

引用格式:王家华,谈国新,张文元,等. 融合改进加权 Slope One 的协同过滤算法[J]. 微电子学与计算机,2020,37(4):37-42.  
[ WANG J H,TAN G X,ZHANG W Y,et al. Integrating improved weighted Slope One into collaborative filtering algorithm  
[J]. Microelectronics & Computer,2020,37(4):37-42. ]

# 融合改进加权 Slope One 的协同过滤算法

王家华<sup>1</sup>,谈国新<sup>1</sup>,张文元<sup>1</sup>,王 阳<sup>2</sup>,杨观赐<sup>3</sup>

(1 华中师范大学 国家文化产业研究中心,湖北 武汉 430079; 2 郑州银行博士后工作站,  
河南 郑州 450046;3 贵州大学 现代制造技术教育部重点实验室,贵州 贵阳 550025 )

**摘 要:** 针对传统协同过滤算法中存在的稀疏性问题,提出一种融合改进加权 Slope One 的协同过滤算法. 该算法首先使用改进后的 Slope One 算法计算出的评分预测值,对初始的用户-评分矩阵进行有效填充,然后在新的评分矩阵上通过基于内存的协同过滤算法进行预测与推荐. 经改进 Slope One 算法填充后的矩阵不仅大大降低了原始评分矩阵的稀疏性,同时也避免了回填数据过于单一的问题. 在 MovieLens-100k 数据集上对文中算法进行仿真实验,结果表明,改进算法有效降低了 MAE 和 RMSE,在提高推荐准确度的同时也缓解了数据稀疏性的问题.

**关键词:** 加权 Slope One; 项目相似度; 协同过滤; 矩阵填充; 数据稀疏性

**中图分类号:** TP301. 6

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000—7180(2020)04—0037—06

# Integrating improved weighted Slope One into collaborative filtering algorithm

WANG Jia-hua<sup>1</sup>, TAN Guo-xin<sup>1</sup>, ZHANG Wen-yuan<sup>1</sup>,  
WANG Yang<sup>2</sup>, YANG Guan-ci<sup>3</sup>

(1 National Research Center of Cultural Industries, Central China Normal University, Wuhan 430079, China;  
2 Zhengzhou Bank Postdoctoral Research Station, Zhengzhou 450046, China; 3 Key Laboratory of  
Advanced Manufacturing Technology of Ministry of Education, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of data sparsity in traditional collaborative filtering algorithm, this paper proposed a collaborative filtering algorithm combined with improved weighted Slope One. The algorithm firstly used the score prediction value calculated by the improved slope one algorithm to effectively fill in the initial user-score matrix, and then made prediction and recommendation through the memory-based collaborative filtering algorithm on the new score matrix. The matrix filled by the improved Slope One algorithm not only greatly reduced the sparsity of the scoring matrix, but also avoided the problem that the backfill data is too single. Simulation experiments on movieslens-100k dataset show that the improved algorithm effectively reduces the MAE and RMSE, and improves the recommendation accuracy while alleviating the problem of data sparsity.

**Key words:** weighted Slope One; item similarity; collaborative filtering; matrix filling; data sparsity

收稿日期: 2019—07—12; 修回日期: 2019—08—24

基金项目: 国家自然科学基金项目(61863005); 贵州省科技计划项目(黔科合平台人才[2018]5702, 黔科合支撑[2019]2814, 黔科合平台人才[2018]5781 号); 湖北省技术创新专项重大项目(2018AAA069)

## 1 引言

协同过滤算法在个性化推荐中取得了巨大的成功,但数据稀疏性成为了传统协同过滤算法面临的一大挑战.在数据极端稀疏的情况下,用户已评分的项目一般不会超过项目总数的 1%<sup>[1]</sup>,这就使得当两个用户之间没有共同评分项目时,无法判断他们之间的相似度,从而导致了推荐系统的推荐质量急剧下降.同时,由于用户和产品数量的激增,推荐算法的计算量大大增加,算法的性能急剧下降<sup>[2]</sup>,最终系统会遭遇可拓展性的瓶颈问题,无法为用户提供实时推荐.因此,数据稀疏性成为了一个值得深入研究的问题.

为了缓解数据稀疏性的问题,提高推荐系统的质量,国内外学者对此进行了大量的研究<sup>[3]</sup>.郁雪等人<sup>[4]</sup>提出利用主成分分析对原始的高维用户-项目评分矩阵进行降维,之后利用传统的 K-Means 算法对用户聚类,数据的稀疏性明显得到了改善,推荐系统的准确性也有一定程度的提高.张锋等人<sup>[5]</sup>将 BP 神经网络与最近邻算法结合,通过 BP 算法预测未评分项目,极大丰富了原始评分矩阵,之后再利用最近邻方法预测目标项目的评分,可以在一定程度上缓解数据稀疏性.张光卫等人<sup>[6]</sup>采用了一种基于云模型的相似度计算方式,使得算法在数据极端稀疏的情况下仍能取得较理想的推荐效果.孔欣欣等人<sup>[7]</sup>提出了一种基于标签权重评分的算法模型,降低了客观因素对用户评分的影响,有效缓解了用户评分偏差问题.

本文就数据稀疏所导致的近邻评分数据过少的问题,提出一种融合改进加权 Slope One 的协同过滤算法.

## 2 Slope One 算法及协同过滤算法

### 2.1 Slope One 算法

Slope One 算法是由 Daniel Lemire 教授等人于 2005 年提出的一种基于项目的协同过滤算法<sup>[8]</sup>,它通过计算用户共同评分项目之间的评分偏差产生预测.相较于传统的协同过滤算法,Slope One 算法具有执行效率高、易于实现和维护的优点,同时推荐的准确性也相对较高<sup>[9]</sup>.

#### 2.1.1 基本 Slope One 算法

基本 Slope One 算法的思想来源于简单的一元线性模型  $f(x) = x + b$ ,式中  $b$  表示项目之间的平均评分偏差, $x$  表示用户对已知项目的评分值.对于给

定的两个项目  $i$  和  $j$  ( $i \neq j$ ),它们之间偏差的计算公式  $dev_{ij}$  定义如式(1)所示:

$$dev_{ij} = \sum_{u \in S_{ij}} (r_{ui} - r_{uj}) / |S_{ij}| \quad (1)$$

式中, $r_{ui}$  表示用户  $u$  对项目  $i$  的评分; $S_{ij}$  表示同时对项目  $i$  和项目  $j$  都评过分的用户集合; $|S_{ij}|$  表示集合  $S_{ij}$  中用户的个数.

得到项目间的评分偏差之后,即可预测用户  $u$  对未评分项目  $i$  的评分  $pre_{ui}$ ,预测公式如式(2)所示:

$$pre_{ui} = \frac{\sum_{j \in S_{(u)} - \{i\}} (r_{uj} + dev_{ij})}{|S_{(u)} - \{i\}|} \quad (2)$$

式中, $S_{(u)}$  表示用户  $u$  评过分的的项目集合; $S_{(u)} - \{i\}$  表示至少有一个项目  $j$  ( $i \neq j$ ) 与项目  $i$  同时被用户  $u$  评分的项目集合.

#### 2.1.2 加权 Slope One 算法

基本 Slope One 算法的计算过程中,并没有考虑到对任意两个项目同时评分的用户数量.例如为了预测用户  $u$  对项目  $k$  的评分,分别给出了项目  $i$  和项目  $j$  的评分数据,其中有 100 个用户同时对项目  $i$  和项目  $k$  评分,10 个用户同时对项目  $j$  和项目  $k$  评分,显然  $dev_{ki}$  比  $dev_{kj}$  效果更好.因此,在评分预测公式中将共同评分的用户数量  $|S_{ij}|$  作为权重引入<sup>[8]</sup>,即加权 Slope One 算法,目标用户  $u$  对项目  $i$  的预测评分如式(3)所示:

$$pre_{ui} = \frac{\sum_{j \in S_{(u)} - \{i\}} (r_{uj} + dev_{ij}) * |S_{ij}|}{\sum_{j \in S_{(u)} - \{i\}} |S_{ij}|} \quad (3)$$

### 2.2 协同过滤算法

协同过滤 (Collaborative Filtering, CF) 也被称为社会过滤,协同过滤算法主要分为两类<sup>[10]</sup>:基于内存的协同过滤 (Memory-Based Collaborative Filtering) 和基于模型的协同过滤 (Model-Based Collaborative Filtering). 本文主要对基于内存的协同过滤算法进行改进.其中,根据所比较对象的不同,基于内存的方法又被划分为基于用户的协同过滤算法 (User-Based Collaborative Filtering, UBCF) 和基于项目的协同过滤算法 (Item-Based Collaborative Filtering, IBCF). UBCF 的基本原理是根据与目标用户相似度较高的  $k$  个最近邻居对项目评分的加权平均值来预测其对目标项目的评分. IBCF 与 UBCF 的原理基本一致,不同之处在于 IBCF 中的研究对象变成了项目,使用 IBCF 预测对目标项目的评分可通过与该项目最为相似的  $k$  个邻居的评分加权平均值计算得到.

### 3 融合改进加权 Slope One 的协同过滤算法模型设计

#### 3.1 融合项目相似度的加权 Slope One 算法

原始的 Slope One 算法仅仅考虑了当前用户的评分项目与目标用户评分项目之间的平均评分偏差,而忽视了项目间的相关性,因此在对预测评分进行计算的过程中,极有可能将与目标项目完全不相关的项目纳入到项目集中,造成较大的计算偏差.同时,在公式(3)中,虽然加入了共同评分数目作为权重,但在项目数量较大时,改进效果并不明显.在此基础上,本文提出了一种新的项目加权方法,即在评分预测公式中加入项目相似度与用户共同评分数的乘积作为权重,从而对算法的评分预测公式进行改进.通过项目相似度与共同评分数的加权结合,既考虑了对项目进行评分的用户数对预测评分的影响,同时也兼顾了项目间的内在关联.

本文使用皮尔逊相关系数(Pearson Correlation Coefficient)计算项目之间的相似度,其计算是在两项目有共同评分的基础上<sup>[11]</sup>. Pearson 相关系数的计算公式如式(4)所示:

$$p_{ij} = \frac{\sum_{u \in U} (r_{ui} - \bar{r}_i)(r_{uj} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{ui} - \bar{r}_i)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (r_{uj} - \bar{r}_j)^2}} \quad (4)$$

式中,  $p_{ij}$  表示项目  $i$  和项目  $j$  之间的皮尔逊相似度;  $U$  表示所有用户的集合;  $\bar{r}_i$  表示项目  $i$  评分的均值;  $p_{ij} > 0$ , 表示项目  $i$  和项目  $j$  呈正相关;  $p_{ij} = 0$ , 表示项目  $i$  和项目  $j$  无关联;  $p_{ij} < 0$ , 表示项目  $i$  和项目  $j$  呈负相关. 由于无关联和负相关对评分预测的意义不大,故在计算中,我们只保留  $p_{ij} > 0$  的情况.

因此,融合项目相似度之后的加权 Slope One 算法的评分预测公式  $pre_{ui}$  如式(5)所示:

$$pre_{ui} = \frac{\sum_{j \in S_{(u)-(i)}} (r_{uj} + dev_{ij}) * p_{ij} * |S_{ij}|}{\sum_{j \in S_{(u)-(i)}} p_{ij} * |S_{ij}|} \quad (5)$$

#### 3.2 基于内存的协同过滤算法

在使用基于内存的协同过滤算法进行推荐时,主要有以下三个步骤:初始化数据、计算相似度以及产生推荐,如图1所示:

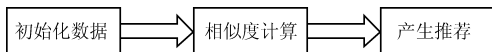


图1 基于内存的协同过滤算法工作流程

上述步骤中两个关键的计算单元如下所示:

#### (1) 用户(或项目)相似度计算

目前,常用的相似度度量方法有 Jaccard 相似度、余弦相似度、修正的余弦相似度、皮尔逊相似度等. 本文使用余弦相似度来处理填充后的用户-评分矩阵. 在 BCF 中, 用户  $u$  和用户  $v$  之间余弦相似度的计算公式如式(6)所示:

$$\cosine\_sim(u, v) = \frac{\sum_{i \in I_{uv}} r_{ui} * r_{vi}}{\sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} r_{ui}^2} \sqrt{\sum_{i \in I_{uv}} r_{vi}^2}} \quad (6)$$

式中,  $i$  表示项目;  $I_{uv}$  表示被用户  $u$  和用户  $v$  同时评分过的项目集合;  $r_{ui}$  表示用户  $u$  对项目  $i$  的评分;  $r_{vi}$  表示用户  $v$  对项目  $i$  的评分.

在 IBCF 中, 项目  $i$  与项目  $j$  之间余弦相似度的计算公式如式(7)所示:

$$\cosine\_sim(i, j) = \frac{\sum_{u \in U_{ij}} r_{ui} * r_{uj}}{\sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} r_{ui}^2} \sqrt{\sum_{u \in U_{ij}} r_{uj}^2}} \quad (7)$$

式中,  $u$  表示用户;  $U_{ij}$  表示同时对项目  $i$  和项目  $j$  评过分的用户集合;  $r_{ui}$  表示用户  $u$  对项目  $i$  的评分;  $r_{uj}$  表示用户  $u$  对项目  $j$  的评分.

#### (2) 项目评分预测

在对项目评分预测时,通常根据相似度的大小确定与目标用户(或项目)相似度最高的  $k$  个近邻,依据这  $k$  个邻居的实际评分来预测目标用户对目标项目的评分. 在 UBCF 中,评分预测公式如式(8)所示:

$$r_{ui} = \frac{\sum_{v \in N_u} sim(u, v) * r_{vi}}{\sum_{v \in N_u} |sim(u, v)|} \quad (8)$$

式中,  $r_{vi}$  表示用户  $v$  对项目  $i$  的评分;  $sim(u, v)$  表示用户  $u$  和用户  $v$  的相似度;  $N_u$  表示用户  $u$  的邻居用户集合.

在 IBCF 中,评分预测公式如式(9)所示:

$$r_{ui} = \frac{\sum_{j \in N_i} sim(i, j) * r_{uj}}{\sum_{j \in N_i} |sim(i, j)|} \quad (9)$$

式中,  $r_{uj}$  表示用户  $u$  对项目  $j$  的评分;  $sim(i, j)$  表示项目  $i$  和项目  $j$  的相似度;  $N_i$  表示项目  $i$  的邻居项目集合.

#### 3.3 融合改进加权 Slope One 的协同过滤算法

本文算法首先利用改进的 Slope One 算法对原始评分矩阵中的未评分项目进行预测,将得到的评分值回填到原始矩阵中,之后再根据基于内存的协同过滤算法在新的评分矩阵上给出预测与推荐. 本

文改进算法模型主要有两大模块:改进加权 Slope One 填充评分矩阵模块和基于内存的协同过滤算法预测推荐模块。在填充模块中,首先利用融合项目相似度的 Slope One 算法的评分预测公式(5),在原始用户-项目评分矩阵上进行预测,矩阵中的大部分 0 元素就会被预测值填充,从而有效降低了整个矩阵的稀疏度。之后在预测模块中,利用基于内存的协同过滤算法,在填充后的矩阵上计算用户(或项目)之间的相似度,根据相似度的排序得到最近邻集合,并据此进行预测及给出推荐列表。本文改进算法模型如图 2 所示。

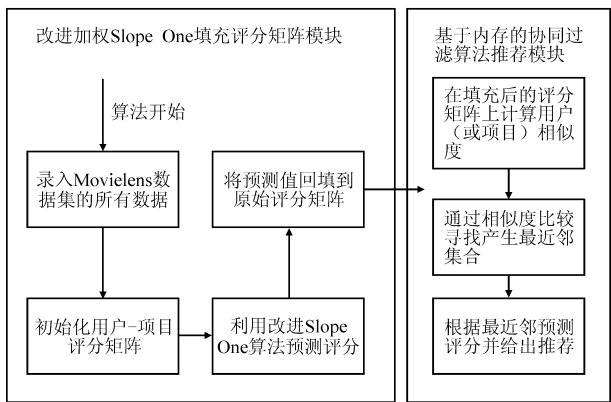


图 2 融合改进 Slope One 的协同过滤算法模型

基于前文的相关定义以及算法模型,本文改进算法的执行流程如下所示:

输入:原始用户-项目评分矩阵  $D$ ,最近邻个数  $k$

输出:目标用户对目标项目的预测评分,推荐列表

Step1:录入 Movielens 数据集,获取用户对项目的评分数据,初始化用户-项目评分矩阵  $D$ ;

Step2:在原始评分矩阵  $D$  中,利用公式(1)计算项目之间的平均评分偏差  $dev_{ij}$ ;

Step3:在  $D$  中寻找有共同评分的项目,利用公式(4)计算得到项目之间的皮尔逊相似度  $p_{ij}$ ;

Step4:根据  $dev_{ij}$  和  $p_{ij}$ ,通过公式(5)计算原始评分矩阵中用户未评分项目的评分预测值  $pre_u$ ;

Step5:利用预测值  $pre_u$  对原始的评分矩阵  $D$  进行回填,得到新的用户-项目评分矩阵  $D^c$ ;

Step6:在新的评分矩阵  $D^c$  上,通过公式(6)计算得到用户之间的相似度  $cosine\_sim(u,v)$ ,通过公式(7)计算得到项目之间的相似度  $cosine\_sim(i,j)$ ;

Step7:依据相似度排序以及最近邻个数  $k$ ,得到最近邻集合  $S$ ;

Step8:依据最近邻集合  $S$ ,对测试集中的项目进行评分预测,并给出推荐列表。

4 实验与分析

4.1 数据集

实验使用的数据集是由美国 Minnesota 大学 GroupLens 团队收集整理的 MoviesLens 数据集,它记录了用户对电影的评分数据,是个性化推荐算法测评的标准数据集。这里选取 ml-100k 数据集,该数据集中包含了 943 个用户对 1 682 部电影共 100 000 条评分数据,数据稀疏程度为 93.7%。其中每个用户至少对 20 部电影进行了评分,评分为 1~5 之间的整数,分数越高意味着更高的用户评价。

实验采用五折交叉验证法,即将数据集等分为 5 份互不相交的子集,每次取其中的 4 份作为训练集,其余 1 份作为测试集。五次实验得到的结果的平均值作为最终的实验结果。

4.2 实验结果及分析

为了验证本文提出的改进算法的有效性和可行性,在这里将对改进算法,基于用户评分均值填充的 CF 算法以及传统的基于内存的 CF 算法进行对比实验分析。由于基于内存的 CF 算法又分 UBCF 和 IBCF,因此将采用以下两组实验进行不同算法之间的对比分析:

实验 1. 在 Movielens 数据集中分别使用传统的 IBCF 算法,均值填充的 IBCF 算法,以及本文改进算法进行计算,得到预测值,然后计算得出 MAE (图 3)和 RMSE(图 4)的值,并进行比较。

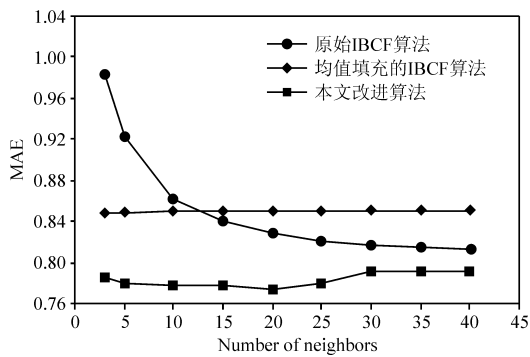


图 3 各种算法的 MAE 比较

从图 3 可以看出,随着邻居数的不断变化,三条曲线的变化趋势也有所不同。原始 IBCF 算法的平均绝对误差 MAE 随着邻居数的增加而不断减小;均值填充的 IBCF 算法的 MAE 基本不受邻居数的影响,只有很小的波动;本文改进算法的 MAE 随着

邻居数的增加呈现出先下降后上升的趋势.但从整体上来看,均值填充的 IBCF 算法的 MAE 虽然在邻居数较少时会小于传统 IBCF 算法,但随着邻居数的增加,其 MAE 反而会高于原始的 IBCF 算法.而本文提出的改进算法的 MAE 始终较小,保持了较高的预测准确度.

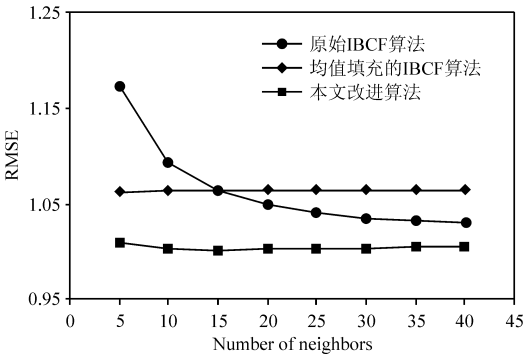


图 4 各种算法的 RMSE 比较

在图 4 中,本文改进算法的 RMSE 仍是三种算法中最低的,且随着邻居数的增加出现了先下降后上升的趋势,但波动并不明显;原始 IBCF 算法的 RMSE 在邻居数较少时数值较大,随着邻居数的不断增加,原始 IBCF 算法的 RMSE 不断减小并趋于平稳;均值填充的 IBCF 算法的 RMSE 在邻居数小于 15 时小于原始 IBCF 算法,而在邻居数大于 15 后,原始 IBCF 算法的 RMSE 则小于均值填充 IBCF 算法的 RMSE,这说明均值填充的 IBCF 算法虽然对推荐效果有一定提升,但仍存在明显的弊端.

因此,从图 3 和图 4 的比较可以看出,本文改进算法在 MAE 和 RMSE 两个指标上均优于原始 IBCF 算法和均值填充的 IBCF 算法,具有更好的预测准确度.

实验 2. 在 Movielens 数据集中使用原始 UBCF 算法,均值填充的 UBCF 算法以及本文改进算法进行预测评分,并计算出相应的 MAE(图 5)和 RMSE(图 6)进行比较.

从图 5 中可以看出原始 UBCF 算法的 MAE 随着邻居数的增加而逐渐减小,并最终趋于平稳;均值填充的 UBCF 算法的 MAE 随着邻居数的增加,先呈现下降趋势,后呈现上升趋势,均值填充的 UBCF 算法的 MAE 只有在邻居数为 18 到 27 之间时小于原始 UBCF 算法,可见预测准确度并不高;本文改进算法的 MAE 值随着邻居数的增加有略微的上升,但整体来看均小于原始 UBCF 算法的 MAE 和均值填充算法的 MAE,有着较高的预测准确度.

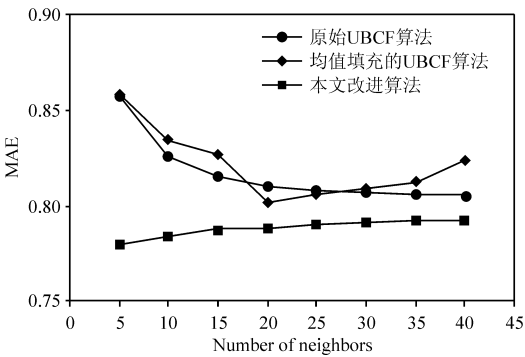


图 5 各种算法的 MAE 比较

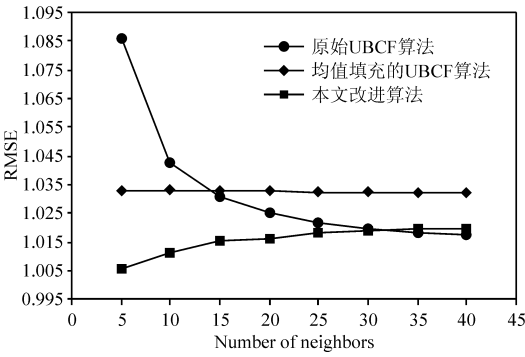


图 6 各种算法的 RMSE 比较

从图 6 可以看出,本文改进算法的 RMSE 在邻居数为 5 到 30 之间时均小于原始 UBCF 算法的 RMSE,在邻居数大于 30 时会出现略高于原始 UBCF 算法的 RMSE 的情况,但从整体而言,本文改进算法仍从一定程度上提高了评分的预测准确度.

综合实验 1 与实验 2 的分析可以得出,在数据集稀疏的情况下,本文算法相比于其他算法,有着较小的 MAE 和 RMSE,因此预测评分较准确,预测精度更高,在一定程度上缓解了推荐系统的数据稀疏性问题,具有较好的推荐效果.

5 结束语

为解决传统协同过滤算法在数据极度稀疏情况下推荐准确度不高的问题,本文提出了一种融合改进加权 Slope One 的协同过滤算法.算法首先利用改进的加权 Slope One 算法预测用户未评分项目的评分,进而对原始的用户-项目评分矩阵进行填充,降低了数据稀疏性.随后,在新的用户-项目评分矩阵上寻找相似用户(或项目),最终给出预测评分以及推荐列表.仿真实验结果表明,本文算法可以有效缓解数据稀疏性问题,并在一定程度上提高了推荐的准确性.

## 参考文献:

- [1] SARWAR B M, KARYPIS G, KONSTAN J A, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms [C]// Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web. New York: ACM Press, 2001: 285-295.
- [2] 刘旭东, 葛俊杰, 陈德人. 一种基于聚类 and 协同过滤的组合推荐算法[J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(12): 125-127.
- [3] RICCI F, ROKACH L, SHAPIRA B, et al. 推荐系统: 技术, 评估及高效算法[M]. 李艳民, 胡聪, 吴宾, 等, 译. 北京: 机械工业出版社, 2015: 13.
- [4] 郁雪, 李敏强. 一种结合有效降维和 K-means 聚类的协同过滤推荐模型[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(10): 3718-3720.
- [5] 张锋, 常会友. 使用 BP 神经网络缓解协同过滤推荐算法的稀疏性问题[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(4): 667-672.
- [6] 张光卫, 李德毅, 李鹏, 等. 基于云模型的协同过滤推荐算法[J]. 软件学报, 2007, 18(10): 2403-2411.
- [7] 孔欣欣, 苏本昌, 王宏志, 等. 基于标签权重评分的推荐模型及算法研究[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1440-1452.
- [8] LEMIRE D, MACLACHLAN A. Slope one predictors for online rating-based collaborative filtering [C]// Proceedings of the 2005 SIAM International Conference on Data Mining. California: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2005: 471-475.
- [9] 董丽, 邢春晓, 王克宏. 基于不同数据集的协作过滤算法评测[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2009(4): 590-594.
- [10] BREESE J S, HECKERMAN D, KADIE C. Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering [C]// Proceedings of the 14th conference on Uncertainty in artificial intelligence. Morgan New York: Kaufmann Publishers Inc, 1998: 43-52.
- [11] ADOMAVICIUS G, TUZHILIN A. Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions [J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2005(6): 734-49.

## 作者简介:

**王家华** 男, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为数据挖掘.

**谈国新(通信作者)** 男, (1964-), 教授. 研究方向为文化科技融合. E-mail: gxtan@mail.ccnu.edu.cn.

**张文元** 男, (1983-), 副教授, 博士. 研究方向为地理信息系统、文化科技融合.

**王阳** 男, (1987-), 博士. 研究方向为人工智能、深度学习、大数据.

**杨观赐** 男, (1983-), 博士, 教授, 博导. 研究方向为智能系统、智能与自主机器人.