

# 一种基于协作过滤的电影推荐方法

陈天昊, 帅建梅, 朱 明

(中国科学技术大学自动化系, 合肥 230027)

**摘 要:** 在海量网络资源中, 用户为了寻找喜欢的视频往往需要进行频繁操作, 个性化推荐服务可以有效解决该问题, 但当前推荐服务准确度较低, 为此, 提出一种基于协作过滤的改进推荐方法。根据相似用户群, 即邻居集的点播记录确定当前用户的推荐电影子集, 挖掘当前用户的喜好, 建立兴趣模型, 并与推荐子集中的电影进行匹配, 按匹配度高低进行推荐。对推荐电影子集进行分类, 以适应家庭中多用户观看的情况。另外在系统运行初期采用相似影片的推荐以一定程度地缓解冷启动问题。实验结果表明, 与现有协作过滤算法相比, 改进推荐方法的推荐准确度有明显提高。

**关键词:** 协作过滤; 个性化推荐; 基于用户; 兴趣模型; 家庭用户; 冷启动

## A Film Recommendation Method Based on Collaborative Filtering

CHEN Tian-hao, SHUAI Jian-mei, ZHU Ming

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

**【Abstract】** Users looking for a favorite video in vast amounts of network resources often need frequent operating, and personalized recommendation service can be an effective solution to this problem. Against the current lower recommendation accuracy, this paper presents an improved recommendation method based on collaborative filtering. It determines a movies subset that is recommended according to the past records of similar users namely neighbors set. Then it mines the preferences of current user, establishes the interest model of current user, and matches with the movies to recommend. Recommendation is in accordance with the level of matching degree. Afterwards, it classifies the film sets that are recommended to adapt to multi-user viewing in families. Additionally, it recommends similar films in the system early running to solve the cold-start problem in a certain degree. Experimental results show that the improved recommended method has distinct higher recommendation accuracy than the existing collaborative filtering algorithm.

**【Key words】** collaborative filtering; personalized recommendation; user-based; interest model; home user; cold-start

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2014.01.011

### 1 概述

网络电视(Network Television, NTV)是以宽带网络为载体、以视音频多媒体为形式、以互动个性化为特性, 为所有宽带终端用户提供全方位有偿服务的业务。网络电视可以使用机顶盒和电视机作为用户终端, 用户通过机顶盒遥控器来选择网络电视节目<sup>[1]</sup>。

网络视频的资源是海量的, 而用户为了寻找自己喜欢的视频, 常常要频繁地操作遥控器的按钮, 这会大大降低用户观看的兴趣。尤其是对于一些中老年的用户, 他们更加不喜欢复杂的操作。因此, 个性化推荐系统的研究<sup>[2]</sup>已经成为必然的趋势。个性化电影推荐系统是根据用户的观看

行为或者评分记录, 向用户推荐其可能感兴趣的电影。在推荐系统中, 用户可能通过简单的几个按钮操作就可以找到自己喜爱的影片。

个性化电影推荐系统通常是主动式推荐<sup>[3]</sup>, 即通过对用户信息和行为的分析, 挖掘该用户的兴趣爱好, 进而向用户推荐电影。

在电视机用户群中, 有很大一部分用户不愿意向系统提供自己的喜好信息或者对看过的电影进行评分, 因此, 本文基于用户的点播历史记录提出一种电影推荐方法。在个性化推荐<sup>[4]</sup>领域, 协作过滤是当前较为流行的推荐方法。本文在协作过滤的基础上加以优化, 使推荐系统的个性化程度和准确度更高。

**基金项目:** 国家科技支撑计划基金资助项目“增强型搜索系统架构、关键技术及测试规范的研究”(2011BAH11B01); 中科院先导专项基金资助项目“网络视频传播与控制”(XDA06030900)

**作者简介:** 陈天昊(1988—), 女, 硕士研究生, 主研方向: 数据挖掘, 推荐算法; 帅建梅, 高级工程师; 朱 明, 教授、博士、博士生导师

**收稿日期:** 2012-12-18    **修回日期:** 2013-01-28    **E-mail:** cth@mail.ustc.edu.cn

## 2 电影推荐常用算法

### 2.1 协作过滤

协作过滤推荐<sup>[5]</sup>主要分为基于内存和基于模型的协作过滤 2 类。基于内存的协作过滤算法使用整个用户-项目数据库进行预测,它又分为基于用户的协作过滤和基于项目的协作过滤。基于模型的协作过滤先用历史数据得到一个模型,再用此模型进行预测。本文讨论的方法均是基于内存的协作过滤算法。

#### 2.1.1 基于用户的协作过滤

基于用户协作过滤<sup>[6]</sup>是根据用户的历史评分信息或者点播记录,通过相似度计算找到与当前用户相似的用户群,然后再根据相似用户的历史行为来预测当前用户可能感兴趣的电影,进而推荐给用户。

基于用户的协作过滤算法步骤<sup>[7]</sup>如下:

(1)采集用户对项目的历史行为,并进行数据处理,生成每个用户的行为向量,如  $E_i = \{score_1, score_2, \dots, score_n\}$ 。在一个典型的基于用户协同过滤技术的推荐系统中,输入数据通常可以表述为一个  $m \times n$  的用户项目矩阵  $R$ ,其中, $m$  是用户数; $n$  是项目数。矩阵的值与项目的类型有关,通常由行为记录模块决定。如果项目是网络电视中的电影,则矩阵的值可以表示用户对它的评分,如常见的 1~5 级评价制,或者表示用户是否点播过,例如 1 表示点播过,0 表示没有点播,即相当于 2 级评价制。

(2)寻找与目标用户兴趣相近的用户,这种相似用户通常被称为最近邻居。通过 2 个用户的行为向量计算他们的相似度,得到目标用户的邻居用户集。一般来说,用户相似性计算方法包括余弦相似性、修正的余弦相似性、pearson 相似性等。

(3)邻居集产生后,就能够计算得到目标用户最可能感兴趣的项目集,分别统计邻居集中各用户对目标用户没有行为的项目的兴趣度,取其中排在最前面的项目作为推荐集(也叫做 TopN 推荐集)。

#### 2.1.2 基于项目的协作过滤

基于项目的协作过滤技术<sup>[8]</sup>比较的是项目与项目之间的相似度。基于项目方法同样需要进行 3 个步骤获得推荐:(1)得到用户-项目的历史行为矩阵,对每个项目生成历史行为向量;(2)通过项目的行为向量进行项目之间的相似度计算,找到目标项目的最近邻居;(3)得到目标用户访问过的项目的最近邻居,加入推荐项目集,产生推荐。

基于用户的协作过滤算法可以从相似用户的偏好中帮助用户发展新的关注电影类型。比如用户 1 常点播 A 类型、B 类型和 C 类型的电影,而用户 2 常点播 A 类型、B 类型、C 类型和 D 类型的电影,通过相似度计算发现用户 2 是用户 1 的相似用户,就可以把类型 D 的电影推荐给用户 1。因此,本文的推荐方法也是基于用户的协作过滤算法。

### 2.2 内容过滤

内容过滤<sup>[9]</sup>的主要思想是根据用户以往的浏览习惯和

浏览内容提取用户的兴趣特征,通过加权的方式使符合用户的内容特征具有较大的权重。基于内容的推荐算法根本在于信息获取和信息过滤,因此一般较多地用于文本领域。在电影推荐中,本文考虑在协作过滤的基础上使用内容过滤的思想来过滤掉一些与用户兴趣爱好差异较大的电影,以此来改进协作过滤,提高推荐准确度。

## 3 改进的协作过滤推荐方法

### 3.1 改进的协作过滤

在现有的协作过滤算法中,取得邻居集后,根据邻居与当前用户相似度的高低来向当前用户推荐电影。这样推荐的话并没有考虑到当前用户本身的兴趣爱好,很有可能最相似的用户除了与当前用户相同的喜好外还偏好某一类型的电影,而这一类型有可能恰是当前用户不喜欢的,但這些电影根据现有的协作过滤的算法在推荐电影的排名中会出现在比较高的位置,这势必会降低推荐准确率。虽然这样推荐有可能引发用户新的兴趣,但是把这些用户从未看过的类型的电影放在前面的位置上显然是风险很大的,因此应该保留但是降低它们在 top\_N 的排名。

在本文中,当根据相似用户的点播记录取得待推荐电影子集时,不是根据用户相似度的高低来直接推荐,而是进行一定的过滤。这里使用内容过滤的思想,先根据当前用户的历史点播记录挖掘出当前用户的喜好,建立该用户的兴趣模型。再把推荐电影集中的电影与当前用户的兴趣模型进行匹配,匹配度高的排在前面。这样可以一定程度地确保在推送的过程中,首先展现在用户面前的是他当前比较感兴趣的类型。

本文方法的具体实现过程如下:

(1)采集用户的点播历史记录,并形成用户-电影矩阵,如表 1 所示,每一行表示该用户对所有电影的点播情况,当影片的播放时间<sup>[10]</sup>大于其长度的 20%时对应的属性值为 1,否则为 0。

表 1 用户-电影点播矩阵

User	Movie 1	Movie 2	...	Movie N
User 1	0	1	...	1
User 2	0	0	...	1
...	...	...	...	...
User M	1	1	...	0

(2)计算用户相似度,得到每个用户的相似用户群。表 1 中的第  $i$  行即对应用户  $i$  的点播向量,记为  $v_i$ 。计算用户相似度的方法有很多,本文采用余弦相似度来计算,公式如下:

$$\cos(v_i, v_j) = \frac{v_i \times v_j}{|v_i| \times |v_j|}$$

用户  $i$  和用户  $j$  的向量夹角余弦越大,说明他们越相似。按照相似度高低对当前用户的相似用户进行排序,这里设

定一个阈值  $\beta$ , 当余弦值大于  $\beta$  时, 认为这 2 个用户是相似的, 记入相似用户排名中。

(3) 建立用户兴趣模型, 生成用户兴趣描述文件。对于每个用户作为当前用户时, 根据他的历史点播记录挖掘出他的兴趣喜好<sup>[11]</sup>, 并记录在各自的描述文件中, 为下一步的电影过滤做准备。

本文主要挖掘 4 个方面, 即喜欢的导演、喜欢的演员、喜欢的电影类型、喜欢的电影产地。这里以挖掘喜欢的导演为例来说明, 对于当前用户的点播向量, 对应点播记录为 1 的电影, 逐个从数据库获取该电影的信息, 统计这些电影中的所有导演, 并统计每个导演出现的次数, 再按次数进行排名, 形成导演链表, 如表 2 所示。

表 2 感兴趣的导演链表

导演名字	出现次数
D1->	5
D2->	5
...	...
DN->	15

本文在次数大于 2 的情况下取前 5 个作为当前用户喜欢的导演。

(4) 计算并得到向当前用户推荐的电影集, 并排序。首先在步骤(2)得到所有相似用户的点播向量中, 找到相似用户点播记录为 1、而当前用户的点播记录为 0 的电影集。再逐个对电影集中电影的信息与步骤(3)中建立的用户兴趣模型进行相似度计算, 对于 4 个方面的喜好信息分别计算相似度, 再加权求和。电影与用户的相似度计算可以采用很多方法, 如余弦相似度等。本文采用欧氏距离来计算:

$$dis(v_i, m_k) = \sum_{x=1}^4 w_x \left( \frac{\sum_{y=1}^l (v_{iy} - m_{ky})^2}{l} \right)$$

其中,  $x$  表示 4 个喜好的方面;  $w_x$  表示各个方面的权重。以导演为例,  $l$  表示当前用户  $v_i$  喜欢的导演和电影  $m_k$  出现的导演的总和。对应某个导演  $y$ ,  $v_{iy}$  表示其在用户  $v_i$  的喜好信息中出现情况,  $m_{ky}$  表示其在电影  $m_k$  中的出现情况, 出现则该位为 1, 没出现则为 0。

这样计算过后得到向当前用户推荐的电影集, 根据相似度大小进行排名, 然后根据排名依次向用户推荐电影。

## 3.2 推荐方法的优化

### 3.2.1 针对家庭用户的推荐方法改进

电视机用户通常是家庭用户, 家庭用户通常是由几个成员组成的, 每个电视用户的历史记录很可能是一个家庭中的几个成员的点播集合, 而一个家庭不同成员的喜好又很有可能是不同的, 甚至是差异很大的。所以, 如果不考虑是哪个成员观看, 直接按照上述方法推荐的话很可能降低推荐准确率。

为了适应多用户点播一个信息点的情况, 本文做了进一步的改进。首先按照上述协作过滤推荐算法得到向当前

家庭用户推荐的电影集, 然后把要推荐的电影进行分类, 这样每个类可能代表该家庭的一种偏好电影类型。当在电视机中用户点击了推荐电影集中的某个类的电影时, 即可认为该用户是喜欢这个类所对应的家庭成员, 于是实时地改变向该用户推荐的电影, 可以把这个类的电影排在靠前的位置, 其他类的电影在其后按照比例相应地推送。

这样, 如果家庭成员之间的偏好差异比较大时, 按上述方法可以一定程度地避免把家庭中其他成员喜欢而当前成员不喜欢的电影类型推送出来。

### 3.2.2 实时推荐

可以看出, 之前所述的推荐方法均是在取得用户点播历史记录之后的推荐。那么对于刚运行的系统, 或者新加入的用户、项目, 没有点播记录, 即会存在新项目、新用户的冷启动问题。冷启动问题是协同过滤推荐算法研究中的一个经典问题。在目前冷启动问题的研究中, 对于新项目的研究较多, 且给出了合理的解决方案<sup>[12]</sup>。但是对于整个系统的初始阶段的推荐研究较少, 一般采用热门推荐的方式。因此, 本文提出实时推荐的方法来解决这个问题。

本文在系统刚启动时, 采用相似影片的方法实时得向用户推荐电影, 即当用户点播了某个电影后, 可以通过影片相似度计算, 在数据库中找到该影片的相似影片, 实时地显示在电影播放结束画面上。

计算 2 个影片的相似度的方法如下: 首先把每个电影的信息分为不同的属性值, 例如分为电影名、别名、导演、演员、类型、产地和内容简介。对每个属性分别计算相似度再加权求和。对于某个属性, 统计 2 部电影出现的所有词, 并统计每部电影该词的权重, 形成 2 个多维向量, 再求 2 个向量的相似度。公式如下:

$$dis(m_i, m_j) = \sum_{x=1}^7 w_x \left( \frac{\sum_{y=1}^l (m_{iy} - m_{jy})^2}{l} \right)$$

其中,  $w_x$  表示各个属性的权重;  $m_i$  和  $m_j$  分别表示 2 部电影;  $x$  表示电影的各个属性;  $l$  表示某个属性下 2 部电影出现的词的总和。在内容简介的相似度计算前, 要先对其进行分词处理, 然后再按上述步骤计算。2 部影片的距离越小就表示它们越相似。

## 4 实验与结果分析

### 4.1 实验 1

为了验证改进协作过滤推荐方法的有效性, 本文实验采用协作过滤推荐算法常用的标准测试数据集——Movies-Lens(<http://movilens.umn.edu/>), 包括 943 位用户对 1 682 部电影的 10 万条评分记录以及电影的类型等详细信息。在该数据集中, 每个用户至少有 20 条评分记录, 即可认为是历史观看记录。数据预处理时, 用户评分大于 2 的电影可认为是用户播放时间大于 20% 的电影, 归入历史记录中。

在整个实验数据集中随机抽取其中 80% 的数据作为训练集, 另外 20% 的数据作为测试集。在训练集上分别进行基于用户的协作过滤算法和改进协作过滤算法的实验, 得到每个用户的推荐电影集。在本文实验中只考虑电影类型这一方面的用户喜好, 即电影类型相关的权重为 1, 其他权重为 0。在测试集中随机选取有点播记录的 100 位用户, 对其进行算法有效性测试。算法有效性由推荐准确度来衡量, 推荐准确度计算公式如下:

$$\text{推荐准确度} = \frac{\text{用户感兴趣的电影数}}{\text{推荐电影集数}}$$

其中, 用户感兴趣的电影记为推荐电影集中评分大于 2 的电影。在用户的阈值  $\beta$  取 0.35 时, 重复上述实验步骤 6 次, 实验结果如图 1 所示, 从图中可以看出, 相较于基于用户的协作过滤推荐, 改进方法的平均推荐准确度提高了 10%。

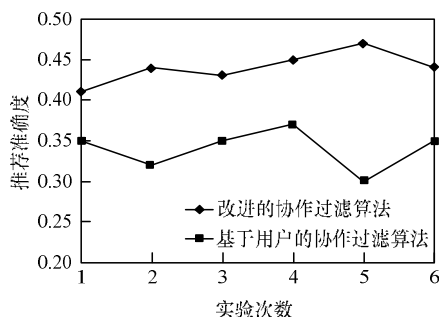


图1 标准数据集上的推荐准确度对比

## 4.2 实验 2

为了测试 3.2 节中的进一步改进方法, 本文在安卓系统上实现了一个电影点播界面, 界面由 2 个标签页组成: 电影和推荐。进入电影标签页后显示的是电影的海报、影片名和电影信息, 一页显示 8 个。推荐界面是给后期推荐电影预留的。界面可与服务器上的数据库通信。数据库中存放有 845 部电影的信息, 包括影片名、别名、海报链接、导演、主演、类型、产地、内容简介以及该影片网络资源的播放地址。

笔者随机走访了 30 个家庭用户作为测试对象, 分别在他们的 PC 机上安装上述界面。开始主要展现电影标签页, 先从数据库中以随机的顺序显示电影, 这期间当用户点了某个电影后, 实时地向用户推荐该影片的相似影片。一段时间以后, 采集用户的点播历史。据统计结果, 本次实验用户点播历史记录中点播的数目从 30~130 不等。然后根据基于用户的协作过滤推荐算法和改进后的推荐算法分别进行计算, 本文实验中权重  $w_x$  均默认是 1。得到推荐结果后, 在点播界面的推荐标签页下刷新推荐结果, 2 种方法均推荐前 30 部。分别再过一段时间, 取得用户点播推荐标签页里面的历史记录, 计算推荐准确度。这里, 推荐电影集数均是 30。用户感兴趣的电影是指用户观看时间超过该电影总时间 20% 的电影。

当相似用户的阈值  $\beta$  取 0.3 时, 推荐准确度如图 2 所示。

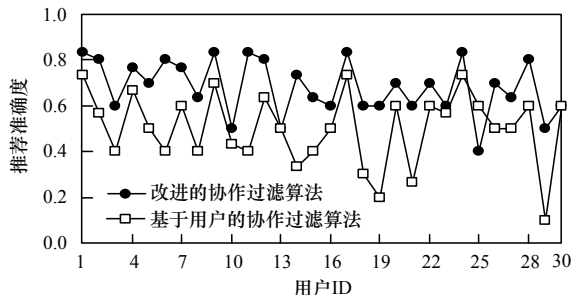


图2 推荐准确度对比

根据图 2 的实验结果可以看出, 改进的推荐算法比基于用户的协作过滤推荐算法的推荐准确度提高了 20%, 基于用户的协作过滤算法的平均推荐准确度为 48%, 改进的协作过滤算法的平均推荐准确度则为 68.1%。

3.1 节在确立当前用户的相似用户群时, 设立了一个阈值  $\beta$ , 可以看出,  $\beta$  的大小直接决定相似用户群的大小, 也决定了推荐电影集选取的范围。因此, 本文实验在  $\beta$  取不同值的情况下又做了一组实验, 并计算各自的推荐准确度, 如图 3 所示。

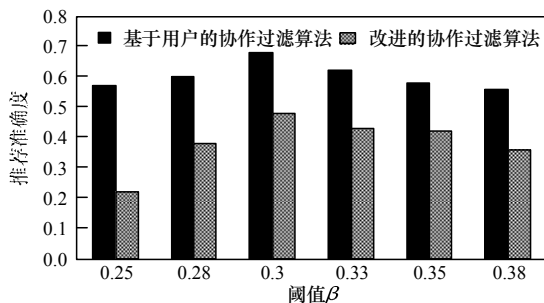


图3 不同阈值下的推荐准确度对比

实验结果显示, 在本文实验中, 2 种推荐算法均在  $\beta$  取 0.3 时有比较高的推荐准确度。而从整体上来说, 改进的推荐算法在不同的  $\beta$  值下相对比较稳定, 这是因为改进的算法挖掘并且匹配了用户的兴趣爱好, 即使一定程度扩大相似用户的数量, 也可以过滤掉与用户兴趣不相关的电影。而对于传统的基于用户的协作过滤方法, 当  $\beta$  很小时, 即相似用户群扩大时推荐准确度明显降低。另外, 当  $\beta$  较大, 相似用户较少, 在推荐电影数一定的情况下必然会降低推荐准确度。

## 5 结束语

本文在网络电视环境下提出了一种改进的协作过滤推荐方法。该方法是基于用户的, 首先利用协作过滤的算法得到针对当前用户的推荐电影集; 然后融入了内容过滤的思想, 根据当前用户的点播记录建立其兴趣模型, 并以此来过滤要推荐的电影; 另外, 考虑家庭用户与普通计算机用户的不同, 通过对推荐电影集进行分类来解决多用户共享一个信息点的问题; 并在系统运行初期, 根据用户点播的电影找出其相似电影进行实时推荐, 缓解冷启动问题。

(下转第 62 页)

## 6 结束语

针对云计算任务调度问题, 本文提出一种基于离散粒子群优化的任务调度算法。在该算法中, 采用随机方法初始化种群, 利用时变方式调整惯性权重, 并在位置更新中通过绝对值取整求余映射法进行合法化修复。适应度函数定义为各计算资源任务完成时间的最大值的倒数。通过对比实验可验证, 本文提出的 DPSO 算法能够有效地解决云计算环境下任务调度问题, 并且算法收敛速度优于 GA 和标准 PSO 算法, 能够在较小的进化代数下取得良好的调度效果, 为求解云环境下的任务调度问题提供了一种新思路。

### 参考文献

- [1] Armbrust M, Fox A, Griffith R, et al. Above the Clouds: A Berkeley View of Cloud Computing[EB/OL]. [2009-02-10]. <http://www.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2009/EECS-2009-28.html>.
- [2] 张建勋, 古志民, 郑 超. 云计算研究进展综述[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(2): 429-433.
- [3] 刘 鹏. 云计算[M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2011.
- [4] 邓自立. 云计算中的网络拓扑设计和 Hadoop 平台研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009.
- [5] 张密密. MapReduce 模型在 Hadoop 实现中的性能分析及改进优化[D]. 成都: 电子科技大学, 2010.
- [6] 陈艳金. MapReduce 模型在 Hadoop 平台上实现作业调度算法的研究和改进[D]. 广州: 华南理工大学, 2011.
- [7] Lin Cui. Scheduling Scientific Workflows Elastically for Cloud Computing[C]//Proc. of International Conference on Cloud Computing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011:

746-747.

- [8] Ge Yujia, Wei Guiyi. GA-based Task Scheduler for the Cloud Computing Systems[C]//Proc. of 2010 International Conference on Web Information Systems and Mining. Sanya, China: [s. n.], 2010: 181-186.
- [9] Dutta D, Joshi R C. A Genetic: Algorithm Approach to Cost-based Multi-QoS Job Scheduling in Cloud Computing Environment[C]//Proc. of International Conference and Workshop on Emerging Trends in Technology. Mumbai, India: ACM Press, 2011: 422-427.
- [10] 范 杰, 彭 舰, 黎红友. 基于蚁群算法的云计算需求弹性算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(1): 1-7.
- [11] 雷葆华, 饶少阳, 江 峰, 等. 云计算解码: 技术架构和产业运营[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011: 132-135.
- [12] 汪定伟, 王俊伟, 王洪峰, 等. 智能优化方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007: 217-223.
- [13] 张维存. 蚁群粒子群混合优化算法及应用[D]. 天津: 天津大学, 2007.
- [14] 段海滨, 张祥银, 徐春芳. 仿生智能计算[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 63-85.
- [15] 李建锋, 彭 舰. 云计算环境下基于改进遗传算法的任务调度算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(1): 184-186.
- [16] Calheiros R N, Ranjan R, Beloglazov A, et al. CloudSim: A Toolkit for Modeling and Simulation of Cloud Computing Environments and Evaluation of Resource Provisioning Algorithms[J]. Software: Practice and Experience, 2011, 41(1): 23-50.

编辑 陆燕菲

(上接第 58 页)

实验结果表明, 本文的推荐系统比传统的协作过滤推荐系统在推荐准确度上有所提高。但还存在一些问题, 如建立用户兴趣模型时各个权重的比例、在对推荐电影集的分类时选择何种分类方法有效等, 有待进一步的研究。

### 参考文献

- [1] 周铁伦. 基于协同过滤的网络电视推荐系统的研究与实现[D]. 广州: 中山大学, 2009.
- [2] 刘建国, 周 涛, 汪秉宏. 个性化推荐系统的研究进展[J]. 自然科学进展, 2009, 19(1): 1-15.
- [3] 胡慧蓉. 电子商务推荐系统中推荐技术研究[J]. 科技信息, 2009, (4): 329-333.
- [4] Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Analysis of Recommendation Algorithms for E-commerce[C]//Proc. of ACM Conference on Electronic Commerce. New York, USA: [s. n.], 2000.
- [5] 维基百科. 协同过滤[EB/OL]. [2013-01-22]. <http://zh.wikipedia.org/zh-cn/%E5%8D%94%E5%90%8C%E9%81%8E%E6%BF%BE>.

- [6] 鲁 为. 协作过滤算法及其在个性化推荐系统中的应用[D]. 北京: 北京邮电大学, 2007.
- [7] Herlocker J L, Konstan J A, Riedl J, et al. Explaining Collaborative Filtering Recommendations[C]//Proc. of ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work. New York, USA: [s. n.], 2000.
- [8] 钱 程, 阳小兰. 一种电影个性化推荐系统的研究与实现[J]. 计算机与数字工程, 2011, 39(8): 73-76.
- [9] 白丽君. 基于内容和协作过滤的信息过滤方法研究[J]. 情报学报, 2005, 24(3): 304-308.
- [10] 李 宁, 王子磊, 吴 刚, 等. 个性化影片推荐系统中用户模型研究[J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(12): 51-54.
- [11] 李 宁. 家庭网络中个性化影片推荐技术研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009.
- [12] 郭艳红, 邓贵仕. 协同过滤系统项目冷启动的混合推荐算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(23): 11-13.

编辑 任吉慧