

文献调研报告

调研时间：2023.04.12 - 2023.04.23

当前版本：2023.04.23 (1.0)

重合兴趣点：反事实推理 (2)， 阅读推荐 (2)

选题内容：

| 序号 | 题目 | 综合分数 |
|----|------------------------------|------|
| 1 | 基于混合因果结构推断方法缓解反事实网络购物信息的推荐模型 | 3.34 |
| 2 | 基于反事实推理对个人转让票务曝光度的保护 | 3.25 |
| 3 | 基于动态记忆在个性化阅读方面的序列推荐模型 | 3.16 |
| 4 | 融合注意力机制和知识图谱的书籍推荐模型 | 3.09 |
| 5 | 基于情感分析的音乐对话推荐系统研究 | 3.03 |

一、基于混合因果结构推断方法缓解反事实网络购物信息的推荐模型

1. 拟写的论文标题

- (1) 中文标题：基于混合因果结构推断方法缓解反事实网络购物信息的推荐模型
- (2) 英文标题：A Recommendation Model for Relieving Counterfactual Online Shopping Information Based on Hybrid Causal Structure Inference Method
- (3) 中文关键词：混合因果结构、因果推断、反事实信息、网络购物、推荐系统
- (4) 英文关键词：Mixed causal structure, Causal inference, Counterfactual information, Online shopping, Recommendation systems

2*. 现实意义

网络购物中，用户被商家所展示的虚假商品信息吸引，导致商品点击量和用户满意度之间存在显著差距的情况是常见的。如果用户发现商品的实际表现令人失望，将会损害用户对于商品推荐的信任。更糟糕的是，如果不对这些数据进行处理，看似有吸引力但实际上质量较低的商品会被更频繁地推荐。因此，通过一种方法缓解反事实网络购物信息，使得曝光信息与实际表现不符的商品的推荐强度被削弱，是有意义的。

3*. 创新点介绍

当前的反事实推荐系统，简单地区分了曝光信息和内容信息，然而，商品的曝光信息可能是多种不同的类型，例如，一件实际表现较差的商品，可能有视觉、声学 and 文本曝光信息，对这些信息加以区分，从而提出一种混合因果结构推断方法，能够更好地推断出商品的何种曝光信息存在虚假，改进现有的推荐模型。

4. 文献综述

推荐系统已经广泛地应用于电子商务、数字流媒体和社交网络当中，由于点击诱饵问题的存在，实际内容与曝光特征不匹配的情况，容易导致点击量与用户的实际满意度存在显著差距。**文献[5-1]**通过将点击前的曝光特征和点击后的内容特征区分开来，使用**文献[5-2]**所提出的MMGCN多模式推荐模型，处理了曝光和内容特征，通过形成新的因果图来形成推荐过程，并提出了缓解点击诱饵问题的反事实推荐框架。

然而，MMGCN多模式推荐模型，主要是基于视频中的不同模态，例如声学、视觉和文本信息提出的模型，用其处理曝光和内容特征，忽略了曝光特征和内容特征自身的多模态性。例如，点击前呈现给用户的曝光特征可能是离散或连续变量，或不同模态下的数据，因此，通过一种方法有效地混合这些数据，从而进行因果推断，是有必要的。

基于各类因果启发的推荐方法，已经应用在了多个经典场景上。例如：选择偏差、点击后转化率预测、隐反馈、多稳健学习、用户从众偏差等多个场景使用因果推断技术，在理论和数值试验方面均展现出了卓越的性能。因果结构学习是因果推断的一个重要研究方向，本质上是通过拓扑结构来描述因果关系，从而更好地从不同尺度来反映因果关系的强度。落地有推荐场景的根因分析，特征有效性根因分析等。**文献[1-1]**介绍了通过观测混合类型数据，学习因果结构的方法，这种方法可以较好地混合类型的数据中学习因果结构，可以适用于推荐场景的根因分析中。**文献[1-2]**对随机变量之间的因果关系方向的推断进行了研究，其中包括混合类型的数据。

5. 该方向的已有研究

5.1 混合因果结构方向

5.1.1 一种用于混合类型数据的混合因果结构学习算法

(1) 论文标题：A Hybrid Causal Structure Learning Algorithm for Mixed-Type Data

(2) 论文链接：<https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/20707>

(3) 代码开源：<https://github.com/DAMO-DI-ML/AAAI2022-HCM>.

(4) 数据集：<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.php>

(5) 论文摘要：推断一组随机变量的因果结构是许多科学学科中的一个关键问题。在过去的二十年里，人们提出了各种方法来从观测数据中发现因果关系。然而，大多数现有的方法都是为纯离散或连续数据设计的，这限制了它们的实际使用。在本文中，我们针对的是从观测混合类型数据中学习因果结构的问题。尽管有一些方法能够处理混合类型的数据，但它们受到限制，例如线性假设和较差的可扩展性。为了克服这些弱点，我们通过混合结构方程模型建立了因果机制，并证明了其在温和条件下的可识别性。提出了一种新的用于因果有向无环图（DAG）结构学习的局部一致性评分CVMIC。此外，我们针对混合类型数据提出了一种高效的条件独立性测试，称为MRJIT，用于因果骨架学习和最终修剪，以进一步提高我们模型的计算效率和精度。在合成数据和真实世界数据上的实验结果表明，我们提出的混合模型优于其他最先进的方法。

(6) 实现方法简介：①首先学习骨架；②DAG结构学习；③剪枝。

5.1.2 多元和混合型数据的因果推断

(1) 论文标题：Causal Inference on Multivariate and Mixed-Type Data

(2) 论文链接：https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-10928-8_39

(3) 代码开源：<https://eda.rg.cispa.io/prj/crack/>

(4) 数据集：多种数据集，见文献。

(5) 论文摘要：当我们只得到一个关于它们联合分布的样本时，我们如何发现X是导致Y的，还是相反，Y导致X的？我们如何做到这一点，使X和Y可以是单变量、多变量或不同基数的？而且，无论X和Y是相同的还是不同的数据类型，无论是离散的、数字的还是混合的，我们如何才能做到这一点？这些正是我们要回答的问题。我们采用了一种基于最小描述长度原则的信息论方法，从中可以看出，首先描述原因上的数据，然后在给定原因的情况下描述效果的数据比反向短。简单地说，如果Y可以通过一组以X为条件的分类树或回归树更简洁地解释，而不是相反的方向，我们得出结论，X导致了Y。对广泛数据的经验评估表明，我们的方法CRACK在各种设置下可靠且高精度地推断出正确的因果方向，远远超过了现有技术。

(6) 实现方法简介：①引入一个框架用于从单变量和多变量单类型和混合类型数据推断因果方向；②提出了一个基于算法马尔可夫条件的新的因果指标。

5.2 推荐系统方向

5.2.1 点击可能作弊：缓解点击诱饵问题的反事实建议

(1) 论文标题：Clicks can be Cheating: Counterfactual Recommendation for Mitigating Clickbait Issue

(2) 论文链接：<https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3404835.3462962>

(3) 代码开源：<https://github.com/WenjieWWJ/Clickbait/>

(4) 数据集：<https://reclab.idi.ntnu.no/dataset/> (SmartMedia Adressa News Dataset)

(5) 论文摘要：推荐是信息系统中一项普遍而重要的服务。为了向用户提供个性化建议，行业参与者采用机器学习，更具体地说，基于点击行为数据建立预测模型。这被称为点击率（CTR）预测，已成为构建个性化推荐服务的黄金标准。然而，我们认为点击量和用户满意度之间存在显著差距——用户被吸引人的标题/封面“欺骗”点击某个项目是很常见的。如果用户发现点击项目的实际内容令人失望，这将严重损害用户对系统的信任。更糟糕的是，在这些有缺陷的数据上优化CTR模型会导致马太效应，使看似有吸引力但实际上质量较低的项目更频繁地被推荐。

在本文中，我们将推荐模型公式化为反映推荐中因果因素的因果图，并通过对因果图进行反事实推理来解决点击诱饵问题。我们想象一个反事实的世界，每个项目只有暴露特征（即用户在做出点击决定之前可以看到的特征）。通过估计用户在反事实世界中的点击可能性，我们能够减少曝光特征的直接影响，并消除点击诱饵问题。在真实世界数据集上的实验表明，我们的方法显著提高了CTR模型的点击后满意度。

(6) 实现方法简介：①MMGCN（多模态+GCN）多模式推荐模型，可以处理暴露和内容特征；②区分曝光特征（点击前）和内容特征（点击后）；③评估曝光特征对预测分数的直接影响。

(7) 疑问：MMGCN是基于视频推荐的多模态模型，将其应用于区分因果特征的多模态数据，能保证数据处理的有效性吗？能否使用其他多模态模型？

5.2.2 MMGCN：用于微视频个性化推荐的多模态图卷积网络

(1) 论文标题：MMGCN: Multi-modal Graph Convolution Network for Personalized Recommendation of Micro-video

(2) 论文链接：<https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3343031.3351034>

(3) 代码开源：<https://github.com/weiyinwei/MMGCN>

(4) 数据集：<http://ai-lab-challenge.bytedance.com/tce/vc/> (Tiktok) <https://www.kuaishou.com/activity/uimc> (Kwai) <https://grouplens.org/datasets/movielens/> (MovieLens)

(5) 论文摘要：个性化推荐在许多在线内容共享平台中发挥着核心作用。为了提供高质量的微视频推荐服务，考虑用户和项目（即微视频）之间的互动以及来自各种模式（如视觉、听觉和文本）的项目内容至关重要。现有的多媒体推荐工作在很大程度上利用了多模态内容来丰富项目表示，而在利用用户和项目之间的信息交换来增强用户表示并进一步捕捉用户对不同模态的细粒度偏好方面所做的工作较少。在本文中，我们建议利用用户-项目交互来指导每种模式下的表示学习，并进一步个性化微视频推荐。我们基于图神经网络的消息传递思想设计了一个多模态图卷积网络（MMGCN）框架，该框架可以生成用户和微视频的特定模态表示，以更好地捕捉用户偏好。具体来说，我们在每个模态中构造了一个用户-项目二分图，并利用其邻居的拓扑结构和特征丰富了每个节点的表示。通过在抖音、快手和MovieLens三个公开数据集上进行的大量实验，我们证明了我们提出的模型能够显著优于最先进的多模式推荐方法。

(6) 实现方法简介：①基于图卷积网络GCN模型；②对用户兴趣进行多模态建模；③可视化用户对不同模态的偏好。

(7) 论文讲解：<https://zhuanlan.zhihu.com/p/611274395>

6. 使用的推荐算法

混合因果推断+MMGCN多模态推荐模型

MMGCN：MMGCN包括聚合层、组合层和预测层三部分。

首先根据用户和物品的交互构建二分图，将该二分图根据三种模态（视觉、语音、文本）分为三个二分图，每个模态下的二分图只保留对应模态的信息。

7*. 该方向与推荐算法贴合的特性

- (1) 网络购物信息存在视觉、声学 and 文本信息，作为多模态的内容，可以与混合因果推断相贴合。
- (2) 混合因果推断可以较好地混合类型的数据中学习因果结构，可以适用于推荐场景的根因分析中。

8. 实验数据集和有效性评估方法

- (1) Retailrocket 商品评论和推荐数据：

<https://www.kaggle.com/datasets/retailrocket/ecommerce-dataset>

- (2) Yelp 点评网站官方公开数据：

<https://www.yelp.com/dataset>

- (3) Amazon product data亚马逊商品数据：

<http://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon/>

9. 可行性评估

- (1) 将MMGCN多模态推荐模型应用于商品推荐是可行的，MMGCN有代码实例和大量的讲解。
- (2) 能否将商品的曝光信息拆分为不同模块，从而进行混合因果推断，还有待验证。
- (3) 但是，将商品信息进行因果推断是可行的，因为有许多因果推断的方法，并不是一定要来进行多模态的拆分，此方法行不通时，可以尝试其他因果推断方法。

10. 参考文献

- [1-1] Li, Y., Xia, R., Liu, C., & Sun, L. (2022). A Hybrid Causal Structure Learning Algorithm for Mixed-Type Data. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 36(7), 7435-7443. <https://doi.org/10.1609/aaai.v36i7.20707>
- [1-2] Marx, A., Vreeken, J. (2019). Causal Inference on Multivariate and Mixed-Type Data. In: Berlingerio, M., Bonchi, F., Gärtner, T., Hurley, N., Ifrim, G. (eds) Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. ECML PKDD 2018. Lecture Notes in Computer Science(), vol 11052. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-10928-8_39
- [5-1] Wenjie Wang, Fuli Feng, Xiangnan He, Hanwang Zhang, and Tat-Seng Chua. 2021. Clicks can be Cheating: Counterfactual Recommendation for Mitigating Clickbait Issue. In Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR '21). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1288–1297. <https://doi.org/10.1145/3404835.3462962>
- [5-2] Yinwei Wei, Xiang Wang, Liqiang Nie, Xiangnan He, Richang Hong, and Tat-Seng Chua. 2019. MMGCN: Multi-modal Graph Convolution Network for Personalized Recommendation of Micro-video. In Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia (MM '19). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 1437–1445. <https://doi.org/10.1145/3343031.3351034>

11*. 参考专栏

- [1] AAAI 2022 | 因果推断论文集锦[持续更新] <https://zhuanlan.zhihu.com/p/455091033>
- [2] 推荐系统必读论文 <https://github.com/hongleizhang/RSPapers>

二、基于反事实推理对个人转让票务曝光度的保护

1. 拟写的论文标题

- (1) 中文标题：票务转让推荐系统的研究和实现
- (2) 英文标题：Research and implementation of ticket transfer recommendation system
- (3) 中文关键词：协同过滤；反事实学习；票务信息及转让；推荐系统；
- (4) 英文关键词：collaborative filtration; counterfactual learning; Ticket information and transfer; recommender system;

2*. 现实意义

随着疫情对日常生活影响的淡化，各城市的娱乐活动开始爆发式复苏，一时间，各大平台票务系统轮流开展演出的售卖活动，演唱会、音乐节、话剧、音乐剧等等项目层出不穷，抢购时间和抢购方式多种多样，消费者往往不能及时有效的得知所有演出的抢购时间和演出内容，票务平台时有卡顿崩溃现象，导致消费者抢购失败；或有票务平台采取会员优先抢购制，用以区分消费者的消费优先度。这导致消费者很容易因为抢票时间的设置、票务平台的崩溃、自身会员等级不足而无法获得心仪的观看位置，但是，目前来说，票务转让存在诸多问题，转让平台的分散使得票务转让信息具有片面性，可能会导致演出票被更为活跃的黄牛砍价截胡，再涨价后二次销售；且由于黄牛手中的票务资源较多，造成了黄牛票务售卖信息被更多次的点击，流行度偏差将导致个人票务转让受限，形成循环。针对目前票务信息差严重的情况，可以通过对推荐系统和相关算法的研究,设计并实现基于协同过滤算法和反事实推荐的票务转让推荐系统。

3*. 创新点介绍

首先采用协同过滤找出用户和物品的交互信息，将对应的票务信息推送给对应的用户。针对黄牛泛滥、票务可能卖出三四倍于原价的趋势，采用反事实推荐将降低票务被少数人垄断且处于转让平台搜索首页的情况发生。将更有利于保证票务售卖健康程度，进一步减少故意进行票务转让情况的发生。

4. 文献综述

热门商品的推荐频率超过了它们的受欢迎程度.长尾现象在推荐数据中很常见：在大多数情况下，一小部分受欢迎的商品占了大多数用户交互的比例。当对这些长尾数据进行训练时，该模型通常会给热门项目的评分高于其理想值，而只是简单地将不受欢迎的商品预测为负值。因此，推荐热门商品的频率甚至比数据集中显示的原始受欢迎程度还要高。**文献[5-1]**通过推荐因果图采用模型无关的反事实推理消除系统中的流行度偏差，**文献[5-2]**利用了用户的反馈进行进一步的数据分析，从而进一步提高推荐模型的适用性。

我们同样可以将票务的信息与卖家的各个属性进行密度峰值聚类，从而找到推荐的最佳卖家，即在推荐系统中进行两次筛选，一次是针对卖家方信息的推荐分析，如卖家的买卖历史、信用等级、余票数量，尽可能相对于二手销售平台的推荐系统而言，减少对黄牛和骗子账号的曝光度，第二次则是针对买家兴趣点的推荐分析，基于协同过滤和点击率的观测来对买家界面进行推荐，提高票务交易的成功度。

5. 该方向已有研究

5.1 反事实推理缓解数据流行度偏差

(1) 论文标题：Model-Agnostic Counterfactual Reasoning for Eliminating Popularity Bias in Recommender System

(2) 论文链接：<https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3447548.3467289>

(3) 论文摘要：大多数交互都是由少数受欢迎项目占据的，商品的频次分布是不均匀的，受到曝光机制、口碑效应、销售活动、商品质量等多种因素的影响，大多数情况下，频率分布是长尾分布，这使得经典的训练范式偏向于推荐受欢迎的项目，无法揭示用户的真实喜好。采用模型无关的反事实推理消除推荐系统中流行度偏差。

(4) 数据集：<https://www.yelp.com/dataset> Adressa

(<https://reclab.idi.ntnu.no/dataset/>，新闻数据集)

...

(5) 实现方法简介：提出了推荐系统中流行偏见的因果观点，并制定了推荐因果图。提出了一种模型无关的反事实推理（MACR）框架，该框架根据因果图训练推荐模型，并进行反事实推理，以消除推荐推理阶段的Popularity bias。

5.2 房屋租赁推荐系统的研究与发现

(1) 论文标题：Research and implementation of the housing rental recommendation system

(2) 论文链接：[https://kreader.cnki.net/Kreader/CatalogViewPage.aspx?dbCode=cdmd&filename=1023422380.nh&tablename=CMFDTEMP&compose=&first=1&uid=WEEvREcwSJlHSlSdmVpbEs1TVF3UGxCUTFuZWRTVXltZGtmcUVwYjdmQT0=\\$9A4hF_YAuvQ5obgVAqNKPCYcEjKensW4lQMowwHtwkF4VYPoHbKxJw!!](https://kreader.cnki.net/Kreader/CatalogViewPage.aspx?dbCode=cdmd&filename=1023422380.nh&tablename=CMFDTEMP&compose=&first=1&uid=WEEvREcwSJlHSlSdmVpbEs1TVF3UGxCUTFuZWRTVXltZGtmcUVwYjdmQT0=$9A4hF_YAuvQ5obgVAqNKPCYcEjKensW4lQMowwHtwkF4VYPoHbKxJw!!)

(3) 论文摘要：目前,国内的租房软件鱼龙混杂,信息量庞大,租房者无法获取想要的信息。随着生活节奏的加快,很多人更倾向于进行简单的交互,这极大的增加了获取用户信息的难度。针对目前房屋租赁行业数据量庞大、用户信息获取难度高的问题,通过对推荐系统和相关算法的研究,本文设计并实现了**基于房屋推荐模型融合用户聚类的协同过滤算法的房屋租赁推荐系统**。

针对国内租房软件平台鱼龙混杂问题,本文通过**网络爬虫技术**爬取各大房屋租赁平台网站的房屋信息,将其进行整合,来解决**用户需要登录多个网站进行房屋数据的获取问题**。

针对获取用户信息困难的问题,本文提出了基于房屋推荐模型融合用户聚类的协同过滤算法,对不同类型的用户进行不同策略的房屋推荐。对于未进行账户注册的用户,通过对已经完成交易的房屋信息的各个属性进行**密度峰值聚类**,从而获得最优的房屋数据,以此建立房屋推荐模型。通过将数据库中的所有房屋数据与该房屋推荐模型进行关联度计算,根据与房屋推荐模型之间的关联度,来进行排列推荐,提高推荐的房屋信息的质量;对完成注册的新用户,对数据库的所有用户信息进行**K-Means聚类**,根据聚类核心将其分成k个簇类,将各个聚类核心与填写的用户信息进行相似度运算,并把新注册的用户划分到与聚类核心相似度最高的簇类之中,从而将簇中与该用户相似度最高的几个用户推荐的房屋信息推荐给该用户;对完成账户注册并进行了房屋信息的浏览和房屋信息的收藏操作的老用户。系统会为该用户收藏的所有房屋信息的**各个属性值求取均值**,并以此建立房屋推荐模型,通过将数据库中的所有房屋数据与该房屋推荐模型进行关联度计算,将关联度高的房屋信息推荐给用户。最后,从系统的需求分析开始,进行了系统的各个模块设计,根据各个模块的设计对其进行实现,并对各个功能模块进行了测试,测试表明本文设计实现的房屋租赁推荐系统的各项功能与预期效果一致,能够满足用户对房屋信息的需求。

(4) 实现方法简介:

①提出了基于房屋推荐模型融合用户聚类的协同过滤算法,对不同类型的用户进行不同策略的房屋推荐。

②采用网络爬虫技术获取信息, 将其进行整合。

③最后,从系统的需求分析开始,进行了系统的各个模块设计,根据各个模块的设计对其进行实现,并对各个功能模块进行了测试,

6. 使用的推荐算法

协同过滤推荐算法分析+反事实推理缓解数据流行度偏差

7. 实验数据集和有效性评估方法

(1) Yelp 点评网站官方公开数据:

<https://www.yelp.com/dataset>

(2) Amazon product data亚马逊商品数据:

<http://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon>

8. 可行性评估

协同过滤算法构建用户模型, 建立有效的邻居集, 分类采取不同的策略推荐, 使得买家能够更有效地获得信息, 这个思路已经得以体现。

利用反事实推理缓解数据流行度偏差来抵制黄牛对二手平台的霸占, (需要提取黄牛账号特点属性?) 这个思路有待验证。

9. 参考文献

[5-1]Tianxin Wei,Fuli Feng,Jiawei Chen,Ziwei Wu,Jinfeng Yi,Xiangnan He.KDD '21: Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining[C].Association for Computing MachineryNew YorkNYUnited States.2021.pp,1791-1800.

[5-2]张佳佳.2022.房屋租赁推荐系统的研究与实现[硕士学位论文].Liuzhe,Shen xianglong.导师:刘哲,沈向龙.陕西省:西京学院.

三、基于动态记忆在个性化阅读方面的序列推荐模型

1. 拟写的论文标题

(1) 中文标题：基于动态记忆在个性化阅读方面的序列推荐模型

(2) 英文标题：A sequential recommendation model for personalized reading based on dynamic memory

(3) 中文关键词：动态记忆、记忆网络、序列推荐、注意力机制

(4) 英文关键词：dynamic memory、Memory Networks、Sequential Recommendation、Memory Networks

2. 现实意义

传统的序列推荐方法主要采用固定的记忆结构来表示用户的历史行为，这种方法忽略了用户兴趣的演化过程，无法准确地反映用户当前的兴趣。相比之下，基于动态记忆的序列推荐方法可以通过不断更新记忆结构来反映用户的兴趣演化过程，从而提高推荐的准确性。

3. 创新点介绍

基于动态记忆的序列推荐方法通常包括两个主要部分，即记忆更新和推荐。在记忆更新部分，该方法会对用户的历史行为序列进行编码，并将编码结果加入动态记忆中。而在推荐部分，该方法则会利用动态记忆结构和当前的用户行为序列，来预测用户可能感兴趣的下一个行为。

个性化阅读

4. 文献综述

序列推荐是推荐系统领域中的一个重要研究方向，其目标是根据用户的历史行为序列，预测用户的下一个行为，并向其推荐相关内容。近年来，序列推荐领域的研究和算法发展迅速，其中有一些具有代表性的研究和算法。

传统的序列模型主要包括基于马尔可夫模型、隐马尔可夫模型和马尔可夫链蒙特卡罗方法的序列预测模型。其中，马尔可夫模型是最简单的序列模型之一，它基于当前状态的概率分布，预测下一个状态的分布。隐马尔可夫模型则是一种更加复杂的序列模型，它考虑了序列中的状态转移和观测值之间的关系。马尔可夫链蒙特卡罗方法则是一种基于蒙特卡罗采样的序列预测算法，可以对序列中的长期依赖进行建模。传统的序列模型在序列预测中有一定的应用，但在处理长序列和复杂数据时存在一定的局限性。

而深度学习技术在序列推荐中的应用也取得了很大的进展，基于深度学习的序列模型主要包括循环神经网络(RNN)、长短时记忆网络(LSTM)、门控循环单元网络(GRU)等。这些模型在处理长序列和复杂数据方面具有很好的表现，并且能够有效地处理序列中的长期依赖关系。在序列推荐中，这些模型可以对用户的历史行为序列进行建模，从而预测用户的下一个行为并进行推荐。Gru4Rec模型使用GRU网络来捕捉用户的行为序列，并使用候选物品的向量来更新用户的状态

另外注意力机制在序列推荐中的应用也取得了很大的进展。基于注意力机制的序列模型可以更加准确地捕捉用户的兴趣演化和行为模式，从而提高推荐的准确性和个性化程度。其中，自注意力机制和多头注意力机制是最常见的注意力机制，它们可以根据不同的上下文信息，对序列中的不同部分进行加权和聚合。

基于记忆网络或自适应记忆的动态记忆模型通常使用记忆网络来对用户历史行为进行建模，并使用 **注意力机制** 和其他技术来处理长期依赖和上下文信息。MemN2N模型使用多个记忆块来存储不同的历史行为，并使用自注意力机制来计算权重，从而预测下一个行为。SR-GNN模型使用自适应记忆网络来对用户历史行为进行建模，并使用注意力机制来计算每个历史行为的重要性，从而预测下一个行为。

5. 该方向已有研究

5.1 顺序通过时间感知注意力记忆网络推荐

(1) 论文标题: Sequential Recommender via Time-aware Attentive Memory Network

(2) 论文链接: <https://dro.dur.ac.uk/31779/1/31779.pdf>

(3) 开源代码: <https://github.com/cocoandpudding/MTAMRecommender>

(4) 数据集:

<https://grouplens.org/datasets/movielens/20m/>

<http://deeptyeti.ucsd.edu/jianmo/amazon/index.html>

<http://2015.recsyschallenge.com/challenge.html>

<https://tianchi.aliyun.com/dataset/dataDetail?dataId=46>

(5) 论文摘要: 推荐系统旨在帮助用户从不断增长的项目语料库中发现最喜欢的内容。尽管通过深度学习, 推荐器已经有了很大的改进, 但它们仍然面临着一些挑战: i) 行为比句子中的单词复杂得多, 因此传统的注意力和循环模型在捕捉用户偏好的时间动态方面存在局限性。ii) 用户的偏好是多重的, 并且是不断发展的, 因此很难将长期记忆和短期意图结合起来。

在本文中, 我们提出了一种时间门控方法来改进注意力机制和循环单元, 以便在信息过滤和状态转换中同时考虑时间信息。此外, 我们提出了一种混合顺序推荐器, 称为多跳时间感知注意力记忆网络

(MTAM), 以整合长期和短期偏好。我们使用提出的时间感知GRU网络来学习短期意图并在用户内存中维护先前的记录。我们将短期意图视为查询, 并通过提出的时间感知注意力设计多跳内存读取操作, 以基于当前意图和长期记忆生成用户表示。我们的方法对于候选检索任务是可扩展的, 并且可以被视为基于点积的 Top-K 推荐的潜在分解的非线性泛化。最后, 我们在六个基准数据集上进行了广泛的实验, 实验结果证明了我们的MTAM和时间门控方法的有效性。

5.2 带动态内存网络的门控顺序推荐

(1) 论文标题: Gated Sequential Recommendation with Dynamic Memory Network

(2) 论文链接: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8852311>

(3) 数据集:

<http://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon/>

<https://tianchi.shuju.aliyun.com/datalab/dataSet.htm?id=1>

(4) 论文摘要: 推荐系统根据用户的历史行为为用户提供项目排名列表。现有的方法通常将用户嵌入他们的时间动态, 这可能已经失去了他们长期的内在偏好。RNN因其对顺序信息建模的表现力而被广泛用于对用户行为进行建模。然而, 由于短期依赖性问题, 基于RNN的方法不足以捕获用户的内在偏好。本文旨在从两个角度取得进展: 1.更有效、更稳健地从用户的历史行为中提取用户的内在偏好;2. 探索一种微调方式, 将用户的内在偏好与外部动态兴趣相结合。为此, 我们建议使用门控机制修改动态记忆网络, 为单个用户生成动态、精确的表示。我们还设计了一种自动和隐式方法, 它利用内在偏好作为触发信号来搜索输入序列, 并在内存模块中检索用户的时间动态。结果, 实现了时间动态和内在偏好的理想组合。在三个基准数据集上进行的广泛实验表明, 我们的模型优于现有的基线方法。对各跳的注意力权重的进一步分析证明了所提方法的有效性。

5.3 基于动态记忆的顺序推荐注意力网络

(1) 论文标题: Dynamic Memory based Attention Network for Sequential Recommendation

(2) 论文链接: <https://arxiv.org/pdf/2102.09269.pdf>

(3) 数据集: <https://grouplens.org/datasets/movielens/1m/>

(4) 论文摘要: 顺序推荐在各种在线服务中变得越来越重要。它旨在从用户的历史交互中对用户的动态偏好进行建模, 并预测他们的下一个项目。真实系统上累积的用户行为记录可能很长。这些丰富的数据为跟踪用户的实际兴趣带来了机会。之前的工作主要集中在根据相对较新的行为提出建议。但是, 整体顺序数据可能无法有效利用, 因为早期交互可能会影响用户当前的选择。此外, 在为每个用户执行推理时扫描整个行为序列变得无法忍受, 因为现实世界的系统需要较短的响应时间。为了弥合这一差距, 我们提出了一种新的长顺序推荐模型, 称为基于动态记忆的注意力网络 (DMAN)。它将整个长行为序列分割成一系列子序列, 然后训练模型并维护一组内存块, 以保持用户的长期利益。为了提高内存保真度, DMAN 通过最小化辅助重建损失, 将每个用户的长期兴趣动态抽象到自己的内存块中。基于动态记忆, 可以明确提取用户的短期和长期兴趣, 进行组合, 实现高效的联合推荐。四个基准数据集的实证结果表明, 我们的模型在捕获长期依赖性方面优于各种最先进的顺序模型。

6. 使用的推荐算法

Gru4Rec、Session-based RNN (循环神经网络)

MemN2N、DREAM (记忆网络)

SR-GNN、GRU4Rec+ (自适应记忆)

7. 实验数据集

<https://www.yelp.com/dataset>

<https://tianchi.aliyun.com/dataset/dataDetail?dataId=46>

8. 可行性评估

从多样性和覆盖率对结果进行评估是我们可以做到的 (推荐的物品之间的差异性和推荐到不同物品的数量)。

通过对比实验比较一两种其他普通序列推荐算法或者模型, 从而说明结果的准确、优越性。

9. 参考文献

<https://github.com/RUCAIBox/Awesome-RSPapers#attack-in-recommender-system>

https://www.zhihu.com/column/c_1330637706267734016

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/585945102>

四、融合注意力机制和知识图谱的书籍推荐模型

1. 拟写的论文标题

(1) 中文标题：融合注意力机制和知识图谱的书籍推荐模型

(2) 英文标题：Book recommendation model integrating attention mechanism and knowledge map

(3) 中文关键词：注意力机制、知识图谱、书籍推荐模型

(4) 英文关键词：Attention mechanism, knowledge map 、 book recommendation model

2. 文献综述

随着互联网的高速发展，推荐系统广泛应用于各个领域，然而，传统推荐算法都存在若干问题，包括但不限于：数据稀疏、新项目冷启动问题、新用户冷启动问题、推荐结果不具备解释性。

文[1]提出针对推荐算法存在的数据稀疏问题，通过知识图谱缓解效果最佳，而将注意力机制应用到深度学习推荐模型中，生成自适应用户表征和项目表征，有助于提升整体模型的推荐性能。

文[2]提出借助FGCNN与MKR的融合注意力机制的知识图谱推荐模型，FGCNN模型可使用任意先进的模型作为深度分类器的网络结构，缓解了有效交互稀疏的问题。MKR模型是在传统推荐算法基础上结合知识图谱嵌入模块的深层端到端模型，通过交叉压缩单元对知识图谱与推荐任务进行交叉学习，提高了推荐效果。

文[3]提出了融入混合注意力机制的残差网络模型（ARN）对电影海报特征进行学习，说明了改进的注意力机制模块主要流程是在不同维度方向上学习出针对海报不同区域的不同的权重值，将这些学习到的权重值与原始特征图融合后，替代原始的特征图，进而得到表征性更强的特征。

文[4]提出可以通过自注意力机制构建用户偏好模型，获得更准确的用户偏好方向，偏好模型有两部分：一是用来学习用户潜在偏好的集合；二是使用多层全连接神经网络组成的行为特征集合。

文[5]提出借助艾宾浩斯遗忘曲线描述用户兴趣随时间的变化特性，融合注意力机制和多任务学习以提高性能的模型，具有很强的创新意义。

3. 该方向的已有研究

3.1 知识图谱注意力网络增强的顺序推荐

(1) 论文标题：Knowledge Graph Attention Network Enhanced Sequential Recommendation

(2) 论文连接：https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-60259-8_15

(3) 数据集：Amazon-book, Yelp2018

(4) 论文摘要：近年来，知识图谱在顺序推荐系统中被证明是有效的，并引起了广泛的关注。然而，知识管理中不同实体的属性之间的关系在很大程度上仍未得到利用，这些关系可以用来提高绩效。本文提出了一个端到端的知识图谱注意力网络增强顺序推荐框架，通过显式地利用实体之间的高阶关系来捕捉顺序项目的上下文依赖和项目的语义信息。具体来说，我们的方法首先将用户-项目二分图和KG组合成一个统一图，并用TransR将统一图的所有节点编码成向量表示。然后，图注意力网络递归地传播邻居节点的信息以细化节点的嵌入，并通过注意机制区分邻居的重要性。最后，我们应用递归神经网络，通过对包含丰富辅助语义信息的用户交互序列项进行编码来捕捉用户的动态偏好。在两个数据集上的实验结果表明，KGSR优于现有的顺序推荐方法。

3.2 知识图谱注意力网络推荐

(1) 论文标题: KGAT: Knowledge Graph Attention Network for Recommendation

(2) 论文连接: <https://arxiv.org/abs/1905.07854>

(3) 数据集: **Amazon-book**, **Yelp2018**、**Last-FM**

(4) 代码开源: https://github.com/xiangwang1223/knowledge_graph_attention_network

(5) 论文摘要: 为了提供更准确、多样化和可解释的建议,它是强制超越对用户-项目交互进行建模并站在一边信息考虑在内。传统方法,如因子分解机(FM)将其转换为监督学习问题,它假设每个交互都是对端信息进行编码的独立实例。由于忽略了实例或项目之间的关系(例如,电影的导演也是另一部电影的演员),这些方法不足以提炼出来自用户集体行为的协作信号。在这项工作中,我们研究知识图谱(KG)的效用,它分解了通过将项目与其属性链接来独立交互假设。我们认为在KG和用户项目图的这种混合结构中,高阶关系---用于连接具有一个或多个链接属性的两个项目---是成功推荐的重要因素。我们提出一个新的名为知识图谱注意力网络(KGAT)的方法,该方法显式建模KG中的高阶连接以端到端的方式。它递归从节点的邻居(可以是用户、项目、或属性)来优化节点的嵌入,并采用注意区分邻居重要性的机制。我们的KGAT是在概念上优于现有的基于KG的推荐方法,后者通过提取路径或隐式建模来利用高阶关系与正则化。三个公开基准的实证结果显示KGAT的性能明显优于神经FM和涟漪网。进一步的研究验证了嵌入传播的有效性高阶关系建模和可解释性带来的好处注意机制。

3.3 基于知识图谱的双向知识感知注意力网络,用于可解释的推荐

(1) 论文标题: Bidirectional Knowledge-Aware Attention Network over Knowledge Graph for Explainable Recommendation

(2) 论文连接: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3578741.3578776>

(3) 论文摘要: 现在,推荐系统被引入各种在线应用程序中,以帮助用户从海量数据中找到他们想要的内容。虽然基于协同过滤的推荐方法能够适应推荐场景的变化,但推荐严重依赖交互数据,因此推荐受到数据稀疏性的严重影响。为了缓解上述问题,研究人员将知识图谱作为侧面信息引入推荐系统。通过探索知识图谱中丰富的实体信息和关系信息,丰富用户和条目的表征,增强推荐系统的可解释性。然而,一些推荐方法在挖掘知识信息时只进行单向知识传播,使得在知识图谱稀疏时难以捕获高阶知识信息。同时,大多数推荐模型没有充分利用用户、项目和实体之间的关系来增强推荐的解释性。基于上述原因,我们设计了一种新颖的双向知识感知注意力网络框架,用于可解释推荐BKANE,它集成了交互信息和高阶知识信息,以端到端的方式完成推荐。在三个真实数据集上的实验结果表明,BKANE在推荐性能方面明显优于最先进的基线。此外,图形解释表单可以为开发人员和用户提供模型的合理解释和建议。

4. 使用的推荐算法

知识图谱注意力网络(KGAT)模型:知识图谱注意力网络(KGAT)方法显式建模KG中的高阶连接以端到端的方式。它递归从节点的邻居(可以是用户、项目、或属性)来优化节点的嵌入,并采用注意区分邻居重要性的机制。

5. 实验数据集和有效性评估方法

(1) **Amazon-book**, 图书推荐中广泛使用的基准数据集,其中包含来自亚马逊的产品评论和元数据

(2) **BookCrossing**, 针对美国 Book-crossing 网站关于用户对书籍的评级行为进行分析,最不密集的数据集之一,也是具有明确评分的最不密集的数据集

6. 可行性评估

目前已有将注意力机制融合到其它领域的范例：如[6]中将注意力机制应用到音乐推荐领域，以及[1]中将注意力机制应用到电影推荐领域。毫无疑问地，图书推荐与音乐、电影推荐是相似的，与此同时，人们对于图书也有着很大的需求。

现有的问题在于，可以将KGAT模型应用到图书推荐算法中，但是如何做出创新的部分，即在这个基础上，考虑如何添加一些新的东西（例如更贴合的深度学习算法，或者协同过滤的推荐模型，或者引入艾宾浩斯遗忘曲线改进注意力机制，因为毫无疑问，人的兴趣点是会变化的）。

7. 参考文献

[1]范森. 融合知识图谱和注意力机制的电影推荐算法研究[D].重庆邮电大学,2022.DOI:10.27675/d.cnki.gcydx.2022.001028.

[2]李君,倪晓军.融合注意力机制的知识图谱推荐模型[J/OL].软件导刊:1-7[2023-04-23].

[3]于蒙,蔡利平,周绪川,戴涵宇.融合注意力机制的深度学习推荐模型[J].西南民族大学学报(自然科学版),2022,48(05):550-560.

[4]王冲,赵艺璇,汪子尧.自注意力环境下网络用户行为数据推荐方法[J].计算机仿真,2022,39(12):497-501.

[5]金楠,王瑞琴,陆悦聪.基于艾宾浩斯遗忘曲线和注意力机制的推荐算法[J].电信科学,2022,38(10):89-97.

[6]He Xin. Improved Music Recommendation Algorithm for Deep Neural Network Based on Attention Mechanism[J]. Mobile Information Systems,2022,2022.

五、基于情感分析的音乐对话推荐系统研究

1. 拟写的论文标题

(1) 中文标题：基于情感分析的音乐对话推荐系统研究

(2) 英文标题：Research on Music Conversational Recommendation System based on Sentimental Analysis

(3) 中文关键词：情感分析，对话推荐，知识图谱，音乐推荐

(4) 英文关键词：Sentimental Analysis, Conversational Recommendation, Knowledge graph, Music Recommendation

2. 现实意义

听音乐是当代人很普及的休闲方式，而心动模式、私人FM等旨在推荐符合听者爱好的音乐。对话推荐可使音乐推荐更符合听者预期，可有效避免一段时间觉得推荐的歌都很不喜欢情况，情感分析的引入则使推荐更加精准。

3. 创新点介绍

将情感分析、对话推荐融合并应用于音乐推荐

4. 文献综述

对话推荐系统通过多轮对话，建模用户的动态偏好从而完成推荐。目前的主流技术包括强化学习对话策略；知识增强对话推荐系统；对话推荐中的可控增强；以及统一推荐、对话框架等。对话推荐在电影、音乐、旅游、电子商务等领域都有着应用。

情感分析，又称意见挖掘，是分析人们对产品、服务、组织、个人、问题、事件、主题等实体的意见、评价、态度和情感及其属性的研究领域。根据使用的不同方法，将情感分析方法分为：基于情感词典的情感分析方法、基于传统机器学习的情感分析方法、基于深度学习的情感分析方法。

音乐推荐也已有一定的研究，多兴趣的、基于深度学习算法的等，音乐领域单纯的对话推荐系统也有论文实现。

5. 该方向的已有研究

5.1 对话式推荐系统的粗到细对比学习

(1) 论文标题：C2-CRS: Coarse-to-Fine Contrastive Learning for Conversational Recommender System

(2) 论文链接：<https://dl.acm.org/doi/10.1145/3488560.3498514>

(3) 代码开源：<https://github.com/RUCAIBox/WSDM2022-C2CRS>

(4) 数据集：dataset.tar.gz 免费高速下载 | [百度网盘-分享无限制\(baidu.com\)](https://pan.baidu.com/s/1h06) (提取码2h06)

(5) 论文摘要：会话推荐系统(CRS)旨在通过自然语言对话向用户推荐合适的物品。

为了开发有效的客服服务，一个主要的技术问题是如何从非常有限的会话上下文中准确地推断用户偏好。为了解决这个问题，一个有希望的解决方案是合并外部数据来丰富上下文信息。然而，以往的研究主要是针对特定类型的外部数据设计融合模型，对多类型外部数据的建模和利用不够全面。

为了有效地利用多类型外部数据，我们提出了一种新的粗精对比学习框架来改进CRS的数据语义融合。在该方法中，我们首先从不同的数据信号中提取和表示多粒度语义单元，然后对相关的多类型语义单元进行从粗到细的对齐。为了实现这个框架，我们设计了粗粒度和细粒度的过程来建模用户偏好，其中前者侧重于更一般的、粗粒度的语义融合，后者侧重于更具体的、细粒度的语义融合。这种方法可以扩展到包含更多类型的外部数据。在两个公共CRS数据集上进行的大量实验证明了我们的方法在推荐和对话任务中的有效

(6) 实现方法简介：利用多类型上下文数据来改进CRS提供了一种新的从粗到精的对比学习框架，用Pytorch和CRSLab实现了我们的方法，实验和别的模型对比

5.2 双向情感循环单元会话情感分析

(1) 论文标题：BiERU: Bidirectional Emotional Recurrent Unit for Conversational Sentiment Analysis

(2) 论文链接：<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231221014351>

(3) 代码开源：<https://github.com/Maxwe11y/BiERU>

(4) 数据集：AVEC、IEMOCAP和MELD

(5) 论文摘要：对话中的情感分析近年来获得了越来越多的关注，因为它可以服务于越来越多的应用程序，例如情感分析、推荐系统和人机交互。会话情感分析与单句情感分析的主要区别在于上下文信息的存在，上下文信息可能会影响对话中话语的情感。然而，如何有效地对对话中的上下文信息进行编码仍然是一个挑战。现有的方法采用复杂的深度学习结构来区分对话中的不同各方，然后对上下文信息进行建模。在本文中，我们提出了一个快速、紧凑和参数高效的无当事人框架，称为双向情感循环单元，用于会话情感分析。在我们的系统中，设计了一个广义神经张量块，然后是一个双通道分类器，分别执行

上下文组合性和情感分类。

在三个标准数据集上进行的大量实验表明，我们的模型在大多数情况下都优于目前的技术水平。

(6) 实现方法简介：构建模型 与最先进模型对比 消融研究

5.3 评论增强对话推荐

(1) 论文标题：RevCore: Review-augmented Conversational Recommendation

(2) 论文链接：<https://arxiv.org/abs/2106.00957v1>

(3) 代码开源：<https://github.com/JD-AI-Research-NLP/RevCore>

(4) 数据集：在Redial数据集上进行，影评数据来源于网站IMDb，每部电影爬取了30条评论

(5) 论文摘要：现有的会话推荐系统在对较短的对话历史和不熟悉的项目进行推荐时，往往存在项目信息不足的问题。结合外部信息(例如，评审)是缓解这个问题的潜在解决方案。鉴于评论通常针对不同兴趣提供丰富而详细的用户体验，它们是在信息丰富的对话中提供高质量推荐的潜在理想资源。在本文中，我们设计了一个新颖的端到端框架，即评论增强会话推荐器(RevCore)，其中评论被无缝地整合以丰富项目信息，并帮助生成连贯和信息丰富的响应。详细地说，我们提取情感一致的评论，对项目建议执行评论丰富和基于实体的建议，以及使用评论关注的编码器-解码器来生成响应。实验结果证明了我们的方法在推荐和会话响应方面的优越性。

(6) 实现方法简介：分模块 自动评估、认为评估 消融实验 参数讨论

6. 使用的推荐算法

对话式推荐系统

7. 该方向与推荐算法贴合的特性

本文章研究对话推荐的一种应用

8. 实验数据集和有效性评估方法

对话推荐常用数据集：Redial <https://redialdata.github.io/website/>等（专栏中有所介绍，还需进一步具体分析）

有效性评估方法：①和已有模型对比分析 ②人为测评 等

9. 可行性评估

对话推荐有成熟的库和工具，且有类似的推荐系统参考

10. 参考文献

[1] Zhou Yuanhang, Zhou Kun, Zhao Wayne Xin, Wang Cheng, Jiang Peng, and Hu He. 2022. C2-CRS: Coarse-to-Fine contrastive learning for conversational recommender system. In Proceedings of WSDM 2022. 1488–1496.

[2] Li W., Shao W., Ji S., Cambria E. BiERU: Bidirectional emotional recurrent unit for conversational sentiment analysis Neurocomputing, 467 (2022), pp. 73-82

[3] 周纯伊. 对话式音乐推荐技术及系统实现[D].华东师范大学,2020.DOI:10.27149/d.cnki.ghdsu.2020.000228.

[4] 李新胜. 基于对话的电影推荐系统设计与实现[D].北京邮电大学,2020.DOI:10.26969/d.cnki.gbydu.2020.000265.

[5]Yu Lu, Junwei Bao, Yan Song, Zichen Ma, Shuguang Cui, Youzheng Wu, Xiaodong He.2021.RevCore: Review-augmented Conversational Recommendation ,ACL-Findings 2021.

11. 参考专栏

[1] 800 篇顶会论文纵览推荐系统的前沿进展<https://zhuanlan.zhihu.com/p/585945102>

[2] 对话推荐系统相关论文整理<https://zhuanlan.zhihu.com/p/383494625> (包含综述等工具数据集模型)