

# 数据驱动的个性化学习:实然问题、 应然逻辑与实现路径

钟绍春<sup>1</sup>, 杨澜<sup>2</sup>, 范佳荣<sup>3</sup>

(1.东北师范大学 教育部数字化学习支撑技术工程研究中心, 吉林 长春 130117;

2.东北师范大学 信息科学与技术学院, 吉林 长春 130117;

3.吉林师范大学 新闻与传播学院, 吉林 长春 130012)

**[摘要]** 教育数字化转型的全面推进和人工智能在教育中的广泛应用,为破解个性化学习难题提供了切实可行的途径,数据驱动的个性化学习已成为教育高质量发展的必由之路。然而,当前数据驱动的个性化学习普遍存在着学习行为感知与状态评价精度不高、学习特征挖掘不准、学习规律挖掘不全、学习问题溯源不深、学习干预精度不佳等瓶颈性难题。为此,研究从情境感知、主体理解和智能干预等方面深入剖析了数据驱动个性化学习的应然逻辑。在此基础上,从学习行为数据有效感知与理解、学习效果精准评估的个性化学习追踪、薄弱知识点和异常学习行为的学习问题成因溯源、潜在交互学习规律发现的教育知识图谱高阶推理、公共学习路网构建与高适配个性化学习路径规划等方面,讨论了数据驱动个性化学习的实现路径和方法。

**[关键词]** 个性化学习; 数据驱动; 情境感知; 学习路径规划; 教育知识图谱

**[中图分类号]** G434

**[文献标志码]** A

**[作者简介]** 钟绍春(1965—),男,吉林双辽人。教授,博士,主要从事智慧教育、人工智能和数字化学习环境研究。E-mail:sczhong@sina.com。

## 一、引言

个性化学习一直以来是教育的根本追求,是实现教育现代化的必由之路。互联网、人工智能等新兴技术的迅猛发展,使得采集学生多场景、全流程的学习数据成为可能。教育大数据作为驱动个性化学习发生的关键要素,正赋能学生个性化学习走向精准化、教师教学决策走向科学化,彻底改变了个性化学习的发展态势<sup>[1]</sup>。《中国教育现代化 2035》明确提出,将“利用现代技术加快推动人才培养模式改革,实现规模化教育与个性化培养有机结合”作为重要战略任务<sup>[2]</sup>。在教育数字化转型背景下,特别是生成式人工智能的普及应用,数据驱动的个性化学习作为未来教育的典型形

态,已成为教学变革的重要指向,为实现以学生为中心的因材施教,促进学生个性发展提供了可能的途径。目前关于个性化学习的研究与实践,相关学者围绕知识水平、问题解决能力、创新思维等学科核心素养,学习风格、协作能力,态度意志等情感特征的评价,以及学习路径、工具、素材资源、学伴、教师(课程资源)等的推荐开展了系列研究和应用<sup>[3-5]</sup>,并取得了较大的突破性进展。但是,在大规模教育场景下,大数据驱动的个性化学习仍存在感知教学情境的手段欠缺、认知学习主体的能力不足、响应教学服务的适配精度不高等瓶颈问题。因此,本文首先对数据驱动个性化学习的实然问题进行系统分析,然后从如何感知不同学习情境中的学习行为数据,如何通过动态评价

知识状态水平、挖掘学习规律来深入理解学生这一学习主体,如何通过学习路径的个性规划和资源的精准适配实现对学生的有效干预等方面展开深入讨论,以期为实现高品质个性化学习,进而推动教育高质量发展提供理论参考和方法借鉴。

## 二、数据驱动个性化学习的实然问题

影响数据驱动个性化学习的主要因素是学习行为数据的精准感知,学生、教师、知识点、学伴、学习资源和学习环境多类主体间交互规律的全面揭示,以及学习问题的精准诊断和有效干预等。针对上述因素,本研究将分别剖析数据驱动个性化学习所存在的瓶颈问题。

### (一)学习行为感知与状态评价精度有待提高

数据驱动个性化学习的前提条件是能够动态获得反映学生学习状况的多模态行为和结果数据。这一目标的达成,首先需要对教学各场景数据、学习过程数据进行无感采集、识别和融合分析,以更为精准地感知学习行为。目前,关于学习行为感知与融合方面的研究,主要聚焦在对特定情境下的小规模交互行为进行人工标注和训练分析。但是,已有通用的多模态处理方法难以对数据多、标注少、线索杂的教学情境数据进行大规模标注,同质、复杂、动态的教与学行为数据汇聚融合困难,导致多源学习行为数据感知精度低、融合一致性不高。因此,亟须进一步重点研究如何确保面向大规模教与学行为数据的高精度感知,提升标注外新行为的感知能力,实现动态复杂的多动作关系建模,并确保不同类型、动态变化数据能够正确关联,解决动态交互场景下的多模态教与学行为高一致性对齐和融合问题。

学习评估是学习过程的关键组成部分,能够驱动教师动态调节和优化教学活动中的主体交互行为<sup>[6]</sup>。已有研究主要采用两种方法对采集到的学习行为和结果数据进行知识状态水平的评估,一种是通过机器学习、深度学习等方法建立综合评价模型,对在多维时空尺度上的学生学习行为和作答结果数据进行统计分析和数据挖掘。如 Sun 等人应用 XgBoost 来对数据集中的特征变量进行筛选,并应用动态键值存储网络对学生的尝试次数、提示情况等输入数据进行预测,从而提升学习能力分类的准确性<sup>[7]</sup>。这种方法缺乏对多模态数据的综合利用,导致评价精度不高。另一种是应用大模型进行写作等学习活动的评价,采用一些“任务要求+评分标准+人工评分样本”的提示语类型提升与人工评分的一致性,虽然大模型的发展在一

定程度上赋能了学习评估的优化,但其缺乏对不同学习场景分类处理的能力,致使学习追踪可解释性和迁移能力薄弱,应用于教育领域的可靠性和推理能力还需进一步优化。

### (二)学习特征和学习规律挖掘有待深入

数据驱动个性化学习的关键是通过教育大数据进行挖掘与分析,探究学生的学习特征及其与教师、同伴、学习资源等要素之间的交互规律。从当前学生特征和规律揭示的研究现状来看,其主要是基于某一特定情境下学生的作答数据、同伴交流等日志数据挖掘与表征学生学习特征和演化规律。如姜强以同伴反馈中产生的评语和反馈为分析对象,从情感、认知和元认知角度分析不同群体学生的内隐学习规律<sup>[8]</sup>。张思等通过对 SPOC 论坛中的会话文本进行挖掘和建模,揭示不同绩效群体学生的行为特征,以及隐含的认知和内部心理加工过程<sup>[9]</sup>。相关做法普遍存在对学生与教师、知识点、同伴、学习资源、学习环境等要素间交互关系利用不足,且自动化构建程度较低的问题。具体体现在由于教育大数据类型异质、语义复杂、模态多样导致的教育实体要素间关系难以自动捕捉,以及教育实体数量庞大、关系动态多变导致的教师、学生、资源、知识点间的隐性知识难以被发现等方面。因此,还需进一步对学生与教师、知识点、学习资源、学习环境在时空序列下的交互关系特征和语境信息进行深入挖掘,提高从多模态教学数据中抽取多类别教学实体要素间潜在交互关系的精度。

### (三)学习问题溯源与干预精准性有待提升

基于多模态学习行为数据精准诊断和深度溯源学生学习问题,定制个性化干预方案是智能技术赋能学习干预的核心与重点。目前,相关研究更多是基于学生的知识水平和学习特征,利用推荐算法推送符合其学习偏好或薄弱知识点的学习路径与资源。如 Kurilovas 等人根据学生的学习风格使用蚁群优化算法为学生推荐个性化的学习路径<sup>[10]</sup>。范云霞基于知识点概念覆盖和难度两个特征溯源薄弱知识点,并进一步采用深度强化学习算法实现学习路径的推荐<sup>[11]</sup>。随着智能技术的深入,基于大模型等新兴技术的学习服务推荐逐渐成为研究热点。卢宇应用多模态大模型对包括汉字在内的多种文字进行跨模态图片释义的检索与图文教学资源的生成,从而辅助学生进行语言学习<sup>[12]</sup>。但总的来说,现有的大模型技术还不能够完全支持学生的学习数据与行为数据汇聚,实现更加完整、精准的学习分析<sup>[13]</sup>。相关研究普遍缺乏基于学习过程数据的异常学习行为溯源,以及对不同类别群体

学生增益学习路径的挖掘与汇聚,导致学习问题深层次诱因难以精准定位,个性化学习服务精度有待提高。

### 三、数据驱动个性化学习的应然逻辑

数据驱动的个性化学习仍存在前面所讨论的诸多问题,这些问题单纯从局部展开研究无法彻底解决,需要从顶层逻辑入手展开研究。首先,动态伴随式获得学生的学习行为数据,实现对学习情境的动态感知;其次,精准诊断学生知识学习状态和深度溯源学习问题成因,全面了解学生学习个性特征,实现对学生主体的精准理解;最后,为学生提供高适配个性化学习路径和资源,实现对学生学习的精准干预,其发生逻辑如图1所示。

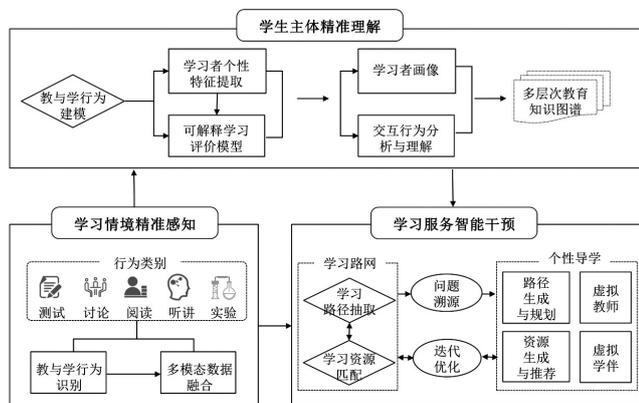


图1 数据驱动个性化学习发生的应然逻辑

#### (一)动态感知学习情境是个性化学习的基础条件

学习行为的发生,需要在特定场域时空下,与知识点、教师、学伴、学习资源、学习环境等实体要素通过多种形式的交互才能够发生,知识的学习和能力的形成大多是在这样的交互过程中完成的。针对同一知识点,不同的交互学习行为会直接影响学生的学习认知过程和学习成效。因此,数据驱动个性化学习的首要条件是要全面了解学习活动过程发生了什么样的交互学习行为,这就需要动态、全面、精准识别和融合学生的交互学习行为数据,从而实现对学习情境的全面感知。

#### (二)精准理解学生主体是个性化学习的核心关键

要想全方位刻画学生的学习特征和规律,需要从学生、知识点、任课和虚拟教师、实体和虚拟学伴、学习资源、学习环境等教育要素协同交互的行为视角,开展学习行为建模与学习评价,分析学生的学习行为特征,评价学生知识状态情况,挖掘内隐学习规律,诊断学习存在的问题。因此,数据驱动个性化学习的核心关键是以学生的行为数据为依据,利用智能技术对

学生主体进行全方位分析、诊断与评价,精准刻画学生知识学习状态,掌握学生个性学习规律,并能够对学生知识状态水平和学习规律进行可解释性分析,实现对学习主体的精准理解,进而为智能学习系统面向学生提供精准的个性化学习服务奠定基础。

#### (三)学习服务智能干预是个性化学习的支撑保障

当学生学习出现问题时,最佳的解决办法是准确找出问题成因,并根据学生的认知规律和已有知识基础,有针对性地动态安排学习活动、指导教师、学伴和学习资源等,引导和帮助学生高质、高效地开展学习。因此,首先要能够溯源出导致学习问题的原因是前序知识薄弱问题,还是学习路径和资源不适配问题。其次是针对不同学生类别,建立适配的学习路径,汇聚适合的名师指导与讲解资源、最佳的学习合作伙伴经验分享和有效的学习支撑工具,进而形成支持个性化学习的学习路网。最后是利用生成式人工智能为学生生成个性化学习路径和资源,提供虚拟教师和智能学伴,帮助学生随时随地获得教师的精准讲解与指导,以及学伴的伴随式讨论与交流。由此不难看出,利用人工智能和大数据等技术,基于学生特定学习情境中产生的多模态学习数据,针对学生学习存在的问题,在深度溯源问题成因基础上,规划个性化学习路径和精准推荐学习资源是实现数据驱动学生个性化学习的支撑保障。

### 四、数据驱动个性化学习的实现路径

前文从宏观层面讨论了数据驱动个性化学习的应然逻辑,接下来从教与学行为数据感知与融合、知识状态评测与学习问题溯源、学习规律挖掘与学习路网建设、个性化学习路径规划与学习资源推荐等方面,深入讨论数据驱动个性化学习的实现路径和方法。

#### (一)教与学行为数据感知与理解

由于教与学活动的开展条件存在着多场景、多方式、多设备等情况,导致数据采集难以通过统一的技术手段来完成。因此,需要通过多种类别的设备才可能更好地获得反映出教与学的行为数据,但是不同渠道所采集的多模态数据之间难以直接精准关联在一起,需进一步作一致性对齐和融合,以达到学习情境的精准感知。

##### 1. 教与学行为数据识别与一致性融合

目前,能够无感采集到的数据,一是通过智慧学习系统所采集到的人机交互行为数据,以及作答文本、图像等数据;二是通过摄像头、麦克、扫描仪等采集到的音视频、图像等数据。对于人机交互行为数据,

系统可自动标注处理;对于音视频、作答文本和图像等数据,由于大部分数据未作标注,因此无法直接利用多模态通用大模型进行处理,需通过引入教与学行为感知提示工程,对多模态预训练模型进行微调,来解决因标注少导致大模型技术难以直接使用的问题,实现从海量数据中精准感知基本学习行为。其中,提示工程的设计是至关重要的。对于音视频和图像数据,可从关键动作帧时空交换提示工程设计和相邻帧间时空插入漂移提示工程设计两个方面来进行视觉提示工程设计;对于作答文本数据,可从教学过程提示工程和学习过程提示工程两个方面进行设计。

一般情况下,每一个学习行为都是由多个动作组成的。因此,在行为类别基础上,需要进一步精准识别每个行为包含的多个关联动作,从而提高行为感知模型的泛化能力。在识别基本学习行为类型和多动作关联关系的基础上,需要按照学习行为及其所包含的动作对多模态学习行为数据进行对齐和融合,为此,本研究提出了如图2所示的多模态学习行为数据融合与表征方法。

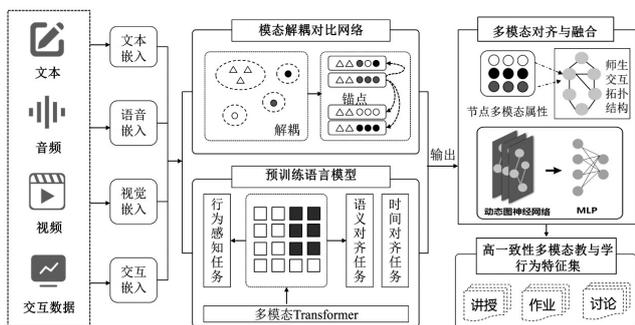


图2 多模态学习行为数据融合与表征技术路线

针对时间不敏感的多模态数据,如学生自习场景中的学习行为数据,通过构建模态解耦对比网络,来增强数据的区分度。在此基础上,利用对比学习,实现大规模、无标注数据的对齐。针对时间敏感的多模态数据,如课堂师生互动讨论场景中的音视频数据,通过设计行为感知、时间对齐和语义对齐等预训练任务,构建融合学习场景领域特征,从而实现特定学习场景的多模态数据对齐。

在多模态学习行为数据对齐基础上,针对学习交互场景下教与学行为的动态多变性,再挖掘学生与教师、学习内容、学习资源、学习环境等要素的交互关系,实现对学习行为的量化表征。在此基础上,利用动态图神经网络,学习时空交互场景下的多模态学习行为嵌入,将学习场景下的交互行为数据,以及文本、语音、图像和视频等数据进行融合。

## 2. 教与学行为理解

从学生与教师、知识点、同伴、学习资源等因素间的交互行为中挖掘其相互作用机理与动态变化过程是全方位刻画学生学习特征和学习规律的前提。这需要对采集到的教与学行为类型进行分析,理解教与学行为在具体教育情境中的现实意义。因此,教与学行为的理解首先需要对教与学行为类别作进一步的细化分类,确定基于教与学行为数据属性特征的行为类别判别条件,进而建立教与学行为模型。然后,对采集融合的教与学行为数据进行智能分析,识别教与学行为的具体类别,从而为精准评测学生学习状况、挖掘学习规律、推荐学习路径提供支撑。具体方法如图3所示。

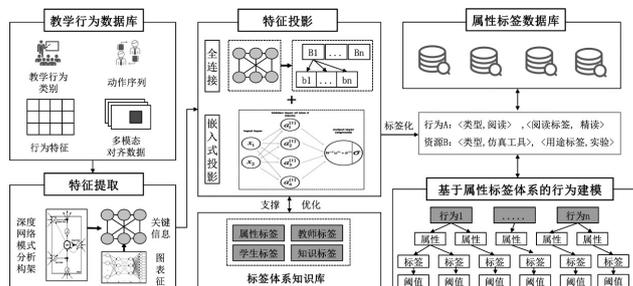


图3 教与学行为理解技术路线

教与学行为的建模,首先应基于教育学、心理学等理论,以及教育专家知识经验,挖掘教学行为特征数据的潜在规律,建立教与学行为属性标签体系模式。然后,基于该模式,提取教与学行为数据中蕴含的隐性信息,进而挖掘教与学行为数据中蕴含的关联属性特征。最后,结合人机协同和阈值分析方法明晰属性标签的类别、层次等组合结构,进一步依据信息增益值确定属性标签相对应的属性标签阈值范围,通过属性标签给出各类教学行为的判别条件,实现完备、准确的教与学行为属性标签体系构建。教与学行为的深度理解,需要依据教与学行为属性标签体系,通过对采集和感知到的教与学行为数据的属性特征进行分析,提取标签识别关键信息,建立标签识别关键信息和属性标签体系间的映射,实现教与学行为的精准标签。

### (二)知识状态评测与学习问题溯源

以学生的行为数据为依据,利用智能技术对学生主体产生的数据进行全方位分析、诊断与评价,从而精准刻画学生知识学习状态,深度溯源学习问题产生的原因等,才能够为学生提供精准的个性化学习服务。因此,需要研究面向不同学习情境进行准确的学习评估,深度分析薄弱知识点和异常学习行为的学习问题成因溯源方法,具体思路如图4所示。

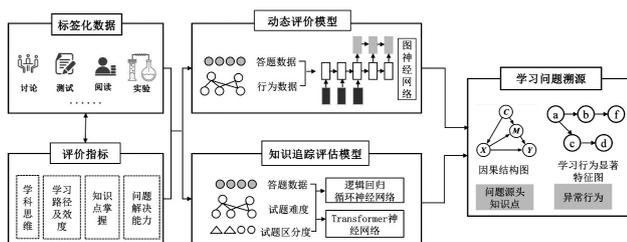


图4 知识状态评估与学习问题溯源

### 1. 基于学习行为的学习效果评价模型构建

学习效果评价模型的构建首先是要确定可用于评价学习效果的行为数据,这需要综合考虑数据的采集和提取复杂度、成本,以及与学习效果间的显著相关性,进而确定可用于评价学习效果的行为数据。在此基础上,通过理论推演和专家访谈相结合的方式建立评价指标框架体系。首先,依据教育学、心理学、脑科学等理论,通过分析不同类型学习行为与知识学习状态、学科思维能力形成水平等学科核心素养间的关联关系,确立学习效果评价维度和每一个维度的具体指标,建立评价指标框架体系原型。其次,采用专家访谈等方法对所确立的评价指标框架体系进行迭代修正,建立科学合理、可信性高的评价指标体系。在此基础上,采用图神经网络和注意力机制,利用学习行为数据和测试结果数据等大样本数据进行迭代训练,对每一个评价指标进行定量评价,确立行为数据与评价指标间的量化计算模型,进而实现利用学习行为数据计算学习效果的水平及程度。

### 2. 基于知识追踪的知识状态评估

不同情境下学生的学习活动安排有所不同,对于以教师为主导的课堂教学情境,学生的学习活动安排主要由教师规划指导,因此该场景下的学习状态评估与追踪侧重于基于学生的试题作答数据,实现知识状态的即时、可解释性评价。具体来说,可采用大模型技术,构建包含试题的难度、认知目标、关联知识点复杂度等语义信息的试题参数自动标注框架,并将所获得的语义特征融入知识追踪模型中,预测试题的难度、区分度等参数。在此基础上,通过整合逻辑回归模型,构建可解释的即时知识状态评估模型,进而实现无需学生大规模作答条件下对学生当前知识状态的即时评估,解决未经过模型训练的试题难以评估的问题,以及深度知识追踪模型可解释性薄弱等问题。

对于以自我导向性学习为主的自主学习情境,学习状态评估可基于学生答题记录数据和问题解决过程中的学习行为数据,构建知识和能力一体化的知识追踪模型。基本思路是:首先,利用答题样本数据,构建基于循环神经网络的知识状态评估模型;其次,利用学习行为样本数据,结合答题结果数据,采用图表示学习与

Transformer神经网络等方法,构建学习能力评估模型;在此基础上,通过多头注意力融合等方法,实现长时序周期上学生知识和能力一体化的预测评估,进而解决现有的知识追踪模型只能对知识掌握程度进行追踪的问题。

### 3. 学习问题溯源

导致学生学习出现问题的直接原因主要有两方面,一是前序知识薄弱,二是学习活动过程不适配。学习活动过程不适配主要体现在学习活动安排不合理、教师的讲解和指导不适合、学伴协作不给力、学习资源和工具支持度不够等方面。

对于前序知识点薄弱的情况,需溯源源头知识点。首先,可基于多层次教育知识图谱,利用大规模学生知识追踪结果样本数据,依据知识点掌握程度,构建关联子图。其次,利用图表示学习和图对比学习,学习因果影响效应,构建源头知识点预测因果结构图。再次,根据因果结构图,对学生当前学习问题知识点进行分析,定位源头知识点。最后,根据溯源得到的源头知识点,结合历史知识追踪和评价结果,进行关联分析,找出导致源头知识点出现学习问题的原因,诸如遗忘或原本就未学会等。

针对异常学习行为的溯源,首先,可根据学生在源头知识点的的所有学习行为,构建学生个体的行为显著性图。其次,依据公共学习路径,生成有效的公共群体学习行为显著性图。最后,利用图表示学习,对个体学习行为特征显著图与有效公共学习行为特征显著图进行高维表示,并通过向量空间映射模型,实现异常学习行为序列的发现。

### (三)学习规律挖掘与学习路网建设

目前,实现人机交互环境下学生学习规律揭示的主要途径是:首先,建立涵盖学生、教师、知识点、学习资源要素的多层次语义关系的教育知识图谱;然后,利用知识图谱高阶推理技术不断丰富和完善教育知识图谱;最后,基于知识图谱抽取群体学生增益学习路径,建立公共学习路网。

#### 1. 揭示学习规律的教育知识图谱构建

知识图谱的构建,首先,应从时序、空间和不确定性等方面,构建能够充分表达复杂语义关系的多层次知识表示模型。依据课程标准,结合专家经验,充分挖掘教学资源、教学、学习及评价系统中的教育数据模型等领域知识源信息,对学生、教师、知识点、学习资源等进行实体分类,并确立学生、教师、知识点、学习资源等因素间可能的语义关系类型,构建多层次教育本体。其次,基于课标、教材和教学资源等非结构化数据,通过比较关系域实体类型及类型层次模型的共享

参数结构,构建基于软参数共享的多任务知识抽取模型,解决任务样本不均衡和噪声偏差问题;建立多任务知识抽取模型相应的知识子图,利用图结构和语义对齐生成跨模态关系的映射函数,构建跨模态联合知识抽取模型,解决单模态下知识抽取丰度不足的问题;针对教学行为和资源属性标签数据,建立教育本体与教育数据关系模型间的映射关系,制定翻译模版,实现从结构化数据到图谱知识的转化。最后,通过本体对齐、实例消歧实现对开源教育知识图谱的知识融合。

## 2. 实现潜在规律发现的高阶推理

针对由于大规模学习情境下学生、教师、学习资源、知识点等数量庞大、关系动态多变,致使不同实体间隐性关联关系难以发现等问题,研究从可满足性知识推理、实体分类、上下文关系实例化等方面,讨论教育知识图谱潜在规律发现的高阶推理方法。

针对由于时空和不确定性等因素所导致的高阶推理不可判定性问题,可通过构建本体公理到逻辑张量网络结构生成的编码方法,利用逻辑张量网络替代逻辑符号推理,实现原子概念的可满足性判定;通过Transformer学习网络合成复杂概念向量表示,实现任意级别概念可满足性判定,解决冲突和冗余问题,确保知识的完备和一致。

面向开放域的实体抽取和分类,采用人工的方式已无法满足知识图谱动态构建的实际需要。可行的方法是,对于任意给定的实体,采用机器学习的方法,从目标多模态数据集中抽取与之具有相似上下文特征的实体,从而实现实体的分类和聚类。

针对教育知识图谱中非显现的实体间关系挖掘,需基于上下文关系捕捉实体间潜在的规律,以实现上下文潜在关系实例化,完善知识图谱,实现对知识图谱中隐含关系的精准发现。

## 3. 基于知识图谱的公共学习路网构建

公共学习路网的构建就是按照不同类别学生抽取公共学习路径,并匹配相应的教学资源。公共学习路径的抽取,在教育知识图谱中的实体间交互关系不够丰富的情况下,可先利用学习增益优秀案例数据,挖掘基本公共学习路径。当多层次教育知识图谱中的学生、知识点、教师和学习资源等交互关系足够丰富时,再利用知识图谱对公共学习路径进行迭代优化。

基于学习大数据,针对学生所处的不同阶段和所学的课程内容,按照学生的知识积累、在线环境中学习难度和交互模式,以及学习能力等,可对学生进行聚类分析,将学生划分为多个群组类别。然后,将学生群组类别融入多层次教育知识图谱,并按照群组类别,在多

层次教育知识图谱中实现对学生的实体分类。

针对不同学习场景和具体课程学习内容,按照不同学生群组类别,分别选择学习成绩增益优异的学生学习案例数据,挖掘公共学习路径。首先,对课程学习内容、学生类别和学习行为数据进行关联分析,构建知识点与学生、教师、学习路径和学习资源等间的关联关系网络。然后,利用学习评价结果数据和增益效果数据,对关联关系网络的每一条学习路径进行学习增益效度评估,计算学习增益效度权重值。最后,以学习增益效度权重值为依据,对每一个知识点搜索每一类别学生的可能共性学习路径,确立基本公共学习路径。在此基础上,针对知识点,为不同类学生构建知识学习概率网络,从中挖掘不同学生的优秀学习路径和适配资源,实现对公共学习路径的迭代优化。

## (四) 个性化学习路径规划与学习资源推荐

面向个性化学习的精准干预,首先,需要基于学生评价结果来精准定位学生的个性化学习任务。其次,针对不同学习情境,以学生与教师、知识点、学习资源间的交互规律为依据,基于学习路网为不同类别学生推荐个性化学习路径和适配的学习资源。具体思路如图5所示。

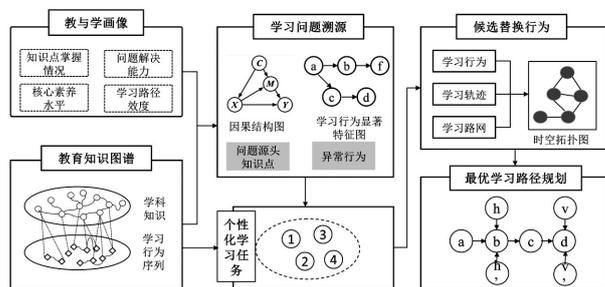


图5 个性化学习路径与资源推荐

### 1. 个性化学习任务精准定位

个性化学习任务的精准定位主要是判断导致学习问题出现的原因,是前序知识薄弱还是学习行为不匹配所导致的,进而确定需要进一步学习的知识点集。具体算法如下:

(1)对于 $\forall x \in qu-kn$ ,  $qu-kn$  为问题知识点集,基于知识图谱确定  $x$  的前序知识集  $pre-kn(x)$ 。

(2)对于任意 $\forall y \in pre-kn(x)$ ,基于学生学科核心素养水平等个性化画像数据,获取学生知识掌握情况,结合学科知识图谱,确认可能存在问题的知识点,并通过异常学习行为数据的挖掘,分析可能导致问题知识点出现的异常学习行为。

(3)对步骤(2)和步骤(1)进行递归迭代,直到没有前序问题知识点为止,通过对关联前序薄弱知识点和异常学习行为等因素的分析,在递归迭代过程中生

成具有掌握程度指标的待学习知识点集合。

(4)基于各知识点权重和知识图谱中知识点间的逻辑关系,采用上下文关系预测方法,精准定位可量化的个性化学习任务。

## 2. 高适配学习路径规划

高适配学习路径的规划,除了以能够直接搜集到的结构化学习行为数据为依据外,还需要根据学生的个性化学习任务和学习特征,从学习路网中选择符合学生认知特点和已有知识水平的学习活动安排以及每个活动适配的学习资源。因此,学习路径规划算法输入的数据应包括学生的个性化学习任务集、学习画像,学科知识图谱以及公共学习路网等;应输出的结果是针对学生学习特点的可解释的高适配学习活动安排和学习资源。具体算法如下:

(1)将学生学习行为、轨迹以及最佳公共学习路径转化为能够充分反应时间、空间,以及学生、教师、知识点和资源间相互作用关系等特征的拓扑图,进行对比分析,针对异常学习行为,遴选出对应的候选替换行为。

(2)应用强化学习将候选替换行为作为异常行为步的动作选择空间,计算执行空间中每一个选择替换行为后的有效性奖励,并进行迭代决策。

(3)在迭代过程中,针对每个异常行为步,从动作选择空间中选择一个替换行为进行评估,直至将整

个异常学习行为序列执行完毕。

(4)对学生在问题知识点进行评估,反馈替换学习行为的可能有效性奖励,判断学习服务推荐下核心素养水平可能提升的程度。

(5)重复步骤(3)和(4)的过程,直到算法收敛,达到最优学习结果,此时动作选择空间中概率最高的替换行为,即为给这个学习推荐的异常学习行为纠正依据,进而确立个性化最佳学习路径。

## 五、结束语

数据驱动的个性化学习是实现高质量人才培养的有效途径,这一目标的实现,不仅需要高速的网络条件、学习终端和足够的算力支持,更需要无感伴随式的数据采集与分析、学习规律的抽取与建模、学习问题的发现与溯源、优质教师资源的汇聚与建序、个性化学习服务的规划与推荐等。其中,既涉及个性化学习系统的规划与设计,又包括优质资源的挖掘与共享,更涵盖大模型等新一代人工智能技术的开发与应用。未来,仍需在注重技术功能与教育价值融合基础上,构建针对不同学科内容适配不同类别学生特点的学习路径规划大模型,以及精准动态评估学生学习效果的学习行为评价大模型等,进一步探索生成式人工智能技术在不同教学场景中的应用契合性和实效性。

## [参考文献]

- [1] 刘三女牙,李卿,孙建文,刘智. 量化学习:数字化学习发展前瞻[J]. 教育研究,2016,37(7):119-126.
- [2] 中共中央,国务院. 中国教育现代化 2035[EB/OL]. (2019-02-23)[2024-06-25]. [https://www.gov.cn/zhengce/2019-02/23/content\\_5367987.htm](https://www.gov.cn/zhengce/2019-02/23/content_5367987.htm).
- [3] 郑永和,王一岩,杨淑豪. 人工智能赋能教育评价:价值、挑战与路径[J]. 开放教育研究,2024,30(4):4-10.
- [4] 郝建江,郭炯. 智能技术赋能精准教学的实现逻辑[J]. 电化教育研究,2022,43(6):122-128.
- [5] 钟绍春,钟卓,张琢. 如何构建智慧课堂[J]. 电化教育研究,2020,41(10):15-21,28.
- [6] 黄荣怀,刘梦彧,刘嘉豪,等. 智慧教育之“为何”与“何为”——关于智能时代教育的表现性与建构性特征分析[J]. 电化教育研究,2023,44(1):5-12,35.
- [7] SUN X, ZHAO X, LI B, et al. Dynamic key-value memory networks with rich features for knowledge tracing[J]. IEEE transactions on cybernetics, 2022, 52(8):8239-8245.
- [8] 姜强,冯雅楠,金美伶,等. 基于在线同伴互评的内隐行为规律挖掘及其影响机理研究[J]. 现代远距离教育,2024(1):32-44.
- [9] 张思,高倩倩,马鑫倩,等. 私播课论坛中学习者会话行为建模研究[J]. 电化教育研究,2021,42(11):63-68,106.
- [10] KURILOVAS E, ZILINSKIENE I, DAGIENE V. Recommending suitable learning paths according to learners' preferences: experimental research results[J]. Computers in human behavior, 2015, 51:945-951.
- [11] 范云霞,杜佳慧,张杰,等. 面向动态学习环境的自适应学习路径推荐模型[J]. 电化教育研究,2024,45(6):89-96,105.
- [12] 卢宇,余京蕾,陈鹏鹤,等. 多模态大模型的教育应用研究与展望[J]. 电化教育研究,2023,44(6):38-44.
- [13] 杨宗凯,王俊,吴砥,等. ChatGPT/生成式人工智能对教育的影响探析及应对策略[J]. 华东师范大学学报(教育科学版),2023,41(7):26-35.

(下转第33页)