

基于知识图谱的人工智能专业学习达成度 评估与预警模型

李睿恒, 邸忆, 石兵华

湖北经济学院信息工程学院, 湖北 武汉 430205

DOI: 10.61369/ETR.2025400019

摘 要 : 人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 作为引领新一轮科技革命与产业变革的战略性技术, 已成为全球科技竞争的制高点和驱动社会经济发展的核心力量。为响应国家战略需求, 我国高等教育自2019年起系统性布局了人工智能本科专业建设, 着力培养具备多维度复杂能力的创新型人才。然而, 在 AI 专业规模迅猛扩张的同时, 其人才培养质量面临严峻挑战。现行教学实践中, 评估体系存在“终结性评价滞后、过程性评估繁琐、干预反馈机制缺失”等结构性困境, 难以实现“以评促学、以评促改”的形成性评价功能, 严重制约人才培养质量的提升。知识图谱技术凭借其强大的语义关联与拓扑结构化表达能力, 为构建以能力目标为核心的新型评估范式提供了潜在路径。因此, 探索如何将知识图谱技术与人工智能专业的特色评估需求深度耦合, 构建一个集评估、预警、干预于一体的闭环系统, 不仅具有重要的理论创新价值, 也为破解当前专业建设中的评估难题提供了迫切的实践需求。

关 键 词 : 知识图谱; 人工智能专业; 学习达成度; 智能评估; 预警模型

Evaluation and Early Warning Model of Learning Achievement in Artificial Intelligence Major Based on Knowledge Graph

Li Ruiheng, Di Yi, Shi Binghua

School of Information Engineering, Hubei University of Economics, Wuhan, Hubei 430205

Abstract : As a strategic technology leading the new round of scientific and technological revolution and industrial transformation, Artificial Intelligence (AI) has become a commanding height of global scientific and technological competition and a core force driving social and economic development. In response to national strategic needs, China's higher education has systematically laid out the construction of undergraduate programs in AI since 2019, focusing on cultivating innovative talents with multi-dimensional and complex capabilities. However, with the rapid expansion of the scale of AI majors, the quality of talent cultivation is facing severe challenges. In current teaching practice, the evaluation system has structural dilemmas such as "lagging summative evaluation, cumbersome process evaluation, and lack of intervention feedback mechanism", which makes it difficult to realize the formative evaluation function of "promoting learning through evaluation and promoting improvement through evaluation", and seriously restricts the improvement of talent cultivation quality. With its powerful semantic association and topological structure expression capabilities, knowledge graph technology provides a potential path for constructing a new evaluation paradigm centered on competency goals. Therefore, exploring how to deeply integrate knowledge graph technology with the characteristic evaluation needs of AI majors and build a closed-loop system integrating evaluation, early warning and intervention not only has important theoretical innovation value, but also provides an urgent practical need for solving the evaluation problems in current professional construction.

Keywords : knowledge graph; artificial intelligence major; learning achievement; intelligent evaluation; early warning model

一、AI 专业学习成果评估模型的构建与实现

预警干预”三大核心环节展开, 技术路线 (如图1) 所示。

AI专业学习成果评估模型围绕“图谱构建-达成度计算-

资助项目:

湖北本科高校省级教学改革研究项目 (2024419, 2024415);

湖北经济学院 AI 赋能新财经教育改革项目 (11057221)。

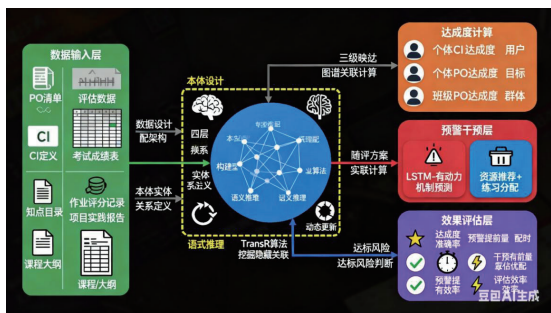


图 1 基于知识图谱的 AI 专业学习成果达成度智能评估与预警模型研究技术路线图

(一) 模型总体架构

数据层整合了来自教学管理信息系统的结构化数据（如课程成绩、作业分数）以及部分非结构化或半结构化数据（如项目报告评语、竞赛记录），为上层分析提供全面的数据原料^[1]。模型层是系统的智能核心，包含知识图谱模块和智能预警模块，其中，知识图谱模块作为模型的“大脑”，该模块基于预先定义的领域本体，对数据层提供的原始信息进行语义化建模与关联。它构建起“课程－知识点－能力指标－毕业要求”的静态评估框架，并通过 TransR 等算法进行语义推理，挖掘实体间的深层联系，为精准评估提供结构化知识支撑。而智能预警模块是模型的“预见系统”，该模块以知识图谱关联的时序评估数据为输入，利用 LSTM－注意力混合神经网络模型，动态预测学生未来的能力达成趋势，并对潜在的风险点进行提前标识。应用层是模型功能的价值输出端，面向教师和学生提供具体服务。它包含达成度计算与可视化引擎，将模型层的分析结果转化为个体／群体的多级达成度报告与直观的仪表盘视图；同时，它集成了预警与干预接口，当接收到预警信号后，自动生成并推送融合了图谱语义的个性化干预方案^[2-3]。

这三层结构通过接口紧密耦合，形成了“数据驱动→知识推理→智能预测→应用服务”的完整技术闭环，实现了从原始数据到教学决策支持的端到端转化。

(二) 知识图谱的构建

1. 图谱本体设计

表 1 AI 专业教育教学知识图谱实体与关系定义表

实体层级	实体类型	核心属性	关系类型	关系描述
目标层	毕业要求 (PO)	PO 编号、PO 描述、权重 (如实践能力占比 30%)	PO－能力指标 (分解为)	1 个 PO 分解为 3-5 个能力指标
评估层	能力指标 (CI)	CI 编号、CI 描述、达标阈值 (如 ≥ 70 分)	CI－知识点 (对应)	1 个 CI 关联 2-3 个核心知识点
内容层	知识点 (K)	K 编号、K 名称、难度 (如“Transformer 原理”为高难度)	K－课程 (隶属于)	1 个 K 隶属于 1 门课程
内容层	课程 (C)	课程编号、课程名称、评估方式 (考试 / 项目)	课程－评估数据 (生成)	1 门课程生成多类评估数据
-	-	-	评估数据－CI (关联)	1 类评估数据关联 1 个 CI

本体设计定义了评估领域的概念、属性及关系。如表 1 所示，本研究构建了一个四层实体结构，如：目标层（以毕业要求为核心实体，表征专业培养的宏观目标）；评估层（以能力指标为实体，是 PO 的具体化、可测量化分解）；内容层（包含知识点与课程两个实体，是能力培养的具体承载体）；实体间通过“分解为”“对应”“隶属于”“生成”“关联”五类核心语义关系相互链接，形成一个完整的评估语义网络。

2. 多源评估数据映射

为有效实现教学过程中的动态评估，需要建立教学过程生成数据与知识图谱中预设能力指标之间的关联机制，为此，本研究构建了双重映射机制，分别为直接映射机制和简介映射机制，前者适用于与特定能力指标存在强关联性的教学过程数据，例如可将《深度学习》课程的项目考核成绩直接关联至知识图谱中“深度学习模型调优”这一核心能力指标 (CI)；后者主要针对具有支持性、基础性特征的教学过程数据，以《线性代数》课程的作业完成成绩为例，可先将其关联至“矩阵运算”这一基础知识节点 (K)，再借助知识图谱内部的预设关系链，使其间接为“机器学习算法设计”这一核心能力指标 (CI) 提供评估支撑。映射权重通过层次分析法确定，以确保关联的科学性与合理性^[4]。映射规则形式化定义为公式 (1)：

$$W_{data-CI} = \alpha \cdot W_{direct} + (1 - \alpha) \cdot W_{indirect} \quad (1)$$

其中， W_{agg} 为综合权重， W_{direct} 与 $W_{indirect}$ 分别为直接与间接关联度， α 为调节系数。

3. 图谱语义推理

为提升评估的全面性，本研究采用 TransR 算法进行图谱表示学习与语义推理，解决“评估数据与能力指标”的隐藏关联挖掘。对于三元组（评估数据 d ，关联，能力指标 ci ），通过以下公式优化实体与关系的嵌入向量：

$$\min \sum_{(d,r,ci) \in G} \|M_r \cdot e_d + e_r - M_r \cdot e_{ci}\|_2^2 \quad (2)$$

其中， M_r 为关系“关联”的映射矩阵， e_d ， e_r ， e_{ci} 分别为评估数据、关系、能力指标的嵌入向量（维度 128）。推理后，可自动识别“Python 编程作业成绩”与“AI 项目开发 CI”的隐藏关联，提升达成度计算的全面性。

(三) 达成度的计算与可视化

在知识图谱的语义关联基础上，本研究建立了多粒度的达成度量模型与可视化方案。先根据多源评估数据与能力指标的映射权重，计算学生个体单一能力指标的达成度；再以能力指标权重为依据，加权得到个体毕业要求达成度；最后通过求平均值，得出班级群体的毕业要求达成度，全面反映学生能力发展情况。同时，设计“三层动态仪表盘”，将毕业要求达成度、能力指标达成度、评估数据明细可视化，方便直观掌握评估结果，为后续预警与干预提供依据。

1. 达成度计算模型

计算模型遵循从微观到宏观的逻辑，首先计算个体能力指标达成度，即对学生 u 在能力指标 CI_i 上的达成度 $A_u(CI_i)$ ，通过聚合所有关联的评估数据并加权计算，如公式 (3) 所示：

$$A_{u,ci} = \sum_{d \in D_{ci}} W_{d,ci} \cdot \frac{Score(u,d)}{MaxScore(d)} \quad (3)$$

其中 D_{ci} ：关联能力指标 ci 的评估数据集（如考试、项目）；
 $W_{d,ci}$ ：评估数据 d 与 ci 的映射权重（如项目成绩权重 0.6，考试成绩权重 0.4）； $Score(u,d)$ ：学生 u 在评估数据 d 上的得分；
 $MaxScore(d)$ ：评估数据 d 的满分值。

再者计算个体毕业要求达成度，对学生 u 在毕业要求 PO_j 上的达成度 A_{u,PO_j} ，由其下辖的所有能力指标达成度加权求和得到，如公式 (4) 所示：

$$A_{u,PO} = \sum_{ci \in CI_{PO}} W_{ci,PO} \cdot A_{u,ci} \quad (4)$$

其中， CI_{PO} 为 PO 分解的能力指标集合， $W_{ci,PO}$ 为 CI 的权重（如“模型训练 CI ”占实践能力 PO 的 40%）。

最后完成群体达成度计算，班级或专业在某一毕业要求上的达成度，取所有学生个体相应达成度的算术平均值，如公式 (5) 所示，用于宏观教学质量监控。

$$A_{class,PO} = \frac{1}{N} \sum_{u \in Class} A_{u,PO} \quad (5)$$

其中， N 为班级学生总数，可反映班级整体能力发展水平，为教师调整教学策略提供依据。

2. 达成度可视化展示

为实现评估结果的直观解读，本研究实现了三层动态可视化仪表盘（如图2所示）：

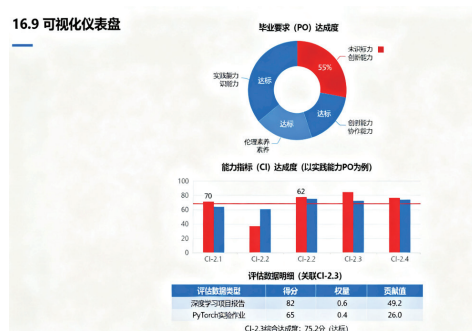


图2 AI专业学习成果达成度可视化仪表盘示意图

可见，可视化仪表盘包含：顶层（目标概览）、中层（指标分析）和底层（数据溯源）。其中，顶层（目标概览）以雷达图或进度环形式，直观展示学生在各毕业要求维度上的整体达成情况^[5-6]。中层（指标分析）：以往柱状图或热力图形式，对比展示各能力指标的达成度，并对未达标项进行突出告警。底层（数据溯源）：列表

展示支撑关键能力指标的所有底层评估数据明细，支持点击钻取，便于教师进行归因分析。该仪表盘将复杂的评估数据转化为易于理解的视觉信息，极大地提升了评估结果的解释力和可用性^[7]。

（四）预警与干预机制的实现

1. 预警模型设计

预警与干预机制是模型形成教学闭环的关键，实现了从“事后评价”到“事中预警与干预”的范式转变^[8]。预警模型采用“LSTM-注意力机制”的混合架构，其核心是利用历史数据预测未来趋势。其中，输入层接收按时间序列排列的学生历史评估数据；LSTM层捕捉评估数据中的长期依赖关系与时序动态规律，例如识别出某学生成绩的持续下降趋势；注意力层为不同时间步的隐藏状态分配差异化权重，使模型能更关注于如期中考试、项目节点等关键教学事件的影响；输出层输出对未来某一时间点（如期末前四周）特定能力指标达成度的预测值 \hat{A} 。当预测值 \hat{A} 低于预设的阈值（如阈值 = 达标阈值 - 偏移量）时，系统自动触发相应等级的预警^[9]。

2. 干预方案生成

一旦预警触发，系统并非简单报警，而是基于知识图谱的语义关联，自动生成结构化、可执行的个性化干预方案。该方案可以根据预警的能力指标，回溯其在图谱中关联的核心知识点，进而推荐与之匹配的微课视频、学术文献、案例库等学习资源（个性化教学资源推荐）。同时基于语义相似度计算，为学生分配旨在弥补其特定短板的练习任务或小型项目（针对性练习分配）^[10]。此外为干预方案设定一个明确的二次评估节点（如3周后的一次小测验），以闭环方式验证干预措施的有效性，并根据结果动态调整策略。

由此该机制的设计将确保教学干预的精准性、及时性与可度量性，最终形成了“评估→预测→预警→干预→再评估”的持续改进闭环。

二、总结

本研究聚焦于人工智能专业建设中学生学习成果评估所面临的“终结性评价滞后、过程性评估繁琐、干预反馈机制缺失”三大核心痛点，探索一种能够实现动态、精准、闭环的智能评估新范式，旨在有效解决了前述评估痛点，为人工智能专业的人才培养质量保障提供了有力的技术支撑与实践路径。

参考文献

- [1] 孙奕菲, 李咏校. 个性化学习资源推荐的分类、算法与挑战 [J/OL]. 计算机科学, 1-19.
- [2] 熊余, 任朝辉, 吴超, 等. 基于知识图谱的可解释学习路径推荐 [J]. 现代教育技术, 2024, 34(07): 131-141.
- [3] 韦善阳, 刘兴佳, 孙文吉斌, 等. 基于知识图谱的个性化教育研究 [J]. 教育教学论坛, 2025, (33): 145-148.
- [4] 韩锡斌, 程建钢, 等. Learning Analytics in Education[M]. 北京: 高等教育出版社, 2020.
- [5] 李源, 白雨, 姜放放, 等. 基于事件知识图谱的教学模式及评价体系改革探索 [J]. 计算机教育, 2025, (09): 218-223.
- [6] 普通高等学校本科专业类教学质量国家标准 [M]. 教育部高等学校教学指导委员会. 高等教育出版社, 2018.
- [7] 冯韞韬, 王腾. "合理化" 理论视阈下我国高等教育的困境、成因与改革路径 [J]. 江苏高教, 2024, (09): 45-51.
- [8] 李建伟, 武佳惠, 姬艳丽. 面向自适应学习的个性化学习路径推荐 [J]. 现代教育技术, 2023, 33(01): 108-117.
- [9] 卢宇, 章志, 王德亮, 等. 可解释人工智能在教育中的应用模式研究 [J]. 中国电化教育, 2022, (08): 9-15+23.
- [10] 高嘉祺, 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, 31(07): 88-96.