

生成式人工智能注意力配置如何影响企业绿色技术创新?

——基于技术差距与创新资源配置的视角

张 慧 叶邦银

摘要:在数字经济与绿色发展深度融合的背景下,生成式人工智能作为颠覆性技术,正成为推动企业绿色转型的重要力量。企业管理层对生成式人工智能的注意力配置能否有效促进企业绿色技术创新尚待检验。本文以2017—2024年沪深A股上市公司为研究样本,实证分析了生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的影响及其作用机制。研究发现,生成式人工智能注意力配置能促进企业绿色技术创新。机制分析表明,生成式人工智能注意力配置通过技术差距和创新资源配置双重机制影响企业绿色技术创新,即通过降低技术创新前沿差距、优化创新财力和人力资源三条途径作用于企业绿色技术创新。异质性分析结果显示,生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的促进作用在“宽带中国”试点城市、非资产密集型与非重污染行业、国有企业以及大规模企业中更为明显。本文的研究结论为企业制定数字化绿色转型战略提供了经验参考。

关键词:生成式人工智能 注意力配置 企业绿色技术创新 技术差距 创新资源配置

中图分类号:F273.1;F270.7

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2026)09-0129-17

一、问题提出

《中华人民共和国国民经济和社会发展第十五个五年规划纲要》提出全面实施“人工智能+”行动。这表明,加速布局新一代人工智能(AI),已成为驱动中国科技创新突破、促进产业结构深度调整、全面提升社会生产力水平的关键性战略支撑。在此背景下,以ChatGPT为典型代表的生成式人工智能作为数字领域的颠覆力量受到学术界和实务界的广泛关注。生成式人工智能又称为创造性人工智能,与传统AI系统以分析现有数据为主的目标不同,生成式人工智能的核心在于创造性和创新性。生成式人工智能可以通过训练数据生成近似人类创造力的且具有统计意义的内容^[1]。人工智能模型经历了基于规则的系统、机器学习、深度学习和生成式人工智能四个重要发展阶段(如表1所示)。作为一项颠覆性技术,生成式人工智能正从单模态向多模态综合平台演进,其强大算力与人机交互功能深刻重塑生产工具,驱动企业数智化转型及生产力跃迁。

收稿日期:2026-01-22;修回日期:2026-07-07

基金项目:国家社会科学基金重大项目“发展新质生产力与完善现代化产业体系研究”(24&ZD039)

作者简介:张 慧 南京审计大学社会审计学院(中审学院)讲师,通信作者,南京,211815;

叶邦银 南京审计大学社会审计学院(中审学院)教授。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

表 1 人工智能的发展阶段

时期	特点
基于规则的系统(20 世纪 70 年代—20 世纪 90 年代)	早期人工智能系统使用固定的指令集,限制了它们对新输入的适应性
机器学习(21 世纪初)	机器学习使系统能够从数据中学习,但传统模型在处理大规模、非结构化数据方面存在困难
深度学习和 Transformer(21 世纪 10 年代)	深度学习和 Transformer 架构的引入彻底改变了人工智能格局。像 BERT 和 GPT 这样的预训练语言模型实现了类似人类的文本生成
生成式人工智能(21 世纪 20 年代至今)	生成式人工智能已涵盖了大型语言模型(LLMs)、视觉语言模型(VLMs)和多模态系统,能够生成文本、图像、音频,甚至视频

当前,全球能源安全形势与气候危机日益严峻^[2],全球经济可持续发展与绿色低碳转型已成为世界各国关注的核心议题^[3]。企业作为推动绿色发展的关键经济主体,积极推进绿色技术创新,对推动经济绿色转型发展、构建人与自然和谐共生的现代化经济体系意义重大。然而,面对产业转型升级乏力、国内外发展双重压力的现实挑战,中国企业在绿色技术创新领域仍存在动能不足、能力薄弱、成效欠佳等问题。而生成式人工智能则为推动企业绿色技术创新注入了全新动力。基于注意力基础观,企业创新行为是领导者引导和分配其注意力的结果。根据“感知-解释-行动”的注意力配置框架,在数字经济与实体经济深度融合、产业变革加速演进的背景下,管理层对生成式人工智能的注意力配置有助于更广泛地获取利用式与探索式创新所需的知识与信息^[4],进而成为驱动企业绿色技术创新的新动能,从而破解企业绿色技术创新“重数量、轻质量”的发展困境。基于此,从企业管理层视角,探究生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的影响与作用机制,不仅有助于破解企业绿色技术创新难题,也有助于推动人工智能相关政策高效落地。

近年来,直接探讨生成式人工智能与企业绿色技术创新的研究较少,但已有学者关注到了数字技术对企业绿色技术创新的驱动作用。既有研究分别针对数字化^[5]、工业智能应用^[6]、人工智能^[7]以及区块链技术^[8]如何促进企业绿色技术创新展开了广泛论证。可以发现,大数据发展是推动企业绿色技术创新“质效并举”的有效举措^[9]。然而,既有研究主要基于科技赋能视角聚焦于通用型人工智能或通用型数字技术对企业绿色技术创新的影响,忽视了管理层对新技术特征的关注如何影响企业的绿色技术创新。本文认为,企业管理层科技赋能的特征可能会影响企业开展绿色技术创新活动。基于此,本文聚焦生成式人工智能注意力配置,深入剖析其对企业绿色技术创新的作用效应,厘清二者之间的内在传导机制。本文可能的边际贡献主要体现在三个方面。第一,聚焦于生成式人工智能而非通用型人工智能,构建生成式人工智能词库,通过文本分析测度企业生成式人工智能注意力配置水平,为生成式人工智能的微观研究提供有益补充。第二,将生成式人工智能纳入企业绿色技术创新影响因素的分析框架,证实了生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的提质增效作用。特别地,本文从技术差距以及创新资源配置视角识别生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的传导机制,丰富了生成式人工智能和企业绿色技术创新的相关研究,为加快推进企业绿色转型提供了新视角。第三,揭示了不同情境下的影响效应,识别了“宽带中国”试点城市差异、资产密集型与重污染行业差异、产权性质与企业规模差异对生成式人工智能注意力配置与企业绿色技术创新关系的影响,为企业提高生成式人工智能注意力配置水平、制定生成式人工智能发展战略以及驱动企业绿色转型提供借鉴和参考。

二、理论分析与研究假设

(一) 生成式人工智能注意力配置对绿色技术创新的影响

“注意力”一词源于心理学概念,指个体对特定事物和对象的聚焦与关注。管理学领域将其视为决策者在有限理性下筛选信息以引导资源配置的关键因素,并认为决策者对信息的注意力是比信息本身更加稀缺的资源^[10]。因而,注意力理论的应用为探究企业绿色技术创新提供了新的分析视角。企业绿色技术创新要求企业具备强大的管理能力,实现向低碳、节能、创新的生产模式转变,这需要更高效的组织运营体系和资源协调能力,而生成式人工智能具备普适性、动态进化性和创新互补性三大通用技术特征^[11],为激发企业的创新意识和提升绿色技术创新能力提供支持。值得注意的是,尽管人工智能技术已在企业管理中广泛应用,但生成式人工智能与传统人工智能在底层逻辑上存在本质区别。传统人工智能侧重于任务自动化与效率提升,并以结构化数据分析为主,因此其对企业绿色技术创新的核心价值体现在效率提升上^[7]。而生成式人工智能具备内容生成、跨域迁移与动态自适应的能力,其核心在于价值创造,通过处理非结构化、多模态信息(如政策文本、技术路线图、市场趋势预测),以更前瞻性的方式识别潜在机会,从而增强管理层对绿色技术价值的感知深度。

根据注意力过程观,注意力是一个“感知-解释-行动”的过程,本文基于这一视角分析生成式人工智能与企业绿色技术创新之间的关系。当管理层将注意力聚焦于生成式人工智能相关话题时,其能够敏锐捕捉到行业内绿色技术发展的前沿动态和市场需求变化,从更宏观的视角审视绿色技术创新的重要性和紧迫性。由此,对生成式人工智能更为关注的企业更易将绿色技术创新视为发展机遇,从而将绿色技术创新作为企业的战略发展目标。

第一,生成式人工智能注意力能够深化管理层对绿色技术价值的感知判断。在感知层面,通用型人工智能主要基于规则引擎和判别式模型,被动识别已有数据中的确定性模式。而生成式人工智能则依托大语言模型和多模态能力,主动理解非结构化语义信息。这种从“识别信号”到“理解知识”的跃迁,使企业能够深度把握绿色技术的复杂语义和情境,更敏锐地捕捉绿色技术前沿的动态变化,从而有效缩短认知层面的技术差距。因此,对生成式人工智能保持关注的管理层能够及时获取全球范围内的绿色技术动态、环境政策法规、市场需求变化以及可持续发展最佳实践等信息^[12]。这种信息获取的广度和深度,使管理层不再局限于企业内部或局部市场的经验,而是能够精准识别、理解企业绿色技术创新的重要性,把握绿色转型机遇,推动企业将绿色技术创新与长期发展战略紧密结合,进而在企业内部形成对绿色技术创新的高度共识和战略重视。

第二,生成式人工智能注意力能够帮助管理层在面对复杂多变的内外部环境时,对海量绿色信息进行有效解读和价值评估,进而决定企业是否对政策、市场与利益相关方释放的绿色信号进行甄别与筛选并将其转化为创新动机。在解释层面,通用型人工智能通常遵循历史数据的路径依赖,依托决策回归或决策树优化既定目标。而生成式人工智能则通过 Transformer 架构实现跨领域知识重组,重构绿色技术方案。这使得企业在配置创新资源时不再局限于传统路径,从而提升了资源配置的前瞻性与有效性。基于此,对生成式人工智能保持关注的管理层通常具备更强的信息处理能力和前瞻性思维,可以精准把握政策导向,预判政策对不同绿色技术领域的支持力度与发展机遇,从而在以市场需求为导向的前提下,结合企业技术基础与能力进行综合研判^[3],及时调整企业研发方向和资源投入重点,降低绿色技术创新成果商业化失败的风险,为绿色技术创新活动的开展提供决策依据。

第三,生成式人工智能注意力能够强化管理层推动绿色技术创新的战略执行。在行动阶段,通用型人工智能的行动逻辑是“替代”,旨在通过自动化执行替代重复性劳动,减少人为误差。而生成式人工智能的行动逻辑是“增强”,通过人机协作激发员工创造力。一方面,在战略高度重视和资源配置优化的基础上,生成式人工智能注意力进一步促使企业加大对绿色技术研发的资金支持,设立专项研发基金,引进或培养具备绿色技术和人工智能交叉背景的专业人才,构建高效的研发团队。另一方面,管理层还会积极推动生成式人工智能与现有生产流程的有机结合,精准整合绿色创新资源,推动企业生产流程的绿色化,减少资源浪费和环境污染^[13]。这种战略执行的强化,最终增强企业的绿色技术创新决策能力^[14],让企业绿色技术创新活动落到实处。

基于上述分析,本文提出假设1:生成式人工智能注意力配置能够促进企业绿色技术创新。

(二) 生成式人工智能注意力配置影响绿色技术创新的机制分析

1. 缩小技术创新前沿差距

生成式人工智能注意力配置能够打破企业传统的价值链和创新模式,通过聚焦关键信息和核心资源为企业技术发展提供支撑。生成式人工智能还可以将更多先进的技术融入生产模式中,从而推动企业绿色技术创新。本文认为生成式人工智能注意力配置能够通过缩小企业技术差距进而促进绿色技术创新。

前沿技术的动态变化会影响企业的创新决策^[15]。一方面,生成式人工智能依托算法与数据优势,能够有效破除生产要素的流动壁垒,加速跨主体协同,降低后发企业的创新不确定性,从而缩短与行业的技术创新前沿差距^[16]。另一方面,在趋利动机下,企业的创新行为会受到市场竞争的约束,技术差距越小,企业模仿成本越低,技术引进与升级意愿越强,进而倒逼企业提升自主创新水平,使其高于远离技术前沿的企业。此外,市场竞争机制表明,处于技术前沿邻近区域的企业往往面临更为激烈的竞争。在生存压力下,企业更有动机通过攻克技术瓶颈来实现破局,从而重塑和保持自身竞争优势,因而随着企业与技术创新前沿差距的不断缩小,企业绿色创新的意愿和水平也逐步提升^[17]。

基于上述分析,本文提出假设2:生成式人工智能注意力配置能够通过缩小技术创新前沿差距促进企业绿色技术创新。

2. 优化创新资源配置

企业所拥有或掌握的生产要素都是企业的资源,是企业实现技术创新的基础^[18]。相关研究表明,企业的创新资源分为人才和资金两方面^[19],因此本文认为生成式人工智能注意力配置能够通过优化企业创新资源配置进而促进绿色技术创新,主要体现在企业创新财力资源和创新人力资源两方面。

(1) 创新财力资源

生成式人工智能注意力配置能够激励和倒逼企业管理层加大研发投入,进而促进企业绿色技术创新。第一,企业绿色技术创新需要的资金投入较大,企业研发创新初期往往面临较高投入与长回报周期的双重压力^[20],会减少企业开展绿色技术创新的意愿^[21]。而生成式人工智能通过特定模型架构、海量数据和“算力+算法”的结合,能有效减少企业内部的信息不对称,缓解委托—代理问题,降低研发风险,提升企业绿色技术创新的积极性。管理层可以借助生成式人工智能带来的信息资源优势,充分发掘客户需求,在准确把握绿色技术发展方向和客户需求的同时降低绿色技术研发风险^[22]。第二,生成式人工智能能够通过推动多领域的融合发展,以较低成本获得创新所需的知识与信息。企业通过跨界实现信息整合,使创新产出效益的成本进一步降低,管理层自主创新的意愿进一步提升^[22]。第三,鉴于技术创新方面的“投入—产出”效益原理,企业加大在绿色创新方面的投入势必会影响企业的绿色产品和绿色技术发展走向,进而帮助企业绿色

技术创新取得突破性进展。

基于上述分析,本文提出假设3:生成式人工智能注意力配置能够通过增加研发投入促进企业绿色技术创新。

(2) 创新人力资源

人力资本投入是企业获取创新绩效的必要前提,而生成式人工智能注意力配置正是通过“数据+算力+算法”的强技术催生智能制造等高技术水平的产业,在实现开源、节流、提质增效的同时,不仅增强企业的获利能力,还能降低企业信息不对称风险,从而吸引更多人力资本^[23]。此外,对生成式人工智能更关注的企业往往在日常经营过程中会注重用生成式人工智能技术实施智慧生产和研发,在取代部分高度机械且重复的常规性劳动的同时,又催生 AI 研发、模型训练师等新型高技能岗位,引导劳动力向更为智能化、知识密集型方向升级^[24],进而不断优化企业人力资本结构^[25]。更为关键的是,高技术、高质量、高学历的人力资本会帮助企业提升技术迭代等核心能力,输出人机协同管理、数据驱动决策等新型管理知识,同时激发企业绿色创造力,推动企业绿色专利的原始创新和集成创新,助推企业实现绿色技术创新水平提升。

基于上述分析,本文提出假设4:生成式人工智能注意力配置能够通过优化创新人力资源促进企业绿色技术创新。

三、研究设计

(一) 样本选取与数据来源

本文选取 2017—2024 年沪深 A 股上市公司为研究对象。选择 2017 年为研究起点的原因在于,2017 年生成式人工智能技术核心架构 Transformer 算法的提出为大模型训练及多模态技术突破提供了底层支撑,直接催生了以 GPT 为代表的生成式人工智能模型。在政策层面,人工智能同年被写入全国政府工作报告,随后国务院印发《新一代人工智能发展规划》,将其正式上升为国家战略。这标志着中国生成式人工智能迎来更好发展环境,迈入加速发展期,成为新一轮产业变革的核心驱动力。在样本筛选方面,本文剔除了金融行业、ST 和 *ST 公司,并剔除了关键变量存在缺失的观测值。本文生成式人工智能注意力配置数据源于上海经禾信息技术有限公司中国研究数据服务平台(CNRDS)中的“管理层讨论与分析”(MD&A)文本,利用软件 Python 开展文本挖掘与量化测度。其余变量数据均来自深圳希施玛数据科技有限公司 CSMAR 中国经济金融研究数据库和万得(Wind)数据库。为缓解异常值的干扰,本文对所有连续变量进行 1% 的缩尾处理。

(二) 模型设定

本文设定如下双向固定效应模型实证检验生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的影响:

$$\ln Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln GAI_att_{it} + \mathbf{X}'_{it} \boldsymbol{\beta} + \gamma_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, $\ln Y_{it}$ 为被解释变量,表示 i 企业 t 时期的绿色技术创新水平,分别从企业绿色创新数量($\ln GIS$)和质量($\ln GIQ$)两方面来综合衡量企业绿色技术创新水平; $\ln GAI_att_{it}$ 为核心解释变量,表示 i 企业 t 时期对生成式人工智能的注意力配置水平; $\mathbf{X}'_{it}$ 为控制变量向量; γ_i 和 δ_t 分别表示企业固定效应和年份固定效应; ε_{it} 为随机扰动项。

(三) 变量说明

1. 被解释变量

本文的被解释变量为企业绿色技术创新水平,分别从企业绿色创新数量($\ln GIS$)和质量($\ln GIQ$)进行衡

量。具体而言,借鉴相关研究^[26-27],本文以绿色实用新型专利与发明专利总量衡量绿色创新数量($\ln GIS$)。而相较于其他专利类型,绿色发明专利具备更高的技术创造性与审查门槛,能够较好规避低端策略性创新行为,因此,以绿色发明专利申请数量衡量绿色创新质量($\ln GIQ$)。为缓解专利统计数据通常呈现的典型右偏特征,本文将绿色专利申请数量加1后取自然对数。

2. 解释变量

本文的解释变量为生成式人工智能注意力配置($\ln GAI_att$)。本文采用管理层讨论与分析中与生成式人工智能相关的词语总数的自然对数进行测量。首先,本文整理所有样本企业的MD&A文本,将非结构化的年报文本转化为结构化的纯文本格式。其次,借鉴陈楠和蔡跃洲^[28]的做法,本文将生成式人工智能划分为概念基础层、主要技术层、模拟生态层三个维度。为保障关键词词典的完整性和权威性,以《人工智能生成内容(AIGC)白皮书》《AI大模型发展白皮书》以及《中国人工智能大模型技术白皮书(2023版)》为依据,结合乔朋华等^[29]的研究,综合确定各维度的关键词。最后,本文利用Python语言编程对MD&A文本进行分词和关键词匹配抓取,统计生成式人工智能各维度特征词在管理层讨论与分析中的出现次数。随后,对词数加1后取自然对数得到生成式人工智能注意力配置(各维度关键词列示如表2所示^①)。

表2 生成式人工智能注意力配置关键词汇总表

维度	关键词
概念基础层	生成式人工智能;Generative AI;生成式 AI;Large AI;Large model;AIGC;预训练模型;Pretrained Model;大语言模型;人工智能基础模型;LLM。
主要技术层	自然语言处理;NLP;知识图谱;Transformer;架构;TensorFlow;pytorch;Keras;Caffe;MXNet;PaddlePaddle;胶囊网络;生成对抗网络;扩散模型;Diffusion Models;GAN;VAEs;变分自编码器;自回归模型;Autoregressive Models;流模型;多模态生成架构。
模拟生态层	Bert;GPT;ChatGPT;XLM;ERINE;Vit;讯飞星火大模型;通义千问;文心一言;Lenet;AlexNet;ResNet;Mobilenet;Catalyst;TFX;EfficientNet;Keras;transformers;Horovod;Luminous;DETR;GRU;Torch;Bloom;CTRL;GLM;盘古大模型;混元大模型;LSTM;DGL;Caffe2;CPM;Pythia;LLaMA;百川大模型;T5;CPT;OPT;MPT;OpenFlamingo;ImageBind。

3. 控制变量

参考既有研究^[10,29],本文选取如下控制变量。(1)基于企业基本特征层面:企业规模($Size$),以期末总资产取自然对数表示;资产回报率(Roa),以净利润与总资产的比值表示;资产负债率(Lev),以总负债与总资产的比值表示;资产周转率(ATO),以营业收入与平均资产总额的比值表示;企业成长性($Growth$),以营业收入增长值与上一年营业收入的比值表示。(2)基于治理层面:股权制衡度($Balance$),以第二到第五大股东持股比例之和与第一大股东持股比例的比值表示;机构投资者持股比例($Investor$),以机构投资者持股数量与总股数的比值表示;两职合一($Dual$),若同时任职董事长和总经理则为1,否则为0;独董比例($Indep$),以独立董事人数与董事会总人数的比值表示;董事会规模($Board$),以董事会中董事总人数表示。(3)基于产权层面:所有权性质(Soe),国有企业取值为1,否则取值为0。本文还控制了企业($Firm$)和年份($Year$)层面的固定效应,以排除企业个体异质性与时间趋势对估计结果的潜在干扰。

(四) 变量描述性统计

由表3可以看出,企业绿色技术创新数量(GIS)和质量(GIQ)的最小值均为0,最大值分别为1196和

① 在数据构建层面,提取特征词时严格遵循前沿文献的分类标准,剔除了人工智能、机器学习、深度学习等通用型词汇,仅保留具有生成式特征的词汇(如大语言模型、AIGC、内容生成、ChatGPT等)。确保主要捕捉的是以Transformer架构为代表的生成式人工智能,而非通用人工智能。生成式人工智能与通用人工智能特征词统计对比分析限于篇幅暂未在文中报告,留存备案。

1 193,均值分别为 2.263 5 和 1.551 8,表明样本企业在绿色技术创新整体水平上仍有较大提升空间,而绿色创新指标较大的标准差进一步印证了样本企业间存在异质性,表明不同企业在绿色创新的产出数量与质量上分化明显。整体来看,多数企业的绿色创新仍处于较低水平;生成式人工智能注意力配置(*GAI_att*)的最小值为 0,最大值为 546,这表明当前企业管理层对生成式人工智能注意力配置的程度较低。此外,控制变量均分布于合理区间,与预期基本一致。

表 3 描述性统计结果

变量类型	变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	<i>GIS</i>	21 646	2.263 5	18.908 8	0	1 196
	<i>GIQ</i>	21 646	1.551 8	16.236 1	0	1 193
解释变量	<i>GAI_att</i>	21 646	7.390 6	25.680 3	0	546
控制变量	<i>Size</i>	21 646	$1.780\ 5\times10^{10}$	$1.039\ 6\times10^{11}$	$5.817\ 6\times10^{17}$	$3.189\ 3\times10^{12}$
	<i>Roa</i>	21 646	0.039 4	0.064 4	-0.362 2	0.246 8
	<i>Lev</i>	21 646	0.380 4	0.189 3	0.048 4	0.918 8
	<i>ATO</i>	21 646	0.606 4	0.391 7	0.037 9	2.559 2
	<i>Growth</i>	21 646	0.141 4	0.533 5	-0.955 5	6.187 7
	<i>Soe</i>	21 646	0.328 6	0.469 7	0	1
	<i>Balance</i>	21 646	0.775 0	0.596 6	0.029 9	2.834 7
	<i>Investor</i>	21 646	41.039 2	24.427 4	0.084 2	92.712 2
	<i>Dual</i>	21 646	0.303 4	0.459 7	0	1
	<i>Indep</i>	21 646	0.379 3	0.053 8	0.300 0	0.600 0
	<i>Board</i>	21 646	8.134 7	1.665 1	4	18

四、实证结果与分析

(一) 基准回归

表 4 汇报了生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新影响的回归结果。从结果可知,生成式人工智能注意力配置的回归系数分别为 0.032 8 和 0.047 6,且分别在 5%和 1%水平下显著为正,说明生成式人工智能注意力配置可以提升企业绿色技术创新数量和质量。其经济学含义可解释为,在其他条件不变的情况下,生成式人工智能注意力配置(*lnGAI_att*)每提高 1 个标准差(0.204 8),将带动企业绿色技术创新数量上升 0.006 7 个单位($0.204\ 8\times0.032\ 8$),企业绿色技术创新质量上升 0.009 7 个单位($0.204\ 8\times0.047\ 6$)。这意味着生成式人工智能注意力配置每发生一个标准差的正向冲击,企业绿色技术创新数量和质量将平均提升约 0.67%和 0.98%。综上,假设 1 得到验证。这一结果与杨浩昌等^[27]、白福萍和张娜^[18]关于数智化可化解绿色创新“低效陷阱”难题的研究形成互补。

表4 基准回归结果

变量	lnGIS	lnGIQ
lnGAI_att	0.032 8 ** (2.002 0)	0.047 6 *** (3.154 0)
Size	-0.030 9 ** (-2.429 3)	-0.024 1 ** (-1.985 6)
Roa	0.152 5 ** (2.081 1)	0.097 8 (1.543 4)
Lev	0.055 7 (1.256 9)	0.071 1 * (1.756 6)
ATO	-0.017 9 (-0.828 9)	-0.025 9 (-1.325 4)
Growth	0.006 9 (0.985 5)	0.003 2 (0.500 8)
Soe	-0.043 1 * (-1.721 6)	-0.019 2 (-0.781 2)
Balance	0.006 7 (0.500 4)	0.008 5 (0.749 2)
Investor	0.000 7 (1.422 5)	0.000 9 ** (2.051 0)
Dual	-0.007 3 (-0.616 4)	-0.001 2 (-0.119 9)
Indep	0.002 1 (1.585 0)	0.000 1 (0.088 6)
Board	0.106 9 ** (2.381 5)	0.018 1 (0.467 6)
常数项	0.704 7 ** (2.289 5)	0.689 6 ** (2.328 1)
企业固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
观测值	21 646	21 646
R ²	0.760 1	0.745 6

注：***、**、* 分别表示在 0.1%、1%、10% 水平下显著，括号内为 *t* 值。后表同。

替代变量；在创新质量方面，则以申请的绿色发明专利被引数量(*GIQ_2*)重新度量。替换被解释变量后的结果如表 6 所示。可以看出，企业生成式人工智能注意力配置的回归系数显著为正，证实了研究结果的稳健性。

(二) 内生性分析

考虑到企业绿色技术创新与生成式人工智能注意力配置之间可能存在反向因果的问题，本文引入工具变量法，以验证基本回归结果的稳健性。借鉴乔朋华等^[29]、李唐等^[30]的研究和方法，选取企业生成式人工智能水平与按两位数行业和省份分类的生成式人工智能水平均值差额的三次方作为工具变量。内生性分析的回归结果见表 5。可以看出，第一阶段的回归结果中，工具变量(*GAI_att_IV*)的回归系数在 1% 水平下显著为正，其中，Kleibergen-Paap rk *LM* 统计量在 1% 水平下显著，拒绝模型不可识别的原假设；Kleibergen-Paap rk Wald *F* 统计量大于 Stock-Yogo 弱工具变量检验 10% 水平对应的临界值 16.38，说明不存在弱工具变量问题。第二阶段的回归结果与基准回归结果保持一致。这说明考虑内生性问题后，本文研究结论可靠。

(三) 稳健性检验

1. 替换变量

为规避变量测度偏差对研究结论的干扰，本文重新度量了核心变量。第一，重新定义解释变量。采用虚拟变量的方式重构企业生成式人工智能注意力配置水平，若企业当年 MD&A 文本中出现了生成式人工智能相关关键词，则当年分指数赋值为 1，否则为 0。在此基础上，将各企业历年的分指数进行逐年累加，构建新的生成式人工智能水平指标(*GAI_att01*)，重新考察生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的影响效应，结果如表 6 所示。第二，重新定义企业绿色技术创新的数量和质量。借鉴既有文献^[27]的做法，在创新数量方面，采用企业联合申请的绿色专利总数(*GIS_2*)作为

表 5 工具变量法回归结果

变量	第一阶段	第二阶段	
		lnGIS	lnGIQ
GAI_att_IV	0.319 3 *** (136.740 7)		
lnGAI_att		0.044 6 * (1.718 2)	0.063 9 *** (2.657 9)
控制变量	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
观测值	15 841	15 841	15 841
R ²	0.725 9	0.002 8	0.002 1

2. 调整聚类层级

标准误的聚类调整直接影响统计推断的有效性,而不同聚类层级代表着对个体间关联不同程度的假设。理论上,聚类层级越高,所需满足的外生性假设越弱,推断也更为可靠。因此,本文将聚类层级调整为行业-时间维度重新进行回归,如表 6 所示,研究结论保持稳健。

3. 增加固定效应

考虑到企业所处地区的经济发展水平与政策规制强度的差异化影响,本文借鉴亚琨等^[31]的研究,进一步纳入省份和城市层面的固定效应,如表 6 所示,核心结论依然稳健。

表 6 稳健性检验回归结果

变量	替换解释变量		替换被解释变量		调整聚类层级		增加固定效应	
	GIS	GIQ	GIS_2	GIQ_2	GIS	GIQ	GIS	GIQ
GAI_att01	0.011 6 * (1.845 4)	0.010 0 * (1.907 9)						
lnGAI_att			0.029 6 ** (2.172 4)	0.026 3 * (1.865 6)	0.038 8 ** (2.049 6)	0.050 4 *** (3.432 0)	0.038 8 ** (1.998 8)	0.050 4 *** (2.998 2)
常数项	-0.377 2 *** (-2.696 8)	-0.359 7 *** (-3.006 9)	0.100 8 (0.459 1)	0.395 8 (1.495 0)	0.593 7 (1.383 1)	0.583 3 (1.632 8)	0.594 9 (1.404 6)	0.580 4 * (1.657 2)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	控制	控制
城市固定效应	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	控制	控制
观测值	21 817		21 420		15 841		15 836	
R ²	0.050 4	0.038 2	0.704 5	0.779 8	0.768 0	0.754 2	0.768 1	0.754 4

4. 其他稳健性检验

为进一步验证研究结果的稳健性,本文还剔除了数字化、智能化程度较高的计算机、通信等行业,以避

免在上述行业中对生成式人工智能的注意力配置水平过高而导致估计结果偏高。此外,考虑到生成式人工智能(尤其是大语言模型)的实质性突破发生在2022年底至2023年,2017—2021年企业对生成式人工智能的注意力配置可能极为有限,样本早期的大量零值或低值可能对回归结果产生影响。因此,本文在回归中剔除了2022年之前的样本。剔除特殊年份和特殊行业后,基准结果仍具有稳健性^①。

(四) 机制检验

根据理论分析,生成式人工智能注意力配置可能会通过缩小技术创新前沿差距、优化创新财力和人力资源对企业绿色技术创新产生积极影响。本文设定如下模型进行实证检验:

$$M_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 GAI_att_{it} + X'_{it}\beta + \gamma_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \tag{2}$$

其中, M_{it} 表示机制变量,分别表示技术创新前沿差距(GAP)、创新财力资源(RD)和创新人力资源(PTT)。其他变量的含义同式(1)。

1. 技术差距机制

本文借鉴相关文献^[32]衡量前沿技术差距的研究方法,以技术创新前沿和企业的创新产出之比取自然对数衡量企业技术创新前沿差距。表7第一列回归结果表明,生成式人工智能注意力配置能够缩小技术创新前沿差距。游达明和李琳娜认为,当前沿技术差距较大时,企业实施绿色技术创新将面临巨大的风险与挑战,而随着前沿技术差距的减小,企业模仿创新的难度会降低,进而有利于推动企业绿色技术创新^[33]。综上,技术差距机制检验结果表明生成式人工智能注意力配置有助于缩小企业绿色创新的前沿技术差距,进而成为推动企业绿色转型的关键动力。假设2得到验证。

2. 创新资源配置

参考杨浩昌等^[27]的研究,从创新人力资源配置和创新财力资源配置两方面衡量创新资源配置效率。创新财力资源配置(RD),借鉴张等人(Zhang et al.)^[34]的研究,本文以研发投入占营业收入的比值来表示。创新人力资源(PTT),借鉴钟夏洋等^[35]的研究,本文以企业技术人员数量占企业员工总量的比值表示。从表7第二列的回归结果可知,生成式人工智能注意力配置能够提升企业创新财力资源配置效率。杨浩昌等认为,创新财力资源为企业进行绿色技术创新提供了充足的资金保障^[27]。基于上述分析,生成式人工智能注意力配置可以推动企业研发资金投入,随着创新财力资源的增加,企业绿色技术创新水平会进一步提升。假设3得到验证。从表7第三列的回归结果可知,生成式人工智能注意力配置会优化企业创新人力资源。杨浩昌等认为,人力资源具有强大的创造力,高质量的知识资本与人力资本的投入能从根本上提升企业绿色劳动生产率,创新人力资源会凭借其掌握的创新知识与技术,全面推动企业绿色技术创新数量、质量和效率的提升^[27]。此外,凤欣等的研究表明,当将绿色创新确立为企业核心竞争力时,会驱动企业管理层构建与之适配的人才培养体系,进而优化人力资本结构,为企业绿色创新活动提供持续的人力支撑,从而更主动地推动企业绿色创新活动^[36]。因此,生成式人工智能注意力配置有助于优化企业创新人力资源配置,助力企业绿色技术创新。由此,假设4得到验证。

表7 机制检验回归结果

变量	技术差距	创新资源配置	
		RD	PTT
$\ln GAI_att$	-0.029 1 *	0.039 7 **	2.879 1 ***
	(-1.751 0)	(2.268 5)	(3.549 8)

① 限于篇幅,未报告具体结果,留存备案。

表7(续)

变量	技术差距	创新资源配置	
		RD	PTT
常数项	0.846 8 ** (2.535 7)	8.468 2 (1.394 2)	38.707 6 *** (8.714 3)
控制变量	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
观测值	10 873	13 545	14 686
R ²	0.738 0	0.734 5	0.017 5

(五) 异质性分析

不同类型企业对生成式人工智能的注意力配置水平不同。因此,将生成式人工智能注意力配置转化为企业绿色技术创新的动因也不尽相同。本文分别从城市层面、行业层面以及企业层面探讨生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新“提质增效”的异质性影响。

1. 城市层面

考虑到不同城市的经济发展水平存在差异,企业生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的促进作用也可能有所不同。本文参考韩先锋等^[37]的研究,依据企业所在城市是否为“宽带中国”试点城市进行分组回归。结果如表 8 所示,其中生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新数量和质量的影响在“宽带中国”试点城市中表现明显,而在非“宽带中国”试点城市则不明显。可能的原因是,基于数字基础设施赋能理论,“宽带中国”试点城市本身已具备较好的政策环境和较完善的数字基础设施,降低了企业获取数据、生成式人工智能应用与知识整合的成本,使得企业能够更有效地将注意力投入转化为实质性绿色研发行为。这类城市更能关注到生成式人工智能的经济效应,从而影响企业的经济行为。因此,在“宽带中国”试点城市的企业,生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的促进作用更为凸显。

表 8 城市层面异质性分析回归结果

变量	lnGIS		lnGIQ	
	“宽带中国”试点城市	非“宽带中国”试点城市	“宽带中国”试点城市	非“宽带中国”试点城市
lnGAI_att	0.047 3 ** (1.967 4)	0.021 7 (0.667 9)	0.060 9 *** (2.853 1)	0.029 4 (1.107 1)
常数项	0.253 3 (0.415 4)	1.217 0 (1.327 9)	0.126 1 (0.247 4)	1.459 1 * (1.821 6)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	10 963	4 877	10 963	4 877
R ²	0.779 8	0.739 9	0.767 7	0.719 4

2. 行业层面

生成式人工智能注意力配置对绿色技术创新的作用会因行业不同而存在差异。本部分从生产要素密集程度和行业重污染性质两个方面分析生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的异质性影响。

依据生产要素的密集度特征,本文将全部样本划分为资产密集型样本与非资产密集型样本,以考察不同要素禀赋下生成式人工智能注意力配置对绿色技术创新的异质性影响。结果如表9所示,生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的促进作用在非资产密集型企业中更为明显。可能的原因是,非资产密集型企业的轻量化资产结构与高度数据特征能够与生成式人工智能更好地匹配融合,这类企业可以更快地将对生成式人工智能的注意力转化为实际技术落地,降低绿色创新活动的试错成本;而资产密集型企业受制于固有的重资产沉没成本,组织架构与生产工艺的调整刚性较强,行业普遍存在技术路径依赖,原有生产体系的改造调整成本较高,阻碍了生成式人工智能注意力配置对绿色创新赋能效应的释放。

表 9 基于生产要素密集程度的异质性分析回归结果

变量	lnGIS		lnGIQ	
	资产密集型	非资产密集型	资产密集型	非资产密集型
lnGAI_att	-0.168 7 *	0.039 2 **	-0.125 1 *	0.051 0 ***
	(-1.906 6)	(2.136 1)	(-1.707 2)	(3.174 4)
常数项	1.276 5	0.673 3	-0.350 8	0.804 5 *
	(1.023 0)	(1.356 6)	(-0.355 1)	(1.928 3)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	2 407	19 123	2 407	19 123
R ²	0.788 7	0.766 2	0.783 8	0.752 2
组间系数差异	0.000 0 ***		0.000 0 ***	

考虑到在不同污染性质的企业中,生成式人工智能注意力配置对绿色技术创新的作用也存在差异。本文参照原环境保护部2008年公布的《上市企业环境核查分类管理名录》中规定的14个污染行业与中国证监会2012年发布的《上市公司行业分类指引》中的行业分类进行匹配,将样本企业划分为重污染组与非重污染组,并分别进行回归。结果如表10所示,其中生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的影响在非重污染企业中更为明显。可能的原因是,与重污染行业相比,非重污染行业面临的环境规制压力相对较小,合规成本与资源约束较低,且在税收优惠、财政补贴及市场融资等方面具有相对优势^[38],使其更有条件将注意力配置于生成式人工智能驱动的绿色技术研发与应用。由于绿色技术创新往往依赖持续的信息获取、知识整合与长期稳定的资源投入,因此在重污染企业中,受制于环境合规成本对资源的挤占效应,即便管理层提高了生成式人工智能的关注度,企业也可能因缺乏与之匹配的互补资源(如资金、人才),而无法有效转化为绿色产出。

表 10 基于行业重污染性质的异质性分析回归结果

变量	lnGIS		lnGIQ	
	重污染	非重污染	重污染	非重污染
lnGAI_att	-0.079 3	0.039 1 **	-0.046 2	0.051 8 ***
	(-0.821 5)	(2.117 0)	(-0.604 9)	(3.195 5)

表10(续)

变量	lnGIS		lnGIQ	
	重污染	非重污染	重污染	非重污染
常数项	1.445 0 (1.173 6)	0.624 9 (1.260 9)	-0.014 4 (-0.014 9)	0.722 0* (1.729 4)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	3 735	17 735	3 735	17 735
R ²	0.769 6	0.770 1	0.784 3	0.753 1

3. 企业层面

不同类型的企业对生成式人工智能的关注度不同,同时借助生成式人工智能推动企业绿色技术创新提质增效的动力也有所不同。基于此,本部分从企业规模和产权性质两个方面分析生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的异质性影响。

生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的影响,可能在不同规模企业中存在差异。本文以企业规模中位数为划分依据,将全样本企业分为大规模企业组和中小规模企业组,进而考察不同规模下生成式人工智能注意力配置对绿色技术创新的异质性影响。结果如表 11 所示,相较于中小规模企业,生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的数量和质量的影响在大规模企业中更为明显。可能的原因是,基于资源基础观,一方面企业进行绿色技术创新活动存在一定的风险,大规模企业在资金、人才以及数据资产等方面具有资源优势,因而这类企业不仅能够支持长周期研发,更有能力消化吸收失败带来的经济损失,而中小规模企业可能更为谨慎,因此中小规模企业提升生成式人工智能注意力配置水平后对企业绿色技术创新的提升效果有限。另一方面,大规模企业在拥有更为充足的资金的基础上,更有积极性探索新技术的更新和优化,探索生成式人工智能对企业的影响。

表 11 基于企业规模的异质性分析回归结果

变量	lnGIS		lnGIQ	
	大规模企业	中小规模企业	大规模企业	中小规模企业
lnGAI_att	0.052 7** (2.051 6)	0.032 5 (1.301 0)	0.057 3** (2.484 6)	0.054 2*** (2.580 9)
常数项	-0.211 8 (-0.271 9)	0.447 4 (0.635 4)	-0.214 1 (-0.302 0)	0.791 5 (1.438 6)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	10 351	10 964	10 351	10 964
R ²	0.788 8	0.751 8	0.770 9	0.740 8
组间系数差异检验	0.003***			

生成式人工智能注意力配置对国有企业和非国有企业的绿色技术创新可能会产生不同的影响。本文将样本划分为国有企业组与非国有企业组,并分别进行回归。结果如表12所示,生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新数量和质量的影响在国有企业中更为明显。可能的原因是相较于非国有企业,国有企业的战略决策往往反映国家或地方政府的发展目标,而在绿色可持续发展的背景下,国有企业迎合政府制度安排,提升企业绿色技术创新水平以实现政府发展目标的动力更强。此外,国有企业拥有更丰富的资源能够支撑绿色技术创新这类长期、高成本的战略性投资。

表 12 基于企业产权性质的异质性分析回归结果

变量	lnGIS		lnGIQ	
	国有企业	非国有企业	国有企业	非国有企业
lnGAI_att	0.1061** (2.2705)	0.0180 (1.0184)	0.1085** (2.4868)	0.0362** (2.4225)
常数项	2.0038** (1.9860)	0.2233 (0.4493)	1.5548 (1.6329)	0.5469 (1.3960)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	7069	14495	7069	14495
R ²	0.7997	0.7443	0.7848	0.7254
组间系数差异检验	0.0000***			

五、结论与建议

生成式人工智能作为新质生产力的典型代表,其发展的重要性体现在经济、科技、社会生活、教育等多个关键领域。鉴于生成式人工智能既能重塑产业模式与生产关系,又能推动社会智能化转型,本文以2017—2024年沪深A股上市公司为研究对象,研究了生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的影响及传导路径。研究结果表明,企业生成式人工智能注意力配置能促进企业的绿色技术创新,表现为企业的绿色技术创新数量和质量同步提升。为考察生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新影响的内在机制,本文基于技术差距和创新资源配置两个维度展开分析,并发现了前沿技术差距、创新财力资源与创新人力资源三条影响路径。机制检验结果显示,生成式人工智能注意力配置通过缩小前沿技术差距、提升创新财力资源和创新人力资源,助力企业绿色技术创新。为进一步考察生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新的影响边界,本文从企业所在城市是否为“宽带中国”试点城市、企业所处行业特性、企业规模以及企业产权性质四个维度,进行异质性分析。从整体上看,生成式人工智能注意力配置对企业绿色技术创新数量和质量具有提升效应,对于位于“宽带中国”试点城市、处于非资产密集型行业和非重污染行业、大规模企业以及国有企业而言,生成式人工智能注意力配置促进企业绿色技术创新的效果更明显。

基于上述研究结论,本文提出如下政策建议:

第一,将生成式人工智能嵌入企业绿色创新战略,增强注意力配置的系统性。紧扣绿色技术创新与高质量发展目标,鼓励企业将生成式人工智能纳入中长期发展规划,结合企业实际制定差异化嵌入路径。同时,引导企业在年报、ESG 报告中披露有关生成式人工智能在绿色创新中的应用情况,强化管理层对该领域的持续关注。

第二,持续优化创新资源配置,完善绿色创新支撑体系。企业应依托生成式人工智能对技术前沿信息的精准捕捉与分析能力,有针对性地弥补在核心技术、关键工艺等领域的创新差距,加快向绿色技术创新前沿梯队靠拢。同时注重创新资源的合理配置。一方面,企业应优化创新财力资源配置结构,加大对绿色技术研发、低碳技术转化等重点领域的资金倾斜力度,通过专项研发基金、绿色技术并购等方式提升资金使用效率;另一方面,企业应推进创新人力资源的精准配置,引进兼具绿色技术素养与人工智能应用能力的复合型人才。此外,企业还应通过内部培训提升现有员工的绿色创新思维与数字技能,构建适配绿色技术创新需求的人才梯队,设立绿色技术研发专项晋升通道,为企业绿色技术创新的持续升级提供全方位保障。

第三,实施差异化分类分层激励策略,引导企业科学配置生成式人工智能注意力以精准支持企业绿色技术创新。首先,对于“宽带中国”试点城市企业,优先布局绿色创新算力中心,对部署生成式人工智能应用场景的企业给予算力补贴与政策倾斜,降低企业在该领域配置注意力的成本,放大数字红利。其次,对非资产密集型和重污染企业,应通过示范项目与政策激励,引导其将有限的注意力更多投向生成式人工智能驱动的绿色创新活动,实现绿色跃迁。最后,应发挥大规模企业与国有企业的引领作用,将生成式人工智能注意力配置纳入国有企业绿色转型考核指标与 ESG 评价体系,支持国有企业牵头组建跨行业、跨区域的生成式人工智能绿色创新联盟,通过注意力溢出带动产业链上下游协同。针对中小企业等创新基础薄弱的主体,通过公共创新平台与技术服务降低其注意力配置门槛,防止因资源约束导致生成式人工智能注意力配置差距进一步扩大。

参考文献:

- [1] Feuerriegel S, Hartmann J, Janiesch C, et al. Generative AI[J]. Business & Information Systems Engineering, 2024, 66(1): 111–126.
- [2] Lau C K, Gozgor G, Mahalik M K, et al. Introducing a new measure of energy transition: green quality of energy mix and its impact on CO₂ emissions [J]. Energy Economics, 2023, 122: 106702.
- [3] Fu T, Qiu Z X, Yang X Y, et al. The impact of artificial intelligence on green technology cycles in China[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2024, 209: 123821.
- [4] Eklund J C, Mannor M J. Keep your eye on the ball or on the field?: Exploring the performance implications of executive strategic attention[J]. Academy of Management Journal, 2021, 64(6): 1685–1713.
- [5] 朱小刚, 刘博, 刘春年. 数字化提升企业绿色创新质量的机制研究[J]. 首都经济贸易大学学报, 2024, 26(1): 18–33.
- [6] 唐晓华, 迟子茗. 工业智能化提升工业绿色发展效率的实证研究[J]. 经济学家, 2022(2): 43–52.
- [7] Yin K D, Cai F F, Huang C. How does artificial intelligence development affect green technology innovation in China?: Evidence from dynamic panel data analysis[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(10): 28066–28090.
- [8] 苏昕, 潘超. 区块链技术应用对企业绿色创新的影响[J]. 经济问题, 2024(7): 49–56.
- [9] 任英华, 刘宇钊, 胡宗义, 等. 大数据发展、知识产权保护对企业绿色技术创新的影响[J]. 中国人口·资源与环境, 2023, 33(7): 157–167.

- [10]黄绮煜,张妍,崔华清,等. 高管团队 ESG 注意力如何影响企业韧性?:基于文本分析与机器学习的经验证据[J]. 经济与管理研究,2025,46(11):38-58.
- [11]Goldfarb A,Taska B,Teodoridis F. Could machine learning be a general purpose technology?:A comparison of emerging technologies using data from online job postings[J]. Research Policy,2023,52(1):104653.
- [12]Golder S S,Das S,Mondal S. Revolutionizing industrial manufacturing with big data and generative AI;a path to predictive efficiency[J]. Journal of Computational Analysis & Applications,2024,33(8):1520-1539.
- [13]Ghebrehiwet I,Zaki N,Damseh R,et al. Revolutionizing personalized medicine with generative AI;a systematic review[J]. Artificial Intelligence Review,2024,57(5):128.
- [14]Şahin O,Karayel D. Generative artificial intelligence (GenAI) in business;a systematic review on the threshold of transformation[J]. Journal of Smart Systems Research,2024,5(2):156-175.
- [15]Acemoglu D,Aghion P,Zilibotti F. Distance to frontier, selection, and economic growth[J]. Journal of the European Economic Association,2006,4(1):37-74.
- [16]李春梅. 数字经济发展如何影响企业创新质量?:基于前沿技术差距与产品市场竞争的双重视角[J]. 暨南学报(哲学社会科学版),2024,46(9):137-151.
- [17]Cao S L,Feng F,Chen W Y,et al. Does market competition promote innovation efficiency in China's high-tech industries? [J]. Technology Analysis & Strategic Management,2020,32(4):429-442.
- [18]白福萍,张娜. 数据要素对企业绿色创新的影响研究[J]. 科研管理,2026,47(1):35-45.
- [19]肖静,曾萍. 数字化能否实现企业绿色创新的“提质增量”? :基于资源视角[J]. 科学学研究,2023,41(5):925-935.
- [20]郝颖,付家成,熊静琪,等. 数字普惠金融的绿色创新激励机制与传导效应[J]. 统计与决策,2025,41(18):134-139.
- [21]凌士显,姬梦佳. 企业数字化与制造业绿色技术创新[J]. 商业研究,2023(4):10-18.
- [22]刘志铭,童琳,钟华明. 企业数字化转型与绿色技术创新:来自制造业上市公司的证据[J]. 广东社会科学,2024(1):37-47.
- [23]李宗显,杨千帆. 数字经济如何影响中国经济高质量发展? [J]. 现代经济探讨,2021(7):10-19.
- [24]黄旭,洪美玲. 生成式人工智能助力数字经济高质量发展的影响机制与提升路径[J]. 南方经济,2024(8):23-44.
- [25]王永钦,董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?:来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究,2020,55(10):159-175.
- [26]黎文靖,郑曼妮. 实质性创新还是策略性创新?:宏观产业政策对微观企业创新的影响[J]. 经济研究,2016,51(4):60-73.
- [27]杨浩昌,刘贤雯,李廉水. 数智化与企业绿色创新“低质低效”困境破解[J]. 科学学研究,2026,44(8):1695-1709.
- [28]陈楠,蔡跃洲. 人工智能技术创新与区域经济协调发展:基于专利数据的技术发展状况及区域影响分析[J]. 经济与管理研究,2023,44(3):16-40.
- [29]乔朋华,杜鑫,韩先锋. 生成式人工智能如何提升制造业企业韧性? [J]. 科学学与科学技术管理,2026,47(6):96-114.
- [30]李唐,李青,陈楚霞. 数据管理能力对企业生产率的影响效应:来自中国企业一劳动力匹配调查的新发现[J]. 中国工业经济,2020(6):174-192.
- [31]亚琨,罗福凯,王京. 技术创新与企业环境成本:“环境导向”抑或“效率至上”? [J]. 科研管理,2022,43(2):27-35.
- [32]Bourlès R,Cette G,Lopez J,et al. Do product market regulations in upstream sectors curb productivity growth?:Panel data evidence for OECD countries[J]. The Review of Economics and Statistics,2013,95(5):1750-1768.
- [33]游达明,李琳娜. 环境规制强度、前沿技术差距与企业绿色技术创新[J]. 软科学,2022,36(8):108-114.
- [34]Zhang C Z,You Y,Gao Z Q. Empirical study on the relationship between executive compensation dispersion and firm performance;the moderating role of technology intensity[J]. The Journal of High Technology Management Research,2015,26(2):196-204.
- [35]钟夏洋,毛艳华,赵琦. 制度型开放与企业人力资本结构升级:基于自贸试验区建设的证据[J]. 国际经贸探索,2025,41(9):22-37.
- [36]凤欣,阳镇,陈劲. 风险投资机构介入会促进企业绿色技术创新吗? [J]. 科学学与科学技术管理,2026,47(7):147-163.
- [37]韩先锋,李佳佳,徐杰. “宽带中国”战略与智慧城市试点政策协同对城市数智化发展的影响研究[J]. 管理学报,2026,23(1):51-60.
- [38]权小锋,钱煜婷. 社会价值导向型 CEO 与企业绿色创新[J]. 金融研究,2025(12):39-58.

How Does GenAI Attention Allocation Affect Firms' Green Technology Innovation? —From the Perspectives of Technological Gaps and Innovation Resource Allocation

ZHANG Hui, YE Bangyin

(Nanjing Audit University, Nanjing 211815)

Abstract: Accelerating the development of next-generation artificial intelligence is an important strategic pathway to promote the leapfrog development of science and technology, industrial optimization and upgrading, and the overall leap in productivity in China. Against the backdrop of the deep integration of the digital economy and green development, generative artificial intelligence (GenAI), as a disruptive technology, is emerging as a key force to promote corporate green transformation.

This paper takes A-share listed companies in China from 2017 to 2024 as research samples, uses text analysis to measure the attention allocation level of firms' management to GenAI, and discusses the influence of GenAI attention allocation on firms' green technology innovation from a perception-interpretation-action perspective. The main conclusions are as follows. First, GenAI attention allocation can promote firms' green technology innovation, and this conclusion is still valid after endogeneity analysis and a series of robustness tests. Second, this promoting effect operates by narrowing the gaps in technological innovation frontiers and optimizing financial and human resources for innovation. Third, such an effect is more prominent in "Broadband China" pilot cities, non-asset-intensive and non-heavy polluting industries, state-owned enterprises, and large-scale firms. These findings carry clear policy implications, including systematizing GenAI attention allocation, improving the support system for green innovation, and implementing differentiated, categorized, and tiered incentive strategies.

The marginal contributions are threefold. First, this paper focuses on GenAI rather than general AI, constructs a GenAI lexicon, and measures firms' level of GenAI attention allocation through text analysis, providing a valuable supplement to micro-level research on GenAI. Second, by incorporating GenAI into the analysis framework for improving firms' green technology innovation, this paper confirms the value effect of GenAI attention allocation on the quality and efficiency enhancement of firms' green technology innovation. In particular, it identifies the green transmission mechanisms of technological gaps and innovation resource allocation, further enriching the related research on GenAI and firms' green technology innovation, and providing a new perspective for accelerating corporate green transformation. Third, this paper reveals the promoting effect across different situations. Specifically, it identifies how differences in "Broadband China" pilot cities, asset-intensive and heavily polluting industries, ownership structure, and firm size affect the relationship between GenAI attention allocation and firms' green technology innovation. The findings provide references for firms to improve the level of GenAI attention allocation, implement the New Generation Artificial Intelligence Development Plan, and drive corporate green transformation.

Keywords: GenAI; attention allocation; firms' green technology innovation; technological gap; innovation resource allocation

编校:李 叶;张笑愚