

基于用户兴趣的农产品推荐技术研究

李建军 付佳 杨玉 侯跃 汪校铃 荣欣

哈尔滨商业大学计算机与信息工程学院 哈尔滨 150028

黑龙江省电子商务与信息处理重点实验室 哈尔滨 150028

(517718768@qq.com)

摘要 当前互联网发展日益强大,农产品电商市场的竞争愈演愈烈,用户无法从众多的产品信息中找到适合自身的产品,传统的协同过滤算法只关注用户评分,并不能及时反映用户的兴趣变化。针对这一问题,文中主要考虑通过用户行为及用户访问时间和频率,提出基于改进权值的用户兴趣推荐算法(Weight-based User Interest-Collaborative Filtering, WUI-CF)。实验结果表明,所提算法相比于传统推荐算法能更好地挖掘用户兴趣,适应用户的兴趣变化,提高推荐的精确度,能够更好地解决用户面临众多农产品信息无从挑选的问题,提高了用户的满意度。

关键词: 用户行为;时间权重;频率权重;农产品;推荐

中图法分类号 TP311

Research on Agricultural Products Recommendation Technology Based on User Interest

LI Jian-jun, FU Jia, YANG Yu, HOU Yue, WANG Xiao-ling and RONG Xin

School of Computer and Information Engineering, Harbin University of Commerce, Harbin 150028, China

Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Electronic Commerce and Information Processing, Harbin 150028, China

Abstract At present, the development of the Internet is becoming more and more powerful, and the competition in the e-commerce market of agricultural products is increasingly fierce. Users cannot find products suitable for themselves from a large amount of product information. The traditional collaborative filtering algorithm only pays attention to user ratings, and cannot reflect the changes of users' interests in time. In view of this problem, a user interest recommendation algorithm based on improved weight was proposed by considering user behavior, user access time and frequency. Experimental results show that compared with the traditional recommendation algorithm, the proposed algorithm WUI-CF can better mine user interest, adapt to user's interest changes, improve the accuracy of recommendation, and better solve the problem that users have no choice facing with numerous agricultural products information, and improve user satisfaction.

Keywords User behavior, Time weight, Frequency weight, Agricultural products, Recommendation

随着社会经济和信息化技术的迅猛发展,我国电商市场的竞争越来越激烈,随之而来的便是各种各样的产品映入人们的眼帘,由最开始的淘宝、天猫等电子商务网站到现在各种类型的电子商务网站,例如农资电商网站——惠农网、旅游电商网站——驴妈妈以及跨境电商网站——网易考拉海购、洋码头等。我国作为农业大国,农业类型电子商务网站发展还比较落后,并且很少应用推荐系统,倘若能在网站中准确识别潜在客户,一方面客户能快速准确地找到感兴趣的农资产品,节省时间,降低成本;另一方面企业可以大大提高客户的满意度,进一步强化产品品牌效应,这对于企业的发展起到非常重要的推动作用^[1]。

传统的个性化推荐方法主要有基于内容、基于协同过滤和混合推荐等。其中,协同过滤(Collaborative Filtering, CF)

是在实际的电商网站中应用最为广泛的推荐技术^[2-3]。Chu^[4]主要对顾客是否会购买定期存款预测,将类免疫系统与协同过滤方法结合,实验结果表明该方法能有效解决存在的冷启动问题,但并没有考虑顾客存款意愿是随时间以及经济状况变化的这一情况。Xiong等^[5]通过探究社会化标注系统中标签和关系网络所表征的用户长短期兴趣特征,综合用户标签及关注关系,利用多维尺度法构建用户聚类模型,根据用户聚类结果进行相似用户推荐,能够准确地挖掘用户的兴趣,但忽略了不同项目对不同用户的权重不同,以及用户行为的有效性。Li等^[6]针对推荐系统中的用户冷启动提出了运用判断聚合理论的算法,把已有用户的行为数据聚合成集体判定集,然后将这个集体判定集推送给新用户,新用户根据自身的偏好购买感兴趣的物品。Wang等^[7]为提高推荐

基金项目:国家自然科学基金项目(60975071);黑龙江省新型智库研究项目(18ZK015);黑龙江省哲学社会科学规划项目(17GLE298, 16EDE16);哈尔滨商业大学校级课题(18XN065);哈尔滨商业大学博士科研启动基金(2019DS029)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (60975071), Heilongjiang Province New Think Tank Research Project (18ZK015), Heilongjiang Province Philosophy and Social Science Research Planning Project (17GLE298, 16EDE16), Harbin University of Commerce School-level Project (18XN065) and the Doctoral Research Foundation of Harbin University of Commerce (2019DS029).

通信作者:付佳(854616040@qq.com)

的准确度以及解决推荐技术的数据稀疏性和冷启动问题,利用社交特征数据信息,基于概率矩阵分解模型,综合利用用户评分、用户标签、物品标签和用户信任数据信息提出了一种新的推荐算法 STSTPMF。Gandhi^[8]提出只有协同过滤和内容过滤的推荐算法并不能保证推荐质量。关联规则挖掘后的推荐具有较高的支持度和置信度。因此,它将被认为是能够精准推荐的技术之一。即使在没有足够数据的情况下,通过内容过滤和关联规则挖掘的协作过滤的混合方法也可以进行精准推荐。Jiang 等^[9]提出一个作者主题协同过滤 (Author Topic Collaborative Filtering, ATCF) 的方法,为社交媒体用户提供综合的兴趣点 (Points of Interest, POIs) 推荐。Xu 等^[10]利用用户相似度解决冷启动问题,同时基于时间评分、逆向最大匹配中文分词和 TF-IDF 方法构建用户浏览兴趣特征模型,从而生成用户的最近邻居推荐以弥补稀疏性问题,满足了用户对农资的个性化需求。Yu 等^[11]将传统协同过滤算法进行改进,提出一种显隐式结合的农产品推荐方法,在传统的用户主观评分的基础上结合用户浏览网页时间来查询最近邻,能够有效提高推荐方法的精确性,提高推荐质量。Guo^[12]提出了一个基于农产品的语义检索系统,用户可以使用语义检索来获取农产品相关知识,系统也会向用户推荐查询过的农产品关联知识。

1 问题描述

目前农业类型电子商务网站推荐方面的研究成果比较少,仍处于初期发展阶段,随着农资产品的数目和种类不断增加,消费者无法快速地选择符合要求的产品,早期的推荐系统主要目的是为了预测用户的喜好,由此判断用户是否会购买此产品,不足之处就在于早期的产品数目少,无法准确地为用户推荐和解决用户的选择问题^[4]。同时,由于农产品的季节性特点,销售的淡季旺季十分突出,在农产品淡季,用户基本不会搜索农产品,购买的可能性很小。常用的基于项目的协同过滤推荐无法有效地解决农产品冷启动以及稀疏性问题^[13]。因此,本文通过对农资产品特殊性的研究,提出改进的基于用户的协同过滤推荐,从用户角度出发,分析用户浏览行为以及用户访问的时间和频率,并将上述因素转化为数据权重,通过权重来体现用户的兴趣偏好,对用户进行精准推荐。

首先,用户在农资电商网站中浏览产品时,在一定程度上表现出了自身的兴趣偏好,用户更愿意关注适合自己、符合自身偏好的农资产品,偏好程度越高,浏览该农资产品的频率越高,并且浏览产品页面的时间越长,在推荐的过程中,用户接受推荐的可能性就越大。其次,不同的用户之间浏览关注的相同农资产品越多,用户之间的相似度就越高。最后,用户访问产品的时间差也在一定程度上表现了自身的兴趣变化。通常来说,用户近期访问的农资产品对推荐该用户可能感兴趣的产品有很重要的作用,而早期关注或访问的产品对生成推荐的影响力较小,也就意味着不同的农资产品对不同用户的权重不同。本文在基于用户兴趣的推荐中,改进传统协同过滤推荐,在用户-农资产品矩阵中引入基于用户访问时间和访问频率的数据权重,将用户的访问时间和访问频率作为影响推荐效果的因素添加到推荐系统中,以提高生成推荐的精确度,实现精准推荐。

2 基于用户兴趣的农产品推荐模型建立

2.1 用户行为模型

假设农资网站包含 a 名用户 $U = \{u_i, i = 1, 2, \dots, a\}$, b 个农资产品 $F = \{f_j, j = 1, 2, \dots, b\}$ 。将用户对农资产品的浏览转换成向量并形成矩阵,用户-农资产品矩阵 M 表示如下:

$$M = \begin{Bmatrix} uf_{1,1} & uf_{1,2} & uf_{1,3} & \cdots & uf_{1,b} \\ uf_{2,1} & uf_{2,2} & uf_{2,3} & \cdots & uf_{2,b} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ uf_{a,1} & uf_{a,2} & uf_{a,3} & \cdots & uf_{a,b} \end{Bmatrix} \quad (1)$$

其中, $uf_{a,b}$ 表示用户 u_a 与农资产品 f_b 之间的关系。

用户行为主要是用户浏览网页时无意识地产生的一系列行为。由于用户信息的隐私性,显式地获得用户信息的准确性较差,因此通过隐式用户行为可以自动生成评分,极大地提高信息参考价值。本文将用户行为分为用户浏览行为和用户评价行为。

(1) 用户浏览行为

用户浏览行为主要目的是鉴别用户浏览网页行为的有效性,例如,当服务器记录用户在浏览某一农资产品页面时,并不能确保用户对该农资产品有明确的兴趣。1) 用户在页面停留时间过短,可能是在浏览过程中误点或者立即发现产品的某项指标不符合自身需求而退出页面,所以即使有该用户的浏览页面记录,也并不能保证用户对此农资产品感兴趣。2) 用户在页面停留时间过长,可能是用户在打开页面后中途离开或者忘记关闭浏览器,其实用户本身并没有对该农资产品产生兴趣,只因外部环境影响导致浏览时间过长。这两种数据都不能记为有效数据。基于以上两种情况,对用户的浏览行为,即用户在农资产品页面停留时间做以下划分: 1) 当未发生点击行为时,用户在页面停留时间为零,即没有浏览页面,在该农资产品下标记为 0; 2) 当发生短时间浏览页面的行为时,用户浏览页面的时间小于设定的阈值 T_1 , 则记为无效行为,表示对该内容缺乏兴趣或产品不符合用户要求,标记为 0; 3) 当发生正常浏览页面的行为时,用户浏览页面的时间在设定的阈值范围 $T_1 \sim T_2$ 内,表示用户对该农资产品有一定的兴趣,标记为 1; 4) 当发生超时浏览页面的行为时,用户浏览页面的时间大于设定的阈值 T_2 , 则记为无效行为,表示用户中途离开或没有关闭浏览器,标记为 0。

(2) 用户评价行为

本文将用户评价行为定义为用户的显著行为特征,主要体现在以下方面: 收藏、保存、下载、关注、打印和购买。这 6 个方面可以很明确地表现出用户对该产品的偏好,为给用户推荐农资产品提供了有力的依据。在基于用户行为的矩阵中,存在以上 6 种的评价行为即可标记为 1, 反之则为 0。将用户的兴趣度值定义为 $[0, 1]$ 之间的变量,以便于量化处理,其中 0 表示用户对该产品完全没有兴趣, 1 表示用户对该产品非常感兴趣。

根据用户的行为信息,将网站中用户对农资产品的偏好转换成向量并形成用户行为矩阵,依据两个用户关注的同一农资产品数目越多,则两个用户的距离越近的原理,通过欧几里得距离 (Euclidean Distance) 公式计算可得到基于用户行为的用户间的距离,在计算距离之前还要确定每个农资产品对

用户的权重,最终得出的距离结果能够使客户群更加精确。

选取预处理后的农资产品作为产品集 S ,并对用户的行为进行向量化表示。数据集 Y 中选取的用户分别与产品集 S 中的农资产品进行匹配,若存在感兴趣的行为即记为 1,否则记为 0,依次构建矩阵,部分数据如表 3 所列,第一行为农资产品种类,第一列为用户(本文只随机选取了部分用户及部分农资产品)。

表 1 基于用户行为矩阵
Table 1 User behavior matrix

用户	种类									
	玉米	水稻	钾肥	大豆	高粱	磷肥	花生	尿素	地膜	...
6743 *	0	0	0	1	0	1	1	0	0	...
Hh91 *	0	1	1	0	0	0	0	1	0	...
Qail *	0	0	1	0	0	1	1	0	0	...
1884 * 1	0	0	0	0	1	1	0	1	0	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

根据上述的用户行为标准,得出基于用户行为矩阵,只通过表 1 的数据,很难直观看出不同用户之间的距离。依据欧几里得距离公式,两个用户之间感兴趣的相同农资产品数目越多,说明两个用户距离越小,用户的相似度高,反之,两个用户之间感兴趣的相同的农资产品数目越少,说明两个用户距离越大,用户的相似度也就越低。但仅通过用户行为求得的距离并不能精准地表示出用户的相似度,这种方法忽略了用户的浏览期间和浏览频率。例如,在早期,用户对这一类型的农资产品表现出感兴趣的行为,由于用户的需求是不断变化的,早期感兴趣的农资产品现在不再感兴趣,则此农资产品对用户现在的影响较小,权重值较低;而如果近期用户对浏览的农资产品产生感兴趣行为,则此产品对用户现在的影响力较大,权重值较高。此外,用户浏览产品的频率对用户的偏好也有一定的影响,因此本文在此基础上引入时间与频率两种权重构建模型。

2.2 基于时间的数据权重

传统的协同过滤算法在计算推荐过程中将以相同的方式对待用户访问过的每个农资产品,这样计算的结果不具准确性。由于用户的偏好是不断变化的,并且随着自身需求的改变,所关注的农资产品也会发生变化,模型要通过不断更新用户行为来随时改变最终推荐结果,这有利于解决系统数据稀疏性问题。经相关学者研究发现,在用户聚类指标中加入用户访问时间和用户浏览频率这两方面因素可以极大提高用户聚类的准确度。

设 t_{uf} 表示用户 u 近期使用农资网站访问产品 f 的时间与用户最早访问某产品 f 的时间间隔; T_u 表示用户 u 使用该网站的时间跨度; ω_1 表示基于时间的数据权重,可以衡量产品对用户的影响力大小,表现为用户近期访问的产品对用户的重要性; α 称为权重增长指数。基于时间的数据权重函数如下:

$$\omega_1 = (1 - \alpha) + \alpha \times \frac{t_{uf}}{T_u} \quad (2)$$

其中, α 的取值范围为 $[0, 1]$ 。通过改变 α 值来调节最终权重,其目的是为了控制用户访问时间变化的速度, α 越小,权重增长速度就越慢。由于推荐系统的不同, α 值的最优解可能会有变化,可以调整 α 的值来优化最终的推荐结果。

2.3 基于频率的数据权重

通过时间权重使传统的协同过滤算法能及时反映用户的

兴趣变化,但在时间权重这一改进度量上存在着一定的局限性,其仅定义了用户访问的时间差,而忽略了用户访问资源的频率。因此,本文引入了用户与农资产品交互频繁程度这一概念,用户浏览产品内容的次数越多,代表用户对此产品的偏好程度越大,兴趣相对更稳定。同时,用户对此产品感兴趣持续的时间长短,也关乎到用户对该产品的兴趣状态。根据以上分析,本文将用户与产品之间的交互频繁程度作为产品对用户的一个影响因素,将用户浏览某一产品的次数和持续时间进行归一化处理:

$$\omega_2 = \frac{g_{uf}}{\sum_{u \in U} g_{uf}} \times \frac{c_{uf}}{\sum_{u \in U} c_{uf}} \quad (3)$$

其中, g_{uf} 表示用户 u 浏览某一农资产品 f 的次数; c_{uf} 表示用户 u 浏览某一农资产品 f 的持续时间; $\sum_{u \in U} g_{uf}$ 表示用户 u 在农资网站中的总浏览次数; $\sum_{u \in U} c_{uf}$ 表示用户 u 浏览该网站所有产品的总时间。由式(3)可见,用户对某一产品浏览次数越多,并且对该产品兴趣时间持续越长,权重值越大,那么此产品对用户影响力就越强。结合基于时间和基于频率的数据权重,得出最终的数据权重,公式如下:

$$\omega_{u,f} = \omega_1 \times \omega_2 \quad (4)$$

将总权重引入到基于用户-农资产品的矩阵中,得出最终矩阵。

$$M = \begin{Bmatrix} \omega_{1,1} & \omega_{1,2} & \omega_{1,3} & \cdots & \omega_{1,b} \\ \omega_{2,1} & \omega_{2,2} & \omega_{2,3} & \cdots & \omega_{2,b} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{a,1} & \omega_{a,2} & \omega_{a,3} & \cdots & \omega_{a,b} \end{Bmatrix} \quad (5)$$

协同过滤算法中相似度计算方法主要有欧几里得距离、皮尔森相关系数(Pearson Correlation Coefficient)以及 Cosine 相似度(Cosine Similarity)^[14-15]。本文采用欧几里得距离方法来计算两个用户之间的距离,以用户 u_1 和用户 u_2 为例:

$$d_M = \sqrt{(\omega_{1,1} - \omega_{2,1})^2 + (\omega_{1,2} - \omega_{2,2})^2 + \cdots + (\omega_{1,b} - \omega_{2,b})^2} \quad (6)$$

根据式(6)可求得所有用户间的距离,并用来判断用户之间的相似度大小。其中 d_M 值越大,说明两个用户之间的距离越大,其相似度越低; d_M 值越小,说明两个用户之间的距离越小,相似度越高^[16-17]。最后得到基于用户兴趣的用户距离矩阵:

$$D_M = \begin{Bmatrix} 0 & D_{1,2} & D_{1,3} & \cdots & D_{1,a} \\ D_{2,1} & 0 & D_{2,3} & \cdots & D_{2,a} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{a,1} & D_{a,2} & D_{a,3} & \cdots & 0 \end{Bmatrix} \quad (7)$$

通过建立的模型,分析得到用户的行为,考虑了用户浏览时间、频率、使用网站时间等各个因素,求得各因素的权重值,引入用户-农资产品矩阵中,求得距离之后,再将结果按升序排列,距离越大,用户之间的相似度越低,并选出前 k 名用户构成目标用户的相似用户集合 $Y_u = \{y_{u1}, y_{u2}, \dots, y_{um}\}$,此客户群为目标用户的相似用户。将相似用户关注的所有农资产品,按照关注量从高到低排列,推荐前 n 个农资产品给目标用户。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据与环境

本文获取的数据主要是用户浏览信息,这些数据是本文

所有研究工作的基础,数据量的大小对本文的研究工作有比较重要的影响,挖掘的深度越大,区域越广,能够挖掘的用户历史数据就越多,推荐效果就会越好^[18-19]。本文应用的数据来源主要是淘农网,使用 Python 工具从网站中抓取了部分用户信息。数据集中既包括了数值型数据也包括了字符型数据,需要对字符型属性进行数值化处理,用式子来表示不同的类目名称方便计算处理。主要抓取的数据集中的字段分别为:用户 ID、用户浏览信息和用户点击流数据等。实验随机选取 341 个用户对 55 种农资产品的 3891 个有效访问记录,时间间隔为 1 年,并将数据分为训练集和测试集。在实验数据中随机挑选 68 个用户作为测试集,其余为训练集,用于构建模型以进行计算。

实验环境:本课题实验是在 Windows7 系统下,CPU 为 AMD A8-5550M APU with Radeon HD Graphics@2.10 GHz,内存为 4.00 GB 的环境下进行的,通过 Matlab R2016b 仿真平台进行实验。

3.2 评价指标

利用准确率(Precision)和召回率(Recall)对推荐质量结果进行评价。Precision 和 Recall 是广泛用于信息检索和统计学领域的两个度量值,用来评价结果的质量^[20]。Precision 定义为推荐给目标用户的所有农资产品中用户喜欢的产品数占所有推荐农资产品的比率;Recall 定义为推荐给目标用户的所有农资产品中用户喜欢的产品数与推荐系统中用户喜欢的所有产品数的比率^[21]:

$$Precision = \frac{\text{目标用户喜欢推荐的项目数}}{\text{推荐给目标用户的项目数}} = \frac{\sum_{u \in U} |R(u, N) \cap C(u)|}{\sum_{u \in U} |R(u, N)|} \quad (8)$$

$$Recall = \frac{\text{目标用户喜欢推荐的项目数}}{\text{用户喜欢的所有项目数}} = \frac{\sum_{u \in U} |R(u, N) \cap C(u)|}{\sum_{u \in U} |C(u)|} \quad (9)$$

其中, $R(u, N)$ 表示给用户 U 推荐 N 个农资产品, $C(u)$ 表示用户喜欢的所有项目数。

3.3 实验过程与结果分析

本实验共设计 3 组,实验 1 为不同取值的基于时间权重对推荐准确率的影响,权重取值为 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7。实验结果如图 1 所示。

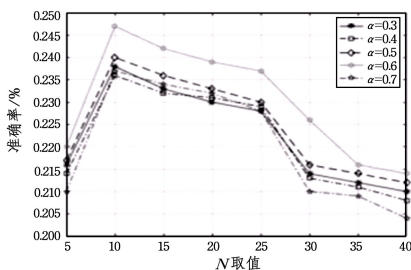


图 1 推荐个数相同时不同权重取值的准确率比较

Fig. 1 Comparison of accuracy of different weights with same recommended number

从图 1 可以看出,当 α 为 0.6 时,算法推荐的准确率最高,此时基于时间的数据权重值能够突出用户近期访问的数据对产生推荐的效果,从而使得算法产生的推荐能够更好地

符合用户当前兴趣。当推荐个数较少时,推荐的准确率相对较高,且当推荐个数为 10 时,推荐准确率最高。此外,取值不同,推荐的准确率也不同,这说明对于不同的用户,其兴趣变化速度和变化规律也不同,都会对推荐质量产生一定的影响。

推荐数量不同可能会对推荐质量产生一定的影响。因此,本实验的推荐个数分别为 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40,将本文提出的 WUI-CF 算法与基于用户的最近邻推荐(User-based Collaborative Filtering, UCF)、基于物品的推荐(Item-based Collaborative Filtering, ICF)、基于 SVD 的协同过滤(Singular Value Decomposition-based Collaborative Filtering, SVD-CF)和基于内容的推荐算法(Content Based, CB)在准确率和召回率上进行对比实验,结果如图 2 和图 3 所示。

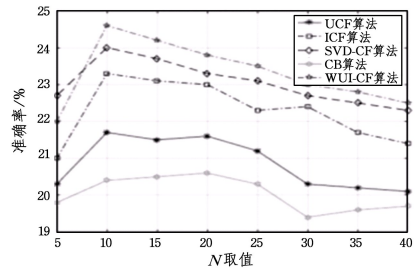


图 2 推荐个数相同时不同推荐算法的准确率比较

Fig. 2 Comparison of accuracy of different recommendation algorithms with same recommended number

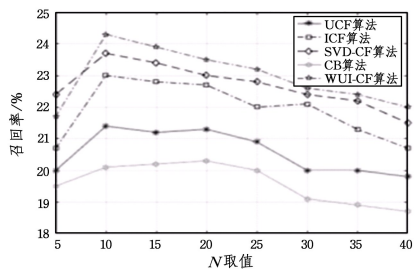


图 3 推荐个数相同时不同推荐算法的召回率比较

Fig. 3 Comparison of recall rates of different recommended algorithms with same recommended number

由图 2 和图 3 可以看出:随着推荐个数的增加,各个算法的推荐准确率和召回率都呈现先上升后下降的趋势。当推荐个数为 10 时,推荐的准确率和召回率最大。此外,UCF 和 CB 的准确率和召回率相对较低,原因在于本实验采用的数据集稀疏度较高,新加入的用户无注册信息,导致用户兴趣计算不准确,因此推荐的效果较差。而本文提出的 WUI-CF 算法的准确率和召回率都高于其他 4 种算法,推荐效果较好,有助于解决数据稀疏性的问题。

综上所述,本文提出的推荐算法能更好地符合用户的兴趣偏好,适应用户的兴趣变化,提高了推荐的准确度。

结束语 本文提出了一种基于用户兴趣的推荐模型,该模型根据用户的浏览行为得出用户的兴趣偏好,能够适应用户的兴趣变化,提高推荐质量。在抓取数据过程中发现,农资平台用户与农资产品数量较少,且现有的推荐系统无法及时发现用户的兴趣变化,从而导致系统推荐的资源在很大程度上偏离了用户的需求,而本文算法通过加入了数据权重的用户-农资产品矩阵计算出用户之间的相似度,能够更好地解决推荐系统的冷启动问题,精准地向用户推荐感兴趣的农资产品。

参 考 文 献

- [1] GOMBER P, KOCH J A, SIERING M. Digital Finance and Fin-Tech; current research and future research directions[J]. Journal of Business Economics, 2017, 87(5): 537-580.
- [2] LENG Y J, LU Q, LIANG C Y. Collaborative filtering recommendation technology review [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2014(8): 50-64.
- [3] MOU J J, LUO G K, XIONG Z B. Collaborative filtering algorithm applied to the recommendation of attractions [J]. Software Guide, 2017(11): 186-188.
- [4] CHU X Q. Research on financial product recommendation based on collaborative filtering and immune-like algorithms [D]. Nanchang; Nanchang University, 2015.
- [5] XIONG H X. Research on User Clustering Recommendation Based on Label and Relational Network[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2017, 6(6): 36-46.
- [6] LI L, TANG X J. Research on Cold Start Problem of Recommendation System Based on Decision Aggregation Model[J]. Journal of Hubei University(Philosophy and Social Sciences), 2016, 43(2): 41-44.
- [7] WANG S S, ZHAO H Y, CHEN Q K, et al. Probability Matrix Decomposition Recommendation Algorithm Based on Social Labeling and Social Trust [J]. Small Computer Systems, 2016, 37(5): 921-926.
- [8] GANDHI, MONALI. An Enhanced Approach towards Tourism Recommendation System with Hybrid Filtering and Association [J]. National Journal of System and Information Technology, 2015(8): 1-8.
- [9] JIANG S H, QIAN X M, SHEN J L, et al. Travel Recommendation via Author Topic Model Based Collaborative Filtering[J]. International Conference on Multimedia Modeling, 2015: 392-402.
- [10] XU B B, WANG W S, GUO L F. Application of Improved Collaborative Filtering Algorithm in Agricultural Materials E-commerce Website[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2018, 46(16): 197-200.
- [11] YU M Y, ZHI H C. Design of a hybrid collaborative filtering method based on agricultural product recommendation[J]. Automation Technology and Application, 2017, 36(2): 82-84.
- [12] GUO W G. The Framework of Semantic Retrieval Recommendation System Based on Agricultural Ontology [J]. Computer Knowledge and Technology, 2019, 15(17): 191-193.
- [13] CHENG Y J. Research on hybrid recommendation algorithm for P2P online loan products [D]. South China University of Technology, 2016.
- [14] RONG H G, HUO S X, HU C H, et al. Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on User Similarity[J]. Journal on Communications, 2016, 35(2): 18-19.
- [15] FAN B, CHENG J J. Multi-similarity collaborative filtering recommendation algorithm between users[J]. Computer Science, 2012(1): 23-26.
- [16] ZHANG Y L, XUN S S, LIANGS P. A Weighted Slope One Algorithm Combining User Similarity and Project Similarity[J]. Miniature Microcomputer, 2016(6): 1176-1178.
- [17] XIAO Y H, WU M L. Application Research of Collaborative Filtering Algorithm for Improving User Similarity[J]. Information Technology, 2018(7): 132-134.
- [18] WANG C C, XING H, LI Y T. Analysis of Recommended System Evaluation Methods and Indicators[J]. Information Technology & Standardization, 2015(7): 28-29.
- [19] WANG C. Research on personalized recommendation algorithm based on user behavior [D]. Harbin Institute of Technology, 2015.
- [20] XU C Y. Research and System Implementation of Personalized Friends Recommendation Algorithm Based on Weibo Data[D]. Shanxi University, 2016.
- [21] LOPS P, DE G M, SEMERARO G, et al. Content-based and collaborative techniques for tag recommendation: an empirical evaluation[J]. Journal of Intelligent Information Systems, 2013, 40(1): 41-45.



LI Jian-jun, associate professor, Ph.D. His main research interests include E-commerce and Business intelligence.



FU Jia, born in 1996, graduate. Her main research interests include E-commerce and Business intelligence.