**一、问题简述**

流行度偏差，即流行的物品比非流行的物品更容易被推荐，意味着模型偏向于流行内容而不是特定用户的独特兴趣，导致用户看到热门内容，模型无法进行个性化推荐。比如用户可能由于某物品的流行度较高基于从众心理产生交互行为，而不是出于自身的兴趣。所以，学习用户兴趣偏好需要避免物品流行度的干扰。

流行度偏差的产生原因在于热门内容的item id会多次被当作正样本。模型经过学习会记住该特征，使得再次遇见这个item时直接将其当作正样本，也就是趋于推荐热门内容。其影响是个性化程度不断降低，影响用户体验，模型对于其他特征的学习能力减弱，长久以来只能记住高热内容的特征，用户特征失去作用。低流行度的商品受到打压，更加难以被推荐。

**二、解决方案**

**1.逆倾向权重**

估计物品流行度的倾向性权重，并对每条数据样本利用逆权重分数进行加权。通过重新加权模型训练的交互示例来调整数据分布。将主任务损失函数中高曝光概率商品的权重调低以避免过度关注于高曝光概率商品，从而可以更平均地关注整个正样本分布。IPS[1]提出了一种基于倾向性评分匹配的方法，以处理缺失非随机性。通过使用倾向性评分匹配技术，作者试图在控制组和干预组之间建立更平衡的分布，以更准确地估计推荐系统的性能。但这种方法依赖于流行度具体值，流行度值大小的变化使得权重值波动较大，所以模型的方差很大，训练很难收敛。

**2.因果推断**

因果推断技术为重新审视当前机器学习问题提供了一种全新的视角。以高热消偏为例，该方法通过公式推导模型结构，显著提高了模型结构的可解释性。这种特性有助于使模型结构更易于理解和迁移利用，而不再仅限于像搭积木一样简单组合。在因果推断的研究论文中，由于其可解释性，研究者能够更清晰地描述研究的动机、研究假设等逻辑，为研究工作提供了更为明确的逻辑框架。

基于因果嵌入的思想，DICE[2]提出了一个可以将用户兴趣与一致性分离的通用框架，将用户的交互行为解耦为兴趣embedding和从众embedding两个方面，使用两套embedding分别计算兴趣匹配和从众匹配程度，总匹配即为两者之和。作者使用<用户，正样本，负样本>的三元组组合来构造数据集，正样本是用户真正点击的，负样本由随机采样得到。如果正样本的流行度小于负样本（O1），那么认为交互行为是基于兴趣的；反之则认为这次交互由用户本身的兴趣和从众心理叠加而成（O2）。基于上述想法，根据正样本和负样本的流行度大小关系将数据集拆分为O1和O2两部分，O1用来学习从众embedding,O2用来学习兴趣和从众embedding。DICE设计了点击任务、兴趣任务、从众性任务和embedding 差异化四个任务以实现兴趣和一致性之间的分离，并使用课程学习让模型学习过程更加平稳。

之前的研究侧重于应对流行偏差引发的问题，采用了逆倾向权重、因果嵌入等方法。而PDA[3]的研究关注于直接缓解流行偏差本身，而非仅仅应对其可能导致的影响。同时，考虑到“并非所有流行偏差都是有害的”这一观点，流行物品能够反映出物品的趋势和内在特性，目标是减轻流行偏差对物品曝光带来的负面影响。通过因果图的分析从混杂因素的角度研究了流行度对结果的影响。PDA框架则通过干预措施去除混杂因素，从而缓解流行偏差对曝光的影响，最终影响到结果。PDA 模型利用因果推断技术，在消除流行度偏差负面影响的同时，又积极利用其正面影响，实现了对流行度偏差的有效利用。

现有的推荐模型只考虑了user与item的匹配，忽略了item自身受欢迎的程度，用户的喜好对ranking的直接影响。MACR[4]拟解决User和Item对Ranking Score直接影响中的流行度偏差。提出了一种模型无关的反事实推理框架，该框架从因果关系角度建模，建立item对Ranking Score的直接影响，并使用反事实推理消除item的流行度属性对Ranking Score的影响，想象了一个“用户行为只受物料和用户自身影响，而不受物料和用户匹配影响”的世界，间接效应只保留了用户与物料的匹配关系对用户行为的影响，实现了消除推荐推理阶段的流行度偏差。

目前，基于因果建模的流行度偏差模型通常采用从传统嵌入中分离用户兴趣和从众性的方法，以实现用户兴趣和流行度之间的平衡。然而，这些模型未考虑到样本的长尾问题。由于长尾样本的数据稀疏性，低频物品无法得到充分训练，从而影响了推荐准确率。此外，样本的长尾问题也可能导致流行度偏差。为了应对这些问题，淘宝提出了CD2AN[5]模型。该模型在解耦物品嵌入中的物品属性和物品热度的同时，利用迁移学习和序列建模来缓解长尾问题。解耦传统物料表示以减轻流行度偏差，但由于长尾物料的数据稀疏性，模型仍然倾向于偏好高频物料，因而流行度偏差仍然存在。为了解决这个问题，采用迁移学习的方法通过约束使长尾物料类的中心与热门物料类的中心相近，从而减轻长尾物料表示与热门物料表示之间的分布差异。

**3.基于对比学习**

DCCL[6]采用对比学习分别为兴趣和从众性增加样本来区分这两个原因。为确保直接在观察的交互数据上充分学习解耦的因果embedding，作者利用对比学习来增广每个原因的样本。基于因果embedding的框架设计了两个user-item对的对比学习任务，分别学习兴趣和从众性embedding。通过直接基于观测数据的对比学习来学习解耦的因果嵌入。样本扩充为不同原因和长尾项提供了充足的样本，可以有效处理数据稀疏问题，增强原因表示。此外，该框架可以应用于任何基础模型。

目前基于对比学习的方法在处理流行偏差、用户从众性与真实兴趣分离方面存在一定的局限性。现有方法尚未充分解决在数据增强过程中可能出现的固有受欢迎程度偏差的问题。DCRec[7]提出去偏对比推荐学习范式，在稀疏和有噪声的用户序列数据中进行自适应一致性感知增强将序列模式编码与全局协同关系建模统一起来，该模型通过多通道一致性加权网络从三个语义通道中学习用户和项目之间的交互的从众性程度来解决用户序列数据中的流行偏差问题。该去偏对比学习框架能够有效地捕获了序列内项目迁移的模式和序列间用户的依赖关系。

[1] Unbiased Offline Recommender Evaluation for Missing-Not-At-Random Implicit Feedback

[2] Disentangling User Interest and Conformity for Recommendation with Causal Embedding.WWW2021

[3] Causal Intervention for Leveraging Popularity Bias in Recommendation SIGIR2021

[4] Model-Agnostic Counterfactual Reasoning for Eliminating Popularity Bias in Recommender System KDD2021

[5] Co-training Disentangled Domain Adaptation Network for Leveraging Popularity Bias in Recommenders SIGIR 2022

[6] Disentangled Causal Embedding With Contrastive Learning For Recommender System WWW2023

[7] Debiased Contrastive Learning for Sequential Recommendation WWW2023