题, 是一种多项式时间算法, 而且可以找到近似的最优解. 文献[2]据此发展了分布式拍卖算法, 可应用于拓扑可变的情况, 并能够保证收敛性和最优性. 基于拍卖思想和一致性方法, Choi 等^[3]发展了解决单任务分配的 CBAA (consensus-based auction algorithm) 算法和多任务分配的 CBBA (consensus-based bundle algorithm) 算法, 证明了两算法能够得到与贪婪算法相同的解, 并将其应用于多种类 agent 的多任务分配中^[4].

多无人机系统中, 系统的组织架构主要有中心式

收稿日期: 2011-06-05; 修回日期: 2011-12-31.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975073, 61175109, 61273349); 航空科学基金项目(2011ZC13001); 总装重点实验室基金项目(9140C4602041003).

作者简介: 邸斌(1986—), 男, 博士生, 从事无人机协同控制的研究; 周锐(1968—), 男, 教授, 博士生导师, 从事无人机自主与协同控制等研究.

和分布式两种:基于中心式结构的分配算法实现简单且具有全局最优性,但对通信和中心点的依赖使其仅适用于确定的较小规模的系统;分布式结构因其具有可并行计算、通信分散以及扩展性和鲁棒性较好等特点,适用于大规模动态系统,但难以保证解的最优性^[5].分布式结构因其扩展性和鲁棒性较好,在研究中受到普遍关注.

本文首先简述无人机分布式通信拓扑,采用信息论中熵的变化量^[6-8]表征无人机执行侦察和评估任务的收益,并最终建立了协同任务分配问题的优化模型;最后设计并实现了面向任务分配的分布式拍卖算法.

1 无人机通信拓扑

通常用图 $G = (V, E)$ 来表示分布式系统中各节点间的通信拓扑结构, V 为图中顶点的集合, E 为边的集合.若两顶点之间存在一条边,即 $(i, j) \in E$, 则称两顶点邻接.假设图 G 的顶点数为 n , 其邻接矩阵 $g(G)$ 为一 $n \times n$ 矩阵, 其元素为

$$g_{i,j} = \begin{cases} 1, & (i, j) \in E; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

令 $g_{i,i} = 1$, 若图的顶点和边随时间变化, 即 $G(t) = (V(t), E(t))$, 则称其为动态通信拓扑.

若 $G(t)$ 任意两个顶点之间存在连接两者的路, 则称 $G(t)$ 在时刻 t 连通^[2]. 图1为多无人机分布式通信拓扑示意图, 其中D, A, V分别表示侦察、打击和评估任务.

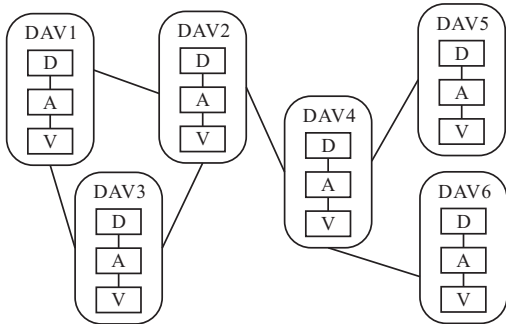


图1 无人机通信拓扑及任务

2 多无人机协同任务分配问题

假设无人机集合为 $U = \{1, 2, \dots, N_u\}$, 目标集合为 $T = \{1, 2, \dots, N_t\}$. 对每个目标需要执行侦察、打击和评估任务^[9], 即

$$M = \{D, A, V\}. \quad (2)$$

显然, 任务分配应满足先侦察然后打击最后评估的时序约束.

假设每个无人机 $i (i \in U)$ 均具有对目标进行侦察、打击和评估3个方面的能力. 无人机侦察包括目标跟踪和目标识别两方面, 而执行侦察任务的收益与

跟踪精度、目标类型识别概率以及目标价值有关. 无人机执行打击任务的能力可以用对目标的毁伤概率来衡量, 执行打击任务获取的收益与对目标的毁伤概率以及目标价值有关. 评估任务是获取目标的毁伤效果信息, 其收益与无人机获取目标毁伤效果能力及目标价值有关. 暂不考虑航路和其他威胁条件, 无人机对目标执行任务所需付出的代价为目标的威胁值.

2.1 侦察任务的收益与代价

传感器测量所引起的信息量的增加(或称信息增益)可以用测量前后熵的变化量衡量. 离散和连续形式熵的定义^[6]为

$$H(x) = - \sum p(x_i) \log p(x_i) = - \int p(x) \log p(x) dx. \quad (3)$$

侦察的目的是减少关于目标的不确定性, 包括目标状态不确定性和目标类型不确定性. 假设无人机对目标的状态估计是无偏的, 采用状态误差协方差矩阵 P 来衡量所能达到的跟踪精度. 定义矩阵范数 $\sigma = \|P\|$, 并假定其服从方差为 σ 的正态分布, 根据式(3)可得

$$H(x) = \frac{1}{2} \log(2\pi \exp(\sigma^2)). \quad (4)$$

定义跟踪前的协方差矩阵范数 σ_b 为一确定值, 则目标跟踪所得的信息增益为

$$I_t = H(\text{before}) - H(\text{after}) = \log_2(\sigma_b/\sigma_a). \quad (5)$$

假设目标类型为 N , 无人机 $i (i \in U)$ 能够正确识别目标的概率为 p_i , 则目标类别误判概率为 $\frac{1-p_i}{N-1}$. 在进行目标识别前假定目标为某一类别的概率同为 $1/N$, 则无人机 $i (i \in U)$ 进行目标识别所得到的信息增益为

$$I_i = \log_2(N) + (1-p_i) \log_2\left(\frac{1-p_i}{N-1}\right) + p_i \log_2(p_i). \quad (6)$$

假设目标 $j \in T$ 的价值与威胁值分别为 V_j, R_j , 则分配无人机 i 对目标 j 执行侦察任务所得的净收益可表示为

$$c_{i,j}^D = \lambda_1(I_t + I_i)V_j - R_j, \quad (7)$$

其中 λ_1 为加权因子.

2.2 打击任务的收益与代价

若无人机 i 曾被分配对目标 j 执行侦察任务, 则无人机 i 再被分配对目标 j 执行打击任务时, 目标 j 的威胁值将不再重复考虑. 无人机 i 对目标 j 执行打击任务时的净收益可表示为

$$c_{i,j}^A = p_{i,\text{type}(j)} V_j - I(x_{i,j}^D \neq 1) R_j. \quad (8)$$

其中: $p_{i,\text{type}(j)}$ 为无人机 i 对目标 j 所属类型的目标的毁伤概率; $x_{i,j}^D$ 为侦察任务的决策变量, 若 $x_{i,j}^D = 1$ 则表示将无人机 i 分配到目标 j 去执行侦察任务; $I(\cdot)$ 为指标函数, 若条件满足, 则 $I(\cdot) = 1$, 否则 $I(\cdot) = 0$.

2.3 评估任务的收益与代价

毁伤评估是为了获取目标打击后的毁伤效果信息. 假定目标的毁伤程度可分为 M 个等级, 无人机 i 能够正确识别其毁伤效果等级的概率为 p_i^v , 识别为其他某一等级的概率为 $(1-p_i^v)/(M-1)$. 假定评估之前毁伤效果为某一等级的概率同为 $1/M$, 则类似于式 (6), 评估任务所得信息增益为

$$I_{i,v} = \log_2(M) + (1-p_i^v)\log_2\left(\frac{1-p_i^v}{M-1}\right) + p_i^v\log_2(p_i^v). \quad (9)$$

目标对执行评估任务的无人机的威胁与目标的毁伤程度有关. 若无人机 i 曾对目标 j 执行打击任务, 则被打击后目标 j 的威胁值为

$$R_{i,j}^V = (1-p_{i,\text{type}(j)})R_j. \quad (10)$$

若无人机 i 曾被分配对目标 j 执行打击任务, 则无人机 i 再被分配对目标 j 执行评估任务时, 目标 j 的威胁值将不再重复考虑. 分配无人机 i 对目标 j 执行评估任务所得的净收益可表示为

$$c_{i,j}^V = \lambda_2 I_{i,v} V_j - I(x_{i,j}^A \neq 1)(1-p_j^A)R_j. \quad (11)$$

其中: λ_2 为加权因子, p_j^A 为曾执行打击任务的无人机对目标 j 的毁伤概率.

由此可见, 多无人机协同侦察、打击、评估一体化的任务分配不仅要考虑任务的时序性, 而且前一阶段任务的分配结果将影响后一阶段任务的分配, 各任务之间是动态耦合的. 拍卖算法中的拍卖机制能较好地反映这样的动态过程. 同时, 为了满足时序性的要求, 这里仅对已分配侦察任务的目标分配打击任务以及仅对已分配打击任务的目标分配评估任务. 这样, 表面上看是先分配侦察任务、然后分配打击任务、最后分配评估任务的分阶段顺序分配, 但应用分布式拍卖算法时, 3 种任务的分配几乎是同时进行的.

假设无人机的收益满足可加性, 即总收益等于完成各项任务所得收益之和. 定义任务分配决策变量为

$$x_{i,j}^k = \begin{cases} 1, & \text{目标 } j \text{ 的任务 } k \text{ 分配给无人机 } i; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

则多无人机任务分配问题可以表述为

$$\begin{aligned} \max & \sum_{i \in U} \sum_{j \in T} \sum_{k \in M} x_{i,j}^k \cdot c_{i,j}^k. \\ \text{s.t.} & \sum_{j \in T} \sum_{k \in M} x_{i,j}^k \leq |M|, \forall i \in U; \\ & \sum_{i \in U} \sum_{k \in M} x_{i,j}^k \leq |M|, \forall j \in T; \\ & \sum_{i \in U} \sum_{j \in T} x_{i,j}^k \leq \min(Nu, Nt), \forall k \in M. \end{aligned} \quad (13)$$

3 分布式拍卖算法

在中心式的拍卖过程中, 每一任务具有一个全局

的价格, 竞拍该任务的 agent 需支付该价格, 每个 agent 追求自身利益的最大化, 选择使自己获利最大的任务, 即

$$c_{i,j^*} - p_{j^*} = \max_{j \in T} (c_{i,j} - p_j). \quad (14)$$

若式 (14) 对于所有的 agent 都成立, 则称分配和价格达到平衡, 这时对应着最优分配. 若该任务已分配给其他 agent, 则二者交换所分配的任务, 并提高任务价格, 有

$$p_j = p_j + \gamma_i. \quad (15)$$

其中

$$\begin{aligned} \gamma_i &= v_i - w_i, \quad v_i = \max_{j \in T} (c_{i,j} - p_j), \\ w_i &= \max_{j \in T, j \neq j^*} (c_{i,j} - p_j). \end{aligned} \quad (16)$$

直到所有 agent 都被分配使自己获利最大的任务拍卖过程结束, 得到最优解. 为了避免陷入几个 agent 竞争使他们获利相等的任务的死循环, 需对上述方法进行修改. 首先, 若所有的 agent 满足

$$c_{i,j^*} - p_{j^*} = \max_{j \in T} (c_{i,j} - p_j) - \varepsilon, \quad \varepsilon > 0, \quad (17)$$

则称分配与价格达到基本平衡. 此时得到的近似最优解与最优解的差别在 $n\varepsilon$ 之内, 每次需提高的价格为

$$\gamma_i = v_i - w_i + \varepsilon, \quad (18)$$

其中 v_i, w_i 的含义同式 (16)^[1].

在分布式的情况下, 各 agent 不能确切知道各个任务的全局价格和分配情况, 只能通过相互间的通信, 用一致性的方法获得统一的价格, 消解分配冲突^[3]. 分布式拍卖算法不要求通信拓扑固定不变, 但为了信息的一致性, 通信拓扑需保持连通, 分布式拍卖算法对通信连接具有一定的鲁棒性^[2-3].

将无人机执行某项任务的能力 k ($k = \{D, A, V\}$) 视为一个 agent (即基本的竞拍单位), 无人机 i 的能力 k 自身保存的变量有: α_i^k 为决策变量, $\alpha_i^k = j$ 表示将目标 j 的任务 k 分配给无人机 i ; $p_i^k = [p_{i,1}^k, p_{i,2}^k, \dots, p_{i,Nt}^k]$ 为价格向量, 其元素 $p_{i,j}^k$ 表示无人机 i 执行目标 j 的任务 k 所支付的价格; $c_i^k = [c_{i,1}^k, c_{i,2}^k, \dots, c_{i,Nt}^k]$ 为收益向量, 其元素 $c_{i,j}^k$ 表示无人机 i 执行目标 j 的任务 k 所获得的收益; $b_i^k = [b_{i,1}^k, b_{i,2}^k, \dots, b_{i,Nt}^k]$ 为分配向量, 下文将讨论该向量, 当前只需认为 $b_{i,j}^k = m$ 表示根据无人机 i 的当前信息, 目标 j 的任务 k 分配给无人机 m .

无人机 i 能力 k 的第 t 次循环算法如下:

1) 竞拍阶段.

$$\alpha_i^k(t) := \alpha_i^k(t-1); \quad (19)$$

$$p_{i,j}^k(t) := p_{i,j}^k(t-1), \quad c_{i,j}^k(t) := c_{i,j}^k(t-1),$$

$$b_{i,j}^k(t) := b_{i,j}^k(t-1). \quad (20)$$

$$\text{if } \alpha_i^k(t) = 0 \text{ or } b_{i,\alpha_i^k}^k(t) \neq i, \\ \text{if } k = 1, \quad (21)$$

$$\text{netvalue}(t)[j] := c_{i,j}^k(t) - p_{i,j}^k(t). \quad (22)$$

else

$$\text{netvalue}(t)[j] := I(b_{i,j}^{k-1}(t) \neq 0) \times \\ (c_{i,j}^k(t) - p_{i,j}^k(t)). \quad (23)$$

endif

$$\alpha_i^k(t+1) := \arg \max_{j \in T} (\text{netvalue}(t)[j]), \quad (24)$$

$$b_{i,\alpha_i^k}^k(t) := i, \quad (25)$$

$$p_{i,\alpha_i^k}^k(t) := p_{i,\alpha_i^k}^k(t) + \gamma_i^k(t). \quad (26)$$

endif

2) 一致性阶段.

$$p_{i,j}^k(t+1) := \max_{l \in U} (g_{i,l}(t) \times p_{l,j}^k(t)), \quad (27)$$

$$b_{i,j}^k(t+1) := \max_{m \in \arg \max_{l \in U} (g_{i,l}(t) \times p_{l,j}^k(t))} (b_{m,j}^k(t)). \quad (28)$$

在分布式拍卖算法中,一次循环分为竞拍和一致性两个阶段.在竞拍阶段,agent选择使自己获利最大的任务,并提高该任务价格.为了表述方便,用 $k = \{1, 2, 3\}$ 代替 $k = \{D, A, V\}$,式(21)~(23)表示只对分配过前一阶段任务的目标分配后一阶段任务的时序关系.在经过少数几次循环后,几乎所有目标的侦察任务均会被临时分配,即 $b_{i,j}^{k-1} \neq 0$,其后续打击任务即刻参与分配,对评估任务的分配同样如此,因此各阶段任务几乎是同时分配的.式(26)中提高的价格 $\gamma_i^k(t)$ 按式(18)计算.

一致性阶段中,agent通过与相邻的其他agent通信来更新价格向量和分配向量.式(27)将当前agent所保存的任务价格更新为与其邻接的各agent(包括该agent自身)所保存的价格的最大值.

由于缺乏全局信息,可能会造成多个agent的获

利最大任务相同且价格也相同的情况,由此造成“平局”.为了打破这种“平局”,式(28)选择将任务分配给索引比较大的agent^[2],分配向量 $b_i^k = [b_{i,1}^k, b_{i,2}^k, \dots, b_{i,N_i}^k]$ 称为最大索引分配向量.

由文献[2]可以直接推论得到,若各agent所保存的价格信息和分配结果保持 Δ ($\Delta \leq N_u - 1$,为通信网络直径,即图中任意两顶点间最大距离)通信循环不变,则达到基本平衡状态,得到分配结果.若代表无人机通信拓扑关系的图在任意时刻连通,则分布式拍卖算法在有限步内终止,并得到近似的最优解,该近似最优解与最优解之差别在 $n\varepsilon$ (n 为agent数量)之内.

4 仿真结果与分析

假定存在6架性能异构的无人机,10个不同类型的目标,需要从中选择6个目标并将其相关任务分配给无人机,使总的净收益最大,目标的序号即代表了目标的类型号.在 $[0, 1]$ 范围内随机生成各目标的价值和威胁值,令各无人机的 σ_b 满足 $\sigma_b = 1$ (式(5)),在 $[0, 0.5]$ 范围内随机生成各无人机的 σ_a .另外,随机生成各无人机对目标类型的识别概率、评估概率和对各类型目标的毁伤概率,分别如表1~表3所示.无人机之间采用最简单的链式通信拓扑,并取 $\varepsilon = 0.01$ (式(18)).在Matlab环境下得到分布式拍卖算法的仿真结果如表4所示,其中数字分别表示无人机和目标序号,例如,数字部分的第3列表示无人机3对目标1执行侦察任务,对目标9执行打击任务,对目标8执行评估任务.

任务分配模型综合考虑了目标的价值和威胁,两者之间的权衡可由加权因子实现.由表4分配结果可知,序号为1, 2, 4, 5, 8, 9的目标各任务得到了分配;由表1可以看出,其价值为目标中最大的6个,且威胁值与价值相比也较为合理.表2中无人机2对目标4的毁伤概率为0.275 1,由表4的分配结果可知,无人机2

表1 目标价值与威胁值

	目标序号									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
目标价值	0.789 1	0.852 3	0.505 6	0.635 7	0.950 9	0.444 0	0.060 0	0.866 7	0.631 2	0.355 1
目标威胁	0.997 0	0.224 2	0.652 5	0.605 0	0.387 2	0.142 2	0.025 1	0.421 1	0.184 1	0.725 8

表2 各无人机对各类型目标的毁伤概率

无人机	目标序号									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.180 6	0.045 1	0.723 2	0.347 4	0.660 6	0.383 9	0.627 3	0.021 6	0.910 6	0.800 6
2	0.617 3	0.575 5	0.530 1	0.275 1	0.248 6	0.451 6	0.227 7	0.804 4	0.986 1	0.030 0
3	0.989 1	0.066 9	0.939 4	0.018 2	0.683 8	0.783 7	0.534 1	0.885 4	0.899 0	0.625 9
4	0.041 8	0.106 9	0.616 4	0.939 7	0.354 5	0.410 6	0.984 3	0.945 6	0.676 6	0.988 3
5	0.244 2	0.295 5	0.680 2	0.527 8	0.411 6	0.602 6	0.750 5	0.585 3	0.551 8	0.583 6
6	0.996 2	0.354 5	0.971 3	0.346 4	0.886 5	0.454 7	0.413 4	0.217 7	0.125 7	0.308 9

表 3 各无人机的 σ_a 、识别概率和评估概率

	无人机					
	1	2	3	4	5	6
σ_a	0.0438	0.4066	0.0435	0.1089	0.1683	0.0413
识别概率	0.6401	0.3833	0.8201	0.1821	0.6624	0.7196
评估概率	0.7458	0.5357	0.1379	0.7668	0.5118	0.7261

表 4 多无人机协同任务分配结果

任务	无人机					
	1	2	3	4	5	6
侦察(D)	4	9	1	8	2	5
打击(A)	1	4	9	8	2	5
评估(V)	1	4	8	9	2	5

被分配对目标 4 执行打击任务,但无人机 2 对目标 4 的毁伤概率并非其对所有目标毁伤概率中最大的,体现了各无人机间的协同(适当牺牲个体收益以求得整体收益最大化)以及 3 种任务之间的关联。由于在任务分配中未重复考虑目标威胁,将某一特定目标的 3 个任务分配给同一架无人机去执行是有利的,表 4 的分配结果也证实了这一点。如无人机 6 被分配去执行目标 5 的所有任务,由表 1 可见目标 5 的价值最大且威胁值较小,由表 3 可见无人机 6 的 σ_a 值较小,识别概率和评估概率均较大,其执行侦察与评估任务的能力均较强,且由表 2 可见,无人机 6 对目标 5 的毁伤概率为所有无人机中最大的,所以将目标 5 的所有任务分配给无人机 6 是合理的。另外,算法执行所耗时间短、效率高,适用于较大规模协同分配问题的求解。

5 结 论

本文考虑多无人机协同侦察、打击和评估一体化过程中各项任务之间的相互关联,建立了多机协同任务分配模型。基于分布式拍卖算法实现了对多机协同任务分配问题的优化求解。仿真结果验证了模型与求解方法的有效性,且求解效率高,适用于求解较大规模的协同任务分配问题。时变通信拓扑、平台损

毁、随遇目标等动态环境下的协同任务重分配是今后的研究重点。

参考文献(References)

- [1] Bertsekas D P. Auction algorithms for network flow problems: A tutorial introduction[J]. Computational Optimization and Applications, 1992, 1(1): 7-66.
- [2] Michael M Zavlanos, Leonid Spesivtsev, George J Pappas. A distributed auction algorithm for the assignment problem[C]. Proc of the 47th IEEE Conf on Decision and Control. Cancun: IEEE, 2008: 1212-1217.
- [3] Choi Han-Lim, Brunet Luc, Jonathan P. Consensus-based decentralized auctions for robust task allocation[J]. IEEE Trans on Robotics, 2009, 25(4): 912-926.
- [4] Choi Han-Lim, Andrew K Whitten, Jonathan P How. Decentralized task allocation for heterogeneous teams with cooperation constraints[C]. Proc of 2010 American Control Conf. Baltimore: IEEE, 2010: 3057-3062.
- [5] 唐苏妍,朱一凡,李群,等.多 Agent 系统任务分配方法综述[J].系统工程与电子技术,2010,32(10): 2155-2161. (Tang S Y, Zhu Y F, Li Q, et al. Survey of task allocation in multi agent systems[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(10): 2155-2161.)
- [6] Gregory A McIntyre, Kenneth J Hintz. An information theoretic approach to sensor scheduling[C]. Signal Proc of Sensor Fusion and Target Recognition V. Bellingham: SPIE, 1996: 304-312.
- [7] Hintz K J. A measure of the information gain attributable to cueing[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1991, 21(2): 434-442.
- [8] Hintz K J, Zhang Z. Dynamic resource allocation and sensor management for OBATS[R]. New York: Grumman Aerospace Coporation, 1994.
- [9] Steven J Rasmussen, Tal Shima. Tree search algorithm for assigning cooperating UAVs to multiple tasks[J]. Int J of Robust and Nonlinear Control, 2008, 18(2): 135-153.

(上接第 273 页)

- [9] Pan Kewen, Lai K K, Stephen C H Leung, et al. Revenue-sharing versus wholesale price mechanisms under different channel power structures[J]. European J of Operational Research, 2010, 203(2): 532-538.
- [10] Yao Z, Leung S C H, Lai K K. Manufacturers revenue-sharing contract and retail competition[J]. European J of Operational Research, 2008, 186(2): 637-651.
- [11] Adida E, Ratisoontorn N. Consignment contracts with retail competition[J]. European J of Operational Research, 2011, 215(1): 136-148.
- [12] Ru J, Wang Y. Consignment contracting: Who should control inventory in the supply chain?[J]. European J of Operational Research, 2010, 201(3): 760-769.
- [13] Cachon G P, Lariviere K A. Supply chain coordination with revenue-sharing contracts: Strengths and limitations[J]. Management Science, 2005, 51(1): 30-44.