

基于交互历史的多 Agent 自动协商研究

杨清平^{1,2} 蒲国林^{1,2} 王 刚¹ 邱玉辉¹

(西南大学语义网格实验室 重庆 400715)¹ (四川文理学院计算机科学系 达州 635000)²

摘 要 在多 Agent 协商过程中,初始信念起到了至关重要的作用。而初始信念的形成是由设计者给予的部分专家知识和策略集,成功的交互历史是 Agent 在复杂环境中最后达成一致的提议集。通过学习机制从交互历史中获得知识,形成协商的初始信念,将更加有效地预测对方的策略,缩短协商过程的时间,再通过在线学习来协调己方 Agent 的行为。在此基础上优化协商模型,提高协商的效率和成功率。

关键词 多 Agent,交互历史,协商,在线学习

Research on Multi-Agent Negotiation Based on Human-computer Interaction

YANG Qing-ping^{1,2} PU Guo-lin^{1,2} WANG Gang¹ QIU Yu-hui¹

(Semantic Grid Laboratory, Southwest University, Chongqing 400715, China)¹

(Department of Computer Science, Sichuan University of Arts and Science, Dazhou 635000, China)²

Abstract Initial belief, the forming of which is the giving of partial expert knowledge and strategies integration by designers, plays an important role in the Multi-Agent negotiation. Successful human-computer interactive history, therefore, is unanimous offering set of multi-agent. In initial belief obtaining of knowledge forming negotiation by learning mechanism, the strategies of the other side can be forecasted effectively, and the time necessary for negotiation will be greatly shorten. Meanwhile, the acts of this side can be negotiated through on-line learning. So through the building of the negotiation model, the negotiation efficiency can be improved.

Keywords Multi-Agent, Human-computer interaction history, Negotiation, On-line learning

1 引言

Agent 是驻留在复杂的动态环境中,对环境具有感知能力,靠自身利益驱动并能通过一系列行动达到自身目标的软件或硬件实体^[1]。多 Agent 系统是以人类社会为模板进行研究的。在人类社会中,人与人的交互无处不在。在开放、动态的多 Agent 系统环境下,具有不同目标的多个自主 Agent 必须对其目标、资源的使用进行交互。在多数情况下,Agent 在处理问题时需要不断地进行各种交互,共同协作完成一项任务或提高它们的性能^[2]。

多 Agent 协商是在交互式的、不可预知的、无规则变化的环境中开展的。但是,它们自身的初始信念都是设计者或使用者在初始化的时候给予的部分专家知识和策略集。显然,这些静态存储的信息不足以应付它们周围动态变化的环境。而且,在很多情况下,由于 Agent 私有信息的保密性,在进行协商之前,各方 Agent 不可能得到完整的初始信念。但是,从另一方面来看,对交互对手的认知程度又会直接影响到 Agent 的行为产生方法和策略选取^[3]。所以,在多 Agent 进行协商的情况下,如何通过选择 Agent 个体的协商策略^[4]和完善 Agent 个体的自治能力来提高协商的效率具有重要的实用价值。

如果 Agent 在协商过程开始前对协商对手的信息处于一种未知的状态,就会加大 Agent 在协商中决策的不确定性,既不能有效地保证在协商过程中提高 Agent 的收益,同时降低

了协商的成功率。成功的交互历史是 Agent 综合多方面知识和复杂环境做出的理性选择,在协商过程中具有重要的参考性。在多 Agent 协商过程中,通过学习方法综合交互历史知识,形成协商的初始信念,并以此为根据对协商模型进行优化以提高协商的效率和成功率。

2 Agent 协商模型的形式化定义

一个好的协商模型应具有如下属性:能够有效地描述协商问题;能够描述协商的动态特性;支持 Agent 的学习能力;协商过程需要的计算资源是有限的;提供灵活的、可选择的协商协议^[8,10,12]。从以上设计目标出发,本文给出基于交互历史的双边多项目协商模型,定义如下:

$$MODEL = \langle G, S, V, H, F, W, T \rangle$$

其中

G :表示参与协商的 Agent 集合, $G = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, n 为 Agent 的个数, $n \in N$ 。 $G = Ag1 \cup Ag2$, $Ag1$ 为 proposer 是发起协商的 Agent, $Ag2$ 为 participator 是响应 proposer 有协商意愿的 Agent。

S :协商命题集合, $S = \{\langle s_1, z_1 \rangle, \langle s_2, z_2 \rangle, \dots, \langle s_M, z_M \rangle\}$, 表示参与者共同协商的项目。对 $\forall \langle s_m, z_m \rangle \in S, 1 \leq m \leq M, s_m$ 为命题主题,即项目名称、标识等, $z_m = \langle x_1, x_2, \dots, x_j \rangle$ 表示命题 s_m 在协商中的议题向量, x_j 的取值均可以量化, $1 \leq j \leq J, J \in N, M \in N$ 。

V :一个向量集合, $V = \{V_{a_1}^m, V_{a_2}^m, \dots, V_{a_n}^m\}, \forall a_i \in G, 1 \leq i$

$\leq n$, 表示 Agent 个体 a_i 对协商命题 s_m 提出的议题向量集合, 其中, $V_{a_i}^{z_m} = \langle v_{a_i}^{x_1}, v_{a_i}^{x_2}, \dots, v_{a_i}^{x_j} \rangle$, 元素 $v_{a_i}^{x_j}$ 表示议题 x_j 的值。协商议题的保留值向量 $\bar{V}_{a_i}^{z_m} = \langle \bar{v}_{a_i}^{x_1}, \bar{v}_{a_i}^{x_2}, \dots, \bar{v}_{a_i}^{x_j} \rangle$, 表示 Agent 个体 a_i 在协商中对命题 s_m 的保留值, 协议的最终结果不能比该保留值差。其中 $\forall x_j, (1 \leq j \leq J)$, $\bar{v}_{a_i}^{x_j}$ 表示议题 x_j 的保留值。

H : 交互历史向量集合, $H = \langle \langle s_1, q_1^m \rangle, \langle s_2, q_2^m \rangle, \dots, \langle s_M, q_M^m \rangle \rangle$, 对 $\forall \langle s_m, q_m^m \rangle \in H, 1 \leq m \leq M, M \in N, s_m$ 为协商命题, $q_m^m = \langle h_1^m, h_2^m, \dots, h_L^m \rangle, (1 \leq L, L \in N)$, 为协商命题 s_m 对议题向量 z_m 的成功交互历史记录数。 $h_i^m = \langle v_i^{x_1}, v_i^{x_2}, \dots, v_i^{x_j} \rangle (1 \leq i \leq L, 1 \leq j \leq J)$, 为 Agent 个体 a_i 就协商命题 s_m 某次成功协商中各议题向量 $z_m = \langle x_1, x_2, \dots, x_j \rangle$ 的取值。

F : 预测保留值向量集合, $F = \langle f_{a_1}^{z_m}, f_{a_2}^{z_m}, \dots, f_{a_n}^{z_m} \rangle$, 表示 Agent 个体 a_i 对协商对手 Agent 就命题 s_m 的议题 z_m 的预测。 $f_{a_i}^{z_m} = \langle f_{a_i}^{x_1}, f_{a_i}^{x_2}, \dots, f_{a_i}^{x_j} \rangle$, 其中, $\forall a_i \in G, (1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq J)$, 表示 Agent 个体 a_i 在开始时对对手 Agent 就命题 s_m 的每个议题 $z_m = \langle x_1, x_2, \dots, x_j \rangle$ 的保留值预测的结果向量。 $f_{a_i}^{x_j}$ 表示 Agent 个体 a_i 在议题 x_j 上的一次预测结果。

W : 协商议题的权重集, $W = \langle w_1, w_2, \dots, w_j \rangle, w_j (1 \leq j \leq J)$ 表示 Agent 个体 a_i 给出议题 x_j 权重值。如, $w_1 > w_2$ 表示协商议题 x_1 和 x_2 中 a_i 更偏好 x_1 。

T : 表示协商的限制时间, 若协商时间超过限制时间 T_{max} , 则认为协商失败。

3 协商协议

协商协议是协商双方都必须遵守的一系列协商规则集, 任何 Agent 之间的交互活动都要受到它的约束。在协商过程中, Agent 对各属性值的不同偏好导致彼此之间的冲突, 冲突的解决需要双方通过协商进行。参加协商的 Agent 对每个属性都有一个最低可以接受的保留值。在 Agent 协商中, 我们把各个属性抽象为协商的议题, 而把属性的保留值抽象为协商议题的一个约束条件。同时, 由于不同的属性对 Agent 具有不同的重要性, 因此使用权值表示不同的属性对 Agent 的重要性, 即协商议题的重要性。下面的讨论中, Agent 的思维状态采用 BDI 模型, 不同的 Agent 有不同的目标。在协商的过程中遵守的规则为:

- (1) 协商双方有诚意通过协商达成一致;
- (2) 自利 Agent 关心自身总体效用的最大化, 总是提出对自己有利的方案;
- (3) 当协商双方对协商问题不能达成一致时, Agent 可以考虑坚持自己重视的问题, 放宽重视程度较低的问题来达成一致, 从而使双方利益最大化;
- (4) 双边多议题协商采用交换议题提议的方式进行, 任何一方 Agent 个体在时间 t 接受对手的提议 (offer) 并对其进行评估, 然后做出反应。Agent 个体在 $u+1$ 轮提议中, 不允许提出比第 u 轮提议对其他 Agent 来说更差的提议;
- (5) Agent_i 发出请求 Proposal, Agent_j 做出 3 种反应: reject, 协商以失败告终; accept, 达成一致, 协商成功; counterproposal, 向 Agent_i 发出反提议。此时, Agent_i 同样做出 3 种反应: reject, accept, counterproposal;
- (6) 可以多次进行交互, 交互的次数由协商所规定的最后时间、提议的内容决定。最后结局是达成一致或以失败结束。

4 协商策略

Agent 在协商过程中, 需要通过自身的决策机制, 采用某一种或者几种方法判定对方的提议, 并结合自身的各种参数, 根据当前的环境产生下一步的动作。这种机制称为 Agent 的协商策略。Peyman Faratin 等人认为, 协商策略是一个函数集, 这个集合通过考虑单个标准来决定如何计算协商所涉及的议题的值^[6]。协商议题值的集合就是函数的值域, 而单个标准则是它的定义域。

4.1 基于交互历史信息的效用评价

通过中间平台查找交互历史信息, 对命题 s_m 的协商历史信息 H 按照时间降序排列, 命题 s_m 的成功协商的议题序列 $q_m^m = \langle h_1^m, h_2^m, \dots, h_L^m \rangle, (1 \leq L, L \in N)$, 各议题向量为 $z_m = \langle x_1, x_2, \dots, x_j \rangle$, 最后达成一致的议题值向量为: $h_i^m = \langle v_i^{x_1}, v_i^{x_2}, \dots, v_i^{x_j} \rangle, (1 \leq i \leq L, 1 \leq j \leq J)$ 。 h_i^m 中各议题 x_j 的权重为 $w_j (1 \leq j \leq J)$, 且满足 $\sum_{j=1}^J w_j = 1$, 因此效用函数:

$$U(h_i^m) = w_1 v_i^{x_1} + w_2 v_i^{x_2} + \dots + w_j v_i^{x_j} (1 \leq i \leq L) \quad (1)$$

设 U_{max} 代表 Agent 效用最大化的行为, 则:

$$U_{max} = \arg \max (\sum_{i=1}^L P(h_i^m | x_j, E) \times U(h_i^m)) (1 \leq j \leq J) \quad (2)$$

$q_m^m = \langle h_1^m, h_2^m, \dots, h_L^m \rangle$ 为依次选择各种不同的成功协商的议题序列, 用 \arg 表示期望效用总和最大的向量。条件概率中的背景证据 E 是由历史行为提供的已知数据。上式就表示出所有交互历史中所提出的策略中选取期望效用最大化的那个策略的行为。由上边的(1)、(2)两式可得到:

$$U_{max} = \arg \max (\sum_{i=1}^L P(h_i^m | x_j, E) \times \sum_{i=1}^L w_j v_i^{x_j}) (1 \leq j \leq J) \quad (3)$$

根据以上所得效用最大化函数, Agent 个体 a_i 就可以综合交互历史中各 Agent 的协商信息进行全面评价, 以便更好地提出提议的初始信念, 提高协商的效率和成功率。

4.2 基于协商过程的效用评价

一个“理性”的 Agent 个体在协商中的目的自然是最大化自己所获得的效用, 但是衡量协商结果的标准并不仅仅是获得好的效用, 同时要考虑协商所花费的时间等因素。在实际情况中, 协商所花费的时间对协商最后的协商结果造成不同程度的影响。一个合理的协商结果可以使 Agent 个体在效用和时间之间达到一个合适的平衡。

协商对方 Agent 对命题 s_m 的提议向量 $z_m = \langle x_1, x_2, \dots, x_j \rangle$ 最后达成一致的提议值向量为 $V_{a_i}^{z_m} = \langle v_{a_i}^{x_1}, v_{a_i}^{x_2}, \dots, v_{a_i}^{x_j} \rangle, 1 \leq j \leq J$, 设 t_i 为提议 x_j 达成协议的时间, $0 < t_i \leq T, \delta_i$ 是 x_j 的折扣因子, 它将影响达成协议的时间。通过改进文献[9]的效用计算, 则效用函数定义如下:

$$UT_1 = (v_{a_i}^{x_1}, v_{a_i}^{x_2}, \dots, v_{a_i}^{x_j}, t_1, t_2, \dots, t_j) \\ = \sum_{j=1}^J ((\bar{v}_{a_i}^{x_j} - v_{a_i}^{x_j}) \times w_j \times (\delta_j)^{t_j}) \quad (4)$$

$$UT_2 = (v_{a_i}^{x_1}, v_{a_i}^{x_2}, \dots, v_{a_i}^{x_j}, t_1, t_2, \dots, t_j) \\ = \sum_{j=1}^J ((v_{a_i}^{x_j} - \bar{v}_{a_i}^{x_j}) \times w_j \times (\delta_j)^{t_j}) \quad (5)$$

其中, w_j 为议题 x_j 的权重, 且满足 $\sum_{j=1}^J w_j = 1$ 。如果 Agent 个体 a_i 是发起提议者, $a_i \in ag_1$, 则采用 (4) 式作为效用函数; 如果 Agent 个体 a_i 是响应提议者, $a_i \in ag_2$, 则采用 (5) 式作

为效用函数。当 $\delta_i > 1$ 时, Agent 达成协议越晚对它越有利; 当 $\delta_i < 1$ 时, Agent 达成协议越早对它越有利。

4.3 协商中的学习机制

在多 Agent 系统中, 外部 Agent 个体的决策和行为很可能影响到 Agent 自身的后续动作或最终利益^[5]。所以一个理性的 Agent 个体在做出自己的行动决策时, 必须将其它 Agent 个体的选择考虑在内。在 Agent 只拥有协商对手不完全知识的情况下, 通过学习的方法从协商信息中获得协商对手知识, 有利于做出正确的判断, 从而最大化自己的利益。

学习就是设法把在一种情况下成功的表现行为转移到另一类似的新情况中。学习是获取知识、积累经验、改进性能、发现规律、适应环境的过程。一般情况下, 每个 Agent 在协商前都拥有初始的信念, 在协商进行过程中 Agent 通过在线学习不断感知周围环境的变化, 更新初始的信念, 及时调整自身的策略从而达到最大的收益^[7]。

在协商模型 MODEL 中, 以 Agent 成功的交互历史信息 and 交互过程中的动态信息为依据, 预测交互对手的初始信念, 随系统的外部环境的不同而自动进行合理的调整。对于 Agent 个体 a_i 就命题 s_m 的议题 z_m 有: $V_{a_i}^{z_m} = \langle v_{a_i}^{z_1}, v_{a_i}^{z_2}, \dots, v_{a_i}^{z_j} \rangle$, 协商议题的保留值向量 $\bar{V}_{a_i}^{z_m} = \langle \bar{v}_{a_i}^{z_1}, \bar{v}_{a_i}^{z_2}, \dots, \bar{v}_{a_i}^{z_j} \rangle$, 预测保留值向量 $f_{a_i}^{z_m} = \langle f_{a_i}^{z_1}, f_{a_i}^{z_2}, \dots, f_{a_i}^{z_j} \rangle$, $a_i \in G, i \in N, 1 \leq j \leq J$ 。对 $\forall a_i \in G, i \in N, f_{a_i}^{z_j}$ 是对 $\bar{v}_{a_i}^{z_j}$ 的一个预测。

从成功交互历史信息中获得最后达成一致时议题 x_j 的取值向量为 $h_j^{z_m} = \langle v_i^{z_1}, v_i^{z_2}, \dots, v_i^{z_j} \rangle, 1 \leq i \leq L, 1 \leq j \leq J$ 。交互过程中 Agent a_i 向交互对手 Agent a_j 提交了命题 s_m 的提议值序列: $V_{a_i}^{z_m}(1), V_{a_i}^{z_m}(2), \dots, V_{a_i}^{z_m}(u)$, 其中, u 为协商次数。综合历史信息与交互过程的动态信息, 设 Agent a_j 获得的先验值及其分布为向量 $V^{z_j} = \langle v_i^{z_1}, v_i^{z_2}, \dots, v_i^{z_j} \rangle, u \in N$ 为先验值个数, 且 V^{z_j} 的分布向量为

$$p_0(V^{z_j}) = \langle p_0(v_i^{z_1}), p_0(v_i^{z_2}), \dots, p_0(v_i^{z_j}) \rangle$$

满足: $\sum_{k=1}^u p_0(v_k^{z_j}) = 1$ 。

在第 u 次协商中, Agent a_j 获得 Agent a_i 关于议题 x_j 的提议值 $v_{a_i}^{z_j}$, 利用贝叶斯(Bayesian)公式计算:

$$p(v_{a_i}^{z_1}, v_{a_i}^{z_2}, \dots, v_{a_i}^{z_j} | v_{a_i}^{z_k}) = \frac{p_0(v_{a_i}^{z_k}) \times p(v_{a_i}^{z_j} | v_{a_i}^{z_k})}{\sum_{k=1}^u p_0(v_k^{z_j}) \times p(v_{a_i}^{z_j} | v_k^{z_j})}$$

其中, $1 \leq k \leq u$, 而条件概率 $p(v_{a_i}^{z_j} | v_k^{z_j})$ 可按下式计算:

$$p(v_{a_i}^{z_j} | v_k^{z_j}) = 1 - \frac{|v_{a_i}^{z_j} / (1 + \beta) - v_k^{z_j}|}{v_{a_i}^{z_j} \times (1 + \beta)} \quad (6)$$

式中的 β 为 Agent a_j 认为 Agent a_i 的提议值 $v_{a_i}^{z_j}$ 比保留值 $\bar{v}_{a_i}^{z_j}$ 高出的百分比。

Agent a_j 可按下式估计 Agent a_i 关于议题 x_j 的保留值 $\bar{v}_{a_i}^{z_j}$:

$$f_{a_i}^{z_j} = \sum_{k=1}^u p(v_k^{z_j} | v_{a_i}^{z_j}) \times v_k^{z_j} \quad (7)$$

协商双方采用基于对方议题保留值估计值的提议策略, 通过对方的提议值估计对方相关议题的保留值。协商双方在保证自己最基本利益的前提下, 利用前面的学习机制, 按对方议题估计值的接近值进行提议。

5 协商算法

假设参与协商的 Agent 集合 $G1 = \{a_i, a_j\}, G1 \subset G, a_i \in$

$ag_1, a_j \in ag_2$, 从 t_0 时刻开始双方就协商命题 s_m 的议题向量 $z_m = \langle x_1, x_2, \dots, x_j \rangle$ 进行协商, 则在某个时刻 t , Agent 个体 a_i, a_j 交互过程如下:

(1) a_i 就协商命题 s_m 中的各议题 $z_m = \langle x_1, x_2, \dots, x_j \rangle$ 查看交互历史信息, 计算 U_{\max} 得到 a_i 期望的最大效用, 确定效用阈值 $[\rho_{\min}, \rho_{\max}]$, 形成初始信念。向 a_j 发送协商命题 s_m 的议题提议 $V_{a_i}^{z_m} = \langle v_{a_i}^{z_1}, v_{a_i}^{z_2}, \dots, v_{a_i}^{z_j} \rangle$ 。

(2) a_j 收到对手的提议后, 就协商命题 s_m 的议题, 查看交互历史信息, 计算 U_{\max} 得到 a_j 期望的最大效用, 确定效用阈值 $[\mu_{\min}, \mu_{\max}]$, 形成初始信念。

(3) a_j 计算效用 UT_2 , 如果效用 $UT_2 \geq \mu_{\max}$, 则对手提出的议题值的总效用在 a_j 所能接受的范围内, 则转(7); 如果效用 $UT_2 < \mu_{\min}$, 拒绝接受, 则转(6); 否则, 双方协商还未能达成一致, 需进一步协商。 a_j 比较自身的议题保留值找出提议中差距较大的 $x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mk}, (1 \leq k < J)$, 就议题 $x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mk}$ 查找交互历史信息, 利用在线学习机制, 修改这些议题的提议值, 调整更新各个问题的权值, 形成反提议 $V_{a_j}^{z_m} = \langle v_{a_j}^{z_1}, v_{a_j}^{z_2}, \dots, v_{a_j}^{z_j} \rangle$ 发送给协商对手 a_i 。

(4) 检查协商时间是否超时, 当 $(t - t_0) \geq T_{\max}$ 时, 转(6); 否则, 继续协商。

(5) a_i 根据 a_j 发送的提议 $V_{a_j}^{z_m}$, 计算效用 UT_1 , 如果效用 $UT_1 \geq \rho_{\max}$, 则对手提出的议题值的总效用在 a_i 所能接受的范围内, 则转(7); 如果效用 $UT_1 < \rho_{\min}$, 拒绝接受, 则转(6); 否则, a_i 比较自身的议题保留值和 a_j 对于各议题的提议值 $(1 \leq j \leq J)$, 找出二者差异较大的议题 $x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mk}, (1 \leq k < J)$, 就议题 $x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mk}$ 查找交互历史信息, 利用在线学习机制, 修改这些议题的提议值, 调整更新各个问题的权值, 形成新一轮协商的新提议 $V_{a_i}^{z_m} = \langle v_{a_i}^{z_1}, v_{a_i}^{z_2}, \dots, v_{a_i}^{z_j} \rangle$ 发送给对手 a_j , 转(3)。

(6) 协商失败, 算法结束。

(7) 协商成功, 协商议题最终的结果是 $V_{a_i}^{z_m}$, 添加成功交互历史记录, 算法结束。

6 实验模拟

为了验证算法的有效性, 设计实现了一个验证系统。设 Agent 个体 a_1, a_2 为电子商务系统中卖方和买方, 双方就某商务事件 s_m 进行协商, 协商的参数如表 1。

表 1 Agent 个体 a_1, a_2 协商参数

Agent	议题向量 z_m	议题向量值 $V_{a_i}^{z_m}$	议题向量保留值 $\bar{V}_{a_i}^{z_m}$
a_1	$\langle x_1, x_2 \rangle$	$\langle v_{a_1}^{x_1}, v_{a_1}^{x_2} \rangle$	$\langle \bar{v}_{a_1}^{x_1}, \bar{v}_{a_1}^{x_2} \rangle$
a_2	$\langle x_1, x_2 \rangle$	$\langle v_{a_2}^{x_1}, v_{a_2}^{x_2} \rangle$	$\langle \bar{v}_{a_2}^{x_1}, \bar{v}_{a_2}^{x_2} \rangle$

为了计算上的方便, 用协商次数代替双方协商允许的最大时间 T_{\max} , 即用 t 表示协商的次数。考虑模型使用了交互历史信息, 引用文献[11]实验数据并参照其结果, 引用数据如表 2。

表 2 引用的实验数据及协商结果

协商	a_1 (卖方)		a_2 (买方)		达成一致协议值
	$V_{a_1}^{z_m}$	$\bar{V}_{a_1}^{z_m}$	$V_{a_2}^{z_m}$	$\bar{V}_{a_2}^{z_m}$	
S ₁	$\langle 120, 57 \rangle$	$\langle 80, 45 \rangle$	$\langle 72, 40 \rangle$	$\langle 90, 50 \rangle$	$\langle 80, 48 \rangle$
S ₂	$\langle 120, 57 \rangle$	$\langle 90, 40 \rangle$	$\langle 72, 40 \rangle$	$\langle 95, 43 \rangle$	$\langle 90, 42 \rangle$
S ₃	$\langle 120, 57 \rangle$	$\langle 80, 40 \rangle$	$\langle 72, 40 \rangle$	$\langle 100, 55 \rangle$	$\langle 78, 46 \rangle$
S ₄	$\langle 120, 57 \rangle$	$\langle 90, 41 \rangle$	$\langle 72, 40 \rangle$	$\langle 92, 45 \rangle$	$\langle 91, 44 \rangle$
S ₅	$\langle 120, 57 \rangle$	$\langle 100, 45 \rangle$	$\langle 72, 40 \rangle$	$\langle 95, 50 \rangle$	$\langle 98, 44 \rangle$

利用交互过程的动态信息,采用基于对方议题保留值估计值的提议策略,Agent a_1 与 Agent a_2 协商的结果如表 3。

表 3 未学习历史信息的协商结果

协商	a_1 (卖方)		a_2 (买方)		协商次数	达成一致协议值
	$V_{a_1}^m$	$\bar{V}_{a_1}^m$	$V_{a_2}^m$	$\bar{V}_{a_2}^m$		
S ₁	⟨120,57⟩	⟨80,45⟩	⟨72,40⟩	⟨90,50⟩	4	⟨80,46⟩
S ₂	⟨120,57⟩	⟨90,40⟩	⟨72,40⟩	⟨95,43⟩	9	⟨92,40⟩
S ₃	⟨120,57⟩	⟨80,40⟩	⟨72,40⟩	⟨100,55⟩	5	⟨82,40⟩
S ₄	⟨120,57⟩	⟨90,41⟩	⟨72,40⟩	⟨92,45⟩	9	⟨92,40⟩
S ₅	⟨120,57⟩	⟨100,45⟩	⟨72,40⟩	⟨95,50⟩	11	⟨95,49⟩

以 Agent 成功的交互历史信息 and 交互过程中的动态信息为依据,采用基于对方议题保留值估计值的提议策略,Agent a_1 与 Agent a_2 协商的结果如表 4。

表 4 学习历史信息的协商结果

协商	a_1 (卖方)		a_2 (买方)		协商次数	达成一致协议值
	$V_{a_1}^m$	$\bar{V}_{a_1}^m$	$V_{a_2}^m$	$\bar{V}_{a_2}^m$		
S ₁	⟨120,57⟩	⟨80,45⟩	⟨72,40⟩	⟨90,50⟩	2	⟨82,45⟩
S ₂	⟨120,57⟩	⟨90,40⟩	⟨72,40⟩	⟨95,43⟩	5	⟨90,41⟩
S ₃	⟨120,57⟩	⟨80,40⟩	⟨72,40⟩	⟨100,55⟩	2	⟨83,40⟩
S ₄	⟨120,57⟩	⟨90,41⟩	⟨72,40⟩	⟨92,45⟩	6	⟨90,42⟩
S ₅	⟨120,57⟩	⟨100,45⟩	⟨72,40⟩	⟨95,50⟩	8	⟨94,48⟩

利用表 3、表 4 中的协商结果计算 Agent a_1 与 Agent a_2 的联合效用,即买卖双方多议题整体效用之和进行比较,如图 1 所示。横坐标表示协商,纵坐标表示协商的相对联合效用。

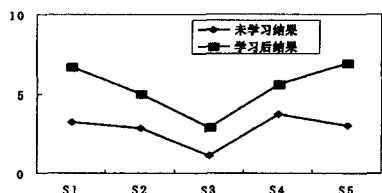


图 1 学习历史信息前后效用比较

以上实验结果表明,利用成功的协商历史信息 and 交互过程中的动态信息可以较准确地把握协商对手的初始信念,提高协商双方的整体效用,加快协商进程。

结束语 本文希望能从 Agent 协商的中间平台上获取交互历史信息,然后通过分析 Agent 个体的成功协商历史来提

取出使协商项目效用最大化的信息作为协商双方 Agent 的初始信念,从而在协商开始前较为准确预测对方 Agent 的保留值。在协商过程中,查找出差较大的协商议题,根据交互历史信息与交互过程中动态信息,利用贝叶斯公式,通过在线学习机制预测对手信念并调整己方策略。在此基础上提出了协商框架,优化协商进程,探讨希望能最大化双方的收益。由于多 Agent 系统所处环境的复杂性,Agent 个体的偏好、友好度及议题间是否均存在可补偿问题将是进一步讨论的问题。

参考文献

- [1] Wooldridge M. Agent-based Software Engineering. IEEE Proceedings on Software Engineering, 1997, 144(1): 26-37
- [2] Rahwan I, Ramchurn S D, Jennings N R, et al. Argumentation-based negotiation. Knowledge Engineering Review, 2004; 343-375
- [3] Jennings N R, Parsons S, Sierra C, et al. Automated Negotiation // Proceedings of the 5th International Conference on the Practical Application of Intelligent Agents and Multi-Agent Systems (PAAM-2000). 2000; 23-30
- [4] Matos N, Sierra C, Jennings N R. Determining successful negotiation strategies: an evolutionary approach // Proceedings of the 3rd International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS 98). 1998; 182-189
- [5] Zeng D, Sycara K. Bayesian Learning in negotiation. International Journal of Human-Computer Studies, 1998, 48: 125-141
- [6] Faratin P, Sierra C, Jennings N R. Negotiation decision functions for autonomous Agents. International Journal of Robotics and Autonomous Systems, 1998; 24(3/4): 5-19
- [7] Uprea M. Electronic An Adaptive Negotiation Model for Agent-Based Commerce. DJ. Romania: Department of Informatics, University of Ploiesti, 2000
- [8] 李勇, 李石君. 多 Agent 自动协商. 计算机工程, 2003, 29(6): 59-63
- [9] 王黎明, 黄厚宽. 一个基于多阶段的多 Agent 多问题协商框架. 计算机研究与发展, 2005; 1849-1855
- [10] 王立春, 陈世福. 多 Agent 多问题协商模型. 软件学报, 2002, 13(8): 1637-1643
- [11] 陈亚楠, 王黎明. 基于贝叶斯的多议题协商优化. 计算机工程与应用, 2006(6): 69-71
- [12] 王娟, 柴玉梅. 基于多议题协商的贝叶斯学习. 计算机技术与发展, 2006, 16(2)
- [13] 彭志平, 彭文, 等. 一种双边多议题自治协商模型的研究. 电子与信息学报, 2007, 29(3)

(上接第 202 页)

的方法能充分利用向量模型的特征,把与初始查询相关度大于某个阈值的词语添加进来,选择词语的范围和数量相对较大,从而能提高文献的查全率。

结束语 针对词词关联矩阵只考虑语词之间共同出现的缺陷,本文提出的基于相似性叙词表的模糊集合模型,通过在相似性叙词表基础上建立模型,并考虑语词与整个查询之间的相关性从而扩展查询,在一定程度上提高了信息检索的性能。在未来的工作中,我们将深入研究叙词表在 Web 上的应用,并对此模型进行进一步的改进。另外,由于商业数据库文献和语词数量庞大,构建一个相似性叙词表开销也是相当大的,因此叙词表的构建算法,以及存储和访问方式也有待进一步研究。

参考文献

- [1] Baeza-Yates R, Ribeiro-Neto B. Modern Information Retrieval.

Beijing: China Machine Press, 2004

- [2] Foskett D J. Reading in Information Retrieval. Thesaurus. Jones K S, Willet P, eds. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1997; 111-134
- [3] Jing Y, Croft W B. An association thesaurus for information retrieval[A] // Processing of the Intelligent Multimedia Information Retrieval Systems (RIA0'94)[C]. 1994; 146-160
- [4] Xu Jinxi, Croft W B. Query expansion using local and global document analysis // Proceedings of the 19th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Zurich, Switzerland, 1996; 4-11
- [5] Qiu Y, Frei H P. Concept based query expansion[A] // Proceedings of the 16th Annual International ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR' 93) [C]. 1993; 160-169
- [6] Zadeh L A. Fuzzy sets. Readings in Fuzzy Sets for Intelligent Systems. Dubois D, Prade H, Yager R R, eds. Morgan Kaufmann, 1993