**引用格式**:李宏兵, 唐莲. 生成式 AI 创新与文化企业数字化效率提升: 基于中国上市公司的经验证据[J]. 技术经济, 2026, 45(10): 85-101.
Li Hongbing, Tang Lian. Generative AI innovation and the digital efficiency of cultural enterprises: Empirical evidence from Chinese listed firms[J]. Journal of Technology Economics, 2026, 45(10): 85-101.

技术经济管理

# 生成式 AI 创新与文化企业数字化效率提升: 基于中国上市公司的经验证据

李宏兵, 唐 莲
(北京邮电大学经济管理学院, 北京 100876)

**摘 要**: 随着生成式 AI 技术加速演进和国家文化数字化战略持续深化,如何有效释放技术红利、推动文化产业数字化转型,成为协同推进文化软实力建设与数字经济高质量发展的关键命题。为此,以文化企业上市公司为研究对象,围绕生成式人工智能创新与文化企业数字化效率之间的关系展开研究,并基于国家知识产权局、中国经济金融研究数据库、万得等数据库构造 2015—2023 年中国 A 股 158 家文化企业的面板数据,分别测度生成式 AI 创新与文化企业数字化效率指标,实证检验二者之间的影响效应与作用机制。研究发现,生成式 AI 创新能够显著提升文化企业数字化效率,这一结论经稳健性检验后仍然成立;机制检验表明,数据要素利用与企业产品竞争力在上述影响中发挥了重要的中介作用;异质性分析表明,上述促进作用在处于成熟期、衰退期、数据资产丰富及位于高数字创新渗透区的企业中具有正向的影响效应。研究结论丰富了生成式 AI 经济效应的考察,为推动文化产业数字化转型与技术政策优化提供了理论依据与政策支持。

**关键词**: 生成式 AI; 文化产业; 文化企业数字化; 数字化效率; 数据要素; 产品竞争力
**中图分类号**: G203 **文献标志码**: A **文章编号**: 1002-980X(2026)10-0085-17
**DOI**: 10.12404/j.issn.1002-980X.J26010514

## 一、引言

在数字中国与文化强国战略引领下,文化产业数字化已成为提升国家治理体系现代化水平与文化软实力水平的重要路径。近年来,国家持续推动文化数字化的顶层设计,党的二十届三中全会将探索文化和科技融合的有效机制、加快发展新型文化业态列入文化体制机制改革的重要方向。在此背景下,人工智能生成内容正引领一场深刻的变革,重塑数字内容的生产方式与消费模式。生成式人工智能作为人工智能技术跃迁的重要形态,正重塑信息生成逻辑、组织运行机制与产业价值结构,不仅为人类社会的生产与生活带来前所未有的智能体验,还广泛推动多领域的创新与发展[1]。尽管生成式 AI 已在文本生成、图像创作、语音合成与视频制作等内容领域展现出强大的生成潜能[2],但不同文化企业在资源、数据基础与技术吸收能力上差异明显,生成式 AI 能否有效提升企业数字化效率仍不清晰,其作用机制与影响边界亟须深入研究。

既有研究从治理风险、技术进步与行业应用等方面探讨了生成式 AI 的经济社会效应:一方面,指出技术扩散中可能面临伦理与安全等问题[3];另一方面,也证明其在制造、金融、医疗等实体经济领域具有提升流程效率与智能决策能力的显著作用[4-6]。相比之下,文化产业领域相关研究相对有限。部分研究关注到 AI 技术在文化产业创意生成、内容创制与用户交互方面的赋能作用,认为其能够提升文化产品可达性与互动

**收稿日期**: 2026-01-05
**基金项目**: 北京市宣传文化高层次人才培育资助项目"生成式人工智能赋能北京文化产业数字化发展研究"(京宣传文化人才 24-2);北京邮电大学 AI4S 探索计划项目"人智协同赋能文化产业数字化发展的机制设计与路径优化研究"(2025AI4S11)
**作者简介**: 李宏兵(1986—),博士,北京邮电大学经济管理学院教授,副院长,博士研究生导师,研究方向:数字经济,产业经济,国际贸易与劳动力市场等;唐莲(2001—),北京邮电大学经济管理学院博士研究生,研究方向:数字经济与国际贸易。

性,并改变创意生成与用户交互方式[7-10]。同时,也有研究从内容、技术与模式创新的角度探讨生成式AI对文化产业演进的推动作用[11-12]。然而,现有研究多停留在技术特征描述或行业案例分析层面,缺乏基于企业微观数据的系统证据。生成式AI通过何种渠道影响文化企业数字化,以及该影响效应在不同资源禀赋、数字基础与区域发展条件下的边界效应,仍需要进一步实证识别与理论深化。

为回应上述问题,本文以2015—2023年中国A股158家文化企业为样本,构建反映文化企业数字化绩效的数字化全要素生产率指标,量化评估生成式AI创新对企业数字化效率的影响效应与作用机制。可能的边际贡献主要体现在以下方面:第一,研究视角上,聚焦生成式AI对文化企业数字化效率的影响效应,揭示了从人力创意驱动向算法内容驱动转型的微观机制,契合了国家文化数字化战略的现实需求。第二,理论分析上,构建了数据要素利用与产品竞争力双通道中介机制,深入阐释了技术嵌入如何重构内容生产逻辑与价值实现路径,丰富了文化新质生产力的理论体系。第三,识别策略上,基于政策文件与技术术语构建生成式AI专利关键词体系,精准识别企业层面的生成式AI创新水平,并结合Lasso方法提升关键变量测度的准确性,从而更有效地刻画企业的数字化效率水平,确保核心变量的可比性与衡量的科学性。第四,实证结果上,识别出生成式AI赋能效应的显著异质性,发现其在处于成熟期、衰退期、数据资产丰富及处于高创新渗透区域的企业中具有正向的影响效应,为文化科技融合政策的分层分类施策提供了重要参考。

## 二、理论分析与研究假设

### (一)生成式AI创新与文化企业数字化效率

从文化产业的特殊属性看,其产品本质上是“体验品”[13],价值实现依赖于符号意义、审美体验与情感共鸣。这一特征决定了文化企业的效率提升不仅依赖于要素投入量的扩张,更取决于知识、符号与情感要素的配置效率。在传统文化生产模式下,创意生成高度依赖创作者的个体禀赋与审美直觉,这种逻辑下的生产过程具有较强的不可复制性与高昂的试错成本。而在AI时代,技术跃迁是赋能企业实现颠覆性增长的核心要素与必要条件[14]。生成式AI的介入本质上是通过大规模预训练模型与多模态生成能力,将不可量化的审美感性转化为可操作的技术理性。根据索洛增长模型和新古典生产理论,全要素生产率的提高主要来源于技术变迁所引发的生产函数外移[15]。生成式AI通过智能嵌入的方式,实现了文化内容组织逻辑从人力创意驱动向人机协同与算法内容驱动的重构[16]。这一过程借助大规模语料学习与深度模型训练,已能够实现高质量文本生成、图像渲染与音视频合成,部分替代或辅助人力创意[17]。这不仅突破了人类个体创作者的知识边界与认知负荷,而且通过算法对语义、符号与审美偏好的标准化重组,大幅降低了内容生产的边际成本,使文化企业得以在保持内容情感张力的同时,实现工业化量级的高效率产出。

从内容价值的实现路径看,生成式AI重塑了文化产品与消费者之间的情感反馈回路。文化产品的价值实现高度依赖于消费者的情感连接。生成式AI通过精准的用户画像构建与个性化推荐机制,重构了文化产品的信息传递路径,创意生成机制也逐步向多维共生的智能化范式演进[18]。具体而言,生成式AI能够通过对用户非结构化情感数据的精准建模,实现文化产品从大众化供给向情感共鸣式定制的深度转型。这种技术赋能下的产品互动呈现出深度化与即时化的特征,有效缓解了文化市场长期存在的信息不对称,提升了审美价值的实现效率与用户黏性。从资源配置视角看,生成式AI嵌入文化企业的选题策划、版权评估、市场测试等环节,推动企业的决策机制从经验驱动转向数据驱动[19]。这种全链条的智能化改造,使得文化企业在保持创意活力的同时,显著提升其数字化效率[20]。

从演化经济学的动态路径依赖与认知资本理论的知识密度视角看,生成式AI的深层影响已超越技术工具层面的效率提升,其广泛应用所引发的创作范式、组织方式和价值实现路径的变革,正在驱动文化生产方式和价值创造机制发生系统性转型。在这一过程中,以高科技支撑、高效能运转与高质量输出为特征的文化新质生产力逐步形成,为文化产业的数字化与高质量发展提供了结构性支撑[21]。这类新质生产力的构建不仅重塑了生产组织逻辑,也通过优化要素配置结构、提升知识与创意密度,为生产效率提升创造了有利条件[22]。

从全要素生产率的视角看,生成式AI的应用实质上是一种对既有生产函数的智能化扩展,即在资本与劳动投入既定的条件下,通过算法和模型的引入提高边际产出,进而提高生产率水平。这种技术嵌入型的

效率提升不同于传统的规模扩张，更契合数字经济时代“以智赋能”的发展逻辑[23-24]。由此可见，生成式 AI 不仅在文化产品的生成与流通中发挥关键作用，更在结构性重构与效率性跃升的双重维度上，推动文化企业实现数字化效率的持续提升。

据此，本文提出假设：

生成式 AI 创新能够显著促进文化企业数字化效率的提升（H1）。

**（二）数据要素利用机制**

在数字经济理论中，数据被视为继土地、资本、劳动和技术之后的第五大生产要素。企业能否有效获取、管理并利用数据资源，正逐步成为决定其竞争力与生产效率的关键因素[25]。在高度依赖创意生成与用户共创的文化产业中，数据的独特性在于其承载着消费者的审美偏好、情感倾向与文化认同等难以量化的“软信息”。这些信息作为文化产品价值创造的核心依据，不仅是支撑内容生产与用户运营的核心资产，也在驱动文化企业数字化转型与智能化运营中发挥着愈发关键的作用[26]。

生成式 AI 作为典型的数据驱动型通用技术，其在文化企业的嵌入应用，既是一种技术采纳行为，更是推动企业数据能力重构与业务逻辑再造的战略行动。一方面，生成式 AI 的应用倒逼文化企业构建系统化的数据资产体系。该技术需依托海量、高质量的结构化与非结构化数据开展模型训练与内容生成，倒逼文化企业加强数据资产建设，提升从采集、清洗到建模、应用的全流程治理能力[27]。另一方面，生成式 AI 重塑了文化企业利用数据创造价值的路径，实现了从经验依赖型创作向数据驱动型决策的重构。在文化生产的传统模式下，数据主要用于事后分析，而生成式 AI 实现了数据对生产过程的实时介入，推动文化企业构建以数据流为核心的闭环式反馈系统，实现从内容开发到用户反馈再到再创作的动态演化路径。这一过程中，文化企业不仅提升了数据要素的配置效率，也扩展了数字内容的重组边界与文化价值的实现空间。

除此之外，数据的深度利用与要素整合能力，是连接生成式 AI 创新与企业数字化效率之间的关键机制。根据生产函数扩展理论，数据作为隐性投入，对边际产出具有放大效应。在文化产业语境下，情感数据与创意符号的资产化进一步放大了这一效应。文化企业通过对用户情感数据的深度挖掘，能够更精准地把握市场脉搏，降低创意试错的不确定性；通过对创意符号数据的重组与再生，能够拓展内容创新的边界，提升文化产品的审美密度与情感共鸣强度。随着文化企业对数据的获取、管理与分析能力不断增强，其数字化资源配置效率和对市场变化的响应能力亦同步提升，从而有效促进数字化效率的跃升[28]。

据此，本文提出假设：

生成式 AI 创新能够提升文化企业数据要素利用水平，从而推动数字化效率的提升（H2）。

**（三）产品竞争力机制**

在产业经济学框架中，企业的市场竞争力是影响其盈利能力与资源配置效率的关键因素[29]。对于文化企业而言，由于其产品具有高度创意依赖，具有强烈的审美导向和情感共鸣特征，其市场价值不仅取决于功能性，更依赖于内容的独特性与用户共情能力。在数字经济市场环境下，文化产品面临快速更迭的审美偏好和多样化的消费需求，创意深度、内容差异化程度、用户适配能力及持续创新能力，成为影响企业市场表现的重要因素。这一特性使得文化企业的效率提升不仅体现在生产成本的降低，更体现在单位内容所激发的用户付费意愿与忠诚度的提升。生成式 AI 作为具备自主内容生成能力的前沿技术，通过提升内容创作效率与用户需求识别能力，为企业构筑差异化的竞争优势，进而带动企业数字化效率的提升。

第一，生成式 AI 拓展了文化产品的表达空间与审美维度。文化产品不同于一般工业品，其核心竞争力来源于创意的独特性和叙事的情感张力。生成式 AI 基于大规模语料与多模态建模能力，能够生成具有风格差异与语义深度的内容，涵盖文本、图像、音视频等多元形态，使文化产品的表达更具张力与审美层次。这种能力使企业得以打破传统创作资源瓶颈，更高效地构建独特文化符号体系，进而提升产品的品牌识别度和内容附加值[30]，进而增强产品在市场中的吸引力与竞争力。

第二，生成式 AI 强化了文化产品与消费者之间的情感共鸣。一方面，生成式 AI 技术作为数智技术的前沿方向之一，其赋能下的文化产品用户互动是更高层次的互动，呈现出多元化、深度化和即时化的趋势，能够使用户与创作者、用户与用户之间形成更紧密的连接和互动合作[9]；另一方面，基于该技术，企业能够对

用户行为数据进行深度挖掘与语义建模，进而更准确地捕捉潜在偏好与情感倾向，优化前端内容创作方向，从而实现更高水平的内容-用户匹配[31]，一定程度上缓解了文化供需之间的信息不对称，提升市场适配度与用户黏性，进一步巩固文化企业产品竞争力。

此外，从理论视角出发，产品竞争力不仅是企业市场表现的外在体现，更是其整合创意资源、应对市场不确定性与实现组织演化的内在能力。文化企业通过生成式AI提升内容生成质量、用户匹配能力与成本控制水平，在竞争性文化市场中获得更大定价权与用户黏性，进而实现资源优化配置与产出效率提升。由此可见，产品竞争力作为企业价值创造能力的外在体现，在生成式AI创新向生产率转化的过程中扮演着关键中介角色。

据此，本文提出假设：

生成式AI创新能够提升文化企业产品竞争力，从而推动数字化效率的提升（H3）。

根据上述分析，本文理论机制如图1所示。

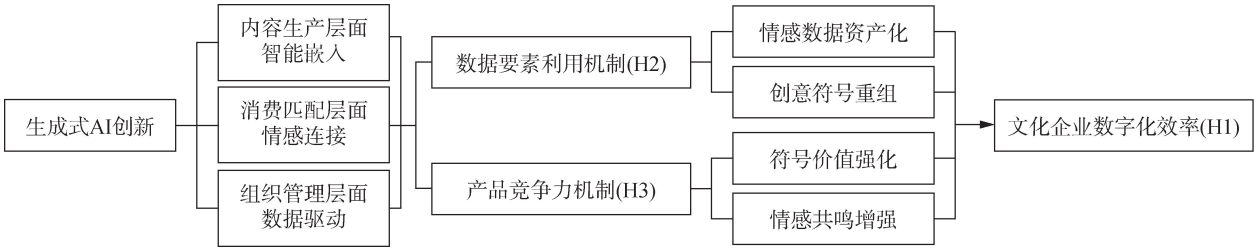



**图1　理论机制**

## 三、研究设计

### （一）样本选择与数据来源

本文以2015—2023年158家A股文化企业为研究对象，构建面板数据样本，以实证检验生成式AI创新对企业数字化生产率的影响。样本筛选基于国家统计局发布的《文化及相关产业分类（2018年修订）》，将文化产业划分为新闻信息服务、内容创作生产等文化核心领域，以及文化装备制造、文化辅助生产和中介服务等文化相关领域。为提升样本代表性与行业可比性，将业态模式相近的行业进行适度合并，最终将文化企业划分为新闻信息服务、内容创作生产、创意设计服务、文化传播渠道与文化相关行业等五大类，并据此界定文化产业上市企业的样本范围。数据来源方面，核心解释变量中关于专利的指标取自国家知识产权局的《中国专利全文数据库》，用于衡量企业的生成式AI创新能力；控制变量涉及企业财务指标，主要来源于国泰安（CSMAR）数据库与万得（Wind）财务比率数据库，同时参考同花顺金融数据终端（iFinD）平台数据作为对照与补充。数据处理方面，针对少数缺失值，使用插值法填补；针对存在极端异常值的连续变量，执行双端1%缩尾处理以消除极端异常值的干扰。经过数据清洗与匹配，最终形成包含158家A股文化企业、共计1244个有效观测值的年度面板数据集。

### （二）变量定义

**1. 被解释变量：文化企业数字化效率**

以 $dig_TFP_{it}$ 表示文化企业 $i$ 在 $t$ 年的数字化效率，采用考虑数字化投入的全要素生产率进行衡量。一方面，文化产业以创意流动性为特征，其数字化进程本质上是“过程创新”，而全要素生产率恰能表征此类效率提高而非规模扩张的价值[32]；另一方面，这一指标在将数字化视为生产投入的同时，还考虑了数字化如何影响企业行为、如何对其他投入要素产生影响，因而能够有效捕捉文化企业的数字化重构进程，是衡量其数字化程度的稳健指标。借鉴杨汝岱等[33]的做法，将数字化投入对全要素生产率的影响纳入考量，构建如式（1）所示的Cobb-Douglas生产函数。

$$Y_{it} = A_{it}(e^{\gamma_K}K_{it})^{\alpha}(e^{\gamma_L}L_{it})^{\beta} = A_{it}e^{(\gamma_K\alpha+\gamma_L\beta)}K_{it}^{\alpha}L_{it}^{\beta} \tag{1}$$

其中：$Y_{it}$ 为企业 $i$ 在 $t$ 年的总产值；$A_{it}$ 为企业生产率；$K_{it}$、$L_{it}$ 分别为企业的资本、劳动投入；$e^{\gamma_K\alpha}$ 为企业数字

化投入对资本产出效率的影响；$\gamma_K = \theta_1 \ln D_{it}$，$D_{it}$ 为企业数字化投入；$e^{\gamma_l \beta}$ 为企业数字化投入对劳动产出效率的影响，$\gamma_L = \theta_2 \ln D_{it}$。对式(1)取对数后得到全要素生产率估计方程如式(2)所示。

$$\ln Y_{it} = a + \gamma \ln D_{it} + \alpha \ln K_{it} + \beta \ln L_{it} + u_{it} \tag{2}$$

其中：$a$ 为 $\ln A_{it}$ 估计中不随个体和时间变化的部分；$u_{it}$ 为残差项；$\gamma = \alpha\theta_1 + \beta\theta_2$。通过对式(2)的估计，最终得到 $a$、$\alpha$、$\beta$、$\theta$ 和 $\gamma$ 的参数值，并以此为基础通过 LP(Levinsohn-Petrin)方法测算企业层面全要素生产率，记为 $dig_TFP_{it}$。

$$dig_TFP_{it} = \ln Y_{it} - \hat{\alpha} \ln K_{it} - \hat{\beta} \ln L_{it} \tag{3}$$

数据方面，使用企业数字化无形资产投入衡量数字化投入，使用企业固定资产净值衡量资本投入，使用企业员工人数衡量劳动投入，总产出用企业营业收入衡量。需要说明的是，针对数字化投入可能与核心解释变量生成式 AI 创新产出在范畴上存在重叠的疑虑，本文从会计核算逻辑与统计特征两个维度对指标独立性进行了论证。从核算逻辑看，财政部发布的《企业会计准则第 6 号——无形资产》第七条规定，对于企业内部研究开发项目，研究阶段的有关支出应当在发生时全部费用化，作为管理费用计入当期损益，并未资本化计入无形资产账面价值。这种会计处理方式使得大部分自主研发专利的成本在获批前已作费用化处理，数字化无形资产更多反映了外购软件与信息系统等支持企业数字化转型的工具性要素，与代表企业自主研发产出的生成式 AI 专利在核算范畴上具有明确边界。从统计特征看，对生成式 AI 专利数量与企业数字化无形资产投入进行相关性检验，二者的相关系数为 0.1851，远低于常规经验阈值(表 1)。这一显著的低相关性有力地排除了变量间由于定义交叉而产生的机械相关性风险，从而确保了数字化效率测度的纯净性与因果识别的严谨性。

**表 1　相关性检验**

| 变量 | (1) | (2) |
|---|---|---|
| | *AIGCpat* | *dig_intangible* |
| *AIGCpat* | 1.000 | |
| *dig_intangible* | 0.185*** (0.000) | 1.000 |

注：***、**、* 分别为 1%、5%、10%的水平上显著；括号内为 $p$ 值。

**2. 解释变量：生成式 AI 创新**

以 $AIGCpat_{it}$ 表示文化企业 $i$ 在 $t$ 年的生成式 AI 创新水平，用生成式 AI 专利数量加 1 取对数的值表示。生成式 AI 专利是一种在生成式 AI 领域中授予的知识产权保护形式，代表了企业在生成式 AI 相关技术领域的创新成果，涵盖了从自然语言处理、机器学习到深度学习等前沿技术的研发。专利数量的变化能够反映各主体在对应领域中的活跃度、创新能力及技术突破程度，进而可以评估文化企业在生成式 AI 创新方面的表现和竞争力[34-35]。本文根据相关文献及《生成式人工智能服务管理暂行办法》等政策文件设定生成式 AI 关键词(如“深度学习”“机器学习”“计算机视觉”等)和国际专利分类号(IPC)，对国家专利数据库进行检索后筛选出生成式 AI 专利[36-37]。生成式 AI 专利检索策略见表 2。

**表 2　生成式 AI 专利检索策略**

| 技术单位 | 关键词 | IPC 分类号 |
|---|---|---|
| 自然语言处理 | 文本模型、训练语料库、文本语义、词语映射、文本表达、语义表示 | G06F40/30、G06N3/08、G06F16/35、G06N3/04、G06F16/35、G06F40/289、G06F16/36 等 |
| 深度学习 | 神经网络、卷积神经网络、强化学习、支持向量机、AI、预测练模型、CM 模型等 | G06N3/02、G06N3/04、G06V10/82、G06N3/0464、G06V10/82、G06V10/764、G06N3/06、G06N3/045、G06N3/047、G06N3/094、G06N5/04、G06V10/94 等 |
| 机器学习 | 分类器、决策树、随机森林、向量机、贝叶斯、监督学习算法、无监督学习算法等 | G06V10/764、G06N3/08、G06N3/088、G06N3/0895、G06N3/094、G06N20/10、G06N7/01、G06N5/02、G06F18/241 等 |
| 生成式预测练 | 隐含狄利克雷分布(LDA)模型、生成式、微调模型、预测练、预测练模型、权重共享、联合训练、抽象特征等 | G06F18/214、G06F18/21、G06V10/70、G06V10/774、G06V10/764、G06N3/047、G06N7/08 等 |

**3. 机制变量**

数据要素利用水平($\ln dig$)。企业的 AI 技术水平、区块链技术水平、云计算技术水平、大数据技术水平、大数据技术应用水平代表了其收集、存储、清理、分析并利用数据要素的能力。本文统计 AI 技术水平、区块链技术水平、云计算技术水平、大数据技术水平、大数据技术应用水平五项指标的细分指标在企业年度财务

报告中的披露次数,对所有指标的披露次数求和加1后取对数,作为衡量数据要素水平的指标[38-39]。五项指标在财务报告中出现的频率越高,说明企业的数据要素利用水平越高。

产品竞争力(*Prodcomp*)。为衡量文化企业在市场中的定价能力与产品差异化水平,选取勒纳指数作为产品竞争力的代理变量。勒纳指数本质上反映了企业的边际定价能力与超额收益水平,数值越高表明企业在市场中拥有更强的议价权和产品控制力。本文采用企业勒纳指数来衡量企业市场竞争力[40],即企业勒纳指数=(营业收入-营业成本-管理费用-销售费用)/营业收入,以此测度企业产品竞争力。

**4. 控制变量**

为提高数据回归的准确性,排除其他企业财务数据的干扰,进一步参考王家庭和李云豪[41]的研究,加入多种控制变量。企业成立年限(*age*),使用财务数据的会计年度与企业成立之日作差,然后进行对数化处理;企业杠杆水平(*lev*),使用企业年度财务报告的总负债除以总资产衡量;总资产净利润率(*roa*),使用企业年度财务报告的净利润除以总资产平均余额衡量;经营性现金流占比(*cash*),使用企业年度财务报告的现金流量净额除以总资产衡量;托宾 $Q$ 值(Tobin$Q$),数据选自上市公司的年度财务报告,以(流通股市值+非流通股股份数×每股净资产+负债账面值)/总资产衡量;股权集中度(*Top*10),企业前10位流通股股东持股比例之和衡量。

**5. 稳健性检验的相关变量**

知识宽度(*AIGCpat_Knowledge*)。企业在生成式AI研发过程中涉及的技术领域分布代表了其知识储备的广度、技术复杂程度及跨领域资源整合能力。参考李宏等[42]的做法,利用企业生成式AI专利的IPC分类号信息,构建赫芬达尔-赫希曼指数的反向指标来衡量专利知识宽度。该指标数值越高,意味着企业的生成式AI创新涉及的技术领域越广泛,体现了更高的创新质量、技术门槛及更强的抗风险能力。

先导区政策(*District*)。2019年5月,全国首个人工智能创新应用先导区在上海浦东启动建设,旨在推动区域内AI技术的应用与创新,通过资金支持、技术创新扶持、人才引进和基础设施建设等措施,间接促进文化企业的数字化转型和生产率提升。本文根据工业和信息化部官方发布的试点名单数据,构建先导区政策这一反映外部制度环境红利的虚拟变量。如果 $i$ 城市在 $t$ 年被确立为先导区试点城市,则当年及后续年份变量取值为1,否则取值为0。该变量能够捕捉区域性政策扶持、资金补助及基础设施建设对企业数字化效率可能产生的溢出效应。

**6. 描述性统计**

表3展示了主要变量的描述性统计特征。可以看出,被解释变量文化企业数字化效率(d*ig_TFP*)均值为9.5704,区间为[5.7618,11.9655],表明企业数字化效率整体较高且离散程度可控;核心解释变量生成式AI创新(*AIGCpat*)均值为1.3466,最小值为0的占比为34.2%,最大值为8.0671,印证了技术创新的非均衡性。机制变量中,数据要素利用水平(ln*dig*)均值2.4787,产品竞争力(*Prodcomp*)均值0.1150,反映企业间能力分化与市场压力。控制变量中,企业年龄对数的均值2.1314年,公司杠杆水平、总资产净利润率、经营性现金流占比等财务指标符合文化企业轻资产特征,托宾 $Q$ 值波动显著,股权集中度高。整体而言,样本兼具行业代表性与内部异质性,极端值经规范处理,满足面板回归要求。

**表3 主要变量描述性统计**

| 变量 | 观测值 | 均值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 |
|---|---|---|---|---|---|
| *dig_TFP* | 1244 | 9.5704 | 0.9622 | 5.7618 | 11.9655 |
| *AIGCpat* | 1244 | 1.3466 | 1.6809 | 0 | 8.0671 |
| ln*dig* | 1244 | 2.4787 | 1.2794 | 0 | 5.9890 |
| *Prodcomp* | 1244 | 0.1150 | 0.2124 | -1.8037 | 0.7675 |
| *age* | 1244 | 2.1314 | 0.8728 | 0 | 3.4340 |
| *lev* | 1244 | 0.3624 | 0.1976 | 0.0503 | 2.3931 |
| *roa* | 1244 | 0.0201 | 0.1923 | -1.4696 | 4.9043 |
| *cash* | 1244 | 0.0552 | 0.0796 | -0.7418 | 0.5455 |
| Tobin$Q$ | 1244 | 2.2408 | 1.5472 | 0.8440 | 10.1457 |
| *Top*10 | 1244 | 58.7753 | 16.0197 | 9.7294 | 93.2404 |

### （三）模型设定

构建固定效应模型来检验生成式 AI 对文化企业数字化效率的影响，如式（4）所示。

$$dig_TFP_{it} = C + \beta AIGCpat_{it} + \beta_2 X_{it} + \lambda_p + \mu_t + \eta_c + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中：$i$ 为文化企业；$t$ 为年度；$\varepsilon$ 为随机扰动项；被解释变量 $dig_TFP_{it}$ 为文化企业 $i$ 在 $t$ 年的数字化效率；解释变量 $AIGCpat_{it}$ 为文化企业 $i$ 在 $t$ 年的生成式 AI 创新水平；$X_{it}$ 为一系列企业层面的控制变量，包括企业成立年限（*age*）、企业杠杆水平（*lev*）、总资产净利润率（*roa*）、经营性现金流占比（*cash*）、托宾 $Q$ 值（Tobin$Q$）和股权集中度（*Top*10）。此外，还控制了时间固定效应 $\mu_t$、行业固定效应 $\lambda_p$ 和城市固定效应 $\eta_c$，标准误聚类到企业层面；$\beta$ 为待估系数。本文主要关注核心变量的估计系数 $\beta$，其反映了生成式 AI 创新对文化企业数字化的影响效应。

## 四、实证结果分析

### （一）基准回归

本文深入分析了生成式 AI 创新对文化企业数字化效率的影响效应，回归结果见表 4。（1）列中，生成式 AI 创新对文化企业数字化具有正向促进作用，该结果在统计上具有显著性。这意味着生成式 AI 创新能够有效提升文化企业数字化水平。此外，逐步增加了控制变量，并引入时间、行业、城市固定效应，以确保生成式 AI 创新对文化企业的影响效应能够在更严格的控制条件下得到验证。从（3）列和（4）列的结果可以看出，即使考虑了这些控制变量和其他潜在因素，生成式 AI 创新仍然对文化企业的数字化水平有显著的积极影响。这意味着生成式 AI 不仅能够借助技术嵌入重构生产流程，通过文本生成、图像渲染、视频剪辑等自动化内容创作突破创意供给瓶颈，提高产出量和生产率。而且，生成式 AI 的运用也能借助数据智能优化资源配置，通过用户行为数据挖掘与需求预测将传统经验主导的创作模式转型为数据驱动，降低市场试错成本，加大文化企业数字化效率提升幅度。

**表 4　基准回归结果**

| 变量 | （1） | （2） | （3） | （4） |
|---|---|---|---|---|
| | *dig_TFP* | *dig_TFP* | *dig_TFP* | *dig_TFP* |
| *AIGCpat* | 0.1004*** | 0.0719** | 0.0879*** | 0.0619** |
| | （6.28） | （2.11） | （5.94） | （2.25） |
| *age* | | | 0.1419*** | 0.1772** |
| | | | （4.50） | （2.53） |
| *lev* | | | 0.8538*** | 1.0362*** |
| | | | （6.49） | （3.41） |
| *roa* | | | 0.6303*** | 0.5983** |
| | | | （4.62） | （2.27） |
| *cash* | | | 2.0663*** | 1.8205*** |
| | | | （6.47） | （3.81） |
| Tobin*Q* | | | −0.1772*** | −0.2079*** |
| | | | （−10.81） | （−5.78） |
| *Top*10 | | | 0.0028 | −0.0012 |
| | | | （1.60） | （−0.27） |
| *Constant* | 9.4352*** | 9.4736*** | 8.9437*** | 9.1588*** |
| | （274.03） | （138.36） | （53.53） | （23.57） |
| 样本量 | 1244 | 1244 | 1244 | 1244 |
| $R^2$ | 0.031 | 0.415 | 0.186 | 0.545 |
| 行业固定效应 | 否 | 是 | 否 | 是 |
| 城市固定效应 | 否 | 是 | 否 | 是 |
| 时间固定效应 | 否 | 是 | 否 | 是 |

注：***、**、* 分别为 1%、5%、10%的水平上显著；括号内为 $t$ 统计值。

### （二）内生性检验

生成式 AI 创新与文化企业数字化效率之间可能存在内生性问题。一方面，生成式 AI 技术的应用有助

于提升内容创作与组织效率,进而促进文化企业数字化效率的提升;另一方面,企业在数字化过程中积累了更多的数据资源、技术能力和组织基础,也可能反向推动其更积极地采纳并优化生成式AI技术,从而形成双向因果机制,导致生成式AI对文化企业数字化效率影响的系数存在偏误。此外,影响文化企业数字化效率的外生因素众多,如政府政策支持、市场竞争结构、企业管理能力及地区经济发展水平等,如果未被纳入模型中,也将产生遗漏变量偏误,从而影响因果识别的准确性。

为缓解内生性问题,引入Bartik工具变量法进行识别。该方法利用外部冲击与企业内生特征的交互项构造工具变量,在因果识别和政策评估等社会科学研究中的应用日益广泛,具备良好的识别能力[43]。具体而言,将"企业生成式AI专利初始值"与"企业所在城市在不同时点的AI发展水平估计值"或"企业所在城市在不同时点的AI企业数量"相乘,构造交互项作为工具变量。这一设计思路的合理性体现在两方面:一方面,企业在研究初期的专利水平具有一定的时间稳定性,不易受到当期绩效波动的干扰,满足工具变量的外生性要求;另一方面,城市层面的人工智能发展水平作为宏观技术环境指标,虽能影响企业生成式AI的应用边际激励,但不太可能直接影响某一企业的数字化效率。此外,该变量也具有清晰的经济含义,即在技术基础雄厚的地区,具备早期技术储备的企业更可能获得资源倾斜与应用场景支持,从而形成更强的生成式AI创新激励。因而二者的交互项构成了一个符合工具变量设定的结构性冲击,满足工具变量的相关性与外生性要求。

**表5　内生性检验结果**

| 变量 | (1) | (2) |
|---|---|---|
| | *dig_TFP* | *dig_TFP* |
| *AIGCpat* | 0.1096*** | 0.0933** |
| | (3.60) | (2.10) |
| *age* | 0.1763*** | 0.1763*** |
| | (5.65) | (5.66) |
| *lev* | 1.0507*** | 1.0465*** |
| | (8.52) | (8.49) |
| *roa* | 0.5917*** | 0.5936*** |
| | (5.45) | (5.48) |
| *cash* | 1.7615*** | 1.7761*** |
| | (6.42) | (6.46) |
| Tobin*Q* | −0.2061*** | −0.2070*** |
| | (−12.91) | (−12.93) |
| *Top*10 | −0.0013 | −0.0012 |
| | (−0.77) | (−0.75) |
| 样本量 | 1240 | 1240 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 |
| Anderson canon. corr. LM统计量 | [0.000] | [0.000] |
| Cragg-Donald Wald *F*统计量 | 307.729 | 125.845 |

注:***、**、*分别为1%、5%、10%的水平上显著;括号内为*t*统计值。

从表5可以看出,采用工具变量法对内生性进行控制后,生成式AI创新对文化企业数字化效率的影响效应依然显著。此外,为检验工具变量的有效性,进一步进行了识别强度测试。使用Anderson canon. corr. LM统计量对原假设"工具变量识别不足"进行检验,结果显示*P*均为0,显著拒绝原假设。使用Cragg-Donald Wald *F*统计量对工具变量弱识别进行检验,加入控制变量后的结果分别为307.729和125.845,远高于Stock-Yogo检验的任何临界值(10%最大工具变量尺寸为16.38,15%最大工具变量尺寸为8.96),表明工具变量不存在弱识别问题,实证结果具有较强的稳健性。

### (三)稳健性检验

#### 1. 替换被解释变量

构建如式(1)所示的Cobb-Douglas生产函数,通过OP(Olley-Pakes)方法测算出数字化全要素生产率作为文化企业数字化的度量指标,替代原有指标,进一步检验生成式AI创新对文化企业数字化效率的影响。从表6的(1)列可以看出,生成式AI创新依然对文化企业数字化效率有显著的正向影响,与基准回归结果基本一致。

#### 2. 替换核心解释变量

单纯的专利数量测度可能忽略了创新质量与技术复杂程度。为此,进一步采用能够反映创新质量与技术分布广度的专利知识宽度作为核心解释变量的替代指标,以考察生成式AI的质量维度对文化企业数字化效率的影响。从表6的(2)列可以看出,生成式AI专利知识宽度的系数在1%的水平上显著为正。这意味着生成式AI对文化企业数字化效率的促进效应不仅源于其技术规模的扩张,更源于其创新质量的提升。

#### 3. 核心解释变量滞后一期

考虑到生成式AI创新的影响通常并非立竿见影,而是随时间逐渐积累和扩散,引入滞后一期的生成式

AI 创新变量，捕捉技术创新效应的动态特性并确保因果推断的有效性，同时可以更准确地估计其对文化企业数字化效率的实际影响。从表 6 的(3)列可以看出，即使在考虑时间维度的影响后，生成式 AI 创新仍然对文化企业数字化效率有显著的正向影响，与基准回归结果基本一致。

**4. 仅考虑文化产业核心领域**

考虑到文化产业内部存在显著的行业异质性，不同行业在数字化基础、技术采纳能力与生成式 AI 的适用场景方面存在系统性差异。相较而言，文化核心领域通常直接面向内容生产与传播活动，其业务高度依赖创意生成、语义建构与个性化供给，这些正是生成式 AI 在实际应用中最具优势的技术环节，其数字化转型路径与技术创新行为与文化相关行业存在显著差异。若将二者混合纳入统一模型，可能因技术适用性、业务结构、组织边界等方面的异质性，干扰对核心变量作用机制的识别，削弱估计结果的解释效力。基于此，剔除文化相关行业样本，仅保留新闻信息服务、内容创作生产、创意设计服务和文化传播渠道四类文化核心领域的企业样本进行再估计。从表 6 的(4)列可以看出，生成式 AI 创新对文化企业数字化效率仍表现出显著的正向影响，结果与基准回归基本一致，进一步验证了本文核心结论的稳健性。

**5. 剔除持续零专利企业**

本文进一步剔除 2015—2023 年生成式 AI 专利数量持续为零的样本企业，这是因为此类零专利企业可能在创新资源禀赋、数字化投入结构、技术应用场景等方面与专利持有企业存在系统性差异，导致其对生成式 AI 技术扩散存在技术吸收能力缺失或创新路径依赖等问题，从而混淆核心变量估计的准确性。通过仅保留研究期内至少拥有一项生成式 AI 专利的样本，可有效隔离技术非活跃群体对因果关系的干扰。从表 6 的

**表 6　稳健性检验结果**

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | *dig_TFP* | *dig_TFP* | *dig_TFP* | *dig_TFP* | *dig_TFP* | *dig_TFP* |
| *AIGCpat* | 0.0638** | | | 0.0819*** | 0.1218*** | 0.0620** |
| | (2.34) | | | (2.63) | (3.94) | (2.26) |
| *AIGCpat_Knowledge* | | 0.3455*** | | | | |
| | | (2.73) | | | | |
| *AIGCpat_L* | | | 0.0581** | | | |
| | | | (2.10) | | | |
| *District* | | | | | | −0.0360 |
| | | | | | | (−0.74) |
| *age* | 0.1486** | 0.1386* | 0.1995** | 0.1642** | 0.1751** | 0.1770** |
| | (2.14) | (1.94) | (2.54) | (2.18) | (2.45) | (2.53) |
| *lev* | 1.0242*** | 1.0361*** | 1.1065*** | 1.0005*** | 1.2988*** | 1.0382*** |
| | (3.48) | (3.49) | (3.36) | (3.02) | (3.46) | (3.42) |
| *roa* | 0.5885** | 0.5949** | 0.6223** | 0.5854** | 0.4699** | 0.5980** |
| | (2.42) | (2.42) | (2.28) | (2.20) | (2.12) | (2.27) |
| *cash* | 1.6992*** | 1.6555*** | 1.8201*** | 1.7082*** | 1.0036** | 1.8244*** |
| | (3.75) | (3.84) | (3.19) | (3.48) | (2.46) | (3.81) |
| Tobin*Q* | −0.2037*** | −0.2049*** | −0.2140*** | −0.2052*** | −0.2083*** | −0.2079*** |
| | (−5.69) | (−5.70) | (−5.00) | (−5.62) | (−4.67) | (−5.78) |
| *Top*10 | −0.0025 | −0.0022 | −0.0017 | −0.0008 | 0.0062 | −0.0012 |
| | (−0.57) | (−0.51) | (−0.35) | (−0.17) | (1.17) | (−0.27) |
| *Constant* | 8.9458*** | 8.9991*** | 9.1103*** | 9.2072*** | 8.5751*** | 9.1609*** |
| | (23.96) | (24.37) | (21.93) | (23.18) | (19.20) | (23.59) |
| 样本量 | 1244 | 1244 | 1117 | 1132 | 783 | 1244 |
| $R^2$ | 0.553 | 0.551 | 0.552 | 0.542 | 0.594 | 0.545 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |

注：***、**、* 分别为 1%、5%、10%的水平上显著；括号内为 $t$ 统计值。

(5)列可以看出,生成式 AI 创新对文化企业数字化效率的影响显著为正,与基准回归结果基本一致。

**6. 考虑其他政策冲击**

相较于一般性产业扶持政策,先导区政策明确强调人工智能在实体经济中的场景化落地,特别是在文化、传媒、出版等内容密集型领域的集成式应用。在政策推动下,试点城市通常建立了较为完善的算力平台、开放数据中台、智能标注平台等人工智能基础设施,通过政策引导与财政补贴机制,吸引 AI 企业与传统文化企业展开协同开发。同时,政策鼓励政府开放公共数据资源,为文化内容生产与个性化传播提供更丰富的训练样本和语义素材。此外,先导区政策通过设立示范场景,推动包括虚拟数字人、智能脚本生成、个性化推荐、生成式 AI 营销等典型应用率先落地文化行业,使得文化企业得以在低试错成本下率先探索技术变革路径。对于文化企业而言,这种制度环境的改善不仅降低了接入 AI 的门槛,也激发了技术采纳意愿和数字化投资信心。企业能够在政策支持与产业引导下,逐步建立起围绕数据、内容、传播和反馈全流程的数字化协同机制,从而显著提升其数字化效率和产出水平。为此,本文将先导区政策的虚拟变量作为控制变量加入回归。从表 6 的(6)列可以看出,生成式 AI 创新对文化企业数字化效应的影响仍然显著为正,该结果与基准回归基本一致。

**7. Lasso 回归识别关键变量**

为考察生成式 AI 创新在变量筛选过程中的保留情况,本文引入 Lasso 回归进行辅助分析。该方法通过在目标函数中加入 L1 惩罚项,对回归系数进行收缩,并将部分变量的系数压缩为零,从而实现变量筛选。本文借助这一方法,考察生成式 AI 创新与文化企业数字化效率之间的关联是否在正则化约束下仍得到保留。具体而言,Lasso 回归优化问题如式(5)所示。

$$\min_{\beta}\left[\frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{n}(dig_TFP_i - X_i^{\mathrm{T}}\beta)^2 + \lambda\sum_{j=1}^{p}|B_j|\right] \tag{5}$$

其中:$X_i$ 为包含核心解释变量和控制变量的解释变量向量;$\beta$ 为待估系数向量;$n$ 为 Lasso 回归中的样本观测数量。$\lambda \geqslant 0$ 为正则化参数,控制模型的稀疏程度。当 $\lambda = 0$ 时,Lasso 回归退化为 OLS 回归。随着 $\lambda$ 增大,更多不重要变量的系数将被压缩为零。在实证操作中,首先,对所有自变量进行标准化处理,以消除变量尺度对结果的影响;其次,采用十折交叉验证选取最优惩罚参数,以确保模型在解释力与简洁性之间达到最优平衡;最后,考察该惩罚参数下各变量系数的保留情况及其方向。需要说明的是,Lasso 筛选得到的非零系数反映变量在给定样本和模型设定下被保留,并不直接代表其通过了统计显著性检验。

图 2 展示了 Lasso 回归在十折交叉验证框架下的平均均方误差(*MSE*)变化趋势。结果显示,随着正则化惩罚强度 ln$\lambda$ 的增加,*MSE* 呈现先下降后平稳的趋势。图 2 中垂直虚线标示了使模型预测误差最小化的最优惩罚参数值。这一筛选过程在数学上规避了传统计量模型中控制变量选择的随意性,确保了后续回归分析中关键变量识别的科学性。即便在严苛的 L1 惩罚约束下,生成式 AI 创新的指标依然表现出极强的解释力,这进一步夯实了本文基准回归结论的稳健性。

在此基础上,图 3 展示了各解释变量在不同惩罚强度下的 Lasso 系数演化轨迹。结果表明,随着正则化

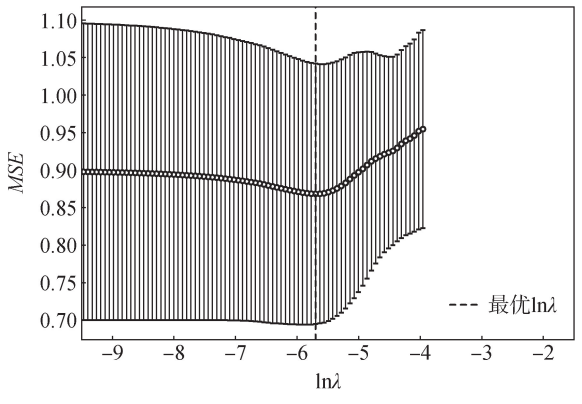



**图 2　Lasso 交叉验证误差曲线**

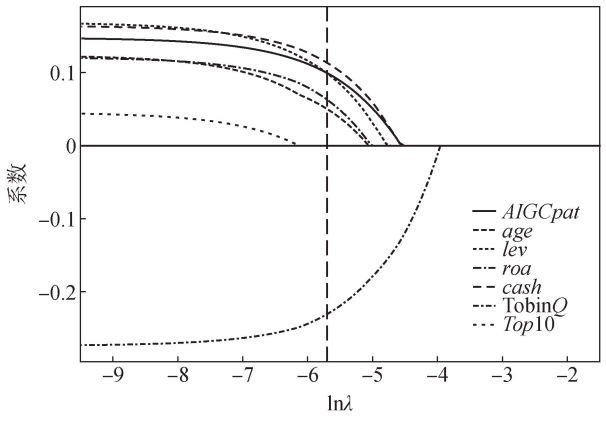



**图 3　Lasso 系数路径**

参数 lnλ 的逐步增大，各变量系数呈现出向零收缩的态势。图中垂直虚线标示了最优惩罚参数的位置。在该最优解处，核心解释变量及各控制变量的系数依然保持显著且不为零。表明其在正则化约束下仍被模型保留，其系数方向与基准回归结果一致。

图 4 展示了基于 Lasso 回归最优 lnλ 值筛选出的非零变量及其重要性排序。结果显示，在严苛的正则化约束下，生成式 AI 创新（*AIGCpat*）的标准化系数依然位居首位，这一结论支撑了基准回归的结果，验证了技术创新对文化企业数字化效率提升的主导驱动作用。同时，经营性现金流（*cash*）与杠杆率（*lev*）等控制变量展现出较强的解释力，说明稳健的财务状况是技术红利转化的重要物质保障。这一发现进一步印证了基准结论的稳健性，表明生成式 AI 对文化企业数字化效率的促进作用不受控制变量组合变动的影响，且其解释力在多重维度下均占主导地位。

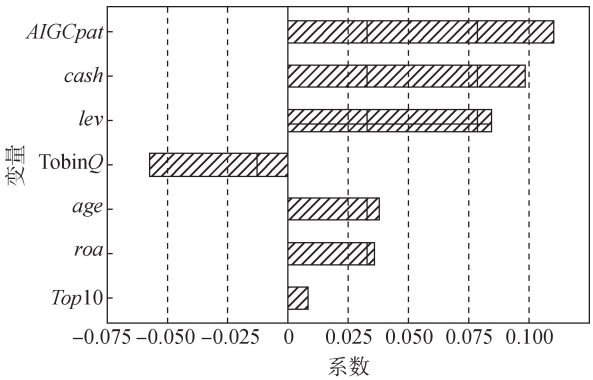



**图 4　Lasso 回归变量系数**

## 五、机制检验与异质性分析

### （一）机制检验

#### 1. 数据要素利用与重组

要素重组是驱动文化事业与产业高质量发展、夯实经济支撑的核心机制。生成式 AI 在推动文化企业数字化效率提升的过程中，数据要素的重组发挥了核心作用。本文选取两步法进行中介效应检验。表 7 的（1）列检验生成式 AI 创新（*AIGCpat*）与中介变量数据要素利用水平（ln*dig*）之间的关系。回归结果显示，生成式 AI 创新对数据要素利用水平影响系数仍显著为正，说明生成式 AI 技术的创新能够提升企业的数据要素利用水平。进一步地，（2）列将自变量与中介变量同时纳入回归模型，结果显示生成式 AI 创新（*AIGCpat*）与数据要素利用水平（ln*dig*）对文化企业数字化效率（*dig_TFP*）的影响均显著为正，证明了数据要素利用在生成式 AI 创新驱动数字化效率过程中发挥了部分中介作用。为进一步增强中介效应检验的统计说服力，采用 Bootstrap 自举法重复抽样 1000 次进行验证。结果显示，其偏差校正后的 95%置信区间为[0.0103，0.0239]，显著排除了 0 值。这可能是因为，借助生成式 AI 的技术优势，文化数据能够在更加广泛的范围内被整合与应用，从而实现文化企业从传统的物理空间生产向虚拟与现实融合的智能场景生产模式的转变。此外，数据要素的重组还促进了文化产业各领域的协同创新，通过数据驱动的生产机制，使得文化创作、传播和消费等环节更加高效与智能化，提升文化企业数字化效率，并进一步加速了文化产业的数字化进程。

**表 7　中介机制检验**

| 变量 | （1） | （2） | （3） | （4） |
|---|---|---|---|---|
| | ln*dig* | *dig_TFP* | *Prodcomp* | *dig_TFP* |
| *AIGCpat* | 0.1311*** | 0.0462* | 0.0124*** | 0.0471* |
| | （2.74） | （1.68） | （2.90） | （1.71） |
| ln*dig* | | 0.1195*** | | |
| | | （3.15） | | |
| *Prodcomp* | | | | 0.7796*** |
| | | | | （5.47） |
| *age* | 0.2188** | 0.1510** | −0.0346*** | 0.2137*** |
| | （2.23） | （2.18） | （−3.52） | （3.14） |
| *lev* | −0.1089 | 1.0493*** | −0.2107** | 1.2257*** |
| | （−0.31） | （3.52） | （−2.46） | （4.11） |

续表

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|---|---|---|---|---|
| | ln*dig* | *dig_TFP* | *Prodcomp* | *dig_TFP* |
| *roa* | 0.4222<br>(1.52) | 0.5479 **<br>(2.31) | 0.1887<br>(1.60) | 0.4500 **<br>(2.27) |
| *cash* | 0.7030<br>(1.19) | 1.7365 ***<br>(3.90) | 0.6164 ***<br>(4.52) | 1.4090 ***<br>(3.14) |
| Tobin*Q* | −0.1518 ***<br>(−4.06) | −0.1898 ***<br>(−5.24) | −0.0009<br>(−0.15) | −0.2056 ***<br>(−6.01) |
| *Top*10 | −0.0143 **<br>(−2.38) | 0.0005<br>(0.11) | −0.0012 *<br>(−1.76) | −0.0002<br>(−0.03) |
| *Constant* | 3.0114 ***<br>(5.64) | 8.7990 ***<br>(23.73) | 0.2829 ***<br>(4.25) | 8.9039 ***<br>(22.72) |
| 样本量 | 1244 | 1244 | 1240 | 1240 |
| $R^2$ | 0.471 | 0.559 | 0.401 | 0.569 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| Bootstrap 95%置信区间 | [0.0103, 0.0239] | | [0.0054, 0.0164] | |

注：***、**、*分别为1%、5%、10%的水平上显著；小括号内为 *t* 统计值。Bootstrap 检验采用偏差校正法，重复抽样次数为1000次。

**2. 产品竞争力**

理论分析认为，文化企业的生成式AI创新能够通过强化从需求端出发的内容匹配能力与从供给端出发的创意挖掘能力，提升企业产品的差异化优势与市场适配性，从而增强产品竞争力，进而推动企业数字化全要素生产率的提升。表7的(3)列检验生成式AI创新(*AIGCpat*)与中介变量产品竞争力(*Prodcomp*)的关系。回归结果显示，生成式AI创新的系数为正且在1%的显著性水平上显著，表明技术创新显著提升了文化企业的市场竞争优势。进一步地，(4)列的结果显示，在引入产品竞争力指标后，产品竞争力(*Prodcomp*)对数字化效率(*dig_TFP*)的影响在1%的水平上显著，而生成式AI创新(*AIGCpat*)的系数依然在10%的水平上保持显著。为进一步增强中介效应检验的统计说服力，采用Bootstrap自举法重复抽样1000次进行验证，结果显示，其偏差校正后的95%置信区间为[0.0054，0.0164]，显著排除了0值。这可能是因为，生成式AI提升了内容创作的丰富性与定制化能力，扩展了文化产品的表达空间与审美维度，使企业能够突破传统人力创意的边界瓶颈，提升内容的差异化溢价。同时，生成式AI赋能下的产品能够更精准地匹配用户的情感阈值，提升供需匹配效率并激活创意长尾价值。这种产品竞争力的增强，本质上是文化企业在数字竞争环境下实现资源优化配置与产出效能释放的内在体现，进而驱动了企业数字化全要素生产率的显著增长。

**3. 机制识别的排他性检验**

为增强机制识别的排他性并排除潜在的竞争性解释，采用KHB分解法对并行多重中介效应进行了检验。从表8可以看出，在同时控制了两条中介路径后，复合间接效应在1%的水平上显著，共解释了总效应的44.91%。进一步的路径分解结果表明，在相互控制了路径交互干扰后，两条路径的分解系数均在统计水平上显著，从而保证了各赋能渠道在逻辑上的独立性与互补性。此外，从解释份额来看，数据要素利用路径

**表8　中介机制检验**

| 效应分类与路径 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|---|---|---|---|---|
| | 估计系数 | 标准误 | *Z* | 占总效应比(%) |
| 总效应 | 0.0679 *** | 0.0146 | 4.65 | 100 |
| 直接效应 | 0.0374 ** | 0.0149 | 2.50 | 55.09 |
| 复合间接效应 | 0.0305 *** | 0.0051 | 5.93 | 44.91 |
| 数据要素利用路径 | 0.0217 *** | 0.0043 | 5.04 | 31.96 |
| 产品竞争力路径 | 0.0088 *** | 0.0027 | 3.22 | 12.96 |

注：***、**、*分别为1%、5%、10%的水平上显著；为排除高维固定效应干扰，本表基于Frisch-Waugh-Lovell定理对所有变量进行了残差化处理，剔除行业、城市及年份固定效应后再进行KHB分解。

与产品竞争力路径对总效应的解释份额分别为 31.96%与 12.96%。其中，数据要素利用路径的主导地位进一步揭示了生成式 AI 对文化企业数字化转型的赋能枢纽在于生产端的要素治理与逻辑重组。这种多路径并行且具有显著差异化贡献的证据，有效排除单一机制的竞争性解释，确证了本文机制分析的稳健性。

### （二）异质性分析

#### 1. 企业生命周期异质性

已有研究表明，企业生命周期代表了企业在资源丰裕度、组织灵活性及转型紧迫性上的动态组合，对企业研发能力、创新表现、数字策略等方面具有重要影响[44-45]。作为数字化转型的新兴工具和重要组成部分，生成式 AI 也可能对处于不同生命周期阶段的企业表现出差异化的影响。为此，参考李云鹤等[46]的做法，选取文化企业的销售收入增长率、留存收益率、资本支出率及企业年龄 4 个指标，通过综合评分法将样本划分为成长期、成熟期与衰退期 3 个阶段[46]。在此基础上，分别对各子样本进行回归分析，控制变量保持与基准回归一致，以消除企业个体特征对结果的干扰，捕捉生命周期引致的结构性异质影响。

从表 9 的（1）列~（3）列可以看出，成长期企业的回归系数不显著，反映出处于创业初期的文化企业即使具有较强的创新意愿，但由于资源禀赋受限且面临高昂的技术调整成本与人才挤占效应，往往陷入创新悖论，导致高额的研发投入在短期内难以转化为可观测的数字化红利。相比之下，生成式 AI 对成熟期企业的正向促进作用在 5%的水平上显著，说明拥有稳健现金流、稳定合作基础与成熟经验积累的企业能够更好地发挥技术的规模效应，实现生产流程的边际优化。此外，衰退期企业的促进效应最为强劲且在 1%的水平上高度显著。原因可能在于，面临市场份额萎缩与路径依赖风险的企业，具有更强的动机进行战略转型[47]。而生成式 AI 具备的低边际成本与多模态内容产出特征，恰好契合了此类企业业务重构与降本增效的迫切需求。为验证上述差异的统计严密性，采用 Chow 检验进行进一步比较，其统计量在组间比较中均在 1%的水平上显著，证明了生成式 AI 赋能路径在不同阶段存在结构性差异。这一结果证明了生成式 AI 作为一种赋能资源，在不同组织演化阶段呈现出不同的产出弹性，有力支撑了企业生命周期理论在数字经济语境下的适用性。

#### 2. 数据资产异质性

为进一步探讨企业数据基础在生成式 AI 创新效应中的异质性作用，引入企业层面数据资产水平作为异质性分析的分组变量。数据作为 AI 技术创新与应用的核心投入要素，已被广泛认为是提升模型训练质量与实际应用性能的关键资源。数据资产丰富的企业通常拥有更高质量、更高维度的结构化和非结构化数据，可为生成式 AI 提供充足的语义素材与应用场景，从而有效提升模型的表达能力与适配性，进而促进全要素生产率提升。借鉴路征等[48]的研究，采用 ln（市场价值-固定资产-金融资产-无形资产）衡量数据资产，并以同一年中样本的中位数为阈值，将企业划分为高数据资产组与低数据资产组。从表 9 的（4）列和（5）列可以看出，低数据资产组的生成式 AI 创新对文化企业数字化效率的系数显著为负，高数据资产组则表现出不显著的正向影响。Chow 检验统计量在统计上高度显著，确证了数据要素禀赋在技术红利转化过程中存在显著的结构性差异。上述结果是在控制企业年龄、盈利能力、托宾 $Q$ 值及股权集中度等反映管理特征与治理水平的变量，并分别控制年份、行业、城市固定效应后得出。这表明低数据资产组的负向效应并非源于企业管理能力或技术吸收能力的普遍匮乏，而更可能源于数据要素禀赋不足对生成式 AI 创新产出的直接制约。

此外，为考察低数据资产组负向效应的内在机理，引入解释变量的平方项进行非线性关系检验。从表 9 的（6）列~（8）列可以看出，全样本下生成式 AI 创新的二次项系数显著为正，反映出技术创新对文化企业数字化效率提升具有潜在的非线性加速特征。分组检验进一步揭示了这种非线性逻辑在不同资源禀赋下的结构性差异。在低数据资产组中，生成式 AI 创新的一次项和二次项系数均未达到显著水平，表明该类企业尚未形成显著的生成式 AI 赋能效应或非线性增长特征。可能原因在于，数据基础不足限制了生成式 AI 技术的有效应用，使企业难以充分释放技术创新带来的效率提升潜力。这说明在缺乏数据底座支撑的情况下，生成式 AI 创新面临极高的技术适配成本与资源挤占压力，导致这类企业在样本观察期内主要表现为线性效率损失，并未展现出跨越门槛后的反弹特征。这一发现回应了 Varian[49]关于 AI 生产函数中数据规模效应的论述，揭示了低数据资产企业在技术转型初期因缺乏要素支撑，高昂的适配成本与研发投入产生了

显著的资源挤占效应,导致数字化效率出现暂时性下滑。相比之下,高数据资产组的非线性特征并不显著,表现出更强的经营稳健性,反映出较强的数据储备能够强化技术对企业的赋能效应[50],有效对冲技术研发初期的不确定性风险。随着企业数据资产积累跨越临界点,数据要素的自优化能力逐步释放,能够在技术赋能下形成文化企业数字化效率的正向增强回路。

**表9　异质性检验**

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) | (10) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 成长期 | 成熟期 | 衰退期 | 低数据资产组 | 高数据资产组 | 全样本非线性关系 | 低数据资产组非线性关系 | 高数据资产组非线性关系 | 低数字创新渗透区 | 高数字创新渗透区 |
| *AIGCpat* | 0.0024 | 0.0739** | 0.0978*** | −0.0480* | 0.0350 | 0.0298 | −0.0954 | −0.0076 | 0.0379 | 0.0684** |
| | (0.05) | (2.18) | (2.94) | (−1.77) | (0.97) | (1.18) | (−1.72) | (−0.14) | (0.93) | (2.02) |
| $AIGCpat^2$ | | | | | | 0.0070* | 0.0121 | 0.0095 | | |
| | | | | | | (2.35) | (1.09) | (1.31) | | |
| *age* | 0.1792 | 0.1735* | 0.1777* | −0.0070 | −0.0212 | 0.1732* | −0.0101 | −0.0280 | 0.2762*** | 0.1110 |
| | (1.42) | (1.77) | (1.75) | (−0.12) | (−0.24) | (2.03) | (−0.19) | (−0.26) | (3.14) | (1.22) |
| *lev* | 1.0435** | 1.1760*** | 1.1482*** | 1.0183*** | 0.7298** | 1.0327*** | 0.9948*** | 0.7271** | 0.9030** | 1.2585*** |
| | (2.54) | (3.47) | (2.82) | (3.32) | (2.23) | (5.21) | (5.45) | (3.56) | (2.21) | (2.75) |
| *roa* | 1.3565** | 1.0595 | 0.4375* | 0.2060** | 1.2625*** | 0.5941*** | 0.2030** | 1.2637*** | 0.3319 | 1.2087*** |
| | (2.41) | (1.39) | (1.76) | (2.40) | (3.55) | (6.46) | (3.22) | (6.07) | (1.51) | (3.54) |
| *cash* | 1.4732** | 1.2801*** | 2.2197** | 0.9417** | 1.6227*** | 1.8314** | 0.9515 | 1.6402** | 1.7028*** | 2.0533** |
| | (2.11) | (2.66) | (2.52) | (2.14) | (2.93) | (3.04) | (1.16) | (2.76) | (3.81) | (2.51) |
| Tobin*Q* | −0.1690*** | −0.1538*** | −0.2080*** | −0.1342*** | −0.1991*** | −0.2074*** | −0.1337*** | −0.1989*** | −0.1814*** | −0.1956*** |
| | (−3.89) | (−2.69) | (−3.89) | (−3.80) | (−5.70) | (−10.26) | (−9.17) | (−6.14) | (−4.51) | (−3.57) |
| *Top*10 | −0.0110* | −0.0025 | 0.0043 | −0.0015 | −0.0057 | −0.0013 | −0.0019 | −0.0057 | 0.0084 | −0.0097* |
| | (−1.87) | (−0.46) | (0.70) | (−0.41) | (−1.29) | (−0.20) | (−0.56) | (−1.53) | (1.46) | (−1.76) |
| *Constant* | 9.8306*** | 9.0222*** | 8.7290*** | 9.0672*** | 10.4760*** | 9.1810*** | 9.1137*** | 10.5059*** | 8.3596*** | 9.7991*** |
| | (16.04) | (18.48) | (17.51) | (29.17) | (24.06) | (14.87) | (27.55) | (20.21) | (17.50) | (21.36) |
| 样本量 | 233 | 354 | 580 | 609 | 607 | 1244 | 609 | 607 | 685 | 498 |
| $R^2$ | 0.623 | 0.613 | 0.560 | 0.639 | 0.531 | 0.546 | 0.640 | 0.531 | 0.671 | 0.475 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| Chow检验 | 2.48*** | | | 81.90*** | | | | | 10.57*** | |

注:***、**、*分别为1%、5%、10%的水平上显著;括号内为$t$统计值。

**3. 地区条件异质性**

为进一步考察区域创新环境对生成式AI创新效应的调节作用,引入地区数字创新环境作为分组变量,识别不同地区企业在技术环境下的异质性反应。参考蓝发钦和周胜娣[51]的研究方法,采用各地区年度专利申请数量作为高科技产业集聚程度的衡量指标,若某地区在某一年度的专利申请数量高于全国当年地区均值,则将其划分为“高数字创新渗透区”,否则归类为“低数字创新渗透区”。从表9的(9)列和(10)列可以看出,在高数字创新渗透区内,生成式AI创新对文化企业数字化效率有显著的促进作用。而在低数字创新渗透区中,该影响效应为正但不显著。进一步,采用Chow检验对两组回归系数进行显著性比较,结果表明两组差异在统计上显著,验证了区域科技环境在生成式AI赋能路径中的重要调节作用。这一发现表明,区域层面的技术环境和创新资源基础可能在企业层面技术红利的转化过程中发挥着放大效应。高数字创新渗透区可能通过知识溢出、要素共享、技术供给便利性等机制,为企业生成式AI的有效应用创造了更优的外部条件,进而增强其对数字化绩效的驱动能力。

## 六、结论与政策建议

在文化强国与数字中国战略指引下,推动文化产业高质量发展与数字化转型已成为经济高质量发展的

重要着力点。基于此，使用 2015—2023 年上市公司数据，研究了生成式 AI 创新对文化企业数字化效率的影响。研究结果表明，生成式 AI 创新能够显著提升文化企业数字化效率。这表明生成式 AI 作为一种通用型技术，正在重塑文化企业的生产范式，推动从人力创意驱动向算法内容驱动转变；在一系列稳健性检验后，这一结果仍然成立。机制检验表明，数据要素利用与产品竞争力在上述影响中发挥了重要的中介作用；进一步通过 KHB 分解法进行并行中介检验发现，两条路径在逻辑上具有独立性与互补性，其中数据要素利用路径贡献了总效应的 31.96%，在赋能过程中占据主导地位。此外，生成式 AI 创新对文化企业数字化效率的影响表现出异质性。具体而言，企业禀赋方面，生成式 AI 创新对于处于成熟期、衰退期阶段和具有高数据资产禀赋的企业具有正向影响；地区方面，生成式 AI 创新在高数字创新渗透区的城市具有更显著的影响。

基于上述结论，提出如下政策建议。

第一，针对低数据资产组在技术采纳初期出现的“转型阵痛”，应参考《生成式人工智能服务管理暂行办法》中关于分类分级监管与鼓励行业应用的相关导向，实施基于数据禀赋的分层分类治理，同时遵循先治理、后赋能的阶梯式政策，将政策扶持重点从激励 AI 采纳转向扶持基础数字化转型与数据标准化构建，引导企业优先开展文化资源数字化存量开发，避免在要素不匹配的情况下盲目投入 AI 研发导致资源冗余与效率损耗。

第二，鉴于数据要素在 AI 赋能过程中的主导作用，应加快落实《关于构建数据基础制度更好发挥数据要素作用的意见》在文化行业的落地，通过建立文化资产数字化确权中心和区域性交易平台，利用区块链等技术降低交易成本。目前，国家人工智能创新应用先导区已在部分试点城市建立了完善的算力平台与开放数据中台，为文化内容的智能化生产提供了支撑，未来应进一步打破数据孤岛，确保高质量数据资源精准流向 AI 应用环节。

第三，基于生成式 AI 专利知识宽度对效率的显著驱动，相关部门应优化创新评价体系，从单纯的专利增量奖补转向对高价值集成创新的精准激励，鼓励企业利用生成式 AI 进行跨学科、跨媒介的知识重组。同时，支持企业开展“AI+内容场景”的实验性开发，如目前已落地的虚拟数字人、智能脚本生成及个性化推荐等典型应用，保护高质量创新带来的差异化竞争优势。

第四，针对文化企业所处区域红利的异质性表现，建议实施区域错位发展，激发不同地区文化企业的创新潜力。具体而言，在高数字创新渗透区试点“AI+文化产业沙盒”，在放宽准入门槛、数据资产入表、合规安全等方面先行先试，打造具有国际竞争力的数字文化高地。而针对非核心区域，政策重心应放在数字基础设施的公共化上，通过发放算力券、共建文化云端实验室等形式，降低欠发达地区企业的创新门槛，同时加大定向人才扶持力度，防止区域间数字鸿沟的进一步扩大。

## 参考文献


[1] 许志伟，李海龙，李博，等. AIGC 大模型测评综述：使能技术、安全隐患和应对[J]. 计算机科学与探索，2024，18(9)：2293-2325.

[2] BRYNJOLFSSON E，LI D，RAYMOND L. Generative AI at work[J]. The Quarterly Journal of Economics，2025，140(2)：889-942.

[3] 梁循，王涵玉，张森森，等. 人工智能生成内容对舆情生态的影响、挑战和治理[J]. 管理世界，2025，41(6)：129-158.

[4] KUSIAK A. Generative artificial intelligence in smart manufacturing[J]. Journal of Intelligent Manufacturing，2025，36(1)：1-3.

[5] EISFELDT A L，SCHUBERT G. Generative AI and finance[J]. Annual Review of Financial Economics，2025，17：363-393.

[6] RAZA M，JAHANGIR Z，RIAZ M B，et al. Industrial applications of large language models[J]. Scientific Reports，2025，15(1)：13755.

[7] LEE H K. Rethinking creativity：Creative industries，AI and everyday creativity[J]. Media，Culture & Society，2022，44(3)：601-612.

[8] 解学芳. 人工智能时代的文化创意产业智能化创新：范式与边界[J]. 同济大学学报(社会科学版)，2019，30(1)：42-51.

[9] 王经绫. “数智”赋能下文化产业的现代化生产：逻辑重构与范式变革[J]. 苏州大学学报(哲学社会科学版)，2025，46(2)：116-125.

[10] 萧萍. 具身、想象与共情：人工智能音乐生成与传播的技术现象学研究[J]. 现代传播(中国传媒大学学报)，2022，44(9)：155-161.

[11] FLORIDI L，CHIRIATTI M. GPT-3：Its nature，scope，limits，and consequences[J]. Minds and Machines，2020，30：681-694.

[12] 解学芳，高嘉琪. AIGC 模式赋能数字文化创新的逻辑与善治：基于 ChatGPT 热潮的思考[J]. 江海学刊，2023(3)：86-95.

[13] CAVES R E. Creative industries：Contracts between art and commerce[M]. Cambridge：Harvard university press，2000.

[14] 杨瑾，吴晓琳，刘亦扬，等. 人工智能何以赋能企业实现颠覆性创新——基于组态视角的研究[J]. 技术经济，2025，44(7)：93-105.

[15] SOLOW R M. Technical change and the aggregate production function[J]. The Review of Economics and Statistics，1957，39(3)：312-320.

[16] SAJJAD H. Generative AI: Transforming creative industries with machine learning[J]. Research Corridor Journal of Engineering Science, 2024, 1(2): 119-134.
[17] RETTBERG J W. How generative AI endangers cultural narratives[J]. Issues in Science and Technology, 2024, 40(2): 76-79.
[18] EPSTEIN Z, HERTZMANN, A, INVESTIGATORS OF HUMAN CREATIVITY, et al. Art and the science of generative AI[J]. Science, 2023, 380(6650): 1110-1111.
[19] 徐鹏, 徐向艺. 人工智能时代企业管理变革的逻辑与分析框架[J]. 管理世界, 2020, 36(1): 122-129, 38.
[20] NOY S, ZHANG W. Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence[J]. Science, 2023, 381(6654): 187-192.
[21] 谢加书, 段文婷. 文化新质生产力的生成逻辑、主要特征与价值意蕴[J]. 西南民族大学学报(人文社会科学版), 2024, 45(8): 18-27.
[22] 周建新. 文化新质生产力的核心特性与逻辑意蕴[J]. 探索与争鸣, 2024(7): 9-12, 177.
[23] 黄先海, 高亚兴. 数实产业技术融合与企业全要素生产率——基于中国企业专利信息的研究[J]. 中国工业经济, 2023(11): 118-136.
[24] 任英华, 刘宇钊, 李海彤. 人工智能技术创新与企业全要素生产率[J]. 经济管理, 2023, 45(9): 50-67.
[25] 刘涛雄, 张亚迪, 戎珂, 等. 数据要素成为中国经济增长新动能的机制探析[J]. 经济研究, 2024, 59(10): 19-36.
[26] ANANTRASIRICHAI N, BULL D. Artificial intelligence in the creative industries: A review[J]. Artificial Intelligence Review, 2022, 55(1): 589-656.
[27] JEONG C. A study on the implementation of generative AI services using an enterprise data-based LLM application architecture[J]. Advances in Artificial Intelligence and Machine Learning, 2023(4): 1588-1618.
[28] REN R. Studies on how the growth of the digital economy affects businesses' overall factor productivity[J]. Journal of Service Science and Management, 2024, 17(5): 442-463.
[29] PORTER M E, ADVANTAGE C. Creating and sustaining superior performance[J]. Competitive Advantage, 1985, 167: 167-206.
[30] 刘键, 白素霞, 杨楠. 生成式人工智能对我国文化创意产业经济的影响及发展对策[J]. 经济问题探索, 2024(10): 180-190.
[31] 潘爱玲, 李广鹏. 以数字文化产业高质量发展提高人民生活品质[J]. 山东大学学报(哲学社会科学版), 2025(3): 59-70.
[32] POTTS J. Creative industries and economic evolution[M]. Cheltenham: Edward Elgar Publishing, 2011.
[33] 杨汝岱, 李艳, 孟珊珊. 企业数字化发展、全要素生产率与产业链溢出效应[J]. 经济研究, 2023, 58(11): 44-61.
[34] 李秀敏, 陈梓烁, 陈雅琪. 企业数字化转型与财务绩效——来自上市公司数字专利数据的证据[J]. 技术经济, 2024, 43(1): 73-87.
[35] 钟超, 蔡宏波, 朱祎. 从全球扩张到数字化进步: 跨国并购与中国企业数字化创新[J]. 北京师范大学学报(社会科学版), 2023(6): 115-126.
[36] 尹志锋, 曹爱家, 郭家宝, 等. 基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据[J]. 中国工业经济, 2023(5): 137-154.
[37] 冉从敬, 李旺, 黄文俊. 高校高价值专利技术机会识别研究——以"生成式人工智能"领域为例[J]. 信息资源管理学报, 2024, 14(4): 103-116.
[38] 史青春, 牛悦, 徐慧. 企业数据要素利用水平影响投资效率机理研究——利用数据要素激活冗余资源的中介作用[J]. 中央财经大学学报, 2023(11): 105-115.
[39] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 等. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界, 2021, 37(7): 130-144.
[40] 陈志斌, 王诗雨. 产品市场竞争对企业现金流风险影响研究——基于行业竞争程度和企业竞争地位的双重考量[J]. 中国工业经济, 2015(3): 96-108.
[41] 王家庭, 李云豪. 文化产业上市公司数字化转型对技术创新的影响研究[J]. 同济大学学报(社会科学版), 2024, 35(1): 59-73.
[42] 李宏, 王云廷, 吴东松. 专利质量对企业出口竞争力的影响机制: 基于知识宽度视角的探究[J]. 世界经济研究, 2021(1): 32-46, 134.
[43] 余振, 李萌, 庄额嘉. Bartik 工具变量法在因果识别中的应用与检验[J]. 数量经济技术经济研究, 2025, 42(1): 200-220.
[44] VAISMAN E D, PODSHIVALOVA M V, ALOLA A A. Examining the interaction of sustainable innovation activity and the life cycle of small high-tech enterprises[J]. Business Strategy and the Environment, 2022, 31(3): 1018-1029.
[45] RYU S L, WON J. The value relevance of operational innovation: Insights from the perspective of firm life cycle[J]. Sustainability, 2022, 14(4): 2058.
[46] 李云鹤, 李湛, 唐松莲. 企业生命周期、公司治理与公司资本配置效率[J]. 南开管理评论, 2011, 14(3): 110-121.
[47] 岳宇君, 马艺璇. 企业竞争战略影响全要素生产率机制探讨——基于企业生命周期理论的实证检验[J]. 中央财经大学学报, 2024(10): 115-128.
[48] 路征, 周婷, 王理, 等. 数据资产与企业发展——来自中国上市公司的经验证据[J]. 产业经济研究, 2023(4): 128-142.
[49] VARIAN H. Artificial intelligence, economics, and industrial organization[M]. The economics of artificial intelligence: An agenda. University of Chicago Press, 2018: 399-419.
[50] 陈燕萍, 邵云飞, 黄乐仪. 人工智能能力对企业突破性技术创新的影响[J]. 技术经济, 2025, 44(6): 28-39.
[51] 蓝发钦, 周胜娣. 数字化转型、企业适度规模与并购行为[J]. 世界经济, 2025(4): 197-228.

# Generative AI Innovation and the Digital Efficiency of Cultural Enterprises: Empirical Evidence from Chinese Listed Firms

Li Hongbing, Tang Lian

(School of Economics and Management, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

**Abstract**: The evolution of generative artificial intelligence (GenAI) is observed globally, and the digital transformation of the cultural industry is prioritized for high-quality digital economy development. Listed cultural enterprises were selected as the research object, and the relationship between GenAI innovation and digital efficiency was explored. Panel data from 158 Chinese A-share cultural enterprises between 2015 and 2023 were constructed using databases from the China National Intellectual Property Administration, CSMAR, and WIND. Indicators for GenAI innovation and digital efficiency were measured, and the impact effects were empirically tested. It is found that GenAI innovation significantly improves the digital efficiency of cultural enterprises, and this conclusion is proved to be robust. The utilization of data factors and product competitiveness are identified as important mediators. Furthermore, heterogeneity analysis demonstrates that this promotional effect is more pronounced among enterprises in the mature or declining stages of their life cycle, those with abundant data assets, and those situated in high-tech industrial clusters. Theoretical foundations are provided for digital transformation, and policy support is offered for technological regulations.

**Keywords**: generative AI; cultural industry; digitalization of cultural enterprises; digital efficiency; data factors; product competitiveness