



计算机工程与应用
Computer Engineering and Applications
ISSN 1002-8331, CN 11-2127/TP

《计算机工程与应用》网络首发论文

题目：图神经网络推荐方法研究
作者：刘鑫，梅红岩，王嘉豪，李晓会
网络首发日期：2022-01-26
引用格式：刘鑫，梅红岩，王嘉豪，李晓会. 图神经网络推荐方法研究[J/OL]. 计算机工程与应用. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20220124.1814.020.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

图神经网络推荐方法研究

刘鑫, 梅红岩, 王嘉豪, 李晓会

辽宁工业大学 电子与信息工程学院, 121001

摘要：图神经网络因其特性在许多应用领域展露锋芒，将图神经网络与推荐相结合成为研究热点之一。在推荐中使用图神经网络方法，能够在复杂环境中显著提高推荐的水平。本文对图神经网络的方法、个性化推荐和群组推荐分别进行总结介绍；对基于图神经网络的推荐方法进行了概述。重点对图神经网络及其近年来在推荐领域的研究成果进行归纳总结；分析了推荐研究现状和阻碍其进一步发展的困难，并根据图神经网络的优势对将图神经网络与群组推荐结合进行了可行性分析及展望。

关键词：图神经网络；群组推荐；深度学习；推荐系统

文献标志码:A 中图分类号:TP391.3 doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.2110-0345

Research on graph neural network recommendation method

LIU Xin, MEI Hongyan, WANG Jiahao, LI Xiaohui

College of Electronic and Information Engineering, Liaoning University of Technology 121001

Abstract: Graph neural network has a good application effect in many application fields because of its characteristics, the combination of graph neural network and recommendation has become one of the research hot spots. Using graph neural network in recommendation can significantly improve the level of recommendation in complex environment. In this paper, the method of graph neural network, personalized recommendation and group recommendation are introduced respectively; The recommendation methods based on graph neural network are summarized, the paper focuses on graph neural network and its recent research achievements in the field of recommendation; The recommended research status and the difficulties in further development are analyzed. According to the advantages of graph neural network, the feasibility of combining graph neural network with group recommendation is analyzed and prospected.

Key words: graph neural network; group recommendation; deep learning; recommendation system

基金项目：国家自然科学基金青年基金项目（61802161）资助；辽宁省自然科学基金项目（20180550886）资助。

作者简介：刘鑫（1996-），男，硕士研究生，研究领域为深度学习，大数据分析 with 数据挖掘，推荐系统；梅红岩（1978-），通信作者，女，博士，副教授，CCF 会员，研究领域为深度学习，大数据分析 with 数据挖掘，网络服务，E-mail: liaoning_mhy@126.com；王嘉豪（1995-），男，硕士研究生，研究领域为深度学习，大数据分析 with 数据挖掘，推荐系统；李晓会（1978-），女，博士，副教授，CCF 会员，研究方向为信息安全，隐私保护，大数据信任管理等。

引言

近年来,大数据逐渐成为现代社会基础设施的一部分,人们在日常生活中潜移默化的受其影响。当今社会数据量呈直线趋势增长,出现了前所未有的信息爆炸的现象,因此从海量的信息中挖掘出用户所需信息变得尤为重要。推荐系统作为一种为人们提供所需信息的有效工具也随着时间的推移不断发展、完善。传统的个性化推荐是为了满足个体用户的需求,例如根据个人喜好推荐电影、商品、新闻资讯、音乐等。群组推荐则是根据整个群体喜好进行推荐,其需要最大程度上满足某一群体中绝大部分成员的需求,满足少数服从多数的一种相对公平的原则,通过根据群组中大部分人的喜好进行推荐。群组推荐在事件组推荐^[1]、电影组推荐^[2]、旅游组推荐^[3]、音乐组推荐^[4]、餐饮组推荐^[5]和移动组推荐^[6]上均有广泛的应用。但推荐中存在数据稀疏性、冷启动、推荐准确率低、动态化信息处理和图结构数据处理困难等问题,严重阻碍推荐系统的进一步发展。经研究发现,将图神经网络与推荐相结合是一种有效的提高推荐系统性能的手段。图神经网络可以在图上对数据进行精准的特征提取和展示,是一种新型的、高效的、扩展性强的神经网络结构,其可以处理的层面覆盖无向单元图、无向二元图、无向多元图^[7]。

图神经网络已经在物理学^[8,9]、生物学^[10-12]、知识图谱^[13]、图像^[14-18]、文本^[19-21]、图生成模型^[22]和提取图隐藏状态^[23]领域取得一定成果。本文在将近年来推荐系统的相关研究进行整理的基础上对图神经网络推荐进行深入的研究,主要对图神经网络在推荐领域的研究成果进行归纳分析,最后总结了推荐发展所面临的挑战,并对未来的发展方向进行了展望。

1 图神经网络与推荐方法概述

在本节中我们除了对被广泛应用的图神经网络模型进行介绍外,还对推荐方法进行了论述。其中在 1.1 节阐述了深度学习方法中比较有代表性的图神经网络模型;在 1.2 和 1.3 节中分别对个性化推荐和群组推荐进行了介绍说明。

1.1 图神经网络概述

图神经网络(Graph Neural Network, GNN)的概念在文献^[24]中提出,是一种直接在图结构上运行的神经网络,其作为一种从图嵌入思想启发而来的新型拓展神经

网络,可以在图领域内对数据进行特征提取和表示,是一种高效、易扩展的新型的神经网络结构。图神经网络的原理可以概括为通过构建的图模型来反映实体及其之间的联系,其通过利用特定的方法对节点进行描述,并经过不断的节点状态更新,得到具有包含邻居节点信息和图形拓扑结构特点的状态,最终将这些节点通过特定方法进行输出,得到所需的信息^[7]。应用在图上的深度学习有许多不同的类型,现有主流的方法分为以下五种,如图 1 所示。图神经网络相比传统神经网络在处理图结构信息时,所展现出来的性能通常要好的多,其具体表现为在特征提取和表示上更加高效^[25];更有效的挖掘相关信息,通过构建的图模型来反映实体及其之间的联系^[26];使推荐的准确率更高^[27];可伸缩性更强,能够处理的数据规模更大^[28]等等。

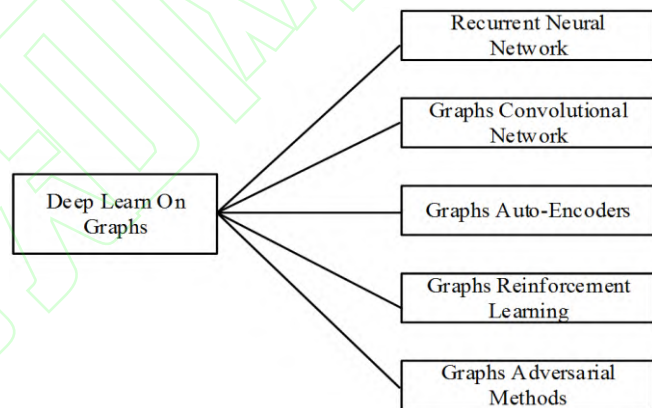


图 1 图深度学习模型

Fig.1 Deep learning model

1.2 个性化推荐概述

个性化推荐是推荐系统中应用领域最广泛的,其被广泛应用在餐饮、视频、商品、旅游和书籍等领域中,其共有三个模块组成,分别为用户模块,推荐算法模块和待推荐对象模块。个性化推荐可以理解为给用户在海量的数据中获取到符合自身兴趣偏好的信息。个性化推荐的过程分为根据用户信息来获取用户偏好进行建模,选取相关的推荐算法来进行计算提供推荐,最终为用户形成推荐列表。另外个性化推荐可以根据不同的应用场景分为基于内容的推荐、基于协同过滤的推荐和基于混合方式的推荐。

1.3 群组推荐概述

由个性化推荐演变而来的群组推荐与个性化推荐的区别在于将用户的个人推荐聚合为整个群组的推荐,也可以理解为通过利用单个用户的兴趣偏好建模针对群组用户兴趣偏好产生推荐项的一种为群体用户推荐的方法。群组推荐系统的生命周期可分为 4 个阶段:获取群组成员数据、从群组成员中提取偏好信息、生成组推荐、推荐结果的评价和反馈,生命周期图如图 2 所示。

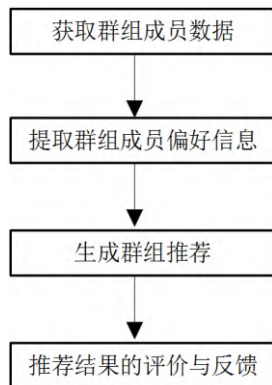


图2 群组推荐系统的生命周期图

Fig.2 Life cycle diagram of the group recommendation system

吴云昌等人^[27]在众多专家学者的研究基础上对群组推荐的流程进行了总结，将群组推荐的步骤总结为以下三步，如图3所示：

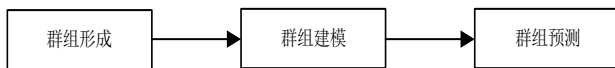


图3 群组推荐步骤

Fig.3 Group recommendation steps

1)群组形成：将总的用户根据每个用户的兴趣偏好进行划分为多个用户小组，每一个用户小组中的成员都是具有相似兴趣偏好的用户，群组形成是进行群组推荐的前提条件，群组划分的是否合理将直接影响到最终的预测推荐效果。

2)群组建模阶段的任务是偏好融合，偏好融合是指利用偏好融合策略在推荐前建模群组成员的共同兴趣偏好，或在推荐后建模群组成员的共同推荐偏好。它可以分为两部分偏好融合策略和偏好融合方法。

3)群组预测是根据偏好融合后的群组兴趣对相应的项目进行预测评分并且生成推荐结果，完成推荐。

2 图神经网络与推荐

在本节中我们首先对基于图神经网络的推荐方法进行说明，包括基于图神经网络的推荐方法原理、推荐过程和发展历程；其次，我们对图神经网络在推荐中所用的不同方法及不同应用场景进行了总结和归纳，阐明图神经网络在实际推荐过程中发挥的作用。

2.1 基于图神经网络的推荐方法概述

推荐系统作为当今社会人们从数据中获取到所需信息的一个重要工具，大数据时代的变革使得国内外研究学者高度关注推荐方面的相关研究。不管是在推荐领域的知识理论研究，还是在其领域的实践应用都在不断深入、发展。推荐所包含研究的领域和范畴也随着时间的推移不断拓宽，到目前为止已经形成了较为完善的体系结构。推荐领域在欧式数据处理上已经有了较深入的研究，例如在处理文本类数据、音频类数据、视频类数据等等。但现实生活中很多的数据是

以图或者网络的非欧式数据形式存在，例如社交网络、知识图、相互作用网络等等，用传统的推荐方式难以达到预期的效果。随着深度学习热度的持续升高，学者们将推荐与图神经网络相结合来处理非欧式数据以提升推荐的准确性；在处理项目与项目、用户与用户、用户与项目以及内容信息之间的关系，基于图神经网络的推荐系统能够产生高质量的推荐结果。就目前的研究情况来看，图神经网络凭借其在特征提取上所表现出的优越性能，使得图神经网络在推荐方面的应用成为发展的必然趋势。

吴国栋等人在文献[7]中对 GNN 模型进行深入研究的基础上分析了 GNN 推荐过程，并从无向单元图推荐、无向二元图推荐、无向多元图推荐三个层面进行了阐述。图神经网络的推荐主要是以通过提取用户与项目之间的交互关系来反映双方之间的联系；通过对节点进行描述，并经过不断的节点状态更新，得到具有包含邻居节点信息和图形拓扑结构特点的状态，最后以对应的方式对节点进行输出，得到目标结果。图神经网络推荐的流程如图4所示。

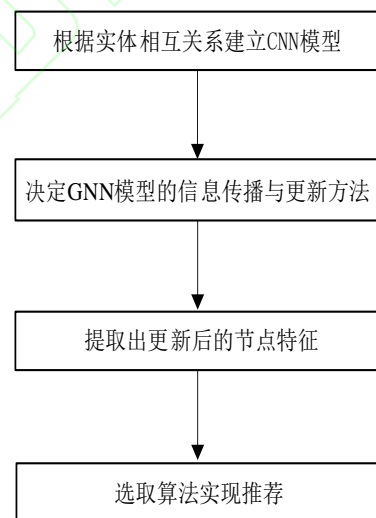


图4 图神经网络推荐过程

Fig.4 The recommendation process of neural network

2.2 基于图神经网络的推荐方法

2.2.1 基于图自动编码器的推荐方法

图自动编码器得益于其适合学习图的节点表示被广泛应用在无监督学习中。自编码器(AE)和变分自编码器(VAE)广泛应用于无监督学习中，它们适用于学习无监督信息的图节点表示。GAN 的基本思想是构建两个相关联的模型(判别器和生成器)。生成器的目的是通过产生假数据来“欺骗”判别器，判别器是区分样本是真实数据还是由生成器产生的假数据。然后，两个模型通过不断地博弈进行联合训练，从而从中取得受益。Berg R 等人^[29]创新性的将图自动编码器与推

荐相结合,提出了 GC-MC(Graph Convolutional Matrix Completion)模型,该模型通过使用图自动变编码器的结构来组织推荐过程,将矩阵补全或推荐转换为二分用户-物品交互图上的链接预测问题。其可以通过随机小批量处理的方式在更大规模的数据集上进行训练,提高推荐质量的同时扩大了推荐的适用范围。

基于图自动编码器的 GC-MC 模型,首先通过图卷积编码器传递和转换从用户到项目节点的信息;其次使用双线性译码器模型进行逆向处理;然后在训练过程中利用损失函数,最小化预测评级的负对数似然值;最后以标记边的形式预测新的评级,生成当基于用户和项目嵌入对预测(重构)评级矩阵。与以往基于图的推荐系统方法不同的是,该模型把 GCN 看作为编码器,用来提取出用户和电影的信息,然后通过解码器对每一组用户-电影进行计算匹配概率,为用户推荐匹配度高的电影,GC-MC 模型与目前最先进的协同过滤算法进行了比较,在 MovieLens 数据集上精准率和 RMSE 要优于其他最先进的协同过滤算法,效果提高均在 5%以上。GC-MC 框架如图 5 所示。

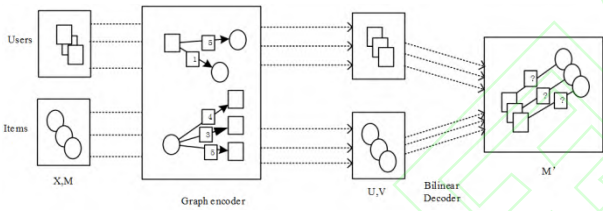


图 5 GC-MC 模型示意图

Fig.5 Graphs Schematic diagram of GC-MC model

2.2.2 基于图注意力神经网络的推荐方法

为了使图神经网络更加有效的综合用户的兴趣偏好、提高推荐的准确性,用图注意力网络对用户进行加权是一种行之有效的方法。Song 等人^[30]提出基于动态图推荐模型(Dynamic Graph Recommendation, DGRec)。采用递归神经网络和上下文相关的社交网络对用户行为进行建模,使用图注意神经网络动态地推断出基于用户当前喜好的兴趣。此方法首先通过建模用户的当前兴趣来学习单个用户的表示;然后,图注意力机制会根据用户当前的兴趣权衡对每个朋友的交互情况;最后,模型通过结合用户当前的偏好和他的社交属性来产生推荐。使用注意机制将朋友的短期偏好模型与长期的偏好模型区分开来,给定用户当前的兴趣,每个朋友的影响。将图注意力机制与传播算法相结合,在保证准确率的前提下,改善了推荐系统的用户体验。

此外,为了拓宽图注意力机制适用领域,Cui 等人^[31]在服装推荐领域提出了基于图注意力机制的 NGNN(Node-wise Graph Neural Networks)模型,能够

充分利用不同服装之间复杂的关系,通过利用图结构来捕捉各要素之间的复杂关系,利用文本特征提取和视觉特征提取双通道,将各类服装放入对应的节点之中形成子图,构成了一个无向单元图,借此来构造服装图,GNN 推荐模型来学习节点表示,利用注意力机制来计算图的输出,预测兼容性得分,实现向用户推荐合理的服装搭配,解决了以往未能充分利用服装项目之间的复杂关系,增强了推荐的兼容性。

以上推荐方法都在利用图神经网络进行推荐的过程中融入了图注意力机制,其思想基本大同小异,可以总结为在利用图神经网络进行信息学习后,融合图注意力机制进一步有效的把握关键信息,能够综合考虑不同权重的信息对最终结果的影响,打破了以往平均用户特征的局限性。

2.2.3 基于分层图神经网络的推荐方法

为了缓解用户-项交互中隐藏的协作信号,在嵌入过程中没有被编码,所生成的嵌入可能不足以捕获协同过滤效果的问题。Wang 等人^[32]设计出 NGCF(Neural Graph Collaborative Filtering)模型,为了达到能够获取更多邻居信息的目的,在利用 NGCF 进行节点提取嵌入式表示中使用衔接的方式进行聚合,将原先嵌入式表示的维度乘以聚合的层数,将其作为更新后节点的嵌入式表示维度。利用嵌入传播层,将用户和项目的嵌入相互交互来获取辅助信息。创造性的将信息进行分层后再利用信息分别进行聚合,结合辅助信息进行推荐。实践证明此方法能够更加全面的把握信息,在三个真实数据集的实验效果表示召回率和归一化折损累计增益明显提高。

Fan W 等人^[33]为了更好地捕获用户间的社交关系和用户与项目之间的关系,提出了一种新颖的社交推荐图神经网络框架(GraphRec),联合捕获以上两层关系,对两个图和异构强度进行了连贯的建模,将推荐过程划分为用户建模、物品建模和评级预测。该模型首先通过用户建模来获取用户的潜在因素,此阶段通过项目聚合和社交聚合两种方式来获取用户与项目之间的交互信息和用户与社交图中用户之间的关系信息,来学习用户的潜在因素;进而,利用与用户建模类似的方式来捕获学习项目空间的用户潜在因子;最终,通过将用户潜在因素和项目潜在因素进行连接,送入 MLP 进行评级预测。通过利用集成用户和物品建模组件,来学习模型参数,GraphRec 框架如图 6 所示。经实验对比发现该方法在涉及社交关系的推荐中可以表现出优秀的性能,在两个真实数据集上 GraphRec 优于最先进的基线。但无法将用户与项目之间的其他属性信息考虑在内;另外,也无法有效捕获社交信息的动态变化。

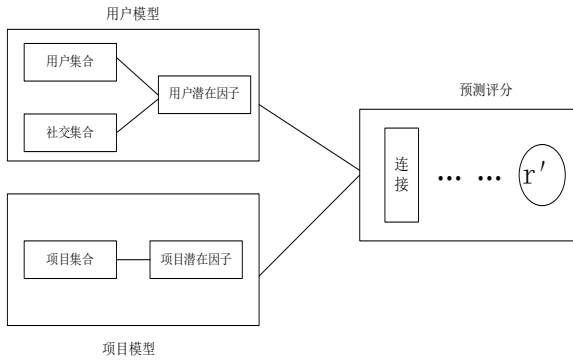


图6 用户-项目聚合框架图

Fig.6 User-project aggregation framework diagram

以上两种方法都是通过分层的方式利用图神经网络来获取用户-社交关系图和用户-物品图来挖掘隐藏信息，然后根据获取到的隐藏信息来辅助推荐，在增强了推荐的兼容性的同时，为用户推荐与之兴趣度匹配高的商品。NGCF 模型将协作信号合并到 CF 的嵌入中，增强了推荐系统的鲁棒性，但是其存在泛化和可解释性差的缺点。GraphRec 模型的可解释性相比之下要优于 GCCF 模型，要想进一步提高其性能必须突破捕获社交信息的动态变化的瓶颈。

2.2.4 基于空域图卷积神经网络的推荐方法

图卷积神经网络(Graph Convolutional Networks, GCN)可以对图执行卷积操作，并聚合来自所有邻居的信息来更新节点嵌入，具有更强的特征提取能力和泛化能力。为了解决仅仅考虑用户-服装或服装-服装之间的关系，从而导致推荐效果不佳和限制推荐性能的问题，Li X 等人^[34]提出了利用层级时尚图神经网络(Hierarchical Fashion Graph Network, HFGN)模型来实现时尚兼容建模进行个性化服装推荐。HFGN 模型的处理流程如下：将用户和服装进行初始化嵌入；利用图卷积神经网络来对服装图进行嵌入传播机制，从而优化其嵌入，该阶段分为三个步骤完成：首先，跨项目的信息传播，通过整合兼容性模型对项目嵌入进行细化；其次，从商品到服装的信息传播，将商品语义聚合为服装嵌入；最后，从服装到用户的信息传播，集成历史服装作为用户表示，进行层次图卷积之后对个性化推荐输出预测评分。分层时装图网络整体框架如图7所示。该模型通过对时装图使用嵌入传播机制，利用图卷积神经网络在保留良好兼容性的同时，也能够满足用户的个人品味，使得推荐更加人性化，增强了推荐系统的用户体验。

此外，为了缓解图规模过大的限制，Ying R 等人^[26]开发了一个数据高效的 GCN 算法 PinSage，在大规模的深度推荐引擎中，该模型结合了高效的随机漫步和图卷积来生成包含图结构和节点特征信息的节点嵌入(即项目信息)。利用高度可伸缩的 GCN 算法，能够学习包含数十亿对象网络规模图中的节点嵌入，一定程度上减轻了在推荐过程中受图规模过大的限制。该方法在原有基线的基础上命中率提高了 150%，MRR 提高了 60%，PinSage 未来可以进一步扩展到解决大规模的其他图表示学习问题上，包括知识图推理和图聚类。为了进一步扩大图神经网络的应用范围，H Wang 等人^[35]提出了一种用于推荐的知识图卷积神经网络模型(Knowledge Graph Convolutional Network, KGCN)，所提出的 KGCN 模型通过有选择的、有倾向性的聚合邻域信息，将非光谱 GCN 方法扩展到知识图中，其能够有效学习知识图(Knowledge Graph, KG)上的结构信息和语义信息，通过挖掘 KG 上的相关属性准确地捕获项目间的相关关系，以及用户的潜在兴趣。并以小批量的方式实现了该方法，它能够在大数据集和知识图上操作。知识图卷积网络，为推荐系统探索用户知识图偏好提供端到端框架，通过扩展 KG 中每个实体的接受域，KGCN 能够捕捉用户的高阶个性化兴趣，进而按照用户兴趣进行推荐。实验结果表明，通过结合 KG 的丰富场景信息能够有效的缓解用户-项交互的稀疏性和冷启动问题，KGCN 在电影、书籍和音乐推荐方面始终优于最先进的基线。

以上研究表明图卷积神经网络从起初的特征提取扩展到处理大规模数据集上，进一步应用在处理大规模数据集和知识图上。其提高了推荐的准确度，使得推荐的可扩展性更强，由此可见图卷积神经网络是促进推荐系统发展推动力量。

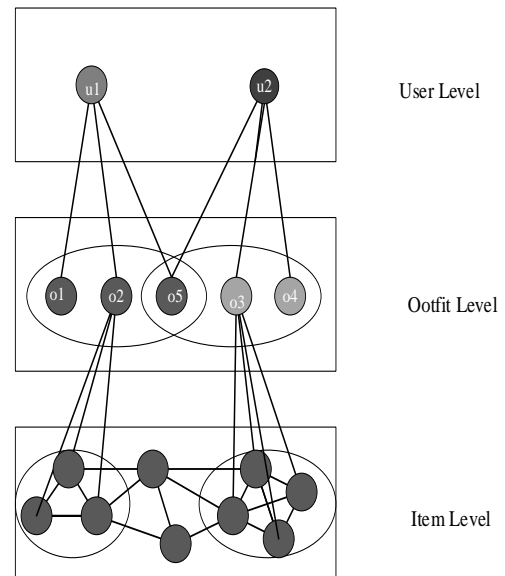


图7 HFGN 三层模型

Fig.7 HFGN three-tier model

2.2.5 基于谱域图卷积神经网络的推荐方法

近年来,基于谱域图卷积的推荐方法也取得了很大的成效,与空域图卷积不同的是谱域图卷积直接在谱域上进行的谱卷积运算,该方法不仅可以揭示图的近邻性信息,而且还可以解释图中隐藏的连通性信息。Lei Zheng 等人^[36]率先将谱卷积方法应用于推荐系统,在节点和图分类^[37,38]方法的启发下,提出了基于谱图理论的方法-光谱协同过滤(Spectral Collaborative Filtering,Spectral CF),其利用谱域中存在丰富的连接信息来协助 SpectralCF 更好地学习用户和项目的潜在因素,借此来克服协同过滤中连接信息建模问题。通过使用一个多项式来近似逼近卷积核多项式,从而达到动态放大或衰减频域的目的,缓解了协同过滤中冷启动的问题。Spectral CF 与四种最先进的基于 CF 的模型和两种基于图形的模型相比,在三个标准数据集上分别实现了 Recall 和 MAP 的 20.1%和 42.6%的提升。

为了缓解推荐系统中的数据冷启动问题,解决忽略跨域推荐区域的高阶连接信息存在域不兼容问题。Zhiwei Liu 等人^[39]提出了一种用于跨域的个性化推荐模型,并命名为联合图卷积神经网络模型(Joint Spectral Convolutional Network,JSCN),该模型能够同时对不同图进行多层谱卷积,并通过域自适应用户映射模块^[40],来学习域不变的用户表示,通过谱卷积提取高阶综合联通性信息,利用域不变用户映射来实现信息跨域传输,域自适应用户映射模块可以帮助不兼容的域来传递知识。JSCN 在跨领域推荐中的有效性与最先进的方法相比,召回率提高了 9.2%,MAP 提高了 36.4%,并且有效的降低了时间复杂度。图 8 所示为将原始的二部图通过谱卷积转为频谱图。

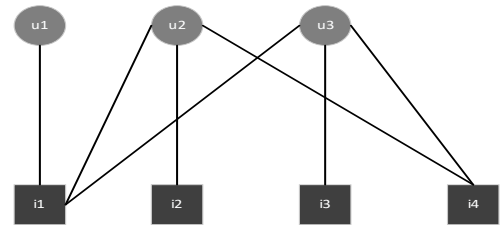


图 8 谱图卷积模型转换图

Fig.8 Spectrum convolution model transformation diagram

以上两种推荐方法都是在谱域上进行推荐,其基本的思想都是通过运用拉普拉斯矩阵,并将矩阵进行傅立叶变换,将这种变换的思想演化到图上实现图的傅里叶变换,通过优化卷积核,近似卷积核多项式,从而实现快速计算。谱域图卷积在空间域中将图用邻接矩阵来表示,用矩阵的特征值来代码矩阵的谱,该方法试图在谱域内进行卷积操作,将图上的信号变换到谱域中,在谱域中完成卷积操作后,再经过逆变换转换到空间域中,实现节点信息学习。

现有的对谱图卷积模型优化的方法正在蓬勃发展,典型的方法有谱图注意力网络^[41],图小波变换网络^[42]以及简化谱图卷积网络^[43]等,这些新方法都使谱卷积模型的性能有了很大的提高,未来如果将这些模型应用于推荐系统,必然会有力的推动推荐系统的发展。

为了给出更直观的比较,将本文所涉及的基于图神经网络的推荐模型总结如表 1 所示。

表 1 基于图神经网络的推荐模型

Table 1 Recommendation model based on graph neural network

方法	模型	特点	优势	缺陷	数据集	文献来源
图自动编码器	GC-MC	将推荐转化为二部图上的链路预测问题	效率高;迁移性强可适用于大规模数据	忽视不同用户权重	MovieLens	[29]
图注意力机制	DGRec	融合动态图注意网络的新推荐方法	有效的综合动态用户兴趣和上下文相关的社会影响	模型复杂	Doub、Delicious、Yelp	[30]
	NGNN	利用文本特征提取和视觉特征提取双通道	能充分利用项目之间的复杂关系,增强了推荐的兼容性	缺乏个性化的兼容性	Polyvore	[31]
分层神经网络	NGCF	利用嵌入传播层获取交互信息	将协作信号合并到 CF 的嵌入中,增强鲁棒性	泛化性和可解释性较差	Amazon-Book、Gowalla、Yelp	[32]
	GraphRec	联合捕获用户-项目图中的交互和信息	能够处理社会关系的异质图	无法捕获社交信息的动态变化	Ciao、Epinions	[33]
空域图卷积神经网络	HFCN	融入嵌入传播机制	针对性强,更符合用户的个人偏好	复杂度高,计算成本大	POG	[34]
	(GCN)Pin Sage	随机漫步和图卷积相结合	伸缩性强,缓解受大规模图限制问题	潜在信息挖掘不充分	Nowplaying-rsMovieLens	[26]

谱域图卷积神经网络	KGCN	将 GCN 方法扩展到知识图	有效捕获项目间的相关关系, 捕获用户潜在远程兴趣	容易受邻居数目选取影响, 鲁棒性较差	MovieLens Book-Crossing Last.FM	[35]
	Spectral CF	在谱域中对用户二部图进行学习	充分利用光谱领域存在的连接信息, 缓解冷启动问题	未能充分利用异构信息和项目信息	MovieLensHetRec Amazon Instant Video	[36]
	JSCN	可同时进行多层谱卷积, 谱卷积提取高阶综合联通信息	有效捕获全面的连接信息, 提高运算效率	容易产生过拟合问题	Amazon	[39]

3 基于图神经网络的推荐系统展望

3.1 推荐系统研究现状与难点

群组推荐作为推荐中的一种方式, 其需要考虑到群体中所有成员的兴趣偏好, 聚集群组中成员的偏好, 根据所得的共同偏好对项目进行推荐。群组推荐的目的是解决群组成员兴趣偏好冲突问题, 从而使得最终的推荐结果能够最大程度的满足群组内所有成员的兴趣偏好。

为了缓解现有群组发现方法中存在忽略用户倾向具有时间迁移性和群组可重叠性问题, 王海燕等人^[44]提出了一种基于密度峰值聚类的动态群组发现方法。该方法通过动态泊松分解来获取用户的动态信息变化, 然后通过高阶奇异值分解来预测用户随时间所变化的兴趣偏好, 并根据计算所得的用户倾向构建高相似度用户集合, 最后利用改进的基于密度峰值的聚类算法对用户集合进行划分, 实现用户动态变化的偏好。李鹏等人^[45]为了更有效的把握用户之间的联系采用权重增量及相似聚集的用户行为分析算法, 通过 RFM (Recentness, Frequency, Monetary amount)模型与 Apriori 算法相结合来挖掘关联规则, 使用相似向量矩阵计算用户的相似度关系, 最后利用协同过滤算法为用户进行视频推荐。为了更有效的把握群组中的用户偏好, 汪祥舜等人^[46]创造性的提出了一种共识模型策略, 融合了群组领袖影响因子和项目热度影响因子, 基于 K 近邻为目标群组寻找邻居群组, 借鉴邻居群组的偏好, 设计了基于偏好融合的群组推荐算法, 如何综合群组成员之间的信任关系和社交关系等需要进一步的研究。宣鹏程等人^[47]为了进一步提高群组推荐的准确率, 通过引入项目类型占比因子的方式, 来计算群组中不同类别兴趣偏好和用户类型偏好之间的相似度, 来进一步改进偏好融合策略, 从而达到提高群组推荐的准确率和群组成员的满意度的目的。很多学者针对群组推荐领域的不同层面所存在的问题, 对群组推荐进行了改进、优化, 在不同程度上提升了群组推荐的性能。

群组推荐能够在很大程度上满足群体中大部分成员的偏好需求, 其根据群组中大部分人的兴趣喜好进行推荐, 可以有效地为实际生活中以群体为单位的活动进行推荐。上述研究表明为了推动群组推荐的发展, 学者运用不同方法来提高群组推荐性能, 但群组推荐仍存在传统推荐系统中的冷启动和稀疏矩阵问题, 此

外随着群组推荐的深入研究越来越多的问题暴露出来, 例如对静态信息处理方面比较完善, 但是在动态变化信息处理方面研究较少; 推荐准确率低; 群组推荐的用户隐私与安全; 群组推荐的可解释性和可视化等等, 推荐系统要想不断完善发展就必须跨越以上鸿沟。

3.2 基于图神经网络推荐系统展望

3.2.1 图神经网络在推荐应用层面的优势

本节主要针对图神经网络在推荐过程中处理信息上的优势进行了总结概述, 主要有以下 3 个方面:

(1)有效解决长距离的信息传播问题。图神经网络在长距离信息获取方面与传统的方法相比性能有明显的提高。针对解决长距离的信息传播问题, Li Y 等人^[48]将门控机制与图神经网络结合, 提出了 GG-NNs 模型(Gated Graph Sequence Neural Networks)对长期信息传播进行更新, 在一定程度上缓解了长距离的信息传播效果不佳的问题。

(2)处理动态图的不确定性。动态图因其不固定性, 计算难度较大, 利用图神经网络可以有效的降低处理的难度。例如在为推荐感兴趣的项目, 是要被用户的兴趣爱好所影响, 然而随着时间的推移和个人的成长, 兴趣爱好不会是一成不变的, 如何在用户漫长的兴趣变化过程中实时的更新用户的兴趣爱好是一个难题。Weiping Song 等人^[30]使用图注意神经网络, 分别对用户节点、朋友节点进行描述, 并使用相关传播算法更新用户信息节点, 可以动态的获取用户当前的兴趣爱好, 动态的把握用户的信息变化。

(3)GNN 计算复杂度低, 计算代价小。为了达到提高准确度的目的, 通常是通过增加神经网络层数来进行优化, 这无疑增加了处理过程中的计算量, 并且还存在着过拟合的风险。但是, GNN 的计算层数一般不超过 3 层, 随着 GNN 计算层数的增多会出现过拟合的问题, 经试验发现一般 GNN 计算层数在达到 3 层时即可获得较好的性能。Weiping Song 等人^[30]经过试验发现 2 层的社交兴趣卷积网络, 比 1 层, 3 层所表现出的性能要更好。魏晓辉等人^[49]在研究基于图神经网络的兴趣活动推荐算法时, 通过实验发现当邻居层数为 3 时, 在三个数据集上都呈现最好的效果。以上研究表明图神经网络能够利用相对更少的计算量, 使得模型获得更为优秀的性能。

此外, 在推荐系统中长距离的信息传播、获取动

态信息以及模型计算复杂度都是其所需解决的问题,图神经网络能够在现有的基础上有效的缓解推荐系统中的难题。

3.2.2 基于图神经网络的群组推荐展望

本节首先阐述了群组推荐研究的必要性,然后对图神经网络与群组推荐相结合,进而对解决群组推荐目前所存在的缺陷进行了可行性分析。

图神经网络在处理图结构数据时有着得天独厚的优势,其可以直接应用在图结构数据中,可以针对目前所存在的复杂图结构数据进行处理,并且在挖掘用户-项目之间、用户-用户之间隐性信息方面可以发挥更好的作用。另外,图神经网络在处理动态信息方面也表现出良好的性能^[50]:图结构数据的另一种变体是动态图,因为图结构数据有静态和动态两种存在的形式,都可以作为输入信号。为了能够完整的获取以上两种信息,在文献[51]中提出的 DCRN(Diffusion Convolutional Recurrent Neural Network)模型和文献[52]中提出的 STGCN 框架(Spatio-Temporal Graph Convolutional Networks)通过利用 GNNs 来收集空间信息,将获取的信息嵌入到相应的模型中,从而提高模型的性能。在长期传播问题中,文献[48]提出的 GG-NNs 模型,该网络在传播步骤中使用门控递归单元(GRU),将递归单元展开到固定的步骤,并通过时间反向传播来计算梯度,最终能够有效的捕获信息的长期动态变化。

基于图神经网络的推荐已应用在众多领域中,实验表明其能够提高推荐的准确程度,降低计算成本,提高工作效率。Zhang J 等人^[53]针对团购的个性化推荐模型,解决社会化电子商务团购推荐问题,提出了一种推荐方法 GBGCN(Group Buy Graph Convolutional Network),将用户的表示行为数据和社交网络用有向异构图表示出来,利用图卷积网络模型来进行提取复杂的高阶图结构,最终使用一个双损失函数来提取偏好信息。虽然此研究是针对团购进行设计的,但是与群组推荐不同,在此社交电商团购推荐问题中,群体是由社交网络动态形成的,其没有预先定义的群体,在本质上与群组推荐有一定的差距。

根据第2节可知图神经网络在推荐上的许多实际应用中已取得了成功,同时也在个性化推荐以及社会化推荐上也展现出了令人满意的效果,这也为群组推荐工作提供了充分条件。图神经网络很大程度上利用了各结点间隐性关系对推荐结果的影响,降低了对图数据的推荐复杂度,提高了推荐的准确性,从图数据中有效的提取有用的信息,从而提高群组推荐领域在图结构数据上的推荐水平,这也有助于以科学的方法进行推荐。

4 结束语

本文系统的梳理了国内外现有图神经网络视角的推荐相关文献,通过回顾整理发现:过去图神经网络对推荐的研究重点落在个性化推荐和社会化推荐层面,大都集中于欧式数据的特征关系提取来进行推荐,一定程度上忽略了用户隐式关系对推荐层面的影响;同时,随着团体活动场景的日益增多,群组推荐影响用户决策方面的研究在当前及未来很长一段时间内都会处于研究的热点和前沿,如何利用图神经网络来进行群组推荐,后续还需要进行不断探索。本文提出以下展望:

- 1)研究者可以从信息提取层面来研究用户关系对推荐结果的影响;
- 2)研究者可以尝试进一步降低图神经网络的计算复杂度,来扩大其适用的范围;
- 3)研究者可以从如何学习边缘的隐藏状态,进一步更全面的考虑到各种信息对推荐结果的影响;
- 4)研究者可以尝试运用图神经网络来进行用户关系提取,将图神经网络与群组推荐相结合,提高群组推荐性能。

参考文献:

- [1] 廖国琼,杨乐川,万常选,刘德喜,刘喜平.注意力感知的群组Next事件推荐策略[J].计算机科学与探索: 2021,1-14
LIAO Guoqiong, YANG Lechuan, WAN Changxuan, LIU Dexi, LIU Xiping. Attention-aware Next Event Recommendation Strategy for Group[J].Journal of Frontiers of Computer Science and Technology: 2021,1-14.
- [2] 王永贵,林佳敏,何佳玉.融合领导者影响与隐式信任度的群组推荐方法[J].计算机工程与应用:2022,1-11
Wang Yonggui, Lin Jiamin, He Jiayu. Group Recommendation Method integrating Leader Influence and Implicit Trust [J]. Computer Engineering and Applications, 2022,1-11.
- [3] 李方文. 基于用户生成空间数据的群组旅游推荐研究[D]. 华中师范大学,2019.
Li F W. Research on group tourism storage based on user generated spatial data [D]. Central China Normal University, 2019.
- [4] Mezei Z, Eickhoff C. Evaluating music recommender systems for groups[J]. arXiv preprint arXiv:1707.09790, 2017.
- [5] Zhang C, Zhang H, Wang J. Personalized restaurant recommendation method combining group correlations and customer preferences[J]. Information Sciences, 2018, 454: 128-143.
- [6] 夏立新, 杨金庆, 程秀峰. 移动环境下融合情境信息的群组推荐模型研究——基于用户 APP 行为数据的实证分析[J]. 情报学报, 2018, 37(4): 384-393.
Xia L X, Yang J Q, CHENG X F. Research on group recommendation Model integrating Contextual Information in mobile Environment -- Empirical Analysis based on user APP behavior Data [J]. Journal of Information Science, 2018, 37(4): 384-393.
- [7] 吴国栋, 查志康, 涂立静, 陶鸿, 宋福根. 图神经网络推荐研究进展[J]. 智能系统学报, 2020, 15(1): 14-24.
Wu G D, Zha Z K, Tu L J, Tao Hong, Song Fugen. Progress in graph neural network recommendation research[J].

- Journal of intelligent systems,2020,15(1):14-24.
- [8] Withnall M, Lindelöf E, Engkvist O, et al. Building attention and edge message passing neural networks for bioactivity and physical - chemical property prediction [J]. Journal of cheminformatics, 2020, 12(1): 1-18.
 - [9] Verdier H, Duval M, Laurent F, et al. Learning physical properties of anomalous random walks using graph neural networks[J]. Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical, 2021, 54(23): 234001.
 - [10] Fout A M. Protein interface prediction using graph convolutional networks[D]. Colorado State University, 2017.
 - [11] Zhang X M, Liang L, Liu L, et al. Graph neural networks and their current applications in bioinformatics[J]. Frontiers in Genetics, 2021, 12.
 - [12] Jin S, Zeng X, Xia F, et al. Application of deep learning methods in biological networks[J]. Briefings in bioinformatics, 2021, 22(2): 1902-1917.
 - [13] Wang Z, Lü Q, Lan X, et al. Cross-lingual knowledge graph alignment via graph convolutional networks[C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2018: 349-357.
 - [14] Kampffmeyer M, Chen Y, Liang X, et al. Rethinking knowledge graph propagation for zero-shot learning[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 11487-11496.
 - [15] Yu C, Liu Y, Gao C, et al. Representative graph neural network[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2020: 379-396.
 - [16] Gao D, Li K, Wang R, et al. Multi-modal graph neural network for joint reasoning on vision and scene text[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020: 12746-12756.
 - [17] Shi Y, Li Q, Zhu X X. Building segmentation through a gated graph convolutional neural network with deep structured feature embedding[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 159: 184-197.
 - [18] Gao J, Qing L, Li L, et al. Multi-scale features based interpersonal relation recognition using higher-order graph neural network[J]. Neurocomputing, 2021, 456: 243-252.
 - [19] Zhang Y, Liu Q, Song L. Sentence-state lstm for text representation[J]. arXiv preprint arXiv:1805.02474, 2018.
 - [20] Zhang Y, Yu X, Cui Z, et al. Every document owns its structure: Inductive text classification via graph neural networks[J]. arXiv preprint arXiv:2004.13826, 2020.
 - [21] Jing B, You Z, Yang T, et al. Multiplex Graph Neural Network for Extractive Text Summarization[J]. arXiv preprint arXiv:2108.12870, 2021.
 - [22] Shi C, Xu M, Zhu Z, et al. Graphaf: a flow-based autoregressive model for molecular graph generation[J]. arXiv preprint arXiv:2001.09382, 2020.
 - [23] Li Y, Vinyals O, Dyer C, et al. Learning deep generative models of graphs[J]. arXiv preprint arXiv:1803.03324, 2018.
 - [24] Gao C, Zheng Y, Li N, et al. Graph Neural Networks for Recommender Systems: Challenges, Methods, and Directions[J]. arXiv preprint arXiv:2109.12843, 2021.
 - [25] Zhang Y, Qi P, Manning C D. Graph convolution over pruned dependency trees improves relation extraction[J]. arXiv preprint arXiv:1809.10185, 2018.
 - [26] Ying R, He R, Chen K, et al. Graph convolutional neural networks for web-scale recommender systems[C]//Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. 2018: 974-983.
 - [27] 吴云昌,刘柏嵩,王洋洋,费晨杰.群组推荐分析与研究综述[J].电信科学,2018,34(12):71-83.
 - Wu Y C, Liu B S, Wang Y Y, Fei C J. Group recommendation analysis and research review[J]. Telecommunication science, 2018, 34(12): 71-83.
 - [28] 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. Group Recommendation System and its Application[J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(4): 745-764.
 - [29] Berg R, Kipf T N, Welling M. Graph convolutional matrix completion[J]. arXiv preprint arXiv:1706.02263, 2017.
 - [30] Song W, Xiao Z, Wang Y, et al. Session-based social recommendation via dynamic graph attention networks[C]//Proceedings of the Twelfth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. 2019: 555-563.
 - [31] Cui Z, Li Z, Wu S, et al. Dressing as a whole: Outfit compatibility learning based on node-wise graph neural networks[C]//The World Wide Web Conference. 2019: 307-317.
 - [32] Wang X, He X, Wang M, et al. Neural Graph Collaborative Filtering[C]//Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, Paris, France, 2019: 165-174
 - [33] Fan W, Ma Y, Li Q, et al. Graph neural networks for social recommendation[C]//The World Wide Web Conference. 2019: 417-426.
 - [34] Li X, Wang X, He X, et al. Hierarchical Fashion Graph Network for Personalized Outfit Recommendation[J]. arXiv preprint arXiv:2005.12566, 2020.
 - [35] Wang H, Zhao M, Xie X, et al. Knowledge graph convolutional networks for recommender systems. corr abs/1904.12575 (2019)[J]. arXiv preprint arXiv:1904.12575, 2019.
 - [36] Zheng L, Lu C T, Jiang F, et al. Spectral collaborative filtering[C]//Proceedings of the 12th ACM conference on recommender systems. 2018: 311-319.
 - [37] Defferrard M, Bresson X, Vandergheynst P. Convolutional neural networks on graphs with fast localized spectral filtering[J]. Advances in neural information processing systems, 2016, 29: 3844-3852.
 - [38] Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.
 - [39] Liu Z, Zheng L, Zhang J, et al. JSCN: Joint spectral c-onvolutional network for cross domain recommendation[C]//2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). IEEE, 2019: 850-859.
 - [40] Man T, Shen H, Jin X, et al. Cross-Domain Recommendation: An Embedding and Mapping Approach[C]//IJCAI. 2017, 17: 2464-2470.
 - [41] Chang H, Rong Y, Xu T, et al. Spectral graph attention network[J]. arXiv preprint arXiv:2003.07450, 2020.
 - [42] Xu B, Shen H, Cao Q, et al. Graph wavelet neural network[J]. arXiv preprint arXiv:1904.07785, 2019.
 - [43] Zhu H, Koniusz P. Simple spectral graph convolution[C]//International Conference on Learning Representations. Millennium Hall, Addis Ababa, Ethiopia. 2020.
 - [44] 王海艳,肖亦康.基于密度峰值聚类的动态群组发现方法[J].计算机研究与发展,2018,55(2):391-399.
 - Wang H Y, Xiao Y K. Dynamic group discovery method based on density peak clustering [J]. Computer research and development, 2018, 55(2): 391-399.
 - [45] 李鹏, 于晓洋, 孙渤禹. 基于用户群组行为分析的视频推荐方法研究[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6): 1485-1491.
 - Li P, YU X Y, SUN B Y. Research on video recommendation Method based on User group Behavior Analysis [J]. Journal

- of Electronics & Information Technology, 2014, 36(6): 1485-1491.
- [46] 汪祥舜,郑孝遥,朱德义,章玥,孙丽萍.基于偏好融合的群组推荐研究[J].南京信息工程大学学报(自然科学版), 2019, 11(5):601-608.
Wang X S, Zheng X Y, Zhu D Y, Zhang Y, Sun L P. Research on group recommendation based on preference fusion[J]. Journal of nanjing university of information science & technology (natural science), 2019, 11(5): 601-608.
- [47] 宣鹏程,唐彦,王汪送.基于项目类型的群组推荐方法[J].电子测量技术,2019,42(7):54-58.
Cheng X P, Tang Y, Wang W S. Group Recommendation Based on Project Type[J]. Electronic measurement technology, 2019,42(7):54-58.
- [48] Li Y, Tarlow D, Brockschmidt M, et al. Gated graph sequence neural networks[J]. arXiv preprint arXiv:1511.05493, 2015.
- [49] 魏晓辉,孙冰怡,崔佳旭.基于图神经网络的兴趣活动推荐算法[J].吉林大学学报(工学版),2021,51(1):278-284.
Wei X H, Sun B Y, Cui J X. Interest activity Recommendation Algorithm based on Graph Neural Network[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2021,51(1):278-284.
- [50] 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. Journal of computer research and development[J], 2017,54 (8) : 1853-1863.
- [51] Li Y, Yu R, Shahabi C, et al. Diffusion convolutional recurrent neural network: Data-driven traffic forecasting[J]. arXiv preprint arXiv:1707.01926, 2017.
- [52] Yu B, Yin H, Zhu Z. Spatio-temporal graph convolutional networks: A deep learning framework for traffic forecasting[J]. arXiv preprint arXiv:1709.04875, 2017.
- [53] Zhang J, Gao C, Jin D, et al. Group-Buying Recommendation for Social E-Commerce[J]. arXiv preprint arXiv:20-10.06848, 2020.