

Web 模糊聚类方法及其应用^{*}

刘茂福 何炎祥 彭 敏

(武汉大学计算机学院 软件工程国家重点实验室 武汉430072)

摘 要 本文提出了 Web 模糊聚类的概念,给出了 Web 模糊聚类的过程模型 WFCM 并进行了详细阐述,论述了 Web 模糊聚类在 Web 访问信息挖掘中,尤其是在 Web 用户聚类和 Web 页面聚类方面的应用,最后用实例证明了在 Web 页面聚类中使用 Web 模糊聚类的可行性。

关键词 Web 数据挖掘 WDM, Web 访问信息挖掘 WUM, Web 模糊聚类 WFC, WFCM

Web Fuzzy Clustering and its Application

LIU Mao-Fu HE Yan-Xiang PENG Min

(School of Computer, State Key Lab of Software Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072)

Abstract Web Data Mining (WDM) is a new research field in Data Mining. As an important branch of WDM, Web Usage Mining is another hot research topic, specially the mining methods and tools to it. In this paper, the concept of Web Fuzzy Clustering (WFC) is given and its Processing Model (WFCM) is put forward which is discussed in detail in the following parts. WFC can use in the Web user clustering and Web page clustering. Finally, one application example is given to prove the feasibility of using WFC in Web page clustering.

Keywords Web data mining, Web usage mining, Web fuzzy clustering, WFCM

1 引言

聚类是指根据一定规则,按照事物某些属性,合理地划分给定的未分类事物集合,得到确定的事物分类的过程。通过聚类得到事物类,同一类中的事物之间具有较高的相似度或相关度,而不同类中的事物之间差别较大;聚类真正体现了“物以类聚”的分类思想。

由于客观世界存在大量的界限不明确的聚类问题,即问题具有模糊性,需要模糊划分,如在区分“青年人”和“中年人”时就需要模糊划分^[5];同时,科研领域的分类也往往具有明显的模糊性^[6],因此将模糊数学与聚类分析相结合,出现了模糊聚类。模糊聚类在科研领域有着广泛的应用。

Web 数据挖掘 WDM(Web Data Mining)是将数据挖掘方法运用于 Web 数据,提取隐藏其中的、有用的、新颖的模式或知识的过程^[1];Web 访问信息挖掘 WUM(Web Usage Mining)是 Web 数据挖掘的一个主要分支^[2],它的主要目标是从 Web 用户访问信息中抽取感兴趣的模式^[3,4]。在研究 Web 数据挖掘的过程中,尤其是在 Web 访问信息挖掘中,由于对用户、Web 页等 Web 对象进行聚类时具有明显的模糊性,因此将模糊数学中的模糊聚类与 Web 数据挖掘相结合,提出了 Web 模糊聚类 WFC(Web Fuzzy Clustering)。

2 Web 模糊聚类过程模型

2.1 Web 模糊聚类过程模型图

Web 模糊聚类的对象是给定的 Web 对象集合中表示对象属性的源数据,而 Web 模糊聚类的直接作用对象为 Web 模糊相似矩阵或 Web 模糊等价矩阵,所以首先要抽象源数

据,得到表示 Web 对象属性的 Web 数据矩阵,然后再将 Web 数据矩阵转化为适合 Web 模糊聚类方法操作的 Web 模糊相似矩阵或 Web 模糊等价矩阵,最后在 Web 模糊相似矩阵或 Web 模糊等价矩阵的基础上,运用一定的 Web 模糊聚类方法,得到聚类结果。Web 模糊聚类的过程模型 WFCM(Web Fuzzy Clustering Model),如图1所示。

2.2 相关概念

设 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为欲聚类的 Web 对象集合,与 Web 模糊聚类直接相关的概念如下:

1. Web 模糊矩阵 若对于任意 $i=1, 2, \dots, n, h=1, 2, \dots, m$, 都有 $r_{ih} \in [0, 1]$, 则称 $R = (r_{ih})_{n \times m}$ 为 Web 模糊矩阵。

2. Web 模糊相似矩阵 R 为 n 阶 Web 模糊矩阵, I 为单位矩阵,若 R 满足:(1)自反性: $1 \leq R$; (2)对称性: $R^T \leq R$, 其中 R^T 是 R 的转置矩阵。则称 R 为 n 阶 Web 模糊相似矩阵。

3. Web 模糊等价矩阵 R 为 n 阶模糊相似矩阵,若 R 具有传递性,即 $R \circ R \leq R$, 其中 \circ 表示 Web 模糊矩阵的合成运算,则称 R 为 n 阶 Web 模糊等价矩阵。

4. 传递闭包 设 R 为 n 阶 Web 模糊相似矩阵,则存在一个最小的自然数 $k(k \leq n)$, 使得传递闭包 $t(R) = R^k$, 对于一切大于 k 的自然数 l , 恒有 $R^l = R^k$, 此时 $t(R)$ 为 n 阶 Web 模糊等价矩阵。

2.3 数据标准化

1. Web 数据矩阵 设 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为 Web 对象集合,每个 Web 对象又由 m 个指标表示其属性:

$x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\} (i=1, 2, \dots, n)$

于是得到原始 Web 数据矩阵:

^{*} 基金项目:“网上信息收集和分析的基础问题和模型研究”,国家自然科学基金重大研究计划资助,项目编号:90104005。刘茂福 博士生,现从事分布并行处理、数据开采等方面的研究;何炎祥 教授,博士生导师,现从事分布并行处理、Agent 技术,数据开采等方面的研究。

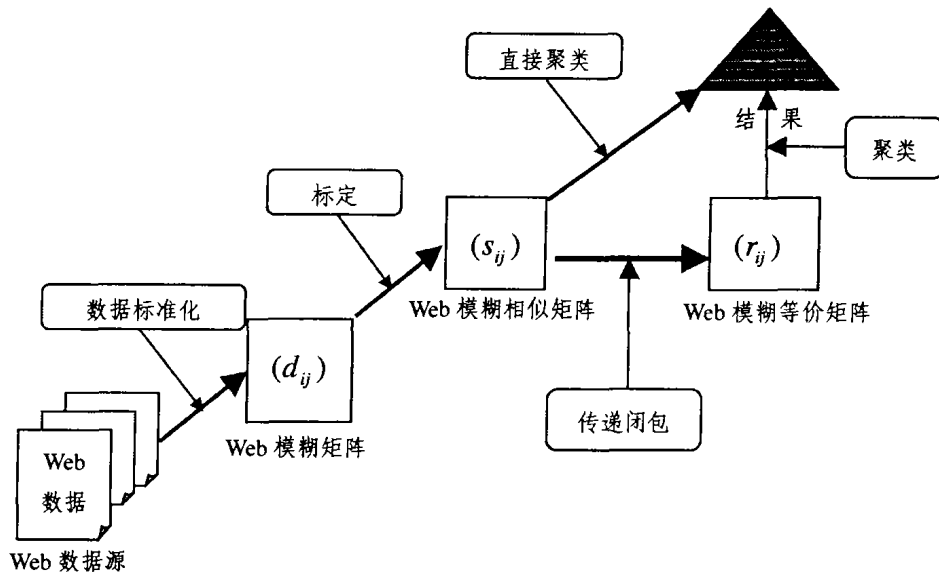


图1 WFCM 图

$$\begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix}$$

2. 数据标准化 在实际问题中,不同的数据一般有不同的量纲。为了使用不同量纲表示的量能进行比较,通常要对数据进行适当的变换^[5]。同时,由于 Web 模糊聚类操作的对象是 Web 模糊矩阵,因此要求 Web 数据矩阵中的数据一定要在区间[0,1]上,即要根据 Web 模糊矩阵的要求,进行数据标准化,将 Web 数据矩阵的数据压缩到区间[0,1]。

通常做的变换有标准差变换(公式1)和极差变换(公式2)两种。

$$x'_{ik} = \frac{x_{ik} - \bar{x}_k}{s_k} \quad (i=1, 2, \dots, n; k=1, 2, \dots, m);$$

$$\bar{x}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ik}, s_k = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ik} - \bar{x}_k)^2} \quad (1)$$

$$x'_{ik} = \frac{x_{ik} - \min_{1 \leq i \leq n} \{x_{ik}\}}{\max_{1 \leq i \leq n} \{x_{ik}\} - \min_{1 \leq i \leq n} \{x_{ik}\}} \quad (k=1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

2.4 标定

设 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为欲聚类的 Web 对象集合,其中 $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}\}$ 。标定步骤的主要任务是建立 Web 模糊相似矩阵。关键任务是依照传统模糊聚类方法,确定表示 Web 对象 x_i 和 x_k 相似程度的相似系数 $r_{ik} = R(x_i, x_k)$ 。主要采用的方法有如下几种:

1. 直接海明距离法

$$r_{ik} = 1 - c \sum_{k=1}^m |x_{ik} - x_{kk}| \quad (3)$$

其中 c 是适当选取的参数,它使 $r_{ik} \in [0, 1]$ 。

2. 数量积法^[5]

$$r_{ik} = \begin{cases} 1 & i=h \\ \frac{1}{M} \sum_{k=1}^m x_{ik} x_{kk} & i \neq h \end{cases} \quad (4)$$

其中 M 是为了使 $r_{ik} \in [0, 1]$ 而适当选取的参数。

3. 夹角余弦法^[5]

$$r_{ik} = \left(\sum_{k=1}^m x_{ik} x_{kk} \right) / \sqrt{\sum_{k=1}^m x_{ik}^2} \sqrt{\sum_{k=1}^m x_{kk}^2} \quad (5)$$

4. 最大最小法

$$r_{ik} = \left(\sum_{k=1}^m (x_{ik} \wedge x_{kk}) \right) / \sum_{k=1}^m (x_{ik} \vee x_{kk}) \quad (6)$$

2.5 Web 模糊聚类方法

2.5.1 传递闭包法 经标定所得的 Web 模糊矩阵只是一个 Web 模糊相似矩阵 R ,不一定具有传递性,即 R 不一定是 Web 模糊等价矩阵。为了进行分类,需要将 R 改造成 Web 模糊等价矩阵。可从 Web 模糊相似矩阵 R 出发,用平方法求 R 的传递闭包,得到 R 的 Web 模糊等价矩阵,即 $R^* = t(R)$ 。然后将得到的 Web 模糊等价矩阵 R^* 中互不相同的 r_{ik} 按由大到小的顺序排列成数集 $l(1 = \lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_m)$,让输入参数 λ 依次遍历数集 l ,得到依据 $t(R)_{\lambda}$ 的一系列分类,即 Web 模糊分类。

2.5.2 直接聚类法 直接聚类法是指在建立 Web 模糊相似矩阵 R 之后,不去求 R 的传递闭包 $t(R)$,而是直接从得到的 Web 模糊相似矩阵 R 出发,求得 Web 模糊分类。理论上已证明,直接聚类法得到的结果与传递闭包法得到的结果是等价的。具体步骤如下:

(1)取 $\lambda=1$ (最大值),对每个 x_i 作相似类 $[x_i]_R = \{x_k | r_{ik} = 1\}$,即将满足 $r_{ik}=1$ 的 x_i 和 x_k 放在一类,构成相似类。相似类与等价类的不同之处在于不同的相似类可能含有公共元素,即可能出现式(7)的情况。此时只要将含有公共元素的相似类合并,即可得 $\lambda_1=1$ 情况下的等价分类。

$$\begin{cases} [x_i]_R = \{x_i, x_k\} \\ [x_k]_R = \{x_k, x_k\} \\ [x_i]_R \cap [x_k]_R \neq \emptyset \end{cases} \quad (7)$$

(2)取 λ_2 为次大值,从 R 中直接找出相似程度为 λ_2 的元素对 (x_i, x_k) (即 $r_{ik}=\lambda_2$),相应地将对应于 $\lambda_1=1$ 的等价分类中 x_i 所在的类与 x_k 所在的类合并,将所有的这些情况合并后即得对应于 λ_2 的等价分类。

(3)取 λ_3 为第三大值,从 R 中直接找出相似程度为 λ_3 的元素对 (x_i, x_k) (即 $r_{ik}=\lambda_3$),类似地将对应于 λ_2 的等价分类中 x_i 所在的类与 x_k 所在的类合并,将所有的这些情况合并后即得对应于 λ_3 的等价分类。

(4)依次类推,直到将 U 合并到一类为止。

2.6 Web 模糊聚类的结果表示

经过 Web 模糊聚类后,待分类的 Web 对象集合会被划分为 K 个不相交的等价类 u_k 。聚类结果可表示为一个 $n \times K$ 阶矩阵如下:

$$V = (v_{ik})_{n \times K} \quad (8)$$

其中 $v_{ik} = \begin{cases} 1 & i \in u_k \\ 0 & i \notin u_k \end{cases}, u_k \in [0, 1], \sum_{i=1}^K u_k = 1 (i=1, 2, \dots, n; k=1, 2, \dots, K)$

也可将聚类结果表示为一动态聚类图,如图2所示。

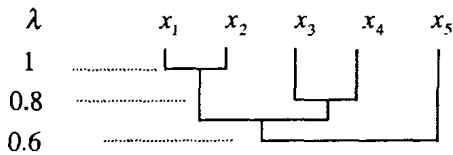


图2 动态聚类图

3 Web 模糊聚类应用

在 Web 访问信息挖掘中,Web 模糊聚类的应用主要体现在根据数据预处理后的用户会话信息对用户、Web 页等 Web 对象进行分类。

3.1 Web 用户聚类

在一定时间段内,根据 Web 访问信息挖掘的数据预处理阶段获得的用户会话,得到各 Web 用户共同访问的 Web 页面数等信息,然后使用 Web 模糊聚类方法对 Web 用户聚类。

针对 Web 用户集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$,用 $cc_{ih} (i=1, 2, \dots, n; h=1, 2, \dots, n)$ 表示 Web 用户 c_i 和 c_h 在给定时间段内共同访问的 Web 页面数,显然 $cc_{ih} = cc_{hi}$ 。根据 $cc_{ih} (i=1, 2, \dots, n; h=1, 2, \dots, n)$ 可得到原始 Web 数据矩阵 $(cc_{ih})_{n \times n}$;经过数据标准化、标定等 Web 模糊聚类步骤的处理后,得到 n 阶 Web 模糊相似矩阵 $(c'_{ih})_{n \times n} (0 \leq c'_{ih} \leq 1)$,接着就可以使用 Web 模糊聚类方法进行处理,得到模糊分类。根据参数 λ 的不同取值,可以把 Web 用户分为强关系用户、次强关系用户、次弱关系用户以及弱关系用户等类别;其中参数 λ 可以看作是 Web 用户的相关度。

3.2 Web 页面聚类

在一定时间段内,根据 Web 访问信息挖掘的数据预处理阶段获得的用户会话,得到 Web 页面被各 Web 用户访问的总次数和被共同访问的次数等信息,然后使用 Web 模糊聚类方法对 Web 页面聚类。

1. Web 用户访问 Web 页面总次数 针对 Web 用户集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 和 Web 页面集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$,用 $pc_{ih} (i=1, 2, \dots, m; h=1, 2, \dots, n)$ 表示 Web 用户 c_h 对 Web 页面 p_i 在给定时间段内访问的次数。根据 pc_{ih} 就可得到原始 Web 数据矩阵 $(pc_{ih})_{m \times n}$,经过数据标准化、标定等 Web 模糊聚类步骤的处理后,得到 n 阶 Web 模糊相似矩阵 $(p'_{ih})_{n \times n} (0 \leq p'_{ih} \leq 1)$,接着就可以使用 Web 模糊聚类方法进行处理,得到模糊分类。根据参数 λ 的不同取值,可以把 Web 页面分为最受欢迎页面、受欢迎页面、次受欢迎页面以及不受欢迎页面等类别;其中参数 λ 可以看作是 Web 页面与 Web 用户的相关度。

2. 共同访问 Web 页面次数 针对 Web 页面集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$,用 $pp_{ih} (i=1, 2, \dots, n; h=1, 2, \dots, n)$ 表示在给定时间段内 Web 页面 p_i 与 p_h 在同一个用户会话中被共同访问的次数。根据 pp_{ih} 就可得到原始 Web 数据矩阵 $(pp_{ih})_{n \times n}$,经过数据标准化、标定等 Web 模糊聚类步骤的处理,得到 n 阶 Web 模糊相似矩阵 $(p'_{ih})_{n \times n} (0 \leq p'_{ih} \leq 1)$,接着就可以使用 Web 模糊聚类方法进行处理,得到模糊分类。根据参数 λ 的不同取值,可以把 Web 页面分为强关系页面、次强关系页面、次弱关系页面以及弱关系页面等类别;其中参数 λ 可以看作是 Web 页面的相似度。

4 Web 模糊聚类实例分析

分析一个使用 Web 模糊聚类对 Web 页面聚类的实例。假设 Web 站点的 Web 页面集合为 $P = \{p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8\}$,数据预处理阶段得到的访问 Web 站点的 Web 用户集合为 $C = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6\}$,从 Web 用户的用户会话得到 Web 用户对指定 Web 页面访问次数 $pc_{ih} (i=1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8; h=1, 2, 3, 4, 5, 6)$, pc_{ih} 形成一个表格,如表1所示。

表1 源数据表

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6
p_1	20	12	23	15	24	34
p_2	16	23	14	18	30	25
p_3	18	25	34	23	12	23
p_4	22	23	16	17	18	21
p_5	23	34	10	9	11	23
p_6	21	25	24	18	19	23
p_7	24	26	27	21	21	28
p_8	25	32	17	18	11	15

根据表1提供的数据,可得到原始 Web 数据矩阵 R ,经数据标准化及用直接海明距离法式(9)标定后得到 Web 模糊相似矩阵 R' ;其中标定步骤采用的直接距离法中的参数 $c = 0.01$ 。

$$R = \begin{bmatrix} 20 & 12 & 23 & 15 & 24 & 34 \\ 16 & 23 & 14 & 18 & 30 & 25 \\ 18 & 25 & 34 & 23 & 12 & 23 \\ 22 & 23 & 16 & 17 & 18 & 21 \\ 23 & 34 & 10 & 9 & 11 & 23 \\ 21 & 25 & 24 & 18 & 19 & 23 \\ 24 & 26 & 27 & 21 & 21 & 28 \\ 25 & 32 & 17 & 18 & 11 & 15 \end{bmatrix}$$

$$R' = \begin{bmatrix} 1.00 & 0.58 & 0.43 & 0.59 & 0.32 & 0.66 & 0.63 & 0.34 \\ 0.58 & 1.00 & 0.51 & 0.75 & 0.48 & 0.70 & 0.61 & 0.50 \\ 0.43 & 0.51 & 1.00 & 0.62 & 0.47 & 0.75 & 0.70 & 0.55 \\ 0.59 & 0.75 & 0.62 & 1.00 & 0.65 & 0.85 & 0.70 & 0.73 \\ 0.32 & 0.48 & 0.47 & 0.65 & 1.00 & 0.58 & 0.47 & 0.72 \\ 0.66 & 0.70 & 0.75 & 0.85 & 0.58 & 1.00 & 0.83 & 0.66 \\ 0.63 & 0.61 & 0.70 & 0.70 & 0.47 & 0.83 & 1.00 & 0.57 \\ 0.34 & 0.50 & 0.55 & 0.73 & 0.72 & 0.66 & 0.57 & 1.00 \end{bmatrix}$$

$$r_{ih} = 1 - 0.01 \times \sum_{k=1}^6 |x_{ik} - x_{hk}| \quad (9)$$

下面用直接聚类法对模糊相似矩阵 R' 进行聚类。

取 $\lambda = 1$ 时,将 Web 页面集合 P 分为 8 类: $\{\{p_1\}, \{p_2\}, \{p_3\}, \{p_4\}, \{p_5\}, \{p_6\}, \{p_7\}, \{p_8\}\}$ 。

取 $\lambda = 0.85$ 时,将 Web 页面集合 P 分为 7 类: $\{\{p_1\}, \{p_2\}, \{p_3\}, \{p_4, p_6\}, \{p_5\}, \{p_7\}, \{p_8\}\}$,表示 Web 页面 p_4 和 p_6 具有较强关系,相关度为 0.85。

取 $\lambda = 0.8$ 时,将 Web 页面集合 P 分为 6 类: $\{\{p_1\}, \{p_2\}, \{p_3\}, \{p_4, p_6, p_7\}, \{p_5\}, \{p_8\}\}$,表示 Web 页面 p_4, p_6 和 p_7 具有强关系,相关度为 0.8。

取 $\lambda = 0.75$ 时,将 Web 页面集合 P 分为 4 类: $\{\{p_1\}, \{p_2, p_3, p_4, p_6, p_7\}, \{p_5\}, \{p_8\}\}$,表示 Web 页面 p_2, p_3, p_4, p_6 和 p_7 具有次强关系,相关度为 0.75。

取 $\lambda = 0.7$ 时,将 Web 页面集合 P 分为 2 类: $\{\{p_1\}, \{p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_8\}\}$,表示 Web 页面 $p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7$ 和 p_8 具有次弱关系,相关度为 0.7。

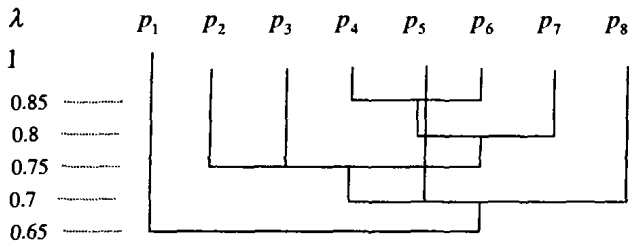


图3 实例 Web 模糊聚类分析动态聚类图

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 张娥, 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)

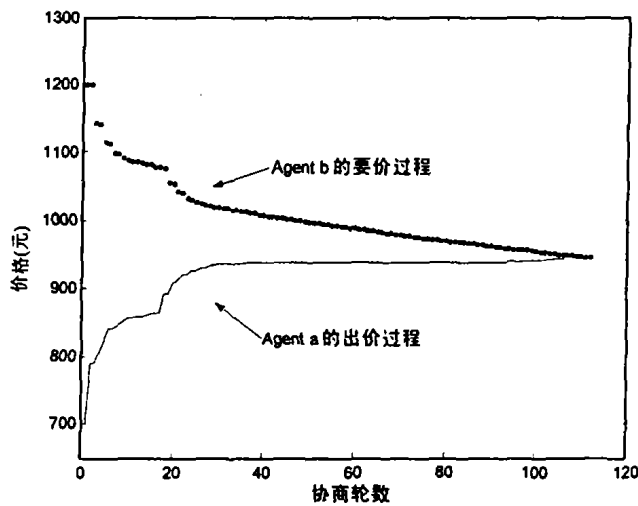


图1 协商流程图

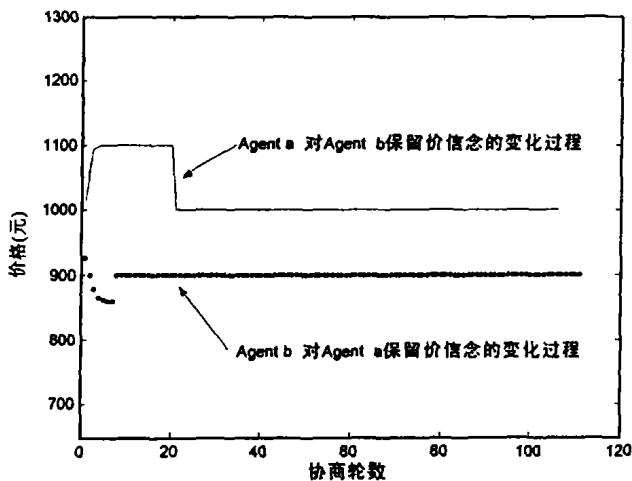


图2 Agent a 和 Agent b 关于其协商对手的保留价信念

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