

# 中国高校教师 GenAI 素养结构类型识别及其特征研究

## Identification of GenAI Competency Structure Types and Their Characteristics Among Chinese University Faculty

黄洛颖<sup>1</sup>, 刘欣悦<sup>1</sup>, 张瞳<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup> 河北大学教育学院

<sup>2</sup> 大连理工大学人文学院

\* zhangtong@dlut.edu.cn

**【摘要】**数智时代下,生成式人工智能(GenAI)正深刻重塑高等教育生态,高校教师的 GenAI 素养对推动教育数字化战略至关重要。本研究基于高校教师 GenAI 素养框架开发问卷,通过对 285 份问卷的描述性统计分析、潜在剖面分析、卡方检验与多元 Logistic 回归分析,系统探究其现状、群体特征及影响因素。研究发现:1) 教师 GenAI 素养总体呈现高位非均衡态势,应用素养明显不足;2) 素养存在一定的群体分化,不同使用频率教师的素养之间差异显著;3) 聚类分析识别出五类典型群体,其中“认知先行-知识薄弱型”与“伦理敏感-实践滞后型”凸显了素养结构的核心矛盾。基于此,研究提出分层精准的高校教师 GenAI 素养发展策略,为高等教育数字化转型提供路径参考。

**【关键词】** 生成式人工智能素养; 高校教师; 高等教育; 聚类分析

**Abstract:** In the era of digital intelligence, generative artificial intelligence (GenAI) is profoundly reshaping the higher education ecosystem. Faculty members' GenAI literacy is crucial for advancing educational digitalization strategies. This study developed a questionnaire based on a GenAI literacy framework for higher education faculty. Through 285 completed questionnaires, it systematically examined the current state, group characteristics, and influencing factors of GenAI literacy. Findings reveal: 1) Faculty GenAI literacy exhibits a high-level yet uneven distribution, with significant underutilization in application; 2) Significant group differentiation exists in literacy levels, with marked disparities between faculty of varying usage frequencies; 3) Cluster analysis identified five distinct groups, where the “Cognitive-Leading, Knowledge-Weak” and “Ethics-Sensitive, Practice-Lagging” types highlight core contradictions in literacy structures. Based on these findings, the study proposes tiered, precision-targeted development strategies to provide pathway references for higher education digital transformation.

**Keywords:** GenAI literacy, university faculty, higher education, cluster analysis

## 1. 引言

生成式人工智能(GenAI)具备强大的自然语言交互、逻辑推理和内容生成等能力,能够模拟和扩展人类的智能行为,正在深刻改变高等教育。高校教师承担着培养 21 世纪人才、创造新知识的双重使命,面临着既要学习 GenAI 又要教授 GenAI 的复杂局面,其 GenAI 素养直接影响该技术赋能教育的成效,是推动高等教育高质量发展的关键(孙立会 & 周亮,2025)。正因如此,UNESCO (2025) 倡导发展教师的 GenAI 素养,中国也将其视为教师专业发展的

必然要求(李艳等, 2025)。当前研究关注了高校教师对 GenAI 的工具应用、态度认知及实践挑战, 并探讨了教师的新角色与支持策略(祝智庭等, 2024; 李艳等, 2025)。然而, 对高校教师 GenAI 素养结构的系统性研究仍显不足, 缺乏对其类型与群体特征的深入剖析, 制约了 GenAI 应用潜能的释放。鉴于此, 本研究旨在识别中国高校教师 GenAI 素养结构的典型类别并分析其关键特征, 以揭示其 GenAI 技术应用现状与规律, 从而为构建相关培训体系、推进相关研究提供实证依据与理论参照。

## 2. 文献综述

当前研究在高校教师 GenAI 素养的结构类型与群体异质特征方面尚存不足。为此, 本研究聚焦于教师 GenAI 素养的测量与结构识别展开综述, 以期为本研究提供参考。

### 2.1. 高校教师 GenAI 素养测量研究

通过问卷调查测量 AI 素养是目前学界的成熟研究范式(Lai & Bower, 2019), 其中 AI 素养框架是理论基础。目前仅有少量研究明确提出生成式人工智能(GenAI)素养框架(Laupichler et al., 2023; 孙立会 & 周亮, 2025), 但均非针对高校教师设计(Crompton & Burke, 2023)。由于 GenAI 素养属于 AI 素养的一部分且与数字素养有关, 本研究通过综述高校教师在 AI 素养与数字素养方面的相关研究, 为测量其 GenAI 素养提供参考。进一步分析文献后发现, 研究者普遍强调教师 AI 素养、数字素养需涵盖认知、知识、思维、应用及伦理等维度。基于此, 本研究从这五个维度构建高校教师 GenAI 素养框架。在具体的测量工具方面, 现有高校教师 AI 素养问卷虽较为成熟, 但未充分体现 GenAI 的技术特点。因此, 需在借鉴既有问卷的基础上, 整合 GenAI 对教师特有的能力要求, 开发适用于高校教师的 GenAI 素养问卷。

### 2.2. 高校教师 GenAI 素养结构特征研究

面对高校教师群体的复杂性和多样性, 需依据特征对其进行分类, 以揭示不同群体的特征差异, 从而为制定精准支持措施提供依据。目前, 鲜有研究直接针对高校教师 GenAI 素养结构及其特征展开研究, 但相关研究进行了如下探索: 1) 基于性别等人口学特征分析教师数字技能差异; 2) 围绕学科等教育教学背景特征探讨教师使用 GenAI 的差异; 3) 基于 AI 使用频率等行为特征比较教师 AI 素养水平; 4) 基于多维度素养表现进行聚类分析, 以阐释典型的 AI 素养结构特征(Wijaya et al., 2024)。综上, 现有研究虽从不同特征分析高校教师 AI 素养差异, 但对其素养结构本身及其特征的识别与差异分析仍不足。目前, 专门针对高校教师 GenAI 素养结构特征的实证研究尤其缺乏, 亟需深入探索。

## 3. 研究设计

### 3.1. 问卷设计与检验

基于已有研究, 构建包含如下五个维度的高校教师 GenAI 素养框架: 1) 认知素养(Cognition Literature, CL), 即基本理解 GenAI 的存在、特点、用途及影响(郭亚军等, 2025); 2) 知识素养(Knowledge Literature, KL), 即掌握 GenAI 的基本概念、工作原理、功能及应用场景等基础知识(郭亚军等, 2025); 3) 思维素养(Thinking Literature, TL), 即运用提示词优化交互策略迭代生成内容质量并批判性地评估生成的内容(宰冰欣等, 2024); 4) 应用素养(Application Literature, AL), 即在教学科研工作场景中有效选择和使用工具来完成任务; 5) 伦理素养(Ethics Literature, EL), 即遵守隐私保护规范并防范技术滥用(蔡迎春等, 2024)。

基于该框架, 参考《人工智能素养量表》(B. Wang et al., 2023)、《教师数字素养测评问卷》(彭红超 & 朱凯歌, 2024)等成熟问卷, 结合中国高等教育情境, 编制了中国高校教师 GenAI 素养初始问卷。问卷包含三个部分, 第一部分是基本信息; 第二部分是 GenAI 使用信息, 包

括使用频率和便利条件 2 个题项；第三部分是 GenAI 素养量表，包含 23 个题项，均采用李克特五点计分法。具体而言：1) CL 包含 4 个题项，如“使用 GenAI 会让我的工作效率变高，节约时间。”；2) KL 包含 5 个题项，如“我理解一些 GenAI 相关的常见概念，例如机器学习、深度学习等。”；3) TL 包含 5 个题项，如“在借助 GenAI 求解问题的过程中,我能对问题进行抽象、分解、算法设计等。”；4) AL 包含 5 个题项，如“在进行探索和选定研究方向课题时，我能参考 GenAI 给出的意见。”；5) EL 包含 4 个题项，如“在 GenAI 出现后，我注意到了使用 GenAI 时应当注意的伦理问题。”。

采用方便抽样方法，收集了 130 份有效样本。问卷信效度检验结果显示，总问卷以及各维度的克隆巴赫  $\alpha$  系数均大于 0.7。KMO 值为 0.946，Bartlett's 球形检验 p 值为 0.000，适合进行因子分析；采用主成分分析法并结合最大方差旋转，提取了 5 个公因子，累计解释方差 66.7%。依据各维度上因子载荷不大于 0.5、交叉载荷不小于 0.4 的双重标准(周琼等, 2024)，剔除了 3 个低载荷题项。因此，最终保留 20 个题项，形成正式问卷。

基于正式问卷大规模采集数据。对问卷效度进行验证性因子分析，结果显示，在收敛效度方面，因子负荷量均处于 0.6 以上，平均方差萃取 AVE 值均大于 0.5，且组合信度 CR 值均大于 0.7。在结构效度方面，卡方自由度比为 2.509，小于 3；RMSEA 的值为 0.073；CFI 值为 0.941，IFI 值为 0.942，TLI 值为 0.930，NFI 值为 0.907，均大于 0.9。在区分效度方面，问卷各维度的 AVE 平方根值均大于变量间的相关系数值。以上各指标计算结果表明，问卷科学合理，能够较为准确地测量高校教师的 GenAI 素养。

3.2. 研究对象

通过问卷星平台，采用方便随机抽样方式，向中国高校教师发放电子问卷。共收集 304 份问卷，剔除所有题项作答一致、作答时间过长或过短等无效问卷后，获得 285 份有效问卷，有效率为 93.8%。样本信息如表 1 所示。

表 1 样本信息

| 变 量   | 类 别   | 人 数 | 百 分 比 | 变 量     | 类 别        | 人 数 | 百 分 比 |
|-------|-------|-----|-------|---------|------------|-----|-------|
| 性 别   | 女     | 150 | 52.6% | 职 称     | 高级         | 131 | 46.0% |
|       | 男     | 135 | 47.4% |         | 中级         | 100 | 35.1% |
| 年 龄 段 | ≤35   | 107 | 37.5% |         | 其它         | 54  | 18.9% |
|       | 36~45 | 90  | 31.6% | 学 历     | 本专科        | 36  | 12.6% |
|       | ≥46   | 88  | 30.9% |         | 硕士         | 103 | 36.1% |
| 教 龄 段 | ≤2    | 84  | 29.5% | 学 科 背 景 | 博士         | 146 | 51.2% |
|       | 3~10  | 87  | 30.5% |         | 社会科学类      | 135 | 47.3% |
|       | ≥11   | 114 | 40.0% |         | 人文科学类      | 54  | 18.9% |
|       |       |     |       |         | 自然科学与应用科学类 | 96  | 33.6% |

3.3 数据分析

以往研究多采用以变量为中心的方法考察高校教师 AI 素养的整体水平(周佩灵等, 2025)，难以揭示群体内部差异。相比之下，潜在剖面分析 (LPA) 作为一种以人为中心的方法，能够识别出不同的教师类型，并为制定个性化干预措施、提升生成式人工智能使用体验与质量提供依据 (F. Wang et al., 2025)。因此，本研究采用 LPA 识别高校教师 GenAI 素养的潜在类型，并运用卡方检验与多元逻辑回归等方法分析不同教师群体之间的 GenAI 素养特征差异。

4. 研究结果

4.1. 高校教师 GenAI 素养现状分析

高校教师 GenAI 素养的均值为 3.83 (SD=0.72)，表明高校教师对其 GenAI 素养持相对积极的评价。从具体维度而言，伦理素养的均值最高 (M=3.93) 且标准差最小 (SD=0.79)，凸显了高校教师对 GenAI 伦理规范、数据隐私等的共识；应用素养得分最低 (M=3.67) 且标准差最大 (SD=0.94)，表明教师将 GenAI 技术应用于日常教学与科研工作实践的能力仍明显不足，且教师之间存在较大差异；认知素养 (M=3.89, SD=0.81)、思维素养 (M=3.86, SD=0.85) 也相对较高，表明高校教师具备了对 GenAI 技术的良好认知和一定的思维方式。

4.2. 高校教师 GenAI 素养结构类别识别

为探究高校教师的 GenAI 素养结构类型，本研究根据五个素养维度数据进行潜在剖面分析。抽取 1-7 个类别，并对其拟合指数进行汇总，结果如表 2 所示。比较模型结果发现，当类别数为 2 或者 3 时，LMRT 指标和 BLRT 指标对应的值均小于 0.05，达到显著水平，并且 Entropy 值均大于 0.8。但是，当类别数为 3 时，AIC、BIC、aBIC 的值均更小，且每组人数均大于总体的 5%。因此，经综合考虑确定类别数为 3。

表 2 高校教师 GenAI 素养结构潜在剖面分析拟合汇总

| 类别数 | AI<br>C | BI<br>C | aB<br>IC | Ent<br>ropy | L         |                | 类别概率                       |
|-----|---------|---------|----------|-------------|-----------|----------------|----------------------------|
|     |         |         |          |             | M         | B              |                            |
|     |         |         |          |             | R<br>T(p) | L<br>R<br>T(p) |                            |
| 1   | 35      | 35      | 35       | -           | -         | -              | 1                          |
|     | 57.3    | 93.8    | 62.1     |             |           |                |                            |
| 2   | 30      | 31      | 30       | 0.8         | 0.        | 0.             | 0.281/0.720                |
|     | 57.5    | 15.9    | 65.2     | 82          | 000       | 000            |                            |
| 3   | 27      | 28      | 28       | 0.9         | 0.        | 0.             | 0.223/0.566/0.211          |
|     | 97.6    | 77.9    | 08.1     | 03          | 006       | 000            |                            |
| 4   | 26      | 27      | 26       | 0.9         | 0.        | 0.             | 0.218/0.211/0.021/0.551    |
|     | 46.8    | 49.1    | 60.3     | 26          | 090       | 000            |                            |
| 5   | 26      | 27      | 26       | 0.8         | 0.        | 0.             | 0.021/0.186/0.137/0.474/0. |
|     | 32.1    | 56.3    | 48.5     | 38          | 650       | 000            | 183                        |
| 6   | 25      | 27      | 26       | 0.9         | 0.        | 0.             | 0.025/0.165/0.042/0.021/0. |
|     | 81.1    | 27.2    | 00.4     | 3           | 629       | 000            | 204/0.544                  |
| 7   | 25      | 27      | 25       | 0.9         | 0.        | 0.             | 0.028/0.046/0.046/0.147/0. |
|     | 56.8    | 24.8    | 79.0     | 34          | 594       | 000            | 530/0.204/0.025            |

为进一步验证高校教师 GenAI 素养潜在分类结果是否准确，本研究以潜在剖面类别为自变量，5 个维度素养得分为因变量，进行方差分析，结果如表 3 所示。将 3 类教师群体依次表示为 C1、C2 和 C3，其在 5 个素养维度上均存在显著性差异，且事后多重比较 (LSD) 结果显示，在所有维度素养上均呈现出 C1<C2<C3，这表明潜在剖面分析结果具备异质性，能够有效区分高校教师的 GenAI 素养水平。

表 3 各潜在类别的 GenAI 素养维度均值与差异分析

| M±SD | F | 多重比较 |
|------|---|------|
|------|---|------|

| GenAI<br>素养 | C1 (n=64) | C2<br>(n=161) | C3 (n=60) |            |          |
|-------------|-----------|---------------|-----------|------------|----------|
| 认知素养        | 2.99±0.75 | 3.91±0.51     | 4.80±0.36 | 170.572*** | C1<C2<C3 |
| 知识素养        | 2.73±0.68 | 3.89±0.47     | 4.79±0.34 | 264.277*** | C1<C2<C3 |
| 思维素养        | 2.78±0.64 | 3.93±0.40     | 4.81±0.31 | 322.494*** | C1<C2<C3 |
| 应用素养        | 2.54±0.80 | 3.72±0.55     | 4.74±0.40 | 215.920*** | C1<C2<C3 |
| 伦理素养        | 3.11±0.81 | 3.93±0.53     | 4.78±0.36 | 130.987*** | C1<C2<C3 |

注: \*p<0.05, \*\*p<0.01, \*\*\*p<0.001。

C1: 薄弱失衡型。该类教师的 GenAI 素养薄弱, 均值仅为 2.83。各维度素养间呈现出失衡的态势, 维度素养间的差值均大于其他类型教师, 且各维度素养的方差也相对更大。作为 3 类教师中 GenAI 素养水平相对较低且维度素养均衡性最差的群体, 其素养结构呈“高伦理—低应用”的断裂特征。因此, 将该类教师定义为薄弱失衡型, 占总样本量的 22.3%。

C2: 稳健发展型。该类教师的 GenAI 素养均值为 3.88, 各维度素养的水平较为接近, 均值处于[3.71, 3.93]; 各维度素养间的差值、各维度素养的方差均位于两类教师中间。作为占比最大(56.6%)的中坚力量, 该类教师的 GenAI 素养结构呈现出较为协调的特征, 构成了 GenAI 素养发展的核心梯队, 将其命名为稳健发展型。

C3: 全面引领型。该类教师的 GenAI 素养均值为 4.78, 各维度素养的均值均超过 4.5, 全面领先于其他两类教师; 各维度素养的方差以及素养间的差值均更小。其 GenAI 素养结构呈现高水准和高均衡的双优特征, 故将其定义为全面引领型, 人数占比为 21.1%。

4.3. 高校教师 GenAI 素养结构相关特征分析

进行 R×C 列联表的卡方检验, 以量化分析不同素养结构教师在不同变量上的分布及其关联性的显著性水平, 结果如表 4 所示。

表 4 不同 GenAI 素养结构教师的人口学等相关特征分析

| 类别 |       | 类型           |           |              | 总<br>计 | 卡方    | p     |
|----|-------|--------------|-----------|--------------|--------|-------|-------|
|    |       | C1           | C2        | C3           |        |       |       |
| 性别 | 女     | 39(26.0<br>) | 83(55.3%) | 28(18.7<br>) | 150    | 2.702 | 0.259 |
|    | 男     | 25(18.5<br>) | 78(57.8%) | 32(23.7<br>) | 135    |       |       |
| 年龄 | ≤35   | 22(25.0<br>) | 46(52.3%) | 20(22.7<br>) | 88     | 8.562 | 0.73  |
|    | 36~45 | 27(30.0<br>) | 45(50.0%) | 18(20.0<br>) | 90     |       |       |
|    | ≥46   | 15(14.0<br>) | 70(65.4%) | 22(20.6<br>) | 107    |       |       |

|      |       |           |            |           |     |       |         |
|------|-------|-----------|------------|-----------|-----|-------|---------|
| 教龄   | ≤2    | 14(16.7%) | 54(64.3%)  | 16(19.0%) | 84  | 4.698 | 0.320   |
|      | 3~10  | 25(28.7%) | 43(49.4%)  | 19(21.8%) | 87  |       |         |
|      | ≥11   | 25(21.9%) | 64(56.1%)  | 25(21.9%) | 114 |       |         |
| 职称   | 高级    | 29(22.1%) | 67(51.1%)  | 35(26.7%) | 131 | 6.767 | 0.149   |
|      | 中级    | 26(26.0%) | 58(58.0%)  | 16(16.0%) | 100 |       |         |
|      | 其它    | 9(16.7%)  | 36(66.7%)  | 9(16.7%)  | 54  |       |         |
| 学历   | 本专    | 5(13.9%)  | 23(63.9%)  | 8(22.2%)  | 36  | 4.149 | 0.386   |
|      | 硕士    | 21(20.4%) | 63(61.2%)  | 19(18.4%) | 103 |       |         |
|      | 博士    | 38(26.0%) | 75(51.4%)  | 33(22.6%) | 146 |       |         |
| 学科背景 | 社科    | 31(23.0%) | 80(59.3%)  | 24(17.8%) | 135 | 2.459 | 0.652   |
|      | 人文    | 19(19.8%) | 53(55.2%)  | 24(25.0%) | 96  |       |         |
|      | 自然    | 14(25.9%) | 28(51.9%)  | 12(22.2%) | 54  |       |         |
| 便利条件 | 比较便利  | 22(46.8%) | 20(42.6%)  | 5(10.6%)  | 47  | 61.18 | <0.001* |
|      | 比较便利  | 39(21.4%) | 118(64.8%) | 25(13.7%) | 182 |       |         |
|      | 非常便利  | 3(5.4%)   | 23(41.1%)  | 30(53.6%) | 56  |       |         |
| 使用频率 | 偶尔及以下 | 49(43.0%) | 56(49.1%)  | 9(7.9%)   | 114 | 61.15 | <0.001* |
|      | 经常    | 11(10.8%) | 68(66.7%)  | 23(22.5%) | 102 |       |         |
|      | 每天    | 4(5.8%)   | 37(53.6%)  | 28(40.6%) | 69  |       |         |

注: \* p<0.05, \*\* p<0.01, \*\*\* p<0.001。

由上表可知,性别、年龄段、教龄段、职称以及学科背景与 GenAI 素养结构类型之间无显著关联 ( $p>0.05$ ),但便利条件和使用频率与素养类型之间存在显著关联 ( $p<0.001$ )。具体地,1) 性别方面,与女性教师相比,更高比例的男性教师属于全面引领型。2) 年龄方面,年龄 $\geq 46$ 岁的教师在稳健发展型上的占比最大,且属于薄弱失衡型的占比最小。3) 教龄方面,教龄 $\leq 2$ 的教师们在稳健发展型上的占比最大、在薄弱失衡型的占比最小;教龄处于[3~10]的教

师相较其他年龄段教师在薄弱失衡型上的占比更大。4) 职称方面, 高级职称的教师在全 面引 领型上的占比相较其他职称教师更高。5) 学历方面, 博士学历的教师在全 面引 领型和薄弱失 衡型上的占比相对其他学历教师均更高。6) 学科背景方面, 人文科学学科背景与社会科学学 科背景的教师在全面引领型中的占比分别相对更高和最低。7) 便利条件方面, 具备非常便利 条件的教师, 属于全面卓越型的比例更高, 而不具备便利条件的教师, 属于薄弱失衡型的占 比更高, 并且便利条件与 GenAI 素养结构类型之间存在显著关联 ( $p<0.001$ )。8) 使用频率 方面, 高频使用的教师在全面卓越型上的占比更高, 而低频使用的教师则在薄弱失衡型上占 比更高, 并且使用频率与 GenAI 素养类别之间存在显著关联 ( $p<0.001$ )。

4.4. 高校教师 GenAI 素养结构影响因素的 Logistic 回归分析

以潜在剖面分析结果作为因变量, 性别 (男性为参照)、年龄段 ( $\geq 46$  岁为参照)、教龄 段 ( $\geq 11$  年为参照)、职称 (其它为参照)、学历 (博士为参照)、学科背景 (自应为参照)、 便利条件 (非常便利为参照) 以及使用频率 (每天使用) 作为自变量进行多元 Logistic 回归分 析, 其中以全面卓越型教师作为比较参考类别, 分析影响系数  $\beta$ 。多元 Logistic 回归结果如表 5, 未达到显著水平的数据限于篇幅没有在表中呈现。

表 5 高校教师 GenAI 素养结构的多元 Logistic 回归

| 类别      |           | C1 vs C3 |        |               | C2 vs C3 |       |             |
|---------|-----------|----------|--------|---------------|----------|-------|-------------|
|         |           | $\beta$  | OR     | CI (95%)      | $\beta$  | OR    | CI (95%)    |
| 年 龄     | $\leq 35$ | 1.587*   | 4.887  | 1.063~22.466  | -0.155   | 0.856 | 0.234-3.133 |
|         | 36~45     | 1.465*   | 4.327  | 1.265~14.801  | 0.107    | 1.113 | 0.390~3.181 |
|         | $\geq 46$ |          | 1.000  |               |          | 1.000 |             |
| 职 称     | 高级        | -1.837*  | 0.159  | 0.029~0.889   | -1.211   | 0.298 | 0.072~1.240 |
|         | 中级        | -0.477   | 0.621  | 0.155~2.493   | -0.260   | 0.771 | 0.251-2.368 |
|         | 其它        |          | 1.000  |               |          | 1.000 |             |
| 便 利 条 件 | 比 较 不便利   | 3.599*** | 36.574 | 7.026~190.37  | 1.593**  | 4.920 | 1.578~15.34 |
|         | 比 较 便利    | 2.266**  | 9.641  | 2.446~38.001  | 1.623*** | 5.069 | 2.478~10.36 |
|         | 非 常 便利    |          | 1.000  |               |          | 1.000 |             |
|         | 偶 尔       |          |        |               |          |       |             |
|         | 使 用 及 以 下 | 1.593**  | 30.433 | 7.889~117.396 | 1.225**  | 3.403 | 1.374~8.427 |
| 使 用 频 率 | 经 常       | 1.623    | 2.882  | 0.75~11.070   | 0.553    | 1.738 |             |
|         | 每 天       |          | 1.000  |               |          | 1.000 |             |

以全面引领型为参照组的多元 Logistic 回归结果显示, 教师 GenAI 素养类型的分布不受性 别、教龄、学历及学科背景的显著影响, 但受年龄、职称、便利条件和使用频率的显著影响。 具体来看, 1) 与年龄 $\geq 46$  岁的教师相比, 年龄 $\leq 45$  的教师属于薄弱失衡型的更多, 而属于其 他两类的比例无显著差异; 2) 与职称为其他的教师相比, 职称为高级的教师属于薄弱失衡型 的更少; 3) 与便利条件为非常便利的教师相比, 便利条件为比较不便利或比较便利的教师属 于薄弱失衡型或稳健发展型的更多。4) 与使用频率为每天使用的教师相比, 使用频率为偶尔 或不使用的教师属于薄弱失衡型或稳健发展型的更多。

## 5. 结论与建议

本研究对中国高校教师 GenAI 素养进行现状调查,运用 LPA 识别了我国高校教师典型的 GenAI 素养结构,并借助卡方检验和多元 Logistic 回归分析,探究了性别、年龄段等变量与教师在 GenAI 素养结构类型之间的关联性以及对各类型人群分布的影响。本研究得出如下结论与建议,以期为高校教师提升 GenAI 素养提供指导与参考。

5.1. 高校教师具有三种典型 GenAI 素养结构且人群分布呈橄榄型态势,建议正视 GenAI 素养水平层级分化并构建多维提升路径

潜在剖面分析发现,我国高校教师 GenAI 素养可划分为全面引领型、稳健发展型和薄弱失衡型三类,人群分布呈“橄榄型”态势:稳健发展型为主体,全面引领型与薄弱失衡型构成两极。值得关注的是,全面引领型教师比例略低于薄弱失衡型,并远低于稳健发展型,这说明我国高校教师群体在 GenAI 素养方面虽存在一定的优势,但引领型教师比例仍有待提升。

提升教师 GenAI 素养是构建现代化高等教育体系、培养拔尖人才的关键支撑。为系统性强化智能时代高校教师的素养水平,需构建多维提升路径:引领型教师重点发挥“传帮带”作用,牵头跨学科前沿攻关(李艳等,2025);稳健型主体则需通过模块化高阶工作坊(如提示工程、智能评价设计)强化深度技能,促进其向引领型转化;薄弱型群体重在降低 GenAI 工具使用门槛,可借助轻量化工具与精准结对帮扶破除应用障碍。

5.2. 便利条件、使用频率与 GenAI 素养结构类型之间存在显著关联且是影响人群分布的关键变量,建议高校强化条件支撑并鼓励合理使用

卡方检验与多元 Logistic 回归分析表明,便利条件和使用频率是影响教师归属不同 GenAI 素养类别的核心因素。拥有非常便利条件的教师,显著更可能属于全面引领型;反之,则显著关联薄弱失衡型。同时,每天使用 GenAI 的教师显著更可能归属引领型,而低频使用者则多关联薄弱型或稳健型。这清晰表明:制度环境与资源支持是 GenAI 应用的基础前提(孙立会 & 周亮,2025),而持续深度实践则是提升 GenAI 素养、驱动创新的核心动力(李艳等,2025)。

本研究证实,环境支持和个人实践投入在 GenAI 素养发展上起着重要作用。因此,建议改善学校层面的便利条件,包括升级基础设施、提供可靠工具、制定支持政策等(左腾等,2025);同时强化基础实践,通过低门槛、实操性强的培训,聚焦教学科研场景的应用与伦理案例研讨,帮助教师将认知转化为行为(缪静敏等,2025)。最终,以环境支持降低门槛,用实践培训驱动高频实践,以实现高校教师 GenAI 素养的持续提升。

5.3. 年龄、职称也能够影响 GenAI 素养结构类型的人群分布,建议靶向配置资源和提供支持以破解群体差异困境

多元 Logistic 回归显示,教师 GenAI 素养存在显著的群体差异。年龄 $\leq 45$ 岁的教师显著更可能归属薄弱失衡型;相反,高级职称教师则更少归属薄弱失衡型。青年教师( $\leq 45$ 岁)虽为技术敏感人群,因多重职业负担限制其探索时间与精力(迟景明 & 张鑫,2025),易陷入素养困境。高级职称教师则可能是凭借经验资源优势,展现出素养发展优势。

针对不同人口学特征群体的挑战,需要为不同教师群体提供精细化支持。对于年轻教师,重点可能在减负与保障合理分配教学科研任务,建立容错机制,鼓励尝试,降低初期应用技术的压力。对于高级职称教师,重点可能在激发引领潜力。强化其领导角色,明确其帮扶职责,将其经验转化为团队成长的动力。

本研究存在一定局限性,首先,采用方便抽样获取样本,虽有效样本量尚可,但覆盖范围和代表性可能存在局限,未来研究可尝试更大规模的分层随机抽样。其次,采用横断面数据,揭示了关联性但无法确证因果关系,未来可开展纵向追踪,探究教师 GenAI 素养的动态演变

路径及影响因素。最后,本研究主要为量化研究,未来可结合深度访谈等质性方法,深入探究不同类型教师 GenAI 素养发展的内在动力、现实困境及成功经验等。

## 参考文献

- 尹开国. (2024). 人工智能素养:提出背景、概念界定与构成要素. *图书与情报*, 3, 60–68.
- 左腾, 吴彤, 宋小伟, & 邹月嫻. (2025). 人工智能赋能高等教育转型的困境与路径探索. *高教发展与评估*, 41(04), 30-41+130-131.
- 孙立会 & 周亮. (2025). 生成式人工智能素养:概念演变、框架构建与提升路径. *现代远距离教育*, 1, 11–21.
- 李艳, 孙凌云, 江全元, 陈立萌, 杨旻, & 吴飞. (2025). 高校教师人工智能素养及提升策略. *开放教育研究*, 31(1), 23–33.
- 迟景明 & 张鑫. (2025). 高校准聘制青年教师绩效压力与职业成长的倒 U 型关系及影响机制. *重庆高教研究*, 13(2), 27–40.
- 欧志刚. (2024). ChatGPT 大模型下国际中文教师 AI 素养的内涵、框架及提升策略. *教育与教学研究*, 38(10), 12–22.
- 周佩灵, 孙雯雯, 王晨, & 王洪席. (2025). 如何切实提高学生课堂参与的有效性?——基于潜在剖面的多群组比较分析. *全球教育展望*, 54(6), 125–140.
- 祝智庭, 金志杰, 戴岭, & 姜浩哲. (2024). 数智赋能高等教育新质发展: GAI 技术时代的教师新作为. *电化教育研究*, 45(6), 5–13.
- 郭亚军, 寇旭颖, 冯思倩, 刘坤锋, & 徐瑞朝. (2025). 人工智能素养:内涵剖析与评估标准构建. *图书馆论坛*, 45(2), 42–50.
- 宰冰欣, 叶兰, & 胡燕菴. (2024). 国外高校图书馆人工智能素养教育调查研究——基于人工智能 LibGuide 的分析. *大学图书馆学报*, 42(4), 58–68.
- 彭红超 & 朱凯歌. (2024). 中小学教师数字素养测评问卷的本土化构建——基于《教师数字素养》行业标准. *现代远程教育研究*, 36(5), 72–82.
- 蔡迎春, 张静蓓, 虞晨琳, & 王健. (2024). 数智时代的人工智能素养:内涵、框架与实施路径. *中国图书馆学报*, 50(4), 71–84.
- 缪静敏, 沈苑, & 汪琼. (2025). 生成式人工智能如何改变教学?——来自高校教师的实践叙事. *中国远程教育*, 45(05), 75–91.
- Crompton, H., & Burke, D. (2023). Artificial intelligence in higher education: The state of the field. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 22.
- Ertmer, P. A., & Ottenbreit-Leftwich, A. T. (2010). Teacher Technology Change: How Knowledge, Confidence, Beliefs, and Culture Intersect. *Journal of Research on Technology in Education*, 42(3), 255–284.
- Lai, J. W. M., & Bower, M. (2019). How is the use of technology in education evaluated? A systematic review. *Computers & Education*, 133, 27–42.
- Laupichler, M. C., Aster, A., & Raupach, T. (2023). Delphi study for the development and preliminary validation of an item set for the assessment of non-experts' AI literacy. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 4, 100126.
- Wang, B., Rau, P.-L. P., & Yuan, T. (2023). Measuring user competence in using artificial intelligence: Validity and reliability of artificial intelligence literacy scale. *Behaviour & Information Technology*, 42(9), 1324–1337.

- Wang, F., Yin, H., & King, R. B. (2025). Profiling motivation and engagement in online learning: A multilevel latent profile analysis of students and institutions. *Computers & Education*, 227, 105209.
- Wijaya, T. T., Yu, Q., Cao, Y., He, Y., & Leung, F. K. S. (2024). Latent Profile Analysis of AI Literacy and Trust in Mathematics Teachers and Their Relations with AI Dependency and 21st-Century Skills. *Behavioral Sciences*, 14(11), 1008.