南京邮电大学毕业设计(论文)开题报告

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 题 目 | | 基于图注意力网络的MOOC推荐方法研究 | | | | |
| 学生姓名 | | 李广军 | 班级学号 | B20111423 | 专业 | 计算机科学与技术 |
| 1、问题背景以及选题意义  自人工智能提出以来，其为社会生活中的各个领域都赋予更多的可能性与新颖之处，而信息时代的迅速发展，使得日常学习生活中产生的信息量过于巨大，MOOC（Massive Open Online Course，大规模在线公开课）课程平台作为国内大学生广泛使用的在线学习平台，具有十分可观的用户基数和良好的学习环境。截至2022年11月，中国慕课数量超过6.19万门，注册用户4.02亿，学习人数达9.79亿人次，中国慕课数量和学习人数均居世界第一。如果惊人的数据，导致信息过载（Information Overload）[1]问题，为从海量的数据当中为用户选择符合其偏好的推荐对象，推荐系统应运而生，目前推荐系统已广泛应用到电子商务、社交网络、影视平台等领域，并取得成功，作为提升在线教育质量重要的一环，越来越多的研究者也将目光投入到推荐算法的研究中。  本课题的目标是将MOOC数据建模成图，再使用图注意力网络得到用户和课程的表示，实现推荐任务。本课题有助于理解推荐系统、图神经网络的基本知识，锻炼解决问题的能力以及编程能力等。  2、文献综述  推荐系统的提出主要是解决信息超载与长尾效应[2]，最早被应用在电子商务网站，它通常根据用户的购买行为记录或购买评价来向用户推荐与其需求偏好相似的物品[3]。RESNICK等[4]人最早对提出了推荐系统，指出在日常生活中无论是了解的事件还是未知的事件，时刻需要人们做出决策，面对熟悉的事情，人们常常可以依赖过去的经验做出合理的决策，然而，在面对未知的事情时，人们则需要他人的口头建议、书评、影评、推荐等来进行判断，文献中认为推荐系统的意义是能够为推荐项目和用户建立适当的匹配关系。刘宏志认为推荐系统是一种主动的信息过滤系统，将信息过滤过程由 “用户主动搜索”转为“系统主动推送”，同时也是一种个性化的双边匹配系统，帮助用户发现其所喜好的或需要的小众、非主流商品，帮助用户将其商品展现在对它们感兴趣的用户面前[2]。  目前传统的推荐系统依据推荐算法可分为三类：基于内容过滤的推荐、基于协同过滤的推荐以及混合推荐。    图1.推荐系统分类图  基于内容过滤的推荐系统主要考察的是推荐对象的性质。基于协同过滤的推荐系统主要是通过计算用户之间或者对象之间的相似度来进行推荐任务。前者在面对较大规模数据时，会由于系统开销过大导致信息实时性降低，使得用户体验感受下降，而后者常常会因为新项目而遇到冷启动问题。混合推荐融合多种推荐方式的优点，避免其缺点，将不同的算法取其精华、去其糟粕地竞合到推荐系统中，融合方式包括前融合、中融合以及后融合。于蒙等[5]对以上三种传统方式进行了比较，如下表：    图2.传统推荐系统比较  2.1应用于在线学习平台的推荐系统  诸如淘宝、京东和拼多多等电商平台，通过用户的购买记录、搜索记录以及在某件商品上的停留时间等，为用户推荐其可能感兴趣的商品；或者网易云、抖音和微博等社交娱乐平台，通过用户的点赞、评论等行为，为用户推荐其可能感兴趣的内容。  与其他领域的推荐任务不同，在线学习平台的推荐对象为指向性比较强的专业课程以及其他学习资源。用户所选择的课程往往与自己的专业息息相关，同时在课程之间存在复杂的前驱后继的关系，例如高等数学往往是作为所有理工科课程的先修课程。而与课程相配套的练习题、课件和课堂讨论等等，这些学习资源之间也存在着复杂的内部关系[6]。并且与购物、娱乐等行为相比，用户的学习周期是相对较长的，完整系统地学习完一系列专业知识，有赖于完整课程体系的建立，所以应用于在线学习平台的推荐系统的任务是精准地分析用户的行为数据，为其推荐相匹配的学习资源，促进用户学习的积极性。刘海等[7]人认为学习推荐系统的三个核心问题是学习者建模问题、学习推荐对象建模问题和学习推荐算法设计问题。同时提出对推荐效果的评价和跟踪也是推荐系统关心的问题。  2.2 深度学习推荐模型  神经网络是一组感知机或者说神经节点的集合，其中，每一层节点的输出是下一层节点的输入，而最后一层节点将输出整个神经网络的结果。该技术也被称为深度学习。目前，深度学习已经广泛应用于搜索技术、数据挖掘、机器学习和推荐系统之中，并且效果显著，该方法使得机器模仿人脑的思考活动，使得许多复杂问题得到解决。  在推荐系统当中，常用的有基于卷积神经网络（CNN）、深度神经网络（DNN）、循环神经网络（RNN）和图神经网络（GNN）这四种深度学习推荐模型。而图神经网络是一类功能强大的神经网络，它对图数据结构进行操作，将节点的邻居信息聚合到该节点，实现消息传递。消息是通过图神经网络中的多个节点进行传递，每个节点都会聚合来自其邻居的信息以更新其表示，该过程允许跨层。  在深度学习方法中，注意力机制引起广泛关注。注意力机制源于对人类视觉的研究，人们往往会对感知到的信息进行权重分配，增加某些信息的权重，而将另外一些信息的权重降低，详略得当，这种机制就称为注意力机制。在图神经网络中引入注意力机制，可以使得神经网络着重于输入集合的关键子集，即选择相对更加重要的数据信息。由于信息过载的问题，引入注意力机制可以对大量的输入信息进行合理有效的资源分配，使得计算机的系统资源和计算时间都集中到关键部分。  图注意力网络是一种特殊的图神经网络，将一种可学习的注意力机制引入图神经网络中，通过在源节点和目标节点之间分配权重，使得节点能够聚合来自其邻居信息时能够为其分配合理的权重。  近年来，SONG、张昕和任柯舟[8-10]等的研究将注意力机制和深度学习模型融合，推动了推荐系统的发展。SONG[8]中将动态的图注意力机制模型和 RNN模型结合混合应用于社区推荐，该研究认为用户的偏好受社交平台朋友的偏好影响，图注意力机制模型能够动态地捕获用户朋友长短期偏好变化对用户产生的影响。为了解决微博话题标签的时序数据问题，LI[11]中构建了一种基于主题注意力机制的 LSTM 模型，该模型考虑到了时间因子，将时序特征融入到了模型中，有效地提升了推荐的性能；但是该模型并没有考虑用户信息和微博标签文本长度问题等对推荐结果的影响。针对这一问题，DEY[12]中提出了一种基于注意力机制的语句时态增强模型，该模型对微博特征从词级和语句级两方面进行分析和刻画，把时间信息融合在语句集注意力层，充分降低了微博标签数据中噪声数据对分类器的影响。WU[13]中提出了双重注意力网络学习双重社会效应的推荐模型。该模型的双重注意力机制包括根据用户自己分配的注意力权重建模和通过上下文感知动态的注意力建模两个方面，通过双重建模有效地把用户的社会效应传递到了推荐项目领域，缓解了传统推荐系统常常遇到的数据稀疏性问题。该模型对社会影响的有效表示能从多个维度学习，但是模型的复杂度也增加了。  3、方法设计  该课题将采用基于二分图嵌入的算法进行链接预测，实现推荐任务。  二分图又称二部图。是图论中的一种特殊模型。设G =（V,E）是一个无向图，如果结点集V可分割为两个互不相交的子集（V1,V2），并且图中的每条边（i,j），所关联的两个结点i和j分别属于这两个不同的结点集，则称G为一个二分图。如下图：    图3.二分图示例  “会话”是指一名用户在浏览网站期间，他在网站页面上进行点击、购买商品等一系列交互行为[14]。这名用户可以是一名没有明确身份标识，也可以是一名没有过去历史行为记录的用户。其间，用户点击的商品序列就是一个会话序列。  为了从多个维度提取会话中的长期兴趣和短期偏好，提出面向会话推荐的注意力图神经网络，具体步骤如下：  1） 构图，将会话序列建模为图形结构数据。  2）图神经网络及位置编码，图神经网络从会话图中获取节点信息，捕获复杂的项目转换，生成物品嵌入向量。为了分辨出不同位置的物品嵌入向量，为嵌入向量引入位置编码，给每个嵌入向量的位置编号，添加位置信息。  3） 注意力机制，传统的图神经网络仅能获取复杂的项目转换关系，不能从多个维度提取用户的长期兴趣和短期偏好，进而推荐性能低。为了多维度提取用户的兴趣和偏好，获得会话的级别表示，采用一种多头注意力机制和软注意力机制有机结合的新机制。以包含位置信息的物品嵌入向量作为新机制的输入，得到用户的长期偏好，并将会话序列中的最后点击项作为当前兴趣。  4） 预测，每个会话表示为用户的长期偏好和当前兴趣的有机组合。 根据当前会话行为序列，预测每个候选物品在下一项点击中出现的概率，将可能性最高的几个物品提取出来，供用户选择。  推荐模型及其推荐效果要想获得公认、客观的评价，权威的数据集和统一的评价指标必不可少。近年来有关推荐问题研究中所用到的公开数据集包括电影推荐[15]的MovieLens 数据集，电子商务[16]的Epinions 数据集，音乐推荐[17]的Last. fm 数据集，新闻推荐[18]的MIND 数据集，文本推荐[19]的Yelp 数据集。  本系统将会采用python语言进行编写，采用的实现技术为Python+Django+Mysql，最终会将推荐系统以web网页的形式呈现出来。  4、进度安排  任务计划共进行14周：预计时间花费  1、阅读资料，完成系统需求分析和设计，撰写开题报告。 2周  2、MOOC数据的收集和分析。 2周  3、设计一种图注意力推荐方法。 4周  4、系统测试及实验分析。 2周  5、总结工作，撰写毕业论文。 3周  6、毕设工作，完成毕设答辩。 1周  参考文献  [1]刘君良, 李晓光. 个性化推荐系统技术进展[J]. 计算机科学, 2020, (7): 47-55.  [2]刘宏志编著. 推荐系统[M]. 北京: 机械工业出版社. 2020.  [3]Liu L, Lecue F, Mehandjiev N. Semantic content-based recommendation of software services using context[J]. ACM Transactions on the Web. 2013, 7(3): 1-20.  [4]Resnick P, Varian H R. Recommender systems[J]. Communications of the Association for Computing Machinery. 1997, 40(3): 56-58.  [5]于蒙, 何文涛, 周绪川, 等人. 推荐系统综述[J]. 计算机应用, 2022, 6: 1898-1913.  [6]Klasnja-Milicevic A , Ivanovic M, Nanopoulos A. Recommender systems in e-learning environments: a survey of the state-of-the-art and possible extensions[J]. Artificial Intelligence Review. 2015, 44(4): 571-604.  [7]吴正洋, 汤庸, 刘海. 个性化学习推荐研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, (1): 21-40.  [8]Song Wp, Xiao Zp,W Yf, et al. Session-based social recommendation via dynamic graph attention networks [C]//Proceedings of the 12th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. New York:ACM,2019: 555-563.  [9] 张昕, 刘思远, 徐雁翎. 结合注意力机制的知识感知推荐算法[J].计算机工程与应用,2022,58(09):168-174.  [10]任柯舟, 彭甫镕, 郭鑫等. 动态融合社交信息的社会化推荐[J]. 计算机应用, 2021, 41(10): 2806-2812.  [11]Li Y, Liu T, Jiang J, et al. Hashtag recommendation with topical attention-based LSTM[C] // Proceedings of the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers. [s.l.]: The COLING 2016 Organizing Committee, 2016: 3019-3029.  [12]Dey K, Shrivastava R, Kaushik S. Topical stance detection for Twitter: a two-phase LSTM model using attention[C] //Proceedings of the 2018 European Conference on Information Retrieval. Cham: Springer, 2018L 529-536.  [13]Wu Qt, Zhang Hr, Gao Xf, et al. Dual graph attention networks for deep latent representation of multifaceted social effects in recommender systems[C] // Proceedings of the 2019 World Wide Web Conference. New York: ACM, 2019: 2091-2102.  [14]Lude wig M, Jann ach D．Evaluation of session-based recommendation algorithms[J]．User Modeling and User-Adapted Interaction, 2018, 28(4): 331-390．  [15]Harper Fm, Konstan Ja. The Movie Lens data sets: history and context[J]. ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems, 2016, 5(4): No. 19.  [16]Chia Ph,Pitsilis G. Exploring the use of explicit trust links for filtering recommenders: a study on Epinions.com[J]. Journal of Information Processing, 2011, 19: 332-344.  [17]Cantador I, Brusilovsky P, Kuflik T. Second workshop on information heterogeneity and fusion in recommender systems (HetRec2011) [C] // Proceedings of the 5th ACM Conference on Recommender Systems. New York:ACM,2011: 387-388.  [18]Wu Fz, Qiao Y, Chen Jh, et al. MIND: a large-scale dataset for news recommendation[C] //Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2020: 3597-3606.  [19]Kronmueller M, Chang Dj, Hu Hq, et al. A graph database of Yelp Dataset Challenge 2018 and using cypher for basic statistics and graph pattern exploration[C] // Proceedings of the 2018 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Piscataway: IEEE, 2018: 135-140. | | | | | | |
| 指导教师批阅意见 | 该生对课题的理解正确，对有向符号图嵌入进行了认真的调研，技术路线切实可行，时间安排合理。允许开题。  指导教师(签名)： 卡通人物  中度可信度描述已自动生成 2024年 1 月 19 日 | | | | | |