

# 人机协同的精准学习干预：动力机制、逻辑理路与实践模型

武法提<sup>1</sup> 田浩<sup>2</sup>

- (1. 数字学习与教育公共服务教育部工程研究中心, 北京 100875;
2. 北京师范大学教育学部教育技术学院, 北京 100875)

**[摘要]** 精准学习干预是实现精准教学和个性化学习服务的核心问题。为破解学习干预的困境, 本文从人机协同的视角设计精准学习干预机制: 首先从动力主体、动力作用模式和动力实现机制方面厘清人机协同的动力机制, 接着从技术逻辑、实践逻辑和价值逻辑分析基于人机协同推动精准学习干预的必要性, 最后提出基于人机协同的精准学习干预实践模型。该模型以学习场景为入口, 引入人的决策, 实现对学习问题的精准诊断; 通过基于知识图谱的问题定位与知识推理, 结合教师经验, 实现针对学习问题的干预策略匹配; 依据学习者画像筛选干预策略, 以人机融合作为动力机制, 动态协同修正干预策略, 从而优化干预策略匹配的精准度, 并利用人在回路的混合增强智能, 形成精准学习干预的完整链路, 构成个性化学习服务的闭环。

**[关键词]** 人机协同; 智能教育; 精准学习干预; 人在回路; 混合增强智能

**[中图分类号]** G434

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1007-2179(2023)02-0081-10

## 一、引言

智能教育的典型场景是精准教学和个性化学习服务(祝智庭等, 2018), 二者的实现都基于对学习者的精准学习干预。精准学习干预研究也因此成为精准教学和个性化学习服务同频共振的交汇点, 是智能教育研究的核心问题和实践方向。学习干预作为学习分析的核心概念, 指在跟踪学习行为的基础上, 综合学习者特征信息, 给予个性化指导和帮助, 从而实现因材施教(唐丽等, 2016; Viberg et al., 2018)。学习干预包括问题诊断、策略匹配、干

预实施与策略改进四个环节(李彤彤等, 2016)。通过学习干预, 研究者试图解决不同学习场景下学习者的学习绩效不佳、学习投入不足、学习习惯不良、学习参与度不高、自我效能感低下等问题(Wakefield et al., 2018; Ortega-Arranz et al., 2019; Dai et al., 2020), 为教师或自适应学习系统针对不同类别的学习危机群体, 提供前瞻性、科学性和差异化的决策支持(舒莹等, 2019)。

作为当前的主流解决方案, 自适应干预样态在处理自主学习场景的复杂性和多样性时存在诸多局限, 基于相关性统计的机器学习算法对干预策略不能形成因果解释(郑勤华等, 2019), 因此单纯依

**[收稿日期]** 2023-02-14

**[修回日期]** 2023-02-16

**[DOI 编码]** 10.13966/j.cnki.kfjyyj.2023.02.010

**[基金项目]** 2020 年国家社会科学基金教育学一般课题“基于人机智能协同的精准学习干预研究”(BCA200080)。

**[作者简介]** 武法提, 博士, 教授, 博士生导师, 数字学习与教育公共服务教育部工程研究中心, 研究方向: 智能教育、智能学习系统设计、教育大数据与学习分析(wft@bnu.edu.cn); 田浩, 博士研究生, 北京师范大学教育学部教育技术学院, 研究方向: 智能教育、多模态学习分析(tianhao@mail.bnu.edu.cn)。

**[引用信息]** 武法提, 田浩(2023). 人机协同的精准学习干预: 动力机制、逻辑理路与实践模型[J]. 开放教育研究, 29(2): 81-90.

靠机器替代教师解决问题并不现实。为了实现精准学习干预并克服自适应干预的缺陷,本研究将人类教师引入自适应学习系统的学习干预回路,构建人在回路的混合增强智能系统,将人工智能的逻辑性与人类教师的灵活性相结合,形成人机一体系统,提高处理复杂学习场景时干预策略的可信度。当自适应系统干预各环节的输出置信度低时,教师要介入调整,实施合理的干预措施,并通过强化学习技术让自适应系统动态学习人类教师的干预策略,从而构成提升系统智能水平的反馈回路,实现人机协同。

## 二、动力机制

当以人机协同的方式开展精准学习干预时,人类与机器以整体形式统一部署,相互作用。因此,厘清其动力机制有利于理解人机协同的内涵与本质特征。祝智庭等(2012)认为,研究系统的动力机制需要从三个方面展开:1)系统的要素,即动力主体包括哪些;2)要素之间存在何种关系,即动力作用模式;3)这种关系如何推动系统发展,即动力实现机制。

### (一)动力主体:人类教师与智能代理

人机协同的精准学习干预过程主要包括两类动力主体:人类教师与智能代理。其中,智能代理包括智能学习平台、智能导师系统、智能学习助手等。人类教师适合提供经验支持的人工干预,如心理辅导、面对面会谈、情感鼓励等;智能代理适合提供数据支持的自动干预,如消息提醒、资源推荐、路径规划等。

### (二)动力作用模式:人机相互适应和相互学习

人机协同的实践主要包括两条路径(Terveen, 1995):一是将智能代理赋予人的能力,使计算机拥有人类一般的认知、思考、推理能力。这条路径本质上是模仿人与人的协同;二是利用智能代理独有的辅助功能补充人类决策。该路径认为人类与计算机的能力是不对称的,人机协同侧重于职责分工,即为人类与智能代理分配不同的角色,并通过交互实现人机通信。“协同”指大量子系统组成的系统,在一定条件下,子系统之间会产生相干作用和协作,从而形成有一定功能的自组织结构,在宏观上会产生时间—空间结构,达到新的有序态(彭克

宏等,1989)。从协同的定义可知,协同过程是多主体的相互作用与协作,即不同主体之间不断进行信息传递、相互理解;协同的结果是达到新的有序态,即协同的最终目标难以由单一主体完成,依靠多主体协作才能产生“新质”。因此,本研究认为,人机协同是人类与智能代理相互协作实现共同目标的过程,两者协作期间不断进行双向信息交流,实现人类与智能代理的相互适应、相互学习。

玛荷尔(Maher, 2012)认为,智能技术在人机协同中扮演着不同角色,由低级到高级分别是支持、增强和生成。支持角色指智能代理可以为人类教师提供工具和技术,加快教师完成任务,提高效率和效益。例如,智能学习伙伴可以自动在作业截止日期前向学生发送信息,提醒学生按时完成任务。增强角色指智能代理可以运用技术独有的功能,扩展人类教师能力,实现单纯依靠人力无法达成的目标。例如,智能教学助手可以自动诊断学生的知识掌握状态,并推送适合的习题。生成角色指智能代理可以发展出自主智能,在与人类教师协作过程中贡献新的想法。例如,智能学习系统诊断学生的学情,生成个性化干预方案,为教师的教育决策提供新的依据。可见,教师与智能代理之间是深层次的协作关系,二者互融共生,超越了简单的任务分工和任务替代,向任务组合和任务赋能转变(余欣等, 2022)。

### (三)动力实现机制:人在回路的混合增强智能系统

相比传统的自适应系统,人机协同的智能系统在数据输入、模型构建、模型部署等环节需要设计并行的反馈通道,确保人类教师可以参与全流程决策,因而本质上是一种人在回路(human in the loop)的混合增强智能系统(刘桐等, 2022)。该系统具有以下特征:1)人类教师与智能代理有共同的教育目标,并在干预过程中不断发展并调整目标;2)系统可以规划教育目标,并对干预过程进行责任分配。各主体采取不同的行动,最终组织和整合实践结果;3)多主体共享教育场景。每个主体都能够跟踪教育目标的达成进度,知晓彼此的实践状态并评估彼此的行动效果;4)教师与智能代理之间传递信息,并就教育实践方案展开协商;5)各主体相互学习、相互适应,理解彼此行为的原理(Kantosalo &

Toivonen, 2016)。

### 三、逻辑理路

在回答了基于人机协同的精准学习干预动力机制,即“是什么”后,本文进一步探究“为什么”,即人机协同为何是精准学习干预的必由之路。从干预属性看,首先,干预能够支撑教育决策,其实施过程需要依托于一定的技术载体;其次,干预是一种教学行为,是融合于实际场景的教育实践;最后,干预的价值旨向是教学改进,促进学习者的个性化发展。基于此,本研究从技术、实践、价值三重逻辑出发,讨论人机协同理念在精准学习干预过程中的必然性。

#### (一)技术逻辑

从学习干预的技术逻辑看,人工智能发展至今,经历了两代技术的更迭。第一代人工智能的研究者使用计算机类比人类大脑的符号模型,模拟人类的高级心智活动,这种技术思路又被称为“符号主义”(Newell & Simon, 2007)。典型的学习干预应用是智能导师系统(intelligent tutor system, ITS)。该系统将学生的常见问题与对应的干预方案进行实体描述,并以知识图谱的形式存储在专家库中。当学生学习出现问题时,系统就可以在专家库中对问题和干预方案进行匹配和推理,从而为学生提供对应的干预策略。其优势是能够通过知识、经验与推理能力模拟教师的理性行为,具有较好的可理解性。然而,教师的经验范围过于庞大,且多数知识难以精准描述,因此第一代人工智能在解决实际问题时作用非常有限(张钊, 2019)。

第二代人工智能的研究者使用计算机模拟人类神经网络的“刺激-响应”连接通道,这种技术思路又被称为“连接主义”(McCulloch & Pitts, 1943)。神经网络与深度学习技术是第二代人工智能的典型技术。以神经网络为技术基础的智能学习系统借助学习者产生的海量学习行为数据,通过数据特征提取和建模,对学生学习结果进行分类或者预测。依据预测结果,智能学习系统可以自动进行干预决策。连接主义的优势是借助神经网络的海量神经元节点,逼近任意映射函数,从而在各类学习场景都能取得较高的精准性。然而,深度神经网络结构与节点数量庞大,其内在判断机制相当于

一个“黑箱”(喻国明, 2022)。教师使用智能系统时,无法了解算法的决策依据,仅能“知其然”,而无法“知其所以然”。

基于此,张钊院士(2020)认为,当前的人工智能技术已经触及“天花板”,符号主义与连接主义固有的缺陷使得人工智能技术处理学习干预等复杂教育问题难以取得实质突破。因此,将知识驱动与数据驱动相结合,发挥人类经验与机器智能各自的优势,弥补各自的不足,是实现精准学习干预的可行路径。

#### (二)实践逻辑

从学习干预的实践逻辑看,根据不同的干预主体,学习干预可分为智能代理主导的自适应干预与教师主导的人工干预。单独的自适应干预与人工干预均难以解决学习干预的精准性难题。

对于自适应干预而言,智能技术擅长解决的问题具有以下特征:1)完备的问题空间,即每种学习问题的类型特征都可被预设,系统可以穷尽所有学习问题;2)静态的任务场景,即学习场景应是封闭稳定的,不会与其他场景发生信息交换;3)特定的任务领域。目前的人工智能仍属弱人工智能,仅能在某些领域呈现超越人类的表现。然而,教育领域的学习干预具有典型的复杂性特征(田浩等, 2022),学习问题会随着学习者持续与学习环境互动而产生新的特征,智能系统难以对所有问题进行预设和穷尽;学习场景是泛在、不断切换的;学习者的学习问题往往需要系统化整体解决方案。例如,知识掌握问题可能需要同时对认知能力、学习动机、师生关系等进行干预。智能技术的特性决定了自适应系统面对复杂教育问题往往力所不能及。

对于教师而言,学习干预是一个深度剖析学生学情,发现学生问题,并通过与学生互动交流从而解决问题的过程。可见,人工干预需要耗费教师大量的时间和精力。当学习者数量众多时,教师难以顾及每位学生的个性化需求,导致干预滞后(张家华等, 2017)。另一方面,人工干预依靠教师的主观判断,难以精准诊断学生的内在认知状态。

智能代理适合处理重复性、逻辑性工作,人类教师擅长解决创造性、个性化问题(武法提等, 2022)。将智能代理与人类教师统一部署,能更加精准地理解教育场景,提升学习干预的精准性。

### (三) 价值逻辑

从学习干预的价值逻辑看, 在人工智能时代, 有关人类教师与智能技术的关系一直以来存在两种观点(Surry & Baker, 2016): 一种观点是技术决定论, 即认为智能技术可以发展出自主性, 逐渐摆脱人类控制, 从而替代教师; 另一种观点是工具隐喻, 即认为智能技术与其他技术在本质上都是辅助教学工具, 最终决策仍取决于人类教师, 借由人类理性实现教育目标。针对前者, 教育并非是简单的知识传递, 而涉及教育情怀、心理情感、教育智慧、创新思维等全方位的育人过程, 这是人类教师独有的优势, 无法被智能技术取代(罗莎莎, 2021)。对于后者, 人工智能与其他技术最主要的区别在于数据和模型, 而数据来源于师生的日常行为, 因此人工智能本质上是由师生共同参与打造, 并在实践中不断迭代生成的(毛刚等, 2021)。因此, 人类教师与智能技术之间既非直接的替代关系, 亦非简单的使动关系, 而是互融共生、互相理解、共同决策。

智能系统可以完成重复性、低层次的干预事务, 将教师从繁杂的干预事务中解放出来。例如, 虚拟助教系统可以自动答疑常见问题; 智慧作业系统可以诊断学习者知识掌握情况, 据此推荐适当的习题。在特定领域, 智能技术可以达到人类难以企及的高度, 但无法全方位代替人类教师。因此, 智能技术的价值本质是增加了教师的实践自由度, 教师可以将精力投注于培养学生创新思维、问题解决能力等高阶思维, 支持学生的个性化发展(苏令银, 2018)。

综上所述, 从技术发展、实践现状和价值取向三个角度看, 单一的干预主体难以实现精准学习干预。因此, 干预实践过程需要将人类教师的经验与机器智能深度融合, 将人类知识引入智能代理自适应干预的各个流程, 形成人在回路的混合增强智能系统, 提高干预效果。

## 四、实践模型

基于上述分析, 本文构建了基于人机协同的精准学习干预实践模型(见图1)。该模型以课堂、测试、作业、讨论等学习场景为入口, 伴随式采集学习者多模态学习数据, 基于人机协同诊断和表征学习问题; 根据学习问题诊断结果, 匹配人机协同的

干预策略; 依据问题—干预匹配结果实施干预策略并反馈干预效果, 修正人机协同的干预策略, 由此构建精准学习干预的闭合回路。

(一) 基于学习分析技术的学习问题协同发现模型

学习问题诊断指根据场景属性抽取学生的学习数据特征, 采用统计分析、社会网络分析、机器学习等学习分析技术诊断学习问题, 并结合人类教师的经验判断, 真实表征学习问题, 具体包括场景数据感知、基于学习分析技术的学习问题诊断、基于人机协同的学习问题修正三个环节(见图2)。

### 1. 场景数据感知

首先, 该模型借助智能终端设备的二维码、传感器、RFID、定位系统、图像识别等技术, 伴随式采集学习场景的温度、湿度、地理位置等信息, 以及学习者课堂场景的面部表情、手势、坐姿等数据, 作业场景的练习、作答、测试等结果数据, 互动答疑场景的讨论次数、投入程度、社会网络等数据, 然后将采集到的学习行为数据进行语义归类计算, 基于机器学习算法或者众包标注技术进行语义标签的标注, 形成不同问题类型、不同场景分类的学习行为数据。

### 2. 基于学习分析技术的学习问题诊断

在采集了学习者的多模态数据后, 该模型进一步提取不同场景下不同学习问题的数据特性, 结合问题诊断结果的量化指标, 选择适切的学习分析技术, 建立对应的学习问题诊断模型, 生成问题的实体表示为  $Q = \langle q_n, q_d, q_t, q_s, q_r \rangle$ , 其中,  $q_n$  表示该问题名称,  $q_d$  表示该问题隶属的问题类型,  $q_t$  表示该问题出现的时间,  $q_s$  表示该问题隶属的场景类型,  $q_r$  表示该问题的量化等级, 从而形成“问题—场景—数据指标—学习分析技术—量化等级”的关联关系(见表1)。例如, “学习进度”问题类型所关联的数据指标有自习场景的资源访问时长、资源访问量和作业场景的作业完成度等。基于这些数据指标, 教师采用统计分析方法诊断学习者的学习进度等级。

### 3. 基于人机协同的学习问题修正

针对算法诊断的不足, 本研究引入人工专家协同诊断, 建立人机协同的问题诊断修正机制, 以便获得更精准的问题诊断结果。智能系统在输出问

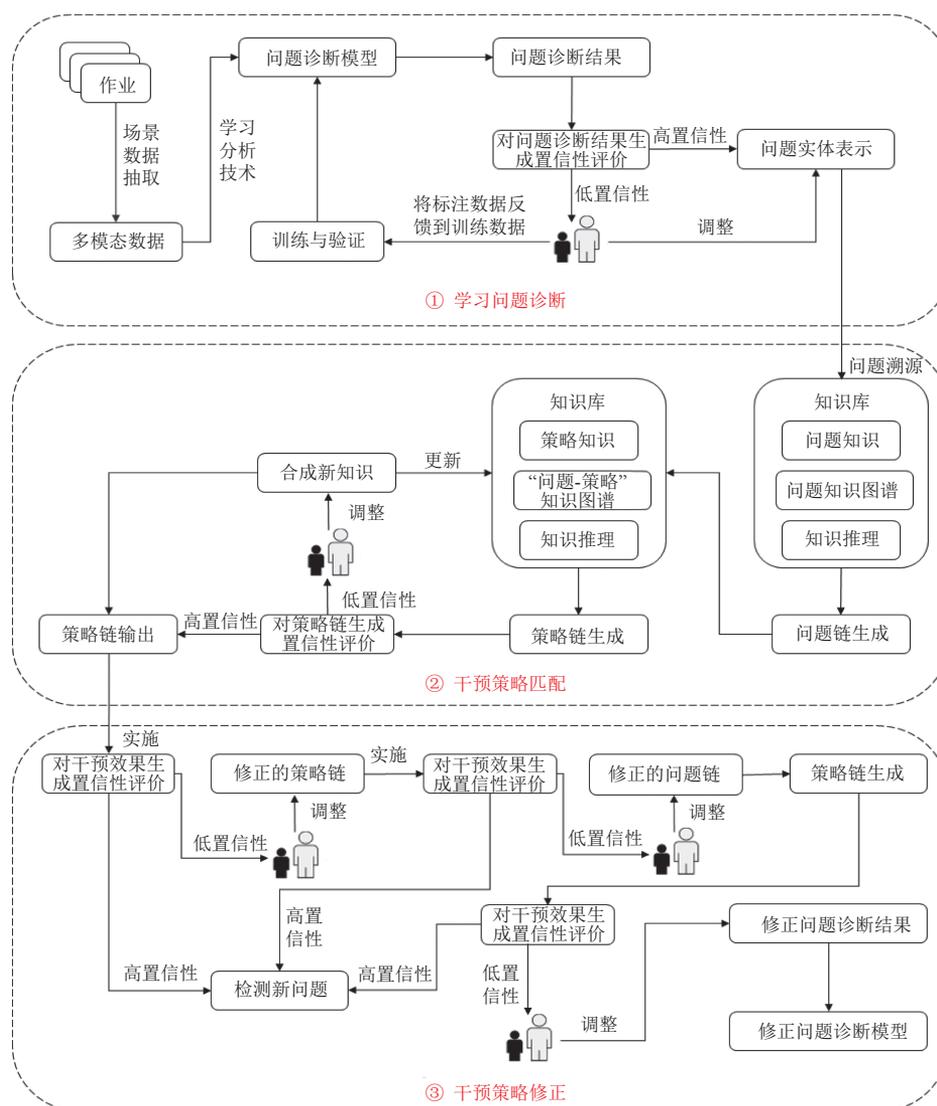


图1 基于人机协同的精准学习干预实践模型总框架

题诊断结果的同时,还需要输出置信度的评估报告。其中,置信度阈值由专家预设。一旦置信度低于阈值,系统需要将诊断结果反馈给学生、教师或者专家协同诊断,并将协同诊断结果反馈给专家评估修正。修正后的结果再反馈给系统,进行新一轮的数据训练与验证。这种人机协同诊断修正机制不但减少了人工工作量,同时体现了人类的智慧性,更能凸显人机协同的内涵。

(二)基于动态知识图谱的干预策略协同匹配模型

干预策略匹配指将学习问题实体在知识图谱中进行定位,通过问题间关系分析溯源学习问题的根源,推理最优路径生成问题链并匹配对应的干预策略链,结合教师经验和社会化推荐,筛选最适合

的干预策略链,包括知识图谱的人机协同构建、基于动态加权的问题链分析、干预策略的协同匹配设计三个环节(见图3)。

1. 知识图谱的人机协同构建

在对学习问题进行实体表示后,为匹配干预策略,本研究对干预策略进行实体表示,具体定义为: $S = \langle s_n, s_c, s_t, s_i, s_f, s_m \rangle$ 。其中, $s_n$ 表示策略名称, $s_c$ 表示该策略隶属的策略类型, $s_t$ 表示适宜的干预时机, $s_i$ 表示适宜的干预强度, $s_f$ 表示适宜的干预频率, $s_m$ 表示该策略适宜的干预方式。根据干预策略实体的定义,本研究在策略库中预设常见的干预策略,并允许通过众包标注的方式对策略库进行人工更新。常见的干预策略见表2。

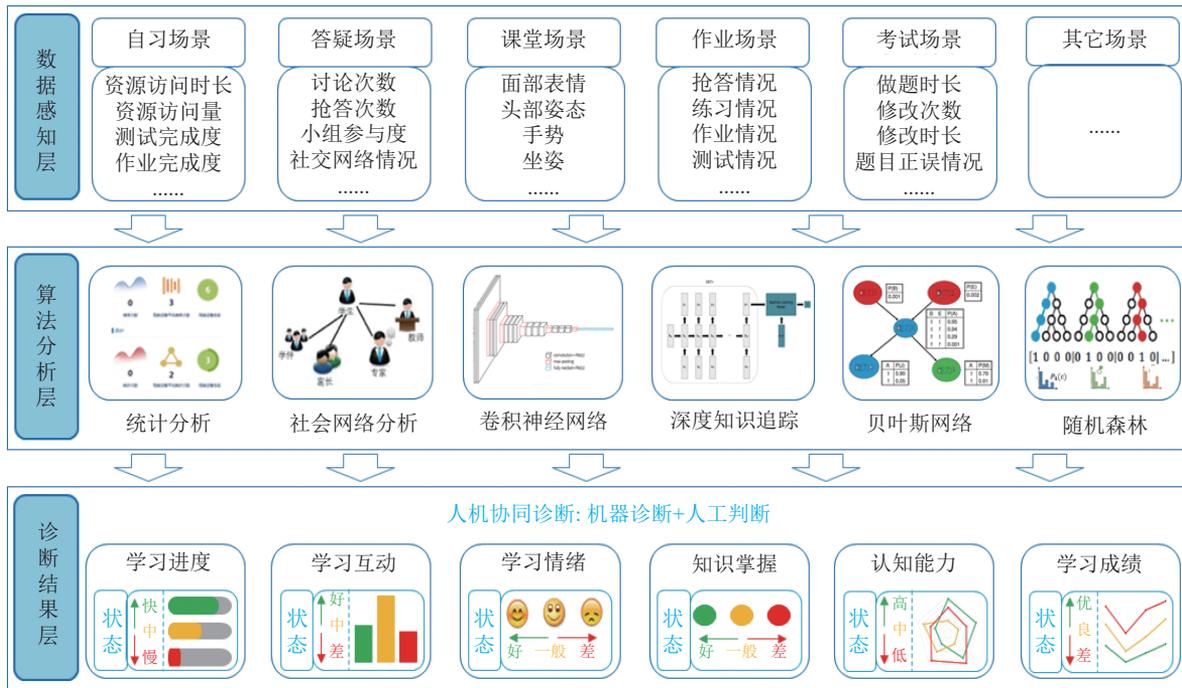


图2 基于学习分析技术的问题协同发现模型的技术路线

表1 “问题—场景—数据指标—学习分析技术—量化等级”的关联关系

问题		场景	数据指标	学习分析技术	量化等级		
学习投入问题	学习进度	自习场景、作业场景	资源访问时长、资源访问量、测试完成度、作业完成度等	统计分析	快	中	慢
	学习情绪	课堂场景	面部表情、头部姿态、手势、坐姿等	卷积神经网络	好	一般	差
	认知能力	作业场景、考试场景	做题时长、修改次数、修改时长、题目正误情况等	贝叶斯网络	高	中	低
学习互动问题	课堂场景、答疑场景	讨论次数、抢答次数、小组参与度等	社会网络分析	好	中	差	
知识掌握问题	课堂场景、作业场景	练习情况、作业情况、测试情况	深度知识追踪	好	一般	差	
学习绩效问题	考试场景	月末考试情况、阶段性考试情况、期中考试情况、期末考试情况等	随机森林	优	良	差	

本研究借助知识图谱技术匹配干预策略。知识图谱存在“问题—问题”与“问题—干预策略”两类实体关系。其中，“问题—问题”关联表示不同学习问题之间的关系，如包含关系、因果关系、时序关系、共现关系等；“问题—干预策略”关联表示每类学习问题与对应的干预策略之间的匹配关系。本研究先使用众包技术人工标注“问题—问题”关系，然后使用机器学习的方式实现系统与人工的协同标注。“问题—干预策略”关系由系统自动挖掘问题描述和策略内容间的关联，并评估每条关联规则的置信度，在置信度低的时候由人工介入修正，系统根据修正结果自动优化深度学习，达到增强智能的效果。

## 2. 基于动态加权的问题链分析

知识图谱构建完成后，本研究先为知识图谱中每个问题实体赋权，权重越高，表明问题越需要被优先解决，基本规则如下：问题严重等级越高，权重越高；问题在知识图谱的中心性越高，权重越高。随着时间推移，学习者的学习状态不断变化，问题严重等级与问题间的关联关系会相应变化。本研究根据变化规律拟合动态加权函数，实现权重的动态调整。

其次，根据学习问题诊断结果，本研究将学习者当前问题实体进行向量化处理，采用欧氏距离公式，计算当前问题与知识图谱中问题实体的相似度，根据计算结果实现问题在知识图谱中的定位，明确

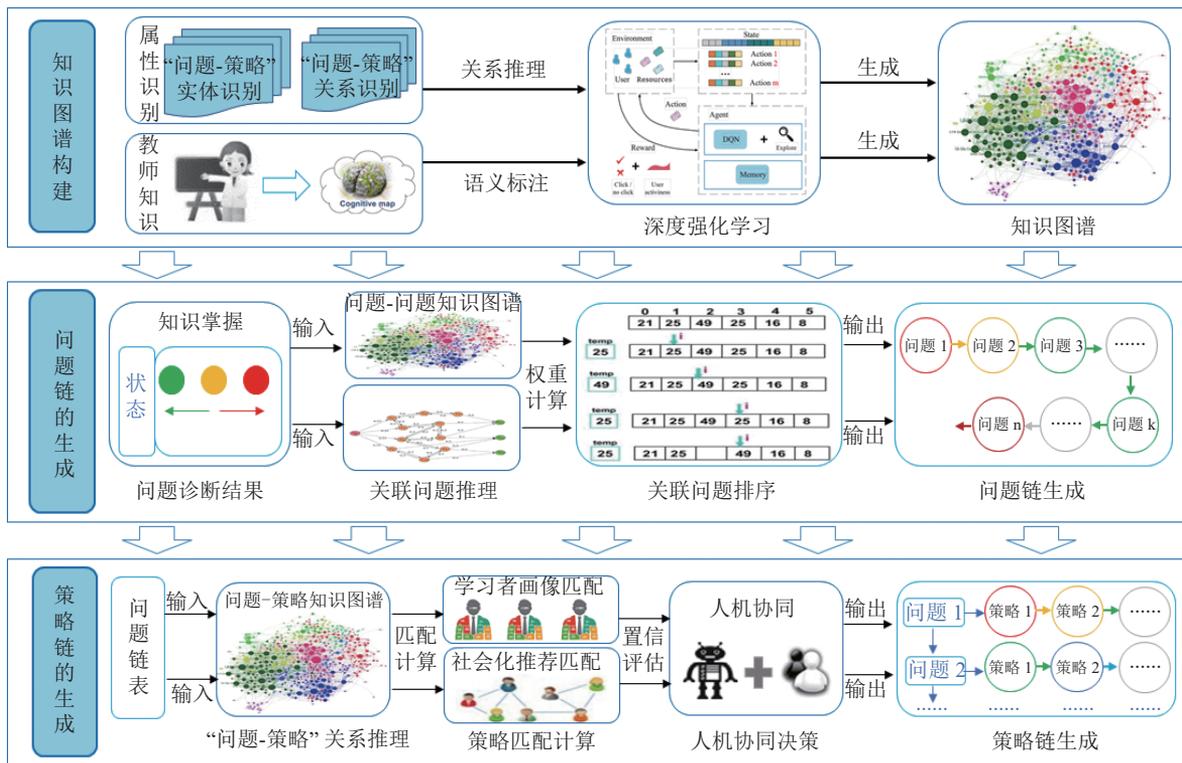


图3 基于动态知识图谱的干预策略协同匹配模型的技术路线

表2 常用干预策略

干预策略属性	示例
策略类型	可视化类(如学习进度可视化、互动内容关键词可视化); 诊断提示类(如弹出窗口、作业用时提醒); 社会支持类(如学习伙伴推荐、协作学习贡献度呈现); 学习内容类型(如视频资源推荐、试题推荐); 建议引导类(如学习路径规划、阶段性评估报告); 教师会话类(如邮件、站内私信、面对面会话)
干预场景	课堂、自习、作业、答疑、考试、讨论
干预时机	即时干预、延时干预
干预强度	强、较强、一般、较弱、弱
干预频率	如特定活动触发、某个时间点固定干预一次
干预方式	系统干预、人机协同干预、人工干预

学习者面临的问题在知识图谱中的位置。

最后,本研究根据学习者问题的定位,获取与当前问题存在直接关联或间接关联的问题集合,并根据问题权重,在问题集合中搜索问题链,计算问题链的平均权重,选择权重最高的问题链输出,实现问题解决路径的溯源。

### 3. 干预策略的协同匹配设计

干预策略的协同匹配设计分策略推理和策略链输出两个阶段。策略推理指将问题链的每个问

题匹配对应的干预策略:首先,遍历问题链,即按照链路顺序依次将问题链的每个问题在知识图谱定位,并结合知识图谱的“问题—干预策略”关联,获取该问题对应的策略集;其次,结合学习者的数字画像,选取最符合学习者兴趣偏好的干预策略;最后,将每个问题推理出的适切策略组合,形成策略链。

策略链输出指依据人在回路的混合增强智能生成策略和实施顺序。问题链遍历完成后,本研究运用关联规则算法计算问题链与生成的策略链之间的置信度,若置信度低则由人工介入调整策略链,系统根据调整结果自动强化学习。同时,根据溯源得到的问题链,系统会推荐其他教师的策略选取结果,教师可以参考推荐结果作出最终决策。

#### (三) 干预策略动态协同修正模型

干预策略修正指根据策略链实施干预策略并检验其效果。若学习干预有效,则结束当前干预,进行下一轮新问题的检测;若学习干预无效,则按照“策略链层—问题链层—问题诊断层”的顺序逐级回溯协同修正人类教师行为和干预系统,直至干预有效。该模型具体包括干预策略的实施、基

于有限状态机的干预效果分析、基于层级回溯的动态修正三个环节(见图4)。

1. 实施干预策略

根据已生成的高置信策略链, 本研究使用统计分析、聚类等方法, 将相同的策略链聚合在一起, 得到相同干预策略对应的学习者群体。反之, 若策略链不能被聚合而处于离散状态, 将会得到离散干预策略所对应的学习者个体, 可以实现个体干预、小组干预与群体干预。通过干预策略的属性识别, 可得到该策略的实体属性, 包括策略类型、干预时机、干预频率、干预强度与干预方式。依据干预策略的实施条件, 本研究定位当前的学习场景, 识别最佳的干预时机, 选择最优的方式, 按照策略链顺序依次实施干预。

2. 干预效果分析

实施干预策略后, 该模型可通过学习者的自我报告反馈干预策略效果。如果将每条干预策略看作条件, 干预策略的实施效果看作状态, 则学习干预形成了一个有限状态机, 该状态机的状态集包括

问题状态、显著状态、一般状态与无效状态。其中, 问题状态是初始状态, 一般状态是中间态(包括问题状态保持不变、问题状态得到改善但未被解决), 显著状态与无效状态是终态。在策略链按照顺序依次实施的过程中, 问题状态会在显著状态、一般状态与无效状态间转换, 直至达到终态。在策略链的链尾策略实施前, 问题状态如果达到显著状态, 则干预结束, 跳出策略链; 如果达到一般状态, 则继续实施当前的干预策略, 直至转换为显著状态或无效状态; 如果达到无效状态, 则按照策略链顺序, 实施下一条策略, 直至到达链尾策略。

3. 动态修正

针对干预无效的策略链, 本研究采用层级回溯机制进行动态修正, 依次回溯策略链层、问题链层与问题诊断层。若策略链的每条策略都被实施后, 问题仍没有解决, 即达到无效状态, 则该模型应首先结合教师经验与专家指导修正策略链, 形成新的策略链并更新知识图谱, 然后实施新策略链。若新策略链仍没能解决问题, 则该模型需依据学生自我

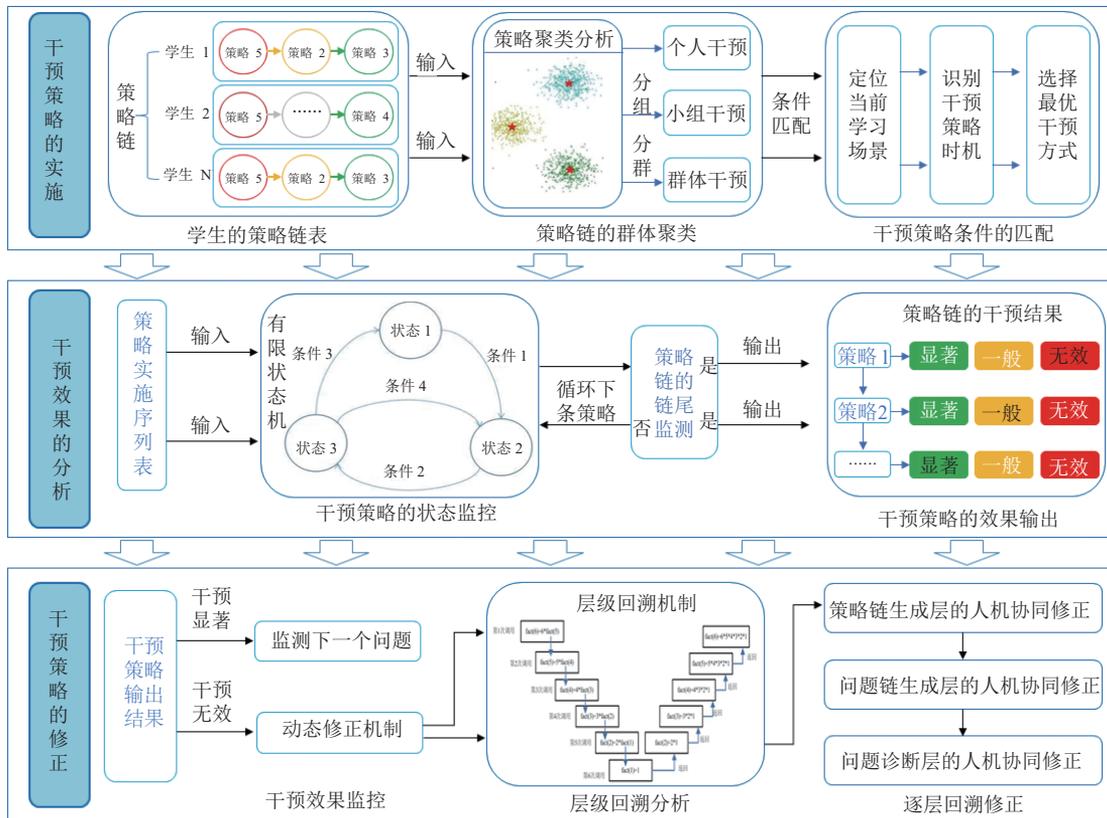


图4 基于人在回路的干预策略动态修正模型的技术路线

报告并结合教师经验修正问题链, 形成新的问题链并更新知识图谱, 然后再根据新问题链匹配干预策略链迭代循环实施。若新问题链所匹配的策略链依然没有解决学习问题, 则该模型应回溯到学习问题诊断阶段, 修正基于学习分析技术所建模型的参数, 提升模型问题诊断的精准率。

## 五、问题与讨论

本研究在学习问题诊断、知识图谱构建、人机协同形式等方面仍需突破。

首先, 在学习问题诊断方面, 本研究采集学习者海量的学习数据, 运用多模态学习分析技术, 还原学习者完整、真实的学习过程, 有利于适应智能时代复杂多变的学习场景, 解析新型学习规律。然而, 本研究构建的学习问题库大多面向课堂场景: 一方面, 智能时代的课堂仍是教学的主阵地; 另一方面, 本研究是从可干预、可分析的角度选择常见学习问题进行诊断, 因此对校外场景(如家庭、社会)的学习问题关注不够。未来研究需要考虑真实的教育实践场景, 采用传统调查与学习分析相结合的方式, 探究广泛的学习问题, 对学习者全面画像, 开放智能系统接口, 允许各类学习问题诊断模型的动态接入, 确保学习问题库的弹性扩展。

其次, 在知识图谱构建方面, 本研究立足教育场景开放性、复杂性的特点, 在系统化视角下, 依据常见的学习问题构建问题图谱, 由当下学习问题进行溯源并生成问题链, 挖掘学生的本质需求, 克服“头痛医头, 脚痛医脚”的弊端。然而, 问题图谱不是一成不变的。本研究考虑到图谱的动态调整, 但主要是依据干预效果对问题图谱进行事后修正。在教学实践中, 随着学习者的发展, 其心智能力与认知状态会不断演变。相应地, 学习者常见的学习问题属性与问题间关联也会不断变化, 因此知识图谱也应随之适应性调整。未来研究需要探究将学习者特征信息融入图谱节点, 确保问题图谱符合学习者的学习状态。

最后, 在人机协同形式方面, 本研究采用人在回路的混合增强智能技术, 将人类教师与智能代理深度融合, 充分发挥人工智能逻辑性和人类教师灵活性的优势, 兼顾干预实践模型的精准度与解释力。在人机协同的视角下, 人类教师与智能代理需要相

互学习、相互适应, 这一过程伴随着人机之间的信息交换, 并需要智能系统作为信息交换的载体。因此, 如何构建无缝的人机交互系统, 支持人类教师与智能代理的干预决策在主体间传输, 是需要攻克的难题。这一方面应确保智能代理的分析结果能够以可理解、可操作的形式呈现给教师, 辅助教师教育决策; 另一方面, 人类教师的经验与修正结果也需要以结构化、参数化的形式反馈给智能代理, 提升自适应干预的精准性。

### [参考文献]

- [1] Dai, H. M., Teo, T., Rappa, N. A., & Huang, F. (2020). Explaining Chinese university students' continuance learning intention in the MOOC setting: A modified expectation confirmation model perspective [J]. *Computers & Education*, 150: 1-16.
- [2] Kantosalo, A., & Toivonen, H. (2016). Modes for creative human-computer collaboration: Alternating and task-divided co-creativity[A]. *Proceedings of the Seventh International Conference on Computational Creativity*. 77-84.
- [3] 李彤彤, 黄洛颖, 邹蕊, 武法提(2016). 基于教育大数据的学习干预模型构建 [J]. *中国电化教育*, (6): 16-20.
- [4] 刘桐, 顾小清(2022). 走向可解释性: 打开教育中人工智能的“黑盒” [J]. *中国电化教育*, (5): 82-90.
- [5] 罗莎莎(2021). 论智能时代教师角色变革的根本立场与价值逻辑 [J]. *教师教育研究*, 33 (4): 32-37.
- [6] Maher, M. L. (2012). Computational and collective creativity: Who's being creative?[C]. *Proceedings of the Third International Conference on Computational Creativity*. 67-71.
- [7] 毛刚, 王良辉(2021). 人机协同: 理解并建构未来教育世界的方式 [J]. *教育发展研究*, 41 (1): 16-24.
- [8] McCulloch, W. S., & Pitts, W. A. (1943). Logical calculus of the ideas immanent in nervous activity[J]. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4): 115-133.
- [9] Newell, A., & Simon, H. A. (2007). Computer science as empirical inquiry: Symbols and search[M]. *ACM Turing award lectures*. 1975.
- [10] Ortega-Arranz, A., Bote-Lorenzo, M. L., Asensio-Perez, J. L., Martinez-Mones, A. Gomez-Sanchez, E., & Dimitriadis, Y.(2019). To reward and beyond: Analyzing the effect of reward-based strategies in a MOOC[J]. *Computers & Education*, 142: 1-14.
- [11] 彭克宏, 马国泉, 陈有进, 张克明 (1989). *社会科学大词典* [M]. 北京: 中国国际广播出版社. 1154-1155.
- [12] 舒莹, 姜强, 赵蔚(2019). 在线学习危机精准预警及干预: 模型与实证研究 [J]. *中国远程教育*, (8): 27-34+58+93.
- [13] 苏令银(2018). 论人工智能时代的师生关系 [J]. *开放教育研究*, 24 (2): 23-30.
- [14] Surry, D. W., & Baker, F. W.(2016). The co - dependent relationship of technology and communities[J]. *British Journal of Educational Technology*, 47(1): 13-28.
- [15] 唐丽, 王运武, 陈琳(2016). 智慧学习环境下基于学习分析的干预机制研究 [J]. *电化教育研究*, 37 (2): 62-67.

- [16] Terveen, L. G.(1995). Overview of human-computer collaboration[J]. Knowledge-Based Systems, 8(2-3): 67-81.
- [17] 田浩, 武法提(2022). 复杂性科学视域下的学习干预: 概念解析、核心要素及模型构建 [J]. 电化教育研究, 43 (9): 29-36.
- [18] Viberg, O., Hatakka, M., Balter, O., & Mavroudi, A.(2018). The current landscape of learning analytics in higher education[J]. Computers in Human Behavior, 89: 98-110.
- [19] Wakefield, A., Cartney, P., Christie, J., Smyth, R., Cooke, A., Jones, T., King, E., White, H., & Kennedy, J.(2018). Do MOOCs encourage corporate social responsibility or are they simply a marketing opportunity[J]. Nurse Education in Practice, 33: 37-41.
- [20] 武法提, 高姝睿, 田浩(2022). 人机智能协同的精准学习干预: 动因、模型与路向 [J]. 电化教育研究, 43 (4): 70-76.
- [21] 喻国明(2022). “以人为本”标尺下的“人—机”协同 [J]. 新闻与写作, (10): 1.
- [22] 余欣, 朝乐门, 孟刚(2022). 人在回路型 AI 训练的基本流程与交互模型研究 [J]. 情报资料工作, 43 (5): 34-41.
- [23] 张钹(2019). 人工智能进入后深度学习时代 [J]. 智能科学与技术学报, 1 (1): 4-6.
- [24] 张钹, 朱军, 苏航(2020). 迈向第三代人工智能 [J]. 中国科学: 信息科学, 50 (9): 1281-1302.
- [25] 张家华, 邹琴, 祝智庭(2017). 学习分析视角下在线学习干预模型应用 [J]. 现代远程教育研究, (4): 88-96.
- [26] 郑勤华, 熊潞颖, 胡丹妮(2019). 任重道远: 人工智能教育应用的困境与突破 [J]. 开放教育研究, 25 (4): 10-17.
- [27] 祝智庭, 彭红超, 雷云鹤(2018). 智能教育: 智慧教育的实践路径 [J]. 开放教育研究, 24 (4): 13-24+42.
- [28] 祝智庭, 许哲, 刘名卓(2012). 数字化教育资源建设新动向与动力机制分析 [J]. 中国电化教育, (2): 1-5.

(编辑: 李学书)

## Precision Learning Intervention Based on Human-Machine Collaboration: Dynamic Mechanism, Logical Rationale and Practical Model

WU Fati<sup>1</sup> & TIAN Hao<sup>2</sup>

(1. Engineering Research Center of Digital Learning and Education Public Service, Ministry of Education, Beijing 100875, China; 2. School of Educational Technology, Faculty of Education, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

**Abstract:** *In the era of intelligent education, one core issue to realize precise teaching and personalized learning services is precise learning intervention. To better understand precise learning interventions, we designed a study of precise learning intervention mechanism in the human-machine collaboration. We first clarified the dynamic mechanism of human-machine collaboration from three aspects: Dynamic subject, dynamic mode, and dynamic realization mechanism, then analyzed the necessity of promoting precise learning intervention based on human-machine collaboration from technical logic, practical logic and value logic respectively. Finally, we proposed a practical model of precise learning intervention based on human-machine collaboration. The model started with learning scenarios as the entrance, introducing human decision making, and accurately diagnosing learning problems; then used knowledge mapping in combination with teachers' experience to identify learning problems. The model also matched with identified learning problems to select appropriate intervention strategies based on learners' portraits, and used human-machine integration as the driving mechanism for dynamic collaborative correction of intervention strategies. The model optimized the accuracy of intervention strategy matching. This study used the hybrid augmented intelligence of human-in-the-loop to form a complete chain of precise learning interventions, which constituted a closed loop of personalized learning services.*

**Key words:** *Human-computer collaboration; intelligent education; precision learning intervention; human-in-the-loop; hybrid augmented intelligence*