

文章编号: 1000-5641(2018)05-0017-13

基于非干预式感知的个性化学业求助资源推荐研究进展

汤路民, 余若男, 董启文, 洪道诚, 傅云斌

(华东师范大学 数据科学与工程学院, 上海 200062)

摘要: 现代信息技术提供的强大移动终端、数据存储和计算平台, 极大地促进了信息技术和教育学科的深度融合, 有利地推动了“教育信息化 2.0 行动计划”的实施, 也为研究学业求助提供了坚实的技术保障。借助多种新型的感知机理和实现技术, 建立日常教学实践活动中非干预式的学业求助行为感知和分类, 使实现自适应个性化的学业求助资源推荐成为可能。本文针对非干预式感知的个性化学业求助资源推荐研究状况, 展开具体分析, 并针对未来可能研究进行了展望: 学业求助非干预式感知、学业求助多源异构数据分析、以及学业求助资源个性化推荐方法。以上研究内容充分利用和发挥了现代信息技术的优势, 探索其在学业求助应用场景下切实可行的途径和方法。有利于实现对学习者学业求助需求的精准定位并提供自适应个性化的资源推荐, 贯彻了我国教育信息化 2.0 建设中的精准教育理念, 具有理论和实际的双重意义。

关键词: 学业求助; 非干预式感知; 教育信息化 2.0; 个性化教育; 精准教育

中图分类号: G202 文献标志码: A DOI: 10.3969/j.issn.1000-5641.2018.05.002

A review of non-intrusive sensing based personalized resource recommendations for help-seekers in education

TANG Lu-min, YU Ruo-nan, DONG Qi-wen,
HONG Dao-cheng, FU Yun-bin

(School of Data Science and Engineering, East China Normal University,
Shanghai 200062, China)

Abstract: Mobile devices, data storage, and computing platforms of modern information technology have accelerated the integration of the information technology and education disciplines, promoted the “Education Informatization 2.0” Plan, and provided a solid technical foundation for academic help-seeking. With the help of new sensing mechanisms and techniques, non-intrusive sensing of help-seeking and personalized recommendation methods can now be used for teaching practices in academia. This study reviews the

收稿日期: 2018-07-09

基金项目: 教育部人文社科青年基金(15YJC630032); 国家自然科学基金(61332013, 61672161);
华东师范大学信息化软课题

第一作者: 汤路民, 男, 硕士研究生, 研究方向为机器学习. E-mail: 51174500126@stu.ecnu.edu.cn.

通信作者: 洪道诚, 男, 高级工程师, 硕士生导师, 研究方向为数据管理、教育信息化。
E-mail: hongdc@dase.ecnu.edu.cn.

research progress of non-intrusive sensing based personalized resource recommendations, offers detailed analysis, and lists possible directions for research; potential future research topics include non-intrusive sensing for help-seeking, continuous association analysis and integration for multidimensional data, and personalized resource recommendations for help-seekers. This study also makes contributions to precision education and personalized education for the China Education Informatization 2.0 Plan by providing solutions for non-intrusive sensing based personalized resource recommendations for help-seekers.

Keywords: help-seeking; non-interventional perception; education informatization 2.0; personalized education; precision education

0 引言

教育作为知识和技能传承的方式,深刻影响人的思想品质、基本身体素质,进而推动社会发展和人类进步。然而,现在的教育存在多种问题,其中据中国教育学会发布在2017《教育发展研究》的调查显示,我国课外辅导市场的潜在用户群体达1.8亿至2亿左右,仅2016年课外辅导市场规模就超过8000亿元^[1]。这表明我们学校内的教育无法满足学生的常规学习需求,每年为教育而设立的课外辅导占用了大量的社会资源。因此,为了在学校内解决学生的学习问题,提升教育质量水平,节约教育资源,我们必须充分借助现代技术手段来发展教育事业。

针对教育,我国古代伟大的教育家孔子认为“疑是思之始,学之端”,其实教育学习的过程就是行为主体不断提出问题,然后解决问题的过程。即使个人能力再强,一个人也不可能掌握所有的知识,因此在学习中都会遇到各种各样的困难和问题^[2]。此时如何准确地识别学习者的求助/请教/求教(本文将以上三个名词等同看待)行为和需求,掌握学习者会向谁求助,如何求助,为什么会有这样的求助行为;如何实现向学生自动推荐合适的、个性化的求助资源对象,比如合适的老师,合适的学生,合适的应用系统,等等。以上教育实践的本质问题是学业求助需求识别以及学业求助资源推荐。

学业上的求助是教育不可或缺的组成部分,是指行为主体为了解决学习中遇到的问题或困难时,向他人寻求帮助、建议或者支持的行为^[3]。现代教育强调行为主体在校期间不仅要增长知识、习得技能,更要掌握学习的技巧,还能对自己一生中在各种应用场景中的学习承担起全部的责任并随时对学习进行自我调节,成为一个策略型的学习者,以便适应未来社会的发展需要。及时识别学生的求助需求,教会学生在学习中何时求助、向何人求助、如何求助等,对学生充分运用自己已有的资源,克服学习中遇到的困难,养成良好的学习习惯,增强学习的动机、效率、效能,最终达到学业的发展与提高,具有其独特而深远的影响意义^[4]。学业求助作为曾经被低估而实际是教育领域非常重要的策略型行为方式,是培养策略型学习者的有效途径。学业求助是获取知识、增长能力的有效途径,可以充分起到缓解学生学业压力、教师教学压力的作用。

随着信息技术的快速发展和广泛应用,为了适应新时期教育领域系统结构改革,“教育信息化2.0行动计划”应运而生。教育信息化2.0建设时期提供的强大移动终端、数据存储和计算平台,有利地推动了传统教育向现代精准教育、个性化辅助教育的转变,也为研究学业求助提供了坚实的技术保障。借助多种新型的感知机理和实现技术持续感知学习者的学习状态,建立日常教学实践活动中非干预式的学业求助行为感知和分类,构建包含时空属性的

用户画像,使得自适应个性化的学业求助资源推荐的实现成为可能。这一研究内容一方面系统地推进数字化、网络化、智能化的新型教育模式创新,实现信息技术与教育、教学的深度融合,从而探索掌握信息技术对教育发展中学业求助这一课题真正产生革命性影响的具体途径与方法,具有重要和深远的理论意义;另一方面,这一研究中非干预式学业求助行为感知、持续性学业求助数据多维度关联分析和融合,以及进一步的个性化学业求助资源自动化推荐方法,有利于实现对学习者学业求助需求的精准定位并提供自适应个性化的资源推荐,为教育信息化2.0中精准教育、个性化教育贡献示范性应用,具有重要的实际应用价值。

本文的结构安排是在介绍背景和意义后,在第1—3节阐述学业求助、非干预式感知、推荐系统等研究状况并展开分析,之后的第4节将对可能的研究方向进行展望,最后一节总结全文。

1 学业求助研究

学业求助是行为主体进行认知学习的有效途径,常常被看作是一种有目的的活动,是一种缩小个体实际认知水平和期望水平差距的解决策略,即自我调控型学习策略。近年来,学术领域结合教育学、管理学、心理学等领域深入研究了学业求助的概念、类型、过程、模型、作用、影响因素以及促进有效求助的方法等。在日常的学习过程中,行为主体通常通过复述、归纳以及精细化学习等策略来提高知识掌握和能力提升的效率。相较于其他的学习策略,学业求助的特殊主要体现在学业求助的过程是一种学习主体之间的社会互动过程^[5]。

1.1 学业求助类型

按照求助者的目的,研究学者通常将学业求助划分为三种类型^[6-8],一类是执行性求助(Executive help-seeking),指求助者在学习过程中遇到困难时选择直接查阅答案或者向他人求助等依赖行为而非独立掌握。一类是工具性求助(Instrumental help-seeking),也称适应性求助,指求助者在遇到学习上的困难时,通过主动的学习来将问题解决而非简单地通过其他途径获取答案。除了这两种求助类型的学生,也有一部分学生在面对无法独立克服的困难时倾向于选择回避性求助(Avoidant help-seeking),尽管求助者发现了学业中的困难,也有潜在求助对象愿意提供帮助,但他们往往会选择放弃或拒绝向他人求助。在这三种求助方法中,工具性求助不仅可以有效地解决问题,还能够提升求助者自身的学习能力,而另外两种求助方法则是简单地寻求答案或者规避求助,这对自身知识水平的提高没有任何裨益,都属于悲观消极的学业求助行为。

1.2 学业求助研究方法及理论基础

针对学业求助研究的问题,学术界有两种常用的研究方法,即实验法和问卷法。实验法一般是要求被试去完成一些很困难的任务,在任务过程中,被试可以选择提问或者运用一些资源来达成目的,这种方法考察的是影响被试提问和利用资源的因素;而问卷法则要求被试告知其对待求助的态度,以及在遇到困难时是否选择求助,怎样求助,向谁求助等等。学业求助相关研究的主要内容涵盖了动机、自尊心以及能力知觉对求助行为的影响,研究者根据学业求助行为的发生提出了不同的理论基础。

目标达到理论^[9]发现获得帮助的代价和寻求帮助后带来的利益之间的权衡影响着求助者的求助行为。当求助者认为任务的实现有助于自身能力的提升时,他们会倾向于采用工具性求助。自我调节理论^[10]提出在面对学业挑战时,学习者有一套应对困难的策略,如认知策略与社会策略,且会根据困难的实际情况选择相应的策略来解决问题。应对他人帮助理

论^[11]认为当问题超出学习者的自身能力时,适当地寻求他人的帮助和建议是值得肯定的。这三种理论均强调,在面对困难时,向他人寻求帮助是一种合理的、弹性的求助策略。脆弱假说理论^[9]表明低自尊心的学习者相对而言比较不愿意向他人寻求帮助,当其暴露在被他人审视的环境之下时,容易受到对自我构成威胁的信息的打击。这些研究强调,在遇到困难时,求助者认为向他人寻求帮助是一种示弱的表现,并且还要承受社会污名的压力。在不得已求助时,求助者为避免自尊受到打击而倾向于选择非适应性求助策略^[12]。

1.3 实例研究

国外有相关研究对美国移民学生的学业求助策略选择进行了分析。其中,有一项针对来自于阿拉伯国家移民学生的研究发现,来到美国后,他们大都陷入了焦虑、目标缺失和适应难的窘境。尤其是美国在政治、经济、社会和文化上的巨大变化,给移民学生带来了严重的认同混乱。他们普遍认为个体的行为方式通常反映了其家庭准则、家庭期望和价值观,因此他们较少使用工具性求助。研究表明,文化壁垒也在很大程度上限制了移民学生间的有效沟通和交流。基于文化特质的社会分类,其实就是每个分类群体中所有个体共同的社会认同。具有相同文化背景的群体其群体内认同加强,一般不会向其他群体的成员求助,种族、文化与语言等都是决定移民社会认同的关键因素,社会认同对移民学生学习策略的选择有着深远的影响^[13]。

以上学业求助研究显示,学术界还没有借助信息技术手段来识别学习者学业求助和预测学业求助,更没有相应地提出和设计学业求助的应对方案,比如个性化地向求助者推荐资源对象。所以,教育学中基于信息技术视角来开展学业求助识别和个性化学业求助资源推荐的研究,具有理论和实践的双重意义。

2 非干预式感知研究

非干预式感知是指在不需要对象直接参与的情况下自动对对象的行为进行感知,为后续的分析提供服务,做好铺垫工作。在本领域中,通过非干预式感知的方法对学习者的学习状态、学习行为进行感知。非干预式感知的最大的特点就是不会给对象带来太多的困扰,在对象不经意间就能完成信息的采集。

2.1 非干预式感知技术

非干预式感知涉及的具体技术包括:以生物雷达为代表的辐射扫描技术^[14],因对人体产生电磁辐射,不适合用作长期状态的感知数据收集;以压电传感器为代表的压电技术^[15],因传感器的电磁敏感特性而易受干扰以及成本问题,也不利于在日常教学环境中长期应用和普及;以音频、视频、图像为代表的多媒体感知技术^[16],在环境稳定和用户主动参与配合的情况下,借助特定的数据处理技术,已被广泛应用在社会安全、经济、管理,特别是教育领域^[17];光纤感知技术分为光强传感器和光波传感器,前者是以光纤光强对压力的敏感特点实现感知,后者是以光纤光波对外界作用力的敏感特性实现感知,光纤感知技术具有对外场应力(温度和压力)的敏感原理及对电磁不敏感和无辐射等性质^[18];互联网交互媒介系统作为有效的感知平台^[19-22],在悄无声息中实现了对用户行为的感知和分析,并提供了推荐和管理的有效解决方案;无线电信号技术具有穿透性强、感知范围大,且不记录关于隐私的敏感信息等优点,更重要的是,随着通信技术的发展,蜂窝移动信号、电视塔台信号、Wi-Fi 基础设施已经无处不在,感知成本迅速降低,因此基于 Wi-Fi 无线电信号的无接触感知,已经成为日常教学环境中非干预式感知的理想方式,在 2.2 节中将会简单介绍基于 Wi-Fi 的行为识别^[23-25]。表 1 对非干预式感知技术的优缺点进行了简单的总结。

表 1 非干预式感知技术优点及缺陷

Tab. 1 Advantages and disadvantages of non-interventional perception technology

非干预式感知技术	优点	缺陷
辐射扫描技术	成本低, 环保, 耗能少	对人体有害
压电技术	灵敏度高, 可靠	易受干扰, 成本高
多媒体感知技术	集成度高, 交互方便, 易扩展	成本高, 实时传输要求高, 数据冗余
光纤感知技术	灵敏度高, 适应恶劣条件, 耗能少	成本高, 过于敏感
无线电信号技术	成本低, 普及度高, 穿透性强, 感知范围大, 适应恶劣条件	信号稳定性稍差

2.2 基于 Wi-Fi 的非干预式行为感知

基于 Wi-Fi 的非干预式行为感知研究进展飞速, 集中体现在基础理论、关键模型和技术、以及实际应用等方面。第一篇基于 Wi-Fi 的定位研究工作, 引起了研究人员对于 Wi-Fi 接收信号强度指示(Received Signal Strength Indication, RSSI)的定位研究的极大兴趣。2013 年第一次出现基于 Wi-Fi RSSI 的动作识别研究 Nuzzer, 该成果可以判断是否有人运动, 而无法区分具体是什么动作。此后, 研究人员开始使用 RSSI 信号进行行为识别, 如 WiSee 通过 Wi-Fi RSSI 信号多普勒频偏特征实现对手势和动作的识别, WiTrack 实现对人 3D 动作的追踪, Vital-Radio 实现对人呼吸和心率的检测。由于 RSS 信号易受干扰, 影响感知效果, 研究人员在尝试提高信号可用性(使用正交频分多路复用技术提取不同信道的载波信息)的同时, 开始使用 RSS 之外的信号, 如信道状态信息(Channel State Information, CSI), 以提供更细粒度的信息, 可以探测墙后人的活动轨迹。借助 CSI 信号精度高的优势, 基于商用 Wi-Fi 设备的行为感知研究大量出现, 如 WiHear, E-eyes, WiFall, RT-Fall, Gestures Recognition, Wi-Fi imaging, FreeSense 等。

2.3 基于非干预式感知的学业数据分析

非干预式状态感知技术及其他状态感知方式所收集的状态数据, 都具有鲜明的特点, 表现在持续性监测所形成的数据流、数据自身附着的时空特性以及数据间隐含的强逻辑关联性等方面^[26-28]。目前, 基于监督和非监督学习的分类、聚类、关联分析等新型数据分析方法虽然能对因特网存在的海量结构化和非结构化数据进行有效地加工、整理和分析, 进一步转化为具有应用价值的信息, 并得到面向领域的广泛而深入的应用, 但难以适应具有上述特性的学业数据有效分析, 主要是不能高效率地分析具有时空特性的持续数据流, 难以高品质地分析数据隐含的状态。因此, 需要针对非干预式感知和其他感知方式所收集的持续性数据, 研究与此相适应的数据分析方法^[29-30]。

非干预式感知技术对需要持续监测的学业求助者具有重要的应用价值。针对非干预式学业求助感知模式, 在日常教学环境下, 持续感知学习者的状态, 特别是感知学业求助行为和需求, 避免用户的使用不便、不舒适, 能够很好地体现信息技术与教育学深度融合的自然与和谐状态。

3 推荐系统研究

在数据爆炸的时代背景下, 用户其实并没有明确具体的需要, 或者用户的需求很难用简单的关键词来表达, 或者用户需要更加符合个人实际和偏好的结果, 因此推荐系统作为解决“信息过载”问题的有效方法, 已经成为学术界的关注热点并得到了广泛的应用。

推荐系统就是根据用户需求、兴趣等, 利用特定算法从海量的数据对象中发掘出用户可能感兴趣的项目, 并将个性化结果精准地推荐给用户。随着推荐系统的应用和推广, 用户获取信息的方式从单调、刻板的数据搜索转变成更加高级和符合人类使用习惯的信息发现和知识发现。推荐系统根据背后不同的推荐机制, 确定使用数据量的多少, 针对数据分析出其中存在的规则或者直接对用户的其他偏好进行预测计算。通过以上步骤, 推荐系统就可以在用户进入系统时向他推荐其可能感兴趣的资源种类^[31]。

Gediminas^[32]给出了推荐系统的形式化定义: C 表示用户的集合, S 表示可能推荐给用户的项目的集合(如图书、电影、餐馆等), C 和 S 的规模一般都比较大, 定义了一个效用函数 $u : C \times S \rightarrow R$ (R 是一个全序集合, 在一定范围内是非负整数或者实数), 用以衡量项目 s 对于用户 c 的推荐度. 对于任意一个用户 c , 推荐系统的目的是要找出使得效用函数最大化的项目 s' , 即:

$$\forall c \in C, s'_c = \arg \max_{s \in S} u(c, s).$$

用户集合 C 的每一个元素 c 都包含了各种定义用户画像的特征和属性(如年龄、性别、收入等), 项目集合中的元素的特征和属性可以视具体的应用场景而定, 例如, 在电影推荐程序中, S 是电影的集合, 每一部电影可以通过电影标题、类型、导演、发布年份和主角等来表示. 推荐系统的核心问题是效用函数 u 通常是在部分而不是整个 $C \times S$ 特征和属性空间上定义的. 这就意味着必须要将效用函数 u 外推到整个空间上. 效用通常可以由评级表示, 在一个电影推荐系统中, 系统可以根据用户之前的评分记录(占整个空间的一小部分)来推荐用户最可能喜欢观看的电影, 这个过程就是外推.

根据外推方法的不同, 可以对推荐系统进行分类. 推荐系统的种类可以根据多种不同的标准来进行划分^[33-36], 本文将按照比较主流的分类方式进行分类^[36]: (1) 基于内容的推荐 (Content-based Recommendation); (2) 协同过滤推荐 (Collaborative Filtering Recommendation); (3) 混合推荐 (Hybrid Recommendation).

3.1 基于内容的推荐算法

基于内容的推荐算法最早是由 Sarwar^[37]等人提出, 是最早应用到工业界的推荐方法之一. 该方法的核心思想是根据用户的历史行为偏好挖掘出与之相匹配的内容作为推荐. 在个性化学业求助资源推荐系统背景下, 系统可以根据学生的历史求助情况(如不会的问题、知识点等等)来推荐相应的教学资源.

图 1 展示了基于内容的推荐算法. 算法的关键步骤包括: (1) 通过显示反馈(如评分、好/差评等)或隐式反馈(如搜索、点击、关注、收藏等)的方式来获取用户个性化行为偏好以构建用户模型; (2) 对拟推荐的项目进行特征提取; (3) 计算提取出的项目特征与用户模型的相似度; (4) 将相似度进行排序, 相似度越高则作为推荐项的可能性越大.

基于内容的推荐算法原理简单易懂, 不存在冷启动问题, 但是严重依赖于关于用户模型的构建和项目特征信息的提取, 对与特征难以提取的视频、音频等格式数据的推荐质量无法令人满意.

3.2 协同过滤推荐算法

协同过滤推荐算法是目前推荐方法中最经典和最常用的, 在学术界和工业界都得到了广泛的使用. 协同过滤推荐的基本思想是利用相似用户行为偏好来做推荐. 协同过滤推荐算法一般可以划分为: 基于模型的 (Model-based) 协同过滤推荐方法和基于记忆的 (Memory-based) 协同过滤方法, 其中基于记忆的协同过滤推荐又可以划分成: (1) 基于用户的协同过滤推荐 (User-based Collaborative Filtering); (2) 基于物品的协同过滤推荐 (Item-based Collaborative Filtering). 基于模型的方法主要基于历史评分构建一个用户偏好模型来预测用户对项目的潜在偏好, 而基于记忆的方法首先基于历史评分计算用户(或项目, 视使用基于用户/项目方法而定)之间的相似度, 然后根据相似度较高的用户(或项目)的历史评分进行推荐. 图 2 展示了基于用户的协同推荐算法, 算法可以划分为三个关键步骤: (1) 发现与用户 A 有相同行为偏好的用户

(如用户 B); (2) 查询用户 B 的其他偏好; (3) 将其他偏好推荐给用户 A .

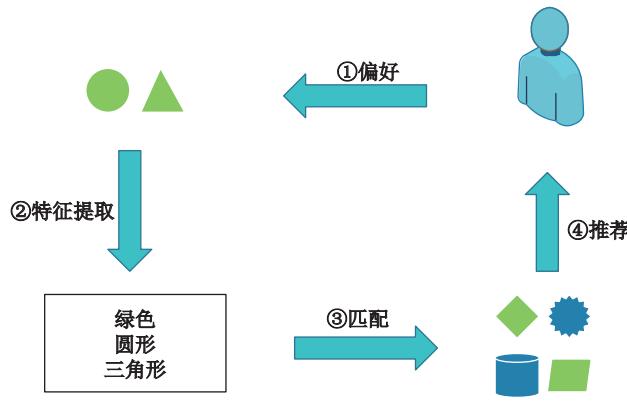


图1 基于内容的推荐算法

Fig. 1 Content-based recommendation algorithm

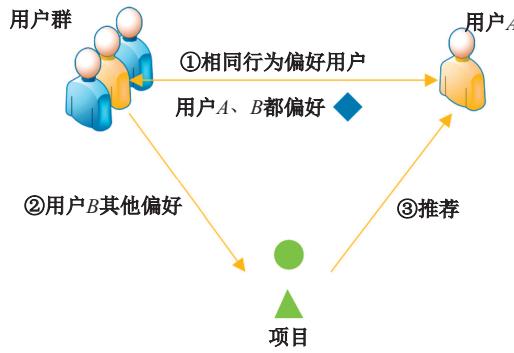


Fig. 2 User-based collaborative recommendation algorithm

协同过滤仅仅需要用户的历史评分数据, 所以该算法简单有效. 但在实际应用中, 评价过的项目占项目总量的比例往往很低, 使得协同推荐质量大大降低, 这就是协同过滤中常遇到的评价数据稀疏性问题. 协同过滤面临的另外一个经典问题是冷启动问题: 对于新的用户或者项目, 因为没有历史评分数据而很难得到推荐.

3.3 混合推荐算法

混合推荐算法是为弥补单一推荐算法存在的不足而提出的, 该算法的思想是通过不同推荐算法的组合来提高推荐的质量^[38]. 常见的组合策略包括下列几项.

(1) 加权的混合 (Weighted): 将几种推荐技术产生的计算结果加权混合产生最终的推荐结果, 通过对用户对项目的评价和混合推荐结果是否符合来不断调整权重的值, 从而达到最好的推荐效果.

(2) 切换的混合 (Switching): 根据实际问题和情况的不同, 如数据规模、系统状态、用户和项目的数目等, 推荐算法的选择会有很大的差异. 切换的混合推荐算法允许在不同实际情况下选择最恰当的推荐机制进行推荐.

(3) 分区的混合 (Mixed): 同时采用几种不同推荐机制, 将产生的不同推荐结果划分成不同的区域推送给用户. 当下很多电商网站采用的都是这种组合策略, 这种策略可以为用户提供更加全面、精准的推荐结果.

(4) 分层的混合 (Meta-Level): 与分区的混合推荐类似, 分层的混合推荐也是同时采用几种不同的推荐机制, 不同之处是它将一个推荐机制产生的推荐结果作为另一个推荐机制的输入, 通过多层混合, 综合了每个推荐机制的优劣, 最终提高了推荐的精准度.

混合推荐系统的优点在于: 推荐的质量要比单独使用一种 (基于内容的推荐算法或者协同过滤推荐算法) 推荐算法高; 没有冷启动问题; 可以推荐有罕见特性的物品; 可以实现推荐结果的多样性. 缺点在于, 通过大量的工作才能得到正确的平衡.

随着互联网中越来越多的数据能够被感知获取, 包括图像、文本、标签在内的多源异构数据蕴含着丰富的用户行为信息及个性化需求信息, 融合多源异构辅助信息的混合推荐方法能够缓解传统推荐系统中的数据稀疏和冷启动问题, 但由于辅助信息往往具有多模态、数据异构、大规模、数据稀疏和分布不均匀等复杂特征, 融合多源异构数据的混合推荐方法研究依然面临着严峻的挑战^[39].

随着深度学习这一波浪潮的兴起, 图像处理、语音识别以及自然语言处理等领域乘着深度学习的东风都取得了长足的进展. 深度学习因其多隐层的非线性架构模型而具有强大的拟合能力, 在大数据时代, 通过海量的训练数据来提升模型拟合真实分布的能力, 大大提高了分类任务和预测任务的精度. 将深度学习技术应用在推荐系统上, 是近年推荐算法领域的一个研究热点.

基于深度学习的推荐系统一般将用户数据和项目数据作为模型的输入, 最终学习到用户和项目高级的抽象表示, 在这个基础上进行推荐. 一个基本的框架如图 3 所示, 该框架包含了三层, 分别是输入层、模型层以及输出层^[40]. 输入层输入内容包括用户的显式/隐式反馈、用户画像和项目内容以及一些辅助数据. 在模型层, 使用的深度学习模型包括多层次感知机 (Multilayer Perceptron, MLP)、自编码器 (Autoencoder, AE)、卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)、循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN)、深层语义相似度模型 (Deep Semantic Similarity Model, DSSN)、受限玻尔兹曼机 (Restricted Boltzmann Machine, RBM)、神经自回归分布估计 (Neural Autoregressive Distribution Estimation, NADE)、生成对抗网络 (Generative Adversarial Network, GAN) 等. 在输出层, 通过利用学习到的用户和项目的抽象表示, 通过 Softmax、相似度计算方式产生项目的推荐列表. 基于模型层可以将基于深

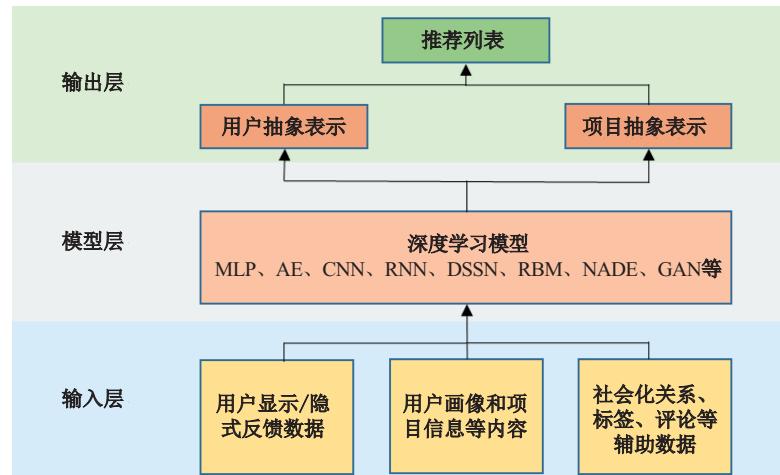


图 3 基于深度学习的推荐系统架构

Fig. 3 Framework for a deep learning-based recommendation system

度学习的推荐方法划分成: (1) 基于多层感知机的方法^[41-44]; (2) 基于自编码器的方法^[45-48]; (3) 基于卷积神经网络的方法^[49-52]; (4) 基于循环神经网络的方法^[53-56]; (5) 基于深度语义相似度模型的方法^[57-59]; (6) 基于受限制玻尔兹曼机的方法^[60-63]; (7) 基于神经自回归分布估计的方法^[64-65]; (8) 基于对抗生成网络的方法^[66]等.

因为本文不是纯粹讨论推荐系统的文章, 所以这部分只大致阐述一下深度学习在推荐领域的发展, 更多的细节不再展开论述.

推荐技术的进展为本主题研究提供了良好的技术基础, 但如何在教育学学业求助这一实际应用场景中开发和设计出有效的算法和模型, 以有效处理多源异构数据, 提升匹配的精确性和推荐的个性化、自适应, 需要在已有成果的基础上进一步结合实际进行研究.

3.4 算法性能比较

表2总结了主流推荐算法的优势和局限. 从表中可以看出混合方法的推荐系统很好地解决了单一算法推荐的问题, 但是要基于大量的调整工作.

表 2 主流推荐算法的优势和局限

Tab. 2 Advantages and limitations of mainstream recommendation methods

方法	优势	局限
基于内容的推荐方法	没有冷启动问题	项目特征提取困难
	不需要惯用数据	无法发掘用户潜在兴趣
	可解释性较高	新用户无法推荐
协同过滤推荐方法	不需要用户和项目	稀疏性问题
	大部分应用场景推荐质量高	冷启动问题
混合方法	缓解了冷启动问题	需要大量的工作才能得到正确的平衡
	缓解了稀疏性问题	
	可发掘用户潜在兴趣	

4 研究展望

纵观学业求助、资源推荐等研究的发展, 可以发现在学习者学业求助识别, 以及识别后应该采取的应对措施——个性化求助资源推荐等方面缺少相应的研究. 而正如研究背景所述, 在日常教学环境下, 及时识别学业求助行为、需求, 对于掌握学生学习进度, 调整教学进度, 并采取适当的解决方案来及时解答疑问, 具有重要的作用. 而信息技术的高速发展, 包括Wi-Fi行为情绪识别、语音视频识别、交互式在线学习等非干预式感知技术以及推荐技术的最近进展, 为解决教育信息化中的学业求助识别和精准推荐提供了技术支撑.

本领域的研究充分借助和发挥现代信息技术优势作用, 用信息技术的视角来分析学业求助是什么, 为什么有这样的学业求助行为, 以及如何应对学业求助等等. 今后可能的研究方向可以按照数据管理的思路, 通过数据收集—分析、处理—应用等一系列流程, 研究非干预式学业求助数据收集、学业求助多源异构数据分析以及个性化学业求助资源自动化推荐方法, 实现对学习者学业求助的精准定位和预测, 并提供自适应个性化的资源推荐, 为教育中学习者学业求助提供指导和帮助, 为教育信息化2.0中的精准教育、个性化教育贡献示范性应用. 主要预期的研究展望有以下四点.

(1) 学业求助非干预式感知

本部分研究预期是在日常教学环境下, 通过非干预式技术手段, 重点收集感知到的求助者、求助资源/对象的数据等, 并为构建统一的学业求助者画像片段模型(包含片段特征提取、关联、融合等处理)进行初步的特征提取. 这一方向的研究重点在于: 提出对学业求助者相关数据的多模态客观感知方法, 构建有效的学业求助者画像特征抽取方法, 从而为今后学业求助数据

的多维度分析、学业求助资源的个性化推荐、以及原型平台的示范应用奠定数据资源和分析基础.

(2) 学业求助多源异构数据分析

本部分研究预期是在前一步多源异构学业求助数据、特征片段抽取的基础上, 重点研究以上多模态数据的关联分析、融合技术, 特别是研究面向时间序列数据的多维度分析方法, 在有效提升概率的支持度和置信度后, 产生应用于学业求助领域多模态数据的有效关联和融合规则. 这一方向的研究重点集中在: 提出支持多源异构学业求助数据的关联方法, 提出学业求助多模态数据的融合方法, 从而实现学业求助者画像模型构建的完整性、有效性和精准性.

(3) 学业求助资源个性化推荐

本部分研究预期是结合行为主体的客观数据积累, 包括学业进度、求助偏好、求助行为等, 建立求助资源/对象的评分体系, 重点研究学业求助的识别、预测方法, 以及针对个性化需求而进行的学业求助资源精准推荐方法. 这一方向的研究重点在于: 提出基于协同过滤的分层混合推荐方法, 实现对行为主体学业求助需求的自动识别和预测, 并自适应推荐个性化的学业求助资源.

(4) 平台原型及典型应用验证

非干预式感知的个性化学业求助资源推荐, 具有鲜明的教育学应用验证特性. 在前三部分研究取得创新成果的基础上, 只有通过原型系统实现与教育学领域的应用验证, 才能有效评估学业求助资源推荐的效果, 并为教育信息技术改革提供示范性的应用案例, 图 4 展示了一个简单的非干预式感知的个性化学业求助资源推荐原型系统. 这一方向的研究重点强调: 开发出个性化学业求助资源推荐系统平台, 在教学实践活动中应用和验证, 可以广泛应用在以中学(高中、初中)、在线教学(大学)等为代表的日常教学活动中.

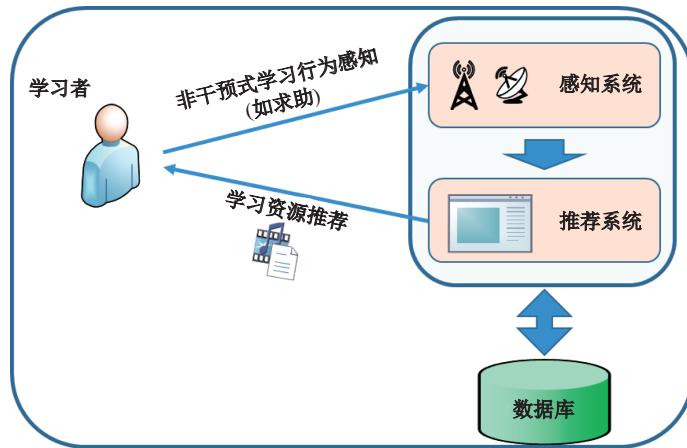


图 4 个性化学业求助资源推荐原型系统

Fig. 4 Prototype for personalized academic resource recommendation system

5 总 结

“教育信息化 2.0 行动计划”是信息技术和教育深度融合的必然产物, 而其中学业求助资源推荐又是精准教育、个性化教育的关键内容, 因此需要总结基于非干预式感知的个性化学业求助资源推荐研究现状, 并讨论相应的研究方向. 通过借助采集的多媒体、在线学习、Wi-Fi 无线信号等多源数据, 可以实现在学业求助非干预式持续感知方法、持续性学业求助多源异构数据分析、自适应个性化的学业求助资源推荐等可能的研究内容上取得创新成果.

本文从信息技术的视角出发,分析基于非干预式感知的个性化学业求助资源推荐研究,并探讨了本领域可能的研究方向,以期解决如下问题。

(1) 学业求助非干预式感知、求助者画像片段特征提取的持续性和准确性问题。在日常教学环境下,非干预式地整合多种感知技术来获取学习者学业求助数据,需要保障可靠持续的感知状态,并从复杂多源监测数据中准确分离有效状态参数和进行有效时空特性的标注。

(2) 学业求助多源异构数据分析技术的多维性和高效性问题。学业求助多源异构数据具有鲜明的有序累计和特定场景性质,其中蕴含实时行为状况、行为模式以及发展变化趋势等信息,在进行关联分析和融合时要特别注意多维性、完整性、效率、效果等指标要求。

(3) 学业求助资源推荐的个性化和适应性问题。学习者遇到的学业问题具有很强的个体化、针对性特点,因此在进行学业求助资源推荐时要充分考虑需求的个性化和匹配的适应性,从而进一步提高学业资源推荐的精准度。

[参 考 文 献]

- [1] 佚名.中国教育学会发布调查报告显示2016年我国中小学课外辅导“吸金”超八千亿[J].教育发展研究,2017(4): 63.
- [2] 李晓东,林崇德.个人目标取向、课堂目标结构及文化因素与学业求助策略的关系研究[J].心理发展与教育,2001,17(2): 1-6.
- [3] 伏干.流动儿童学业求助的影响因素研究——社会认同的两类假说[J].天津师范大学学报(基础教育版),2016,17(3): 15-18.
- [4] 冯喜珍,吴雪雷.我国学业求助研究的现状与展望[J].教学与管理,2012(33): 13-15.
- [5] KIEFER S M, SHIM S S. Academic help seeking from peers during adolescence: The role of social goals[J]. Journal of Applied Developmental Psychology, 2016, 42: 80-88.
- [6] GALL S N L. Help-seeking: An understudied problem-solving skill in children[J]. Developmental Review, 1981, 1(3): 224-246.
- [7] KARABENICK S A. Relationship of academic help seeking to the use of learning strategies and other instrumental achievement behavior in college students[J]. Journal of Educational Psychology, 1991, 83(2): 221-230.
- [8] RYAN A M, SHIN H. Help-seeking tendencies during early adolescence: An examination of motivational correlates and consequences for achievement[J]. Learning & Instruction, 2011, 21(2): 247-256.
- [9] KARABENICK S A, NEWMAN R S. Help Seeking in Academic Settings: Goals, Groups, and Contexts[M]. Mahwah, NJ, USA: Lawrence Erlbaum Associates, 2006.
- [10] NEWMAN R S. Social influences on the development of children's adaptive help seeking: The role of parents, teachers, and peers[J]. Developmental Review, 2000, 20(3): 350-404.
- [11] COMPAS B E, CONNORSWICH J K, SALTMAN H, et al. Coping with stress during childhood and adolescence: Problems, progress, and potential in theory and research[J]. Psychological Bulletin, 2001, 127(1): 87-127.
- [12] HEATH P J, VOGEL D L, AL-DARMAKI F R. Help-seeking attitudes of United Arab Emirates students: Examining loss of face, stigma, and self-disclosure[J]. Counseling Psychologist, 2016, 44(3): 331-352.
- [13] PATACCHINI E, ZENOY Y. Racial identity and education in social networks[J]. Social Networks, 2016, 44: 85-94.
- [14] 宁辉政.主动式电磁扫描检测技术及其信号处理方法[J].通讯世界,2014(9): 108-109.
- [15] 薛子凡,邢志国,王海斗,等.面向结构健康监测的压电传感器综述[J].材料导报,2017,31(17): 122-132.
- [16] 郑太年,全玉婷.课堂视频分析:理论进路、方法与应用[J].华东师范大学学报(教育科学版),2017,35(3): 126-133.
- [17] 布因克曼,勒德尔,陈红燕.教育视频的现象学分析:课堂中的指示、注意和交互关注[J].华东师范大学学报(教育科学版),2017,35(5): 30-45.
- [18] 魏芳,桑猛,郭萍.分布式光纤传感器灵敏度试验研究[J].西北水电,2011(2): 76-80.
- [19] 李建国,汤庸,姚良超,等.社交网络中感知技术的研究与应用[J].计算机科学,2009,36(11): 152-156.
- [20] ZAFARANI R, LIU H. Connecting users across social media sites: A behavioral-modeling approach[C]// ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2013: 41-49.
- [21] PENG Y X, ZHU W W, ZHAO Y, et al. Cross-media analysis and reasoning: Advances and directions[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(1): 44-57.
- [22] WEILER A, GROSSNIKLAUS M, SCHOLL M H. Situation monitoring of urban areas using social media data streams[J]. Information Systems, 2016, 57: 129-141.
- [23] 鲁勇,吕绍和,王晓东,等.基于WiFi信号的人体行为感知技术研究综述[J/OL].[2018-03-06].计算机学报,2018: 1-22.
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1826.TP.20180303.1407.018.html>.
- [24] 王钰翔,李晟洁,王皓,等.基于Wi-Fi的非接触式行为识别研究综述[J].浙江大学学报(工学版),2017, 51(4): 648-654.

- [25] BAHL P, PADMANABHAN V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[J]. Proc IEEE Infocom, 2000, 2: 775-784.
- [26] AGARWAL R, DHAR V. Editorial-big data, data science, and analytics: The opportunity and challenge for IS research[J]. Informs, 2014, 25(3): 443-448.
- [27] 周傲英, 金澈清, 王国仁, 等. 不确定性数据管理技术研究综述[J]. 计算机学报, 2009, 32(1): 1-16.
- [28] CUNHA J V D. A dramaturgical model of the production of performance data[J]. MIS Quarterly, 2013, 37(3): 723-748.
- [29] ZHANG Y S, ZHOU X, ZHANG Y, et al. Virtual denormalization via array index reference for main memory OLAP[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2016, 28(4): 1061-107.
- [30] ZHU T, WANG D H, HU H Q, et al. Interactive transaction processing for in-memory database system[C]// International Conference on Database Systems for Advanced Applications. Berlin: Springer, 2018: 228-246.
- [31] 高明, 金澈清, 钱卫宁, 等. 面向微博系统的实时个性化推荐[J]. 计算机学报, 2014(4): 963-975.
- [32] ADOMAVICIUS G, TUZHILIN A. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(6): 734-749.
- [33] WANG H, WANG N Y, YEUNG D Y. Collaborative deep learning for recommender systems[C]// Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2015: 1235-1244.
- [34] YU A X, MENG Q Z, ZHOU X, et al. Query optimization on hybrid storage[C]// Proceedings of the 22nd International Conference Database Systems for Advanced Applications, 2017: 361-375.
- [35] VERBERT K, MANOUELLIS N, OCHOA X, et al. Context-aware recommender systems for learning: A survey and future challenges[J]. IEEE Transactions on Learning Technologies, 2012, 5(4): 318-335.
- [36] BALABANOVIC M, SHOHAM Y. Fab: Content-based, collaborative recommendation[J]. Communications of the ACM, 1997, 40(3): 66-72.
- [37] SARWAR B, KARYPIS G, KONSTAN J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms[C]// Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web. New York: ACM Press, 2001: 285-295.
- [38] DONG X, YU L, WU Z, et al. A hybrid collaborative filtering model with deep structure for recommender systems[C]// Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto, CA, USA: AAAI, 2017: 1309-1315.
- [39] WANG H, WANG N Y, YEUNG D Y. Collaborative deep learning for recommender systems[C]// Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2015: 1235-1244.
- [40] 黄立威, 江碧涛, 吕守业, 等. 基于深度学习的推荐系统研究综述[J]. 计算机学报, 2018: 1-30.
- [41] CHENG H T, KOC L, HARMSEN J, et al. Wide & deep learning for recommender systems[C]// Proceedings of the 1st Workshop on Deep Learning for Recommender Systems. New York: ACM, 2016: 7-10.
- [42] ALASHKAR T, JIANG S Y, WANG S Y, et al. Examples-rules guided deep neural network for makeup recommendation[C]// Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto, CA, USA: AAAI, 2017: 941-947.
- [43] EBESU T, FANG Y. Neural citation network for context-aware citation recommendation[C]// Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM, 2017.
- [44] HUANG W Y, WU Z H, CHEN L, et al. A neural probabilistic model for context based citation recommendation[C]// Proceedings of the 29th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto, CA, USA: AAAI, 2015: 2404-2410.
- [45] OUYANG Y X, LIU W Q, et al. Autoencoder-based collaborative filtering[C]// International Conference on Neural Information Processing. Berlin: Springer, 2014: 284-291.
- [46] SEDHAIN S, MENON A K, SANNER S, et al. Autorec: Autoencoders meet collaborative filtering[C]// Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web. New York: ACM, 2015: 111-112.
- [47] STRUB F, GAUDEL R, MARY J. Hybrid recommender system based on autoencoders[C]// Proceedings of the 1st Workshop on Deep Learning for Recommender Systems. New York: ACM, 2016: 11-16.
- [48] STRUB F, MARY J. Collaborative filtering with stacked denoising autoencoders and sparse inputs[C]// NIPS Workshop on Machine Learning for e-Commerce, 2015.
- [49] GONG Y Y, ZHANG Q. Hashtag recommendation using attention-based convolutional neural network[C]// Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Palo Alto, CA, USA: AAAI, 2016: 2782-2788.
- [50] NGUYEN H T H, WISTUBA M, GRABOCKA J, et al. Personalized Deep Learning for Tag Recommendation[M]// Kim J, Shim K, Cao L, et al. Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, PAKDD 2017. Berlin: Springer, Cham, 2017: 186-197.

- [51] WANG X J, YU L T, REN K, et al. Dynamic attention deep model for article recommendation by learning human editors demonstration[C]// Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2017.
- [52] WEN J Q, LI X P, SHE J, et al. Visual background recommendation for dance performances using dancer-shared images[C]// 2016 IEEE International Conference on Internet of Things and IEEE Green Computing and Communications and IEEE Cyber, Physical and Social Computing and IEEE Smart Data. IEEE, 2016: 521-527.
- [53] BANSAL T, BELANGER D, MCCALLUM A. Ask the gru: Multi-task learning for deep text recommendations[C]// Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems. New York: ACM, 2016: 107-114.
- [54] DAI H J, WANG Y C, TRIVEDI R, et al. Deep coevolutionary network: Embedding user and item features for recommendation [C]// Proceedings of ACM Conference, Halifax, Canada. New York: ACM, 2017.
- [55] KO Y J, MAYSTRE L, GROSSGLAUSER M. Collaborative recurrent neural networks for dynamic recommender systems[C]// Proceedings of the 8th Asian Conference on Machine Learning. 2016: 366-381.
- [56] SMIRNOVA E, VASILE F. Contextual Sequence Modeling for Recommendation with Recurrent Neural Networks [C]// Proceedings of ACM Recommender System Conference. New York: ACM, 2017.
- [57] ELKAHKY A M, SONG Y, HE X D. A multi-view deep learning approach for cross domain user modeling in recommendation systems[C]// Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2015: 278-288.
- [58] CHEN C, MENG X W, XU Z H, et al. Location-aware personalized news recommendation with deep semantic analysis [J]. IEEE Access 2017, 5: 1624-1638.
- [59] XU Z H, CHEN C, LUKASIEWICZ O, et al. Tag-aware personalized recommendation using a deep-semantic similarity model with negative sampling[C]// Proceedings of the 25th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. New York: ACM, 2016: 1921-1924.
- [60] SALAKHUTDINOV R, MNIIH A. Restricted Boltzmann machines for collaborative filtering[C]// Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning. New York: ACM, 2007: 791-798.
- [61] GEORGIEV K, NAKOV P. A non-IID framework for collaborative filtering with restricted Boltzmann machines[C]// Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning. 2013: 1148-1156.
- [62] LIU X M, OUYANG Y X, RONG W G, et al. Item category aware conditional restricted Boltzmann machine based recommendation[C]// Proceedings of International Conference on Neural Information Processing. New York: Springer, 2015: 609-616.
- [63] XIE W Z, OUYANG Y X, OUYANG J S, et al. User occupation aware conditional restricted Boltzmann machine based recommendation[C]// 2016 IEEE International Conference on Internet of Things and IEEE Green Computing and Communications and IEEE Cyber, Physical and Social Computing and IEEE Smart Data. IEEE, 2016: 454-461.
- [64] ZHENG Y, TANG B S, DING W K, et al. A neural autoregressive approach to collaborative filtering[C]// Proceedings of the 33rd International Conference on International Conference on Machine Learning. 2016: 764-773.
- [65] ZHENG Y, LIU C L, TANG B S, et al. Neural autoregressive collaborative filtering for implicit feedback[C]// Proceedings of the 1st Workshop on Deep Learning for Recommender Systems. New York: ACM, 2016: 2-6.
- [66] WANG J, YU L T, ZHANG W N, et al. IRGAN: A minimax game for unifying generative and discriminative information retrieval models[C]// Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM, 2017.

(责任编辑: 林磊)