



综述

群组推荐分析与研究综述

吴云昌, 刘柏嵩, 王洋洋, 费晨杰
(宁波大学, 浙江 宁波 315211)

摘要: 随着大数据时代的到来, 推荐系统的应用领域也愈发广泛, 组推荐系统的推荐服务对象由单一用户扩展为群组成员, 正成为推荐系统领域的研究热点之一。组推荐系统需要考虑所有群体成员的偏好, 将各成员的偏好融合, 缓解群组成员之间的偏好冲突, 使推荐结果尽可能满足所有群组成员。主要对最近的组推荐的研究进展进行综述, 分别对群组分类、群组发现、群组预测推荐的前沿进行总结, 并概括了群组推荐的影响因素。最后, 对组推荐的研究点及其展望分别进行阐述。

关键词: 群组推荐; 群组发现; 偏好融合; 群组建模; 推荐系统

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2018306

Review of group recommendation analysis and research

WU Yunchang, LIU Baisong, WANG Yangyang, FEI Chenjie
Ningbo University, Ningbo 315211, China

Abstract: With the advent of age of big data, the application fields of recommendation systems have become increasingly widespread. The recommendation service object of the group recommendation systems are expanded from a single user to a group of members, and becoming one of the research hotspots in the recommendation system fields. The group recommendation system needs to consider the preferences of all group members, and to fuse the preferences of the members, and to alleviate the conflicts of preferences among them, so that the recommendation results satisfy all group members as much as possible. The recent research progress of the group recommendation was mainly reviewed. The frontiers of group classification, group detection and group prediction recommendation were summarized. And main factors of the group recommendations were generalized. Finally, the research points of group recommendation and its prospects were separately elaborated.

Key words: group recommendation, group detection, preference aggregation, group modeling, recommendation system

收稿日期: 2018-05-24; 修回日期: 2018-08-22

通信作者: 刘柏嵩, lbs@nbu.edu.cn

基金项目: 国家社会科学基金资助项目 (No.15FTQ002)

Foundation Item: The National Social Science Fund of China (No.15FTQ002)



1 引言

群组推荐是为参与共同活动的群体推荐满足群中所有成员共同爱好的信息系统。近些年,随着社交网络和在线社区的发展,具有相似兴趣的群体形成了各类虚拟社区,同样在实际生活中许多活动也是由多个用户以群组的形式参与的。然而传统的推荐方法是为了模拟个人的活动而设计的,无法满足为多人参与的项目进行推荐的需求。因此,推荐系统需要考虑群组中的每个用户的偏好需求进行推荐,这种推荐系统称为组推荐系统。近年来组推荐系统已经逐渐成为推荐系统领域的研究热点之一,广泛应用于视频服务^[1-2]、购物^[3]、旅行^[4]、通信^[5]、学习^[6]、学术知识^[7]和聚餐^[8]等诸多领域。与传统个性化推荐不同,群组推荐的对象由单一用户变成群组用户,其变化给推荐系统带来了新的挑战,即怎样提取群组成员的共同偏好,降低群组成员之间的偏好冲突,使推荐结果尽可能满足所有群组成员的需求,是组推荐系统研究急需解决的关键问题^[9]。国外对群组推荐系统的方法、理论、应用等进行了深入的研究,但国内对群组推荐系统的研究相对较少。

与传统个性化推荐不同,组推荐不仅以单一用户的偏好为推荐依据,还需考虑群组成员的偏好行为,根据组员的共同特征进行推荐,这种推荐系统称为组推荐系统(group recommender system)。至今群组推荐还未形成统一的定义,参考文献[9]利用共识分数对组推荐系统给出形式化的定义,其中共识分数从两个方面量化候选项目对群组的效用:整个群组对项目的偏好程度;群组成员之间的偏好差异程度。具体来说,分别量化为群组预测评分和群组分歧度。

$$\begin{aligned} F(G,i) &= w_1 \times \text{groupprerating}(G,i) + \\ &w_2 \times (1 - \text{dis}(G,i)) \\ w_1 + w_2 &= 1 \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\text{groupprerating}(G,i)$ 为群组对项目 i 的群组预测评分, $\text{dis}(G,i)$ 为群组成员之间对项目 i 评分的分歧度。组推荐的目标是找到特定的项目 i 使共识函数 $F(G,i)$ 最大化,故项目的群组预测评分越高,群组分歧度越低,就越能满足所有群组成员的偏好。然而,当组推荐列表由成员个体推荐列表利用社会化选择方法聚合形成时(如群组成员投票机制),此形式化定义不再适用,因此群组推荐的定义仍然是开放性问题。

从群组特征而言,群组分为拥有共同兴趣的既定群体,特定场合有共同目标的偶然异质群体,共享环境中无共同点的随机群体^[10-15]。也有研究根据组的类型将群组分为 4 类^[16]: 固定群,有共同的长期兴趣;偶然群,成员在特定时刻有共同目标,比如参观博物馆;随机群,特定时刻共处相同环境,成员之间没有明确的共同兴趣;自动识别群,根据用户的偏好或者可用资源自动检测组。群组类型和特征的识别,不仅有利于推荐方法和聚合策略的抉择,而且有利于用户选择性地加入群组。

2 群组推荐

群组推荐一般分为 3 个步骤: 群组形成, 识别具有与小组成员相似偏好的用户; 群组建模, 聚集群组成员的共同偏好; 群组预测推荐, 对项目预测评分并进行推荐。其推荐过程如图 1 所示, 以下根据这 3 个步骤分别进行探讨。

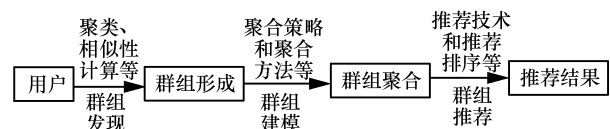


图 1 群组推荐过程

2.1 群组形成

在形成用户组时主要考虑组大小、组内凝聚力、关联强度 3 个因素。真实数据集一般不包含用户的群体信息, 研究人员主要通过随机分组、

计算相似度或者聚类 3 种策略识别群体。

(1) 相似度的计算可以采用皮尔逊或者余弦相似度等方法, 根据相似度大小取其前 N 位或当大于设定阈值时即同一群组。Contreras 等人^[10]通过比较项目特征与各用户偏好之间的相似度, 找出对目标项目感兴趣的用户, 形成候选用户群体。或将直接从社交网络交互中提取的社会因素结合成员相似性向用户推荐群组^[17-18], 挖掘潜在的群组并扩大用户的兴趣点。

(2) 聚类时可根据用户偏好和人口统计学等信息采用 k -means 聚类^[19]、模糊聚类^[20]、层次聚类^[16]以及谱聚类^[6]等聚类方法对用户进行聚类形成群组, 用户可以在不同群组之中^[21]。聚类时结合用户相似偏好、空间接近度及社会关系等因素, 使用户聚类更加准确^[22]。但是聚类算法易受数据稀疏和边缘距离的影响, 其数据稀疏性问题可以通过协同过滤^[23]和 SVD^[24]等填充评分, 或引入额外的信息, 如社交网络信息、标签或上下文信息等, 以缓解数据稀疏问题。然而相应地带来了时间复杂性问题, 不利于实时性地推荐。边缘距离的影响利用奇异值分解去除对聚类具有边缘影响的维度, 使得点对之间的距离变得更宽, 从而聚类效果更好^[25]。相似度的计算相对聚类更准确, 聚类较相似度计算速度更快, 但容易受到数据稀疏性的影响。

除此以外, Guo 等人^[26]根据标签信息和共同好友数量计算群组用户的相似度向单个用户推荐群组, 并揭示推动用户加入组的动机, 即活跃度高的用户倾向于通过社会关系加入群体, 活跃度低的用户通常根据兴趣加入群体。苑辰^[27]同时考虑群组用户的兴趣以及内部复杂关系, 融合重叠社区发现算法和基于贡献度的协同过滤算法, 实现对潜在群组的发现、建立、调整, 并向群组进行智能推荐。随着深度学习的推广, 王海燕等人^[19]利用基于卷积神经网络的文本表示方法获取服务潜在特征模型的先验分布, 将状态空间模型与概

率矩阵分解模型相结合, 获得用户潜在偏好向量与服务特征向量, 并对其运用聚类算法来发现潜在的群组。但上述发现方法大多假设用户的偏好是静态的, 忽视了时间因素带来的倾向迁移性问题。

2.2 群组建模

组推荐系统需要考虑所有群体成员的偏好, 将各成员的偏好融合, 缓解群组成员之间的偏好冲突, 使推荐结果尽可能满足所有群组成员, 所以融合策略和融合方法是组推荐系统的关键技术。融合策略结合不同的融合方法形成不同的推荐系统, 从而群组推荐的效果也不尽相同。

2.2.1 偏好融合策略

在组推荐系统中, 偏好融合是指根据群组成员的偏好提取群组偏好。偏好融合策略有时也被称为“融合规则”或“融合策略”。

(1) 普通融合策略

普通融合策略包括加法策略^[28]、均值策略 (average strategy)^[29]、连乘策略 (multiplicative)、最开心策略 (most pleasure)^[30]、赞成投票 (approval voting)^[29]、多元投票 (plurality voting)^[31]、Borda 计数 (Borda voting)、最受尊敬者策略 (most respected person)^[32]、科普兰规则 (copeland rule)^[32]、平均避免痛苦 (average without misery strategy)^[33]、最小痛苦 (least misery)^[34]和公平策略 (fairness strategy)^[35], 具体见表 1。

为了能够选择出最合适的策略, 可基于群体特征、情境化数据和交互痕迹的智能策略选择流程, 在不同的群规模上, 对于较大规模且高相似度的群体, 最大满意度策略要表现得更好^[36]; 对于低相似度和中等相似度的群体, 平均策略表现最佳; 对于小规模且高相似度的群体, 平均策略和最大满意度策略要优于最小痛苦策略。连乘策略和 Borda 策略在多种规模和多种类型的群体上表现优异。与个性化推荐相比, 小组建议最重要的目的是确保小组中的大多数成员对推荐结果感



表 1 普通聚合策略

策略	优点	缺点
加法/连乘策略	执行简单	可能将多个成员评价的低分项目预测为偏好项目而忽略少数成员评价的高分项目
均值策略	一定的隐私保护性能	推荐的项目评分可能具有高偏差
最小痛苦/最开心/最受尊敬者策略	仅考虑单独用户, 执行简单	单一成员来确定群体偏好有失偏颇, 难以把握群体的整体偏好。其中最小痛苦策略易受恶意评分影响
多元投票/赞成投票策略	考虑大多数用户偏好, 有一定公平性	未考虑负面偏好, 其中多元投票中分拣耗时较长
Borda 计数/公平策略	充分考虑项目优先级	排名优先高度依赖高平均分数和数量且没有考虑偏差
平均避免痛苦	避免恶性评分且具有一定公平性	仅排除极端情况, 没有考虑群体成员的整体偏差

到满意。因此, 必须将群体评级的偏差视为群体推荐中最重要的因素。为了克服现有聚合方法的局限性, 向上平衡法 (UL) 将偏差与平均策略和多元投票方法相结合, 使得推荐结果具有高平均分、高赞同率和低偏差性^[37]。此方法在大群中效果更优, 但参考文献^[37]中实验群体仅限于兴趣相似的同构群体。

表 1 中, 普通融合策略均有其一定的不足之处, 策略的选择应根据应用领域、成员偏好和群体特征 (成员之间的关系性质、群体凝聚力、群体结构、群体多样性和规模大小等) 等选择合适的聚合类型, 具体使用哪种融合策略能够达到最佳推荐效果, 仍是该研究领域的热点问题之一。类似传统推荐中融合不同的推荐算法, 组推荐系统也可以通过组合多种融合策略, 融合各自优点, 克服单一融合策略的不足。

(2) 加权聚合

普通融合策略将成员平等对待, 然而在实际应用中, 由于群组成员的差异性, 偏好融合时需要考虑不同的群组成员对群组偏好的不同影响。加权聚合策略根据群组内成员的角色、特征和影响力等因素, 在群组推荐的过程中为成员分配不同的权重, 如以群组成员的相似性^[18]、影响力、经验值^[18]、活跃度^[18]等因素为依据, 为每个群组成员分配不同的权值。加权模型还可以细分为静

态模型和交互模型。静态模型中的群组成员权重通常是通过一些启发式方法预定义的权重, 如根据人口统计信息为群组分类进而为不同类别分配不同权值。而交互模型中的权重由用户和项目的交互行为得到, 例如用户评分数量越多, 其在群组中分越重。Ji 等人^[38]将组构建成拓扑图形, 取其联通子图, 根据子图链接信息为成员与子组分配权重。成员贡献 (member contribution score, MCS) 模型仅根据评价信息结合可分离的非负矩阵分解技术衡量用户在群组中的重要程度, 而不需要额外的附加信息, 但易受评分稀疏性的影响^[39]。由于群体兴趣相关的主题方面的专家通常更具影响力, Yuan 等人^[15]通过概率模型来模拟群体活动的生成过程并提出群体建议。除此以外, 还可根据用户活跃度^[26]和中心性^[29]为用户分配不同权重。整体而言, 成员在群组中权值大小从自身属性及社会活动两个方面进行量化, 但社会活动数据较少, 通过跨平台的方式获取用户的行为数据, 能更好地实现对用户的整体评价。

(3) 动态交互聚合

由于群组成员的变动以及推荐过程中的动态调整, 聚合机制不应一成不变。僵化的聚合忽略了群体环境和情境需求的动态性, 不能及时更新群组的变化, 不能完全描述群体决策的结果。小组的推荐需要强调组内决策的过程, 用户偏好易

受到群体的情境背景以及群体内发生的社交互动的影响^[40], 应根据不同的情景与时机等因素实时调整。现有的推荐算法根据用户在群组中参与的评分以及个人偏好, 使用遗传算法和模拟退火算法, 学习成员在群组中的交互行为, 分析成员影响力的权重, 但不仅需要群组和用户的共同评分项, 还需群组成员在其他群组也参与评分。

根据用户间的交互行为可以获得用户在群组中的权重^[41], 但用户交互行为信息的获取较为困难, 不能对群组成员权重进行实时更新。而 Castro 等人^[42]使用智能权重矩阵表征关系推动聚合过程, 群组成员之间的关系通过意见动态引入, 实现动态的群组推荐。当组中意见不一致时, 修改权重矩阵以达成共识。但算法促使的成员交互可见性较差, 引入界面能促进成员进行显示交互式交流, 以加强小组成员之间的沟通、协调和说服, 但是用户之间的角色(例如领导者、合作者还是跟随者)没有被考虑^[10]。交互能了解用户是否愿意改变个人偏好以促进群体达成一致的意愿, 在用户偏好形成和项目推荐阶段均可应用社交互动中的谈判和协商及时反馈用户意见^[43], 偏好形成时的交互能更好地实现项目推荐, 项目推荐时的协商能反促偏好的融合。通过建立协商代理向群中用户逐一发送消息对结果进行收集反馈, 不仅

促进用户的交互, 还能保护用户隐私不外泄。

2.2.2 偏好融合方法

根据偏好融合发生在推荐过程阶段的不同以及融合内容的不同, 偏好融合方法一般分为 3 类: 偏好模型融合、推荐结果融合和评分融合。其中, 推荐结果融合和评分融合统称为推荐融合。偏好融合策略与偏好融合方法无关, 即偏好融合策略既可以融合用户偏好模型(模型融合), 也可以用于融合用户的推荐结果(推荐融合)。模型融合方法和推荐融合方法如图 2 所示。

(1) 偏好模型融合

模型融合在推荐生成之前进行偏好融合, 通过汇总个体成员的偏好形成群组偏好模型以表示整个群体的偏好, 其输入为成员偏好模型, 输出为群组的偏好模型。偏好模型通常由显性反馈中的用户项目评分、特征评分向量以及隐式反馈中关键词—权值对、标签等形式表示。在建模时, 可从个人属性和关系属性两个维度出发, 根据用户人格、专业程度、社会关系和相似性等因素对小组进行全面考察^[44]。但是将成员的偏好集中于单值, 并不能反映全面的群体情况, 因此需要将组配置文件视为偏好分布, 从多维描述群体的兴趣, 不仅解决推荐时的稀疏问题, 而且在大规模异构群体有很好的实验效果^[45]。用户兴趣并不是

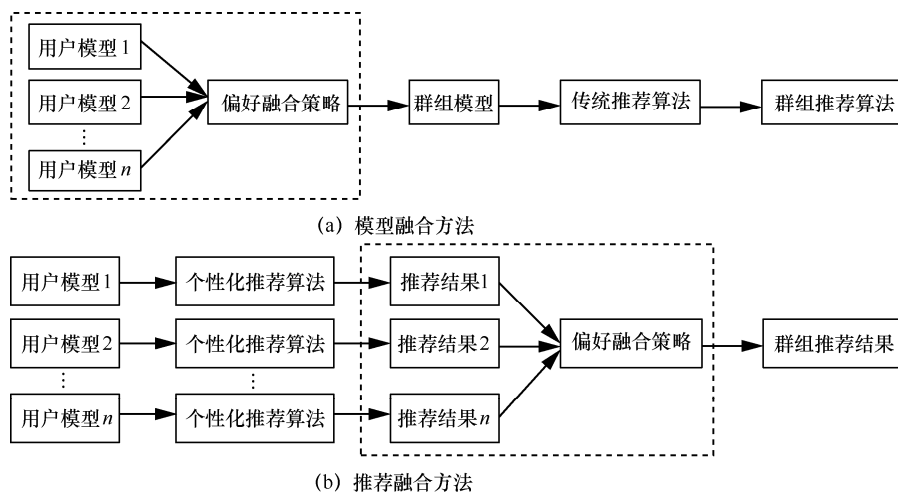


图2 融合方法



一成不变的,随着时间的变化而改变,需要根据用户所属组的组活动信息提取用户最近感兴趣的项目特征,用来持续更新用户的配置文件。因此,群组偏好模型应从多维度考察、分布式表示并持续性更新^[18]。Kaqita 等人^[46]将个人优先挖掘模型扩展到组推荐。用户配置文件按照组成员使用项目的优先级关系转化为概率大小,按照阈值或者权重综合所有成员项目的传递优先级,构建组的虚拟用户配置文件。用虚拟用户代表群组,也是一种模型的融合。Zhao 等人^[47]根据纳什均衡的思想,通过博弈过程模拟团组成员的偏好,结合矩阵分解聚合每个组成员的偏好。偏好模型融合算法流程如下。

步骤 1 根据组员用户偏好以某种规则融合成群组偏好模型,代表群组整体的偏好。

步骤 2 利用组员偏好模型预测组成员整体对各候选项目的偏好度。

步骤 3 对组对项目的偏好度进行降序排列,取其前 K 个项目形成组推荐列表。

(2) 推荐结果融合

推荐融合在推荐生成之后进行偏好融合。首先为每个群组成员生成推荐列表,然后将每个群组成员的推荐列表融合生成群组推荐列表,其中成员个体的建议是独立产生的。推荐结果融合算法流程如下。

步骤 1 对于每个成员 m_u , 采用合适的推荐算法,为每个项目 i 预测评分 r_{ui} ; 根据预测评分选取最高的 K 个项目,作为 m_u 的个人推荐列表。

步骤 2 融合所有组员个人的推荐列表,形成群组推荐项目候选集。

步骤 3 对候选集以某种规则排序,得到组推荐列表。

(3) 评分融合

首先预测每个群组成员对候选项目的评分,然后融合群组成员的预测评分,得到群组的预测评分。与推荐结果融合相比,都需要先为各组员对项目进行评分,但无需得到成员的个人推荐结

果。评分融合算法流程如下。

步骤 1 对于每个候选项 i , 根据推荐算法完善各成员 m_u 对候选项目 i 的评分 r_{ui} ; 采用融合规则得到该项目的组评分 R_i 。

步骤 2 对组评分进行降序排列,选取排名前 K 个项目形成群组推荐列表。

偏好模型融合方法的缺点是组成员之间并不总是共享相同的偏好,通过对群组简档进行建模来表示所有组成员的偏好时可能发生偏好冲突,忽略了部分用户的意见,尤其对不活跃用户不公平,所以需要采取多种策略来减轻偏好冲突造成的不满。推荐融合忽略了组成员之间的互动和影响,因为用户单独行为和和在群组中的行为是不同的^[48]。也可利用用户历史评分记录和部分小组项目评分,对小组成员的行为进行建模,区分单独行为和和在群组中的行为,明确个人单独评分和在小组中评分的差异^[49]。

模型融合与推荐融合的推荐效果不能一概而论,且受实现的推荐算法影响^[50]。在偏好融合方法的选择上,目前并没有统一的指导策略能够确定。在一些组推荐典型应用中,偏好融合方法一般是根据实际情况得到的。由于群体的动态性、差异性以及群体成员的复杂社会关系,应该调查影响个体偏好的群体特征以及群体的形成、演化、动态性和差异性等设计合理的聚合方法。

2.3 群组预测推荐及其特征影响

群体推荐的挑战源于群体的动态性、多样性以及生成模型描述群体的能力。组推荐技术传统上假定用户是独立的个人,忽视了社交互动和用户之间关系的影响。通过挖掘用户和小组之间的关系,将个体用户、群组和项目之间的关系描述成群体的结构信息,一定程度上缓解数据稀疏性的问题^[51]。参考文献[52]提出了基于概率链接结构分析的随机方法,通过丰富的标签生成分类衍生图,以反映用户之间,项目之间以及用户与项目之间的关系。

群组主题是从语义层次概括群组信息特征, 群组中的用户对不同的主题有不同的偏好。可以根据主题为导向, 将用户主题影响力或领导力作为权值汇总用户的评分作为组的预测评分^[53-54]。只有关系密切的小组成员在活动决策时扮演领导角色, 主题概率模型(generative model with individual and subgroup-based topics, GIST)将个体成员的兴趣和子群体的兴趣融合成联合模型, 最终汇总成员的决策和子群组的决策^[38]。此外, 使用协同过滤、基于内容、基于知识以及人口统计混合建档^[55-56], 根据组中成员之间的社会关系对评分加权修正, 也可融合受欢迎度、时间影响力和地理距离等背景信息进行事件推荐^[57-58]。潜在群体因素缓解了事件推荐中广泛存在的冷启动问题。群组推荐主要技术见表 2。

小组决策一般涉及群体成员一致的情况, 最好是成员在加入群组之前达成共识^[59], 其关键在于如何处理成员的分歧, 通常由共识过程解决以达到组内高度的一致性^[60-61]。但大多数已建立的共识模型只是将组成员的意见进行例如算数平均值等简单的处理, 意见不一致的成员被迫地执行给定的建议。因此, 为提高群组共识和组推荐的推荐质量, 应该引入以下几个特性进行推荐。

(1) 经验性

专家定义为通过在特定领域工作或学习并取得相当丰富知识和经验的人员。为达成共识, 集体决策过程通常需要温和或激烈地讨论。在这个过程中, 每个小组成员都可以根据自己的经验陈述自己的意见。通常一个小组的专家更具影响力, 可以说服其他小组成员, 从而使得最终群体决策更倾向于与群组专家的决定相一致, 且能保证群组推荐的高质量^[15,18,62]。

(2) 相似性

相似性是群组凝聚力的体现, 相异性则描述了任何两个群体成员之间的分歧。当两个成员之间的兴趣偏好越接近, 则对群组推荐的项目具有不同意见的概率越低。群组推荐中群组关系强度对个人满意度的影响不同, 参考文献[63-64]根据群体背景(外部和内部)模拟用户满意度的变化, 但其中测试用户过少。

(3) 社会性

群组成员之间通过社交关系直接或间接相互联系。由于成员之间的互相影响, 群体决定易受到社会关系的影响。一个具有强大社会关系的群体有利于最大化群体中用户的满意度, 根据社会关系强弱选择不同的聚合策略。通过引入面向偏

表 2 群组推荐主要技术

群组推荐技术	特点	不足
基于深度学习的组推荐	捕捉群组成员与项目之间的非线性关系, 在不同群组甚至不同项目上动态分配权值, 实现群组的动态推荐	可解释性不强
基于智能算法的组推荐	结合算法自身的优越性, 根据成员间相似关系和相互作用等影响, 量化成员在群组中的权值	同时也带来智能算法自身的缺陷; 需要群组和用户的共同评分项; 实时性相对深度学习较差
基于符号数据的组推荐	能够在不丢失信息的条件下从全局上把握数据特征; 能对数据降维处理, 减小算法复杂度; 改善点数据的推荐算法, 扩展其应用领域	源数据要求较高, 依靠群组用户对某个项目进行精确打分; 冷启动问题影响明显
基于信任及可信度的组推荐	通过结合信任、偏好和专长与社会信息相结合, 用户群划分考虑更为全面; 推荐结果可信度较高	易陷入盲目的信任问题; 信任度易随时间推移发生改变
基于社区网络的组推荐	考虑成员间相似性和相互作用的影响, 结合协同过滤, 通过群体决策理论和权重对推荐结果进行排序, 达到高精度推荐	源数据要求很高, 如个人信息是否完善及信息的安全性和身份的不确定性
基于标签的组推荐	结合个人和项目标签, 群组划分更为精准且全面, 还能缓解数据稀疏性的问题, 提高推荐效果	算法复杂度高, 数量庞大时推荐的过程耗时长且效率较低



好的社交网络来捕捉在社交网络中互动的个体之间偏好排名的相关性。而当偏好缺失时,还可根据社会关系和社会群体影响力预测个人偏好^[65-66]。但一个团体并不总是包含成员之间的明确的关系,限制了其适用范围。

(4) 信任性

用户倾向于依赖于他们信任的人(朋友)的推荐,而不是基于匿名评级的建议。信任分为局部信任和全体信任,直接信任和间接信任,具有传播性和双向性。通过构建群组成员之间信任关系,提出信任诱导推荐机制,结合组员的共识度(consensus degree, CD)及和谐度(harmony degree, HD)提出群体共识政策,达到群组最高的和谐度和共识度^[67-70]。Hong 等人^[71]从用户观看电影的历史记录和影片内容特征获取社交亲和度和可信度,基于两个方面形成共识函数以及组推荐,然而小组成员通过历史行为推断小组成员的偏好,不活跃用户的偏好难以捕捉。社会信任计算可从社交距离、关系强度、互享程度、共同兴趣和共同出现次数等维度衡量。信任值随着传播具有信任衰减性,用户的信任分数越高,与该用户相关的意见就越重要。

3 组推荐研究点总结与展望

(1) 个体层面:个性隐私

群组建议中大多根据评分等衡量用户权重,而没有考虑以人为主体的性格与态度。当兴趣发生冲突时不同用户有不同的期望,导致对待群组建议时有不同行为和态度。一般采用 TKI 性格测试^[44]从自信和合作两个维度衡量人在冲突情况下,用户是否愿意改变个人偏好以利于群体达成共识的愿望^[43],并将其合作程度和让步策略等行为记入用户偏好配置文件,促进用户之间的协商谈判,以建立满足其最低要求的组配置文件^[72]。群组推荐中成员之间相互影响,相应关系(社会关系及成员关系等)的作用通常比个人偏好更重

要,但是社交关系的获取不仅数据稀疏而且涉及用户隐私问题。隐私保护的主要挑战是向用户提供准确的推荐,而不要求用户向推荐系统公开他们的个人评级。在群内进行推荐,成员一定程度泄露个人的推荐数据和隐私数据,应控制成员加入以防止隐私泄露。可以通过匿名处理和设置代理人^[73]等方式将隐私隐藏在人群中^[74],或者提前生成组成员的授权文件,明确各成员的隐私范围^[75],甚至直接创建代表组简档兴趣分布的虚拟用户^[76]。

TKI 测试相对复杂且不够友好,不利于较大群体及实际群体的应用,后续可以结合深度学习,根据用户的个性化推荐列表和其群组推荐列表之间的异同循环学习到用户的个性强度。隐私的保护与推荐的准确度是一个相对的问题,如何在提升推荐准确度的情况下最大化隐私保护,这也是需要着重研究的。

(2) 群组特征方面:异质规模

群组大小、组内凝聚力、关联强度是群组的关键特征^[77],不仅涉及群组形成的好坏,而且关乎组推荐结果质量的高低。当前组推荐大多集中于同质小规模群体,反之异质、大规模群体不仅研究较少,且推荐结果很不理想,因为单一值的兴趣偏好不足以代表所有用户的偏好,需要将组文件中偏好集中于单一值转为偏好分布,多维度刻画群体特征,对于高度偏好冲突的大型群体有较高的推荐质量^[78]。

将异构的成员形成紧密型群组是相对困难的,而且还在大规模群体中找到最普遍的兴趣,使异质群体最大可能达成共识更是加大挑战。仅从数据自身考虑不能满足要求,应从社会关系以及人口统计等信息挖掘用户深层的偏好,将组文件的单一值偏好转为偏好分布表示,寻求最大化的共同兴趣。

(3) 群组形成方面:动态加权

随着时间的推移以及群组成员的自由加入或

离开,用户配置文件和组配置文件也应随着兴趣的改变实时更新。由于个人属性(个性、经验等)和社会属性(社交、相似性等)的不同,群组成员之间的影响程度也不同。不应采用单一、平等的方式进行聚合,反之应从多维角度动态加权聚合。

结合内容的相似性、关系的亲和性、经验的专业性等因素可以判别用户在组中的影响力大小。但是动态地实时更新策略以及自适应地动态调整其中的权值和阈值需要更进一步的研究。

(4) 群组反馈方式: 互动协商

群组推荐需要群体成员以及成员与群组之间的协商和交互。协商交互过程中群组成员间存在情绪感染、从众等相互影响作用,成员通过交互可使组员了解其他用户的偏好,协商有利于整体偏好的形成,反馈能改善推荐列表的质量。为提升用户之间及用户与推荐系统之间的互动协商,可以:设计交互界面,成员方便通过界面查看自身权重,与其他成员协商选择适当反馈参数^[79];构建反馈框,为每个组成员输出一个反馈向量,使得成员的满意度最大化^[78];将组推荐作为双向过程,捕捉个体内在兴趣与群体影响力的互动关系^[80]。

仅显示推荐列表使用户很难相信推荐的项目是有用的,解释推荐可以帮助群体成员了解推荐结果的生成过程,提高用户对提议建议的满意度及对系统的信任度,有助于改进以后的推荐精度,减少成员之间的冲突,达成群组共识。例如亚马逊的“购买这个产品的顾客也买了...”的推荐列表。可通过文本或图形两种解释形式^[81],提升用户对推荐系统的信任度。反馈互动如图3所示。

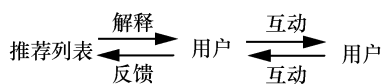


图3 反馈互动

如何提高互动协商的参与度,如何选择互动协商的时机(例如推荐前还是推荐聚合后)更好

地提高推荐满意度,相关研究还十分稀少。同时,解释的可视化及互动的交流性造成了用户的隐私泄露问题,提高透明度与隐私保护度的权衡问题还没有得到很好的解决。

(5) 群组系统评价: 公平效率

大多数现有的聚合方法主要为基于高平均值的群体成员提供推荐项目,虽然看似合理,但這些方法显然无法反映群体中所有用户的倾向。公平性的最大化可能会损害用户的满意度,即当向群体推荐普遍不喜欢的项目时,公平性高,但总体满意度低,所以群组推荐时在保持公平性的同时尽量提高整体满意度^[82]。为解决公平性问题,可以采用基于“记忆”的组推荐,存储了群组成员对建议的满意程度。未来的研究需要考虑群组推荐的计算时间优化,以有效地处理大数据。尤其对于移动在线小组,需要及时推荐项目,可以将项目聚集成组,转化为用户对项目组的偏好^[83],同样也需要考虑项目包的类别和约束对群组的公平性问题^[84]。

如何在保证群体推荐满意度的同时提升个人用户的公平性,是一个亟待解决的问题。当前的组推荐一般以人为组,可以应用双视角对于人与项目分别同时聚集成组,进行成员组与项目组之间的匹配,节省时间,提高效率。

(6) 群组数据清洗: 自然噪音

用户的评级可能因用户错误等因素而引入噪音。这种没有恶意的错误引入被称为自然噪音,自然噪音对推荐准确度有负面影响,但在噪音管理时会有所改善,然而自然噪音问题在组推荐领域尚未得到完全解决。基于模糊工具(natural noise management for groups based on fuzzy tools, NNMG-FT)表征用户和项目的评分趋势,将不符合其相应用户和项目趋势的评级被标识为噪音并纠正^[85]。

自然噪音的引入能将用于推荐的数据进行“清洗”,但是对恶意噪音和自然噪音的识别以及



自然噪音的处理问题还要进一步地攻克。

除此以外,进行组推荐时还应多关注用户不满意的评价,组推荐的冷启动、数据稀疏性^[45]、推荐项目清单的顺序,成员-小组-项目之间的全面关系,项目满意度最大化同最小化项目之间的相似性(多样性)^[86]等都是需要重点关注并解决的问题,也是未来的研究方向。

4 结束语

随着群体生活的增加,群体推荐已逐步成为热门研究方向。与个性化推荐不同,组推荐的对象由单一个体变成群组成员,引出了聚合策略以及公平性等亟需解决的重大问题。根据群组特征和社会化因素,融合群组成员偏好以满足所有群组成员的偏好需求是组推荐系统的主要任务。本文主要根据最近参考文献对群组推荐系统展开研究与分析。依照群组发现、群组聚合、群组预测推荐的组推荐进程进行分别综述,并结合近期研究工作对组推荐系统研究点进行总结,对其研究方向进行了展望。群组推荐已应用于各领域,但在学术推荐领域,群组推荐尚未涉及,接下来笔者将开展学术资源群组推荐研究,加快学术交流,扩展研究人员的兴趣,促进知识的传播。深度学习的运用能捕捉群组成员之间、成员与项目之间的线性与非线性关系,在不同群组甚至不同项目上动态分配权值,实现群组的动态推荐。因此结合深度学习开展的群组推荐研究,必将推动组推荐应用的快速发展。

参考文献:

- [1] ZHOU X, CHEN L, ZHANG Y, et al. Enhancing online video recommendation using social user interactions[J]. VLDB Journal, 2017, 26(1): 1-20.
- [2] 陈建. 基于情境感知的广播电视群组推荐方法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2017.
CHEN J. Research on the group recommendation method based on context-aware for broadcast television[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2017.
- [3] XU J C. Family shopping recommendation system using user profile and behavior data[J]. arXiv:1708.07289, 2017.
- [4] PESSEMIER T D, DHONDT J, MARTENS L. Hybrid group recommendations for a travel service[J]. Multimedia Tools & Applications, 2017, 76(2): 1-25.
- [5] 林晓勇, 俞洋, 糜正琨. 一种基于用户行为预测的群移动性管理模型[J]. 电信科学, 2017, 33(8): 94-99.
LIN X Y, YU Y, MI Z K. A model of group mobility management based on user behavior prediction[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(8): 94-99.
- [6] XIE T, ZHENG Q, ZHANG W. A behavioral sequence analyzing framework for grouping students in an e-learning system [J]. Knowledge-Based Systems, 2016(111): 36-50.
- [7] LAI C H. Applying knowledge flow mining to group recommendation methods for task-based groups[J]. Journal of the Association for Information Science & Technology, 2015, 66(3): 545-563.
- [8] ZHANG C, ZHANG H, WANG J. Personalized restaurant recommendation method combining group correlations and customer preferences[J]. Information Sciences, 2018(454-455): 128-143.
- [9] 张玉洁, 杜雨露, 孟祥武. 组推荐系统及其应用研究[J]. 计算机学报, 2016, 39(4): 745-764.
ZHANG Y J, DU Y L, MENG X W. Research on group recommendation system and their application[J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(4): 745-764.
- [10] CONTRERAS D, SALAMÁ M, PASCUAL J. A Web-based environment to support online and collaborative group recommendation scenarios[J]. Applied Artificial Intelligence, 2015, 29(5): 480-499.
- [11] KIM N, LEE J H. Performance analysis of group recommendation systems in TV domains[J]. International Journal of Fuzzy Logic & Intelligent Systems, 2015, 15(1): 45-52.
- [12] QUINTARELLI E, RABOSIO E, TANCA L. Recommending new items to ephemeral groups using contextual user influence [C]// The 10th ACM Conference on Recommender Systems, September 15-19, 2016, Boston, USA. New York: ACM Press, 2016: 285-292.
- [13] HU L, CAO J, XU G, et al. Deep modeling of group preferences for group-based recommendation[C]// Twenty-Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence, July 27-31, 2014, Québec, Canada. Palo Alto: AAAI Press, 2014: 1861-1867.
- [14] RONEN I, GUY I, KRAVI E, et al. Recommending social media content to community owners[C]//International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval, July 17-21, 2014, Pisa, Italy. New York: ACM Press, 2014: 243-252.
- [15] YUAN Q, CONG G, LIN C Y. COM: a generative model for group recommendation[C]// ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, August 24-27, 2014, New York, USA. New York: ACM Press, 2014: 163-172.
- [16] NTOUTSI E, STEFANIDIS K, KJETIL G, et al. Fast group recommendations by applying user clustering[M]// Conceptual Modeling. Heidelberg: Springer, 2012: 126-140.

- [17] CHRISTENSEN I A, SCHIAFFINO S. Social influence in group recommender systems[J]. *Online Information Review*, 2014, 38(4): 5.
- [18] BOK K, LIM J, YANG H, et al. Social group recommendation based on dynamic profiles and collaborative filtering[J]. *Neurocomputing*, 2016, 209(C): 3-13.
- [19] 王海艳, 董茂伟. 基于动态卷积概率矩阵分解的潜在群组推荐[J]. *计算机研究与发展*, 2017, 54(8): 1853-1863.
WANG H Y, DONG M W. Latent group recommendation based on dynamic probabilistic matrix factorization model integrated with CNN[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2017, 54(8): 1853-1863.
- [20] VALLIYAMMAI C, PRASANNAVENKATESH R, VENNILA C, et al. An intelligent personalized recommendation for travel group planning based on reviews[C]//Eighth International Conference on Advanced Computing, December 19-22, 2016, Macao, China. Piscataway: IEEE Press, 2016: 67-71.
- [21] HUANG S, MA J, CHENG P, et al. A hybrid multigroup coclustering recommendation framework based on information fusion[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems & Technology*, 2015, 6(2): 1-22.
- [22] KHAZAEI E, ALIMOHAMMADI A. An automatic user grouping model for a group recommender system in location-based social networks[J]. *International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(2): 67.
- [23] BORATTO L, CARTA S. Using collaborative filtering to overcome the curse of dimensionality when clustering users in a group recommender system[C]//International Conference on Enterprise Information Systems, October 12-14, 2014, Thessaloniki, Greece. Heidelberg: Springer, 2014: 564-572.
- [24] SHI J, WU B, LIN X. A Latent group model for group recommendation[C]//IEEE International Conference on Mobile Services. Jun 27-July 2, 2015, New York, USA. Piscataway: IEEE Press, 2015: 233-238.
- [25] ZHANG C, ZHOU J, XIE W. A users clustering algorithm for group recommendation[C]//2016 4th International Conference on Applied Computing and Information Technology/3rd International Conference on Computational Science/Intelligence and Applied Informatics/1st International Conference on Big Data, Cloud Computing, Data Science & Engineering (ACIT-CSII-BCD), December 12-14, 2016, Las Vegas, USA. Piscataway: IEEE Press, 2016: 352-356.
- [26] GUO C, LI B, TIAN X. Flickr group recommendation using rich social media information[J]. *Neurocomputing*, 2016(204): 8-16.
- [27] 苑辰. 基于重叠社区发现的群组推荐算法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2014.
YUAN C. Research on group recommendation algorithms based on overlapping community discovery[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2014.
- [28] KAŠŠÁK O, KOMPAN M, BIELIKOVÁ M. Personalized hybrid recommendation for group of users: Top N multimedia recommender[J]. *Information Processing & Management*, 2015, 52(3): 459-477.
- [29] MOVAGHAR A, MOVAGHAR A, MOVAGHAR A, et al. Centrality-based group formation in group recommender systems[C]//International Conference on World Wide Web Companion, April 3-7, 2017, Perth, Australia. [S.l.:s.n.], 2017: 1187-1196.
- [30] BORATTO L, CARTA S, FENU G. Discovery and representation of the preferences of automatically detected groups: exploiting the link between group modeling and clustering[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2016, 64(2): 165-174.
- [31] KHOSHKANGINI R, PINI M S, ROSSI F. A self-adaptive context-aware group recommender system[M]// *AI*IA 2016 Advances in Artificial Intelligence*. Heidelberg: Springer, 2016.
- [32] MASTHOFF J. Group recommender systems: aggregation, satisfaction and group attributes[M]// *Recommender Systems Handbook*. New York: Springer US, 2015.
- [33] CHAO D L, BALTHROP J, FORREST S. Adaptive radio: achieving consensus using negative preferences[C]// International ACM SIGGROUP Conference on Supporting Group Work, November 6-9, 2005, Florida, USA. New York: ACM Press, 2005: 120-123.
- [34] AGARWAL A, CHAKRABORTY M, CHOWDARY C R. Does order matter? Effect of order in group recommendation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2017(82): 115-127.
- [35] VILLAVICENCIO C, SCHIAFFINO S, DIAZ-PACE J A, et al. A MAS approach for group recommendation based on negotiation techniques[M]// *Advances in Practical Applications of Scalable Multi-agent Systems*. Heidelberg: Springer, 2016.
- [36] BERNIER C, BRUN A, AGHASARYAN A, et al. Topology of communities for the collaborative recommendations to groups[R]. 2010.
- [37] SEO Y D, KIM Y G, LEE E, et al. An enhanced aggregation method considering deviations for a group recommendation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018(93): 299-312.
- [38] JI K, CHEN Z, SUN R, et al. GIST: a generative model with individual and subgroup-based topics for group recommendation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018(94): 81-93.
- [39] WANG W, ZHANG G, LU J. Member contribution-based group recommender system[J]. *Decision Support Systems*, 2016(87): 80-93.
- [40] DELIC A, NEIDHARDT J, NGUYEN T N, et al. Observing group decision making processes[C]//ACM Conference on Recommender Systems, September 15-19, 2016, Boston, USA. New York: ACM Press, 2016: 147-150.
- [41] 唐福喜, 刘克剑, 冯玲, 等. 基于用户交互行为的群组推荐偏好融合策略[J]. *西华大学学报: 自然科学版*, 2016, 35(3): 51-56.
TANG F X, LIU K J, FENG L, et al. Research on the integration strategy of group recommendation based on user's interactive behaviors[J]. *Journal of Xihua University (Natural Science)*, 2016, 35(3): 51-56.
- [42] CASTRO J, LU J, ZHANG G, et al. Opinion dynamics-based group recommender systems[J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems*, 2017: 1-13.
- [43] MÁRQUEZ J O Á, ZIEGLER J. Preference elicitation and negotiation in a group recommender system[M]// *Human-*



- Computer Interaction-Interact 2015. Heidelberg: Springer, 2015: 20-37.
- [44] GUO J, ZHU Y, LI A, et al. A social influence approach for group user modeling in group recommendation systems[J]. IEEE Intelligent Systems, 2016, 31(5): 40-48.
- [45] GUO Z, TANG C, TANG H, et al. A novel group recommendation mechanism from the perspective of preference distribution[J]. IEEE Access, 2018(6): 5865-5878.
- [46] KAGITA V R, PUJARI A K, PADMANABHAN V. Virtual user approach for group recommender systems using precedence relations[M]. Amsterdam: Elsevier Science Inc., 2015.
- [47] ZHAO H, LIU Q, GE Y, et al. Group preference aggregation: a Nash equilibrium approach[C]// IEEE International Conference on Data Mining, November 18-21, 2017, New Orleans, USA. Piscataway: IEEE Press, 2017: 679-688.
- [48] 胡川, 孟祥武, 张玉洁, 等. 一种改进的偏好融合组推荐方法[J]. 软件学报, 2018(10): 1-21.
- HU C, MENG X W, ZHANG Y J, et al. An enhanced group recommendation method based on preference aggregation[J]. Journal of Software, 2018(10): 1-21.
- [49] SACHARIDIS D. Group recommendations by learning rating behavior[C]// Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization, July 4-7, 2017, Prague, Czech Republic. New York: ACM Press, 2017: 174-182.
- [50] PESSEMIER T D, DOOMS S, MARTENS L. Comparison of group recommendation algorithms[J]. Multimedia Tools & Applications, 2014, 72(3): 2497-2541.
- [51] FENG S, CAO J. Improving group recommendations via detecting comprehensive correlative information[J]. Multimedia Tools & Applications, 2015, 1(76): 1355-1377.
- [52] KIM H N, SADDIK A E. A stochastic approach to group recommendations in social media systems[J]. Information Systems, 2015(50): 76-93.
- [53] WANG J, LIU Z, ZHAO H. Topic oriented user influence analysis in social networks[C]//IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, December 6-9, 2015, Singapore. Piscataway: IEEE Press, 2015: 123-126.
- [54] WANG J, ZHAO H, LIU Z, et al. Exploring user influence for topical group recommendation[J]. Chinese Journal of Electronics, 2017, 26(1): 106-111.
- [55] CHRISTENSEN I, SCHIAFFINO S, ARMENTANO M. Social group recommendation in the tourism domain[J]. Journal of Intelligent Information Systems, 2016, 47(2): 1-23.
- [56] PESSEMIER T D, DHONDT J, MARTENS L. Hybrid group recommendations for a travel service[J]. Multimedia Tools & Applications, 2017, 2(76): 2787-2811.
- [57] JHAMB Y, FANG Y. A dual-perspective latent factor model for group-aware social event recommendation[J]. Information Processing & Management, 2017, 53(3): 559-576.
- [58] ZHANG C, GARTRELL M, MINKA T P, et al. GroupBox: a generative model for group recommendation: technical report MSR-TR-2015-61[R]. 2015.
- [59] CABRERIZO F J, CHICLANA F, AL-HMOUZ R, et al. Fuzzy decision making and consensus: challenges[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2015, 29(3).
- [60] LIAO H, XU Z, ZENG X J, et al. An enhanced consensus reaching process in group decision making with intuitionistic fuzzy preference relations[J]. Information Sciences, 2015, 329(C): 274-286.
- [61] GONZÁLEZ-ARTEAGA T, ROCÍO D A C, CHICLANA F. A new measure of consensus with reciprocal preference relations[J]. Knowledge-Based Systems, 2016(107): 104-116.
- [62] SUN L, WANG X, WANG Z, et al. Social-aware video recommendation for online social groups[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19(3): 609-618.
- [63] BARILE F, MASTHOFF J, ROSSI S. The adaptation of an individual's satisfaction to group context: the role of ties strength and conflicts[C]//Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization, July 4-7, 2017, Prague, Czech Republic. New York: ACM Press, 2017: 357-358.
- [64] HONG M, JUNG J J. My movie history: social recommender system by discovering social affinities among users[M]. Bristol: Taylor & Francis, Inc., 2016, 47(1-2): 88-110.
- [65] SALEHI-ABARI A, BOUTILIER C. Preference-oriented social networks: group recommendation and inference[C]//ACM Conference on Recommender Systems, September 16-20, 2015, Vienna, Austria. New York: ACM Press, 2015: 35-42.
- [66] GAO L, WU J, QIAO Z, et al. Collaborative social group influence for event recommendation[C]//25th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management, October 24-28, 2016, Indianapolis, USA. New York: ACM Press, 2016: 1941-1944.
- [67] ZHAO H, LIU Q, GE Y, et al. Group preference aggregation: a Nash equilibrium approach[C]//IEEE International Conference on Data Mining, November 18-21, 2017, New Orleans, USA. Piscataway: IEEE Press, 2017: 679-688.
- [68] CHU J. Social network analysis based approach to group decision making problem with fuzzy preference relations[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2016, 3(31): 1271-1285.
- [69] LIU Y, LIANG C, CHICLANA F, et al. A trust induced recommendation mechanism for reaching consensus in group decision making[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 119(C): 221-231.
- [70] AMER-YAHIA S, OMIDVAR-TEHRANI B, ROY S B, et al. Group recommendation with temporal affinities[C]// EDBT, March 23-27, 2015, Brussels, Belgium. [S.l.:s.n.], 2015: 159-168.
- [71] HONG M, JUNG J J, CAMACHO D. GRSAT: a novel method on group recommendation by social affinity and trustworthiness[J]. Journal of Cybernetics, 2017, 48(3): 140-161.
- [72] GARCIA I, SEBASTIA L. A negotiation framework for heterogeneous group recommendation[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(4): 1245-1261.
- [73] LI D, LV Q, SHANG L, et al. Efficient privacy-preserving content recommendation for online social communities [J]. Neurocomputing, 2017(219): 440-454.
- [74] CHECCO A, BIANCHI G, LEITH D J. BLC: private factorization recommenders via automatic group learning[J]. ACM Transactions on Privacy and Security, 2017, 2(20).

- [75] AHMED K W, MOURI I J, ZAMAN R, et al. A privacy preserving personalized group recommendation framework[C]// International Conference on Advanced Computing, July 18-21, 2016, Toulouse, France. Piscataway: IEEE Press, 2016: 594-598.
- [76] HE Y, ZHANG K, WANG H, et al. Impact factor-based group recommendation scheme with privacy preservation in MSN[C]// IEEE International Conference on Communications, May 21-25, 2017, Paris, France. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [77] BORATTO L, CARTA S, FENU G. Analysis of the properties that affect the accuracy of a group recommender system[C]// The 17th IEEE International Conference on Computer and Information Technology, August 21-23, 2017, Helsinki, Finland. Piscataway: IEEE Press, 2017: 102-107.
- [78] ROY S B, THIRUMURUGANATHAN S, AMER-YAHIA S, et al. Exploiting group recommendation functions for flexible preferences[C]// International Conference on Data Engineering, November 14-17, 2015, Atlantic City, USA. Piscataway: IEEE Press, 2015: 412-423.
- [79] WU J, CHICLANA F, FUJITA H, et al. A visual interaction consensus model for social network group decision making with trust propagation[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 122(C): 39-50.
- [80] WANG J, JIANG Y, SUN J, et al. Group recommendation based on a bidirectional tensor factorization model[J]. World Wide Web-Internet & Web Information Systems, 2018(21): 961-984.
- [81] QUIJANO-SANCHEZ L, SAUER C, RECIO-GARCIA J A, et al. Make it personal: a social explanation system applied to group recommendations[J]. Expert Systems with Applications, 2017(76): 36-48.
- [82] LIN X, ZHANG M, ZHANG Y F, et al. Fairness-aware group recommendation with pareto-efficiency[C]//11th ACM Conference on Recommender Systems, August 27-31, 2017, Como, Italy. New York: ACM Press, 2017: 107-115.
- [83] QI S, MAMOULIS N, PITOURA E, et al. Recommending packages with validity constraints to groups of users[J]. Knowledge & Information Systems, 2018, 54(2): 345-374.
- [84] SERBOS D, QI S, MAMOULIS N, et al. Fairness in package-to-group recommendations[C]//International World Wide Web, April 3-7, 2017, Perth, Western Australia. [S.l.:s.n.], 2017: 371-379.
- [85] JORGE C, RACIEL Y, LUIS M. A fuzzy approach for natural

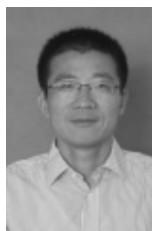
noise management in group recommender systems[J]. Expert Systems with Applications, 2018(94): 237-249.

- [86] NGUYEN T T, PHAN T C. Diversifying group recommendation[J]. IEEE Access, 2018, 3(6): 2169-3536.

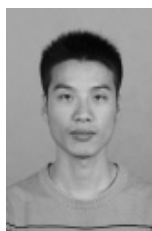
[作者简介]



吴云昌 (1990-), 男, 宁波大学硕士生, 主要研究方向为群组推荐与数据挖掘。



刘柏嵩 (1971-), 男, 博士, 宁波大学研究员、博士生导师、图书馆与信息中心主任, 主要研究方向为知识工程与个性化推荐。



王洋洋 (1988-), 男, 宁波大学图书馆与信息中心助理馆员, 主要研究方向为知识工程与数据挖掘。



费晨杰 (1992-), 男, 宁波大学硕士生, 主要研究方向为数据挖掘与文本分析。