

组推荐系统及其应用研究

张玉洁 杜雨露 孟祥武

(北京邮电大学智能通信软件与多媒体北京市重点实验室 北京 100876)
(北京邮电大学计算机学院 北京 100876)

摘 要 近年来,组推荐系统逐渐成为推荐系统领域的研究热点之一,大部分推荐系统主要关注单个用户的推荐,然而在许多日常活动中需要为多个用户形成的群组进行推荐.组推荐系统作为解决群组推荐问题的有效手段,将单个用户推荐扩展为群组推荐,这为推荐系统的研究带来了一些新的挑战.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.该文对最近几年组推荐系统研究进展进行综述,从组推荐系统的形式化定义和研究框架入手,对组推荐系统的用户偏好获取、群组发现、偏好融合算法、社会化组推荐以及效用评价等关键技术进行前沿概况,并分析了群组特征对偏好融合算法的影响.对组推荐系统在不同领域的应用进展进行归纳和总结.最后,对组推荐系统有待深入研究的难点和发展方向进行展望.

关键词 组推荐;推荐系统;偏好融合;群组建模;群组发现;社交网络;社交媒体;数据挖掘
中图法分类号 TP18 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2016.00745

Research on Group Recommender Systems and Their Applications

ZHANG Yu-Jie DU Yu-Lu MENG Xiang-Wu

(Beijing Key Laboratory of Intelligent Telecommunications Software and Multimedia,
Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

(School of Computer Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

Abstract Group recommender systems have recently become one of the hottest topics in domain of recommender systems. While most recommender systems are focused on making recommendations to individual users, recommendations for a group of users are necessary in many daily activities. Group recommender systems as an effective solution to the problem of group recommendation incurs some new challenges for recommender systems research by extending individual users recommendation to group recommendation. The main task of group recommender systems is to satisfy preferences of all group members by aggregating preferences of group members with group features and social factors. This paper introduces formal definition and a framework of group recommendation, and then presents an overview of the field of group recommender systems including preference elicitation, group detection, preference aggregation algorithms, social group recommendation, evaluation and typical applications in different domains. In addition, the paper discusses the influence of group features on effectiveness of preference aggregation algorithms. Finally, the prospects for future development and suggestions for possible extensions are also discussed.

Keywords group recommendation; recommender systems; preference aggregation; group modeling; group detection; social networks; social media; data mining

收稿日期:2015-04-15;在线出版日期:2015-08-28. 本课题得到国家自然科学基金(60872051)、北京市教育委员会共建项目专项资助。
张玉洁,女,1969年生,副教授,主要研究方向为智能信息处理、网络服务. E-mail: zhangyj@bupt.edu.cn. 杜雨露,男,1987年生,博士研究生,主要研究方向为推荐系统、智能信息处理. 孟祥武,男,1966年生,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为 Web 服务、用户需求、推荐系统.

1 引言

随着互联网技术的飞速发展和现代电子商务的广泛应用,用户面对互联网上的海量信息,仅依靠搜索引擎很难准确获得满足自身需求和个性化偏好的信息资源,信息过载问题日益突显^[1]. 推荐系统(recommender systems)^[2]被认为可以有效缓解此难题,通过挖掘用户与项目(如电影、新闻、旅游景点等)的二元关系,帮助用户从大量数据中发现其可能感兴趣的项目,并生成个性化推荐以满足用户需求. 目前,推荐系统在电子商务(如 Amazon、eBay、Netflix、阿里巴巴、豆瓣网、当当网等)、信息检索(iGoogle、MyYahoo、GroupLens、百度等)以及移动应用、电子旅游、互联网广告等众多应用领域取得了较大进展^[3].

近年来,推荐系统的研究发展十分迅速,出现了多种类型的推荐系统. 例如,移动推荐系统、上下文感知推荐系统、社会化网络推荐系统等. 然而,这些推荐系统都只能为单个用户进行推荐. 实际上,许多日常活动是由多个用户以群组的形式参与的(例如,观看电影或电视节目、去餐厅就餐、度假旅游、公共场所服务等). 因此,推荐系统需要考虑群组中每个用户的偏好来进行推荐. 这种推荐系统称为组推荐系统(group recommender system)^[4],它将推荐对象由单个用户扩展为一个群组,这为推荐系统带来一些新的挑战. 群组成员的兴趣偏好可能很相似,也可能存在较大差异. 如何获取群组成员的共同偏好,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的需求,这是组推荐系统研究需要解决的关键问题^[5].

目前,组推荐系统的研究受到越来越多的关注,其中涉及数据挖掘、机器学习、统计学、管理学、社会心理学等领域,具有重要的研究意义和实用价值^[6]. 2011年 ACM 推荐系统大会(RecSys2011)举办了上下文感知电影推荐挑战赛(CAMRa2011),主题是为家庭群组推荐电影^[7]. 2013年和2014年的 ACM 推荐系统大会也将组推荐系统作为重要议题^{①,②}. 国外已有很多大学和研究机构对组推荐系统的理论、方法及应用展开了深入研究,如美国德州大学^[8]、西班牙巴塞罗那大学^[9]、马德里康普顿斯大学^[10]、德国人工智能研究中心^[11]、意大利波尔察诺自由大学^[12]、法国贝尔实验室^[13]等. 国内的研究人

员对组推荐领域的研究还相对较少,目前主要的研究机构有西北工业大学^[14]、西安电子科技大学^[15]、北京邮电大学^[16-17]及其它^[18].

本文对组推荐系统目前的研究与应用进展进行综述;第2节对组推荐系统进行概述并提出组推荐系统研究框架;第3节根据组推荐系统研究框架对组推荐系统的关键技术进行分析总结;第4节介绍组推荐系统的应用进展;第5节对有待深入研究的难点和发展方向进行展望;最后是结束语.

2 组推荐系统概述

2.1 传统推荐系统

推荐系统的概念最早被定义为:“利用电子商务网站向客户提供商品信息和建议,帮助用户决定应该购买什么产品,模拟销售人员帮助用户完成购买过程”^[1-2]. 如今,推荐系统的应用已远远超出电子商务网站的范畴. 推荐过程主要分为用户偏好获取和推荐生成两部分,首先显式或隐式地收集用户信息并获取用户对项目的偏好,然后利用推荐算法为用户生成推荐. 显式偏好获取方法需要用户提供偏好信息(如评分);隐式偏好获取方法是通过分析用户行为来挖掘用户对项目的偏好^[19-21]. 推荐问题通常被形式化描述为一个定义在用户空间和项目空间上的效用函数,推荐系统的目的是把特定的项目推荐给用户,使效用函数最大化^[22].

目前,推荐系统的分类并没有统一的标准,从不同的角度可以进行不同的划分. 从推荐模型的角度,推荐系统主要分为以下几类^[23]:协同过滤推荐^[24]、基于内容的推荐^[25]、基于知识的推荐^[26]和组合推荐^[27]. 此外,诸如基于人口统计学的推荐^[28]、基于效用的推荐^[29]、基于关联规则的推荐^[30]和基于网络结构的推荐^[31]等也是常用的推荐模型. 从推荐系统的数据源和应用环境的角度,又可分为上下文感知推荐系统^[3]、社会化推荐系统^[32]和移动推荐系统^[33]等. 这些推荐系统通过融入上下文信息、社会化信息和移动设备信息,进一步提高了推荐质量.

2.2 组推荐系统的形式化定义

目前,组推荐系统还没有统一的形式化定义. 文献^[8,34]基于共识分数(consensus score)的概念对

① <http://recsys.acm.org/recsys13/decisions/>

② <http://recex.ist.tugraz.at/intrs2014/>

组推荐系统给出形式化定义. 共识分数从两个方面来量化候选项目对群组的效用: (1) 整个群组对项目的偏好程度; (2) 群组成员之间的偏好差异程度. 根据这两个方面的因素分别定义了群组预测评分和群组分歧度 (group disagreement) 的概念; 定义了共识函数, 可利用群组预测评分和群组分歧度来计算共识分数. 令 U 表示系统中所有用户的集合, I 表示系统中所有项目的集合. 设 $prerating(u, i)$ 表示用户 u 对项目 i 在给定区间上的预测评分 (如 1~5 区间的评分), 可以通过协同过滤等传统推荐算法计算得到. 组推荐系统的形式化定义如下^[8].

定义 1. 群组预测评分. 群组 G 对项目 i 的预测评分 $groupprerating(G, i)$ 由群组中每个用户预测评分 $prerating(u, i)$ 融合得到. 使用的偏好融合策略不同, 群组预测评分的计算方法也不同 (见 3.3.1 节). 由于均值策略是最常用的一种偏好融合方法, 给出采用均值策略进行偏好融合时的群组预测评分计算方法:

$$groupprerating(G, i) = \frac{1}{|G|} \sum_{u \in G} prerating(u, i).$$

定义 2. 群组分歧度. 群组对项目的分歧度 $dis(G, i)$ 表示群组 G 中的用户对项目 i 预测评分的差异程度. 群组分歧度也有多种计算方法, 这里给出一种最常用的方法, 利用分歧方差 (disagreement variance) 计算群组分歧度:

$$dis(G, i) = \frac{1}{|G|} \sum_{u \in G} (prerating(u, i) - mean(G, i))^2,$$

其中 $mean(G, i)$ 是群组 G 中的用户对项目 i 预测评分的平均值.

定义 3. 共识函数. 共识函数 $F(G, i)$ 利用群组预测评分和组分歧度计算得出群组 G 对项目 i 的共识分数:

$$F(G, i) = \omega_1 \times groupprerating(G, i) + \omega_2 \times (1 - dis(G, i)),$$

其中, ω_1 和 ω_2 分别表示群组预测评分和群组分歧度在共识函数中的权重, 且有 $\omega_1 + \omega_2 = 1$. 组推荐的目标是对于给定的群组 G 和项目集合 I , 找到特定的项目 i 使共识函数 $F(G, i)$ 最大化. 简而言之, 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. 这里给出的共识函数计算方法只是一种加权模型的一般形式, 可以定义更加复杂的共识函数.

定义 4. Top- k 组推荐. 组推荐系统通常将前

k 个共识分数最高的项目推荐给群组, 即 Top- k 组推荐. 对于给定的群组 G 和共识函数 F , 生成一个推荐项目列表 I_G , 并满足以下条件:

$$(1) |I_G| = k;$$

$$(2) I_G \text{ 中的项目按照共识分数降序排序, 且有 } \forall j \in I, s. t. F(G, j) \leq F(G, i), j \notin I_G, i \in I_G.$$

从以上的形式化定义可以看出, 组推荐系统首先通过传统推荐算法为每个用户生成预测评分, 然后根据用户预测评分得到群组预测评分. 然而, 这并不是所有组推荐系统通用的方法 (见 3.3.2 节). 此外, 该形式化定义与传统推荐系统的形式化定义并不统一, 不利于组推荐问题的描述与求解. 因此, 组推荐系统的形式化定义仍是一个开放问题.

2.3 组推荐系统与传统推荐系统的异同

组推荐系统与传统推荐系统在推荐的多个方面上均有较大差异. 首先, 组推荐系统需要考虑所有群组成员的偏好, 并通过群组成员间的偏好共享和交互机制缩小群组成员之间的偏好差异. 其次, 组推荐系统将每个群组成员的偏好融合得到群组偏好, 并根据群组偏好生成群组推荐. 最后, 需要以一种更加直观的方式向用户群组展现推荐结果以辅助群组决策^[11]. 表 1 从推荐目标、用户偏好获取、偏好融合、推荐结果展示以及用户交互等方面对比了组推荐系统和传统推荐系统.

表 1 组推荐系统与传统推荐系统比较

	传统推荐系统	组推荐系统
推荐目标	单个用户	群组
用户偏好获取	不需要偏好共享	需要偏好共享
偏好融合	不需要	需要
推荐结果展示	独立方式	共享方式
支持用户交互	不需要	需要

此外, 组推荐系统与传统推荐系统也存在一些共同之处. 传统推荐算法可以作为组推荐算法的一部分. 例如, 协同过滤推荐、基于内容的推荐以及组合推荐等传统推荐算法被广泛应用在组推荐系统中^[35-36]. 组推荐系统不仅可以为群组推荐, 也可以为单个用户推荐, 并能够帮助解决多准则推荐问题和新用户引起的“冷启动”问题^[6]. Masthoff^[6, 37] 利用组推荐系统解决新用户导致的“冷启动”问题. 将新用户随机加入一个群组中, 初始时为新用户分配较低的权重, 基于该权重进行加权偏好融合并生成组推荐. 通过多次推荐逐渐获取新用户的偏好, 并重新调整新用户和其他群组成员的权重. 其实验结果

表明该方法能够有效缓解“冷启动”问题, 但该研究只在很小的数据集上进行过实验, 其效用还有待进一步验证.

2.4 组推荐系统研究框架

组推荐系统的生命周期可分为 4 个阶段: 收集群组成员数据、获取群组成员偏好信息、生成组推荐、推荐结果的评价和反馈. 本文从面向过程的角度, 提出了 4 层组推荐系统研究框架, 如图 1 所示.

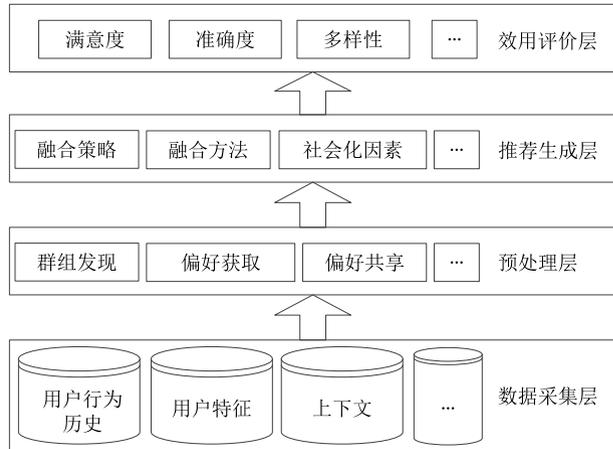


图 1 组推荐系统研究框架

(1) 源数据采集层

该层是组推荐系统的最底层, 组推荐系统的源数据包括: 群组成员行为历史^[38]、浏览记录^[39]、用户-项目评分^[40]、用户人口统计学特征^[41]、项目特征^[42]、上下文信息^[43]等. 其中, 与用户相关的源数据经过整理后存储在用户描述文档(user profile)中, 组推荐系统为每个用户维护一个用户描述文档, 同时也为每个群组维护一个群组描述文档(group profile)^[4].

(2) 数据预处理层

组推荐系统在该层进行群组发现、用户偏好获取和偏好共享等预处理操作. 当群组还未形成时, 群组发现使组推荐系统能够从用户集合中发现潜在的群组. 用户偏好获取是通过采集用户和项目的源数据信息, 根据用户描述文档提取用户偏好并构建用户偏好模型(如用户评分矩阵^[44]、关键词-权值集合^[39]等). 此外, 与传统推荐系统相比, 组推荐系统的用户偏好获取过程更加关注用户的负向偏好^[45]和群组成员偏好的共享^[46].

(3) 组推荐生成层

在组推荐生成层, 系统综合考虑群组中每个用户的兴趣和偏好, 推荐满足所有群组成员偏好的项目. 该层利用不同的融合策略(见 3.3.1 节)和融合

方法(见 3.3.2 节)生成群组推荐. 例如, 使用均值融合策略和推荐融合方法生成群组推荐的过程是: 首先通过传统推荐方法(如协同过滤)计算每个群组成员的预测评分, 然后将群组成员预测评分的平均值作为群组预测评分, 根据群组预测评分对候选项目排序生成群组推荐列表. 此外, 群组成员在交互过程中, 其行为和偏好容易受到其他成员的影响, 因此, 组推荐需要考虑群组成员之间的交互和社会化因素(如信任度、影响力等)对组推荐效果的影响^[47]. 组推荐系统也会提供交互平台来支持群组成员之间的交互并促使群组成员达成共识, 从而缓解群组成员之间的偏好冲突^[42].

(4) 组推荐效用评价层

如何判断组推荐系统的优劣至关重要. 效用评价层包含组推荐系统的效用评价方法、评价指标和数据集等. 组推荐系统的效用评价研究通常通过离线或在线实验, 从用户满意度、准确度、覆盖率、多样性和惊喜度等多个方面对组推荐系统的效用进行评价, 并与其他基准算法对比, 不断改进和提高组推荐效果. 组推荐的效用评价对组推荐系统的发展和进步起到了极大的推动作用.

3 组推荐的关键技术

本节根据组推荐系统研究框架, 重点对组推荐系统中的用户偏好获取、潜在群组发现、偏好融合算法、群组特征对组推荐的影响、社会化组推荐和组推荐系统的效用评价等关键技术和问题的研究进展进行分析、对比和总结.

3.1 组推荐的用户偏好获取

组推荐过程的第一步是获取群组中每个用户的偏好^[4]. 一般认为, 偏好(preference)用于描述决策者对两个或多个项目的排序关系^[3]. 需要说明的是, 很多文献中涉及的各种术语, 如用户偏好模型(user preference model)、用户兴趣(user interest)、用户模型(user model)和用户描述文档(user profile)等都是用户对项目兴趣或偏好的描述, 在语义内涵上有相通之处. 组推荐系统的用户偏好获取方法主要分为显式偏好获取^[11,35,48]和隐式偏好获取^[38-39].

(1) 显式偏好获取

显式偏好获取需要用户显式的提供偏好信息, 这些偏好信息通常用给定区间上的评分来表示. MusicFX^[48]要求用户对不同的音乐风格流派进行

评分,并根据用户的评分进行音乐组推荐.文献[35]则要求用户对餐厅的位置、消费水平以及口味等属性进行评分.旅游组推荐系统 Travel Decision Forum(TDF)^[5]要求每个群组成员为旅游景点及周边住宿、餐饮、运动、医疗等游客最关注的属性进行评分.PolyLens^[36]需要显式获取群组成员对电影的评分.由于显式获取需要用户提供附加信息,这涉及到用户隐私问题.此外,用户主动提供的评分数量可能较少,导致了数据稀疏性问题^[6].

(2) 隐式偏好获取

隐式获取方法不需要用户显式地提供偏好信息,而是利用用户的历史行为数据来挖掘用户偏好.Crossen等人^[38]从用户的音乐收听行为数据中学习用户的音乐偏好.Let's Browse^[39]根据用户主页上的关键词,并使用 TF-IDF 算法学习用户对新闻主题的偏好.只要有足够多的用户行为数据,隐式偏好获取方法就能够准确抽取用户的偏好特征,并有利于保护用户隐私.因此,隐式偏好获取方法通常需要大量的用户历史行为数据才能准确提取用户偏好.

(3) 组推荐系统用户偏好获取与传统推荐系统用户偏好获取的不同

与传统推荐系统中的用户偏好获取相比,组推荐系统中更加关注负向偏好(negative preference)的获取和偏好信息的共享^[6].用户的负向偏好更容易隐式获取.例如,用户听音乐时跳过一首歌的行为可以被解释为用户对这首歌的负向偏好,而用户的“跳过”行为远比评分行为更多.文献[45]通过分析用户听音乐时的行为,获取群组成员的负向偏好并过滤掉群组成员不喜欢的项目,从而能够快速得到群组偏好.PolyLens^[36]获取用户的低评分项目并在偏好融合过程中过滤掉低评分项目.

提供项目及其特征评分对用户来说是一个枯燥的过程.通过偏好共享机制能够使群组成员了解其他成员的偏好,根据其他成员的相似评分来快速提供评分,从而缓解显式偏好获取方法的用户负担.此外,用户通过偏好共享还可以发现偏好相似的用户和他们感兴趣的项目,从而有利于更好地做出群组决策.TDF^[5]提供了一种偏好共享的用户界面,用户可以在界面中查看其他群组成员对项目及其特征的评分和评论,并能够根据其他用户的偏好信息设置自己的偏好参数.偏好共享能够起到偏好同化作用,促使群组成员的偏好趋于相似,有利于群组偏好的获取.

3.2 组推荐的群组发现

现有组推荐系统大多在群组已经给定的情况下为群组进行推荐^[36,39,49].然而,很多时候群组还未形成,用户希望加入一个群组并以群组形式获取推荐.例如,游客希望加入一个旅行团并获取旅游景点的推荐.这就要求组推荐系统能够发现潜在的群组.目前,组推荐的群组发现方法主要是根据用户的偏好和人口统计学信息等特征对用户进行聚类^[41,50-52].

最基本的想法是让偏好相似的用户构成群组,因为,群组成员的偏好相似度越高,越容易生成高质量的群组推荐(见 3.4 节).Boratto等人^[51]通过计算用户相似度来构建一个用户相似度网络,然后使用社区划分算法对用户相似度网络进行群组划分,最后对划分的群组进行推荐.文献[50]直接将用户-项目评分矩阵作为 K-means 聚类算法的输入,根据用户偏好将用户聚类形成群组.但 K-means 聚类使得一个用户只能属于一个群组.文献[52]提出了一种新的聚类算法.初始时,每个群组中只有一个用户,然后比较每对群组的相似度.当偏好最相似的两个群组的相似度超过给定阈值时将两个群组合并,最终相似度超过阈值的用户都被划分到同一群组中.

组推荐系统也利用人口统计学特征和社会化特征发现群组.旅游组推荐系统 Intrigue^[41]根据用户的人口统计学特征将群组划分成需要特殊对待的不同子组(例如,儿童、残疾人等).电影组推荐系统 AGRemo^[53]则引入了用户的社会化关系,从用户的好友列表中随机选择好友构成群组.

3.3 组推荐的偏好融合算法

3.3.1 偏好融合策略

早在 20 世纪 70 年代,Dyer等人^[54]在研究群组决策问题时提出了群组偏好(group preference)和群组偏好融合(group preference aggregation)的概念.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^[54].偏好融合策略有时也被称为“融合规则”^[54]或“融合策略”^[6].一些融合策略由社会选择理论发展而来,社会选择涉及投票选举、制定律法等群体决策领域^[55].因此,也称为“社会选择规则”或“群体决策规则”等^[56].为统一概念术语,本文采用“融合策略”一词.

(1) 基本融合策略

组推荐系统在实际应用中,需要满足总体满意度、公平性、可理解性等要求,满足不同的要求需要

使用不同的融合策略. 目前, 组推荐系统中的一些基本偏好融合策略已得到广泛研究^[12,56]. 文献[56]详

细分析了 10 种偏好融合策略. 表 2 中列出了组推荐系统中最常用的 6 种融合策略.

表 2 组推荐系统常用的融合策略

名称	公式	注释	说明
公平策略	$p^G = \{loop(d^u) : \exists d^u \in \bigcup_{\forall u \in G} p^u\}$	p^u 为用户偏好模型 p^G 为群组偏好模型, d^u 为用户对项目或项目特征的评分, $loop$ 为循环取值	每次推荐轮流选择群组成员的评分作为群组评分
均值策略	$p^G = \{avg(d^u) : \exists d^u \in \bigcup_{\forall u \in G} p^u\}$	avg 为求平均值	所有群组成员评分的平均值作为群组评分
痛苦避免均值策略	$p^G = \{avg(d^u) : \exists d^u \in \bigcup_{\forall u \in G} p^u \wedge d^u > \alpha\}$	α 为痛苦阈值	设定一个痛苦阈值, 所有高于痛苦阈值的群组成员评分的平均值作为群组评分
最受尊敬者策略	$p^G = \{d^u : \exists d^u \in p^{u_{resp}} \wedge u_{resp} \in G\}$	u_{resp} 为最受尊敬用户	从群组成员中选出一个用户, 将这个用户的评分作为群组评分
最小痛苦策略	$p^G = \{\min(d^u) : \exists d^u \in \bigcup_{\forall u \in G} p^u\}$	\min 为求最小值	选择所有群组成员评分中的最低评分作为群组评分
最开心策略	$p^G = \{\max(d^u) : \exists d^u \in \bigcup_{\forall u \in G} p^u\}$	\max 为求最大值	选择所有群组成员评分中的最高评分作为群组评分

表 2 列出的融合策略计算方法适用于由融合群组成员的偏好模型(由用户-项目评分构成)得到群组偏好模型的情形. 实际上, 除了评分以外, 偏好模型还有很多种其他构成形式. 融合策略也不仅仅用于偏好模型的融合, 还可以用于推荐结果的融合, 如预测评分融合和排序融合(见 3.3.2 节). 此外, 基本融合策略还包括 Plurality Voting、Borda Count、Copeland Rule、Approval Voting 等^[56], 由于这些策略在组推荐系统中的实际应用较少, 这里不再详细介绍.

均值策略是把群组成员评分的平均值作为群组评分, 是组推荐系统中最常用的偏好融合策略^[4,5,35,57]. 然而, 均值策略产生的推荐可能引起个别群组成员的不满, 即所谓的“痛苦”问题^[4]. 为避免“痛苦”问题, 最小痛苦策略^[36,58]选择最低的群组成员评分作为群组评分, 从而过滤掉可能引起“痛苦”的低评分项目. 此外, 痛苦避免均值策略^[48,59]对均值策略进行了改进, 也解决了“痛苦”问题. 首先设定一个阈值, 在计算均值之前去掉用户评分低于阈值的候选项目, 从而使均值策略能够避免“痛苦”问题. 设定合适的阈值是关键, 如果阈值过低则不能有效避免“痛苦”, 而阈值过高则难以找到满足条件的推荐项目, 即出现“饥饿”问题. 对此, 文献[60]基于优先关系挖掘方法提出一种改进的痛苦避免均值策略. 文献[4]提出一种增量算法解决痛苦避免均值策略的“饥饿”问题. 当出现“饥饿”问题时, 增量算法能够自适应地降低“痛苦”阈值直到生成足够多的推荐项目. 然而, 由于痛苦避免均值策略的群组偏好取决于评分最低

的用户, 群组偏好容易受到恶意篡改. 例如, 恶意用户故意对某些项目给出很低的评分, 从而影响组推荐的结果. 如何避免恶意用户的篡改也是组推荐的偏好融合策略需要考虑的问题^[5].

(2) 加权模型

在偏好融合时, 应当考虑到不同的群组成员对群组偏好的不同影响. 加权模型根据群组成员的特征、角色、影响力等因素, 为每个群组成员分配不同的权重^[41,61]. 这类加权模型可分为静态模型和交互模型^[61]. 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. 例如, 根据群组成员的年龄、性别等人口统计学信息对用户进行分类, 然后对不同类别赋予不同的权重^[41](比如为老年人和儿童分配更大的权重). 而交互模型根据用户与项目的交互行为来分配权重. 例如, 用户的评分数量越多, 说明用户的活跃度越高, 活跃用户的权重应该更大. 于是, 根据用户 u_x 的角色 $role(u_x)$ 和活跃度 $act(u_x)$ 来计算用户在群组 f_a 中所占的权重可以由以下公式得到^[61]. 研究表明: 交互模型的推荐效果通常比静态模型更好^[61-62].

$$w(u_x, f_a) = \frac{\sum_{y \in U} act(u_y) | role(u_y) = role(u_x)}{\sum_{y \in U} act(u_y)}.$$

在群组中, 用户的情感、想法和行为都会直接或间接的受到其他用户的影响. 因此, 用户权重不仅要考虑用户与项目的交互, 还要考虑用户之间的交互. 文献[18]基于单个用户和群组的评分数据, 使用遗传算法预测群组成员的交互行为, 并获取用户权重.

当一个用户的权重远大于群组中的其他用户时, 该用户就成为群组领袖, 群组领袖的偏好决定了群组偏好. 此时, 加权模型转化为最受尊敬者策略 (most respected person)^[41] 或单用户选择策略 (one user choice)^[63]. 群组领袖通常是由用户的影响力、信任度和具备的领域知识来确定^[41].

(3) 多种策略组合

在传统推荐系统中, 组合推荐方法通过组合多种推荐算法能够提高推荐效果. 同样, 组推荐系统也可以通过组合多种融合策略来应对单一融合策略的不足^[5, 17, 61]. TDF^[5] 的偏好融合过程结合了均值策略和中值策略. 中值策略将用户评分的中间值作为群组评分, 从而避免恶意用户对群组偏好的篡改. 文献^[64]使用概率方法构建组推荐模型, 并使其能够与不同的偏好融合策略相结合. 文献^[61]通过启发式方法将最小痛苦策略、最开心策略和一般加权模型通过如下公式进行组合.

$$\omega'(u_x, f_a) = \begin{cases} 1, & \text{rat}(u_x, item_i) \notin (r_1, r_2) \\ \omega(u_x, f_a), & \text{其他} \end{cases}$$

其中: $\omega(u_x, f_a)$ 表示加权模型中 $u_x \in f_a$ 的权重; r_1 和 r_2 分别为最小痛苦阈值和最开心阈值. 当 $\text{rat}(u_x, item_i) \leq r_1$ 时, u_x 的权重为 1, 群组中的其他用户的权重为 0, 加权模型变为最小痛苦策略. 同理, 当 $\text{rat}(u_x, item_i) \geq r_2$ 时加权模型变为最开心策略.

3.3.2 偏好融合方法

偏好融合发生在推荐过程的阶段不同, 融合的内容也不同. 文献^[11, 14, 36]将偏好融合方法总结为 3 类: 推荐结果融合、评分融合和群组偏好建模. 其中, 推荐结果融合和评分融合都是先为每个群组成员生成推荐或计算预测评分, 再融合生成群组推荐或群组预测评分; 群组偏好建模则是先把群组成员的偏好模型融合生成群组偏好模型, 再根据群组偏好模型进行推荐.

我们知道传统推荐系统的工作流程可以分为用户偏好获取和推荐生成两个阶段. 组推荐可以在推荐生成之前进行偏好融合, 也可以在推荐生成之后进行偏好融合. 因此, 根据组推荐过程中偏好融合的时机, 偏好融合方法可以分为模型融合和推荐融合, 如图 2 所示.

模型融合方法根据群组成员的用户偏好模型 (图 2 中简称为用户模型) 融合生成群组偏好模型 (图 2 简称为群组模型), 然后基于群组偏好模型生成组推荐; 推荐融合方法先利用传统推荐算法对每

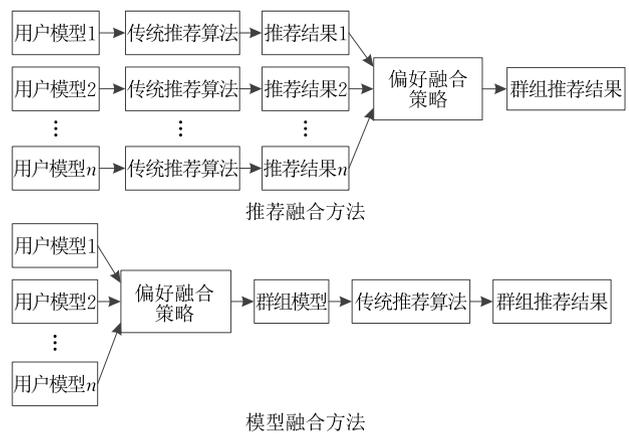


图 2 组推荐生成过程

个群组成员生成推荐, 然后将所有群组成员的推荐结果融合得到群组推荐结果. 此外, 图 2 也表明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).

(1) 模型融合

模型融合也称为群组建模 (group modeling) 或群组偏好建模 (group preference modeling)^[6]. 它将群组成员的偏好模型作为输入, 输出群组偏好模型. 用户偏好模型有很多不同的表示形式, 当用户模型由用户对项目的评分构成时, 模型融合的一般过程可以形式化表示如下^[61]:

$$\text{rat}(g_a, item_i) = \frac{\sum_{u_x \in g_a} \omega(u_x, g_a) \text{rat}(u_x, item_i)}{\sum_{u_x \in g_a} \omega(u_x, g_a)}$$

$$\text{pred}(g_a, item_n) = \frac{\sum_{g_b \in G} \text{sim}(g_a, g_b) \text{rat}(g_b, item_n)}{\sum_{g_b \in G} \text{sim}(g_a, g_b)}$$

其中: $\text{rat}(g_a, item_i)$ 表示群组 g_a 对项目 $item_i$ 的评分; $\text{rat}(u_x, item_i)$ 表示用户 u_x 对项目 $item_i$ 的评分; $\omega(u_x, g_a)$ 表示用户 u_x 在群组 g_a 中的权重. 群组评分是根据每个群组成员的项目评分 $\text{rat}(u_x, item_i)$ 及其权重 $\omega(u_x, g_a)$, 通过加权均值计算得到, 从而构建了群组偏好模型; $\text{pred}(g_a, item_n)$ 表示群组 g_a 对未评分的项目 $item_n$ 的预测评分; $\text{sim}(g_a, g_b)$ 表示群组 g_a 与 g_b 的偏好相似度. 群组 g_a 对项目 $item_n$ 的预测评分 $\text{pred}(g_a, item_n)$ 通过基于群组的协同过滤算法计算得到.

除用户项目评分以外, 用户偏好模型还有多种形式. Yu 等人^[14]提出了一种基于项目特征评分的模型融合方法. 首先需要用户对项目的一组特征进

行评分. 使用特征评分向量表示用户偏好模型, 提出用户偏好模型的距离度量方法. 模型融合的过程就是找出群组中用户偏好模型全局距离最小的偏好模型作为群组偏好模型. 文献[65]利用群组成员的历史行为和项目评分来构建用户偏好模型, 将群组偏好模型看作一个多维特征空间(群组中的用户数量越多, 特征空间的维度越高), 其中项目分布的高密度区域代表群组偏好. 通过计算候选项目在高密度区域中的距离来进行组推荐.

用户偏好模型也可以由用户的隐式反馈信息构成^[39,49,60,66]. Let's Browse^[39]中的用户模型是由网页关键词及其权值构成的二元组集合, 通过启发式方法计算关键词权值. 并对候选网页的关键词与用户模型中的关键词进行匹配, 若能够匹配且关键词权值超过设定的阈值, 则将关键词和权值加入群组模型中, 最后根据群组模型中的关键词和权值进行推荐. 文献[66]中的用户偏好模型由用户感兴趣的电影标签构成, 在偏好融合时, 每个群组成员的电影标签被加入群组偏好模型中. 群组偏好模型包含了所有群组成员的电影标签和每个标签出现的频次. Freyne 等人^[49]基于群组成员的搜索和网页点击行为数据来构建群组偏好模型, 其中包含群组成员使用的搜索关键词和网页被点击的次数, 并计算群组偏好模型的相似度, 采用基于群组的协同过滤算法生成组推荐. 文献[60]提出一种基于优先序列挖掘和虚拟用户模型融合方法, 其用户偏好模型由一组项目序列构成, 序列中的项目按照用户感兴趣程度进行排序. 通过优先序列挖掘方法构建虚拟用户偏好模型实现偏好融合. 用虚拟用户代表群组, 也是一种模型融合方法.

(2) 推荐融合

推荐融合方法融合用户的预测评分或推荐项目列表得到群组预测评分或群组推荐列表^[12,44]. 对于评分预测和 Top- k 推荐两类问题, 推荐融合方法可分为评分融合^[67]和排序融合^[12].

评分融合方法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预测评分. 由于涉及到单个用户的评分预测问题, 采用评分融合的组推荐系统多与协同过滤方法结合^[18,68-69]. 评分融合的一般过程为^[61]: 首先采用标准的协同过滤算法计算群组成员 u_x 对未评分项目的预测评分 $pred(u_x, item_i)$. 随后的评分融合过程

是根据用户 u_x 在群组 g_a 中的相对权值 $w(u_x, g_a)$ 和用户 u_x 对项目 $item_i$ 的预测评分 $pred(u_x, item_i)$ 来计算群组 g_a 对项目 $item_i$ 的预测评分 $pred(g_a, item_i)$:

$$pred(g_a, item_i) = \frac{\sum_{u_x \in g_a} w(u_x, g_a) pred(u_x, item_i)}{\sum_{u_x \in g_a} w(u_x, g_a)}$$

与文献[61]的启发式方法不同, Chen 等人^[18]利用遗传算法来优化群组成员的权重, 提出了一种协同过滤与遗传算法结合的组推荐方法. 该方法首先利用 Pearson 相关系数计算项目相似度得到目标项目的最近邻集合; 然后定义适应度函数, 利用遗传算法最小化适应度函数得到群组成员的合适权重, 并采用加权模型计算群组对最近邻项目的评分; 最后, 利用基于项目的协同过滤算法计算得到群组对候选项目的预测评分. 文献[44]将用户评分、用户协同评分、群组评分作为贝叶斯网络中的节点. 通过用户评分、用户协同评分和群组评分三层贝叶斯网络结构实现用户预测评分到群组预测评分的融合. 其中, 贝叶斯网络节点之间的关联关系和条件概率分布可以通过机器学习方法从用户历史评分数据中得到.

排序融合的思想是融合每个群组成员的推荐列表, 即首先通过传统推荐算法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^[12]. 文献[12]提出了 Borda Count (BC) 和 Spearman Footrule (SF) 两种排序融合策略, BC 根据项目在群组成员推荐列表中的排序位置计算候选项目分数, 并根据候选项目分数生成组推荐列表. SF 通过最小化平均距离来对推荐列表进行排序融合. 文献[36]用最小痛苦策略融合用户推荐列表得到群组推荐列表. 但最小痛苦策略在群组规模较大时效果不佳, 导致该系统只能对小规模群组 (3 人以下) 进行推荐.

根据推荐列表进行推荐融合容易导致融合后得到的群组推荐列表较大, 不利于生成群组决策. 为了缩减推荐列表规模需要进一步提取群组偏好. 文献[70]的研究结果表明能够在推荐列表规模和群组偏好提取的开销之间找到平衡. 通过迭代的偏好提取方法缩减群组推荐列表规模.

3.3.3 组推荐偏好融合算法比较

融合策略和融合方法是组推荐系统的关键技术, 使用不同的融合策略和融合方法, 组推荐的效果也不同. 本节分别对不同的偏好融合策略和偏好融

合方法进行分析对比。

(1) 偏好融合策略比较

不少研究者对组推荐系统的各种偏好融合策略进行了实验对比^[13,56,63]。文献[56]通过调查真实用户群组的决策行为,在小规模的数据集上对 10 种基本融合策略的推荐满意度进行了对比,结果表明均值策略和痛苦避免均值策略的用户满意度最高。文献[13]在电视节目领域的大规模数据集上的实验研究表明,均值策略和最受尊敬者策略的用户满意度最高。Pessemier 等人^[63]的研究结果表明,组推荐的准确度与偏好融合策略、偏好融合方法和使用的推荐算法相关。例如,当使用模型融合的组推荐算法时,各种融合策略的推荐准确度差别很小。而当推荐融合和基于内容的推荐算法结合时,各种融合策略的推荐准确度相差很大,其中最小痛苦策略的推荐准确率最高。研究表明,最受尊敬者策略和最开心策略在与模型融合方法结合时准确率较高,而与推荐融合方法结合时准确率较低。表 3 列出了推荐准确率最高的几种偏好融合策略、偏好融合方法和推荐算法组合。

表 3 组推荐准确率最高的组推荐算法

偏好融合策略	偏好融合方法	推荐算法
最开心策略	模型融合	基于内容的推荐
最小痛苦策略	推荐融合	基于内容的推荐
痛苦避免均值策略	模型融合	基于用户的协同过滤
均值策略	推荐融合	组合推荐

以上研究结果表明:在评价不同融合策略的效果时,需要考虑偏好融合方法和推荐算法的影响。此外,均值策略和痛苦避免的均值策略的推荐准确度总体上优于其他偏好融合策略,并且受到不同融合方法和推荐算法的影响较小,具有较好的稳定性^[63]。

(2) 偏好融合方法比较

从融合方法上来看,模型融合容易受到评分稀疏性的影响,评分较少的群组成员在模型融合时对群组偏好模型的贡献也较少,这对于评分较少的群组成员是不公平的。而推荐融合方法忽略了群组成员之间的交互,因为用户单独行为和群组中的行为是不同的^[64]。一些研究者对模型融合和推荐融合的推荐效果也进行了实验对比。Berkovsky 等人^[61]的实验结果表明模型融合方法的推荐效果较好,但在对比时仅采用了一种推荐融合实现方法。文献

[71]的实验结果则表明模型融合和推荐融合的推荐准确度并无明显差异。

Pessemier 等人^[63]在统一的平台上利用准确度、覆盖率、多样性和惊喜度等评价指标对不同偏好融合方法的推荐效用进行了实验研究。研究结果表明:模型融合方法和推荐融合方法的优劣与使用的推荐算法相关,不能一概而论。例如,使用基于内容的推荐算法和基于用户的协同过滤算法时,模型融合的准确率较高。使用基于项目的协同过滤算法和奇异值分解算法时,推荐融合的准确率较高。实验结果可以总结为:基于用户偏好构建用户模型的推荐算法(如基于内容和基于用户的协同过滤)使用模型融合方法能够达到较高的组推荐准确度,而不需要显式处理用户偏好的推荐算法(如基于项目的协同过滤和奇异值分解)适合采用推荐融合方法^[63]。

从推荐性能以外的其他角度来看,推荐融合方法与模型融合方法相比具有更高的灵活性^[11,36],并且更有利于推荐效率的提升和组推荐结果的解释^[34]。然而,推荐融合给出的推荐结果往往缺乏新颖性,并且当群组规模较大时推荐效率较低^[40]。

3.4 群组特征对偏好融合算法的影响

很多组推荐研究表明:为不同类型的群组进行推荐,其推荐效果也不同^[12,61,72]。不同类型的群组具有不同的群组特征,影响组推荐效果的群组特征主要包括群组规模(group size)和组内相似度(intra-group similarity)^[63]。群组规模表示群组中用户的数量。组内相似度表示群组中用户偏好的相似程度。组内相似度一般指最小组内相似度,即群组中每两个用户的偏好相似度的最小值,通过 Pearson 相关度系数来度量^[12,63]。对于不同的偏好融合算法,群组特征对推荐结果的影响程度也可能不同。因此,需要分别讨论群组特征对偏好融合策略和偏好融合方法的影响。

3.4.1 群组特征对偏好融合策略的影响

(1) 群组规模对偏好融合策略的影响

偏好融合策略在很大程度上决定了组推荐的效用,而群组规模决定了需要融合的用户偏好数量,因此群组规模必定会影响偏好融合的效果。那么群组规模对不同偏好融合策略的影响程度是否相同呢?表 4 列出了不同偏好融合策略受群组规模的影响程度。

表 4 偏好融合策略受群组规模的影响程度比较

受影响程度	相似度	融合方法	领域	文献
LM 小于 Avg	相似	推荐融合	电影	[8]
LM 小于 Avg	随机	推荐融合	电影	[34]
Avg 小于 LM	不相似	推荐融合	电影	
LM 小于 Avg	随机	推荐融合	电影	[12]
LM 约等于 Avg	相似	推荐融合	电影	
LM 小于 Avg	随机	模型融合	电影	[4]
Avg 小于 AWM	随机	模型融合	旅游	

Baltrunas 等人^[12]使用推荐融合方法并在不同规模的群组上对最小痛苦策略(LM)和均值策略(Avg)进行了实验对比. 他们发现对于随机群组, 最小痛苦策略的准确度比均值策略的准确度变化稍小, 说明最小痛苦策略受群组大小的影响程度略低于均值策略. 但对于组内相似度较高的群组, 两种策略受群组规模的影响并无明显差异. Amer-Yahia 等人^[8,34]根据组内相似度将群组分为相似群组、不相似群组和随机群组. 其研究表明, 对于相似群组和随机群组, 最小痛苦策略受群组规模的影响小于均值策略. 而对于不相似群组, 均值策略受群组规模的影响更小.

以上实验均采用了推荐融合方法, 文献[4]采用了模型融合方法, 分别在电影和旅游两个不同领域的数据集上对比了群组规模对均值策略(Avg)和痛苦避免均值策略(AWM)的影响. 研究结果表明群组规模对偏好融合的影响程度与推荐领域相关: 对于电影领域的数据集, 痛苦避免均值策略受群组规模的影响小于均值策略; 而对于旅游领域的数据集, 结果则相反.

(2) 组内相似度对偏好融合策略的影响

Baltrunas 等人^[12]的实验也考虑了组内相似度对偏好融合策略的影响. 其研究表明不同融合策略受组内相似度的影响差异很小. 但实验仅对比了随机群组和组内相似度较高的群组(最小组内相似度为 0.27), 没有在更多具有不同组内相似度的群组上进行对比. 文献[9]根据平均用户相似度将群组分为 3 类, 并对均值策略和最小痛苦策略等 9 种偏好融合策略的推荐满意度进行了实验对比. 实验结果表明: 偏好融合策略的满意度都随着组内相似度的增大而升高, 但不同融合策略受到的影响并没有明显差异.

3.4.2 群组特征对偏好融合方法的影响

(1) 群组规模对偏好融合方法的影响

Pessemier 等人^[63]研究了模型融合方法和推荐融合方法在不同大小群组上的推荐效果. 其研究表

明: 对于随机群组, 所有组推荐算法的推荐准确度都随群组的增大而降低, 但不同组推荐算法受群组规模的影响程度不同. 与推荐融合方法相比, 模型融合方法更容易受到群组规模的影响. 此外, 偏好融合方法受群组规模的影响程度与使用的推荐算法有关. 例如, 当使用基于项目的协同过滤算法时, 模型融合方法的推荐准确度受到很大影响, 而推荐融合方法受影响很小. 文献[60]提出基于虚拟用户的偏好融合方法. 该虚拟用户方法在推荐生成之前进行偏好融合, 因此也是一种模型融合方法. 在不同群组规模上的实验结果表明: 当群组规模较小时, 虚拟用户方法的准确率和召回率均优于推荐融合方法. 然而, 随着群组规模的增大, 推荐融合方法逐渐优于虚拟用户方法.

(2) 组内相似度对偏好融合算法的影响

文献[63]也研究了组内相似度对组推荐效用的影响, 发现除模型融合基于内容的推荐算法(PreCB)以外, 其他模型融合方法和推荐融合方法的推荐准确度都随着组内相似度的增大而显著提高. 群组推荐的准确度一般低于单个用户推荐的准确度. 而当组内相似度足够大时, 组推荐的准确度甚至超过个性化推荐的最优值. 此外, 与群组规模的影响相比, 组内相似度对不同偏好融合方法的影响并没有显著差异.

群组规模与组内相似度对偏好融合方法产生的影响具有相关性. 对于组内相似度较低的群组(如随机群组), 群组越大推荐准确度越低, 而对于组内相似度较高的群组, 群组越大推荐效果越好^[12]. Pessemier 等人^[63]的研究结果也表明, 较大的群组能够加剧组内相似度对偏好融合方法的影响程度. 例如, 当群组规模为 5 时, 组内相似度达到 0.25 就能使群组推荐的准确度达到单个用户推荐的准确度. 而当群组规模为 2 时, 组内相似度超过 0.6 才能达到同一水平.

目前的研究结果表明, 群组特征对组推荐的偏好融合算法的影响非常复杂, 受到众多因素的影响, 如推荐算法、推荐领域以及群组特征之间的相互影响.

3.5 社会化组推荐

群组成员之间的社会化关系是组推荐系统的重要影响因素. 研究表明, 相对于匿名用户的推荐, 用户更愿意接受信任用户的推荐^[10]. 例如, 用户更容易接受好友的推荐而不是陌生人的推荐. 组推荐的社会化因素主要包括个性化度(personality)和信任

度(trust)两个因素^[42,73-75]. 用户的个性化程度越高, 用户的偏好就越难受到其他用户的影响. 用户对另一用户的信任度越高, 受到该用户的偏好影响就越大.

文献[10]提出了基于冲突测试的个性化计算方法. 定义独断性和协同性描述群组成员在意见冲突状态下的行为, 并计算群组成员的个性化度, 二者均通过冲突测试得到. 然后, 基于个性化度预测用户评分, 通过传统协同过滤算法计算得到用户对项目的预测评分. 文献[68]利用 Thomas-Kilmann Conflict Mode Instrument (TKI) 测试工具计算冲突模式权值, 并改进最小痛苦策略和均值策略. 实验结果表明改进后的方法在群组成员偏好差异较大时也能为群组生成准确的推荐. 文献[44]用贝叶斯网络表示群组成员间的交互及群组决策过程, 通过贝叶斯网络学习方法根据用户历史评分获取群组成员间的偏好影响关系.

在组推荐系统中用户可能需要改变自己的偏好来达成群组共识. 此时, 群组成员之间的信任度就成为主要影响因素. 文献[47]基于社会化网络获取用户之间的信任度, 考虑社会化网络中用户之间的共同好友数量、相识时间等 10 种信任因素. 通过对这些信任因素进行加权均值计算得到用户之间的信任度, 并利用个性化度和信任度结合的方法计算用户预测评分. 文献[18]基于个体用户评分和群组评分, 利用遗传算法预测群组成员之间的交互行为, 并计算每个群组成员的影响力权重. 该方法不需要用户提供额外信息或专家知识. 文献[76]利用偏好相似度和信任度的相关性, 根据群组成员的偏好相似度来计算群组成员的信任度和影响度, 最后使用加权均值融合策略得到最终预测评分. 文献[77]通过分析用户在社会化网络中的 3 种社会化因素: 信任关系(trusted-relationships)、社会化相似性(social similarity)和社会化中心性(social centrality), 提出一种基于矩阵分解的社会化组推荐方法. 文献[78]提出基于授权的预测方法, 通过分析群组规模、群组结构等群组特征, 以及群组成员的个性化和信任关系, 提出了社会化组推荐的通用架构.

然而, 并不是所有群组成员之间都存在明显的社会化关系. 例如, 随机群组或临时群组中的用户可能并不认识. 当群组成员之间不存在显式的社会化关系时, 组推荐系统通过提供交互机制促进群组成员之间的交互, 并最终达成共识^[42]. Intrigue^[41] 提供一个交互式代理, 群组中的用户可以通过代理获取

其他用户的特殊偏好约束以及人口统计学信息, 从而将群组划分为多个子群组进行推荐. CATS^[59] 提供一个平台允许用户获取其他群组成员的旅行计划, 通过商讨达成一致. TDF^[5] 为无法进行实时交流的群组成员提供“代理人”功能, 用户可以委托一个“代理人”代替用户做出选择决定, 从而减少了偏好冲突. Guzzi 等人^[42] 利用基于评论的方法提供交互式的组推荐. 首先根据群组中的一个用户的偏好生成推荐列表, 然后由群组中的其他用户对推荐列表中的项目特征(例如价格、类型等)进行评论, 根据项目的评论再次生成推荐. 重复这一过程直到群组中的所有用户达成一致. 文献[57]提出一种概率加权模型进行群组建模, 并提供群组交互界面和个人交互界面, 使群组能够在不同的用户环境(如群组成员处于不同的地点)下生成群组决策.

3.6 组推荐系统的效用评价

效用评价对于检验组推荐系统的性能和发现其存在的问题来说十分重要, 是组推荐系统研究中无法忽视的环节. 而数据集和效用评价指标是进行效用评价的两个重要元素.

3.6.1 组推荐相关数据集

获取组推荐系统相关的数据集比传统个性化推荐更加困难. 目前, 在组推荐系统领域中还没有公开可用的标准数据集. 为验证组推荐系统的性能, 很多研究者们收集志愿者的真实数据^[4,47] 或已取得授权的用户数据集以及模拟生成的数据集.

文献[13]收集了 2008 年 9 月到 2009 年 3 月的 BARB 数据库电视节目收视数据. BARB 数据库统计英国电视用户的收视行为数据, 其中包括 6423 个家庭的 14731 个用户在 6 个月内的 3 千万条收视记录. 文献[15]收集了具有信任关系的群组用户对 MovieLens^[79] 数据集中的 50 部电影进行评分的数据. 考虑了用户信任关系对用户评分行为的影响, 要求每个用户对电影评分之前, 先观察具有信任关系的用户给出的评分.

文献[40]搜集的交易数据包括 265 名大学生和 889 本书籍并统计了用户信息(如性别、年龄、专业等). 每个用户组被随机分为 5~30 名用户不等. 抽取了 160 名用户进行用户满意度调查. 其中使用的书籍描述信息和关键词主要从在线书店和实体书店资料库中获取.

与传统推荐系统不同, 组推荐系统的效用评价所需的数据集中必须包含群组信息. 然而本身含有

群组信息的数据集很少,普遍采用的方法是利用传统推荐系统的数据集(如 MovieLens),根据实验评价所需的群组特征从这些数据集中构造群组^[12,18,47].

3.6.2 组推荐评价指标

(1) 准确度

组推荐的准确度是最重要的评价方面.组推荐系统的准确度评价主要用到的评价指标有 RMSE^[80], MAP^[17], F1^[61], $E(k)$ ^[68], recall^[81], precision@n^[10,61], AUC^[17], nDCG^[12]等.其中 nDCG 是标准的信息检索评价指标,评价在 Top- k 推荐列表的准确率. RMSE 和 MAP 是基于预测评分与实际评分误差的评价指标,其值越小表明准确度越高.然而,现有的 precision, recall, MAE 等评价指标并没有在组推荐系统评价领域得到广泛认可. Garcia 等人^[4]在 MAE 指标的基础上定义了 MAEⁿ 指标来评价群组预测评分的准确度.文献^[10]基于 precision@n 指标进行改进,提出 one-hit 和 two-hit 指标.其中,one-hit 等价于 precision@n > 1/n, two-hit 等价于 precision@n > 2/n.

(2) 用户满意度

用户满意度是组推荐系统效用评价的重要指标之一.文献^[82]通过用户调查问卷方式进行评价,然而传统推荐系统的调查问卷面向单个用户,群组调查问卷则需要更多的用户参与、更长的时间花费和更高的成本.文献^[6]研究发现为用户进行连续推荐时,用户以前获得的推荐项目对后续推荐项目的用户满意度造成影响,提出根据已推荐项目对新项目的影响度和时间因素来计算用户满意度的方法,并将该方法用于群组满意度的计算.但其中的参数根据心理学和经济学的研究结果而设定,缺乏灵活性.

(3) 多样性

虽然组推荐的准确性十分重要,但是如果推荐的都是极为相似的项目,用户会产生厌烦情绪从而影响群组对组推荐系统的满意度.因此,组推荐的多样性也是一个重要的评价指标.最常用的方式是通

过计算推荐列表中项目的相似度来评价组推荐的多样性^[63].计算项目相似度可以利用项目内容信息,例如电影的类型、音乐的风格等.通常使用 Jaccard 相似度系数^[6]来计算两个项目之间的类型相似度,然后通过计算整个推荐列表的类型相似度来评价推荐结果的多样性.

(4) 覆盖率

覆盖率是指组推荐能够推荐的项目范围.推荐覆盖率对商品的销售造成影响,因此推荐系统的提供者比用户更加关心推荐的覆盖率.传统推荐系统通常采用目录覆盖率作为评价指标^[83].组推荐通过计算每个群组的推荐列表的目录覆盖率来评价组推荐的覆盖范围.然而,组推荐的高覆盖率常常是以降低准确率为代价.因此,组推荐的目录覆盖率必须与准确度同时进行评价^[63].

(5) 惊喜度

惊喜度是最近推荐系统领域的热门话题,它从一种新的角度来评价推荐系统的效用^[79,84].近年来,惊喜度也成为评价组推荐系统的重要指标之一^[63].目前还没有公认的惊喜度评价指标和方法.如果推荐结果与用户偏好不相似,但用户对推荐结果又很满意,那么就可以说推荐结果的惊喜度很高.因此,提高推荐结果的惊喜度就需要提高推荐结果的用户满意度,同时降低推荐结果与用户偏好的相似度.例如,Shani 等人^[79]提出一种方法来评价图书推荐系统的惊喜度.该方法也被扩展用于评价组推荐系统的惊喜度^[63],但需要用到推荐项目的内容信息,而这些信息有时并不容易获取.

4 组推荐系统应用进展

组推荐系统在个性化的基础上同时满足多用户的偏好需求,使其具有广阔的应用前景.本节对组推荐系统的应用进展进行分析和总结,表 5 列举了组推荐系统的一些典型应用.

表 5 组推荐系统应用分类

应用领域	群组类型	典型应用	偏好融合算法
新闻/ 书籍组推荐	自构建群组	Let's Browse ^[39]	模型融合,均值策略
	自构建群组	I-SPY ^[49]	模型融合
	自构建群组	GRec_OC ^[40]	模型融合,痛苦避免均值策略
	随机群组	GAIN ^[57]	模型融合,组合策略
旅游组推荐	自构建群组	INTRIGUE ^[41]	模型融合,均值策略,加权模型
	临时群组	CATS ^[59]	模型融合,痛苦避免均值策略
	临时群组	TRAVEL DECISION FORUM ^[5]	推荐融合,均值策略,中值策略

续 表

应用领域	群组类型	典型应用	偏好融合算法
音乐/电影组推荐	临时群组	MusicFX ^[48]	推荐融合, 痛苦避免均值策略
	临时群组	FlyTrap ^[38]	推荐融合, 公平策略
	随机群组	Masthoff's Group Recommender ^[80]	推荐融合, 组合策略
	自构建群组	Netflix ^[58]	推荐融合, 最小痛苦策略
	自构建群组	PolyLens ^[36]	推荐融合, 最小痛苦策略
	自构建群组	HappyMovie ^[75]	推荐融合, 社会化推荐, 均值策略
	自构建群组	Yu's TV Recommender ^[14]	模型融合, 均值策略
餐饮组推荐	自动识别群组, 自构建群组	Where2Eat ^[42]	模型融合
	临时群组	Pocket RestaurantFinder ^[35]	推荐融合, 均值策略
移动组推荐	自构建群组	YU' In-Vehicle Multimedia ^[85]	推荐融合, 均值策略
	临时群组	AGReMo ^[53]	模型融合, 最小痛苦策略

4.1 新闻组推荐

作为最早的组推荐系统之一, Let's Browse^[39]为群组推荐满足共同兴趣的新闻网页, 利用活动标签实时感知群组成员的加入或离开以适应群组成员的动态变化. 通过获取用户浏览过的网页关键词以及关键词出现的频率, 构建关键词和频率权重二元素来表示用户偏好配置. 在离线状态下分析用户偏好, 但在出现新用户时仍需动态计算用户偏好配置. 此外, 采用了可视化推荐过程, 用户可以通过查看系统的推荐解释并对推荐项目进行文字评论, 来理解系统的推荐机制并提高对系统的信任度. I-SPY^[49]采用的协同社区网络搜索算法将相似社区用户的搜索记录作为组推荐候选项目, 利用协同过滤方法计算相似度, 从而减少重复搜索次数.

Kim 等人^[40]根据相似用户组的购买经历为在线社区中的小组用户推荐书籍. 首先生成群组推荐以满足多数群组成员的偏好, 然后通过基于用户模型的过滤方法从推荐项目列表中移除不满足部分群组成员偏好的推荐项目. GAIN^[57]在学校、办公室等公共场所提供新闻组推荐, 通过计算某一时刻用户的位置分布概率, 在均值策略的基础上提出了概率加权模型, 通过调整概率模型权值, 使偏好融合策略能够在均值策略与痛苦避免均值策略之间切换. 此外, 该系统能够在大型电子屏幕、移动终端和触摸屏终端上显示推荐的新闻, 其用户界面能够适应不同终端的屏幕类型和尺寸.

4.2 旅游组推荐

在旅游方面, 组推荐显得尤为重要, 当人们结伴出行, 旅游景点的选择便是一个棘手的问题. 每个人具有不同的偏好, 他们所期望的目的地大相径庭, 必须充分考虑到每一个游客的需求来选择旅游景点和路线. Intrigue^[41]采用了显式获取用户偏好的方法, 将旅游景点信息分为多个特征属性供用户选择. 根

据用户偏好和人口统计学特征将群组进一步划分为多个偏好相似的子组. 采用加权均值策略, 根据子组偏好的重要程度为子组分配不同的权值. CATS^[59]基于用户反馈的推荐机制, 采用了模型融合的方法, 用户偏好模型由用户的特征反馈向量构成. 通过痛苦避免均值策略对个人偏好模型融合得到组偏好模型. 此外, 提供了交互平台方便用户交互和群组交互. 然而, 系统支持的组用户数量有限, 最多允许 4 人进行交互. TDF^[5]为缓解偏好冲突, 提供偏好共享策略, 使得群组成员可以互相了解对方的偏好. 针对均值策略容易遭受恶意攻击的问题, 通过“代理人”机制提供融合策略的选择和参数设定, 引入随机选择策略避免用户对群组推荐过程的恶意篡改.

4.3 音乐/电影组推荐

在公众场合播放音乐时, 如何满足所有听众的音乐偏好需求是音乐组推荐系统考虑的问题. McCarthy 等人^[48]提出的 MusicFX 系统解决了健身房的音乐播放问题. 通过用户标记识别器识别用户身份, 从而自动适应组成员的动态变化. 显式获取用户评分并采用了负面偏好敏感的策略, 当用户对某一项目的评分为负时, 将该项目从推荐列表中删除. FlyTrap^[38]基于音乐风格, 通过监控并记录用户的音乐播放行为隐式地获取用户音乐偏好, 通过简单投票的方式生成个人推荐, 考虑推荐的多样性, 采用基于专家知识构建“DJ 代理”规则, 避免连续推荐同一类型的音乐. Masthoff's Group Recommender^[82]组合多种融合策略为群组推荐音乐视频, 通过情感因素建模提高了组推荐满意度, 又通过增加虚拟成员的方法提高了组推荐系统的用户隐私安全.

一起看电影的用户也有组推荐需求. 文献^[86]通过使用面向评级的矩阵分解和负抽样矩阵分解算法为家庭群组推荐感兴趣的电影. 同时采用基于特征的矩阵分解框架将多种上下文信息整合到多信息

模型中,并基于该模型提出了加权均值策略方法和矩阵分解方法。Netflix^[58]通过计算用户评分的标准差,选取推荐列表中评分标准差最小的项目作为最佳推荐项,从而解决群组成员的电影偏好差异过大导致的“痛苦”问题。Polylens^[36]是最早的组推荐系统之一,它针对小规模观影群组(2~3 个用户),使用最小痛苦策略进行偏好融合,其群组满意度取决于满意度最低的群组成员。Yu's TV Recommender^[14]根据用户对项目的多个特征评分,使用模型融合方法和均值融合策略为群组推荐电视节目。Happy-Movie^[75]是一个 Facebook 上的电影组推荐系统。其采用了社会化组推荐方法,从社会化网络中抽取信息构建个性化模型和信任模型,使用均值策略融合群组偏好,最后通过真实用户实验证明社会化组推荐模型提高了推荐的用户满意度。

4.4 餐饮组推荐

在日常生活中,餐饮推荐一直都是人们关注的热点应用^[49]。文献[61]根据家庭成员的饮食偏好为家庭用户推荐日常饮食,在组用户建模过程中采用最小痛苦和最开心的极端案例启发式方法,实验表明该启发式方法会使推荐精确度有所降低,但能够提高用户对系统的忠诚度和信任度。餐厅组推荐系统 Where2Eat^[42]使用了交互式的多用户评论方法,通过对餐厅的 5 项特征进行评价,使为每个群组成员生成的推荐都允许被其他组用户接受、拒绝或生成其他推荐。其组推荐过程就是推荐、评论、重新推荐的循环,直到推荐项目能够满足所有群组成员的偏好。

为了使组推荐系统应用于多个领域,一些研究者提出领域无关的组推荐系统。Choicla^[87]是一个领域无关的群组决策支持环境,用户通过设置决策任务参数能够实现对任意场景的群组决策和推荐。它集成了均值策略、最小痛苦策略、最开心策略等偏好融合策略,并支持偏好共享和组推荐解释。Garcia 等人^[4]提出了一种应用领域无关的组推荐框架,并在旅游推荐、餐饮推荐以及电影推荐等应用领域进行了实验。

4.5 移动组推荐

随着移动网络的飞速发展,移动用户的大量增加使得移动组推荐成为研究热点^[35,85,88]。移动组推荐系统 Pocket RestaurantFinder^[35]使用定位计算获取用户的位置信息,在移动设备上为群组推荐附近的餐厅。显式地获取用户对距离、花费、烹调方式等多个特征维度的评分,使用均值策略生成组推荐

列表。但是,该系统并不支持用户之间的交互以及反馈。为避免移动组推荐中用户偏好获取的不完整性、不精确性问题,文献[88]研究了不精确的偏好信息对组推荐的多个不同阶段造成的影响,研究结果表明用户定位信息的误差或缺失将对移动组推荐过程中的用户偏好获取、推荐生成、推荐解释和辅助组决策阶段造成影响,进而提出并验证了移动组推荐系统处理不精确偏好信息的系统设计准则。Beckmann 等人^[53]在智能手机设备上开发了基于 ad-hoc 群组的移动电影组推荐系统 AGRemo,其群组由用户的好友构成,模型融合过程不仅包括用户评分,还考虑了时间、位置等上下文信息。

5 组推荐系统研究的难点和发展方向

组推荐系统能够满足群组用户的推荐需求,近年来的研究和应用都取得了大量进展。然而,组推荐系统研究中不仅存在传统推荐系统已有的问题,还存在一些组推荐系统特有的亟待解决的问题。以下总结了组推荐系统的难点和发展方向:

(1) 组推荐的偏好融合

融合策略的选择以及对现有融合策略的改进是组推荐系统研究的主要问题。如何根据不同的群组特征和应用领域,选择合适的融合策略是组推荐系统中的关键问题。而对混合多种融合策略的方法,如何自适应的动态调整其中的权值和阈值也需要进一步研究。此外,对于偏好融合方法的选择也需要根据群组类型、群组规模以及具体的推荐算法来决定使用模型融合还是推荐融合。目前的融合策略主要关注公平性,忽视了项目在推荐列表中的顺序对群组满意度产生的影响。因此,组推荐的偏好融合仍需要进一步深入研究。

(2) 基于模型的组推荐方法

现有的组推荐方法也可以分为基于内存的方法和基于模型的方法。基于偏好融合的组推荐算法属于基于内存的方法,其主要缺陷在于使用启发式的融合策略而忽视了群组成员之间的交互和影响。基于模型的方法通过构建一个生成模型,对群组选择项目的生成过程建模,从而能够通过考虑群组成员之间的交互来进行更精准的推荐^[62]。近年来,研究者提出了一些基于模型的组推荐方法,但这些模型都带有一定局限性,尚未完全满足群组的需求^[62]。Liu 等人^[89]提出一种主题模型方法,该模型假设在

群组中具有影响力的用户能够代表整个群组做出决策。然而,该模型并没有考虑用户在不同群组中的影响力。Ye 等人^[90]假设群组成员依据好友的建议来选择项目,提出的概率生成模型考虑了群组中每对好友的偏好。而当群组较大时,这种成对好友偏好的假设并不符合实际情况。Liu 等人^[81]基于主题模型挖掘群组成员之间的偏好关系,但当群组较大时该方法的计算成本较高。因此,基于模型的组推荐方法还有待进一步深入研究。

(3) 组推荐系统中的不确定性

大部分组推荐系统假设获取到的用户偏好是精确的,偏好融合得到的群组偏好也是精确的。然而,用户偏好存在不确定性,特别是通过隐式方法自动获取的用户偏好本身就具有很大不确定性。用户偏好的不确定性可以通过用户偏好的概率分布来表示,已有一些基于概率的方法被用于处理组推荐系统中的不确定性。DeCampos 等人^[44]使用贝叶斯网络处理用户偏好的不确定性和偏好融合过程中固有的不确定性。但该研究只考虑了一种偏好融合策略。文献^[57]提出的概率方法组合了均值策略、加权模型和痛苦避免均值策略,但只在较小的范围内对少量真实用户进行了调查实验,这对于系统的效用评价有一定局限性。因此,组推荐系统中不确定性的处理仍需要更多的深入研究。

(4) 组推荐的解释和可视化

对组推荐结果进行合理的解释并以合适的方式呈现给群组能够提高透明度,使用户更好的理解推荐机制和群组其他成员的偏好,从而更易于接受推荐项目^[6]。Intrigue^[41]分别为群组 and 子群组给出预测评分和文字形式的解释。FlyTrap^[38]通过图标颜色和位置进行可视化的音乐推荐,评分最高的音乐具有高亮的颜色并占据用户界面的中心位置。TDF^[5]以动画的形式展现用户的偏好标准和推荐结果,用户能够查看其他群组成员对推荐项目的满意度。然而,组推荐的解释和可视化可能涉及用户隐私,如何在提高透明度和保护隐私之间进行更好的权衡仍是有待解决的问题。

(5) 组推荐的效用评价

组推荐系统的效用评价是组推荐研究的重要问题之一。由于群组类型、群组规模以及组推荐生成方式的多样性使得组推荐的效用评价比传统推荐系统的效用评价更加困难。特别是组推荐系统的用户满意度评价存在很多不足。用户调查问卷是一种有效

的解决方案,但存在数据量小、耗时长、成本高等缺点。因此,组推荐系统的效用主要通过离线评价方法来进行^[12]。然而,显式包含群组信息的数据集仍然很匮乏,目前的方法主要是基于无群组信息的数据集模拟生成群组及其偏好。此外,目前组推荐系统的评价指标比较单一,主要集中在推荐准确度方面,而对推荐的覆盖率、多样性、惊喜度等方面关注较少。组推荐系统的效用评价问题已成为组推荐系统研究所面临的巨大挑战。

(6) 上下文感知组推荐

近年来,上下文感知推荐系统通过引入上下文信息,进一步提高了推荐系统的有效性,得到了很多关注^[6]。上下文被定义为用于描述实体状态的任何信息,如位置、时间、天气、用户情绪等。上下文感知推荐系统需要根据具体应用领域和用户需求引入合适的上下文。目前,组推荐系统中引入的上下文主要是社会化关系,实际上群组偏好可能受到很多上下文的影响。利用多维上下文信息生成群组推荐是更加复杂的问题。文献^[43]提出了一个层次化的上下文感知组推荐计算模型。文献^[76]利用位置上下文和社会化上下文实现了团购网站上的组推荐。文献^[81]根据位置上下文和季节上下文为旅行团提供旅游套餐推荐。目前上下文感知组推荐系统的研究还很少,但随着越来越多的上下文信息融入组推荐系统中,上下文感知组推荐也将成为研究热点之一。

(7) 移动组推荐

随着移动网络的迅猛发展,移动推荐系统得到了大量的关注。然而,面向群组的移动推荐相关研究仍然很少。移动推荐系统与组推荐系统的结合将是未来的研究方向之一。在移动网络环境下需要考虑用户的移动性、设备的移动性和设备的无线接入等问题^[31]。移动网络环境下的用户偏好获取、群组发现、推荐生成等关键技术与传统互联网环境均有较大差异。移动组推荐系统要求更高的实时性和交互性,组推荐结果的展示也需要改变以适应移动用户群组。组推荐系统在移动环境下的扩展还面临移动信息获取、用户交互、可视化等问题,有待进一步研究。

(8) 组推荐的用户隐私与安全

偏好共享和提供用户交互有利于组推荐系统性能的提升,但同时也带来了用户隐私问题。目前针对组推荐隐私问题的研究还极少,Masthoff 等人^[82]提出在群组中加入虚拟用户和匿名化的方法来保护用户隐私。文献^[91]提出了一种 P2P 偏好交换机制,

通过融合用户偏好保护用户隐私,但该方法只面向具有社会化关系的群组,并假设群组成员互相信任.此外,不同的群组类型对用户隐私保护提出不同的需求.例如,在临时群组和随机群组中,用户对个人隐私的要求更高.因此,与传统推荐系统相比,组推荐系统中的用户隐私与安全问题更加复杂,有待深入研究.

(9) 组推荐系统的传统推荐问题

众所周知,传统推荐系统存在冷启动和稀疏性问题^[92].很多组推荐系统先利用协同过滤算法为每个群组成员生成推荐,然后将群组成员的推荐进行融合生成群组推荐,因此组推荐系统同样存在“冷启动”问题.文献^[93]提出一种基于案例推理的方法来解决组推荐系统中的“冷启动”问题,根据群组成员的人口统计学信息、历史评分以及信任度等,从案例库中选择相似群组,并从中选择相似用户的评分作为新用户的预测评分.但该研究实验仍具一定局限性^[93].因此,组推荐系统中存在的传统推荐问题有待更多的研究和关注.

6 总 结

传统推荐系统只能为单个用户进行推荐,无法满足为群组进行推荐的需求.组推荐系统作为这一问题的有效解决方法,近年来,得到广泛深入的研究并取得大量研究成果^[4,10,14,60,63].本文从组推荐系统的定义和研究框架入手,综述了用户偏好获取、群组发现、偏好融合算法、社会化组推荐和组推荐系统的效用评价等组推荐关键技术,分析了群组特征对组推荐的影响,总结了组推荐系统在新闻、旅游、音乐/电影、餐饮、移动等多个应用领域的研究进展.最后结合近期研究对未来组推荐系统研究的难点与发展方向进行了展望.

参 考 文 献

- [1] Xu Hai-Ling, Wu Xiao, Li Xiao-Dong, Yan Bao-Ping. Comparison study of Internet recommendation system. *Journal of Software*, 2009, 20(2): 350-362(in Chinese)
(许海玲, 吴潇, 李晓东, 阎保平. 互联网推荐系统比较研究. *软件学报*, 2009, 20(2): 350-362)
- [2] Resnick P, Varian H R. Recommender systems. *Communications of the ACM*, 1997, 40(3): 56-58
- [3] Wang Li-Cai, Meng Xiang-Wu, Zhang Yu-Jie. Context-aware recommender systems. *Journal of Software*, 2012, 23(1): 1-20(in Chinese)
(王立才, 孟祥武, 张玉洁. 上下文感知推荐系统. *软件学报*, 2012, 23(1): 1-20)
- [4] Garcia I, Pajares S, Sebastia L, Onaindia E. Preference elicitation techniques for group recommender systems. *Information Sciences*, 2012, 189(8): 155-175
- [5] Jameson A. More than the sum of its members: Challenges for group recommender systems//*Proceedings of the Advanced Visual Interfaces 2004*. Gallipoli, Italy, 2004: 48-54
- [6] Masthoff J. Group recommender systems: Combining individual models//Ricci F, Rokach L, Shapira B, Kantor P B eds. *Recommender Systems Handbook*. Berlin: Springer-Verlag, 2011: 677-702
- [7] Said A, Berkovsky S, Luca E W D. Group recommendation in context//*Proceeding of the 2nd Challenge on Context-Aware Movie Recommendation 2011*. Chicago, USA, 2011: 2-4
- [8] Roy S B, Amer-Yahia S, Chawla A, et al. Space efficiency in group recommendation. *The VLDB Journal*, 2010, 19(6): 877-900
- [9] Salamó M, McCarthy K, Smyth B. Generating recommendations for consensus negotiation in group personalization services. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2012, 16(5): 597-610
- [10] Quijano-Sanchez L, Recio-Garcia J A, Diaz-Agudo B, Jimenez-Diaz G. Social factors in group recommender systems. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2013, 4(1): 1-30
- [11] Jameson A, Smyth B. Recommendation to groups//Brusilovsky P, Kobsa A, Nejdl W eds. *The Adaptive Web*. Berlin: Springer, 2007: 596-627
- [12] Baltrunas L, Makkinkas T, Ricci F. Group recommendations with rank aggregation and collaborative filtering//*Proceedings of the 4th ACM Conference on Recommender Systems*. Barcelona, Spain, 2010: 119-126
- [13] Senot C, Kostadinov D, Bouzid M, et al. Evaluation of group profiling strategies//*Proceedings of the 22nd International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Barcelona, Spain, 2011: 2728-2733
- [14] Yu Z, Zhou X, Hao Y, Gu J. TV program recommendation for multiple viewers based on user profile merging. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2006, 16(1): 63-82
- [15] Wang J, Liu Z, Zhao H. Group recommendation based on the pagerank. *Journal of Networks*, 2012, 7(12): 2019-2024
- [16] Shi Y C, Meng X W, Wang L C. A heuristic approach to identifying the specific household member for a given rating//*Proceedings of the 2nd Challenge on Context-Aware Movie Recommendation*. Chicago, USA, 2011: 47-52
- [17] Hu X, Meng X W, Wang L C. SVD-based group recommendation approaches: An experimental study of Moviepilot//*Proceedings of the 2nd Challenge on Context-Aware Movie Recommendation*. Chicago, USA, 2011: 23-28

- [18] Chen Y-L, Cheng L-C, Chuang C-N. A group recommendation system with consideration of interactions among group members. *Expert Systems with Applications*, 2008, 34(3): 2082-2090
- [19] Meng Xiang-Wu, Shi Yan-Cui, Wang Li-Cai, Zhang Yu-Jie. Review on learning mobile user preferences for mobile network services. *Journal on Communications*, 2013, 34(2): 147-155(in Chinese)
(孟祥武, 史艳翠, 王立才, 张玉洁. 用户对移动网络服务偏好学习技术综述. *通信学报*, 2013, 34(2): 147-155)
- [20] Shi Yan-Cui, Meng Xiang-Wu, Zhang Yu-Jie, Wang Li-Cai. Adaptive learning approach of contextual mobile user preferences. *Journal of Software*, 2012, 23(10): 2533-2549 (in Chinese)
(史艳翠, 孟祥武, 张玉洁, 王立才. 一种上下文移动用户偏好自适应学习方法. *软件学报*, 2012, 23(10): 2533-2549)
- [21] Meng Xiang-Wu, Wang Fan, Shi Yan-Cui, Zhang Yu-Jie. Mobile user requirements acquisition techniques and their applications. *Journal of Software*, 2014, 25(3): 439-456(in Chinese)
(孟祥武, 王凡, 史艳翠, 张玉洁. 移动用户需求获取技术及其应用. *软件学报*, 2014, 25(3): 439-456)
- [22] Adomavicius G, Tuzhilin A. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2005, 17(6): 734-749
- [23] Jannach D, Zanker M, Felfernig A, et al. *Recommender Systems: An Introduction*. Cambridge: Cambridge University Press, 2010
- [24] Sarwar B, Karypis G, Konstan J, Riedl J. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms//*Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web*. Hong Kong, China, 2001: 285-295
- [25] Pazzani M J, Billsus D. Content-based recommendation systems//Brusilovsky P, Kobsa A, Nejd W eds. *The Adaptive Web*. New York: Springer, 2007: 325-341
- [26] Trewin S. Knowledge-based recommender systems. *Encyclopedia of Library and Information Science*, 2000, 69(32): 180-200
- [27] Burke R. Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2002, 12(4): 331-370
- [28] Pazzani M J. A framework for collaborative, content-based and demographic filtering. *Artificial Intelligence Review*, 1999, 13(5-6): 393-408
- [29] Huang S L. Designing utility-based recommender systems for e-commerce: Evaluation of preference-elicitation methods. *Electronic Commerce Research and Applications*, 2011, 10(4): 398-407
- [30] Lin W, Alvarez S A, Ruiz C. Efficient adaptive-support association rule mining for recommender systems. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2002, 6(1): 83-105
- [31] Huang Z, Chen H, Zeng D. Applying associative retrieval techniques to alleviate the sparsity problem in collaborative filtering. *IEEE Transactions on Information Systems*, 2004, 22(1): 116-142
- [32] Liu Shu-Dong, Meng Xiang-Wu. Recommender systems in location-based social networks. *Chinese Journal of Computers*, 2015, 38(2): 322-336(in Chinese)
(刘树栋, 孟祥武. 基于位置的社会化网络推荐系统. *计算机学报*, 2015, 38(2): 322-336)
- [33] Meng Xiang-Wu, Hu Xun, Wang Li-Cai, Zhang Yu-Jie. Mobile recommender systems and their applications. *Journal of Software*, 2013, 24(1): 91-108(in Chinese)
(孟祥武, 胡勋, 王立才, 张玉洁. 移动推荐系统及其应用. *软件学报*, 2013, 24(1): 91-108)
- [34] Amer-Yahia S, Roy S B, Chawlat A, et al. Group recommendation: Semantics and efficiency. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2009, 2(1): 754-765
- [35] McCarthy J F. Pocket restaurantfinder: A situated recommender system for groups//*Proceedings of the 2002 ACM Conference on Human Factors in Computer Systems*. Minneapolis, USA, 2002: 1-10
- [36] O'connor M, Cosley D, Konstan J A, Riedl J. PolyLens: A recommender system for groups of users//*Proceedings of the 7th European Conference on Computer Supported Cooperative Work*. Bonn, Germany, 2002: 199-218
- [37] Masthoff J. Modeling the multiple people that are me//Brusilovsky P, Corbett A, de Rosi F eds. *User Modeling 2003*. Berlin Heidelberg: Springer, 2003: 258-262
- [38] Crossen A, Budzik J, Hammond K J. FlyTrap: Intelligent group music recommendation//*Proceedings of the 7th International Conference on Intelligent User Interfaces*. San Francisco, USA, 2002: 184-185
- [39] Lieberman H, Van Dyke N, Vivacqua A. Let's browse: A collaborative browsing agent. *Knowledge-Based Systems*, 1999, 12(8): 427-431
- [40] Kim J K, Kim H K, Oh H Y, Ryu Y U. A group recommendation system for online communities. *International Journal of Information Management*, 2010, 30(3): 212-219
- [41] Ardissono L, Goy A, Petrone G, et al. Intrigue: Personalized recommendation of tourist attractions for desktop and hand held devices. *Applied Artificial Intelligence*, 2003, 17(8-9): 687-714
- [42] Guzzi F, Ricci F, Burke R. Interactive multi-party critiquing for group recommendation//*Proceedings of the 5th ACM Conference on Recommender Systems*. Chicago, USA, 2011: 265-268
- [43] Stefanidis K, Shabib N, Nørvgå K, et al. Contextual recommendations for groups//Castano S, Vassiliadis P, Lakshmanan L V, Lee M L eds. *Advances in Conceptual Modeling*. Berlin: Springer, 2012: 89-97
- [44] de Campos L M, Fernández-Luna J M, Huete J F, Rueda-Morales M A. Managing uncertainty in group recommending processes. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2009, 19(3): 207-242

- [45] Chao D L, Balthrop J, Forrest S. Adaptive radio: Achieving consensus using negative preferences//Proceedings of the 2005 International ACM SIGGROUP Conference on Supporting Group Work. Sanibel Island, USA, 2005; 120-123
- [46] Jameson A, Baldes S, Kleinbauer T. Two methods for enhancing mutual awareness in a group recommender system //Proceedings of the Working Conference on Advanced Visual Interfaces, Gallipoli, Turkey, 2004; 447-449
- [47] Quijano-Sanchez L, Recio-Garcia J A, Diaz-Agudo B. Personality and social trust in group recommendations//Proceedings of the 22nd IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI 2010). Arras, France, 2010; 121-126
- [48] McCarthy J F, Anagnost T D. MusicFX: An arbiter of group preferences for computer supported collaborative workouts//Proceedings of the 1998 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work. Seattle, USA, 1998; 363-372
- [49] Freyne J, Smyth B. Cooperating search communities//Wade V P, Ashman H, Smyth B eds. Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems. Dublin: Springer, 2006; 101-110
- [50] Boratto L, Carta S, Satta M. Groups identification and individual recommendations in group recommendation algorithms//Proceedings of the 4th ACM Conference on Recommender Systems. Barcelona, Spain, 2010; 27-34
- [51] Boratto L, Carta S, Chessa A, et al. Group recommendation with automatic identification of users communities//Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technologies. Milan, Italy, 2009; 547-550
- [52] Ntoutsi E, Stefanidis K, Nørvgå K, Kriegel H-P. Fast group recommendations by applying user clustering//Proceedings of the 31st International Conference on Conceptual Modeling. Florence, Italy, 2012; 126-140
- [53] Beckmann C, Gross T. AGRMo: Providing ad-hoc groups with on-demand recommendations on mobile devices//Proceedings of the 29th Annual European Conference on Cognitive Ergonomics. Rostock, Germany, 2011; 179-182
- [54] Dyer J S, Sarin R K. Group preference aggregation rules based on strength of preference. *Management Science*, 1979, 25(9): 822-832
- [55] Hazon N, Lin R, Kraus S. How to change a group's collective decision?//Proceedings of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence. Beijing, China, 2013; 198-205
- [56] Masthoff J. Group modeling: Selecting a sequence of television items to suit a group of viewers. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2004, 14(1): 37-85
- [57] Pizzutilo S, Carolis B D, Cozzolongo G, Ambruso F. Group modeling in a public space: Methods, techniques, experiences//Proceedings of the 5th WSEAS International Conference on Applied Informatics and Communications. Stevens Point, USA, 2005; 175-180
- [58] Berry S, Fazio S, Zhou Y, Scott B, Francisco-Revilla L. Netflix recommendations for groups. *Proceedings of the American Society for Information Science and Technology*, 2010, 47(1): 1-3
- [59] McCarthy K, Salamó M, Coyle L, et al. CATS: A synchronous approach to collaborative group recommendation//Proceedings of the 19th International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference. Melbourne Beach, Australia, 2006; 86-91
- [60] Kagita V R, Pujari A K, Padmanabhan V. Virtual user approach for group recommender systems using precedence relations. *Information Sciences*, 2015, 294(3): 15-30
- [61] Berkovsky S, Freyne J. Group-based recipe recommendations: Analysis of data aggregation strategies//Proceedings of the 4th ACM Conference on Recommender Systems. Barcelona, Spain, 2010; 111-118
- [62] Yuan Q, Cong G, Lin C Y. COM: A generative model for group recommendation//Proceedings of the 20th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York, USA, 2014; 163-172
- [63] Pessemier T D, Doms S, Martens L. Comparison of group recommendation algorithms. *Multimedia Tools and Applications*, 2014, 72(3): 2497-2541
- [64] Gorla J, Lathia N, Robertson S, et al. Probabilistic group recommendation via information matching//Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web. Rio de Janeiro, Brazil, 2013; 495-504
- [65] Seko S, Yagi T, Motegi M, et al. Group recommendation using feature space representing behavioral tendency and power balance among members//Proceedings of the 5th ACM Conference on Recommender Systems. Chicago, USA, 2011; 101-108
- [66] Pera M S, Ng Y K. A group recommender for movies based on content similarity and popularity. *Information Processing & Management*, 2013, 49(3): 673-687
- [67] Garcia I, Sebastia L, Onaindia E. On the design of individual and group recommender systems for tourism. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(6): 7683-7692
- [68] Recio-Garcia J A, Jimenez-Diaz G, Sanchez-Ruiz A A, Diaz-Agudo B. Personality aware recommendations to groups //Proceedings of the 3rd ACM Conference on Recommender Systems, New York, USA, 2009; 325-328
- [69] Gim G, Jeong H, Lee H, Yun D. Group-aware prediction with exponential smoothing for collaborative filtering//Proceedings of the 2nd Challenge on Context-Aware Movie Recommendation. Chicago, USA, 2011; 11-14
- [70] Naamani-Dery L, Kalech M, Rokach L, et al. Preference elicitation for narrowing the recommended list for groups//Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender Systems. Silicon Valley, USA, 2014; 333-336
- [71] Ortega F, Bobadilla J, Hernando A, et al. Incorporating group recommendations to recommender systems: Alternatives and performance. *Information Processing & Management*, 2013, 49(4): 895-901

- [72] Bento J, Ioannidis S, Muthukrishnan S, Yan J. Group recommendations via multi-armed bandits//Proceedings of the 21st International Conference Companion on World Wide Web. Lyon, France, 2012: 463-464
- [73] Herr S, Rösch A, Beckmann C, Gross T. Informing the design of group recommender systems//Proceedings of the 2012 International Conference on Human Computer Interaction Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems. Austin, USA, 2012: 2507-2512
- [74] Chen Y. Interface and interaction design for group and social recommender systems//Proceedings of the 5th ACM Conference on Recommender Systems. Chicago, USA, 2011: 363-366
- [75] Quijano-Sánchez L, Díaz-Agudo B, Recio-García J A. Development of a group recommender application in a social network. Knowledge-Based Systems, 2014, 71(6): 72-85
- [76] Li Y M, Chou C L, Lin L F. A social recommender mechanism for location-based group commerce. Information Sciences, 2014, 274(15): 125-142
- [77] Christensen I, Schiaffino S. Matrix factorization in social group recommender systems//Proceedings of the 12th Mexican International Conference on Artificial Intelligence. Mexico City, Mexico, 2013: 10-16
- [78] Quijano-Sanchez L, Recio-Garcia J, Diaz-Agudo B. An architecture and functional description to integrate social behaviour knowledge into group recommender systems. Applied Intelligence, 2014, 40(4): 732-748
- [79] Shani G, Gunawardana A. Evaluating recommendation systems//Ricci F, Rokach L, Shapira B, Kantor P B eds. Recommender Systems Handbook. New York: Springer, 2011: 257-297
- [80] Gartrell M, Xing X, Lv Q, et al. Enhancing group recommendation by incorporating social relationship interactions//Proceedings of the 16th ACM International Conference on Supporting Group Work. Sanibel, USA, 2010: 97-106
- [81] Liu Q, Chen E, Xiong H, et al. A cocktail approach for travel package recommendation. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(2): 278-293
- [82] Masthoff J, Gatt A. In pursuit of satisfaction and the prevention of embarrassment: Affective state in group recommender systems. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2006, 16(3-4): 281-319
- [83] Herlocker J L, Konstan J A, Terveen L G, Riedl J T. Evaluating collaborative filtering recommender systems. ACM Transactions on Information Systems, 2004, 22(1): 5-53
- [84] Murakami T, Mori K, Orihara R. Metrics for evaluating the serendipity of recommendation lists//Sato K, Inokuchi A, Nagao K, Kawamura T eds. New Frontiers in Artificial Intelligence. Asahikawa: Springer, 2008: 40-46
- [85] Yu Z W, Zhou X S, Zhang D Q. An adaptive in-vehicle multimedia recommender for group users//Proceedings of the 61st IEEE Vehicular Technology Conference. Stockholm, Sweden, 2005: 2800-2804
- [86] Lu Q, Yang D, Chen T, et al. Informative household recommendation with feature-based matrix factorization//Proceedings of the 2nd Challenge on Context-Aware Movie Recommendation. Chicago, USA, 2011: 15-22
- [87] Stettinger M, Choicla: Towards domain-independent decision support for groups of users//Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender Systems. Silicon Valley, USA, 2014: 425-428
- [88] Tschersich M. Design guidelines for mobile group recommender systems to handle inaccurate or missing location data//Proceedings of the 5th ACM Conference on Recommender Systems. Chicago, USA, 2011: 359-362
- [89] Liu X, Tian Y, Ye M, et al. Exploring personal impact for group recommendation//Proceedings of the 21st ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Maui Hawaii, USA, 2012: 674-683
- [90] Ye M, Liu X, Lee W-C. Exploring social influence for recommendation: A generative model approach//Proceedings of the 35th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Portland, USA, 2012: 671-680
- [91] Shang S, Hui Y, Hui P, et al. Beyond personalization and anonymity: Towards a group-based recommender system//Proceedings of the 29th Symposium on Applied Computing. Gyeongju, Korea, 2014: 266-273
- [92] Schein A I, Popescul A, Ungar L H, et al. Methods and metrics for cold-start recommendations//Proceedings of the 25th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development Information Retrieval. Tampere, Finland, 2002: 253-260
- [93] Quijano-Sanchez L, Bridge D, Diaz-Agudo B, et al. A case-based solution to the cold-start problem in group recommenders //Proceedings of the Case-Based Reasoning Research and Development. Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 342-356



ZHANG Yu-Jie, born in 1969, associate professor. Her research interests include intelligent information processing and network services.

DU Yu-Lu, born in 1987, Ph. D. candidate. His current research interests include recommender systems and intelligent information processing.

MENG Xiang-Wu, born in 1966, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His research interests include Web services, user requirement and recommender systems.

Background

Recently, Recommender Systems(RS) were widely used for providing advice to people in order to select a set of items, activities or products. Typically, RS are designed to provide recommendations for individual users taking the user's interests and tastes into account. While most RS are focused on making recommendations to a single user, many daily activities such as watching a movie or going to a restaurant involve a group of users, in which case recommendations must take into account the tastes and preferences of all the users in the group. Group Recommender Systems (GRS) are proposed to solve this problem.

In the past years, GRS have been an active area of research in the field of RS. This paper provides an overview of the current study on GRS and their application, including system frameworks, group features, preference elicitation, group preference aggregation, social factors in GRS, evaluation of GRS and typical applications in different domains. In the end of the paper, a summary for future research issues is also provided. This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 60872051) and the Mutual Project of Beijing Municipal Education Commission.