24年论文，可以看看里面的baseline和related work，了解发展现状。

1. **DDCDR: A Disentangle-based Distillation Framework for Cross-Domain Recommendation.** [KDD 2024](https://dblp.org/db/conf/kdd/kdd2024.html#AnGYTWHZGG24): 4764-4773
2. **User Distribution Mapping Modelling with Collaborative Filtering for Cross Domain Recommendation.** [WWW 2024](https://dblp.org/db/conf/www/www2024.html#00050LHSTW24): 334-343
3. **DDCDR: A Disentangle-based Distillation Framework for Cross-Domain Recommendation.** [KDD 2024](https://dblp.org/db/conf/kdd/kdd2024.html#AnGYTWHZGG24): 4764-4773
4. **Mitigating Negative Transfer in Cross-Domain Recommendation via Knowledge Transferability Enhancement.** [KDD 2024](https://dblp.org/db/conf/kdd/kdd2024.html#Song0DZWB024): 2745-2754
5. **Graph Disentangled Contrastive Learning with Personalized Transfer for Cross-Domain Recommendation.** [AAAI 2024](https://dblp.org/db/conf/aaai/aaai2024.html#LiuSNJ024): 8769-8777
6. **Neural Node Matching for Multi-Target Cross Domain Recommendation.** [ICDE 2023](https://dblp.org/db/conf/icde/icde2023.html#XuLHGMLCZ23): 2154-2166

**1.2.1跨域推荐研究现状与趋势分析**

为了缓解数据稀疏与冷启动问题，跨域推荐技术[2-4]的研究受到了学术界与工业界的广泛关注。按照其发展历程，接下来依次对单目标、双目标和多目标跨域推荐的研究现状进行介绍。

**（1）单目标跨域推荐**

早期的跨域推荐方法主要考虑知识的单向迁移，通过有效利用源域中丰富的信息以提高目标域的推荐效果。根据迁移策略的不同，可将其划分为基于内容的方法[5-7]和基于嵌入与映射的方法[8-10]。前者主要利用两个领域公共的内容建立桥接关系，然后采用协同过滤、关联分析、矩阵分解等方式实现知识迁移。这些公共的内容通常包括：共同的用户/物品、社交标签、评论信息、文本数据、浏览历史等。基于嵌入和映射的方法则是通过学习源域和目标域之间的映射关系来实现知识迁移。例如，Man et al.[8] 采用基于协同过滤的方法为每个领域生成用户/物品表征，然后通过对齐重叠用户的表征来训练一个映射函数，从而实现领域之间的知识迁移。Wang et al.[9]提出了一种基于协同聚类的跨域物品嵌入方法，实现了对物品表征的增强。Zhao et al.[10]从每个用户和物品的评论文档中提取多方面的信息，通过注意力机制学习跨域相关性，并在此基础上增强了用户表征。**虽然单目标跨域推荐方法能有效改善稀疏域的推荐性能，但无法同时辅助源域中的推荐任务。**

**（2）双目标跨域推荐**

为了实现源域和目标域推荐性能的相互增强，Zhu et al.[11]首次定义了双目标跨域推荐问题并且提出了一个基础模型。该方法首先利用多源数据（用户画像、物品标签、打分、评论等信息）为用户和物品生成更具代表性的嵌入，然后定义了三种不同的策略来连接和共享重叠用户的嵌入表征。类似地，Kang et al. [12]也使用了一个固定的连接策略，根据重叠用户的数据稀疏程度来连接重叠用户的嵌入表达。**以上方法主要采用嵌入和映射的思路，各领域需要先通过预训练的方式独立地得到用户/物品的表征，然后利用重叠用户进行特征对齐。因此，有偏的预训练表征将无可避免地包含领域特有的信息，从而对跨领域迁移信息产生负面影响。**

为了缓解上述问题，现有工作主要采取联合训练的思路来学习跨领域信息的嵌入表达。此类方法首先采用两个基础的编码器对每个领域的交互记录进行建模，然后引入不同的迁移层对称地融合不同编码器学得的表征。例如，CoNet[13]利用多层感知器作为每个领域的基础编码器，并设计了交叉连接网络来迁移信息。随后，Li et al.[14]对ConNet方法进行了扩展，通过学习一个潜在的正交投影函数来迁移跨领域用户的表征。PPGN[15]使用堆叠的GCN直接聚合不同领域的表征信息以学得最终的用户/物品特征表达。BiTGCF[16]利用LightGCN[17] 作为编码器以聚合每个领域的交互信息，并进一步引入特征迁移层对两个基础的图编码器进行增强。Zhu et al. [18] 提出了一个基于元学习的跨域推荐个性化用户偏好转移框架，Xie et al. [19] 构建了一个庞大的多元化偏好网络，通过建立多个对比学习模块改进了通用表征学习与知识迁移。**然而，以上方法忽略了领域共享信息和领域特有信息的解耦，限制了模型迁移的效果。**针对此问题，Cao et al.[20] 从信息瓶颈的视角提出了CDRIB模型来获取领域间共享的信息，提高了对冷启动用户的推荐准确度；随后又为重叠用户的推荐任务提出了一种新的特征解耦模型（DisenCDR）[21]。**在跨域共享表征的学习方面，课题组也进行了深入的研究，提出了一个基于对抗学习的跨领域用户统一表征学习框架[22]，不仅显著提高了推荐的准确性，也减少了推荐模型对于重叠用户的依赖。**

趋势分析：近期的研究工作主要采用图神经网络模型挖掘领域共享知识，采用序列编码模型学习目标域用户的偏好，然后在跨域知识融合的过程中结合对比学习[23]、特征解耦、注意力机制[24-25]等技术对表征空间进行优化。为了捕获用户的动态偏好，部分现有工作将时间信息（例如交互的时间戳、时间间隔以及周期信息）引入了用户偏好建模[26-28]。此外，为了学习通用的项目表达，部分工作利用物品的文本描述建立嵌入表征[29-30]，替代了传统基于ID编码的表征学习方法。也有一些研究工作通过建立知识图辅助用户偏好挖掘[31]。**近年来，双目标跨域推荐的相关研究取得了较大的进展，但现有工作主要面向两个领域的跨域推荐场景并且假设领域之间部分重叠，对动态场景中的数据漂移问题考虑较为不足。**

**（3）多目标跨域推荐**

实现多目标跨域推荐的一个直观做法是扩展现有的双目标跨域推荐算法。然而，基于嵌入和映射的方法需要依靠重叠用户来学习映射函数，如果将它们扩展到更多领域则需要学习更多的关系。此外，现有工作倾向于利用额外的信息或重叠的用户来建立领域之间的桥接关系，不适用于重叠信息匮乏的场景。因此，Cui et al. [32]等为多目标跨域推荐提出了一个异构图框架(HeroGRAPH)：首先，收集多个领域的用户和物品构建共享图，通过聚合来自多个领域的邻居信息以缓解稀疏性；然后，提出一个循环注意力机制优化每个节点的嵌入表达。Yan et al. [33] 采用多任务学习方法从所有领域中为每个用户生成全局的特征表达，然后提出一个针对多域的协同过滤框架。Zhu et al. [34] 为双目标、多目标和多任务推荐提出了一个基于图嵌入和注意力机制的统一学习框架，并且设计了一种个性化的训练策略用于缓解负迁移问题。**课题组在多目标跨域问题上也进行了深入的研究，我们结合序列建模与对比学习提出了一种创新的多目标跨域推荐方法[35]，通过表征优化与知识迁移改进了所有领域的推荐效果。**实现多目标跨域推荐另一个比较有潜力的方案是拓展基于联合训练的双目标跨域推荐方法（例如CCDR[19]、CDRIB[20]、DisenCDR[21]等），当领域之间的重叠信息充足时，上述方案能取得较为理想的效果。**然而，真实场景中的重叠信息较少，领域之间的数据分布差异大并且相关度不同，用户/物品相关信息具有多源异构性，在跨域融合过程中容易导致负迁移问题。此外，现有工作对场景的动态性考虑不足，在应对用户兴趣漂移和场景数据漂移方面还有较大的提升空间。**

1. Shu Chen, Zitao Xu, Weike Pan, Qiang Yang, Zhong Ming: A Survey on Cross-Domain Sequential Recommendation. CoRR abs/2401.04971 (2024)
2. Tianzi Zang, Yanmin Zhu, Haobing Liu, Ruohan Zhang, Jiadi Yu: A Survey on Cross-domain Recommendation: Taxonomies, Methods, and Future Directions[J]. ACM Trans. Inf. Syst. 41(2): 42:1-42:39 (2023)
3. Feng Zhu, Yan Wang, Chaochao Chen, Jun Zhou, Longfei Li, Guanfeng Liu: Cross-Domain Recommendation: Challenges, Progress, and Prospects[C]. IJCAI 2021: 4721-4728
4. 张彬, 徐建民, 吴姣. 跨域推荐中的知识融合研究进展 [J]. 现代情报, 2023, 43 (03): 157-166.
5. 何云飞，张以文，吕智慧，颜登程，何强. 异质信息网络中元路径感知的评分协同过滤[J]. 计算机学报, 2020, 43(12)：2385-2397.
6. 王禹, 吴云. 基于评论细粒度观点的跨域推荐模型 [J]. 计算机工程与应用. 2023，59(10) ：114-122.
7. Tong Man, Huawei Shen, Xiaolong Jin, Xueqi Cheng: Cross-Domain Recommendation: An Embedding and Mapping Approach[C]. IJCAI 2017: 2464-2470
8. Yaqing Wang, Chunyan Feng, Caili Guo, Yunfei Chu, Jenq-Neng Hwang: Solving the Sparsity Problem in Recommendations via Cross-Domain Item Embedding Based on Co-Clustering[C]. WSDM 2019: 717-725
9. Cheng Zhao, Chenliang Li, Rong Xiao, Hongbo Deng, Aixin Sun: CATN: Cross-Domain Recommendation for Cold-Start Users via Aspect Transfer Network[C]. SIGIR 2020: 229-238
10. Feng Zhu, Chaochao Chen, Yan Wang, Guanfeng Liu, Xiaolin Zheng: DTCDR: A Framework for Dual-Target Cross-Domain Recommendation[C]. CIKM 2019: 1533-1542
11. SeongKu Kang, Junyoung Hwang, Dongha Lee, Hwanjo Yu: Semi-Supervised Learning for Cross-Domain Recommendation to Cold-Start Users[ C]. CIKM 2019: 1563-1572
12. Guangneng Hu, Yu Zhang, Qiang Yang: CoNet: Collaborative Cross Networks for Cross-Domain Recommendation[C]. CIKM 2018: 667-676
13. Pan Li, Alexander Tuzhilin: DDTCDR: Deep Dual Transfer Cross Domain Recommendation[C]. WSDM 2020: 331-339
14. Thomas N. Kipf, Max Welling: Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks[C]. ICLR (Poster) 2017
15. Meng Liu, Jianjun Li, Guohui Li, Peng Pan: Cross Domain Recommendation via Bi-directional Transfer Graph Collaborative Filtering Networks[C]. CIKM 2020: 885-894
16. Xiangnan He, Kuan Deng, Xiang Wang, Yan Li, Yong-Dong Zhang, Meng Wang: LightGCN: Simplifying and Powering Graph Convolution Network for Recommendation[C]. SIGIR 2020: 639-648.
17. Yongchun Zhu, Zhenwei Tang, Yudan Liu, Fuzhen Zhuang, Ruobing Xie, Xu Zhang, Leyu Lin, Qing He: Personalized Transfer of User Preferences for Cross-domain Recommendation[C]. WSDM 2022: 1507-1515
18. Ruobing Xie, Qi Liu, Liangdong Wang, Shukai Liu, Bo Zhang, Leyu Lin: Contrastive Cross-domain Recommendation in Matching[C]. KDD 2022: 4226-4236
19. Jiangxia Cao, Jiawei Sheng, Xin Cong, Tingwen Liu, Bin Wang: Cross-Domain Recommendation to Cold-Start Users via Variational Information Bottleneck[C]. ICDE 2022: 2209-2223
20. Jiangxia Cao, Xixun Lin, Xin Cong, Jing Ya, Tingwen Liu, Bin Wang: DisenCDR: Learning Disentangled Representations for Cross-Domain Recommendation[C]. SIGIR 2022: 267-277
21. Chenglin Li, Mingjun Zhao, Huanming Zhang, Chenyun Yu, Lei Cheng, Guoqiang Shu, Beibei Kong, Di Niu: RecGURU: Adversarial Learning of Generalized User Representations for Cross-Domain Recommendation[C]. WSDM 2022: 571-581
22. Junliang Yu, Xin Xia, Tong Chen, Lizhen Cui, Nguyen Quoc Viet Hung, Hongzhi Yin: XSimGCL: Towards Extremely Simple Graph Contrastive Learning for Recommendation[J]. IEEE Trans. Knowl. Data Eng. 36(2): 913-926 (2024)
23. Lei Guo, Li Tang, Tong Chen, Lei Zhu, Quoc Viet Hung Nguyen, Hongzhi Yin: DA-GCN: A Domain-aware Attentive Graph Convolution Network for Shared-account Cross-domain Sequential Recommendation[C]. IJCAI 2021: 2483-2489
24. Jiangxia Cao, Xin Cong, Jiawei Sheng, Tingwen Liu, Bin Wang: Contrastive Cross-Domain Sequential Recommendation[C]. CIKM 2022: 138-147
25. Bingyuan Wang, Baisong Liu, Hao Ren, Xueyuan Zhang, Jiangcheng Qin, Qian Dong, Jiangbo Qian: Exploiting high-order behaviour patterns for cross-domain sequential recommendation[J]. Connect. Sci. 34(1): 2597-2614 (2022)
26. Lei Guo, Jinyu Zhang, Li Tang, Tong Chen, Lei Zhu, and Hongzhi Yin. Time interval-enhanced graph neural network for shared-account cross-domain sequential recommendation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems (2022).
27. Shitong Xiao, Rui Chen, Qilong Han, Riwei Lai, Hongtao Song, Li Li: Proxy-Aware Cross-Domain Sequential Recommendation[C]. IJCNN 2023: 1-8
28. Yupeng Hou, Shanlei Mu, Wayne Xin Zhao, Yaliang Li, Bolin Ding, Ji-Rong Wen: Towards Universal Sequence Representation Learning for Recommender Systems[C]. KDD 2022: 585-593
29. Weiming Liu, Xiaolin Zheng, Chaochao Chen, Jiajie Su, Xinting Liao, Mengling Hu, Yanchao Tan: Joint Internal Multi-Interest Exploration and External Domain Alignment for Cross Domain Sequential Recommendation[C]. WWW 2023: 383-394
30. Muyang Ma, Pengjie Ren, Zhumin Chen, Zhaochun Ren, Lifan Zhao, Peiyu Liu, Jun Ma, Maarten de Rijke: Mixed Information Flow for Cross-Domain Sequential Recommendations[J]. ACM Trans. Knowl. Discov. Data. 16(4): 64:1-64:32 (2022)
31. Qiang Cui, Tao Wei, Yafeng Zhang, Qing Zhang: HeroGRAPH: A Heterogeneous Graph Framework for Multi-Target Cross-Domain Recommendation[C]. ORSUM@RecSys 2020
32. Huan Yan, Chunfeng Yang, Donghan Yu, Yong Li, Depeng Jin, Dah Ming Chiu: Multi-Site User Behavior Modeling and Its Application in Video Recommendation[J]. IEEE Trans. Knowl. Data Eng. 33(1): 180-193 (2021)
33. Feng Zhu, Yan Wang, Jun Zhou, Chaochao Chen, Longfei Li, Guanfeng Liu:A Unified Framework for Cross-Domain and Cross-System Recommendations[J]. IEEE Trans. Knowl. Data Eng. 35(2): 1171-1184 (2023)
34. Chenglin Li, Yuanzhen Xie, Chenyun Yu, Bo Hu, Zang Li, Guoqiang Shu, Xiaohu Qie, Di Niu: One for All, All for One: Learning and Transferring User Embeddings for Cross-Domain Recommendation[C]. WSDM 2023: 366-374