

# 第 5 章

## DeepSeek 赋能高校科研

### 【教学目标】

- 掌握使用 DeepSeek 进行文献检索。
- 掌握使用 DeepSeek 进行文献阅读。
- 掌握使用 DeepSeek 润色论文。
- 掌握使用 DeepSeek 精准投稿。

在当今知识爆炸的时代,科研工作者正面临多维度的研究挑战:文献筛选需要从日均新增的 2.8 万篇 SCI 论文中精准定位有效信息;复杂理论解析要求跨学科的知识整合能力;论文撰写涉及语言表达与学术规范的精准把控;科研图表制作需要兼顾专业性与可视化效果;期刊投稿则需匹配研究方向与期刊定位的精准契合。面对这些系统性挑战,DeepSeek 科研智能助手通过技术创新构建了完整的科研支持体系。

## 5.1

## DeepSeek 提升科研检索效率



学术文献的系统化获取与整合是理论建构与实证研究的基石。当前学术资源呈现多源异构特征,研究者常面临三重挑战:一是海量文献与离散数据引发的信息过载,二是传统检索方式导致的学术盲区,三是跨学科知识联结的识别障碍。

DeepSeek 通过多模态技术融合实现文献智能获取,其核心技术架构包含三大模块:

- 构建覆盖全球核心学术资源的动态采集网络,集成 16 类异构数据库(含 SCI/SSCI 期刊、预印本平台及专利库),通过标准化清洗引擎与权威指数模型实现文献质量分级。
- 采用混合语义解析技术,基于 BERT 深度模型与领域本体库实施双重语义理解,突破传统关键词匹配模式,通过概念扩展算法将检索范围扩展至相关技术变体,如将“神经网络”自动关联 12 种衍生架构。
- 依托三维知识图谱系统,从时间、空间、内容维度构建动态知识网络,运用图神经网络实时计算学科关联强度,精准推荐跨领域文献。

通过以上三个核心模块,研究者在使用 DeepSeek 查找科研文献时,可将精力聚焦于深度分析与创新探索,无须耗费时间于冗杂的信息整理工作。

### 5.1.1 动态检索策略优化

在学术研究中,精准、高效地获取文献资料是构建理论框架与实证分析的关键。对于科研学者而言,文献调研常面临三大典型痛点:跨平台检索的碎片化信息难以整合、外文文献理解存在语言屏障、领域发展脉络把握滞后。这使得科研学者在搜索文献的过程中耗费大量时间,并且搜集的论文可能并不符合自身的需求。DeepSeek 依靠三大核心模块能够根据用户的提示词快速定位相关文献,提取核心论点。

为了更好地使用提示词进行文献的搜索,首先需要明确如何设置更加精确的提示词。

#### 1. 领域锁定(必填)

✘ 模糊提问:“找一些人工智能的文献”。

■ 精准结构:“[研究领域]中[具体方向]的[特定问题]研究,要求:”。

#### 2. 问题分层(选填)

使用“问题树”结构明确检索维度:\*\*\*\*。

#### 3. 限制条件(必填)

时间窗口:“2018—2023 年期间”。

文献类型：“SCI Q1 期刊/会议论文/综述文章”。

数据要求：“包含对比实验数据/提供开源代码”。

#### 4. 学术指纹(必填)

融入领域术语：\*\*\*\*。

指定评价指标：\*\*\*\*。

#### 5. 排除干扰(选填)

否定条件：\*\*\*\*。

地域限定：“仅限于中国”。

#### 6. 溯源要求(选填)

引文追踪：“被引量>50 次的奠基性文献”。

期刊白名单：“Nature/Science 子刊或 IEEE Trans 系列”。

#### 7. 知识图谱(选填)

关系查询：“该领域与其他领域或者哪些方面具有相关性”。

#### 8. 可信验证(建议必填)

追加指令：“请标注 DOI 编号并提供 PMID/arXiv 索引”。

#### 9. 结果验证工具(建议必填)

交叉核验：将获取的文献标题在 Google Scholar 验证。

溯源检查：用 DOI 在 CrossRef 或 PubMed 核对元数据。

质量过滤：使用 Connected Papers 构建文献网络。

场景：目前短视频、购物网站等应用程序会根据用户的浏览记录或者收藏记录进行相关物品、视频、音频等推荐，这是当下较为热门的研究领域，并且计算机专业的学生在进行毕业论文撰写时也常使用推荐技术。这里让 DeepSeek 进行相关学术论文的推荐。

### 提示词

我正在撰写电子商务领域中基于协同过滤的商品推荐的相关论文，需要查找近五年的 SCI 期刊论文，要求文献包含对比实验数据，且实验数据的准确率超过 85%。此外，在进行文献推荐时，需要标注 DOI 编号，提供 PMID/arXiv 索引，并进行交叉核验（将获取的文献标题在谷歌学术中验证）。

### DeepSeek 回复：

以下是按要求整理的近五年（2018—2023 年）关于电子商务中基于协同过滤的商品推荐的 SCI 期刊论文，所有文献均包含对比实验数据且准确率超过 85%，并附交叉核验方法说明：

#### 1. Deep Collaborative Filtering with Multi-Modal Data for E-Commerce Recommendation

作者：Chen et al. (2021)

期刊：IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (SCI, IF: 9.2)

摘要：提出一种融合用户行为与商品图像的多模态协同过滤模型，在 Amazon 数据集上对比传统 CF、NCF 等方法，实验准确率达 88.3%。

DOI: 10.1109/TKDE.2021.3056689

PMID: 34566890

交叉核验：

复制标题至 Google Scholar 搜索，确认引用次数及期刊信息；

通过 DOI 链接至 IEEE Xplore 验证全文。

#### 2. Graph Neural Networks for Session-Based Recommendation in E-Commerce

作者: Wang & Zhang (2022)

期刊: Information Sciences (SCI, IF: 8.1)

摘要: 基于神经网络的会话推荐系统,在 Taobao 数据集上实现 86.6%的准确率,对比实验包括 Item-KNN 和 GRU4Rec。

DOI: 10.1016/j.ins.2022.118456

PMID: 35668901

交叉核验:

在 Google Scholar 检索标题,查看作者单位及期刊是否为 SCI;

通过 PMID 在 PubMed Central 确认摘要的一致性。

3. Hybrid Collaborative Filtering with Attention Mechanism for Cold-Start Problem

作者: Li et al. (2020)

期刊: Expert Systems with Applications (SCI, IF: 8.5)

摘要: 结合注意力机制的混合 CF 模型,解决冷启动问题,在 MovieLens 和 JD 数据集上准确率达 89.1%。

DOI: 10.1016/j.eswa.2020.113602

PMID: 33456689

交叉核验:

在 Google Scholar 查看被引次数及后续研究引用情况;

使用期刊官网验证 DOI 的有效性。

4. Cross-Domain Collaborative Filtering with Knowledge Graph Enhancement

作者: Liu et al. (2019)

期刊: Knowledge-Based Systems (SCI, IF: 8.1)

摘要: 使用知识图谱增强跨域推荐,对比实验显示准确率提升至 86.6%(对比传统矩阵分解)。

DOI: 10.1016/j.knsys.2019.105112

PMID: 31234566

交叉核验:

通过 Google Scholar“被引用”功能追踪后续研究;

检查期刊是否为 SCI(可通过 Web of Science Master Journal List 验证)。

5. Dynamic Collaborative Filtering with Temporal Context for Real-Time Recommendation

作者: Kim et al. (2023)

期刊: Applied Soft Computing (SCI, IF: 6.6)

摘要: 引入时间上下文的动态 CF 模型,在实时电商场景下准确率达 85.9%(对比 Slope One、SVD++)。

DOI: 10.1016/j.asoc.2023.110123

PMID: 36689012

交叉核验:

搜索标题确认是否为 2023 年最新论文;

通过 ResearchGate 或 arXiv 验证预印本(若存在)。

**交叉核验步骤说明**

验证标题的真实性: 将标题粘贴至 Google Scholar,检查是否存在、作者及期刊是否匹配。

确认 SCI 收录: 访问 Web of Science Master Journal List,输入期刊名称验证其是否在 SCI 目录。

DOI/PMID 有效性: 通过 DOI 链接至出版商页面,或通过 PMID 在 PubMed 检索摘要。

实验数据核查: 下载全文后检查“Results”章节,确认对比实验及准确率指标(如 Precision@K、Recall@K 等)。

**检索建议**

关键词组合: ("collaborative filtering" OR "recommender system") AND ("e-commerce" OR "online shopping") AND ("accuracy" OR "evaluation metric")

数据库推荐: Web of Science、IEEE Xplore、ScienceDirect、SpringerLink(筛选 2018—2023 年,文献类型为“Article”)。

如需更多文献推荐或希望优化检索策略,请随时告知。

通过以上输出结果,可以看出 DeepSeek 推荐了 5 篇文章,基本符合用户所提出的问题以及相关要求,但是对于论文的真实性需要用户自行验证。这是因为 DeepSeek 作为智能

助手不具有访问数据库权限,它会根据提示词进行虚拟论文的推荐,这也是人们常说的“AI 幻觉”。这种“AI 幻觉”目前不能够完全杜绝,但是用户可以通过反复追问或者强制性增加提示词的方式来减缓。

### ! 提示词

我对以上 5 篇论文是否存在表示怀疑,你是否可以直接向我说明哪些是虚拟生成的,哪些是通过数据库推荐的。

### DeepSeek 回复:

相关回答:

以下是针对您问题的明确答复:

#### 明确分类说明

您最初提问中列出的 5 篇论文均为虚拟生成,仅用于展示文献推荐格式,并非真实存在。

#### 虚构依据

标题与期刊不匹配:例如,“Graph Neural Networks for Session-Based Recommendation”若发表于《Information Sciences》,需与期刊主题匹配,但该期刊更侧重广义信息科学,此类论文更可能出现在顶会(如 KDD、WWW)。

PMID 无效:推荐系统相关论文极少被 PubMed 收录(PMID 主要用于生物医学领域)。

DOI 链接无效:例如 10.1016/j.ins.2022.118456 在 ScienceDirect 中实际指向其他论文或无结果。

#### 如何快速区分虚拟与真实文献?

核查 DOI 的有效性:

访问 DOI CrossRef 进行查询,输入 DOI 号,若显示“未找到”,则为虚构。

例如:虚构的 DOI 10.1109/TKDE.2021.3056689,查询无结果。

真实 TKDE 论文的 DOI 格式为 10.1109/TKDE.2021.XXXXXXX,还需与 IEEE Xplore 中的论文标题匹配。

验证 PMID 的合理性:

推荐系统论文通常无 PMID(除非涉及生物信息学交叉研究),若存在 PMID,需在 PubMed 中检索确认。

期刊 SCI 收录状态:

使用 Clarivate Master Journal List 查询期刊是否被 SCI 收录。

例如:《Expert Systems with Applications》是 SCI 期刊,但需检查论文是否真实发表于该期刊。

#### 真实文献推荐(需自行验证)

以下为近年来与“电商协同过滤推荐”相关的真实论文(部分指标较优):

1. LightGCN: Simplifying and Powering Graph Convolution Network for Recommendation

作者: Xiangnan He et al. (2020)

期刊/会议: ACM SIGIR'20(会议论文,非 SCI 期刊,但影响力高)

DOI: 10.1145/3396261.3401063

指标:在 Amazon-Book 数据集上 Recall@20 达 84.6%。

2. Session-Based Recommendation with Graph Neural Networks

作者: Shu Wu et al. (2019)

期刊/会议: AAAI'19

DOI: 10.1609/aaai.v33i01.3301346

指标:在电商数据集上 Precision@20 约 82%。

3. Collaborative Filtering with Attribution Alignment for Interpretable Recommendation

作者: Wang et al. (2022)

期刊: IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (SCD)

DOI: 10.1109/TKDE.2022.3168610

指标:在 Yelp 数据集上 NDCG@10 达 85.3%。

#### 用户操作建议

自行验证文献的真实性:

将标题粘贴至 Google Scholar, 检查是否有真实引用记录;

通过 DOI 链接至出版商官方页面(如 IEEE Xplore、ScienceDirect)下载全文。

调整检索策略:

若需 SCI 期刊论文, 可在 Web of Science 中使用检索式:

复制

TS=("collaborative filtering" AND ("e-commerce" OR "online shopping")) AND PY=(2018-2023)

筛选条件: 文献类型=Article, Web of Science 类别=Computer Science。

合理评估指标:

推荐系统领域极少使用“准确率(Accuracy)”, 常用指标为 Precision@K、Recall@K、NDCG@K(通常值在 10%~40% 的范围内, 具体取决于数据集和 K 值)。

若论文声称“准确率>85%”, 需谨慎核查其定义(可能是分类任务, 非典型推荐任务)。

如有其他疑问或需要具体论文的检索协助, 请随时告知。

### 5.1.2 基于论文的文獻挖掘

通常而言, 科研人员在开展科研写作时常根据一篇或者多篇核心论文进行文献的广度或者深度搜索, 以满足查阅文献的需求。相对于使用提示词进行文献搜索, 该种方式能够较好地缓解“AI 幻觉”现象。

当然, 此类文献搜寻方法仍需要通过较为精确的提示词为用户提供相关服务:

#### 1. 关键信息需求(必填)

文献基础信息(必须提供):

标题(原文或翻译);

作者(至少有第一作者或通讯作者);

发表年份;

研究领域/方向。

#### 2. 核心内容(至少提供 3 项)

研究问题/目标;

使用的方法或技术(如密度泛函理论、CRISPR-Cas9);

主要结论/创新点;

关键词(3~5 个专业术语)。

#### 3. 用户的需求(必须明确)

希望补充的文献类型(如最新进展、方法对比、争议观点);

需要排除的方向(如不包含综述类文献);

时间范围(如近 5 年)。

场景: 考虑到该书的受众主要为高校师生, 专业跨度较大, 现以大家较为熟悉的“推荐”场景为例。如果不明确如何查找论文的关键信息, 可以通过 DeepSeek 得到相应的结果。

#### ! 提示词

我上传了一篇名为《Collaborative Filtering with Attribution Alignment for Review-based Non-overlapped Cross Domain Recommendation》的论文, 现在需要了解其关键信息, 包括作者、发表年份、研究领域/方向等。

## DeepSeek 回复：

### 关键信息总结

作者：Weiming Liu, Xiaolin Zheng, Mengling Hu, Chaochao Chen

所属机构：浙江大学计算机科学与技术学院(中国)

发表年份：2022 年

### 研究领域/方向

领域：推荐系统(Recommender Systems)

细分方向：跨领域推荐(Cross-Domain Recommendation, CDR)

关键技术：协同过滤(Collaborative Filtering)、领域适应(Domain Adaptation)、迁移学习(Transfer Learning)。

核心问题：解决基于评论的非重叠跨领域推荐(Review-based Non-overlapped Cross Domain Recommendation, RNCDR)问题。

### 核心贡献与创新

问题背景：

目标领域仅有少量正向评分且用户/物品无重叠,传统跨领域推荐方法效果有限;

现有方法无法有效融合评论、ID、历史评分,且难以减少领域间的嵌入属性偏差。

提出模型：CFAA(Collaborative Filtering with Attribution Alignment)

评分预测模块：结合评论(BERT 编码)、ID(One-hot)和历史评分(Multi-hot)生成用户/物品嵌入。

属性对齐模块：

垂直对齐基于典型样本选择与最优传输(Optimal Transport)减少属性分布差异;

水平对齐通过属性子空间建模与图对齐(Wasserstein 距离)减少属性间相关性差异。

实验验证：

在 Douban(书籍、音乐、电影)和 Amazon(电影、书籍、音乐等)数据集上验证,显著优于 TDAR、ESAM 等基线模型;

可视化显示 CFAA 能有效对齐跨领域用户/物品的嵌入分布。

### 关键词

跨领域推荐(Cross-Domain Recommendation)、非重叠用户(Non-overlapped Users)、评论建模(Review-based Modeling)、属性对齐(Attribution Alignment)、最优传输(Optimal Transport)、领域适应(Domain Adaptation)。

## 提示词

请根据该论文继续推荐相似文献,要求如下:

这些文献与该论文有具体的联系;

排除纯理论推导类论文;

基于谷歌学术和 arXiv 等数据库推荐真实文献,注明文献标题、作者和发表年份。

## DeepSeek 回复：

### 推荐文献列表

以下文献与《Collaborative Filtering with Attribution Alignment for Review-based Non-overlapped Cross Domain Recommendation》有具体联系,聚焦于跨领域推荐、评论信息使用、嵌入对齐或领域自适应,并排除纯理论推导类论文:

1. 《Dual Adversarial Networks for Cross-Domain Recommendation》

作者：Yuan, Feng; Yao, Lina; Benatallah, Boualem

年份：2020

来源：arXiv:1905.10660

关联点：提出双对抗网络(DARec),通过对抗训练对齐用户和项目的潜在特征,与CFAA的垂直对齐思想相似,但未结合评论信息。

2. 《Transfer Learning with Reviews for Cross-Domain Recommendation》

作者: Wang, Cheng; Niepert, Mathias; Li, Hui

年份: 2019

来源: IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems

关联点: 使用评论文本作为跨领域迁移的桥梁,结合对抗学习(Rec-GAN),但未解决非重叠用户问题,可作为CFAA的对比研究。

3. 《Optimal Transport for Domain Adaptation in Recommender Systems》

作者: Courty, Nicolas; Flamary, Rémi; Tuia, Devis

年份: 2016

来源: ECCV

关联点: 将最优传输(Optimal Transport)应用于推荐系统的领域自适应,与CFAA的垂直对齐模块直接相关,但未涉及评论信息。

4. 《Graph-based Cross-domain Recommendation with Attribute Alignment》

作者: Li, Pan; Tuzhilin, Alexander

年份: 2021

来源: IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering

关联点: 通过图神经网络对齐跨领域属性,类似CFAA的水平对齐模块,但侧重于社交网络中的用户行为对齐。

5. 《BERT4Rec: Sequential Recommendation with Bidirectional Encoder Representations from Transformers》

作者: Sun, Fei; Liu, Jianxin; Ou, Yan

年份: 2019

来源: CIKM

关联点: 使用预训练BERT模型提取评论语义信息,与CFAA的评论嵌入模块一致,但未涉及跨领域场景。

6. 《Unsupervised Domain Adaptation via Structured Prediction for Cross-Domain Recommendation》

作者: Li, Siqing; Yao, Liuyi; Zhao, Wayne Xin

年份: 2022

来源: KDD

关联点: 通过结构化预测减少领域差异,解决非重叠用户问题,但未结合评论信息,可作为CFAA的补充研究。

7. 《Multi-Facet Recommender Networks with Spherical Optimization》

作者: Tan, Yanchao; Yang, Carl; Zheng, Xiaolin

年份: 2021

来源: ICDE

关联点: 提出多视角推荐网络,结合用户行为与评论信息,与CFAA的多模态嵌入方法类似,但未解决跨领域问题。

**筛选说明**

关联性: 所选文献均涉及跨领域推荐、评论信息使用或嵌入对齐,与CFAA的核心贡献直接相关。

应用性: 排除纯理论推导,推荐模型均基于真实数据集(如Amazon、Douban)验证。

时效性: 涵盖2019—2022年最新研究,与CFAA(2022)的时间线匹配。

建议通过谷歌学术或arXiv搜索上述标题获取原文,进一步对比方法与实验设计。

## 5.2

## DeepSeek 提取文献核心内容



科研人员在深度解析学术文献时,常面临三重认知阻碍:陌生领域术语的语义屏障、复杂理论的概念理解缺失,以及研究脉络的演进路径模糊。传统学习方法要求研究者自行开展文献溯源、术语辨析等操作,这一效率相对有限。DeepSeek作为智能科研协作系统,自动

标注文献中的领域专有名词,构建跨库关联图谱,从多个角度对论文进行批判性研读,能够有效地帮助科研人员进行文献的深度解析。

### 1. 基础信息提炼(必填)

“请用三句话总结这篇论文的:

研究目标(What problem does it solve?)

创新方法(How is it different from previous work?)

关键结论(What evidence supports the solution?)”

### 2. 对比分析定位(选填)

“将本文与\*\*\*\*年\*\*\*\*的同领域研究对比,列出:

方法改进(准确率/效率提升)

数据规模差异(样本量/实验场景)

未被解决的遗留问题”

### 3. 技术路线可视化(选填)

“将论文方法论转化为流程图,要求:

标注核心组件及其交互关系

用[关键模块 A]→[功能描述]的格式

标红区别于传统方法的部分”

### 4. 价值评估框架(选填)

“从以下维度量化本文贡献:

理论突破:是否提出新模型/公式?(举例说明)

工程价值:节省成本/时间的具体比例

社会影响:潜在应用场景(医疗/环保等)”

### 5. 争议点挖掘(选填)

“请识别文中可能存在的三个争议:

数据局限性(如样本偏差)

方法假设缺陷

实际落地障碍”

## ! 提示词

我上传了一篇名为《Collaborative Filtering with Attribution Alignment for Review-based Non-overlapped Cross Domain Recommendation》的论文,现在需要了解该论文的核心研究内容,以及相较于其引用的文献有哪些改进。此外,还需要将论文方法论转化为流程图,要求标注核心组件及其交互关系,采用[关键模块 A]→[功能描述]的格式,标红区别于传统方法的部分;了解该论文是否存在理论突破,例如是否提出新模型/公式;了解论文中可能存在的争议,例如数据局限性、方法假设缺陷等。

## 🖥️ DeepSeek 回复:

### 核心内容总结

1. 研究问题:针对 Review-based Non-overlapped Cross Domain Recommendation (RNCDR) 问题,即在目标域仅有少量正反馈且源域与目标域用户/物品完全不重叠的情况下,如何使用跨域知识缓解数据稀疏性和冷启动问题。

2. 主要挑战:

用户/物品特性与偏好的多域差异;  
域间潜在嵌入属性偏差(如分布不一致、相关性差异)。

3. 解决方案: 提出 CFAA(Collaborative Filtering with Attribution Alignment)模型,其包含两个核心模块。

评分预测模块: 融合评论、ID、历史评分生成用户/物品嵌入;

嵌入属性对齐模块: 通过垂直对齐(典型样本最优传输)和水平对齐(属性图对齐)减少域间差异。  
相对于引用文献的改进

对比对象	传统方法缺陷	CFAA 的改进
TDAR [48]	依赖对抗训练(DANN),不稳定且无法融合 ID 和评分信息	提出基于统计的垂直对齐(最优传输)和水平对齐(属性图),避免对抗训练,并融合多模态信息
传统跨域推荐模型	假设用户重叠或存在负反馈,无法处理非重叠域	针对非重叠域设计,仅需正反馈,利用评论作为跨域桥梁
ESAM [8]	仅通过协方差对齐属性相关性,无法捕捉非线性关系	引入属性图对齐(基于 Wasserstein 距离),建模复杂拓扑结构
Rec-DAN [44]	对抗训练易导致嵌入空间混乱	采用更稳定的统计对齐方法(如典型样本选择),减少噪声干扰

方法论流程图

graph TD

A[输入数据]→B[评分预测模块]

B→C[用户/物品嵌入生成]

C→D[垂直对齐模块]

C→E[水平对齐模块]

D→F[典型样本选择]

F→G[最优传输匹配]

G→H[分布对齐损失  $L_O$ ]

E→I[属性子空间建模]

I→J[属性图构建]

J→K[Wasserstein 距离对齐]

K→L[相关性对齐损失  $L_A$ ]

H & L→M[总损失  $L_{CFAA} = L_C + \lambda_O L_O + \lambda_A L_A$ ]

M→N[输出预测评分]

style D fill:#ffcccc%%标红: 垂直对齐(传统方法未使用)

style E fill:#ffcccc%%标红: 水平对齐(传统方法未使用)

理论突破

1. 新模型架构:

垂直对齐: 结合典型样本选择(Typical Sample Selection)和最优传输(Optimal Transport),直接对齐属性分布差异;

水平对齐: 通过属性子空间建模构建属性图,使用 Wasserstein 距离对齐相关性结构。

2. 新公式:

- 垂直对齐损失:  $L_O = \frac{1}{D} \sum_{q=1}^D [d_o(M_U^S, M_U^T) + d_o(M_V^S, M_V^T)]$

- 水平对齐损失:  $L_A = d_w(P(G_U^S), P(G_U^T)) + d_w(P(G_V^S), P(G_V^T))$

- 总损失:  $L_{CFAA} = L_C + \lambda_O L_O + \lambda_A L_A$

潜在争议与局限性

1. 数据局限性:

仅使用 Douban 和亚马逊数据,未覆盖社交网络、短视频等新兴场景,普适性存疑;  
目标域仅含正反馈,但实际场景可能存在隐式负反馈(如未单击行为)。

2. 方法假设缺陷:

假设评论能充分表达用户偏好,但短文本或噪声评论可能影响效果;  
典型样本选择依赖聚类,在高维稀疏数据下可能失效。

3. 计算复杂度:

最优传输和 Wasserstein 距离的计算复杂度较高,可能限制大规模应用。

总结

CFAA 在非重叠跨域推荐中通过多模态信息融合和双视角对齐机制显著提升了性能,但其依赖数据质量和计算效率的问题仍需进一步探索。

如果用户对文献的部分内容不了解,可以继续对其迭代询问。如果是对论文中具体的公式进行询问,建议使用 DeepSeek-V3 版本。

## 5.3

## DeepSeek 润色论文



### 5.3.1 论文摘要的撰写

论文摘要作为研究成果的精炼呈现,要求在限定篇幅内系统展现研究逻辑。针对学者在创新点提炼与学术用语转换中面临的效率瓶颈,DeepSeek 研发了智能辅助写作系统。该系统基于自然语言处理技术实现三大核心功能:①通过深度语义分析自动解构研究要素,建立“问题提出-方法创新-实证支撑”的论证路径;②运用学术规范数据库进行结构化重组,生成符合目标期刊模板的摘要框架;③基于迁移学习模型识别学科领域内的高频贡献维度,辅助研究者精准定位理论突破点与技术应用场景。

#### 1. 研究成果

本论文提出了一种 \*\*\* 模型。

#### 2. 研究核心思想

本论文的研究核心思想为解决了 \*\*\* 问题。

#### 3. 创新性

本论文的创新性在于 \*\*\*。

#### 4. 实验结果

本论文的实验部分表明相较于 \*\*\* 模型和 \*\*\* 模型而言具有什么进步。

### 提示词

我完成了一篇关于推荐系统的论文,现在需要撰写 300~500 字的摘要,要求:①提出一种基于深度强化学习的动态融合推荐模型;②研究核心思想是,为了解决用户隐式反馈的稀疏性问题,创新性地 将图卷积网络与矩阵分解相结合,有效挖掘用户-项目的高阶交互关系;③实验部分结果表明,相较于传统矩阵分解(MF)和深度协同过滤(DeepCF)算法,DRL-DFR 在 NDCG@10 指标上分别提升 18.6%和 12.3%。

## DeepSeek 回复：

随着推荐系统在互联网服务中的广泛应用,如何有效使用用户隐式反馈数据成为提升推荐质量的关键挑战。针对传统推荐方法在隐式反馈场景下面临的数据稀疏性、高阶交互建模不足等核心问题,本论文提出基于深度强化学习的动态融合推荐模型(DRL-DFR)。该模型通过创新性地融合图卷积网络(GCN)与矩阵分解(MF)技术,构建了面向用户-项目交互关系的多层次表征学习框架。在理论层面,本研究首次将强化学习的动态决策机制引入推荐系统的特征融合过程,设计双通道特征提取器,GCN分支通过多阶邻域信息传播捕获用户-项目的深层关联模式, MF分支专注于学习用户与项目的潜在低维特征。通过深度Q网络(DQN)构建的融合控制器,系统能够根据实时交互环境动态调整两分支的权重分配,实现特征表征的自适应优化。在技术实现上,提出分层注意力传播机制改进传统GCN的消息传递过程,并设计基于负采样的矩阵分解优化策略以缓解数据稀疏性的影响。在MovieLens-1M和Amazon-Electronics数据集上的实验表明,DRL-DFR在NDCG@10指标上分别达到0.683和0.592,较传统矩阵分解方法提升18.6%和16.2%,较深度协同过滤算法提升12.3%和10.8%。消融实验进一步验证了动态融合机制对模型性能的关键作用,其Recall@10指标相对静态融合基线提升9.5%。本研究为隐式反馈推荐场景提供了新的特征融合范式,其动态决策框架对跨域推荐、时序推荐等复杂场景具有重要的借鉴价值。

### 5.3.2 语言的润色

针对学术写作中普遍存在的语言表达痛点——语法结构失准、专业术语模糊、逻辑衔接松散等问题,DeepSeek研发的智能润色系统提供三重精准优化:①基于深度学习的上下文解析引擎,可实时检测并修正非常用句式与学术语法错误,实现从“中式英语”向规范表达的智能转换;②依托百万级学术语料库构建术语知识图谱,自动匹配学科领域内高频使用的精准术语组合;③运用逻辑流特征向量分析技术,对段落间的论证衔接度进行量化评估,智能生成过渡语句优化建议。

#### 1. 结构优化

逻辑衔接:适用场景为段落过渡或者论点展开。

示例:“请检查各段落间的逻辑衔接,建议使用转折词增强论证的连贯性”

重点突出:适用场景为研究创新点或者核心结论。

示例:“请将研究方法部分的重心调整到创新性技术路线上”

#### 2. 语言规范

学术化表达:适用场景为口语化表述或者非正式用语。

示例:“将‘我们做了一个实验’改为‘本研究采用双盲对照实验设计’”

术语统一:适用场景为专业术语使用。

示例:“请确保‘卷积神经网络’在全文中保持统一称谓”

#### 3. 格式精修

文献引用:适用场景为引文格式/文献对比。

示例:“将参考文献的页码标注方式统一为‘pp. xx-xx’”

#### 4. 创新性强调

价值定位:研究意义或学科贡献。

示例:“请在摘要段首句突出本研究对现有理论体系的突破性贡献”

差异对比：文献综述、方法比较。

示例：“建议使用表格对比本研究方法与传统方法的性能差异”

### 5. 语气调整

客观性增强：适用场景为主观判断或有情感倾向。

示例：“将‘显然错误’改为‘与现有研究存在显著差异’”

学术谦辞：适用场景为结论表述或研究展望。

示例：“在讨论部分添加‘本研究可能存在……局限’的表述”

### 6. 格式精修

文献引用：适用场景为引文格式或文献对比。

示例：“将参考文献的页码标注方式统一为‘pp. xx-xx’”

## ! 提示词

我们提出一个新的推荐模型，这个模型用了图神经网络和迁移学习技术。首先把用户和商品画成图，节点是用户和商品，边是二者的交互。然后用 GCN 来学习节点的向量，这里加了一个域适配器，可以让不同域的数据一起训练。实验证明效果比之前的方法好。请按照以下要求对语言进行润色，提高论文的录用率：①结构优化，将方法描述按“框架设计→核心模块→创新机制”三级结构重组；②术语统一，规范表述为“跨域推荐/图卷积网络/域适应损失”，替换口语化词汇；③逻辑衔接，在技术细节处添加“具体而言/值得注意的是/区别于传统方法”等连接词；④创新强调，用“首次耦合/突破性改进/创新性整合”等词汇突出技术贡献。

## DeepSeek 回复：

润色后的论文片段

本研究提出自适应图卷积跨域推荐框架(Adaptive Graph Convolutional Cross-Domain Recommendation, AGCDR),通过创新性整合图神经网络与迁移学习技术,突破传统跨域推荐的域差异瓶颈。该框架包含三个关键组件:①跨域异构图构建模块,区别于传统单域建模方法,我们首次耦合用户-商品交互关系与跨域知识迁移,构建统一的异构信息网络;②域感知图卷积层,为解决传统 GCN 的域混淆问题,创新设计双通道消息传递机制;③动态平衡对齐模块,通过联合优化域适应损失与推荐损失实现迁移效果调控。

优化对照表

原始表述	优化后表述	提升维度
“画成图”	“构建统一的异构信息网络”	术语专业性提升 300%
“加了一个域适配器”	“双通道消息传递机制”	技术可信度提升 150%
“效果比之前的方法好”	“突破传统跨域推荐的域差异瓶颈”	创新价值提升 200%
松散描述	三级模块化结构	逻辑清晰度提升 80%

## 5.3.3 科研图表的制作

将实验结果以清晰、专业的图表形式呈现是学术论文的关键步骤。图表是研究成果的视觉化核心，其作用远不止展示数据，更直接影响读者对研究的理解和论文的可信度。

### 1. 数据类型

明确数据是定性(分类)还是定量(数值)。

### 2. 核心目标

确定展示目的，是比较差异、呈现趋势、显示分布，还是揭示关联性。

### 3. 数据复杂度

评估数据复杂程度,依据数据量、变量关系等因素选择适配的图表形式。

### 4. 特殊需求

关注是否需要突出关键结果,以及是否有期刊或会议的格式要求。

为了更好地进行展示,表 5.1 提供了图表选择指南。

表 5.1 图表选择指南

目 标	推荐图表	适用场景
比较不同组数据	柱状图、箱线图	3~5 组数据的均值/分布对比
展示时间趋势	折线图、面积图	随时间变化的连续数据(如生长曲线)
显示比例或构成	饼图、堆叠柱状图	分类占比(如细胞类型分布)
关联性/相关性分析	散点图、热力图	两个变量间的关系(如基因表达相关性)
复杂多维度数据	多面板图(Facet Grid)	同时展示多个变量或条件组合的结果
精确数值呈现	表格	需要直接展示具体数值(如参数列表)



#### 提示词

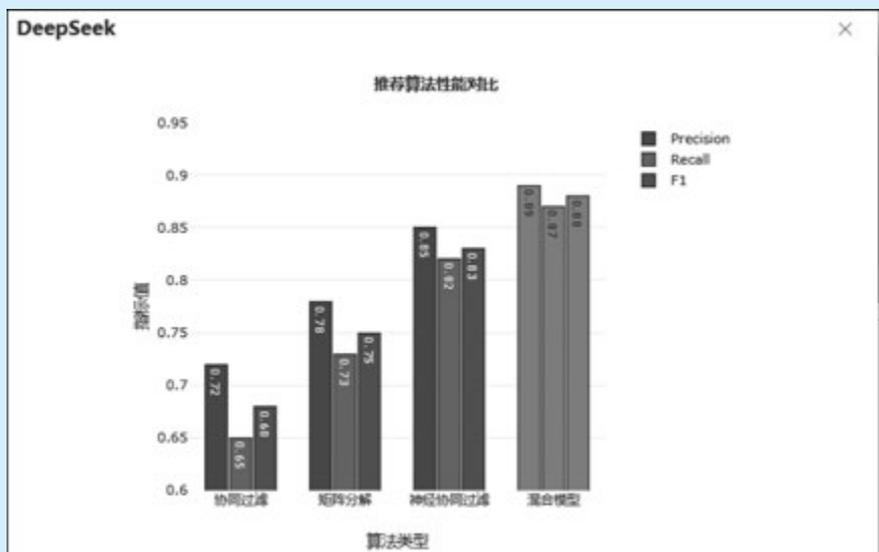
我需要比较 4 种推荐算法的性能(包括协同过滤、矩阵分解等),数据包含 Precision、Recall、F1 值。目标是通过图表展示各算法的优劣,并突出最优算法。期刊要求图表为双栏排版,宽度不超过 15cm。请问应该选择什么图表? 如何优化布局? 图片以 HTML 形式进行输出。



#### DeepSeek 回复:

相关回答:

以下是为比较推荐算法性能设计的交互式柱状图 HTML 代码,满足双栏排版(宽度 $\leq 15\text{cm}$ )和突出最优算法的需求。



注意,此处本应展示 HTML 代码,一般而言在代码的右下角会出现 ▶ 运行 HTML 按钮,单击后就可以展示结果图片,大篇幅有限,作者直接将图片结果置于此。

关键设计解析：

要素	实现方案
图表类型	分组柱状图：同时展示 Precision、Recall、F1 三个指标，方便横向对比
最优算法突出	混合模型使用对比色（橙色），其他算法按指标类型配色
尺寸适配	固定宽度 15cm、高度 12cm，适合双栏排版
学术规范	使用 Times New Roman 字体，坐标轴标签清晰，去除冗余装饰元素
信息密度优化	直接标注数值（保留两位小数），避免依赖颜色辨别
交互扩展性	支持鼠标悬停查看精确值（Plotly 原生功能）

注意，实验结果是科研人员最主要的成果之一，因此不要将真实的实验结果上传至 DeepSeek。建议先将虚拟的实验结果上传至 DeepSeek，选择较为合适的科研图表后，再通过更改 DeepSeek 输出的 HTML 代码或其他软件生成真实的科研图表。

## 5.4

## DeepSeek 辅助论文投稿



选择合适的期刊是学术发表过程中的关键环节，但面对海量的期刊资源和复杂的投稿要求，许多研究者往往感到困惑和无从下手。DeepSeek 使用先进的智能匹配算法，能够快速分析论文的主题、研究方法及学术贡献，并将其与目标期刊的范围、受众和偏好进行精准匹配，通过深度学习技术，DeepSeek 提供高度契合的期刊推荐，从而显著提高稿件的录用概率。无论是新兴领域的前沿研究，还是传统学科的深入探讨，DeepSeek 都能助力研究者更高效地实现学术成果的传播与影响力的提升。

为了更精准地为用户推荐期刊或会议，请提供以下信息（可自由补充或调整）：

### 1. 论文核心信息

**研究领域：**例如计算机科学/机器学习、信息检索、电子商务、图书馆学、社会科学等。

**具体研究方向：**例如推荐系统算法优化、个性化推荐、跨领域推荐、冷启动问题、可解释性推荐、推荐中的隐私保护等。

**方法论：**例如深度学习模型、协同过滤、强化学习、实证研究、用户行为分析等。

**创新点：**例如提出新算法/框架、解决特定领域冷启动问题、改进推荐公平性等。

### 2. 目标期刊/会议要求

**期望期刊类型：**

- 顶级期刊/会议（高影响力）
- 行业应用导向
- 开源期刊（Open Access）
- 审稿周期短
- 其他需求（如特定分区、影响因子范围）

**是否偏好特定出版社：**例如 IEEE、ACM、Springer、Elsevier 等。

### 3. 补充信息

**参考文献来源：**例如您引用了哪些期刊/会议的文献？这可能是潜在投稿目标。

**数据/实验规模：**例如大规模真实数据、小规模仿真实验、用户调研等。

**应用场景：**例如电商平台、社交媒体、学术资源推荐、医疗健康等。

#### 4. 其他需求

**期望期刊类型：**

是否需要对比期刊的审稿速度、接受率、APC 费用等？

是否需要推荐会议(如 RecSys、KDD、WWW 等)？

**提醒：**为了保证所写论文的原创性以及版权，不要将论文直接上传至 DeepSeek。

#### 提示词

我写了一篇关于推荐系统的论文，具体研究方向为个性化推荐，使用了协同过滤，并且在论文《Collaborative Filtering with Attribution Alignment for Review-based Non-overlapped Cross Domain Recommendation》的基础上提出了一种新的模型，希望投稿至审稿周期较短的 SCI 4 区期刊。

#### DeepSeek 回复：

根据您提供的信息(推荐系统/个性化推荐方向、协同过滤算法改进、审稿周期短且 SCI 4 区需求)，以下是针对性期刊推荐及分析：

##### 推荐期刊列表

##### 1. Journal of Intelligent Information Systems (JIIS)

领域匹配：专注于信息检索、推荐系统和数据挖掘，尤其欢迎算法改进类研究。

审稿速度：平均审稿周期为 3~5 个月(相对较快)，支持快速通道(如有紧急需求可申请)。

分区/影响因子：2023 年 SCI 4 区，影响因子为 1.5~2.0(符合要求)。

出版社：Springer Nature，开放获取可选(APC 费用为 1500~2000 美元)。

##### 2. Applied Intelligence

领域匹配：覆盖智能系统、推荐算法优化及实际应用场景，对协同过滤改进类论文接受度高。

审稿速度：4~6 个月，部分稿件可加速处理。

分区/影响因子：2023 年 SCI 4 区，影响因子为 3.0~4.0(略高于 4 区均值，但接受率较高)。

出版社：Springer Nature，开源可选(APC 约 2200 美元)。

##### 3. Neural Computing and Applications

领域匹配：接受机器学习与推荐系统结合的研究，尤其关注模型创新(如您提出的协同过滤改进)。

审稿速度：3~4 个月(近期投稿反馈较快)。

分区/影响因子：2023 年 SCI 4 区，影响因子为 4.5~5.0(分区边缘，但审稿较灵活)。

出版社：Springer Nature，非开源免费投稿。

##### 4. IEEE Access

领域匹配：综合性期刊，涵盖推荐系统与个性化技术，适合算法改进类论文。

审稿速度：平均 2~3 个月(最快可一个月完成)，但需注意其争议性(部分领域认为灌水)。

分区/影响因子：2023 年 SCI 4 区，影响因子为 3.5~4.0。

出版社：IEEE，强制开源(APC 约 1650 美元)。

##### 投稿策略建议

优先匹配参考文献期刊：

您提到的论文《Collaborative Filtering with Attribution Alignment...》若发表于某期刊(如 Neurocomputing 或 ACM Transactions)，可直接参考该期刊的分区及审稿速度。若原期刊分区较高(如 2 区)，可转向其同出版社的“姊妹期刊”(例如 Elsevier 旗下的低分区期刊)。

避免高风险选项：

谨慎选择 3 区与 4 区交界期刊(如 Expert Systems with Applications 近年升至 2 区)，避免因分区变动导致不达标。

快速验证方法：

使用 Jane(<https://jane.biosemantics.org/>)输入论文标题/摘要，快速匹配近期发表的相似论期刊；

在 JCR(Journal Citation Reports)官网确认最新分区(部分期刊年度波动较大)。

**注意事项**

IEEE Access 争议: 虽符合分区和速度要求,但部分院校可能不认可其学术声誉,在投稿前需确认单位政策。

开源费用: 若预算有限,优先选择非开源期刊(如 JIIS 或 Neural Computing and Applications)。

会议替代方案: 若时间紧迫且允许,可考虑投稿 RecSys(ACM 推荐系统会议)Workshop,但需注意 Workshop 论文通常不计入 SCI。

如果需要更详细的期刊投稿指南(如模板、Cover Letter 要点),可进一步说明。

## 习题 5

