

基于本体的商品推荐方法

陆晓敏¹, 崇志宏², 陈国庆¹

(1. 东南大学 软件学院, 江苏 南京 210000;
2. 东南大学 计算机科学与工程学院, 江苏 南京 210000)

摘要:文中主要针对目前大多数推荐系统所存在的冷启动问题和用户兴趣漂移问题提出基于本体的解决方案。该方案首先运用关联规则挖掘算法对已有的用户数据进行挖掘,生成规则库。接着利用推理机结合规则库和商品与客户本体进行推理,从推理结果中选择与当前用户所浏览的商品相比具有较高相似性的商品向用户推荐。该方案考虑到用户个性化的需求,帮助用户找到所需商品,从而将用户从浏览者转变为购买者,提高了用户的忠诚度,给企业带来效益。

关键词:电子商务;知识;推荐系统;本体

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)10-0010-05

Product Recommending Method Based on Ontology

LU Xiao-min¹, CHONG Zhi-hong², CHEN Guo-qing¹

(1. College of Software Engineering, Southeast University, Nanjing 210000, China;
2. School of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210000, China)

Abstract: It proposes solutions mainly aiming at the problems in the most existing recommending system such as cold start-up issues and user interests drift problem. This solution first uses association rule mining algorithm on existed customer data to generate rule base, then uses inference engine to generate inference results and select some products from these results. The selected products have higher similarity with the product which the user is browsing. This can help users find the necessary goods to meet users' personalized requirements, change users from visitors to buyers, improve users' loyalty through the website interact with users' thus increasing the efficiency of enterprises.

Key words: e-commerce; knowledge; recommending system; ontology

0 引言

随着 Internet 在全球范围内的普及,利用 Internet 进行网络购物已经日渐流行,同时,电子商务网站也层出不穷。Internet/Web 技术的迅速发展使得我们可以接触到海量的信息,例如,当当网和 Amazon 上有数百万本书籍,京东商城上有大量的消费电子产品,淘宝网上有数以千万的各类商品,面对如此之多的信息和商品,用户必须花费大量的时间和精力浏览许多网页才能找到自己所希望购买的商品。然而推荐系统就是为解决 Internet 上的海量信息问题而提出的一种商务智能系统,它能够根据用户的注册信息、购买信息、访问信息等向用户推荐其感兴趣或需要的信息和商品,以帮助电子商务网站为用户提供个性化的服务,提高服务质量。

但是目前的推荐系统都存在一些问题,其主要问题有:

1. 冷启动问题^[1],目前的推荐系统都存在这样的问题,即每当有一个未注册或未登录的用户访问时,系统无法获取该用户的相关信息,不知道他之前买过或浏览过什么样的商品,不知道他跟哪些用户有相似的特征,不知道他有什么兴趣爱好等等。当然,有些电子商务网站或系统会在新用户访问时提示用户填写一些关于他个人偏好的信息,来解决这个问题,但是有的用户并不愿意在访问时就付出太多时间和精力,从而给用户带来了不良印象,失去一些潜在客户。于是,如何向新用户推荐其感兴趣的商品成为了一个很难克服的问题。

2. 用户兴趣漂移问题^[1],在现实生活中用户所感兴趣的商品并不是一成不变的,其会随着外界因素和时间的变化而变化,如果推荐系统在构建用户兴趣模型时忽略了这一点,不实时地更新用户兴趣模型,那么系统根据用户兴趣推荐的商品可能是用户之前感兴趣的,而不是现在感兴趣的商品。

收稿日期:2012-03-07;修回日期:2012-06-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60973023)

作者简介:陆晓敏(1987-),男,硕士,研究方向为商务智能、个性化推荐;崇志宏,副教授,研究方向为数据分析、数据存储。

文中通过将本体与关联规则挖掘应用到商品推荐系统中,以解决上述两问题。

1 推荐流程

整个推荐的流程如图 1 所示:

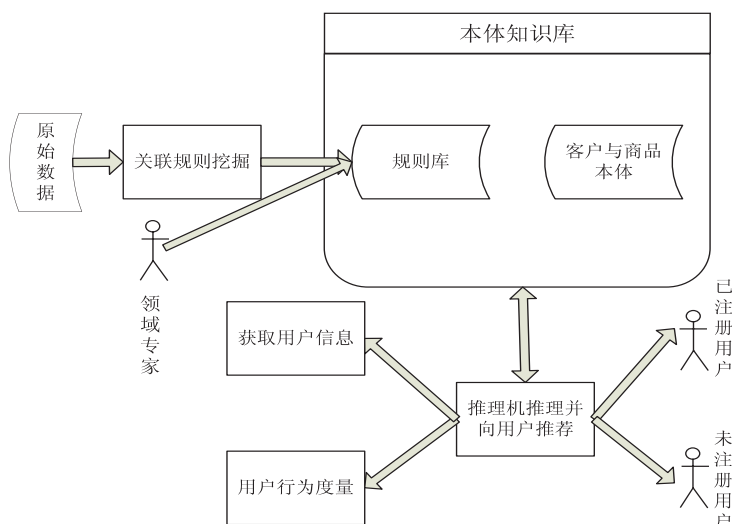


图 1 推荐流程

(1) 建立规则库:通过对 Apriori 关联规则算法进行改进,对原始数据进行处理,挖掘出购买每一种商品的客户的特征,从而生成规则库,为推理机进行推理做准备。同时领域专家也可以手动输入和修改规则库。此外,该规则库是通过离线生成的。

(2) 建立客户与商品本体:运用 OWL 本体描述语言根据商品类别、名称、生产商、生产日期、价格等商品特征建立商品本体。同时也利用 OWL 根据客户的性别、年龄、职业、文化水平、生活工作所在地、购买的商品、浏览过的商品、购买时间、购买次数、客户的类别等特征建立客户本体。

(3) 用户特征提取:对于已注册用户,系统会根据用户相关的注册信息、购买商品的信息以及当前浏览的信息,提取用户的特征、用户所购买商品的特征以及用户对所浏览商品的兴趣度。对于非注册用户,由于缺少用户相关的注册信息和购买商品的信息,因此只能根据用户当前浏览信息提取用户对所浏览商品的兴趣度。

(4) 利用推理机向用户进行推荐:推理机根据用户的特征利用规则库和本体进行推理,并将推理的结果利用商品本体与用户现在所浏览的商品进行相似性度量,将相似性高的产品推荐给用户。

2 关键技术

2.1 对 Apriori 关联规则算法进行改进

Apriori 算法利用频繁项集性质的先验知识,通过

逐层顺序搜索的迭代方法,即将 k -项集用于探索 $(k+1)$ -项集,来穷尽数据集中的所有频繁项集。Apriori 算法利用了这样一个性质:一个频繁项集中的所有非空子集也应是频繁项集,且一个非频繁项集的超集也是非频繁的。该算法根据这个性质,先找到频繁 1-项

集集合 L_1 ,然后利用 L_1 找到频繁 2-项集 L_2 ,接着利用 L_2 寻找频繁 3-项集 L_3 ,直到不能再找到频繁项集为止。由于需要生成具有什么样特征的客户会买该商品的规则,因此要对该算法进行改进^[2],改进的地方有:

(1) 数据项的建立:将客户和商品的属性(特征)作为算法的数据项,由于每个客户和商品的属性又分为几个不同的情况,因此采用“客户属性.属性值、商品属性.属性值”的形式作为算法的最终数据项。例如:客户的所在地:1.1,南京,1.2,苏州。客户的年龄:2.1,16岁,2.2,17岁。

(2) 连接规则的改动:经典的 Apriori 算法在满足以下条件时才进行连接:对于两个频繁 k -项集,如果它们中的 $(k-1)$ 个项相同,就将它们进行连接。如对“2.2,3.3,4.1”“2.2,4.2,3.3”连接得到“2.2,3.3,4.1,4.2”。而在本方法中,利用 Apriori 建立规则库时,由于“4.1”和“4.2”是同一种属性的两种不同的属性值,它们两个是互斥的关系,不可能同时存在同一种属性的不同属性值,因此对产生的具有相同属性的频繁项集不进行连接。

(3) 规则生成方法的改动:在传统的关联规则挖掘算法中,规则的生成是通过在最终产生的频繁项集 L 选取它的所有非空子集 S ,如果满足 S 的置信度大于等于最小置信度阈值,则生成关联规则“ $S \rightarrow (L - S)$ ”;而在本方法中,由于最后需要的是具有哪个年龄段、拥有什么样的职业、在哪个地方生活、曾买过浏览什么商品等特征的用户会买具有哪些特征的商品的规则,即所关注的重点用户特征与商品特征之间的关系。因此,只需计算与客户特征相关子集的置信度,然后与最小置信度进行比较即可。

最终关联规则算法生成的规则需符合推理规则的语法格式,这样推理机才能够理解规则库中的规则。由于文中采用 Jena 推理机,其推理规则的格式请见文献^[3]。

以下是生成规则的一个例子:

```

[(? customer rdf:type pre:customer), (? book
rdf:type pre:book), (? customer pre:has_age ? age),
(? age rdf:type pre:age20_30), (? book pre:has_book_
name \六级词汇词根+联想记忆法\) -> (? customer

```

pre:may_buy_book ? book)]

该规则所表达的意思是客户的年龄如果在 20 ~ 30 岁之间,那么该客户可能会买《六级词汇词根+联想记忆法》这本书。

2.2 推理机

目前已有多个基于本体的推理系统,常用的有 Racer、Pellet、Fact++ 和 Jena。这些推理机一般包括以下 5 个模块:本体解析器、查询解析器、推理引擎、结果输出和 API,如图 2 所示^[4]。

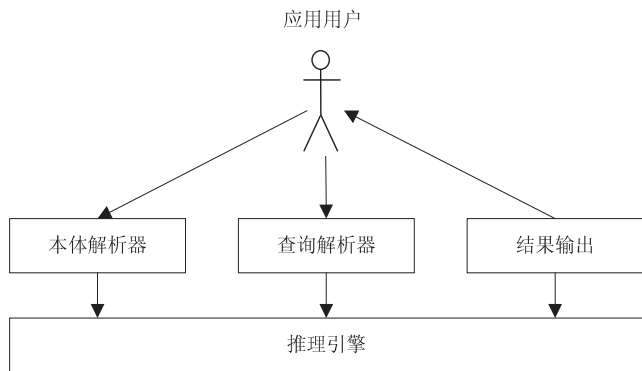


图 2 本体推理机框架

(1) 本体解析器。它主要用来读取和解析本体文件,使推理引擎能够正确地理解本体文件所描述的含义。

(2) 查询解析器。根据用户输入的查询命令进行解析,使得推理引擎能够理解。目前使用较多的查询语言有 SPARQL、RDQL 和 OWL QL。

(3) 推理引擎。根据解析后的本体文件和查询命令,并执行推理流程。目前大部分推理引擎都基于描述逻辑算法实现的。

(4) 结果输出。输出推理引擎推理出来的结果,输出结果可以使文件格式的,如 XML 文档,也可以直接显示在屏幕上等,输出结果可以根据用户的需求进行不同的输出。

(5) API。为开发人员提供的编程接口。可以利用这些接口进行一些应用开发。

文中使用 Jena 推理机^[5],Jena 是惠普实验室语义 Web 研究项目的开放资源,为 RDF、RDFS、OWL 提供了一个强大的程序开发环境。包括 RDF API、XML/RDF 解析器、RDF 模型的持续性存储方案、推理子系统、Ontology 子系统、RDQL/SPARQL 查询语言。

2.3 客户与商品本体的建立

本体这个术语来自于哲学,它是研究世界上的各种实体以及它们是怎么关联的科学。本体是对应用领域概念化显示的解釋说明,为某领域提供了一个共享通用的理解,从而无论是人还是应用程序之间都能够有效地进行语义上的理解和通讯^[6]。随着本体的发展,“本体是共享概念模型明确的形式化规范说明”成为了本体的标准定义,该定义包含以下 4 层含义^[7]:

(1) 概念模型 (conceptualization) 是指客观世界中一些现象的相关概念抽象出来所得的模型。

(2) 明确 (explicit) 是指明确定义了所使用的概念及其概念的约束。

(3) 形式化 (formal) 是指能理解和处理计算机信息。

(4) 共享 (share) 是指本体是共同认可知识的体现和公认的概念集在相关领域的反映。

下文将具体讨论客户与商品本体的建立。

商品本体可以根据商品特征^[8],如商品名称、类别、生产商、品牌、生产日期、价格、售后服务等建立,客户本体可以根据客户特征,如性别、年龄、职业、文化程度、兴趣爱好、诚信度、生活所在地、购买时间、购买次数等建立。文中采用由 Uschold 和 Gruninger 提出的骨架法^[9,10]来作为建立本体的方法,并在符合 Gruber 在 1995 年提出的建立本体的 5 条规范^[11,12]的基础上针对图书领域建立了商品与客户本体。客户与商品本体分别如图 3 图 4 所示。

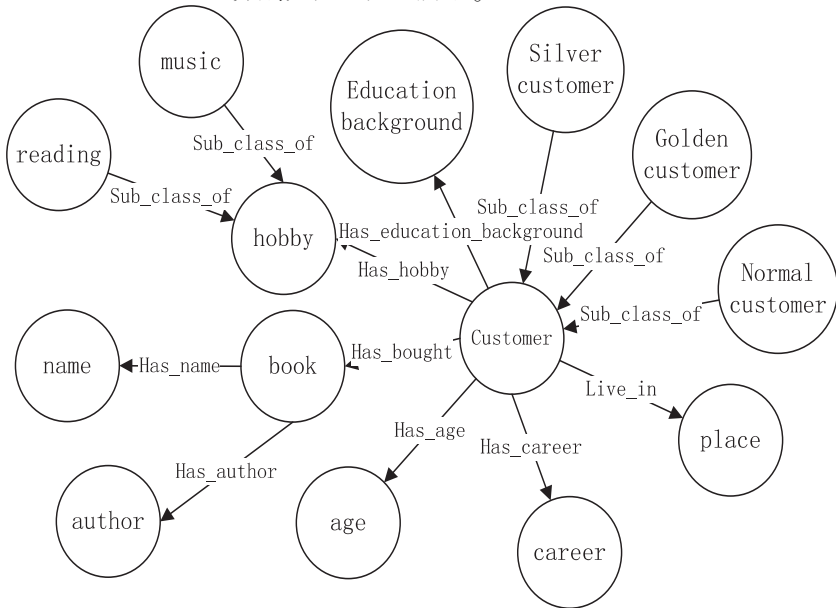


图 3 客户本体

在客户本体中,文中将客户细分为了 normal、silver

和 golden 三种类别,每中类别的客户都有生活所在地 place 属性、职业 career 属性、曾买过的书 book 属性、兴趣爱好 hobby 属性、教育背景 Education background 属性。文中只列出了客户的部分属性,而且每个属性还可以进行更加详细的分类。比如将年龄属性分为幼儿、少儿、少年、中年、老年等不同的年龄段。

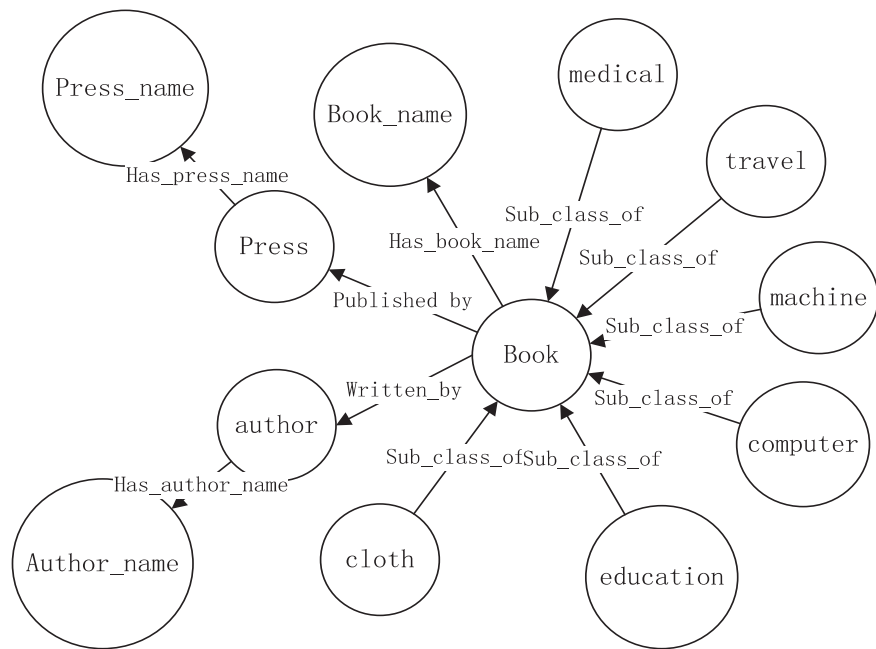


图 4 图书商品本体

在图书商品本体中,文中将图书商品细分为医学 medical、旅游 travel、机械 machine、计算机 computer、服装 cloth、管理 management、经济 finance 等类别。此外每本书有书名 book_name 属性,出版商 press 属性,作者 author 属性,作者有姓名属性,出版商也有名字属性。

2.4 用户行为度量算法

对于非注册用户,电子商务网站只能感知该用户的点击与停留时间,而用户行为度量算法可以根据用户的点击和停留时间判断其是否对所浏览的产品感兴趣。该算法主要参考文献[13]所提出的顾客行为度量方法,同时又对此方法进行了修改。对于顾客在电子商务网站上的点击动作,其度量函数 R_c 可定义为:

$$R_c = \begin{cases} 1 & \text{点击} \\ 0 & \text{未点击} \end{cases} \quad (1)$$

对于顾客在网站上的某个页面的停留时间,文中采用了这样一个度量函数,该度量函数是可以随时间变化的函数,度量函数 R_t 定义为:

$$R_t = \begin{cases} 0 & t < t_1 \\ (t - t_1) / (t_2 - t_1) & t_1 < t \leq t_2 \\ 1 & t > t_2 \end{cases} \quad (2)$$

其中, t_1 表示正常阅读时所需的最小阅读时间,低

于 t_1 时,则系统认为顾客对该页面可能不感兴趣; t_2 是正常阅读时所需的最大阅读时间,当 t 大于 t_2 时, R_t 值为 1,这样做是因为考虑到了顾客可能是在处理其他事情。

综合顾客的点击和在页面上的停留时间两个方面,顾客对该页面的关注度量函数 R_{page} 可定义为如下:

$$R_{\text{page}} = w_c R_c + w_t R_t \quad w_c + w_t = 1 \quad (3)$$

其中 w_c 权重和 w_t 表示这两类动作对评价结果的影响程度, w_t 越接近 1,说明顾客在页面上的停留时间比较重要。

由于用户可能会浏览一种商品的多个页面,因此要对用户所浏览的同一种商品的所有页面求关注度量函数 R_{page} ,然后取平均值,其公式如下:

$$R_j = \frac{\sum_{i=1}^n R_{j \text{ page}_i}}{n} \quad (4)$$

其中 n 为用户浏览关于第 j 种商品页面的总数, R_j 即为用

户对第 j 种商品的偏好。

2.5 商品相似性度量算法

当使用推理机进行推理时,其推理结果有时会向用户推荐很多商品,这时就需要一种筛选算法对其结果筛选。文中采用文献[14]提出的案例相似度计算方法来计算用户所浏览的商品与推理结果中商品的相似度,选取相似度较高的商品作为推荐商品。

该算法需要计算三个模型:

(1) 概念相似度计算模型。

$$\text{SimC}(g_1, g_2) = \frac{2 \times \text{depth}(\text{lso}(g_1, g_2))}{\text{depth}(g_1) + \text{depth}(g_2)} \quad (5)$$

其中: g_1 用户当前所浏览的商品, g_2 为推理结果中的商品, $\text{lso}(g_1, g_2)$ 为商品 g_1 和 g_2 在商品本体中最近共同祖先; $\text{depth}(g_1)$ 和 $\text{depth}(g_2)$ 分别表示商品 g_1 和 g_2 在商品本体中的深度。

(2) 基于类型的属性语义相似度计算模型。

计算基于类型的属性语义相似度取决于数据类型属性相似度和对象类型属性语义相似度。基于数据类型的属性语义相似度计算思路为:首先根据不同属性的数据类型(int、float、string等)分别对用户当前所浏览的商品 g_1 和推理出的商品集合中的商品 g_2 的属性进行分类,比如数据类型为 int 的分为同一类,数据类型为 string 的分为同一类,从而构建不同数据类型的

$$\text{SimA}(V_{F_i}, V_{F_j}) = \begin{cases} 1 - \frac{L\{\lfloor \min(V_{F_i}, V_{F_j}), \max(V_{F_i}, V_{F_j}) \rfloor \cap (\text{Range}(F_i) \cap \text{Range}(F_j))\}}{L\{\lfloor \min(V_{F_i}, V_{F_j}), \max(V_{F_i}, V_{F_j}) \rfloor \cup (\text{Range}(F_i) \cap \text{Range}(F_j))\}}, & \text{其他} \\ \text{Range}(F_i) \cap \text{Range}(F_j) \neq \varnothing \text{ 且 } V_{F_i}, V_{F_j} \in \text{Range}(F_i) \cap \text{Range}(F_j) & \\ 0 & \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{SimA}(V_{F_i}, V_{F_j}) = \begin{cases} 1 - \frac{|V_{F_i} - V_{F_j}|}{\max(V_{F_i}, V_{F_j}, (\text{Range}(F_i) \cap \text{Range}(F_j))) - \min(V_{F_i}, V_{F_j}, (\text{Range}(F_i), \text{Range}(F_j)))}, & \text{其他} \\ \text{Range}(F_i) \cap \text{Range}(F_j) \neq \varnothing \text{ 且 } V_{F_i}, V_{F_j} \in \text{Range}(F_i) \cap \text{Range}(F_j) & \\ 0 & \end{cases} \quad (9)$$

属性集合,接着再对每一种属性集合中 g_1 的属性 s_1 和 g_2 的属性 s_2 采用式(5)并查询商品本体来计算属性 s_1 与 s_2 之间的相似度,进而计算出每类属性的平均相似度 $\text{SimA}(g_1, g_2)$;最后计算出所有数据类型属性语义平均相似度 $\text{SimA}_{\text{avg}}(g_1, g_2)$ 。对象类型属性语义平均相似度 $\text{SimO}_{\text{avg}}(g_1, g_2)$ 计算方法与数据类型属性相似度的计算类似,先将用户当前所浏览的商品 g_1 与推理出的商品集合中的商品 g_2 根据属性的对象类型(如生产商、生产日期、商品名称、产地等)进行分类,然后计算每种对象类型属性集合中 g_1 的属性 s_1 和 g_2 的属性 s_2 采用式(5)并查询商品本体来计算,从而计算出每种对象类型属性的平均相似度,在对所有的对象类型属性的平均相似度再求均值得到 $\text{SimO}_{\text{avg}}(g_1, g_2)$ 。最后得到基于类型的属性的语义相似度为:

$$\text{SimA}'(g_1, g_2) = w_1 \text{SimA}_{\text{avg}}(g_1, g_2) + w_2 \text{SimO}_{\text{avg}}(g_1, g_2) \quad (6)$$

(3) 基于数据类型的属性值相似度计算模型。

基于数据类型的属性值相似度计算模型主要用于计算属性值之间的相似度。假设给定属性名相同任意两个属性 F_i 和 F_j ,其属性值分别为 V_{F_i} 和 V_{F_j} ,属性权重分别为 W_{F_i} 和 W_{F_j} ,根据属性值的不同, V_{F_i} 和 V_{F_j} 之间的相似度计算模型如下所示。

当数据类型为连续型数值区间时:

$$\text{SimA}(V_{F_i}, V_{F_j}) = \frac{L(V_{F_i} \cap V_{F_j})}{L(V_{F_i} \cup V_{F_j})} \quad (7)$$

其中 $L()$ 表示区间长度。

当数据类型为连续型数值单值时:(见式(8))

其中 $\text{Range}(F_i)$ 表示属性 F_i 的取值范围。

当数据类型为离散型数值时:(见式(9))

当数据类型为字符串型时:

$$\text{SimA}(V_{F_i}, V_{F_j}) = \frac{2 \times \text{depth}(\text{lso}(V_{F_i}, V_{F_j}))}{\text{depth}(V_{F_i}) + \text{depth}(V_{F_j})} \quad (10)$$

对参与运算的数据类型的属性,根据不同的计算模型求出所有数据类型属性语义相似度 $sf_1, sf_2, sf_3, \dots, sf_n$,最后基于数据类型的属性值总体相似度为:

$$\text{SimT}(g_1, g_2) = \sum_{i=1}^n W_{F_i} sf_i \quad (11)$$

最终商品 g_1 和 g_2 的案例相似度为:

$$C\text{sim}(g_1, g_2) = \alpha \text{SimC}(g_1, g_2) + \beta \text{SimA}'(g_1, g_2) + \gamma \text{SimT}(g_1, g_2) \quad (12)$$

其中: α, β, γ 分别为基于概念的语义相似度、基于数据类型的属性语义相似度和基于数据类型的属性值相似度的权重,且 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。

当用户当前所浏览的商品与推理出的商品之间的 $C\text{sim}$ 值较高时就将此商品推荐给用户。

3 结束语

文中主要针对目前推荐系统所存在的问题即冷启动问题、用户兴趣漂移问题提出解决方案。但是由于时间和精力有限,在知识获取方面还有待于改善,同时还存在一个问题即当本体和规则库比较庞大时其推理速度会比较慢。

参考文献:

- [1] 杨杰. 个性化推荐系统应用及研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009.
- [2] 张文静, 宋雨, 卢海霞. 利用关联规则建立专家系统的知识[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(2): 76-78.
- [3] Jena inference support[EB/OL]. 2011. <http://incubator.apache.org/jena/documentation/inference/>.
- [4] 徐德智, 汪智勇, 王斌. 当前主要本体推理工具的比较分析与研究[J]. 现代图书情报技术, 2006(12): 12-15.
- [5] The Framework of Jena[EB/OL]. 2011. <http://incubator.apache.org/jena/>.
- [6] 王继东, 张瑜, 李娜. 基于本体的语义检索技术研究与实现[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(10): 134-137.
- [7] 柴留祥, 何丰. 基于 Jena 及其本体推理的研究[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(11): 117-119.
- [8] 刘平峰. 基于知识网络的电子商务智能推荐理论方法研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2006.
- [9] Uschold M, King M, Moralee S, et al. The Enterprise Ontology[J]. The Knowledge Engineering Review, 1998, 13(1): 31-89.
- [10] 杨秋芬, 陈跃新. Ontology 方法学综述[J]. 计算机应用研究, 2002(4): 5-7.

一次寻优曲线图

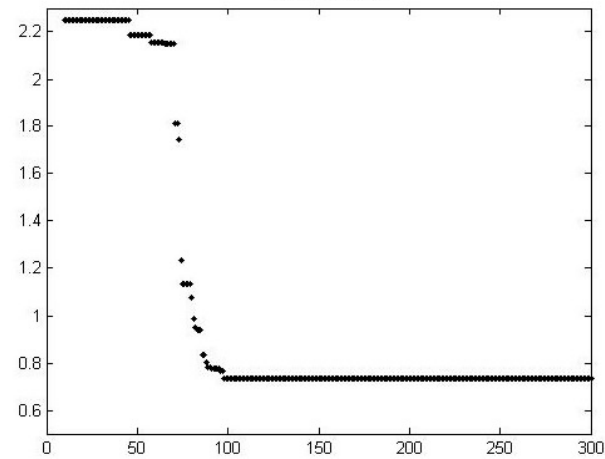


图 1 例 1 寻优曲线图

例 2^[12]:

$$f(x) = [0.01 + \sum_{i=1}^5 \frac{1}{i + (x_i - 1)^2}]^{-1}$$
$$-10 \leq x_i \leq 10, i = 1, 2, \dots, 5$$

表 2 例 2 计算结果

算法	混沌 PSO 优化算法	粒子群优化算法	混合粒子群算法
f(x)	0.43604651162791	0.436792847767522	0.43604651162791
x ₁	0.99999998719371	0.988790922048952	1.000000002887965
x ₂	1.00000003878078	0.890368445131631	1.000000015415516
x ₃	1.00000002340422	0.954752881247076	0.999999989618383
x ₄	1.00000001701736	1.084790216940677	0.999999971202114
x ₅	1.00000001594159	0.942916523157546	0.999999991328659

一次寻优曲线图

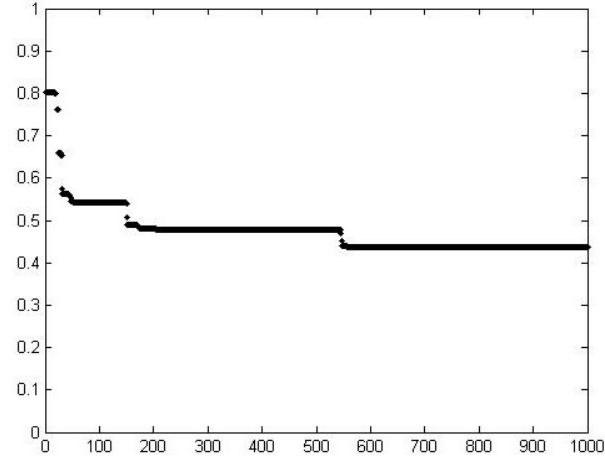


图 2 例 2 寻优曲线图

表 2 给出了例 2 的数值计算的结果,与文献[1]比较,说明基于罚函数的混沌粒子群优化算法比基本的粒子群优化算法更有优势。

图 2 为例 2 寻优曲线图。

4 结束语

文中提出了用于求解非线性规划问题的一种基于罚函数的混沌粒子群优化算法。运用罚函数的思想,将有约束问题转化为无约束优化问题,然后利用提出的方法对问题进行求解。数值计算结果表明该算法是有效的、可行的。

参考文献:

[1] 龚 纯,王正林.精通 MATLAB 最优化计算[M].北京:电子工业出版社,2010.

[2] 邹 毅,朱晓萍,王秀平.一种基于混沌的混合粒子群算法[J].计算机技术与发展,2009,19(11):18-22.

[3] 刘 玲,钟伟民,钱 锋.改进的混沌粒子群优化算法[J].华东理工大学学报(自然科学版),2010,36(2):267-272.

[4] 王 凌,郑大钟,李清生.混沌优化方法的研究进展[J].计算技术与自动化,2001,20(1):1-5.

[5] Zhou C, Hen T C. Chaotic Annealing for Optimization[J]. Physical Cybernetics,1997,55(3):2580-2587.

[6] 高岳林,雷翻翻,李会荣.一个解非线性 0-1 整数规划问题基于罚函数的混合粒子群优化算法[J].运筹学学报,2010,14(2):37-44.

[7] 马 良,宁爱兵.高级运筹学[M].北京:机械工业出版社,2008.

[8] 李 兵,蒋慰孙.混沌优化方法及其应用[J].控制理论与应用,1997,14(4):613-615.

[9] Choi C, Lee J. Chaotic Local Search Algorithm[J]. Artificial Life & Robotics,1998,2(1):41-47.

[10] 陈 双,郭建勤.混沌优化算法在组合优化问题中的应用[J].现代电子技术,2008(18):68-70.

[11] Li Hongqi, Li Li, Kim Tai-hoon, et al. An Improved PSO-based of Harmony Search for Complicated Optimization Problems[J]. International Journal of Hybrid Information Technology,2008,1(1):57-76.

[12] 叶春明,潘 登,潘逢山.基于混沌粒子群算法的关键链项目进度管理研究[J].计算机应用研究,2011,28(3):890-894.

(上接第 14 页)

[11] Gruber T. Towards principles for the design of ontologies used for knowledge sharing[J]. International Journal of Human Computer Studies,1995,43(516):908-928.

[12] 李 景,孟连生.构建知识本体方法体系的比较研究[J].现代图书情报技术,2004(7):17-22.

[13] 高琳琦,李龙洙.基于顾客行为的产品推荐方法[J].工程与应用,2005(3):188-190.

[14] 刘双印.电子商务智能推荐系统中基于领域本体的案例检索算法[J].计算机应用,2010,30(5):1304-1308.

基于本体的商品推荐方法

作者:

[陆晓敏, 崇志宏, 陈国庆](#)

作者单位:

[陆晓敏,陈国庆\(东南大学 软件学院,江苏 南京210000\), 崇志宏\(东南大学 计算机科学与工程学院,江苏 南京210000\)](#)

刊名:

[计算机技术与发展](#)

英文刊名:

[Computer Technology and Development](#)

年, 卷(期):

2012(10)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201210005.aspx