

生成式 AI 时代大学生数据分析素养的内涵重构、 测评模型构建与应用研究

熊海金, 刘阁森*

广西民族大学相思湖学院 广西南宁

【摘要】构建科学、合理的测评模型是大学生数据分析素养水平测评的前提,而批判性思维、数据伦理风险防控与人机协同能力则是生成式 AI 环境下数据分析素养的核心要素。基于三轮问卷调查,采用项目分析、探索性和验证性因子分析,开发包含采集与整理、洞察与分析、规范与伦理、智能与应用 4 个维度,共计 16 个题项的数据分析素养测评量表与模型。量表在内部一致性、折半信度、组合信度以及聚合和区分效度方面表现良好,模型能显著区分不同年级学生的数据分析素养水平。

【关键词】大学生; 数据分析素养; 测评模型; 生成式 AI; 人机协同

【基金项目】广西民族大学相思湖学院 2024 年度校级科研项目(2024XJKY47): 大数据时代的大学生数据分析素养测评模型构建研究; 广西民族大学相思湖学院 2024 年度校级教育教学改革工程立项项目(2024JGYB77): 基于混合式教学的“概率论与数理统计”课程对大学生数据分析素养的提升研究

【收稿日期】2026 年 7 月 4 日

【出刊日期】2026 年 8 月 1 日

【DOI】10.12208/j.aam.20260013

Research on the connotation reconstruction, evaluation model construction and application of college students' data analysis literacy in the era of generative AI

Haijin Xiong, Gesen Liu*

Xiangsihu College of GuangXi Minzu University, Nanning, Guangxi

【Abstract】The construction of a scientific and reasonable evaluation model is the premise of the evaluation of college students' data analysis literacy level, and critical thinking, data ethical risk prevention and control, and human-machine collaboration ability are the core elements of data analysis literacy in the generative AI environment. Based on three rounds of questionnaire surveys, using project analysis, exploratory and confirmatory factor analysis, a data analysis literacy assessment scale and model including four dimensions of collection and collation, insight and analysis, norms and ethics, intelligence and application, and a total of 16 items were developed. The scale performs well in terms of internal consistency, split-half reliability, combined reliability, and aggregation and discriminant validity. The model can significantly distinguish the data analysis literacy level of students in different grades.

【Keywords】College students; Data analysis literacy; Evaluation model; Generative AI; Human-machine collaboration

1 问题提出

大数据时代,数据分析已深入渗透到诸多行业和职能领域,大学生数据分析素养的培育成为我国高等教育人才培养、支撑社会高质量发展的重要基础性工作。近年,尤其是生成式 AI 的蓬勃发展,学界广泛地围绕 AI 在数据解释^[1]、数据隐私^[2]、数据伦理风险与治理^[3]等领域进行持续探讨,数据分析素养的研究逐步发生转变,由早期广泛关注的意识与统计知识,转变为思维批判^[4]、数据伦理^[5]与人机协同^[6]。当前,国

第一作者: 熊海金(1999-)男,苗族,云南曲靖人,助教,硕士,主要从事数学教育统计与测评研究;

*通讯作者: 刘阁森(1996-)男,汉族,广西北流人,助教,硕士,主要从事拓扑动力系统研究。

内外针对传统数据素养和数据分析素养开展了大量的探索^[7-9], 形成了较为丰富的数据素养和数据分析素养评价框架, 为后续研究奠定了坚实的基础。然而, 现有数据分析素养评价指标体系仍有进一步发展的空间, 多数研究基于传统数据环境构建, 强调统计知识与统计软件操作, 未涵盖生成式 AI 带来的人机协同数据分析技术要求^[8-9], 数据伦理维度的测量也较为狭窄^[7], 难以满足当前对大学生数据分析素养的现实要求。尤其是测评方面, 尚缺乏兼顾批判性思维、数据伦理与人机协同等要素的大学生数据分析素养量表, 导致现有测评工具难以适配生成式 AI 时代的素养要求。因此, 有必要在生成式 AI 环境下重新审视大学生数据分析素养的内涵, 重构兼具科学性与可操作性的大学生数据分析素养测评模型。在模型的理论构建过程中, 借鉴传统数据分析素养评价框架构建方法^[4-5], 融合大数据时代教育测评模型及其范式^[10], 在传统数据分析素养的基础框架上结合批判性思维、数据伦理与人机协同能力三大要素, 形成符合生成式 AI 时代特征的大学生数据分析素养结构模型; 在研究方法上, 运用教育统计中探索性与验证性因子分析, 对量表内部一致性、折半信度、组合信度以及聚合和区分效度进行检验, 形成科学与可操作性测评模型; 在实践上, 对不同年级大学生开展测评应用, 检验数据分析素养的发展差异, 为高校课程建设、教学干预以及数据分析素养人才的培育提供定量依据。

据此, 本研究围绕以下 2 个核心问题展开:

问题一: 在生成式 AI 环境下, 大学生数据分析素养包含哪些维度? 操作性定义是什么?

问题二: 如何验证大学生数据分析素养测评模型、模型能否有效区分不同年级学生的数据分析素养水平?

2 文献述评

2.1 数据分析素养的理论发展

数据分析素养源自 20 世纪末对统计素养与统计思维的探讨。Wallman (1993) 认为统计素养主要表现为理解日常统计现象、用评判性态度评估统计结果以及认识到统计思想的重要作用^[11]。随后, Wild & Pfannkuch (1999) 将统计思维定义为一种多维度的复杂活动, 其核心构成涵盖五大要素, 分别为数据需求、数据分析、数据变异性考虑、构建统计模型、建立知识情境联系, 确保统计结果能够解决现实问题^[12], 其实现了从静态统计知识理解到动态思维能力的跨越。进入 21 世纪, 随着数据规模迅速增长, 研究焦点由“统计素养”转变为“数据素养”。Schield (2004) 首次提出数据素养, 其内涵是研究者根据科研需求, 从多元数据源中提取、处理、整合数据, 并据此进行科学推断的综合能力^[13], 标志着数据素养研究从传统统计数据拓展至多元数据类型的大数据范畴。此后的十余年间, 数据驱动决策理念在大数据时代逐步兴起, 学界进一步从数据素养层面延伸至对数据分析素养的探讨。Banasiewicz (2021) 认为, 数据分析素养是指个体或组织能够以方法论上可靠且审慎的方式理解、分析并利用组织数据资源, 从而实现“以数据学习”并支持组织决策与知识创造的能力^[14]。韩国学者 Chung 和 You (2022) 构建了数据理解与收集、数据分析、数据评价、数据工具运用、数据表达和数据基础沟通六个维度的大学生数据分析素养结构框架^[9], 为测评体系的构建提供了重要参考。随着 2023 年生成式 AI 的兴起, Hackl 等 (2026) 与 Weigelt 等 (2026) 分别从批判性思维^[15]和伦理性^[16]评估 AI 时代的大学生素养要求。Verduga Alcívar 等 (2026) 从情感、行为、认知和道德学习开发了大学生人工智能素养量表^[17], 为生成式 AI 时代的数据分析素养内涵重构具有重要意义。

国内, 项华和毛澄洁 (2011) 在中学物理教学情境中, 首次提出数据素养^[18]。郝媛玲和沈婷婷 (2016) 将数据素养划分为数据态度、数据意识、数据知识、数据技能和数据伦理五个要素^[9], 构建了较为完整的数据素养框架。后来, 谢娟和孙一凡 (2021) 围绕数据相关基础知识、数据相关操作技能、数据相关通用能力、数据相关其它特质等四个维度, 构建了含有 4 个一级指标、13 个二级指标的大学生数据素养评价体系^[20]; 邱艳萍 (2023) 则开发了面向大学生的数据素养测评量表, 分析了数据素养提升的多重影响因素^[7], 为国内大学生数据分析素养的测评提供了重要本土化参考。

综上, 现有研究在统计素养、数据素养和数据分析素养的概念演进及评价框架构建方面已取得较为丰富

的成果,逐步形成了从数据采集与整理、数据分析与解释到数据态度与伦理等较为完整的理论脉络。然而,多数框架仍立足于传统数据环境,对 AI 工具应用过程中,数据分析素养所要求的批判性思维、伦理风险防控和人机协同技能探讨不足,以至于生成式 AI 时代的数据分析素养测评仍相对有限。因此,有必要在生成式 AI 环境下重新审视大学生数据分析素养的内涵。

2.2 生成式 AI 对数据分析素养内涵的重构

生成式 AI 正在推动高等教育的改革,Walczak 和 Cellary (2023)指出,高等教育研究者对于 AI 生成的内容应具备批判的能力,否则会降低知识的可靠性^[21],启发学界应怀着批判的眼光对生成式 AI 结果进行审视。Federiakin 等(2024)提出,生成式 AI 工具的表现极为依赖用户提示词,提示工程与 AI 工具本身一样重要,提示工程是支持个人未来发展的关键技能^[22]。由此,生成式 AI 环境下的数据分析应具备以提示词为代表技能的人机协同能力。后来,Lin (2025)提出了一种以用户为中心、立足真实科研情境的 AI 伦理路径,强调关注偏差风险、隐私与版权、学术规范及透明使用,在促进科研创新的同时维护学术诚信与伦理标准^[23],推动了生成式 AI 情境下数据伦理重塑。

综上所述,在生成式 AI 环境下,可以从三个方面重构传统数据分析素养的内涵:第一,强调对 AI 生成结果进行批判性审视以及风险识别;第二,强调以提示工程为代表的人机协同能力;第三,强调对数据隐私保护、学术诚信和科学决策的深刻认识。

本研究将生成式 AI 环境下的数据分析素养内涵定义为:研究者在数据意识和批判性思维支撑下,遵守学术规范与数据伦理要求,以统计知识、方法与工具为核心,结合生成式 AI 等工具开展人机协同,对多元数据进行采集与整理、分析与解释、建模与决策的综合能力。

3 测评模型的构建与验证

本研究编制的大学生数据分析素养测评量表,通过 3 次独立抽样调查,依次采用项目分析、探索性因子分析完成量表修订,再通过验证性因子分析构建大学生数据分析素养测评模型。

3.1 指标构建

通过梳理文献,生成式 AI 时代的数据分析素养应在传统数据分析素养的基础上,进一步聚焦于批判性思维、数据伦理与人机协同等核心要素。综合相关研究,本研究在“采集与整理、洞察与分析、规范与伦理”传统维度之上,构建“智能与应用”维度,并对其进行可操作性界定,将“使用 AI 工具辅助数据处理与分析;评判 AI 辅助分析结果的准确性与局限性;防范 AI 辅助分析中的伦理与隐私风险”等人机协同能力要求转化为可测的观测题项,从而形成大学生数据分析素养的四维结构。对于量表编制,参考大学生数据素养测评指标^[7]、K-12 数据素养能力评估量表^[24]、应用型高校大学生数据素养教育调查表^[25]、公务员数据素养量表^[26]和大学生数据素养影响因素调查表^[27],结合生成式 AI 背景下数据分析素养发展的新要求,对数据分析素养的核心要素进行归纳与整合。最终构建包含“采集与整理、洞察与分析、规范与伦理、智能与应用”4 个维度、共 16 个测评题项的大学生数据分析素养量表。各题项采用李克特 5 级量表进行自评,响应选项及计分依次为:“完全不能(1 分)、基本不能(2 分)、一般(3 分)、基本能够(4 分)、完全能够(5 分)”,大学生数据分析素养的维度指标与观测题项见表 1。

表 1 中,X11、X13 和 X31 改编自文献^[7];X12、X21、X22、X23、X34 和 X43 改编自文献^[24];X14 改编自文献^[25];X24、X32、X41、X44 改编自文献^[26];X42 改编自文献^[27]。

3.2 抽样方法与被试对象

研究者采用以班级为单位的整群抽样方法开展调查。在整个模型构建过程中,涉及 3 次问卷调查(主要调查时间集中在 2025 年 3 月-10 月)。第一次调查,为了探究第一版问卷题目的质量,向 1 所广西高校 290 名学生发放问卷,筛选后获得有效答卷 261 份,问卷有效率为 90.00%。再通过项目分析筛选题目,并对问卷进行探索性因子分析,进一步修订问卷。第二次调查,为了验证问卷的组合信度、聚合效度以及模型的拟合效果,向 1 所广西高校 950 名学生发放问卷,筛选后获得有效答卷 870 份,问卷有效率为 91.58%。第三次调查,目的是检验所构建测评模型的应用效果。此次调查在广西某高校开展,共发放问卷 725 份,回收有

效问卷 673 份, 有效率为 92.83%。三次调查的样本相互独立, 调查对象不重复。为控制共同方法偏差, 问卷采用匿名作答、题项随机呈现等方式施测; 并采用 Harman 单因子检验进行事后检验, 未旋转因子分析析出 1 个特征根大于 1 的因子, 首个因子解释变异量为 37%, 低于 40% 的临界值, 表明本研究不存在严重的共同方法偏差。由于三次调查取样学校存在重合 (均为广西高校), 样本在个体层面独立, 但在学校层面并非完全独立, 此为研究设计上的局限。

表 1 大学生数据分析素养维度指标与观测题项

维度指标	操作性定义	观测题项
采集与整理	从数据资源中, 设计数据获取与收集方案、通过整合与转换, 最终形成所需的数据集。	我能从数据资源中获取所需数据 (X11)
		我能设计适合统计分析的数据收集方案 (X12)
		我能进行有效的数据整合与转换 (X13)
		我能构建适合分析需求的数据集 (X14)
洞察与分析	运用统计方法与可视化手段识别数据关键特征与变化趋势, 科学评估数据结果, 洞察数据背后的本质信息, 从而形成合理结论来支撑研究决策。	我能利用图表分析识别数据中的重要特征和变化趋势 (X21)
		我能评估数据分析结果的局限性和可能的偏差 (X22)
		我能从数据分析中提取关键信息并形成合理结论 (X23)
		我能基于数据证据提出有说服力的观点和决策建议 (X24)
规范与伦理	遵守学术诚信与相关法律法规、维护数据隐私与安全, 能解决数据分析中的困难, 做出负责任的综合决策。	我能在数据使用中遵守学术诚信要求 (X31)
		我能评估数据使用是否符合相关法律法规标准 (X32)
		我能保护相关数据隐私和安全 (X33)
		我能解决数据分析中的困难并做出负责任的决策 (X34)
智能与应用	应用 AI 工具与大模型提升数据清洗、决策分析的效率, 对 AI 辅助分析的结果进行风险评判, 并提出预防风险措施。	我能使用 AI 工具辅助数据清洗和预处理 (X41)
		我能运用 AI 模型增强统计预测和决策分析 (X42)
		我能评判 AI 辅助分析结果的准确性与局限性 (X43)
		我能采取措施, 预防 AI 辅助数据分析中出现的伦理与隐私风险。 (X44)

3.3 项目分析

项目分析目的在于确定问卷量表研究题项是否有效和合适。其原理是先对分析项求和, 进而将其分成高分和低分组 (以 27% 和 73% 分位数为界), 然后使用 T 检验对比高分和低分组别的差异情况。研究者基于第一次获得的 261 份有效样本, 通过 SPSS29.0 进行项目分析, 结果 t 值范围为 9.856~16.521, 高分组得分显著高于低分组, 表明各题目具有良好的区分性。所有题目在高、低分组间均存在显著差异 ($p<0.01$), 说明各题目均具有良好的区分性, 能够有效区分被试在测量特质上的高低水平。

3.4 探索性因子分析

3.4.1 探索性因子分析的条件检查

信度与效度分析是进行因子分析的前提条件, 本研究以第一次调查获得的 261 份数据为基础, 对各维度及总量表的内部一致性信度和 KMO 取样适切性进行了检验, 结果如表 2 所示。

表 2 信度与效度检验

项目	Cronbach α	S-B 折半信度	总问卷	
			KMO 值	p
采集与整理	0.842	0.830	0.925	<0.001
洞察与分析	0.889	0.863		
规范与伦理	0.851	0.847		
智能与应用	0.905	0.886		
总问卷	0.938	0.822		

表 2 显示, 问卷各维度的 Cronbach α 系数为 0.842~0.905, S-B 折半信度为 0.830~0.886, 总问卷的

Cronbach α 系数为 0.938、S-B 折半信度为 0.822, 均高于 0.8, 表明问卷及各维度具有较好的内部一致性信度。效度检验方面, 总问卷 KMO 值为 0.925, Bartlett 球形检验 $p < 0.001$, 说明数据取样适切性良好且变量间存在显著相关性, 适合进一步开展因子分析。

3.4.2 探索性因子分析

本研究采用主成分分析法并结合最大方差正交旋转, 对量表结构进行探索性因子分析。根据特征根大于 1 的原则及碎石图分布特征, 提取出 4 个公因子, 具体结果见表 3。

表 3 大学生数据分析素养题项旋转后的载荷值和因子贡献率与公因子方差

项目	因子载荷系数				公因子方差
	因子 1	因子 2	因子 3	因子 4	
X11	0.017	0.249	0.237	0.772	0.714
X12	0.449	0.186	0.062	0.629	0.636
X13	0.368	0.159	0.157	0.762	0.765
X14	0.450	0.133	0.162	0.697	0.733
X21	0.673	0.259	0.201	0.363	0.692
X22	0.807	0.218	0.142	0.224	0.768
X23	0.743	0.267	0.314	0.199	0.762
X24	0.725	0.243	0.267	0.260	0.724
X31	0.151	0.151	0.848	0.136	0.783
X32	0.358	0.27	0.713	0.138	0.729
X33	0.140	0.296	0.775	0.213	0.753
X34	0.352	0.430	0.516	0.162	0.601
X41	0.177	0.834	0.245	0.146	0.808
X42	0.203	0.856	0.193	0.222	0.861
X43	0.354	0.780	0.214	0.147	0.801
X44	0.235	0.646	0.368	0.315	0.708
特征根值	3.27	3.206	2.715	2.648	-
方差%	20.44%	20.04%	16.97%	16.55%	-
累积方差%	20.44%	40.48%	57.45%	73.99%	-

表 3, 旋转后累积方差解释率为 73.99%, 说明四因子结构具有较好的解释力。旋转后各题项的主载荷均落在理论归属因子上, 主载荷值介于 0.516~0.856 之间, 均大于 0.50; 共同度介于 0.601~0.861 之间, 说明各题项具有较好的共同性。具体而言, 因子 1 包含 X21、X22、X23、X24, 对应“洞察与分析”维度; 因子 2 包含 X41、X42、X43、X44, 对应“智能与应用”维度; 因子 3 包含 X31、X32、X33、X34, 对应“规范与伦理”维度; 因子 4 包含 X11、X12、X13、X14, 对应“采集与整理”维度。

需要说明的是, X12、X14 在因子 1 上的次载荷分别为 0.449 和 0.450, X34 在因子 2 上的次载荷为 0.430, 均略高于 0.40, 存在一定交叉载荷; 但三者 in 所属因子上的主载荷 (分别为 0.629、0.697、0.516) 均高于其次载荷, 题项归属仍以理论维度为主, 故予以保留。总体来看, 探索性因子分析结果初步支持本研究提出的四维结构设想。

3.5 验证性因子分析

在探索性因子分析的基础上, 本研究进一步采用验证性因子分析对量表结构及测评模型进行检验, 重点

检验组合信度、聚合效度、区分效度以及整体拟合度。

3.5.1 组合信度与聚合效度检验

基于第二次调查的 870 份有效问卷数据, 本研究进一步对量表的组合信度 (CR)、聚合效度和区分效度 (AVE 及其平方根) 进行了检验, 结果如表 4 所示。

表 4 CR 和 AVE 指标验证结果

因子	CR	AVE	AVE 平方根
采集与整理	0.878	0.643	0.802
洞察与分析	0.908	0.712	0.844
规范与伦理	0.884	0.656	0.810
智能与应用	0.922	0.747	0.864

由表 4 可知, 各因子的组合信度 (CR 值介于 0.878~0.922 之间) 均大于 0.7 的标准, 表明量表具有较高的信度; 同时, 各因子的平均方差抽取量 (AVE 值介于 0.643~0.747 之间) 均远超过 0.5 的临界值, 说明量表具有良好的聚合效度。

进一步采用 Fornell-Larcker 准则检验各维度间的区分效度, 结果如表 5 所示。

表 5 区分效度检验 (Fornell-Larcker 准则)

潜变量	采集与整理	洞察与分析	规范与伦理	智能与应用
采集与整理	0.802			
洞察与分析	0.732	0.844		
规范与伦理	0.661	0.744	0.810	
智能与应用	0.637	0.718	0.648	0.864

表 5, 对角线上的数值为各潜变量 AVE 的平方根 (0.802~0.864), 左下角为各潜变量之间的相关系数 (0.637~0.744)。各潜变量的 AVE 平方根均显著大于其与其他变量的相关系数, 表明整体区分效度良好。这说明各维度之间既存在适度的内在相关, 又能保持必要的区分度, 测量模型的结构合理可靠。

3.5.2 二阶验证性因子分析

为验证问卷结构, 还需进行验证性因子分析。本研究构建以“大学生数据分析素养”为二阶潜变量、以“采集与整理、洞察与分析、规范与伦理、智能与应用”四个维度为一阶潜变量的二阶验证性因子模型, 对第二次调查 870 份数据进行模型拟合分析, 主要拟合指数见表 6。

表 6 二阶验证性因子分析拟合指数

项目	RMSEA	RMR	GFI	AGFI	NFI	RFI	IFI	TLI	CFI	P	CMIN/DF
适配值	<0.08	<0.05	>0.90	>0.90	>0.90	>0.90	>0.90	>0.90	>0.90	<0.01	<3
实测值	0.078	0.042	0.917	0.887	0.944	0.932	0.952	0.942	0.952	0.000	6.317

表 6 显示, 从模型整体拟合优度来看, 近似误差均方根 (RMSEA)=0.078 (<0.08)、残差均方根 (RMR)=0.042 (<0.05), 表明模型近似误差较小、残差较低。拟合优度指数 (GFI)=0.917、规范拟合指数 (NFI)=0.944、相对拟合指数 (RFI)=0.932、增值拟合指数 (IFI)=0.952、非规范拟合指数 (TLI)=0.942、比较拟合指数 (CFI)=0.952 均大于 0.90, 整体拟合可接受。调整拟合优度指数 (AGFI)=0.887 略低于 0.90, 但已接近临界值; 同时, 卡方自由度比 (CMIN/DF)=6.317 高于理想值 3, 这可能是由于本次样本量较大 (N=870) 以及模型相对复杂所致。综合来看, RMSEA、CFI、TLI 等核心指标达到可接受水平, 但 CMIN/DF 受样本量影响偏大、AGFI 略低于 0.90, 模型拟合总体处于可接受区间, 仍有进一步优化空间。

在此基础上, 可构建大学生数据分析素养的二阶测评模型, 其结构方程模型如图 1 所示:

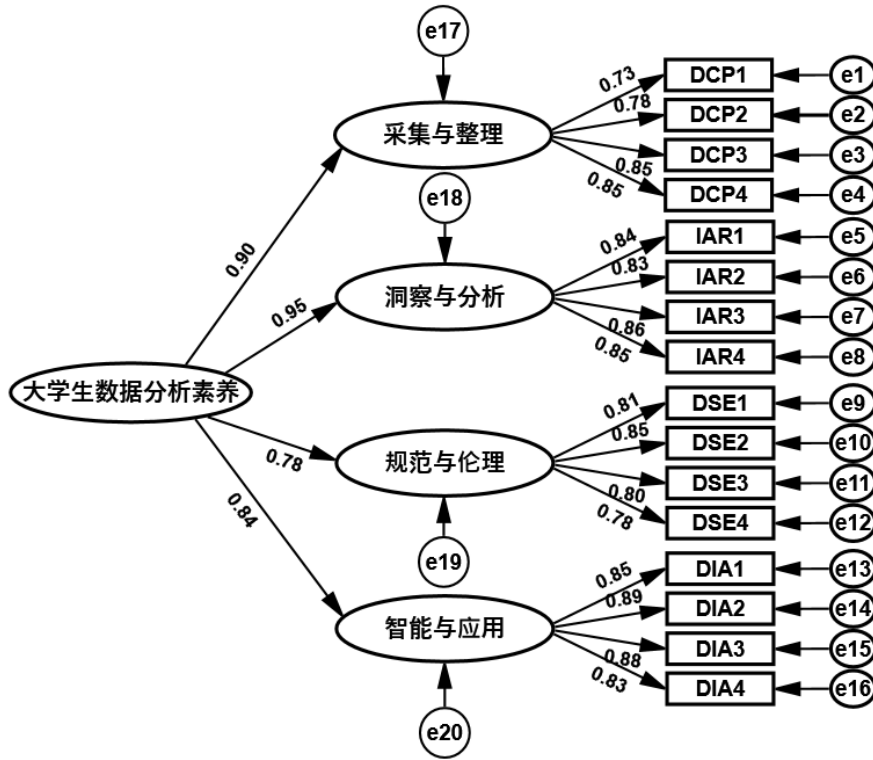


图 1 大学生数据分析素养二阶测评模型

根据图 1, 该模型表明, 大学生数据分析素养作为高阶潜变量, 可通过四个维度加以刻画。其中, 各维度的原始系数为二阶潜变量对一阶潜变量的标准化路径系数 (即因素负荷量), 反映了各维度对总素养的相对贡献程度。由此得出大学生数据分析素养测评模型为:

$$Y = 0.90\delta_1 + 0.95\delta_2 + 0.78\delta_3 + 0.84\delta_4 + \varepsilon \quad (1)$$

为更直观地比较各维度的相对权重, 将 (1) 式标准化路径系数进行归一化处理, 具体处理方法如下: 第一步, 将 $\delta_1, \delta_2, \delta_3$ 和 δ_4 的系数相加得到系数总和 3.47 ($0.90+0.95+0.78+0.84=3.47$)。

第二步, 各系数除以系数总和得到归一化系数 (如 δ_1 标准化系数 $\frac{0.90}{3.47} = 0.26$)。

第三步, 线性组合可表述为:

$$Y = 0.26\delta_1 + 0.27\delta_2 + 0.23\delta_3 + 0.24\delta_4 + \varepsilon \quad (2)$$

其中: $\delta_1, \delta_2, \delta_3$ 和 δ_4 分别为采集与整理、洞察与分析、规范与伦理、智能与应用; ε 为误差项。

4 测评模型的应用

通过第三次问卷调查, 共获得有效样本 673 份, 其中大一 161 人 (23.9%)、大二 261 人 (38.8%)、大三 113 人 (16.8%)、大四 138 人 (20.5%)。整体量表的 Cronbach α 系数为 0.956, 表明量表在实际应用情境下仍具有较高的内部一致性信度。

为考察量表是否能够有效区分不同年级大学生的数据分析素养水平, 本研究进行了单因素方差分析。首先通过 Levene 检验考察方差齐性: 对于方差齐性的变量, 采用标准单因素 ANOVA 及 LSD 事后检验; 对于

方差不齐的变量, 则采用 Welch 稳健检验及 Games-Howell 事后比较法。同时报告效应量 η^2 以判断差异的实际大小, 结果如表 7 所示:

表 7 各年级大学生数据分析素养及其维度的差异检验

维度	大一 (n=161)	大二 (n=261)	大三 (n=113)	大四 (n=138)	Levene (p)	检验方法及 F 值	效应量 (η^2)	事后比较 (稳健)
采集与整理	13.58±2.59	14.59±2.88	15.75±3.65	16.49±2.75	<0.001	WelchF=32.11***	0.113	1<2<3, 4; 3=4
洞察与分析	13.43±2.61	14.56±2.91	15.82±3.41	16.63±2.06	<0.001	WelchF=51.85***	0.146	1<2<3, 4; 3=4
规范与伦理	15.02±2.96	16.17±2.84	16.96±2.48	17.69±2.36	0.223	ANOVAF=26.29***	0.105	1<2<3<4
智能与应用	13.78±2.83	15.56±2.87	16.34±3.34	17.28±2.23	<0.001	WelchF=49.13***	0.156	1<2, 3, 4; 2<4; 2=3; 3=4
数据分析素养	55.80±9.39	60.88±10.19	64.87±11.50	68.09±7.32	<0.001	WelchF=57.63***	0.165	1<2<3, 4; 3=4

注: 1=大一, 2=大二, 3=大三, 4=大四; ***表示 $p < 0.001$ 。Levene 检验基于平均值。规范与伦理维度方差齐, 采用标准单因素 ANOVA 及 LSD 事后检验; 其余维度方差不齐, 采用 Welch 稳健检验及 Games-Howell 稳健事后比较法。“<”表示差异显著 ($p < 0.05$), “=”表示差异不显著。

表 7, Levene 方差齐性检验结果显示, 除“规范与伦理”维度方差齐性外 ($p=0.223$), 其余维度及总分均方差不齐 ($p < 0.001$)。因此, 对“规范与伦理”采用标准单因素 ANOVA 及 LSD 事后检验, 其余维度采用 Welch 稳健检验及 Games-Howell 稳健事后比较。另外, 从表 7 可以看出, 各维度及总分的年级主效应均极其显著 ($p < 0.001$)。效应量检验表明, 各维度的 η^2 值介于 0.105~0.156 之间, 总分的 η^2 值为 0.165。根据 Cohen (1988) 的标准 ($\eta^2=0.06$ 为中等效应) [28], 均达到了中等以上的效应量水平, 说明年级差异不仅具有统计学意义, 也具有较强的实际解释力。事后多重比较 (稳健) 进一步显示: 在“采集与整理”、“洞察与分析”以及“总分”上, 大一显著低于大二、大三和大四, 大二显著低于大三和大四, 但大三与大四之间差异不显著; 在“智能与应用”维度上, 大一显著低于其他三个年级, 大二显著低于大四, 而大二与大三、大三与大四之间差异不显著; 在方差齐性的“规范与伦理”维度上, 四个年级两两之间均存在显著差异 (大一<大二<大三<大四)。

总体来看, 量表得分随年级升高呈现出阶段性递增的态势, 量表具有一定的区分性, 这也从侧面印证了大学阶段系统的专业学习与实践训练对数据分析素养提升的积极作用。

5 结果与展望

本研究立足数据分析素养的现实需求, 通过项目分析、探索性与验证性因子分析构建了大学生数据分析素养测评指标体系, 并在此基础上构建了模型。经实践应用初步验证了其可靠性、可操作性及有效性。经过测量, 模型在年级上各维度及总得分均具有显著性差异, 模型整体拟合优度较好。主要研究结果如下:

第一, 厘清了大学生数据分析素养的内涵及可操作性定义。研究在结合传统统计素养、数据素养与数据分析素养研究成果的基础上, 将批判性思维、数据伦理风险防控与人机协同能力纳入数据分析素养结构, 形成由“采集与整理、洞察与分析、规范与伦理、智能与应用”四个维度构成的整体框架, 为相关理论研究提供了较为清晰的概念界定和结构依据, 也为后续相关研究提供了概念参考。

第二, 构建了大学生数据分析素养测评指标体系与测评模型, 编制了具有良好信效度的测评量表。研究在系统借鉴国内外既有量表与评价框架的基础上, 形成了包含 16 个题项的四维度量表。实证结果显示, 量表在内部一致性、折半信度、组合信度以及聚合效度和区分效度方面表现良好, 二阶结构模型的多项拟合指数较好, 说明该测评模型具有较好的结构合理性和统计适配性。

第三, 运用编制的测评量表对广西高校在校生进行问卷调查和数据分析。结果显示, 大学生数据分析素养总体水平和一级指标上均存在年级的显著差异。以上研究结果具有双重价值: 一是与现有数据分析素养相关研究结论形成呼应 [29-30], 进一步验证了本研究构建的测评模型及量表的科学性与有效性; 二是通过实证数据揭示的大学生数据分析素养发展现状, 能够为指向该素养提升的教学实践提供定量工具。

虽然,本研究基本实现了研究目标,但仍存在一定局限。在样本代表性方面,本研究三次调查均仅选取广西高校学生,样本来源在地域和院校类型上较为集中,未覆盖东部、中部及其他类型高校。广西高校在生源结构、课程设置与数据分析素养培养条件上具有区域特征,因此研究结论向全国其他地区高校学生群体推广时需保持谨慎。未来研究可从以下两个方面进一步推进:其一,扩大样本来源与研究范围,在不同地区、不同类型高校中开展重复验证,以进一步提升量表的稳定性与普适性;其二,以本研究构建的测评指标体系与测评模型为依托,结合课程学习、科研训练和 AI 工具使用情境,深入探讨大学生数据分析素养的影响因素、培养机制及提升路径,为高校相关课程建设与教学改革提供更有针对性的依据。

参考文献

- [1] 朱晓鑫.生成式人工智能在研究生科研数据解释中的角色——基于扎根理论的分析[J].中国高校科技,2025,(4): 29-34.
- [2] 田贤鹏.隐私保护与开放共享:人工智能时代的教育数据治理变革[J].电化教育研究,2020,41(5):33-38.
- [3] 胡叶婷,高美艳.人工智能伦理风险及其治理策略[J].长江师范学院学报,2025,41(3):53-62.
- [4] 陈建明,孙小军,杨博谛.数据分析素养的评价框架与实施路径研究[J].数学教育学报,2022,31(2):8-12+57.
- [5] 邹乐,孙小军,惠姣姣.数据分析素养测评指标体系的理论构建与教学启示[J].教学与管理,2025,(18):96-102.
- [6] 何念念.基于 ChatGPT 的人机协同模式实践研究与启示——以数据分析基础课程为例[J].科技经济市场,2024, (10):146-148.
- [7] 邱艳萍.大学生数据素养测评与影响因素分析——以贵州省为例[J].西部素质教育,2023,9(16):91-94.
- [8] Sun C .Investigation on the Data Literacy of College Students and the Promotion Strategies in the Era of Big Data in China[J].Exploration of Educational Management,2024,2(9):82-87.
- [9] Chung Y, You J W. Validation of Data Literacy Scale for University Students and Analysis of Freshmen Data Literacy – The Case of A University[J]. Korean Journal of General Education, 2022, 16(5): 245–260.
- [10] 范涌峰,宋乃庆.大数据时代的教育测评模型及其范式构建[J].中国社会科学,2019,(12):139-155+202-203.
- [11] Wallman K K. Enhancing Statistical Literacy: Enriching Our Society[J]. Journal of the American Statistical Association,1993, 88(421): 1-8.
- [12] WILD C J, PFANNKUCH M. Statistical Thinking in Empirical Enquiry(withdiscussion)[J]. International Statistical Review, 1999, 67(3): 223-265.
- [13] SCHIELD M. Information literacy, statistical literacy and data literacy[J]. International Association for Social Science Information Service and Technology, 2004, 28(2): 6-11.
- [14] Banasiewicz A D. On Bridging of the Academic–Practitioner Divide in Business Education: New Opportunities in the New Era[J]. The Electronic Journal of Knowledge Management, 2021, 20(1): 27–35.
- [15] Hackl V, Müller A E, Sailer M. The AI literacy heptagon: A structured approach to AI literacy in higher education[J]. Computers & Education: Artificial Intelligence, 2026, 10: 100540.
- [16] Weigelt H, Segev E, Kurtz G, Kahana O, Fogel N R. Enhancing students’ critical thinking literacy in a generative AI context: Eye movement patterns of deepfake detection[J]. Computers & Education, 2026, 244: 105529.
- [17] Verduga Alcívar D A, Cao E R, Cossío N S. An assessment of artificial intelligence literacy in Ecuadorian university students[J]. Social Sciences & Humanities Open, 2026, 13: 102465.
- [18] 项华,毛澄洁.以物理教育为例谈信息时代的数据素养[J].中小学信息技术教育,2011,(4): 47-49.
- [19] 郝媛玲,沈婷婷.数据素养及其培养机制的构建与策略思考[J].情报理论与实践,2016,39(1): 58-63.
- [20] 谢娟,孙一凡.基于 KSAO 模型的大学生数据素养评价体系构建[J].中国教育信息化,2021,(5):22-24.
- [21] WALCZAK K, CELLARY W. Challenges for Higher Education in the Era of Widespread Access to Generative AI [J]. Economics and Business Review, 2023, 9(2): 71–100.

- [22] Federiakin D, Molerov D, Zlatkin-Troitschanskaia O, Maur A. Prompt engineering as a new 21st century skill[J]. *Frontiers in Education*, 2024, 9: 1366434.
- [23] LIN Z. Beyond principlism: Practical strategies for ethical AI use in research practices. *AI and Ethics*, 2025 5: 2719–2731.
- [24] BEBY D B, PEÑALVO G J F, FILVA A D, et al. Filling the gap in K-12 data literacy competence assessment: Design and initial validation of a questionnaire[J]. *Computers in Human Behavior Reports*, 2025, 17: 100583-100583.
- [25] 任艳莉,张有.应用型高校大学生数据素养教育调查研究——以北京联合大学为例[J].*北京联合大学学报*,2024, 38(5):41-47.
- [26] 胡玉红.数字时代 Q 市公务员数据素养能力提升研究[D].燕山大学,2024.
- [27] 裴晓旭.大学生数据素养的影响因素研究——基于 SEM 和 fsQCA 方法[D].华中师范大学,2022.
- [28] Cohen J. *Statistical power analysis for the behavioral sciences*[M]. (2nd ed.). Hillsdale, NJ: L. Erlbaum Associates, 1988.
- [29] 高佳薇.大数据视域下应用型本科院校金融工程专业学生数据分析素养提升的教学实践研究[C]//中国商业统计学会 2023 年度规划课题成果集(第一辑).长沙民政职业技术学院, 2025:39-42.
- [30] Zhong S F, Liu R Q. The Exploration and Practice of a Training Path for University Students' Data Literacy[C]//*Proceedings of the Global Conference on Innovations in Education*. 2024, 1(1): 13-23.

版权声明: ©2026 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

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



OPEN ACCESS