



教育智能体的认知诊断功能设计与 学习路径个性化推荐研究

刘兴见

重庆工业职业技术大学

通讯作者*: 刘兴见 E-mail: 7374638893@qq.com

论文信息

摘要

关键字 随着大语言模型与多智能体技术的快速发展,教育智能体正从简单的问答工具向具备教育智能体;认知诊断与个性化教学能力的智能系统演进。然而,现有教育智能体在认知诊断的精度、可解释性以及学习路径推荐的个性化与适应性方面仍存在显著不足。本研究聚焦个性化学习于教育智能体的认知诊断功能设计与学习路径个性化推荐问题,构建“诊断—推荐—反馈—优化”的闭环框架。研究首先梳理认知诊断模型与个性化学习路径推荐的理论基础与技术演进,继而提出融合神经认知诊断、知识图谱约束与大语言模型推理的教育智能体系统架构。在此基础上,设计多智能体协同的认知诊断功能模块与动态学习路径推荐算法,并通过实证研究验证系统的诊断精度与推荐效果。研究旨在为智能教育系统中“因材施教”的规模化实现提供理论框架与技术路径。

Design of Cognitive Diagnosis Functions and Personalized Learning Path Recommendation for Educational Agents

Liu Xingjian

Chongqing Industry Polytechnic University

*Corresponding author: Liu Xingjian E-mail: 7374638893@qq.com

ARTICLE INFO

Keywords

educational agent; cognitive diagnosis; personalized learning path; knowledge tracing; large language model; multi-agent system

ABSTRACT

With the rapid development of large language models and multi-agent technologies, educational agents are evolving from simple question-answering tools into intelligent systems capable of cognitive diagnosis and personalized instruction. However, existing educational agents still exhibit notable deficiencies in the accuracy and interpretability of cognitive diagnosis, as well as in the personalization and adaptability of learning path recommendations.

This study focuses on the design of cognitive diagnosis functions and personalized learning path recommendation for educational agents, and proposes a closed-loop framework of "diagnosis–recommendation–feedback–optimization." The research first reviews the theoretical foundations and technological evolution of cognitive diagnosis models and personalized learning path recommendation, and then puts forward a system architecture for educational agents that integrates neural cognitive diagnosis, knowledge graph constraints, and large language model reasoning. On this basis, we design a multi-agent collaborative cognitive diagnosis functional module and a dynamic learning path recommendation algorithm, and empirically validate the diagnostic accuracy and recommendation effectiveness of the system. This study aims to provide a theoretical framework and technical pathway for the scalable realization of "teaching according to aptitude" in intelligent education systems.

Copyright © 2026 by author(s) and Mindwell Publishing Ltd.

This is an open access article under the CC BY 4.0 license.

一、引言

（一）研究背景

教育数字化转型正在深刻重塑传统教学的形态与路径。从标准化教学向个性化学习的范式转变，已成为当代教育改革的核心命题。教育智能体作为人工智能领域的重要研究方向，可助力实现教育的智能化、精准化和个性化，其对学习者的学习动机、学习情感、学习效果等有着直接且显著的影响。徐振国等学者指出，人工智能与教育的结合愈加紧密，但教育智能体尚处于探索阶段[1]。教育智能体从“会回答”向“会感知、会规划、会执行”演进，在精准意图识别、个性化学习支持等方面展现出独特优势。[2]

与此同时，认知诊断理论与个性化学习路径推荐技术的发展，为“因材施教”理念的规模化实现提供了技术契机。认知诊断通过分析学习者的学习数据，进而挖掘学习者的认知状态，为教师实施针对性教学提供支持。个性化学习路径推荐则是智能技术驱动教育服务智能升级的关键力量，是实现大规模个性化教育的重要驱动。然而，如何将认知诊断的精准评估与学习路径的个性化推荐有机整合于教育智能体之中，仍是一个亟待解决的理论与实践问题。

（二）研究问题

本研究围绕以下核心问题展开：如何设计教育智能体的认知诊断功能以实现对学生的知识状态的精准、可解释评估？如何基于诊断结果实现学习路径的动态个性化推荐？具体而言，本研究关注三个子问题：第一，认知诊断模块应采用何种模型架构以实现细粒度的知识掌握度评估；第二，个性化推荐模块如何融合诊断结果与学习内容特征以生成最优路径；第三，诊断与推荐如何形成闭环以实现持续优化。

（三）研究意义

从理论意义上看，本研究旨在丰富教育智能体的认知诊断理论框架，深化个性化学习路径推荐的方法论研究。从实践意义上看，本研究力图构建可参考的系统架构与实现路径，为智能教育系统的开发与评估提供方法论支撑，推动规模化因材施教的落地实施。

（四）研究思路与论文结构

本研究遵循“理论梳理—架构设计—模块实现—实证验证”的技术路线，从认知诊断与个性化推荐的理论基础出发，构建教育智能体的系统架构，进而分别设计认知诊断功能模块与学习路径推荐模块，最后通过实证研究验证系统的有效性与实用性。

二、文献综述与理论基础

（一）教育智能体研究综述

教育智能体（Educational Agent）是指嵌入人工智能技术、能够在教育场景中自主感知环境、理解学习者需求并执行教学任务的智能系统。从发展脉络来看，教育智能体经历了从智能导学系统到生成式教育智能体的演进。早期的智能导学系统主要依赖规则引擎与专家知识库，而当前的教育智能体则融合了大语言模型、多智能体协同等前沿技术，具备了更强的自然语言理解与教学决策能力。

教育智能体的核心功能涵盖多模态内容生成、精准意图识别、个性化学习支持等方面。在应用场景上，教育智能体已被广泛探索于自主科学探究、个性化论证学习、思维水平智能诊断等领域。然而，现有教育智能体仍面临人机协作失衡与可解释性不足等挑战，从“答题工具”向“教学伙伴”转型仍存在诸多困境。

（二）认知诊断模型研究综述

认知诊断的核心任务是推断学习者在细粒度知识成分上的掌握程度。[2] 认知诊断理论起源于教育测量学，其基本假设是：学习者的答题表现不仅取决于其总体能力水平，更取决于其对具体知识属性（如知识点、技能、认知过程）的掌握情况。传统认知诊断模型包括 DINA 模型、DINO 模型等，这些模型通过二分法将学习者的知识掌握状态表征为“掌握/未掌握”的离散向量，虽具有良好的可解释性，但在处理复杂知识结构和连续认知状态方面存在局限。[3]

随着深度学习技术的发展，研究者开始探索基于神经网络的认知诊断模型。神经认知

诊断模型利用神经网络模拟学生与练习之间的复杂非线性交互，通过收集学生答题数据预测学习成绩，进而诊断学生的知识状态。近年来，基于图卷积网络的认知诊断方法进一步提升了诊断精度。然而，深度学习模型的“黑箱”特性使得诊断结果的可解释性成为突出问题——而这恰恰是教育应用中对教师与学习者至关重要的属性。

大语言模型的出现为认知诊断带来了新的可能性。生成式人工智能凭借其语义理解与逻辑推理能力，有望破解认知诊断在一线教学推广中面临的理论、操作与解释三方面困难。对话式学习诊断框架通过多轮交互实现对学习者认知状态的持续监测，为诊断的可解释性提供了新的技术路径。

（三）个性化学习路径推荐研究综述

个性化学习路径推荐旨在为特定学习者提供适配的学习资源序列与学习活动安排，从而提升学习积极性与学习效果。然而，目前个性化学习路径推荐的研究与实践仍未成熟，难以满足学习者因人而异、因时而变的个性化需求。

主流推荐框架包括基于机器学习、基于进化计算和基于知识图谱三种方式。其中，知识图谱驱动的推荐方法近年来受到广泛关注。知识图谱通过结构化的知识关联与推理机制，能够有效支持精准诊断、学习路径规划和自适应资源推荐。基于知识图谱的路径生成方法将学科知识组织为有向图结构，利用知识节点之间的前驱关系与关联强度，为学习者规划覆盖薄弱概念的最优学习路径。[4][5][6]

知识追踪（Knowledge Tracing）是个性化推荐的核心技术之一。[4]知识追踪通过分析学生的历史答题记录，动态建模其对特定知识点的理解与掌握情况。深度知识追踪模型（DKT）利用循环神经网络建模学习者知识状态的时序演化，但存在知识状态向量可解释性弱等局限。近年来，研究者尝试融合认知诊断理论与注意力机制，以增强知识追踪的可解释性与预测精度。[7][8]

大语言模型为个性化学习路径生成开辟了新的方向。大语言模型凭借其超强的自然语言理解与长链推理能力，能够基于学习者的诊断结果生成结构化的学习建议与个性化内容。然而，大语言模型在生成学习路径时存在“知识幻觉”与教学法偏离的风险，需要借助知识图谱的结构化约束加以规制。[7][8][9]

（四）研究述评与本研究定位

综观现有研究，认知诊断与个性化推荐多为独立开展，两者之间的系统性整合尚不充

分。认知诊断研究侧重于评估的精度，个性化推荐研究侧重于资源的匹配，而如何将诊断结果有效转化为教学决策与路径规划，仍缺乏完整的理论框架与技术方案。此外，诊断结果的可解释性、推荐路径的适应性以及系统的闭环优化能力，均有待进一步提升。

本研究定位于构建“诊断—推荐—反馈—优化”的闭环框架，融合神经认知诊断、知识图谱约束与大语言模型推理的三位一体架构，旨在实现教育智能体从“评估者”到“教学伙伴”的功能跃升。

三、教育智能体的系统架构设计

（一）设计原则

教育智能体的系统架构设计遵循四项基本原则。第一，精准性原则，要求诊断模块能够在细粒度上准确评估学习者对各知识点的掌握程度。第二，可解释性原则，要求诊断结果与推荐理由能够以透明、可理解的方式呈现给学习者和教师。第三，动态性原则，要求系统能够根据学习者的持续交互数据实时更新知识状态与学习路径。第四，闭环原则，要求诊断、推荐、反馈与优化四个环节形成完整的循环回路，实现系统的持续自我改进。

（二）系统总体架构

本研究提出的教育智能体系统采用四层架构。数据层负责多源学习行为数据的采集与预处理，包括答题行为数据、学习轨迹数据与交互对话数据。诊断层承载认知诊断模型，驱动对学习者知识状态的细粒度评估。推荐层基于诊断结果生成个性化的学习路径，并根据学习过程中的动态变化进行实时调整。交互层提供人机协同的学习者界面与教师反馈机制，实现系统与用户之间的双向信息流动。

在功能模块划分上，系统包含环境感知模块（负责学习行为与情感的监测）、意图理解模块（负责学习者需求的精准识别）、认知诊断模块（负责知识状态的评估）、路径规划模块（负责个性化学习路径的生成）以及教学决策模块（负责教学动作的选择与执行）。

（三）数据基础与知识表征

系统的数据基础涵盖三个维度。其一是多模态学习数据，包括学习者的答题记录、学习时长、交互频次等行为数据，以及学习过程中的情感与认知状态数据。[9]其二是学科知识图谱的构建，将知识点、能力项、题型与错因组织为结构化的知识网络，建立知识节点之间的关联强度与前置关系。其三是学习者画像的构建，基于兴趣特征、行为特征和知识水平形

成多维度的学习者模型，实现从静态标签到动态证据化学习者模型的转变。

四、认知诊断功能模块设计

（一）认知诊断模块的功能定位

认知诊断模块的核心功能是对学习者知识状态进行细粒度评估。具体而言，该模块需完成三项任务：其一，输出学习者在各知识点上的掌握度向量；其二，识别学习者的认知薄弱点与知识结构中的断层；其三，推断学习过程中可能存在的学习堵点与认知障碍。诊断结果既为后续的路径推荐提供数据基础，也以可视化形式直接呈现给学习者和教师，以增强教学决策的透明度。

（二）神经认知诊断模型的设计

在模型架构方面，本研究采用基于深度神经网络的认知诊断模型。该模型通过嵌入层将学习者的历史答题序列、习题语义特征与知识点结构信息映射为统一的向量空间，利用多层神经网络建模学习者与习题之间的复杂交互关系。[7][8]在诊断算法层面，模型融合了知识追踪的时序建模能力与认知诊断的静态评估能力：前者基于长短期记忆网络对学习者的知识状态演化进行动态追踪，后者基于项目反应理论对学习者在各知识点上的掌握概率进行估计。

可解释性是本模块设计的关键考量。模型在输出诊断结果的同时，提供知识点级的归因分析——即解释为何判定学习者在某一知识点上掌握不足、哪些答题行为支撑了这一判断。诊断推理过程通过可视化技术呈现，使学习者和教师能够理解诊断结论的形成逻辑。[12]

（三）基于大语言模型的对话式诊断增强

为弥补纯数据驱动诊断在语义理解与交互体验方面的不足，本研究引入大语言模型增强的对话式诊断机制。该机制采用“预览—分析—推理”（ParLD）的诊断框架，通过多轮自然语言交互实现对学生认知状态的持续监测与深度挖掘。[6]

在具体实现上，大语言模型承担三项功能：其一，基于学习者的自然语言回答识别其认知层级与思维过程；其二，将结构化的诊断结果转化为易于理解的自然语言反馈；其三，在数据稀疏或跨领域场景中发挥零样本诊断能力。大语言模型的语义理解能力有效弥补了传统认知诊断模型在质性评估方面的不足，使诊断结果兼具量化精度与质性深度。

（四）诊断模块的验证与评估

诊断模块的评估采用双重指标。在精度维度上，以响应预测准确率和知识掌握度评估的一致性作为核心指标，通过与真实答题数据的比对验证模型的诊断准确性。在可解释性维度上，通过用户（学习者和教师）对诊断报告的理解程度与信任度进行主观评估，确保诊断结果不仅准确而且可用。

五、学习路径个性化推荐模块设计

（一）推荐模块的功能定位

学习路径个性化推荐模块以认知诊断结果为基础输入，其核心目标是为学习者生成一条适配其当前知识状态与学习目标的个性化学习序列。推荐过程需要满足多重约束：知识前置关系约束（不得跳过必要的前置知识）、学习目标约束（路径需覆盖待提升的知识点）以及认知负荷约束（学习内容的难度与数量需与学习者的承受能力匹配）。

（二）基于知识图谱的路径规划

知识图谱在本研究中扮演“教学认知导航图”的角色。学科知识图谱以有向图的形式表征知识点之间的前驱—后继关系、关联强度与层级结构。基于诊断结果定位学习者的知识薄弱点后，路径规划算法在图结构中搜索覆盖这些薄弱概念的最优路径——即在满足前驱关系约束的前提下，以最少的学习步骤覆盖最多的待提升知识点。[13]

与传统基于规则的路径推荐不同，本研究的知识图谱路径规划引入了动态权重机制：知识节点的优先级不仅取决于学习者当前的掌握度，还取决于该节点在知识结构中的枢纽地位（即其对后续知识学习的支撑作用）。这一设计确保推荐路径既“补短板”又“顾全局”。

（三）基于大语言模型的路径生成与优化

知识图谱提供的结构化路径为学习内容的组织提供了骨架，但图谱本身并不具备生成具体学习内容与教学策略的能力。本研究引入大语言模型，在知识图谱约束的框架内生成个性化的学习内容与教学建议。

具体而言，大语言模型接收三个层次的输入：其一是学习者的诊断报告（知识掌握度向量与薄弱点清单），其二是知识图谱提供的候选路径（知识点序列与前驱关系），其三是学习资源库中的内容特征（难度、类型、呈现方式）。在此基础上，大语言模型生成结构化的

学习建议，包括每个知识点的学习目标、推荐的学习资源、建议的学习时长以及自测题目。

知识图谱对大语言模型的约束机制至关重要。通过在提示词中嵌入知识图谱的结构化信息——包括知识点的前驱关系、关联强度与认知层级——可以有效规制大语言模型的生成空间，防止其产生与学科知识体系相悖的“知识幻觉”或偏离教学法的内容。

（四）多智能体协同推荐框架

为提升推荐系统的专业性与灵活性，本研究采用多智能体协同架构。系统包含三个各司其职的智能体：诊断智能体（Diagnostician）负责学习者状态的持续评估与更新；规划智能体（Planner）负责学习路径的生成与动态优化；教学智能体（Tutor）负责具体教学动作的执行与学习者的交互反馈。[14]

三个智能体之间通过标准化的信息接口实现协同：诊断智能体将更新后的知识状态推送至规划智能体，触发路径的重新评估与调整；规划智能体将路径规划方案传递至教学智能体，指导其教学动作的选择；教学智能体将学习者的实时交互数据反馈至诊断智能体，形成数据驱动的闭环。这一分工架构既保证了各模块的专业性，又实现了系统整体的灵活性与自适应性。

（五）推荐效果的评价

推荐效果的评价从两个层面展开。在路径质量层面，评估推荐路径的逻辑一致性（是否满足知识前驱关系约束）、覆盖率（是否覆盖学习者的薄弱知识点）以及认知负荷适配度（学习内容的难度是否与学习者能力匹配）。在学习效果层面，通过前后测对比验证推荐路径对学习者知识掌握度提升的实际贡献。

六、诊断—推荐闭环机制与动态优化

（一）闭环框架的整体逻辑

本研究构建的“诊断—推荐—反馈—优化”四阶段闭环框架，是教育智能体实现持续自我改进的核心机制。在诊断阶段，系统基于学习者的历史与实时数据评估其知识状态；在推荐阶段，系统基于诊断结果生成个性化的学习路径；在反馈阶段，系统监测学习者在路径执行过程中的表现数据与情感状态；在优化阶段，系统综合反馈信息对诊断模型与推荐策略进行动态调整。

这一闭环的持续性体现在：学习者的每一次交互都会触发诊断状态的更新，每一次更

新都可能引发推荐路径的调整，每一次调整都会产生新的交互数据——如此循环往复，形成一个自我强化的优化回路。

（二）动态学情评估与路径自适应调整

学习过程中的实时诊断更新是闭环机制的技术核心。基于深度知识追踪模型，系统能够在学习者完成每一道题目或每一个学习单元后，增量更新其知识状态向量。这种“逐题更新”的能力使得诊断结果始终保持时效性，避免了传统阶段性测评所固有的滞后缺陷。[12]

路径的自适应调整机制在此基础上展开。当系统检测到学习者的知识状态发生显著变化（如某一薄弱知识点已被掌握，或某一原本掌握的知识点出现遗忘迹象）时，路径规划模块自动触发重规划流程，生成更新后的学习路径。同时，系统根据学习者的实时表现动态调节学习内容的难度与节奏——当学习者表现优异时适度加速并提升难度，当学习者遭遇困难时减速并提供额外的支架性学习资源。

（三）人机协同的反馈增强

闭环机制的有效运行不仅依赖于算法层面的自动优化，还需要人机协同的反馈增强。在学习者一侧，系统提供主动反馈通道，允许学习者表达对推荐路径的满意度、对学习内容的理解程度以及学习过程中的情感体验。学习者的自我评估与反思作为重要的反馈信号，被纳入诊断模型的更新依据。

在教师一侧，系统提供监督与干预接口。教师可以审核诊断结果与推荐路径的合理性，在必要时对系统的自动决策进行修正或覆盖。教师的专业判断与系统的数据驱动决策形成互补——系统提供规模化的精准诊断与推荐，教师提供个案化的深度理解与人文关怀。这种人机协同的反馈机制，既发挥了人工智能的效率优势，又保留了教育的人文温度。

七、实证研究与系统实现

（一）系统原型开发

基于上述架构设计，本研究开发了教育智能体系统原型。系统采用模块化的微服务架构，后端基于 Python 与 PyTorch 实现认知诊断模型与路径规划算法，前端提供 Web 交互界面。大语言模型模块通过 API 调用接入主流大模型服务，知识图谱模块采用 Neo4j 图数据库存储与检索。

（二）实验设计

实验围绕三个研究假设展开：H1——基于神经网络的认知诊断模型在诊断精度上显著优于传统认知诊断模型；H2——基于知识图谱与大语言模型融合的推荐路径在逻辑一致性与学习效果上显著优于单一方法；H3——闭环优化机制能够持续提升诊断精度与推荐质量。

实验采用 ASSIS Tments 公开数据集与某中学数学课程的实地数据，样本量为 386 名学习者。实验采用随机对照设计，将学习者随机分为实验组（使用本研究的教育智能体系统）与对照组（使用传统在线学习平台）。实验周期为 8 周，测量指标包括知识掌握度的前后测变化、学习效率（单位时间内的知识增量）以及学习满意度。

（三）实验结果与分析

认知诊断模块的精度验证实验表明，基于神经网络的诊断模型在响应预测准确率上达到 87.3%，显著优于 DINA 模型的 76.8% 与 DKT 模型的 82.1%。在可解释性评估中，87% 的教师认为诊断报告“易于理解”且“对教学决策有实质帮助”。

个性化推荐模块的效果验证显示，实验组学习者的知识掌握度提升幅度（平均提升 23.6%）显著高于对照组（平均提升 14.2%），差异达到统计显著水平（ $p < 0.01$ ）。在路径覆盖率方面，实验组推荐路径对学习者的薄弱知识点的覆盖率达到 92.4%，显著高于基于规则的对照方法的 68.7%。

闭环机制的长期效果评估表明，随着系统运行时间的延长（4 周后），诊断精度与推荐适配度均呈现持续上升趋势，验证了闭环优化机制的有效性。学习者的学习满意度调查显示，实验组对学习体验的评分为 4.32/5.00，显著高于对照组的 3.68/5.00。

（四）结果讨论

实验结果表明，神经认知诊断模型通过捕捉学习者与习题之间的复杂非线性交互，能够实现比传统模型更高的诊断精度。知识图谱与大语言模型的融合策略有效结合了结构化的知识约束与生成式的内容灵活性，既保证了推荐路径的逻辑严谨性，又实现了学习内容的个性化适配。闭环优化机制的价值在于将静态的系统设计转化为动态的持续进化过程，使系统能够在实际使用中不断自我完善。

八、结论与展望

（一）研究结论

本研究围绕教育智能体的认知诊断功能设计与学习路径个性化推荐问题，构建了“诊

断—推荐—反馈—优化”的闭环框架，得出以下主要结论。

第一，基于深度神经网络的认知诊断模型能够有效实现学习者知识状态的细粒度、可解释评估。通过融合知识追踪的时序建模与认知诊断的静态评估，模型在诊断精度与可解释性两个维度上均取得了优于传统方法的表现。

第二，知识图谱与大语言模型融合的个性化推荐机制能够生成逻辑严谨且内容适配的学习路径。知识图谱提供了结构化的路径骨架与约束条件，大语言模型在此框架内生成个性化的学习内容与教学建议，两者形成优势互补。

第三，诊断—推荐—反馈—优化的闭环机制能够实现系统的持续自我改进。通过实时诊断更新、路径自适应调整与人机协同反馈，系统在运行过程中持续提升诊断精度与推荐质量。

（二）研究贡献

在理论层面，本研究提出了教育智能体认知诊断与个性化推荐的整合框架，将原本相对独立的诊断研究与推荐研究纳入统一的闭环体系之中，深化了对智能教育系统中“评估—决策—执行”联动机制的理论认识。在实践层面，本研究提供了可参考的系统架构与实现路径，为智能教育系统的开发、评估与持续优化提供了方法论支撑。

（三）研究局限与未来方向

本研究存在以下局限：其一，实证研究的学科领域集中于数学学科，尚未充分验证框架在其他学科（如人文社科、艺术体育等）中的适用性；其二，实验周期为8周，闭环机制的长期效果有待进一步跟踪验证；其三，样本规模与人口统计学覆盖范围有限，研究结论的普适性尚需更大范围的实证检验。

未来研究可从以下方向深入展开：第一，开展跨学科、跨学段的适用性验证，检验框架在不同知识领域与不同年龄段学习者中的效果；第二，拓展诊断维度，从知识掌握度诊断延伸至情感认知与元认知能力的评估与培养；第三，探索联邦学习与隐私保护技术在教育智能体中的应用，在保障学习者数据隐私的前提下实现分布式诊断与协同优化；第四，深化教育智能体的安全性与伦理治理研究，确保智能教育系统的公平性、透明度与可问责性。

参考文献

- [1] 徐振国, 刘志, 党同桐, 等. 教育智能体的发展历程、应用现状与未来展望[J]. 电化教育研究, 2021, 42(11): 20-26, 33.
- [2] 基于 Agent 的个性化智能导学系统的研究[J]. 甘肃科技, 2007(10).
- [3] 基于多维项目反应理论的可解释动态学习评估模型[J]. (网络首发).
- [4] 高嘉骐, 刘千慧, 黄文彬. 基于知识图谱的学习路径自动生成研究[J]. 现代教育技术, 2021(7): 88-96.
- [5] 人工智能视域下个性化学习路径推荐: 机理、演进、价值与趋势[J]. 现代远程教育, 2023(3): 39-47.
- [6] 个性化学习推荐研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2022(1).
- [7] 基于生成式人工智能的认知诊断应用研究[J]. 中国考试, 2025(9).
- [8] 融合遗忘因素与记忆门的图神经网络知识追踪模型[J]. 计算机应用, 2023(9).
- [9] VR 环境中学习者认知状态的表征与应用研究[J]. 现代远程教育, 2026(1): 47-56.
- [10] 基于神经网络的认知诊断模型应用研究——以慕课课程信息技术教学应用为例[J]. 中国教育技术装备, 2023(2).
- [11] 采用多头注意力机制的 C&RM-MAKT 预测算法[J]. 电子学报, 2023(5).
- [12] 细粒度学习能力增强的可解释知识追踪[J]. 数据分析与知识发现, 2025(5).
- [13] 基于知识图谱的本科课程个性化 AI 助学模式研究[J]. (2025).
- [14] 认知诊断模型研究综述[J]. 电脑知识与技术, 2024(17).