

基于信任关系重建和社交网络传递的推荐算法

刘慧婷,熊瑞瑞,赵 鹏

(安徽大学计算机科学与技术学院,合肥 230601)

摘 要:传统的协同过滤推荐算法存在数据稀疏和可用用户偏好信息有限的问题。针对数据稀疏问题和联系不可靠现象对传统社交网络推荐带来的影响,提出一种在信任关系重建和社交网络传递基础上的推荐算法。引入去伪存真方法避免联系不可靠现象,根据用户所建立的联系规模改进用户相似度计算公式提高去伪存真准确度。定义预备朋友的概念,为用户推荐预备朋友解决数据稀疏问题。在重建的信任关系上利用社交网络的传递性进行预测评分,并定义二端分布函数调节预测评分提高推荐准确度。在数据集 Epinion 上进行实验,结果表明,该算法能减小数据稀疏和联系不可靠现象对推荐结果的负面影响,有效降低预测结果的平均绝对误差,提高推荐的准确度。

关键词:信任关系;社交网络;预备朋友;二端分布函数;推荐算法

中文引用格式:刘慧婷,熊瑞瑞,赵 鹏. 基于信任关系重建和社交网络传递的推荐算法[J]. 计算机工程,2016,42(1):174-179.

英文引用格式:Liu Huiting, Xiong Ruirui, Zhao Peng. Recommendation Algorithm Based on Trust Relationships Rebuilding and Social Network Transferring[J]. Computer Engineering,2016,42(1):174-179.

Recommendation Algorithm Based on Trust Relationships Rebuilding and Social Network Transferring

LIU Huiting, XIONG Ruirui, ZHAO Peng

(School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China)

【Abstract】 The challenge of traditional collaborative filtering recommendation algorithms is data sparsity and limited user-preference information that is available. With the rapid development of the Internet, users can take the initiative to establish contact with other users who are trustworthy and have similar ideas. Some users may establish links which are unreliable. To overcome the impact of data sparsity and unreliable links on traditional social networking recommendations, this paper presents a recommendation algorithm based on trust relationships rebuilding and social networks transferring. It uses the method, called discarding the false and retaining the true, to solve the phenomenon of unreliable links. Meanwhile, it uses the improved jaccard coefficient based on the scale of link to improve the accuracy of discarding the false and retaining the true. It defines the concept of probationary friends to reduce problem of data sparsity. It uses the transitivity of social network based on the new rebuilt social network to predict and define the concept of two-terminal distribution function and to adjust the predict scoring and improve the predict accuracy. The proposed algorithm is experimented in real Epinions datasets. Experimental results show that the algorithm can reduce the negative impact of the phenomenon of unreliable links and data sparsity, effectively lower the mean absolute error of prediction consequences, and enhance recommendation precision.

【Key words】 trust relationship; social network; probationary friend; two-terminal distribution function; recommendation algorithm

DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2016.01.031

1 概述

互联网迅速发展,信息资源得到极大丰富的同

时,带来了数据膨胀的问题。为了从海量的数据中筛选到合适的信息,搜索引擎应运而生,给用户提供一个关键词输入接口查找与用户需求匹配的信息。与搜

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61202227);安徽省自然科学基金资助项目(1408085MF122)。

作者简介:刘慧婷(1978-),女,副教授,主研方向为数据挖掘、机器学习;熊瑞瑞,硕士研究生;赵 鹏,副教授。

收稿日期:2015-01-07 **修回日期:**2015-02-17 **E-mail:**htliu@ahu.edu.cn

索引相比,推荐系统能够从用户的配置文件中自动挖掘用户的偏好,根据用户偏好给用户提供相关信息。推荐技术包括协同过滤推荐^[1]、基于内容的推荐^[2]、社交网络推荐^[3]和组合推荐等^[4]。

目前推荐系统中普遍使用的是协同过滤推荐技术,它通过挖掘用户的历史评分数据进行推荐。协同过滤推荐技术分为基于记忆^[2-3]的和基于模型^[4-5]的。前者就是基于用户的协同过滤推荐技术,随着用户和商品数目增加会面临扩展性问题。后者是基于项目的协同过滤推荐技术,通过学习物品的相似度模型,为用户进行推荐。随着互联网发展与社交网络的兴起,越来越多的人加入到社交网络中,人们不但能够向其他用户展示他们的偏好,而且能够主动地和想法相似、值得信任的用户建立联系。一些基于社交网络信任关系的推荐算法,可信推荐系统(TARS)^[6]相应地被提了出来。

然而随着用户和商品数目的急速增加,社交网络的急速扩大,社交网络推荐面临着数据稀疏、冷启动、用户间信任衡量等挑战。研究人员提出一些新的方法来改进社交网络推荐的不足。文献[7]综合考虑用户的兴趣爱好、用户朋友间兴趣相似度、用户朋友的影响 3 个因素,利用概率矩阵分解构建个性化推荐模型,从而解决冷启动和数据稀疏的问题。文献[8]提出一种利用社交网络中明确的不信任关系来增强基于信任关系的社交网络推荐过程的方法,为社交网络提供了一种新的信息资源。文献[9]利用社交网络和协同过滤相结合的方式来提高预测的准确度和覆盖率。文献[10]将上下文信息加入到模型中,构建社交网络上的信任网络。使用随机游走算法收集信任网络中基于多维可信赖的用户们的最相关的评分。利用分解机模型预测考虑上下文的缺失的评分,解决了社交网络中朋友关系的多样性和异质性。虽然这些改进都有效地提高了预测的准确度,但是利用的都是完整的社交网络信息,并没有对用户之间存在的联系进行直接处理,这在一定程度上影响了推荐系统的性能。因此,进行信任关系重建能够提高推荐的准确率。

为解决数据稀疏问题和避免联系不可靠现象,本文在已有的研究基础上提出一种基于信任关系重建和社交网络传递的推荐算法。

2 问题描述与基本方法

社交网络推荐系统包含 2 个数据文件,用户对项目的评分数据和用户间信任数据。用户项目评分数据包含 m 个用户的集合 $\{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 和 n 个项目的集合 $\{i_1, i_2, \dots, i_n\}$, 其中用户 a_m 对项目 i_n 的评分为 $r_{m,n}$ 。本文用户对项目的评分为 5 分制,该评分

是用户对项目喜爱程度的表现。评分数据可用一个用户项目评分矩阵 R 表示,如图 1 所示。

	i_1	i_2	i_3	\dots	i_n
a_1	$r_{1,1}$	$r_{1,2}$	$r_{1,3}$	\dots	$r_{1,n}$
a_2	$r_{2,1}$	$r_{2,2}$	$r_{2,3}$	\dots	$r_{2,n}$
a_3	$r_{3,1}$	$r_{3,2}$	$r_{3,3}$	\dots	$r_{3,n}$
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
a_m	$r_{m,1}$	$r_{m,2}$	$r_{m,3}$	\dots	$r_{m,n}$

图 1 用户-项目评分矩阵

用户间的信任关系是二值数据,信任则为 1,不信任为 0。用户对自身的信任值为 0。用户间的信任数据可以用一个用户-用户矩阵 T 表示,如图 2 所示。

	a_1	a_2	a_3	\dots	a_m
a_1	0	1	0	\dots	
a_2	0	0	1	\dots	1
a_3	1	1	0	\dots	1
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
a_m	0	0	0	\dots	0

图 2 用户-用户信任矩阵

已知用户-项目评分矩阵和用户-用户信任矩阵,预测用户 u 对项目 i 的评分。根据参考文献[11],首先获得所有购买过项目 i 的用户对项目 i 的评分,如图 3 所示。其中,长方形上方展示的是对项目 i 评过分的用户;下方是其具体分数;符号 \perp 表示未知待预测。

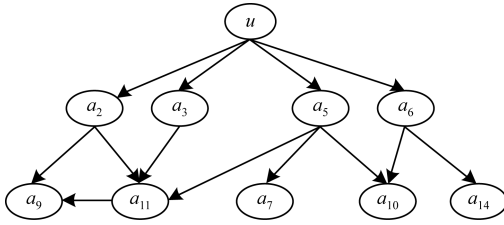
用户编号	u	a_2	a_3	a_5	a_9	a_7	a_6	a_{10}	a_{25}
用户对项目 i 的评分	\perp	5	3	4	5	2	4	5	5

图 3 项目 i 的评分数据图

图 4 展示的是用户 u 在社交网络中的信任传播图,箭头表示两用户间建立联系。其中,圆圈內都是用户的编号;箭头指向哪个用户代表当前用户关注被指向的用户。为用户 u 寻找它的朋友集合 $T(u)$, 用户和朋友 v 间的信任度为 $Trust(u, v)$ 。预测该用户对项目的评分计算公式如下:

$$P_{u,i} = \overline{R_u} + \frac{\sum_{v \in T(u)} trust(u, v) \times (R_{v,i} - \overline{R_v})}{\sum_{v \in T(u)} trust(u, v)} \quad (1)$$

其中, $\overline{R_u}$, $\overline{R_v}$ 分别是用户 u 和 v 的平均评分; $R_{v,i}$ 是用户 v 对项目 i 的评分。

图 4 用户 u 社交网络关注关系

3 TRSP 算法

TRSP 算法首先对现有的社交网络关注关系进行“去伪存真”操作,将社交网络中“伪”关注关系去除;然后,改进用户相似性计算公式,增加惩罚因子,提高去伪存真中朋友判断的准确度;再定义“预备朋友”的概念,为用户推荐预备朋友,重建用户信任关系;最后,在重建的信任关系上利用社交网络的传递性进行评分预测,并且提出了“二端分布函数”,用来调节预测评分。实验结果表明,基于信任关系重建和社交网络传递性的推荐算法能有效提高推荐的准确度。

3.1 去伪存真

定义 1 朋友圈是指用户所关注的所有朋友组成的圈子,朋友圈大小指的是圈子里面朋友的个数。例如用户 u 关注的朋友集合 $\{a_1, a_2, a_{17}, a_{25}\}$, 用户 a_1, a_2, a_{17}, a_{25} 组成了用户 u 的朋友圈,朋友圈的大小为 4。

定义 2 伪朋友指的是在用户的朋友圈内但是和当前用户的兴趣爱好不相似的用户。例如,用户 v 喜欢看喜剧片,但是由于电影猿球崛起比较热门,用户 v 观看了该电影。用户 u 非常喜欢看猿球崛起,没有经过很多的了解就关注了用户 v ,将用户 v 加入了自己的朋友圈内,此时用户 v 就是用户 u 的伪朋友。由于互联网的发展,交友变得十分便捷简单,因此朋友圈内存在很多没有经过详细了解的伪朋友。

为了消除朋友圈内伪朋友对本文推荐的影响,本文提出了去伪存真方法。利用 jaccard 相关系数,度量用户和朋友圈内朋友之间的相似性,将相似性不高的“伪”朋友剔除出朋友圈,构建新的信任关系。新的信任关系数据更加稀疏,为了更准确预测,当目标用户的朋友对待预测项目没有评分数据时,根据社交网络中信任关系的传递性,利用目标用户的“朋友的朋友”预测评分。根据文献[12],选择其中传播评分机制,根据用户评分偏好改进预测公式如式(2)所示。

$$P_{u,i} = \overline{R_u} + \frac{\sum_{v \in T(u)} \text{trust}(u,v) \times (R'_{v,i} - \overline{R_v})}{\sum_{v \in T(u)} \text{trust}(u,v)} \quad (2)$$

其中, $\overline{R_u}$, $\overline{R_v}$ 分别是用户 u 和 v 的平均评分; $\text{trust}(u,v)$ 是用户 u 对用户 v 的信任值; $T(u)$ 是用户

u 信任的朋友集合; $R'_{v,i}$ 是修正的用户 v 对项目 i 的评分; $R'_{v,i}$ 的计算公式如式(3)所示。

$$R'_{v,i} = \begin{cases} R_{v,i} & R_{v,i} \neq 0 \\ \overline{R_v} + \frac{\sum_{w \in T(v)} \text{trust}(v,t) \times (R_{w,i} - \overline{R_w})}{\sum_{w \in T(v)} \text{trust}(v,t)} & T(v) \neq \emptyset \\ 0 & T(v) = \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

其中, $R_{v,i}$ 是用户 v 对项目 i 的评分; $T(v)$ 是用户 v 信任的朋友集合。

在去伪存真的过程中会发现存在很多这样的用户,他们的朋友个数为 0,或者他们所有的朋友对预测项目的评分都为 0。对于这样的用户,只能根据项目本身热门程度为其进行推荐。为了增加热门商品降低冷门商品被推荐的可能性,按式(4)为这些用户进行预测。

$$p_{u,i} = \begin{cases} \lfloor \text{mean}(i) \rfloor + 1 & \text{mean}(i) > 4.5 \\ \lfloor \text{mean}(i) \rfloor & \text{mean}(i) < 2.5 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\text{mean}(i)$ 是项目 i 的平均评分,代表项目的现阶段被认可程度; $\lfloor \text{mean}(i) \rfloor$ 是对项目平均评分的向下取整。

3.2 用户相似性改进公式

由于信任关系数据十分稀疏,利用 jaccard 系数计算用户之间相似性时,2 个用户共同朋友个数很少。同时,数据中用户的朋友圈大小分布存在差异,大部分的用户朋友圈个数很小,但是存在部分朋友圈较大的用户。相信朋友圈小的用户的信任数据与朋友圈大的用户相比更加珍贵,为此针对数据稀疏和信息珍贵程度改进了相似性式,如式(5)所示。

$$\text{jaccard}(i,j) = |t_i \cap t_j| + \frac{1}{|t_i|} / |t_i| \quad (5)$$

其中, $|t_i|$ 指的是用户 i 朋友圈的大小。

3.3 预备朋友推荐

定义 3 预备朋友是指不在用户朋友圈内,但是与用户有共同兴趣爱好的用户。例如,2 个同样喜欢看漫画的用户 u 和 v ,用户 u 不认识用户 v ,没有将对方加入朋友圈内。但是,用户 v 已经具备成为 u 的朋友的条件,用户 v 就是 u 的预备朋友。

数据中存在很多新加入的用户,或者不活跃用户,他们的共同之处是在社交网络中建立的关注关系很少,为了提高这类用户的推荐准确度,引入预备朋友推荐方法。使用余弦相似性公式,度量用户兴趣相似性;抽取不在用户朋友圈内,但是和用户兴趣最相似的 K 个用户,加入到用户预备朋友的队列中;将用户和预备朋友的相似度作为信任值,进行评分预测。

3.4 二端分布函数调节评分

定义 4 二端分布函数,指的是用户打高分和低

分占用户打分总数的比重,公式如下:

$$f(x) = \frac{x}{|R_u|}, x \in (1, 2, 4, 5) \quad (6)$$

其中, x 表示用户 u 对项目的具体评分; $|R_u|$ 代表用户 u 评价过的项目的个数; $f(x)$ 代表用户打分为 x 的概率。

用户在为项目打分过程中,有的用户喜欢打高分,有的用户喜欢打低分。例如,用户 u 喜欢项目 i , 当用户 u 为项目 i 打分时,用户需要在 4, 5 两端中选择一个值。通过计算二端分布函数发现 $f(4) < f(5)$, 该用户比较喜欢打更高的分数。同理,用户 u 不喜欢项目 i 时,根据二端分布函数在 1, 2 中做合理的选择。

利用二端分布函数调节评分,当用户为不喜欢项目打分时,评分公式如式(7)所示。

$$P'_{u,i} = \begin{cases} \lceil P_{u,i} \rceil & f(1) < f(2) \\ \lfloor P_{u,i} \rfloor & f(1) \geq f(2) \end{cases} \quad (7)$$

当用户为喜欢项目打分时,评分公式如式(8)所示。

$$P'_{u,i} = \begin{cases} \lceil P_{u,i} \rceil & f(4) < f(5) \\ \lfloor P_{u,i} \rfloor & f(4) \geq f(5) \end{cases} \quad (8)$$

4 实验评估与分析

4.1 数据集

本文采用文献[13]作者开发公布的数据集 Epinions³, 该数据集包含用户数为 22 166, 项目数目为 296 227 个和 912 441 个物品对项目的评分, 355 727 个直接关注的信任关系。对于用户本文选取信任人数不小于 60 的用户(共计 1 519 人); 对于项目选取评分数目不少于 90 的物品(共计 1 783 个), 组成新的实验数据集。新的数据集平均每个用户有 36 个评分, 有 3 个直接关注的信任关系, 评分矩阵稀疏度为 0.979 7, 信任关系稀疏度为 0.998 2。

4.2 评价标准

评分预测的预测准确度通过平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 来计算。对于测试集中的一个用户 u 和物品 i , 令 $r_{u,i}$ 是用户 u 对物品 i 的实际评分, 而 $\hat{r}_{u,i}$ 是 TRSP 算法给出的预测评分, MAE 定义的公式如式(9)所示。

$$MAE = \frac{\sum_{u,i \in T} |r_{u,i} - \hat{r}_{u,i}|}{|T|} \quad (9)$$

4.3 去伪存真实验

4.3.1 朋友圈大小差异展示

首先通过展示用户所建立的联系的规模分布情况, 即朋友圈大小分布来验证信任数据的稀疏以及改进相似性公式, 推荐预备朋友重建信任关系, 在此基础上利用社交网络传递性解决数据稀疏的重要性。

图 5 展示的是一定朋友圈大小范围 (Circle of Friends Size Distribution, CFSD) 下用户的个数, 例如朋友圈大小在 0 ~ 5 内的用户个数为 400 多, 朋友圈大小在 5 ~ 10 内的用户个数接近 100。可以看见绝大部分的用户信任数据十分稀少, 同时还是存在一部分朋友圈相对而言比较大的用户。

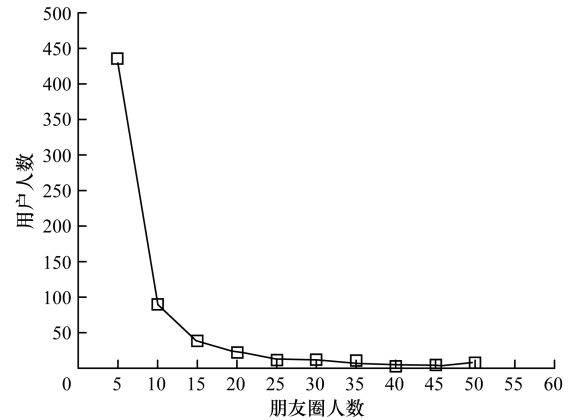


图5 朋友圈大小分布展示

4.3.2 去伪存真对比实验

本文实验是一个对比实验, 通过预测准确度 MAE, 对 3.1 节描述的去伪存真提高传统社交网络推荐准确度进行验证。实验结果如图 6 所示。其中, SNR 为传统社交网络推荐方法; DFRT 为去伪存真方法。

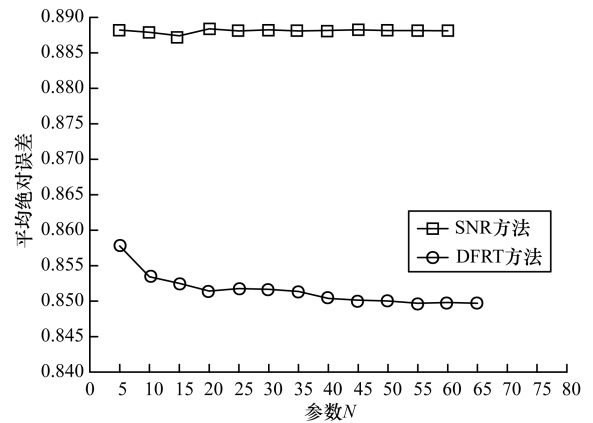


图6 去伪存真与传统社交网络推荐对比

图 6 中 SNR 方法是传统的基于社交网络的推荐, DFRT 方法是对用户关注列表去伪存真, 参数 N 是 DFRT 方法中保留的真正朋友个数。对于 SNR, 参数 N 是随机取得的朋友个数, 从实验发现对用户信任关系进行去伪存真是很有必要的。推荐的准确率随着保留朋友个数的增加而波动, 在保留朋友个数为 55 时取得最好的效果, 趋于稳定。

4.3.3 特殊用户处理

本文实验是对 3.1 节中提出的特殊用户进行处理的效果验证实验, 实验结果如图 7 所示。其中,

DFRT 去伪存真方法;SUH 是在去伪存真基础上对特殊用户进行处理。

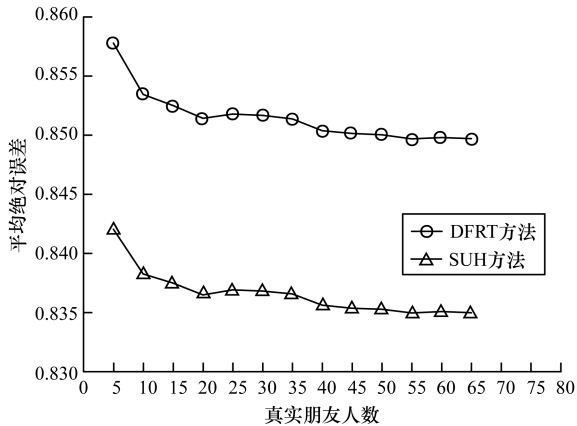


图7 去伪存真与特殊用户处理推荐对比

图7中SUH指的是特殊用户处理方法,在去伪存真实验基础上,特殊用户特殊对待能很大程度地改进实验效果。

4.4 用户相似性改进实验

本文实验是一个对比实验,用来验证3.2节中基于数据稀疏和朋友圈大小差异提出的改进的jaccard相似性函数的作用。

在图8中,jaccard是传统的jaccard相关系数计算方法,newjaccard是对传统jaccard的改进,其中,SUH方法中使用jaccard计算用户间相似性,SUH方法中使用改进的newjaccard计算用户间相似性。实验结果验证了基于朋友圈大小改进的相似性算法能够提高推荐准确度。在重建的朋友圈大小为40时推荐取得最好的效果,随着重建朋友圈大小的增加,MAE缓慢波动最终收敛于一个固定值不再变化。

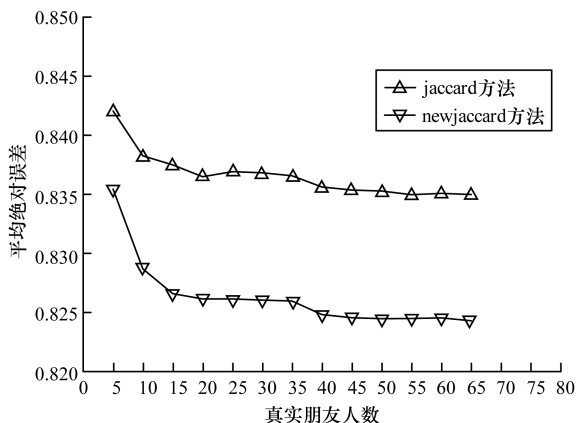


图8 用户相似性公式改进对比

4.5 预备朋友推荐

本文实验是对3.3节所提出的预备朋友推荐进行验证,从预测准确度的角度证明预备朋友的重要性。实验结果如图9所示。

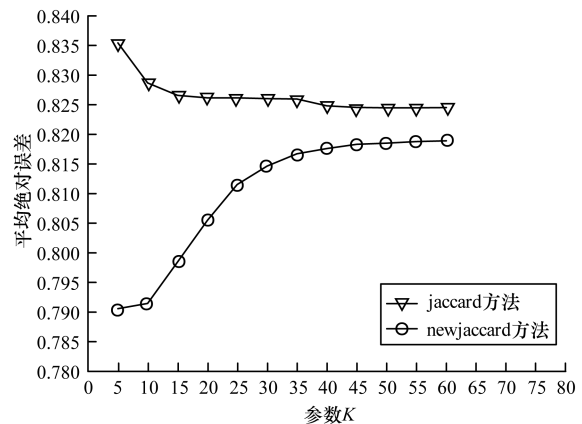


图9 潜在用户推荐效果实验

在图9中,参数K是推荐成为预备朋友的成员个数。对算法newjaccard参数K是保留的真实朋友个数。预备朋友个数为5时取得最好的效果,当推荐的预备朋友个数增加的时候改善的效果降低最终趋于稳定。实验结果表明,预备朋友的加入解决了数据稀疏问题,提高了推荐的准确度,同时,预备朋友不是真实的朋友,如果预备朋友数量合适能对本文的推荐起到很大作用,但数量太大会对用户信任数据造成干扰。

4.6 二端分布函数调节评分

为了验证二端分布函数修正预测评分的重要性,本文实验将对比基于用户平均评分的预测公式和基于二端分布函数改进的预测公式。实验结果如图10所示,其中,PFR为预备朋友推荐算法;TEDF是在PFR基础上利用二端分布函数调节预测评分。

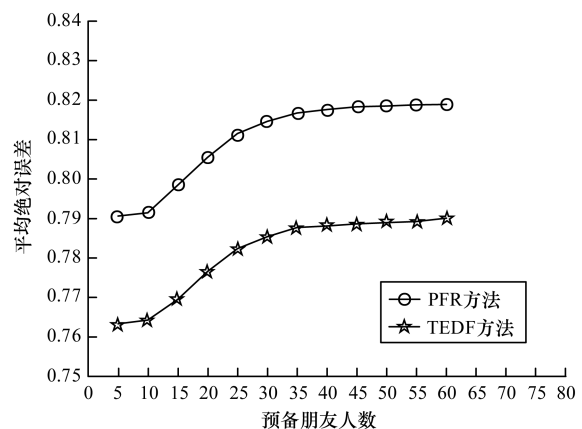


图10 预备用户推荐和二端分布函数调节对比实验结果

图10中TEDF是二端分布函数调节评分的算法,实验表明用户平均评分预测公式能一定程度上消除用户打分偏好,但是二端分布函数能够更加具体地捕捉用户对更高分及更低分的偏好。

4.7 TRSP算法与其他方法的比较

实验将从MAE方面,用本文数据集实现文

献[12]中的CoTCoD3_{ia}算法,实现文献[14]中的USFR算法,并将它们的结果进行取整。实验结果与本文进行多步优化的TRSP算法进行比较,验证算法TRSP在对社交网络信息关系进行处理方面的优势。实验结果如图11所示,其中,TRSP为本文提出的算法;USFR算法是本文数据集上实现的文献中的算法;CoTCoD3_{ia}是本文数据集上实现的参考文献算法。参数K指的是TRSP算法中预备朋友个数。

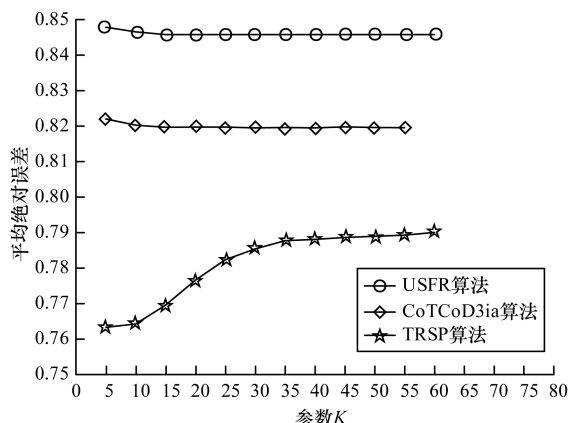


图11 TRSP算法与其他3种算法对比实验结果

在图11中,参数K代表USFR算法与CoTCoD3_{ia}算法的最近邻个数。从图中可以看出,TRSP算法在预测准确度上明显优于CoTCoD3_{ia}算法和USFR算法。算法只考虑加入社交网络进行更加精确地推荐,利用社交网络的传递性来弥补数据稀疏带来的预测不准确,但是它没有考虑到社交网络中存在的数据不可靠现象;USFR算法自定义用户重合相似度来衡量用户间相似性没有考虑到朋友圈大小对相似度衡量的影响,同时没有充分利用社交网络传递性来解决数据稀疏的问题。TRSP算法不仅在朋友选择和评分预测过程中充分利用社交网络传递性,而且较好地通过去伪存真和预备朋友推荐重构一个更加可靠的数信任关系。

5 结束语

本文对传统社交网络推荐算法进行改进,提出一种基于信任关系重建和社交网络传递性的推荐算法TRSP。从删除不可信朋友和添加预备朋友两方面来优化用户之间的信任关系。利用社交网络信任关系传递性对目标用户进行预测,通过二端分布函数对预测结果的调节进行最终预测。实验结果表明,与现有的一些社交网络推荐算法相比,TRSP算法在一定程度上能提高推荐的准确度。下一步将利用爬虫技术,获得用户对其朋友的分类和标签,实现更准确的去伪存真操作,同时利用爬取项目的属性特征来提高预测准确度。

参考文献

- [1] Mukund D, George K. Item-based Top-n Recommendation Algorithms [J]. ACM Transactions on Information Systems, 2004, 22(1): 143-177.
- [2] Ma Hao, Irwin K, Michael R L. Effective Missing Data Prediction for Collaborative Filtering [C]//Proceedings of the 30th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York, USA: ACM Press, 2007: 39-46.
- [3] Yuan Quan, Cong Gao, Ma Zongyang, et al. Time-aware Point-of-interest Recommendation [C]//Proceedings of the 36th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York, USA: ACM Press, 2013: 363-372.
- [4] Zhang Yongfeng, Zhang Min, Liu Yiqun, et al. Improve Collaborative Filtering Through Bordered Block Diagonal Form Matrices [C]//Proceedings of the 36th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York, USA: ACM Press, 2013: 313-322.
- [5] Gilbert B, Hazem H, Wassim E, et al. A Hybrid Approach with Collaborative Filtering for Recommender Systems [C]//Proceedings of the 9th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference. New York, USA: ACM Press, 2013: 349-354.
- [6] Dietmar J, Markus Z, Alexander F, et al. Recommender Systems: An Introduction [M]. [S. l.]: Cambridge University Press, 2010.
- [7] Qian Xueming, Feng He, Zhao Guoshuai, et al. Personalized Recommendation Combining User Interest and Social Circle [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(7): 1763-1777.
- [8] Patricia V, Nele V, Chris C, et al. Enhancing the Trust-based Recommendation Process with Explicit Distrust [J]. ACM Transactions on the Web, 2013, 7(2): 6.
- [9] Alejandro B, Iván C, Fernando D, et al. An Empirical Comparison of Social, Collaborative Filtering, and Hybrid Recommenders [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2013, 4(1): 14.
- [10] Liu Xin. Towards Context-aware Social Recommendation via Trust Networks [M]. [S. l.]: Springer, 2013: 121-134.
- [11] 项亮. 推荐系统实践 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2012.
- [12] Simon M, Lionel M, Frédérique L. Trust-based Local and Social Recommendation [C]//Proceedings of the 4th ACM RecSys Workshop on Recommender Systems and the Social Web. New York, USA: ACM Press, 2012: 53-60.
- [13] Tang Jiliang, Gao Huiji, Liu Huan, et al. eTrust: Understanding Trust Evolution in an Online World [C]//Proceedings of the 18th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York, USA: ACM Press, 2012: 253-261.
- [14] 王庆庆, 吴共庆, 李磊, 等. 结合相似度和反馈调节的推荐算法 [C]//第一届安徽省人工智能学术会议论文集. 合肥: [出版社不详], 2014: 51-58.