doi:10.3969/j.issn.1001-4616.2026.03.013

基于双向解耦知识迁移的跨域推荐算法

张春涛[1],陈奕昕[2],臧天梓[3]

(1.中车工业研究院有限公司,北京 100071)
(2.吉林大学计算机科学与技术学院,吉林 长春 130015)
(3.南京航空航天大学计算机科学与技术学院/软件学院,江苏 南京 210016)

[**摘要**] 跨域推荐已经被证明在解决传统推荐系统中的长期存在的数据稀疏和冷启动问题方面非常有效. 然而,现有的方法迁移知识的方式是粗粒度的,忽略了交互背后的多种潜在因素. 为此,本研究设计名为 D^3-CDR 的跨域推荐模型,用于在域之间双向迁移解耦知识. 具体而言,本研究设计双向解耦知识迁移层,该层由多个解耦知识迁移(DKT)块组成. 在每个 DKT 块中,通过将交互表示投射到多个潜在语义空间中生成解耦表示. 本研究提出的注意力知识迁移机制可以提取有用的知识,生成跨域的知识表示,自适应知识融合机制进一步自适应地融合域内的知识与跨域的知识. 在两个真实世界数据集上的大量实验表明,本研究提出的 D^3-CDR 模型具有更优越的推荐性能.

[**关键词**] 推荐系统,跨域推荐,解耦表示学习,注意力知识迁移,自适应知识融合
[**中图分类号**]TP391.3　[**文献标志码**]A　[**文章编号**]1001-4616(2026)03-0113-14

Dual Disentangled Knowledge Transfer for Cross-Domain Recommendation

Zhang Chuntao[1], Chen Yixin[2], Zang Tianzi[3]

(1.CRRC Industrial Academy Co., Ltd., Beijing 100071, China)
(2.College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130015, China)
(3.College of Computer Science and Technology/College of Software, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Cross-domain recommendation (CDR) has been proved to be effective to address the long-standing data sparsity and cold-start problems in traditional recommender systems. However, existing methods transfer knowledge at a coarse-grained level, ignoring multiple latent factors behind interactions. To this end, we propose a cross-domain recommendation model named D^3-CDR, which enables dual knowledge transfer between domains. Specifically, we design a dual disentangled knowledge transfer layer that consists of several disentangled knowledge transfer (DKT) blocks. In each DKT block, we generate disentangled representations by projecting interaction representations into multiple latent semantic spaces. The attentive knowledge transfer mechanism distills useful knowledge generating cross-domain knowledge representations. The adaptive knowledge fusion mechanism further fuses within-domain knowledge with cross-domain knowledge adaptively. Extensive experiments on two real-world datasets demonstrate the effectiveness of our proposed D^3CDR model.

Key words: recommendation system, cross-domain recommendation, disentangled representation learning, attentive knowledge transfer, adaptive knowledge fusion

如今,推荐系统正在成为越来越重要的工具,可以帮助用户快速准确地找到潜在感兴趣的物品,从而缓解信息过载的问题. 由于用户通常只会与小部分物品进行交互,而且新用户不断涌现,数据稀疏性和冷启动问题成为限制传统推荐系统性能的两大瓶颈. 随着越来越多的用户开始与多个域进行交互(例如电影和书籍),这为利用其他域的信息来缓解某一域中的上述两个问题提供了机会. 这导致了跨域推荐的产生与兴起,其核心思想是从其它域迁移知识.

收稿日期:2025-11-16.
基金项目:国家自然科学青年科学基金资助项目(62402215)、中车重大资助项目(2025CKA509).
通讯作者:张春涛,博士,工程师,研究方向:工业人工智能. E-mail:zct@crrc.tech

现有的跨域推荐研究通常将一个域视为目标域,其他域作为辅助域[1-4]. 基本假设是用户在辅助域中有更多的交互,因此可以更准确地捕捉用户兴趣. 首先在辅助域中提取用户兴趣,然后迁移到目标域,从而帮助更好地学习用户和物品的表示,并提高目标域的推荐效果. 然而,现实世界中的用户在所有域的交互都非常稀疏,最近的研究提出[5],不同域之间包含互补的用户兴趣. 为了实现域之间的知识互补,知识迁移应以双向方式进行,而非单向方式(即从辅助域到目标域). Hu 等[6]提出了一种知识迁移的范式,即双向知识迁移机制(dual knowledge transfer mechanism). 其提出的协同交叉跨网络(CoNet)通过在基础网络之间引入交叉拼接,实现跨域的深度双向知识迁移. 该框架被后续的研究者广泛借鉴和改进,例如结合个人审美偏好[7-8]、学习域间潜在的正交映射函数和应用图协同过滤网络等[9-11]. 尽管这些基于双向知识迁移的方法被证明是有效的,但仍存在一些局限性. (1)在进行知识迁移时,现有方法只是将生成的用户/物品表示简单地作为知识迁移到另一个域. 这种知识迁移方式是粗粒度的,未能够区分交互背后的多个潜在因素. 如图 1.用户-物品交互背后的域共享因素(即情节和主题)和域特定因素(即电影域的场景、演员和书籍域的作者)示例图 1 所示,Anna 观看电影《泰坦尼克号》是因为她喜欢该电影的主题和演员,而她观看《爱丽丝梦游仙境》则是因为该电影的情节和主题. 因此,一个简单的表示不足以表征交互背后高度耦合的复杂因素. (2)在跨域推荐的场景下,由于多个潜在因素在简单的表示中高度耦合,现有的双向知识迁移方法无法提取出有用的因素进行迁移,也无法减少与无关因素相关的噪声. 如图 1 所示,在电影域和书籍域中,场景和演员是电影域的特定因素,而情节和主题则是域共享的因素. 因此,在进行域之间的知识迁移时,应该只迁移与情节和主题相关的知识,而演员、场景以及作者的相关知识可能引入噪声,从而降低模型性能.

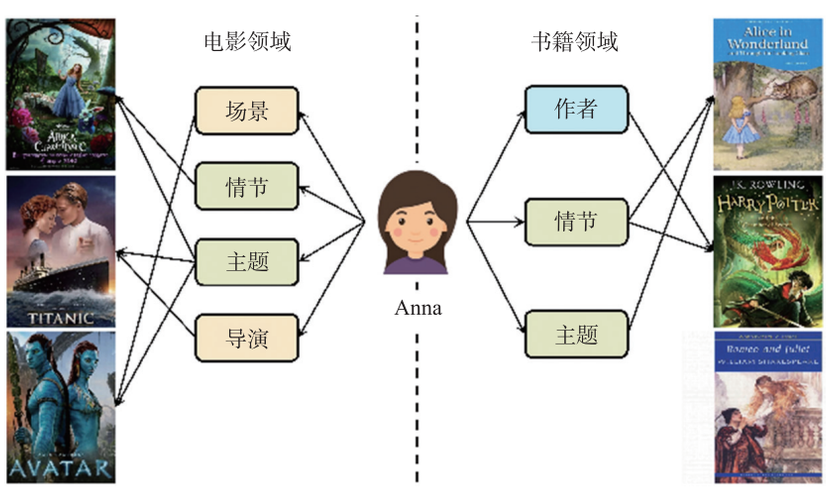


图 1　用户-物品交互背后的域共享因素(即情节和主题)和域特定因素(即电影域的场景、演员和书籍域的作者)示例

Fig. 1　An example about domain-shared factors(i.e., plot and theme) and domain-specific factors (i.e., scene, actor for the Movie domain and author for the Book domain) behind user-item interactions

为了克服现有方法的局限性,本文提出解耦交互背后的多个潜在因素,并识别不变因素作为域之间迁移知识的方法. 然而,实现这一目标面临三大挑战. (1)识别用户-物品交互背后的多个潜在因素,并生成解耦表示;多个潜在因素紧密交织,无法直接区分,只能观察到用户与物品之间的交互记录. (2)考虑到不同用户-物品对的特点,如何提取有用的因素作为迁移知识,并减少无关因素带来的负面影响;对于不同的用户-物品对,有用的跨域知识可能各不相同. 仍参考图 1,以预测 Anna 与书籍的交互为例. 当目标书籍是《罗密欧与朱丽叶》时,有用的跨域知识是 Anna 对浪漫主题的偏好,这可以通过她在电影域与《泰坦尼克号》的交互反映出来. 至于她与书籍《爱丽丝梦游仙境》的交互,她对该情节的偏好可以通过同名电影反映出来. (3)如何自适应地融合域内知识与跨域知识,实现双向解耦的知识迁移. 在知识融合过程中,需要考虑域内知识和跨域知识的不同重要性,现有方法仅简单地对两类知识表示进行求和操作,该聚合方式忽略了这一点.

针对这些挑战,本研究提出了名为 D^3-CDR 的模型,用于跨域推荐的深度向解耦知识迁移. 具体来说,本研究设计了一个双向解耦知识迁移层,该层由多个解耦知识迁移(DKT)块组成. 每个 DKT 块包含解耦表示生成、注意力知识迁移和自适应知识融合三个机制. 在每个块中,首先将每个域的用户表示与物品表示拼接起来,作为初始交互表示,也即域内知识表示. 为了识别交互背后的多个潜在因素并生成解耦表

示,本研究将每个交互表示投影到多个潜在空间中,每个潜在空间对应一个因素级表示. 为了减少无关因素的影响并提取出有用的知识,注意力知识迁移机制以一个域的域内知识表示作为查询(query),计算另一个域中解耦表示的重要性分数,通过将解耦的因素级表示与学习到的权重进行注意力聚合,生成跨域知识表示. 最后,自适应知识融合机制自适应地融合域内知识与跨域知识,平衡其重要性. 另外,本研究引入独立性建模模块以促进不同解耦表示的独立性. 最后一个 DKT 块的融合表示用于计算推荐结果.

本研究的贡献总结如下:

• 针对跨域推荐,本研究强调了考虑用户-物品交互背后的多种潜在因素并生成解耦表示的重要性. 通过这种方式,在进行双向知识迁移时,可以减少无关因素带来的噪声.

• 本研究提出了一个新的模型 D^3-CDR,用于执行双向解耦知识迁移. 本研究所设计的解耦知识迁移模块生成了解耦的因素级表示,有选择性地迁移解耦知识,并自适应地融合来自两个域的知识.

• 在真实的亚马逊和豆瓣数据集上进行了大量的实验结果表明,本研究的模型显著优于当前最先进的跨域推荐方法.

1 相关工作

1.1 跨域推荐

跨域推荐旨在利用其它域中收集到的信息,缓解某一域中的数据稀疏和冷启动问题. 在跨域推荐的早期阶段,Li 等[2]提出了一种从源域提取聚类级别评分模式并将其迁移到目标域的方法. 此范式被后续研究者广泛扩展和改进[12-15]. 一些方法采用集体矩阵分解(CMF)[14,16-18],该方法在两个域中同时执行矩阵分解,并共享公共实体(如用户或物品)的表示,从而提高了两个域的推荐性能.

随着深度学习的发展,跨域推荐的研究人员提出了许多结合深度学习新技术的方法,例如图神经网络[19-21]、注意力机制[22]以及记忆网络[23]. 此外,Zhu 等[5]首次提出了双目标跨域推荐的概念,并提出了一个共享由深度神经网络生成的跨域公共用户知识的框架 DTCDR. 后续研究如 Cao 等[24]进一步推广该框架,提出了通用的跨域推荐方法. Zhao 等[25]提出了一种偏好传播图网络(PPGN),该网络构建了一个跨域偏好矩阵,以建模不同域之间的交互. Man 等[26]针对冷启动用户推荐,提出了一个嵌入和映射框架(EMCDR,该框架利用重叠用户来学习域之间的用户表示映射函数. 后续的研究者主要在如何生成每个域的表示[27-30]和如何学习映射函数[31-33]方面对该框架进行了改进.

1.2 双向知识迁移

双向学习机制能够利用两个分布之间的对偶性,提高知识迁移的能力[34-35]. 在机器翻译的研究中[36-37]已经证明了使用对偶性来强化每个域并优化模型的有效性. 因此,研究人员提出利用双向知识迁移学习来进行跨域推荐,以同时丰富两个域并提升它们的推荐性能. 这类方法通常具有对称结构,并带有联合损失函数,能够简化为一个多任务框架. Hu 等[6]首次提出了一个协同跨网络(CoNet),通过在基础网络之间引入跨拼接,实现了跨域的双向知识迁移. 在该框架的基础上,DDTCDR[38]开发了一个潜在的正交映射,用于提取用户在多个域的偏好. ACDN[7]通过参数来表征用户从产品图片中感知到的个人审美偏好. BiTGCF[9]应用了图协同过滤网络,替代了多层前馈神经网络. CATN[39]则通过方面迁移网络捕捉用户的多层面偏好. 尽管这些方法被证明是有效的,但它们在知识迁移时仍停留在粗粒度的层面,忽略了交互背后的多个潜在因素.

1.3 解耦表示学习

解耦表示学习旨在识别并解耦数据背后的潜在因素[40-41],并且已经在诸如计算机视觉[42-45]和自然语言处理[46]等多个领域引起了广泛关注. 生成的解耦表示被证明可以增强模型的鲁棒性,并提高下游任务的可解释性. 由于其出色的能力,研究人员开始将解耦表示学习应用于传统的推荐系统[47-54]. 具体而言,Ma 等[48]提出了 MacridVAE 方法,利用变分自编码器(VAE)在用户行为的宏观和微观层面上显式地进行解耦. Wang 等[50]提出了 DGCF 模型,在用户意图的粒度上对表示进行解耦. DisenHAN[51]在异构信息网络中对用户/物品的不同方面进行解耦表示. Zheng 等[52]基于对比学习框架,利用自监督信号解耦了用户的长期和短期兴趣. 尽管解耦表示学习在传统推荐系统中已经被证明是有效的,但在跨域推荐中,该方法仍然未被广泛探索.

2　符号和问题定义

设 D_A 和 D_B 表示两个不同的域,它们共享用户集合 $\boldsymbol{U}$,$\boldsymbol{I}_A$ 和 $\boldsymbol{I}_B$ 分别为域 D_A 和 D_B 的互不相交的物品集合,表示这两个域之间没有任何共同的物品,二值矩阵 $\boldsymbol{R}_A \in R^{|\boldsymbol{U}|\times|\boldsymbol{I}_A|}$ 和 $\boldsymbol{R}_B \in R^{|\boldsymbol{U}|\times|\boldsymbol{I}_B|}$ 分别表示用户与各域物品之间的交互情况,其中,$|\boldsymbol{U}|$、$|\boldsymbol{I}_A|$和$|\boldsymbol{I}_B|$分别表示用户和物品的数量. $R_{u,i}=1$,表示用户 u 和物品 i 发生了交互,而 $R_{u,i}=0$,表示没有观察到用户 u 和物品 i 之间的交互.

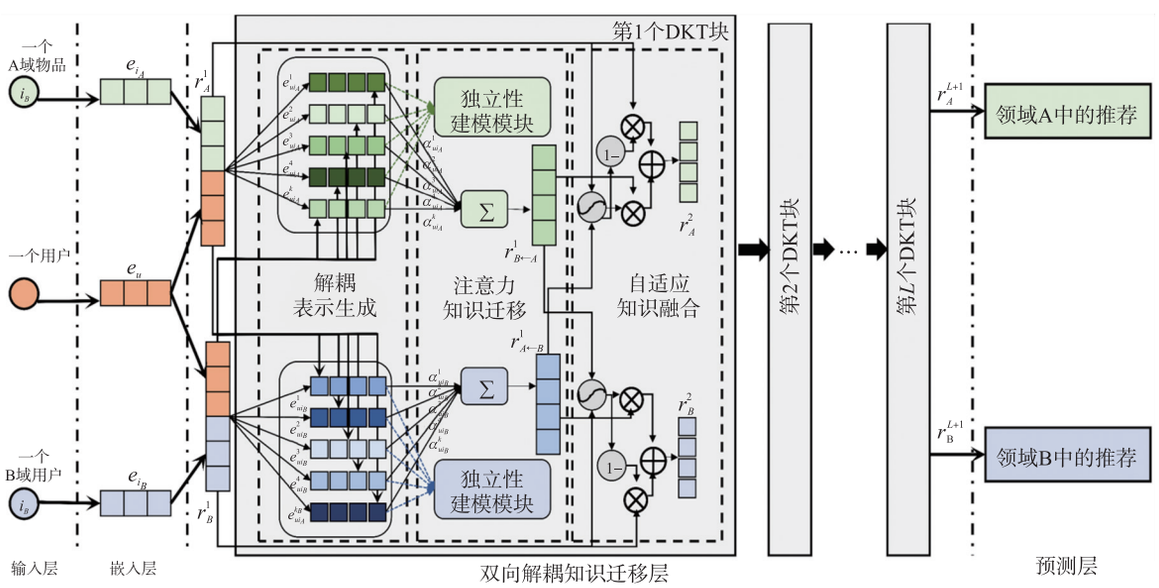
在给定两个域 D_A 和 D_B 的交互矩阵 $\boldsymbol{R}_A$ 和 $\boldsymbol{R}_B$,用户集合 $\boldsymbol{U}$,以及物品集合 $\boldsymbol{I}_A$和 $\boldsymbol{I}_B$ 的情况下,目标是为两个域中的所有用户进行推荐. 具体来说,推荐用户尚未与之交互但可能感兴趣的物品. 通过利用来自两个域的信息为所有用户生成物品集合 $I_a \subseteq \boldsymbol{I}_A$ 和 $I_b \subseteq \boldsymbol{I}_B$,目标是同时提高两个域中的推荐性能.

3　D^3-CDR 模型

在本节中,首先在第 4.1 节提供 D^3-CDR 模型的概述,然后在第 3.2 节详细介绍双向解耦知识迁移层,最后在第 3.3 节介绍模型的学习过程.

3.1　D^3-CDR 概述

如图 2 所示,本研究提出的 D^3-CDR 模型由四个层组成,分别是输入层、嵌入层、双向解耦知识迁移层和预测层.



由 L 个 DKT 块组成的双解耦知识迁移层是模型的核心. 每个 DKT 块具有相同的结构,这里只显示第一个块的详细信息.

图 2　D^3-CDR 模型图

Fig. 2　Diagram of the D^3-CDR model

输入层:考虑到两个域共享相同的用户集,这一层在两个域中的输入是用户-物品对(u,i_A)和(u,i_B),其中 i_A(或 i_B)是用户 u 在域 D_A(或域 D_B)中交互过的物品. 使用独热编码表示用户和物品,即 $\boldsymbol{x}_u \in \{0,1\}^{|\boldsymbol{U}|}$,$\boldsymbol{x}_{i_A} \in \{0,1\}^{|\boldsymbol{I}_A|}$和 $\boldsymbol{x}_{i_B} \in \{0,1\}^{|\boldsymbol{I}_B|}$. 其中只有与它们索引对应的元素为 1,其他元素均为 0.

嵌入层:由于用户和物品的数量庞大,同时 $\boldsymbol{x}_u$,$\boldsymbol{x}_{i_A}$,$\boldsymbol{x}_{i_B}$是高维且稀疏的. 因此,利用三个嵌入矩阵 $\boldsymbol{E}_U$,$\boldsymbol{E}_{I_A}$和 $\boldsymbol{E}_{I_B}$将独热编码映射为连续的低维嵌入:

$$\boldsymbol{e}_u = \boldsymbol{E}_U^{\mathrm{T}} \boldsymbol{x}_u, \tag{1}$$

$$\boldsymbol{e}_{i_A} = \boldsymbol{E}_{I_A}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{x}_{i_A}, \tag{2}$$

$$\boldsymbol{e}_{i_B} = \boldsymbol{E}_{I_B}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{x}_{i_B}, \tag{3}$$

其中,$\boldsymbol{E}_U \in R^{|\boldsymbol{U}|\times d}$,$\boldsymbol{E}_{I_A} \in R^{|\boldsymbol{I}_A|\times d}$,$\boldsymbol{E}_{I_B} \in R^{|\boldsymbol{I}_B|\times d}$,$d$ 是生成的嵌入的维度,$(\boldsymbol{e}_u, \boldsymbol{e}_{i_A}, \boldsymbol{e}_{i_B}) \in R^{1\times d}$是生成的嵌入.

双向解耦知识迁移层:该层实现了知识的解耦和域之间的双向迁移,由多个堆叠的解耦知识迁移(DKT)块组成. 具体而言,本研究堆叠了 L 个 DKT 块来执行深度知识迁移,这在之前的研究中已被证明是

有效的[6-7,38]. 将 DKT 块函数表示为 DKT(·),该层的整体操作如下:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{r}_A^{l+1}&=\mathrm{DKT}_A^l(\boldsymbol{r}_A^l,\boldsymbol{r}_B^l),\\ \boldsymbol{r}_B^{l+1}&=\mathrm{DKT}_B^l(\boldsymbol{r}_B^l,\boldsymbol{r}_A^l),\end{aligned}\quad l=1,2,\cdots,L, \tag{4}$$

其中 $\boldsymbol{r}_l^A$ 和 $\boldsymbol{r}_l^B$ 分别表示第 l 个 DKT 块中域 D_A 和 D_B 内的知识表示. 可以看出,每个 DKT 块都根据前一个块的输出生成其知识表示. 对于第一个 DKT 块,即当 $l=1$ 时,域内知识由用户-物品对的交互表示来表示,这通过拼接用户和物品的嵌入生成,即:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{r}_1^A&=\boldsymbol{e}_{ui_A}=[\boldsymbol{e}_u,\boldsymbol{e}_{i_A}]\\ \boldsymbol{r}_1^B&=\boldsymbol{e}_{ui_B}=[\boldsymbol{e}_u,\boldsymbol{e}_{i_B}]\end{aligned} \tag{5}$$

预测层:最后一个 DKT 块的输出是预测层的输入,即:

$$\boldsymbol{z}_{ui_A}=\boldsymbol{r}_A^{L+1},\boldsymbol{z}_{ui_B}=\boldsymbol{r}_B^{L+1} \tag{6}$$

然后,输出原始输入用户-物品对(u,i)正交互的概率 $\hat{y}_{ui}$,如下所示:

$$\hat{y}_{ui}=\sigma(\boldsymbol{w}\boldsymbol{z}_{ui}+\boldsymbol{b}) \tag{7}$$

其中,$\boldsymbol{w}$ 和 $\boldsymbol{b}$ 是可学习的参数,σ 表示 sigmoid 函数.

接下来,将详细介绍双向解耦知识迁移层.

4.2 双向解耦知识迁移

在本节中,将详细介绍本研究提出模型中的双向解耦知识迁移层,该层由多个解耦知识迁移(DKT)块堆叠组成. 由于每个 DKT 块的操作相似,本文将以第一个 DKT 块为例进行详细说明. 每个 DKT 块中包含三种机制,即解耦表示生成、注意力知识迁移和自适应知识融合. 此外,该层还包含一个独立性建模模块,用于促进生成的解耦表示之间的独立性.

由于本研究提出的 D^3-CDR 模型具有对称结构,为了便于说明,只考虑域 D_A 中的操作,域 D_B 中的操作可以以相同的方式进行.

4.2.1 解耦表示生成

在嵌入层之后,得到了用户和物品的初始嵌入. 对于每个用户-物品对(u,i),本研究将其对应的嵌入拼接起来,作为该交互的表示,即 $\boldsymbol{e}_{ui}=[\boldsymbol{e}_u,\boldsymbol{e}_i]$. 然而,如前所述,用户-物品交互背后存在多个潜在因素. 例如,在书籍域,用户可能由于作者、情节和主题而阅读书籍;在电影域,用户可能由于情节、主题、演员和场景而观看电影. 因此,使用单一表示来表示交互不足以发现和区分交互背后交织的因素,从而限制了推荐模型的性能.

为了克服这一限制,本研究提出通过生成解耦表示来识别用户-物品对(u,i)背后的多个潜在因素. 具体而言,本研究将 $\boldsymbol{e}_{ui}$ 投射到多个潜在语义空间中,每个潜在空间对应一个因素级的解耦表示[50]. 假设交互背后存在 K 个潜在因素,则第 k 个因素级别的解耦表示可以通过将 $\boldsymbol{e}_{ui}$ 投射到第 k 个潜在空间中获得:

$$\boldsymbol{e}_{ui}^k=\boldsymbol{W}_k^P\boldsymbol{e}_{ui},\quad k=1,2,\cdots,K, \tag{8}$$

其中,$\boldsymbol{W}_k^P\in R^{d\times d'}$ 是所有用户-物品对共享的投影矩阵. $\boldsymbol{e}_{ui}^k$ 是第 k 个因素的生成解耦表示. d' 是 $\boldsymbol{e}_{ui}^k$ 的维度. 本研究在进行实验时,设定 $d'=d$.

4.2.2 注意力知识迁移

在生成解耦表示之后,假设交互背后存在 K 个潜在因素,对于每个用户-物品对(u,i),将获得 K 个解耦表示,即$[\boldsymbol{e}_{ui}^1,\boldsymbol{e}_{ui}^2,\cdots,\boldsymbol{e}_{ui}^K]$. 接下来的目标是基于解耦表示在域之间执行双向知识迁移. 假设在域 D_B 中有一个用户-物品对(u,i_B),对应的解耦知识表示为 $\hat{\boldsymbol{e}}_{ui_B}=[\boldsymbol{e}_{ui_B}^1,\boldsymbol{e}_{ui_B}^2,\cdots,\boldsymbol{e}_{ui_B}^K]$.

如上所述,由于域之间的特异性和差异,不加区分地将一个域的知识迁移到另一个域可能会引入噪声并削弱模型性能. 因此,重要的是在更细粒度的层面上(例如因素级别)提取有用的知识来进行域之间的迁移. 此外,对于不同的交互,有用的跨域知识可能会有所不同. 在域之间迁移因素级别的解耦知识时,考虑这些交互特征是至关重要的. 否则,可能会引入噪声,导致模型由于关注了不相关因素而性能下降.

为了提取有用的知识并减少噪声的影响,本研究设计了一种注意力知识迁移机制来在域之间执行双向知识迁移. 具体而言,当从域 D_B 向域 D_A 迁移知识时,将域 D_A 中的域内知识表示 $\boldsymbol{e}_{ui_A}$ 作为引导者,并计算来自域 D_B 的每个潜在语义空间中的解耦表示的重要性评分,计算公式如下:

$$\hat{a}_{ui_B}^{k}=\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{W}_M^{T}[\boldsymbol{e}_{ui_B}^{k},\boldsymbol{e}_{ui_A}]+b_M), \tag{9}$$

$$\alpha_{ui_B}^{k}=\frac{\exp(\hat{a}_{ui_B}^{k})}{\sum_{k'=1}^{K}\exp(\hat{a}_{ui_B})},\quad k=1,2,\cdots,K, \tag{10}$$

其中,$\boldsymbol{W}_M$ 是转换权重矩阵,b_M 是偏置项,ReLU 是激活函数. α_{uiB}^{k}表示第 k 个潜在因素的解耦表示的重要性. 随后,从域 D_B 迁移到域 D_A 的跨域知识可以通过将解耦表示与注意力权重相结合获得:

$$\boldsymbol{r}_{A\leftarrow B}^{1}=\sum_{k=1}^{K}\alpha_{ui_B}^{k}\boldsymbol{e}_{ui_B}^{k}, \tag{11}$$

其中,$\boldsymbol{r}_{A\leftarrow B}^{1}$表示从域 D_B 迁移到域 D_A 的跨域知识,考虑了域 D_B 中的解耦表示以及域 D_A 中用户-物品对(u,i_A)的特性.

以同样的方式可以得到从域 D_A 迁移到域 D_B 的跨域知识表示 $\boldsymbol{r}_{B\leftarrow A}^{1}$.

4.2.3 自适应知识融合

经过上述注意力知识迁移机制,对于每个用户-物品对(u,i_A),对应域内知识表示 $\boldsymbol{r}_A^1$ 和跨域知识表示 $\boldsymbol{r}_{A\leftarrow B}^{1}$. 接下来的目标是将这两种知识结合起来. 先前的工作直接进行求和或拼接操作,没有考虑不同用户-物品对中域内知识和跨域知识的不同影响. 因此,本研究设计了一种自适应知识融合机制,利用门控层自适应地平衡这两种知识(即 $\boldsymbol{r}_A^1$ 和 $\boldsymbol{r}_{A\leftarrow B}^{1}$)的重要性. 形式上,融合函数如下所示:

$$\delta^1=\sigma(\boldsymbol{W}_G^1 r_A^1+\boldsymbol{W}_C^1 r_{A\leftarrow B}^1+b_G^1), \tag{12}$$

$$\boldsymbol{r}_A^2=(1-\delta^1)\odot\boldsymbol{r}_A^1+\delta^1\odot\boldsymbol{r}_{A\leftarrow B}^{1}, \tag{13}$$

其中 $\boldsymbol{W}_G^1$、$\boldsymbol{W}_C^1$、b_G^1 是自适应知识融合机制中的可学习参数,$\sigma(\cdot)$表示 sigmoid 激活函数,$\odot$表示元素逐位相乘,$\boldsymbol{r}_A^2$ 是在第一个块中获得的融合知识表示,并作为第二个块的输入.

4.2.4 独立性建模模块

为了使生成的解耦表示彼此区分,本研究设计了一个独立性建模模块,该模块引导解耦表示的训练以包含更多多样的语义信息. 可以采用各种统计度量方法(如互信息和距离相关性,例如余弦距离)作为正则化项[11,50]. 本研究选择使每个解耦表示 $\boldsymbol{e}_{ui}^{k}$与同一层中的其他解耦表示正交. 具体地说,本研究额外定义一个损失项 L_{dis},其形式为成对的解耦表示($\boldsymbol{e}_{ui}^{k_1}$,$\boldsymbol{e}_{ui}^{k_2}$)内积的 l_2 范数(其中 $1\leqslant k_1,k_2\leqslant K$ 且 $k_1\neq k_2$):

$$L_{dis}=\sum_{l=1}^{L}\sum_{k_1=1}^{K}\sum_{k_2=k_1+2}^{K}\|\boldsymbol{e}_{ui}^{k_1,l}\odot\boldsymbol{e}_{ui}^{k_2,l}\|_2. \tag{14}$$

本研究添加上标 l 来表示正则化操作仅在同一个 DKT 块中的解耦表示之间进行.

4.3 模型训练

在训练模型时,本研究选择交叉熵作为模型优化的损失函数,其公式如下:

$$L'=-\sum_{(u,i)\in R^+\cup R^-}[y_{ui}\cdot\log(\hat{y}_{ui})+(1-y_{ui})\cdot\log(1-\hat{y}_{ui})], \tag{15}$$

其中,$\mathbb{R}^+$表示用户与物品之间的已观察到的交互集合,而$\mathbb{R}^-$是采样得到的未观察交互集合,log 是对数函数.

由于本研究的目标是为两个域中的用户同时进行推荐,参考以往的研究[5-6,25],本研究的模型可以简化为一个统一的多任务模型. 因此,总损失是域 D_A 和 D_B 上的联合损失,加上定义在公式(14)中的 L_{dis}.

$$\begin{aligned}L=L^A+L^B=&-\sum_{(u,i_A)\in R_A^+\cup R_A^-}[y_{|ui_A|}\cdot\log(\hat{y}_{|ui_A|})+(1-y_{|ui_A|})\cdot\log(1-\hat{y}_{|ui_A|})]-\\&\sum_{(u,i_B)\in R_B^+\cup R_B^-}[y_{|ui_B|}\cdot\log(\hat{y}_{|ui_B|})+(1-y_{|ui_B|})\cdot\log(1-\hat{y}_{|ui_B|})]+L_{|dis|}+\lambda\|\boldsymbol{\Theta}\|^2,\end{aligned} \tag{16}$$

其中,$\boldsymbol{\Theta}$ 是参数集合,本研究对 $\boldsymbol{\Theta}$ 进行由 λ 参数化的 l_2 正则化,以防止过拟合.

4.4 模型复杂度

4.4.1 空间复杂度

本模型的参数主要包括四个部分:(1)用户与项目的嵌入向量,空间复杂度 $O((|\boldsymbol{U}|+|\boldsymbol{I}_A|+|\boldsymbol{I}_B|)\cdot d)$,其中$|\boldsymbol{U}|$表示用户数量,$|\boldsymbol{I}_A|$和$|\boldsymbol{I}_B|$分别表示两个领域中项目的数量,$d$ 表示嵌入维度;(2)用于生成解耦表示的多个映射矩阵,共 K 个,每个映射矩阵的大小为 $d\times d$,其总空间复杂度为 $O(K\cdot d^2)$;(3)注意力融合

模块中的门控与加权参数 $\boldsymbol{W}_M,\boldsymbol{b}_M,\boldsymbol{W}_G,\boldsymbol{W}_C,\boldsymbol{b}_G$ 等,大小约为 $O(d^2)$;(4)预测层参数 w,b 其空间复杂度为 $O(d)$. 因此,整体空间复杂度可以表示为:

$$O((|\boldsymbol{U}|+|\boldsymbol{I}_A|+|\boldsymbol{I}_B|)\cdot d+K\cdot d^2).$$

由于 d 与 K 均远小于用户与项目数量,故模型空间复杂度与大多数现有的跨域推荐模型保持一致,具有良好的可扩展性和高效性.

4.4.2 时间复杂度

模型的时间复杂度主要来源于以下模块:(1)双向解耦模块 DKT_A^l 与 DKT_B^l,该过程需进行 L 层迭代,每层包含一次表示融合操作,时间复杂度为 $O(L\cdot d)$;(2)跨域信息融合模块,其注意力机制涉及每个用户下 K 个解耦表示的加权求和,计算复杂度为 $O(K\cdot d)$,门控融合部分则为 $O(d^2)$;(3)独立性建模模块中的正交约束项需遍历每个用户的所有嵌入组合,总体复杂度为 $O(L\cdot K^2\cdot d)$;(4)预测阶段为线性变换与 sigmoid 运算,时间复杂度为 $O(d)$. 综合上述各模块,模型整体时间复杂度为:

$$O(L\cdot K^2\cdot d),$$

故模型在保持高表达能力的同时具备良好的计算效率,适用于大规模跨域推荐任务.

5 实验部分

在本节中,本研究在两个真实世界的数据集上进行实验,旨在回答以下五个研究问题:

- Q1:本研究提出的 D^3-CDR 模型能否超越其它最先进的方法?
- Q2:本研究的设计是否有助于模型性能的提升?
- Q3:不同的超参数设置如何影响本研究模型的性能?
- Q4:模型是否实现了表示的解耦?
- Q5:模型的可解释性能力如何?

5.1 实验设置

5.1.1 数据集

在实验中,本研究采用了两个真实世界的数据集来评估所提出的模型的性能. 第一个数据集是 Amazon 数据集,它是跨域推荐研究中最广泛使用的数据集. 本研究选择了 4 个由之前被研究广泛使用的域进行评估,即“电影和电视”“数字音乐”“手机及配件”和“电子产品”(分别称为“Amazon-Movie”“Amazon-Music”“Amazon-Cell”和“Amazon-Elec”)[9,25,28]. 第二个数据集是从豆瓣网站抓取的数据集,这是一个流行的在线社交网络. 该数据集包含三个域,分别为“Douban-Movie”“Douban-Music”和“Douban-Book”. 本研究将评分为 4–5 的数据视为正样本. 对于每个任务,本研究选择了在两个域都有交互的用户,过滤掉交互次数少于 10 次的用户和物品. 对于豆瓣数据集,本研究为每个域随机保留了 10 000 个物品. 详细的统计数据总结在表 1 中.

表 1 实验数据集和任务

Table 1 Experimental datasets and tasks

数据集	域	用户数	物品数	交互数	稀疏性	数据集	域	用户数	物品数	交互数	稀疏性
Amazon	Movie	13 707	70 000	386 771	99.96%	Douban	Music	6 529	10 000	704 858	98.92%
	Music	13 707	70 000	321 583	99.97%		Book	6 529	10 000	467 335	99.28%
	Cell	15 930	43 706	115 273	99.98%		Movie	4 494	10 000	2 038 134	95.46%
	Elec	15 930	75 645	238 927	99.98%		Book	4 494	10 000	303 329	99.33%

5.1.2 评估指标

本研究遵循留一评估协议[5,55]. 对于每个用户,本研究保留一次交互作为测试项,并通过随机采样另一次交互作为验证集来确定超参数. 然后,随机采样 99 个该用户未交互的物品,并将测试项与这 100 个物品一起进行排名. 模型的性能通过两个评估指标进行衡量,即命中率(Hit Ratio,HR)和归一化折扣累积增益(Normalized Discounted Cumulative Gain,NDCG). 具体来说,*HR@ N* 衡量测试项是否包含在前 N 个物品排名列表中:

$$HR@N=\frac{1}{|U_t|}\sum_{i\in U_t}\delta(p_i\leqslant \mathrm{top}\ N), \tag{17}$$

其中,U_t 是测试用户的集合,p_i 是用户 i 的测试物品的命中位置,$\delta(\cdot)$是指示函数. $NDCG@N$ 衡量的是具体的排名质量,给排名靠前的命中项赋予较高的分数:

$$NDCG@N=\frac{1}{|U_t|}\sum_{i\in U_t}\frac{1}{log_2(p_i+1)}, \tag{18}$$

对于这两个指标而言,数值越高表示性能越好.

5.1.3 对比方法

本研究将提出的 D^3-CDR 模型同时与单域推荐方法和跨域推荐方法进行对比:

(1)单域推荐方法:

NeuMF:神经矩阵分解(Neural Matrix Factorization)[56]将矩阵分解(MF)的线性特性与深度神经网络(DNN)的非线性特性相结合,用于建模用户-物品的潜在交互.

(2)跨域推荐方法:

CMF:动词矩阵分解(Collective Matrix Factorization)[57]共同分解各个域的矩阵,其中重叠用户的潜在因子在域之间共享.

CoNet[6]:通过引入一个基础网络与另一个基础网络之间的交叉拼接来实现双向知识迁移. 基础网络由多层感知机实现.

PPGN:偏好传播图网络(Preference Propagation GraphNet)[25]构建跨域偏好矩阵以维护跨域的交互,并捕获图上的高阶信息.

DTCDR:这是一个双目标跨域推荐框架[58]. 用户的最终表示是两个域中用户表示的融合.

BiTGCF:这是一个使用图协同过滤网络作为基础模型的跨域推荐的双向迁移学习方法[9].

MSDCR:通过捕捉用户跨域一致的方面偏好和增强的域特定的方面偏好,形成用户偏好的全面视图[59].

值得注意的是,为了公平比较,本研究没有与需要辅助信息(如个人资料和评论)的方法进行对比[39,59],也没有与专注于冷启动用户推荐的模型进行对比[26,31-33,48]或与跨域序列推荐的模型进行对比[19,35,55,60,61],因为本研究的推荐场景有所不同.

5.1.4 实验参数设置

本研究使用 TensorFlow 实现了 D^3-CDR^3,所有实验均在 NVIDIA TITAN Xp GPU 上进行. 在嵌入层中,本研究将用户和物品嵌入的维度都设置为 32. 在解耦双向知识迁移层中,本研究堆叠了 2 个 DKT 块来构成该层. 交互背后的潜在因素数量在{2,3,4,5,6}中进行搜索,并针对不同任务中的不同域设置不同的潜在因素数量. 本研究采用小批量梯度下降法进行优化,批量大小设置为 1 024. 对于损失函数,正则化系数 λ 设置为 0.01,学习率设置为 0.001,并使用 Adam 优化器. 对于基线模型,本研究调整参数以获得最佳性能.从实验结果中可以看出,作为单域推荐方法,NeuMF 的性能通常不如跨域推荐方法,特别是在与 CoNet、PPGN 和 BiTGCF 的对比中. 这表明引入其他域的信息有助于提高推荐性能. 在所有基线方法中,CMF 是唯一一个具有浅层结构的方法,因此其性能最差,甚至比 NeuMF 差. 这证明了深度学习方法在捕捉复杂的用户-物品交互方面的优势.

5.2 性能对比(Q1)

表 2 显示了 D^3-CDR 与其他基线方法的性能对比. 本研究展示了 HR@5、HR@10 和 NDCG@10 的实验结果(分别简称为 H@5、H@10 和 N@10).

对于基于深度学习的跨域推荐方法 DTCDR,直接融合两个域中的用户表示作为重叠用户的最终表示. 它忽略了域的特异性和差异性,因此获得了较差的性能. CoNet 的竞争力表现证明了双向知识迁移的有效性. BiTGCF 是对 CoNet 的改进,它用图卷积操作代替了多层感知机,其更好的性能展示了图结构在捕捉高阶复杂用户-物品交互中的强大能力. PPGN 在某些情况下获得了最佳表现,它同样利用了图卷积操作. 不同之处在于,PPGN 将两个域中的用户交互转换为一个图,而不是像 BiTGCF 那样分别对每个域进行建模. 其出色的表现证明了这种设计的有效性. MSDCR 在大多数情况下取得了最好的表现,这表明同时考虑域不变和域特定方面偏好的必要性.

在所有四个任务中,D^3-CDR 的表现优于所有其他基线方法,这证明了本研究设计的有效性和合理性. 与最强的基线方法相比,本研究的模型在 Amazon 数据集中,HR@5、HR@10 和 NDCG@10 的平均提升分别为 3.09%、2.99% 和 4.45%. 在豆瓣数据集中,提升分别为 33.24%、2.05%和 4.27%.

表 2　D^3-CDR 与不同方法的性能比较

Table 2　Performance comparison between D^3-CDR and different methods

指标	Amazon-Movie			Amazon-Music			Amazon-Cell			Amazon-Elec		
	H@5	H@10	N@10	H@5	H@10	N@10	H@5	H@10	N@10	H@5	H@10	N@10
NeuMF	0.539 4	0.658 3	0.446 0	0.530 6	0.646 5	0.444 2	0.406 4	0.508 7	0.335 3	0.405 9	0.505 5	0.336 9
CMF	0.504 4	0.627 3	0.417 7	0.500 1	0.627 1	0.420 1	0.422 7	0.506 2	0.355 4	0.416 2	0.510 5	0.346 2
DTCDR	0.545 3	0.665 3	0.457 6	0.539 5	0.656 5	0.447 6	0.460 1	0.550 8	0.394 5	0.458 2	0.560 1	0.387 9
CoNet	0.544 7	0.664 3	0.452 3	0.554 6	0.663 5	0.457 1	0.461 5	0.553 4	0.394 1	0.461 8	0.558 2	0.385 2
PPGN	0.513 3	0.668 1	0.458 9	0.541 7	0.665 4	0.456 4	0.482 1	0.577 3	0.403 1	0.470 4	0.569 4	0.393 5
BiTGCF	0.545 7	0.665 9	0.456 4	0.549 3	0.665 1	0.460 4	0.470 6	0.568 5	0.395 6	0.467 2	0.563 6	0.388 5
MSDCR	0.557 1	0.667 5	0.462 9	0.552 7	0.671 2	0.467 4	0.480 8	0.572 2	0.404 9	0.455 4	0.576 4	0.405 3
D^3-CDR	**0.566 4**	**0.684 8**	**0.480 8**	**0.566 0**	**0.683 1**	**0.481 1**	**0.499 6**	**0.599 8**	**0.427 2**	**0.497 5**	**0.598 3**	**0.425 6**
Improv.	**1.67%**	**2.50%**	**3.87%**	**2.41%**	**1.77%**	**2.93%**	**3.63%**	**3.90%**	**5.98%**	**4.65%**	**3.80%**	**5.01%**
指标	Douban-Movie			Douban-Book			Douban-Music			Douban-Book		
	H@5	H@10	N@10	H@5	H@10	N@10	H@5	H@10	N@10	H@5	H@10	N@10
NeuMF	0.557 6	0.725 4	0.447 5	0.562 5	0.692 3	0.460 4	0.575 9	0.721 1	0.469 6	0.566 9	0.707 2	0.461 3
CMF	0.452 8	0.621 7	0.368 7	0.484	0.622 8	0.398 5	0.467 6	0.615 1	0.380 3	0.470 8	0.618 3	0.387 8
DTCDR	0.617 6	0.746 7	0.507 3	0.619 5	0.745 2	0.511 3	0.658 8	0.781 9	0.550 3	0.653 4	0.773 6	0.552 9
CoNet	0.616 3	0.745 7	0.515 4	0.613 9	0.744 5	0.515 0	0.656 4	0.775 6	0.552 2	0.661 1	0.775 3	0.551 6
PPGN	0.625 6	0.749 4	0.513 6	0.621 8	0.747 1	0.515 2	0.658 2	0.785 4	0.553 2	0.663 0	0.781 8	0.557 6
BiTGCF	0.604 2	0.739 8	0.503 1	0.600 8	0.738 5	0.496 6	0.659 1	0.782 9	0.548 2	0.661 9	0.778 6	0.552 7
MSDCR	0.637 1	0.769 5	0.533 6	0.636 0	0.763 9	0.531 7	0.672 6	0.791 9	0.559 6	0.672 8	0.789 7	0.559 1
D^3-CDR	**0.661 3**	**0.782 4**	**0.559 3**	**0.660 9**	**0.782 7**	**0.559 8**	**0.690 2**	**0.807 3**	**0.578 4**	**0.690 3**	**0.806 4**	**0.579 2**
Improv.	**3.80%**	**1.68%**	**4.82%**	**3.92%**	**2.46%**	**5.28%**	**2.62%**	**1.94%**	**3.36%**	**2.60%**	**2.11%**	**3.60%**

5.3　消融实验(Q2)

为了验证本研究模型中每个设计的有效性,本研究进行了消融实验,并生成了 D^3-CDR 的四个变体. 其中,*w/o_f* 是一种不考虑交互背后的多个潜在因素的变体(即 $K=1$). *w/o_i* 不区分域共享和域特定因素,直接将所有生成的解耦表示作为知识迁移到另一个域. *w/o_a* 是一种通过使用普通注意力机制移除交互特征的变体. *w/o_g* 是一种没有自适应知识融合机制的变体,本研究将域内和跨域的知识视为同等重要,直接通过求和操作进行融合.

实验在“Amazon-Movie↔Amazon-Music”任务上进行,结果如表 3 所示.

表 3　消融实验结果

Table 3　Results of ablation study

指标	Amazon-Movie			Amazon-Music		
	HR@5	HR@10	NDCG@10	HR@5	HR@10	NDCG@10
w/o_f	0.548 1	0.658 4	0.457 9	0.549 3	0.657 4	0.460 3
w/o_i	0.554 8	0.669 9	0.467 3	0.557 7	0.668 9	0.469 5
w/o_a	0.551 4	0.666 2	0.465 2	0.551 0	0.664 8	0.463 5
w/o_g	0.560 3	0.675 5	0.469 0	0.558 8	0.673 2	0.473 8
D^3-CDR	**0.566 4**	**0.684 8**	**0.480 8**	**0.566 0**	**0.683 1**	**0.481 1**

正如本研究所看到的,在忽略交互背后的多个潜在因素后 *w/o_f* 在所有变体中结果最差,性能下降了 2.59~4.76%. 这验证了考虑交互背后的多个潜在因素并进行解耦表示的必要性. *w/o_a* 和 *w/o_i* 的性能分别平均下降了 2.90% 和 2.17%. 这表明考虑交互特征和进行注意力知识迁移的重要性. *w/o_g* 的轻微性能下降(即 1.08~2.45%)证实了平衡域内知识和跨域知识的重要性. 所有这些变体都未能达到 D^3-CDR 的性能,这证明了本研究设计的每个组件都真正有助于 D^3-CDR 性能的提高.

5.4　超参设置的影响(Q3)

5.4.1　潜在因素数量 K 的影响

本研究首先研究了交互背后潜在因素数量 K 对模型性能的影响(即每个 DKT 块中的 K). 以两个任务(即“Amazon-Movie↔AmazonMusic”和“Douban-Music↔Douban-Book”)为例,本研究将 K 的取值范围设定为 1 到 5,并在图 3 中展示了实验结果. 值得注意的是,考虑到域的特性,不同域中用户与物品之间的交互背后潜在因素的数量可能不同. 因此,本研究在实验中为每个任务的两个域设置了不同的 K 值. 图 3 展示

了实验结果的平均值. 例如,为了得到 $K=3$ 的时候“Amazon-Music”的值,本研究将“Amazon-Music”的 K 值设置为 3 并保持不变,“Amazon-Movie”的 K 值设置为 1 到 5,并进行 5 组不同的实验,对每组实验的结果进行平均,取最终的实验结果.

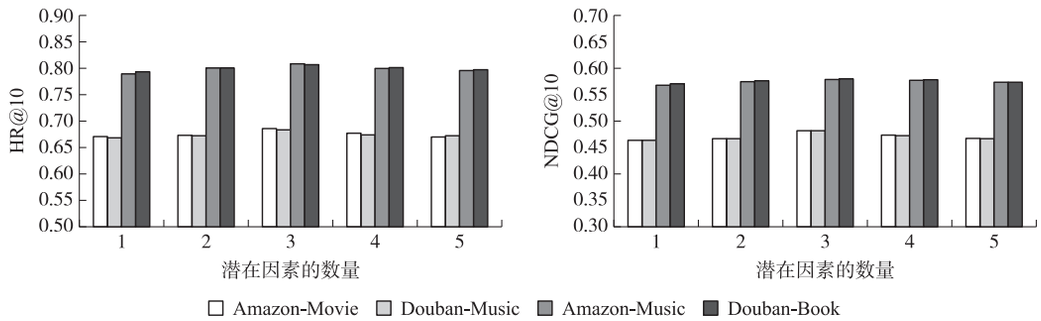


图 3　潜在因素数量 K 的影响

Fig. 3　Impact of the number of latent factors K

如图 3 所示,在两个任务中的两个指标上(由于空间限制,本研究仅展示 HR@10 和 NDCG@10 的结果),随着 K 的增加,性能最初有所提升. 但当 K 超过某个阈值(即“Amazon-Movie”和“Douban-Book”为 4)时,性能开始下降,这可能是由过拟合问题引起的. 尽管不同域的最优 K 值不同,但从曲线中可以得出结论,最优的 K 介于 3 和 4 之间. 此外,对于不同的任务,性能变化也不同. 例如,当 K 小于 4 时,“Douban-Book”的性能优于“Douban-Music”;当 K 大于 4 时,“Douban-Music”表现更好. 在本研究的实验中,本研究为不同域调整了潜在因素的数量以获得最佳性能.

5.4.2　DKT 块数量 L 的影响

接下来,本研究关注双向解耦知识迁移层中 DKT 块(即 L 的值),本研究将 L 的范围设置为 1 到 4,并在“Douban-Movie↔Douban-Book”任务上进行了实验. 结果如图 4 所示. 可以看到,不同的 L 设置对三项指标的影响不同. 当 L 设置为 2 时,本研究在所有指标上都获得了最佳性能. 当 L 大于 3 时,性能开始下降. 在这些指标中,HR@5 的变化最为稳定,受 L 设置的影响较小;而 HR@10 受到的影响最为明显. 当 L 增加时,尤其当 L 大于 3 时,HR@10 下降较多. 当 L 从 1 变为 2 时,NDCG@10 显著增加;而随着 L 继续增加,其变化相对稳定. 总体上,本研究模型的性能相对稳定,在不同 L 值下,各指标的变化范围较小,表明了本研究模型的鲁棒性.

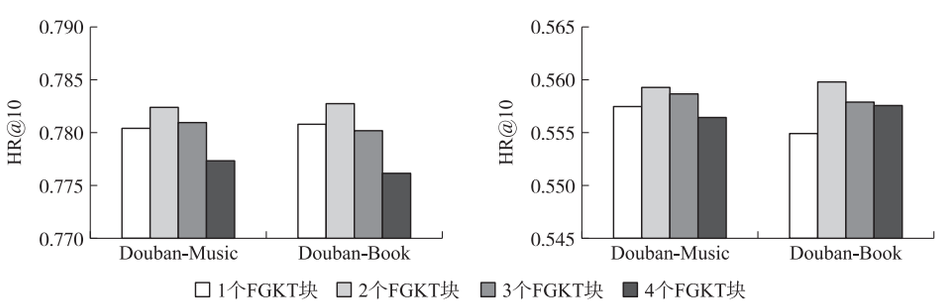


图 4　DKT 块数量 L 的影响

Fig. 4　Impact of the number of DKT blocks L

5.4.3　嵌入维度大小 d 的影响

本研究还研究了用户/物品表示长度对模型性能的影响. 以“Amazon-Cell↔Amazon-Elec”任务为例,本研究将嵌入大小维度设置为 {16,32,48,64,80,96},并在图 5 展示了实验结果. 如图 5 所示,最初,随着嵌入维度的增加,HR@10 和 NDCG@10 都有所提升,这可能是因为较大的维度通常可以提高嵌入表示的能力. 然而,当嵌入维度大于 32 时,HR@10 和 NDCG@10 都开始下降,这可能是由模型的过拟合引起的. 此外,HR@10 随着嵌入维度的变化表现明显,并波动较大. 当嵌入维度大小设置为 96 时,HR@10 在两个域中的表现比嵌入维度设置为 32 分别降低 4.90% 和 4.89%. 相反,NDCG@10 曲线较为平滑,并且在两个域中的表现相当. 在本研究的实验中,本研究将嵌入维度设置为 32.

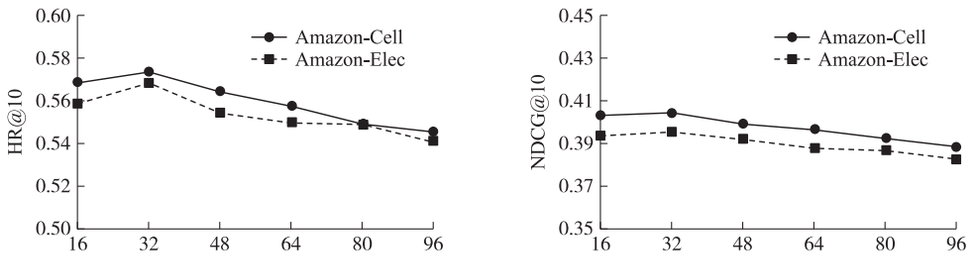


图 5　嵌入维度大小 d 的影响

Fig. 5　Impact of the embedding size d

5.5　可视化(Q4)

为了研究学习到的表示是否能够捕捉到交互背后的多个潜在因素并真正实现了解耦,本研究对这些表示进行了可视化. 具体来说,在“Douban-Movie↔Douban-Book”任务中随机选择了 1 个 DKT 块中的 20 组解耦表示,使用 t-SNE 算法将高维表示投影到二维空间中. 结果如图 6 所示,其中不同的颜色表示不同的潜在空间,不同的形状(例如方形、三角形)表示不同组的解耦表示. 本研究可以观察到,相同潜在空间的表示表现出明显的聚类特性,证明了用户-物品交互背后存在多个潜在因素. 此外,相同交互(即相同形状)的表示彼此分离较远,这表明本研究提出的模型能够实现解耦表示.

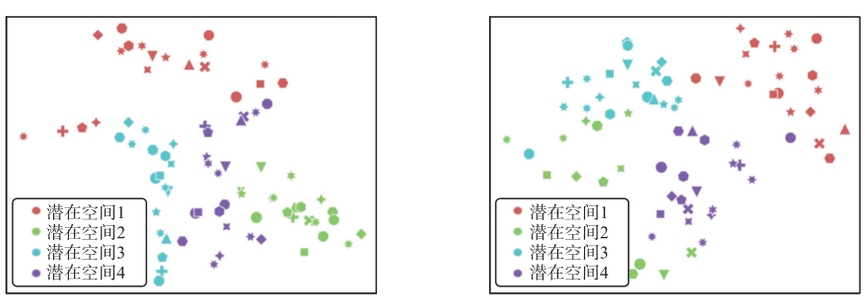


图 6　解耦表示的可视化

Fig. 6　Visualization of disentangled representations

5.6　可解释性案例研究(Q5)

为了研究 D^3-CDR 的可解释能力,本研究随机从“Amazon-Music↔Amazon-Book”任务中随机抽取了 8 个样本,并可视化了它们在第一个 DKT 块中学习到的注意力权重 α_{ui}^{k}. 为了便于演示和观察,本研究忽略了不同域中潜在因素数量的差异,并将两个域中的潜在因素数量都设为 4. 如图 7 所示,不同域关注不同的潜在因素. 在左侧域中,8 个随机样本都对第一个因素学习到了较高的注意力权重,而右侧域的样本则更多地关注第二个因素. 此外,在同一个域内,不同的样本对整体潜在因素的分布也不同. 例如,左侧域中的样本 7 对因素 1 和 4 赋予了更高的分数,而样本 8 对因素 1 和 2 赋予了更高的分数. 同时,网格颜色越浅,潜在因素对应的权重越小,它们对最终生成的跨域知识表示的贡献也越低. 这些潜在因素可能是引入噪声的无关因素. 正如图中所示,不同样本对应的无关因素显然是不同的. 基于这些观察,可以得出结论:本研究设计的注意力机制能够捕捉交互背后各种因素的影响. 它能够根据每次交互的特征提取有用的知识,减少无关因素带来的负面影响.

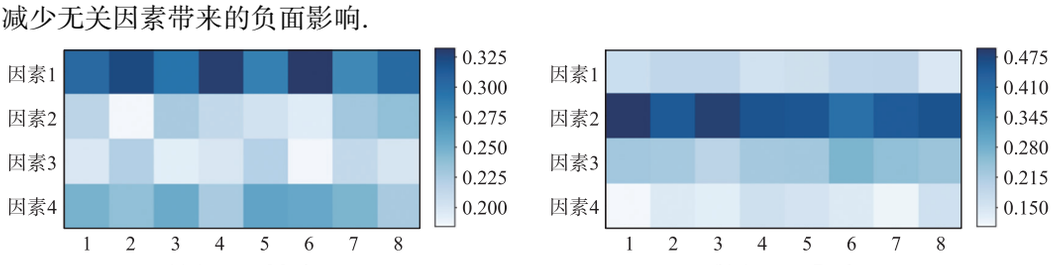


图 7　注意力权重的可视化

Fig. 7　Visualization of attention weights

6 结论

本研究提出了 D^3-CDR 模型,该模型在域之间执行双向解耦的知识迁移,用于跨域推荐. 双解耦知识迁移模块包含了三种精心设计的机制. 具体地说,解耦表示生成机制识别了用户-物品交互背后的多个潜在因素,并生成了解耦表示. 注意力知识迁移机制从解耦表示中提取有用的知识,并生成跨域的知识表示. 自适应知识融合机制则自适应地平衡了域内知识和跨域知识的重要性.

本研究提出的模型为跨域推荐方法提供了一个新视角,即通过识别交互背后的多个潜在因素并生成解耦表示来捕捉域间的特异性和差异性. 本研究提出的模型可以无缝扩展到基于双向知识迁移范式的现有方法上,也可以轻松与其他任何辅助信息(如评论、用户资料、物品属性)相结合.

[参考文献]

[1] He M,Zhang J,Yang P,Yao K. Robust transfer learning for cross-domain collaborative filtering using multiple rating patterns approximation[C]//Proceedings of the Eleventh ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Marina Del Rey,CA,USA:ACM,2018:225-233.

[2] Li B,Yang Q,Xue X. Can movies and books collaborate? Cross-domain collaborative filtering for sparsity reduction[C]//Proceedings of the 21st International Joint Conference on Artificial Intelligence. Pasadena,CA,USA:IJCAI,2009:2052-2057.

[3] Li L,Do Q,Liu W. Cross-domain recommendation via coupled factorization machines[C]//Proceedings of the Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence. Honolulu,Hawaii,USA:AAAI Press,2019:9965-9966.

[4] Yang Z,Peng Z,Wang Z,et al. FedGCDR:federated graph learning for cross-domain recommendation[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 38. Vancouver,BC,Canada:Curran Associates,Inc.,2024.

[5] Zhu F,Chen C,Wang Y,et al. DTCDR:a framework for dual-target cross-domain recommendation[C]//Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Beijing,China:ACM,2019:1533-1542.

[6] Hu G,Zhang Y,Yang Q. CoNet:collaborative cross networks for cross-domain recommendation[C]//Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Torino,Italy:ACM,2018:667-676.

[7] Liu J,Zhao P,Zhuang F,et al. Exploiting aesthetic preference in deep cross networks for cross-domain recommendation[C]//Proceedings of The Web Conference 2020. Taipei,China:ACM,2020:2768-2774.

[8] Liu W,Chen C,Liao X,et al. User distribution mapping modelling with collaborative filtering for cross domain recommendation[C]//Proceedings of the ACM Web Conference 2024. Singapore:ACM,2024:334-343.

[9] Liu M,Li J,Li G,et al. Cross domain recommendation via bi-directional transfer graph collaborative filtering networks[C]//Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Virtual Event,Ireland:ACM,2020:885-894.

[10] Du J,Ye Z,Guo B,et al. Identifiability of cross-domain recommendation via causal subspace disentanglement[C]//Proceedings of the 47th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Washington,DC,USA:ACM,2024:2091-2101.

[11] Chen H,Xin X,Wang D,et al. Decomposed collaborative filtering:modeling explicit and implicit factors for recommender systems[C]//Proceedings of the Fourteenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Virtual Event,Israel:ACM,2021:958-966.

[12] Chen W,Hsu W,Lee M L. Making recommendations from multiple domains[C]//Proceedings of the 19th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Chicago,IL,USA:ACM,2013:892-900.

[13] Gao S,Luo H,Chen D,et al. Cross-domain recommendation via cluster-level latent factor model[C]//Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases:European Conference. Prague,Czech Republic:Springer,2013:161-176.

[14] Moreno O,Shapira B,Rokach L,et al. TALMUD:transfer learning for multiple domains[C]//Proceedings of the 21st ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Maui,HI,USA:ACM,2012:425-434.

[15] Yuan F,Yao L,Benatallah B. DARec:deep domain adaptation for cross-domain recommendation via transferring rating patterns[C]//Proceedings of the Twenty-Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Macao,China:International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization,2019:4227-4233.

[16] Ma H,Yang H,Lyu M R,et al. SoRec:social recommendation using probabilistic matrix factorization[C]//Proceedings of the 17th ACM Conference on Information and Knowledge Management. Napa Valley,CA,USA:ACM,2008:931-940.

[17] Xin X,Liu Z,Lin C Y,et el. Cross-domain collaborative filtering with review text[C]//Proceedings of the Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Buenos Aires,Argentina:AAAI Press,2015:1827-1834.

[18] Samra A,Frolov E,Vasilev A,et al. Cross-domain latent factors sharing via implicit matrix factorization[C]//Proceedings of

the 18th ACM Conference on Recommender Systems. Bari,Italy:ACM,2024:309-317.
[19] Guo L,Tang L,Chen T,et al. DA-GCN:a domain-aware attentive graph convolution network for shared-account cross-domain sequential recommendation[C]//Proceedings of the Thirtieth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Montreal,Canada:International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization,2021:2483-2489.
[20] Wang X,He X,Nie L,et al. Item Silk Road:recommending items from information domains to social users[C]//Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Shinjuku,Tokyo,Japan:ACM,2017:185-194.
[21] Xu K,Xie Y,Chen L,et al. Expanding relationship for cross domain recommendation[C]//Proceedings of the 30th ACM International Conference on Information & Knowledge Management. Virtual Event,Queensland,Australia:ACM,2021:2251-2260.
[22] Gao C,Chen X,Feng F,et al. Cross-domain recommendation without sharing user-relevant data[C]//Proceedings of The Web Conference 2019. San Francisco,CA,USA:ACM,2019:491-502.
[23] Kaang S,Hwang J,Lee D,et al. Semi-supervised learning for cross-domain recommendation to cold-start users[C]//Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Beijing,China:ACM,2019:1563-1572.
[24] Cao J,Li S,Yu B,et al. Towards Universal cross-domain recommendation[C]//Proceedings of the Sixteenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Singapore:ACM,2023:78-86.
[25] Zhao C,Li C,Fu C. Cross-domain recommendation via preference propagation GraphNet[C]//Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Beijing,China:ACM,2019.
[26] Man T,Shen H,Jin X,et al. Cross-domain recommendation:an embedding and mapping approach[C]//Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Melbourne,Australia:International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization,2017:2464-2470.
[27] Bi Y,Song L,Yao M,et al. A heterogeneous information network based cross domain insurance recommendation system for cold start users[C]//Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Virtual Event,China:ACM,2020.
[28] Fu W,Peng Z,Wang S,et al. Deeply fusing reviews and contents for cold start users in cross-domain recommendation systems[C]//Proceedings of the Thirty-Third AAAI Conference on Artificial Intelligence. Honolulu,Hawaii,USA:AAAI Press,2019:94-101.
[29] Wang X,Peng Z,Wang S,et al. Cross-domain recommendation for cold-start users via neighborhood based feature mapping[C]//Database Systems for Advanced Applications:23rd International Conference,DASFAA 2018. Gold Coast,QLD,Australia:Springer,2018:158-165.
[30] Li H,Ma W,Sun P,et al. Aiming at the target:filter collaborative information for cross-domain recommendation[C]//Proceedings of the 47th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Washington,DC,USA:ACM,2024:2081-2085.
[31] Wang T,Zhuang F,Zhang Z,et al. Low-dimensional alignment for cross-domain recommendation[C]//Proceedings of the 30th ACM International Conference on Information & Knowledge Management. Virtual Event,Queensland,Australia:ACM,2021:3508-3512.
[32] Zhu Y,Ge K,Zhuang F,et al. Transfer-meta framework for cross-domain recommendation to cold-start users[C]//Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Virtual Event,Canada:ACM,2021:1813-1817.
[33] Zhu Y,Tang Z,Liu Y,et al. Personalized transfer of user preferences for cross-domain recommendation[C]//Proceedings of the Fifteenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Virtual Event,Tempe,AZ,USA:ACM,2022:1507-1515.
[34] Chen C,Guo J,Song B. Dual attention transfer in session-based recommendation with multi-dimensional integration[C]//Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Virtual Event,Canada:ACM,2021:869-878.
[35] Li P,Jiang Z,Que M,et al. Dual attentive sequential learning for cross-domain click-through rate prediction[C]//Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Virtual Event,Singapore:ACM,2021:3172-3180.
[36] Wang Y,Xia Y,Zhao L,et al. Dual transfer learning for neural machine translation with marginal distribution regularization[C]//Proceedings of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence. New Orleans,LA,USA:AAAI Press,2018:5553-5560.
[37] 杜权,曾信,李北,等. 面向标记语言的机器翻译方法研究[J]. 中文信息学报,2024,38(8):68-75.
[38] Li P,Tuzhilin A. DDTCDR:deep dual transfer cross domain recommendation[C]//Proceedings of the Thirteenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Houston,TX,USA:ACM,2020:331-339.
[39] Zhao C,Li C,Xiao R,et al. CATN:cross-domain recommendation for cold-start users via aspect transfer network[C]//

Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Virtual Event, China: ACM, 2020: 229-238.
[40] Bengio Y, Courville A, Vincent P. Representation learning: a review and new perspectives[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(8): 1798-1828.
[41] 张佳,张丽红. 基于条件增强和注意力机制的文本生成图像方法[J]. 测试技术学报,2023,37(2):112-119.
[42] Eupont E. Learning disentangled joint continuous and discrete representations[EB/OL]. arXiv: 1804.00104, 2018.
[43] Gidaris S, Singh P, Komodakis N. Unsupervised representation learning by predicting image rotations[EB/OL]. arXiv: 1803.07728, 2018.
[44] Higgins I, Matthey L, Pal A, et al. beta-VAE: learning basic visual concepts with a constrained variational framework[C]// Proceedings of the 5th International Conference on Learning Representations. Toulon, France: OpenReview.net, 2017.
[45] Hsieh J T, Liu B, Huang D A, et al. Learning to decompose and disentangle representations for video prediction[EB/OL]. arXiv: 1806.04166, 2018.
[46] John V, Mou L, Bahuleyan H, et al. Disentangled representation learning for non-parallel text style transfer[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Florence, Italy: Association for Computational Linguistics, 2019: 424-434.
[47] Li A, Cheng Z, Liu F, et al. Disentangled graph neural networks for session-based recommendation[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2023: 1-13.
[48] Ma J, Zhou C, Cui P, et al. Learning disentangled representations for recommendation[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 32. Vancouver, Canada: Curran Associates, Inc., 2019: 5712-5723.
[49] Nema P, Karatzoglou A, Radlinski F. Disentangling preference representations for recommendation critiquing with β-VAE[C]// Proceedings of the 30th ACM International Conference on Information & Knowledge Management. Virtual Event, Queensland, Australia: ACM, 2021: 1356-1365.
[50] Wang X, Jin H, Zhang A, et al. Disentangled graph collaborative filtering[C]//Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Virtual Event, China: ACM, 2020: 1001-1010.
[51] Wang Y, Tang S, Lei Y, et al. DisenHAN: disentangled heterogeneous graph attention network for recommendation[C]// Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information & Knowledge Management. Virtual Event, Ireland: ACM, 2020: 1605-1614.
[52] Zheng Y, Gao C, Chang J, et al. Disentangling long and short-term interests for recommendation[C]//Proceedings of the ACM Web Conference 2022. Virtual Event, Lyon, France: ACM, 2022: 2256-2267.
[53] Zheng Y, Gao C, Li X, et al. Disentangling user interest and conformity for recommendation with causal embedding[C]// Proceedings of The Web Conference 2021. Virtual Event, Ljubljana, Slovenia: ACM, 2021: 2980-2991.
[54] Guo Z, Li G, Li J, et al. DualVAE: Dual disentangled variational autoencoder for recommendation[C]//Proceedings of the 2024 SIAM International Conference on Data Mining. Houston, TX, USA: SIAM, 2024: 571-579.
[55] Zhang Y, Liu Y, Han P, et al. Learning personalized itemset mapping for cross-domain recommendation[C]//Proceedings of the Twenty-Ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Yokohama, Japan: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2020: 2561-2567.
[56] He X, Liao L, Zhang H, et al. Neural collaborative filtering[C]//Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web. Perth, Australia: International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2017: 173-182.
[57] Singh A P, Gordon G J. Relational learning via collective matrix factorization[C]//Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Las Vegas, NV, USA: ACM, 2008: 650-658.
[58] Zhu F, Wang Y, Chen C, et al. A graphical and attentional framework for dual-target cross-domain recommendation[C]// Proceedings of the Twenty-Ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Yokohama, Japan: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2020: 3001-3008.
[59] Zhao X, Yang N, Yu P S. Multi-sparse-domain collaborative recommendation via enhanced comprehensive aspect preference learning[C]//Proceedings of the Fifteenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. Virtual Event, Tempe, AZ, USA: ACM, 2022: 1452-1460.
[60] Ma M, Ren P, Lin Y, et al. π-Net: a parallel information-sharing network for shared-account cross-domain sequential recommendations[C]//Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. Paris, France: ACM, 2019: 685-694.
[61] Perera D, Zimmermann R. LSTM networks for online cross-network recommendations[C]//Proceedings of the Twenty-Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence. Stockholm, Sweden: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2018: 3825-3833.

[责任编辑:陆炳新]