

文章编号: 1001-0920(2008)07-0799-04

基于直觉模糊关系的多主体联盟机制

尹翔, 蒋建国, 夏娜

(合肥工业大学 计算机与信息学院, 合肥 230009)

摘要: 提出一种新的联盟形成机制, 以模糊数学为理论基础, 着重研究个体间“满意度”和任务间“相似性”对联盟形成的影响, 并将其表示为直觉模糊关系, 通过模糊关系合成运算, 得到新任务条件下 agent 间的“满意度”。在此基础上, 按不同阶段在不同范围内进行协商, 从而有效降低了联盟形成的复杂性, 并对其基本性质进行了分析。仿真实验表明了该机制的有效性。

关键词: 满意度; 相似性; 直觉模糊关系; 多 agent 系统联盟

中图分类号: TP18

文献标识码: A

An MAS coalition mechanism based on intuitionistic fuzzy relation

YIN Xiang, JIANG Jianguo, XIA Na

(Department of Computer and Information Science, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China.

Correspondent: YIN Xiang, E-mail: yx_jerry@163.com)

Abstract: A novel coalition formation mechanism is proposed based on fuzzy set theory, which focus on the effect of “satisfaction degree” among agents and “comparability” among tasks on coalition formation, and denotes them as intuitionistic fuzzy relations. By the compositional operation of intuitionistic fuzzy relations, “satisfaction degree” among agents under a new task can be attained. Then negotiation is carried out in different domains so that the complexity of forming a coalition is highly reduced, and an analysis of the characteristic of this mechanism is given. Finally, the simulation results show the effectiveness of the mechanism.

Key words: Satisfaction degree; Comparability; Intuitionistic fuzzy relation; MAS coalition

1 引言

多 agent 系统的一个重要研究领域是如何在自利的 agent 中形成联盟。从系统的角度看, 通过形成联盟, 各 agent 能够实现资源共享, 提高系统的总效用^[1,2]; 从个体的角度, agent 通过协作, 可提高求解问题的效率, 甚至能够完成单个 agent 所不能完成的任务, 提高自身的收益^[3-5]。因此, 联盟问题已受到学术界的广泛关注。

近年来, 联盟研究主要集中在稳定联盟形成条件和收益值分配问题上。常用的方法是利用博弈论的有关概念, 通过计算内核、核等来实现联盟收益的稳定分配。但一般情况下, 核和内核的计算都是 NP 完全问题, 与系统中 agent 数呈指数关系, 计算复杂度过高。

为克服大多数方法计算复杂度高, 难以保证联

盟稳定的弱点, 部分学者开始研究如何利用在历史任务中建立的 agent 之间的关系来指导新任务联盟的形成。兰少华等^[6]引入了成功合作者集的概念, 以成功合作者集为基础的联盟形成策略可有效减少联盟形成过程中的通信开销和计算量。Brebant 等^[7]建立了一个考虑个体间各种关系的长期联盟。Griffiths 等^[8]提出由一群相互信任、有着共同目标的 agent 组成 agent“党派”。所有这些方法都从不同的角度出发, 考虑了 agent 之间的盟友关系, 在新任务到来时优先在盟友间考虑, 从而降低了联盟形成的复杂度。然而这些方法大都以 agent 间合作的次数和频率作为评价盟友关系的基准, 并没有考虑他们对彼此之间的合作是否满意, 因而具有一定的局限性。

本文基于模糊数学理论, 提出一种新的联盟机

收稿日期: 2007-05-10; 修回日期: 2007-07-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60474035); 教育部博士点基金项目(2006035904); 安徽省自然科学基金项目(070412035).

作者简介: 尹翔(1980—), 男, 江苏扬州人, 博士生, 从事分布式人工智能、多媒体信息处理等研究; 蒋建国(1955—), 男, 安徽黄山人, 教授, 博士生导师, 从事信号与信息处理、传感器与分布式智能控制等研究。

制.由于不仅考虑了 agent 间合作的次数和频率,更注重在每次合作中个体间的满意关系,使结果更加符合实际情况.

2 直觉模糊关系

作为一个开放系统, MAS 中的联盟形成是一个动态过程,其中存在很多不确定性和模糊性,难以对其建立精确的数学模型. Atanassov^[9]提出了直觉模糊集,是对经典模糊集理论的发展和深化,能够更加细腻地描述和刻画客观世界的模糊本质.下面给出相关定义和概念.

定义 1 设 X 为论域,则 X 上的一个直觉模糊集 A 为

$$A = \{ \langle x, \mu_A(x), \nu_A(x) \mid x \in X \rangle \}$$

其中: $\mu_A(x) : X \rightarrow [0, 1]$ 和 $\nu_A(x) : X \rightarrow [0, 1]$ 分别为 A 的隶属函数和非隶属函数,对于 $\forall x \in X, 0 \leq \mu_A(x) + \nu_A(x) \leq 1$,称 $\mu_A(x) = 1 - \nu_A(x) - \pi_A(x)$ 为 A 中 x 的直觉指数,表示 x 对 A 的犹豫程度.

定义 2 直觉模糊关系 $R(X, Y)$ 是 $X \times Y$ 空间中的一个直觉模糊子集,可表示为

$$R(X, Y) = \{ \langle (x, y), \mu_R(x, y), \nu_R(x, y) \mid (x, y) \in X \times Y \rangle \}$$

同样, $\mu_R(x, y)$ 和 $\nu_R(x, y)$ 分别为直觉模糊关系的隶属函数和非隶属函数,对于

$$\forall (x, y) \in X \times Y, 0 \leq \mu_R(x, y) + \nu_R(x, y) \leq 1.$$

3 个体间的模糊满意度

在 MAS 中,联盟定义为共同完成某一任务并共享任务收益的 agent 集合,联盟中的每个 agent 被称为该联盟的成员.由于不存在全局统一的目标和控制,联盟中各 agent 的行为和决策是自治的,其根本目的是实现自己利益的最大化,这就导致了可能出现各种社会行为,有正面的,如合作、奉献、报答等;也有负面的,如偷懒、虚报、欺诈等.同时每个 agent 具有一定的思维和意识,对其余 agent 的行为将表现出自身的情感倾向,这就使得每次求解任务之后,agent 会对系统中其他成员的行为作出一个评价,即对其余 agent 的表现是否满意,满意的程度有多高,以决定下次是否还愿意与其合作.一般情况下,“满意”并不是一个精确的概念,具有相对性和模糊性,可以用直觉模糊关系来描述.

定义 3 对于任务 t ,联盟 C 的成员 A_i 对系统 N 中 agent $A_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 的“满意度” S 定义为 $C \times N$ 上的一个直觉模糊关系 $S(A_i, A_j)$.

1) 若 $A_j \in C$ 且 $j = i$, 则

$$S(A_i, A_j) = \langle A_i, A_j, \mu_S(A_i, A_j), \nu_S(A_i, A_j) \rangle.$$

其中: $\mu_S(A_i, A_j)$ 和 $\nu_S(A_i, A_j)$ 分别为隶属函数和非隶属函数.在任务完成之后,由 A_i 根据自己对 A_j 在

本次任务执行过程中表现的评价来确定.

$$2) \mu_S(A_i, A_i) = 1, \nu_S(A_i, A_i) = 0.$$

3) 若 $A_j \notin C$, 则 $\mu_S(A_i, A_j) = \nu_S(A_i, A_j) = 0$.

可见,在每次任务完成之后,参加任务的 agent 都会对系统中所有 agent 给出一个评价,从而决定了 $\mu_S(A_i, A_j)$ 和 $\nu_S(A_i, A_j)$ 的取值. $\mu_S(A_i, A_j)$ 越大同时 $\nu_S(A_i, A_j)$ 越小,表示 A_i 对 A_j 越满意,下次遇到同样或相似的任务时,仍希望与 A_j 合作. $\mu_S(A_i, A_j)$ 和 $\nu_S(A_i, A_j)$ 受多个因素的影响,可表示为一个二元组 $EF = \langle G, W \rangle$. 其中 $G = \langle g_1, g_2, \dots, g_k \rangle$, g_i 表示各个影响因素,如工作的态度,获得的收益,个体的信誉等;而 $W = \langle w_1, w_2, \dots, w_k \rangle$, $\sum_{i=1}^k w_i = 1$ 为权值,表示每个因素所起作用的大小,通过改变 W 可以调节 agent 间的评价机制.

4 任务相似性

传统的联盟策略针对某一特定任务形成联盟,在任务完成后,相应的联盟解体,本次联盟的信息即被丢弃,这是对资源的巨大浪费.作为具有智能的个体,agent 具有一定的记忆和学习能力,使其在遇到新任务时,可以利用历史信息,对自身的决策提供有效的参考.另一方面,任务间也存在差异性,想要借鉴历史经验,首先要看当前任务和历史任务是否相似,相似的程度如何,即先要计算任务间的相似性.

设系统有待求解的任务为 t_j , t_j 有一定的能力需求 $B_{t_j} = \{ b_{t_j}^1, b_{t_j}^2, \dots, b_{t_j}^r \}$, $b_{t_j}^d \geq 0 (d = 1, 2, \dots, r)$. 如果将 B_{t_j} 看成是一个向量,则计算任务 t_j 和 t_k 之间的相似性就是计算向量 B_{t_j} 和 B_{t_k} 的相似性,这已有很多成熟的方法,如数量积法,相关系数法等.同样,两个任务是否相似也是一个模糊概念,仍然可用隶属度函数来描述这种关系.由于隶属度函数和非隶属度函数的取值区间为 $[0, 1]$,可采用基于向量夹角的方法来表示.

定义 4 对于任务 t_j 和 t_k ,它们之间的相似性是一个定义在任务集 $T \times T$ 上的直觉模糊关系 $E(t_j, t_k)$,其隶属度函数和非隶属度函数分别为

$$\mu_E(t_j, t_k) = \begin{cases} \frac{B_{t_j} \cdot B_{t_k}}{|B_{t_j}|^2}, & |B_{t_j}| \leq |B_{t_k}|; \\ \frac{B_{t_j} \cdot B_{t_k}}{|B_{t_k}|^2}, & |B_{t_k}| > |B_{t_j}|; \end{cases} \quad (1)$$

$$\nu_E(t_j, t_k) = 1 - \mu_E(t_j, t_k).$$

其中

$$B_{t_j} \cdot B_{t_k} = \sum_{i=1}^r b_{t_j}^i \times b_{t_k}^i.$$

可以看出,在这里任务间的相似性就是一个普通的模糊集.

注意,这里并没有采用通常计算向量夹角的方法

$$\cos(\overline{A}, \overline{B}) = \frac{\overline{A} \cdot \overline{B}}{|\overline{A}| \times |\overline{B}|}$$

此公式只比较了向量空间夹角,并没有考虑各分量的大小差异.而式(1)既考虑了方向又考虑了大小,更加适合任务相似性的计算.

5 基于直觉模糊满意度的联盟机制

定义 5 历史记录 $REC_i = \{rec_i^1, rec_i^2, \dots, rec_i^L\}$ 是指 agent A_i 记录的在一段时间内所完成任务的信息, L 是所记录历史的长度. 其中 $rec_i^l = B_i^l, S_i^l, l = 1, 2, \dots, L; B_i^l$ 描述 A_i 已完成任务 l 的能力需求; S_i^l 为一直觉模糊关系,表示 A_i 在完成任务 l 后对系统中每个 agent 的“满意度”.

定义 6 设 S 是从 X 至 Y 的一个直觉模糊关系, E 是从 Y 至 Z 的一个直觉模糊关系. 则 S 和 E 的合成是从 X 至 Z 的一个直觉模糊关系 R , 记为

$$R = S \circ E = \{ (x, z), \mu_{S \circ E}(x, z), s_{S \circ E}(x, z) \mid x \in X, z \in Z \}, \quad (2)$$

$$\mu_{S \circ E} = \bigwedge_y \{ \mu_S(x, y), \mu_E(y, z) \},$$

$$s_{S \circ E} = \bigvee_y \{ s_S(x, y), s_E(y, z) \}.$$

其中: μ, s 是 T -范数或 S -范数^[10].

定义 7 给定直觉模糊关系 R 及对应的矩阵 $R = [\mu_{Rik}, s_{Rik}]_{m \times n}$, 对于任意实数 $\alpha \in [0, 1]$ 和 $\beta \in [0, 1]$, 记 $R^+ = (\alpha r_{ij}), R^- = (\beta r_{ij})$, 其中

$$\alpha r_{ij} = \begin{cases} 1, & \mu_{Rik} \geq \alpha; \\ 0, & \mu_{Rik} < \alpha \text{ 和所有 } s_{Rik}; \end{cases}$$

$$\beta r_{ij} = \begin{cases} 1, & s_{Rik} \geq \beta; \\ 0, & s_{Rik} < \beta \text{ 和所有 } \mu_{Rik}. \end{cases}$$

则称 R^+ 为 R 的 α -截矩阵, R^- 为 R 的 β -截矩阵.

5.1 个体行为

在形成联盟之前,每个 agent A_i 都要得到在当前任务下,自己对系统中其余 agent 预测的“满意度”.具体步骤如下:

Step1: 由历史记录中的 $S_i^l (l = 1, 2, \dots, L)$ 合成 A_i 对系统中每个 agent 的历史总“满意度” S_i , 并将其表示为矩阵形式

$$S_i^T = [\mu^l(A_i, A_j), s^l(A_i, A_j)]_{L \times n}, j = 1, 2, \dots, n;$$

Step2: 设待求解的任务为 t_{cur} , 由式(1)计算 t_{cur} 和 A_i 历史记录中每个任务 l 的相似性, 构成 A_i 的任务“相似性”矩阵

$$E_i^T = [\mu_E(t_{cur}, t_l), s_E(t_{cur}, t_l)]_{1 \times L}, l = 1, 2, \dots, L;$$

Step3: 利用式(2), 将直觉模糊关系 S_i 和 E_i 合

成新的直觉模糊关系 R_i , 即进行矩阵运算 $R_i = S_i \circ E_i$.

此时,每个 agent 都有一个直觉模糊关系矩阵 R_i , R_i 中的元素 $\mu_{R_i}(A_i, A_j), s_{R_i}(A_i, A_j)$ 表示在求解当前任务 t_{cur} 时, A_i 对 agent A_j 预测的“满意度”.

5.2 群体行为

在上一阶段, A_i 已经知道在求解任务 t_{cur} 时,自己对其余 agent 的“满意度”,这只是单方面信息.若一方较为“满意”,而另一方却倾向于“不满意”,则二者之间的协商将难以进行.因此本文采用分步协商策略,即先在相互都比较“满意”的个体间进行协商,若不能达成一致,再逐步扩大协商范围,直至整个系统.具体步骤如下:

Step1: 初始化,设定两个阈值 α 和 β .

Step2: 将每个 agent 的“满意度”矩阵合成,得到系统在 t_{cur} 下的直觉模糊关系矩阵 $R = [R_1^T, R_2^T, \dots, R_n^T]_{n \times n}$, 表示系统中 agent 相互间的“满意度”.

Step3: 求 R 的 α -截矩阵 R^+ , 得到第 1 阶段协商范围 D_1 , 即对 $\forall A_{D_1}^i \in D_1, A_{D_1}^j \in D_1$, 满足 $\mu_R(A_{D_1}^i, A_{D_1}^j) \geq \alpha$, 且 $s_R(A_{D_1}^i, A_{D_1}^j) < \beta$. 属于 D_1 的 agent 进行协商,若达成一致,则评价此潜在联盟,若能完成任务,则形成新的联盟 C_{cur} ; 若不能完成任务或无法达成一致,则转 Step4.

Step4: 求 R 的 β -截矩阵 R^- , 得到第 3 阶段协商范围 D_3 , 即对 $\forall A_{D_3}^i \in D_3, A_{D_3}^j \in D_3$, 满足 $s_R(A_{D_3}^i, A_{D_3}^j) \geq \beta$, 且 $\mu_R(A_{D_3}^i, A_{D_3}^j) \geq \alpha$, 第 2 阶段协商范围 $D_2 = N - D_1 - D_3$. 在 $D_{12} = D_1 \cup D_2$ 内进行协商,若达成一致且联盟能完成任务,则形成新的联盟 C_{cur} ; 否则转 Step5.

Step5: 在全集 N 中进行协商,形成可完成任务的联盟 C_{cur} .

可以看出,上面的机制通过利用系统中 agent 间“满意度”的不同,将联盟的协商过程划分为 3 个阶段,在相互“满意度”较高的个体间优先进行协商,并逐步扩大协商范围,直到形成联盟.这样做的好处是在互相“满意度”越高的个体间进行协商,越容易达成一致,形成的联盟也越稳定.通过 agent 相互间“满意度”的比较,将协商限制在较小的范围内进行,从而克服了传统方法中一开始就在全体 agent 中进行协商所带来的盲目性和计算的高复杂性.另一方面,指定一个适当的范围以提高协商的成功率,这可能流失部分收益,但其所失比在全部 agent 中进行协商所付出的计算和通信开销要小.

5.3 分析与讨论

性质 1 系统在当前任务下表示“满意度”的直觉模糊关系 R 是非对称的.



在兰少华等^[6]的熟人机制中,他们认为系统中任意两个 agent 间的关系是对称的,即 A_i 将 A_j 作为熟人,则 A_j 也会将 A_i 作为熟人.而在本文机制中,由于每次在完成的过程中,各 agent 的表现不尽相同,导致在一般情况下他们两两之间的“满意度”也有差别.而系统的“满意度”直觉模糊关系是个体“满意度”和任务“相似性”的合成,因而通常也是非对称的.而且正是由于这种不对称性,更加真实合理地反映了 agent 间的相互关系.

性质 2 本文机制对个体 agent 具有“激励性”.

“满意度”是在任务完成之后 agent 相互间给出的一个评价,体现了每个 agent 在任务求解过程中的表现,并将直接影响个体在以后协商中所处的位置.处于第 1 阶段协商范围的 agent 拥有优先形成联盟承揽任务的优势,从而可能获得更多的收益.相反,若某个个体一直很“懒惰”,各 agent 对其“满意度”较低,长此以往,他将处于第 3 阶段协商范围,参加任务的可能性减小,甚至被其余 agent 所“遗弃”而无法得到收益,这对于追求利益最大化的 agent 是不能容忍的.因此各 agent 在工作中必将竭尽全力,以在后续的协商中占据有利地位.因而,本文机制具有明显的“激励性”.

讨论 1 在群体行为中需要首先指定两个阈值 α 和 β ,这两个参数决定了协商的范围,对机制的性能有很大的影响.若 α 取值较大,则 D_1 较小,即第 1 阶段协商范围包含较少的 agent,此时联盟可以快速形成,且通信开销小,但由于限制了参与协商的个体,很难保证联盟的质量;相反, α 取值较小时,形成的联盟相对较优,但需要更长的时间,通信开销大. β 的作用类似.因此, α 和 β 可根据实际环境选取,以求得联盟形成时效性和联盟质量之间的均衡.

6 仿真实验

为验证本文机制的有效性,对如下例子进行了仿真实验.任务集包括 12 个任务 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_{12}\}$,初始时为每个 agent 准备 10 个历史记录,此后每参加一个任务,agent 将相关信息加入自己的记录.完成任务后,联盟中的每个 agent 对参加任务的所有 agent 给出一个评价,其隶属函数 μ_s 和非隶属函数 ν_s 分别由随机数 r 和 t 确定,且满足 $r + t = 1$.对于未参加任务的 agent, $\mu_s = \nu_s = 0$.

考察本文机制下协商的不同阶段所包含 agent 数占 agent 总数的比例,结果如图 1 所示.可以看出,本文策略由于利用了历史中所形成的 agent 间的相互关系,加之充分考虑了当前任务本身的特性,将协商首先限制在相互都比较满意的个体间进行,从而有效缩小了协商的范围.同时,在 D_1 内的 agent 不能

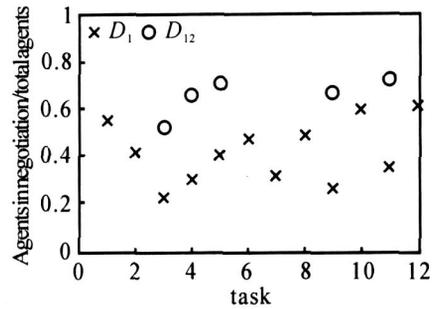


图 1 不同协商范围 agent 数百分比

形成完成任务的联盟时,协商范围能够逐步扩大为 D_{12} ,以保证针对每个任务都能形成可执行的联盟.这与之前的设计和分析都是一致的.

第 2 组实验是将本文机制(方法 1)与文献[6]中的方法(方法 2)作一比较,每个 agent 初始时历史记录为空,因联盟形成开销将与候选 agent 数呈指数关系,故 agent 数目较少(12 个),结果如图 2 所示.

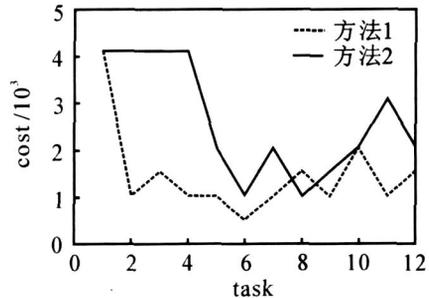


图 2 联盟形成开销比较

文献[6]中的方法在初始时,认为所有 agent 都是熟人,而且熟人之间是“渐忘”的,因此形成最初几个联盟时需要在全体 agent 间进行协商,开销巨大.随着完成任务数的逐渐增多,agent 的熟人集逐步减小并趋于稳定,但由于“熟人推荐”规则的存在,使得熟人集始终具有一定的规模,开销仍然较大.而本文机制始终能将协商限制在一定范围内进行,可有效减少交互次数,缩短联盟形成时间.另一方面,实验中 agent 数目较少,若在大规模系统中,本文机制将更显其优越性.

7 结论

本文以直觉模糊集合论为基础,将 agent 间的“满意度”和任务间的“相似性”表示为一种直觉模糊关系,通过合成运算,得到当前任务下系统中各 agent 相互间的“满意度”,将协商分阶段分范围进行.与前人的工作相比,本文机制更符合实际情况,更自然、更全面地体现了盟友间的关系,因而具有更高的可靠性和可行性.

通过个体间的“满意度”和任务间的“相似性”确定了协商的阶段和范围,而在具体协商中如何利用这些历史信息以形成全局更优的联盟,则是下一步研究的重点.

(下转第 807 页)

- tracking, applications and advances [M]. Norwood: Artech House, 2001.
- [2] Chang K C, Saha R K, Bar-Shalom Y. On optimal track-to-track fusion[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(4): 1271-1276.
- [3] Wilson J F. A fuzzy logic multisensor association algorithm[C]. Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition. Orlando, 1997: 76-87.
- [4] 何友, 王国宏, 陆大金, 等. 多传感器信息融合与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001: 220-226. (He Y, Wang G H, Lu D J, et al. Multisensor information fusion with applications [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2001: 220-226.)
- [5] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [C]. Proc of the Royal Society of London. London, 1998, 454: 903-995.
- [6] Huang N E, Wu M C, Long S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and the hilbert spectrum analysis[J]. Proc of the Royal Society of London, Series A, 2003, 459(2037): 2317-2345.
- [7] Wu Z, Huang N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J]. Proc of the Royal Society of London, Series A, 2004, 460(2046): 1597-1611.
- [8] 程云鹏, 张凯院, 徐仲. 矩阵论[M]. 第 2 版. 西安: 西北工业大学出版社, 2000. (Cheng Y P, Zhang K Y, Xu Z. The theory of matrixes [M]. 2nd ed. Xi'an: Publishing House of Northwestern Polytechnical University, 2000.)
- [9] 邓聚龙. 灰色控制系统[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1997. (Deng J L. Gray control system [M]. Wuhan: Publishing House of Huzhong Science and Engineering University, 1997.)
- [10] 衣晓, 关欣, 何友. 分布式多目标跟踪系统的灰色航迹关联模型[J]. 信号处理, 2005, 21(6): 653-655. (Yi X, Guan X, He Y. Gray track correlation model for distributed multitarget tracking system [J]. Signal Processing, 2005, 21(6): 653-655.)

(上接第 802 页)

参考文献(References)

- [1] Kraus S, Shehory O, Taase G. Coalition formation with uncertain heterogeneous information [C]. Proc of the 2nd Int Joint Conf on Autonomous Agents and Multi-agent Systems. Melbourne, 2003: 1-8.
- [2] 蒋建国, 夏娜, 齐美彬, 等. 一种基于蚁群算法的串行多任务联盟生成算法[J]. 电子学报, 2005, 33(12): 2178-2182. (Jiang J G, Xia N, Qi M B, et al. An ant colony algorithm based serial multi-task coalition generation algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(12): 2178-2182.)
- [3] Vig L, Adama J A. Multi-robot coalition formation[J]. IEEE Trans on Robotics, 2006, 22(4): 637-649.
- [4] Conitzer V, Sandholm T. Complexity of constructing solutions in the core based on synergies among coalitions [J]. Artificial Intelligence, 2006, 170(6/7): 607-619.
- [5] Hosam H, Khaldoun Z. Planning coalition formation under uncertainty: Auction approach [C]. Proc of the 2nd Int Conf on Information and Communication Technologies: From Theory to Applications. Syria, 2006: 3013-3017.
- [6] 兰少华, 叶东海, 吴慧中. 一种 AGENT 任务求解联盟形成策略[J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(5): 941-944. (Lan S H, Ye D H, Wu H Z. Method to form an agent coalition for problem solving[J]. Mini-micro Systems, 2004, 25(5): 941-944.)
- [7] Vassileva J, Breban S, Horsch M. Agent reasoning mechanism for long-term coalitions based on decision making and trust[J]. Computational Intelligence, 2002, 18(4): 583-595.
- [8] Griffiths N, Luck M. Coalition formation through motivation and trust[C]. Proc of the 2nd Int Joint Conf on Autonomous Agents and Multi-agent Systems. Melbourne, 2003: 17-24.
- [9] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20(1): 87-96.
- [10] Bustince H. Construction of intuitionistic fuzzy relations with predetermined properties[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2000, 109(3): 379-403.