

# 人工智能技术能提高企业 ESG 表现吗？ ——基于动态博弈的成本收入分析

唐秋雨<sup>1</sup>, 谭伟杰<sup>2</sup>, 申明浩<sup>3</sup>, 徐磊<sup>4</sup>

(1. 上海财经大学 商学院, 上海 200433; 2. 上海财经大学 公共经济与管理学院, 上海 200433; 3. 广东外语外贸大学 粤港澳大湾区研究院, 广东 广州 510006; 4. 四川外国语大学 国际工商管理学院, 重庆 400031)

**摘要:**人工智能技术与 ESG 理念的融合推动企业以透明和数据驱动的方式满足利益相关者多样化需求。文章结合利益相关者理论和成本收入分析方法构建了一个多期动态博弈模型,从而系统地分析了人工智能技术与企业 ESG 表现的关系。文章基于 2011—2021 年 A 股上市公司人工智能专利数据与 ESG 新闻数据,实证检验了人工智能技术对企业 ESG 表现的影响,并且进一步讨论了媒体 ESG 舆情在此过程中的作用。文章研究发现:人工智能技术能够显著改善企业 ESG 表现,并且该积极效应在较大规模、非重污染行业与较高数字经济发展水平地区的企业中更为明显。机制分析表明,人工智能技术主要通过促进企业 ESG 投资和提升企业的信息透明度两条渠道来影响其 ESG 表现。基于媒体 ESG 舆情的分析表明,ESG“新闻情绪”在人工智能技术提升企业 ESG 表现的过程中发挥了显著的调节作用。文章的结论为帮助新一代人工智能推动企业高质量发展提供了有益的参考。

**关键词:**人工智能技术; ESG 表现; 动态博弈; ESG“新闻情绪”

**中图分类号:**F275;F832.51 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9952(2025)02-0094-15

**DOI:** 10.16538/j.cnki.jfe.20241216.404

## 一、引言

环境、社会和治理(ESG)可持续发展理念与国家倡导的“双碳”目标、新发展理念和高质量增长等战略的核心内涵高度契合,不仅是企业在可持续发展方面的重要评价标准,而且是推动经济向绿色、公平和透明方向转型的关键力量。2024 年 4 月 12 日,上交所、深交所和北交所公布《上市公司可持续发展报告指引》,标志着强制披露已正式纳入 ESG 监管合规考量体系,趋严的监管合规要求企业将各类 ESG 事项设置为重要议程。2024 年 11 月,财政部正式发布《企业可持续披露准则——基本准则(试行)》,旨在推动 ESG 信息披露的制度化 and 规范化,并肯定了 ESG 在助力企业实现可持续发展方面的重要作用。通过践行 ESG 战略,企业不仅能够与多元利益相关方的良性互动中实现便利融资和高效生产的目标(Deng 等, 2023; 李增福和陈嘉滢,

收稿日期: 2024-06-17

基金项目: 国家社会科学基金重大项目(21&ZD123); 国家社会科学基金项目(21XJY001); 上海财经大学研究生创新基金项目(CXJJ-2024-334)

作者简介: 唐秋雨(1998—), 男, 贵州黔西人, 上海财经大学商学院博士研究生;

谭伟杰(1998—)(通讯作者), 男, 广东江门人, 上海财经大学公共经济与管理学院博士研究生;

申明浩(1978—), 男, 山西太原人, 广东外语外贸大学粤港澳大湾区研究院教授, 博士生导师;

徐磊(1983—), 男, 江西金溪人, 四川外国语大学国际工商管理学院教授, 博士生导师。

2023), 同时也有利于其风险管理、形象塑造和实现长期价值(Liu 等, 2023; 史永东和王湜森, 2023)。然而, 尽管企业决策者已经认识到 ESG 表现的重要性, 但在其实际 ESG 行动中却仍然面临着两项关键挑战: 其一是如何有效地实施 ESG 计划, 这要求企业需具备高效配置资源的能力, 从而在利益相关者的多样化需求之间寻求平衡; 其二是如何精准地披露 ESG 报告, 其难点在于涉及大量异构数据的搜集、整理和验证工作, 企业需要始终确保信息的一致性和透明度。

近年来, 人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术不仅使得企业生产和管理效率提升(Chowdhury 等, 2022; Babina 等, 2024; 姚加权等, 2024), 还在应对其 ESG 方面的挑战时呈现出巨大潜力与技术优势(Chen 等, 2024)。例如, 人工智能不仅有助于企业处理 ESG 相关的海量复杂数据, 提高 ESG 披露的质量和影响力, 还能够持续监控 ESG 实践流程, 为其提供实时的风险管理和机遇识别。然而, 现有研究大多基于技术创新理论将 AI 视为“降本增效”的技术工具, 并以此来理解企业 ESG 建设的内生动力(Wang 和 Yang, 2024), 但却忽视了 ESG 理念的核心在于企业与外部利益相关者共同创造价值(Freudenreich 等, 2020)。因此, 如何有效地将 AI 的技术效应与利益相关者理论结合则是关键问题, 而现有研究尚未充分揭示企业采用人工智能技术应对 ESG 挑战的决策逻辑, 特别是在与利益相关方的互动博弈情境中, 其最优决策结果是否能提升企业 ESG 表现? 此外, 尽管实践案例表明人工智能技术可以在企业中实现 ESG 目标方面的应用, 但相关的实证研究却相对较少, 这导致难以阐明 AI 技术通过何种方式影响企业 ESG 表现以及多大程度上支持其实现 ESG 目标。鉴于此, 本文在数字经济迅速发展的背景下, 深入考察企业应用人工智能技术提升其 ESG 表现的情景、效应和机制, 旨在推动利益相关者理论在人工智能领域的边际拓展, 为助力人工智能赋能企业可持续实践提供有益参考。

已有研究针对人工智能技术的经济、社会和环境效应进行了广泛探讨。一方面, 关于人工智能技术对经济增长和社会劳动变革的影响。大量研究结论形成了学界的普遍认知, 即 AI 主要通过提升各经济部门的劳动生产效率, 优化实体经济结构, 进而推动宏观经济增长(陈彦斌等, 2019)。其中, 劳动生产效率的提升关键在于技能结构的变革效应(姚加权等, 2024), 其本质上是智能化工作对不同技能水平劳动力产生的异质性影响(Acemoglu 和 Restrepo, 2020; 王永钦和董雯, 2020)。另一方面, 一些学者对人工智能技术的可持续发展效应进行了研究。Vinuesa 等(2020)研究发现, 人工智能可以实现可持续发展目标中的 134 项, 并且在环境类和社会类目标中表现更好。AI 主要通过空气质量监控、污染源识别(Kaginalkar 等, 2021)来优化能源结构和提升可再生能源效率(Yin 和 Zeng, 2023), 进而有效抑制碳排放和环境污染强度上升(Chu 等, 2024)。然而, 由于缺乏企业层面人工智能技术的有效观测指标(姚加权等, 2024), 多数研究主要从数字技术、工业机器人以及数字化转型(Fang 等, 2023; 韩超和李鑫平, 2023; 林熙等, 2023)等角度间接探讨人工智能的微观可持续发展效应。其中, 与本研究最相近的文献聚焦于数字化转型对企业 ESG 表现的影响(Fang 等, 2023; 王应欢和郭永祯, 2023), 其在一定程度上初步探讨了数字技术与企业 ESG 之间的关系。但数字化转型反映了各类数字技术应用的整体效应, 若缺乏对关键数字技术的探讨, 便难以清晰地指导企业如何在 ESG 方面利用“数字”赋能, 更无法充分利用人工智能等技术(柏淑嫒等, 2024)。

与此同时, 学界关于 ESG 表现的研究也颇为丰富。作为可持续发展理念的微观表现, ESG 是一种关注企业环境、社会、治理绩效的投资理念和评价标准, 其涵盖了企业对环境保护、社会责任和公司治理效率的承诺。现有文献对企业 ESG 表现的探讨主要围绕其经济后果和影响因素两方面展开。一方面, 关于企业 ESG 表现产生的经济后果。诸多学者认为良好的 ESG 表现有助于吸引外部投资者关注(Chen 和 Xie, 2022), 以缓解融资约束问题(李增福和陈嘉滢, 2023), 进而改善企业财务状况(Liu 等, 2023), 并推动全要素生产率提升和技术创新(Deng 等,

2023; 方先明和胡丁, 2023)。此外, 优异的 ESG 表现不仅有助于企业“走出去”(谢红军和吕雪, 2022), 还能够发挥就业创造效应, 提升社会福利水平(毛其淋和王玥清, 2023)。另一方面, 关于企业 ESG 表现的影响因素。一部分学者从企业外部因素进行研究, 例如投资者行为(雷雷等, 2023; 唐棣和金星晔, 2023)、税收政策(王禹等, 2022)以及媒体关注(翟胜宝等, 2022)对企业 ESG 表现的具体影响。另一部分学者则是从企业内部的财务业绩(DasGupta, 2022)、所有权性质和结构(Azar 等, 2021)以及董事会特征(Chams 和 García-Blandón, 2019)等角度探究影响企业 ESG 表现的原因。

为了系统理解人工智能技术对企业 ESG 表现的复杂影响, 本文结合利益相关者理论和成本收入分析方法构建了一个多期动态博弈模型, 并基于 2011—2021 年沪深 A 股上市公司样本展开实证研究, 同时对媒体 ESG 舆情的外部治理进行拓展分析。研究发现, 人工智能技术显著改善了企业的 ESG 表现, 并且该积极效应在环境(E)和社会(S)维度的子类指标中更为明显。此外, 异质性分析表明, 对于较大规模企业、属于非重污染行业的企业以及位于数字经济水平较高地区的企业而言, 人工智能技术的应用更能够显著地提高其 ESG 表现。本文的进一步分析表明, 人工智能技术主要通过促进企业 ESG 投资和提升企业信息透明度两条渠道影响其 ESG 表现, 并且 ESG“新闻情绪”在该过程中发挥了显著的调节作用。具体而言, 正面的 ESG“新闻情绪”显著强化了人工智能技术对企业 ESG 表现的积极影响, 负面的 ESG“新闻情绪”则与之相反, 而中性 ESG“新闻情绪”在该过程中并未发挥作用。

本文的研究贡献主要体现在以下三方面: 第一, 研究视角。区别于现有文献主要关注人工智能技术对经济增长和劳动变革的影响, 本文聚焦于对其微观可持续发展效应的深入探讨和全面评估, 这不仅拓展了人工智能在可持续发展领域的研究边际, 而且为提高企业 ESG 表现的原因研究提供了全新视角。第二, 理论模型。利益相关者理论为一系列 ESG 研究提供了理论支持, 强调企业的 ESG 表现改善来自于利益相关方之间的长期互动。然而, 现有文献多采用静态分析框架, 主要关注新技术在 ESG 表现中的直接效应, 却忽略了企业在 ESG 行动中的多期动态调整。因此, 本文基于企业与利益相关方的决策互动情景, 通过加入媒体 ESG 舆情影响, 进而探索其在面临不同舆情和成本约束下的 ESG 表现, 旨在为企业应用人工智能改善 ESG 表现提供系统性的理论框架, 也为有效融合经典的静态技术效应分析与利益相关者理论奠定基础。第三, 指标构建。一方面, 本文基于上市公司所申请专利的文本信息, 并结合《数字经济核心产业分类与国际专利分类参照关系表(2023)》进行补充, 这能够在一定程度上克服现有研究对人工智能技术水平测度的偏误问题。另一方面, 本文利用机器学习方法构建了新闻媒体的 ESG 舆情情绪指标, 通过拓展分析提供了媒体舆情发挥外部治理作用的新证据, 进而形成对公司治理理论以及相关文献的补充。

本文后续结构如下: 第二部分为理论模型与机制探讨; 第三部分为实证方案设计; 第四部分为实证结果与分析; 第五部分为进一步分析; 第六部分为结论与启示。

## 二、理论模型与机制探讨

在现实情境中, 利益相关方通常依赖第三方评级机构和企业自主披露的 ESG 信息评估企业 ESG 表现(柏淑嫒等, 2024)。因此, 若企业旨在通过提升 ESG 表现满足监管合规以及吸引更多利益相关方支持, 那么有效提升 ESG 评价和信息披露质量便非常重要。因此, 企业不仅需要进行 ESG 实践, 还需要确保能够对其具体行动及成效进行精准披露。从理论上讲, ESG 实践可视为一系列企业 ESG 投资行为, 而准确披露则反映了企业的信息搜集和处理能力, 这本质上与其信息透明度紧密相关。一方面, 无论是进行 ESG 投资还是改善信息透明度, 企业均需支付

成本；另一方面，企业通过与各利益相关方互动实现价值创造(Freudenreich 等, 2020; Bosse 等, 2023)，进而获取最终收益。鉴于此，本文通过结合利益相关者理论和成本收入分析方法构建模型来系统性地展现企业在与利益相关方的互动博弈中，如何借助人工智能技术实现最优决策均衡，进而改善其 ESG 表现。

### (一) 博弈模型设立

#### 1. 博弈基本设定

企业需综合考虑长期价值、未来收益和外部监管等因素，进而规划其具体的 ESG 实践内容和信息披露水平，以形成客观的 ESG 评价依据。企业的利益相关方通常依据 ESG 评价决定其支持力度，从而直接影响企业总收益。本文假定如果企业致力于 ESG 实践，并且能够确保 ESG 信息披露的准确性，则其 ESG 表现的改善能够获得第三方机构 ESG 客观评价。

在此情境中，利益相关方被抽象为一个整体，并与企业决策者构成博弈双方，两者均满足理性人假设，即均以最大化自身收益或效用为目标。具体来说，该博弈分为三个阶段( $t=1,2,3$ )：在第一阶段( $t=1$ )，企业实现常规经营收益 $R_0$ ，并决定是否在 ESG 方面采用人工智能技术 $AI \in \{0,1\}$ ，随后基于这一决策选择其 ESG 投资水平 $I_{ESG} \in \{I_{ESG}^H, I_{ESG}^L\}$ 。在第二阶段( $t=2$ )，企业完成 ESG 投资并编制相应报告，以确定披露的精准度 $q \in \{q_H, q_L\}$ ，各评级主体据此形成企业 ESG 评价。在第三阶段( $t=3$ )，各利益相关方根据企业的 ESG 评价和披露报告决定其支持力度。企业获得总支持力度 $S_{total} \in \{S_{total}^H, S_{total}^L\}$ ，从而基于该支持力度实现总收益 $V_{S_{total}} = \varepsilon \times S_{total}$ 。其中， $\varepsilon$ 代表企业将利益相关方支持转化为利润的能力，该能力很大程度上受企业自身生产经营效率影响，因此假定其是随机且服从正态分布 $N(\varepsilon_0, \sigma^2)$ 。

#### 2. ESG 投资成本和信息成本

企业决策主要受到 ESG 投资成本和 ESG 信息成本的影响，这两类成本共同决定了企业是否采取积极的 ESG 行动以及披露策略。一方面，企业在实施 ESG 计划时，需承担一定的投资成本，记为 $F_{ESG}$ 。当该项成本较高时(即 $F_{ESG}^H$ )，企业可能会选择较低的 ESG 投资水平 $I_{ESG}^L$ ，进而不利于提升其 ESG 表现。这一设定的合理性在于，ESG 投资通常具有正外部性，对企业而言未必能够实现直接的回报，尤其是企业处于 ESG 实践初期时(Pástor 等, 2021)。因此，ESG 投资成本构成影响企业投入高水平 ESG 行动的关键考量要素。另一方面，提高 ESG 披露精准性同样需要支付一定的信息成本，记为 $C_q$ 。当信息成本较高时(即 $C_q^H$ )，企业可能会选择较低的披露精准度 $q_L$ ，进而影响企业 ESG 表现。该项成本设定的合理性在于，高精度的 ESG 披露可能涉及大量的数据搜集、整理、审核和标准化工作(Asif 等, 2023)，上述过程均需要支付较高的时间、劳动力和技术成本，进而使得 ESG 信息成本构成企业披露策略的关键决定因素。

#### 3. 利益相关方支持和企业总收益

(1) 利益相关方支持。在此博弈模型中，各利益相关方基于理性人假设，通过结合评级主体所公布的 ESG 评价，决定对企业的支持力度，进而形成企业获取的总支持力度 $S_{total}$ 。根据利益相关者互惠理论(Bosse 等, 2023)，利益相关方对企业的支持可分为“弱互惠”和“强互惠”两种形式。其中，前者是指利益相关方支持符合通常预期的反应，而后者则表示在特定情况下可能会超出常态的反应，即“正互惠”(奖励)和“负互惠”(惩罚)。因此，本文假定 $S_{total} = \sigma(\gamma Score)$ 。<sup>①</sup>

<sup>①</sup>  $\sigma$  是一个 sigmoid 函数，用于描述支持力度边际变化特征，具体形式为 $\sigma(\gamma Score) = \frac{1}{1 + e^{-\gamma Score}}$ 。该设定的合理性在于：一方面，在 sigmoid 函数中，存在 $\forall x$ 均使得 $S_{total} \in (0,1)$ ；另一方面，其边际递减的特征也符合现实情景，表明 ESG 评价对利益相关方支持的影响通常是有限的。

其中,  $Score$ 代表主体评级机构公布的 ESG 评价,  $\gamma$ 则是受媒体 ESG 舆情影响的利益相关方的主观认知偏差,<sup>①</sup>该偏差产生是因为媒体的新闻报道大多存在自身的立场和态度,而这种所谓的“媒体情绪”容易在公共环境中迅速扩散开来,引导公众舆论甚至是干预利益相关方对企业行为的判断和认知(张宗新和吴钊颖, 2021),进而对其支持力度产生影响。

(2)企业总收益。基于 Freudenreich 等(2020)构建的利益相关者价值创造框架,本文设定企业收益主要来源于利益相关方支持,例如消费者认可所带来的产品或服务销售收入、投资者偏好所产生的投资收益以及政府提供的补贴等。因此,企业的总收益与其 ESG 评价密切相关,较高的 ESG 评价使得企业获取更多的利益相关方支持,从而转化为更高的利润水平。在此模型中,根据博弈规则,考虑企业总收益为  $R = \sum_{t=1}^3 R_t$ 。其中,当  $t = 1$  时,企业实现常规收益  $R_0$ ,同时需支付人工智能技术应用成本  $C_{AI}$  和 ESG 投资成本  $F_{ESG}$ ,即  $R_1 = R_0 - C_{AI} - F_{ESG}$ ;当  $t = 2$  时,企业完成 ESG 披露并支付信息成本  $C_q$ ,即  $R_2 = -C_q$ ;当  $t = 3$  时,企业基于 ESG 评价获得利益相关方支持,并转化为相应收益,记为  $R_3 \equiv V_{S_{total}} = \varepsilon \times S_{total}$ 。由此,企业总收益如下所示:

$$R = R_0 + \varepsilon \times S_{total} - F_{ESG} - C_q - C_{AI} \quad (1)$$

### (二)均衡分析

本文利用逆向归纳法求解子博弈纳什均衡,考察企业在三期博弈过程中的最优策略均衡。在  $t_3$  期时,各利益相关方会根据企业 ESG 评价选择自身的最优支持力度,企业根据总支持力度区分  $S_{total}^H$  和  $S_{total}^L$  两种水平。其中,较好的 ESG 评价决定企业在 ESG 投资和信息披露的决策组合为  $\{I = I_{ESG}^H, q = q_H\}$ ,而较差的 ESG 评价则可能包含三种决策组合,分别为  $\{I = I_{ESG}^L, q = q_L\}$ ,  $\{I = I_{ESG}^L, q = q_L\}$  和  $\{I = I_{ESG}^L, q = q_H\}$ ,由于这三种决策组合获得的 ESG 评价相同(总收益也无差异),因此第一种策略组合  $\{I = I_{ESG}^L, q = q_L\}$  由于成本优势而显然优于另外两种策略组合。企业的决策组合最终会形成两种可能的均衡:高 ESG 表现均衡和低 ESG 表现均衡。具体来说,高 ESG 表现均衡实现的企业收益为:

$$R(AI = 1, I = I_{ESG}^H, q = q_H) = R_0 + \varepsilon \times S_{total}^H - F_{ESG}^H - C_q^H - C_{AI} \quad (2)$$

该均衡具体描述的是企业采用人工智能技术,选择进行高水平的 ESG 投资和高精准度的信息披露,从而呈现良好的 ESG 表现。而低 ESG 表现均衡实现的企业收益为:

$$R(AI = 0, I = I_{ESG}^L, q = q_L) = R_0 + \varepsilon \times S_{total}^L - F_{ESG}^L - C_q^L \quad (3)$$

该均衡具体描述的是企业未采用人工智能技术,只进行低水平的 ESG 投资和低精准度的信息披露,从而呈现较差的 ESG 表现。因此,企业实现高 ESG 表现均衡的条件为:

$$\begin{aligned} R(AI = 1, I = I_{ESG}^H, q = q_H) &\geq R(AI = 0, I = I_{ESG}^L, q = q_L) \\ \Leftrightarrow \varepsilon \times (S_{total}^H - S_{total}^L) &\geq (F_{ESG}^H - F_{ESG}^L) + (C_q^H - C_q^L) + C_{AI} \end{aligned} \quad (4)$$

该不等式的左侧为收入侧,表示企业因 ESG 评价提升所获得的支持,而右侧则为成本侧,对应着该过程导致的成本增长。因此,实现高 ESG 表现均衡条件的经济学含义是:当利益相关方的支持超过其成本增长时,企业会倾向于在 ESG 方面应用人工智能技术,并进行高水平的 ESG 投资以及更精准地披露信息,从而改善其自身的 ESG 表现。这意味着人工智能技术能够通过影响成本侧要素使得企业更容易满足实现高 ESG 表现均衡的条件,即企业是否采用人工智能

<sup>①</sup> 本文设定具体表达式为  $\gamma = h(ATT) = 1 + \frac{ATT}{\sqrt{1+ATT^2}}$ ,使其满足乘数效应和边际递减效应,并确保媒体 ESG 舆情倾向(ATT)不会导致  $\gamma$  取到负值。

构成了何种均衡得以实现的关键。鉴于此，本文提出如下假说：

假说 1：企业应用人工智能技术能够显著提升其 ESG 表现。

### （三）机制探讨

#### 1. 成本侧分析

从成本侧来看，当提高 ESG 评价的成本增加越小时，高 ESG 表现均衡越容易实现。具体来说，成本增加由两项构成，分别是高水平 ESG 投资导致的投资成本增长 ( $F_{ESG}^H - F_{ESG}^L$ ) 和高精度披露导致的信息成本增加 ( $C_q^H - C_q^L$ )。如果人工智能技术能够有效地削减上述两类成本的增加幅度，则意味着企业决策越容易实现高 ESG 表现均衡。从 ESG 投资成本和企业 ESG 投资的关系来看，人工智能技术对 ESG 投资成本具有显著的削减效应，从而激励企业增加 ESG 投资，并且提升投资效率。首先，人工智能通过快速整理与分析大量 ESG 相关信息显著降低信息收集和分析成本，从而帮助企业精准识别高潜力投资机会和潜在风险 (Babina 等, 2024)。其次，人工智能通过投资模拟和预测避免盲目投资及试错成本，并优化资金使用路径，提高投资回报率。最后，人工智能技术与可持续实践结合，进一步优化企业能源使用效率，推动其绿色转型 (韩超和李鑫平, 2023)。例如，通过升级末端排污处理设备和开发环境决策支持系统，企业得以实现污染治理和智能监控 (林熙等, 2023)。因此，人工智能技术通过降低 ESG 投资成本和提升投资效率，使得企业能够更有针对性地开展 ESG 投资，进而有效改善其 ESG 表现。鉴于此，本文提出如下假说：

假说 2a：人工智能技术通过降低企业 ESG 投资成本促进企业 ESG 投资，从而推动其 ESG 表现提升。

从 ESG 信息成本和企业信息透明度的关系来看，人工智能技术通过其高效的数据处理能力显著降低信息披露成本，提高信息透明度。传统 ESG 披露过程因数据收集、核实和整理的繁琐性导致较高的时间和人力成本。而人工智能技术能够通过自动化的数据采集、清洗和标准化处理，减少了人工干预，提高了数据的准确性和一致性 (柏淑嫒等, 2024)。同时，自然语言处理 (NLP) 技术可以对企业内部生成的非结构化数据进行深度分析，从中提取对 ESG 评价非常重要的指标，并优化信息披露的完整性和准确性 (王应欢和郭永祯, 2023; Chen 等, 2024)。此外，人工智能等数字技术通过推动企业组织结构向扁平化和网络化转型有效提升部门间沟通与协调效率 (戚聿东和肖旭, 2020)。上述改进显著提高企业整体信息透明度，使外部利益相关者能够更清晰地了解企业 ESG 实际行动，增强对企业 ESG 绩效的信任，从而对其表现产生积极影响。鉴于此，本文提出如下假说：

假说 2b：人工智能技术通过降低企业 ESG 信息成本推动信息透明度提升，从而促进其 ESG 表现提升。

#### 2. 收入侧分析

从收入侧来看，当利益相关方支持力度差距 ( $S_{total}^H - S_{total}^L$ ) 越大时，企业决策越容易实现高 ESG 表现均衡。此处，媒体明确的情绪倾向发挥了关键作用，通过引导市场参与者对企业决策的判断与认知形成，推动利益相关方支持从“弱互惠”向“强互惠”转变，进而影响企业的战略决策 (Zhu 等, 2017)。因此，媒体情绪通过影响主观认知偏差  $\gamma$ ，进而构成决定  $S_{total}$  的关键因素。本文通过结合  $\gamma$  的具体表达式，并充分考虑其中  $ATT$  的差异化表现，对其可能产生的结果展开丰富讨论。从不同类别的 ESG“新闻情绪”来看。首先， $ATT > 0$  表明  $h(ATT) > 1$ ，这使得 ( $S_{total}^H - S_{total}^L$ ) 的数值关于  $|ATT|$  递增。这意味着在正面“新闻情绪”的情境下，利益相关方支持表现出“强互惠”，并以“正互惠”的形式增加支持力度边际，进而激励企业应用人工智能技术提升其 ESG 表

现。其次,  $ATT < 0$  表明  $h(ATT) < 1$ , 这使得  $(S_{total}^H - S_{total}^L)$  的数值关于  $|ATT|$  递减。这意味着在负面“新闻情绪”的情境下, 利益相关方支持仍旧呈现出“强互惠”, 但却以“负互惠”的形式抑制支持力度边际, 进而降低企业实现高 ESG 表现均衡的可能性。最后,  $ATT = 0$  表明  $h(ATT) = 1$ , 因此可以从表达式中省略。这意味着在中性“新闻情绪”的情境下, 利益相关方支持以“弱互惠”的形式呈现, 其支持力度的边际变化符合通常预期, 并不受外部新闻报道的影响。因此, 本文提出如下假说:

假说 3a: 不同类别的 ESG“新闻情绪”对人工智能技术提升企业 ESG 表现的影响不同, 其中正面情绪发挥了积极效应, 负面情绪则与之相反, 而中性情绪并不会产生明显影响。

考虑到 ESG“新闻情绪”并不恒定保持静态, 进一步探讨情绪变化如何影响企业应用人工智能提升 ESG 表现是存在现实意义的, 特别是涉及利益相关方支持从“负互惠”向“正互惠”转变的具体场景。因此, 由  $\gamma$  的具体表达式可知: 第一, 在其他条件不变的情况下, 情绪改善 ( $ATT < 0$  且  $\Delta ATT > 0$ ) 会使得  $(S_{total}^H - S_{total}^L)$  的数值增大, 进而有助于缓解负面情绪带来的不利影响。相反, 情绪恶化 ( $ATT > 0$  且  $\Delta ATT < 0$ ) 则使得  $(S_{total}^H - S_{total}^L)$  的数值减小, 进而削弱正面情绪导致的积极影响。鉴于此, 本文提出如下假说:

假说 3b: ESG“新闻情绪”的改善有助于人工智能技术提升企业 ESG 表现, 而该情绪的恶化则不利于人工智能技术提升企业 ESG 表现。<sup>①</sup>

### 三、实证方案设计

#### (一) 模型构建和变量说明<sup>②</sup>

本文主要考察人工智能技术对企业 ESG 表现的影响, 建立如下模型:

$$ESG_{i,t} = \alpha + \beta AII_{i,t} + \gamma X + \gamma_i + \theta_t + u_{i,t} \quad (5)$$

其中, 被解释变量  $ESG_{i,t}$  表示企业  $i$  在  $t$  年的 ESG 表现。本文参照李增福和陈嘉滢 (2023) 的方法, 选取华证 ESG 综合得分用以衡量, 并对该指标除以 100。解释变量  $AII_{i,t}$  表示企业  $i$  在  $t$  年的人工智能技术创新, 借鉴任英华等 (2023) 的研究思路, 本文以企业当年人工智能专利申请量加 1 取对数来进行衡量。  $X$  表示一系列基于相关理论和实证研究的控制变量集合, 主要包括: 企业规模 ( $Size$ ), 以企业总资产的自然对数衡量; 企业杠杆 ( $Lev$ ), 以企业总负债除以总资产衡量; 资产回报率 ( $Roa$ ), 以企业净利润和总资产之间的比值衡量; 企业年龄 ( $Age$ ), 以企业上市年份加 1 取对数来表示; 企业成长性 ( $Growth$ ), 以企业营业收入增长率为衡量; 企业资本密度 ( $Fix$ ), 以企业人均固定资产衡量; 股权结构 ( $Top1$ ), 用企业的第一大股东持股比例衡量; 董事会独立性 ( $Indep$ ), 以独立董事人数占比衡量; 两职合一 ( $Dual$ ), 如果总经理和董事长为同一人则赋值为 1, 反之为 0; 董事会规模 ( $Board$ ), 用董事会人数的对数来衡量。和  $\theta_t$  表示企业和年份固定效应,  $u_{i,t}$  为随机误差项。

#### (二) 数据来源与描述性统计

本文选取的研究样本为 2011 年至 2021 年中国沪深两市 A 股的上市公司。此外, 企业专利文本数据来源于 WinGo 财经文本数据平台, 企业年报数据来源于巨潮网, 其他企业特征数据主要从 CSMAR 数据库和 Wind 数据库获取, 并进行了如下处理: 第一, 为避免极端值的影响, 对连续型变量进行双侧 1% 水平的缩尾处理。第二, 剔除主要研究数据缺失严重、上市时间小于一年、金融保险与房地产等行业的研究样本。第三, 剔除经营状况异常的 ST、PT 和 \*ST 上市公司,

① 限于篇幅, 省略机制分析图, 留存备案。

② 限于篇幅, 省略核心解释变量的测算方法以及控制变量的选取依据, 留存备案。

本文最终得到 25 309 个企业和年度观测值。主要变量的描述性统计结果如表 1 所示。可以发现，中国上市公司 ESG 表现整体发展较为均衡，上市公司的人工智能技术发展水平整体较低，发展差异较大，该结论与任英华等(2023)的发现相一致。其他控制变量的离散程度和差异性水平与现有文献的结论基本一致。

表 1 主要变量的描述性统计

变量	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>ESG</i>	25 309	0.7289	0.0551	0.3662	0.9146
<i>AII</i>	25 309	0.9122	1.2194	0	4.7362
<i>Size</i>	25 309	22.2354	1.2812	19.5050	26.3951
<i>Roa</i>	25 309	0.0382	0.0655	-0.4147	0.2442
<i>Lev</i>	25 309	0.4394	0.2045	0.0274	0.9901
<i>Age</i>	25 309	2.1931	0.7534	0.6931	3.4340
<i>Growth</i>	25 309	0.1750	0.4470	-0.7316	4.8058
<i>Fix</i>	25 309	12.5561	1.1525	4.1274	19.5426
<i>Top1</i>	25 309	0.3440	0.1482	0.0838	0.7584
<i>Indep</i>	25 309	0.3750	0.0535	0.3000	0.6000
<i>Dual</i>	25 309	0.2647	0.4412	0	1
<i>Board</i>	25 309	2.1336	0.1993	1.6094	2.7081

## 四、实证结果与分析

### (一) 基准回归结果

表 2 汇报了人工智能技术应用影响企业 ESG 表现的基准估计结果。由列(1)的结果可知，在未加入任何控制变量的情况下，人工智能技术(*AII*)的估计系数在 1% 的显著性水平下显著。列(2)在列(1)的基础上加入所有控制变量，研究发现 *AII* 的估计系数依然显著为正，表明控制这些因素后人工智能技术对企业 ESG 表现仍旧有积极影响。为了排除时间层面和个体层面其他未被观测因素对基准回归结果造成的干扰，本文进一步控制企业固定效应和年份固定效应，相应的回归结果如表 2 的列(3)和列(4)所示。可以发现，核心解释变量(*AII*)的回归系数均在 1% 的显著性水平下显著为正，这表明人工智能技术能够有效地提升企业 ESG 表现。

表 2 基准回归结果

	(1) <i>ESG</i>	(2) <i>ESG</i>	(3) <i>ESG</i>	(4) <i>ESG</i>
<i>AII</i>	0.0042*** (0.0003)	0.0009*** (0.0003)	0.0027*** (0.0004)	0.0020*** (0.0004)
<i>Constant</i>	0.7251*** (0.0004)	0.4179*** (0.0082)	0.7265*** (0.0005)	0.4661*** (0.0196)
控制变量		控制		控制
固定效应			年份、企业	年份、企业
观测值	25 309	25 309	25 309	25 309
<i>Adj. R</i> <sup>2</sup>	0.0087	0.1370	0.5314	0.5497

注：\*\*\*、\*\*和\*分别表示在1%、5%和10%的显著性水平下显著，括号内的值为稳健标准误，下表同。

本文采用华证 ESG 评级的 3 个一级指标得分衡量企业在环境、社会和公司治理三个维度

的具体表现，<sup>①</sup>旨在更细致地考察人工智能技术对企业不同维度 ESG 子类表现的影响，结果如表 3 所示。可以发现，人工智能技术对企业环境(E)和社会(S)维度表现的影响较为明显，这不仅反映出人工智能技术在推动企业能效提升、环境管理和绿色转型等方面的积极效应，也表明企业将人工智能技术用于改善社会责任实践和人力资本管理，这能够有效提升其 ESG 表现。人工智能技术在公司治理评价上的回归系数虽然为正，但不显著。可能的原因在于：一方面，传统的企业治理体系往往依赖于规范和程序性规则，而人工智能技术的快速演变和复杂性要求企业在治理上具备更高的灵活性和适应性。原来的治理结构可能无法有效管理和监督 AI 的应用，导致其治理表现不显著(Stahl 等, 2021)。另一方面，由于人工智能在中国仍处于初步发展阶段，企业在引入人工智能时通常更注重其在提高生产效率和创造绿色收入价值上的应用(Chen 等, 2024)，因而可能忽视其在治理方面的作用。这种资源配置的优先级顺序可能导致治理机制建设并不完善，从而影响 G 维度的整体表现。因此，未来研究可以尝试通过长期跟踪和提高治理数据质量来更好地理解人工智能技术对公司治理维度的潜在影响。

表 3 人工智能技术对企业 ESG 表现子项的影响

	(1) <i>E_score</i>	(2) <i>S_score</i>	(3) <i>G_score</i>
<i>All</i>	0.0014*** (0.0005)	0.0045*** (0.0008)	0.0008 (0.0006)
<i>Constant</i>	0.3954*** (0.0230)	0.2873*** (0.0359)	0.6100*** (0.0284)
控制变量	控制	控制	控制
固定效应	年份、企业	年份、企业	年份、企业
观测值	25 309	25 309	25 309
<i>Adj. R<sup>2</sup></i>	0.6801	0.5731	0.4560

### (二)稳健性检验<sup>②</sup>

本文关于内生性问题的检验包括工具变量估计检验、双重差分估计检验(DID)、倾向得分匹配、Heckman 两步法以及安慰剂检验。此外，本文还进行了替换核心变量、调整样本和聚类方式等稳健性检验。根据回归结果，本文的基础结论是稳健的。

## 五、进一步分析

### (一)机制分析

#### 1. 促进企业 ESG 投资

人工智能技术通过降低企业的 ESG 投资成本，促进企业 ESG 投资，进而改善其 ESG 表现。鉴于此，本文选择直接检验人工智能技术对企业 ESG 投资的影响。这样处理的原因在于：一方面，尽管企业的 ESG 投资成本难以精准度量，但是正外部性特征使得成本是决定其投资力度的关键要素。因此，通过检验人工智能技术对企业 ESG 投资的影响，也能够同时反映对 ESG 投资成本的作用。另一方面，企业进行 ESG 投资，能够直接通过实现相应的环境和社会效益，<sup>③</sup>进而

① 华证 ESG 评级体系由 3 个一级指标、16 个二级指标以及 44 个三级指标构成，其中一级指标分别对应着环境(E)、社会(S)和公司治理(G)三类评价，并且各子类评价均存在对应得分(即 *E\_score*、*S\_score* 和 *G\_score*)。

② 限于篇幅，省略图表分析结果，留存备案。

③ 鉴于前文的基准分析表明人工智能技术在改善企业环境治理(E)和社会责任(S)维度的绩效更为明显，本部分主要从上述两个维度进行机制分析。

获取更好的 ESG 表现。具体而言，在环境治理维度，参考张琦等(2019)和陈海强等(2024)的研究方法，本文分别构建企业环保投资(*EnvProInvest*)和绿色并购(*GMA\_num*)两个代理变量，其原始数据均来自中国研究数据服务平台(CNRDS)。根据表 4 列(1)和列(2)的回归结果，人工智能技术(*AI*)显著推动了企业的环保投资和绿色并购。这意味着人工智能技术不仅促使企业增加了环境保护方面的资本化支出，而且使得企业积极开展了并购活动，进而对提升其 ESG 表现产生了积极影响。在社会责任维度，本文从 CSMAR 数据库中获取了上市公司的雇员社会保障基金缴付比例(*Security*)和社会捐赠收入比(*Donation*)，这两个指标可以反映企业的内部社会治理投入和外部社会责任实践情况。根据表 4 列(3)和列(4)的回归结果，人工智能技术的应用使得企业显著提高了员工社保缴付比例，也增加了社会捐赠比例。这表明人工智能技术能够使得企业积极承担社会责任，并且通过社会治理的正外部性提升总体福利水平，进而持续改善其 ESG 表现。

表 4 促进企业 ESG 投资机制检验结果

	(1) <i>EnvProInvest</i>	(2) <i>GMA_num</i>	(3) <i>Security</i>	(4) <i>Donation</i>
<i>All</i>	0.0963*** (0.0077)	0.0140*** (0.0047)	0.0037*** (0.0013)	0.0077*** (0.0007)
<i>Constant</i>	1.7547*** (0.4558)	-0.4990** (0.2044)	0.4316*** (0.0620)	-1.0527*** (0.0417)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	年份、企业	年份、企业	年份、企业	年份、企业
观测值	21 099	25 309	25 309	25 309
<i>Adj. R</i> <sup>2</sup>	0.8631	0.4509	0.6474	0.9175

## 2. 提高企业信息透明度

人工智能技术通过降低企业 ESG 信息成本提高其信息透明度，进而改善其 ESG 表现。本文直接检验人工智能技术是否提高了企业信息透明度，其合理性在于：一方面，企业 ESG 信息成本难以精确衡量，它分散于各类成本当中，但信息透明度提高和信息成本降低是“对偶问题”。因此，直接检验人工智能技术对企业信息透明度的影响能够体现其对信息成本的作用。另一方面，企业信息透明度的提升能够充分发挥内外信息协同效应，积极影响企业执行决策和精准披露的全过程，有助于维持与利益相关方之间的互动，进而提升其 ESG 表现。

本文从三个维度表示企业信息透明度。首先，鉴于信息不对称问题和企业信息透明度之间的负相关关系，本文参考于蔚等(2012)的研究，分别构建信息不对称代理变量(*ASY1* 和 *ASY2*)。<sup>①</sup>其次，信息环境质量较高的企业通常具有良好的信息透明度(郑建东等, 2022)，本文分别采用分析师跟踪数量(*Analyst*)和分析师研究报告数量(*Report*)度量企业信息环境质量，其数值越高意味着企业信息透明度越高。最后，环境信息披露质量也是企业信息透明度中重要的组成部分，同时也积极影响着企业 ESG 报告披露的精准性。因此，本文借鉴王茂斌等(2024)的方法，利用企业非货币化环境信息中具体子类得分加总的方法度量企业环境信息披露质量(*Env\_dis*)。表 5 回归结果显示，在基于三种维度对企业信息透明度的衡量方式下，*AI* 显著地降低了信息不对称

<sup>①</sup> 指标具体构建如下：提取非流动性比率(*ILL*)、流动性比率(*LR*)以及收益率反转指标(*GAM*)的第一主成分获得非对称信息，并根据特征值大于 1 以及对应的方差累计贡献率超过 75% 两个标准，分别构建信息不对称代理变量 *ASY1* 和 *ASY2*。

程度,并促使企业信息环境质量和环境信息披露质量提升,进而提高了企业整体信息透明度,并通过保持其与外部利益相关方的互动,最终实现改善 ESG 表现的目标。

表 5 提升企业信息透明度机制检验结果

	(1) <i>ASY1</i>	(2) <i>ASY2</i>	(3) <i>Analyst</i>	(4) <i>Report</i>	(5) <i>Env_dis</i>
<i>All</i>	-0.0078*** (0.0021)	-0.0132*** (0.0037)	0.0266*** (0.0079)	0.0325*** (0.0098)	0.0389*** (0.0122)
<i>Constant</i>	3.0430*** (0.0956)	4.8463*** (0.1593)	-9.5632*** (0.3480)	-11.9101*** (0.4309)	-3.3777*** (0.5253)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	年份、企业	年份、企业	年份、企业	年份、企业	年份、企业
观测值	25 309	25 309	25 309	25 309	25 309
<i>Adj. R<sup>2</sup></i>	0.7383	0.7206	0.6927	0.6900	0.6518

(二)异质性分析<sup>①</sup>

利益相关者理论强调企业需平衡多元利益相关方需求,以制定可持续发展战略。企业规模、行业污染程度及地区数字经济发展水平既影响利益相关方支持,也决定企业的成本约束与监管压力。因此,本部分将结合前文的利益相关方在企业 ESG 框架下的互动情况,从上述三方面进一步分析可能存在的差异化特征。

首先,从企业规模的异质性来看,大规模企业通常拥有更多的资源和 ESG 数据(Dremptic 等, 2020),且更倾向于进行人工智能技术投资(Babina 等, 2024)。因此,本文以企业总资产的中位数为依据,将样本区分为大规模企业和小规模企业,并进一步考察不同规模下,人工智能技术对于企业 ESG 表现的影响差异。根据回归分析结果,相较于小规模企业,人工智能技术对于大规模企业 ESG 表现的积极作用更加明显。原因可能在于:一方面,根据技术采纳理论,凭借资源优势,大规模企业通常能够成为新技术的早期使用者,而小规模企业因为资源受到限制,其无法充分利用 AI 来改善 ESG 表现;另一方面,相较于中小规模企业而言,大规模企业往往存在更多的利益相关方,高效平衡各方关系并形成满足其需求的关键回应,促使其更积极地采用人工智能技术来满足 ESG 标准。

其次,重污染行业通常面临较高的合规要求。因此,本文对重污染和非重污染两类企业分组,然后进行回归分析。<sup>②</sup>根据回归分析结果,相较于重污染企业,人工智能技术对非重污染企业 ESG 表现的积极影响更为明显。原因可能是:第一,资源的优先级排序。更高强度的合规压力促使重污染企业将人工智能技术应用聚焦于污染排放的控制(Chen 等, 2024),进而导致在社会和公司治理方面的改进相对不足。第二,组织限制的影响。重污染行业通常处于产业链上游,较强的垄断性特征使其资产专用性更强,从而限制了人工智能技术在治理层面的灵活性和适应性(Stahl 等, 2021)。<sup>③</sup>

最后,本文参照赵涛等(2020)对地级市数字经济发展水平的测量,依据中位数划分样本后

① 限于篇幅,省略下文的图表分析结果,留存备案。

② 本文结合环保部 2010 年制定的《上市公司环境信息披露指南》和证监会 2012 年修订的《上市公司行业分类指引》,并依据是否属于重污染行业将企业划分为重污染和非重污染两类。

③ 为了验证此假设,本文进一步分维度考察了人工智能技术对重污染企业 ESG 三类子项的影响。结果显示人工智能技术对 E 和 S 的影响均在 10% 的显著性水平下正向显著,但对公司治理的效应则不显著。

进行分组回归。根据回归分析结果，位于数字经济发展水平较高地级市或直辖市的企业，人工智能技术对企业 ESG 表现的影响显著为正。可能的原因在于，数字经济发展水平较低的地区通常数字基础设施并不完善，这使得人工智能技术的采用成本较高，进而不利于推动该地区企业通过应用人工智能提升其 ESG 表现。

### （三）基于媒体 ESG 舆情的拓展分析

媒体报道中的积极或消极情绪倾向通过快速扩散会影响市场参与者的价值判断和行动选择(Zhu 等, 2017)，推动利益相关者支持从“弱互惠”向“强互惠”转变，最终影响企业战略决策。鉴于此，本文引入外部媒体 ESG 舆情环境，从情绪倾向与信息含量两个维度探讨 ESG“新闻情绪”对人工智能技术提升企业 ESG 表现的具体影响。<sup>①</sup>第一，根据回归分析结果，人工智能技术与企业 ESG“新闻情绪”净值的交互项在 1% 的显著性水平下显著为正，这表明随着 ESG“新闻情绪”净值的升高，人工智能技术对企业 ESG 表现的积极效应得到增强。这意味着当企业面临 ESG 争议问题时，只要通过积极采取措施改善其媒体舆论环境，仍然可以削弱由该负面情绪造成的不利影响，进而有助于其 ESG 表现的提升。第二，正面的 ESG“新闻情绪”对上述机制的影响也存在相同结论。这是因为在面临积极的媒体情绪关注下，企业应用人工智能技术取得的 ESG 成果更容易被利益相关者识别并进行积极回应。第三，人工智能技术与中性 ESG“新闻情绪”的交互项并不显著，表明中性的 ESG“新闻情绪”并不会对人工智能技术提升企业 ESG 表现的过程产生显著影响。原因在于，中性的“新闻情绪”缺乏紧迫性和明确的情感指引，难以改变利益相关者的价值判断或行动倾向，而利益相关者表现出“弱互惠”形式时，企业通常不会进行额外的决策调整(Bosse 等, 2023)。第四，人工智能技术与负面 ESG“新闻情绪”的交互项在 1% 的显著性水平下显著为负，说明负面的 ESG“新闻情绪”会抑制人工智能技术对企业 ESG 表现的积极影响。随着负面 ESG 新闻报道数量的增加，企业 ESG 实践的预期回报降低，进而削弱上述过程的积极效应。

## 六、结论与启示

本文基于 2011—2021 年沪深 A 股上市公司数据，对人工智能技术影响企业 ESG 表现的具体机制展开实证研究，并结合 ESG 新闻数据进一步探讨了媒体舆情的外部治理作用。文章的主要结论如下：第一，人工智能技术有效提升了企业 ESG 表现，并且该积极效应在环境(E)和社会(S)维度的子类指标中更为明显。第二，机制分析表明，一方面，人工智能技术通过降低 ESG 信息成本，加强企业信息透明度，从而确保企业向利益相关者准确展示其在 ESG 方面取得的成果，并持续提高企业 ESG 表现；另一方面，人工智能技术通过降低 ESG 投资成本，促进企业进行 ESG 投资活动，从而进一步提高其 ESG 表现。第三，基于媒体 ESG 舆情的拓展分析发现，正面的 ESG“新闻情绪”显著强化了人工智能技术对企业 ESG 表现的积极影响，负面的 ESG“新闻情绪”则呈现出相反的表现，而中性 ESG“新闻情绪”在该过程中并未发挥作用。鉴于上述研究结论，本文有如下几点政策启示：

第一，政府应通过研发税收抵免、财政补助和创新基金等政策鼓励企业研发并采用人工智能技术。同时，应通过开发指导框架来帮助企业实施人工智能驱动的 ESG 策略，并推动跨部门合作，提供技术支持与行业解决方案。第二，政府可制定人工智能技术与信息披露的规范准则，

<sup>①</sup> 该部分具体指标包括：ESG“新闻情绪”净值(*esg\_senti*)、正面 ESG“新闻情绪”(*pos\_news*)、中性 ESG“新闻情绪”(*neu\_news*)和负面 ESG“新闻情绪”(*neg\_news*)四个指标。限于篇幅，省略该指标具体说明，留存备案。

提升 ESG 信息的可靠性和可比性。同时,鼓励企业建立基于人工智能的 ESG 评价体系,利用大数据和机器学习提高管理与评估的效率。此外,推动企业内部应用人工智能工具优化资源使用和治理实践,促进企业文化向高 ESG 标准转型。第三,重视媒体在监督与引导中的作用。一方面,通过制定规范媒体报道的规则,确保客观、公正地宣传企业 ESG 实践,从而营造良好的舆论环境;另一方面,通过表彰积极案例和举办公众论坛,增强对人工智能助力 ESG 的认知,推动信息共享和知识传播。第四,政策制定和实施应注重“因地制宜”。对大企业来说,应鼓励其利用资源优势推动可持续发展;对中小企业来说,应对其提供专项支持,降低技术应用门槛。对重污染行业,应鼓励其结合环保技术和人工智能优化社会责任与治理实践,而对数字经济欠发达地区来说,应加强基础设施建设,促进区域均衡发展。

#### 主要参考文献:

- [1]柏淑嫻,潘子成,曹伟,等.企业大数据应用对 ESG 评价的影响[J].世界经济,2024,(8):133-167.
- [2]陈海强,胡晓雪,李东旭.金融考核“绿色化”与污染企业绿色并购——基于信号效应的视角[J].金融研究,2024,(2):131-148.
- [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,(7):47-63.
- [4]方先明,胡丁.企业 ESG 表现与创新——来自 A 股上市公司的证据[J].经济研究,2023,(2):91-106.
- [5]韩超,李鑫平.在自动化中推动企业绿色转型:技术进步与产品重构效应[J].数量经济技术经济研究,2023,(4):72-93.
- [6]雷雷,张大永,姬强.共同机构持股与企业 ESG 表现[J].经济研究,2023,(4):133-151.
- [7]李增福,陈嘉滢.企业 ESG 表现与短债长用[J].数量经济技术经济研究,2023,(12):152-171.
- [8]林熙,刘啟仁,冯桂媚.智能制造与绿色发展:基于工业机器人进口视角[J].世界经济,2023,(8):3-31.
- [9]毛其淋,王玥清.ESG 的就业效应研究:来自中国上市公司的证据[J].经济研究,2023,(7):86-103.
- [10]戚聿东,肖旭.数字经济时代的企业管理变革[J].管理世界,2020,(6):135-152.
- [11]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,(9):50-67.
- [12]史永东,王湜淼.企业社会责任与公司价值——基于 ESG 风险溢价的视角[J].经济研究,2023,(6):67-83.
- [13]唐棣,金星晔.碳中和背景下 ESG 投资者行为及相关研究前沿:综述与扩展[J].经济研究,2023,(9):190-208.
- [14]王茂斌,叶涛,孔东民.绿色制造与企业环境信息披露——基于中国绿色工厂创建的政策实验[J].经济研究,2024,(2):116-134.
- [15]王应欢,郭永祯.企业数字化转型与 ESG 表现——基于中国上市企业的经验证据[J].财经研究,2023,(9):94-108.
- [16]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,(10):159-175.
- [17]王禹,王浩宇,薛爽.税制绿色化与企业 ESG 表现——基于《环境保护税法》的准自然实验[J].财经研究,2022,(9):47-62.
- [18]谢红军,吕雪.负责任的国际投资:ESG 与中国 OFDI[J].经济研究,2022,(3):83-99.
- [19]姚加权,张银澎,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,(2):101-116.
- [20]于蔚,汪淼军,金祥荣.政治关联和融资约束:信息效应与资源效应[J].经济研究,2012,(9):125-139.
- [21]张琦,郑瑶,孔东民.地区环境治理压力、高管经历与企业环保投资——一项基于《环境空气质量标准(2012)》的准自然实验[J].经济研究,2019,(6):183-198.

- [22]张宗新, 吴钊颖. 媒体情绪传染与分析师乐观偏差——基于机器学习文本分析方法的经验证据[J]. *管理世界*, 2021, (1): 170–185.
- [23]赵涛, 张智, 梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据[J]. *管理世界*, 2020, (10): 65–75.
- [24]郑建东, 吕晓亮, 吕斌, 等. 社交媒体平台信息交互与资本市场定价效率——基于股吧论坛亿级大数据的证据[J]. *数量经济技术经济研究*, 2022, (11): 91–112.
- [25]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188–2244.
- [26]Asif M, Searcy C, Castka P. ESG and Industry 5.0: The role of technologies in enhancing ESG disclosure[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 195: 122806.
- [27]Azar J, Duro M, Kadach I, et al. The big three and corporate carbon emissions around the world[J]. *Journal of Financial Economics*, 2021, 142(2): 674–696.
- [28]Babina T, Fedyk A, He A, et al. Artificial intelligence, firm growth, and product innovation[J]. *Journal of Financial Economics*, 2024, 151: 103745.
- [29]Bosse D, Thompson S, Ekman P. In consilium apparatus: Artificial intelligence, stakeholder reciprocity, and firm performance[J]. *Journal of Business Research*, 2023, 155: 113402.
- [30]Chen P Y, Chu Z Z, Zhao M. The Road to corporate sustainability: The importance of artificial intelligence[J]. *Technology in Society*, 2024, 76: 102440.
- [31]Chen Z F, Xie G X. ESG disclosure and financial performance: Moderating role of ESG investors[J]. *International Review of Financial Analysis*, 2022, 83: 102291.
- [32]Chowdhury S, Budhwar P, Dey P K, et al. AI-employee collaboration and business performance: Integrating knowledge-based view, socio-technical systems and organisational socialisation framework[J]. *Journal of Business Research*, 2022, 144: 31–49.
- [33]DasGupta R. Financial performance shortfall, ESG controversies, and ESG performance: Evidence from firms around the world[J]. *Finance Research Letters*, 2022, 46: 102487.
- [34]Deng X, Li W H, Ren X H. More sustainable, more productive: Evidence from ESG ratings and total factor productivity among listed Chinese firms[J]. *Finance Research Letters*, 2023, 51: 103439.
- [35]Drempetic S, Klein C, Zwergel B. The influence of firm size on the ESG score: Corporate sustainability ratings under review[J]. *Journal of Business Ethics*, 2020, 167(2): 333–360.
- [36]Fang M Y, Nie H H, Shen X Y. Can enterprise digitization improve ESG performance?[J]. *Economic Modelling*, 2023, 118: 106101.
- [37]Freudenreich B, Lüdeke-Freund F, Schaltegger S. A stakeholder theory perspective on business models: Value creation for sustainability[J]. *Journal of Business Ethics*, 2020, 166(1): 3–18.
- [38]Kaginalkar A, Kumar S, Gargava P, et al. Review of urban computing in air quality management as smart city service: An integrated IoT, AI, and cloud technology perspective[J]. *Urban Climate*, 2021, 39: 100972.
- [39]Liu J C, Xiong X, Gao Y, et al. The impact of institutional investors on ESG: Evidence from China[J]. *Accounting & Finance*, 2023, 63(S2): 2801–2826.
- [40]Stahl B C, Andreou A, Brey P, et al. Artificial intelligence for human flourishing—Beyond principles for machine learning[J]. *Journal of Business Research*, 2021, 124: 374–388.
- [41]Vinuesa R, Azizpour H, Leite I, et al. The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals[J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 233.

- [42]Wang L, Yang H Y. Digital technology innovation and corporate ESG performance: Evidence from China[J]. *Economic Change and Restructuring*, 2024, 57(6): 207.
- [43]Yin Z H, Zeng W P. The effects of industrial intelligence on China's energy intensity: The role of technology absorptive capacity[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 191: 122506.
- [44]Zhu Y J, Wu Z Y, Zhang H, et al. Media sentiment, institutional investors and probability of stock price crash: Evidence from Chinese stock markets[J]. *Accounting & Finance*, 2017, 57(5): 1635–1670.

## Will AI Technology Improve Corporate ESG Performance? A Cost-Benefit Analysis Based on the Dynamic Game Theory

Tang Qiuyu<sup>1</sup>, Tan Weijie<sup>2</sup>, Shen Minghao<sup>3</sup>, Xu Lei<sup>4</sup>

(1. College of Business, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China; 2. School of Public Economics and Administration, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China; 3. Institute of Studies for Guangdong–Hong Kong–Macao Greater Bay Area, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou 510006, China; 4. School of International Business and Management, Sichuan International Studies University, Chongqing 400031, China)

**Summary:** In the context of China's carbon peaking and carbon neutrality goals and high-quality growth strategy, corporate ESG performance has attracted considerable attention. As regulatory requirements for ESG disclosures tighten in China's capital markets, firms face the challenge of effectively implementing ESG strategies and accurately reporting ESG data. Meanwhile, AI has emerged as a key tool for addressing ESG challenges. However, most existing studies focus on technological innovation and overlook AI's integration with the stakeholder theory, especially its role in corporate decision-making and stakeholder engagement related to ESG goals.

This paper combines the stakeholder theory and cost-benefit analysis to construct a multi-period dynamic game model, and systematically analyzes how AI affects corporate ESG performance. Using data on AI patents and ESG-related news from A-share listed companies from 2011 to 2021, it empirically tests the impact of AI on ESG performance and examines the role of media sentiment in this process. The results demonstrate that AI significantly improves ESG performance, with a stronger effect in larger firms, non-polluting industries, and regions with a higher level of digital economic development. Mechanism testing reveals that AI affects ESG performance primarily by promoting ESG investment and enhancing corporate transparency. Additionally, media ESG sentiment plays a crucial moderating role: Positive sentiment amplifies AI's positive effect on ESG performance, while negative sentiment reverses this impact, with neutral sentiment showing no significant effect.

This paper has the following contributions: First, it offers a fresh perspective on AI's role in improving corporate ESG performance, providing valuable insights into AI research in the context of sustainability. Second, it develops a theoretical multi-period dynamic game model based on corporate-stakeholder interactions, integrating media ESG sentiment and cost-benefit equilibrium to explore optimal ESG decision-making under different conditions. Third, it refines AI measurement by utilizing patent text data and digital economy industry classifications, and introduces media sentiment as an external governance force, enriching the corporate governance theory.

**Key words:** AI technology; ESG performance; dynamic game; ESG-related news sentiment

(责任编辑 顾 坚)