

影响中国学生数据素养的因素：基于TAM的分析

陈永栓，陈柏蓉

东莞理工学院经济与管理学院，广东 东莞

收稿日期：2026年7月8日；录用日期：2026年8月11日；发布日期：2026年8月18日

摘要

数据素养已成为数字时代大学生适应智能社会和提升就业竞争力的核心能力。然而，现有研究多聚焦于数据素养的能力构成与教育成效，对其形成机制的解释仍较为不足，尤其缺乏从技术接受理论视角探讨教育情境中心理因素与环境因素协同作用的研究。基于技术接受模型(Technology Acceptance Model, TAM)，本研究构建融合数据素养教育、数据使用氛围和就业焦虑的扩展理论框架，以569名中国高校本科生和研究生为研究对象，采用偏最小二乘结构方程模型(PLS-SEM)实证检验数据素养的形成机制及作用路径。研究结果表明：(1) 数据素养教育和数据使用氛围均能显著提升学生的感知易用性与感知有用性，并进一步促进积极的数据使用态度，从而提升数据素养水平；(2) 感知易用性不仅直接影响数据使用态度，还通过提升感知有用性间接促进数据素养形成，验证了TAM在数据素养教育情境中的适用性；(3) 就业焦虑具有双重作用机制，一方面增强学生对数据技能职业价值的认知，提高感知有用性，另一方面削弱对数据工具易用性的判断，降低使用信心；(4) 本科生与研究生在感知有用性、数据使用氛围等变量上存在显著的均值差异，提示不同教育阶段学生对数据技术的认知可能存在系统性区别，为后续开展分组路径比较研究提供了初步证据。本文将就业焦虑和数据使用氛围纳入技术接受模型，拓展了TAM在数据素养教育领域的解释边界，揭示了教育情境中心理因素与环境因素协同影响大学生数据素养形成的作用机制，为高校数据素养课程建设、学习环境优化及就业导向教育提供了理论依据与实践启示。

关键词

数据素养，技术接受模型，就业焦虑，数据使用氛围，高等教育

Data Literacy Influencing Factors in Chinese Students: A TAM Analysis

Yungshuan Chen, Pojung Chen

School of Economics and Management, Dongguan University of Technology, Dongguan Guangdong

Received: July 8, 2026; accepted: August 11, 2026; published: August 18, 2026

文章引用: 陈永栓, 陈柏蓉. 影响中国学生数据素养的因素：基于 TAM 的分析[J]. 教育进展, 2026, 16(8): 775-787.
DOI: 10.12677/ae.2026.1681693

Abstract

Data literacy has become an essential competency for university students to adapt to the digital society and enhance their employability. However, existing studies have primarily focused on the components and educational outcomes of data literacy, while providing limited explanations of its underlying formation mechanisms, particularly regarding the joint influence of psychological and environmental factors in educational settings. To address this gap, this study extends the Technology Acceptance Model (TAM) by incorporating data literacy education, data usage atmosphere, and employment anxiety into an integrated analytical framework. Based on survey data collected from 569 undergraduate and postgraduate students in Chinese universities, Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) was employed to examine the mechanisms underlying the development of data literacy. The findings indicate that: (1) data literacy education and a supportive data usage atmosphere significantly enhance perceived ease of use and perceived usefulness, which subsequently foster positive attitudes toward data use and improve students' data literacy; (2) perceived ease of use not only directly influences attitudes toward data use but also indirectly promotes data literacy through perceived usefulness, further confirming the applicability of TAM in data literacy education; (3) employment anxiety exerts a dual effect by strengthening students' perceptions of the career value of data skills while simultaneously weakening their perceptions of the ease of using data-related technologies; and (4) undergraduate and postgraduate students show significant mean-level differences in perceived usefulness and data usage atmosphere, suggesting that students at different educational stages may perceive data-related technologies in systematically different ways and providing preliminary evidence for future group-comparison analyses of the underlying paths. By integrating employment anxiety and data usage atmosphere into TAM, this study extends the explanatory power of the model in the context of data literacy education and demonstrates how psychological and environmental factors jointly shape the development of university students' data literacy. The findings provide theoretical insights for technology acceptance research and practical implications for curriculum design, learning environment optimization, and employability-oriented data literacy education.

Keywords

Data Literacy, Technology Acceptance Model (TAM), Employment Anxiety, Data Usage Atmosphere, Higher Education

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. 引言

在数字时代, 数据素养已成为个人在现代社会复杂环境中导航的关键能力。数据素养被定义为在各种情境下收集、管理、评估和应用数据的能力[1], 对于做出明智决策和有效解决问题至关重要。在高等教育中, 尤其是在本科生和研究生中, 数据素养的熟练掌握对于学术成功和未来职业发展是不可或缺的[2]。世界经济论坛(2020)已将数据素养列为第四次工业革命中所需的十大技能之一, 强调了其在各学科中的重要性。对数据驱动技术的日益依赖凸显了为学生提供扎实数据素养技能的紧迫性, 以满足不断变化的就业市场需求并为知识经济做出有意义的贡献。

最近的研究强调了数据素养在提升学生学业表现和研究能力方面的重要性。数据素养通过改进信息

管理实践支持高等教育机构的教学、学习和决策过程[3]。数据素养在知识共享与中国大学生学业成就之间起中介作用,其结构模型解释了 23%的方差[4]。这些发现表明,扎实的数据素养基础不仅可以提升个人能力,还能够为学术生态系统创造积极的外部效益。

尽管数据素养的重要性日益受到认可,但在中国语境下仍存在三个关键的研究空白。首先,现有研究主要集中于西方教育体系,忽视了中国高等教育独特的文化和制度特征,如集中化的课程设计和应试导向的学习传统。其次,方法学上的局限性普遍存在:超过 70%的数据素养研究依赖描述性统计,而非先进的建模技术[5],未能捕捉影响因素之间的复杂相互依存关系。第三,数字技术的快速发展——尤其是像 ChatGPT 这样的人工智能工具——需要持续重新评估教育策略以保持相关性[6]。

本研究通过三个有针对性的贡献来填补这些空白:

- 1) 情境特异性: 专注于中国本科生和研究生,以考虑本地化的教育动态。
- 2) 方法学严谨性: 采用偏最小二乘结构方程模型(PLS-SEM)分析 569 份有效问卷,捕捉七个潜变量之间的直接和中介效应。
- 3) 实践及时性: 将就业焦虑等新兴因素纳入技术接受模型框架,这对于面临创纪录青少年失业率的中国学生(中国国家统计局, 2024)而言是一个迫切关注的问题。

本研究的目标有三方面: (1) 通过扩展的技术接受模型(TAM)识别数据素养的关键决定因素; (2) 比较本科生与研究生群体在关键变量上的差异,为教育情境下 TAM 模型的分层应用提供实证参考; (3) 提出基于证据的课程改革建议。通过将理论创新与实践相关性相结合,本研究旨在为制定适合中国高等教育独特环境的数据素养教育框架提供参考。

2. 文献综述与理论基础

2.1. 数据素养研究进展与教育挑战

数据素养已从基础的技术能力发展为涵盖数字时代伦理判断与决策能力的综合素养。系统综述表明,现有数据素养评估工具主要聚焦技术能力,而对批判性思维和情境分析能力关注不足[5]。这与“批判性数据素养”框架强调的数据解读、反思与伦理判断能力相一致[7]。近年来,数据伦理教育逐渐成为数据素养培养的重要组成部分,相关研究认为,将伦理教育融入课程设计有助于提升学生负责任的数据使用意识和实践能力[8]。然而,现有研究多聚焦于数据素养的能力构成、评价体系及教育成效,对于数据素养形成机制的理论解释仍显不足,尤其缺乏基于 TAM 与 UTAUT 理论框架探讨教育情境中心理因素与环境因素如何共同影响数据素养发展的研究,这也凸显了引入“就业焦虑”与“数据使用氛围”两个变量的理论必要性。

2.2. 技术接受模型(TAM)的应用演变

TAM 由 Davis 提出,是技术接受领域最具影响力的经典理论之一,其核心构念——感知有用性和感知易用性——已被广泛验证为影响个体技术接受行为的重要认知因素[9]。随着数字教育的发展,TAM 已被广泛应用于在线学习、数字平台等教育情境,用于解释学习者的技术采纳与持续使用行为[10]。相关研究进一步表明,感知有用性和感知易用性在不同技术应用场景中的作用存在情境差异,而将 TPB 与 TAM 相结合也进一步拓展了模型的解释能力[11] [12]。然而,无论是经典 TAM 还是 UTAUT,其研究重点主要围绕一般技术采纳行为展开,前者侧重个体认知评价,后者强调社会影响和促进条件,对于教育情境中学习者心理状态与数据使用环境如何共同塑造数据素养形成过程仍缺乏系统解释。因此,本研究以 TAM 为基础,引入就业焦虑和数据使用氛围两个具有教育情境特征的变量,以进一步揭示心理因素与环境因素协同影响大学生数据素养形成的作用机制,并拓展 TAM 在数据素养研究领域的解释边界。

2.3. 数据使用氛围与技术接受

组织氛围作为影响个体行为的重要环境因素,近年来逐渐受到技术接受研究的关注。在数据驱动环境下,组织层面的数据共享规范、数据使用文化及协作机制会影响个体对数据技术的认知与使用行为[13]。基于社会认同理论,个体的技术接受不仅受到自身认知判断的影响,也会受到群体规范与组织环境的塑造[14]。然而,现有 TAM 主要关注个体认知评价,UTAUT 虽然将社会影响和促进条件纳入分析框架,但更多强调一般性的外部支持,对于教育情境下数据使用文化和学习环境所形成的“数据使用氛围”缺乏系统讨论。因此,本研究将数据使用氛围作为教育情境中的关键环境变量,以进一步揭示组织环境如何通过影响学生的数据认知与使用态度促进数据素养的形成。

2.4. 数据素养教育与技术接受

近年来,数据素养教学逐渐由知识传授转向能力培养,更加强调学习者在真实情境中的数据应用能力。已有研究指出,基于项目的学习(Project-Based Learning, PBL)、主动学习以及个性化学习等教学模式,有助于提升学生的数据理解、分析与应用能力[15]-[17]。这些研究表明,数据素养教育不仅能够促进学生数据技能的发展,也会影响其对数据工具价值与使用便利性的认知。然而,现有研究主要关注教学模式及教育效果,对数据素养教育如何通过影响学习者的技术认知进一步促进数据素养形成缺乏系统解释。因此,本研究将数据素养教育视为 TAM 中的外部变量,探讨其通过感知有用性与感知易用性影响大学生数据素养形成的作用路径。

2.5. 就业焦虑与技术接受

就业焦虑作为影响学习者心理状态的重要因素,近年来逐渐受到教育与技术接受研究的关注。已有研究指出,就业压力不仅影响学生的学习动机和技能发展,也会进一步影响其对数字技术价值和使用能力的认知[18]。然而,经典 TAM 主要强调个体基于感知有用性和感知易用性的理性认知评价,对于情感因素如何影响技术接受过程缺乏充分解释;UTAUT 虽然进一步考虑了个体差异及外部条件,但对就业焦虑等具有教育情境特征的心理因素仍缺乏系统讨论。因此,本研究将就业焦虑纳入扩展 TAM 模型,探讨其如何影响大学生对数据工具的认知评价及数据素养形成过程,以进一步拓展技术接受理论在数据素养教育情境中的解释边界。

3. 研究方法

本研究通过设计一份涵盖七个维度的调查问卷来探讨影响大学生数据素养的因素:数据素养(DL)、感知有用性(PU)、感知易用性(PE)、对数据使用的态度(ATU)、数据使用氛围(DUA)、数据素养教育(DLE)和就业焦虑(EA)。基于这些维度,共设计了 31 个调查条目。问卷采用七点李克特量表,受访者根据自己的个人经验对每个陈述的认同程度进行评分,范围从 1 (完全不同意)到 7 (完全同意)。

本次调查的对象是目前就读于中国高校的硕士和本科生。数据通过“问卷星”平台分发的在线问卷收集,共收到 667 份答卷。为应对答题模式偏差,问卷中加入了测试题目,结果有 98 份答卷被剔除。最终获得有效问卷 569 份,有效答复率为 85.31%,满足了进行统计分析的基本要求。

样本包括 210 名男生(36.91%)和 359 名女生(63.09%)。虽然两性比例并非完全均等,但样本中仍包含了充分数量的男、女受访者,使本研究能够检验数据素养中可能存在的性别差异,从而在一定程度上降低了因性别比例失衡而产生偏差的风险。在学校类型方面,样本包括 486 名就读于理工类大学的学生(85.41%)、72 名就读于综合类大学的学生(12.65%)、6 名就读于师范类大学的学生(1.06%)以及 5 名就读于财经类大学的学生(0.88%)。这些院校类型在课程设计、教学资源 and 学术氛围上的差异,为研究学校背

景在塑造学生数据素养中的作用提供了多样化的基础。

在办学性质方面, 样本中有 565 名学生就读于公立本科高校, 占样本总数的 99.29%; 3 名学生就读于私立本科高校, 占样本的 0.53%; 1 名学生就读于高职院校, 占样本的 0.18%。需要说明的是, 上文按“学校整体学科定位”(理工类/综合类/师范类/财经类)对样本进行的分类, 与此处按“学生个人所学专业”进行的分类是两个不同的维度: 一所理工类大学同样可能设有人文社科类专业, 反之亦然。若按学生个人所学专业统计, 样本中包括 134 名来自理工类相关领域(如自然科学、工程学、医学、农业、计算机科学)的学生(23.55%), 以及 435 名来自人文和社会科学领域(如文学、历史、哲学、经济学、管理学、法学、教育学、艺术学)的学生(76.45%)——即样本主体的个人专业背景以人文社会科学类为主。各学科在课程设计、教学方法和实践训练方面的差异, 对学生的数据意识和应用能力可能产生重要影响, 这些学科特征也凸显了专业背景对数据素养发展的潜在影响。关于年级分布, 样本包括 107 名一年级本科生(18.80%)、180 名二年级本科生(31.63%)、116 名三年级本科生(20.39%)、129 名四年级本科生(22.67%)、23 名一年级研究生(4.04%)和 14 名二年级研究生(2.46%)。

3.1. 变量测量

3.1.1. 数据素养的测量

许多研究集中于定义和评估数据素养, 特别是在大学生群体中。一项系统的文献综述分析了各教育层次和受众的现有数据素养评估[5]。研究强调了与数据素养相关的定义和能力的多样性, 以及使用的评估类型和题目形式的多样性。作者得出结论, 该领域仍在发展中, 强调了需要高质量的评估工具以支持教学和学习。

在过去研究的基础上, 本研究提出了一个针对大学生的数据素养评估框架, 该框架围绕五个关键维度构建: 数据意识; 数据获取; 数据管理; 数据分析; 数据伦理。基于这些维度, 开发了 8 个评估题目的工具, 用于评估大学生的数据素养水平。该框架旨在为教育工作者和研究人员提供一个简明而全面的工具, 以评估和提升学生的数据素养能力。

3.1.2. 感知有用性和感知易用性的测量

感知有用性(PU)和感知易用性(PE)的构念在信息系统研究领域得到了广泛应用, 并继续作为技术接受的关键决定因素[19]。这些构念是技术接受模型(TAM)的核心组成部分, 该模型最初由 Davis 提出, 并且随后在包括教育平台和用于数据获取与处理的数字信息系统等各种情境中进行了适应和验证[9]。

感知有用性被定义为个体认为使用特定系统能够提升其绩效或生产力的程度。在大学生使用平台进行数据获取和处理的背景下, 感知有用性反映了他们对系统在数据检索、组织和分析等任务中实用性的认知。本研究对感知有用性的测量采用了三项量表, 该量表改编自 Davis [9], 并在关于互联网使用态度的研究中进行了进一步完善。近期研究进一步证明了感知有用性在预测系统采纳方面的稳健性, 尤其是在以教育为导向的数字平台中[20]。这些条目的纳入确保了本研究中该构念的可靠性和有效性。

感知易用性是指个体认为使用某一系统将无需付出努力的程度。对于大学生而言, 该概念反映了他们使用以数据为中心的平台的难易感知。一项由 Davis [9]最初提出的三项量表被用来衡量 PE。该概念的操作化在后续研究中得到了广泛复制和扩展, 近期的实证研究显示其在不同用户群体和环境下技术接受中的中介作用[22]。

3.1.3. 关于数据使用态度的测量

技术接受模型(TAM)在理解用户与技术的互动中起到了重要作用。Davis [9]最初提出 TAM, 以解释

用户如何接受和使用技术。在此框架基础上, 研究人员进一步完善了该模型, 以评估用户对技术的态度。Venkatesh 和 Bala 通过引入社会影响和认知工具因素扩展了 TAM, 从而形成了统一理论的 UTAUT, 该模型已被广泛用于理解技术采纳行为[19]。

为此, 研究人员开发了计算机态度量表, 该量表整合了态度的三分模型(认知、情感和行为成分)以及计划行为理论(TPB)。该量表从四个关键维度评估态度: 对计算机的情感接受、对计算机功能的认知评价、对计算机使用的行为倾向, 以及对计算机操作的感知控制。一项最新研究考察了 TPB 在理解用户对教育技术工具态度中的应用[22], 并验证了计算机态度量表在教育情境中的维度。这种综合方法为用户与技术工具的交互提供了宝贵的见解, 从而允许建立更细致的技术接受模型。这种方法已被广泛应用于各个学科, 包括教育和商业, 强调了其在评估用户如何感知和采用技术系统方面的重要性。

3.1.4. 数据使用氛围的测量

组织气候显著影响组织内的用户行为。积极和创新的组织氛围可以提升成员的整体意识, 从而促进他们的创新能力。一项研究发现, 通过心理安全感和内在动机的中介作用, 支持性的组织气候对知识工作者的创新工作行为有积极影响[23]。在 TRA 的基础上, 研究人员提出有利的组织气候可以促进用户的分享行为。在这种情况下使用的测量量表来源于三维组织气候指标[24]。

此外, Kwon 和 Wen [21]发现社会身份和存在感显著影响社交网络服务中的用户行为。他们的研究包括一个由三项组成的社会身份指标。借鉴这些研究, 本研究开发了一个由四项组成的数据使用氛围量表, 旨在全面评估组织氛围对数据使用行为的影响。

3.1.5. 数据素养教育的测量

近年来, 数据素养教育受到了广泛关注, 许多研究集中于其评估指标和影响因素[25]。基于教育体系的“5W 模型”, 数据素养教育可以根据不同的教学组成部分分为四个方面[26]。通过分析数据素养教育的四个关键影响因素, 形成了一个综合评价指标体系。借鉴现有文献并结合大学生学习心理理论, 设计了一套问卷量表, 用以评估高等教育机构中数据素养教育的现状[27]。本研究在上述研究基础上, 开发了一套包含五个条目的数据素养教育量表。

3.1.6. 就业焦虑的测量

就业焦虑是个体在进入职场过渡期间的一个关键关注点, 指的是对职业前景和工作角色的压力和担忧。研究人员开发了各种工具来测量这一点, 例如工作焦虑量表(Job Anxiety Scale, JAS), 它评估与工作相关焦虑的多个维度, 包括工作不确定性、社会压力和感知能力不足[18]。本研究为大学生设计了一个三项就业焦虑量表(Employment Anxiety Scale, EAS)。该量表基于 Muschalla 和 Linden [28]建立的概念框架。

3.2. 研究模型与数据分析方法

在本研究中, 由于偏最小二乘结构方程模型(PLS-SEM)能够处理复杂模型和小样本量数据, 因此用于数据分析。PLS-SEM 是一种基于方差的技术, 当数据不服从正态分布或样本量较小时尤其有用, 使其非常适合探索性研究。该方法结合了因子分析和路径建模, 用于估计观测变量与潜变量之间的关系。其操作分为两个阶段: 首先, 评估测量模型以检查指标的适宜性; 其次, 结构模型用于检验构念之间的关系。PLS-SEM 的灵活性允许对反映型和形成型测量模型进行估计, 使其在各个领域中得到广泛应用。此外, 它不要求严格的分布假设, 这在数据偏离正态分布的情况下是有利的。在本研究中, 选择 PLS-SEM 是因为它能够测试多个关系并在复杂模型中考虑测量误差。

4. 研究结果

4.1. 测量模型检验

4.1.1. 可靠性和有效性分析

表 1 展示了通过各自的测量变量对各种潜在变量进行的可靠性和有效性分析结果。分析主要集中在 Cronbach's Alpha、复合可靠性(CR)和平均方差提取量(AVE), 以评估测量模型的可靠性和收敛效度。可靠性通过 Cronbach's Alpha 和 CR 进行评估。Cronbach's Alpha 用于衡量潜在变量中一组条目的内部一致性。一般而言, 值超过 0.7 表明具有良好的可靠性。在本研究中, 所有潜在变量如 ATU (0.765)、DL (0.924)、DLE (0.932)、DUA (0.882)、EA (0.751)、PE (0.893)和 PU (0.941)的 Cronbach's Alpha 值均达到或超过此阈值, 表明其测量变量之间具有较高的内部一致性。复合可靠性(CR)也作为可靠性的指标。ATU (0.837)、DL (0.939)、DLE (0.949)、DUA (0.919)、EA (0.799)、PE (0.933)和 PU (0.962)的 CR 值均高于这一标准, 进一步验证了这些潜变量测量量表的可靠性。

聚合效度通过平均方差抽取(AVE)进行检验。AVE 值高于 0.5 意味着潜变量能够充分解释其测量变量的方差。本研究中的所有潜变量显示出令人满意的聚合效度, 其中 ATU (0.512)、DL (0.661)、DLE (0.787)、DUA (0.739)、EA (0.608)、PE (0.823)和 PU (0.895)的 AVE 值均高于推荐阈值。因子负荷量表示测量变量与其对应潜变量之间关系的强度。大多数测量变量表现出较高的因子负荷量(许多高于 0.8), 表明它们在此捕捉潜在构念方面是有效的。然而, EA3 的因子负荷量相对较低, 为 0.298。总之, 本研究中的测量指标总体上表现出良好的信度和效度。

Table 1. Reliability and validity of measurement indicators

表 1. 测量指标的可靠性和有效性

Latent variables	Measured variables	Factor loading	Cronbach's Alpha	CR	AVE
ATU	ATU1	0.599	0.765	0.837	0.512
	ATU2	0.832			
	ATU3	0.601			
	ATU4	0.827			
	ATU5	0.68			
DL	DL1	0.595	0.924	0.939	0.661
	DL2	0.825			
	DL3	0.858			
	DL4	0.834			
	DL5	0.852			
	DL6	0.878			
	DL7	0.864			
	DL8	0.762			
DLE	DLE1	0.888	0.932	0.949	0.787
	DLE2	0.918			
	DLE3	0.865			
	DLE4	0.854			
	DLE5	0.908			

续表

DUA	DUA1	0.83			
	DUA2	0.903			
	DUA3	0.895	0.882	0.919	0.739
	DUA4	0.807			
EA	EA1	0.954			
	EA2	0.908	0.751	0.799	0.608
	EA3	0.298			
PE	PE1	0.9			
	PE2	0.911	0.893	0.933	0.823
	PE3	0.909			
PU	PU1	0.943			
	PU2	0.954	0.941	0.962	0.895
	PU3	0.941			

4.1.2. 相关性分析

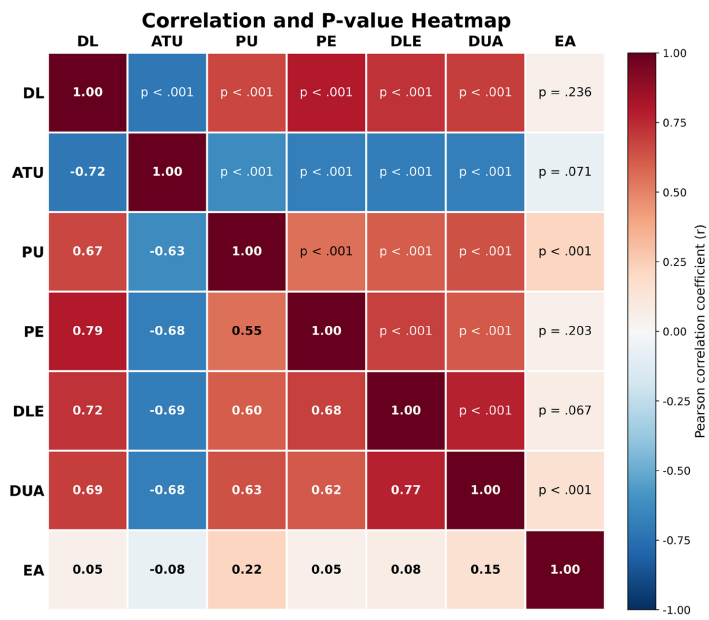


Figure 1. Correlation and p-value heatmap
图 1. 相关性和 p 值热图

本研究对 31 个条目进行了因子分析(主成分分析), 包括 DL1 至 DL8、ATU1 至 ATU5、PU1 至 PU3、PE1 至 PE3、DLE1 至 DLE5、DUA1 至 DUA4 以及 EA1 至 EA3。成功提取了七个研究变量——DL、ATU、PU、PE、DLE、DUA 和 EA, 并对它们的相互关系进行了深入分析(见图 1)。部分变量呈现出较强的正相关关系; 例如, DL 与 PE (相关系数: 0.80)、DLE (0.72)、DUA (0.69)和 PU (0.66)呈正相关。相反, DL 与 ATU 呈强负相关(-0.70)。此外, 由于 ATU 问卷条目的反向编码设计, ATU 与 DL、PU、PE、DLE 和 DUA 呈负相关; 在后续 PLS-SEM 建模前, 本研究对 ATU 反向编码题项进行了重新编码(正向化处理),

因此结构模型中 ATU 对 DL 等变量呈现出的正向路径系数与此处基于原始(未重新编码)数据计算的负相关系数方向相反, 二者并不矛盾。EA 与其他变量的相关性相对较弱, 大多数相关系数的绝对值较低。

4.1.3. 差异分析

表 2 展示了对本科生和研究生在七个变量(DL、ATU、PU、PE、DLE、DUA 和 EA)上的独立样本 t 检验结果。变量 PU 和 DUA 的 p 值极小(p 值 < 0.001), 远低于常用显著性水平 0.001, 表明本科生和研究生之间存在显著差异。ATU、DLE 和 EA 的 p 值接近 0.05, 表明可能存在差异趋势, 但缺乏强有力的统计确定性。DL 的 p 值为 0.989, 表明两组在该变量上没有显著差异。总体来看, 虽然一些变量显示本科生和研究生之间存在明显差异, 但可能需要进一步研究使用更均衡的样本量来确认和扩展这些发现。

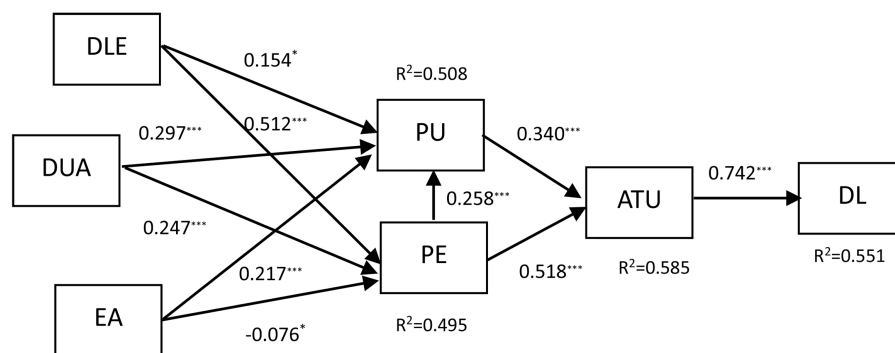
Table 2. Analysis of differences between undergraduate and postgraduate students

表 2. 本科生与研究生之间差异的分析

Variables	Undergraduate (N = 532)		Postgraduate (N = 37)		t-value	p-value
	Mean	SD	Mean	SD		
DL	0.001	4.994	-0.011	5.054	0.014	0.989
ATU	-0.045	2.156	0.651	2.198	-1.895	0.059
PU	0.075	1.695	-1.085	2.166	3.947	0.000
PE	-0.057	1.486	0.812	2.052	-3.344	0.001
DLE	0.025	1.22	-0.36	1.422	1.836	0.067
DUA	0.071	1.145	-1.028	1.559	5.5	0.000
EA	0.024	1.118	-0.348	1.189	1.95	0.052

4.1.4. PLS-SEM 的结果

结构模型使用 R^2 值和路径系数显著性的标准进行评估。采用自助法(Bootstrap)测试构建的模型, 结构模型评估结果如图 2 所示。路径系数的显著性通过 p 值确定。



*p-value < 0.05; **p-value < 0.01; ***p-value < 0.001。

Figure 2. Partial least squares structural equation model

图 2. 偏最小二乘结构方程模型

R 平方值表示因变量中可由自变量预测的方差比例。较高的 R 平方值表明模型对数据的拟合度更好。对于变量 ATU, R 平方值为 0.585。这意味着与 ATU 相关的变量的方差约有 58.5%可以被模型解释。对于 DL, R 平方值为 0.551, 意味着约 55.1%的方差被模型解释。PE 的 R 平方值为 0.495, 表明模型能够

解释大约 49.5%的方差。PU 的 R 平方值为 0.508，表明模型解释了 50.8%的方差。这表明整体模型拟合度是可接受的。

Table 3. Test results of model path coefficients
表 3. 模型路径系数测试结果

Path	Path coefficient	STDEV	T value	P value
ATU → DL	0.742	0.021	35.745	0
DLE → PE	0.512	0.065	7.919	0
DLE → PU	0.154	0.071	2.168	0.03
DUA → PE	0.247	0.064	3.867	0
DUA → PU	0.297	0.07	4.243	0
EA → PE	-0.076	0.038	2.015	0.044
EA → PU	0.217	0.029	7.596	0
PE → ATU	0.518	0.038	13.462	0
PE → PU	0.258	0.051	5.043	0
PU → ATU	0.34	0.036	9.534	0

4.2. 路径关系分析

4.2.1. 数据使用态度与数据素养

表 3 的路径分析结果提供了对与数据素养相关的各个构念及其对态度和行为影响之间关系的全面理解。ATU 对 DL 的路径系数为 0.742 ($p < 0.001$)，表明数据使用态度对数据素养具有显著正向影响。该结果说明，学生对数据使用持有越积极的态度，越愿意主动学习、尝试并持续应用数据相关知识与技能，从而促进数据素养水平的提升。这一发现与既有研究结论一致，进一步验证了积极的使用态度是推动数据素养发展的重要心理基础。因此，在数据素养教育过程中，不仅应关注知识与技能的传授，更应注重培养学生积极的数据使用态度，以激发其持续学习和应用数据技术的内在动机。

4.2.2. 数据素养教育与数据使用氛围

研究结果显示，数据素养教育(DLE)对感知易用性(PE)和感知有用性(PU)均具有显著正向影响。其中，DLE 对 PE ($\beta = 0.512, p < 0.001$)的影响强于对 PU ($\beta = 0.154, p = 0.03$)，表明系统化的数据素养教育不仅有助于提升学生对数据工具操作便利性的认知，也能够增强其对数据应用价值的理解。与此同时，数据使用氛围(DUA)对 PE ($\beta = 0.247, p < 0.001$)和 PU ($\beta = 0.297, p < 0.001$)同样具有显著正向影响，表明良好的数据使用环境能够进一步强化学生对数据工具易用性和实用价值的感知。由此可见，数据素养教育与数据使用氛围分别从教育干预和环境支持两个层面，共同促进了学习者对数据技术的积极认知。

4.2.3. 感知易用性和感知有用性的作用

研究结果表明，感知易用性(PE)不仅对数据使用态度(ATU)具有显著正向影响($\beta = 0.518, p < 0.001$)，同时也显著提升感知有用性(PU) ($\beta = 0.258, p < 0.001$)。这一结果与技术接受模型(TAM)的理论观点一致，即当学习者认为数据工具易于操作时，不仅更容易形成积极的使用态度，也更容易认识到数据工具的实际价值。与此同时，感知有用性对数据使用态度同样具有显著正向影响($\beta = 0.340, p < 0.001$)，说明学习者越认同数据工具能够提升学习效率和能力发展，其数据使用态度越积极。上述结果进一步验证了感知易

用性与感知有用性是促进学习者形成积极数据使用态度的关键认知因素。

4.2.4. 就业焦虑的双重作用

研究结果表明, 就业焦虑对感知易用性(PE)具有显著负向影响($\beta = -0.076, p = 0.044$), 但对感知有用性(PU)具有显著正向影响($\beta = 0.217, p < 0.001$)。这一结果表明, 就业焦虑对大学生的数据技术认知具有双重作用: 一方面, 就业压力可能降低学生对数据工具易用性的感知, 削弱其使用信心; 另一方面, 就业竞争也促使学生更加认识到数据素养对提升就业竞争力的重要价值, 从而增强其对数据工具有用性的认知。这一发现与既有关于就业焦虑心理效应的研究结论一致, 进一步说明就业焦虑并非单纯抑制技术接受, 而是通过影响不同认知维度, 对学习者的数据技术接受产生差异化影响。

5. 讨论、研究贡献与未来研究

5.1. 理论贡献

本研究将就业焦虑作为关键前因变量纳入扩展 TAM 模型, 揭示了情感因素对技术接受过程的双重路径影响, 回应了数据素养研究中强调情境化理论建构的呼吁。研究结果表明, 就业焦虑能够显著增强感知有用性($\beta = 0.217, p < 0.001$), 同时显著削弱感知易用性($\beta = -0.076, p = 0.044$), 说明就业焦虑并非单纯促进或抑制技术接受, 而是通过不同认知路径对数据素养形成产生差异化影响。这一发现不仅有助于解释以往慕课研究与数字银行研究中关于技术接受机制存在差异的现象, 也进一步拓展了传统 TAM 主要基于理性认知进行解释的理论框架; 相较于 López-Meneses 等学者[17]以能力培养为核心的解释视角, 本研究进一步揭示了情感因素在数据素养形成过程中的关键作用。

5.2. 异质性分析与理论解释

值得注意的是, 本科生与研究生在部分变量上存在均值差异(如 PU、DUA 的组间差异在 t 检验中显著, 见表 2), 提示不同教育阶段学生对数据技术的认知可能存在系统性差异。未来研究可进一步采用多组结构方程分析(如 PLS-MGA), 检验感知有用性、数据使用氛围等路径在本科生与研究生群体间是否存在显著的路径系数差异, 以更精细地刻画技术接受机制的异质性。

此外, 本研究报告的就业焦虑对感知有用性($\beta = 0.217$)和感知易用性($\beta = -0.076$)的双重效应表明, 情感因素对技术接受的影响并非单一方向。未来研究可进一步引入就业焦虑的二次项或曲线关系检验, 探讨其是否存在类似压力-绩效理论所提示的非线性(如倒 U 型)作用模式, 从而更全面地揭示就业焦虑在数据素养形成中的动态调节机制。

5.3. 实践启示

研究结果表明, 知识共享机制能够解释数据素养形成过程中的重要差异, 说明协作学习在大学生数据素养培养中具有重要作用。因此, 相较于单纯提升学生个人技能, 高校应更加重视协作学习环境和知识共享机制的建设, 促进学生在互动交流中实现数据知识与技能的共同提升。这一发现进一步表明, 数据素养培养应由以个体能力提升为主, 逐步转向兼顾协作学习与知识共享的教育模式。

进一步分析识别出三个具有较高实践价值的干预重点。第一, 鉴于数据素养教育(DLE)和数据使用氛围(DUA)对学生数据素养的正向作用, 高校应尽早在低年级阶段系统性地开设数据素养课程, 并营造积极的数据使用氛围, 以降低学生因缺乏早期引导而对数据技术产生回避倾向的风险。第二, 应建立高年级学生与低年级学生的同辈导师制度, 通过经验分享与协作学习促进数据伦理意识和实践能力的提升。第三, 应加强产学合作课程建设, 相较于传统实习模式, 真实产业情境下的学习体验更有助于缓解学生的技能焦虑, 并提升数据素养培养效果。

5.4. 局限性与未来方向

本研究仍存在若干局限。首先,虽然 PLS-SEM 能够有效分析变量之间的复杂关系,但横断面数据难以充分揭示变量间的因果关系及其动态变化,未来可结合纵向追踪设计进一步验证模型的稳定性与演化机制。其次,本研究样本虽涵盖理工、人文社科等多学科背景的学生,但个人专业分布并不均衡(人文社会科学类学生占 76.45%,STEM 相关专业学生仅占 23.55%),不同学科背景下的数据素养形成机制是否存在系统性差异,仍有待通过更均衡的跨学科样本进一步检验,未来可扩大 STEM 学科学生的样本比例并开展跨学科比较研究,以提升研究结论的外部效度。最后,未来研究可结合 López-Meneses 等人[17]提出的自适应诊断方法,将学习分析技术与就业焦虑动态监测相结合,构建个性化、动态化的数据素养干预机制,为高校精准开展数据素养教育提供更具针对性的理论与实践依据。

基金项目

东莞理工学院高等教育教学改革项目(新工科、新文科)(研究性教改)“数据治理视角下 Python 语言在企业战略管理课程教学改革中的应用与效果研究”(项目编号:PX-162232827)。

参考文献

- [1] 杜宗明,袁莉,刘红芝,等. 数字时代背景下数据素养教育路径探析[J]. 河北科技图苑, 2020, 33(3): 84-87.
- [2] Yang, N. and Li, T. (2020) How Stakeholders' Data Literacy Contributes to Student Success in Higher Education: A Goal-Oriented Analysis. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 17, Article No. 41. <https://doi.org/10.1186/s41239-020-00220-3>
- [3] 谭海萍,李子建,邱德峰. 大数据时代高等教育学生学习与核心素养: 展望与挑战[J]. 江西师范大学学报(哲学社会科学版), 2019, 52(4): 15-20.
- [4] Hou, H., Ma, L., Wang, D. and Qu, L. (2024) Untangling the Influence of Data Literacy and Knowledge Sharing Willingness on Academic Achievement of College Students in China: A Moderated Mediation Model. *Asia Pacific Education Review*, 27, 693-704. <https://doi.org/10.1007/s12564-024-10010-5>
- [5] Cui, Y., Chen, F., Lutsyk, A., Leighton, J.P. and Cutumisu, M. (2023) Data Literacy Assessments: A Systematic Literature Review. *Assessment in Education: Principles, Policy & Practice*, 30, 76-96. <https://doi.org/10.1080/0969594x.2023.2182737>
- [6] 刘宝存, 苟鸣瀚. ChatGPT 等新一代人工智能工具对教育科研的影响及对策[J]. 苏州大学学报(教育科学版), 2023, 11(3): 54-62.
- [7] D'Ignazio, C. (2022) Creative Data Literacy: Bridging the Gap between the Data-Haves and Data Have-Nots. *Information Design Journal*, 23, 6-18. <https://doi.org/10.1075/idj.23.1.03dig>
- [8] 陈宏斌. 人工智能伦理教育的实施路径与评估体系构建[J]. 中国信息技术教育, 2025(19): 12-15.
- [9] Davis, F.D. (1989) Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13, 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- [10] Wu, B. and Chen, X. (2017) Continuance Intention to Use MOOCs: Integrating the Technology Acceptance Model (TAM) and Task Technology Fit (TTF) Model. *Computers in Human Behavior*, 67, 221-232. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.10.028>
- [11] Sumartini, A.R., Suprpti, N.W.S., Piartrini, P.S. and Sukaatmadja, I.P.G. (2024) Digital Financial Literacy and Self-Efficacy in Increasing Intention to Use Digital Bank with the Technology Acceptance Model Theory Approach. *International Research Journal of Management, IT and Social Sciences*, 11, 252-263. <https://doi.org/10.21744/irjmis.v11n6.2474>
- [12] 孙建军, 成颖, 柯青. TAM 与 TRA 以及 TPB 的整合研究[J]. 现代图书情报技术, 2007(8): 40-43.
- [13] 杨玉玲, 韩鹏, 王卫霞. 强化数字化领导力打造现代企业竞争力[J]. 信息化建设, 2024(6): 8-12.
- [14] 薇安. 社会认同理论[J]. 大众科学, 2013(7): 36-37.
- [15] Lee, J., Alonzo, D., Beswick, K., Abril, J.M.V., Chew, A.W. and Oo, C.Z. (2024) Dimensions of Teachers' Data Literacy: A Systematic Review of Literature from 1990 to 2021. *Educational Assessment, Evaluation and Accountability*, 36, 145-200. <https://doi.org/10.1007/s11092-024-09435-8>

-
- [16] Wang, C. and Si, L. (2023) A Bibliometric Analysis of Digital Literacy Research from 1990 to 2022 and Research on Emerging Themes during the COVID-19 Pandemic. *Sustainability*, **15**, Article 5769. <https://doi.org/10.3390/su15075769>
 - [17] López-Meneses, E., Sirignano, F.M., Vázquez-Cano, E. and Ramírez-Hurtado, J.M. (2020) University Students' Digital Competence in Three Areas of the DigCom 2.1 Model: A Comparative Study at Three European Universities. *Australasian Journal of Educational Technology*, **36**, 69-88. <https://doi.org/10.14742/ajet.5583>
 - [18] Muschalla, B. and Linden, M. (2017) Job Anxiety Scale (JAS): A Self-Rating Questionnaire for Work-Related Anxieties. *Zeitschrift für Arbeits-und Organisationspsychologie*, **52**, 126-134.
 - [19] Venkatesh, V. and Bala, H. (2008) Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions. *Decision Sciences*, **39**, 273-315. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x>
 - [20] 李肖霞, 朱万侠. 在线学习持续学习意向的影响因素研究[J]. 西部素质教育, 2018, 4(17): 20-21.
 - [21] Kwon, O. and Wen, Y. (2010) An Empirical Study of the Factors Affecting Social Network Service Use. *Computers in Human Behavior*, **26**, 254-263. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2009.04.011>
 - [22] 张思, 王春利, 曾玉华. 基于 TPB 和 TAM 的教师网络教学行为模型构建[J]. 中国远程教育, 2014(1): 64-69.
 - [23] 黄荻懿. 工作环境对知识型员工创新行为影响机理研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南财经大学, 2014.
 - [24] Chin, W.W., Gopal, A. and Salisbury, W.D. (1997) Advancing the Theory of Adaptive Structuration: The Development of a Scale to Measure Faithfulness of Appropriation. *Information Systems Research*, **8**, 342-367. <https://doi.org/10.1287/isre.8.4.342>
 - [25] 张静波. 大数据时代的数据素养教育[J]. 科学, 2013, 65(4): 29-32, 4.
 - [26] 万文娟, 崔博雅. 基于 5W 模式的高校图书馆数据素养教育体系构建分析[J]. 图书馆, 2022(7): 10-14, 28.
 - [27] 郝媛玲, 沈婷婷, 高珊. 高校数据素养教育实践的思考和建议——基于哈佛大学案例和我国图书情报人员访谈的分析[J]. 图书情报工作, 2015, 59(12): 44-51.
 - [28] Muschalla, B. and Linden, M. (2009) Workplace Phobia—A First Explorative Study on Its Relation to Established Anxiety Disorders, Sick Leave, and Work-Directed Treatment. *Psychology, Health & Medicine*, **14**, 591-605. <https://doi.org/10.1080/13548500903207398>