

文章编号:1001-9081(2009)06-1585-05

## 基于隐式评分的推荐系统研究

余小高<sup>1</sup>, 余小鹏<sup>2</sup>

(1. 湖北经济学院 信息管理学院, 武汉 430205; 2. 武汉工程大学 经济管理学院, 武汉 430073)  
(tecom\_sam@163.com)

**摘要:**为解决协同过滤推荐中“稀疏”和“冷开始”问题,提高推荐精度,提出了基于隐式评分的推荐系统。首先建立项档案,采用 BP 神经网络模型分析用户的导航模式和行为模式,对已点击项进行预测评分,建立用户主观评价模型和用户偏好档案;然后预测用户对未点击项评分,形成比较稠密的用户预测评分矩阵,采用协同过滤推荐技术,产生有效推荐;最后提出基于项特征的谈判模型和谈判策略,支持对推荐结果的解释和客商之间的讨价还价。

**关键词:**协同过滤; 隐式评分; 推荐系统; 策略

**中图分类号:** TP391    **文献标志码:**A

## Research on recommendation system based on implicit rating

YU Xiao-gao<sup>1</sup>, YU Xiao-peng<sup>2</sup>

(1. School of Information Management, Hubei University of Economics, Wuhan Hubei 430205, China;  
2. School of Economic Management, Wuhan Institute of Technology, Wuhan Hubei 430073, China)

**Abstract:** Recommendation system based on implicit rating was proposed to improve the precision and solve the problems of "scarcity" and "cold-start". Firstly, this research set up the items' profiles, and adopted the BP neural network to analyze the guiding model and behavior model of the users, gave the forecast rating for the hit items and set up subjective evaluation model and the profiles of preference for the users. Then it forecasted the rating of the non-hit items and formed the intense rating matrix of user forecast item. After that, it produced the effective recommendation through the adoption of collaborative filtering recommendation algorithm. Finally, the model of negotiation and strategy based on item's characteristics were brought out for recommendation result, which can explain the result and support the bargaining of both sides.

**Key words:** collaborative filtering; implicit rating; recommendation system; strategy

## 0 引言

随着 Internet 飞速发展和电子商务规模越来越大,客商对实现“双赢”的需求产生了电子商务推荐系统。目前两种主要推荐系统是基于内容的推荐系统和协同过滤推荐系统<sup>[1]</sup>。基于内容的推荐系统具有一定的局限性<sup>[2]</sup>。首先,资源内容必须以机器可以理解的格式表示;其次,资源内容的分析范围比较小,不能提供较多的建议;第三,不能从质量、样式、审美等角度对项进行过滤。文献[3]认为基于内容的过滤无法分析信息的质量,无法提供新颖的推荐。

针对基于内容的推荐系统的不足,研究者提出了协同过滤推荐技术。传统协同过滤推荐系统中,用户评分表是根据用户的显式评分建立的。文献[4]发现用户咨询时间和其显式评分有很强的相关性,但它们之间不成严格的比例,也非线形关系。显式评分有两大不足:1)如果用户忽略或不愿意评分,或不善于评分,则评分的数量必然较少;2)由于用户浏览有限而项的数目巨大,即使用户积极地对项进行显式评分,被评分对象的数目也非常小。显然,显式评分将导致协同过滤推荐系统的“稀疏”和“冷开始”问题。稀疏问题是推荐技术中重要问题之一<sup>[5]</sup>。在用户评分数据极端稀疏的情况下传统相似性度量方法均存在各自弊端,使计算得到的用户间相似性不准确,邻居用户不可靠,推荐质量急剧下降。“冷开始”问题也称作新项问题,若某一新项没人评价,则此项无法

推荐,推荐系统就失去了应有的作用。

与显式评分相对的是隐式评分<sup>[1]</sup>。隐式评分分析用户的浏览行为、保存网页、制作书签、打印以及购买等信息的相关性来估计用户对项的评分。隐式评分不需要用户额外行动,因此是显式评分的一个很好的补充,是解决稀疏性和“冷开始”问题的一个有效方法。

用户获得推荐结果后,推荐系统必须有效地解释推荐产生的原因。目前电子商务推荐系统只能通过简单的销售排行、向用户提供其他用户对商品的评价或评分信息等方式来达到上述目的。推荐系统需要进一步研究更加有效的方法向用户解释产生推荐的原因,从而增加用户对推荐系统的信任程度,说服用户听从推荐系统的推荐。

因此,本文提出基于隐式评分的推荐系统研究,根据用户行为分析用户偏好,预测用户评分,并将用户偏好作为先验知识,支持推荐的谈判协商。

本研究基于一个假设:当用户选择某一产品前,总是综合考虑该产品的多个物理特征。关键思路是,首先建立项/产品主要特征档案;再根据用户的导航模式和行为模式分析用户对项及其几个主要特征的偏好,预测用户评分;然后根据预测的用户评分表,产生推荐;最后根据用户偏好就推荐结果进行谈判协商。

具体步骤如下:

1) 建立项档案;

收稿日期:2008-12-11;修回日期:2009-02-27。    基金项目:湖北省教育厅项目(D20081902,2008d095)。

作者简介:余小高(1969-),男,湖北咸宁人,副教授,博士,主要研究方向:数据挖掘、电子商务; 余小鹏(1974-),男,湖北咸宁人,博士,主要研究方向:信息资源共享。

2) 收集用户的浏览记录,根据用户的浏览行为,采用 BP 神经网络模型对用户点击过的项进行预测评分;

3) 根据用户对项的各主要特征的反馈信息,对用户评价项的过程进行建模,建立用户主观评价模型,确定用户对项特征的偏好区间和理想特征值,建立用户偏好档案;

4) 综合用户主观评价模型、偏好档案和用户未点击项的特征相似性预测用户对该项的综合评分,形成稠密的用户预测评分表;

5) 以用户预测评分表为基础,采用 KNNBSCAN 或 DAKNNs 等数据处理算法,进行协同过滤推荐;

6) 根据项特征、用户主观评价模型和档案,提出面向推荐结果的基于项特征的谈判协商模型和策略,实现对推荐结果的解释,支持客商双方的讨价还价。

## 1 系统结构

本文提出的推荐系统的基础主要是面向 Web 的虚拟商厦,基于 C/S 构架,分成两大部分:在服务器端的推荐模块和客户端用户数据整理、分析模块。在服务器端的推荐模块提供虚拟商厦与商家的接口,供商家对项属性进行设置等;也对各用户的偏好档案进行管理,根据项的物理特征属性和用户的偏好的匹配程度,对项进行预测评分。

服务器端模块最主要的功能是根据用户评分表,进行协同过滤推荐,产生推荐结果;并且支持对推荐结果的谈判协商。客户端模块的主要功能是收集整理用户的浏览行为并进行分析,对用户点击过的项进行预测评分,同时估计用户对项主要物理特征的兴趣偏好,建立用户主观评价模型,建立用户档案。

系统结构如图 1 所示。整个系统由 8 个模块组成:项档案创建模块、网页建立模块、用户行为收集模块、用户主观评价模型创建模块、用户偏好档案管理模块、评分预测模块、协同过滤推荐模块和谈判协商模块等。

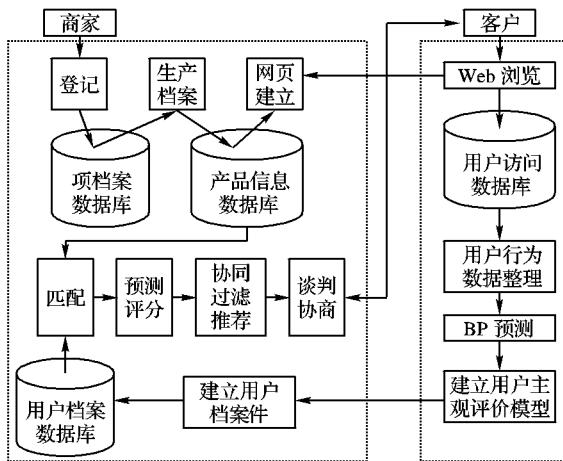


图 1 系统结构

项档案创建模块是商家与虚拟商厦的接口,主要提供商家设置项属性(尤其是客观的和可识别的属性)的功能,建立项档案。网页建立模块根据项档案自动建立网页,向客户提供项信息,收集用户反馈信息等。用户行为收集模块收集用户的各种浏览行为,包括是否购买、打印、收藏和购物篮放置等,该模块还要对各种用户行为进行抽象和预处理,建立用户行为数据库。用户主观评价模型创建模块主要是根据用户行为数据库,采用 BP 神经网络模型预测用户的评分,同时,根据用户对项属性的反馈信息,建立用户主观评价模型。用户

偏好档案管理模块工作在服务器端,主要收集用户偏好数据,建立用户档案。评分预测模块主要是根据项的特征属性和用户档案的匹配程度,对未点击项进行预测评分,形成稠密的用户评分矩阵,以解决协同过滤推荐中用户评分矩阵稀疏性和“冷开始”等问题。协同过滤推荐模块的主要功能是根据用户评分矩阵,产生及时、精确的推荐。谈判协商模块主要是支持对推荐结果的解释、用户与推荐模块之间的讨价还价等。

## 2 协同过滤推荐的产生

目前很多推荐系统仅仅根据用户是否购买等简单日志进行推荐,这很难预测用户是否继续购买同类别的其他项,特别是不同类别的其他项<sup>[6]</sup>。该模块的主要功能是根据用户档案和项档案之间匹配程度来对项进行隐式预测评分,解决协同过滤推荐中的稀疏问题和“冷开始”问题,实现有效推荐。不同类别项的物理属性不尽相同,因此针对每一类别建立一个模型。属于同一类别的项,参照项物理特征来进行预测评分,假设类别相同项的主要特征基本相同,预测评分有两种情况:1) 已浏览项的评分预测,可根据用户浏览模式和行为模式用 BP 模型进行评分预测;2) 与用户已浏览项同类别的其他项的评分预测。对于第 2 种情况,可以根据用户主观评价模型和用户档案进行预测评分,预测步骤如下:

1) 根据目标项 *Target\_Item* 所在类别,在用户档案树 (UP-Tree) 中查询用户偏好。

2) 提取 *Target\_Item* 主要特征值( $f_1, f_2, \dots, f_n$ )。

3) 计算用户对  $f_i$  的预测评分,设用户对特征  $f_i$  的偏好空间为  $[\min, F_F_V_{f_i}] \cup [F_F_V_{f_i}, \max]$ ,则用户对该特征的预测平分为:

若  $f_i \in [\min, F_F_V_{f_i}]$ , 则

$$Rate(f_i) = \frac{(f_i - \min) \times w_i}{F_F_V_{f_i} - \min} \times CT\bar{I}(f_i = F_F_V_{f_i}) \quad (1)$$

若  $f_i \in [F_F_V_{f_i}, \max]$ , 则

$$Rate(f_i) = \frac{(f_i - F_F_V_{f_i}) \times w_i}{\max - F_F_V_{f_i}} \times CT\bar{I}(f_i = F_F_V_{f_i}) \quad (2)$$

否则  $Rate(f_i) = 0$

4) 重复第 3) 步,直至所有的特征均已被评分。

5) 计算用户对 *Target\_Item* 的综合预测评分:

$$S(Target\_Item) = \sum_{i=1}^n Rate(f_i) \quad (3)$$

该研究能够用 BP 模型对用户察看到的项进行评分,同时能根据项档案、用户主观评价模型和用户偏好档案,对用户未察看到的项进行评分,因此该研究在最后能够有效地形成稠密的用户评分矩阵,有效地解决了稀疏问题和“冷开始”问题,再用协同过滤推荐技术对评分矩阵进行处理,产生对当前用户的推荐。

## 3 面向推荐结果的自动谈判协商

用户获得推荐结果后,推荐系统必须对推荐产生的原因进行有效解释。由于网上商厦的透明性,用户可以方便地对比价格。为了适应市场的需要,推荐系统也必须支持用户对感兴趣的的商品进行讨价还价。因此,支持面向推荐结果的自动谈判协商是推荐系统的重要功能之一。

自动谈判也属于谈判支持系统研究内容之一,目前研究热点是基于多代理谈判。考虑到适应多种应用的需求,还没

有一个普遍最好的自动谈判技术,谈判模型、协议和策略须根据需要设定<sup>[7]</sup>。本文提出一个基于项特征的自动谈判策略,在推荐系统中,该策略根据用户主观评价模型和用户偏好档案,主动解释推荐产生的原因,并自动与用户进行讨价还价。

### 3.1 谈判模型

设代理  $i \in \{b, s\}$  表示谈判双方代理,  $p_{\max}$  和  $p_{\min}$  表示谈判过程中的最高报价和最低报价。 $p_{\max}^b$  表示买方代理  $b$  的最高报价,是  $b$  的保留价格。 $p_{\min}^s$  表示卖方代理  $s$  的最低报价,是  $s$  的保留价格。 $P_{\text{agree}}$  表示谈判成功时双方都接受的报价。 $T_{\max}^b$  和  $T_{\max}^s$  分别表示  $b$  和  $s$  的谈判期限。 $T_{\text{end}} \leq \min(T_{\max}^b, T_{\max}^s)$  表示谈判结束时的时间。 $U_b$  和  $U_s$  分别表示  $b, s$  的效用函数,其中  $U_b: [p_{\min}, p_{\max}] \rightarrow [0, 1]$ 。 $U'_b$  表示  $b$  对  $s$  的效用函数的信念。 $U'_s$  表示  $s$  对  $b$  的效用函数的信念。 $x_{b \rightarrow s}^t$  表示在第  $t$  次报价时  $b$  发给  $s$  的报价, $x_{s \rightarrow b}^t$  则相反。因此,谈判过程就是一个如下的有限序列:

$$x_{s \rightarrow b}^1, x_{b \rightarrow s}^1 \rightarrow x_{s \rightarrow b}^2, x_{b \rightarrow s}^2 \rightarrow \cdots \rightarrow x_{s \rightarrow b}^{T_{\text{end}}}, x_{b \rightarrow s}^{T_{\text{end}}}$$

最后一次谈判的结果  $\text{Result}(x_{s \rightarrow b}^{T_{\text{end}}}, x_{b \rightarrow s}^{T_{\text{end}}}) = \{\text{同意, 拒绝, 终止}\}$ 。如果  $p_{\min} \leq x_1 \leq x_2 \leq p_{\max}$ , 则有  $U_b(x_1) > U_b(x_2)$ ,  $U_s(x_1) < U_s(x_2)$ ,  $U'_b(x_1) > U'_b(x_2)$ ,  $U'_s(x_1) < U'_s(x_2)$ 。因此,从卖方代理  $s$  的角度看,谈判过程可以定义如下:

1)  $t = 1$ 。代理  $s$  设置相关参数,包括效用函数、保留价格等,并向买方发送报价  $x_{s \rightarrow b}^1$ (卖方理想报价),并收到对方反报价(counter-offer)  $x_{b \rightarrow s}^1$ (买方理想报价)。

2) 如果  $t = T_{\max}^s$ , 则谈判失败; 如果  $x_{s \rightarrow b}^t = x_{s \rightarrow b}^{t-1}$  并且  $x_{b \rightarrow s}^t = x_{b \rightarrow s}^{t-1}$ , 谈判失败。

3) 代理  $s$  评价  $x_{b \rightarrow s}^t$ 。如果  $U_s(x_{b \rightarrow s}^t) \geq U_s(x_{s \rightarrow b}^t)$ , 转向 5); 否则,  $t = t + 1$ 。

4) 根据谈判策略,代理  $s$  决定是否做出让步和让步程度,然后提供报价  $x_{s \rightarrow b}^t$ ,并收到对方反报价  $x_{b \rightarrow s}^t$ ,转到 2)。

5) 谈判成功。

代理发出的 offer 可表示为一个多元组形式  $\{x_1, x_2, \dots, x_n, \text{description}\}$ 。在推荐系统与人之间的自动谈判中,卖方 offer 的 description 表示报价者对当前报价的解释和对买方的劝说,买方 offer 的 description 可设为 NULL。 $x_i$  ( $1 \leq i \leq n$ ) 表示谈判点  $i$  的值。 $x_i$  在 0 和 1 之间取值,表示着谈判点  $i$  的可以接受的最小值和最大值。谈判过程就是在大量变量中确定一个谈判所有参与方都接受的值。谈判策略确定之后,报价和反报价都能相应地产生。最一般形式的谈判策略是几个简单函数  $f_i$  ( $1 \leq i \leq n$ ) 的线性组合,其中  $f_i$  控制谈判点  $i$ 。依据这种方法,一个报价(offer <sub>$i$</sub> )的综合值就可以计算为:

$$\text{Score}(\text{offer}_i) = \sum_{i=1}^n (w_i \times f_i(x_i)) \quad (4)$$

其中: $w_i$  表示谈判点  $i$  的权重,同时  $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ 。函数和权重都由用户设定,这些函数必须严格递增或递减。

### 3.2 谈判空间

一般来说,卖家必须将价格附在产品上供用户参考。因为网上商场是透明的,卖家应给一个合理的价格。最初始的价格就是卖家代理的理想报价  $x_{s \rightarrow b}^1$ 。对于卖家代理来说,利润是可以预先计划的,它依赖于代理所采用的报价策略<sup>[8-9]</sup>。理想报价  $x_{s \rightarrow b}^1$  和保留报价  $p_{\min}^s$  之间的差距代表卖家能够获得的最大利润,  $[p_{\min}^s, x_{s \rightarrow b}^1]$  就是卖家的谈判空间。类似地,买家也能够指定一个理想报价  $x_{b \rightarrow s}^1$  和一个保留价格  $p_{\max}^b$ ,  $[x_{b \rightarrow s}^1, p_{\max}^b]$  就是

买家的谈判空间。因此,共同的谈判空间是卖家的保留价格低于买家的保留价格,即  $p_{\min}^s \leq p_{\max}^b$ 。在这种情况下,在区间  $[p_{\min}^s, p_{\max}^b]$  中的任何报价都是一个可以被双方接受的候选方案,谈判双方均从理想报价开始做出让步,利润从最大值开始逐步减少。最后在谈判策略允许的时间范围内,有可能在共同的谈判空间里搜索到一个共同接受的报价。

### 3.3 谈判策略

这里所指的谈判策略主要是代理  $s$  的策略,仅为推荐系统与人之间的自动谈判服务。为了谈判成功,获得“双赢”, $s$  必须在双方共同的时间内及共同谈判空间中寻找一个合适的解释。由于穷尽法将带来繁重的计算,因此  $s$  必须采用有效的谈判策略以能够在一定的时间内找到双方都接受的价格。本研究采用的谈判策略是:依据用户对被推荐项主要特征的预测信念(Belief)确定不同的报价空间,并根据该信念、对手态度和谈判时间确定下一轮报价。本研究的谈判点主要考虑价格,并且谈判空间被进一步分割为很多小区间,每一小区间由一个标准控制。每一区间内,采用不同的让步标准,简单方法就是定义一个单调递增(或递减)函数来控制这些变量。

文献[4]研究发现:如果谈判代理考虑到对方的想法,那么代理方收益有可能增加。在该自动谈判中,如果推荐系统能够判断出用户的态度,则有可能便于报价。谈判对手的态度有二种:积极(positive)和消极(negative),定义如下:

若  $\text{Score}(\text{offer}_i) - \text{Score}(\text{offer}_{i-1}) \geq \beta$ , 则  $A(t) = \text{positive}$ ; 否则  $A(t) = \text{negative}$ , 其中  $\beta$  为阈值。

卖方代理  $s$  的最大利润  $\text{Gain}_{\max}$  为  $(x_{s \rightarrow b}^1 - p_{\min}^s)$ 。谈判空间  $[p_{\min}^s, x_{s \rightarrow b}^1]$  依据用户对被推荐项特征信念的高低被划分为  $m$  个子区间  $(\min_i, \max_i)$  ( $1 \leq i \leq m$ ), 其中  $\min_i = \max_{i-1}$ ,  $\max_i = \min_i + \text{Gain}_{\max} \times w_i$ ,  $\min_1 = p_{\min}^s$ 。讨价还价根据用户信念的高低依次针对项不同的特征逐步展开,报价策略由两个函数确定:

$$\xi(t, \text{Belief}, A) = \text{Belief}(f_i) + (1 - \text{Belief}(f_i)) \left( \frac{T_{\text{end}} - t}{T_{\text{end}} - T_{\text{start}}} \right)^{1/A(t)} \quad (5)$$

$$ST(t+1) = \min_{i+1} + \xi(t, B, A(t)) \times (\max_{i+1} - \min_{i+1}) \quad (6)$$

其中  $\xi()$  根据用户的当前态度,对  $f_i$  的信念和时间决定效用,下一轮报价由  $ST(t+1)$  确定,解释由  $f_{i+1}$  的关键解释描述确定,也即:

$$(x_{s \rightarrow b}^{t+1}).\text{price} = ST(t+1) \quad (7)$$

$$(x_{s \rightarrow b}^{t+1}).\text{description} = (f_{i+1}).\text{description} \quad (8)$$

根据以上分析,面向推荐结果、基于项特征的自动谈判算法如下:

- 1) 根据被推荐项(*Recommended\_Item*)的特征值、用户主观评价模型和偏好档案,预测用户对不同特征的评分,并选定解释关键词;
- 2) 根据特征的权重和用户的预测评分,计算用户对该特征的信念;
- 3) 依据用户对特征信念的高低,将推荐方的利润空间分割成  $m$  个子区间  $(\min_1, \max_1], (\min_2, \max_2], \dots, (\min_m, \max_m]$ ,  $m$  为 *Recommended\_Item* 的特征数;
- 4) 发送理想报价  $x_{s \rightarrow b}^1$ ,以及 *Recommended\_Item* 预测评分高的几个特征的说明;
- 5)  $T_{\text{end}} = m$ ,  $t = T_{\text{start}} = 0$ ;
- 6) IF  $t \leq T_{\text{end}}$  THEN
- 7) 等待  $x_{b \rightarrow s}^t$ ;

```

8)      IF  $x_{b \rightarrow s}^t = "Terminate"$  OR  $x_{b \rightarrow s}^t = "Accept"$  THEN
         goto 8);
9)      IF  $x_{b \rightarrow s}^t \in (min_t, max_t]$  THEN
10)         发送"Accept";
11)         goto 8);
12)     ELSE
13)         计算  $x_{s \rightarrow b}^{t+1}$ ;
14)         IF  $x_{s \rightarrow b}^{t+1} \leq x_{b \rightarrow s}^t$  THEN
15)             发送"Accept";
16)             goto 8);
17)         ELSE
18)             发送  $(x_{s \rightarrow b}^{t+1}).price$  和  $(x_{s \rightarrow b}^{t+1}).description$ ;
19)         ENDIF
20)          $t = t + 1$ ;
21)         goto 6);
22)     ENDIF
23)     IF  $t > T_{end}$  THEN 发送"Terminate";
24)     结束

```

#### 4 应用实例

在上述研究成果的基础上,从应用角度设计和实现了基于隐式评分的推荐系统原型“higiGo”,根据研究的体系结构,该原型实现了8个模块的功能。例如,用户在选购移动电话时,商家事先根据项档案创建模块设置了移动电话的主要物理特征( $F$ =款式, $S$ =尺寸, $R$ =红色, $C$ =绿色, $B$ =蓝色, $P$ =价格, $T$ =天线, $L$ =翻盖),建立移动电话档案。而客户选购移动电话时,也会将这些主要物理特征作为选购的依据,此时系统网页建立模块根据移动电话档案自动给出问卷与用户进行交互(如图2所示),收集用户反馈数据,形成案例。

任意挑选客户 $n$ ,用户行为收集模块收集用户 $n$ 的各种浏

览行为,其偏好数据收集结果如表1所示。用户主观评价模型创建模块用BP神经网络预测用户 $n$ 对移动电话评分。同时,根据用户 $n$ 对移动电话属性的反馈信息,建立其主观评价模型。根据其浏览模式和行为模式,用户偏好档案管理模块收集用户 $n$ 偏好数据,发现了用户 $n$ 信念偏好(如表2所示)。



图2 用户选购页面

表1 用户 $n$ 对项的特征反馈表

特征	项1		项2		...
	特征值	用户 $n$ 反馈	特征值	用户 $n$ 反馈	
款式	时髦	合意	朴素	偏朴素	
尺寸	9 cm ×		6 cm ×		
	4 cm ×	偏大	3 cm ×	合意	
	2 cm		1 cm		
红色	200	合意	185	偏浅	
绿色	0	合意	125	偏深	...
蓝色	50	合意	100	偏深	
价格	2 480	合意	3 125	偏贵	
天线	1	无所谓	0	无所谓	
翻盖	1	合意	0	不合意	

表2 用户 $n$ 偏好档案(移动电话)表

主要特征	偏好区间	$F_F_V$	解释
款式	$F \in (\text{时髦}, \text{一般}, \text{朴素})$	$CT\hat{I}(F = \text{时髦}) = 0.85$ $CT\hat{I}(F = \text{一般}) = 0.7$ $CT\hat{I}(F = \text{朴素}) = 0.6$	喜欢时髦款式
尺寸	$L \in (3, 8)$ , $B \in (3, 5)$ , $H \in (1, 3)$	$CT\hat{I}(LBH = 6, 4, 5, 2) = 0.96$	大小适中
颜色	$R \in (200, 255)$ , $G \in (0, 50)$ , $B \in (0, 80)$	$CT\hat{I}(RGB = 240, 20, 60) = 0.95$	比较喜欢红色
价格	$P \in (200, 6600)$	$CT\hat{I}(P = 3600) = 0.95$	有消费力
天线	$T = 0$	$CT\hat{I}(T = 0) = 0.8$	不喜欢天线
翻盖	$L = 1$	$CT\hat{I}(L = 1) = 0.98$	喜欢有翻盖

表3 用户 $n$ 对商品 $I$ 的信念值

主要特征	特征值	预测评分( $\alpha = 0.3$ )	信念评分( $\alpha = 0.3$ )	关键解释
款式	时髦	0.95	0.74	时髦款式,颇受顾客喜爱
尺寸	(6,3,1.5)	0.90	0.69	大小适中,美观大方
颜色	(200,0,50)	0.96	0.73	玫瑰红给您带来品位
价格	3 156	0.86	0.66	价格不高,性价比不错
天线	1	0.70	0.58	有天线,延伸理想空间
翻盖	1	0.92	0.67	精致的翻盖可以给您带来舒心

根据移动电话档案、用户 $n$ 对移动电话评分和用户偏好档案,协同过滤推荐模块对用户 $n$ 未浏览的移动电话进行隐式预测评分,该预测评分就作为推荐系统对用户的已知信息。

根据不同的评分可以从产品数据库中确定相应的描述,被推荐项的特征值和用户相应的兴趣决定了用户购买该产品的信念,根据信念计算,得出信念情况表3。

最后根据信念表进行协商谈判,采用上述研究的基于项特征的自动谈判策略,效果良好,如图3所示。

#### 5 结语

协同过滤推荐技术虽然避免了纯粹的基于内容推荐技术的很多不足,但也留下很多缺陷,其中两个主要的问题就是评分矩阵的稀疏性问题和“冷开始”问题。同时,目前推荐系统还不能有效对推荐结果进行解释,不能有效支持用户对推荐结果的讨价还价,这必然导致用户对推荐结果的犹豫。因此,本文提出的基于隐式评分的推荐系统,综合运用了基于内容

的推荐技术和协同过滤推荐技术,实现隐式评分,有效解决了稀疏问题和“冷开始”问题,提高了推荐质量;支持客商双方对推荐结果的讨价还价,促成实现推荐目的。但在实验中发现做出实时推荐依然存在不足,在今后的研究中,作者将试图采用分布式等手段,研究高性能算法,提高实时推荐和谈判的效果;根据“用户接受模型”等理论研究成果对用户偏好进行进一步研究,以更好支持推荐和谈判协商。



图3 议价界面

#### 参考文献:

- [1] KWAK M, CHO D S. Collaborative filtering with automatic rating for recommendation[C]// Proceedings of ISIE 2001. New York: Industrial Electronics, 2001: 625 – 628.
- [2] YANO E, SUEYOSHI E, SHINOHARA I, et al. Development of a recommendation system with multiple subjective evaluation process models[ C]// Proceedings of the 2003 International Conference on CyberWorlds. Washington, DC: IEEEComputerSociety, 2003: 344 – 351.
- [3] YU XIAO-GAO, JIAN YIN. A new clustering algorithm based on KNN and DENCLUE[ C]// Proceedings of ICMLC. Washington, DC: IEEE Press, 2005: 2033 – 2038.
- [4] 邓爱林. 电子商务推荐系统关键技术研究[D]. 上海: 复旦大学, 2003.
- [5] NICHOLS D M. Implicit rating and filtering [ EB/OL]. [ 2008 – 10 – 10 ]. <http://www.ercim.org/publication/ws-proceedings/DE-LOSS/nichols.pdf>.
- [6] SRINIVASA N, MEDASANI S. Active fuzzy clustering for collaborative filtering[ C]// Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Washington, DC: IEEE Press, 2004: 1697 – 1702.
- [7] LEE W P. Towards Agent-based decision making in the electronic marketplace: Interactive recommendation and automated negotiation [ J]. Expert Systems with Applications, 2004, 27(4): 665 – 679.
- [8] YU XIAO - GAO , YU XIAO - PENG . A new k - nearest neighbor searching algorithm based on angular similarity[ C]//Proceedings of the 7th International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Washington, DC: IEEE Press, 2008: 1779 – 1784.
- [9] 杨子晨, 孟波, 熊德林, 等. 谈判支持系统研究综述[ J]. 系统管理学报, 2002, 11(2): 100 – 108.
- [10] 邓爱林, 朱扬勇. 基于项目聚类的协同过滤推荐算法[ J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(9): 1665 – 1670.

(上接第 1584 页)

到算法最终的收敛速度。图 4 对实验结果进行了描述。随着  $max\_clone\_times$  从 1 增大到 6, 算法的平均收敛时间逐步缩减, 从 36.9 s 减小到 27.6 s。这得益于克隆选择机制中克隆规模的增大对分类器的局部优化带来的正面影响, 即克隆体越多, 越能够通过变异和自适应学习得到更为优秀的检测器, 从而算法只需要更少的时间来覆盖所有的非自体数据(见算法 1 和算法 2)。但是当  $max\_clone\_times$  进一步增大时, 算法的收敛时间却反而增加。这是因为过多的克隆数量将导致算法的克隆选择环节过于复杂, 使得时间过度消耗在克隆、变异以及对刺激度的比较之上。

我们采用相同的 IRIS 数据集以及相同的实验设置, 对著名的人工免疫分类器 AIRS 进行了实验, AIRS 的参数采用了文献[11]中的最优参数配置。在 30 次独立实验中, AIRS 的训练样本平均正确分类率为 97.0%, 测试样本平均正确分类率为 96.2%。而在  $\sigma$  取最优值 4 的情况下, CS-NSA 的这两类正确分类率达到了 97.2% 和 96.5% (见图 3), 这表明 CS-NSA 体现出较 AIRS 更为优秀的分类效果。

#### 3 结语

本文提出了一种新型的阴性选择算法 CS-NSA。首先, 在 CS-NSA 的学习算法中融合了克隆选择的思想, 从而使分类器具备了更强的分类性能。其次, CS-NSA 将阴性选择算法有效地拓展到多类别模式分类问题, 这对扩展阴性选择算法的应用具有积极意义。第三, CS-NSA 引入了分类器集合的过拟合抑制机制, 有效地降低了噪声数据对分类结果推广能力的负面影响。

#### 参考文献:

- [1] DASGUPTA D. Advances in artificial immune systems [ J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006, 1(4): 40 – 49.
- [2] HART E, TIMMIS J. Application areas of AIS: the past, the present and the future [ EB/OL]. [ 2008 – 10 – 10 ]. <http://www-users.cs.york.ac.uk/jtimmis/utm/Papers/JASCfinal.pdf>.
- [3] FREITAS A, TIMMIS J. Revisiting the foundations of artificial immune systems for data mining [ J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(4): 521 – 540.
- [4] FORREST S , PERELSON A S , ALLEN L , et al . Self-nonself-discrimination in a computer[ C]// Proceedings of IEEE Symposium on Research in Security and Privacy. Oakland, CA: IEEE Press, 1994: 202 – 212.
- [5] GONZALEZI F, DASGUPTA D, NINO1 L F. A randomized real-valued negative selection algorithm[ C]// ICARIS 2003: Proceedings of the 2nd International Conference on Artificial Immune Systems, LNCS 2787. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 261 – 272.
- [6] ZHOU JI , DASGUPTA D . Real-valued negative selection algorithm with variable-sized detectors [ C] // GECCO 2004: Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference, LNCS 3102. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 287 – 298.
- [7] ZHOU JI , DASGUPTA D . Applicability issues of the real - valued negative selection algorithms[ C]// GECCO 2006: Proceedings of 8th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. New York: ACM Press, 2006: 111 – 118.
- [8] 何申, 罗文坚, 王熙法. 一种检测器长度可变的非选择算法 [ J]. 软件学报, 2007, 18(6): 1361 – 1368.
- [9] WATKINS A , TIMMIS J . Artificial immune recognition systems (AIRS): An immune-inspired supervised algorithm [ J]. Genetic Programming and Evolvable Machines, 2004, 5(3): 291 – 317.