

摘要

基于实体级用户偏好的图神经网络推荐算法研究

知识图谱因其能够通过丰富的实体和关系增强数据之间的语义联系，提高推荐结果的准确性和可解释性，被引入到推荐领域并发展出基于知识图谱的推荐算法。通过图神经网络利用知识图谱的结构信息和语义信息，提高推荐效果的方法是其中重要一种。尽管目前的方法已经取得了不错的进展，但是仍面临着对用户偏好建模粗糙的问题和数据中存在噪声的问题。具体的：现有方法要么未建模用户-物品交互背后的细粒度偏好，要么仅将偏好建模在知识图谱的关系级，忽略了用户在属性实体级的偏好；推荐效果的提高依赖高质量的知识图谱和交互数据，然而，构建方法的局限性导致知识图谱中存在噪声实体，隐式反馈的不准确使得数据中含有误点击之类的噪声交互。这些问题不利于用户和物品表示的学习，限制了推荐性能。因此，研究如何更好的建模用户偏好并缓解数据噪声问题，对提高算法准确度和用户满意度，具有重要的理论意义与应用价值。针对以上问题，本文分别从数据驱动和先验知识驱动的角度开展研究，提出了两个推荐算法，旨在利用图结构中丰富的连接信息将用户偏好建模至属性实体级，并利用用户偏好缓解数据中的噪声问题。本文主要贡献如下：

(1) 针对以往方法缺乏对用户交互背后细粒度偏好的建模和知识图谱中的噪声实体问题，本文从数据驱动的角度出发，提出了基于注意力机制建模实体级用户偏好的对比学习推荐算法。首先，通过图结构发掘出用户感兴趣的关键属性实体，并在构建知识图谱对比视图时保留此类实体，防止关键实体的丢失使物品语义遭受噪声实体的支配；然后，通过注意力机制从数据中学习实体级的用户偏好表示，并将其融入到交互图对比视图的构建中，以降低噪声实体对用户语义的影响；最后，利用对比学习优化用户和物品表示，进一步提高模型对噪声实体的鲁棒性。

(2) 针对以往方法仅将用户交互背后的偏好建模在关系级和隐式反馈中的噪声交互问题，本文从先验知识驱动的角度出发，提出了基于连接数先验权重建模实体级用户偏好的推荐算法。首先，通过引入属性实体和用户交互物品之间的连接数，并为其拟合出先验权重来建模用户对实体的偏好；然后，利用该先验权重指导用户实体级偏好表示的学习；最后，利用用户偏好对用户交互的物品打分，从而降低用户表示学习

中的噪声交互权重，提高用户表示的准确性。

(3) 本文在多个数据集上开展了广泛的实验，结果表明将用户偏好建模至属性实体级，不仅能更精细地捕捉用户偏好，改善推荐性能，还能有效地缓解数据中的噪声实体和噪声交互问题，提高模型对噪声数据的鲁棒性。从而证明了所提方法的有效性。

关键词：

推荐系统，知识图谱，图神经网络，注意力机制，对比学习

Abstract

Research on Graph Neural Network-Based Recommendation

Algorithm with Entity-Level User Preference

Knowledge graph has been introduced to the recommendation field and developed knowledge graph-based recommendation algorithms because of its ability to enhance the semantic connections between data through rich entities and relations, thus improving the accuracy and explainability of the recommendation results. Using the structure information and semantic information of knowledge graph through graph neural network to improve the recommendation results is an important one of them. Although current approaches have made good progress, they still face the problems of modeling user preference roughly and the existence of noise in the data. To be specific: existing methods either do not model the fine-grained preference behind user-item interaction, or model preference only at the relation level of the knowledge graph, ignoring the user preference at the attribute entity level; the improvement of the recommendation results relies on high-quality knowledge graph and interaction data, however, the limitations of the construction methods lead to noisy entities in the knowledge graph, and the inaccuracy of implicit feedback makes the data contain noisy interactions such as misclicks. Such problems are not conducive to the learning of user and item representations and restrict the recommendation performance. Therefore, it is of great theoretical significance and application value to study how to better model user preference and alleviate the noise problems in the data to improve the algorithm accuracy and user satisfaction. To address the above problems, this thesis proposes two recommendation algorithms from the data-driven and the priori knowledge-driven perspectives to model user preference to the attribute entity level by exploiting the rich connectivity information in the graph structure and alleviate the noise problems in the data using user preference. The main contributions of this thesis are as follows.

(1) To address the problems of lack of modeling fine-grained preference behind user interaction and noisy entities in knowledge graph in previous method, this thesis proposes a

contrastive learning recommendation algorithm based on the attention mechanism to model entity-level user preference from the data-driven perspective. First, the algorithm extracts key attribute entities of interest to user through graph structure and retains such entities in the construction of contrastive graphs of knowledge graph to prevent the loss of key entities from making the semantics of item dominated by noisy entities; then, the algorithm learns the representation of entity-level user preference from the data through the attention mechanism and incorporates it into the construction of contrastive graphs of interaction graph to reduce the influence of noisy entities on semantics of user; finally, the algorithm optimizes the user and item representations using contrastive learning to further improve the robustness of the model against noisy entities.

(2) To address the problems of the previous method that only models the preference behind user interaction at the relation level and noisy interactions in implicit feedback, this thesis proposes a recommendation algorithm that models entity-level user preference based on the priori weights of the number of connections from the priori knowledge-driven perspective. First, by introducing the number of connections between attribute entities and items interacted by user and fitting a priori weights for them to model user's preference for entities; then, using the priori weights to guide the learning of user entity-level preference representation; finally, using the user preference to score the items interacted by user, thus reducing the weight of noisy interactions in user representation learning and improving the accuracy of user representation.

(3) Extensive experiments are conducted on several datasets in this thesis, and the results demonstrate that modeling user preference to the attribute entity level can not only capture user preference more granularly and improve recommendation performance, but also alleviate the problems of noisy entities and noisy interactions in the data effectively and improve the robustness of the models to the noisy data. Thus, the validity of the proposed methods is proved.

Keywords:

Recommender system, Knowledge graph, Graph neural network, Attention mechanism, Contrastive learning

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 传统推荐算法	3
1.2.2 基于深度学习的推荐算法	3
1.2.3 基于知识图谱的推荐算法	5
1.3 本文研究内容	6
1.4 本文组织结构	7
第 2 章 预备知识	9
2.1 问题定义	9
2.2 知识图谱	9
2.3 图神经网络	11
2.4 对比学习	12
2.5 基于知识图谱和图神经网络的推荐算法	12
2.6 数据集和评价指标	13
2.6.1 数据集	13
2.6.2 评价指标	14
2.7 本章小结	15
第 3 章 基于注意力机制建模实体级用户偏好的推荐算法	16
3.1 引言	16
3.2 EPCL 模型结构	17
3.2.1 关键实体感知的知识图谱数据增强	17
3.2.2 基于注意力机制的物品和偏好表示学习	19

3.2.3	用户偏好和物品语义协同指导的交互图数据增强.....	20
3.2.4	协同信息学习与联合优化.....	22
3.3	实验与分析.....	24
3.3.1	实验设置.....	24
3.3.2	对比实验.....	25
3.3.3	消融实验.....	26
3.3.4	超参数分析.....	27
3.3.5	对噪声实体问题的缓解作用分析.....	28
3.4	本章小结.....	29
第 4 章	基于连接数先验权重建模实体级用户偏好的推荐算法.....	30
4.1	引言.....	30
4.2	EPKG 模型结构.....	31
4.2.1	连接数先验权重建模.....	31
4.2.2	实体级用户偏好表示学习.....	33
4.2.3	物品和用户表示学习.....	34
4.2.4	模型预测与优化.....	36
4.3	实验与分析.....	37
4.3.1	实验设置.....	37
4.3.2	对比实验.....	38
4.3.3	消融实验.....	39
4.3.4	超参数分析.....	40
4.3.5	对噪声交互问题的缓解作用分析.....	42
4.4	本章小结.....	43
第 5 章	总结与展望.....	44
5.1	工作总结.....	44

5.2 未来展望	45
参考文献	46
作者简介及在学期间所取得的科研成果	53
致谢	54

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

互联网的蓬勃发展带来了海量的数据,方便人们获取信息的同时也造成了信息过载问题,使得用户难以从大量信息中找到感兴趣的内容。为了解决信息过载问题,提高各种在线服务的用户体验,推荐系统应运而生。推荐系统的核心是推荐算法。推荐算法利用用户信息、物品信息以及上下文等信息发掘用户偏好并将用户可能感兴趣的内容推荐给用户,降低了用户寻找有价值信息的成本,提升了用户体验。在如今的信息时代,推荐算法已经在诸多领域发挥着重要的作用,如广告^[1-3]、搜索^[4]、电商^[5]和社交媒体^[6, 7]等。正因为推荐算法具有很强的实用价值,研究人员不断对其进行改进和优化。

在深度学习流行以前,传统的推荐算法主要基于协同过滤^[8]及其衍生方法。基于协同过滤的方法利用用户-物品共现矩阵,计算用户或物品间的相似度,并以此进行推荐。但是,协同过滤面临着共现矩阵稀疏的问题^[9]。基于矩阵分解的方法^[10]对共现矩阵进行分解,并利用生成的用户和物品隐向量进行推荐,提高了协同过滤的表达能力和泛化能力。但是,上述方法仅能利用用户和物品间的交互信息。为了解决上述问题,基于逻辑回归的方法^[6]将推荐问题转化为点击率预估问题,同时将用户特征、物品特征和上下文特征等多种类型数据输入到逻辑回归模型中,并根据预估的点击率进行推荐。传统的推荐算法实现简单,便于部署,但面临着数据稀疏、冷启动和人工特征工程等问题,同时仅能捕捉用户和物品的浅层交互特征。这使得传统推荐算法面临性能瓶颈。

近年来,深度学习技术的发展给推荐领域注入了新的活力。基于深度学习的推荐算法能够通过神经网络强大的表达能力利用多种类型的数据,并自动提取数据中的特征,捕捉用户和物品间复杂的非线性交互特征。相比于传统推荐算法,它能够有效地提高推荐算法的准确性,并且能够处理大规模数据和复杂场景下的推荐问题。然而,经典的深度学习推荐算法忽视了数据中丰富的关系数据,并且可解释性不强。实际上,推荐数据中存在着丰富的连接关系,比如用户间的社交关系、物品和属性的关联关系以及用户与物品间的交互关系等。知识图谱因其能够通过丰富的实体和关系建立起推荐数据之间的语义联系,有助于缓解推荐算法的数据稀疏和冷启动问题,发掘用户和物品间的深层关联,提高推荐算法的性能和可解释性,被自然而然的引入到推荐系统中。

基于知识图谱的推荐算法可以分为三类，分别是基于嵌入的方法^[11-14]、基于路径的方法^[15-18]和基于图神经网络的方法^[19-24]。基于嵌入的方法通过知识表示学习技术^[25-27]利用知识图谱中的语义信息以增强用户和物品的表示。基于路径的方法利用知识图谱节点间的路径信息优化用户和物品表示。这两种方法均能利用知识图谱的结构信息，提高推荐效果。然而，基于嵌入的方法仅利用知识图谱中的一阶语义信息，未利用到高阶连通信息。基于路径的方法利用了节点间的连通信息，但是依赖领域专家定义元路径。随着图神经网络的发展，发展出了基于图神经网络的推荐算法。该类方法通过迭代的聚合邻居节点信息更新中心节点的表示，不仅能利用知识图谱的语义信息，还能利用节点间的高阶连通信息。因此，如何通过图神经网络更好的利用知识图谱的语义知识，精准的建模用户偏好，开发更加个性化的推荐系统，成为推荐领域重要的研究课题，并涌现出一批优秀的工作，如 KGCN^[19]、CKAN^[21]、KGAT^[22]、KGCL^[23]、KGIN^[24]等。

尽管目前基于知识图谱的推荐算法中的图神经网络方法取得了不错的进展，但是还面临着以下问题：（1）用户偏好建模粗糙问题。现有方法要么未建模用户-物品交互背后反映出的细粒度用户偏好，要么仅将用户偏好建模在知识图谱的关系级，忽略了用户在属性实体级的偏好。实际上，用户在选择物品时会受到物品的属性实体驱动。（2）知识图谱中的噪声实体和隐式反馈中的噪声交互问题。基于知识图谱的推荐算法依赖高质量的知识图谱和交互数据。然而，构建方法的局限性导致知识图谱中往往含有与物品或推荐任务无关的噪声实体。隐式反馈缺乏准确反映用户偏好的评分数据，使得数据中可能存在误点击、代购等噪声交互。不够精细化的用户偏好建模和噪声数据会给用户和物品表示带来语义偏差，进而影响推荐效果。

综上所述，研究如何将用户偏好建模到更精细的属性实体级，并缓解知识图谱中存在的噪声实体和隐式反馈数据中的噪声交互问题，对更精准的理解用户行为，提高推荐算法准确性和鲁棒性有重要的理论意义，对提升用户满意度，提高企业效益乃至促进国民经济与社会发展，也具有十分重要的现实意义。

1.2 国内外研究现状

自上世纪 90 年代推荐系统概念出现以来，推荐算法从传统的协同过滤、矩阵分解等算法，发展到百花齐放的深度学习推荐算法，再到前沿的基于知识图谱的推荐算法，研究者们不断对其进行改进。因此，本节将从以上三个角度介绍推荐算法的研究现状。

1.2.1 传统推荐算法

在深度学习流行以前,传统的推荐算法以经典的协同过滤算法及其衍生方法为主。协同过滤^[8]算法基于用户和物品交互的共现矩阵,利用余弦相似度、皮尔逊相关系数等方式计算用户或物品间的相似性,并以此进行推荐。协同过滤可以追溯到 1992 年施乐公司的垃圾邮件过滤系统^[28],分为基于用户的协同过滤和基于物品的协同过滤。前者通过计算与目标用户最相似的若干个用户对物品的评分预测目标用户对物品的评分,并根据评分将物品推荐给用户;后者通过计算物品之间的相似度,将与用户历史交互物品相似的物品推荐给用户。协同过滤算法易于实现,可解释性强,但是在交互数据缺乏时难以准确发掘用户和物品间的相似性,面临着数据稀疏和冷启动问题。为了缓解共现矩阵稀疏的影响,MF^[10]等基于矩阵分解的模型对共现矩阵进行分解,并根据生成的用户和物品隐向量进行推荐,提高了协同过滤的表达能力和泛化能力。但是协同过滤及基于矩阵分解的模型仅能利用用户和物品的交互数据,对信息利用不充分。为了解决上述问题,基于逻辑回归的方法将推荐问题转化为点击率预估问题,将用户信息、物品信息和上下文信息等多种类型数据输入逻辑回归模型中,并根据预估的点击率进行推荐。然而,基于逻辑回归的方法忽略了特征之间的组合关系,无法进行特征交叉。因子分解机 FM^[29]对其改进,增加了二阶特征组合能力。FFM^[30]通过引入特征域的概念进一步提高了 FM 的特征交叉能力。然而上述模型仅能进行二阶特征组合,继续进行高阶特征交叉会面临组合爆炸问题。2014 年 Facebook 提出的 GBDT+LR^[6]模型能够有效的进行高阶特征筛选和组合,被广泛应用于工业界。传统的推荐算法实现简单,便于部署,但是只能利用有限的的数据特征,并且难以处理大规模高维数据和用户-物品之间复杂的交互关系。随着深度学习技术的迅速发展,推荐算法迈入深度学习时代。

1.2.2 基于深度学习的推荐算法

基于深度学习的推荐系统将用户信息、物品信息以及上下文等各类信息输入到深度神经网络模型中,以学习用户和物品的隐含表示,并基于隐含表示形成推荐列表^[31]。深度学习因其具备强大的特征提取能力,能够利用推荐系统中的多种数据类型(文本、图像等),捕捉用户和物品间复杂的非线性交互,在推荐领域快速发展。2015 年 Sedhain 等人提出的 AutoRec^[32]将协同过滤和自编码器结合,通过自编码器结果预测用户对物品

的评分。2016 年微软提出 DeepCrossing^[33]模型,将多种离散特征转换为嵌入表示并拼接之后,输入到含有残差结构的多层感知机中,自动对特征进行交叉。He 等人提出神经协同过滤框架 NCF^[33],利用多层感知机代替内积拟合用户-物品之间的复杂交互特征。Zhang 等人提出 FNN^[34]模型将传统的 FM 算法和神经网络结合起来,利用训练好的 FM 隐向量对神经网络嵌入层进行初始化。2016 年 Google 考虑到传统的逻辑回归等线性模型具备较强的记忆能力,而深度神经网络具备较强的泛化能力,提出 Wide&Deep^[35]模型将两者结合起来,使其同时具备浅层模型的记忆能力和深层模型的泛化能力,受到了广泛的关注,并衍生出一系列模型。如 DeepFM^[36]将 Wide 部分替换为 FM,增强了特征交叉能力。DCN^[37]模型将 Wide 部分替换为交叉网络自动对特征进行交叉,避免了人工特征工程。随着注意力机制在视觉领域的成功,研究者开始将其引入推荐领域。2017 年阿里巴巴提出 DIN^[5]模型,在传统深度推荐模型的基础上利用注意力机制计算候选推荐物品和用户历史物品之间相关性,以捕捉用户兴趣。但是, DIN 未考虑到用户兴趣的动态演化性, DIEN^[38]在 DIN 基础上利用 GRU^[39]和注意力机制捕捉用户兴趣的演化。除此之外,结合强化学习的 DRN^[40]模型也取得了不错的效果。后来,随着图神经网络的兴起,研究人员开始将图神经网络应用于推荐任务。如 GCMC^[41]通过图自编码器和双线性解码器将评分补全任务转化为图上的链接预测任务。Pinterest 基于图神经网络提出了 Pinsage^[42]模型,通过节点采样策略将图神经网络应用于大规模的商业图数据中。NGCF^[43]考虑到物品之间的高阶连接关系,通过图神经网络对用户-物品交互数据构成的二部图进行编码,捕捉用户和物品间的高阶协同信息。LightGCN^[44]去除了 NGCF 模型的非线性层和复杂的特征变换,轻量化的同时也提升了模型性能。GraphRec^[45]则考虑到用户间的社交信息,利用图神经网络聚合社交信息并将其融入到用户表示中。近年来,自监督学习也被引入到基于图神经网络的推荐算法中,如 SGL^[46]对用户-物品交互二部图进行数据增强,并利用对比学习技术提高推荐算法的鲁棒性。

然而,基于深度学习的方法要么未考虑数据中的图结构,要么仅针对简单的二部图,忽视了对推荐系统中丰富的关系数据的利用,比如用户物品间的交互关系、物品和属性的关联关系等。这些关系数据有望提高推荐系统的可解释性和推理能力。而知识图谱能够通过丰富的实体和关系建立起这些数据间的语义联系,因此,被自然而然的作为辅助信息引入到推荐系统中。

1.2.3 基于知识图谱的推荐算法

基于知识图谱的推荐算法利用知识图谱中的结构信息和语义信息,推测用户偏好并为其推荐物品。这不仅有利于缓解传统推荐算法的数据稀疏问题和冷启动问题,还能提高推荐算法的性能和可解释性。基于知识图谱的推荐算法主要可以分为三类:基于嵌入的方法、基于路径的方法和基于图神经网络的方法。其中,亦有研究将最后一类称为基于传播的方法^[47]。本文考虑到研究内容的相关性,与文献^[24]的分类保持一致。

基于嵌入的方法利用知识表示学习将知识图谱中节点的语义信息编码到低维向量中,并利用其增强用户和物品的表示。例如,CKE^[11]模型利用 TransR^[26]来学习知识图谱中的结构化知识,并与图像信息和文本知识一起融入到物品表示中。MKR^[12]考虑到推荐中的物品和知识图谱中的实体有重合,设计了交叉特征共享单元,并通过知识表示学习和推荐任务交替优化,融合二者信息。KTUP^[13]模型考虑到图谱补全和推荐任务的内在联系,通过联合学习,在补全知识图谱的同时更好的捕捉用户的偏好。基于嵌入的方法有效地利用到了知识图谱的语义知识,提高了推荐效果。然而,该类方法往往仅利用知识图谱中一阶语义信息,缺乏对图谱中高阶连通信息的利用。

基于路径的方法将推荐中的图结构视为异质信息网络^[48],利用节点间的路径信息优化用户和物品表示。例如,HeteRec^[15]方法定义并利用图中元路径之间的相似性增强交互矩阵。MCRec^[16]通过元路径显式建模用户-物品交互的上下文,并设计共同注意机制同时优化上下文、用户和物品的表示。KPRN^[17]抽取用户和物品之间的多条路径并利用 LSTM^[49]编码和池化,在推荐的同时还能利用路径做出一定的解释。RippleNet^[18]认为用户交互物品关联的物品对建模用户兴趣同样重要,利用历史物品沿着知识图谱路径向外扩散生成的“水波集”增强用户表示。基于路径的方法利用了节点间的连通信息,可解释性强,但是通常依赖领域专家定义元路径,方法上不够灵活。

基于图神经网络的方法融合了上述两种方法的优点,通过设计不同的聚合函数迭代的聚合邻居节点信息,同时利用图谱中的高阶连通信息和语义信息。例如,KGCN^[19]将用户对知识图谱中关系的偏好作为权重指导图神经网络聚合节点的邻居信息。KGNN-LS^[20]在 KGCN 的基础上,添加了标签平滑正则项,以防止模型过拟合。CKAN^[21]基于 KGNN-LS 模型,设计了异构传播层和知识感知的注意力机制捕捉协同信息,以优化用户和物品表示。但是上述方法仅仅利用了物品知识图谱,KGAT^[22]将用户-物品交

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/368015140106006043>