

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2026.02.018

陶章, 李天壮, 乔森. 人工智能技术对产业链供应链韧性的影响——基于异质性环境规制的调节效应分析 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2026, 48(2): 218-232.

人工智能技术对产业链供应链韧性的影响

——基于异质性环境规制的调节效应分析

陶章^{1,2}, 李天壮², 乔森³

1. 南宁师范大学 中国-东盟智慧低空物流与供应链研究中心, 南宁 530001;
2. 南宁师范大学 经济与管理学院, 南宁 530001; 3. 郑州大学 商学院, 郑州 450001

摘要: 以中国 A 股全部上市公司 2009—2022 年数据为样本, 构建非线性多维固定效应模型系统, 探究人工智能技术对企业产业链供应链韧性的阶段性差异化影响, 明晰异质性环境规制对二者关系的非线性调节效应。研究发现: ① 随着人工智能数据采集技术和处理能力的提升, 人工智能技术对产业链供应链韧性的影响由负向效应逐渐转变为正向效应, 说明在不同阶段(技术磨合期和技术成熟期)存在差异化特征。② 行政强制型环境规制削弱了东部和东北地区企业人工智能技术与产业链供应链韧性之间的“U”形关系, 但强化了中部地区二者的关系; 市场激励型环境规制在西部地区展现出强化的调节效应; 公众参与型环境规制在东、中、西部地区均具有削弱的调节效应。③ 低碳试点政策显著弱化了人工智能技术与产业链供应链韧性间的“U”形关系, 并呈现出“技术密集型企业大于资本和劳动密集型企业”的排列格局。因此, 要因时制宜, 动态化地推进人工智能技术应用; 因势制宜, 精准化地适配异质性环境规制; 因地制宜, 差异化地实施人工智能技术发展策略; 因事制宜, 系统化完善风险评估体系与预警机制, 以期减少产业链供应链断链风险, 提升韧性。

关键词: 人工智能; 异质性环境规制; 产业链供应链韧性;

非线性调节

中图分类号: TP183; F403.8

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号: 1673-9868(2026)02-0218-15

The Impact of Artificial Intelligence on the Resilience of Industrial and Supply Chains

——An Analysis Based on the Moderating Effect of Heterogeneous Environmental Regulations

TAO Zhang^{1,2}, LI Tianzhuang², QIAO Sen³

收稿日期: 2024-12-19

基金项目: 国家社会科学基金项目(23BMZ066); 广西高等学校千名骨干教师培育计划课题(2023QGRW039); 广西哲社课题项目(20FGL006); 广西高校中青年教师科研基础能力提升项目(2025KY1311); 南宁职业技术大学中青年教师科研基础能力提升项目(2024KY28)。

作者简介: 陶章, 博士, 教授, 主要从事可持续发展、乡村振兴与供应链管理等研究。

通信作者: 乔森, 博士, 副教授。

1. *Research Center of China-ASEAN Smart Low-Altitude Logistics and Supply Chain*, Nanning Normal University, Nanning 530001, China;
2. *School of Management and Economics*, Nanning Normal University, Nanning 530001, China;
3. *School of Business*, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

Abstract: Based on the data of all A-share listed companies in China from 2009 to 2022, a nonlinear multi-dimensional fixed-effect model was constructed to systematically explore the phased differentiated impacts of artificial intelligence technology on the resilience of enterprises' industrial chain and supply chain, and to clarify the nonlinear moderating effects of heterogeneous environmental regulations on the relationship between the two. The study found that: ① With the improvement of AI data collection and processing capabilities, the impact of AI technology on the resilience of industrial and supply chain gradually shifted from negative to positive effects, indicating differentiated characteristics during the technical break-in and maturity stages. ② Mandatory-administrative environmental regulations weakened the "U-shaped" relationship between enterprises' AI and the resilience of their industrial chain and supply chain in the eastern and northeastern regions, but strengthened the relationship between the two in the central region; whereas market-incentive environmental regulations exhibited a reinforcing moderating effect in the western region; public-participation environmental regulations demonstrated a weakening moderating effect across eastern, central and western regions. ③ The low-carbon pilot policy significantly weakened the "U-shaped" relationship between AI and the resilience of the industrial and supply chain, and presented an arrangement pattern of "technology-intensive enterprises > capital and labor-intensive enterprises". Therefore, we should adapt to the circumstances and promote the construction and application of AI in a dynamic manner; adapt to the trends and precisely match the heterogeneous regulatory environments; adapt to local conditions and implement differentiated development strategies for artificial intelligence; adapt to specific situations and systematically improve the risk assessment system and early warning mechanism, in order to reduce the risk of disconnection in the industrial chain and supply chain and enhance resilience.

Key words: artificial intelligence; heterogeneous environmental regulations; industrial and supply chain resilience; nonlinearity regulation

当前,全球产业链供应链正面临着成本上升、材料、劳动力和运输能力短缺的巨大挑战,严重的产业链供应链中断现象屡见不鲜,供应链弹性解决方案提供商 Resilinc 公布的数据显示,2024 年上半年供应链中断比 2023 年同期增加了 30%^[1],全球产业链供应链“堵链、阻链、断链”风险明显增大。有效应对内、外部不确定性冲击,减少产业链供应链断链风险,是中国经济高质量发展的必然要求^[1],如何提升产业链供应链的安全性及稳定性也必然成为了关系企业生存和发展的关键战略议题。

人工智能技术影响产业链韧性的机制如图 1 所示。作为新一轮科技革命的核心驱动力之一,人工智能技术对产业链供应链的影响机制较为复杂。在人工智能技术引进初期(技术磨合期),其在产业链供应链中的应用主要集中于基础研究和试验阶段,由于受到数据采集技术和处理能力的限制,人工智能技术在产业链供应链上的应用收效甚微。与此同时,企业还可能盲目地引进和应用与人工智能相关的技术设备,导致关键技术不成熟或应用不到位的现象发生,进而对产业链供应链的结构、流程和资源配置产生负面影响,造成产业链供应链韧性下降。随着人工智能数据采集技术和处理能力的提高,数据驱动运营模式开始形成,人工智能技术与企业的业务融合迈向成熟阶段,其赋能产业链供应链提质升级的成效也逐步显现^[2]。具体而言,人工智能技术通过持续性正确解读和学习外部数据,不断累积形成新的数据资产,并灵活地将

新生成的数据资产应用于特定业务或战略目标的实现上^[3]。基于此,人工智能技术可以准确识别、评估和控制产业链供应链中的潜在风险^[4],有效减少产业链供应链中的不确定性^[5]。有别于传统信息处理系统,人工智能技术在产业链供应链的准备、响应和恢复阶段中均展现出了强大的支撑作用,为产业链供应链在面对当前全球范围内频繁出现的断链风险挑战时,提供一种强有力的保障,确保产业链供应链可以安全稳定和持续高效地运转^[6]。

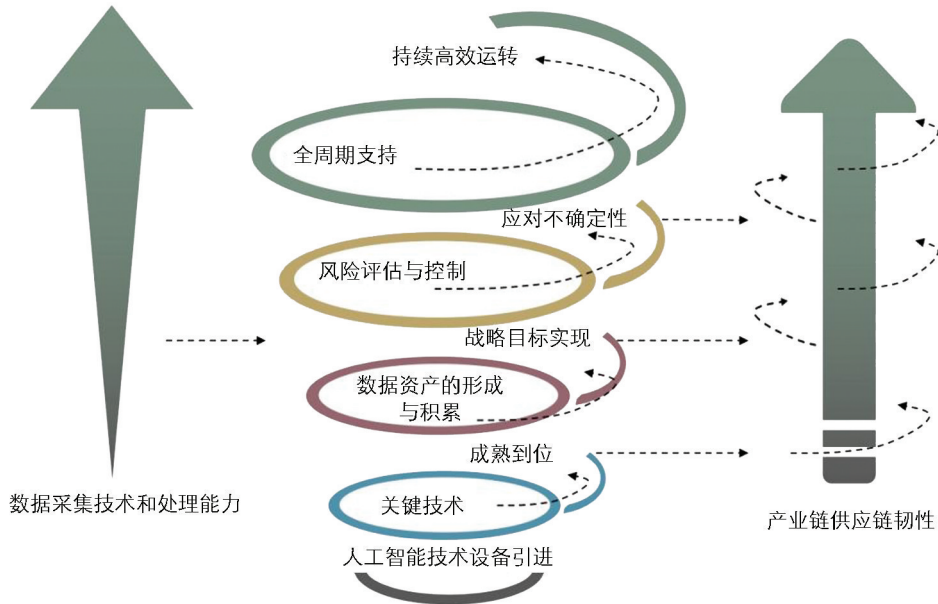


图 1 人工智能技术影响产业链供应链韧性的机制

环境规制作为一种有效的外部治理手段,是推动绿色发展的主要外部动力源之一^[7],能促使企业转向更加绿色的生产方式,进而推动产业链供应链可持续发展。然而,在人工智能技术与企业产业链供应链韧性关系研究中,异质性环境规制(行政强制型、市场激励型、公众参与型)分别扮演着什么样的角色,以及三者之间存在着怎样的联动关系目前尚不清楚。现有对环境规制的研究大多侧重于探究其在提升创新效率和技术溢出等方面的中介效应,鲜有学者关注到异质性环境规制对人工智能技术与产业链供应链韧性关系的非线性调节效应。此外,既往文献多从线性层面探讨人工智能技术对产业链供应链韧性的促进作用,尚缺乏对人工智能技术在不同发展阶段(技术磨合期、技术成熟期)与产业链供应链韧性非线性关系的考察。基于此,本文以中国 A 股全部上市公司 2009—2022 年的数据为样本,通过构建非线性多维固定效应模型,检验了人工智能技术应用对产业链供应链韧性的阶段性差异化影响,以及异质性环境规制对二者关系的非线性调节效应,旨在厘清人工智能技术、异质性环境规制和产业链供应链韧性间的内在联动关系,为数字化转型背景下产业链供应链韧性与安全提升提供理论借鉴。

本文的边际贡献在于:① 将人工智能技术影响产业链供应链韧性的过程划分为技术磨合期和技术成熟期,构建了非线性多维固定效应模型来精准揭示人工智能技术在磨合期和成熟期对产业链供应链韧性的阶段性差异化影响,弥补了传统面板回归模型无法准确估计变量间非线性关系的局限性,拓展了人工智能技术影响产业链供应链韧性的作用机制研究。② 为厘清不同类型的环境规制对人工智能技术与产业链供应链韧性关系的调节效应,本文首次将人工智能技术、环境规制和产业链供应链韧性纳入同一研究框架,探讨异质性环境规制(行政强制型、市场激励型、公众参与型)的非线性调节效应,为管理部门制定差异化环境规制策略以提升产业链供应链韧性与安全提供理论支持。③ 从企业外部环境、行业类别特征以及企业核心生产要素类别 3 个维度展开异质性分析,深入剖析不同类型产业链供应链系统中人工智能技术对产业链供应链韧性的阶段性差异化影响,为分类制定产业链供应链韧性与安全相关的精准化管理策略提供决策参考。理论模型如图 2 所示。

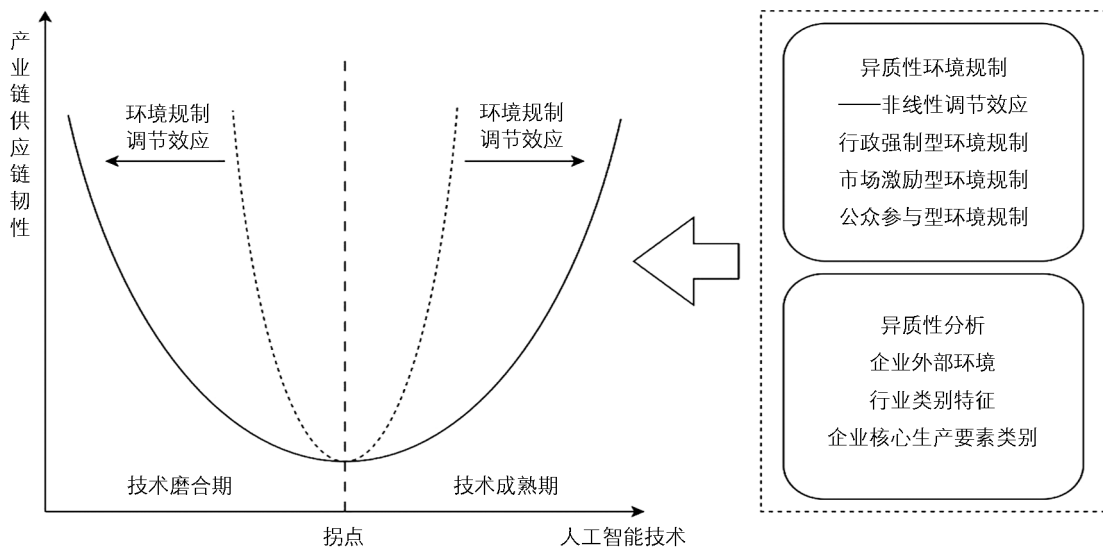


图2 理论模型

1 理论分析

1.1 人工智能技术与企业产业链供应链韧性

当前,学者们普遍把产业链供应链韧性定义为一种当企业在遭遇内、外部不确定性冲击时,通过调整和优化产业链供应链结构、流程及资源,恢复至原有水平甚至达到更为优越状态的能力^[8]。显然,产业链供应链在应对潜在风险和冲击时要恢复至正常状态甚至实现突破至少具备3个方面的能力:①适应性能力,即能够在问题发生前有效预防或减轻其影响的预见性防御能力^[9];②持续性能力,即确保产业链供应链链条断裂时在最短时间内正常运作的迅速响应与恢复能力^[10];③变革性能力,即能够通过总结经验教训,推动产业链供应链实现优化升级,达到更高级别运作效率和稳定性的变革与发展能力^[11]。为了在企业产业链供应链中强化预防危机、迅速响应及危机后变革的能力建设,众多学者将目光聚焦于数字化转型路径,特别是强调通过积极引进和应用人工智能技术^[12],促进产业链供应链韧性提升。

人工智能技术作为一项通用技术,凭借其具备的基础设施外溢性特征,深刻改变着传统的生产方式^[13],不仅广泛应用于金融、企业创新、医疗、教育和政府决策等领域^[14],而且随着科学技术的不断成熟,人工智能技术在产业链供应链上的应用也取得了突破性进展^[2]。作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,人工智能技术通过实时监测产业链供应链中的各个环节,收集并分析有关市场趋势、供应商表现、物流状况等的海量数据,提前识别潜在风险,并迅速提供决策支持,确保企业能够迅速应对并减少潜在的负面影响^[15]。在产业链供应链遭受冲击导致断链时,人工智能技术不仅可以协助企业查明中断情况,判断受损程度,提升可见性^[16],其快速响应与自动化调整的能力还能够加速恢复流程,降低损失^[17],推动企业产业链供应链不断调整重组,向更加智能、协同和创新的业务模式转型,从而达到更为理想的状态。因此,人工智能技术能够通过塑造企业产业链供应链的适应性、持续性和变革性能力,有效提升其韧性。

然而,人工智能技术对企业产业链供应链韧性并非始终发挥促进作用。在人工智能技术引入的初期,企业由于数据采集与处理能力不足,难以通过人工智能技术推动产业链供应链韧性提升。同时,技术磨合等问题亦导致企业在技术选型、系统集成、人员培训等方面面临诸多挑战^[18]。此外,人工智能技术的引入还可能导致现有产业链供应链如采购、生产、物流等相关流程重构,以及组织结构、人员配置等方面的调

整,造成短期内产业链供应链运行效率下降。企业在引入技术和调整产业链供应链结构的过程中,也可能暴露如技术漏洞、人员技能不足等原本隐藏的风险点,进而对企业产业链供应链韧性造成负面影响。以往的研究主要聚焦于技术成熟期人工智能技术对产业链供应链韧性的促进作用,对人工智能技术磨合期缺乏关注。为深入探究人工智能技术在不同阶段对产业链供应链韧性的差异化影响,全面准确地探索人工智能技术对产业链供应链韧性作用的全过程,本文提出如下假说:

H1:企业人工智能技术发展水平与其产业链供应链韧性之间存在“U”形关系。

1.2 人工智能技术、异质性环境规制与企业产业链供应链韧性

环境规制作为政府规制体系在环境保护领域的直接应用,是政府介入并规范企业生产经营活动的一种行政手段,旨在调和环境保护与长期可持续发展的双重需求,确保两者之间的平衡与相互促进^[19]。当前,鉴于测度方法的多元化,学术界对环境规制的具体模式及规制强度的界定仍存在分歧。本文借鉴部分学者的方法,依据环境规制主体和作用机制不同,将环境规制分为3种类型:行政强制型、市场激励型和公众参与型^[7]。其中,行政强制型环境规制是指政府利用行政部门的权威与强制力,针对企业可能造成的环境污染行为,制定并实施的一系列具有约束性的环境标准、生产技术与设备准入规则,以及严格的污染物排放限制条件等^[19]。市场激励型环境规制是指基于“污染者付费”原则设计的策略,利用市场机制的力量,通过调整价格机制和运用税收政策等工具对企业实行正面激励与负面约束,促使企业将环境污染的外部成本内部化,从而有效减少环境污染的规制手段^[20]。公众参与型环境规制是指依照法律规定由具有环保意识的个人或组织借助自媒体等多元化信息传播渠道,参与并推动环境污染的治理工作,对企业进行施压和监督,倒逼企业优化生产方式,实现降低污染排放的手段^[21]。

依据波特假说,行政强制型环境规制通常要求企业遵守一定的环境标准,如排放限制、资源使用规范等,促使企业加大在人工智能等绿色技术创新领域的投入^[22],以寻求更高效、更环保的产业链供应链管理体系,进而对产业链供应链的结构、可持续运行和韧性产生影响。市场激励型环境规制则会通过价格、税收等经济手段,激励企业采用更多的人工智能新技术和新方案,这种经济激励有助于加速人工智能技术在产业链供应链中的应用,从而提升产业链供应链韧性。但是,有学者发现排污收费或环境税征收等手段带来的企业绿色创新积极性可能会因为政企双方信息不对称呈现出先增后减的演变态势^[23]。公众参与型环境规制通过提高公众对环境保护的关注度和参与度,增强了其对企业行为的监督力度,有效提升了企业对环境保护及可持续发展的重视程度,进而促进了人工智能等新一代环境友好型技术的研发与应用投入,以履行和承担企业的社会责任。此外,公众的环境保护意识提升还会推动绿色消费发展,促使企业开发更符合环保要求的产品和服务^[24]。这种需求变化会激励企业采用人工智能等先进技术来提升产品的环保性能,从而间接提升产业链供应链韧性。然而,在现有文献中鲜有异质性环境规制对人工智能技术与产业链供应链韧性关系的内在联动效应系统性研究。基于此,本文将3者纳入同一理论框架体系,深入探究3者的差异化互动关系,并提出如下假说:

H2:行政强制型环境规制可能会对企业人工智能技术发展水平与产业链供应链韧性之间的关系起到调节作用。

H3:市场激励型环境规制可能会对企业人工智能技术发展水平与产业链供应链韧性之间的关系起到调节作用。

H4:公众参与型环境规制可能会对企业人工智能技术发展水平与产业链供应链韧性之间的关系起到调节作用。

2 研究设计

2.1 变量说明

2.1.1 被解释变量

产业链供应链韧性(*ISR*)。本文参考陶锋等^[8]的方法,从供需关系匹配、供需关系维持和供应质量提升 3 个维度出发,对产业链供应链韧性进行测度。

对于供需关系匹配,从供给管理效率和供需关系匹配精准度两个方面进行衡量。当企业库存调整幅度较小时,意味着企业能以较少的存货储备有效满足下游企业的生产需求,这反映出企业供给管理的高效率。为此,本文采用计算上游企业连续两期存货变化额的绝对值,并对其进行自然对数处理的方法来衡量库存调整幅度,从而评估企业对供给的管理效率。此外,为了评估企业供需关系匹配的精准度,本文参考巫强等^[25]的方法,通过计算产业链供应链的长鞭效应来衡量供需波动的偏离程度。同时,为了消除时间趋势等潜在干扰因素,对企业的生产需求变量进行了统一的一阶差分处理和对数转换。计算方式为:

$$Matching_{iz} = \frac{\sigma(Production_{iz})}{\sigma(Demand_{iz})} - 1 \quad (1)$$

$$Production_{iz} = Cost_{iz} + \ln v_{iz} - \ln v_{iz-1} \quad (2)$$

式中: i 表示企业; z 表示年份; $Cost_{iz}$ 表示企业 i 在第 z 年的营业成本; $\ln v_{iz}$ 表示企业 i 在第 z 年的年末存货净值; $\ln v_{iz-1}$ 表示企业 i 在第 $z-1$ 年的年末存货净值;企业需求量($Demand_{iz}$)以企业营业成本 $Cost_{iz}$ 作为代理变量; $\sigma(\cdot)$ 表示计算变量的标准差。

对于供需关系维持,从产业链供应链多元化程度和供需关系协同性两个方面进行考察。产业链供应链多元化程度参考 Patatoukas^[26]的方法,选取客户/供应商集中度赫芬达尔指数进行衡量,指数越大,说明客户和供应商越集中,产业链供应链多元化程度越低,越不利于突发情况下企业产业链供应链的稳定性。同时,借鉴 Cull 等^[27]的方法,通过计算企业产业链供应链上游企业资金占用情况,对供需关系协同性进行考量,该指标越小,说明客户企业多以现销方式为主,企业收款压力较小,供需关系协同性更高。计算方式为:

$$Relation_{iz} = \ln\left(\frac{NNR_{iz} + NAR_{iz} + Prepayment_{iz}}{OR_{iz}} + 1\right) \quad (3)$$

式中: NNR 表示应收票据净额; NAR 表示应收账款净额; $Prepayment$ 表示预付款项净额; OR_{iz} 表示企业 i 在第 z 年的主营业务收入。

结合现有做法,利用企业创新表现力和绿色创新总量来评估企业在产业链供应链关系中供需质量的提升。当企业创新能力(特别是绿色创新能力)越强时,说明企业绿色可持续发展势头越强劲,进而促使企业产业链供应链中供需质量以更快的速度提升。

为消除人为等因素对各指标赋权时产生的主观性偏差,本文借助熵权-TOPSIS 方法对各指标进行赋权,并通过变更模型(熵权法)对产业链供应链韧性进行重新测算,以进行稳健性检验。

2.1.2 核心解释变量

企业人工智能发展水平($\ln AI$)。作为企业高质量发展的关键,人工智能技术的应用情况通常体现在企业具有总结和指导性质的年报中,因此本文参考姚加权等^[28]生成的人工智能词典,通过对中国全部 A 股上市公司年报进行文本分析,统计人工智能技术特征词出现频次加 1 后做自然对数处理,进而获得上市企业人工智能技术发展水平。

2.1.3 调节变量

对于行政强制型环境规制($ERI1$),参考范丹等^[29]的方法,将企业所在地环境污染行政处罚案件数加 1 后作自然对数处理,进而构建出行政强制型环境规制强度综合指数。对于市场激励型环境规制($ERI2$),采用作自然对数处理后的各地区排污费缴入库金额(2018 年以后为环保税金额)作为本文市场激励型环境规

制强度综合指数。对于公众参与型环境规制($ERI3$),则参考许秀梅等^[7]的方法,将环境污染举报次数之和的自然对数作为其强度衡量指标。

2.1.4 控制变量

控制变量界定如表 1 所示。在借鉴吕越等^[30]和邓慧慧等^[31]已有研究的基础上,本文将企业盈利能力($RoaA$)、偿债能力(ALR)、发展能力($TAGR$)、企业规模($\ln Size$)、有形资产比率($Tang$)作为控制变量,并且在内生性检验中增加对企业治理结构的控制,将高管薪酬($\ln Pay$)、董事会规模($\ln Board$)以及独立董事比例($\ln d$)添加到研究模型的控制变量集中。

表 1 变量界定

变量	变量符号	变量定义
产业链供应链韧性	ISR	通过构建指标体系,利用熵权-TOPSIS 方法测得
	$ISR1$	通过构建指标体系,利用熵权法测得,用于稳健性检验
人工智能发展水平	$\ln AI$	人工智能技术特征词在年报中出现频次加 1 后的自然对数
行政强制型环境规制	$ERI1$	企业所在地环境污染行政处罚案件数加 1 后的自然对数
市场激励型环境规制	$ERI2$	企业所在地排污费缴入库金额(2018 年以后为环保税金额)的自然对数
公众参与型环境规制	$ERI3$	环境污染举报之和的自然对数
盈利能力	$RoaA$	企业利润总额与财务费用之和,除以资产总额所得的比率
偿债能力	ALR	负债总额与资产总额的比率
发展能力	$TAGR$	资产总额本期期末值较上年同期期末值的增长率
企业规模	$\ln Size$	企业资产总额的自然对数
有形资产比率	$Tang$	有形资产总额占资产总额的比例
高管薪酬	$\ln Pay$	薪酬最高的 3 位高管年薪之和的自然对数
董事会规模	$\ln Board$	董事会总人数的自然对数
独立董事比例	$\ln d$	独立董事人数占董事会总人数的比例

2.2 模型构建

2.2.1 基准模型

在现有研究基础上,本文构建出以下基准回归模型,进而更准确地探究人工智能技术与产业链供应链韧性之间的关系。

$$ISR_{ijz} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln AI_{ijz} + \alpha_2 \ln AI_{ijz}^2 + \alpha_k X_{ijz} + \mu_i + \partial_z + \theta_j + \epsilon_{ijz} \quad (4)$$

式中: ISR 表示产业链供应链韧性; $\ln AI$ 表示人工智能技术发展水平; $\ln AI^2$ 表示人工智能技术发展水平的二次项; j 表示行业; X_{ijz} 为控制变量集; α_0 为常数项; α_1 、 α_2 和 α_k 均为系数项; μ_i 表示企业个体固定效应; ∂_z 表示时间固定效应; θ_j 表示行业固定效应; ϵ_{ijz} 表示误差项。

2.2.2 调节效应模型

本文在基准模型的基础上,构建出以下异质性环境规制(行政强制型、市场激励型、公众参与型)对人工智能与企业产业链供应链韧性之间关系的非线性调节效应模型。

$$ISR_{ijz} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{ijz} + \beta_2 \ln AI_{ijz}^2 + \beta_3 ERI1_{ijz} + \beta_4 \ln AI_{ijz} \times ERI1_{ijz} + \beta_5 \ln AI_{ijz}^2 \times ERI1_{ijz} + \beta_k X_{ijz} + \mu_i + \partial_z + \theta_j + \epsilon_{ijz} \quad (5)$$

$$ISR_{ijz} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{ijz} + \beta_2 \ln AI_{ijz}^2 + \beta_3 ERI2_{ijz} + \beta_4 \ln AI_{ijz} \times ERI2_{ijz} + \beta_5 \ln AI_{ijz}^2 \times ERI2_{ijz} + \beta_k X_{ijz} + \mu_i + \partial_z + \theta_j + \epsilon_{ijz} \quad (6)$$

$$ISR_{ijz} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{ijz} + \beta_2 \ln AI_{ijz}^2 + \beta_3 ERI3_{ijz} + \beta_4 \ln AI_{ijz} \times ERI3_{ijz} + \beta_5 \ln AI_{ijz}^2 \times ERI3_{ijz} + \beta_k X_{ijz} + \mu_i + \partial_z + \theta_j + \epsilon_{ijz} \quad (7)$$

式中: $ERI1_{ijz}$ 、 $ERI2_{ijz}$ 、 $ERI3_{ijz}$ 分别表示行政强制型、市场激励型和公众参与型环境规制; β_0 为常数项; β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 、 β_5 、 β_k 均为系数项。

2.3 数据来源与描述性统计

各变量的描述性统计结果如表 2 所示。本文企业层面数据来自深圳国泰安金融数据库(CSMAR)、中国研究数据服务平台(CNRDS),环境规制数据来自《中国环境年鉴》《中国环境统计年鉴》《中国税务年鉴》《中国工业统计年鉴》,对于环境规制数据中存在的少量缺失值,本文通过插值法予以补充。为剔除极端值对研究过程的影响,本文进行以下操作:① 剔除关键变量存在缺失值和 ST、* ST 状态的企业;② 对变量中存在极端值的样本进行剔除处理;③ 对全部连续变量进行了 $p < 1\%$ 水平的双向缩尾处理。

表 2 各变量的描述性统计结果

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
ISR	10 982	0.094 3	0.114 6	0.006 6	0.584 0
ln AI	10 982	0.810 3	1.243 0	0.000 0	4.920 0
ERI1	10 982	8.429 9	1.421 2	0.000 0	10.121 9
ERI2	10 982	11.041 4	0.916 9	8.040 1	13.053 3
ERI3	10 982	8.731 2	1.162 2	5.384 5	11.570 6
RoaA	10 982	0.044 6	0.066 0	-0.254 3	0.226 0
ALR	10 982	0.432 6	0.209 1	0.050 3	0.903 7
TAGR	10 982	0.161 4	0.331 5	-0.290 3	2.178 3
ln Size	10 982	22.147 0	1.213 9	19.831 9	25.694 6
Tang	10 982	0.920 3	0.090 9	0.536 8	1.000 0
ln Pay	10 982	14.359 2	0.718 8	12.570 7	16.201 0
ln Board	10 982	2.326 1	0.210 4	1.791 8	2.890 4
ln d	10 982	0.373 4	0.061 8	0.250 0	0.571 4
ISR1	10 982	0.104 1	0.120 0	0.009 9	0.594 9

3 实证结果分析

3.1 基准回归分析

“U”形关系检验结果如表 3 所示。在进行基准回归之前,先进行豪斯曼检验,同时借鉴 Lee 等^[32]的方法进行“U”形检验,其中豪斯曼检验得到的 p 值统计量为 0,说明本文适合选用固定效应模型进行参数估计。在“U”形检验中,下限斜率和上限斜率分别为 -0.002 7 和 0.012 3,分别通过了 $p < 10\%$ 和 $p < 1\%$ 水平的显著性检验,并且整体上该测试在 $p < 10\%$ 水平上显著,拐点为 0.896 5,位于核心解释变量“企业人工智能技术发展水平”的取值区间范围内,由此检验结果通过。

表 3 “U”形关系检验结果

参数	检验结果	参数	检验结果
下限斜率	-0.002 7* (-1.287 3)	人工智能取值区间	[0, 4.920 0]
上限斜率	0.012 3*** (3.098 7)	U 形整体检验	1.29*
拐点	0.896 5		

注:括号内为 t 统计量; * 表示 $p < 0.1$, ** 表示 $p < 0.05$, *** 表示 $p < 0.01$ 水平差异具有统计学意义。

基准回归结果如表 4 所示。可见在加入控制变量前后, $\ln AI^2$ 的系数始终显著为正,表明随着企业人工智能水平不断提高,产业链供应链韧性表现出先降后升的变化趋势。

表 4 基准回归结果

变量	(1)	(2)
	ISR(未加入控制变量)	ISR(加入控制变量)
ln AI	-0.003 1 (-1.434 5)	-0.002 7 (-1.287 3)
ln AI ²	0.002 3*** (4.082 9)	0.001 5*** (2.696 8)
RoaA		0.011 0 (0.809 8)
ALR		-0.018 3*** (-2.634 3)
TAGR		-0.008 8*** (-3.871 7)
ln Size		0.026 5*** (13.375 6)
Tang		0.047 7*** (3.885 1)
_cons	0.072 5 (1.635 9)	-0.545 3*** (-8.545 5)
企业/时间/行业固定效应	Yes	Yes
N	10 982	10 982
R ²	0.078	0.095

注：括号内为 t 统计量；_cons 表示常数； N 为样本观测值； R^2 表示模型拟合优度(下同)；* 表示 $p < 0.1$ ，** 表示 $p < 0.05$ ，*** 表示 $p < 0.01$ 水平差异具有统计学意义。

3.2 内生性检验

内生性检验结果如表 5 所示。采用工具变量法和增加控制变量两种方法进行内生性检验，为缓解由反向因果引起的内生性问题，考虑到当期产业链供应链韧性不会对历史人工智能水平产生影响，在表 5 的列(1)、列(2)中将人工智能一次项及其平方项的一阶滞后项作为工具变量，采用两阶段最小二乘法(2SLS)进行内生性检验。此外，为避免因遗漏关键变量带来内生性问题，在列(3)考虑了企业的治理结构状况，并增加了该方面的控制变量，全部检验结果与基准回归结果基本保持一致。

表 5 内生性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	2SLS(未加入控制变量)	2SLS(加入控制变量)	在基准模型基础上增加控制变量
ln AI	-0.008 0 (-1.540 5)	-0.007 0 (-1.356 4)	-0.002 8 (-1.329 6)
ln AI ²	0.004 2*** (3.895 7)	0.003 2*** (2.921 6)	0.001 6*** (2.736 6)
ln Pay			0.000 7 (0.342 4)

续表 5

变量	(1)	(2)	(3)
	2SLS(未加入控制变量)	2SLS(加入控制变量)	在基准模型基础上增加控制变量
$\ln Board$			0.001 2 (0.257 9)
$\ln d$			0.013 4 (0.938 5)
控制变量	No	Yes	Yes
企业/时间/行业固定效应	Yes	Yes	Yes
不可识别检验(LM 统计量)	1 513.119*** [0.000 0]	1 511.029*** [0.000 0]	
弱识别检验(F 统计量)	910.353 {7.03}	908.291 {7.03}	
$_{-cons}$			-0.560 1*** (-8.286 5)
N	9 586	9 586	10 982
R^2	0.071	0.085	0.095

注:小括号内为 t 统计量;中括号内为 p 值;大括号内为 $p < 10\%$ 水平上 Stock-Yogo 弱工具变量识别 F 检验的临界值; LM 统计量为拉格朗日乘数统计量; F 统计量为服从 F 分布的核心检验统计量; * 表示 $p < 10\%$ 、** 表示 $p < 5\%$ 、*** 表示 $p < 1\%$ 水平差异具有统计学意义。

3.3 稳健性检验

稳健性检验结果如表 6 所示。① 变更被解释变量测算模型,将产业链供应链韧性测算模型变更为熵值法,得到新的产业链供应链韧性测度值为 $ISR1$ 。② 为进一步排除可能存在的极端值、异常值对研究结论的影响,对数据采取 2.5% 的双向缩尾处理。全部结果均通过检验,说明本文结论具有稳健性。

表 6 稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	$ISR1$ (未加入控制变量)	$ISR1$ (加入控制变量)	缩尾 2.5%(未加入控制变量)	缩尾 2.5%(加入控制变量)
$\ln AI$	-0.003 0 (-1.321 7)	-0.002 6 (-1.171 0)	-0.003 1 (-1.434 5)	-0.002 7 (-1.287 3)
$\ln AI^2$	0.002 4*** (4.133 2)	0.001 6*** (2.740 2)	0.002 3*** (4.082 9)	0.001 5*** (2.696 8)
$_{-cons}$	0.078 2* (1.687 7)	-0.574 0*** (-8.598 6)	0.072 5 (1.635 9)	-0.545 3*** (-8.545 5)
控制变量	No	Yes	No	Yes
企业/时间/行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
N	10 982	10 982	10 982	10 982
R^2	0.080	0.097	0.078	0.095

注:括号内为 t 统计量; * 表示 $p < 10\%$ 、** 表示 $p < 5\%$ 、*** 表示 $p < 1\%$ 水平差异具有统计学意义。

4 拓展分析

4.1 非线性调节效应分析

东部、中部地区环境规制非线性调节效应结果如表 7 所示。本文分别检验了行政强制型、市场激励型和公众参与型环境规制在东部、中部、西部、东北部地区的非线性调节效应。考虑到环境规制具有政策多样性、地区差异性和动态变化性等特点可能弱化其调节效应,将以下检验的显著性水平条件放宽至 $p < 20\%$ 。

表 7 东部、中部地区环境规制非线性调节效应结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	东部地区	东部地区	东部地区	中部地区	中部地区	中部地区
$\ln AI^2 \times ERI1$	-0.001 8*** (-2.156 3)			0.004 8*** (4.936 1)		
$\ln AI^2 \times ERI2$		-0.001 0* (-1.484 5)			0.004 6 (1.139 0)	
$\ln AI^2 \times ERI3$			-0.001 1*** (-2.221 2)			-0.005 3*** (-2.246 8)
_cons	-0.545 3**** (-6.569 7)	-0.513 9**** (-6.253 6)	-0.515 1**** (-6.059 3)	-0.584 8**** (-4.820 5)	-0.588 2**** (-3.587 3)	-0.690 7**** (-5.299 6)
其他项	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
企业/时间/行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	7 020	7 020	7 020	1 818	1 818	1 818
R^2	0.107	0.106	0.106	0.178	0.164	0.165

注: $\ln AI^2 \times ERI1$ 、 $\ln AI^2 \times ERI2$ 和 $\ln AI^2 \times ERI3$ 分别表示行政强制型、市场激励型和公众参与型环境规制对人工智能技术与企业产业链供应链韧性之间关系的非线性调节效应影响;列(1)一列(3)表示环境规制在东部地区的调节效应,列(4)一列(6)表示环境规制在中部地区的调节效应;括号内为 t 统计量; * 表示 $p < 20\%$, ** 表示 $p < 10\%$, *** 表示 $p < 5\%$, **** 表示 $p < 1\%$ 水平差异具有统计学意义。

表 7 结果显示,在东部地区 3 种类型的环境规制均会削弱二者的“U”形关系,使其扁平化。原因在于:① 东部地区在环境保护法律、法规体系方面相对完善,为行政强制型环境规制的实施提供了有力的法律保障。同时,该地区高度发达的市场化机制与优质的教育资源,也使得环境规制能够通过公众参与和市场调节的双重机制产生影响。② 在中部地区,行政强制型环境规制会强化二者的“U”形关系,使其更加陡峭;而公众参与型环境规制调节效应与东部一致,原因可能在于相较于东部地区,中部地区的市场化水平和技术基础相对较弱,意味着在面临环境保护压力时,中部地区的企业可能更需要借助政府引导来推动其人工智能技术发展和产业链供应链优化。

西部、东北部地区环境规制非线性调节效应结果如表 8 所示。在西部地区,公众参与型环境规制对二者的“U”形关系起到削弱作用,而市场激励型环境规制则起到强化作用。原因在于:① 在西部大开发战略推动下,市场激励型环境规制主要通过提供补贴、税收优惠等激励措施,使得企业在技术突破和效益提升过程中更加迅速和稳健,从而形成更加陡峭的“U”形曲线。② 在东北部地区,公众参与型环境规制调节效应不显著,原因可能在于作为中国的老工业基地,东北部地区企业群体中具有重工业发达、对资源依赖程度高、国有企业占比大及经济体制相对僵化等特点,这些特点使得东北部地区企业在面对需要自发做出调整的公众参与型环境规制时,难以迅速适应和灵活应对。

表 8 西部、东北部地区环境规制非线性调节效应结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	西部地区	西部地区	西部地区	东北部地区	东北部地区	东北部地区
$\ln AI^2 \times ER11$	-0.001 0 (-0.733 3)			-0.004 7*** (-2.297 5)		
$\ln AI^2 \times ER12$		0.010 9**** (3.146 2)			-0.016 2*** (-2.240 3)	
$\ln AI^2 \times ER13$			-0.003 3* (-1.523 1)			0.000 4 (0.072 7)
_cons	-0.451 1**** (-3.694 3)	-0.275 8** (-1.751 7)	-0.451 3**** (-3.609 2)	-0.230 9 (-1.049 9)	1.032 4*** (2.229 3)	-0.324 4* (-1.321 5)
其他项	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
企业/时间/行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	1563	1563	1563	581	581	581
R ²	0.104	0.113	0.103	0.082	0.087	0.060

注:列(1)—列(3)表示环境规制在西部地区的调节效应,列(4)—列(6)表示环境规制在东北部地区的调节效应。

4.2 异质性分析

外部环境、企业行业特征及企业核心生产要素类别异质性分析如表 9、表 10 所示。在非资源型城市中, $\ln AI^2$ 对 ISR 的回归系数为 0.001 4,并在 $p < 5\%$ 水平上显著,而在资源型城市中, $\ln AI^2$ 对 ISR 的回归系数不显著,原因在于资源型城市中多数企业依靠资源优势形成了以资源开采和加工为核心业务的经营模式,在经营和产业链供应链管理上更加聚焦于资源获取的稳定性和成本控制,而非积极寻求技术创新和智能化改造。在非低碳试点城市中, $\ln AI^2$ 对 ISR 的回归系数为 0.002 8,并在 $p < 5\%$ 水平上显著,而在低碳试点城市中, $\ln AI^2$ 对 ISR 的回归系数不显著,原因可能在于,低碳试点政策的落实使企业需应对更为严格的环保政策与监管要求;在此背景下应用人工智能技术,企业需兼顾经济效益与环保责任的双重目标,最终导致人工智能技术发展水平与产业链供应链韧性之间的“U”形关系表现较弱。

表 9 外部环境、企业行业特征异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	资源型城市	非资源型城市	低碳试点城市	非低碳试点城市	制造业	非制造业	高科技行业	非高科技行业
$\ln AI$	-0.004 1 (-0.455 1)	-0.002 0 (-0.889 8)	0.000 1 (0.044 4)	-0.008 9** (-2.173 0)	0.000 9 (0.288 6)	-0.011 2*** (-3.584 2)	-0.005 1 (-1.528 6)	-0.002 2 (-0.720 6)
$\ln AI^2$	-0.000 5 (-0.143 6)	0.001 4** (2.428 1)	0.000 9 (1.433 6)	0.002 8** (2.094 8)	0.001 2 (1.367 1)	0.002 6*** (3.567 8)	0.002 1*** (2.652 8)	0.001 7 (1.637 3)
_cons	-0.592 5*** (-3.591 0)	-0.535 5*** (-8.137 6)	-0.558 4*** (-6.548 4)	-0.492 7*** (-6.026 3)	-0.627 4*** (-8.409 9)	-0.512 3*** (-7.466 7)	-0.543 0*** (-6.233 8)	-0.581 4*** (-7.806 9)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
企业/时间/行业 固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	1 344	9 638	26 912	13 419	7 077	3 905	4 889	6 093
R ²	0.086	0.101	0.115	0.214	0.088	0.128	0.080	0.112

注:括号内为 t 统计量; * 表示 $p < 10\%$ 、** 表示 $p < 5\%$ 、*** 表示 $p < 1\%$ 水平差异具有统计学意义。

各个行业因其差异性特征,会形成各自独特的产业链供应链生态系统。因此,在参考现有方法的基础上,将研究样本分为制造业、非制造业、高科技行业、非高科技行业进行异质性分析。由表 9 可知,非制造业和高科技行业企业人工智能与产业链供应链韧性之间均呈现出显著的“U”形关系,原因可能在于尽管人工智能技术取得了显著进步,但在制造业企业中的实际应用大多仍停留在相对初级阶段。而非高科技行业人工智能技术相对滞后,对传统管理依赖性较强,人工智能虽能对其产业链供应链透明度等方面产生积极影响,但受技术门槛、成本及人才限制,对产业链供应链韧性作用尚不明显。

参考尹美群等^[33]的方法,对样本企业划分为资本、技术和劳动密集型 3 种类型进行异质性分析。由表 10 可知,技术密集型企业中人工智能与产业链供应链韧性的“U”形关系要比资本和劳动密集型企业的强烈,这主要归咎于资本密集型企业具有高度的专业化和定制化需求,人工智能技术需要与之高度适配,因此需要更长时间和更多资源的投入。劳动密集型企业则普遍受到技术普及度低、产业链供应链复杂和高度依赖人工操作的限制。

表 10 企业核心生产要素类别异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)
	资本密集型	技术密集型	劳动密集型
$\ln AI$	0.000 3 (0.042 7)	-0.001 1 (-0.313 2)	-0.001 5 (-0.457 3)
$\ln AI^2$	0.000 3 (0.125 1)	0.001 4* (1.787 4)	-0.000 0 (-0.043 5)
$_cons$	-0.221 0** (-2.080 8)	-0.654 8*** (-7.633 5)	-0.620 0*** (-8.068 2)
控制变量	Yes	Yes	Yes
企业/时间/行业固定效应	Yes	Yes	Yes
N	2 368	4 890	3 621
R^2	0.085	0.096	0.103

注:括号内为 t 统计量; * 表示 $p < 10\%$ 、** 表示 $p < 5\%$ 、*** 表示 $p < 1\%$ 水平差异具有统计学意义。

5 研究结论与对策建议

研究发现:① 企业人工智能技术发展与产业链供应链韧性之间存在“U”形关系,即在技术磨合期,人工智能技术会抑制产业链供应链韧性,但随着数据采集技术和处理能力提升,在进入技术成熟期后转变为促进作用。② 在东部和东北部地区,行政强制型环境规制削弱了二者的“U”形关系,但在中部地区具有强化的调节效应。对于市场激励型环境规制,其在东部和东北部地区的调节效应与行政强制型环境规制保持一致,但在西部地区展现出了强化的调节效应。相比之下,公众参与型环境规制在东部、中部、西部地区均产生了削弱的调节效应。③ 相较于资源型城市和低碳试点城市,非资源型城市和非低碳试点城市企业中二者“U”形关系更为显著,且强烈程度呈现出“技术密集型企业大于资本密集型企业 and 劳动密集型企业”的排列格局。

基于以上结论,本文提出如下对策建议:

1) 因时制宜动态化推进人工智能技术的应用。在人工智能技术引进初期,企业应当采取审慎态度,以小规模试验探索人工智能技术的应用潜力,避免因过度投资带来的短期财务压力,并要适时调整策略,逐步加大对此领域的投入力度,尤其是非资源型城市和非低碳试点城市的企业,应优先配置资源于人工智能技术研发及产业链供应链韧性建设上,以精准把握并充分利用“U”形曲线上阶段带来的机

遇。通过最大化利用技术红利,显著增强产业链供应链的灵活性与抗风险能力,从而推动企业实现可持续发展的长远目标。

2) 因势制宜精准化适配异质性环境规制。当行政强制型环境规制强度不断提升时,企业可以通过技术创新和管理优化双管齐下,有效降低合规成本,并同时保持对人工智能技术投资与产业链供应链韧性建设的平衡考量。此外,企业还需敏锐捕捉公众参与型环境规制带来的市场压力与消费者偏好变化,将人工智能技术应用于绿色产业链供应链管理中,如优化物流路径、采用环保包装等,以响应市场需求,且在人工智能技术引进初期最大限度地减轻其负面影响,最终取得经济效益与环境保护双赢的良好局面。

3) 因地制宜差异化实施人工智能技术发展策略。低碳试点城市企业应抓住政策与市场机遇,积极推广人工智能技术在产业链供应链中的普及应用,以此推动绿色产业链供应链发展。资源型城市企业则需通过人工智能技术促进自身转型升级,在提升资源利用效率的同时,增强产业链供应链的灵活性与抵御风险能力。高科技企业则应进一步深化人工智能技术在产业链供应链管理中的集成应用,如智能预测与自动化仓储等,借此大幅度提升产业链供应链的效率与韧性,进而巩固并增强企业在市场竞争中的优势地位。

4) 因事制宜系统化构建人工智能技术条件保障。企业应加大对相关领域的人才培养和引进力度,建立跨学科团队,促进技术创新与业务深度融合。大力支持和鼓励先进技术研发活动,不断探索人工智能技术在产业链供应链管理中的新应用与新模式,特别是通过区块链、物联网等技术的融合应用,进一步提升产业链供应链韧性和竞争力。同时,要针对人工智能技术应用过程中可能出现的风险和挑战,建立全方位风险评估体系,充分利用人工智能技术的实时监测与数据分析功能,完善产业链供应链韧性预警机制,以确保产业链供应链的长期稳定运行。

参考文献:

- [1] 刘超,李钰颖,张婷婷. 供应链中断与系统性金融风险:基于供应链金融网络的视角 [J/OL]. 中国管理科学, (2025-12-29) [2026-01-05]. <https://doi.org/10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2025.0706>.
- [2] OLAN F, LIU S F, SUKLAN J, et al. The Role of Artificial Intelligence Networks in Sustainable Supply Chain Finance for Food and Drink Industry [J]. International Journal of Production Research, 2022, 60(14): 4418-4433.
- [3] HAENLEIN M, KAPLAN A. A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence [J]. California Management Review, 2019, 61(4): 5-14.
- [4] BARYANNIS G, VALIDI S, DANI S, et al. Supply Chain Risk Management and Artificial Intelligence: State of the Art and Future Research Directions [J]. International Journal of Production Research, 2019, 57(7): 2179-2202.
- [5] ZAMANI E D, SMYTH C, GUPTA S, et al. Artificial Intelligence and Big Data Analytics for Supply Chain Resilience: A Systematic Literature Review [J]. Annals of Operations Research, 2023, 327(2): 605-632.
- [6] KASSA A, KITAW D, STACHE U, et al. Artificial Intelligence Techniques for Enhancing Supply Chain Resilience: A Systematic Literature Review, Holistic Framework, and Future Research [J]. Computers & Industrial Engineering, 2023, 186: 109714.
- [7] 许秀梅,荆若兰,李敬锁,等. 异质性环境规制、数字化投资与中小企业绿色创新 [J]. 科研管理, 2024, 45(8): 126-134.
- [8] 陶锋,王欣然,徐扬,等. 数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率 [J]. 中国工业经济, 2023(5): 118-136.
- [9] ORTIZ-DE-MANDOJANA N, BANSAL P. The Long-Term Benefits of Organizational Resilience through Sustainable Business Practices [J]. Strategic Management Journal, 2016, 37(8): 1615-1631.
- [10] 盛昭瀚,王海燕,胡志华,等. 供应链韧性:适应复杂性——基于复杂系统管理视角 [J]. 中国管理科学, 2022, 30(11): 1-7.
- [11] WILLIAMS T A, GRUBER D A, SUTCLIFFE K M, et al. Organizational Response to Adversity: Fusing Crisis Man-

- agement and Resilience Research Streams [J]. *Academy of Management Annals*, 2017, 11(2): 733-769.
- [12] 宋华, 韩梦玮, 沈凌云. 人工智能在供应链韧性塑造中的作用——基于迈创全球售后供应链管理实践的案例研究 [J]. *中国工业经济*, 2024(5): 174-192.
- [13] 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.
- [14] 赵志君, 庄馨予. 中国人工智能高质量发展: 现状、问题与方略 [J]. *改革*, 2023(9): 11-20.
- [15] BELHADI A, KAMBLE S, FOSSO WAMBA S, et al. Building Supply-Chain Resilience: An Artificial Intelligence-Based Technique and Decision-Making Framework [J]. *International Journal of Production Research*, 2022, 60(14): 4487-4507.
- [16] MODGIL S, SINGH R K, HANNIBAL C. Artificial Intelligence for Supply Chain Resilience: Learning from Covid-19 [J]. *The International Journal of Logistics Management*, 2022, 33(4): 1246-1268.
- [17] MODGIL S, GUPTA S, STEKELORUM R, et al. AI Technologies and Their Impact on Supply Chain Resilience during COVID-19 [J]. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 2022, 52(2): 130-149.
- [18] 刘鑫鑫, 韩先锋. 人工智能与制造业韧性: 内在机制与实证检验 [J]. *经济管理*, 2023, 45(11): 48-67.
- [19] WANG L P, LONG Y, LI C. Research on the Impact Mechanism of Heterogeneous Environmental Regulation on Enterprise Green Technology Innovation [J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 322: 116127.
- [20] 陈宇科, 刘蓝天, 董景荣. 环境规制工具、区域差异与企业绿色技术创新——基于系统 GMM 和动态门槛的中国省级数据分析 [J]. *科研管理*, 2022, 43(4): 111-118.
- [21] 张同斌, 张琦, 范庆泉. 政府环境规制下的企业治理动机与公众参与外部性研究 [J]. *中国人口·资源与环境*, 2017, 27(2): 36-43.
- [22] 陶锋, 赵锦瑜, 周浩. 环境规制实现了绿色技术创新的“增量提质”吗——来自环保目标责任制的证据 [J]. *中国工业经济*, 2021(2): 136-154.
- [23] 龙文滨, 李四海, 丁绒. 环境政策与中小企业环境表现: 行政强制抑或经济激励 [J]. *南开经济研究*, 2018(3): 20-39.
- [24] 潘翻番, 徐建华, 薛澜. 自愿型环境规制: 研究进展及未来展望 [J]. *中国人口·资源与环境*, 2020, 30(1): 74-82.
- [25] 巫强, 姚雨秀. 企业数字化转型与供应链配置: 集中化还是多元化 [J]. *中国工业经济*, 2023(8): 99-117.
- [26] PATATOUKAS P N. Customer-Base Concentration: Implications for Firm Performance and Capital Markets [J]. *The Accounting Review*, 2012, 87(2): 363-392.
- [27] CULL R, XU L C, ZHU T. Formal Finance and Trade Credit during China's Transition [J]. *Journal of Financial Intermediation*, 2009, 18(2): 173-192.
- [28] 姚加权, 张锬澎, 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, 133, 117-122.
- [29] 范丹, 孙晓婷. 环境规制、绿色技术创新与绿色经济增长 [J]. *中国人口·资源与环境*, 2020, 30(6): 105-115.
- [30] 吕越, 谷玮, 包群, 等. 人工智能与中国企业参与全球价值链分工 [J]. *中国工业经济*, 2020(5): 80-98.
- [31] 邓慧慧, 刘宇佳, 王强. 人工智能发展如何提升供应链韧性? ——基于上市公司的经验证据 [J]. *浙江大学学报(人文社会科学版)*, 2024, 54(6): 5-23.
- [32] LEE C C, YAN J. Will Artificial Intelligence Make Energy Cleaner? Evidence of Nonlinearity [J]. *Applied Energy*, 2024, 363: 123081.
- [33] 尹美群, 盛磊, 李文博. 高管激励、创新投入与公司绩效——基于内生性视角的分行业实证研究 [J]. *南开管理评论*, 2018, 21(1): 109-117.

责任编辑 夏娟

崔玉洁