# 融合标签和组推荐技术的推荐系统评分预测

摘要

推荐系统中一些基于矩阵分解的用户评分预测由于用户评分数据过于稀疏导致用户评分预测的偏差过大，进而使得预测准确率无法提升。在这个问题上，最常使用的解决办法是加入用户的社交网络数据[1] [36]，利用用户之间的社交信息来关联用户，根据用户好友的数据来增加用户的预测准确率。而有时候用户的社交网络数据本身可能也是比较少的，这些属于用户的隐私数据，而可能不是随时可以获得。在不提供用户社交网络数据的基础上，本文针对推荐系统的用户评分预测中常用的概率矩阵分解模型的一些问题，如不活跃用户由于本身数据量较小导致在使用概率矩阵分解模型中这些用户的预测评分会接近于平均评分。而在推荐系统的评分矩阵中，本身数据就比较稀疏，不活跃用户数量庞大，所以这对于预测准确率的影响是不容忽视的。本文提出融合标签和用户聚类类别信息来对原有的概率矩阵分解模型添加约束，进而让预测结果尽量偏向于用户所属类别的用户的偏好，而不是都接近于平均值。

## 引言

近几年来，互联网社交媒介丰富了我们的日常社交活动。用户在线产生的信息也日益增多。随着互联网的发展，人们可以接触的信息量得到巨大的增长，在2007年的时候美国的工业界因为信息过载而产生超过6亿美元的损失。之后一年由于信息过载造成的损失飙升到了9亿美元。信息过载[47] 也给人们的生活带来了很大的影响，比如信息丢失、错过重要会议等等。而推荐系统使用用户历史数据来预测用户的偏好，进而优化和减少用户所要面对的大量信息，给用户推荐其最有可能会感兴趣的信息。

推荐系统可以根据用户的历史数据来帮助用户从海量信息中给用户筛选信息，减少用户所要处理的数据。而用户的历史数据一般来说有两种：一种是用户显式反馈的信息，比如用户的评分数据、评价等级等。另一种是隐式反馈，如用户的点击数据、浏览历史信息、用户收藏列表等。目前推荐系统模型有很多 [38]，例如协同过滤推荐模型 [37] 、基于知识或内容的推荐模型[39] [40]、基于统计学的推荐模型[42]、混合推荐模型 [41]。还有社会化推荐 [43]、上下文感知的推荐模型 [44] 和组推荐模型 [45,46]等等。

现有很多推荐系统[25] [26] [27] [28] [29] [30] [31] [32] [33] [34] [35]结合了用户的评分信息和用户之间的社交网络信息来对用户提供更为有效的推荐和缓解用户信息过于稀疏的问题。但是对于现实情况下，大多数情况都是只拥有用户的购买或者评分信息，而对于实验环境下还拥有用户的社交网络数据，而这些数据在实验环境下获得或者使用都不是什么问题，但是现实中不管是用户还是政府，对于隐私数据都是及其敏感的，所以通常我们都是无法获取到大量的用户社交网络的数据的。而在只有用户与项目之间的数据的时候如何提高推荐系统的有效性以及准确率也是推荐系统中的一个重要的问题。

而在推荐系统中已经有很多人提出解决此类问题的方法，比如图论、降维等。在评分预测中，最为成功的还是奇异值分解，可以降低评分矩阵的维度，也就是前面提到的矩阵分解技术。但是没有结合用户的社交网络信息的矩阵分解技术不能很有效的解决数据稀疏的问题。对于评分数据很少的用户，预测出来的评分可能会偏向于平均评分。这样就会造成所有的评分数据较少的用户预测出来的数据都是均值，

## 相关工作

### 矩阵分解

矩阵分解作为推荐系统中特别常用的一种技术，在现代推荐系统领域是比较有影响力的。常用于评分预测（rating prediction）和Top-N推荐中。常见的场景如用户对电影评分。矩阵分解的思想是用户的偏好只受到少数的几个因素的影响，所以可以将稀疏且高维的评分矩阵通过梯度下降[16]分解成两个较低维的矩阵，然后对用户未评分的项目进行评分预测。但是现实中的用户评分矩阵的数据极度稀疏，使得矩阵分解模型无法准确预测用户的偏好

鉴于这种情况，研究者提出各种改进方法，有BiasSVD [6] 、SVD++ [7] 、timeSVD [8] 、NMF [9]等等。基于此，还有人提出利用社交网络信息来提高预测准确率和可解释性比如SoRec [10]。

本文是基于PMF(Probabilistic Matrix Factorization) [11] 来改进的，PMF模型是假设用户隐特征矩阵和项目隐特征矩阵还有评分矩阵均服从正态分布，如公式1-3。从而将待求解的子矩阵作为参数,如公式4，用最大似然估计求出子矩阵，也即是最小化如下能量公式5（其中，， 为Frobenius 范数）。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (1) |
|  |  | (2) |
|  |  | (3) |
|  |  | (4) |
|  |  | (5) |

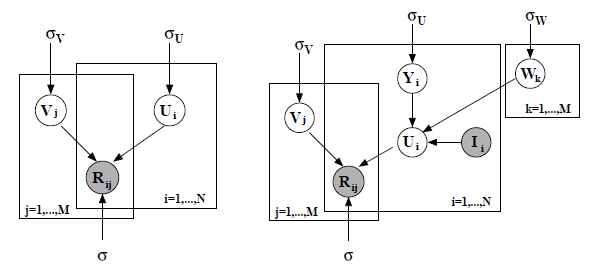


图1. 概率矩阵分解模型与带约束的概率矩阵分解模型

### 组推荐模型

在推荐系统领域，有越来越多的推荐服务涉及到群体而不是个人，组推荐系统也成为推荐系统的热点研究领域之一。与个性化推荐系统不同，组推荐系统关注的是对某个群体的推荐。例如，电视节目的推荐：FIT [2]、TV4M [3]，以及PolyLens [4] 和MusicFX音乐推荐 [5] 等等。组推荐技术是关注整个用户群体的综合效果，而个性化推荐是注重于用户个人的效果。

组推荐技术需要融合组成员的项目评分，不需要得到个人的推荐结果。本文就是用到了组推荐技术的提取组成员的偏好的技术来构造组偏好矩阵。计算组偏好常见的方法有

**评分求和（Additive Utilitarian Strategy）**

这个方法是将每一个用户对当前项目的评分都累加，求出最后的和，如公式6所示。从而产生一组对所有项目的评分列表。(表示c产品的综合评分，表示成员u对c的评分)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (6) |

**评分相乘（Multiplicative Utilitarian Strategy）**

这个方法是将每一个项目的所有用户的评分进行相乘，如公式7。得出一组对所有项目的评分列表。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (7) |

**Borda计数法（Borda Count）**

这个方法是根据用户评分的排序，从最低分的排起依次得到0分，1分，2分…按排名累加1，如果有并列的排名，则两个用户共享这两个排名的分数，比如两个用户并列第5，则这两个用户的评分均为（5+6）/2 = 6.5。以此得出一组包含所有项目的评分列表。

### 基于标签的推荐

GroupLens在一篇文章 [12] 中提到目前的推荐系统主要是通过三种方式去联系用户的兴趣和相对应的物品。如图2所示，一种是给用户推荐与用户喜欢过的物品相似的物品，也就是基于物品的协同过滤算法。第二种是基于用户的特征来对用户推荐符合用户特征的项目，例如本文方法所用到的“标签”。最后一种是推荐与用户兴趣最相似的用户喜欢的物品给当前用户，也就是基于用户的协同过滤算法。

很多推荐系统算法也是使用到了标签，有基于social tag[15]、social bookmarking [17]等。可以反映物品或者用户之间的关系。例如基于物品的标签可以将物品按其特性进行分组，也可以分析出用户对于某个标签的偏好，进而作为一个推荐依据。标签还可以用于解决推荐系统当中的冷启动问题 [14]。

根据给项目打标签的人群，可大致将标签分为两种：一种是让作者或者专家打标签。另一种是让使用的用户来打标签。即UCG(User Generated Content)。很多网站都有UCG标签系统。比较有代表性的有Delicious、CiteULike、音乐网站Last.fm、视频网站Hulu和豆瓣等等。

在推荐系统中，标签的作用也是很大的。论文[13] 中提出了标签系统的多个作用。30%的用户认为标签系统表达了用户对物品的看法，23%的用户认为给项目打标签可以帮助推荐系统找到用户的偏好，27%的用户认为打标签可以增加对当前项目的了解，14%的用户认为标签系统可以辅助用户更快的找到用户自己喜欢的项目。

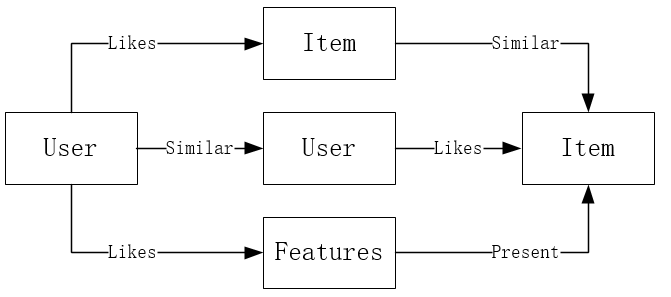


图2. 推荐系统中联系项目与用户的几种途径

## 融合标签和用户聚类的评分预测

### 方法介绍及变量声明

#### 方法描述

本文在基于传统PMF的基础之上，增加物品的标签数据和通过组推荐技术得到的偏好信息来对原有的PMF模型进行约束。“用户-标签”矩阵F为每个项目被打上各种标签的次数。“用户-标签”矩阵一定程度上可反映物品之间的关系。而“用户-类别”矩阵则可以反映出用户之间的关联关系。

“用户-类别”矩阵通过组推荐技术来获得。首先通过用户偏好计算用户之间的相似度，然后使用用户相似度对所有用户进行聚类并计算出每个类簇的用户的综合评分，再计算用户与每个类别的相似度得出“用户-类别”相似度矩阵。

本文方法的过程如下：

1. 根据用户对每个项目的评分计算用户之间的相似度，得到用户相似度矩阵
2. 根据用户的相似度对用户进行聚类（一个类别的用户之间的相似度尽可能高，不同类别的用户的相似度尽可能低）
3. 计算每个类别的用户的偏好，得到“类别-项目”偏好矩阵。
4. 计算出用户与每个类别的相似度，得到“用户-类别”相似度矩阵。
5. 将“用户-类别”相似度矩阵，与“项目-标签”矩阵添加到概率矩阵分解当中。

#### 变量声明

|  |  |
| --- | --- |
| **变量** | **说明** |
| R | 评分矩阵，为用户i对项目j的评分 |
| C | 用户-类别相似度矩阵，为用户i与类别l的偏好相似度 |
| U | 用户隐特征矩阵 |
| V | 项目隐特征矩阵 |
| F | 项目标签矩阵，为第j个项目被标记为k标签的次数 |
| T | 标签隐属性矩阵 |
| G | 用户类别隐属性矩阵 |
| MaxRate | 允许的最大评分 |
| MinRate | 允许的最小评分 |
|  | 类别中的最高评分 |
| S | 用户相似度矩阵 |
| H | 组偏好矩阵 |
| I | 标记矩阵，为0表示用户i未对项目j评分，1则表示评过分 |

### 用户类别矩阵

#### 用户相似度矩阵

##### 用户相似度定义

在用户的聚类过程中需要用到用户之间的距离，而用户之间的距离可以使用用户的相似度来度量,由于每一个用户的评分习惯会不同，有的用户习惯给高分，有的用户习惯给低分。比如用户A习惯给的评分范围是[3,5],而用户B则习惯给[1,3]范围内的评分。对于B来说，给3分可能是最好的评价了，而对于用户A来说给出的评分为3分就可能是差评了。为了缓解这个问题带来的影响，本文使用了余弦相似度来计算用户之间的相似度如公式8所示。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (8) |

##### 计算用户相似度矩阵

这里将后续聚类使用到的相似度保存在矩阵S当中，根据上述相似度计算方法计算出用户之间的相似度。如图3所示：

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | U1 | U2 | U3 | U4 | **…** |
| U1 | 1 | 0.2 | 0.3 | 0 | … |
| U2 | 0.2 | 1 | 0.5 | 0 | … |
| U3 | 0.3 | 0.5 | 1 | 0 | … |
| U4 | 0 | 0 | 0 | 1 | … |
| **…** | … | … | … | … | … |

图3. 用户相似度矩阵

#### 用户聚类

上面已经得到了用户之间的相似度，接下来就是根据相似度对用户进行聚类。这里使用谱聚类算法[22-24] 进行聚类。本文是基于用户相似度进行聚类，谱聚类算法可以很好的基于相似矩阵来进行聚类，使得相似度较高的对象都分到同一个类簇，相似度较低的对象分配到不同的类簇。谱聚类算法在处理一些大小不一和形状不一的数据时有比较好的效果[18-20]。谱聚类是一种基于图论的聚类方法，通过样本数据的拉普拉斯矩阵的特征向量进行聚类。

这里定义G(V,E)表示用户之间构成的无向图，如图4所示。V表示点的集合，图中的点表示每一个用户。E表示边的集合，边则表示用户之间有关联，用户之间的相似度作为边的权值。即 。谱聚类是要将用户之间组成的无向图划分为若干个无交集的子图。同一个子图里面的用户相似度尽可能高，而不同子图之间的用户之间的相似度尽可能低。一般情况下谱聚类划分子图时使用到的损失函数为被子图截断的边（如图4中 连接U1、U5的边和连接U3、U4的边）的权重和，如公式9，将这些边的权重和最小化即可。

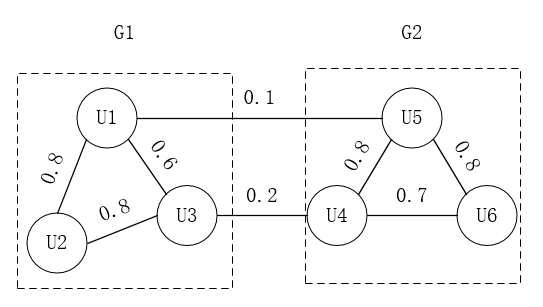


图4. 谱聚类

如公式10-11， p用来表示划分方案，根据的值来表示用户i被划分到哪一个类别。则损失函数可以写成如公式12。图的划分问题就转化成 的最小值问题。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (9) |
|  |  | (10) |
|  |  | (11) |
|  |  | (12) |

根据上述的推导，有如下计算过程。如图5所示。其中需要使用到无向图的度矩阵D（度矩阵为对角矩阵，每个对角元素都表示所代表每个点（用户）在无向图中的度。如图7所示）、权值矩阵W（也就是用户相似度矩阵。如图6所示）、拉普拉斯矩阵L（拉普拉斯矩阵由度矩阵D权值矩阵W计算得到，L=D-W。如图8所示）。

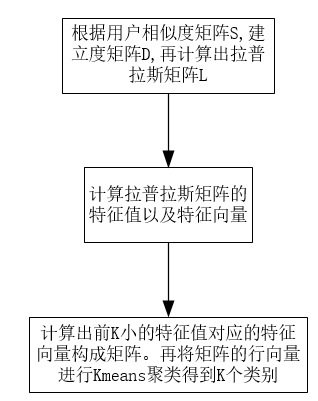


图5. 谱聚类流程图

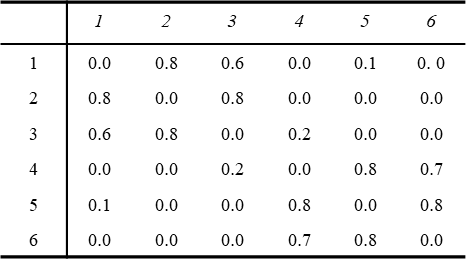


图6. 邻接矩阵

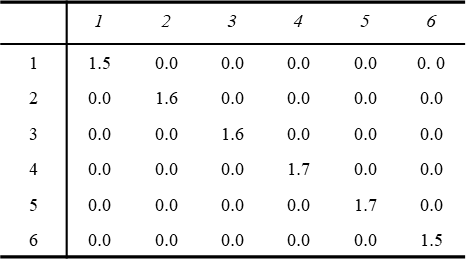


图7. 度矩阵

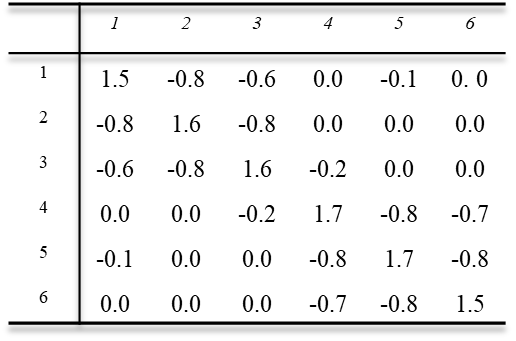


图8. 拉普拉斯矩阵

#### 计算每个类别的用户的偏好

本文用到用户的群体偏好来对概率矩阵分解模型增加约束，所以我们首先需要获取每个类别的用户群体的偏好。本文用到的方法是评分求和法（Additive Utilitarian Strategy），即：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (13) |

对每个类别的用户通过公式13计算出类别的项目评分列表，得出的偏好矩阵由于是当前类所有用户的评分之和，而在此之前需要将矩阵中用户未评价的项目进行填充。使用公式14计算填充的值（为上面所求的用户相似度）。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (14) |

我们需要将分数重新映射为实际的评分范围(为经过处理后的项目评分,为累加求和评分)。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (15) |

得出最终的组偏好矩阵如图9所示：

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | V1 | V2 | V3 | V4 | **…** |
| C1 | 2 | 3 | 5 | 4 | … |
| C2 | 3 | 5 | 4 | 1 | … |
| C3 | 3 | 2 | 2 | 2 | … |
| **…** | … | … | … | … | … |

图9. 组偏好矩阵

#### 生成用户-类别矩阵

本文将用户-类别矩阵作为概率矩阵分解模型的一个约束添加到模型中。让评分较少的用户的评分偏向于用户所在类簇的用户偏好。这里需要通过用户的偏好和类别偏好来计算出用户与类别之间的相似度（计算相似度依然是使用公式8）。来构建用户-类别矩阵。矩阵每一个值是对应类别和用户的相似度。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | C1 | C2 | C3 | C4 | **…** |
| U1 | 0.8 | 0.3 | 0.4 | 0.5 | … |
| U2 | 0.2 | 0.4 | 0.7 | 0.1 | … |
| U3 | 0.1 | 0.3 | 0.3 | 0.9 | … |
| **…** | … | … | … | … | … |

图10. 用户-类别相似度矩阵

### 物品标签矩阵

给物品打标签是最早的解决信息过载一种技术之一。例如大型超市里面的商品成千上万，而用户可能只需要去买个酱油，如果没有标签指引，用户会浪费大量时间在寻找商品。在一些网站上（例如豆瓣）往往让用户来给电影或网站等打标签，这可以反映出用户的一些偏好以及用户对电影和网站的分类。本文将用户打的标签也加入到矩阵分解当中。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | U1 | U2 | U3 | U4 | **…** |
| T1 | 1 | 0 | 3 | 10 | … |
| T2 | 8 | 0 | 0 | 0 | … |
| T3 | 3 | 5 | 12 | 0 | … |
| T4 | 0 | 9 | 0 | 0 | … |
| **…** | … | … | … | … | … |

图3. 用户标签矩阵

### 加入用户类别矩阵与物品标签矩阵

在PMF中，假设用户、项目以及用户评分矩阵服从正态分布且相互独立，如图1和公式1所示。根据本文的方法加入了项目标签矩阵与“用户-类别”相似度矩阵之后如图11和如公式16所示。通过已有的评分矩阵R、C、F最终估算出我们所需要的U、V。所以只需最大化后验概率来求得最优解，即最小化公式18即可。使用梯度下降来最小化能量公式。需要先对各个方向求偏导，如公式19-22，再将对应值按负梯度改变。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (16) |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (17) |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (18) |

其中 ，表示Frobenius范数。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (19) |
|  |  | (20) |
|  |  | (21) |
|  |  | (22) |

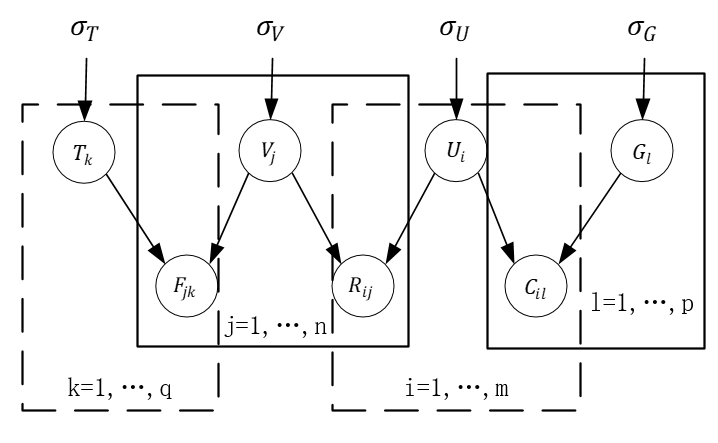


图11. 基于用户聚类与物品标签的概率矩阵分解模型

## 实验

参考文献

[1] Tang J , Hu X , Liu H . Social recommendation: A review[J]. Social Network Analysis and Mining, 2013, 3(4):1113-1133.

[2] Goren-Bar D, Glinansky O. FIT-recommending TV programs to family members[J]. Computers & Graphics, 2004, 28(2): 149-156.

[3] Yu Z , Zhou X , Hao Y , et al. TV Program Recommendation for Multiple Viewers Based on user Profile Merging[J]. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2006, 16(1):63-82.

[4] O’connor M, Cosley D, Konstan J A, et al. PolyLens: a recommender system for groups of users[C]//ECSCW 2001. Springer Nether⁃lands, 2001: 199-218.

[5] Mccarthy J F . MUSICFX: An Arbiter of Group Preferences[J]. Aaai Spring Symposium on Intelligent Environments, 1998:363--372.

[6] Koren et al. Matrix factorization techniques for recommender systems.Computer 42.8 (2009).

[7] Koren Y. Factor in the neighbors: Scalable and accurate collaborative filtering[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD), 2010, 4(1): 1.

[8] Koren, Yehuda. Collaborative filtering with temporal dynamics[J]. Communications of the ACM, 2010, 53(4):89. [9] Lee et al. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. Nature 401.6755 (1999): 788.

[10] Ma H , Yang H , Lyu M R , et al. SoRec: Social recommendation using probabilistic matrix factorization[C]// ACM, 2008.

[11] Salakhutdinov R , Mnih A . Probabilistic matrix factorization[J]. Advances in neural information processing systems, 2008:1257-1264.

[12] Vig J , Sen S,Riedl J . Tagsplanations: explaining recommendations using tags[C]// Proceedings of the 2009 International Conference on Intelligent User Interfaces, February 8-11, 2009, Sanibel Island, Florida, USA. ACM, 2009.

[13] Sen S W. Nurturing tagging communities[C]// 2009.

[14] Zhang Z K , Liu C , Zhang Y C , et al. Solving the cold-start problem in recommender systems with social tags[J]. EPL (Europhysics Letters), 2010, 92(2):28002.

[15] Shepitsen A , Gemmell J , Mobasher B , et al. Personalized recommendation in social tagging systems using hierarchical clustering[C]// Proceedings of the 2008 ACM Conference on Recommender Systems, RecSys 2008, Lausanne, Switzerland, October 23-25, 2008. ACM, 2008.

[16] Bao-Bin W , Yu-Xia W . SOME PROPERTIES RELATING TO STOCHASTIC GRADIENT DESCENT METHODS[J]. Journal of Mathematics, 2011, 31(6):1041-1044.

[17] Bogers A M . Recommender systems for social bookmarking[J]. 2009.

[18] XIAO Wenqiang,YAO Shujun,WU Shanming.Top-N collaborative filtering recommenfation algorithm based on user spectrum clustering[J].Computer Engineering and Applications,2018,54(7):138-143.

[19] WEI Caina,QIAN Pengjiang,XI Chen.Transfer Spectral Clustering Based on Inter-Domain F-Norm Regularization[J].Journal of Frontiers of Computer Science and Technology,2018,12(3):472-483.

[20] Lin F, Lei C, Yang L, et al. Multi-view spectral clustering via robust local subspace learning[J]. Soft Computing, 2016, 21(8):1-12.

[21] Yang X , Guo Y , Liu Y ,et al. A survey of collaborative filtering based social recommender systems[J]. Computer Communications, 2014, 41(5):1-10.

[22] Von Luxburg U.A tutorial on spectral clustering[J]. Statistics and Computing,2007,17(4): 395-416.

[23] Bach F R,Jordan M I.Learning spectral clustering[J].Neural Information Processing Systems, 2004, 16(2):2006-2019.

[24] WANG Xiaoyu,DING Shifei.pairwise constrained spectral clustering algorithm based on shared nearest neighborhood[J]. Computer Engineering and Applications,2019, 55(2): 142-147.

[25] Yang X , Steck H , Liu Y . Circle-based Recommendation in Online Social Networks[C]// Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. ACM, 2012.

[26] H. Ma, H. Yang, M. R. Lyu, and I. King, “SoRec: Social recommendation using probabilistic matrix factorization,” in Proc.17th ACM Conf. Inf. Knowl. Manage., 2008, pp. 931–940.

[27] H. Ma, I. King, and M. R. Lyu, “Learning to recommend with social trust ensemble,” in Proc. 32nd Int. ACM SIGIR Conf. Res. Develop. Inf. Retrieval, 2009, pp. 203–210.

[28] H. Ma, D. Zhou, C. Liu, M. R. Lyu, and I. King, “Recommender systems with social regularization,” in Proc. 4th ACM Int. Conf. Web Search Data Mining, 2011, pp. 287–296.

[29] M. Jamali and M. Ester, “TrustWalker: A random walk model for combining trust-based and item-based recommendation,” in Proc. 15th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining, 2009, pp. 397–406.

[30] M. Jamali and M. Ester, “A matrix factorization technique with trust propagation for recommendation in social networks,” in Proc. 4th ACM Conf. Recommender Syst., 2010, pp. 135–142.

[31] Q. Yuan, L. Chen, and S. Zhao, “Factorization versus regularization: Fusing heterogeneous social relationships in top-N recommendation,” in Proc. 5th ACMConf. Recommender Syst., 2011, pp. 245–252.

[32] J. Noel, et al., “New objective functions for social collaborative filtering,” in Proc. 21st Int. Conf. World Wide Web, 2012, pp. 859–868.

[33] C. C. Chen, Y.-H. Wan, M.-C. Chung, and Y.-C. Sun, “An effective recommendation method for cold start new users using trust and distrust networks,” Inf. Sci., vol. 224, pp. 19–36, 2013.

[34] C. Chen, X. Zheng, Y. Wang, F. Hong, and Z. Lin, “Context-aware collaborative topic regression with social matrix factorization for recommender systems,” in Proc. 28th AAAI Conf. Artif. Intell.,

2014, pp. 9–15.

[35] G. Guo, J. Zhang, and N. Yorke-Smith, “TrustSVD: Collaborative filtering with both the explicit and implicit influence of user trust and of item ratings,” in Proc. 29th AAAI Conf. Artif. Intell., 2015, pp. 123–129.

[36] Li Y M , Wu C T , Lai C Y . A social recommender mechanism for e-commerce: Combining similarity, trust, and relationship[J]. Decision Support Systems, 2013, 55(3):740-752.

[37] Wei S , Ye N , Zhang S , et al. Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Combining Item Category with Interestingness Measure[C]// International Conference on Computer Science & Service System. IEEE, 2012.

[38] Jannach D , Zanker M , Felfernig A , et al. Recommender Systems: An Introduction[J]. 2011.

[39] Pazzani M J . Content-based recommendation systems[C]// Adaptive Web. Springer-Verlag, 2007.

[40] Aggarwal C C. Knowledge-Based Recommender Systems[M]// Recommender Systems. 2016.

[41] Burke R . Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments[J]. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2002, 12(4):331-370.

[42] Pazzani M J . A Framework for Collaborative, Content-Based and Demographic Filtering[J]. Artificial Intelligence Review, 1999, 13(5-6):393-408.

[43] Berjani B, Strufe T. A recommendation system for spots in location-based online social networks[C]// Workshop on Social Network Systems. 2011.

[44] Verbert K , Duval E , Lindstaedt S N , et al. Context-aware Recommender Systems[C]// Acm Conference on Recommender Systems. ACM, 2008.

[45] Masthoff J. Group Recommender Systems: Combining individual models//Ricci F, Rokach L,Shapira B , Kantor PB eds. Recommendation Systems Handbook. Berlin: Springer-Verlag , 2011:2-4

[46] Masthoff J . Modeling the multiple people that are me.[C]// International Conference on User Modeling. Springer-Verlag, 2003.

[47] Edmunds A , Morris A . The problem of information overload in business organisations: a review of the literature[J]. International Journal of Information Management, 2000, 20(1):0-28.