

一种消解协商僵局的多目标粒子群优化算法

彭志平, 陈 珂

(茂名学院计算机科学与技术系, 广东茂名 525000)

摘 要: 解决协商僵局问题是协商优化中的重要研究课题. 利用协商议题之间的相关性, 提出了一种用于消解双边多议题协商僵局的多目标粒子群优化算法(MOPSO). MOPSO 首先动态放宽僵局议题的保留值, 然后将僵局议题相关的多个议题的保留值缩紧问题转化为一个多目标优化问题, 通过粒子群搜索到 Pareto 最优解集, 从而并行优化了这些相关议题的保留值, 最后在不降低协商者整体利益条件下进行协商议题保留值向量等效置换. 实验验证了 MOPSO 是有效的, 其僵局解决能力明显比现有的其他方法强.

关键词: 多议题协商; 协商僵局; 粒子群算法; 多目标优化

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 08-1452-06

A Multi-Objective Particle Swarm Optimization Algorithm for Solving Negotiation Deadlock

PENG Zhi-ping, CHEN Ke

(Department of Computer Science and Technology, Maoming College, Maoming, Guangdong 525000, China)

Abstract: It is one of the important study tasks for negotiation optimization to solve negotiation deadlocks. In order to get rid of such deadlocks in the time-limited bilateral and multi-issue autonomous negotiation, a multi-objective particle swarm optimization algorithm, called MOPSO, is put forward in this paper. MOPSO makes full use of the relationship among issues and first relaxes the reserved value of the issue dynamically which triggers the negotiation deadlock. Then the algorithm translates the problem of tightening the reserved values of the issues relevant to the deadlock issue into a multi-objective optimization one and turns up a Pareto-optimal set by a particle swarm. In this way, these reserved values are optimized in parallel and the algorithm lastly replaces the old reserved vector of the negotiation issues with a new one equivalently, which keeps the level of the integrated utility of the negotiant. The obtained results of experiments on E-commerce support the claim that MOPSO is valid and it is preferable to the existing method in solving the problem of the negotiation deadlocks.

Key words: multi-issue negotiation; negotiation deadlock; particle swarm optimization; multi-objective optimization

1 引言

自治协商是多 Agent 协作研究的一个重要分支,也是多 Agent 系统的关键问题之一^[1]. Agent 在自治协商过程中经常会发生由于某个协商议题没有达到平衡点而导致协商陷入僵局的情形. 当僵局发生时, 如果不采取一定的消解措施, 在限时条件下很可能导致协商失败, 大大降低了协商成功率和协商效用. 因此, 消解协商僵局是协商优化的重要研究课题. 但是, 目前绝大多数自治协商模型^[2~7]都没有涉及这一问题的研究, 只有为数很少的相关报道, 主要包括: Guo 等人^[8]使用强化学习中的 Q-学习算法动态放宽僵局议题的保留值, 然后在已经达成一致的议题集合中选择一个与僵局议题相关的议题, 并缩紧该相关议题的保留值, 最后进行协商议题保留值向量的等效置换; Raymund 等人^[9]则从协商协议入手, 提出基于第三方仲裁的僵局消解协议.

我们认为, 现有工作是初步的. 第一种方法明显存在两点不足: (1) 当协商议题较多时, 不可避免会出现

Q-学习算法所固有的维数灾难、学习速度缓慢等问题; (2) 仅仅缩紧单个相关议题的保留值, 而其他相关议题的保留值保持不变, 这使得僵局议题保留值的动态放宽幅度很有限. 第二种方法, 由于所提出的僵局消解协议过于复杂, 使用起来很不方便, 其效果仍有待进一步研究. 根据参与协商的 Agent 个数, 多议题自治协商可分为双边多议题自治协商和多边多议题自治协商. 在文中, 我们提出了一种用于解决双边多议题协商僵局问题的多目标粒子群优化算法(Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO). 与 Guo 等人^[8]所采用的机制相似, MOPSO 动态放宽了僵局议题的保留值. 但是, MOPSO 将僵局议题相关的多个议题的保留值调整问题转化为一个多目标优化问题, 通过粒子群的并行搜索, 获得 Pareto 最优解集, 然后进行多个相关议题保留值的动态并行优化, 平衡了由于放宽僵局议题保留值所造成的协商效用损失. 由此, MOPSO 在不降低协商者协商效用前提下实现了协商议题保留值向量的等效置换.

我们通过实验验证了 MOPSO 是有效的,其僵局解决能力明显比 Guo 等人^[8]的方法强.

2 双边多议题自治协商框架

我们认为,限时条件下双边多议题自治协商通用框架至少应包括协商参与者集合 AS、协商议题 NI、协商效用评价机制 UM、协商交互协议 IP、协商议题提议值策略 PP 和交互时间 IT 等六要素.由于本文所讨论的协商限于双边协商,因此 AS 可定义为 $AS = \{ a_1, a_2 \}$; 另外,在限时条件下可设 $IT = \{ 1, 2, \dots, t_{max} \}$, 其中 t_{max} 表示双方约定的最多交互次数.

2.1 协商议题要素- NI

定义 1 $\forall a_i \in AS, NI$ 可定义为一个四元组 $(IX, IV^{IV}, IW_{a_i}^{IX}, IVR_{a_i}^{IX})$, 各元组分别定义为:

$\forall n \in N(N$ 为自然数集), $IX = (ix_1, ix_2, \dots, ix_n)$ 为协商议题向量,表示双方协商所涉及的 n 个议题.协商参与者希望通过协商,能就这 n 个议题达成一致(平衡).

$IV^{IX} = (iv^{ix_1}, iv^{ix_2}, \dots, iv^{ix_n})$ 表示在协商议题向量 IX 上的一个取值向量,称之为协商议题值向量. $\forall ix_m \in IX, iv^{ix_m} \in R^{ix_m}$, 其中 R^{ix_m} 为议题 ix_m 的值域.

$IW_{a_i}^{IX} = (iw_{a_i}^{ix_1}, iw_{a_i}^{ix_2}, \dots, iw_{a_i}^{ix_n})$ 表示 a_i 对各协商议题分配的权重,称之为协商议题权重向量,且有 $\sum_{m=1}^n iw_{a_i}^{ix_m} = 1$.

$IVR_{a_i}^{IX} = (ivr_{a_i}^{ix_1}, ivr_{a_i}^{ix_2}, \dots, ivr_{a_i}^{ix_n})$ 表示 a_i 允许各协商议题取值的底线,称之为协商议题保留值向量. $\forall ix_m \in IX, ivr_{a_i}^{ix_m} \in R^{ix_m}$.

2.2 协商效用要素- UM

定义 2 $\forall a_i \in AS, \forall ix_m \in IX, SU_{a_i}^{ix_m}: R^{ix_m} \rightarrow R$ (R 为实数集) 为 a_i 评价议题 ix_m 各种取值的效用大小,称之为 a_i 单议题效用函数.

定义 3 $\forall a_i \in AS$, 称 a_i 上各单议题效用函数的加权求和为 a_i 多议题整合效用函数,记为 EU_{a_i} , 形式化为: $EU_{a_i}(IV^{IX}) = \sum_{m=1}^n iw_{a_i}^{ix_m} \times SU_{a_i}^{ix_m}(iv^{ix_m})$.

另外,我们用式(1)来评价协商议题值向量 IV^{IX} 和 IV^{IX} 的多议题整合效用差距,形式化为:

$$\forall a_i \in AS, \Delta_i(EU_{a_i}(IV^{IX}), EU_{a_i}(IV^{IX})) = \sum_{m=1}^n iw_{a_i}^{ix_m} \times (SU_{a_i}^{ix_m}(iv^{ix_m}) - SU_{a_i}^{ix_m}(ivr_{a_i}^{ix_m})) \quad (1)$$

2.3 协商交互协议要素- IP

假设 $\forall a_i \in AS$ 与其协商对手就协商议题向量 $IX = (ix_1, ix_2, \dots, ix_n)$ 进行协商,则在第 t ($\forall t \in IT$) 次协商交互中 a_i 按照下面过程进行推理:

(1) a_i 接收到对方的提议,如果是同意提议,则转步(3).

(2) a_i 根据式(1)计算多议题整合效用差距 $\Delta_i = a_i(EU_{a_i}(IV_{op}^{IX}(t)), EU_{a_i}(IVR_{a_i}^{IX}))$, 其中 $IV_{op}^{IX}(t)$ 为在本次交互中对方向 a_i 发出的协商议题提议值向量.若 $\Delta_i \leq 0$, 表示 a_i 对对方的提议表示满意,则向对方发送同意提议;否则,表示不满意对方提议,需进一步协商,根据提议策略,向对方发送反提议,然后转步(1).

(3) 结束协商.

2.4 协商议题提议值策略要素- PP

协商者根据协商议题提议值策略向对方提出议题的提议值,而提议值策略一般都与协商交互次数、对方的议题提议值、协商者本身的议题保留值有关,形式化为: $\forall a_i \in AS, \forall ix_m \in IX, \forall t \in IT, iv_{a_i}^{ix_m, op}(t) = pp_{a_i}^{ix_m}(t, iv_{op}^{ix_m}(t), ivr_{a_i}^{ix_m})$.

3 多目标粒子群优化算法

3.1 协商僵局检测

假设 $\forall a_i \in AS$ 与其对手按照第 2 节所描述的协商框架就协商议题向量 $IX = (ix_1, ix_2, \dots, ix_n)$ 进行协商.从 2.4 节可知, $IV_{op}^{IX}(t)$ 随协商交互次数 t 变化而动态变化;另一方面,由于 MOPSO 采用协商议题保留值向量动态置换机制来消解协商僵局,因而 $IVR_{a_i}^{IX}$ 也是随 t 变化而动态变化.因此,多议题整合效用差距 $\Delta_i = a_i(EU_{a_i}(IV_{op}^{IX}(t)), EU_{a_i}(IVR_{a_i}^{IX}))$ 是 t 的函数.由此,当 t 增加而没有明显变化时, a_i 可判断协商已陷入僵局,形式化为:

定义 4 $\forall t \in IT, \forall a_i \in AS$, 若 $\left| \frac{\Delta_i}{dt} \right| < \epsilon, \Delta_i < 0$ (ϵ 为僵局阈值), 则协商已陷入僵局.

3.2 数学模型

假设 $\forall t \in IT, \forall a_i \in AS$ 按照定义 4 检测到协商已经陷入僵局,僵局的原因是双方在议题 ix_k ($ix_k \in IX$) 上未能达到平衡.下面首先给出议题的相关性和平衡议题的定义.

定义 5 $\forall a_i \in AS, \forall ix_p, ix_q \in IX(p \neq q)$, 若 ix_p 与 ix_q 相关,当且仅当改变议题 ix_p 的取值 iv^{ix_p} 所导致多议题整合效用的 $EU_{a_i}(IV^{IX})$ 变化可通过改变议题 ix_q 的取值 iv^{ix_q} 而使得 $EU_{a_i}(IV^{IX})$ 不变.

定义 6 $\forall a_i \in AS, \forall ix_p \in IX$, 若议题效用差 $SU_{a_i}^{ix_p}(iv_{op}^{ix_p}(t)) - SU_{a_i}^{ix_p}(ivr_{a_i}^{ix_p}) = 0$, 则称 a_i 在议题 ix_p 上已平衡.

根据定义 5~6, 假设与僵局议题 ix_k 相关的议题集为 \tilde{I} , 僵局时已平衡的议题集为 \tilde{B} , 则与僵局议题 ix_k 相

且已平衡的议题集 $\tilde{I} = \tilde{I}^*$. 为了方便表示,我们将中的议题按照议题下标升序的方式进行排列,构建一个与僵局议题 ix_k 相关且已平衡的议题向量 $ix_k (ix_k \subset IX)$, 并将其表示为 $ix_k = (ix_{r_1}, ix_{r_2}, \dots, ix_{r_p})$, 其中表示中议题个数, $\forall r_p (p = \{1, 2, \dots, p\})$ 为议题 ix_{r_p} 的下标, 对应 $\{1, 2, \dots, n\}$ 上的一个值.

定义 7 $\forall a_i \in AS$, 若协商议题保留值向量 $IVR_{a_i}^{IX}$ 与 $IVR_{a_i}^{IX}$ 是可置换的 (等效的), 当且仅当 $a_i (EU_{a_i} (IVR_{a_i}^{IX}), EU_{a_i} (IVR_{a_i}^{IX})) = 0$.

从定义 3 和定义 7 可知, 协商议题保留值向量等效置换空间是一个包括 IX 各议题变量的 n 维超平面闭空间, 其两侧分别是多议题整合效用大于和小于 a_i 协商议题保留值向量多议题整合效用的子空间. 协商议题保留值向量等效置换就是从 IX 中选择一点 $IVR_{a_i}^{IX}$ 来代替 $IVR_{a_i}^{IX}$. 与 $IVR_{a_i}^{IX}$ 相比, $IVR_{a_i}^{IX}$ 放宽了僵局议题 ix_k 的保留值, 但收紧了 ix_k 中所有议题的保留值, 至于 $IX - \{ix_k\} - ix_k$ 中的议题的保留值保持不变. 由于通常 $\lambda > 1$, 最优收紧 ix_k 中所有议题的保留值成为一个多目标优化问题. 下面推导该问题的数学模型.

(1) 假设经过协商议题保留值向量等效置换后僵局议题 ix_k 的保留值 $ivr_{a_i}^{ix_k}(t-1)$ 放宽量为 λ , 则 ix_k 必须满足等式 $PP_{a_i}^{ix_k}(t, ivr_{a_i}^{ix_k}(t), ivr_{a_i}^{ix_k}(t-1) + \lambda) = ivr_{a_i}^{ix_k}(t)$. 该条件用于保证僵局议题的保留值放宽后 a_i 在该议题的提议值能满足对方的要求, 以打破僵局.

(2) 我们还需定义与 ix_k 中的议题一一对应的保留值缩紧目标函数. 假设所有缩紧目标函数组成一个向量 F_{ix_k} , 表示为 $F_{ix_k} = (f_{ix_k}^{ix_{r_1}}, f_{ix_k}^{ix_{r_2}}, \dots, f_{ix_k}^{ix_{r_p}})$, 则 $\forall ix_{r_p} \in ix_k$ 对应的保留值缩紧函数可定义为 $f_{ix_k}^{ix_{r_p}}(ivr_{a_i}^{ix_{r_p}}(t)) = ivr_{a_i}^{ix_{r_p}}(t) - ivr_{a_i}^{ix_{r_p}}(t-1)$. 由于 ix_k 中议题的保留值缩紧后可能会破坏原平衡状态而诱发成新的僵局议题, 为了尽量避免这种情况发生, 应使目标函数向量 F_{ix_k} 中的每个函数最小化.

综上所述, 基于协商议题保留值向量等效置换机制的多目标优化问题可描述为下面数学模型:

$$\min(f_{ix_k}^{ix_{r_1}}(ivr_{a_i}^{ix_{r_1}}(t)), f_{ix_k}^{ix_{r_2}}(ivr_{a_i}^{ix_{r_2}}(t)), \dots, f_{ix_k}^{ix_{r_p}}(ivr_{a_i}^{ix_{r_p}}(t))) \quad (2)$$

$$ivr_{a_i}^{ix_{r_p}}(t) = ivr_{a_i}^{ix_{r_p}}(t-1) + f_{ix_k}^{ix_{r_p}}(ivr_{a_i}^{ix_{r_p}}(t)), p = 1, \dots \quad (3)$$

$$PP_{a_i}^{ix_k}(t, ivr_{a_i}^{ix_k}(t), ivr_{a_i}^{ix_k}(t-1) + \lambda) = ivr_{a_i}^{ix_k}(t) \quad (4)$$

$$ivr_{a_i}^{ix_k}(t) = ivr_{a_i}^{ix_k}(t-1) + \lambda \quad (5)$$

$$a_i (EU_{a_i} (IVR_{a_i}^{IX}(t-1)), EU_{a_i} (IVR_{a_i}^{IX}(t))) = 0 \quad (6)$$

在模型中, 式(2)表示最小化每个与僵局议题相关

且已平衡的议题的保留值变化幅度, 式(3)~(6)为优化的约束条件, 其中式(6)要求协商议题向量置换必须在超平面空间上进行, 以确保不降低协商者利益.

3.3 标准粒子群优化算法

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)^[10,11] 是一种基于群体的随机优化算法, 其优点在于易于编程实现以及算法收敛快和收敛有保证. 近年来, PSO 快速发展并得到广泛应用^[12].

PSO 有一个随机的初始群体, 群体中的每个粒子 (解) 有自己的位置和速度, 在搜索空间中飞行以寻找问题的最佳解. 假设搜索空间是 D 维, 则第 i 个粒子的位置记为 $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$, 速度记为 $V_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,D})$. 在搜索过程中每个粒子跟踪两个极值来更新自己的飞行方向, 一个是个体极值, 即粒子自己目前找到的最优解, 其位置记为 $P_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,D})$; 另一个是全局极值, 即整个群体目前找到的最优解. 假设 g 是群体中搜索到全局极值的粒子索引号, 则全局极值位置为 $P_g = (p_{g,1}, p_{g,2}, \dots, p_{g,D})$.

粒子按式(7)~(8)更新每维的速度和位置:

$$v_{i,d} = wv_{i,d} + c_1 r_1 (p_{i,d} - x_{i,d}) + c_2 r_2 (p_{g,d} - x_{i,d}) \quad (7)$$

$$x_{i,d} = x_{i,d} + v_{i,d} \quad (8)$$

式(7)中, $v_{i,d}$ 和 $x_{i,d}$ 分别表示第 i 个粒子在第 d 维的速度和位置; w 是惯性权重; c_1 和 c_2 分别是认知参数和社会参数; r_1 和 r_2 是均匀分布在 $[0, 1]$ 上的两个随机值. 有关这些参数的选择在文献[13]已得到广泛的讨论. 另外, 该式可看成由三部分组成: 第一部分为粒子对先前速度的惯性; 第二部分为“认知”部分, 表示粒子本身的思考; 第三部分为“社会”部分, 表示粒子间的信息共享.

3.4 粒子编码和非劣最优解选择标准

为了利用 PSO 解决式(2)~(6)所示的多目标优化模型, 我们设计了下式所示的粒子编码方案:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \\ = (ivr_{a_i}^{ix_{r_1}}(t), ivr_{a_i}^{ix_{r_2}}(t), \dots, ivr_{a_i}^{ix_{r_p}}(t)) \quad (9)$$

多目标优化问题中的多个目标之间一般都会有冲突, 几乎不可能在同一解上同时达到最优. 因此, 多目标优化问题的解往往不是单一的, 而是一组解的集合, 这个集合称为非劣最优解集 (Pareto-Optimal Set), 集合中每个解称为非劣最优解. 由此, 针对本文的多目标优化问题, 我们可通过以下定义, 作为算法最终选择非劣最优解的标准.

定义 8 设 $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ 和 $v = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ 是目标函数向量 F_{ix_k} 的两个值向量, 若 u 支配 v , 当且仅当(10)式成立:

$$u_d \leq v_d, d = 1, \dots, n \quad (10)$$

其中至少存在一个严格的不等式.

定义9 粒子 X 是算法的最终非劣最优解当且仅当粒子群中不存取另一个粒子 Y ,使得 $F_{ix_k}(Y)$ 支配 $F_{ix_k}(X)$.

3.5 算法描述

在文献[14, 15]中, Parsopoulos 和 Vrahatis 提出了一种基于向量评价的粒子群算法 (Vector Evaluated PSO, VEPSO),用于两目标的优化问题. VEPSO 的基本思想是:按照单目标优化函数的个体评价方法,用两个单目标优化函数分别评价群体中的每个粒子,然后分别从中选择一半较优的粒子作为下一代的两个子粒子群;子群间共享彼此的社会信息,即一个子群的粒子在飞行过程中接受来自另一子群的全局极值信息,从而使粒子又朝着满足另一目标函数的方向飞行,如此不断朝着 Pareto 最优解方向飞行. 本文借鉴 VEPSO 的思想,将其推广到两个目标以上的优化中,以解决式(2)~(6)所示的多目标优化问题.

MOPSO 算法具体描述如下:

(1) 计算僵局议题保留值的放宽量 ix_k , 确定与僵局议题相关且已平衡的议题向量 ix_k .

(2) 设定群体规模 L 以及每个子群的惯性权重 w 、认知参数 c_1 和社会参数 c_2 (按照单目标函数与子群一一对应的原则,共有 h 个子群),并按照式(9)的编码方案在 $R^{ix_1} \times R^{ix_2} \times \dots \times R^{ix_h}$ 中随机产生 L 个粒子.

(3) 形成 h 个子粒子群,每个子群规模为 L/h . 任意子群 $p(p=1, 2, \dots, h)$ 产生方法:使用单目标优化函数 $f_{ix_k}^p$ 评价所有粒子,从中选择 L/h 个较优的粒子.

(4) 粒子飞行操作. 假设 X_i^j, V_i^j 和 $P_i^j (i=1, 2, \dots, L; j=1, 2, \dots, h)$ 分别表示第 j 个子群中的第 i 个粒子的位置、速度和个体极值位置; w^j, c_1^j 和 c_2^j 分别表示第 j 个子群的惯性权重、认知参数和社会参数; P_g^h 表示第 h 个子群的全局极值位置. 则粒子按下面两式更新每维

的速度和位置:

$$V_{i,d}^j = w^j V_{i,d}^j + c_1^j r_1 (P_{i,d}^j - X_{i,d}^j) + c_2^j r_2 (P_{g,d}^h - X_{i,d}^j) \quad (11)$$

$$X_{i,d}^j = X_{i,d}^j + V_{i,d}^j \quad (12)$$

式(11)的 $h \in \{1, \dots, j-1, j+1, \dots, h\}$, 表示第 h 个子群的全局极值位置作为第 j 个子群的全局极值位置,体现了子群间社会信息的共享性. 有关 h 的值,可按式(13)确定:

$$h = \begin{cases} 1, & \text{if } j=1 \\ j-1, & \text{if } j=2, \dots, h \end{cases} \quad (13)$$

式(13)是一种环形分派机制,原理如图1所示.

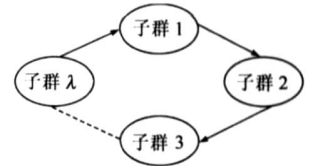


图1 h 的环形分派机制

(5) 所有粒子合并为一个新的粒子群.

(6) 若未达到最大进化代数,则转步(3).

(7) 选取符合式(3)~(6)的粒子,依照定义9确定非劣最优解集.

(8) 按下面过程获得新的协商议题保留值向量:

(a) 根据 ix_k 调整僵局议题 ix_k 的保留值;

(b) 选取非劣最优解集中的一个解作为与僵局议题 ix_k 相关且已平衡的所有协商议题相应保留值的优化值;

(c) 保持 $IX - \{ix_k\}$ 中所有议题 I 保留值不变.

4 算法验证

为了验证本文提出的协商框架和 MOPSO 的有效性,我们设计了一个电子商务验证系统,分别与 Jennings 等人^[5,6]提出的协商模型和 Guo 等人^[8]所采用僵局解决方法的进行比较.

设 Agent a_1 (需方)与 Agent a_2 (供方)就某产品的议题 $Cost$ 、 $Time$ 和 $Fine$ 进行自治协商,双方有关协商假设如表1~2所示.

表1 协商参数(1)

协商者	协商议题向量	协商议题提议值向量	协商议题权重向量	协商议题保留值初始向量
a_1	$IX = (Cost, Time, Fine)$	$IV_{a_1}^{IX} = (iv_{a_1}^{Cost}, iv_{a_1}^{Time}, iv_{a_1}^{Fine})$	$IW_{a_1}^{IX} = (0.5, 0.2, 0.3)$	$IVR_{a_1}^{IX}(1) = (1200, 50, 300)$
a_2	$IX = (Cost, Time, Fine)$	$IV_{a_2}^{IX} = (iv_{a_2}^{Cost}, iv_{a_2}^{Time}, iv_{a_2}^{Fine})$	$IW_{a_2}^{IX} = (0.6, 0.2, 0.2)$	$IVR_{a_2}^{IX}(1) = (1240, 45, 385)$

表2 协商参数(续)

协商者	单议题效用函数	协商议题提议值初始向量
a_1	$SU_{a_1}^{Cost}(iv^{Cost}) = 1300 - iv^{Cost}, SU_{a_1}^{Time}(iv^{Time}) = 50 - iv^{Time}, SU_{a_1}^{Fine}(iv^{Fine}) = iv^{Fine} - 300$	$IV_{a_1}^{IX}(1) = (1100, 40, 360)$
a_2	$SU_{a_2}^{Cost}(iv^{Cost}) = iv^{Cost} - 1240, SU_{a_2}^{Time}(iv^{Time}) = iv^{Time} - 45, SU_{a_2}^{Fine}(iv^{Fine}) = 385 - iv^{Fine}$	$IV_{a_2}^{IX}(1) = (1400, 55, 280)$

a_1 的第1次协商推理过程如下:

(1) a_1 收到 a_2 的协商议题提议值初始向量 $IV_{op}^{IX} a_1(1) = (1400, 55, 280)$;

(2) a_1 计算多议题整合效用差距 $= a_1^1 (EU_{a_1}(IV_{op}^{IX} a_1(1)), EU_{a_1}(IVR_{a_1}^{IX}(1))) = -107$. 由于 < 0 , 需

进一步协商;同时根据 $a_1 = 0.5$, 判断协商没有陷入僵局;根据提议策略,向对方发送协商议题反提议值向量 $IV_{a_1}^{IX}(1) = (1100, 40, 360)$.

.....

在第51次协商交互中,双方在 $Cost$ 议题上未能达

到平衡,导致协商陷入僵局.为了消解该僵局, a_1 启动 MOPSO,进行协商议题保留值向量等效置换.在本次协商中 a_1 推理过程如下:

(1) a_1 收到 a_2 的协商议题提议值向量 $IV_{op}^{IX} a_1(51) = (1240, 50, 300)$;

(2) a_1 计算多议题整合效用差距 $= a_1 (EU_{a_1}(IV_{op}^{IX} a_1(51)), EU_{a_1}(IVR_{a_1}^{IX}(50))) = -20$. 由于 < 0 ,需进一步协商;同时根据 $a_1 = 0.5$,判断协商已经陷入僵局. a_1 启动 MOPSO(群体规模为 50,每个子群的惯性权重都为 0.8,每个子群的认知参数和社会参数都为 2.05,最大进化代数数为 2000 代),粒子群经过 2000 代进化后最终得到优化的协商议题保留值向量 $IVR_{a_1}^{IX}(51) = (1250, 45, 380)$; a_1 在 $IVR_{a_1}^{IX}(51)$ 基础上向 a_2 发送新的提议值向量.

在整个协商过程中 a_2 都没有进行协商优化,双方在议题值向量(1240, 44, 382)上达成一致.

从上面过程可看到,在第 51 次协商中, a_1 放宽了

僵局议题 $Cost$ 的保留值,同时并行缩紧了已取得平衡的相关议题 $Time$ 和 $Fine$ 的保留值,并对缩紧量进行优化,从而得到一个新的协商议题保留值向量.通过保留值向量的等效置换,新的保留值向量与对方的协商议题保留值向量的差距进一步缩小,不仅有效地打破了僵局,也使得协商向双方尽可能都能接受的方向逼近.

在相同的协商参数条件下,图 2 显示了使用 Jennings 等人^[5,6]提出的协商模型(该模型是一个典型的多议题自治协商模型,但侧重于协商策略)进行协商的议题值变化曲线.为直观显示,图中将原先的三维曲线图分别用两个二维曲线图表示.

从图 2 可以看出,由于协商模型没有对议题保留值向量进行优化,使得在整个协商过程中 a_1 在 $Cost$ 议题的保留值 $ivr_{a_1}^{Cost}$ 总是低于 a_2 相应的保留值 $ivr_{a_2}^{Cost}$,因而协商在双方到达各自 $Cost$ 议题的保留值后就陷入僵局,导致协商以失败而告终.这就意味着,在这个协商设置下,Jennings 等人^[5,6]的协商模型是无效的.

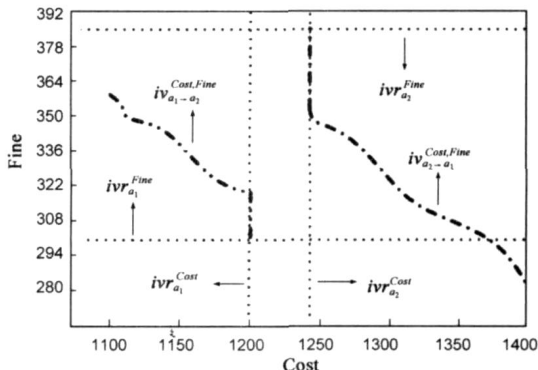
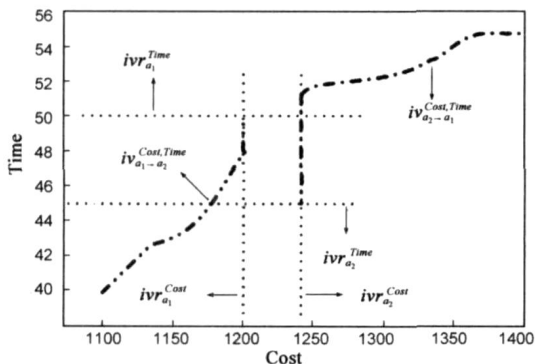


图 2 使用 Jennings 等人^[5,6]的协商模型的协商议题值变化曲线

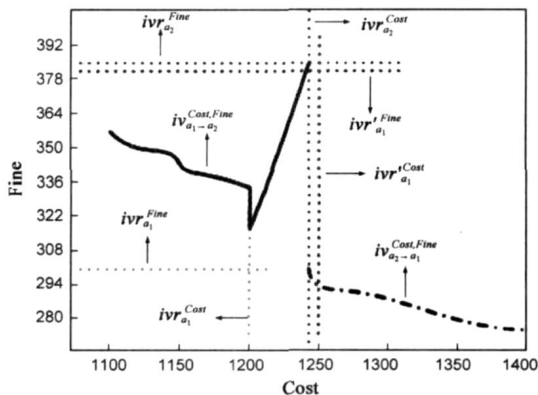
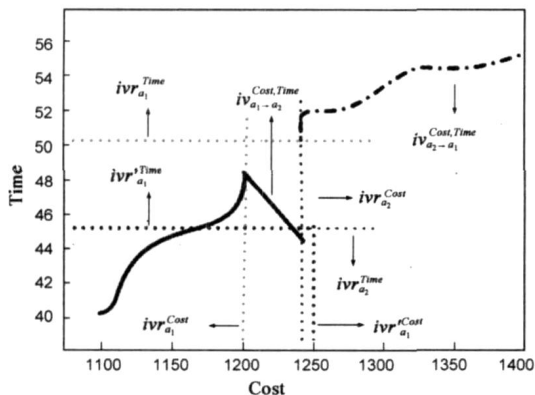


图 3 使用本文的协商框架与 MOPSO 的协商议题值变化曲线和议题保留值优化情况

图 3 则显示了使用本文的协商框架并当协商僵局发生时 a_1 使用 MOPSO 的议题值变化曲线以及 a_1 议题保留值向量的优化情况.从该图可看到,由于使用 MOPSO 动态优化了议题保留值向量,使得 a_1 在 $Cost$ 议题上的保留值 $ivr_{a_1}^{Cost}$ 调整为高于 a_2 的保留值 $ivr_{a_2}^{Cost}$, a_1 的议题取值曲线最

终能够与 a_2 的 $Cost$ 议题保留值 $ivr_{a_2}^{Cost}$ 直线相交,协商最终达成一致,从而提高了协商成功率.

为了比较 MOPSO 和 Guo 等人^[8]的 Q-学习算法在解决协商僵局问题上的能力,我们将这两种算法应用到 50 个随机产生的僵局中,表 3 比较了应用结果.

从表 3 可看到,尽管这两种算法都是采用协商议题保留值向量的等效置换机制,但 MOPSO 解决协商僵局问题的能力明显比 Q -学习算法强。究其原因,主要有两个方面。第一,由于许多自治协商问题的状态空间都是连续的,这使得 Q -学习算法几乎无法遍历所有状态,因而通过学习得到的最佳策略的泛化能力是很有限的;而对于 MOPSO,状态空间无论是连续,还是离散,粒子群都可通过飞行而遍历整个状态空间。第二, Q -学习在调整相关议题的保留值时采用单议题方式,且调整量没有经过优化;而 MOPSO 充分挖掘了多个相关议题的整体潜力,对它们的保留值进行并行优化,更容易满足对方的要求。

表 3 两种算法的僵局解决能力比较

Q -学习		MOPSO	
成功解决的次数	成功解决的百分比	成功解决的次数	成功解决的百分比
16	32 %	38	76 %

5 结束语

针对双边多议题自治协商中由于某一议题没有达到平衡点而使得协商陷入僵局的问题,本文在不降低协商者利益前提下利用 MOPSO 对协商议题保留值向量进行优化。MOPSO 主要特点在于将僵局议题相关的多个议题的保留值调整问题转化为多目标优化问题,利用具有较强的全局搜索能力和较低计算代价的粒子群并行地搜索多目标的 Pareto 最优解集。实验验证了 MOPSO 是一种有效的算法,其僵局解决能力也比现有的其他方法强。

在未来的工作中,我们将进一步改进 MOPSO,使算法也适合于多边多议题自治协商中的僵局问题。另外,如何共享和重用算法学习到的僵局解决知识也是算法改进的重点内容之一。

参考文献:

- [1] Jennings N R, et al. Automated negotiation: prospects, methods and challenges[J]. International Journal of Group Decision and Negotiation, 2001, 10(2): 199 - 215.
- [2] Sandholm T W, Zhou Y H. Surplus equivalence of leveled commitment contracts [J]. Artificial Intelligence, 2002, 142(2): 239 - 264.

作者简介:



彭志平 男,1969 年生于福建泉州,副教授,博士。研究方向为机器学习、智能商务和多 Agent 技术。E-mail: mmxyzhp @yahoo. com. cn

- [3] Braynov S, Sandholm T. Contracting with uncertain level of trust[J]. Computational Intelligence, 2002, 18(4): 501 - 514.
- [4] Fatima S S, Wooldridge M, Jennings N R. An agenda-based framework for multi-issue negotiation [J]. Artificial Intelligence, 2004, 152(1): 1 - 45.
- [5] Jennings N R, Faratin P. Autonomous agents for business process management [J]. Journal of Applied Artificial Intelligence, 2000, 14(2): 145 - 189.
- [6] Faratin P, Sierra C, Jennings N R. Using similarity criteria to make issue trade-offs in automated negotiations [J]. Artificial Intelligence, 2002, 142(2): 205 - 237.
- [7] Luo X, et al. A fuzzy constraint based model for bilateral, multi-issue negotiation in semi-competitive environments[J]. Artificial Intelligence, 2003, 148(1 - 2): 53 - 102.
- [8] Guo Qing, Chen Chun. An approach to solving deadlock in multi-issue negotiation[A]. Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Information Reuse and Integration [C]. Las Vegas: IEEE Press, 2003. 48 - 52.
- [9] Raymond J L, Chou S T. Mediating a bilateral multi-issue negotiation[J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2004, 3, 126 - 138.
- [10] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [A]. Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks [C]. Piscataway: IEEE Press, 1995. 1942 - 1948.
- [11] Kennedy J, Eberhart R C. Swarm Intelligence [M]. Silicon Valley: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [12] Hu X, Shi Y, Eberhart R. Recent advances in particle swarm [A]. Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. Oregon: IEEE Press, 2004. 90 - 97.
- [13] Trelea I C. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection [J]. Information Processing Letters, 2003, 85(6): 317 - 325.
- [14] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization [J]. Natural Computing, 2002, 1(2 - 3): 235 - 306.
- [15] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Particle swarm optimization method in multiobjective problems [A]. Proceedings ACM Symposium on Applied Computing (SAC '02) [C]. Madrid: ACM Press, 2002. 603 - 607.



陈珂 男,1964 年生于黑龙江牡丹江,副教授,硕士。研究方向为数据挖掘与智能信息系统。E-mail: chenke2001 @163. com