

基于层次化多视图对比学习的知识感知推荐

邹瑞基, 刘梦赤, 李昊

(华南师范大学计算机学院, 广东 广州 510631)

摘要: 近年来, 图神经网络(GNN)通过集成知识图谱(KG)的语义关系, 实现了新的知识感知推荐方法。通过将知识图谱中丰富的语义关系与GNN强大的表达能力相结合, 知识感知推荐系统能够有效挖掘用户偏好与物品属性的深层关联, 从而显著提升推荐效果。然而, 现有的方法往往受限于KG的质量, 对噪声三元组缺乏鲁棒性感知, 并且大多数仅在统一框架下进行单一的对比表示学习, 视图之间结构差异小, 无法学习更丰富的语义, 限制了推荐性能的进一步提升。为此, 提出一种全局感知的层次化多视图对比方法(GHCRec)。首先, 为了强调知识图谱的语义关系, 使用全局图注意力同掩码自编码器, 对三元组进行去噪处理; 其次, 构建双重对比学习框架, 以实现全面的信息蒸馏; 最后, 在3个公共数据集上进行的广泛实验表明, 模型捕获了更丰富的语义特征, 性能一致优于当前先进的基线方法。

关键词: 图神经网络; 知识图谱; 知识感知推荐; 多视图对比学习

DOI: 10.11907/rjdk.251447

扫描二维码阅读全文:

中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2026)008-0072-09



Hierarchical Multi-View Contrastive Learning for Knowledge-Aware Recommendation

ZOU Ruiji, LIU Mengchi, LI Hao

(School of Computer Science, South China Normal University, Guangzhou 510631, China)

Abstract: In recent years, graph neural networks (GNN) have enabled novel knowledge-aware recommendation approaches by integrating the semantic relations from knowledge graphs (KG). By combining the rich semantics of KG with the powerful representation capabilities of GNN, knowledge-aware recommender systems can effectively uncover deep associations between user preferences and item attributes, thereby significantly improving recommendation performance. However, existing methods are often limited by the quality of KG and lack robustness to noisy triples. Moreover, most of them perform single-view contrastive learning within a unified framework, resulting in small structural differences among views and limiting the ability to learn richer semantic representations, which hinders further performance improvements. To address these issues, this paper proposes a Global-aware Hierarchical Contrastive learning method for knowledge-aware Recommendation (GH-CRec). First, we employ a global graph attention mechanism with a masked autoencoder to denoise the triples and highlight the semantic relations in the knowledge graph. Second, we construct a dual-contrastive learning framework to achieve comprehensive information distillation. Finally, extensive experiments conducted on three public datasets, demonstrate that our model captures richer semantic features and consistently outperforms state-of-the-art baseline methods in terms of recommendation accuracy.

Key Words: graph neural network; knowledge graph; knowledge-aware recommendation; multi-view contrastive learning

0 引言

在大数据时代, 推荐系统作为信息过滤的核心技术, 已成为帮助用户发现感兴趣的相关物品的重要工具^[1-2]。

在传统方法中, 协同过滤是一个经典的框架, 它利用用户的行为数据来衡量用户—项目相似性, 从而产生有效的推荐服务^[3]。

近年来, 图神经网络被引入推荐系统, 其强大的高阶关系建模能力显著改进了协同过滤框架^[4-6]。然而, 用户

收稿日期: 2025-08-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(61672389); 广州市大数据智能教育重点实验室(201905010009)

作者简介: 邹瑞基(2002-), 男, 华南师范大学计算机学院硕士研究生, 研究方向为知识图谱增强的推荐方法; 刘梦赤(1962-), 男, 博士, 华南师范大学计算机学院教授, 研究方向为数据库语义推理、大数据系统; 李昊(1999-), 男, 华南师范大学计算机学院硕士研究生, 研究方向为数据库查询优化。本文通讯作者: 邹瑞基。

一项目图(UIG)交互的稀疏性从根本上限制了性能提升的范围。为了解决这个问题,通过将知识图谱作为物品的丰富信息网络引入,进一步增强推荐系统的透明性和可解释性,从而产生了知识图谱增强的推荐系统^[7]。将用户、项目和实体纳入基于协同知识图谱(Collaborative Knowledge Graph, CKG)的共享嵌入空间,在用户—项目交互图中注入知识图谱的知识并产生可解释的推荐结果^[8]。这类方法采用图神经网络的消息聚合方案,递归地收集CKG上的邻域信息来捕获远程连通性。从知识图谱中提取有价值的知识信息,以增强用户—项目交互中的协作信号^[9]。

尽管知识图谱已被证明对改进推荐系统是有效的,但它们也会引入噪声和长尾效应。大型知识图谱经常出现明显的知识冗余,并遭遇不可控的知识质量问题^[10]。这不仅增加了额外的计算开销,甚至可能对推荐性能产生不利影响。由于自监督学习(Self-Supervised Learning, SSL)能够从未标注的数据中自动地学习有用的表示或特征,近年来的研究提出将其用于推荐任务,通过提取用户与项目间的语义信息,实现知识感知推荐^[11]。例如,SGI^[12]、KG-CL^[13]和HCVCL^[14]等,通过生成对比视图的方式,使项目和用户能够从KG嵌入的丰富语义和上下文信息中学习。然而,大多数方法通常在统一框架上进行图表示学习,没有考虑知识图谱和推荐任务之间的重要潜在原理,特别是邻域连接的重要语义和结构信息。在多样化的推荐场景中,准确地生成对比表示视图是非常具有挑战性的。如果生成粗粒度语义视图,则会显著限制模型深度挖掘信息的能力,导致生成低质量的用户—项目交互表示,进而影响推荐性能。

本文提出的模型以更细粒度方式充分处理信息,从而获取更高质量的特征表示,用于推荐任务。通过引入全局图注意力机制与掩码自编码器来识别知识图谱中对推荐有用的边,并对物品节点进行可控的邻域聚合,以缓解其因邻居节点分布不均导致的节点表示学习两极化的问题。同时,构建双通道自适应增强的对比学习框架,将KG的潜在信息挖掘与用户—项目交互建模联系起来,以实现更全面的蒸馏。本文主要贡献如下:

(1)整合了局部语义与全局上下文信号,有效过滤了噪声,并生成更有价值的自我监督信号,从而增强挖掘重要知识的能力。

(2)构建层次化多视图对比学习框架,在两个层次对图进行不同粒度的增强,从而提升模型鲁棒性。通过并行跨视图对比学习,挖掘不同视图之间的语义关联,并实现语义对齐。

(3)在3个公开数据集上进行了大量的实验。结果表明,与当前先进的模型相比,本文模型表现出更好的性能。

1 相关工作

1.1 知识感知推荐

知识感知推荐方法主要分为三类:基于嵌入的方法、基于路径的方法以及基于图神经网络的方法。这些方法从不同角度挖掘知识图谱中的结构与语义信息,以增强推荐系统的准确性与可解释性。

(1)基于嵌入的方法。通过将知识图谱中的实体和关系映射到低维向量空间,旨在挖掘其中的语义信息,并将其融入推荐系统的建模过程中。这类方法通常依赖知识图谱嵌入(KGE)^[15]技术,如TransE^[16]、TransH^[17]和TransR^[18]等,以学习实体间的潜在关系并增强推荐系统。例如,CKE首次将KG的多类型边信息引入协同过滤框架,通过TransR编码项目结构化知识,实现KG与协同过滤的联合建模^[19]。KTUP提出知识图谱补全与项目推荐的联合学习机制,通过传递各模块中实体、关系和偏好的知识,可以丰富项目和偏好的嵌入^[20]。然而,这些方法难以捕捉KG中复杂的多跳路径关系,无法处理高阶连通性,并且缺乏推荐的可解释性。

(2)基于路径的方法。通过挖掘知识图谱中高阶连通性和语义关联路径,为推荐系统注入结构化知识的同时,提供可解释的推荐依据。例如,MCRec采用元路径策略,通过预定义的语义路径模板提取用户—项目对的关联路径^[21]。KPRN通过长短期记忆网络(LSTM)动态生成路径表示,融合实体和关系的语义特征,进一步提升了路径建模的灵活性^[22]。RippleNet以用户为中心,通过逐层传播用户行为信息,聚合与用户历史交互相关的实体和路径^[23]。这些方法在可解释性方面表现突出,但其需要手动设计高质量的路径,这增加了人工标注成本。

(3)基于图神经网络的方法。在知识图谱增强的推荐系统中表现出显著优势,其核心在于通过邻居信息聚合机制递归传播嵌入,从而捕捉用户—项目交互的多跳语义关联。这类方法天然适配推荐系统的图结构特性,能够有效建模KG中的高阶关系路径,同时提供可解释性增强的潜力。例如,KGCN^[24]和NGCF^[25]的神经网络通过广泛的信息传播来捕获高阶协作信号。其中,LightGCN精简并增强了基础GCN架构^[26]。KGAT提出关系感知的聚合机制,通过引入关系权重和注意力机制,动态调整邻居信息对目标节点的贡献,从而更精确地建模复杂语义关系^[8]。KGIN首次引入关系路径感知聚合,为用户意图进行建模,并通过多条路径捕捉KG中的丰富语义,为推荐结果提供了可解释的路径依据^[27]。

1.2 自监督学习

自监督学习(SSL)通过从未标注的数据中自动学习有用表示,从而无需依赖人工标注的标签。它是一种跨领域的高效技术,在计算机视觉^[28-29]、自然语言处理^[30-31]等领

域获得了广泛关注。

近年来,SSL被广泛引入推荐系统,有效缓解了传统推荐模型面临的数据稀疏性和冷启动的问题^[32]。其核心思想是通过设计数据增强策略和对比目标函数,迫使模型区分正负样本对,从而在无监督条件下学习到鲁棒的语义表示。

SGL首次将SSL引入协同过滤框架,在图学习框架中使用自监督学习技术来增强模型捕获复杂关系的能力^[12]。AdaGCL进一步提出了一种自适应图生成与去噪机制。该机制可以动态调整图结构以增强对比视图的多样性^[33]。HKGCL利用分层知识表示构建多领域语义桥梁,提升了跨域推荐效果^[34]。SimGCL通过在表示空间中加入均匀噪声来生成对比视图,从而提高模型的鲁棒性^[35]。KGRec首次结合生成学习与对比学习来挖掘KG中的隐含语义^[7]。MCN4Rec提出时态图对比学习,结合局部交互序列与全局时态图结构,捕捉动态的项目相关性^[36]。基于此,本文提

出一种新的基于SSL的知识感知推荐方法,通过多粒度细化节点表示与多视图语义对齐,以增强推荐模型的性能。

2 推荐算法

2.1 模型架构

本文设计了一个全局感知的层次化多视图对比模型(GHCRRec),整体架构如图1所示。该模型首先通过嵌入层,将知识图谱三元组中的实体节点和用户节点转化为丰富语义的特征表示;其次,在异构图中设计全局图注意力聚合机制,通过邻域信息聚合与自监督学习策略,识别出对推荐任务有价值的三元组;然后,在两个层面分别对知识图谱和用户-项目交互图进行去噪增强,创建多个结构视图;最后,通过并行跨视图对比学习来挖掘知识图谱中有价值的潜在语义,从而获得高质量的用户和项目表示。

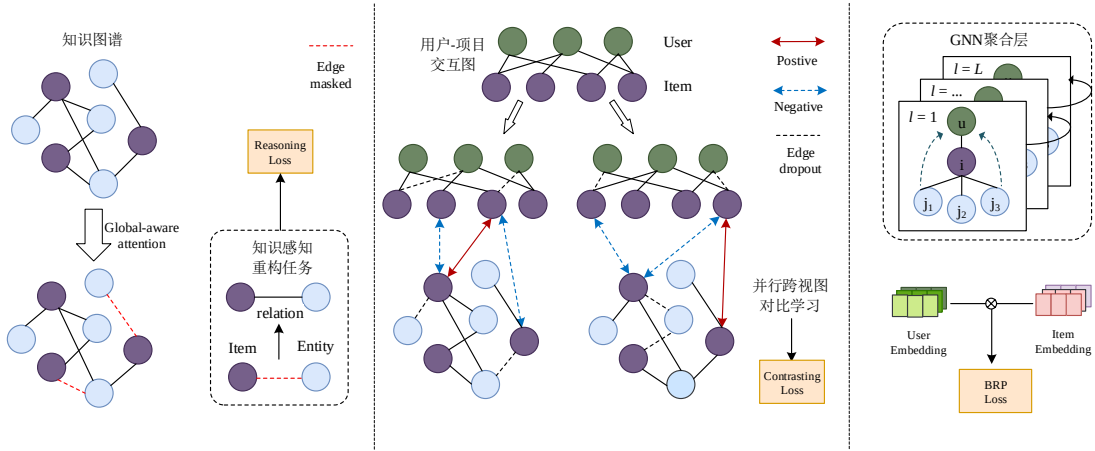


Fig. 1 The overall architecture of the model

图1 模型的整体架构

2.2 全局感知注意力网络

传统图注意力机制(GAT)通过计算节点与其直接邻居间的注意力权重来聚合信息,从而强调局部结构的重要性。然而,其局限在于只能利用邻近节点的信息,难以捕捉长距离依赖与全局图特征。本文引入全局注意力机制,将整个图的宏观信息融入节点表示中。通过结合局部与全局信息,并控制不同邻居在聚合阶段的权重,缓解了因节点分布不均匀对表示学习造成的负面影响。全局感知图注意力框架,如图2所示。

首先,给定一个三元组 (i, r_{ij}, j) ,使用多头注意力机制来计算KG中头实体 i 和尾实体 j 之间关系 r_{ij} 的权重得分^[7]。将基于三元组的局部注意力的权重函数表述如公式(1)所示:

$$\alpha_{ij} = \frac{\mathbf{e}_i \mathbf{W}^Q \cdot (\mathbf{e}_j \mathbf{W}^K \otimes \mathbf{e}_r)^T}{\sqrt{d_k}} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{e}_i$ 、 $\mathbf{e}_j$ 和 $\mathbf{e}_r$ 分别表示实体 i 和实体 j 的嵌入以及它

们之间的关系。 $\mathbf{W}^Q$ 和 $\mathbf{W}^K$ 表示权重变换矩阵, d_k 表示注意力头维度大小。将全局节点重要性权重函数表述如公式(2)所示:

$$\beta_v = \sigma(\mathbf{W}_2^T \tanh(\mathbf{W}_1 [\mathbf{e}_v \parallel \mathbf{g}] + b_1)) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{g}$ 是可学习的全局上下文向量,将节点特征 $\mathbf{e}_v$ 与其进行拼接形成输入特征。通过一层线性映射 $\mathbf{W}_1$ 和 $\tanh$ 激活函数投影至低维隐藏空间,随后,再被输入到一个无偏置的线性层 $\mathbf{W}_2$ 中得到标量打分, σ 表示Sigmoid函数。为了使头节点在KG中的权重得分具有全局可比性,将两者融合并使用softmax函数对注意力得分进行归一化,如公式(3)所示:

$$\omega_{ij} = \frac{\exp\left(\alpha_{ij} + \frac{1}{2}(\beta_i + \beta_j)\right)}{\sum_{j' \in N_i} \exp\left(\alpha_{ij'} + \frac{1}{2}(\beta_i + \beta_{j'})\right)} \quad (3)$$

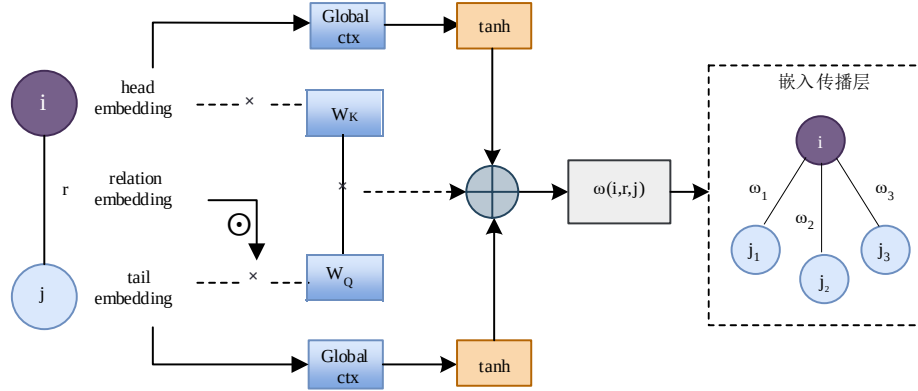


Fig. 2 Global-aware graph attention framework

图 2 全局感知图注意力框架

2.3 知识感知的掩码自编码器

掩码自动编码器作为自监督学习的重要范式,其核心机制通过隐空间建模与局部信息重建,能够有效捕捉数据的内在语义结构^[37]。针对知识图谱中的高阶关系进行选择性遮蔽,迫使模型通过上下文推理实现被遮蔽信息重构。这种设计具有双重优势:一方面通过知识驱动的对比学习增强节点表示的判别性;另一方面通过语义完整性约束强化用户偏好建模的可解释性。

2.3.1 异构知识聚合

知识图谱的异构性特征体现为多类型关系交互与复杂的语义拓扑结构。传统图神经网络采用统一的聚合规则,难以有效区分不同关系类型的语义贡献,导致节点表示易受噪声边干扰。为此,本文通过考虑邻居实体的重要性进行动态加权,将关系信息注入邻近实体的嵌入表示中,并利用三元组知识得分对融合后的表示进行加权聚合,如公式(4)所示:

$$\mathbf{e}_i^{(l)} = \frac{1}{|N_i|} \sum_{(i, r, j) \in N_i} \omega_{ij} \mathbf{e}_r \otimes \mathbf{e}_j^{(l-1)} \quad (4)$$

其中, N_i 表示以节点 i 为中心且包含其所有一阶邻居的子图, l 表示聚合层。该方法在整个知识图谱中进行邻域间的动态加权聚合。节点的表示可通过多层聚合进行更新,具体方式为结合该节点自身的嵌入与邻居节点的嵌入。在用户项目—交互图 G_u 中,对用户进行聚合相邻项目的嵌入来生成用户嵌入,如公式(5)所示:

$$\mathbf{e}_u^{(l)} = \frac{1}{|N_u|} \sum_{i \in N_u} \mathbf{e}_v^{(l-1)} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{e}_u$ 和 $\mathbf{e}_v$ 分别表示用户嵌入和项目嵌入。通过对来自不同聚合层的嵌入进行求和,得到最终的用户表示和项目表示。

2.3.2 节点连接重构

尽管全局图注意力网络能够为邻居节点分配语义权重,以指导信息聚合过程,但这些权重仅用于加权求和,可能导致对噪声边的高估或在训练初期产生注意力偏差。为了进一步提升模型对关键边的辨识能力与结构鲁棒性,本文引入一个自监督节点连接重构任务。具体而言,选择

权重最高的前 k 条边作为掩蔽边集合 $\mathcal{E}_m$, 采用 top-k 筛选方法,如公式(6)所示:

$$\mathcal{E}_m = \{(i, r, j) | \omega_{ij} \in \text{topk}(\mathcal{E}; k_m)\} \quad (6)$$

其中, $\text{topk}(\mathcal{E}; k_m)$ 表示从知识图谱边集 $\mathcal{E}$ 中选取得分最高的前 k 条边。被掩蔽后的知识图谱边集 G_k^m 为原始知识图谱的边集合 G_k 中去除 $\mathcal{E}_m$ 。本文在 G_k^m 上应用公式(4)的邻域知识聚合,以产生实体嵌入,并作为输入训练模型重构被遮蔽的重要连接边。在知识图谱中,实体节点嵌入可通过对来自不同聚合层的嵌入求和得到,如公式(7)所示:

$$\mathbf{e}_i = \sum_{l=1}^L \mathbf{e}_i^{(l)}; \mathbf{e}_j = \sum_{l=1}^L \mathbf{e}_j^{(l)} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{e}_i, \mathbf{e}_j$ 分别为知识图谱三元组中头节点和尾节点的最终嵌入表示。此时, $\mathcal{E}_m$ 不参与聚合阶段,可以作为自我监督标签进行重构。通过最小化 KG 三元组的点积对数损失,得到其损失函数,如公式(8)所示:

$$L_m = \sum_{(i, r, j) \in \mathcal{E}_m} -\log(\sigma(\mathbf{e}_i^\top \cdot (\mathbf{e}_j \otimes \mathbf{e}_r))) \quad (8)$$

2.4 多视图对比学习

为提升模型对噪声的鲁棒性与语义表示的判别性,本文分别从两个视角,对知识图谱和用户—项目交互图进行去噪增强,并据此创建多个结构视图。随后,在 KG 和 UIG 之间进行并行的跨视图对比学习,如图 3 所示。

2.4.1 图增强

图增强是多视图对比学习的基础,它通过可控的图结构扰动,生成语义一致但拓扑各异的视图,以捕捉知识图谱中多粒度的用户偏好特征^[38]。为了更好地捕捉图中实体之间的潜在关系,本文使用两种互补的增强机制:基于权重的边丢弃和基于随机的边丢弃,从两个维度对图结构进行扰动。

不同关系边对推荐任务的贡献度通常具有显著差异,具有较低权重得分的知识三元组通常被视为与模型学习无关或有害的边。对于 KG,本文选取低分三元组进行动态地删除,如式(9)—式(10)所示:

$$\mathcal{E}_k^1 = \{(i, r, j) | \omega_{ij} \in \text{topk}(-\mathcal{E}; k_{\text{drop}})\} \quad (9)$$

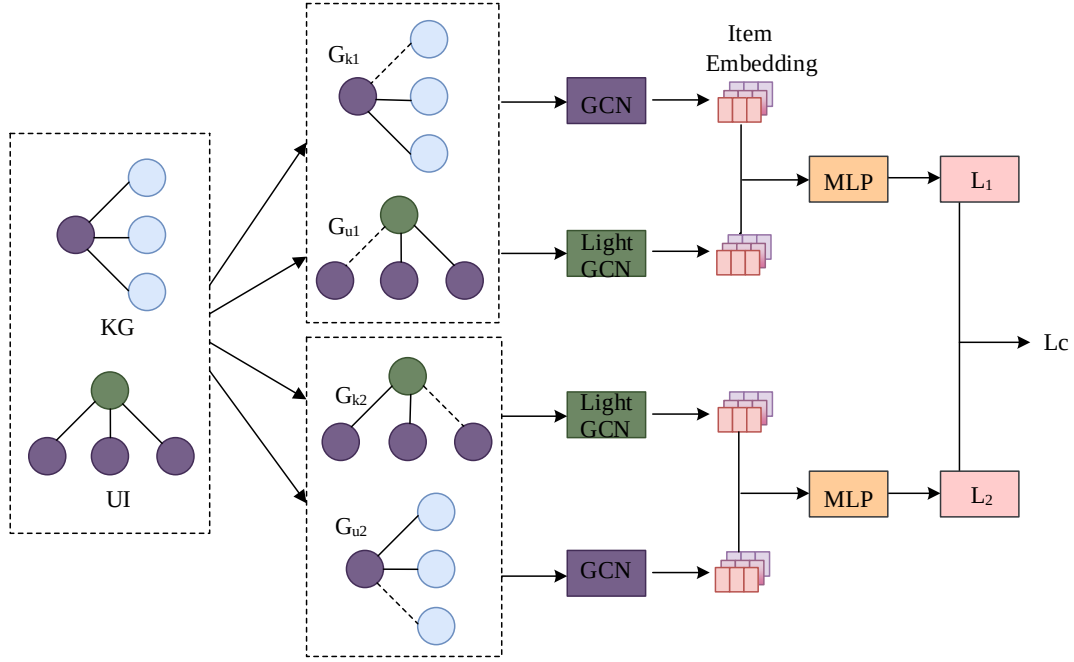


Fig. 3 Hierarchical multi-view contrastive framework

图3 层次化多视图对比框架

$$G_k^1 = G_k \setminus \mathcal{E}_k^1 \quad (10)$$

其中, $\text{topk}(-\varepsilon; k_{\text{drop}})$ 表示前 k 条最低权重的边, 通过原始边集合减去低分边, 得到增强后的视图 G_k^1 。对于用户—项目交互图中的每个项目, 将在 KG 中以其作为头或尾节点出现的所有边的权重取平均值, 得到一个项目级得分。据此获得 UIG 的低分权重边集合 $\mathcal{E}_u^1$, 并丢弃得到增强后的视图表示为 $G_u^1 = G_u \setminus \mathcal{E}_u^1$ 。

同时, 在另一层面采用伯努利采样边丢弃来生成不同视角下的图表示, $* \in (k, u)$ 代表不同视图下的掩码向量, 即对于 KG 和 UIG 中的每个边, 根据丢弃率 δ 随机生成掩码向量 m_i^k 和 m_j^u , 如式 (11) 一式 (12) 所示:

$$m_i^* \sim \text{Bernoulli}(1 - \delta) \quad (11)$$

$$G_k^2 = \{ \mathcal{E}_k^2 \mid m_i^k = 1 \}; G_u^2 = \{ \mathcal{E}_u^2 \mid m_j^u = 1 \} \quad (12)$$

其中, G_k^2 和 G_u^2 是最终生成增强后的视图。

2.4.2 对比学习

在生成增强后的不同视图中, 进行聚合操作来获取物品节点在相应视图中的表示。LightGCN 取消卷积网络中的特征变换和非线性激活, 不仅简化了模型, 同时还使其在用户—项目交互图中的消息传播变得更高效^[26]。本文使用其聚合模块学习用户和物品表示, 如式 (13) 一式 (14) 所示:

$$\mathbf{x}_u^{(l)} = \sum_{i \in N_u} \frac{\mathbf{x}_i^{(l-1)}}{\sqrt{|N_u| |N_i|}} \quad (13)$$

$$\mathbf{x}_i^{(l)} = \sum_{u \in N_i} \frac{\mathbf{x}_u^{(l-1)}}{\sqrt{|N_u| |N_i|}} \quad (14)$$

其中, $\mathbf{x}_u^{(l)}$ 和 $\mathbf{x}_i^{(l)}$ 为第 l 层的用户和物品表示, 通过对聚合后的所有层的表示进行求和, 得到 UIG 视图中物品的最终对比嵌入。对于 KG 视图, 使用全局感知的聚合机制来

生成对比嵌入。由于不同视图中的对比嵌入表示空间也不同, 因此需要将不同视图中的嵌入通过共享投影头映射, 以得到其对比嵌入。本文引入了两个轻量级的多层感知机 (MLP), 分别作为共享投影头与预测头。给定实体 i 在不同增强策略下得到的视图表示为 $\mathbf{x}_{u,i}^*$ 和 $\mathbf{x}_{k,i}^*$ 。

首先, 通过共享投影头得到其对比嵌入, 如式 (15) 一式 (16) 所示:

$$\mathbf{z}_{u,i}^* = \sigma \left(\left(\mathbf{x}_{u,i}^* \right)^\top \mathbf{W}_1^{G_u^*} + \mathbf{b}_1^{G_u^*} \right)^\top \mathbf{W}_2^{G_u^*} + \mathbf{b}_2^{G_u^*} \quad (15)$$

$$\mathbf{z}_{k,i}^* = \sigma \left(\left(\mathbf{x}_{k,i}^* \right)^\top \mathbf{W}_1^{G_k^*} + \mathbf{b}_1^{G_k^*} \right)^\top \mathbf{W}_2^{G_k^*} + \mathbf{b}_2^{G_k^*} \quad (16)$$

其中, $* \in (1, 2)$ 分别表示由权重丢弃和随机丢弃构建的结构视图的上标。 $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{b}$ 是可训练的参数。此外, 本文设计了一个基于 Infonce 损失的对比学习损失^[39]。同时, 为防止表示坍塌, 引入一个轻量级预测头 ρ , 通过构建预测一致性损失, 得到单视图损失, 如公式 (17) 所示:

$$L_c^* = \sum_{i \in I} -\log \frac{\exp(s(\mathbf{z}_i^u, \mathbf{z}_i^k)/\tau)}{\exp(s(\mathbf{z}_i^u, \mathbf{z}_i^k)/\tau) + \sum_{j \neq i} \exp(s(\mathbf{z}_i^u, \mathbf{z}_j^k)/\tau)} + \lambda \sum_{i \in I} \left\| \rho(\mathbf{z}_i^u) - \mathbf{z}_i^k \right\|^2 \quad (17)$$

其中, $\mathbf{z}_i^u$ 和 $\mathbf{z}_i^k$ 为正样本对的嵌入, 即同一节点在 UIG 和 KG 上的表示, j 是在物品 i 的负样本中进行随机采样所得。采用余弦函数 $s(\cdot)$ 为正负对之间的相似性函数, τ 为温度参数, λ 是预测一致性损失权重。最终融合的对比学习损失函数如公式 (18) 所示:

$$L_{CL} = \alpha L_c^1 + (1 - \alpha) L_c^2 \quad (18)$$

其中, α 是一个超参数, 用于分配两组视图的对比损失权重。

2.5 联合训练

在模型的推荐任务中,可以定义用户和物品向量表示的内积作为用户—物品交互的预测函数,如公式(19)所示:

$$\hat{y}_{ui} = \mathbf{e}_u^\top \mathbf{e}_i \quad (19)$$

采用贝叶斯个性化排序(BPR)^[40]损失作为推荐主损失来优化模型参数,如公式(20)所示:

$$L_{\text{rec}} = \sum_{(u,i,j) \in \mathcal{O}} -\ln \sigma(\hat{y}_{ui} - \hat{y}_{uj}) \quad (20)$$

其中, $\mathcal{O} = \{(u, i, j) | (u, i) \in \mathcal{O}^+, (u, j) \in \mathcal{O}^-\}$ 是训练集, i 是交互过的正样本, j 是随机取样的负样本。为优化上述 3 种损失,本文使用联合学习方法,定义的综合损失如公式(21)所示:

$$L = L_{\text{rec}} + \lambda_1 L_m + \lambda_2 L_{\text{CL}} \quad (21)$$

其中, λ_1 决定掩蔽重构任务损失权重, λ_2 决定层次化多视图对比学习任务的损失权重。

3 实验

3.1 数据集

为了验证本文模型的有效性,在 3 个常用的公开数据集 (Last-FM^[8]、MIND^[7]和 Alibaba-iFashion^[27]) 上进行了实验,这些数据集反映了不同的实际应用。通过采用常用的 10-Core 方法对数据集进行预处理,以过滤出现次数少于 10 的用户和项目。对于用户—物品交互图中的每个用户节点,随机选取与其交互的物品节点中的 80% 作为训练集,其余 20% 作为测试集。表 1 总结了 3 个评估数据集的用户物品交互和知识图谱的统计数据。数据集的简要说明如下:

(1) Last-FM 是音乐推荐领域常用的数据集,来源于 Last.fm 平台,包含用户历史音乐播放记录、艺术家/歌曲标签及社交互动数据。

(2) MIND 涵盖用户新闻点击行为、新闻元数据(标题、正文、主题)及用户画像,适用于动态新闻推荐场景,常用于个性化新闻推荐及会话行为分析。

(3) Alibaba-iFashion 数据集来源于阿里巴巴时尚在线购物平台,其包含用户对时尚商品的交互行为(点击、收藏、购买)及多模态商品信息(图像、文本、分类标签),且基于细粒度时尚分类体系构建。

Table 1 Dataset statistics

表 1 数据集统计信息

(个)

参数	Last-FM	MIND	Alibaba-iFashion
用户数	23 566	100 000	114 737
物品数	48 123	30 577	30 040
交互数	3 034 796	2 975 319	1 781 093
实体数	58 266	24 733	59 156
关系数	9	512	51
三元组数	464 567	148 568	279 155

3.2 评价指标

在推荐系统的评估阶段,将目标用户的所有未交互项视为潜在负样本,以推断其偏好。为消除评估偏差并保证公平性,采用全排序的策略。对于每个用户,将其嵌入与所有项目节点嵌入的点积值按降序排列。针对 Top-K 推荐效果的评估,本文选择两个具有代表性的指标 Recall@K 和 NDCG@K 来衡量模型的性能。其中, K 设置为 20; Recall 通过计算推荐列表中覆盖用户真实交互项的比例,反映模型的召回能力;而 NDCG 通过引入位置折损因子对高排名相关项赋予更高权重,从而同时捕捉推荐结果的相关性和排序质量。

3.3 基线模型

为全面评估本文模型的性能优势,选取了以下具有代表性的基线模型进行对比实验:传统的协同过滤与基于嵌入的知识推荐模型(CKE^[19]、LightGCN^[26])、图神经网络知识推理模型(KGAT^[8]、KGIN^[27])以及自监督学习知识感知推荐模型(SGL^[12]、KGCL^[13]、KGRec^[7]、HKRec^[41])。

(1) CKE。一种基于嵌入的知识感知推荐模型,它通过融合知识图谱的实体嵌入与协同过滤信号相结合来进行推荐。

(2) LightGCN。通过简化图神经网络结构,并采用高阶邻居聚合方式,增强了在协同过滤中对用户—项目交互的建模效果。

(3) KGAT。通过图注意力网络显式建模知识图谱三元组关系,实现递归式高阶协同信号传播。

(4) KGIN。考虑了用户—项目关系和关系路径的远程语义,利用知识图谱计算用户的意图作为语义关系的加权组合,并为推荐任务提供了可解释语义。

(5) SGL。引入自监督学习,通过利用自监督信号来更有效地捕获复杂的用户—项目交互和关系,从而提高推荐质量。

(6) KGCL。基于知识图谱表示学习和自监督数据增强,引入图对比学习来降低潜在的知识噪声,优化用户/项目表示。

(7) KGRec。首次将生成式和对比式自监督学习相结合,为知识图谱三元组生成表示得分,并根据分数设计自监督学习框架。

(8) HKRec。采用双重掩蔽策略,即边连接掩蔽和节点特征掩蔽,有效的对知识图谱进行了去噪。

3.4 对比实验

本文将所提出的模型 GHRec 与所有基线模型进行了比较,结果如表 2 所示。其中,表现最佳的结果用粗体标注。

相比于传统的协同过滤方法(LightGCN),引入知识图谱的方法在大多数基准数据集上取得了更好的性能,表明其作为辅助信息可以有效缓解以往推荐方法中的数据稀疏性问题。基于嵌入的方法(CKE)虽引入知识三元组,但

Table 2 Comparison of the proposed model with baseline models on three open datasets

表2 本文模型在三个公开数据集上与基线模型进行比较

模型	Last-FM		MIND		Alibaba-iFashion	
	Recall	NDCG	Recall	NDCG	Recall	NDCG
LightGCN	0.074 7	0.065 1	0.040 9	0.024 9	0.105 8	0.065 2
CKE	0.084 3	0.071 7	0.038 6	0.024 5	0.082 6	0.050 8
KGAT	0.087 0	0.074 3	0.034 3	0.028 9	0.095 7	0.057 7
KGIN	0.090 2	0.078 0	0.035 4	0.022 3	0.114 7	0.071 6
SGL	0.087 9	0.077 5	0.042 1	0.027 3	0.113 9	0.071 1
KGCL	0.091 0	0.077 2	0.039 8	0.024 7	0.114 6	0.071 9
KGRec	0.094 8	0.081 3	0.042 4	0.031 8	0.118 9	0.074 3
HKRec	0.096 4	0.083 6	0.043 5	0.033 9	0.119 4	0.074 5
GHCRec	0.111 8	0.097 7	0.044 7	0.034 6	0.122 9	0.077 1

静态融合策略导致其在MIND稀疏场景中表现较差,难以捕捉复杂语义。基于GNN的方法(KGAT、KGIN)通过注意力传播增强关系建模,在Last-FM和Alibaba-iFashion数据集上的表现优于CKE。这是因为GNN能够在异构图中捕提高阶依赖关系,同时,获取更优的知识表示。然而,在MIND数据集上,GNN的性能提升较为有限。这主要是因为其知识图谱规模较小、连接相对稀疏,导致高阶路径信息不足,难以支撑有效的图传播学习。在自监督增强模型中,结合对比学习与生成式学习的混合模型(KGRec, HKRec)相较于单一对比方法(SGL、KGCL)展现出显著优势,这表明生成式任务能够从KG中提取细粒度语义。

本文提出的模型GHCRec有效利用了知识图谱中的信息,通过结合生成式和对比学习,在3个数据集中均取得了最优性能。本文从3个方面展开分析:①通过融合全局感知注意力分配三元组权重,对知识图谱噪声进行有效的过滤并保留核心关系;②结合对比和生成两种学习范式,通过掩蔽重构任务重构重要三元组,进一步强化属性级语义;③在两个层次上进行图增强以生成多视图,并通过双重协同对比提升推荐的多样性。相比于单一的对比学习方法,该方法展现出更强的鲁棒性。

3.5 消融实验

本文模型融合了全局感知注意力和层次化多视图对比学习两个模块。为了系统评估每个组件的贡献值以及融合方法的稳定性与合理性,将GHCRec与两个变体进行了对比:①移除全局注意力聚合模块(w/o GA);②移除层次化多视图并行对比模块(w/o MV)。具体消融实验结果如表3所示,其中,表现最佳的结果用粗体标注。

Table 3 Results of ablation experiment

表3 消融实验结果

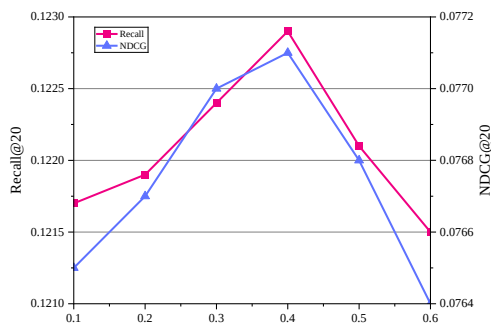
模型	Last-FM		Alibaba-iFashion	
	Recall	NDCG	Recall	NDCG
w/o GA	0.108 7	0.095 1	0.120 9	0.076 0
w/o MV	0.110 3	0.096 4	0.121 3	0.076 3
GHCRec	0.111 8	0.097 7	0.122 9	0.077 1

由表3可知,通过对变体进行对比,可以有效评估各个模块对整体性能的单独贡献。移除GA模块和MV模块的变体性能明显低于本文模型,这表明本文模型的提升效果是显著的。进一步对比可以看出,移除GA模块的变体性能下降更多,这表明GA模块中的全局感知注意力在改变图形神经网络的聚合机制上对模型整体性能贡献更大,同时,两模块的结合表现出最佳性能。

3.6 超参数敏感性研究

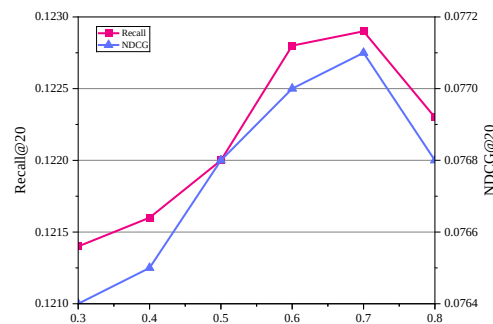
本文在Alibaba-iFashion数据集上分析了模型对两个超参数变化的敏感性,即增强视图边丢弃率 δ 和对比权重 α 对模型性能的影响,如图4所示。

从图4可知看出,参数 δ 与 α 在不同范围内进行了实验。图4(a)结果显示,当边丢弃率 δ 设置为0.4时,模型性能达到最佳。这表明该值能够有效保留重要的知识图谱信息,同时去除不重要的噪声边,以提升推荐质量。图4(b)结果显示,当对比权重 α 为0.7时,模型取得最佳表现,表明此时对比学习策略能够有效增强模型的区分能力;而当 α 升至0.8时,模型性能开始下降,这可能是由于过强的对比约束抑制了有用信息的学习,进而对推荐质量产生负



(a) Impact of drop rate δ

(a) 边丢弃率 δ 对模型的影响



(b) Impact of CL weight α

(b) 对比权重 α 对模型的影响

Fig. 4 Impact of model parameter sensitivity

图4 模型参数敏感度影响

面影响。

4 结语

本文设计了一种用于知识感知推荐的全局感知层次化多视图对比学习模型,该模型结合生成学习与对比学习范式,以深度挖掘知识图谱中的隐含语义。针对知识图谱中物品节点邻居分布不均匀问题,本文设计了一个全局感知的图聚合机制并引入掩码自编码器,以增强节点学习表示的同时,引导模型抑制噪声边并保留重要语义。为了进一步缓解图数据中噪声对推荐产生的负面影响,本文设计了层次化的多视图对比框架。通过使用不同图增强策略生成结构差异显著的对比视图,在多视图对比学习框架中协同优化并进行信息蒸馏。与传统单一视图对比方法相比,该方法能更有效地抑制噪声干扰。此外,消融实验结果表明,模型的两个关键组件均表现出有效性。

在未来的工作中,将进一步解决知识图谱中的噪声问题,并探索用户在复杂语义关系类型中的兴趣。除了本文使用的知识图谱外,引入大语言模型以辅助推荐也是一个值得探索的方向。

参考文献:

- [1] SUN F, LIU J, WU J, et al. BERT4Rec: sequential recommendation with bidirectional encoder representations from transformer[C]//Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, 2019: 1441–1450.
- [2] YANG Y, HUANG C, XIA L, et al. Debaised contrastive learning for sequential recommendation[C]//Proceedings of the ACM Web Conference, 2023: 1063–1073.
- [3] SUN Z, GUO Q, YANG J, et al. Research commentary on recommendations with side information: a survey and research directions[J]. Electronic Commerce Research and Applications, 2019, 37: 100879.
- [4] MAO K, ZHU J, XIAO X, et al. UltraGCN: ultra simplification of graph convolutional networks for recommendation[C]//Proceedings of the 30th ACM International Conference on Information & Knowledge Management, 2021: 1253–1262.
- [5] WU J, WANG X, FENG F, et al. Self-supervised graph learning for recommendation[C]//Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2021: 726–735.
- [6] YU J, XIA X, CHEN T, et al. XSimGCL: towards extremely simple graph contrastive learning for recommendation[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2023, 36(2): 913–926.
- [7] YANG Y, HUANG C, XIA L, et al. Knowledge graph self-supervised rationalization for recommendation[C]//Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2023: 3046–3056.
- [8] WANG X, HE X, CAO Y, et al. KGAT: knowledge graph attention network for recommendation[C]//Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2019: 950–958.
- [9] LIN F, ZHU X, ZHAO Z, et al. Knowledge graph pruning for recommendation[DB/OL]. <https://arxiv.org/html/2405.11531>.
- [10] TIAN Y, YANG Y, REN X, et al. Joint knowledge pruning and recurrent graph convolution for news recommendation[C]//Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2021: 51–60.
- [11] WANG X, LIU N, HAN H, et al. Self-supervised heterogeneous graph neural network with co-contrastive learning[C]//Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2021: 1726–1736.
- [12] WU J, WANG X, FENG F, et al. Self-supervised graph learning for recommendation[C]//Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2021: 726–735.
- [13] YANG Y, HUANG C, XIA L, et al. Knowledge graph contrastive learning for recommendation[C]//Proceedings of the 45th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2022: 1434–1443.
- [14] CHEN S, LI Z. Hierarchically coupled view-crossing contrastive learning for knowledge enhanced recommendation[J]. IEEE Access, 2024, 12: 75532–75541.
- [15] WANG Q, MAO Z, WANG B, et al. Knowledge graph embedding: a survey of approaches and applications[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2017, 29(12): 2724–2743.
- [16] BORDES A, USUNIER N, GARCIA-DURAN A, et al. Translating embeddings for modeling multi-relational data[C]//Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2013: 2787–2795.
- [17] WANG Z, ZHANG J, FENG J, et al. Knowledge graph embedding by translating on hyperplanes[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2014: 1112–1119.
- [18] LIN Y, LIU Z, SUN M, et al. Learning entity and relation embeddings for knowledge graph completion[C]//Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence, 2015: 2181–2187.
- [19] ZHANG F, YUAN N J, LIAN D, et al. Collaborative knowledge base embedding for recommender systems[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016: 353–362.
- [20] CAO Y, WANG X, HE X, et al. Unifying knowledge graph learning and recommendation: towards a better understanding of user preferences[C]//The World Wide Web Conference, 2019: 151–161.
- [21] HU B, SHI C, ZHAO W X, et al. Leveraging meta-path based context for top-n recommendation with a neural co-attention model[C]//Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, 2018: 1531–1540.
- [22] WANG X, WANG D, XU C, et al. Explainable reasoning over knowledge graphs for recommendation[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019: 5329–5336.
- [23] WANG H, ZHANG F, WANG J, et al. Ripplenet: propagating user preferences on the knowledge graph for recommender systems[C]//Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, 2018: 417–426.
- [24] WANG H, ZHAO M, XIE X, et al. Knowledge graph convolutional networks for recommender systems[C]//The World Wide Web Conference, 2019: 3307–3313.
- [25] WANG X, HE X, WANG M, et al. Neural graph collaborative filtering[C]//Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on

- Research and Development in Information Retrieval, 2019: 165–174.
- [26] HE X, DENG K, WANG X, et al. Lightgcn: simplifying and powering graph convolution network for recommendation [C]//Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2020: 639–648.
- [27] WANG X, HUANG T, WANG D, et al. Learning intents behind interactions with knowledge graph for recommendation [C]//Proceedings of the Web Conference, 2021: 878–887.
- [28] CHEN T, KORNBLITH S, NOROUZI M, et al. A simple framework for contrastive learning of visual representations [C]//International Conference on Machine Learning, 2020: 1597–1607.
- [29] DALVA Y, YANARDAG P. Noiseclr: a contrastive learning approach for unsupervised discovery of interpretable directions in diffusion models [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 24209–24218.
- [30] YANG Z, DAI Z, YANG Y, et al. XLNet: generalized autoregressive pretraining for language understanding [C]//Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems, 2019: 5754–5764.
- [31] XING B, TSANG I W. HC 2 L: hybrid and cooperative contrastive learning for cross-lingual spoken language understanding [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 46 (9): 6100–6115.
- [32] WU J, WANG X, FENG F, et al. Self-supervised graph learning for recommendation [C]//Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2021: 726–735.
- [33] JIANG Y, HUANG C, HUANG L. Adaptive graph contrastive learning for recommendation [C]//Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2023: 4252–4261.
- [34] LI Y, HOU L, LI D, et al. HKGCL: hierarchical graph contrastive learning for multi-domain recommendation over knowledge graph [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 233: 120963.
- [35] YU J, YIN H, XIA X, et al. Are graph augmentations necessary? simple graph contrastive learning for recommendation [C]//Proceedings of the 45th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2022: 1294–1303.
- [36] LI S, CHEN W, WANG B, et al. MCN4Rec: multi-level collaborative neural network for next location recommendation [J]. ACM Transactions on Information Systems, 2024, 42(4): 1–26.
- [37] HE K, CHEN X, XIE S, et al. Masked autoencoders are scalable vision learners [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 16000–16009.
- [38] HUANG H, ZHANG X, WANG J, et al. PEAE-GNN: phishing detection on ethereum via augmentation ego-graph based on graph neural network [J]. IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2024, 11 (3): 4326–4339.
- [39] GUTMANN M, HYVARINEN A. Noise-contrastive estimation: a new estimation principle for unnormalized statistical models [C]//Proceedings of the Thirteenth International Conference On Artificial Intelligence And statistics. JMLR Workshop and Conference Proceedings, 2010: 297–304.
- [40] RENDLE S, FREUDENTHALER C, GANTNER Z, et al. BPR: bayesian personalized ranking from implicit feedback [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1205.2618>.
- [41] ZHOU C, ZHOU S, HUANG J, et al. Hierarchical self-supervised learning for knowledge-aware recommendation [J]. Applied Sciences, 2024, 14(20): 9394.

(责任编辑:陈维捷)