

## 基于遗传算法的关联议题并发谈判\*

甘早斌, 朱春喜, 马尧, 鲁宏伟<sup>+</sup>

(华中科技大学 计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430074)

### Concurrent Negotiation of Relative Issues Based on Genetic Algorithm

GAN Zao-Bin, ZHU Chun-Xi, MA Yao, LU Hong-Wei<sup>+</sup>

(School of Computer Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

+ Corresponding author: E-mail: luhw@mail.hust.edu.cn

**Gan ZB, Zhu CX, Ma Y, Lu HW. Concurrent negotiation of relative issues based on genetic algorithm. *Journal of Software*, 2012, 23(11): 2987-2999 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4299.htm>**

**Abstract:** The concurrent negotiation based on genetic algorithm has special advantages in e-commerce applications. But, the relativity of issues and the dynamic weights of issues are not taken into account in existing research. Thus, this paper proposes a solution to these problems by grouping the issues and adapting the dynamic weights, according to data mining from history resources. The concurrent negotiation model of relative issues is described in detail, including the formal definition of the model, the design of concurrent negotiation algorithm, and the update scheme of dynamic weights. The experimental results show that the model can meet the requirements of different negotiations, solve the issues' relativity problem in the process of negotiation, and improve the negotiation efficiency.

**Key words:** genetic algorithm; concurrent negotiation; relative issue; dynamic weight

**摘要:** 基于遗传算法的并发谈判在电子商务应用中具有独特的优势,但已有的研究尚未考虑议题之间的相关性、动态权重的变化规则依赖于对手信息的获取,极大地限制了其使用价值.对此,提出议题分组的方法以解决议题的相关性问题,而议题权重的变化则采取从历史资源中发掘知识的方法进行动态调整.构建了基于遗传算法的关联性议题并发谈判模型,给出了模型的形式化描述、谈判算法设计和动态权重更新方案.通过对模型的实验和比较分析,证实了该方案能够更方便地满足用户谈判的多样性需求,解决谈判中议题关联性的问题,而且能够快速、有效地得出最优谈判结果.

**关键词:** 遗传算法;并发谈判;关联性议题;动态权重

**中图法分类号:** TP18      **文献标识码:** A

谈判作为一种对各方利益的协调机制,在电子商务、网络资源分配<sup>[1]</sup>、智能停车系统<sup>[2]</sup>、云商务<sup>[3]</sup>中具有广阔的应用前景,近年来得到了国内外学者的广泛关注.从谈判问题的发展过程来看,经历了从双边单议题、双边多议题到多边单议题、多边多议题的发展过程;从谈判的组织形式来看,已经从顺序(串行)式谈判发展为并发式谈判.

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61272406)

收稿时间: 2012-06-15; 定稿时间: 2012-08-15

早期的顺序谈判研究成果为解决多边谈判问题奠定了基础.Fershtman 针对双边多议题谈判进行研究,肯定了谈判中议题协商顺序的重要性<sup>[4]</sup>.Faratin 等人则设计了 Agents 的决策函数,将其分为时间依赖、资源依赖和行为依赖<sup>[5]</sup>.Flamini 研究认为,在顺序谈判中,议题重要程序及复杂程度对协商活动会造成较大影响,给出了 Parreto 占优议程<sup>[6]</sup>.

从顺序谈判过渡到并发以后,Rahwan 等人针对一对多谈判的情形应用了并发机制,通过多个一对一全议题级并发协商的形式进行建模,所建的模型支持多对多谈判<sup>[7]</sup>.Fatima 等人将 3 种谈判(全议题级打包、单议题级并发、单议题级顺序)进行对比分析,认为在 Agent 不知道对手的时间限制时,打包谈判效果最好<sup>[8]</sup>.Aknine 等人从设计协议的角度出发,以任务分配协议为基础,对合同网协议进行了扩展,从而保证多 Agent 系统中若干谈判进程并发地执行.它有效地节约了时间,并具有失败容错机制<sup>[9]</sup>.

针对现有的谈判中将用户偏好和市场环境看作静态的这一缺陷,Lau<sup>[10]</sup>提出用遗传算法来求解动态环境下的协商,验证了在基于时间约束的条件下,能够快速寻找 Pareto 最优谈判解.但由于采用从对手偏好及市场的变化中学习适应性策略,所以可能会出现某一方不断妥协的现象,造成不公平.Bala 等人<sup>[11]</sup>基于 Pareto 最优理论提出了一个电子商务环境下一对多的多议题协商模型.该模型能够处理用户的偏好,并通过可对选方案评分排序来获得最优解.但是协商模型中需要第三方的协调者,且评分函数局限于线性单峰函数.

Shen 等人就双边多议题并发投标这一问题应用了自适应遗传算法 AGA(adaptive genetic algorithm)<sup>[12]</sup>.该方法要求活动参与者将议题范围和权重发给可信第三方.文献[12]中还将所提出的 AGA 与 SGA(simple genetic algorithm)进行了对比分析,验证了模型的高效性.但其仅适用于双边谈判,且需要第三方参与,增加了处理的难度.

Sim 等人将贝叶斯学习和遗传算法进行整合,提出了 BLGAN 模型,探究了在不完全信息的情形下利用预估的对手保留价格和终止时间计算最优策略,证明了模型可以成功使谈判达成一致,并获得较高的效用<sup>[13]</sup>.对于市场驱动环境下的最优回应策略,Sim 等人做了研究,提出利用总体适应 GA 方法来求解,证实了新方案可以获得较高的效用和成功率,达到较快的谈判速度<sup>[14]</sup>.

Hashmi 等人<sup>[15]</sup>基于遗传算法提出了一种 Web 服务协商方法 WebNeg.该方法使用遗传算法在多方多目标谈判中寻找可行解.他们在传统的交叉、变异算子之外引入新的规范算子,该算子可以利用协商中多方的积累知识.实验结果表明,该算法优于传统的遗传算法、爬山算法和随机选择法.不过,该方法存在一定的局限性,如基于静态环境的假设以及先验的偏好接合.

上述研究表明,并发谈判在多边多议题谈判方面具有显著的优势,能够较好地解决谈判的时间效率问题;而且遗传算法在寻找谈判最优解方面效果较好,能够快速搜索解空间,给出合适的交易策略.但在实际应用中都存在着一定的局限性,如:

- (1) 谈判算法中缺乏对议题关联性的分析和考察;
- (2) 模型中的议题偏好(权重)必须由用户定量给定,受主观因素影响较大.

针对上述局限性,本文将提出解决议题关联性问题 and 获取动态权重的方法,建立基于关联议题遗传算法的并发谈判模型,一方面可以发挥遗传算法的智能寻解优势和并发谈判的高效性,另一方面可以很好地解决谈判中议题的关联性和议题动态权重的度量问题.

## 1 并发谈判模型描述

多边谈判是多个谈判实体一起参与的协商活动,由于每个谈判实体所关心的重点不同,进而提出的议题不同,从而导致活动本身具有较高的复杂性,且待协商的议题集具有局部性(即只对谈判双方有效).依据多边谈判的特点,可以将谈判模型的形式化描述用一个十四元组  $M$  来表示:

$$M = \{A, B, I_A, I_B, G_A, G_B, \hat{G}_A, \hat{G}_B, W_A, W_B, \hat{W}_A, \hat{W}_B, V_A, V_B\}.$$

其中,各参数含义如下:

- $A$  表示  $m$  个商家的谈判主 Agent 集合,  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ ;

- $B$  表示  $n$  个客户的谈判主 Agent 集合,  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ ;
- $I_A$  表示全部商家议题集合,  $I_A = \{I_{a_1}, I_{a_2}, \dots, I_{a_m}\}$ ,  $I_{a_i} = \{e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{ip(i)}\}$ , 其中,  $e_{ip(i)}$  表示商家  $a_i$  的第  $p(i)$  个题,  $p(i)$  表示商家的议题个数,  $1 \leq i \leq m$  且  $p(i) \geq 1$ ;
- $I_B$  表示全部客户议题集合,  $I_B = \{I_{b_1}, I_{b_2}, \dots, I_{b_n}\}$ ,  $I_{b_j} = \{f_{j1}, f_{j2}, \dots, f_{jq(j)}\}$ , 其中  $f_{jq(j)}$  表示客户  $b_j$  的第  $q(j)$  个议题,  $q(j)$  表示客户的议题个数,  $1 \leq j \leq n$  且  $q(j) \geq 1$ ;
- $G_A$  表示商家议题分组集合,  $G_A = \{G_{a_1}, G_{a_2}, \dots, G_{a_m}\}$ ,  $G_{a_i}$  是  $I_{a_i}$  的集合分划;
- $G_B$  表示客户议题分组集合,  $G_B = \{G_{b_1}, G_{b_2}, \dots, G_{b_n}\}$ ,  $G_{b_j}$  是  $I_{b_j}$  的集合分划;
- $\hat{G}_A$  表示商家议题分组推荐标识集,  $\hat{G}_A = \{\hat{G}_{a_1}, \hat{G}_{a_2}, \dots, \hat{G}_{a_m}\}$ ,  $\hat{G}_{a_i} \in \{0, 1\}$ ,  $\hat{G}_{a_i}$  表示商家  $a_i$  是否采用分组推荐, 取 1 时表示采用, 否则不采用;
- $\hat{G}_B$  表示客户议题分组推荐标识集,  $\hat{G}_B = \{\hat{G}_{b_1}, \hat{G}_{b_2}, \dots, \hat{G}_{b_n}\}$ ,  $\hat{G}_{b_j} \in \{0, 1\}$ ,  $\hat{G}_{b_j}$  表示客户  $b_j$  是否采用分组推荐, 取 1 时表示采用, 否则不采用;
- $W_A$  表示商家议题权重集,  $W_A = \{W_{a_1}, W_{a_2}, \dots, W_{a_m}\}$ ,  $W_{a_i} = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ip(i)}\}$ ,  $w_{ik}$  表示商家  $a_i$  对  $I_{a_i}$  的权重,  $w_{ik} \in [0, 1]$ ,  $1 \leq k \leq p(i)$ ;
- $W_B$  表示客户议题权重集,  $W_B = \{W_{b_1}, W_{b_2}, \dots, W_{b_n}\}$ ,  $W_{b_j} = \{d_{j1}, d_{j2}, \dots, d_{jq(j)}\}$ ,  $d_{jl}$  表示客户  $b_j$  对  $I_{b_j}$  的权重,  $d_{jl} \in [0, 1]$ ,  $1 \leq l \leq q(j)$ ;
- $\hat{W}_A$  表示商家议题权重推荐标识集,  $\hat{W}_A = \{\hat{W}_{a_1}, \hat{W}_{a_2}, \dots, \hat{W}_{a_m}\}$ ,  $\hat{W}_{a_i} = \{\hat{w}_{i1}, \hat{w}_{i2}, \dots, \hat{w}_{ip(i)}\}$ ,  $\hat{w}_{ik} \in \{0, 1\}$ ,  $1 \leq k \leq p(i)$ ,  $\hat{w}_{ik}$  表示商家  $a_i$  对  $W_{a_i}$  的推荐标识, 为 1 表示采用, 否则不采用;
- $\hat{W}_B$  表示客户议题权重推荐标识集,  $\hat{W}_B = \{\hat{W}_{b_1}, \hat{W}_{b_2}, \dots, \hat{W}_{b_n}\}$ ,  $\hat{W}_{b_j} = \{\hat{d}_{j1}, \hat{d}_{j2}, \dots, \hat{d}_{jq(j)}\}$ ,  $\hat{d}_{jl} \in \{0, 1\}$ ,  $1 \leq l \leq q(j)$ ,  $\hat{d}_{jl}$  表示客户  $b_j$  对  $W_{b_j}$  的推荐标识, 为 1 表示采用, 否则不采用;
- $V_A$  代表商家议题取值集,  $V_A = \{V_{a_1}, V_{a_2}, \dots, V_{a_m}\}$ ,  $V_{a_i}$  即存放商家  $a_i$  的对议题集  $I_{a_i}$  的取值;
- $V_B$  代表客户议题取值集,  $V_B = \{V_{b_1}, V_{b_2}, \dots, V_{b_n}\}$ ,  $V_{b_j}$  即存放客户  $b_j$  的对议题集  $I_{b_j}$  的取值。

首先,  $m$  个商家 ( $a_1, a_2, \dots, a_m$ ) 和  $n$  个客户 ( $b_1, b_2, \dots, b_n$ ) 各自提出关于商品的供求信息, 形成各自的议题集  $I_{a_i}, I_{b_j}$ ; 设定主观偏好值 (议题权重)  $W_{a_i}, W_{b_j}$  及是否接受权重推荐标识  $\hat{W}_{a_i}, \hat{W}_{b_j}$ ; 设定议题按相关性分组信息  $G_{a_i}, G_{b_j}$  及是否允许分组推荐标识  $\hat{G}_{a_i}, \hat{G}_{b_j}$ 。

谈判开始后, 系统为商家和客户分别创建各自的谈判主 Agent, 分别用  $A, B$  集合中的元素  $a_i, b_j$  对应地予以标识 ( $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ )。为了实现多边问题向双边问题转化, 各商家和各客户主 Agent 将分别派生克隆出若干谈判子 Agent。比如, 以某个商家主 Agent  $a_i$ 、某个客户  $b_j$  为例,  $a_i$  将产生  $n$  个谈判子 Agent, 分别记为  $a_{ik}, k=1, 2, \dots, n$ ;  $b_j$  将产生  $m$  个子 Agent, 分别记为  $b_{jl}, l=1, 2, \dots, m$ , 则  $a_i$  与  $b_j$  的谈判可记为  $a_{ij}b_{ji}$ , 如图 1 所示。从而对于  $a_i$ , 其对应的谈判进程为  $a_{i1}b_{2i}, a_{i2}b_{2i}, \dots, a_{im}b_{mi}$ , 如图 2 所示。各谈判并发执行下去, 每一个谈判线程通过预处理和谈判两个阶段得到结果, 如图 3 所示。针对给定的效用函数, 寻找一个议题取值序列, 使得该效用函数的取值最大时算法结束。主 Agent  $a_i, b_j$  分别综合所有  $a_{ij}, b_{ji}$  的谈判结果, 此结果即为商家、客户得到的最终谈判信息。

对整个模型用程序流程可以图 4 来描述。其中, 子 Agent 间的关联议题遗传算法是并发谈判系统的核心。预处理阶段主要完成对原始数据的采集整理工作, 为算法的运行创造条件, 其具体内容将在第 2.1 节中给出; 关联议题遗传算法完成具体的协商谈判任务, 其具体实现过程将在第 2.2 节和第 2.3 节中详细论述。

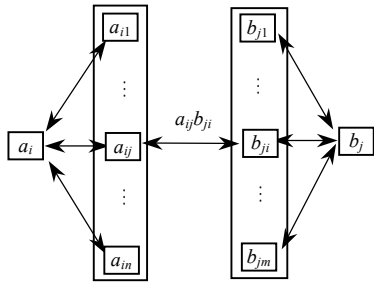


Fig.1 Scheme of negotiation  $a_{ij}b_{ji}$  between  $a_i$  and  $b_j$   
图 1  $a_i$  与  $b_j$  谈判  $a_{ij}b_{ji}$  示意图

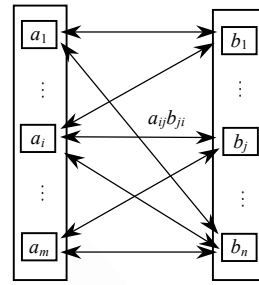


Fig.2 Scheme of concurrent negotiation  
图 2 并发谈判示意图

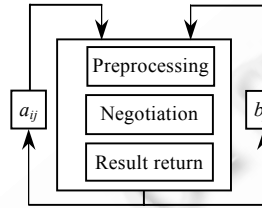


Fig.3 Scheme of negotiation thread  $a_{ij}b_{ji}$   
图 3 谈判线程  $a_{ij}b_{ji}$

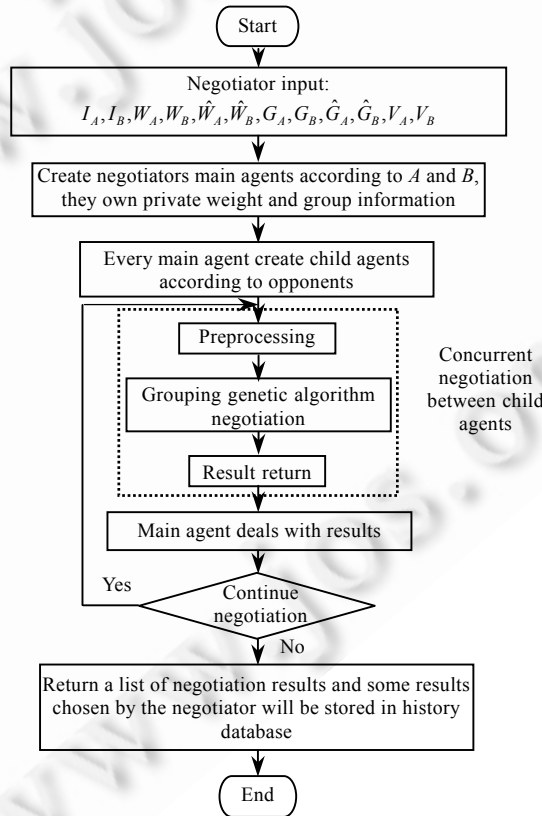


Fig.4 Workflow of the model  
图 4 模型流程图

## 2 关联议题遗传算法

关联议题遗传算法是并发谈判模型的核心.它的设计将分为两个部分:预处理和核心算法.

### 2.1 预处理

以对商家  $a_i$  与客户  $b_j$  的谈判预处理为例,过程如下:

- (1) 由  $I_{a_i}, I_{b_j}$  获取最大议题集  $C_{ij}, C_{ij} = I_{a_i} \cup I_{b_j}$ .
  - (2) 按照文献[16]中的方法,由  $W_{a_i}, W_{b_j}, \hat{W}_{a_i}, \hat{W}_{b_j}$  获取  $a_i, b_j$  相对于  $C_{ij}$  的权重序列  $\bar{W}_{a_i}, \bar{W}_{b_j}$ . 由  $\hat{W}_{a_i}$  向量中对应位的标识确定是否对  $W_{a_i}$  中对应位的权重进行推荐更新,若对应位为 1,则表示应用推荐,算法会将由计算规则所得到的权重值写入  $\bar{W}_{a_i}$  的对应位中;否则表示不应用推荐,将  $W_{a_i}$  中的值直接写入  $\bar{W}_{a_i}$  中. 对于不属于  $I_{a_i}$  的议题,  $\bar{W}_{a_i}$  中对应的权重值采用推荐方法获得. 同理,按照类似的过程处理可得到  $\bar{W}_{b_j}$ .
  - (3) 分别对  $\bar{W}_{a_i}, \bar{W}_{b_j}$  做归一化处理.以  $\bar{W}_{a_i}$  为例,先求出序列中所有元素之和  $\sum_{i=1}^m \bar{W}_{a_i}$ , 然后对序列中的每个元素,用其值除以  $\sum_{i=1}^m \bar{W}_{a_i}$  即得所求结果,接着更新原有数值.
  - (4) 由  $G_{a_i}, G_{b_j}$  获取最大分组集  $G_{ij}, G_{ij}$  的计算方法如下:  
 Step 1.  $G_{ij} = G_{a_i} \cup G_{b_j}$ ;  
 Step 2. 若  $\exists g_m, g_n \in G_{ij}, 1 \leq m, n \leq |G_{ij}|$  满足  $g_m \cap g_n \neq \emptyset$ , 则  $g' = g_m \cup g_n, G_{ij} = (G_{ij} - g_m - g_n) \cup g'$  并跳转到 Step 2, 否则结束.
  - (5) 由  $V_{a_i}, V_{b_j}$  获取  $a_i, b_j$  相对于  $C_{ij}$  的公共取值序列  $\bar{V}_{a_i}, \bar{V}_{b_j}$ . 公共取值序列的获取见第 2.2 节.
- 经过上述处理后,得到谈判算法中所需的参数  $C_{ij}, \bar{W}_{a_i}, \bar{W}_{b_j}, G_{ij}, \bar{V}_{a_i}, \bar{V}_{b_j}$ .

### 2.2 算法设计

通过前面的处理,得到了谈判所需的各种参数,然后据此构建出遗传算法中的个体.下面将给出个体的按组编码方案、组权重和组要用的计算方法、适应度函数的定义、遗传算子的设计和算法运行参数的设定以及谈判算法的详细描述.

#### (1) 制定编码方案

谈判中议题的规模是由分组的个数决定的.考虑到谈判中议题的规模是可变的,因此采用浮点数编码方案.具体操作如下:

假设  $C_{ij}$  中的议题个数记为  $c_{ij}, c_{ij} = |C_{ij}|, G_{ij}$  中的分组个数记为  $g_{ij}, g_{ij} = |G_{ij}| (g_{ij} \leq c_{ij})$ , 则个体编码的串长  $s = g_{ij}$ . 记  $C_{ij} = \{I_1, I_2, \dots, I_{c_{ij}}\}, G_{ij} = \{g_1, g_2, \dots, g_{g_{ij}}\}$ , 则  $G_{ij}$  是  $C_{ij}$  的一个分划.

本文所研究的谈判是以组(即基因)为独立单位进行的,即对个体中的组进行选择、交叉、变异等遗传操作.对个体进行编码时,先将所有分组按次序排成行,然后对于每个组进行细化编码.由于采用了浮点数编码方案,组中的各议题按顺序取值作为对应位的编码,对于取值为非数值的议题,取其下标作为编码值.对于谈判  $a_{ij} b_{ij}$ , 编码串可作如图 5 所示.

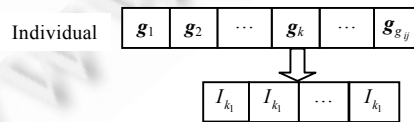


Fig.5 Individual encoding string

图 5 个体编码串

例如,价格  $I_1$  与数量  $I_2$  同属于分组  $g_1$ ,且  $g_1$  中不含其他议题,即  $g_1=\{I_1, I_2\}$ .  $I_1$  与  $I_2$  的取值见表 1.若以  $I_2$  取 10 为例,则对  $g_1$  的编码是(50,10);若  $I_2$  取 81,则编码为(30,81).

Table 1 Corresponding relationship between price and quantity

表 1 价格与数量的对应关系

Issue	Value range				
Price $I_1$ (Unit: Yuan)	50	40	30	25	20
Quantity $I_2$ (Unit: Piece)	1~50	51~80	81~90	91~100	Over than 100

## (2) 度量组权重和效用

对于最大议题集中的元素,可统一按离散型处理.这里,离散型是指议题在应用背景中只能取离散的值.如表 1 中的价格,它在价格单位“元”的意义中只能取(50,40,30,25,20)中的 1 个;表 1 中的数量在“个”的度量中只能取正整数.对于 U 盘的品牌,它在“品牌”的意义中只能从有限的值(如金士顿、爱国者、联想、朗科、纽曼、台电、...)中取.

对每个议题的取值范围进行处理:如果议题的取值可数值化(即取值可以用数字表示,如价格、数量等),则将取值范围按从小到大顺序排列;如果议题的取值不可数值化(如笔记本的品牌),则按照与用户需求的符合程度进行排列,比如把最符合的放在第 1 位,次符合的放在第 2 位等.

假设排序后的议题取值范围  $X=\{x_i\}, i=1,2,\dots,n$ ,则定义其效用集合  $Y=\{y(x_i)\}$ ,其中,  $Y$  满足如下条件:

① 当议题属于增长型时,定义  $Y$  中的元素随着下标的增大而增大,即  $y(x_j)<y(x_{j+1}), 1\leq j\leq n-1, n\geq 2$ . 本文选用

$$\text{函数为 } y(x_i) = \frac{i}{n}, i=1,2,\dots,n.$$

② 当议题属于减小型时,定义  $Y$  中的元素随着下标的增大而减小,即  $y(x_j)>y(x_{j+1}), 1\leq j\leq n-1, n\geq 2$ . 本文选用

$$\text{函数为 } y(x_i) = \frac{n-i+1}{n}, i=1,2,\dots,n.$$

③ 当议题属于稳定型时,定义  $Y$  中的元素保持恒定值,即  $y(x_j)=y(x_{j+1}), 1\leq j\leq n-1, n\geq 2$ . 本文选用函数为

$$y(x_i) = \frac{n+1}{2n}, i=1,2,\dots,n.$$

根据这个定义,单个议题的效用取值不大于 1.对于任一议题,谈判双方可以从增长型、减小型和稳定型中进行选择.以价格为例,如果商家认为其值越大越好,则定义其效用为增长型;客户一般是相反偏好,会定义其效用为减小型.对于议题取值变化对客户满意度影响不大的议题,可以定义其效用为稳定型.

由此可知,买卖双方的效用对应于双方的取值序列  $V_{a_i}, V_{b_j}$ . 为了使得任一方可以对给定的方案计算出效用评价,须对取值序列加以扩展,得到  $\bar{V}_{a_i}, \bar{V}_{b_j}$  的值.以获取  $\bar{V}_{a_i}$  为例,扩展方法如下:

遍历  $I\in C_{ij}$ ,若  $I\in I_A$ ,则  $\bar{V}_{a_i}(I)=V_{a_i}(I)$ ;否则,  $\bar{V}_{a_i}(I)=V_{b_j}(I)$ . 此时,由于  $a_i$  并未对该议题设置效用类型,所以默认添加的元素效用类型为稳定型.

通过以上处理,得到了  $\bar{V}_{a_i}, \bar{V}_{b_j}$ . 对于包含在  $\bar{V}_{a_i}$  中的数值但不在  $V_{a_i}$  的元素和包含在  $\bar{V}_{b_j}$  中的数值但不在  $V_{b_j}$  的元素,定义其效用为 0.因此,由议题取值序列和相应的议题效用类型,可以对谈判中产生的任一方案进行评价计算.

对于组权重的度量,由于文献[16]的计算方法得到的组权重仅具有局部意义,为了使其具有全局意义,即相同的议题组在解空间中具有相同的效用,从而利于最优解的搜索,所以本文对其计算规则加以修正.具体方法以求解组  $g_k$  的权重  $w(g_k)(1\leq k\leq g_{ij})$  为例进行说明.

对于  $g_k$  中的任一议题  $I_{k_l}(1\leq l\leq h)$ ,用  $f(I_{k_l})$  表示其权重,则  $f(I_{k_l})$  来源于第 2.1 节中归一化后的  $\bar{W}_{a_i}$  或  $\bar{W}_{b_j}$ ,则议题  $I_{k_l}$  的相对权重值  $\tilde{w}(I_{k_l})$  按公式(1)计算.

$$\tilde{w}(I_{k_l}) = f(I_{k_l}) \quad (1)$$

于是  $g_k$  的组权重为  $w(g_k)$  可用公式(2)对其进行计算.由于  $0\leq \tilde{w}(I_{k_l})\leq 1$ ,且  $\bar{W}_{a_i}$  和  $\bar{W}_{b_j}$  均作了归一化处理,所

以  $w(\mathbf{g}_k) \in [0,1]$ .

$$w(\mathbf{g}_k) = \sum_{l=1}^h \tilde{w}(I_{k_l}) \tag{2}$$

为了计算  $\mathbf{g}_k$  的组效用  $u(\mathbf{g}_k)$ , 首先将  $\mathbf{g}_k$  中各议题的效用以其相对权重值为比例系数进行缩放处理, 得到相对效用  $\tilde{u}(I_{k_l}) = \tilde{w}(I_{k_l}) \cdot y(I_{k_l})$ . 其中,  $y(I_{k_l}) \in Y$ , 表示从议题  $I_{k_l}$  所获得的效用. 然后, 根据公式(3)定义  $u(\mathbf{g}_k)$ .

由于  $0 \leq \tilde{u}(I_{k_l}) \leq 1$ , 所以  $u(\mathbf{g}_k) \in [0, h]$ .

$$u(\mathbf{g}_k) = \sum_{l=1}^h \tilde{u}(I_{k_l}) \tag{3}$$

(3) 构造适应度函数

根据效用价值理论, 效用表示用户所能获得的满意程度. 作为对活动参与者心理认可程度的数值度量, 效用是一个模糊量, 只具有相对意义. 所以, 对于谈判中买卖双方的效用计算, 宜采用区间的概念来度量.

以谈判  $a_{ij}b_{ji}$  为例, 商家  $a_i$  从某一个方案中获得的效用可记为  $U_{a_i} = [t_1, t_2]$ , 客户  $b_j$  从同一方案中获得的效用可记为  $U_{b_j} = [t_3, t_4]$ .

谈判的最终目标是寻找一个使双方都认可的交易方案, 即, 要求双方在使自身效用达到最大化的同时, 把彼此的效用差距降到最小. 由于使用了区间方法来度量各方的效用, 所以可以通过区间重叠度来描述这种要求.

**定义(区间重叠度).** 假设有两个闭区间  $T_a = [t_1, t_2], T_b = [t_3, t_4], t_1 \leq t_2, t_3 \leq t_4$ , 则  $T_a, T_b$  的区间重叠度可用公式(4)表示.

$$p(T_a, T_b) = \begin{cases} 0, & t_1 \geq t_4 \text{ or } t_2 \leq t_3 \\ \frac{\min(t_2, t_4) - \max(t_1, t_3)}{\max(t_2, t_4) - \min(t_1, t_3)}, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{4}$$

区间重叠度的几何意义为重叠部分占总区间的比例, 它表示两个区间之间的重叠程度, 其值介于 0~1 之间. 对于谈判  $a_{ij}b_{ji}$ , 双方所获效用分别为  $t_1, t_3$ , 谈判最优解应使得  $t_1$  和  $t_3$  尽量大, 且  $t_1$  与  $t_3$  的差距尽量小; 区间重叠度代表了两方的效用在整体分布上的符合程度, 可以作为评价解效果的增益系数, 所以目标函数可取为  $o = \max(F)$ . 其中,  $F$  的定义如下:

$$F = p(U_{a_i}, U_{b_j}) \cdot (t_1 + t_3) \tag{5}$$

公式(5)中,  $U_{a_i}, U_{b_j}$  的求解过程如下:

已知  $a_i$  对应于  $G_{ij}$  的权重序列为  $\bar{w}_{a_i} = \{w_{a_i}(\mathbf{g}_1), w_{a_i}(\mathbf{g}_2), \dots, w_{a_i}(\mathbf{g}_{g_{ij}})\}$ ,  $b_j$  对应于  $G_{ij}$  的权重序列为  $\bar{w}_{b_j} = \{w_{b_j}(\mathbf{g}_1), w_{b_j}(\mathbf{g}_2), \dots, w_{b_j}(\mathbf{g}_{g_{ij}})\}$ ,  $a_i$  所获得的效用序列为  $\bar{u}_{a_i} = \{u_{a_i}(\mathbf{g}_1), u_{a_i}(\mathbf{g}_2), \dots, u_{a_i}(\mathbf{g}_{g_{ij}})\}$ ,  $b_j$  的效用序列为  $\bar{u}_{b_j} = \{u_{b_j}(\mathbf{g}_1), u_{b_j}(\mathbf{g}_2), \dots, u_{b_j}(\mathbf{g}_{g_{ij}})\}$ , 则  $t_1, t_2, t_3, t_4$  可分别用公式(6)~公式(8)表示:

$$t_1 = \sum_{l=1}^{g_{ij}} w_{a_i}(\mathbf{g}_l) \cdot u_{a_i}(\mathbf{g}_l) \tag{6}$$

$$t_3 = \sum_{l=1}^{g_{ij}} w_{b_j}(\mathbf{g}_l) \cdot u_{b_j}(\mathbf{g}_l) \tag{7}$$

$$t_2 = t_4 = g_{ij} \cdot c_{ij} \tag{8}$$

其中,  $w_{a_i}, w_{b_j}$  按公式(2)中  $w$  的计算方法获得,  $u_{a_i}, u_{b_j}$  按公式(3)中  $u$  的计算规则得到.

由于  $0 \leq w(\mathbf{g}_l) \leq 1, 0 \leq u(\mathbf{g}_l) \leq c_{ij}$ , 所以, 上述取值方案能使  $U_{a_i}$  中  $t_1 \leq t_2$  且  $U_{b_j}$  中  $t_3 \leq t_4$ .

选取公式(5)中的  $F$  作为个体的初始适应度. 然后, 从算法执行效率的角度考虑, 对其做线性尺度变换. 变换公式如下:

$$F' = \alpha \cdot F + \beta \tag{9}$$

其中,  $F'$  代表变换后的值,  $\alpha$  和  $\beta$  为系数,  $\alpha > 0$ .  $\alpha$  和  $\beta$  的值根据下面两个条件确定:

- ① 变换后的平均适应度与原平均适应度相等, 即  $\bar{F}' = \bar{F}$ .

② 变换后的最大适应度  $F'_{\max}$  等于原平均适应度的指定倍数,即  $F'_{\max} = k \cdot \bar{F}$ . 其中,  $k$  为最优个体的期望复制个数. 当种群规模在 50~100 时, 一般取  $k=1.2\sim 2$ .

在算法运行后期, 如果出现变换后的  $F'$  为负值, 则将原最小适应度映射为 0, 并按条件①重新计算  $\alpha, \beta$  值.

综合上述分析, 由公式(9)可以得到方程组(10).

$$\begin{cases} \bar{F} = \alpha \cdot \bar{F} + \beta \\ k \cdot \bar{F} = \alpha \cdot F_{\max} + \beta \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $F_{\max}$  为原最大适应度. 解方程(10)得到  $\alpha = \frac{(1-k) \cdot \bar{F}}{\bar{F} - F_{\max}}, \beta = \frac{(k \cdot \bar{F} - F_{\max}) \cdot \bar{F}}{\bar{F} - F_{\max}}$ .

如果变换后的最小适应度  $F'_{\min} = (\alpha \cdot F_{\min} + \beta) < 0$ , 则按方程(11)重新求解, 得到  $\alpha = \frac{\bar{F}}{\bar{F} - F_{\min}}, \beta = -\frac{\bar{F} \cdot F_{\min}}{\bar{F} - F_{\min}}$ .

其中,  $F_{\min}$  为原最小适应度.

$$\begin{cases} \bar{F} = \alpha \cdot \bar{F} + \beta \\ 0 = \alpha \cdot F_{\min} + \beta \end{cases} \quad (11)$$

#### (4) 设定算法运行参数

遗传算法中, 个体编码串长  $s$ 、种群大小  $N$ 、交叉概率  $p_1$ 、变异概率  $p_2$ 、终止代数  $E$  等参数对算法的运行性能有较大影响. 参考经典遗传算法的参数设定经验, 结合考虑本文算法执行效率的因素, 对算法运行参数的设定原则如下:

- ① 关于编码串长  $s$  的问题, 由于采用了浮点数编码方案, 所以  $s$  的长度取决于决策变量的个数.
- ② 种群大小  $N$ , 即在一代种群中所包含的个体数目, 考虑到保持种群多样性, 防止早熟, 且保证算法的运算效率, 一般将其取作 20~100.
- ③ 算法的交叉概率  $p_1$  一般取值较大, 这可以保证算法能够产生较多的新个体. 但为了避免交叉操作破坏种群中优良模式, 通常限定其范围为 0.4~0.99. 为了提高算法的运行效率, 可以使  $p_1$  自适应地变化.
- ④ 为了发挥变异算子产生新个体及抑制早熟的作用, 且防止  $p_2$  过大破坏好的模式, 一般取  $p_2$  的值在 0.000 1~0.1 之间.  $p_2$  的自适应改变也可以加快算法的收敛速度.
- ⑤ 终止代数  $E$  表明了算法的最大进化代数, 也是算法结束的条件. 通常取作 100~1 000 范围内的值.

### 2.3 算法描述

在第 1 节中给出的基于遗传算法的关联性议题并发谈判模型的处理框架中, 其谈判算法是谈判的核心. 该算法详细描述如下:

- Step 1. 对商家  $a_i$  与客户  $b_j$  输入的谈判信息按第 2.1 节中的方法进行预处理, 得到最大议题集  $C_{ij}$ 、商家扩展权重集  $\bar{w}_{a_i}$ 、客户扩展权重集  $\bar{w}_{b_j}$ 、分组集  $G_{ij}$ 、商家扩展取值集  $\bar{v}_{a_i}$ 、客户扩展取值集  $\bar{v}_{b_j}$ .
- Step 2. 对由  $G_{ij}$  组建的个体进行按第 2.2 节步骤(1)中的方案进行编码, 然后分别按照商家、客户的要求随机生成  $N/2$  个个体, 从而得到规模为  $N$  的初始种群  $P$ .
- Step 3. 对于  $P$  中每一个个体, 分别根据买卖双方的要求并按照第 2.2 节步骤(2)中的规则计算组权重、组效用, 得到其效用区间  $U_{a_i}, U_{b_j}$ .
- Step 4. 根据第 2.2 节步骤(3)中的方法, 由  $U_{a_i}, U_{b_j}$  按公式(5)计算初始适应度  $F$ , 当进化代数不大于  $E/3$  时, 按公式(6)的规则获取变换适应度  $F'$ ,  $F'$  即为个体的适应度; 否则, 令  $F'=F$ .
- Step 5. 达到终止进化代数  $E$ , 转 Step 12.
- Step 6. 若动态分组标识未变更, 且  $\hat{G}_{a_i} = 1 \parallel \hat{G}_{b_j} = 1$  为真, 转 Step 7; 否则, 变更动态分组标识, 转 Step 8.
- Step 7. 若当前进化代数不小于  $E/3$ , 对  $\bar{P}$  进行分组动态调整: 若  $\hat{G}_{a_i} = 1$ , 则应用推荐分组, 得到  $S_{a_i}$ . 否则, 置  $S_{a_i} = \emptyset$ ; 同样地, 由  $\hat{G}_{b_j}$  得到  $S_{b_j}$ , 根据第 2.1 节中步骤(4)的计算方法获得  $G_{ij}, S_{a_i}$  和  $S_{b_j}$  的最大分组



集,赋值给  $G_{ij}$ ,同时变更动态分组标识.

Step 8. 以组为操作单元对  $P$  进行确定式采样选择.

Step 9. 以组为操作单元对  $P$  以交叉概率  $p_1$  进行均匀交叉.

Step 10. 以组为操作单元对  $P$  以变异概率  $p_2$  进行均匀变异,得到新一代种群  $\tilde{P}$ .

Step 11. 令  $P = \tilde{P}$ , 转 Step 3.

Step 12. 返回当前最优个体,算法结束.

### 3 数值实验及模型分析

本文所给出的模型充分考虑了议题间的相关性,并强调了动态调整议题权重时的依据选取问题.本节将对模型进行理论分析,并通过数值实验对模型的谈判效果进行验证.

#### 3.1 理论分析

遗传算法作为计算数学中解决最优化的搜索算法,在解决全局最优化问题中有良好的表现.但是在解决优化问题过程中,遗传算法的效果和速度依赖于算法参数和适应度函数等的选择.通过对谈判约束条件进行数值处理,可以使用该算法来解决谈判解的获取问题.基本遗传算法只适用于一对一谈判的问题,所以借助并发的方式可以将该算法应用到多对多的谈判问题中.对于多边多议题的谈判问题,为了达到高效的目的,一般选取并发的方式来组织谈判过程.

从已有的文献研究成果来看,谈判算法只能解决议题相互独立的谈判问题.而通过对商务交易活动的分析不难发现,某些议题间存在一定的相关性,这种相关性限制了那些以议题不相关作为前提的谈判算法的应用范围,增加了其处理的难度.本文从相关性分析入手,将相关性议题进行分组处理,使得谈判问题在议题组的层面上不相关,从而保证算法有较强的适应性,可以很好地解决已有谈判算法的局限性;并且,通过并发的多个谈判线程来组织整个活动.

另一方面,在已有的谈判方案中缺乏对动态权重的处理,导致最后的谈判结果不够公正、合理.比如,有些算法以对手的让步幅度作为指标来修正自己对议题的权重值.如果出现某一方不断妥协,则会导致交易倾斜,出现不公平现象.基于此,本文中的动态权重调整是根据对历史交易信息的挖掘来确立的,从而能够很好地确保该动态权重值反映谈判方的实际情况.

对于多边多议题的谈判问题,为了降低谈判算法的时间复杂度、提高谈判效率,本文借助 Agent 克隆技术,由一个谈判主 Agent 克隆出多个谈判子 Agent,然后由谈判子 Agent 与其他谈判对手的子 Agent 进行谈判.这样,通过并发的多个谈判线程来组织多边谈判活动.

#### 3.2 数值实验

本节将通过搜集淘宝网上的交易数据来模拟谈判模型的运行过程,并对其求解效果加以分析.假定多名客户因购买某特定品牌的 U 盘而与多个商家进行协商,由于模型中买卖各方的地位是平等的,角色是一致的,为了便于说明问题,这里任选一对角色,比如商家  $a_2$  和客户  $b_1$ .  $a_2$  与  $b_1$  协商中所涉及的议题有:单价、数量、运费,其对应的编号分别为  $t_{01}, t_{02}, t_{03}$ . 谈判的约束条件见表 2. 其中,  $V$  中  $\{100:0:1/'0'\}$  的含义解释为:它位于序列中第 1 项,所以对应于  $I$  中第 1 项编号为  $t_{01}$  的议题——单价,100 表示取值起始值,0 表示步长,1 表示取值个数,'0' 表示对应于取值序列的效用序列为稳定型('1'为增长型,'2'为减小型).

Table 2 Negotiation constraint conditions

表 2 谈判约束条件

	Issues $I$	Weights $W$	Weight recommendation signs $\tilde{W}$	Groups $G$	Group recommendation signs $\tilde{G}$	Issue value ranges $V$
Merchant $a_2$	$\{t_{01}, t_{02}, t_{03}\}$	$\{0.9, 0.7, 0.5\}$	$\{'0', '1', '1'\}$	$\{\{t_{01}\}, \{t_{02}, t_{03}\}\}$	'1'	$\{\{100:0:1/'0'\}, \{1:1:30/'1'\}, \{20:0:10, 0:20/'0'\}\}$
Customer $b_1$	$\{t_{01}, t_{02}\}$	$\{1.0, 0.0\}$	$\{'1', '0'\}$	$\{\{t_{01}, t_{02}, t_{03}\}\}$	'1'	$\{\{90:1:21/'2'\}, \{1:0:1/'0'\}\}$

遗传算法中的运行参数设定如下: $N=40, p_1=0.5, p_2=0.005, E=100$ , 适应度变换方程式(7)中  $k=1.2$ . 首先对第 2 节中的算法用 C++ 代码编程实现, 然后将其用于谈判处理, 得到的运行结果数据见表 3.

Table 3 Result data of the experiment

表 3 实验结果数据

Evolution generation $E$	Average fitness of population $\bar{F} = \bar{F}'$	Max fitness before transform $F_{\max}$	Max fitness after transform $F'_{\max}$	Groups $G_{ij}$	Encoding of the most best individual
1	0.345 540	0.605 763	0.414 648	$\{\{t_2, t_3\}, \{t_1\}\}$	$\{30, 0, 100\}$
2	0.346 369	0.605 763	0.415 642	$\{\{t_2, t_3\}, \{t_1\}\}$	$\{30, 0, 100\}$
...	...	...	...	...	...
33	0.347 956	0.580 660	0.417 547	$\{\{t_2, t_3\}, \{t_1\}\}$	$\{26, 0, 100\}$
34	0.347 861	0.580 660	0.580 660	$\{\{t_2, t_3\}, \{t_1\}\}$	$\{26, 0, 100\}$
35	0.397 492	0.599 514	0.599 514	$\{\{t_2, t_3\}, \{t_1\}\}$	$\{29, 0, 100\}$
...	...	...	...	...	...
98	0.436 577	0.605 763	0.605 763	$\{\{t_2, t_3\}, \{t_1\}\}$	$\{30, 0, 100\}$
99	0.436 735	0.605 763	0.605 763	$\{\{t_2, t_3\}, \{t_1\}\}$	$\{30, 0, 100\}$
100	0.436 665	0.605 763	0.605 763	$\{\{t_2, t_3\}, \{t_1\}\}$	$\{30, 0, 100\}$

从表 3 中可以看出, 种群的平均适应度随着进化代数的增长而逐步提高. 在进化总代数 1/3 的位置, 即第 33 代处, 算法执行了分组的动态调整. 由于测试案例中的分组推荐值集为空, 所以未导致  $G_{ij}$  的变更. 同时, 从第 33 代开始, 为了加快算法的收敛速度, 个体的适应度不再进行变换处理, 保留原值. 在第 100 代种群时, 返回的最优个体为  $\{30, 0, 100\}$ , 对应于  $G_{ij}$  中议题编号的顺序, 得到其含义解释如下: 数量(编号为  $t_2$  的议题)取值 30, 运费(编号为  $t_3$  的议题)取值 0, 单价(编号为  $t_1$  的议题)取值 100.

根据上述算法程序执行中产生的所有数据, 利用 Matlab 7.0 工具可以绘制出进化代数与适应度的关系, 如图 6 所示. 从图中可以看出, 在算法执行中, 个体的适应度逐步趋于稳定值. 对个体初始适应度(以转换前最大适应度为代表)所做的线性变换, 对初期促进种群多样化起到作用. 第 33 代后, 取消了对适应度的变换, 加快了算法的收敛速度.

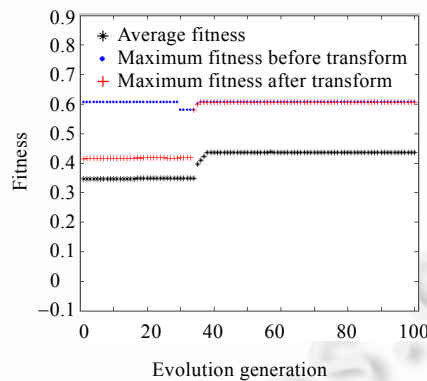


Fig.6 Relationship between evolution generation and fitness

图 6 进化代数与适应度的关系

### 3.3 算法性能分析

下面通过对关联性议题遗传算法中所用到的参数进行调整来对其性能做进一步分析. 针对第 3.2 节中的谈判问题, 按照表 4 修改算法中的各个参数. 利用第 2 节中的算法得出 4 个实验的谈判结果, 分别如图 7~图 10 所示.

Table 4 Parameter adjusted table

表 4 参数调整表

Parameters index	Population size $N$	Cross probability $p_1$	Mutant probability $p_2$	End generation $E$	Fitness transform coefficient $k$
1	40	0.5	0.04	100	1.2
2	40	0.8	0.005	200	1.5
3	100	0.5	0.005	100	1.2
4	100	0.8	0.04	200	1.5

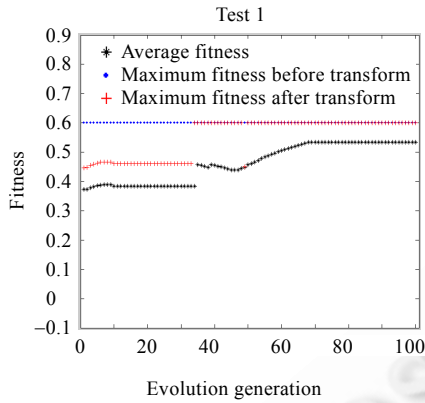


Fig.7 Experiment I  
图 7 实验 I

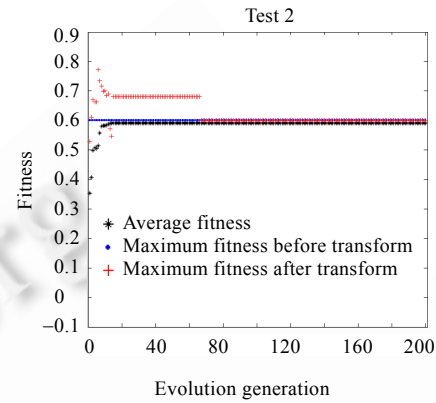


Fig.8 Experiment II  
图 8 实验 II

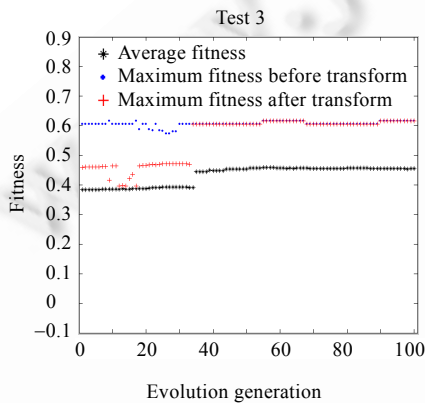


Fig.9 Experiment III  
图 9 实验 III

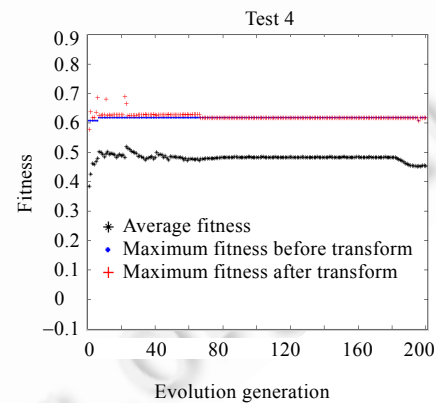


Fig.10 Experiment IV  
图 10 实验 IV

由实验 I 可以看出,初始的随机种群取样较好,其平均适应度介于 0.3~0.4 之间,转换前的最大适应度接近于最优解.转换后的最大适应度在第 33 代以前具有较大的波动,证实了通过适应度变换达到了增加种群初期个体多样化的目的.第 33 代以后,对个体适应度不作变换,所以变换后的最大个体适应度与变换前的最大适应度是相等的.算法程序保证了具有最大适应度的个体(最优解)一直存在于种群中,并最终作为结果返回.

与实验 I 不同,实验 II 中初始种群的平均适应度虽然也介于 0.3~0.4 之间,且变换前的最大适应度是 0.6,但在 20 代以前其变化趋势波动较大.与实验 I 中的参数相比,增大交叉概率、减小变异概率、增加进化代数、增大适应度变换系数.这些改变并未影响到算法对最优解的搜索.程序仍然和实验 I 一样,在第 70 代附近趋于稳定.

与实验 I 相比,实验 III 的初始种群适应度情形类似.但不同在于,最大适应度表现出一定的波动性.比较参数

可知,种群规模增大,变异概率缩小.尽管如此,程序对最优解的搜索是成功的.

在实验 IV 中,初始种群的适应度情形与前 3 个实验相似.变换前最大适应度基本保持稳定值,但平均适应度表现出较大波动.分析其参数可知,与实验 II 相比,种群规模和变异概率增大了.在此情形下,算法对最优解的寻找仍然是顺利的.

通过对 4 种条件下的实验对比可知,种群大小、交叉概率、变异概率、终止代数和适应度变换系数对算法的执行效果都有一定的影响.但参数的调整并未影响算法的收敛性,种群的平均适应度均趋于稳定值.由于初始种群的随机性,所以各稳定值有所不同,但最大适应度所趋向的值在 4 种实验情形下是一样的,也即最优个体是相同或相近的.因此,算法在寻找最优谈判解方面表现出较好的可靠性.

#### 4 结论及下一步的工作

通过对议题相关性进行分析,本文提出了一种通过分组机制解决谈判议题关联问题的新方法,并采用从历史交易数据中进行事例推理的方式来解决动态权重的变化依据问题.在此基础上提出了一种基于遗传算法的关联性议题并发谈判的模型.通过从理论与实验的角度对模型的检验和分析,结果表明,基于遗传算法的关联性议题并发谈判模型能够更加容易地满足用户的多样性需求,解决了谈判中议题关联性的问题,可以快速地得出有价值的谈判结果信息.

下一步将从以下几个方面对本文的工作进行扩展和改进:

- (1) 模型中对买卖双方所提交的议题解释采用编号定位机制,缺乏语义分析支持,显得不够灵活,可以尝试试向模型中添加语义分析功能模块.
- (2) 效用增减的步长为议题取值总个数的倒数,这种均匀分布的假设并不适用于所有场合.比如,在实际中,商家对价格议题并不一定认为价格越高就越好,薄利多销也是一种选择.因此,如果改用由用户自定义效用函数的方式,则适用范围会更广.
- (3) 如果参与交易的买卖双方用户数量过大,则可能无法按要求分配指定数目的子 Agent.针对这一问题,可以采用线程池技术或采用分而治之的模式组织规模较大的谈判.

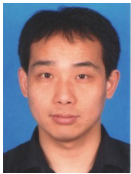
#### References:

- [1] Sim KM. Grid resource negotiation: Survey and new directions. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 2010,40(3): 245–257. [doi: 10.1109/TSMCC.2009.2037134]
- [2] Chou SY, Lin SW, Li CC. Dynamic parking negotiation and guidance using an agent-based platform. *Expert Systems with Applications*, 2008,35(3):805–817. [doi: 10.1016/j.eswa.2007.07.042]
- [3] Sim KM. Towards complex negotiation for cloud economy. In: Bellavista P, *et al.*, eds. *Advances in Grid and Pervasive Computing*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2010. 395–406. [doi: 10.1007/978-3-642-13067-0\_42]
- [4] Fershtman C. The importance of the agenda in bargaining. *Games and Economic Behavior*, 1990,2(3):224–238.
- [5] Faratin P, Sierra C, Jennings NR. Negotiation decision functions for autonomous agents. *Robotics and Autonomous Systems*, 1998, 24(3):159–182.
- [6] Flamini F. First things first? The agenda formation problem for multi-issue committees. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 2007,63(1):138–157. [doi: 10.1016/j.jebo.2005.05.007]
- [7] Rahwan I, Kowalczyk R, Pham HH. Intelligent agents for automated one-to-many e-commerce negotiation. *Australian Computer Science Communications*, 2002,24(1):197–203.
- [8] Fatima SS, Wooldridge M, Jennings NR. On efficient procedures for multi-issue negotiation. In: Fasli M, *et al.*, eds. *Proc. of the Agent-Mediated Electronic Commerce, Automated Negotiation and Strategy Design for Electronic Markets*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2007. 31–45.
- [9] Aknine S, Pinson S, Shakun MF. An extended multi-agent negotiation protocol. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 2004,8(1):5–45. [doi: 10.1023/B:AGNT.0000009409.19387.f8]

- [10] Lau R. An evolutionary approach for intelligent negotiation agents in e-marketplaces. In: Nguyen N, Jain L, eds. Proc. of the Intelligent Agents in the Evolution of Web and Applications. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2009. 279–301. [doi: 10.1007/978-3-540-88071-4\_12]
- [11] Bala MB, Gobbin R, Sharma D. Development of a multi-issue negotiation system for E-commerce. In: Watada J, *et al.*, eds. Proc. of the Intelligent Decision Technologies. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2011. 429–438. [doi: 10.1007/978-3-642-22194-1\_42]
- [12] Shen JH, Yu XJ, Li SZ, Li J. A bilateral multi-issue negotiation protocol based on adaptive genetic algorithm. In: Proc. of the MASS 2009. Danvers, Piscataway: IEEE Computer Society, 2009. 1–4. [doi: 10.1109/ICMSS.2009.5303304]
- [13] Sim KM, Guo YY, Shi BY. BLGAN: Bayesian learning and genetic algorithm for supporting negotiation with incomplete information. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 2009,39(1):198–211. [doi: 10.1109/TSMCB.2008.2004501]
- [14] Sim KM, An B. Evolving best-response strategies for market-driven agents using aggregative fitness GA. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 2009,39(3):284–298. [doi: 10.1109/TSMCC.2009.2014880]
- [15] Hashmi K, Alhosban A, Malik Z, Medjahed B. WebNeg: A genetic algorithm based approach for service negotiation. In: Foster I, *et al.*, eds. Proc. of the ICWS 2011. Los Alamitos: IEEE CS, 2011. 105–112. [doi: 10.1109/ICWS.2011.55]
- [16] Gan ZB, Zhu CX, Xiao GQ. Research on issues relativity and weight measurement in multi-agent negotiation. Computer Engineering, 2011,37(18):167–170 (in Chinese with English abstract).

#### 附中文参考文献:

- [16] 甘早斌,朱春喜,肖国强.多 Agent 谈判中议题相关性及权重度量.计算机工程,2011,37(18):167–170.



甘早斌(1968—),男,湖北仙桃人,博士,副教授,CCF 高级会员,主要研究领域为电子商务,信任计算,Agent 技术.



马尧(1986—),男,博士生,主要研究领域为普适计算,Agent 技术,物联网.



朱春喜(1984—),男,硕士,主要研究领域为电子商务,Agent 技术.



鲁宏伟(1964—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为电子商务,网络安全,物联网,普适计算.