

融合用户信任模型的协同过滤推荐算法^①

杨秀梅^{1,2}, 孙咏², 王丹妮³, 李岩²

¹(中国科学院大学, 北京 100049)

²(中国科学院 沈阳计算技术研究所, 沈阳 110168)

³(国网辽宁省电力有限公司 信息通信分公司, 沈阳 110000)

摘要: 协同过滤推荐是电子商务系统中最为重要的技术之一。随着电子商务系统中用户数目和商品数目的增加, 用户-项目评分数据稀疏性问题日益显著。传统的相似度度量方法是基于用户共同评分项目计算的, 而过于稀疏的评分使得不能准确预测用户偏好, 导致推荐质量急剧下降。针对上述问题, 本文考虑用户评分相似性和用户之间信任关系对推荐结果的影响, 利用层次分析法实现用户信任模型的构建, 提出一种融合用户信任模型的协同过滤推荐算法。实验结果表明: 该算法能够有效反映用户认知变化, 缓解评分数据稀疏性对协同过滤推荐算法的影响, 提高推荐结果的准确度。

关键词: 协同过滤; 信任模型; 层次分析法; 推荐系统

Collaborative Filtering Recommendation Based on User Trust Model

YANG Xiu-Mei^{1,2}, SUN Yong², WANG Dan-Ni³, LI Yan²

¹(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

²(Shenyang Institute of Computing Technology, Shenyang 110168, China)

³(Liaoning Electric Power Company Limited, Shenyang 110000, China)

Abstract: Collaborative filtering is one of the most important technologies in E-commerce. With the development of E-commerce, the magnitudes of users and commodities grow rapidly, the problem of data sparsity of user project is becoming more and more significant. In traditional collaborative filtering recommender systems, similarity of users is often calculated based on common ratings. When user-item ratings are sparse, the accuracy of recommendations will be influenced because users with similar preferences can't be found accurately. Considering the effect of users' ratings and trusts on the recommendation results, this paper applies AHP to construct user trust model and proposes a collaborative filtering recommendation method combining user trust model. The experimental results show that, user similarity calculation method combining user trust can effectively reflect the user's cognitive changes, ease the impact of data sparsity on the collaborative filtering recommendation algorithm and improve the accuracy of recommendation results.

Key words: collaborative filtering; trust model; AHP; recommendation system

1 引言

随着电子商务平台的迅猛发展, 大量产品资讯信息应运而生。为保证用户体验, 个性化推荐系统成为解决“信息过载”问题的有效方法^[1]。目前, 协同过滤推荐算法可谓是应用最为广泛的个性化推荐算法^[2]。但随着研究及应用的深入, 其缺点也逐渐暴露: 现有电商平台的相似度计算方法(余弦、Pearson 相似度)通

常是将物品作为维度, 通过用户在相同维度的评分数据进行计算。当用户评分数据稀疏时, 则无法准确的衡量用户之间的相似度, 从而影响推荐系统的性能。

为解决上述问题, 本文提出在协同过滤推荐算法中引入用户信任模型的思路。通过计算用户之间信任关系, 避免使用过少的用户共同评分计算用户相似性, 在一定程度上缓解评分数据稀疏性的影响。在推荐过

① 收稿时间:2015-11-20;收到修改稿时间:2015-12-15 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005229]

程中,算法基于用户评分最近邻和用户信任最近邻进行推荐。

2 相关工作及基本定义

2.1 相关工作

传统基于用户的协同过滤推荐算法根据用户的历史数据计算用户之间的相似度并根据相似邻居预测目标用户兴趣偏好。相似度计算通常利用如下3种方法^[3]:(1)余弦相似性;(2)Pearson相似性;(3)修正的余弦相似性;如公式(1)、(2)、(3)所示。然而,随着电子商务系统中用户和项目数量的指数级增长,用户评分数据将极端稀疏。研究显示^[4],用户评分的项目不会超过项目总数的1%,而两个用户共同评分的项目则更少。这就使得现有相似度计算方法存在一定的弊端。

$$\text{sim}(i, j) = \cos(u_i, u_j) = \frac{u_i \cdot u_j}{\|u_i\| * \|u_j\|} \quad (1)$$

$$\text{sim}(i, j) = \frac{\sum_{c \in I_{i,j}} (R_{i,c} - \bar{R}_i)(R_{j,c} - \bar{R}_j)}{\sqrt{\sum_{c \in I_{i,j}} (R_{i,c} - \bar{R}_i)^2} \sqrt{\sum_{c \in I_{i,j}} (R_{j,c} - \bar{R}_j)^2}} \quad (2)$$

$$\text{sim}(i, j) = \frac{\sum_{c \in I_{i,j}} (R_{i,c} - \bar{R}_i)(R_{j,c} - \bar{R}_j)}{\sqrt{\sum_{c \in I_i} (R_{i,c} - \bar{R}_i)^2} \sqrt{\sum_{c \in I_j} (R_{j,c} - \bar{R}_j)^2}} \quad (3)$$

其中 u_i 、 u_j 分别表示用户 i 、 j 的评分向量, $R_{i,c}$ 、 $R_{j,c}$ 分别表示用户 i 、 j 对物品 c 的评分, \bar{R}_i 、 \bar{R}_j 分别表示用户 i 、 j 评分的均值,集合 C 指用户 i 和用户 j 共同评分的物品集合。

Candillier等人^[5]为了准确度量用户之间相似性,将余弦、Pearson等方法与Jaccard系数进行融合,将用户共同评分的项目数量作为相似度计算的一个因素,避免出现用户之间只有少量共同评分而用户相似度却很高的假象。但上述方法依旧是利用用户共同评分项目计算用户相似度。Sarwar等人^[6]提出通过奇异值分解(SVD)减少项目空间维数,使得用户可以在降维后的项目上均有对降维项目的评分。然而,对数据进行降维,必然会造成信息的损失,且降维效果难以保证。此外,研究者引入人口统计学信息、用户信任关系等评分数据以外的信息计算用户间相似度。Pazzani^[7]利用人口统计学信息计算目标用户与其余用户之间的相似度,在一定程度上缓解评分数据稀疏的影响;胡勋等人^[8]提出了一种融合项目特征和移动用户信任关系的推荐算法,算法利用推土机距离(EMD)实现跨项目的移动用户相似度计算;但该方法在构建用户信任模

型时仅选取两个指标:通话时长和通话次数,存在一定片面性;蔡浩等人^[9]在协同过滤推荐算法中引入社会学中的信任机制的算法,但该算法未考虑当用户相似最近邻和用户信任最近邻二者交集元素较少时的情况。

上述相关研究说明:用户社会化关系对推荐存在影响,利用用户之间信任关系选择最近邻,从而避免在用户评分数据稀疏的情况下计算用户评分相似性。本文充分考虑用户评分和用户信任关系对推荐系统的影响,提出了一种融合用户信任模型的协同过滤推荐算法。

2.2 基本定义

定义1. 每个用户看作社会网络中的一个节点,信任可看作一个节点对另一节点可靠程度的判断。

定义2. 信任度是节点与节点之间可靠程度的数值化度量。对于给定的两个节点 i 和 j , $T_{i,j}$ 是节点 i 对节点 j 的信任度, $T_{i,j} \in [0, 1]$ 。

定义3. 信任具有非对称性,通常 $T_{i,j} \neq T_{j,i}$ 。

3 AHP构建用户信任模型

本文所指的信任及信任度,均限定在推荐系统之内。相关研究表明^[10],网络社会是基于真实的人际关系构建的社会关系网络,相较于社会声誉较低的用户,人们更倾向于信任社会声誉较高的人;此外,对于社会声誉相同的用户,人们更加倾向于信任与自己年龄、性别、爱好等相似的用户。因此,本文根据社会心理学中信任产生过程及社会关系网络的基本理论,将信任产生的方式划分为社会声誉产生的信任和社会相似性产生的信任两部分。

AHP^[11]是一种将与决策相关的元素分解为目标层、准则层、方案层层结构,并在此基础上运用定量法和定性法进行分析决策的方法。通常包括以下步骤:(1)构造层次分析模型;(2)构建成对比较矩阵;(3)计算权向量及一致性检验;(4)层次总排序及一致性检验。由于该方法的简便、灵活的特点,多用于多准则决策问题。下面介绍利用层次分析法构建用户信任模型的步骤。

3.1 社会声誉产生的信任

根据相关研究^[12],本文将好友数量、会员等级、好评率作为用户社会声誉的评价指标,将用户基本属性(性别、年龄、爱好、地址等)信息作为相似性评价指

标.

本文在对 $FTR(i)$ 计算过程中, 为保证数据比例尺度的一致性, 对会员等级、好评率、好友数量三个属性进行归一化处理, 如公式(4)所示.

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4)$$

其中 x 为实际值, x_{\min} 表示样本的最小值, x_{\max} 表示样本的最大值, y 为归一化之后的输出值, 且 $y \in [0, 1]$.

用户 i 由其自身社会声誉产生的被信任度如公式(5)所示.

$$FTR(i) = \alpha * friend_i + \beta * level_i + \gamma * praise_i \quad (5)$$

其中: $\alpha + \beta + \gamma = 1$, $friend_i$ 、 $level_i$ 、 $praise_i$ 分别表示用户 i 的好友数量、会员等级、好评率归一化之后的值.

3.2 社会相似性产生的信任

本文对 $FTS(i, j)$ 的计算过程中, 对用户年龄和用户地理位置进行区间划分, 并进行相似度匹配^[10]. 本文采用的相似度匹配原则如下所示.

- (1) 若用户性别相同, 则相似性 S_g 为 1, 否则为 0;
- (2) 若用户处于同一年龄区间内, 则相似性 S_a 为 1; 若处于相邻两个年龄段且用户年龄差值小于 5 岁, 则相似性为 0.5; 否则为 0;
- (3) 若用户爱好相同, 则 S_f 为 1, 否则为 0;
- (4) 若用户家庭所在地属于同街道, 则相似性 S_h 为 1, 同县市 $S_h = 0.8$, 同省为 $S_h = 0.6$, 同一国家 $S_h = 0.2$, 其余情况均为 $S_h = 0$.

用户 i 、用户 j 通过社会相似性产生的信任度如公式 (6):

$$FTS(i, j) = \alpha * S_g(i, j) + \beta * S_a(i, j) + \gamma * S_f(i, j) + \delta * S_h(i, j) \quad (6)$$

其中: $\alpha + \beta + \gamma + \delta = 1$, S_g 、 S_a 、 S_f 、 S_h 分别表示用户 i 与用户 j 之间的性别、年龄、爱好、住址的相似度.

3.3 用户信任模型

依据 3.2、3.2 节对网络用户信任度评价模型的讨论及前文设定的评价指标, 本文提出的层次分析模型如图 1 所示.

依据层次分析法相应计算步骤, 生成的用户信任模型如公式(7)所示.

$$TR(i, j) = 0.75 * FTR(i) + 0.25 * FTS(i, j) \quad (7)$$

其中:

$$FTR(i) = 0.1008 * level_i + 0.2318 * friend_i + 0.6674 * praise_i$$

$$FTS(i, j) = 0.3422 * S_g + 0.1694 * S_a + 0.3807 * S_f + 0.1077 * S_h$$

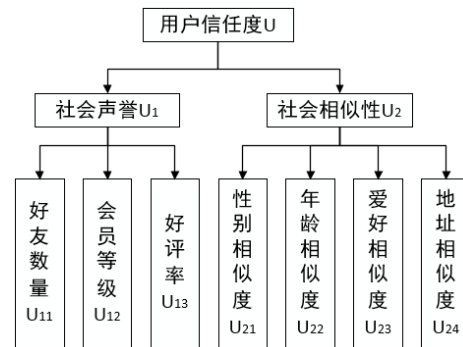


图 1 用户信任度层次分析模型

4 融合用户信任模型的协同过滤推荐算法

由于用户评分数据的稀疏性, 传统的相似性度量方法不能有效计算目标用户的最近邻居, 以至于协同过滤推荐系统的推荐质量难以保证. 为解决上述问题, 本节主要介绍融合用户信任模型的协同过滤推荐算法. 算法主要分为两步: (1)寻找最近邻居; (2)产生推荐. 在最近邻产生过程中, 本文将用户评分最近邻和用户信任最近邻的交集元素作为用户最近邻; 在产生推荐结果过程中, 充分考虑用户之间信任关系对推荐结果的影响, 改进现有的评分预测公式. 本章剩余小节将对上述内容做详细描述并在 4.3 节给出完整的推荐过程描述.

4.1 寻找最近邻

传统协同过滤推荐算法中最近邻居的产生通常采用 Top-N 策略, 即选择与目标用户相似度最高的前 N 个作为用户邻居集. 然而数据稀疏性会导致用户相似度计算存在较大偏差, 鉴于此, 本文提出一种改进的最近邻计算方法. 在最近邻计算过程中考虑用户相似最近邻和用户信任最近邻, 从而避免数据稀疏导致用户相似最近邻计算的缺陷问题.

在计算用户 i 的最近邻 $TR\&S(i)$ 过程中, 首先利用第 3 章中构建的用户信任模型计算用户 i 与其余用户的信任度; 其次, 利用第 2 章中用户相似度计算方法计算用户 i 与其余用户的评分相似度. 为使得用户之间信任度和相似度能够准确衡量用户关系, 本文引入用户信任度阈值 θ 和用户评分相似度阈值 ϵ . 用户信任度最近邻用 NV_{Trust} 表示, 用户相似最近邻用 NV_{Sim} 表示:

$$NV_{Trust} = \{TR(i, j) | j \in U \wedge TR(i, j) > \theta\}$$

$$NV_{Sim} = \{Sim(i, j) | i, j \in U \wedge Sim(i, j) > \epsilon\}$$

如果用户信任最近邻和用户相似最近邻这两个集合中存在相同元素且相同元素个数大于某一阈值 ρ ，则将两集合交集作为用户最近邻，否则，选择元素个数较多的一个作为用户最近邻。其方法如公式(8)所示，其中 $card()$ 表示集合中元素个数。

$$T\&S(i) = \begin{cases} NV_{Trust} \cap NV_{Sim}, & card(NV_{Trust} \cap NV_{Sim}) > \rho \\ NV_{Trust}, & card(NV_{Trust}) > card(NV_{Sim}) \\ NV_{Sim}, & card(NV_{Trust}) < card(NV_{Sim}) \end{cases} \quad (8)$$

在实际应用过程中，用户信任度受用户信任相关信息的动态变化而变化，因此用户信任模型需要定时更新。

4.2 产生推荐

现有对目标用户推荐项目评分预测通常采用公式(9)：

$$P_{i,c} = \bar{R}_i + \frac{\sum_{m=1}^N Sim(i, j) (R_{j,c} - \bar{R}_j)}{\sum_{m=1}^N Sim(i, j)} \quad (9)$$

然而，评分数据稀疏性导致用户之间相似度计算不准确，而信任关系在一定程度上体现用户之间的信任度。因此，本文根据 4.1 节用户最近邻产生的方式，基于融合用户信任最近邻计算对于推荐项目的预测评分。鉴于用户相似度和用户信任度的计算方法不同，其值不具备直接比较性，因此，本文对两类邻居集对推荐结果的影响区别对待，计算公式如下(10)：当 $T\&S(i)$ 中包含用户评分最近邻和用户信任最近邻时， $\alpha \neq 0, \beta \neq 0$ ；当 $T\&S(i)$ 中仅包含用户评分最近邻时， $\alpha \neq 0, \beta = 0$ ；当 $T\&S(i)$ 中仅包含用户信任最近邻时， $\alpha = 0, \beta \neq 0$ 。

$$P_{i,c} = \bar{R}_i + \alpha * \frac{\sum_{j \in N\&T(i)} Sim(i, j) * (R_{j,c} - \bar{R}_j)}{\sum_{j \in N\&T(i)} Sim(i, j)} + \beta * \frac{\sum_{j \in N\&T(i)} TR(i, j) * (R_{j,c} - \bar{R}_j)}{\sum_{j \in N\&T(i)} TR(i, j)} \quad (10)$$

现对公式(10)、(11)中部分变量进行解释： $P_{i,c}$ 表示用户 i 对物品 c 的预测评分； $Sim(i, j)$ 表示用户 i 与最近邻居集中的用户 j 的相似度； $R_{j,c}$ 表示用户 j 对项目 c 的评分； \bar{R}_i, \bar{R}_j 表示用户 i 、用户 j 的评分均值； $N\&T(i)$ 表示用户 i 的最近邻； N 表示用户 i 的邻居数目； α, β 表示评分相似用户集和信任用户集在预测中所占权重，且 $\alpha + \beta = 1$ 。

4.3 推荐过程描述

输入：用户-项目评分矩阵 $R(u, i)$ ，用户信任模型

TR ，评分相似性阈值为 ϵ ，信任度阈值为 θ ，交集元素阈值 ρ ；

输出：目标用户 i 及推荐项目列表；

(1) 对目标用户 i ，利用相似度公式(1)计算目标用户 i 与其余用户 $j(j=1, 2, \dots, i-1, i+1, \dots, m)$ 的评分相似度 $Sim(i, j)$ ；

(2) 按照 $Sim(i, j)$ ，寻找目标用户 i 用户集 U 的相似邻居集 NV_{Sim} ，使 $NV_{Sim} = \{U_a | Sim(U_a, i) > \epsilon, U_a \neq i\}$ ；

(3) 利用用户信任模型 TR ，计算目标用户 i 与其余用户 $j(j=1, 2, \dots, i-1, i+1, \dots, m)$ 的信任度 $TR(i, j)$ ；

(4) 按照 $TR(i, j)$ ，寻找目标用户 i 在用户集 U 的信任邻居集 NV_{Trust} ，使 $NV_{Trust} = \{U_a | TR(U_a, i) > \theta, U_a \neq i\}$ ；

(5) if ($card(NV_{Sim} \cap NV_{Trust}) > \rho$)

(6) 用户最近邻 $T\&S(i) = NV_{Sim} \cap NV_{Trust}$ ；

(7) else if ($card(NV_{Sim}) > card(NV_{Trust})$)

(8) 用户最近邻 $T\&S(i) = NV_{Sim}$ ；

(9) else

(10) 用户最近邻 $T\&S(i) = NV_{Trust}$ ；

(11) 对每个项目 c ，根据改进的评分预测公式(10)计算目标用户 i 对未评分项目 c 的预测评分；

(12) 构造推荐列表，将项目预测评分按照数值从大到小排序，选择预测值前 Top-N 的项目作为推荐项目推荐给用户。

5 实验结果

5.1 数据集及实验环境

本文使用公开的网络数据集：MovieLens 电影评分数据集^[8]，该数据集包括 6040 名用户对 3900 部电影约 100 万条电影评分信息，评分值为 1-5 的整数。其中，用户包含性别、年龄、职业、邮政编码等基本属性。

数据预处理工作包括计算用户好友数量、等级、好评率等信息。其中，用户 i, j 共同评价次数超过一定次数(实验中为 20 次)则认为 i 与 j 互为好友；用户等级依据用户评分次数进行划分(实验中分为 5 个等级)；用户对电影评分未偏离总体用户评分均值的次数占用户总评分的比例作为好评率(取值范围为[0,1])。将数据集划分为训练集和测试集(实验过程按照 7:3 划分)，训练集用于训练相关系数，测试集用于验证算法有效性。

5.2 评价指标

本文使用平均绝对误差 MAE (Mean Absolute Error)作为

推荐性能评价指标, MAE 通过计算预测用户评分与实际用户评分之间的偏差度, 对推荐质量进行度量. MAE 越小, 推荐质量越高. 设预测的用户评分集合表示为 $\{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, 与之对应的用户实际评分集合为 $\{q_1, q_2, \dots, q_N\}$, N 表示项目数量, 则 MAE 可定义为:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |p_i - q_i|}{N} \quad (11)$$

5.3 实验结果及分析

(1) 关于集合交集元素个数阈值 ρ 的讨论

采用融合用户信任模型的协同过滤推荐算法, 其评分预测结果来源于两个部分: 信任最近邻和评分相似最近邻. 为了确定两集合交集元素个数阈值 ρ 对推荐结果的影响, 进行实验. 实验过程中将评分预测公式(10)中 α 的值设为 0.8^[8], 不断改变阈值 ρ 的值, 观察 MAE 变化情况. 实验结果如图 1 所示.

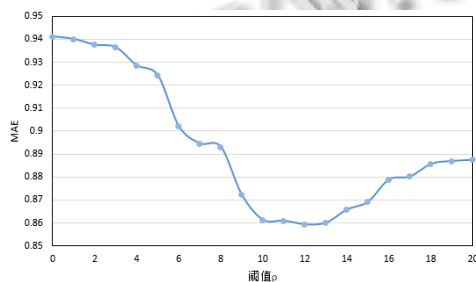


图 1 阈值 ρ 与 MAE 的关系

起初, 随着 ρ 值的增加, MAE 减少; 当 $\rho = 12$ 时, MAE 达到最小值 0.845; 随着 ρ 的继续增大, MAE 缓慢增加. 需要说明的是, ρ 的取值随数据集的改变而变化. 实际应用过程中, ρ 需要经多次实验尝试.

(2) 改进的评分预测公式权重 α 的讨论

为了验证用户信任最近邻和用户评分最近邻在改进的评分预测公式(10)中对推荐结果的影响, 通过交叉实验验证公式(10)中 α 的取值大小. 实验过程中, 推荐数目选择 $N = 15$, $\rho = 12$. 实验结果如图 2 所示.

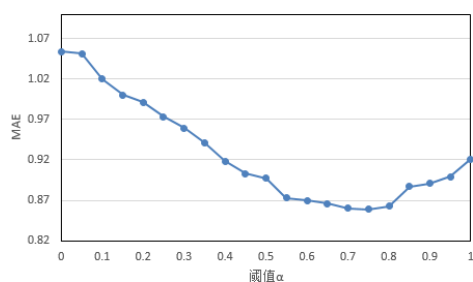


图 2 阈值 α 与 MAE 的关系

MAE 值的大小与 α 的取值有密切关系. 当 α 在 0.75 左右时, MAE 达到最小值. 因此, 下文实验中 α 取值为 0.75, $\beta = 1 - \alpha = 0.25$.

(3) 不同推荐算法比较

在实验(1)和实验(2)基础上, 采用 $\rho = 12$ 、 $\alpha = 0.75$ 作为公式(10)的阈值. 实验(3)用于将改进算法与协同过滤推荐算法、基于用户信任模型的推荐算法进行比较, 验证改进算法的有效性. 在评分相似性计算方面, 采用公式(1)、(2)进行计算; 在信任度计算方面, 采用本文提出的信任度模型进行计算. 邻居数目从 4 到 20, 间隔为 4. 实验结果如图 3 所示.

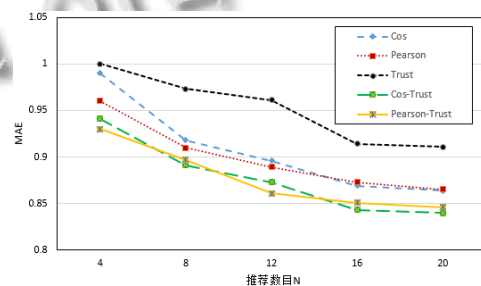


图 3 融合用户信任模型的 MAE 比较

由图 3 可知: 融合了用户信任关系的推荐 (Cos-Trust、Pearson-Trust), 其推荐结果的 MAE 明显低于完全利用评分相似最近邻 (Cos、Pearson) 或信任最近邻 (Trust) 的推荐. 仅利用用户信任最近邻进行推荐的结果质量最差; 当推荐结果数目 $N = 12$ 时, Cos-Trust 方法 MAE 值较 Cos 方法降低了 2.5%, Pearson-Trust 方法较 Pearson 方法, MAE 值降低了 3.15%. 实验结果表明, 融合用户信任关系的协同过滤推荐算法, 在一定程度上缓解了余弦和 Pearson 相似度计算方法在用户-评分矩阵稀疏性方面的缺陷.

6 总结

用户信任作为影响推荐结果质量的重要因素之一, 本文构建了一种适用于电子商务平台的用户信任模型, 提出了融合用户信任模型的协同过滤推荐算法. 文中详细介绍了利用层次分析法构建用户信任模型的流程, 提高了信任度计算的合理性和有效性. 相关实验结果表明, 融合用户信任模型后的协同过滤推荐算法明显提高推荐结果的准确度. 但本文在计算用户信任度过程中引入信息过少, 导致用户信任模型过于简单, 这也为今后的工作指明了方向.

参考文献

- 1 Li M, Bonti A. T-OSN: A trust evaluation model in online social networks. 2011 IFIP 9th International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing (EUC). IEEE. 2011. 469-473.
- 2 王国霞,刘贺平.个性化推荐系统综述.计算机工程与应用,2012,48(7):66-76.
- 3 Wang LC, Meng XW, Zhang YJ. A heuristic approach to social network-based and context-aware mobile services recommendation. Journal of Convergence Information Technology, 2011, 6(10): 339-346.
- 4 Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. Proc. of the 10th International World Wide Web Conference. 2001. 285-298.
- 5 Candillier L, Meyer F, Fessant F. Designing specific weighted similarity measures to improve collaborative filtering systems. Advances in Data Mining. Medical Applications, E-Commerce, Marketing, and Theoretical Aspects. Springer Berlin Heidelberg, 2008: 242-255.
- 6 Sarwar B, Karypis G, Konstan J, et al. Application of dimensionality reduction in recommender system-a case study. Minnesota Univ Minneapolis Dept of Computer Science, 2000.
- 7 Pazzani M J. A framework for collaborative, content-based and demographic filtering. Artificial Intelligence Review, 1999, 13(5-6): 393-408.
- 8 胡勋,孟祥武,张玉洁等.一种融合项目特征和移动用户信任关系的推荐算法.软件学报,2014,25(8):1817-1830.
- 9 蔡浩,贾宇波,黄成伟.结合用户信任模型的协同过滤推荐方法研究.计算机工程与应用,2010,46(35):148-151.
- 10 乔秀全,杨春,李晓峰等.社交网络服务中一种基于用户上下文的信任度计算方法.计算机学报,2011,34(12):2403-2413.
- 11 杨艳屏.基于层次化分析的全网业务健康度评价.计算机系统应用,2013,22(5):9-13.
- 12 Mao J, Cui Z, Zhao P, et al. An improved similarity measure method in collaborative filtering recommendation algorithm. 2013 International Conference on Cloud Computing and Big Data (CloudCom-Asia). IEEE. 2013. 297-303.