摘要

基于图卷积的符号网络推荐系统模型研究

随着信息技术的不断发展，各互联网平台提供的海量信息使人们面临信息过载问题。推荐系统从海量信息中挖掘关键信息并为用户提供个性化推荐。得益于近年来图卷积神经网络的发展，推荐算法可以使用该技术挖掘网络中的高阶相似性以建模更健壮的节点表示，从而很大程度地提升了推荐系统的性能。

然而，大多数基于图卷积神经网络的推荐系统模型都是基于无符号网络的，由于无符号网络中的链接语义与符号网络中的链接语义不同，因此上述模型无法直接应用到符号网络中。鉴于符号网络中包含的链接极性能够提升网络节点表示的质量，因此本文利用图卷积神经网络进行面向符号网络的推荐系统模型构建。具体工作如下：

（1）本文提出了一种基于交叉验证缓解社交不一致问题的符号社会化推荐模型。通过项目空间的用户嵌入，获得动态的用户偏好相似度，并以此交叉验证原始符号社交网络中的正负链接。经过交叉验证后，提取了三种更具可信度的符号关系，并以此重构了符号社交网络。通过在重构的符号社交网络和用户-项目二分网络中进行图卷积操作，获得了更健壮的用户表示和项目表示，并通过内积的形式得到了对缺失评分项的预测。在本章的最后，进行的对比实验和消融实验表明了模型具有更好的推荐表现。

（2）本文提出了一种基于用户-项目二分网络的隐式符号关系的评分预测推荐模型。通过对评分设定阈值，将原始的用户-项目二分网络重构为隐式符号网络。通过在隐式符号二分网络中的图卷积操作，获得节点的正负嵌入及最终嵌入，并通过以用户的正负嵌入分别与项目嵌入做内积得到两组评分预测值，通过对两组预测值的动态组合，从而获得最终的预测评分。在本章的最后，进行的对比实验和消融实验表明了模型具有更好的推荐表现。

针对上述模型的实验结果证明了本文提出模型的有效性，在一定程度上弥补了图卷积神经网络与符号网络推荐系统的结合的空缺。

关键词：

符号网络，推荐系统，图卷积神经网络，网络表示学习

Abstract

Research on Signed Network Recommender System Model Based on Graph Convolution

With the continuous development of information technology, the massive information provided by various Internet platforms makes people face the information overload problem. The recommender system exploit key information from massive information and provides personalized recommendation for users. Thanks to the recent development of graph convolutional neural networks (GCNs), recommendation algorithms can use this technique to model the robust representation for nodes by mining high-order similarities in the network, thus greatly improving the performance of the recommendation system.

However, most recommender system models based on graph convolutional neural networks are based on unsigned networks, and they cannot be directly applied in the signed networks since the different link semantics. Considering that the semantics of links contained in signed networks can improve the quality of network node representation, this paper uses graph convolutional neural networks to construct a recommendation system model for signed networks. The specific work is as follows:

(1) This thesis proposes a signed social recommendation model based on cross-validation to alleviate the problem of social inconsistency. Through the item-space user embedding, obtain the dynamic user preference similarity, and thus validate the positive and negative links in the original signed social network. After cross-validation, extract three more credible signed relationships, from which reconstruct the signed social network. By performing graph convolution operations in the reconstructed signed social network and user-item bipartite network, obtain more robust user and item representations and obtain predictions for missing scoring terms in the form of inner product. At the end of this chapter, comparative experiments and ablation experiments show that the model has a better recommendation performance.

(2) This thesis proposes a recommendation model for implicit signed relationship based on the user-item bipartite network. By thresholding the score, reconstruct the original user-item bipartite network into an implicit signed network. Through the graph convolution operation in the implicit signed bipartite network, obtain the positive embedding, negative embedding and final embedding for nodes, and get the two sets of score prediction values by using the user's positive and negative embedding and item embedding, through the dynamic combination of two sets of predicted values, then obtain the final prediction score. At the end of this chapter, comparative experiments and ablation experiments show that the model has a better recommendation performance.

The experimental results of the above model demonstrate the effectiveness of the proposed model, which to some extent fills the gap in the combination of graph convolutional neural networks and signed network recommendation systems.

Keywords:

Signed Network; Recommender Systems; Graph Convolution Neural Network; Network Representation 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 网络表示学习研究现状 2
1.2.2 图卷积神经网络研究现状 4
1.2.3 推荐系统研究现状 5
1.3 本文的工作 6
1.3.1 基于一致符号社交关系提取的推荐系统模型 6
1.3.2 面向隐式符号关系的推荐系统模型 7
1.4 论文的结构 8
第 2 章 相关理论概述 9
2.1 推荐系统相关技术 9
2.1.1 推荐系统分类 9
2.1.2 推荐任务 10
2.2 图卷积神经网络相关技术 11
2.2.1 网络构造模块 12
2.2.2 邻域聚合模块 13
2.2.3 信息更新模块 13
2.2.4 最终节点表示构建模块 14
2.2.5 相关模型 15
2.3 本章小结 18
第 3 章 基于一致符号社交关系提取的推荐系统模型 19
3.1 问题描述 19
3.2 模型与方法 20
3.2.1 模型整体介绍 20
3.2.2 协同关系建模 22
3.2.3 重构符号社交网络 24

3.2.4 重构符号社交关系建模 27
3.2.5 预测层及模型优化 29
3.3 性能验证 30
3.3.1 数据集 30
3.3.2 实验设置 31
3.3.3 总体比较 32
3.3.4 消融实验 33
3.3.5 超参数敏感性 35
3.4 本章小结 37
第 4 章 面向隐式符号关系的推荐系统模型 38
4.1 问题描述 38
4.2 模型与方法 39
4.2.1 模型整体介绍 39
4.2.2 隐式符号关系提取 41
4.2.3 隐式符号网络上的嵌入传播 41
4.2.4 数据增强模块 44
4.2.5 预测层及模型优化 46
4.3 性能验证 46
4.3.1 数据集 46
4.3.2 实验设置 47
4.3.3 总体比较 48
4.3.4 消融实验 48
4.3.5 超参数敏感性 50
4.3.6 用户节点正负嵌入的二维可视化 52
4.4 本章小结 53
第 5 章 总结与展望 54
5.1 本文总结 54
5.2 本文展望 55
参考文献 56

作者简介及在校期间所取得的科研成果 64
致谢 65

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

随着近年来信息技术的不断发展，各种互联网平台的出现为人们日常生活的方方面面提供了极大的便利。这些互联网平台提供和用户的自发行为所产生的海量信息一方面极大程度地丰富了用户的选择，另外一方面，面对海量的信息，人们往往无法从中筛选出真正感兴趣的信息，这种现象被称为信息过载(Information Overload)问题。为了帮助用户面对海量信息做出有意义的决策，推荐系统(Recommender Systems,RS)基于海量信息中隐藏的用户行为模式、项目属性等信息为用户提供个性化推荐[1]。例如，淘宝等购物网站能够通过数据预测用户可能感兴趣的商品并将其推送给对应用户，近年来兴起的短视频平台也正是通过这种精准推荐吸引了大量的用户。许多公司能够利用推荐系统获得更可观的利润。因此，针对推荐系统的研究近年来层出不穷。

为了挖掘这些信息中的潜在信息，研究者往往将其抽象表示为网络。网络是一种经典的数据形式，可以很好地表示物体和物体之间的联系，在诸多领域存在着广泛的应用，如社交网络、生物分子结构网络、物流网络等。常见的推荐系统的应用场景，如购物平台的用户-商品模式和短视频平台的用户-视频模式的主要数据形式都可以很好地被网络表示，因此，对网络的研究是很有必要的。

然而，对网络的分析与研究并非易事。近年来神经网络的再次兴起使得诸如图片、文本、语音分析任务得到了长足的发展，然而如卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)、循环神经网络 (Recurrent neural network, RNN)等已获成功的神经网络模型无法简单地移植到网络分析任务中，其原因主要在于从现实世界获取到的网络往往是极度稀疏的。传统的网络表示使用高维稀疏向量表示网络节点，这种高维的向量难以应用到机器学习任务中。随着表示学习技术在自然语言处理等领域的发展和广泛应用，研究者们转而探索将网络中的节点表示为低维稠密的向量表示的方法，即网络表示学习工作(Network representation learning,NRL)[2]。

另一方面，在不同的语义场景下，网络结构也会存在相应的变化。其中一个

典型的网络结构即为符号网络(Signed Network)[3]。如在社交网络 Slashdot 中，网络节点代表网站的用户，网络链接既包含代表用户朋友关系的正链接，也包含代表用户间敌对关系的负链接。这种网络结构与一般的只包含正链接的无符号网络是很不同的，如果将适用于无符号网络的算法简单地应用到符号网络中，往往会因为忽略用户间的敌对关系而产生错误的结果。这样的符号网络实际在现实世界中是广泛存在的，具备相当的研究价值。

基于上述背景，本文的主要研究对象为基于符号网络的推荐系统。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 网络表示学习研究现状

一个网络可以表示为 $G=(V,E,A,X)$，其中 V 为节点集，E 为边集，A 为邻接矩阵，X 为节点的属性集。其中在使用原始网络数据作为输入进行机器学习任务时，会产生如下问题：(1) 很多图的节点属性集 X 不全或缺失，这导致大多数情况无法直接使用节点的属性作为节点的表示；(2) 若使用邻接矩阵 A 中的行列或者单热向量作为节点表示，则向量长度取决于网络中的节点个数，由于网络一般规模较大，因此节点表示向量往往为高维稀疏向量，不利于进行下游的机器学习任务。因此，相关研究者转向研究如何使用低维稠密向量表示网络节点，这方面的研究即是网络表示学习，为节点学习到的表示向量也称为嵌入(embedding)。

DeepWalk 使用随机游走获取节点序列以捕获节点的共现信息，再将词向量算法 word2vec 应用在节点序列上从而学习到网络的节点表示，由于随机游走序列中节点一样都遵从指数定律，因此 DeepWalk 获取了很大的成功[4]。node2vec 在 Deepwalk 的基础加入了控制随机游走序列偏向深度优先或广度优先的机制[5]。

LINE 是一种可适用于大规模有向带权图的网络表示学习算法[6]。由于节点间显式链接所代表的一阶相似度由于网络的稀疏而不足以很好地建模网络节点，因此 LINE 算法提出了二阶相似度的概念。二阶相似是对两个节点的共同邻居多寡的刻画。LINE 通过对节点一阶相似度和二阶相似度进行了概率建模，并通过最小化经验分布和概率分布的距离对模型进行优化。

网络表示学习方法从原始输入获得低维嵌入的过程可以看成矩阵的线性变

换。TADW 证明了 DEEPWALK 实际上等同于矩阵分解[7]。GraRep 使用转移矩阵建模了 k 阶相似度[8]。NetMF 证明了多个 NRL 方法等价于矩阵分解[9]。

以上方法均是基于近邻相似这一假设并致力于在网络表示学习过程中保留这一信息。而 struc2vec 提出结构相似度的概念，即：若两节点度相同，则两节点相似，若两节点的邻居度相同则两节点相似[10]。TransNet 引入机器翻译的概念，使用 $t \approx s + e$，即目标节点约等于源节点+边以学习嵌入[11]。ProGAN 使用 $\text{sim}(v_i,v_j) > \text{sim}(v_i,v_k)$ 作为约束进行学习，其中 v_j 表示与 v_i 相似的节点，v_k 表示与 v_i 不相似的节点，ProGAN 通过维护嵌入前相似度大的节点对在嵌入后相似度依旧大这一特征，从而学习网络节点的表示[12]。

在现实世界中获取的网络由于其具有数据稀疏(data sparsity)的特点，有些研究通过引入额外信息或生成链接信息缓解数据稀疏带来的问题。CANE 通过将拓扑信息和文本信息嵌入到同一空间而获得两种嵌入，再通过将两种嵌入通过首尾连接的方式得到最终的嵌入[13]。GraphGAN 和 ProGAN 通过引入对抗生成网络，以生成器去拟合潜在的真实连接分布，从而产生最可能与输入节点相近的节点；判别器试图区分真实顶点对和生成的顶点对，并给出顶点对的存在概率[12,14]。

符号网络是一种同时使用正链接和负链接描述节点间关系的网络。在符号社交网络中，正链接代表两端节点存在信任或朋友关系，而负链接代表两端节点存在不信任或敌人关系。面向符号网络的表示学习方法需要对两种链接的不同语义进行处理。相关方法通过引入社会学理论进行不同语义的处理。

常用的社会理论包括结构平衡理论(structural balance theory)和地位理论(status theory)。结构平衡理论可解释为“朋友的朋友是朋友”、“朋友的敌人是敌人”和“敌人的敌人是朋友”[15]。该理论是符号网络表示学习算法最常用的社会理论。地位理论定义为“若节点 A 到 B 的链接是一条有向的正链接，则认为 B 的地位高于 A，若为负链接，则认为 B 的地位低于 A”[16,17]。地位理论常作为结构平衡理论的补充出现，直接采用该理论的方法较少[18]。

目前符号网络表示学习已有的相关工作较少，主要的工作有以下几个：

Zheng 等提出了两种面向符号网络的谱嵌入方法，并证明它们近似于传统的谱嵌入技术对标准化的处理[19]；Yuan 等使用对数双线性模型，通过随机游走结合链接符号的形式学习节点表示，该方法是符号网络表示学习的首个研究工作[20]；SiNE 针对符号社交网络引入了结构平衡理论，认为存在正边的两用户节点表示

之间的相似度大于存在负边的两用户节点表示，并以此构建了针对符号网络嵌入的目标函数[21]；SIGNet 是一个可扩展的嵌入方法，通过在高阶邻域保持结构平衡扩展了 SiNE[22]；SIDE 通过截断的随机游走为符号有向边设计了通用的似然公式，并通过分析将其与社会学理论相关联[23]；Wang 等结合符号链接和用户属性以学习节点表示[24]。

1.2.2 图卷积神经网络研究现状

近年来，卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)已经在诸多领域展现出卓越的性能，但是 CNN 只能处理常规的欧式空间数据如图像、文本等，虽然这些数据结构可以被视作图结构的一个特例，但是对于非欧空间的图数据而言，CNN 很难定义局部卷积滤波器和池化算子，这些困难影响了 CNN 直接应用于图数据之上。

受到 CNN 和网络表示学习的启发，研究者致力于使用类似 CNN 的操作为网络学习到低维节点表示，许多图卷积神经网络(Graph Convolutional Neural Network, GCN)模型纷纷被提出[24]。

根据图卷积神经网络中的卷积算子的定义不同，图卷积神经网络可以分为：谱域图卷积神经网络(Spectral-based GCN)和空域图卷积神经网络(Spatial-based GCN)。Kipf 等通过简化谱域卷积算子证明了谱域方法可以被近似看做空域方法[26]。

GraphSAGE 是一个归纳式的图卷积神经网络框架，通过从节点邻域进行采样和聚合产生节点嵌入[27]。其聚合器可以选择均值聚合、LSTM 聚合[28]和池化聚合。得益于注意力机制(attention mechanism)在自然语言处理领域的成功，GAT 将其引入节点的嵌入传播过程中，取得了良好的效果[29]。不同于 GAT 的平均操作，GaAN 使用一种自我关注机制从不同的头部收集信息[30]。

对于符号网络而言，由于网络中负链接的存在使得针对无符号网络的 GCN 算法无法直接应用于符号网络，SGCN 通过引入平衡路径和非平衡路径为每个节点维护两种嵌入从而将图卷积的操作引入符号网络中[31]。Derr 等通过引入蝶形的概念将结构平衡理论扩展到符号二分网络中[32]。SiGAT 将注意力机制引入到符号网络的研究中[33]。SDGNN 旨在学习有向符号网络中的节点表示[34]。Liu 等通

过移除符号图卷积神经网络中的线性变换和非线性激活提出了 LightSGCN，该算法在算法轻量的前提下达到了更好的性能[35]。

1.2.3 推荐系统研究现状

推荐系统的目标是帮助用户从大量可能的选择中筛选出更可能偏好的项目。协同过滤(Collaborative filtering, CF)是最成功的推荐系统技术，其基于一个前提假设：在历史交互数据中具有相似商品偏好的用户之间商品偏好相似[36]。

根据如何处理评分数据，CF 主要分为基于内存的 CF(memory-based CF)和基于模型的 CF(model-based CF)[37]。基于内存的 CF 根据相似用户为目标用户推荐项目，此处的相似可以有多种度量方法[38-40]。然而，由于度量方法大多依赖于共同偏好的项目，但偏好项目的重叠往往很稀少，因此这类基于共同项目的方法可能产生的相似度并不可靠。

基于模型的研究通过评分数据训练模型以预测缺失的评分，矩阵分解模型是此类研究的典型代表[41]。一般而言，矩阵分解(Matrix Factorization, MF)模型通过从用户-项目矩阵学习到低维的表示以训练模型。

推荐任务中普遍存在的数据稀疏问题导致推荐系统难以根据可观察的用户兴趣准确预测最符合条件的商品[38,42]。为了解决这一问题，许多推荐算法提出使用社交信息学习到更健壮的表示[43-46]。

社会化推荐的相关算法基于如下假设：用户的偏好受到其社交邻居的影响，即存在社交关系的用户偏好相似。大多数社会化推荐算法仅仅基于无符号社交网络(即只有正链接)。然而在现实世界中，一些网络不单单存在正边，还存在负边(例如，信任关系和不信任关系)，这样的网络即为符号网络。之前提到的社会化推荐的前提假设在符号网络中应变为，存在信任关系(正链接)的用户之间拥有相似的商品偏好；存在不信任关系(负链接)的用户之间拥有不相似的商品偏好。SocialMF 模型计算用户与其信任用户之间的距离作为损失项引入信任信息[43]；Yang 等不仅将评分矩阵嵌入到低维空间，也将信任矩阵嵌入到低维空间[47]；Tang 等同样通过损失项的方式限制存在信任关系的用户表示要比存在不信任关系的用户表示更相近，从而同时引入了信任信息和不信任信息[44]。

近年来，图卷积神经网络在图表示学习方面得到长足的发展。近期的一些关

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/548101025133006043