“先知者”的优势：生成式人工智能浪潮中的前瞻反应与企业价值

王睿思[1]，秦 静[2]

（1. 暨南大学管理学院，广州 510632；2. 山东青年政治学院会计学院，济南 250103）

摘要：ChatGPT 的发布标志着新一轮人工智能浪潮的兴起，企业能否及早感知这一技术变革并作出前瞻响应，成为决定其长期价值的重要因素。基于 2020—2024 年中国 A 股上市公司数据，利用 2022 年 ChatGPT 发布事件作为外生冲击，研究信息技术背景高管是否能够更早感知和应对生成式人工智能浪潮。研究发现，信息技术背景比例高的企业在年报中更早披露与生成式人工智能相关的内容，显示出更强的前瞻性反应，并因此在生成式人工智能浪潮下实现了更高的企业价值增长。机制检验表明，企业价值的提升主要源于这些企业加大了研发投入和对人工智能相关劳动力的需求，这种企业价值提升效应主要体现在资产规模更小、融资约束更小、多元化程度更低的企业中。

关键词：生成式人工智能；信息技术型高管；前瞻反应；企业价值

中图分类号：F273 **文献标志码**：A **文章编号**：1671－1807(2026)15－0276－16

OpenAI 于 2022 年 11 月 30 日推出了交互式聊天机器人 ChatGPT。ChatGPT 是一种生成式人工智能（generative AI，GAI），它标志着新一轮科技革命的兴起。历史经验表明，每一次重大技术浪潮的涌现，如蒸汽机、电力或互联网，都深刻重塑了产业结构和生产力供给格局。以 ChatGPT 为代表的 GAI 的崛起也不例外，正在以前所未有的速度重新定义价值创造方式和核心竞争要素。面对这场技术变革的浪潮，企业如何敏锐洞察机遇、快速整合资源、动态调整战略、有效驾驭新技术以实现自身价值跃升，成为关乎其未来生存与发展的关键议题。

董监高团队的价值观、经验与专业知识将深刻影响其战略决策，最终体现在企业绩效上[2]。在 GAI 技术变革的浪潮之下，企业信息技术型高管（information technology executive，ITE）的作用日益得到关注。作为企业人工智能认知优势的核心载体，ITE 可能成为驱动企业价值增长的战略要素。ITE 通常指那些具备深厚信息技术背景和丰富管理经验的高级管理人员，他们不仅负责企业的技术战略规划，还在推动 GAI 的实际商业应用中发挥着关键作用。ITE 的信息技术背景使其具有更敏锐的行业感知能力和前瞻的运用意识，因此能够更及时响应 GAI 新技术的发展，构建全新的资源与要素优势，提升企业的经营绩效和长期竞争力。故分析 ITE 在企业适配 GAI 应用进程中的角色，评估其是否更有可能帮助 GAI 技术释放价值潜力，对解析其提升企业价值的内在机理与具体路径具有重要的现实意义。

基于 2020—2024 年中国 A 股上市公司数据，以 2022 年 ChatGPT 发布事件为外生冲击，按照企业董监高团队的 ITE 比例中位数，将企业划分为非 ITE 企业（控制组）与 ITE 企业（处理组），构建双重差分模型（differences-in-differences，DID）检验具有信息技术背景的高管是否能够更早感知和应对 GAI 浪潮，助力企业实现价值增长。

本文的贡献可能在于：①从企业整体价值的角度，系统地验证了 GAI 技术浪潮为中国企业带来的经济后果。现有文献主要关注人工智能、大数据等相关技术对劳动力、消费、产业结构等产生的宏观影响[3-6]和微观经济效应[7-9]，GAI 作为人工智能的核心分支，在大语言模型等底层技术上实现了里程碑式的突破，其价值评估应独立于传统的人工智能。尽管国外部分文献以 GAI 为研究背景，但多以描述性方式证明了 GAI 在国外企业单一领域的应用[10-11]与资本市场表现[12-14]，而本文以中国企业为研究对象，选择了涵盖信息全面的企业价值指标，

收稿日期：2026-03-20

作者简介：王睿思（2000—），女，广东茂名人，硕士研究生，研究方向为宏观政策与微观企业行为；通信作者秦静（1994—），女，山东济南人，讲师，研究方向为公司治理、数字经济和创新管理。

实证检验 GAI 的促进效应。②以高层梯队理论为基础,首次将高管信息技术背景视为企业对 GAI 战略反应的影响因素,纳入 GAI 技术微观效应的讨论框架,探讨了 ITE 在企业响应 GAI 冲击中发挥的作用。现有文献主要通过截面分析,关注企业基本的治理、财务和经营特征[15],以及不同 GAI 暴露度对企业表现的影响[12,14,16],鲜有将人的特质作为微观驱动机制,考虑 GAI 对企业的差异性影响。本文的研究可为企业制定科学的人才培养策略、精准培育契合发展需求的人才、合理优化劳动力分配格局提供理论借鉴。③将技术环境变化与微观企业行为相联系,揭示了在 GAI 冲击的特定背景下,ITE 通过调整决策对企业价值的具体作用路径,拓展了高管背景的经济后果的相关研究。现有文献发现高管的信息技术背景有助于企业抑制盈余管理[17]、促进数字化转型[18]、提高内部控制质量[19]、提升全要素生产率[20]。本文的研究则肯定了技术变革的时代背景下 ITE 推动企业实现价值增长的作用,并从研发和劳动力的视角考查了明确的价值增长方式,为企业合理规划技术应用方向、优化管理决策流程提供理论依据。

1 研究综述与研究假设

1.1 生成式人工智能(GAI)

生成式人工智能是人工智能领域的一个重要分支。美国国家标准与技术研究院(NIST)将生成式人工智能定义为一类能够从数据中学习模式,并生成新颖、合理输出的算法,其能力依赖于大规模训练数据和深层神经网络架构[21]。作为生成式人工智能的先锋,2022 年 11 月发布的首个生成式人工智能 ChatGPT 使用的模型经过了专门的微调,可以实现交互式对话和无缝人机交互,具有用户友好性[12]。多模态生成的强大功能和自然语言交互技术是 GAI 与之前的人工智能技术的关键区别,也是它能够深入各行各业、产生颠覆性影响的主要原因。

GAI 的蓬勃发展不仅在市场上引起了传统风险投资、并购等方面以及新型生态系统合作伙伴关系的兴趣,还引发了学术界对其在金融、财务、法律等专业领域应用的研究热潮。

首先,GAI 能够处理和生成大量的文本信息。例如,使用 ChatGPT 可以基于电话会议记录评估公司风险[11]、识别财务电话会议中“非回答”问题[22]、基于分析师报告分析企业文化[23]等;使用 ChatGPT 来处理更广泛的文本数据集,包括商业新闻[24]、政府声明[25]、社交媒体帖子等;将 ChatGPT 与 stata 交互,进行数据清洗、训练集标注、文本语调判断、主题分类等[26]。

其次,GAI 还能够在一定程度上理解和预测人类行为。从非结构化来源提取信息,如确定新闻标题的情绪[24]、预测未来每股收益[27]、衡量经理预期的未来资本支出[28]、衡量业务复杂性[29]和使用专利文本信息预测创新成功[30]。

GAI 嵌入实际业务流程的场景有力彰显其提升运营效率、重塑业务模式的巨大潜力。部署 GAI 授权的聊天助理可以提高客户支持代理解决客户问题的能力[10]。基于 GAI 的编程助手 GitHub Copilot 可以提高软件开发人员的编码速度[31]。在保障网络安全方面,GAI 可以提高保护效率,改善威胁检测,自动化响应,并持续监控[32]。然而,GAI 的应用仍然存在值得怀疑的漏洞,如 GAI 通过帮助攻击者发起复杂和新颖的攻击来引入新的网络安全风险;将 ChatGPT 用于财务任务存在局限性,并且存在对于其输出的准确性和及时性以及制定合理交易建议能力的争议[12]。

GAI 正在改变人们与信息的交互方式,渗透企业的决策制定、治理架构与价值创造体系。其影响触角持续延伸至资本市场上的各类利益相关者,全方位驱动商业生态与社会结构的持续演化与进阶。学者对 GAI 效应的研究成果包括销售与产品创新、运营效率[9]。对于劳动力结构,Eisfeldt 等[11]发现 GAI 可以促进非常规岗位劳动力的就业,说明 GAI 在重塑人力资源分布格局方面的作用。对于企业市场估值,Bertomeu 等[12]从公司和分析师角度分析了 GAI 应用对公司股价和分析师预测频率的影响;Cheng 等[13]从投资者角度提供了投资者依赖 GAI 执行交易任务的证据以及 GAI 对股价信息含量的影响,GAI 相关任务渗透度较高的公司在 ChatGPT 发布前后经历了更高的股价波动性。Jia 等[15]系统分析了 GAI 对不同行业企业的影响,从整体上看,随着企业高管在电话会议中对 GAI 的正面讨论频率提高,企业创新强度、网络安全威胁、劳动力结构等都将发生变化。

现有研究主要以描述性方式考查了 GAI 在特定领域的应用和经济效能,较少综合评估 GAI 在企业应用的长期和整体价值潜力,对哪些组织因素将影响 GAI 技术落地和价值释放以及具体的作用路径关注不足,鲜有以中国企业作为研究对象,研究在中国经济发展背景下企业对 GAI 冲击的战略反应。

1.2 信息技术型高管(ITE)与GAI应用

企业动态能力是指企业整合、构建和重新配置内外部资源以适应快速变化环境的能力[33]。在GAI的技术冲击下,技术变革与市场不确定性显著加剧。作为企业发展的领航者,高管需要有效利用GAI蕴含的契机,通过识别市场机会、调整资源配置和优化组织流程,快速响应并形成其独特的、难以模仿的资源与能力,帮助企业保持竞争优势、适应环境变化[34]。高层梯队理论(upper echelons theory)认为,董监高团队是公司治理的重要机制,团队成员的价值观、经验与专业知识通过"认知滤镜"塑造战略选择[2]。在人工智能赋能企业发展的时代,信息技术高管作为企业科技部门的领导者,发挥着越来越重要的作用。以往研究发现,公司财务决策如盈余管理[17]、创新投入[35],治理水平如内部控制质量[19]、财务报表质量,绩效表现如全要素生产率[36],均会受到CEO、高管或董事技术背景的显著影响。

根据资源依赖理论,高管信息技术背景对公司而言是一种专门资产[37]。具有技术背景的高管可以为企业提供更多的专业技能、知识和经验等资源禀赋[8]。①相较于非信息技术背景高管,信息技术型高管对GAI的底层逻辑具有更深层次理解,其感知有用性和感知易用性显著更高。这种技术认知优势有助于引导董事会成员将新技术纳入公司战略考量,更精准地评估新技术的适用场景、潜在风险以及技术实施的可行性,从技术视角给出建议。②ITE能更深入地观察和识别运用技术的原理与流程,凭借其技术专长和技术经验指导企业项目决策,科学合理制定资源调配策略,推动技术赋能企业发展的战略落地。③ITE推动组织内外技术要素的流动。具有技术背景的董事会更注重技术人才培养,与员工沟通技术实施的有效性,减少员工对采用新技术的抵触情绪,向全体员工传递技术赋能的价值观,加强组织内对技术的认可和采用,助力企业在技术变革中稳步前行。④具有技术背景的董事还可以与其他技术专家、创新企业建立关系网络,从而增强企业之间的创新协作、降低交易成本,进而提升技术创新效率[38]。这说明,信息技术型高管的技术背景与认知模式为企业建立了独特的竞争优势,形成了动态应对技术环境变化的关键战略能力,而这恰恰构成企业积极响应GAI浪潮的重要驱动力。

具体而言,ITE对GAI技术的感知首先会体现在GAI信息披露上,然后进行研发投入和劳动力需求方面的调整。在信息披露方面,公司财报中的管理层讨论与分析(management discussion and analysis, MD&A)部分是董监高团队对外传递战略意图和经营洞察的重要渠道,能够充分体现高管对行业趋势和市场风向的认知与把握。因此,MD&A不仅是财务信息的补充,更是利益相关者了解公司发展动向和高管认知能力的载体。企业有动机通过在MD&A部分披露GAI相关信息,向外界传达其对GAI技术应用的关注态度,表现企业对环境变化敏锐的感知和调整能力,彰显通过GAI实践改善业绩的决心,提升投资者等利益相关者的预期,在竞争行业和资本市场获得更大优势。

在研发支出方面,基于对企业自身情况、行业风向和GAI技术的深刻理解与把握,ITE会主导企业根据自身的业务规模、行业特性、发展阶段以及未来规划等实际状况,有的放矢地加大研发投入强度。一方面,ITE凭借其专业知识储备与敏锐的技术洞察力,精准识别GAI技术的独特价值与适配场景,因此显著加大研发资金的投入力度,全力支持契合自身需求的GAI基础设施的搭建、部署以及后续的迭代优化,为GAI技术的深度应用筑牢根基。另一方面,当GAI深度且高效地融入企业内部业务流程后,其所带来的变革力量是极具颠覆性和"市场破坏"能力的。它不仅能对企业的业务流程和运营模式进行系统性的优化重塑,还能极大地实现降本增效,将更多资源调配至关键领域;还能凭借强大的数据分析与智能决策能力,显著增强企业对瞬息万变的市场环境的快速响应能力。在GAI技术的强力赋能下,企业能自动化日常任务,释放人力资源专注于与创新相关的更高层次的任务,并改善和加速探索和构思的过程。借助GAI对海量数据的系统分析、对市场趋势的精准预测、对客户需求的深度挖掘,甚至直接将GAI构建到产品中,企业能够精准锚定研发方向,在产品和服务的创新方面拥有了更为清晰明确的规划[9,39-40]。面对积极的变化,高管们对企业的发展前景充满信心,对扩大创新优势、创造新的商机怀有更正面的预期,因而更有能力减少资源浪费,从而将资源最大限度集中到无形资本的积累,即对核心产品和服务的研发创新上,有效提升产品附加值、市场竞争力和企业创造价值的效率。

在劳动力需求方面,既有研究发现,技术进步对原有职业所需的技能要求和任务结构提出了新

的要求,同时凭借其智能性取代了部分从事重复性工作的常规岗位,此外,还在高技术部门创造了大量新的岗位[4,7-8,42]。在IT相关行业,GAI技术开发可能是企业获得利润增长的核心业务,而在非IT相关行业,GAI技术的应用需要有一定知识储备的人员推进。因此,GAI技术效能的充分释放,高度依赖于具备一定专业知识与技能的高素质劳动力。同时,企业加大研发投入强度将相应地要求更多人工智能相关人员对GAI的应用,以保证研发活动的高效实施。故ITE更注重GAI人才梯队的培养,加大对人工智能相关人才的招募,以应对GAI技术冲击、落实GAI深度应用战略的能力,提升企业长期价值。

基于以上分析可以预见,信息技术型高管主导的企业(以下简称ITE企业)将更快更灵敏地感知和响应GAI的发展,而这种感知将首先体现在公司年报提及GAI相关内容的频率上,进而反映在其调整战略方向与资源配置的决策上,并最终影响企业发展潜力和长期价值。据此,提出如下假设。

H1:相比于非ITE企业,GAI浪潮的冲击对ITE企业价值的提升作用更显著。

2 研究设计

2.1 ITE高管与ITE企业

参考袁蓉丽等[19]、Haislip和Richardson[41]的做法,参照教育部2024年发布的本科专业目录,与信息技术相关的学位包括电子信息、计算机、电子商务、信息与计算科学、信息管理和信息系统、信息资源管理等专业;与信息技术相关的职位包括与IT、信息管理、信息系统、信息建设、企业资源计划(ERP)建设、软件开发、互联网开发、计算机、电子工程、系统工程、系统建设、电子商务和电子政务、物联网、云计算等相关的职位;并结合互联网上涉及信息技术的关键词如“智能”“电子”“IT”等,提取出59个与信息技术相关的关键词作为判定标准。对来自国泰安(CSMAR)数据库的2021—2022年高管简历文本剔除缺失值和重复值,并利用2023年的简历数据进行交叉补充,最后对简历文本进行关键词搜索,判定高管个人是否属于ITE,如果文本中包含目标关键词,则认为属于ITE,否则不属于ITE。由于简历缺失是随机的,剔除缺失简历后计算所得的ITE比例仍然服从随机分布。将高管个人的信息技术背景判定结果汇总到公司层面。设定连续变量(Treat1),表示董监高团队的ITE比例,反映信息技术型高管深入董监高团队程度所导致GAI冲击效果的微小变化。经初步样本统计,大部分企业董监高团队有ITE,设定有无ITE的分组变量会导致处理组和控制组比例不平衡。为使研究样本更具代表性,设定虚拟变量(Treat2)按照样本企业董监高团队ITE比例的中位数分组,董监高团队ITE比例大于中位数的企业取值为1,作为处理组即ITE企业,否则为0,作为控制组即非ITE企业。

2.2 企业价值测度

现有文献主要使用短期和长期两种指标衡量企业价值。常用累计异常报酬率CAR和异常回报波动,主要体现了企业价值的短期变化;而长期价值指标包括账面市值比[43]、全要素生产率[44-45]、Tobin Q[39],其中全要素生产率本质在于生产效率的提高和企业长期转型升级,涵盖信息全面,但由于样本时间跨度只有3年,GAI的效果可能不够明显;而Tobin Q值既包含了资本市场对企业发展现状的价值评估,也包含了对企业未来增长潜力的合理预期[39,46-47],此外,市场价值波动也会为员工和公司对技术颠覆的最终反应提供信息,及时评估市场对GAI对企业产生影响的预期。故选择Tobin Q作为主回归衡量企业价值的指标。Tobin Q代表企业的市场价值与企业重置成本的比率,用来衡量企业的投资价值。由于重置成本数据难以获取,所以以国泰安(CSMAR)数据库的计算方法所得到的托宾Q值A(Tobin Q)衡量企业价值,计算公式为:市值A/资产总计,其中市值A=人民币普通股股数×A股当期收盘价+境内上市B股股数×B股当期收盘价×当日汇率(沪市按美元兑人民币、深市按港币兑人民币折算)+(总股数-人民币普通股股数-境内上市B股股数)×(所有者权益合计期末值/实收资本本期期末值)+负债合计本期期末值。当资产总计未公布、为零或小于零,或实收资本分母不满足条件时,对应数值以NULL表示。在稳健性检验部分,将主要因变量替换为股票异常收益率,即公司年度个股收益率与年度市场收益率的差(Ret),衡量企业的长期市场价值。

2.3 样本选择与数据来源

考虑到数据可得性和实验发生的前后时间区间,选择2020—2024年为样本期,以中国A股上市公司为初始研究对象。参考既往文献的常规做法,对数据进行如下处理:①剔除主要变量数据缺失的样本;②剔除ST、*ST状态的样本;③剔除明显不合理的样本,如董监高团队ITE比例为100%的样本。最终获得了4 921家企业的21 783个样本观测值。为避免离群值和异常值的影响,对所有连续变

量在 1%分位两端按年份进行缩尾处理。为缓解可能存在的非正态分布问题，对控制变量中的绝对值指标取自然对数。此外，对标准误进行企业层面的聚类调整。使用的高管简历数据和财务数据均来自国泰安(CSMAR)数据库。后续机制检验的企业招聘数据从国内各大知名招聘平台手工收集。

2.4　模型设计

在基准模型设计上，根据双重差分法的原理设计如下 DID 模型，对 GAI 技术浪潮冲击下 ITE 与非 ITE 企业所产生的企业价值效应进行识别。

$$\text{Tobin } Q_{it}=\beta_0+\beta_1\text{Treat}_{it}+\beta_2\text{Post}_{it}+\theta(\text{Treat}_{it}\times\text{Post}_{it})+\beta_3\text{Controls}_{it}+\lambda_{jt}+\varepsilon_{it} \quad (1)$$

式中：i、t、j 分别为企业、年份和行业；Tobin Q 为企业价值，在稳健性测试部分，替换为股票异常收益率，即公司年度个股收益率与年度市场收益率的差(Ret)；Treat 为企业董监高团队 ITE 情况，包括连续变量 Treat1 和分组变量 Treat2；Post 为时间分组变量，研究以 2022 年 ChatGPT 发布为 GAI 浪潮冲击时间点，因此 2020—2022 年取值为 0，2023—2024 年取值为 1；Treat×Post 为双重差分交互项，包括 Treat1×Post 和 Treat2×Post；θ 为研究最为关注的估计系数，其经济含义为剔除其他干扰因素后，ChatGPT 发布后，GAI 浪潮的冲击所引起的 ITE 企业和非 ITE 企业的企业价值变化差异；Controls 为一系列控制变量，包括企业基本特征层面的公司规模(Size)、上市年龄(ListAge)、资本结构(Lev)、总资产收益率(ROA)、现金流比率(Cashflow)、营业收入增长率(Growth)、固定资产比率(FIXED)、产权性质(SOE)，公司治理层面的股权集中度(Top10)、机构投资者持股比例(INST)、独立董事比例(Indep)、董事规模(Board)和两职合一情况(Dual)；考虑到企业所处行业对时间变化的诸多不可观测因素仍可能会对研究结果产生影响，引入行业-年份交互固定效应 λ_{jt}；ε 为随机扰动项；β_0 为常数项；$\beta_1\sim\beta_3$ 为系数。具体变量定义见表 1。

3　实证结果分析

3.1　描述性统计

主要变量的描述性统计见表 2。最终处理的样本有 4 921 家公司，共 21 783 个样本观测值。在样本期内，企业价值 Tobin Q 值 A 的均值为 1.969 0，最小值为 0.787 1，中位数为 1.257 7，最大值为 9.817 3，波动幅度较大，说明样本企业的市场价值各异。样本企业的 ITE 占其董监高团队的比例 Treat1 平均为 17.8%。其余控制变量描述性统计结果基本与预期相符。ROA、Growth 均值约为 3.27%、9.97%，属于合理范围，大部分企业的经营状况较为良好。

3.2　先验性检验：GAI 信息披露

为检验 ITE 是否具有更敏锐的技术和行业前景感知能力，即 GAI 信息披露是否有企业的董监高团队的 ITE 比例驱动，手工收集中国 A 股上市公司 2022—2023 年度财务报告中管理层分析与讨论部分(MD&A)的文本，设置识别 GAI 披露相关句子的提示词，通过应用程序编程接口(API)访问，将文本导入智谱 AI 客户端进行识别和处理，最终返回文本句子总数和文本中涉及 GAI 披露的句子数。由

表 1　变量定义

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	企业价值	Tobin Q	市值 A/资产总额
解释变量	时间分组	Post	2020—2022 年取值为 0，2023—2024 年取值为 1
	ITE 比例	Treat1	具有信息技术背景的高管人数占公司董监高团队人数的比例
	是否 ITE 企业	Treat2	以 ITE 比例中位数进行分组，高于中位数的公司取值为 1，否则为 0
控制变量	企业规模	Size	期末资产总额的自然对数
	上市年龄	ListAge	企业上市年份的自然对数
	资本结构	Lev	负债总额/资产总额
	总资产收益率	ROA	企业净利润/资产总额
	现金流比率	Cashflow	经营活动现金流量净额/流动负债总额
	营业收入增长率	Growth	(本期营业收入－上年同期营业收入)/上年同期营业收入
	固定资产比率	FIXED	固定资产净额/资产总额
	产权性质	SOE	属于国有企业，取值为 1，否则取值为 0
	股权集中度	Top10	公司前 10 大股东持股比例之和
	独立董事比例	Indep	独立董事人数占董事会人数的比例
	机构投资者持股比例	INST	机构投资者持股比例之和
	董事规模	Board	董事会人数的自然对数
	两职合一	Dual	董事长与总经理为同一人，取值为 1，否则为 0

表 2　变量描述性统计

变量	样本数	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
Tobin Q	21 783	1.969 2	1.257 7	0.787 1	1.572 0	9.817 3
Post	21 783	0.406 5	0.491 2	0.000 0	0.000 0	1.000 0
Treat1	21 783	0.178 0	0.202 0	0.000 0	0.105 3	0.931 0
Treat2	21 783	0.494 7	0.500 0	0.000 0	0.000 0	1.000 0
Size	21 783	22.306 8	1.321 9	19.808 4	22.079 6	26.483 8
ListAge	21 783	2.090 1	0.959 9	0.000 0	2.197 2	3.465 7
Lev	21 783	0.406 5	0.205 0	0.050 2	0.395 8	0.936 0
ROA	21 783	0.032 7	0.071 4	−0.292 4	0.035 6	0.255 2
Cashflow	21 783	0.048 6	0.066 7	−0.167 9	0.047 4	0.266 2
Growth	21 783	0.099 7	0.328 3	−0.653 5	0.062 7	2.032 2
FIXED	21 783	0.193 5	0.146 3	0.001 6	0.162 5	0.665 9
SOE	21 783	0.278 4	0.448 2	0.000 0	0.000 0	1.000 0
Top10	21 783	0.576 3	0.157 6	0.202 1	0.582 5	0.909 7
Indep	21 783	0.380 3	0.053 9	0.285 7	0.363 6	0.571 4
INST	21 783	0.409 2	0.249 7	0.001 2	0.406 4	0.920 3
Board	21 783	2.084 3	0.194 1	1.609 4	2.197 2	2.639 1
Dual	21 783	0.342 1	0.474 4	0.000 0	0.000 0	1.000 0

于客户端处理文本存在不稳定性,部分文本无法正常返回目标值,因此对返回后的结果进行筛选,剔除了文本句子总数和涉及 GAI 披露的句子数均存在缺失的样本。设定虚拟变量:是否有 GAI 披露(GAI);连续变量:GAI 披露比例(ratio_GAI),即公司年报 MD&A 部分涉及 GAI 披露的句子数占对应文本句子总数的比例。最终获得了 10 166 个样本观测值。

参考姚加权等[7]的做法,使用词典法计算的 GAI 词频替代主要变量作为对比。构建生成式人工智能词典,包括 GAI 供应商、产品和技术相关的词语共 111 个。将 MD&A 文本导入 Python 软件的 jieba 库中文分词模块进行分词,然后识别并统计 GAI 披露相关词频。采用上市公司年报中 GAI 关键词数量加 1 的自然对数作为企业 GAI 信息披露指标(ratio_GAI2)。

构建 OLS(最小二乘法)模型如下:

$$disclosure_{it}=\beta_0+\beta_1 Treat_{it}+\beta_2 Controls_{it}+\lambda_{jt}+\epsilon_{it} \quad (2)$$

式中:disclosure 为企业 GAI 信息披露变量,包括虚拟变量 GAI、连续变量 ratio_GAI 和 ratio_GAI2;β_1 为企业 ITE 比例与年报 GAI 信息披露的关系。

如果企业董监高团队的 ITE 比例确实能增强企业的前瞻意识,那么将能看到关于 GAI 问题的提及频率随董监高团队 ITE 比例提升而提升的现象,即企业 ITE 比例与年报 GAI 披露情况存在正相关关系。

3.2.1　描述性统计与行业差异

表 3 为 2022 年和 2023 年样本企业年度财务报告中 MD&A 部分的 GAI 信息披露比例(ratio_GAI)、特征及变化。可以看出,在 ChatGPT 发布后的时期,从总样本上看,企业 GAI 信息披露比例均值从 0.43%提高到 0.65%(词频法统计的 GAI 信息披露比例对数均值从 9.70%提高到 16.42%)。相对于 2022 年,2023 年公司年报的 GAI 信息披露比例平均增加了 0.23 个百分点。这说明 GAI 的发展对企业的影响在不同经济部门无处不在,GAI 已经成为一种通用的技术概念。

从整体样本来看,2022 年(文化艺术业、互联网和相关服务业、仓储业、体育业、软件和信息技术服务业)和 2023 年(邮政业、互联网和相关服务业、教育业、文化艺术业、软件和信息技术服务业)在年报 MD&A 部分披露 GAI 信息最多的 5 个行业较为一致。2022 年和 2023 年控制组和处理组企业 GAI 信息披露的行业差异如图 1、图 2 所示。2022 年文化艺术业、体育、互联网和相关服务、商务服务业、新闻和出版业的 ITE 企业披露最多,最高达 9.32%,而在仓储业、互联网和相关服务、文化艺术业、软件和信息技术服务业、教育行业的非 ITE 企业披露最多,最高达 2.46%;2023 年在文化艺术业、互联网和相关服务、体育、软件和信息技术服务业、租赁业的 ITE 企业披露最多,最高达 13.3%,在教育业、邮政业、互联网和相关服务、卫生、软件和信息技术服务业的非 ITE 企业披露最多,最高达 5.78%。文化艺术业、体育业、教育业的 GAI 披露高增长可能说明,相比于之前的技术发展,GAI 技术发展更具有普惠性,GAI 技术内涵正通过媒体

表 3　2022 年、2023 年 GAI 信息披露统计

年份	变量	样本数	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
2022	ratio_GAI	4 984	0.004 3	0.012 3	0.000 0	0.000 0	0.185 2
	ratio_GAI2	4 984	0.097 0	0.391 8	0.000 0	0.000 0	4.317 5
2023	ratio_GAI	4 826	0.006 5	0.016 2	0.000 0	0.000 0	0.239 3
	ratio_GAI2	4 826	0.164 2	0.523 5	0.000 0	0.000 0	4.143 1
ΔGAI	Δratio_GAI	5 032	0.002 3	0.014 1	−0.117 6	0.000 0	0.173 9
	Δratio_GAI2	4 959	0.068 2	0.389 8	−2.708 1	0.000 0	3.761 2

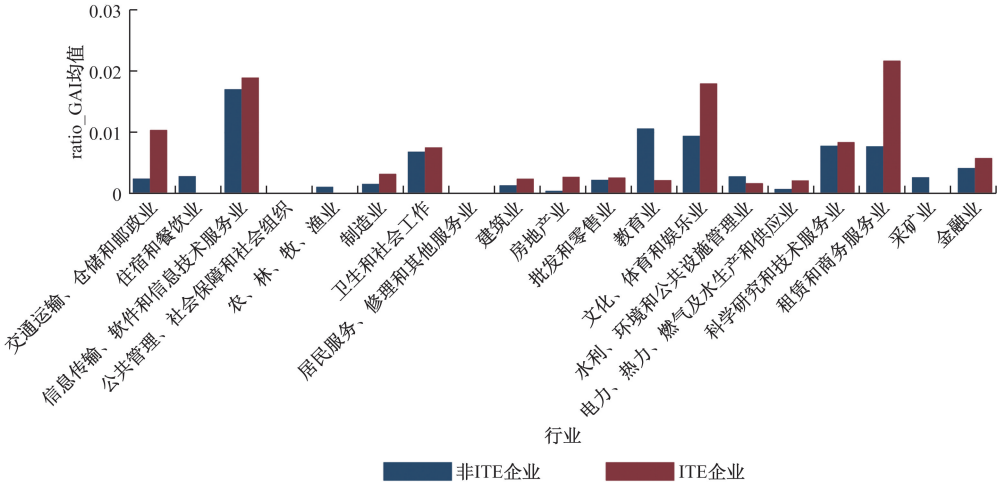


图 1　2022 年企业 GAI 信息披露的行业差异(一级行业)

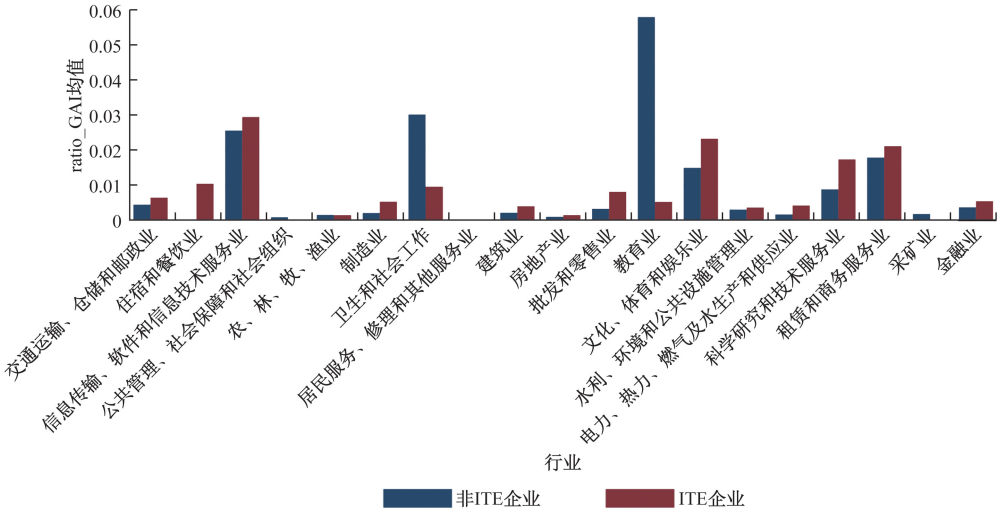


图 2　2023 年企业 GAI 信息披露的行业差异(一级行业)

以知识的形式向大众广泛传播。2022—2023 年，GAI 信息披露比例增长最多的行业是邮政业、教育业、卫生、广播、电视、电影和影视录音制作业、电信、广播电视和卫星传输服务业。

3.2.2　OLS 模型回归分析

企业 ITE 比例与年报 GAI 信息披露回归结果见表 4。分别以 GAI、ratio_GAI 和 ratio_GAI2 为被解释变量，以 Treat1 和 Treat2 为解释变量。每个回归系数符号和显著性水平一致，在 1%水平上显著为正。以上结果说明，相比非 ITE 企业，GAI 的冲击确实促使企业尤其是 ITE 企业显著增加了年度财务报告上对 GAI 信息的披露。这也体现了 ITE 企业对生成式人工智能等外界环境因素的变化具有更敏锐的感知和嗅觉，并向外界传达了这种紧跟环境变化的意识，这些企业更有可能及时调整战略决策。

3.3　基准回归结果

前文的单变量分析结果表明，GAI 冲击下，ITE 企业的企业价值升高，但一方面这种差距是否在统计上显著，还需要利用 DID 模型进一步检验；另一方面，单变量分析没有对其他可能影响企业价值变化的因素进行控制。因此，从 2022 年 ChatGPT 发布这一准自然实验出发，运用双重差分法衡量 GAI 冲击对 ITE 企业和非 ITE 企业的企业价值助推作用的差异。

以下回归均引入了控制变量，结果见表 5。列(1)、列(3)控制了个体固定效应和年份固定效应，列(2)、列(4)控制了行业—年份交互固定效应。DID 系数分别为 0.264 4、0.183 8、0.086 3、0.100 6，基本在 1%水平上显著为正。系数符号和显著性水

表 4　企业 ITE 比例与 GAI 信息披露

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	GAI	GAI	ratio_GAI	ratio_GAI	ratio_GAI2	ratio_GAI2
Treat1	0.245 9***		0.005 7***		0.168 0***	
	(8.16)		(5.82)		(4.34)	
Treat2		0.088 4***		0.002 2***		0.050 3***
		(8.07)		(6.69)		(4.23)
Size	0.036 2***	0.037 0***	0.001 0***	0.001 0***	0.040 3***	0.041 1***
	(6.87)	(7.01)	(6.29)	(6.39)	(6.49)	(6.63)
Lev	−0.052 1*	−0.057 2*	−0.003 4***	−0.003 5***	−0.097 8**	−0.101 2***
	(−1.67)	(−1.83)	(−3.34)	(−3.46)	(−2.51)	(−2.60)
ROA	−0.140 5	−0.137 0	−0.003 0	−0.002 9	−0.271 5**	−0.274 8**
	(−1.43)	(−1.40)	(−0.90)	(−0.86)	(−2.03)	(−2.06)
Cashflow	0.154 7*	0.138 9*	0.002 0	0.001 6	0.064 1	0.054 8
	(1.87)	(1.67)	(0.73)	(0.59)	(0.62)	(0.53)
Growth	0.003 5	0.002 4	−0.000 1	−0.000 1	−0.009 3	−0.009 8
	(0.23)	(0.16)	(−0.12)	(−0.19)	(−0.60)	(−0.63)
Board	0.017 6	0.007 0	−0.000 2	−0.000 4	−0.045 6	−0.052 8
	(0.52)	(0.20)	(−0.14)	(−0.35)	(−1.00)	(−1.16)
Indep	0.196 6*	0.185 1	0.004 2	0.003 9	0.141 9	0.137 7
	(1.65)	(1.56)	(1.09)	(1.02)	(1.00)	(0.97)
Dual	0.026 4**	0.026 9**	0.000 3	0.000 3	0.029 7**	0.030 3**
	(2.26)	(2.31)	(0.90)	(0.93)	(2.07)	(2.11)
INST	−0.003 1	−0.004 9	−0.001 5**	−0.001 6**	−0.051 7*	−0.053 1*
	(−0.13)	(−0.20)	(−1.98)	(−2.03)	(−1.79)	(−1.84)
SOE	−0.066 6***	−0.060 6***	−0.001 8***	−0.001 7***	−0.067 4***	−0.064 3***
	(−4.85)	(−4.38)	(−4.56)	(−4.17)	(−4.46)	(−4.25)
ListAge	−0.008 3	−0.011 9*	−0.000 1	−0.000 1	0.000 1	−0.003 2
	(−1.22)	(−1.75)	(−0.34)	(−0.71)	(0.01)	(−0.41)
FIXED	−0.278 9***	−0.283 7***	−0.008 3***	−0.008 3***	−0.148 3***	−0.157 2***
	(−7.06)	(−7.18)	(−7.55)	(−7.64)	(−3.39)	(−3.65)
常数项	−0.620 0***	−0.601 7***	−0.015 3***	−0.014 9***	−0.635 0***	−0.618 8***
	(−4.70)	(−4.57)	(−3.62)	(−3.52)	(−4.03)	(−3.93)
Ind×Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	22 299	22 299	22 299	22 299	22 299	22 299
adj. R^2	0.186 0	0.183 9	0.257 2	0.256 6	0.243 7	0.242 1

注:括号内为 t 值;***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平上显著。

平较为一致。说明市场投资者识别了 GAI 在企业长期发展中发挥的积极作用;相比非 ITE 企业,GAI 的冲击确实对 ITE 企业的价值有明显的提升作用,平均提升效应为 8.63%～30.26%,假设 H1 不能在统计上被拒绝。

3.4　平行趋势检验

使用双重差分法要求处理组与控制组在事件冲击之前具有相同趋势。在研究中,ITE 企业与非 ITE 企业在 GAI 冲击前的企业价值具有相同的趋势。为此,研究绘制了冲击前后的样本年份中,ITE 企业与非 ITE 企业的价值均值年度趋势。结果如图 3 所示,其中蓝色虚线为 ITE 企业,红色实线为非 ITE 企业。可以看出,在 2022 年之前,处理组与控制组企业的价值增长趋势相近,故可以证明该模型满足平行趋势假设。

3.5　稳健性检验

3.5.1　替换主要变量

由于 Tobin Q 值衡量的企业价值包含了对企业长期发展潜力的评估,而本文的样本期间较短,因此将主要因变量 Tobin Q 值 A 替换为股票异常收益率,即公司年度个股收益率与年度市场收益率的差(Ret),衡量企业在短期内的市场价值变化。由于主回归结果显示不可观测的干扰因素主要存在于行业层面,以下检验均控制行业-年份交互固定效应。回归结果见表 6(1)、列(2),核心交互项系数在 1%水平上显著为正,支持了研究结论的稳健性。

3.5.2　剔除 IT 相关行业样本

在基准回归中,使用了全样本,其中包括了 IT 相关行业样本,这导致全样本中的企业存在较明显的异质性。非 IT 行业企业倾向于应用 GAI,而 IT 相

表 5　企业 ITE 比例与 GAI 信息披露

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	Tobin *Q*	Tobin *Q*	Tobin *Q*	Tobin *Q*
Treat1×Post	0.264 4***	0.183 8**		
	(4.32)	(2.55)		
Treat2×Post			0.086 3***	0.100 6***
			(3.73)	(3.71)
Treat1	−5.847 3	0.335 1***		
	(−1.62)	(3.73)		
Treat2				0.091 2***
				(2.58)
Size	−1.437 2***	−0.426 4***	−1.435 3***	−0.424 9***
	(−26.89)	(−22.70)	(−26.87)	(−22.60)
ListAge	0.683 5***	0.313 0***	0.689 3***	0.306 6***
	(24.00)	(14.70)	(24.20)	(14.36)
Lev	1.394 2***	0.013 6	1.389 7***	0.006 3
	(10.37)	(0.15)	(10.33)	(0.07)
ROA	2.582 3***	1.981 5***	2.568 5***	1.989 8***
	(14.64)	(7.74)	(14.57)	(7.78)
Cashflow	0.364 6***	1.505 7***	0.368 7***	1.473 8***
	(3.28)	(7.48)	(3.31)	(7.30)
Growth	0.124 6***	0.392 2***	0.124 8***	0.394 0***
	(5.94)	(11.96)	(5.95)	(12.01)
FIXED	−0.121 0	−0.565 0***	−0.117 8	−0.585 2***
	(−0.83)	(−5.53)	(−0.81)	(−5.67)
SOE		−0.291 6***		−0.283 7***
		(−7.65)		(−7.42)
Top10	−2.939 3***	−0.823 2***	−2.946 3***	−0.834 4***
	(−12.94)	(−6.49)	(−12.98)	(−6.57)
Indep	0.168 7	0.956 0***	0.190 2	0.939 6***
	(0.60)	(3.20)	(0.68)	(3.13)
INST	3.832 3***	1.301 5***	3.828 5***	1.304 0***
	(22.14)	(16.28)	(22.15)	(16.29)
Board	−0.033 3	0.103 4	−0.025 7	0.082 2
	(−0.33)	(1.12)	(−0.25)	(0.89)
Dual	0.023 8	0.089 1***	0.023 7	0.089 6***
	(0.94)	(3.18)	(0.94)	(3.19)
常数项	33.085 8***	10.093 8***	31.974 9***	10.142 2***
	(24.44)	(23.56)	(26.51)	(23.76)
Firm FE	Yes	No	Yes	No
Year FE	Yes	No	Yes	No
Ind×Year FE	No	Yes	No	Yes
样本数	21 783	21 783	21 783	21 783
adj. R^2	0.757 9	0.248 3	0.757 7	0.247 2

注：括号内为 *t* 值；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 水平上显著。

关行业企业的主营业务可能涉及 GAI 开发，使用云计算、大数据以及人工智能技术并披露相关信息，对 GAI 的技术的认知和应用也与一般行业差异较大，可能无法清楚判断这些企业应用 GAI 对其生产效率的影响。因此，参考陈琳等[6]、袁蓉丽等[16]，剔除 IT 相关行业样本，包括科学技术推广和应用服务业（M75），计算机、通信和其他电子设备制造业

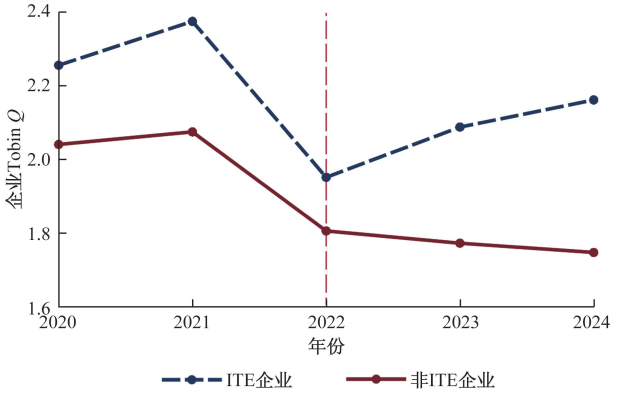


图 3　2020—2024 年企业价值平均增长趋势

（C39），软件和 IT 服务业（I65）以及互联网和相关服务业（I64），对样本重新进行回归，结果见表 6 列（3）、列（4），结果仍然在至少 10% 水平上显著，证明了研究结论的稳健性。

3.5.3　*更严格的固定效应*

在基准回归控制了企业常见特征变量和治理变量的基础上，为尽可能排除遗漏变量偏误和个体、行业层面不可观测因素对估计结果的干扰，同时控制个体固定效应、年份固定效应和行业-年份交互固定效应，进行重新回归，回归结果见表 6 列（5）、列（6），证明研究结论稳健。

3.5.4　*滞后处理*

为缓解可能存在的反向因果关系等内生性问题，将双重差分的核心交互项进行滞后 1 期处理，回归结果见表 7，核心交互项的滞后项仍在 1% 水平上显著为正，证明研究结论稳健。

3.6　机制检验

3.6.1　*研发投入强度*

在 GAI 的赋能下，ITE 因为具有主动运用 GAI 的意识和技能，企业可能实现业务流程优化和资源利用效率提升，以至于有更多的资源集中到研发活动；而研发方向的明确和要素丰富使得高管对企业的业务经营等发展前景更有信心，在研发创新等增加企业长期绩效和价值的活动下表现更为积极，更有动力将资源投入研发创新活动中。衡量企业研发创新活动情况的指标主要包括投入型和产出型指标。研发支出（R&D）[14]属于投入型指标。专利数量、商标数量、商业秘密等属于产出型指标[8]通常能够更直接地捕捉企业的创新绩效。虽然申请专利是保护公司成功创新成果的一种方式，但许多公司可能会因专有信息问题而选择不申请专利，同时，由于企业申请专利需要经历较长的周期，在样本

表 6　稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Ret	Ret	Tobin *Q*	Tobin *Q*	Tobin *Q*	Tobin *Q*
Treat1×Post	0.232 7***		0.160 6*		0.204 1***	
	(7.79)		(1.79)		(3.22)	
Treat2×Post		0.074 4***		0.069 3**		0.071 4***
		(6.59)		(2.44)		(2.97)
Treat1	−0.042 0**		0.206 5*		−3.782 7	
	(−2.32)		(1.76)		(−1.05)	
Treat2		−0.013 9**		0.026 2		
		(−2.02)		(0.71)		
Size	−0.034 2***	−0.033 9***	−0.406 6***	−0.406 5***	−1.417 0***	−1.415 2***
	(−14.57)	(−14.39)	(−19.49)	(−19.49)	(−26.36)	(−26.37)
ListAge	0.034 0***	0.032 5***	0.301 2***	0.298 2***	0.705 5***	0.709 2***
	(8.55)	(8.17)	(12.99)	(12.84)	(24.00)	(24.13)
Lev	0.144 5***	0.142 8***	0.126 8	0.128 5	1.408 4***	1.405 5***
	(10.21)	(10.05)	(1.31)	(1.33)	(10.45)	(10.43)
ROA	0.932 0***	0.927 4***	2.222 0***	2.222 3***	2.507 1***	2.499 6***
	(17.27)	(17.15)	(7.42)	(7.44)	(14.30)	(14.26)
Cashflow	0.187 7***	0.186 1***	1.409 8***	1.393 5***	0.353 8***	0.355 9***
	(3.76)	(3.72)	(6.50)	(6.41)	(3.20)	(3.21)
Growth	0.172 8***	0.172 9***	0.317 6***	0.319 6***	0.121 4***	0.121 4***
	(14.72)	(14.71)	(9.42)	(9.49)	(5.76)	(5.76)
FIXED	−0.002 0	−0.005 5	−0.401 0***	−0.426 3***	−0.075 9	−0.072 0
	(−0.12)	(−0.32)	(−3.63)	(−3.83)	(−0.52)	(−0.49)
SOE	−0.009 3*	−0.008 3	−0.322 1***	−0.322 2***		
	(−1.68)	(−1.48)	(−8.17)	(−8.17)		
Top10	−0.108 9***	−0.109 9***	−0.569 5***	−0.572 8***	−2.936 0***	−2.932 3***
	(−5.57)	(−5.62)	(−4.23)	(−4.25)	(−12.91)	(−12.91)
Indep	0.000 1	0.000 1	0.812 1**	0.830 2**	0.116 0	0.131 9
	(0.20)	(0.19)	(2.51)	(2.56)	(0.42)	(0.48)
INST	0.118 9***	0.119 2***	1.121 3***	1.120 5***	3.822 5***	3.817 0***
	(9.72)	(9.74)	(13.46)	(13.45)	(21.95)	(21.94)
Board	−0.005 0	−0.008 2	0.125 7	0.119 8	−0.021 6	−0.015 4
	(−0.33)	(−0.53)	(1.22)	(1.16)	(−0.21)	(−0.15)
Dual	0.000 1	0.000 2	0.089 6***	0.091 0***	0.029 4	0.029 3
	(0.02)	(0.03)	(2.88)	(2.93)	(1.16)	(1.16)
常数项	0.601 5***	0.607 5***	9.484 0***	9.513 8***	32.210 9***	31.472 7***
	(9.91)	(9.99)	(20.48)	(20.61)	(23.50)	(25.85)
Ind×Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	20 935	20 935	17 604	17 604	21 783	21 783
adj. R^2	0.104 8	0.103 3	0.236 1	0.235 6	0.761 9	0.761 8

注:括号内为 t 值;***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平上显著。

期中可能无法体现出明显的变化,因此参考王桂军和卢潇潇[44]的研究,对研发费用进行标准化(研发费用/主营业务收入),构建研发投入强度变量,以避免企业收入特征对结果的干扰。该指标体现研发投入的效率。数据均来自国泰安(CSMAR)数据库。构建 DID 模型如下:

$$cost_{it}=\beta_0+\beta_1 Treat_{it}+\beta_2 Post_{it}+\theta(Treat_{it}\times Post_{it})+\beta_3 Controls_{it}+\lambda_{jt}+\varepsilon_{it} \quad (3)$$

式中:cost 为研发投入强度。对连续变量在 1%分位两端进行逐年缩尾处理。

表 8 列(1)、列(2)显示,DID 系数符号和显著性水平较为一致,系数为 0.017 0,在 1%水平上显著为正。说明相比非 ITE 企业,在 GAI 冲击后,ITE 企业比非 ITE 企业更大程度地增大了研发投入的强度,加强了企业研发创新活动。从经济意义上看,在 GAI 浪潮冲击下,ITE 企业和非 ITE 企业的平均研发投入强度的变化差距为 0.69%~1.7%。

3.6.2　*劳动力需求*

在 GAI 浪潮冲击下,企业为提升自身竞争力、适应信息技术环境变化,可能会更关注人工智能相

表 7　滞后 1 期处理结果

变量	(1)	(2)
	Tobin *Q*	Tobin *Q*
L. Treat1×Post	0.194 7***	
	(2.62)	
L. Treat2×Post		0.075 6***
		(2.77)
L. Treat1	0.390 5***	
	(4.96)	
L. Treat2		0.129 4***
		(4.17)
Size	−0.417 2***	−0.415 6***
	(−22.80)	(−22.69)
ListAge	0.210 9***	0.203 6***
	(8.77)	(8.44)
Lev	−0.011 4	−0.019 4
	(−0.13)	(−0.22)
ROA	1.748 1***	1.759 5***
	(6.32)	(6.36)
Cashflow	1.267 6***	1.236 3***
	(6.17)	(6.00)
Growth	0.355 8***	0.357 4***
	(10.24)	(10.30)
FIXED	−0.578 2***	−0.594 9***
	(−5.71)	(−5.82)
SOE	−0.247 6***	−0.238 1***
	(−6.62)	(−6.34)
Top10	−0.950 0***	−0.962 6***
	(−7.62)	(−7.69)
Indep	0.924 5***	0.905 2***
	(3.07)	(3.00)
INST	1.354 1***	1.356 3***
	(17.12)	(17.12)
Board	0.110 1	0.088 9
	(1.19)	(0.96)
Dual	0.076 0***	0.077 0***
	(2.69)	(2.72)
常数项	10.175 5***	10.222 4***
	(24.11)	(24.33)
Ind×Year FE	Yes	Yes
样本数	16 810	16 810
adj. R^2	0.263 8	0.262 6

注：括号内为 *t* 值；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 水平上显著。

表 8　机制检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	cost	cost	labour	labour
Treat1×Post	0.017 0***		0.012 0*	
	(5.16)		(1.89)	
Treat2×Post		0.006 9***		0.004 2**
		(6.42)		(1.97)
Treat1	0.048 4***		0.071 4***	
	(11.54)		(14.19)	
Treat2		0.013 2***		0.019 9***
		(10.13)		(13.71)
Size	0.003 7***	0.004 0***	0.004 8***	0.0051***
	(5.40)	(5.68)	(6.00)	(6.13)
ListAge	−0.011 0***	−0.012 0***	−0.000 3	−0.001 7
	(−10.63)	(−11.64)	(−0.25)	(−1.60)
Lev	−0.091 5***	−0.092 6***	−0.027 5***	−0.028 9***
	(−18.07)	(−18.09)	(−5.59)	(−5.75)
ROA	−0.226 9***	−0.226 7***	−0.048 9***	−0.049 3***
	(−13.42)	(−13.44)	(−3.62)	(−3.55)
Cashflow	−0.053 8***	−0.057 6***	−0.019 9*	−0.026 1**
	(−6.44)	(−6.79)	(−1.76)	(−2.26)
Growth	0.006 2***	0.006 6***	0.001 0	0.001 6
	(3.07)	(3.27)	(0.51)	(0.80)
FIXED	−0.050 6***	−0.054 4***	−0.036 4***	−0.042 0***
	(−11.07)	(−11.80)	(−5.55)	(−6.36)
SOE	−0.006 9***	−0.006 0***	0.010 1***	0.011 4***
	(−4.29)	(−3.65)	(5.28)	(5.75)
Top10	−0.026 1***	−0.028 0***	−0.007 1	−0.009 9
	(−4.31)	(−4.58)	(−1.10)	(−1.51)
Indep	0.019 4	0.017 6	0.041 3**	0.039 3**
	(1.43)	(1.28)	(2.32)	(2.16)
INST	0.024 6***	0.025 0***	−0.001 1	−0.000 6
	(6.17)	(6.23)	(−0.30)	(−0.15)
Board	0.012 2***	0.009 3**	0.010 4**	0.006 4
	(2.83)	(2.11)	(2.06)	(1.24)
Dual	0.006 6***	0.006 8***	0.000 4	0.000 5
	(4.52)	(4.58)	(0.25)	(0.33)
常数项	0.013 0	0.020 5	−0.098 1***	−0.085 9***
	(0.78)	(1.21)	(−4.55)	(−3.90)
Ind×Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	21 783	21 783	18 215	18 215
adj. R^2	0.390 0	0.378 6	0.181 0	0.165 2

注：括号内为 *t* 值；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 水平上显著。

关的人才培养，调整劳动力结构。ITE 企业由于 ITE 在董监高团队中占据更大人数比例，拥有更高话语权，而他们的背景使得他们更具有培养人工智能等信息技术型员工的前瞻意识，因此预期，相比于非 ITE 企业，ITE 企业更可能通过增大人工智能相关岗位招聘的规模，来响应 GAI 的商业应用。

利用爬虫技术从国内各大知名招聘平台（包括智联招聘、51job、58 同城、猎聘等）获取了 2020—2024 年所有企业的每日招聘广告。将收集的文本信息转化为可用于进行统计分析的面板数据格式，包括公司名称、所在行业、招聘开始和结束日期、职位名称、职位描述、月薪、工作地点等字段。将企业名称与国泰安（CSMAR）数据库里的关联股票代码及其他财务数据匹配，并与锐思（RESSET）数据库、万得（Wind）数据库的公司代码交叉核对，将每日的招聘广告数据按照公司代码和招聘开始年份汇总到相应年度。进一步对招聘广告数据进行如下筛选：①剔除同一家企业在同一时间段在不同平台内重

复发布的同一条招聘广告,但保留同一家企业或其关联企业在相近时间段发布的相似岗位的招聘广告;②剔除无职位描述内容的招聘广告。最终获得上市公司招聘数据集共计超过250万条招聘信息。

从中国信通院发布的《人工智能白皮书》(2022)、《可信人工智能产业生态发展报告》(2022)、《人工智能发展报告》(2024)中收集关键词数据,并参考前文利用ZhipuAI大模型识别生成式人工智能相关内容的过程,提取作为识别依据的关键词,最后结合专家意见[7],构建人工智能岗位关键词表,主要包括前文使用的高管信息技术背景关键词表中人工智能相关专业、学历、工作经历关键词,生成式人工智能词典中人工智能和GAI技术、人工智能细分领域关键词。在Excel中对职位描述按照关键词表搜索与GAI相关的关键字,对每个招聘岗位是否为人工智能岗位进行识别,并将结果汇总到公司层面,统计每个企业招聘的岗位总数和人工智能岗位数,设定连续变量labour,计算人工智能岗位招聘数占招聘岗位总数的比例。构建DID模型如下:

$$labour_{it}=\beta_0+\beta_1 Treat_{it}+\beta_2 Post_{it}+\theta(Treat_{it}\times Post_{it})+\beta_3 Controls_{it}+\lambda_{jt}+\varepsilon_{it} \quad (4)$$

式中:labour为招聘人工智能岗位比例。同样,对连续变量在1%分位两端进行逐年缩尾处理。

表8列(3)、列(4)分别为模型(4)的回归结果。回归均引入了控制变量,采用企业层面调整的聚类标准误。DID交互项回归系数为0.012 0,0.004 2,在至少10%统计水平上显著。说明ITE比例高的企业对人工智能岗位的招聘需求额外提升了0.42%~1.20%,企业劳动力结构可能也随之发生变化。

4 异质性分析

GAI浪潮之下,企业由于自身特征差异,调整战略决策的成本和能力都存在差异,ITE帮助企业提升价值的效应并不完全相同。基于前文研究结果,进一步结合企业财务特征和经营业务特征,考察ITE响应GAI技术变革与企业价值增长之间的联系,具体如下。

4.1 基于企业资产规模的检验

以往研究已经证明,企业规模影响企业价值。一方面,资产规模小的企业往往具有更灵活的组织架构与决策机制,受传统资产配置惯性的束缚较少,战略调整的成本更低,面临的组织阻力和层级损耗更小,ITE能够更高效地推动GAI技术在企业内的应用与整合,实现商业转型升级。另一方面,资产规模小的企业治理结构可能更简捷有效,ITE与企业所有者的利益绑定相对更紧密,信息不对称程度较低;ITE为提升企业价值所做的努力更易得到准确评估与有效激励。因此,他们会更积极地利用自身技术专长,将GAI技术冲击转化为创新研发、优化管理、改善绩效的动力,通过技术创新、成本控制、市场拓展等方式提升企业价值。相比资产规模大的企业,GAI技术冲击下ITE对资产规模小的企业价值提升效应更显著。

基于此,按照样本资产总额中位数,将企业划分为资产规模大的企业和资产规模小的企业。表9列(1)、列(2)给出了基于资产规模大小的异质性回归结果。在资产规模大的企业样本中,Treat1×Post的回归系数不显著,而资产规模小的企业中,Treat1×Post的回归系数显著为正。以上结果表明,GAI冲击下ITE对企业价值的提升作用主要体现在资产规模小的企业,这类企业面临较低的技术变革阻力和更透明有效的治理结构,在GAI浪潮下作出战略变化所付出的成本更低,战略变化的影响更显著,使企业价值得到大幅度提升。

4.2 基于企业融资约束的检验

充沛的资金支持是企业开展项目投资和创新活动的前提[48]。企业通过融资手段获得资金,有的公司业务前期投入大、建设周期长、资金回收周期长,除了内部融资,外部融资也成为影响企业发展的重要因素[49],可以帮助企业快速获取大量资金,满足企业扩张、研发、偿债等多方面的需求。外部融资包括以信贷融资为主的各种财务资源,降低企业经营成本可以缓解外部融资压力。企业拓展了融资渠道,扩大债务融资规模,资金压力和融资约束得到缓解,进而减少管理层短视,缓解投资扭曲[50]。在这种情况下,企业资源压力得到缓解,管理者更能专注于企业的长远发展,发挥ITE的认知与技能优势,将GAI技术应用融合到战略规划和日常运营中,更有意愿和能力合理扩大企业资产规模,科学整合分配资源,加大人才招募、创新等关键领域资金投入,优化管理运营流程,提升生产研发效率,改善经营业绩。此外,这些举措也会向资本市场传递彰显企业未来发展潜力的积极信号,企业价值因此得到提升。

基于此,按照样本企业的融资约束SA指数中位数,SA指数大于或等于中位数的企业划分为融资约束大的企业,否则划分为融资约束小的企业。

表 9　企业异质性回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	资产规模大	资产规模小	融资约束大	融资约束小	多元化经营	非多元化经营
	Tobin Q	Tobin Q	Tobin Q	Tobin Q	Tobin Q	Tobin Q
Treat1×Post	0.044 5	0.218 8**	−0.006 3	0.315 6***	0.027 6	0.265 8***
	(0.38)	(2.37)	(−0.06)	(2.81)	(0.16)	(2.96)
Treat1	0.482 4***	0.364 6***	0.386 0***	0.201 5	0.170 4	0.320 5***
	(3.58)	(3.65)	(3.51)	(1.57)	(0.84)	(3.13)
Size	−0.178 6***	−0.783 1***	−0.437 8***	−0.510 0***	−0.527 0***	−0.408 5***
	(−8.70)	(−16.42)	(−16.76)	(−20.42)	(−15.53)	(−18.28)
ListAge	0.027 2	0.433 4***	0.521 2***	0.252 2***	0.262 3***	0.333 4***
	(1.09)	(14.88)	(15.44)	(8.71)	(6.63)	(13.14)
Lev	−0.303 5***	0.078 4	−0.304 9**	0.263 0**	0.717 1***	−0.172 7
	(−2.69)	(0.68)	(−2.36)	(2.50)	(4.39)	(−1.64)
ROA	4.702 6***	1.556 0***	1.921 0***	2.741 4***	0.899 5**	2.609 3***
	(11.57)	(4.66)	(5.25)	(8.05)	(2.22)	(8.35)
Cashflow	1.422 9***	0.986 6***	1.000 5***	1.773 6***	1.133 8***	1.472 2***
	(5.48)	(3.97)	(3.47)	(6.81)	(2.66)	(6.43)
Growth	0.164 9***	0.567 6***	0.508 6***	0.223 2***	0.355 5***	0.382 2***
	(4.54)	(10.74)	(10.93)	(5.23)	(5.76)	(9.44)
FIXED	−0.794 2***	−0.194 8	−0.704 4***	−0.484 6***	−0.365 3*	−0.662 7***
	(−7.25)	(−1.26)	(−4.79)	(−3.78)	(−1.91)	(−5.38)
SOE	−0.272 0***	−0.188 5***	−0.292 2***	−0.211 1***	−0.259 9***	−0.282 1***
	(−6.65)	(−2.89)	(−4.92)	(−4.80)	(−4.27)	(−5.96)
Top10	−0.760 8***	−1.114 2***	−1.107 1***	−0.599 6***	−0.635 5***	−0.922 9***
	(−4.80)	(−5.87)	(−6.20)	(−3.74)	(−2.78)	(−6.13)
Indep	0.788 2**	0.255 3	0.795 5*	0.656 4	1.594 0***	0.520 3
	(2.33)	(0.60)	(1.91)	(1.64)	(3.01)	(1.40)
INST	1.185 4***	1.148 3***	1.430 9***	1.183 8***	1.349 6***	1.296 1***
	(9.98)	(12.38)	(13.84)	(10.45)	(8.49)	(14.33)
Board	0.063 3	0.118 0	0.097 3	0.057 3	0.068 5	0.068 3
	(0.57)	(0.98)	(0.77)	(0.48)	(0.44)	(0.60)
Dual	0.095 1***	0.086 5**	0.088 1**	0.073 2**	0.109 8**	0.084 6***
	(2.59)	(2.47)	(2.28)	(2.10)	(1.99)	(2.59)
常数项	5.246 7***	17.876 5***	10.501 6***	11.954 9***	11.757 5***	10.086 9***
	(11.24)	(17.55)	(18.14)	(19.29)	(15.20)	(19.14)
Ind×Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	10 539	10 463	10 902	10 881	5 001	15 772
adj. R^2	0.310 9	0.245 7	0.275 2	0.256 4	0.316 7	0.242 2

注：括号内为 t 值；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平上显著。

表 9 列(3)、列(4)为基于融资约束大小的异质性回归结果，在融资约束大的企业样本中，Treat1×Post 的回归系数为负且不显著，而融资约束小的企业中，Treat1×Post 的回归系数显著为正。以上结果表明，GAI 冲击下 ITE 对企业价值的提升作用主要体现在融资约束小的企业，这类企业拥有更充裕的资源，将管理层的信息技术背景优势充分转化为实际投资行动，切实提升企业价值。

4.3　基于企业多元化经营程度的检验

企业多元化经营的动机不一，主要包括经济理性、组织理性和个人理性[51]。企业多元化经营对企业可能产生整合内部资源、构建内部资本市场形成范围经济和财务协同效应，产生“多元化溢价”，也可能满足高管的私利动机，导致内部经营者寻租骗补、股东财富损失等问题，产生“多元化折价”，无法创造价值[52-53]。多元化经营程度低的企业资源配置相对集中，ITE 可将 GAI 技术深度嵌入核心业务，避免资源分散带来的适配损耗。多元化程度低的企业战略目标简单，组织架构扁平，推动 GAI 应用时面临的内部阻力较小，相较于多元化程度高、业务场景复杂的企业，更易形成统一的 GAI 技术应用标准，能高效通过调整战略和采取措施，释放 GAI 技术的价值潜力，转化为企业可持续的竞争优势，最终大幅促进企业价值增长。

基于此,按照样本企业的主营业务涉及其他行业的营收占比是否超过10%,引入哑变量表示企业是否多元化经营,多元化经营的公司取值为1,否则取值为0。表9列(5)、列(6)为基于多元化经营程度的异质性回归结果,在存在多元化经营的企业样本中,Treat1×Post的回归系数不显著,而多元化经营程度低的企业中,Treat1×Post的回归系数显著为正。以上结果表明,GAI冲击下ITE对企业价值的提升作用主要体现在多元化经营程度低的企业,这类企业由于业务内容和组织架构的简洁性,所面临的变革阻力和成本更小,GAI技术融入和新竞争优势的形成速度更快,展现出更大的市场潜力,企业价值相应提升。

5 结论

生成式人工智能作为人工智能领域的重大突破,被认为可以引发颠覆性变革和推动生产力的巨大提升。但生成式人工智能应用在企业的落地情况和经济效益创造能力仍有待评估。在人工智能时代,信息技术背景高管因其独特的技术意识和能力,可能成为企业抓住技术机遇、实现长久发展的关键组织因素,其在利用生成式人工智能技术释放企业价值增长潜力的过程中发挥的作用值得挖掘。以2020—2024年中国A股上市公司为样本,基于研发费用等财务数据、“董监高”人员的简历数据、年报管理层分析与讨论文本数据和企业人工智能相关岗位招聘数据,考察了以ChatGPT发布为标志事件的生成式人工智能的发展对中国企业市场价值的影响,以及企业信息技术型高管在实现GAI技术应用落地、推动企业转型和价值增值过程中扮演的角色。研究发现:①信息技术型高管在应对生成式人工智能技术浪潮过程中充当了“先知者”的角色,显著增加了年报管理层分析与讨论部分对生成式人工智能相关内容的讨论,对新技术环境变化表现出高关注度,并提醒和引导管理者团队作出有利于应对这种变化的战略决策;②相比于非信息技术型高管企业,生成式人工智能应用对信息技术型高管企业的长期价值增长具有更显著的助推作用;③在机制方面,信息技术型高管企业发挥其“先知者”优势,通过显著增大其研发投入强度和对人工智能相关劳动力的需求,助力企业创造新的竞争优势,提升市场价值。

需要指出的是,由于样本期截至2024年,而GAI技术尚处于爆发初期,当前观测到的企业价值增长可能包含较多的市场预期成分,与企业长期内在价值增长之间存在一定差异。从短期来看,GAI技术的快速崛起引发了市场高度关注,投资者基于对技术前景和管理层应对的乐观预期,可能会给予ITE企业更高的估值溢价,这在一定程度上推高了这些企业的短期市场价值。但从长期来看,企业价值的持续增长最终依赖于GAI技术的实际落地效果、技术转化效率、可持续的盈利模式以及对技术风险的长期管控能力,而非单纯的市场预期。若企业仅停留在技术布局的表面,未能实现生产和盈利水平的实质性提升,那么短期的估值溢价可能难以持续,甚至可能出现估值回归,导致企业价值波动。基于上述讨论,后续研究可①延长样本期,在GAI技术进入相对成熟阶段后,进一步验证企业长期价值的提升效应,并对比短期估值溢价与长期价值增长的差异;②深入探究ITE影响企业长期价值的异质性特征,从行业属性、产权性质、要素构成等维度分析不同情境下的提升效果和具体传导机制;③探讨GAI技术发展过程中,ITE与非ITE高管在不同时期的协同效应,为企业优化高管团队结构提供针对性参考。

参考文献

[1] HAMBRICK D C, MASON P A. Upper echelons: the organization as a reflection of its top managers[J]. Academy of Management Review, 1984, 9(2): 193-206.

[2] 郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. 管理世界, 2019, 35(7): 60-77, 202-203.

[3] 陈彦斌, 林晨, 陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. 经济研究, 2019, 54(7): 47-63.

[4] 王林辉, 胡晟明, 董直庆. 人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗: 模型推演与分类评估[J]. 中国工业经济, 2020(4): 97-115.

[5] RAMMER C, FERN? NDEZ G P, CZARNITZKI D. Artificial intelligence and industrial innovation: evidence from German firm-level data[J]. Research Policy, 2022, 51(7): 104555.

[6] 陈琳, 高悦蓬, 余林徽. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求? 来自招聘平台大数据的分析[J]. 管理世界, 2024, 40(6): 74-93.

[7] 姚加权, 张锟澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率? 基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(2): 101-116.

[8] BABINA T, FEDYK A, HE A, et al. Artificial intelligence, firm growth, and product innovation[J]. Journal of Financial Economics, 2024, 151: 103745.

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

[10] KIM A, MUHN M, NIKOLAEV V. From transcripts to insights: uncovering corporate risks using generative AI[J]. arXiv preprint arXiv: 2310.17721, 2023.

[11] EISFELDT A L, SCHUBERT G, ZHANG M B. Generative AI and firm values: No. w31222[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 2023.

[12] BERTOMEU J, LIN Y, LIU Y, et al. Capital market consequences of generative AI: early evidence from the ban of ChatGPT in Italy[J]. Available at SSRN 4452670, 2023.

[13] CHENG Q, LIN P, ZHAO Y. Does generative AI facilitate investor trading? early evidence from ChatGPT outages[J]. Journal of Accounting and Economics, 2025, 80: 101821.

[14] JIA N, LI N, MA G, et al. Corporate responses to generative AI: early evidence from conference calls[J]. Review of Accounting Studies, 2026, 31(2): 649-703.

[15] ELOUNDOU T, MANNING S, MISHKIN P, et al. GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs[J]. Science, 2024, 384: 1306-1308.

[16] 袁蓉丽, 李瑞敬, 孙健. 董事的信息技术背景能抑制盈余管理吗[J]. 南开管理评论, 2021, 24(3): 139-151.

[17] 吴育辉, 吴世农. 高管薪酬: 激励还是自利? 来自中国上市公司的证据[J]. 会计研究, 2010(11): 40-48, 96-97.

[18] 李瑞敬, 党素婷, 李百兴, 等. CEO的信息技术背景与企业内部控制质量[J]. 审计研究, 2022(1): 118-128.

[19] 袁蓉丽, 党素婷, 李瑞敬, 等. 董事信息技术背景与企业全要素生产率[J]. 会计研究, 2024(7): 70-89.

[20] Artificial intelligence risk management framework (AI RMF 1.0)[R]. Gaithersburg: NIST, 2023.

[21] DE KOK T. ChatGPT for textual analysis? how to use generative LLMs in accounting research[J]. Management Science, 2025, 71(9): 7888-7906.

[22] LI K, MAI F, SHEN R, et al. Dissecting corporate culture using generative AI[J]. The Review of Financial Studies, 2026, 39 (1): 253-296.

[23] LOPEZ-LIRA A, TANG Y. Can chatgpt forecast stock price movements? return predictability and large language models[J]. arXiv Preprint arXiv: 2304.07619, 2023.

[24] HANSEN A L, KAZINNIK S. Can chatgpt decipher fedspeak? [J]. Available at SSRN 4399406, 2024.

[25] 李春涛, 闫续文, 张学人. GPT在文本分析中的应用: 一个基于Stata的集成命令用法介绍[J]. 数量经济技术经济研究, 2024, 41(5): 197-216.

[26] LI E X, TU Z, ZHOU D. The promise and peril of generative AI: evidence from ChatGPT as sell-side analysts [J]. Available at SSRN 4480947, 2023.

[27] JHA M, QIAN J, WEBER M, et al. ChatGPT and corporate policies[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 2024.

[28] BERNARD D, BLANKESPOOR E, DE KOK T, et al. Confused readers: a modular measure of business complexity[J]. Available at SSRN 4480309, 2023.

[29] YANG S. Predictive patentomics: forecasting innovation success and valuation with ChatGPT[J]. arXiv preprint arXiv: 2307.01202, 2023.

[30] PENG S, KALLIAMVAKOU E, CIHON P, et al. The impact of AI on developer productivity: evidence from GitHub copilot[J]. arXiv preprint arXiv: 2302.06590, 2023.

[31] CAMPBELL T. Chatgpt: weighing the benefits and risks in cyber security[EB/OL]. (2023-02-14)[2026-03-17]. https://sekuro.io/blog/chatgpt-cybersecurity-benefits-and-risks/.

[32] TEECE D J, PISANO G, SHUEN A. Dynamic capabilities and strategic management[J]. Strategic Management Journal, 1997, 18 (7): 509-533.

[33] BARNEY J. Firm resources and sustained competitive advantage[J]. Journal of Management, 1991, 17 (1): 99-120.

[34] 张栋, 胡文龙, 毛新述. 研发背景高管权力与公司创新[J]. 中国工业经济, 2021(4): 156-174.

[35] 韵江, 李文锋. 基于人工智能"知行合一"下CEO的IT背景与企业全要素生产率: 来自A股制造业上市公司的证据[J/OL]. 南开管理评论, 1-19[2025-11-05]. https://link.cnki.net/urlid/12.1288.F.20250521.1343.002.

[36] 余恕莲, 王藤燕. 高管专业技术背景与企业研发投入相关性研究[J]. 经济与管理研究, 2014(5): 14-22.

[37] 胡元木, 纪端. 董事技术专长、创新效率与企业绩效[J]. 南开管理评论, 2017, 20(3): 40-52.

[38] 张叶青, 陆瑶, 李乐芸. 大数据应用对中国企业市场价值的影响: 来自中国上市公司年报文本分析的证据[J]. 经济研究, 2021, 56(12): 42-59.

[39] 彭红星, 毛新述. 政府创新补贴、公司高管背景与研发投入: 来自我国高科技行业的经验证据[J]. 财贸经济, 2017, 38(3): 147-161.

[40] AGRAWAL A, GANS J S, GOLDFARB A. Artificial intelligence: the ambiguous labor market impact of automating prediction[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33 (2): 31-50.

[41] HAISLIP J Z, RICHARDSON V J. The effect of CEO IT expertise on the information environment: evidence from earnings forecasts and announcements[J]. Journal of Information Systems, 2018, 32(2): 71-94.

[42] 白重恩, 刘俏, 陆洲, 等. 中国上市公司治理结构的实证研究[J]. 经济研究, 2005(2): 81-91.

[43] 李永友, 严岑. 服务业"营改增"能带动制造业升级吗?[J]. 经济研究, 2018, 53(4): 18-31.

[44] 王桂军, 卢潇潇. "一带一路"倡议可以促进中国企业创新吗?[J]. 财经研究, 2019, 45(1): 19-34.

[45] 黄大禹, 谢获宝, 孟祥瑜, 等. 数字化转型与企业价值: 基于文本分析方法的经验证据[J]. 经济学家, 2021 (12): 41-51.

[46] 赵宸宇,王文春,李雪松. 数字化转型如何影响企业全要素生产率[J]. 财贸经济,2021,42(7):114-129.
[47] 王红建,李茫茫,汤泰劼. 实体企业跨行业套利的驱动因素及其对创新的影响[J]. 中国工业经济,2016(11):73-89.
[48] 罗党论,甄丽明. 民营控制、政治关系与企业融资约束:基于中国民营上市公司的经验证据[J]. 金融研究,2008(12):164-178.
[49] 李晓龙,冉光和,郑威. 金融要素扭曲如何影响企业创新投资:基于融资约束的视角[J]. 国际金融研究,2017(12):25-35.
[50] 姜付秀. 我国上市公司多元化经营的决定因素研究[J]. 管理世界,2006,22(5):128-135.
[51] 朱江. 我国上市公司的多元化战略和经营业绩[J]. 经济研究,1999(11):54-61.
[52] 李善民,朱滔. 多元化并购能给股东创造价值吗?兼论影响多元化并购长期绩效的因素[J]. 管理世界,2006,22(3):129-137.
[53] 杨兴全,任小毅,杨征. 国企混改优化了多元化经营行为吗?[J]. 会计研究,2020(4):58-75.

Advantage of “Foreseers”: Forward-looking Responses and Corporate Value in Wave of Generative AI

WANG Ruisi[1], QIN Jing[2]

(1. School of Management, Jinan University, Guangzhou 510632, China;
2. School of Accounting, Shandong Youth University of Political Sciences, Jinan 250103, China)

Abstract: The release of ChatGPT signifies the advent of a new wave of artificial intelligence. Whether firms can perceive this technological transformation in a timely manner and respond proactively has become a crucial determinant of their long-term value. Data from China's A-share listed companies covering 2020 to 2024 were collected and analyzed. The 2022 launch of ChatGPT was adopted as an exogenous shock to examine whether executives with information technology backgrounds perceived and responded to the generative AI wave earlier. It is revealed that firms with a higher proportion of IT-background executives disclose generative AI-related content earlier in their annual reports and exhibit stronger forward-looking responses. As a result, these firms achieve higher corporate value growth amid the generative AI wave. Through the mechanism tests, it is indicated that the improvement in corporate value mainly stems from increased R&D investment and higher demand for AI-related labor in these firms. This value-enhancing effect is more pronounced in firms with smaller asset size, lower financing constraints, and lower levels of diversification.

Keywords: generative artificial intelligence; information technology executives; forward-looking responses; corporate value