

# 基于用户影响力和偏好一致性的社会化推荐

孙晶晶, 荀亚玲, 杨海峰

(太原科技大学 计算机科学与技术学院, 山西 太原 030024)

**摘要:**用户和项目的急剧增加使得评分数据过于稀疏导致传统推荐算法效果较差, 社交网络信息的引入缓解了传统推荐系统中面临的数据稀疏性问题。然而, 现有社会化推荐在刻画用户之间的信任关系时未考虑到用户之间的信任具有偏好差异性和信任传播稳定性不强等问题。因此, 提出一种基于用户影响力和偏好一致性的社会化推荐。首先, 结合评分信息和社交信息从偏好一致性方向刻画用户之间的信任强度, 挖掘出隐藏的信息, 缓解了用户的偏好差异性。其次, 借助用户的社会影响力找到一条信任传播稳定性最强的路径, 避免信任在传播过程中造成信任节点信息的丢失。然后, 将用户的评分相似度和信任相似度线性加权得到用户的近邻用户做评分预测。最后, 将该方法与现有社会化推荐算法在 Filmtrust 和 CiaoDVD 数据集上进行综合实验, 结果表明该方法在 MAE 和 RMSE 上优于现有推荐算法。

**关键词:**社会化推荐; 综合信任; 协同过滤; 偏好一致性; 用户影响力

中图分类号: TP311

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2023)09-0091-07

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2023.09.014

## Social Recommendation Based on User Influence and Preference Consistency

SUN Jing-jing, XUN Ya-ling, YANG Hai-feng

(School of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China)

**Abstract:** The sharp increase of users and items makes the rating data too sparse, which leads to poor performance of traditional recommendation algorithms. The introduction of social network information alleviates the data sparsity problem faced by traditional recommendation systems. However, the existing social recommendation does not take into account the differences in preferences between users and the weak stability of trust propagation when describing the trust relationship between users. Therefore, a social recommendation based on user influence and preference consistency is proposed. Firstly, combining the rating information and social information, the trust strength between users is described from the direction of preference consistency, and the hidden information is mined to alleviate the user's preference difference. Secondly, with the social influence of users, a path with the strongest trust propagation stability is found, which avoids the loss of trust node information in the process of trust propagation. Then, the user's rating similarity and trust similarity are linearly weighted to obtain the user's neighbors for rating prediction. Finally, the proposed method and the existing social recommendation algorithm are comprehensively tested on the Filmtrust and CiaoDVD datasets. It is showed that the proposed method outperforms the existing recommendation algorithms in MAE and RMSE.

**Key words:** social recommendation; comprehensive trust; collaborative filtering; preference consistency; user influence

### 0 引言

互联网的快速发展涌现出海量信息, 推荐系统通过对海量信息进行分析和过滤可以有效缓解信息过载<sup>[1]</sup>。推荐系统一般分为三大类: 基于内容的推荐算法<sup>[2]</sup>、基于协同过滤推荐算法<sup>[3]</sup>和混合推荐算法<sup>[4]</sup>。其中, 基于协同过滤的推荐凭借其不需要相关领域知识及不依赖推荐对象的特征抽取等特点, 得到了广泛

应用。然而, 协同过滤推荐算法仍面临着严重的数据稀疏性和冷启动等问题。

针对协同过滤算法所出现的问题, 额外的信息如社交网络中的社交信息<sup>[5]</sup>或上下文信息<sup>[6]</sup>等被引入到协同过滤推荐中。社交网络的兴起产生了大量的社交信息, 社会化推荐通过结合评分信息和社交信息为用户提供个性化推荐, 有效弥补了传统协同过滤中信

收稿日期: 2022-11-05

修回日期: 2023-03-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(62272336); 山西省自然科学基金(201901D211302)

作者简介: 孙晶晶(1996-), 女, 硕士研究生, 研究方向为数据挖掘与并行计算; 通信作者: 荀亚玲(1980-), 女, 副教授, 博士, CCF 会员(78256M), 研究方向为数据挖掘与并行计算; 杨海峰(1980-), 男, 教授, 博士, 研究方向为数据挖掘与并行计算。

息缺乏的问题<sup>[7]</sup>。传统社会化推荐算法旨在结合显式社交信息为用户推荐,但用户出于对隐私数据的保护导致可利用的信息较少使得推荐效果较差。且现有方法在刻画用户之间的信任度时未考虑到用户之间的偏好差异性<sup>[8-10]</sup>,即用户间在相同的项目上的评分表明偏好存在差异。

此外,单一的直接社交关系并不能准确挖掘出用户的偏好,Li 等人<sup>[11]</sup>通过引入用户间的间接信任关系缓解此问题。根据信任在社交网络中的存在形式,用户间的间接信任关系可以利用信任的传播性实现,而现有研究忽略了信任关系在传播过程中容易造成信任节点信息的丢失及信任在传播过程中信任值过小时两者容易形成不信任关系产生错误推荐。另外,大多数关于社交推荐的最新研究未注意到用户影响力在社交网络对目标用户的影响。研究表明用户影响力在信息传播和用户决策中发挥着关键作用<sup>[12]</sup>。

基于上述社会推荐所面临的问题,该文提出了一种基于用户影响力和偏好一致性的社会化推荐,该方法挖掘出了用户间隐藏的潜在信息,提高了推荐的准确性。主要贡献包括:

(1) 结合评分信息从偏好一致性方向将用户间的信任关系量化,缓解用户的偏好差异性。

(2) 引入用户平均信任值动态调整用户的信任网络,筛选出可利用的社交关系。

(3) 提出信任传播稳定性最强路径算法(Trust Propagation Stability Path, TPSP),避免了信任节点信息的丢失。

## 1 相关工作

传统社会化推荐在借助用户的社交信息时<sup>[13-14]</sup>忽略了数据中隐藏的潜在信息对用户偏好的影响,导致推荐的预测准确性较差。因此,许多学者进行了大量研究。例如,Zhang 等人<sup>[15]</sup>指出用户间缺少明确的社交关系,可从用户对商品的反馈中提取出用户间所隐藏的社交信息,改善推荐系统中社交信息的稀疏性。Guo 等人<sup>[16]</sup>提出了一种基于信任的矩阵分解模型,通过将评级和信任信息融入到矩阵分解中,使得在预测未知项目的评分时,考虑了评分和信任信息的显性和隐性影响。陈碧毅等人<sup>[17]</sup>提出了一种融合显式反馈和隐式反馈的协同过滤算法,通过结合隐式反馈数据和显式数据训练出用户对物品的预测偏好,以缓解数据的稀疏性。朱敬华等人<sup>[9]</sup>采用模糊 c 均值聚类的方式对用户间的关系进行分类并利用信任类预测计算用户间的隐式信任值,提高了推荐的整体性能。然而,这些方法在挖掘用户间的隐式关系时缺乏对社会关系强度简单而有效的设计,导致用户的偏好存在着误差。

社会影响在社会化推荐中发挥着重要作用,当信息在社交网络中传播时,网络中的用户会受到其社交关系的影响,导致用户间的偏好具有相似性<sup>[18-19]</sup>。Jain 等人<sup>[20]</sup>利用用户的中心性计算每个用户的目标函数,并根据鲸鱼算法识别局部和普遍的意见领袖。Riquelme 等人<sup>[21]</sup>提出一种检测意见领袖的新方法,意见领袖是专注于特定主题的一类重要的有影响力的用户,通过自由调整用户对某个特定主题的兴趣和排他性来识别出社交网络中具有影响力的用户。凌子豪<sup>[22]</sup>提出具有高影响力的用户信任性更高,通过对用户评分进行影响力加权来区分高影响力用户对其他用户评分的影响。除了利用已有的信任关系,还可以利用信任网络上的信任传播来搜索可信任的用户。信任的传播性在社交网络中帮助用户提高了推荐的预测准确性。Golberk 等人<sup>[23]</sup>提出了一种算法,该算法在信任网络中执行改进的广度优先搜索以找到间接邻居并聚合其信任值。Wang 等人<sup>[24]</sup>通过考虑一跳或多跳来计算用户之间的直接和间接信任。信任信息的利用提高了推荐的准确性,除了信任信息外用户之间可能存在着不信任的关系可以结合信任感知网络收集的不信任信息,不信任信息有助于调节用户的信任网络,对信息的传播起到了筛选。Lee 等人<sup>[10]</sup>通过引入指定的不信任关系和从信息传播中隐式推断的不信任关系对用户的关系进行筛选,降低了用户在推荐过程中的错误指引,提高了推荐的评级预测。虽然信任的传播性缓解了数据的稀疏性,但在传播过程中容易造成信任节点信息的丢失,对推荐结果产生负面影响。

综上所述,引入用户的偏好一致性刻画信任度丰富了用户的社交网络信息使得用户的偏好差异降低。此外,结合用户的影响力找路径,避免了信任节点信息的丢失。

## 2 基于用户影响力和偏好一致性的社会化推荐

根据社会关联理论,用户好友在用户的偏好上发挥着重要作用,志同道合的好友往往更能产生相互影响。该推荐算法通过结合用户的评分信息和社交信息挖掘用户间的隐式信任,用于构建用户的社交网络,并结合用户的信任传播阈值对社交网络进行筛选及引入用户的社会影响帮助找到目标用户的最佳信任邻居。基于用户影响力和偏好一致性的社会化推荐主要包括四个步骤:(1)根据评分信息计算用户的相似度;(2)结合用户项目评分信息和社交信息刻画用户的信任度;(3)利用 TPSP 算法找到用户间一条最佳信任传播路径;(4)结合用户的相似度和信任度进行协同推荐。该算法的框架如图 1 所示。

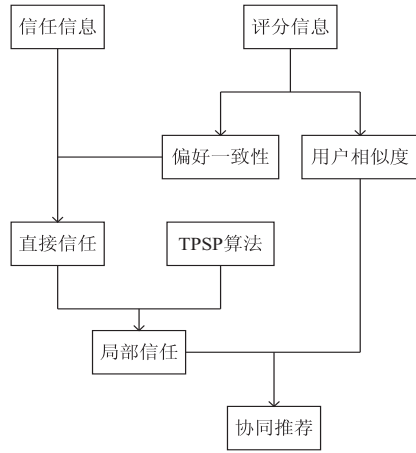


图1 基于用户影响力和偏好一致性的社会化推荐

### 2.1 用户相似度计算

推荐系统中,用户评分数据包含了用户对每个项目的偏好,基于用户的协同过滤算法从相似用户的偏好出发,为用户进行推荐。余弦相似度根据用户对项目的评分度量用户间的相似度,夹角的余弦值表示用户的相似度,其值越大用户的偏好越接近,适用于非用户偏好场景。首先将用户的评分信息转变成评分矩阵,然后根据用户的评分矩阵采用余弦相似度<sup>[25]</sup>得到用户间的相似度,其计算公式如下所示:

$$\text{sim}(u, v) = \frac{\sum_{k=1}^n R_{uk} \times R_{vk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n R_{uk}^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^n R_{vk}^2}} \quad (1)$$

其中,  $R_{uk}$ 、 $R_{vk}$  为用户  $u$  和用户  $v$  对项目  $k$  的评分,当两用户无共同项目时表示两用户的偏好相似度为0。

### 2.2 用户间的信任计算

社交信息作为推荐系统中重要的辅助信息,起到了缓解数据稀疏性的作用。在社交网络中用户与用户之间常以二值信任的形式存在,该社交信息未描述出用户间的信任差异性。在社交网络中,用户间的信任关系具有主观性,不同用户间的信任度存在着差异。

用户间信任度的评估方式具有多样性,现有研究仅仅从用户的社交信息角度度量用户间的信任权重,该文结合评分数据和社交信息挖掘用户间的隐式信息。使用评分数据时,在 beta 信任模型<sup>[26]</sup>的基础上进一步做了改进,从用户之间的偏好一致性出发并结合用户的社交信息量化用户间的信任值。在实际情况中,评分的不同,用户间会存在着偏好差异,评分标准的不同也会导致偏好发生变化。因此,可根据用户之间对公共项目评分的差异程度衡量用户之间在评分数据上的信任强度,偏好差异越小,用户之间的信任度越大。 $b(u, v)$  表示用户在同一项目上的偏好差异性, $g(u, v)$  表示两个用户针对同一个项目表现出的偏好一致性。 $b(u, v)$  和  $g(u, v)$  计算公式如下所示:

$$b(u, v) = \left| \frac{R_{ui} - \bar{R}_u - R_{vi} + \bar{R}_v}{R_{\max} - R_{\min}} \right| \quad (2)$$

$$g(u, v) = 1 - b(u, v) \quad (3)$$

其中,  $R_{ui}$  为用户  $u$  对项目  $i$  的评分,  $R_{vi}$  为用户  $v$  对项目  $i$  的评分,  $\bar{R}_u$  为用户  $u$  的评分均值,  $\bar{R}_v$  为用户  $v$  的评分均值,  $R_{\max}$  为用户的最大评级值,  $R_{\min}$  为用户的最小评级值。

定义1 评分信任度  $\text{trust}(u, v)$ : 当用户间的评分差异越小时,用户的偏好越偏向于一致并结合项目占比可得到用户间基于评分的信任。 $\text{trust}(u, v)$  计算公式如下所示:

$$G(u, v) = \sum_{i \in I_{uv}} g(u, v) \quad (4)$$

$$B(u, v) = \sum_{i \in I_{uv}} b(u, v) \quad (5)$$

$$\text{trust}(u, v) = \frac{G(u, v) + 1}{G(u, v) + B(u, v) + 2} \times \frac{I_{uv}}{I_u} \quad (6)$$

其中,  $G(u, v)$  为用户对相同项目表现出偏好一致性的总和,  $B(u, v)$  为用户对相同项目表现出偏好差异性的总和。 $I_{uv}$  为用户  $u$  和用户  $v$  共同评价的物品数量,  $I_u$  为用户  $u$  评分的项目总数。

定义2 用户在社交关系上的信任度  $P(u, v)$ , 计算公式如下所示:

$$P(u, v) = \frac{M_{uv}}{M_u} \quad (7)$$

其中,  $M_{uv}$  表示两个用户的共同好友的数量,  $M_u$  为用户  $u$  的好友数量。

定义3 直接信任度  $\text{DTrust}(u, v)$ , 计算公式如下所示:

$$\text{DTrust}(u, v) = \frac{1}{2} \left( \frac{G(u, v) + 1}{G(u, v) + B(u, v) + 2} \times \left( \frac{I_{uv}}{I_u} + \frac{M_{uv}}{M_u} \right) \right) \quad (8)$$

用户之间的信任度不仅体现在项目的评分差异,还体现在交互项目的数量,由公式(8)计算得到用户之间的信任度,不仅量化了用户的信任强度还确定了用户间信任的方向。基于隐式信息构建的信任网络详细描述如算法1所示。

算法1 构建隐式信任网络

输入: 用户-项目评分信息  $R$ , 信任关系矩阵  $T$

输出: 基于隐式信任信息的信任网络

- 1 For  $u, v$  in  $R$
- 2      $\text{common} = I_u \cap I_v$
- 3 End for
- 4 For  $s$  in  $\text{common}$
- 5     由式(2)~式(6)计算用户间评分信任度

```

6   End for
7   For  $u, v$  in  $T$ 
8       由公式(7)得到用户在社交关系上的信任度
9   End for
10  由公式(8)计算得到隐式信任网络

```

### 2.3 TPSP 算法思想

将信任的传递性引入到社交网络中,挖掘出了用户间的隐式联系。借助信任在社交网络的传播,可以推断用户之间的间接社会关系。间接社会关系往往存在于没有直接关系但有着相同兴趣的用户之间。在社交网络中,两个未连接的用户可能存在着若干条路径,不同的路径对信息的传播会产生不同的影响。虽然社交网络中包含了所有的节点信息,但节点数量较多且节点间的信任值、信任方向不同及信任传播过程中容易造成信任节点信息的丢失,故提出 TPSP 算法帮助用户找到一条最佳信任传播路径,以便更准确地评估用户间的间接信任值。算法 2 描述如下:

Step1: 计算节点影响力,根据节点入度和出度的比值求出节点的社会影响。

Step2: 计算信任传播阈值,不同的用户在社交网络中具有不同的信任传播阈值,可根据与用户存在着直接信任关系的用户求平均值并将其设置为阈值。

Step3: 由信任阈值动态更新用户的信任网络。

Step4: 结合用户的社会影响力查找用户之间存在的最短路径。

```

算法 2   信任传播稳定性最强路径 TPSP
输入:    隐式信任网络 trustnetwork; 目标用户  $u$ 
输出:    信任传播稳定性最强的一条路径 path
1   For  $s$  in trustnetwork
2       caluate influence(  $s$  )
3       caluate aver //信任传播阈值  $\delta$  =aver
4   End for
5   Update trustnetwork(  $u$  )
6   If  $v$  not in trustnetwork
7       continue
8   Else remove edge(  $u, v$  )
9   Insert influence to trustnetwork
10  Path=dijkstra(  $u, v$  )
11  If len( path )= =0
12      continue
13  Then restore path

```

### 2.4 基于信任传播的信任值计算

在社交网络中用户之间的信任值是通过直接联系体现的,而用户之间的间接信任值却隐藏在用户的社交网络中无法直接体现。考虑到信任在社交网络中具

有传递性,可根据信任的传递性计算用户间的间接信任值<sup>[27]</sup>,其计算公式如下所示:

$$ITrust(u, v) = \min(T_{uw}, T_{wv}) \quad (9)$$

其中,  $ITrust(u, v)$  表示用户  $u$  和用户  $v$  的间接信任度,  $T_{uw}$  表示用户  $u$  和用户  $w$  的直接信任度,  $T_{wv}$  表示用户  $w$  和用户  $v$  的直接信任度。

结合用户的直接信任度和间接信任度得到用户的局部信任度,其计算公式如下所示:

$$Trust(u, v) = DTrust(u, v) + ITrust(u, v) \quad (10)$$

### 2.5 评分预测

结合用户的相似度和信任度,  $\alpha$  为调节用户的信任度和相似度所占权重的参数,计算公式如下所示:

$$ST(u, v) = (1 - \alpha) \text{sim}(u, v) + \alpha Trust(u, v) \quad (11)$$

当  $\alpha$  为 0 时,表示只根据用户的相似度对用户进行推荐。随着  $\alpha$  的增加,信任度所占的权重逐渐增加,表现为相似度和信任度两个因素对用户偏好的影响。当  $\alpha$  增加到 1 时,则表示仅考虑用户的信任度对用户进行推荐。评分预测通过调节参数  $\alpha$  找到  $K$  个最近邻对未评分项目进行评分预测,其计算公式如下所示:

$$\hat{R}_{ui} = \bar{R}_u + \frac{\sum_{v \in K} ST(u, v) \times (R_{vi} - \bar{R}_v)}{\sum_{v \in K} ST(u, v)} \quad (12)$$

其中,  $\hat{R}_{ui}$  为用户  $u$  对未知项目  $i$  的预测评分,  $\bar{R}_u$  为用户  $u$  的评分均值,  $K$  为与目标用户  $u$  偏好最接近的  $K$  个近邻用户,  $R_{vi}$  为用户  $v$  对项目  $i$  的评分,  $\bar{R}_v$  为用户  $v$  的评分均值。

## 3 实验结果与分析

本节重点介绍了实验的数据集、对比算法、参数设置、评估指标和实验结果。

### 3.1 实验数据集与结果描述

使用了两个公开的数据集: FilmTrust 数据集、CiaoDVD 类别数据集。FilmTrust 是一个名为 FilmTrust 的电影评级网络站点捕获的数据集。CiaoDVD 是一个产品评论网站,用户可以通过写评论来评价产品。这两个数据集提供了大量的评级信息和社交信息。在 FilmTrust 数据集中评分范围从 0.5 到 4,信任关系为 0、1。在 CiaoDVD 数据集中,评级范围从 1 到 5,信任关系为 0、1。表 1 提供了关于两个真实数据集的详细情况。

表 1 数据集描述

数据集	用户数	项目数	评分数	信任数	评分密度/%
FilmTrust	1 508	2 071	35 497	1 853	1.141
CiaoDVD	4 658	16 121	72 665	40 133	0.037 9

### 3.2 参数分析

参数  $\alpha$  为信任聚合的调和参数,不同的  $\alpha$  表明用户的信任度和相似度所占的比例不同,其取值范围为  $[0,1]$ ,当  $\alpha$  为 0 时,表明信任关系对用户的偏好不产生影响;当  $\alpha$  为 1 时,表明用户的相似性对用户的偏好不产生影响;当  $0 < \alpha < 1$  时,表明综合信任关系和相似性对用户偏好产生的影响。通过调节参数  $\alpha$  评估算法的推荐质量。

### 3.3 实验评价指标

为验证所提算法的有效性,采用平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 作为评估指标。MAE 通常用于评估预测评级与真实评级的接近程度, RMSE 为真实评分值和预测评分值之间的偏差。两指标的值越小,表明评级预测的准确度越高。其计算公式如下所示。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i \in N} |\hat{R}_{ui} - R_{ui}| \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i \in N} (\hat{R}_{ui} - R_{ui})^2} \quad (14)$$

其中,  $N$  为测试集中用户评分的数量,  $\hat{R}_{ui}$  为预测评分,  $R_{ui}$  为真实评分。

### 3.4 基准实验对比算法

(1) 基于用户信任和项目评级的显性和隐性影响的协同过滤 (TrustSVD)<sup>[16]</sup>: 在 SVD++ 方法的基础上集成显式和隐式信任作为额外的来源,以缓解数据稀疏和冷启动问题。

(2) 用于推荐的社会关系的深度建模 (DeepSoR)<sup>[28]</sup>: 利用信任语句作为丰富的辅助信息,结合蚁群优化算法。

(3) 社交推荐系统的协作用户网络嵌入 (CUNE)<sup>[15]</sup>: 采用 DeepWalk 从每个用户的反馈中提取社会信息,并将这些信息集成到 MF 中进行评级预测。

(4) 具有基本偏好空间的社会化推荐 (SREPS)<sup>[29]</sup>: 利用推荐系统和社交网络中用户偏好的差异,以进一步改进社会推荐。

(5) 基于有向信任的概率矩阵分解推荐算法 (PMFTrustSVD)<sup>[30]</sup>: 使用 PMF 分解信任矩阵提取信任者和受托者在社会影响力上的差异,并结合评分信息提取用户间的信任用于评级预测。

### 3.5 实验结果与分析

#### 3.5.1 参数 $\alpha$ 对算法的影响

图 2 和图 3 中显示了参数  $\alpha$  在 FilmTrust 数据集和 CiaoDVD 数据集上对 MAE 和 RMSE 两指标的影响。

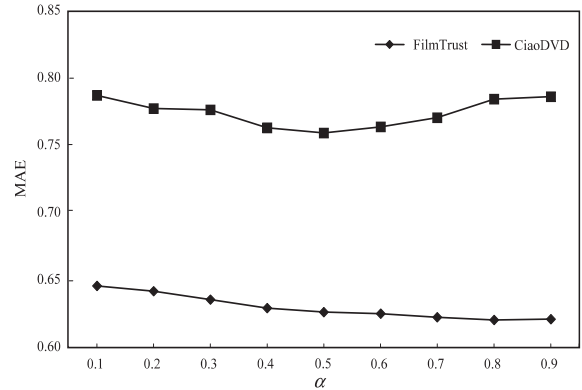


图 2 参数  $\alpha$  对 MAE 值的影响

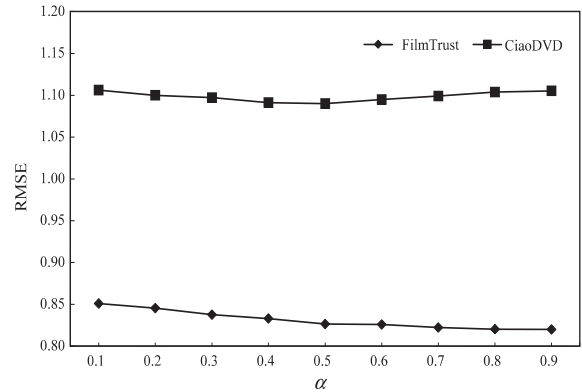


图 3 参数  $\alpha$  对 RMSE 值的影响

从两图中可以观察到,随着  $\alpha$  的增加 MAE 和 RMSE 呈现出先下降后上升的趋势。在 FilmTrust 数据集上,当  $\alpha = 0.8$  时,MAE 和 RMSE 出现最低点,表明当  $\alpha$  为 0.8 时在该数据集上推荐性能达到了最佳。在 CiaoDVD 数据集上,当  $\alpha = 0.5$  时,MAE 和 RMSE 出现最低点,表明当  $\alpha$  为 0.5 时该数据集上推荐性能达到了最佳。这是由于伴随着信任信息的增加,将会为目标用户提供更加可靠的信息,但过度采用用户的信任关系将导致用户的偏好出现多样性,使得推荐性能下降。该实验结果表明适当调整用户的相似度和信任度所占权重有助于提高推荐的准确度。

#### 3.5.2 K 值对算法的影响

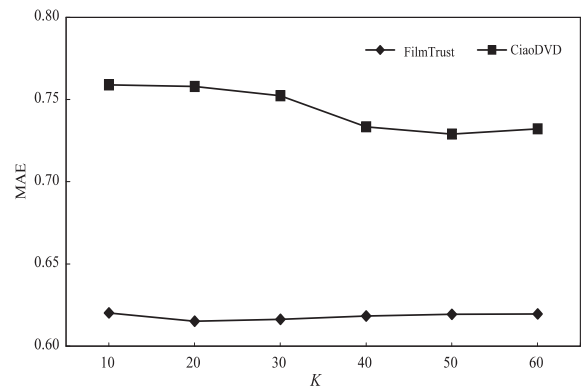


图 4 近邻用户 K 对 MAE 值的影响

从图 4 和图 5 可以观察到近邻用户 K 在 FilmTrust 数据集和 CiaoDVD 数据集上对 MAE 和 RMSE 的影

响。由实验结果可以看出,不同的  $K$  值对目标用户将会产生不同的影响。

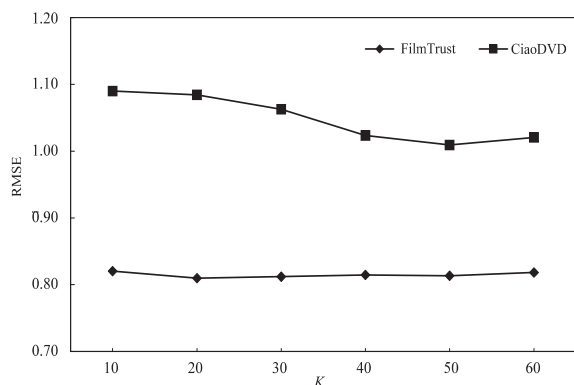


图 5 近邻用户  $K$  对 RMSE 值的影响

在 FilmTrust 数据集上,当  $K$  值为 20 时,MAE 和 RMSE 出现最低点。在 CiaoDVD 数据集上,当近邻用户  $K$  为 50 时,MAE 和 RMSE 出现最低点。由两图可知,随着  $K$  值的增加,该算法的评价指标出现了拐点,该拐点为该算法的性能指标最佳点。实验结果表明,伴随着近邻用户的增加将会有更多的邻居为目标用户提供推荐,从而提高了推荐的准确性,而过多的邻居将会对用户的偏好产生干扰导致推荐的准确性降低,故应根据数据集的实际情况,选择合适的近邻用户数为目标用户进行推荐。

### 3.5.3 算法推荐性能对比

为了验证 SR-UIPC 算法的性能,选取五个带有社交信息的基准算法分别在 FilmTrust、CiaoDVD 两个数据集上进行训练和测试,并将数据集按照 4 : 1 的比例进行划分,随机选择其中 4 份用作训练集,1 份作为测试集。相比于其他算法,SR-UIPC 算法在 FilmTrust 数据集上,当  $\alpha = 0.8$ ,  $K = 20$  取得最佳性能,在 CiaoDVD 数据集上,当  $\alpha = 0.5$ ,  $K = 50$  取得最佳性能。

表 2 不同算法在 FilmTrust 和 CiaoDVD 的性能对比

Algorithm	FilmTrust		CiaoDVD	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
TrustSVD	0.634 9	0.818 9	0.759 8	1.044 6
CUNE	0.651 5	0.839	0.766 2	1.028 4
DeepSoR	0.628 5	0.817 4	0.768 5	1.034 8
SREPS	0.62	0.848	0.745	1.009 5
PMFTrustSVD	0.630	0.808	0.717	1.012
SR-UIPC	0.615 2	0.809 7	0.729 0	1.009 2

从表 2 中可以看出,SR-UIPC 算法在 MAE 和 RMSE 两评估指标上整体表现最佳。与传统协同过滤算法相比,TrustSVD 算法虽然引入了用户的信任关系却未考虑到用户的信任强度是不平等的,导致推荐在预测评分的准确性上存在偏差。CUNE 算法通过引入

间接用户的影响缓解信任数据的稀疏性,却忽略了信任在传播过程中容易造成信任节点信息的丢失使得用户间的预估间接信任值准确性较差,进而导致整体预测准确度较差。DeepSoR 算法基于神经网络学习用户的非线性特征,然而数据的稀疏性导致难以捕捉用户之间偏好,使得用户间的偏好存在着偏好差异性。SREPS 算法虽然考虑了社交网络中用户间的偏好差异,但仅考虑了用户的一阶邻居对用户偏好的影响,未考虑到用户的高阶邻居对用户所产生的影响,造成了信息的丢失。PMFTrustSVD 算法不仅考虑到了用户的偏好差异性,还考虑到了信任者和受托者在社会影响力上的差异,但忽略了信任的传播性使得用户的偏好存在着偏差。

对比于其他算法在 FilmTrust、CiaoDVD 数据集上的表现,SR-UIPC 算法挖掘出用户间所隐藏的隐式信任关系,为社会化推荐系统提供了更加丰富的信息,并且通过将用户的社会影响引入到信任传播中,缓解了信任在传播过程中信任节点信息的丢失进而提高了推荐的预测准确性。同时从数据集的稀疏性上可以看出,与 FilmTrust 数据集相比,MAE 和 RMSE 两评估指标在 CiaoDVD 数据集上都出现了一定程度的上涨,但整体效果表现较好,表明数据的稀疏性在推荐预测准确性上有着一定的影响。

## 4 结束语

针对传统社会化推荐系统所面临数据稀疏性和难以准确刻画用户之间的信任差异性问题,提出了一种基于隐式信任的社会化推荐。该方法根据评分信息从偏好一致性出发挖掘用户间的隐式信任信息,并结合社交信息对用户间的信任度进一步刻画。其次,结合用户的影响力找到一条信任传播稳定性最强的路径,避免了信任节点信息的丢失。从实验结果可以看出,该算法提高了推荐的推测准确性。此外,用户所处的地理位置也会对用户的偏好产生影响,如何将用户的社交信息和用户的地理位置结合起来预测用户的偏好未来可做进一步研究。

### 参考文献:

- [1] 梁吉业,冯晨娇,宋 鹏. 大数据相关分析综述[J]. 计算机学报,2016,39(1):1-18.
- [2] SON J, KIM S B. Content-based filtering for recommendation systems using multiattribute networks[J]. Expert Systems with Applications,2017,89:404-412.
- [3] LINDEN G, SMITH B, YORK J. Amazon.com recommendations:item-to-item collaborative filtering[J]. IEEE Internet Computing,2003,7(1):76-80.
- [4] CAI X, HU Z, ZHAO P, et al. A hybrid recommendation sys-

- tem with many-objective evolutionary algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 159: 113648.
- [5] YING W, YU Q, WANG Z. Social recommendation combining implicit information and rating bias [C]//2021 IEEE 24th international conference on computer supported cooperative work in design (CSCWD). Dalian: IEEE, 2021: 1087–1092.
- [6] ZHAO J, WANG W, ZHANG Z, et al. TrustTF: a tensor factorization model using user trust and implicit feedback for context-aware recommender systems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 209: 106434.
- [7] 孟祥武, 刘树栋, 张玉洁, 等. 社会化推荐系统研究[J]. *软件学报*, 2015, 26(6): 1356–1372.
- [8] MA H, YANG H, LYU M R, et al. Sorec: social recommendation using probabilistic matrix factorization[C]//Proceedings of the 17th ACM conference on information and knowledge management. New York: ACM, 2008: 931–940.
- [9] 朱敬华, 王超, 马胜超. 基于社交信任聚类的混合推荐算法[J]. *软件学报*, 2018, 29(1): 21–31.
- [10] LEE W P, MA C Y. Enhancing collaborative recommendation performance by combining user preference and trust–distrust propagation in social networks[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 106: 125–134.
- [11] LI Z, XIONG F, WANG X, et al. Mining heterogeneous influence and indirect trust for recommendation[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 21282–21290.
- [12] WENG L, ZHANG Q. A social recommendation method based on opinion leaders[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(4): 5857–5872.
- [13] NIE P, XU G, JIAO L, et al. Sparse trust data mining[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2021, 16: 4559–4573.
- [14] CUI J, CHEN C, LYU L, et al. Exploiting data sparsity in secure cross-platform social recommendation[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2021, 34: 10524–10534.
- [15] ZHANG C, YU L, WANG Y, et al. Collaborative user network embedding for social recommender systems[C]//Proceedings of the 2017 SIAM international conference on data mining. Houston: SIAM, 2017: 381–389.
- [16] GUO G, ZHANG J, YORKE-SMITH N. Trustsvd: collaborative filtering with both the explicit and implicit influence of user trust and of item ratings[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. Austin: AAAI, 2015: 123–129.
- [17] 陈碧毅, 黄玲, 王昌栋, 等. 融合显式反馈与隐式反馈的协同过滤推荐算法[J]. *软件学报*, 2020, 31(3): 794–805.
- [18] SONG C, WANG B, JIANG Q, et al. Social recommendation with implicit social influence [C]//Proceedings of the 44th international AC-MSIGIR conference on research and development in information retrieval. New York: ACM, 2021: 1788–1792.
- [19] ZHAO W, GUAN Z, HUANG Y, et al. Discerning influence patterns with beta-poisson factorization in microblogging environments[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2019, 32(6): 1092–1103.
- [20] JAIN L, KATARYA R, SACHDEVA S. Opinion leader detection using whale optimization algorithm in online social network[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 142: 113016.
- [21] RIQUELME F, GONZALEZ-CANTERGIANI P, HANS D, et al. Identifying opinion leaders on social networks through milestones definition [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 75670–75677.
- [22] 凌子豪. 面向社会化网络的个性化推荐技术研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2020.
- [23] GOLBECK J. Generating predictive movie recommendations from trust in social networks [C]//International conference on trust management. Berlin: Springer, 2006: 93–104.
- [24] WANG X F, LIU J C, HOU F, et al. Synthesis of ZrC – SiC powders from hybrid liquid precursors with improved oxidation resistance[J]. *Journal of the American Ceramic Society*, 2015, 98(1): 197–204.
- [25] GAZDAR A, HIDRI L. A new similarity measure for collaborative filtering based recommender systems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 188: 105058.
- [26] ZHANG Z, LIU Y, JIN Z, et al. A dynamic trust based two-layer neighbor selection scheme towards online recommender systems[J]. *Neurocomputing*, 2018, 285: 94–103.
- [27] ZHANG Z, XU G, ZHANG P, et al. Personalized recommendation algorithm for social networks based on comprehensive trust[J]. *Applied Intelligence*, 2017, 47(3): 659–669.
- [28] FAN W, LI Q, CHENG M. Deep modeling of social relations for recommendation[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. New Orleans: AAAI, 2018: 8075–8076.
- [29] LIU C Y, ZHOU C, WU J, et al. Social recommendation with an essential preference space[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence. New Orleans: AAAI, 2018: 346–353.
- [30] XU S, ZHUANG H, SUN F, et al. Recommendation algorithm of probabilistic matrix factorization based on directed trust [J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2021, 93: 107206.