

知识图谱教育应用的结构性错位与认知转向

杨妍梅*, 韦玉荣, 张 宏, 王金柱, 黄小然, 刘小满#

广西民族师范学院数学与计算机科学学院, 广西 崇左

收稿日期: 2026年9月20日; 录用日期: 2026年10月17日; 发布日期: 2026年10月23日

摘 要

知识图谱正成为教育数字化基础设施的重要组成部分, 在智能教学系统中的应用日益广泛。然而, 当前研究过度聚焦于知识抽取算法、推荐准确率等技术指标优化, 忽视了知识图谱作用于教与学的深层逻辑, 导致“技术可行、落地困难”的普遍困境。本文采用理论分析方法, 揭示这一困境的根源在于“知识工程逻辑”与“学习认知逻辑”的结构性错位, 其本质是教学目标、认知规律与学习路径三重建模的缺失。基于此诊断, 提出破解路径: 从“学科知识图谱”走向“学生学科认知图谱”, 以学科核心素养发展为目标, 融合认知诊断模型与学习轨迹分析, 将静态知识库转变为动态认知导航, 实现从“技术可用”到“教育可用”的转变。

关键词

知识图谱, 智能教学, 教育逻辑, 学生学科认知图谱, 结构性错位

Structural Misalignment and Cognitive Turn in Educational Applications of Knowledge Graphs

Yanmei Yang*, Yurong Wei, Hong Zhang, Jinzhu Wang, Xiaoran Huang, Xiaoman Liu#

School of Mathematics and Computer Science, Guangxi Minzu Normal University, Chongzuo Guangxi

Received: September 20, 2026; accepted: October 17, 2026; published: October 23, 2026

Abstract

Knowledge graphs are becoming an important part of the digital infrastructure of education and are increasingly being used in intelligent tutoring systems. However, current research has

*第一作者。

#通讯作者。

文章引用: 杨妍梅, 韦玉荣, 张宏, 王金柱, 黄小然, 刘小满. 知识图谱教育应用的结构性错位与认知转向[J]. 教育进展, 2026, 16(10): 1629-1638. DOI: 10.12677/ae.2026.16102269

overemphasized the optimization of technical indicators such as knowledge extraction algorithms and recommendation accuracy, while neglecting the deeper logic of how knowledge graphs function in teaching and learning, resulting in a widespread dilemma of “technically feasible but difficult to implement”. Adopting a theoretical analysis approach, this paper reveals that the root cause of this dilemma lies in a structural misalignment between the “knowledge engineering logic” and the “learning-cognitive logic”, which essentially manifests as the absence of three levels of modeling: instructional objectives, cognitive laws, and learning paths. Based on this diagnosis, this paper proposes a pathway to address this dilemma: shifting from “subject knowledge graphs” to “student subject cognitive graphs”, with the goal of developing subject core competencies. By integrating cognitive diagnosis models with learning trajectory analysis, static knowledge repositories are transformed into dynamic cognitive navigators, enabling a transition from “technologically usable” to “educationally applicable”.

Keywords

Knowledge Graph, Intelligent Tutoring, Educational Logic, Student Disciplinary Cognitive Graph, Structural Misalignment

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 技术优势与教育适配性

1.1. 分析框架与理论依据

本研究采用理论分析方法，基于以下理论框架展开：以教学信息论为基础，界定教学系统的四个逻辑层面[1]；以认知心理学和认知负荷理论为依据，阐释学习认知逻辑的核心特征[2]；以建构主义学习理论为参照[3][4]，揭示学习的主动建构本质；以知识工程理论为参照[5]，刻画知识工程逻辑的基本假设与局限。分析遵循“现状梳理→逻辑对比→错位诊断→路径提出”四个步骤，逐层揭示知识图谱教育应用的结构性错位及其根源。

1.2. 核心优势

知识图谱本质上是一种语义网络，由“实体-关系-属性”三元组构成，核心特征在于结构化、语义化与可推理。与黑箱模型相比，知识图谱的核心优势在于其可追溯、可理解的推理逻辑——在教育场景中，这一优势尤为关键。

1.3. 三重适配

知识图谱与教育学存在三重理论适配。第一，知识组织适配：知识图谱以图结构揭示知识之间的层级、顺序与关联，帮助学生建立整体认知。第二，学习路径适配：基于知识依赖关系，知识图谱可动态规划个性化学习路径。第三，认知诊断适配：知识图谱可与认知诊断模型结合，实现精细化、可解释的诊断与动态更新。上述三重适配的实现依赖于“数据层→知识层→推理层→应用层→交互层”的五层架构，如图1所示。

1.4. 研究不足

近年来，围绕知识图谱在教育领域的应用，学界已形成三类主要研究取向：一是学科知识组织取向，

关注如何从教材、课标中抽取知识点及其关系；二是学习路径规划取向，聚焦于基于知识依赖关系的路径推荐算法；三是认知诊断取向，尝试将知识图谱与认知模型结合以实现学情分析。

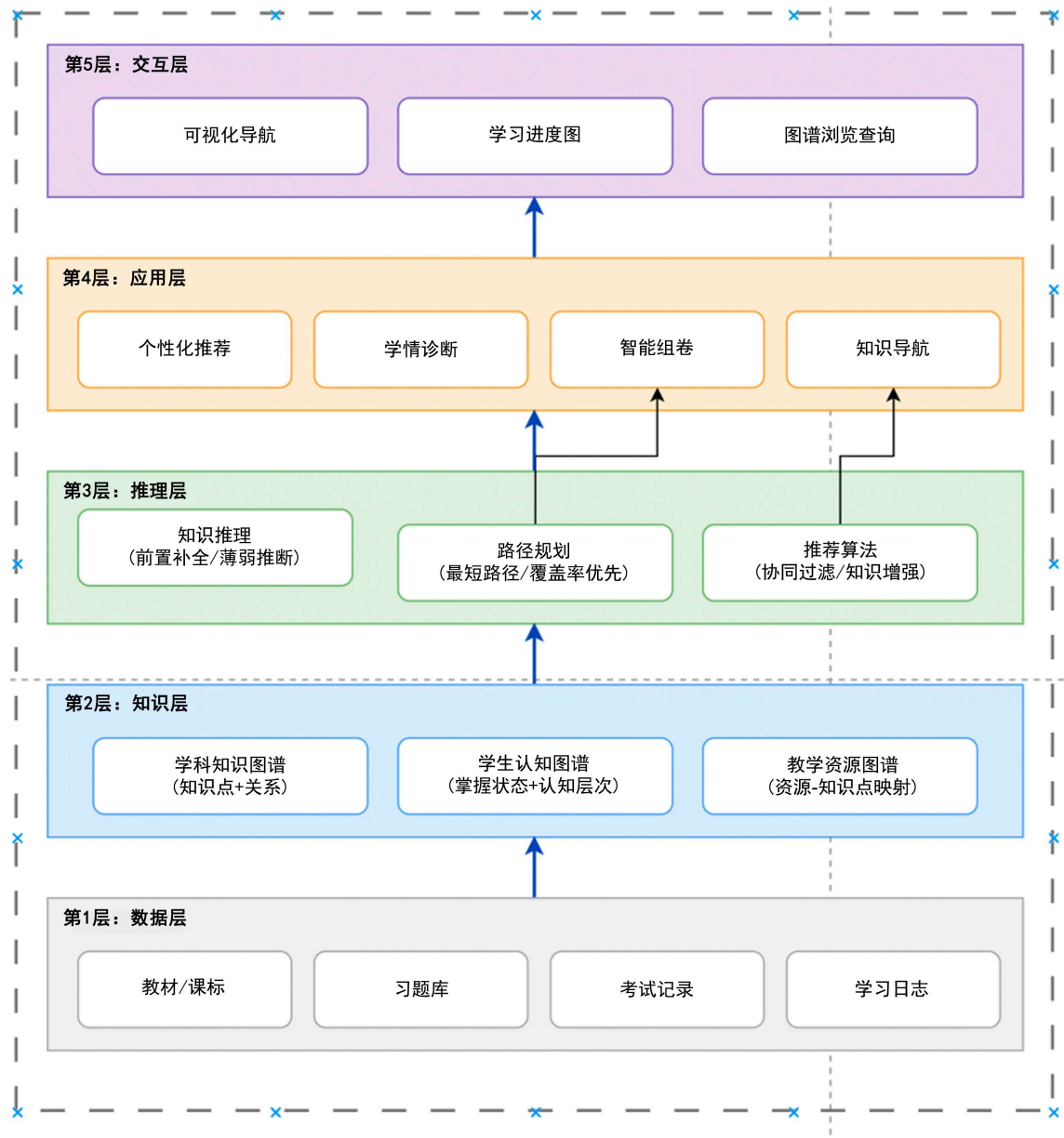


Figure 1. Application architecture of knowledge graph in intelligent teaching
图 1. 知识图谱在智能教学中的应用架构

尽管知识图谱具备上述理论优势与技术架构，但近年来围绕其教育应用的研究却呈现出一种共性问题：过度聚焦技术优化，相对忽视了教育逻辑的嵌入。已有研究指出，当前研究难以表征学生认知发展的动态过程逻辑，且对学生使用知识图谱的认知逻辑探索不足[1] [6]。这些批评共同指向一个深层矛盾：知识图谱的教育应用，本质上是用“知识工程逻辑”替代而非服务于“学习认知逻辑”。与上述问题密切相关的是知识追踪技术的发展——深度知识追踪(DKT)模型虽通过循环神经网络实现了知识状态的动态追踪[7]，但其输出为黑盒式的掌握概率，无法区分认知层次，且预测目标为“下一题正确率”，服务于

习题推荐而非素养诊断；基于图神经网络的动态知识图谱推荐方法同样以准确率为优化目标[8]，未纳入教育目标。本研究的理论贡献正是在于回应上述双重局限：在输出维度上，将“一维掌握概率”拓展为“掌握概率 × 认知层次”的二维诊断，并聚合为多维素养达成度；在可解释性上，通过显式的三层映射路径(知识点→技能→素养)克服黑盒局限；在技术整合上，提供融合知识图谱、认知诊断与轨迹分析的整合框架，而非单一算法。三者共同构成区别于既有技术路线的基本定位。

2. 结构性错位与归因

2.1. 两种逻辑的对立

知识图谱的教育应用之所以陷入“技术可行、落地困难”的困境，根本原因在于其所遵循的“知识工程逻辑”与真实教学场景中的“学习认知逻辑”之间存在结构性错位。这一错位的必然性可以从教学系统的逻辑结构中得到解释。教学信息论指出，教学系统包含知识逻辑、授导逻辑、学习逻辑和认知逻辑四个层面，分别回答“教什么”“怎么教”“怎么学”“学得怎么样”四个核心问题。知识图谱的构建天然遵循知识逻辑——由学科专家预设知识结构，强调内容的系统性与逻辑一致性。然而，教学的有效发生需要同时遵循四个逻辑层面，并实现它们之间的有机“转译”——将知识逻辑转化为学习逻辑，再进一步转化为认知逻辑。当前的知识图谱技术试图用知识逻辑“替代”而非“转译”其他逻辑层面，这种“替代”必然导致结构性错位：学习者面对的是静态的、预设的知识结构，而非动态的、生成的认知导航。

知识工程逻辑源于知识工程传统，其基本假设是：知识可以被系统性地抽取、形式化表征、存储和推理。这一逻辑的核心特征包括：静态性(知识关系一旦确定，相对稳定)、预设性(知识结构由专家预先设计)、专家驱动(知识的权威性来自学科专家)以及逻辑优先(强调知识的逻辑一致性) [5]。当前绝大多数教育知识图谱的构建，都遵循这一逻辑。

学习认知逻辑根植于学习科学和认知心理学。相关研究表明，学习不是知识的被动传递，而是学习者通过新经验与原有知识经验的相互作用主动建构意义的过程[3] [4]。学习者的认知发展具有动态性，表现为知识内化的流动性、知识迁移能力和认知状态的实时转变。同时，认知负荷理论指出，学习受工作记忆容量限制，有经验的学习者依赖预先存在的图式整合新信息[2]，揭示了先前经验和认知结构在学习中的核心作用。这一逻辑的核心特征包括：动态性、生成性、学习者中心以及心理优先。

两种逻辑在多个维度上存在对立，具体如表 1 所示。

Table 1. Comparison between knowledge engineering logic and learning cognitive logic

表 1. 知识工程逻辑与学习认知逻辑的对比

维度	知识工程逻辑	学习认知逻辑
知识组织方式	按学科逻辑(概念层级)	按认知逻辑(经验关联)
关系定义	预设的语义关系(包含、前置)	生成的心理关系(相似、易混淆)
更新机制	周期性、专家审核	实时、基于学习行为
时间特征	静态、稳定	动态、重构
权威来源	学科专家	学习者认知过程

已有研究指出，学科知识组织类图谱难以表征学生认知发展的动态过程逻辑[1]。这意味着，知识图谱的“知识结构”与学习者的“认知过程”之间存在难以弥合的鸿沟。

2.2. 教育逻辑的三重缺位

结构性错位在应用层面表现为教育逻辑的三重缺位。

2.2.1. 教学目标缺位

现行教育知识图谱大多以“知识点”为基本单元，关注“是什么”和“有什么关系”，但很少纳入教学目标。同一知识点在不同学段、不同教学目标下的处理方式本应不同(如“了解”vs“应用”)，但知识图谱通常不区分这些差异。更关键的是，学科核心素养——如数学建模、逻辑推理、科学探究等——是当代课程改革的核心目标[9]。数学课程标准明确将逻辑推理、数学建模等列为数学学科核心素养，课程目标的核心已转向核心素养的培养，但这些素养难以用简单的知识点网络来表征[10]。有研究指出，当前学生学科核心素养发展的刻画“粒度过大且零散，尚未有效实现结构化、语义化和可视化”[11]。

2.2.2. 认知规律缺位

学习是分层次的。布鲁姆认知目标分类(记忆、理解、应用、分析、评价、创造)和 SOLO 分类(前结构、单点结构、多点结构、关联结构、扩展抽象)是教育心理学的基本共识，但现有知识图谱极少体现这一维度。其后果是：两个学生都“掌握了”同一个知识点，但一个停留在“记忆”水平，一个达到“应用”水平，知识图谱无法区分；学习路径推荐仅考虑“是否学过”，未考虑“掌握到什么程度”；同一知识点在不同认知层次上应配置不同的学习活动，但系统无法据此做出差异化推荐。正如相关综述研究所指出的，当前学习路径推荐系统普遍缺少对布鲁姆认知分类理论的深度整合，这正是该领域面临的主要挑战之一[12]。

2.2.3. 学习路径缺位

知识图谱中的“前置知识”关系是静态的、逻辑的(如“学 B 必须先学 A”)。然而，实际学习中的路径并非如此线性：学生可能通过类比或迁移跳过某些前置知识，错误理解可能源于概念混淆而非知识缺失，学习路径也因个体差异而各不相同。预设的静态依赖关系难以适用于动态、个性化的真实学习过程。知识图谱的静态结构无法捕捉学习者在认知发展过程中的动态重构、跳跃与迂回。

教学目标缺位制约着认知规律缺位的实现，认知规律缺位又进一步导致学习路径缺位。这三重缺位并非孤立存在，而是呈现出由外向内、层层递进的制约关系，如图 2 所示。

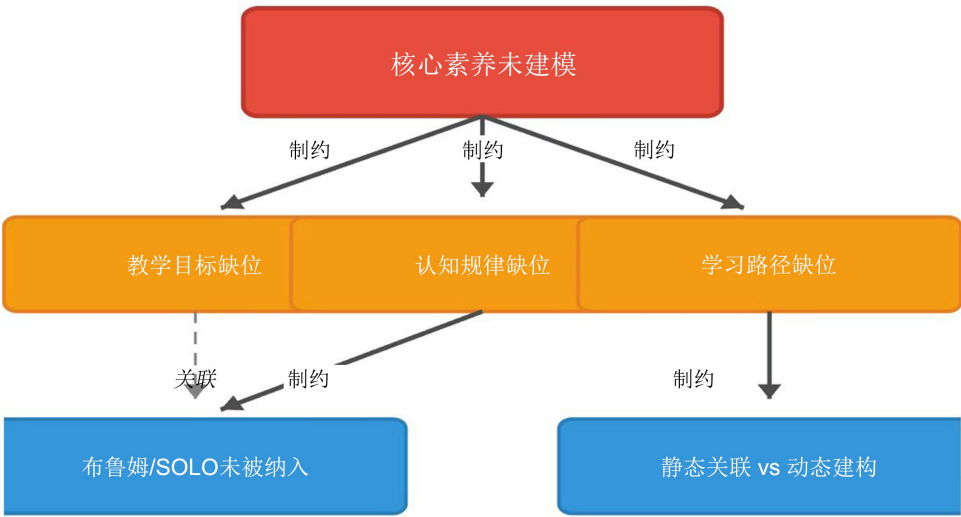


Figure 2. Triple manifestations of the absence of educational logic
图 2. 教育逻辑缺位的三重表现

2.3. 突破方向

综合以上分析，可以得出一个一致性的判断：知识图谱在教育中落地困难的根源，不是技术成熟度不足，而是“教育逻辑的缺位”——即在知识图谱的构建与应用中，未能充分纳入教学目标、认知规律、学习路径动态性等教育学的核心关切。这种缺位导致“知识工程逻辑”与“学习认知逻辑”之间的结构性错位。

破解这一困境，需要从根本上调整知识图谱的构建逻辑：从“学科知识图谱”走向“学生学科认知图谱”——从对“知识”的静态建模，转向对“认知发展过程”的动态建模[13]。

3. 认知图谱的构建

3.1. 内涵界定

构建“学生学科认知图谱”是破解教育逻辑缺位的可行路径。学界提出“学生学科认知图谱”这一概念，将其界定为：以学科核心素养发展为目标，通过融合认知诊断模型与知识图谱技术，实现对学习者认知结构、认知过程与认知发展的动态、精细化表征[11]。

与传统的学科知识图谱相比，学生学科认知图谱在建模对象、时态特征、价值定位等方面发生了根本性转变，如表 2 所示。

Table 2. Comparison between subject knowledge graph and student subject cognitive graph
表 2. 学科知识图谱与学生学科认知图谱的对比

维度	学科知识图谱	学生学科认知图谱
建模对象	知识本身的结构	学生的认知发展过程
时态特征	静态、预设	动态、实时更新
价值定位	知识表征与展示	认知诊断与路径导航
核心功能	展示知识关系	揭示认知缺口
构建依据	专家预设(教材/课标)	学习行为数据驱动

具体而言，这一转变体现在三个方面：第一，建模对象的转变——从“知识”转向“认知”。关注的是学生如何理解、组织和使用知识，而非知识本身的结构。第二，时态特征的转变——从“静态”转向“动态”。认知图谱不是一成不变的，而是随着学生的学习行为实时更新。第三，价值定位的转变——从“表征”转向“诊断”。认知图谱的核心功能不是展示知识关系，而是揭示学生的认知缺口与发展轨迹。这一概念的特征在于：它不再将知识图谱视为一个独立的、客观的知识库，而是将其嵌入到学习者的认知发展过程中，使技术逻辑服务于教育逻辑。

3.2. 构建逻辑

学生学科认知图谱的构建，需要融合三条技术－教育主线。

第一，知识图谱作为底层框架。学科知识的结构化表征仍然是认知图谱的基础。教材、课标中的知识点及其逻辑关系(如前测、后继、包含、关联)构成认知图谱的“骨架”。这一部分可以沿用现有学科知识图谱的构建方法，但需要注意：知识关系不应仅由专家预设，而应吸纳学习行为数据中的涌现模式。

第二，认知诊断模型作为推断引擎。学生的认知状态不能直接观测，需要通过行为数据进行推断。认知诊断模型(如 DINA、IRT 等)可以根据学生的答题表现，推断其对各个知识点的掌握概率、认知层次(记忆/理解/应用等)以及常见的错误类型。这些推断结果被实时写入认知图谱，形成对每个学生认知状态

的动态画像。

第三，学习轨迹分析作为动态更新机制。认知图谱不是一次构建、终身使用的。随着学生的学习进程，系统需要不断更新其认知状态：新掌握的知识点被标记，长期未复习的知识点可能被降级，错误理解被记录为“迷思概念”。这一动态更新机制是认知图谱区别于静态知识图谱的核心特征。

学生学科认知图谱的构建可具体化为五个步骤：数据采集→特征提取→认知状态推断→图谱动态更新→可视化输出。学习行为数据首先通过答题记录、资源访问日志、交互行为等渠道进行采集；继而提取正确率、反应时、学习路径序列等行为特征；在此基础上，融合 DINA 或 IRT 等认知诊断模型，输出各知识点的掌握概率、认知层次分类及错误类型识别；随后，基于遗忘曲线理论实现知识掌握状态的实时演化(新知识标记、遗忘降级、迷思概念触发)；最终实现从“原始行为数据”到“可解释认知画像”的可视化输出。这五步流程构成了完整的技术闭环，如图 3 所示。

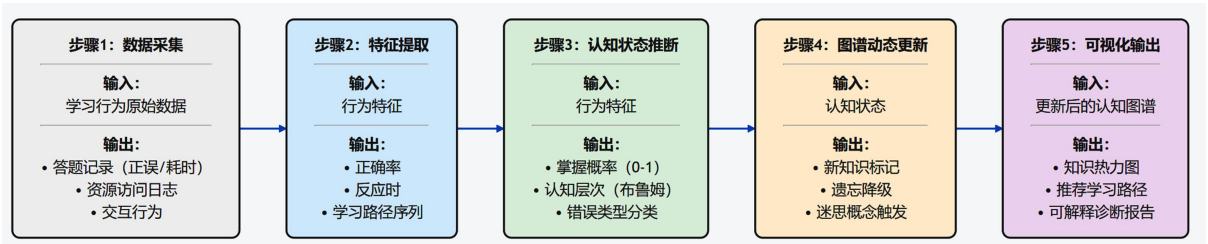
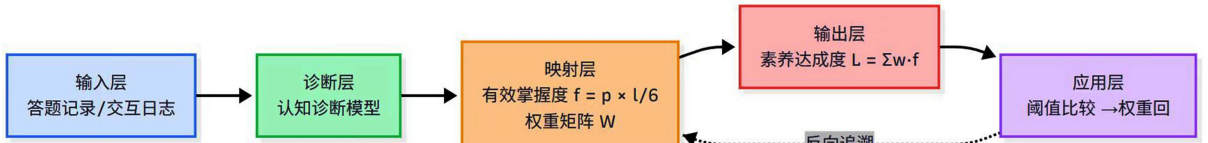


Figure 3. Construction logic of the student subject cognitive graph
图 3. 学生学科认知图谱构建逻辑

3.3. 素养量化映射

认知诊断模型输出的知识点掌握状态(掌握概率与认知层次)需进一步映射至学科核心素养维度，方可服务于素养导向的教学决策。本研究采用三层加权映射路径：知识点层(诊断输出)→技能层(中间变量)→素养层(达成度评分)。其中技能层用于聚合具有相似认知功能的知识点群组，以降低素养估计的稀疏性。图 4 展示了从原始学习行为到素养达成度输出、再回溯至干预建议的完整计算链路。



注：图中展示从原始学习行为数据到素养达成度输出、再回溯至干预建议的完整链路。虚线箭头表示反向诊断路径，即当素养达成度低于阈值时，沿权重矩阵回溯贡献最高的知识点及其认知层次缺口。

Figure 4. The computational workflow of literacy quantification mapping
图 4. 素养量化映射的计算流程

认知诊断模型[14]根据学生的答题表现，推断其对各个知识点的掌握概率与认知层次。设知识点集合为 $K = \{k_1, k_2, \dots, k_n\}$ ，认知诊断模型对每个知识点 k_i 输出状态向量 $s_i = (p_i, l_i)$ ，其中 $p_i \in [0, 1]$ 为掌握概率， $l_i \in \{1, 2, \dots, 6\}$ 为布鲁姆认知层次编码。设学科核心素养集合为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ ，定义素养-知识点关联矩阵 $W \in R^{m \times n}$ ，其中 w_{ji} 表示知识点 k_i 对素养 c_j 的贡献权重，满足 $\sum_i w_{ji} = 1$ 。权重由学科专家基于课程标准标注，在数据充足时可通过因子分析进行校准。则学生当前时刻的素养达成度 L_j 为：

$$L_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} \cdot p_i \cdot \frac{l_i}{6}, j=1, 2, \dots, m \quad (1)$$

该式计算的是各知识点有效掌握度(掌握概率与认知层次的加权乘积)在素养维度上的聚合。其内涵在于：一个知识点即使掌握概率很高，若仅停留在记忆或理解层次，对高阶素养的贡献仍然有限。以高中数学“函数”主题为例，知识点-技能-素养的三层映射关系如表 3 所示。

Table 3. Illustration of the three-layer mapping from knowledge points to skills to literacy (exemplified with the topic of “Functions”)

表 3. 知识点-技能-素养三层映射示例(以“函数”主题为例)

知识点层	技能层	学科核心素养	权重
函数的单调性	函数性质分析	数学抽象	0.35
函数的奇偶性	函数性质分析	数学抽象	0.30
函数的零点	函数性质分析	数学抽象	0.35
具体函数求导	运算与推理	数学运算	0.50
导数与单调性	运算与推理	数学运算	0.50
具体函数求导	运算与推理	逻辑推理	0.40
导数与单调性	运算与推理	逻辑推理	0.60
函数图像的变换	直观表征	直观想象	1.00

注：权重表示该知识点对对应素养的贡献占比，由学科专家基于课程标准标注，同一技能层内权重和为 1。表中仅呈现部分知识点，完整映射覆盖全部知识点。

Table 4. A comparative example of literacy attainment under different cognitive levels

表 4. 不同认知层次下素养达成度的对比示例

学生	掌握概率 p	认知层次 l (布鲁姆分类)	有效掌握度 $p \times l/6$	对“数学抽象”的素养贡献
学生 A	0.95	2 (理解)	0.317	0.111 (0.317×0.35)
学生 B	0.70	4 (分析)	0.467	0.163 (0.467×0.35)

注：以“函数的单调性”知识点为例，其对“数学抽象”的权重为 0.35。认知层次 $l_i \in \{1, 2, \dots, 6\}$ 对应布鲁姆分类的记忆至创造六个层级。

表 4 显示，学生 A 虽掌握概率显著高于学生 B，但因认知层次停留在理解级，其对该知识点所贡献的“数学抽象”素养达成度反而低于认知层次达到分析级的学生 B。这一结果表明，在素养导向的评价框架中，认知层次信息与掌握概率信息不可相互替代——仅报告正确率或掌握概率，会高估停留在低认知层次的学习成效。

素养达成度的量化评价为反向诊断提供了可操作的路径：当系统检测到某学生的“数学抽象”素养达成度低于预设阈值时，可依据图 4 中的反向追溯链路，沿权重矩阵回溯贡献度最高的知识点，并检查该生在该知识点上的认知层次是否低于预期水平。若认知层次不足，系统推荐该知识点的深层次探究活动；若认知层次达标但掌握概率偏低，则推荐基础巩固活动。由此，认知图谱的诊断功能从“知识点对错”的判断，上升为“素养发展瓶颈的类型识别与路径干预”。

3.4. 价值与挑战

学生学科认知图谱的理论价值在于：它重新定位了知识图谱在教育中的角色——从“知识的管理者”转变为“认知的导航仪”。它不再试图用一个预设的知识结构去“覆盖”所有学生，而是为每个学生构建个性化的认知发展地图，让技术去适应学生，而非让学生去适应技术。

在实践层面,这一转向有望带来三方面改进:一是诊断的精细化,从“知识点对不对”深入到“认知层次到哪了”;二是推荐的可解释性,系统可以明确告诉学生“你的问题不是不会这个知识点,而是前置的某个概念没有掌握”;三是教学的个性化,教师可以获得班级认知图谱的聚合视图,识别共性薄弱点与个体差异。

然而,这一路径也面临显著挑战。首先是数据门槛,认知诊断需要足够密度的学习行为数据,冷启动阶段难以准确推断。针对此问题,可采用三种互补策略加以缓解:设计覆盖全部知识点的前测试卷获取初始掌握状态;利用知识图谱中的前置依赖关系设定贝叶斯先验(如已知掌握“一元二次方程”,则对“因式分解”赋予高于0.5的先验概率);以及利用往届同年级学生的历史数据预训练模型参数,再针对当前班级进行微调。三种策略组合使用,随着个体行为数据的累积,先验权重逐步衰减,系统平滑过渡至数据驱动模式。其次是模型复杂度,融合知识图谱、认知诊断与轨迹分析的系统架构远比静态知识图谱复杂;最后是验证困难,认知图谱的有效性需要长周期的实证研究来检验。这些挑战构成了未来研究需要重点突破的方向。

此外,认知图谱的构建涉及大规模学习行为数据的采集与分析,伴生着不可忽视的伦理风险。数据隐私方面,认知状态属于敏感信息,建议在技术架构上引入差分隐私机制,在管理层面遵循最小必要原则。算法公平性方面,模型推断可能存在偏差,建议引入公平性正则项并定期进行公平性审计。算法透明性方面,本研究提出的素养量化映射因具备显式的权重矩阵和可追溯的计算路径,天然提供了比黑盒模型更高的可解释性基础,这本身即为缓解算法问责困境的技术保障。

4. 结语

理论分析表明,当前知识图谱教育应用“技术可行、落地困难”的症结,并非源于技术成熟度不足,而在于“知识工程逻辑”与“学习认知逻辑”的结构性错位。这一错位的本质是教育逻辑的缺位,具体表现为教学目标、认知规律与学习路径三重建模的系统性缺失——知识图谱只关注“知识逻辑”,而忽视了“学习逻辑”与“认知逻辑”的转译需求。

基于此诊断,本文提出并论证了知识图谱在智能教学中的应用应从“学科知识图谱”转向“学生学科认知图谱”。该转向的核心在于,以学科核心素养发展为目标,将知识图谱从静态知识库重构为动态认知导航工具,通过融合认知诊断模型与学习轨迹分析,实现对学习者认知结构、认知过程与发展的精细化表征[15]。这一概念与分析框架,为突破“技术赋能”与“教育规律”之间的张力提供了新的理论视角。

本文的研究局限在于尚未进行实证验证。未来研究可从两个方向深入:一是开展学生学科认知图谱的构建方法与实证研究,验证其在提升学习诊断精准度与个性化推荐有效性方面的实际效果;二是探索知识图谱与大语言模型的混合智能路径[16],利用知识图谱的可解释性与大语言模型的生成能力,共同推动智能教学系统从“经验驱动”向“可解释的认知智能”演进。

基金项目

2026年广西壮族自治区大学生创新创业训练计划《“智汇双行·育见无界”——基于DeepSeek多模态大模型的云边协同教学系统》(编号:S202610604032)阶段性成果。

参考文献

- [1] 周东岱,董晓晓,顾恒年.教育领域知识图谱研究新趋向:学科教学图谱[J].电化教育研究,2024,45(2):91-97,120.
- [2] Gorbunova, A., Kapuza, A., Chen, O. and Costley, J. (2025) Rethinking Pre-Training: Cognitive Load Implications for

- Learners with Varying Prior Knowledge. *Frontiers in Psychology*, **16**, Article ID: 1628047. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2025.1628047>
- [3] Taber, K.S. (2024) Educational Constructivism. *Encyclopedia*, **4**, 1534-1552. <https://www.mdpi.com/2673-8392/4/4/100>
- [4] 张建伟, 陈琦. 简论建构性学习和教学[J]. 教育研究, 1999(5): 56-60.
- [5] 郑庆华, 龚铁梁, 刘欢. 大数据知识工程: 实现智能化的必由之路[J]. 中国计算机学会通讯, 2023, 19(7): 8-9.
- [6] 吴杨, 吕钰琪, 杜钧, 等. 知识图谱驱动智能学习的内生逻辑[J]. 中国电化教育, 2025(2): 122-130.
- [7] Piech, C., Bassen, J., Huang, J., *et al.* (2015) Deep Knowledge Tracing. In *Advances in Neural Information Processing Systems* 28. Curran Associates, Montreal, 505-513.
- [8] 孙伟. 基于知识图谱的图神经网络推荐[D]: [硕士学位论文]. 广州: 广东工业大学, 2022.
- [9] 章建跃. 树立课程意识落实核心素养[J]. 数学通报, 2016, 55(5): 1-4.
- [10] 关于政协第十三届全国委员会第四次会议第3164号(教育类203号)提案答复的函[EB/OL]. http://www.moe.gov.cn/jyb_xxgk/xxgk_jyta/jyta_jiaocaiju/202107/t20210721_545963.html, 2026-10-19.
- [11] 董晓晓, 周东岱, 顾恒年. 面向学科核心素养发展的学生学科认知图谱构建研究[J]. 电化教育研究, 2023, 44(6): 90-96+103.
- [12] Li, A., Li, Y. and Gao, X. (2026) Personalized Learning Path Recommendation Based on Knowledge Graphs: A Survey. *Electronics*, **15**, Article 238. <https://doi.org/10.3390/electronics15010238>
- [13] 朱许强, 沈自茹. 从线性到图谱: 学生学习方式的转向[J]. 教育评论, 2025(7): 93-102.
- [14] 汪文义, 宋丽红, 丁树良, 汪腾, 熊建. 非参数认知诊断方法下诊断结果的概率化表征[J]. 心理科学, 2021, 44(5): 1249-1258.
- [15] Chen, G., Song, T., Wang, Q., Ma, Z., Hu, J., Li, Q., *et al.* (2025) Knowledge Graph and Large Language Model Integration with Focus on Educational Applications: A Survey. *Neurocomputing*, **654**, Article 131230. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.131230>
- [16] 李晓理, 刘春芳, 耿劲坤. 知识图谱与大语言模型协同共生模式及其教育应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(15): 1-13.