

一个基于 Bayesian 学习的协商模型^{*}

安 波¹ 唐亮贵^{1,2} 李双庆¹ 程代杰¹

(重庆大学计算机学院 重庆400044)¹ (重庆工商大学计算机学院 重庆400067)²

摘 要 在 Multi-Agent 系统(MAS)中,每一个 Agent 都有不同的目标,通常只拥有对方的不完全信息,Agent 需要具有解决在实现各自目标过程中所产生的各种矛盾的能力。协商是解决这些矛盾的一种有效途径。本文提出了一个基于 Bayesian 学习的协商模型 NMBL:在每一轮协商中,Agent 通过 Bayesian 学习获取协商对手的信息,更新对协商对手的信念,然后根据基于冲突点和不妥协度的协商策略提出下一轮的协商提议。NMBL 把整个协商过程看成一个动态的交互过程,体现了 Multi-Agent 系统的动态特性,同时 NMBL 具有较强的学习能力。试验证明,该模型具有较好的协商性能。

关键词 Multi-Agent 系统,协商,Bayesian 学习

A Negotiation Model Based on Bayesian Learning

AN Bo¹ TANG Liang-Gui^{1,2} LI Shuang-Qing¹ CHENG Dai-Jie¹

(School of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044)¹

(School of Computer Science, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067)²

Abstract In Multi-Agent systems where each Agent has a different goal, Agent must be able to solve conflicts arising in the process of achieving its goal, with incomplete knowledge about other Agents. Negotiation is an effective approach to solve these problems. This paper introduces a negotiation model based on Bayesian learning, called NMBL. Agent gets information of the negotiation opponents in every iteration by means of Bayesian learning, updates the prior knowledge of the negotiation opponents and then brings forward the offer of the next iteration according to negotiation strategies based on the conflicting point and un-compromising degree. NMBL regards the whole negotiation process as a dynamic interaction conduct, which reveals the dynamic characteristic of Multi-Agent systems. NMBL also has a relatively strong learning ability. The experiments show that this model has good negotiation performance.

Keywords Multi-Agent systems, Negotiation, Bayesian learning

1 引言

在 Multi-Agent 系统得到越来越广泛应用的同时,Multi-Agent 系统也遇到了一些挑战^[1],包括技术性的和社会性的。其中最主要的挑战就是在没有全局控制的情况下,如何实现那些异构的、“各自为政”的 Agent 之间的交互和协商。一个通用的解决办法就是建立协商模型去引导 Agent 进行自动协商。

一些学者对协商模型进行了深入的研究,提出了很多协商方法去提高协商性能。这些协商技术包括:讨论理论(argumentation)^[2,3]、博弈论^[4~6]、遗传算法^[7,8]等。基于讨论的协商方法通过扩张协商协议来提供足够的灵活性,以使协商各方做出决定;基于博弈论的协商模型通常假定平衡解是存在的,尽管成功地解决了一些具有均衡性的问题,但由于现实问题的复杂性和不确定性,使该模型受到一定限制;基于遗传算法的协商模型通常把协商信息解码到染色体中,然后用进化的方法得到优化的能够被协商各方同意的方案,但是遗传算法得出的结论通常具有局部性。因此一些学者把上面的几种方法融合使用,得到了一些新的协商方法^[9~11]。

本文针对“网上大市场”电子商务平台,对电子商务环境中潜在的交易主体之间的自动协商手段进行研究,提出了基于 Bayesian 学习的 Multi-Agent 协商模型(The Negotiation Model based on Bayesian Learning, NMBL),该模型用 Bayesian 学习机制从协商信息中获取协商对手的信息,然后根据这些信息给出下一轮协商提议。模型较好地反映了 Multi-Agent 环境的动态特性,实现了电子商务环境中交易各方利益的最大化和收益的均衡。

2 一个通用的协商结构 GNA

协商过程就是一组 Agent 在某些问题上达成一致意见的过程。协商过程是一个动态的过程,一个完整的协商流程由若干轮讨价还价过程组成,每一轮的讨价还价都包含很多协商信息。每一个 Agent 都会在每轮协商中提出反映其信念、意图以及其它特性的协商提议。因此,通用的协商模型一般都包含以下三个部分:

- 协商协议。控制协商流程(Agent 之间的交互)的规则:包括协商的参与者(直接参与者、第三方等),协商管理(开始、中止、调停等),协商状态的改变等。

^{*}项目资助:重庆市科技攻关项目(7200-B-12)。安 波 硕士研究生,主要研究方向为分布式人工智能,电子商务。唐亮贵 讲师,硕士,主要研究方向为智能电子商务理论与技术,计算机网络与分布式计算。李双庆 副教授,博士,主要研究方向为分布式计算,多代理技术,电子商务。程代杰 教授,博士生导师,主要研究方向为并行处理,计算机网络,电子商务等。

·协商策略。参与协商的 Agent 的决策和控制规则,包括怎样提出提议,怎样对对方的提议进行评估,怎样从协商信息中获取有用的信息等。协商策略的执行以协商内容为对象,并在协商协议的控制之下。

·协商内容。协商的具体问题以及相应的属性。协商内容由一个或者多个协商子问题组成,比如价格、质量、货物的运送时间等。每一个协商子问题的属性包括它的效用函数、约束条件、可进行的操作等。

基于以上的讨论,一个通用的协商结构(General Negotiation Architecture, GNA)可定义如下:

定义1 $GNA = \langle A, C, AT, V, W, L, NS, NP, T_{\max}, H \rangle$

其中: $A = \{a^i | i=1, 2, \dots, n\}$, A 表示参加协商的 Agent 集合, n 表示参加协商的 Agent 的个数。

$C = \{c^j | j=1, 2, \dots, m\}$, C 表示协商内容,它由若干协商子问题组成,比如价格、质量等, m 表示协商子问题的数量。

$AT = \{at_{ij}^j | i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m\}$, AT 表示协商内容的属性集合, at_{ij}^j 表示 Agent i 的第 j 个协商子问题的属性,比如其约束条件等。

$V = \{v_{ij}^j | i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m\}$, V 表示效用函数集合, v_{ij}^j 表示 Agent i 的第 j 个协商子问题的效用函数。

$W = \{w_{ij}^j | i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m\}$, W 反映协商内容的重要程度, w_{ij}^j 表示 Agent i 的第 j 个协商子问题的权重,它必须满足:

$$\sum_{j=1}^m w_{ij}^j = 1$$

$L = \{l_{ij}^j | i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m\}$, L 表示协商过程中 Agent 的通信内容, l_{ij}^j 表示 Agent i 关于子问题 j 的协商通信原语集,比如, Agent i 的子问题 j 是某项商品的价格,则 l_{ij}^j 可以表示为:

$l_{ij}^j = \{x | p_{\min} \leq x \leq p_{\max}\}$, $p_{\min}$ 和 $p_{\max}$ 分别是协商各方关于子问题 j 的可能最低出价和最高出价。同时协商通信原语还可以包括一些用于管理协商的通信原语,比如: *reject* 表示拒绝接受提议, *agree* 表示接受提议。

$NS = \{ns^i | i=1, 2, \dots, n\}$, NS 表示协商策略集合, ns^i 表示 Agent i 的协商策略。

NP 协商协议。

$T_{\max} = \{t_{\max}^i | i=1, 2, \dots, n\}$, $T_{\max}$ 表示最大协商轮数集合, $t_{\max}^i$ 表示 Agent i 的最大的协商轮数。一个协商流程的最大协商轮数 $t_{\max} = \min_{i=1}^n t_{\max}^i$ 。

$H = \{h_{ij}^j | i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m; t=1, 2, \dots, t_{\max}\}$, H 表示协商提议, h_{ij}^j 表示 Agent i 在第 t 轮协商中对第 j 个协商子问题的提议。

GNA 更多地考虑与协商过程紧密相关的因素,它是一个抽象的协商结构,概括了大多数协商模型的共同属性,对实际应用中具体的协商过程都可以作为 GNA 的一个特例来描述,因此该协商结构具有通用性。

考虑这样一个场景 S : 买家 (Agent a) 和卖家 (Agent b) 正对物品 M 的价格进行自动协商,物品 M 的最高价格为 1300 元,最低价格为 600 元。在讨价还价的过程中, Agent a 和 Agent b 除了相互传送提议价格之外,还可以传输表示同意对方提议的通信原语 *agree*。Agent a 和 Agent b 的最大协商次数都为 200 次。 S 的 GNA 描述为:

$$A = \{a, b\};$$

$$p = \{price | 600 \leq price \leq 1300\};$$

$$C = p \cup \{agree\};$$

$$t_{\max} = 200; t_{\max} \text{ 表示协商双方最大协商次数的最小数。}$$

3 基于 Bayesian 学习的协商模型(NMBL)

协商模型是在通用协商结构的基础上的一种求解策略和机制,协商过程本身的复杂性以及协商内容的多样性使协商模型的求解成为多目标优化求解问题^[15]。为了讨论的方便,不妨假设多边协商模型可分解为一系列单边协商过程的组合^[14];其次,我们把双方协商模型看成一个动态通信模型,讨论其协商协议和协商策略从而给出优化的求解机制;同时,假定协商各方是理性的。

3.1 协商协议

协商协议是协商双方为达成某种一致而相互交互信息从而求解的动态过程,其核心是获取协商对方的信念。

定义2 Agent 对协商对手的信念: Agent 对协商对手意图、可能的协商提议、协商策略等知识的推断或估计。

基于场景 S 的协商协议算法描述了 Agent a 和 Agent b 在场景 S 中的协商交互规则。

算法1 基于场景 S 的协商协议算法

(1) $t=1$, Agent a 和 Agent b 分别设置对协商对手的信念;

(2) Agent a 按照协商策略提出购买价 h_a^t , Agent b 按照协商策略提出出售价 h_b^t ;

(3) Agent b 对 a 的提议价 h_a^t 进行评估,如果 h_a^t 在自己的接受范围之内,转步骤(5);否则按照协商策略提出 Agent b 在下一轮的协商提议 h_b^{t+1} ;同时, Agent a 对 b 的提议价 h_b^t 进行评估,如果 h_b^t 在自己的接受范围之内,转步骤(6);否则按照协商策略提出 Agent a 在下一轮的协商提议 h_a^{t+1} ;

(4) 如果 $t=t_{\max}$,转步骤(7);否则 $t++$,转步骤(3);

(5) Agent b 向 Agent a 发出接受协商提议信息,协商成功,成交价格为双方出价的平均值,协商结束;

(6) Agent a 向 Agent b 发出接受协商提议信息,协商成功,成交价格为双方出价的平均值,协商结束;

(7) 协商轮数超过最大允许协商轮数,协商失败。

这种基于场景的协商协议实际上是一系列讨价还价式的交互过程,很容易验证其正确性。事实上,协商过程中真正影响一致性结果的是产生争议的地方以及解决这些争议的方法,为此文中引入冲突点和不妥协度的概念。

3.2 基于冲突点和不妥协度的协商策略

在每一轮协商中,每一个 Agent 都会为了最大化自己的利益而讨价还价。当协商进入僵持状态时,参与协商的买卖双方需要确定是否进行妥协,从而使协商继续进行下去。

按照经济学的观点,一个 Agent 是否决定妥协是由它不妥协产生的损失程度决定的。如果一个 Agent 已经做出了一定的妥协,它不再妥协产生的损失会相对小一些,因此它会冒着产生冲突的危险而选择不妥协;相反,如果一个 Agent 从未做出过妥协,它不再妥协就会造成比较大的损失,它更情愿避免产生冲突而选择妥协。这里用不妥协度来衡量 Agent 是否应该做出妥协,如果 Agent 的不妥协度比较小,它将选择妥协,反之它将选择不妥协。

定义3 一个 Agent 在第 t 轮协商中的不妥协度 $PR^i(i \in \{a, b\})$ 可以用下式表达:

$$PR^i =$$

$\frac{\text{Agent } a \text{ 妥协(接受 Agent } b \text{ 的提议)会产生的损失}}{\text{Agent } a \text{ 不妥协(不接受 Agent } b \text{ 的提议)会产生的损失}}$
 $PR_i^a =$

$\frac{\text{Agent } b \text{ 妥协(接受 Agent } a \text{ 的提议)会产生的损失}}{\text{Agent } b \text{ 不妥协(不接受 Agent } a \text{ 的提议)会产生的损失}}$
 PR_i^b 和 PR_i^a 的符号表达式为:

$$PR_i^a = \frac{U_i^{aa} - U_i^{ab}}{U_i^{aa} - U_i^a(CONF)} \quad (1)$$

$$PR_i^b = \frac{U_i^{bb} - U_i^{ba}}{U_i^{bb} - U_i^b(CONF)} \quad (2)$$

其中: U_i^{aa} : Agent a 在以自己的理想价格为成交价格时的收益; U_i^{ab} : Agent a 妥协(同意 Agent b 的出价)时的收益; $U_i^a(CONF)$: Agent a 不妥协(产生冲突)时获得的收益; U_i^{bb} : Agent b 在以自己的理想价格为成交价格时的收益; U_i^{ba} : Agent b 妥协(同意 Agent a 的出价)时的收益; $U_i^b(CONF)$: Agent b 不妥协(产生冲突)时获得的收益。

在每一轮协商中,每一个 Agent 都要计算自己的不妥协度 $PR_i(i \in \{a, b\})$ 并估算协商对手的不妥协度。对于 Agent a 来说,如果 $PR_i^a > PR_i^b$,则 Agent a 不妥协产生的损失比 Agent b 不妥协产生的损失小,因此 Agent a 会采取不妥协的策略。Agent a 在第 t 轮协商中选择妥协时,要确定其妥协程度 PC_i^a 。通常 Agent a 在第 t 轮协商中采取妥协后,则在下一轮(第 $t+1$ 轮)协商中应使:

$$PR_{t+1}^a \geq PR_{t+1}^b$$

这是因为 Agent a 选择妥协时,其妥协的目的是使 Agent a 在下一步不再妥协,而是要 Agent b 在下一步选择妥协,即: $PR_{t+1}^a < PR_{t+1}^b$,所以在 Agent a 采取妥协之后应使 $PR_{t+1}^a \geq PR_{t+1}^b$,才具有实际意义。

3.3 Bayesian 学习协商机制

在 Agent 只拥有协商对手不完全知识的情况下,通过学习的办法从协商信息中获取协商对手的知识,有利于做出正确的判断从而最大化自己的收益。

作为一种被广泛使用的学习方法,Bayesian 学习机制在很多人工智能系统中都有应用^[12,13]。NMBL 采用 Bayesian 学习机制来获取协商对手的信息。在协商的开始阶段,每一个 Agent 都拥有对手的信念,它可以由 Agent 进行假设,也可以是以往交易的历史信息。在每一轮协商中,当一个 Agent 收到协商对手的协商提议时,它分析这个提议,通过 Bayesian 学习获取协商对手信息来修正对协商对手的信念,然后根据协商对手现在的信念提出下一轮的协商提议或接受对方的协商提议。即使协商初始阶段 Agent 关于协商对手的信念不准确,在经过若干轮修正之后,Agent 关于对手的信念会变得相对准确。

学习的内容可以包括很多方面:效用函数、协商策略、协商底线等。NMBL 模型中,由于只对商品的价格进行协商,我们的学习内容是对手的保留价格。对于卖方来说,它的保留价格就是它的最低要价;对于买方来说,它的保留价格就是它的最高出价。协商双方的保留价格是买卖双方对商品的价值或成本的估计值,在协商之前就已经确定,并在整个协商过程中保持恒定。

Bayesian 学习过程可定义如下:

定义4 Bayesian 学习:

$$P(R_i | e_1, e_2, \dots, e_n) = \frac{P(R_i)P(e_1, e_2, \dots, e_n | R_i)}{\sum_{j=1}^k P(e_1, e_2, \dots, e_n | R_j)P(R_j)}$$

$$= \frac{P(R_i)P(e_1, e_2, \dots, e_n | R_i)}{P(e_1, e_2, \dots, e_n)} \quad (4)$$

如果 $e_1, e_2, \dots, e_n$ 是相互独立事件,有:

$$P(e_1, e_2, \dots, e_n | R_i) = P(e_1 | R_i)P(e_2 | R_i), \dots, P(e_n | R_i) \quad (5)$$

其中: R_i : Agent b 一系列可能的保留价,比如, $R_1 = 10, R_2 = 20, i = 1, 2, \dots, k, k$ 表示可能的保留价格的种类;

$P(R_i)$: 保留价 R_i 成立的概率, $\sum_{i=1}^k P(R_i) = 1$;

R_i : Agent b 的平均保留价, $R = \sum_{i=1}^k R_i P(R_i)$;

$e_1, e_2, \dots, e_n$: Agent b 的一系列提议价格;

$P(R_i | e_1, e_2, \dots, e_n)$: 在 Agent b 先后出价 $e_1, e_2, \dots, e_n$ 的情况下,保留价 R_i 成立的概率;

$P(e_1, e_2, \dots, e_n | R_i)$: 当保留价格为 R_i 时, Agent b 先后出价 $e_1, e_2, \dots, e_n$ 的条件概率;

$P(e_1, e_2, \dots, e_n)$: Agent b 先后出价 $e_1, e_2, \dots, e_n$ 的概率;

Bayesian 学习协商机制贯穿于整个协商流程中,引入 Bayesian 学习协商机制后的协商算法为(从 Agent a 的角度出发):

算法2 从 Agent a 的角度出发的基于 Bayesian 学习的协商算法

(1) $t=1$, 设置关于 Agent b 的信念,它包括 Agent b 的效用函数、保留价格、出价概率等;

(2) Agent a 按照协商策略提出购买价 h_t^a ,同时 Agent a 也会收到 Agent b 的提议价 h_t^b ;

(3) Agent a 对 b 的提议价 h_t^b 进行评估,如果 h_t^b 在自己的接受范围之内,转步骤(6);否则对 Agent b 提议进行 Bayesian 学习,更新对 Agent b 的信念;

(4) 如果 $t=t_{\max}$,转步骤(7);否则 $t++$;

(5) Agent a 决定是否妥协,同时提出新的提议 h_t^a ,同时 Agent a 也会收到 Agent b 的提议价 h_t^b ,转步骤(3);

(6) Agent a 向 Agent b 发出同意提议信息,协商成功,成交价格为双方出价的平均值,协商结束;

(7) 协商轮数超过最大允许协商次数,协商失败,协商结束。

Bayesian 学习机制的引入,使协商模型的求解不至于在一些无关紧要的冲突点终止协商过程;其次尽管为获取对手信念要付出一定代价,但双方的这种努力能在一定程度上促使协商取得成功,保证了模型的收敛性。

3.4 NMBL 的性质

一个好的协商模型应具有如下能力^[12]:① 能够简洁有效地描述协商问题;② 模型在本质上应该是规范的;③ 协商过程需要的计算资源是有限的;④ 模型能够描述协商的动态特性;⑤ 模型应该具有学习能力。

基于 Bayesian 学习的协商模型(NMBL)体现了以上设计思想,它具有以下特点:

(1) 模型是有效的。通用协商结构 GHA 能够描述大部分的协商情形。协商需要进行的操作是可控的,模型能够根据实际情况进行扩充。

(2) 模型具有较强的学习能力,体现了 Multi-Agent 环境的动态特性。基于 Bayesian 学习的协商模型把整个协商过程看成一个动态的过程,在协商过程中不断地从协商环境中获取有用的信息,在若干轮协商之后,能够对对方的信念做出较为准确的判断,从而做出合适的决策。可以提高 Multi-Agent

系统的适应复杂和动态环境的能力。

(3) 模型是可行的。在 NMBL 中, 当只有 Agent a 和 Agent b 参加并只对价格进行协商时, 根据式(4), 每一轮协商的计算量主要是更新协商对手的保留价格, 模型的计算复杂度为 $O(N) = O(t_{\max} * n_1)$ (n_1 表示保留价格种类)。当把协商扩展到 n 个 Agent, m 个属性时, 协商模型的计算复杂度为 $O(N) = O(t_{\max} \times n \times m \times \max(n_1, n_2, \dots, n_m))$ ($n_1, n_2, \dots, n_m$ 分别表示 m 个属性的取值范围), 协商过程的计算量随着 Agent 数量和属性种类线性增加。可见当 Agent 数量和属性种类不是很大时, 采用 NMBL 进行协商是可行的。

4 协商实验

我们用场景 S 作为实验的背景。在场景 S 中, Agent a (购买方) 向 Agent b (出售方) 购买商品 M 一件, 市场上 M 的单价一般为 900 元, 成交价格大都介于 700 元和 1200 元之间。

4.1 协商参数

在协商进行之前, Agent a 需要确定其协商参数: 保留价格、理想价格以及效用函数, 同时要设置 Agent b 的保留价格、出价概率、理想价格以及效用函数。

假定 Agent b 的保留价格概率如表 1 所示, Agent b 的条件出价概率如表 2 所示。

表 1 协商前 Agent b 的保留价格概率

保留价 (元)	700(R_1)	800(R_2)	900(R_3)	1000(R_4)	1100(R_5)	1200(R_6)
概率	0	0.1	0.3	0.4	0.2	0

表 2 Agent b 的条件出价概率

出价 (元)	保留价(元)					
	700(R_1)	800(R_2)	900(R_3)	1000(R_4)	1100(R_5)	1200(R_6)
700	0.3	0	0	0	0	0
800	0.3	0.3	0	0	0	0
900	0.2	0.3	0.3	0	0	0
1000	0.1	0.2	0.3	0.4	0	0
1100	0.1	0.1	0.2	0.3	0.4	0
1200	0	0.1	0.1	0.2	0.4	0.4
1300	0	0	0.1	0.1	0.2	0.6

用线性函数作为 Agent a 和 Agent b 的效用函数: $u = ax + b$ 。假定 Agent b 的保留价为 1100 元, 理想价格为 700 元; Agent b 的保留价为 800 元, 理想价格为 1100 元。对于 Agent a , 其在效用函数上有两个点: (1100, 0.5), (700, 1); 对于 Agent b , 其在效用函数上有两个点: (800, 0.4), (1100, 1)。计算得出 Agent a 和 Agent b 的效用函数分别为:

$$u^a = -1.25 \times 10^{-3} \times x + 1.875 \quad (6)$$

$$u^b = 2 \times 10^{-3} \times x - 1.2 \quad (7)$$

4.2 协商流程

第一轮协商, Agent a 出价 700 元, Agent b 出价 1200 元。Agent a 收到 Agent b 的第一个提议 ($e_1 = 1200$ 元) 之后, 基于表 1 和表 2 对 Agent b 保留价格的设置, 根据式(4), 及 $P(R_1) = 0$ 有: $P(R_1|e_1) = 0$, $P(R_2|e_1) = 0.05$, $P(R_3|e_1) = 0.15$, $P(R_4|e_1) = 0.4$, $P(R_5|e_1) = 0.4$, $P(R_6|e_1) = 0$ 。

$P(e|R_i)$ ($e \in E$, E 表示出价集合) 表示 Agent b 的保留价是 R_i 的情况下出价 e 的条件概率, E 由一些离散的点组成, 如 700, 800, ..., 1300。如果 Agent b 的出价 $e \in E$, 定义:

$$P(e|R_i) = P(e'|R_i) (e' \in E \text{ 且 } |e - e'| = \min(|e - e''|) (e'' \in E)) \quad (8)$$

在更新对 Agent b 的信念后, Agent b 的保留价格概率如

表 3 所示, Agent b 的平均保留价格变为: $R = \sum_{i=1}^6 R_i P(R_i) = 1015$ 。

表 3 第一轮协商后 Agent b 的保留价格概率

保留价 (元)	700(R_1)	800(R_2)	900(R_3)	1000(R_4)	1100(R_5)	1200(R_6)
概率	0	0.05	0.15	0.4	0.4	0

现在计算 Agent a 的下一轮出价, 首先计算 Agent a 和 Agent b 的不妥协度, 我们令:

$U_i^a(CONF) = 0$, $U_i^b(CONF) = 0$ ($i = 1, 2, \dots, t_{\max}$), 根据式(1)和(2), 有: $PR_i^a = 0.625$, $PR_i^b = 0.8$ 。

$PR_i^a < PR_i^b$, 说明 Agent a 的不妥协度小于 Agent b 的不妥协度, 因此 Agent a 应该采取妥协的策略。Agent a 的妥协程度 PC^a 为: $PR_{i+1}^a \geq PR_{i+1}^b$, 于是有: $PR_{i+1}^a = \frac{1 - (2 \times 10^{-3} \times x - 1.2)}{1 - 0} \leq 0.625$, 即: $x \geq 787.5$ 。

所以 Agent a 在下一轮的出价应该大于等于 787.5 元。在该实验中, Agent a 出价 787.5 元。

在 Agent a 通过更新对 Agent b 的信念并做出决定的时候, Agent b 也按照同样的步骤决定不妥协, 坚持出价 1200 元。

在第二轮协商中, 即 Agent a 收到 Agent b 在第二轮的报价 $e_2 = 1200$ 元后, 同理, 先更新对 Agent b 的信念, 并计算出 Agent b 的保留价格概率如表 4 所示, Agent b 的平均保留价变为: $R = \sum_{i=1}^6 R_i P(R_i) = 1075$ 。

表 4 第二轮协商后 Agent b 的保留价格概率表

保留价 (元)	700(R_1)	800(R_2)	900(R_3)	1000(R_4)	1100(R_5)	1200(R_6)
概率	0	0.006	0.018	0.195	0.780	0

然后计算出 Agent a 和 Agent b 有相同的不妥协度。为了避免陷入僵持的局面, 当 $PR_i^a = PR_i^b$ 时, 我们使 Agent a 妥协, 使 PR_{i+1}^a 的值降低百分之一, 即:

$$PR_{i+1}^a = 0.99 \times PR_i^a \quad (9)$$

从而得出 Agent a 在第三轮的出价为 790.6 元, 同时 Agent b 也做出决定在第三轮中出价 1195 元。与此类似, 在经过 112 轮协商之后, Agent a 和 Agent b 达成协议, 成交价格为 946 元。

4.3 实验仿真与分析

根据上面的讨论, 在多 Agent 环境中的实验结果如图 1 和图 2 所示。图 1 反映了 Agent a 和 Agent b 在整个协商过程中的出价情况, 图 2 反映了 Agent a 和 Agent b 在整个协商过程中对协商对手的保留价信念的变化情况。

从图 1 可以看出, Agent a 和 Agent b 一直在朝着达成协议的方向前进, 并收敛于某一个接受协商提议的协商点; 从图 2 中可以看出 Agent a 和 Agent b 对协商对手的保留价信念在经过一定轮次的协商之后逐渐稳定下来, 反映了 Bayesian 学习机制的特点。

(下转第 158 页)

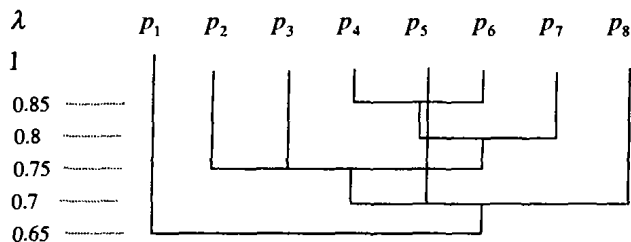


图3 实例 Web 模糊聚类分析动态聚类图

取 $\lambda=0.65$ 时, 将 Web 页面集合 P 分为 1 类: $\{p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8\}$, 表示 Web 页面集合中所有 Web 页面具有

弱关系, 相关度为 0.65。

该实例 Web 模糊聚类结果的动态聚类图如图 3 所示。

参考文献

- 1 Kosala R, Blockeel H. Web Mining research: A survey. SIGKDD Exploration, Jun. 2000, 2(1)
- 2 Theusinger C, Huber K K. Analyzing the Footsteps of Your Customers. In: Proc. of Workshop on Web Usage Analysis and User Profiling (WebKDD'2000), 2000
- 3 Spiliopoulou M. Web Usage Mining for Web Site Evaluation, Communication Of The ACM, 2000, 43(8): 127~134
- 4 张斌, 冯秋红, 等. Web 使用模式研究中的数据挖掘. 计算机应用研究, Mar. 2001, 80~83
- 5 谢季坚, 等. 模糊数学方法及其应用. 华中理工大学出版社, 2000
- 6 朱剑英. 智能系统非经典数学方法. 华中科技大学出版社, 2001

(上接第 150 页)

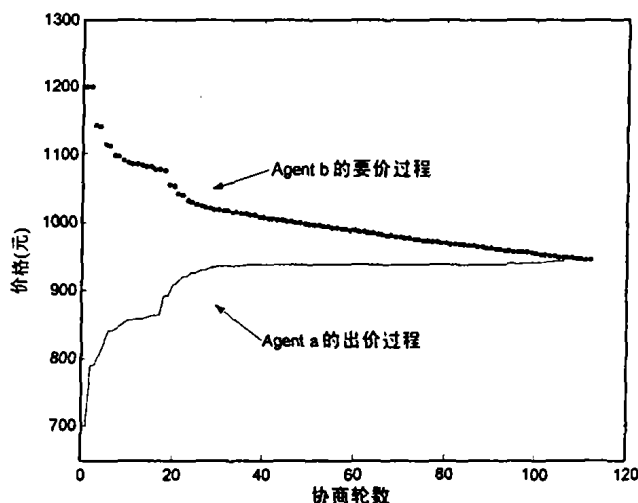


图1 协商流程图

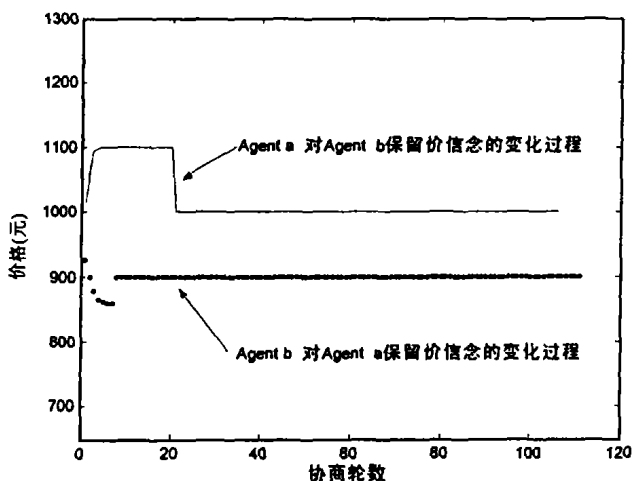


图2 Agent a 和 Agent b 关于其协商对手的保留价信念

Bayesian 学习作为一个简单、高效的学习算法, 也有一些弱点. 比如, 尽管多次协商可以克服协商开始前对协商对手的信念不准确的问题, 但是协商开始前对协商对手的信念对整个协商过程有较大影响, 因此最好采用一些经验信息作为对协商对手的初始信念; 在协商的过程中需要一些额外的控制以保证协商的顺利进行, 比如要采取措施避免陷入僵持状态。

结束语 论文在给出一个通用的协商结构 GNA 的基础上, 定义了基于场景的协商协议以及基于冲突点与不妥协度的协商策略, 然后在此基础上建立了基于 Bayesian 学习的协商模型 NMBL。

从整个协商过程看, Bayesian 学习协商模型具有简单、高效的特点, 在经过有限轮协商之后, 能够对协商对手的信念做出较为准确的判断. 基于 Bayesian 学习的协商模型把整个协商过程看成一个动态的过程, 在协商过程中不断地从协商环境中获取有用的信息, 使得协商模型具有很好的灵活性和广泛的适应性。

实验结果反映出 Bayesian 学习协商模型具有良好的协商性能, 为基于 Multi-Agent 的分布计算与应用提供了一种动态的高效率协作机制, 同时该模型的动态学习特性还可以提高 Multi-Agent 系统适应复杂和动态环境的能力. 下一步的研究中我们将进一步讨论 NMBL 的多边协商以及解集优化等问题。

参考文献

- 1 Sycara K. Multiagent Systems. Artificial Intelligence, 1998, 19(2): 79~92
- 2 Kraus S, Sycara K, Evenchik A. Reaching agreements through argumentation: a logical model and implementation. Artificial Intelligence, 1998, 104: 1~69
- 3 Parsons S, Sierra C, Jennings N R. Agents that reason and negotiate by arguing. Journal of Logic and Computation, 1998, 8(3): 261~292
- 4 Zlotkin G, Rosenschein J. Mechanisms for automated negotiation in state oriented domains. Journal of Artificial Intelligence Research, 1996, 5: 163~238
- 5 Binmore K. Fun and Games: A Text on Game Theory. D. C. Heath and Co. Press, 1992
- 6 Binmore K, Vulkan N. Applying Game Theory to Automated Negotiation. Paper prepared for the DIMACS Workshop on Economics, Game Theory and the Internet, at Rutgers University, New Brunswick, NJ, April 1997
- 7 Oliver J R. On Automated Negotiation and Electronic Commerce: [PhD thesis]. University of Pennsylvania, 1997
- 8 Matos N, Sierra C, Jennings N R. Determining successful negotiation strategies: an evolutionary approach. In: Proc. 3rd Int. Conf. on Multi-Agent Systems, Paris, France, 1998. 182~189
- 9 Chao K-M, Anane R, Chen J H, Gatward R. Negotiating Agents in a Market-Oriented Grid. In: 2nd IEEE/ACM Intl. Symposium on Cluster Computing and the Grid, IEEE Computer Society, 2002. 436~437
- 10 Chen J H, Anane R, Chao K M, Godwin N. Architecture of an agent-based negotiation mechanism. In: Proc. of the 22nd IEEE Intl. Conf. on Distributed Computing Systems Workshops, IEEE Computer Society, 2002. 379~384
- 11 Chen J H, Chao K M, Godwin N, Reeves C, Smith P. An automated negotiation mechanism, based on co-Evolution and game theory. In: the 17th ACM Symposium on applied Computing, Special Track on Agents Interactions, Mobility, and System (AIMS), 2002. 63~65
- 12 Zeng D, Sycara K. Bayesian Learning in Negotiation. This paper appears in the Working Notes of the AAAI 1996 Stanford Spring Symposium Series on Adaptation, Co-evolution and Learning in Multiagent Systems
- 13 Ren Z, Anumba C J. Learning in multi-agent systems: a case study of construction claims negotiation. Advanced Engineering Informatics, 2002, 16: 265~275
- 14 Rubinstein A. Perfect equilibrium in a bargaining model. Econometrica, 1982, 50: 97~109
- 15 祝世京, 陈廷. 一种冲突性的多人多目标决策模型. 自动化学报, 1993, 19(3): 316~322