**Nonparametric Bayesian Probabilistic Latent Factor Model for Group Recommender Systems**

# Abstract

在线网络的爆炸式鼓励在线用户参与小组活动。组推荐系统是根据其常见的偏好向一组用户推荐项目的基础。然而，现有的组推荐系统不会利用组内的用户交互，只适用于具有固定大小的用户组和组成员之间相同级别的组，这显着限制了其在现实世界中的使用。在本文中，我们提出一种新的非参数贝叶斯概率潜在因子模型，通过利用组内的用户交互来了解集体用户的群体推荐的品味和偏好，从而能够很好地处理各种群体大小和相似度。我们对三个公开的基准数据集进行了评估。实验结果表明，我们的方法优于组推荐的所有基线方法。

# Introduction

推荐系统（RS）[3,4,9]已被确认为在线用户的个人助理，以找到相关信息/产品以满足其个人喜好。矩阵因子分解（MF）是构建个性化推荐系统的流行方法，在Netflix大赛中取得了巨大的成功[9]。MF在RS中的主要目的是为了了解用户偏好与潜在因素形式的项目吸引力之间的相互作用，获得原始反馈矩阵的一些较低级近似。

虽然RS主要是为满足个人喜好而设计的，但是有一些用户有兴趣参与单一活动的场景，例如娱乐目的，观看电影，玩在线视频游戏，听音乐和访问旅游景点。组推荐系统（GRS）为一组用户生成单个推荐列表，旨在最大限度地提高用户满意度[13]。在线数据的快速探索允许用户找到有共同兴趣并参与小组活动的人，这引起了GRS研究人员的关注。然而，由于用户具有不同的偏好和不同的交互级别，所以组建议情景比个人更具挑战性。然而，组建议情景比个人更具挑战性，因为用户在组内具有不同的偏好和不同的交互水平[1]。为个性化RS [9,15]设计的MF算法未能学习潜在因素来模拟集体用户的口味和偏好，因此不适合群体推荐[6]。

GRS的现有研究可以分为两类[1,2,4,7,8,13,18]。第一个是基于配置文件聚合，其中通过对组中的所有用户配置文件进行平均创建虚拟用户[12,18]。通过仅考虑虚拟用户来生成该组的推荐列表。第二类是基于等级聚合，通过合并所有用户个人推荐列表[1，2，13]来生成该组的推荐列表。个性化RS方法用于生成个人推荐。然而，在聚合技术中，简档聚合和基于级别聚合的组推荐系统的贡献是有限的。**这些方法的表现也取决于组的大小和组成员之间的相似程度**。此外，现有方法的主要缺点是，他们总是**忽视组成员之间的相互作用来产生建议**，而**成员之间的相互作用**可能对组决策有很大的影响。

在本文中，提出了一种名为非参数贝叶斯概率潜在因子模型（NBPLFM）的新方法，用于组推荐系统，其中任务是为一组用户生成建议。提出的方法通过将Dirichlet过程混合模型应用于用户和项目潜在因素之前，扩展了贝叶斯概率矩阵因式分解（BPMF）[15]来考虑用户群体的喜好和偏好。创新的NBPLFM模型不是依赖像现有GRS这样的聚合策略，而是通过利用组内的交互来分组用户偏好。因此，这个提出的模型明确地考虑了集体用户在学习和产生建议中的偏好。此外，非参数先验的集成允许NBPLFM建立具有可变组大小和相似性的模型组，这反映了真实世界组的推荐情景。为了验证性能，我们将所提出的方法应用于三个公共数据集。实验结果证实了提出的方法与其他基线方法的效率相比较。本文的其余部分安排如下：第二节总结相关工作。第3节介绍了所提出的矩阵分解方法。实验结果见第4节。最后，我们在第5节得出结论。

# Related Work

构建GRS所采用的方法可以分为两类，即简档聚合和排名聚合[1,2,4,7,8,13,18]。排名聚合方法比配置文件聚合方法具有更好的灵活性，结果可以解释。不同的合并策略[4,11]从社会理论，如加性功利主义，乘法功利主义，平均，最不痛苦，平均而不是痛苦和最幸福，被用来汇总个人推荐名单。

# 3 Nonparametric Bayesian Probabilistic Latent Factor Model

## 3.2 Nonparametric Bayesian Probabilistic Latent Factor Model

NBPLFM是基于一个观察结果，一组中的用户和项目应该比其他组或其他人更相似。它从他们的组特定分布中吸取用户和项目潜在因素，使得最终的模型更有效和一致地捕获组选择。实际上，小组的数量和每个小组的大小**不应该在组建议中被固定**，因为推荐系统在处理用户（通过观看电影，音乐或参观旅游景点来组成小组）之前不知道用户在小组中的数量。