基于流行的推荐算法研究综述

**摘要：**

流行度在推荐系统中的应用使推荐效果得到显著提升，而流行偏差对推荐效果的影响受到研究者们的广泛关注，基于流行的推荐系统（PRS）成为研究热点。本文提出流行这一概念，对流行度和流行偏差进行统一解释。首先介绍流行在推荐领域的背景，然后根据对流行的作用划分的不同，分别对流行度、流行偏差和混合式进行综述。在每类方法中，根据建模过程中的具体子任务或具体策略进行更进一步细分，对代表性模型进行分析介绍，评价其优点和局限性等，并详细总结每类方法的特点和优缺点。最后对技术未来发展难点与热点进行了总结和展望。

**关键词：**流行度；流行偏差；推荐系统

# 引言

随着互联网的快速发展，推荐系统成为缓解信息过载的有效方式，为用户提供个性化服务以寻求信息，帮助用户从众多资源中筛选并推送其可能感兴趣的内容，是在网络上连接用户和相关产品、服务和人的桥梁。推荐系统在电子商务，新闻门户，内容共享平台和社交媒体等广泛的在线应用中发挥着越来越重要的作用[1-3]。根据用户行为，推荐算法可推测出用户可能喜欢的项目。如果推荐的项目列表与用户相关，并且有助于用户发现在没有推荐系统的情况下他/她无法发现的项目，则可以认为推荐的项目列表是好的[4]。

在当前现有的研究工作中，很多工作仅使用完全个性化的推荐模型进行推荐。然而，这种推荐方式可能会导致推荐结果与点击过的内容过于相似甚至重复。事实上，项目的流行对推荐系统有着重大影响。流行可根据三个不同视角分为流行度、流行偏差和混合式。从流行的正面影响看，即使一些流行度高的推荐项并不完全符合用户的兴趣，用户也可能希望点击类似的项目。而从流行的负面影响看，由于项目在交互频率上呈现不均匀（主要为长尾）分布，流行偏差成为推荐系统中一个长期存在的问题：推荐系统倾向于推荐流行度更高的项目，这种偏差对用户和项目提供者都存在不利影响，导致了如回声室和过滤泡等问题。而从折中角度看，并非所有流行偏差都是有害的，盲目地消除流行偏差可能会丢失数据中隐含的重要信息[3, 5]，采用混合式可以提高推荐准确性和用户满意度。因此，在推荐系统考虑项目流行是非常必要的。

按照视角的不同，本文分别对流行度、流行偏差和混合式进行综述。其中，对流行度的利用属于增强式方法，强调了流行度的积极作用，以增强推荐系统性能，可分为直接利用流行度和间接利用流行度；对流行偏差的处理属于削弱式方法，强调了流行偏差的消极作用，降低流行偏差以削弱其对推荐系统的负面影响；混合式方法则是同时强调流行偏差的积极和消极作用，注入所需的流行偏差的同时消除了流行偏差的负面影响。在每一类方法中里，或根据。。。。。。。。不同等多个角度分别剖析不同应用技术的建模特点和设计特色。其分类如图1所示。

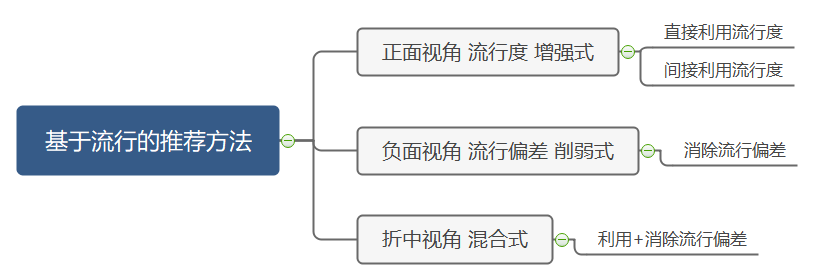


图1 基于流行的推荐方法分类

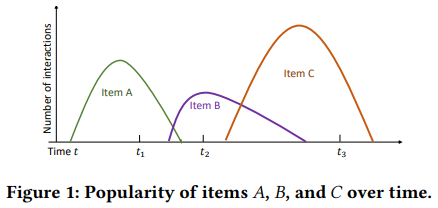
# 1背景和概述

在推荐系统中，项目必然有着不同流行程度，流行是项目的固有状态。根据对流行的价值判断，可将流行分为流行度，流行偏差和混合式。其中流行度和流行偏差分别对应流行的正面和负面影响，保持着对立统一关系，而混合式则对二者进行综合。

## 1.1流行度

流行度为流行正面影响，一般指用户对项目的点击次数，反映了项目的热门程度。许多研究将流行度定义为训练集中项目的总体受欢迎程度[6]。即，向用户推荐的项目是那些在训练数据中交互次数最多的项目，许多研究都直接或间接利用流行度提高推荐系统准确性。

同时，有研究指出项目流行度会随时间的推移而变化，这意味着流行度是根据时间来定义的。通常需要很长时间来积累用户和项目之间相当大量的交互，以进行离线评估。物品的受欢迎程度可能会不时地发生变化。如图1所示，有三个示例项𝐴、𝐵和𝐶，它们的交互数量随时间变化。假设系统中只有这3个项目，而用户分别在𝑡1、𝑡2和𝑡3时刻与系统交互，那么当前最流行的项目将分别是𝐴、𝐵和𝐶。然而，如果我们取整体的流行度，那么在整个数据集中的排名将变成𝐶、𝐴和𝐵[6]。



## 1.2流行偏差

从流行的负面影响看，通常情况下，热门项目更易引起人们关注，这导致了流行偏差现象。流行偏差是指推荐系统倾向于为受欢迎的项目分配较高的排名，而不太受欢迎的项目被推荐机会较低的现象[7]，即少数流行项目占据了大多数交互，在推荐系统中被过度曝光。同时，项目的流行是动态的，这意味着流行偏差也可能是动态的[3]。多数研究认为需要去除流行偏差以实现无偏推荐。

### 1.2.1流行偏差的产生

在推荐系统中，从数据角度，项目在交互频率上呈现不均匀（通常为长尾）分布，这受到许多因素的影响，如曝光机制、口碑效应、销售活动、项目质量等[8]。从方法角度，协同过滤方法倾向于通过过度推荐热门项目来扩大偏差，长尾数据上训练的推荐模型继承并且放大了偏差[3, 8]。

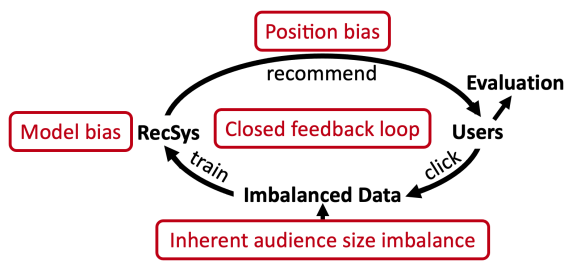
### 1.2.2流行偏差对推荐系统的影响

现实世界的推荐系统通常使用实时用户交互不断地进行训练和更新，训练数据和测试数据不独立同分布（非IID）[8, 9]。由于模型偏差[5]，模型倾向于简单地根据项目的流行度而不是用户项目匹配来推荐项目。这种现象是由训练范式造成的，该范式确定更频繁地推荐流行项目可以实现更低的损失，从而朝着该方向更新参数[8]。

一方面，流行偏差阻碍推荐系统准确地理解用户偏好，并降低推荐的多样性，让用户缺少发现模糊产品的机会。更糟糕的是，流行偏差将导致马太效应，即流行的项目被更多的推荐，甚至变得更加流行，最终导致不公平的推荐，市场被少数流行度高的项目占领[3, 8, 9]。随时间推移，用户的消费转向更主流的项目，甚至导致不同用户群体的同质化[4]。而从用户角度，文献[4]指出不同的用户群体受流行偏差的影响不同，这取决于他们对流行项目的兴趣程度。

### 1.2.3动态推荐中影响流行偏差及其演变的因素

在动态推荐中，用户通过一组操作（例如，点击、查看、评分）与系统交互；然后使用该用户反馈数据来训练推荐模型；训练后的模型用于向用户推荐新项目；然后循环继续。Ziwei Zhu, Yun He [5]等人指出，在动态推荐中，存在可能影响流行偏差及其演变的四个关键因素：固有受众规模失衡、模型偏差、位置偏差和闭环反馈。固有受众规模失衡和模型偏差是造成流行偏差的主要驱动因素，而位置偏差和闭环反馈进一步加剧了流行偏差。



**固有受众规模失衡** 不同商品的受众规模不同，这种不平衡可能会导致流行偏差。例如，商品的受众规模通常呈长尾分布，即少数商品的受众规模非常大，而大多数商品的受众规模较小。这就导致即使在完全随机推荐的情况下，这种内在的不平衡也将导致用户粘性数据的不平衡(如点击量等)。

**模型偏差** 推荐模型本身可能会放大其用来训练的数据的任何不平衡。在用户可能对两个商品的喜欢程度相同的情况下，推荐模型也会倾向于将训练数据中点击次数多的商品排名高于点击次数少的商品，这是基于协同过滤的算法普遍存在的一个缺陷，如果训练数据不均衡，将直接导致流行偏差。

**位置偏差** 在排序场景中，一个常见现象是：在排名较高的位置的商品被查看的概率会高于在排名较低位置的商品。若还存在固有受众规模失衡和模型偏差，则位置偏差会一进步加剧流行偏差。

**闭环反馈** 未来的模型是基于先前模型及推荐系统中的点击数据来训练的，通过这种方式，过去产生的流行偏差会累积，随着反馈循环的继续，从当前模型收集的反馈数据将影响模型未来版本的训练，潜在地积累偏差。

## 1.3混合式

Yang Zhang, Fuli Feng等[3]认为可以利用流行偏差提高推荐准确性，并非所有的流行偏差都会带来不良影响。例如，一些项目由于更好的内在质量或代表当前趋势而表现出更高的流行度，值得更多地推荐。盲目地消除流行偏差的影响会丢失数据中隐含的重要信号，不恰当地压制高质量或流行的项目。此外，一些平台需要在系统中引入期望的偏差，例如，推广未来可能流行的项目。

# 2基于流行度的推荐算法研究综述

## 2.1早期研究（引用未注入）

流行度在推荐系统中具有重要意义，可被作为推荐模型中的因子。

有一些研究尝试将流行度与个性化推荐相结合[9-11]。例如，文献[9]采用了词的流行度、出现度（关键词的出现频率）和关键词之间的共现度来识别流行文章，并通过手工设置权重的方式将文章的流行度和用户的兴趣得分相加，得到推荐得分。文献[10]提出了一种混合方法，将新闻流行度和用户配置文件结合起来推荐个性化的流行新闻，用余弦相似度来计算一条新闻与流行度或个人兴趣的匹配程度。然而，这些工作通常采用传统的机器学习方法，使用手工设计的权重来平衡用户兴趣和流行度特征。事实上，手工设计的特征通常不是最优的，往往无法深度挖掘新闻的语义信息，无法提取潜在流行度特征，也无法灵活平衡用户兴趣和流行度特征[d]。

## 2.2增强式方法

### 2.2.1直接利用流行度

POI推荐：

随着科学技术的不断进步，移动设备和无线网络的普及极大地促进了基于位置的社交网络的发展。作为基于位置的社交网络中的关键任务，兴趣点（POI）推荐引起了更多关注。文献[10]考虑时间和天气的上下文信息，以及地理距离的影响，提出了一种用户与POI之间的双向影响相关度量，用于度量用户行为语义特征，更好地理解用户在基于位置的社交网络（LBSN）中对POI的偏好。由于观察到更接近上下文的用户签入行为更相似，因此引入了上下文平滑方法来有效缓解数据稀疏性。由于用户更喜欢访问附近的POI，因此基于用户的家和POI之间的地理距离计算签入概率。并针对LBSN中的非负反馈问题，提出了一种基于上下文流行度的加权随机抽样方法。通过在因子分解机中加入多个特征和贝叶斯个性化排序（BPR）损失，得到用户推荐结果。

而对于陌生POI推荐，文献[11]构造了动态流行度影响向量。使用递归神经网络对用户POI签入的时空序列进行建模。最后，利用MLP整合社会影响、流行度特征和序列信息，向用户推荐。在流行特征分析模块中获取流行影响向量。POI的流行度可以通过在基于位置的社交网站上访问POI的次数来评估。将一天按三个小时划分为八个时段，例如9:00到12:00，12:00到15:00。将该时间段内POI的入住次数除以该时间段内所有POI的入住次数之和，得到每个POI的访问频率fij。mij代表第i个时间段内第j个POI的访问次数。

随着深度学习技术的发展，对比表征学习在大规模推荐系统中得到了越来越多的应用。例如，深度用户项目匹配模型可以通过对比正面和负面示例以及学习有区别的用户和项目表示来训练。尽管它们取得了成功，但在现有的建模中，推荐系统的可区分特性往往被忽略。标准方法以类似于语言模型的方式对用户行为数据进行近似最大似然估计。具体地说，模型优化的方法对应于对用户项的逐点互信息进行近似，这可以看作是消除了全局项流行度对用户行为的影响，以捕获用户的内在偏好。此外，与语言模型中词频相对稳定的情况不同，项目流行度不断变化。针对这些问题，文献[12]提出了一种新的动态流行度感知（DPA）对比学习推荐方法，该方法包括两个关键部分：i）采用动态负采样策略增强用户表示，ii）实时项目流行度采用动态预测取得。所提出的策略可以自然地覆盖在任何基于对比学习的匹配模型上，以更准确地捕捉用户兴趣和系统动态。

文献[d]基于热点新闻表示提取热点特征，使用注意力网络来关注和候选新闻相关的热点新闻，从而能够使用不同的权重来动态聚合热点新闻表示。最后通过点击预测器融合热点特征表示、用户兴趣表示和候选新闻表示，以平衡用户兴趣和热点特征，并最终预测候选新闻的点击概率。文献[6]提出对于与系统没有太多交互的用户来说，直接利用流行度进行推荐更加有效**。**

### 2.2.2间接利用流行度

不同用户对流行新闻的关注程度不同，文献[13]指出新闻流行度会直接影响点击率，并计算用户对流行新闻的关注度来控制流行度在点击率预测中的比例：。其中，是点击历史中新闻的预测流行度，是点击新闻的数量。用户对流行新闻的高关注度将导致在点击率预测结果中流行度得分的高比例，最后将用户的注意力作为点击概率和流行度得分的权重，得到最终的点击率结果。

## 2.3数据集与基线

# 3基于去流行偏差的推荐算法研究综述

## 3.1早期研究

现有的流行度偏差感知推荐工作主要进行无偏学习或排名调整，可分为：[3]

•反向倾向评分（IPS），通过重新加权模型训练的交互示例，将数据分布调整为均匀。虽然IPS方法具有良好的理论基础，但由于难以估计倾向和高模型方差，它们在实践中难以很好地工作。

•因果嵌入，使用无偏差统一数据指导模型学习无偏差嵌入，迫使模型放弃项目流行度。然而，获得这种统一的数据需要向用户随机公开项目，这有损害用户体验的风险。因此，数据通常规模较小，使得学习不太稳定。

•排名调整，对推荐列表进行事后重新排名或对训练进行模型规范化。这两种方法都是启发式设计的，目的是故意增加不太受欢迎的项目的分数，但缺乏有效性的理论基础。

## 3.2削弱式方法

文献[1]形式化了两个新的指标，它们量化了推荐系统在多大程度上平等地对待流行度尾部的项目。第一个指标鼓励项目之间有类似的推荐概率，而第二个指标考虑了地面真实用户的偏好，并鼓励项目的真阳性率相等。在平台所有者旨在保持数据项之间的不平衡，同时避免因偏差导致的推荐进一步失真的情况下。两类被广泛采用的推荐算法（分别基于点优化和成对优化）在这两个指标上对项目流行度有很大的偏差。为限制这种负面影响，提出了一种方法，其特点是：（i）一个新的用户项目观察抽样，用于平衡训练示例，其中观察项目比未观察项目更流行，以及（ii）一个新的正则化项，用于最小化用户项目相关性和项目流行度之间的偏差相关性。大量的实验表明，所提出的方法提供了一个不太偏袒的处理流行度尾部的项目。此外，在准确度上损失很小的情况下，它还带来了新颖性和目录覆盖率方面的重要收益，这为上覆平台带来了好处。

文献[9]提出会话推荐中的流行度去偏差方法Popcorn。具体来说，Popcorn由三个模块组成，分别用于用户交互建模（UIM）、带有流行度去偏差的对话状态管理（DSMPD）和推荐（REC）。UIM模块首先对实时用户-代理对话以及历史用户记录进行编码，以导出个性化状态向量。由于用户与之交互的历史项目并非在给定时间都有用，因此UIM模块可以自动识别重要项目，并在它们与实时对话上下文之间取得平衡。然后，DSM-PD模块将UIM的状态向量作为输入，并预测下一个动作：询问问题以获取用户对某个属性的偏好，或者在适当的时间做出推荐。DSM模块明确考虑潜在推荐的流行偏差，并将其作为监督信号集成到学习过程中，以便CRS代理能够做出正确的决策，在推荐性能和流行偏差之间取得平衡。将DSM-PD训练过程形式化为一个多目标马尔可夫决策过程，并提出了一种新的策略梯度变量来学习DSM-PD模块的参数。最后，DSM-PD模块在适当的时间触发推荐模块（REC），以结合对话上下文和历史用户信息进行最终预测。

从因果角度，对于矩阵分解，文献[8]将用户项目匹配、项目流行度和用户一致性建模为因果图，在反事实世界中，用户项目匹配被丢弃，交互由项目流行度和用户一致性引起。要进行流行度去偏差，只需从总体排名分数中扣除反事实世界中的排名分数。这种偏差在推理阶段通过扣除反事实预测来消除。对于基于会话的推荐，文献[14]考虑到训练过程中偏差的放大，提出了一个执行无基础训练和因果推理的框架，消除训练过程引入的偏差。

另一方面，将隐式推荐中的机会均等与流行偏差联系起来，文献[7]引入流行机会偏差问题。指出以往的流行偏差研究主要受统计均等的制约，因此继承了其局限性。传统流行偏差的研究仅考察了项目流行度对推荐结果的影响，而没有考虑用户偏好，导致推荐结果（或阳性率）本身并不一定是偏差的证据。此外，类似项目有类似的排名以消除传统的流行偏差实际上可能会损害用户满意度和流行项目的参与度。计算不同流行度项目的真阳性率差异，以测量测试期间的偏差，并要求不同受欢迎程度项目的真阳性率相同，以实现机会均等。

以上研究流行偏差的工作都是采用静态设置，即，在离线数据集上训练推荐模型，并通过进行单轮推荐来分析流行偏差。而在动态推荐中，文献[5]引入了流行-机会偏差[7]，这是一个基于平等机会概念的流行偏差形式化表述。传统的流行偏差基于统计平均，即：比较在流行和不流行的商品中被推荐的次数。而流行机会偏差衡量流行和不流行的项目是否被点击（或其他指标）与其真实的受众规模所成的比例。换句话说，受欢迎和不受欢迎的项目是否获得了类似的真阳性率？在每次迭代中，为纠正偏差，首先需要对每个商品计算其真阳性率。假设商品在迭代周期t中的点击量为​，则的真阳性率为​。之后，通过基尼指数来度量迭代中与商品流行度有关的真阳性率的不平等程度：

在群体推荐中，推荐系统聚合个人偏好以实现对用户群体的推荐。文献[15]采用了传统的重新排序方法，该方法将项目的权重与其在群体中的流行度成反比。并提出了一种新的流行偏差缓解程序，该程序通过在两种不同的策略中合并项目的流行度和估计的组评分来重新排列项目。第一种方法的目的是在聚合过程中高度惩罚流行项目，更好地避免偏差，而第二种方法更强调群体评分而不是流行度，并在减少偏差和提高准确性的冲突目标方面实现更平衡的表现。并且使用其中一种策略增强聚合技术可以显著降低它们对流行项目的偏好，同时保持合理的排名准确性。

## 3.3数据集与基线

常用基线如下[3]：

MostPop：此方法仅为所有用户推荐最受欢迎的项目，而无需考虑个性化。

BPRMF：优化了具有BPR损耗的MF模型

xQuAD：这是一种排名调整方法，旨在增加推荐列表中长尾项目的覆盖范围。

BPR-PC：这是用于控制流行偏差的最先进的排名调整方法。它有两种选择：重新排序和正规化。

DICE：这是一种用于学习因果嵌入以处理流行偏差的最先进方法。它设计了一个具有因果关系数据的框架，以解开用户兴趣并将其整合到两组嵌入中。

MostRecent：MostPop的改进版本，它在最后阶段而不是整个历史中推荐最流行的项目。

BPRMF(t)-pop：该方法通过训练每个阶段的一组时间特定参数来模拟时间流行性。

其中，广泛采用的MostPop基线只是根据训练数据中的交互次数对项目进行排序。当前的流行度评估（i）没有反映用户与系统交互时的流行项目，以及（ii）可能推荐用户上次与系统交互后发布的项目。

推荐系统旨在预测用户对项目的偏好，从而向用户展示其感兴趣的项目。人们提出了各种不同的模型，从“最流行”（MostPop）等非个性化方法到个性化解决方案。MostPop可说是最简单的推荐方法，推荐流行度较高的商品。作为一种易于实现的非个性化推荐方法，MostPop被广泛用作推荐系统的基线，为推荐系统提供参考性能[6]。

模型有效性的评价可以在线进行，也可以离线进行。由于许多研究人员无法获得真正的在线评估平台，离线评价被广泛采用。根据数据集如何划分为训练集和测试集，在在线环境下对测试集进行的评估可能不现实。文献[6]指出许多论文甚至工具包都未能提供MostPop方法的正确定义。因此，进行的评估可能无法真实反映受欢迎程度基线的有效性。这里的一个关键问题是在流行度定义和评估中忽略了时间维度。通常需要很长时间来积累用户和项目之间相当大量的交互，以进行离线评估。物品的流行度可能会不时地发生变化。MostPop方法只是对训练集中的所有项目进行排序，而未考虑时间维度，这将导致流行度基线的表现不佳。

通过考虑时间维度，文献[6]提出了RecentPop和DecayPop。其中，RecentPop设计用于在用户与系统交互时向用户推荐流行电影，即她在测试中最后一次交互的时间戳，用表示。取出时最流行的电影，而一部电影可能会在短时间内流行，然后变得不那么受欢迎。因此，根据在短时间内获得的收视率对电影进行排名，设置为一个月。而DecayPop是RecentPop的一个简单扩展，为获得之前较长时间段内的流行电影，我们考虑过去六个月并取这六个月的评级数加权和，更高的权重被分配给最近有交互的电影。每个月的评级数量由指数衰减加权。用表示月数，最接近的一个月。

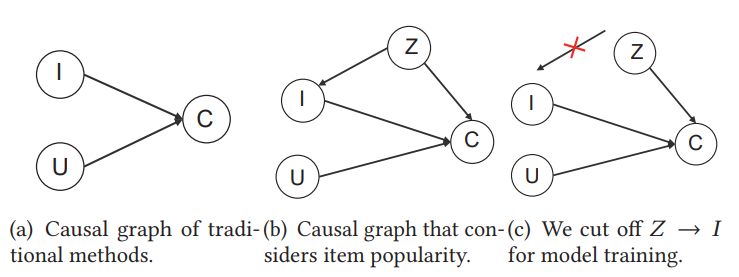
与MostPop一样，RecentPop和DecayPop仍是非个性化的方法。唯一的区别是，RecentPop和DecayPop考虑用户与系统交互的时间点，并在那个时间点导出最流行的项目。与MostPop相比，RecentPop在所有评估指标上都取得了显著的改进。改善幅度在70%到83%之间。DecayPop进一步小幅提高了推荐准确性，并在四分之三的指标上取得了最佳结果。通过在评估中考虑时间维度，RecentPop和DecyPop比MostPop取得了显著的改进。这两个新的流行度定义都非常容易实现（也可以通过调整和加权函数来进行定制）。

数据集：

MovieLens数据集，隐式反馈数据集。也就是说，用户对电影的评级是用户项目交互的指示。推荐方法预测用户是否与电影互动，并忽略评级的实际值。MovieLens数据集提供了用户项交互的时间戳（即，用户对电影评分的时间点）。

# 4混合式推荐算法研究综述

文献[3]指出流行度的负面影响是由于其混杂的性质。从因果角度，发现项目流行度通过两条因果路径影响观察到的交互数据：1），2）, 其中，第二条路径包含偏差放大的不良影响，因为它增加了观察到的流行项目的交互，即使它们可能与用户兴趣不匹配。为消除流行偏差对模型训练的不良影响，需要干预推荐项目让它们不受流行度的影响。将用户项目匹配估计为，它在训练期间切断了路径，而现有推荐模型估计的相关性混淆了用户兴趣和流行偏差。通过此类解构训练，比更准确地估计了用户对项目的兴趣匹配，消除了由于混杂因子𝑍导致的𝐼和𝐶之间的虚假相关性，在训练阶段可以消除混淆的流行偏差。在推理阶段，将排名分数作为，利用我们期望的偏差干预项目流行度（例如，在测试阶段预测流行度），调整推荐分数。



# 5 挑战与发展

# 6结论

**校对报告**

当前使用的样式是 [Numbered(Multilingual)]

当前文档包含的题录共43条

有38条题录存在必填字段内容缺失的问题

参考文献 [4] ：字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

参考文献 [11] ：字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

参考文献 [12] ：字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

参考文献 [13] ：字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

参考文献 [9] ：字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

参考文献 [8] ：字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

参考文献 [14] ：字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

参考文献 [5] ：字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

参考文献 [7] ：字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(作者)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(年份)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

参考文献 [6] ：字段(会议名称)内容缺失;

字段(会议地点)内容缺失;

字段(会议名称)内容缺失;

字段(会议地点)内容缺失;

字段(会议名称)内容缺失;

字段(会议地点)内容缺失;

字段(会议名称)内容缺失;

字段(会议地点)内容缺失;

字段(会议名称)内容缺失;

字段(会议地点)内容缺失;

字段(会议名称)内容缺失;

字段(会议地点)内容缺失;

参考文献 [3] ：字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

字段(期刊)内容缺失;

字段(卷)内容缺失;

字段(期)内容缺失;

字段(页码)内容缺失;

**References:**

[1]. Boratto, L., G. Fenu and M. Marras, Connecting user and item perspectives in popularity debiasing for collaborative recommendation. Information Processing & Management, 2021. 58(1): p. 102387.

[2]. 田萱等, 基于深度学习的新闻推荐算法研究综述. 计算机科学与探索, 2021. 15(06): 第971-998页.

[3]. Zhang, Y., et al., Causal Intervention for Leveraging Popularity Bias in Recommendation. 2021.

[4]. Abdollahpouri, H., et al., The Connection Between Popularity Bias, Calibration, and Fairness in Recommendation. 2020.

[5]. Popularity Bias in Dynamic Recommendation.

[6]. Ji, Y., et al. A Re-visit of the Popularity Baseline in Recommender Systems. 2020: ACM.

[7]. Popularity-Opportunity Bias in Collaborative Filtering.

[8]. Wei, T., et al., Model-Agnostic Counterfactual Reasoning for Eliminating Popularity Bias in Recommender System. 2020.

[9]. Popcorn Human-in-the-loop Popularity Debiasing in Conversational Recommender Systems.

[10]. Yu, D., et al., Context-Specific Point-of-Interest Recommendation Based on Popularity-Weighted Random Sampling and Factorization Machine. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021. 10(4): p. 258.

[11]. PS-LSTM:Popularity Analysis And Social Network For Point-Of-Interest Recommendation In Previously Unvisited Locations.

[12]. Dynamic Popularity-Aware Contrastive Learning for Recommendation.

[13]. Popularity-Enhanced News Recommendation with Multi-View Interest Representation.

[14]. CauSeR: Causal Session-based Recommendations for Handling Popularity Bias.

[15]. Yalcin, E. and A. Bilge, Investigating and counteracting popularity bias in group recommendations. Information processing & management, 2021. 58(5): p. 102608.