

Digital Intelligence Empowerment, Stronger Chain Resilience - Research on the Impact and Mechanism of Artificial Intelligence Technology on Supply Chain Resilience

Zitao Zhao Junqiu Li Lei Qu

Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang, Hebei Province 050043

Abstract

Against the backdrop of the global supply chain being impacted by multiple factors and the risk of disruption intensifying, this study takes Chinese A-share listed companies from 2019 to 2023 as samples, constructs an indicator system of artificial intelligence technology and supply chain resilience, and empirically explores the impact of artificial intelligence technology on the resilience of enterprise supply chains using the double fixed effects model. Research has found that artificial intelligence technology has a significant positive impact on the resilience of enterprise supply chains. Moreover, we have conducted a series of robustness tests and endogeneity tests to ensure the accuracy of the conclusions. In addition, we have found that this impact also shows enterprise attributes and regional heterogeneity. State-owned enterprises, due to their resource advantages, have a significant promoting effect of artificial intelligence on the resilience of their supply chains. Non-state-owned enterprises are not significantly affected by the limitations of resources and the application level of technology. In terms of regions, enterprises in the eastern, central and western regions are affected by artificial intelligence to varying degrees. The improvement of supply chain resilience for enterprises in the western region by artificial intelligence technology is more significant. We also found that new quality productivity plays a key mediating role in enhancing supply chain resilience through artificial intelligence technology. Based on this, this study suggests optimizing the enterprise technology application ecosystem, exploring the value of artificial intelligence through enterprise-specific measures, and the government should enhance policy support, optimize the talent cultivation system, and work in collaboration with enterprises to improve the resilience of the enterprise supply chain.

Keywords

Artificial Intelligence technology Supply chain resilience New quality productivity

数智赋能，链强于韧——人工智能技术对供应链韧性的影响及作用机制的研究

赵紫涛 李俊圻 曲磊

石家庄铁道大学，中国·河北 石家庄 050043

摘要

在全球供应链受多种因素冲击、中断风险加剧的背景下，本研究以2019-2023年中国A股上市公司为样本，构建人工智能技术与供应链韧性指标体系，运用双固定效应模型实证探究人工智能技术对企业供应链韧性的影响。研究发现，人工智能技术对企业供应链韧性具有显著正向影响，并且，我们进行了一系列的稳健性检验和内生性检验，确保结论的正确。另外，我们发现这种影响也存在企业属性和区域异质性，国有企业因资源优势，人工智能对其供应链韧性促进作用显著；非国有企业受资源和技术应用水平限制，影响不显著。在区域方面，东部、中部、西部企业受人工智能影响程度不同，人工智能技术对西部地区企业的供应链韧性提升更明显。我们还发现新质生产力在人工智能技术提升供应链韧性中起关键中介作用。基于此，本研究建议优化企业技术应用生态，因企施策挖掘人工智能价值，而政府应加强政策支持、优化人才培养体系，与企业协同提升企业供应链韧性。

关键词

人工智能技术；供应链韧性；新质生产力

1 引言

1.1 研究背景

在当今全球化和高度竞争的市场环境中，企业的成功

不仅取决于产品或服务本身，而且更多地依赖于整个供应链的协同和高效运作。企业供应链作为保障这一协同和高效的关键因素，正日益受到企业的广泛关注和重视。党的二十大报告明确指出，构建现代化经济体系需聚焦全要素生产率提升与供应链韧性强化两大核心任务^[1]。从产业经济视角分析，供应链存在的结构性矛盾已成为制约我国产业效率升级与经济循环畅通的关键瓶颈。这些矛盾集中体现在关键环节

【作者简介】赵紫涛（2005-），女，中国山西晋城人，本科，从事财务管理研究。

的供需错配、链条衔接的断裂风险,以及核心技术与关键零部件的供给短板等方面。尤其在逆全球化背景下,以美国为首的发达国家通过技术封锁、出口管制等手段,进一步加剧了我国在高端芯片、工业软件等战略性领域的“卡脖子”困境。因此,系统性解决产业链供应链的梗阻问题,实施延链补链强链战略,这不仅是当前经济高质量发展的紧迫需求,更是应对外部风险挑战、实现产业安全可持续发展的长期战略选择^[1]。并且,受疫情影响、大国竞争、俄乌冲突、巴以冲突等影响,全球供应链出现中断的现象时有发生,近来,紧张的地缘政治博弈、中美贸易战等加剧了供应链中断的风险,如何提升供应链韧性,维护我国产业链供应链安全仍需要研究。随着信息技术的发展,供应链已发展到与互联网、物联网深度融合的智慧供应链新阶段,国务院也为加快供应链创新与应用提出了相关意见。

人工智能技术、物联网等科技创新的应用,为供应链韧性的提升提供了新的思路。中国科学院自动化研究所研究员王磊在《人工智能技术发展与应用探索》一文中指出,强调人工智能技术在行业领域中起到关键作用,但是应用过程中面临静态模型与动态数据不匹配的挑战,以及信息庞杂、深度认知分析难和本源规律趋势预测难等问题,因此如何借用人工智能技术去更好地帮助企业供应链韧性有待研究。另外,人工智能技术正深刻地改变着企业运营模式与发展轨迹,2024年8月,埃森哲发布《2024中国企业数字化转型指数》,报告调研了来自八个行业的450家中国企业,指出更多的中国企业计划加大数字化领域的投入,利用人工智能技术等技术进行持续转型。研究发现,更多中国企业致力于重塑其业务和职能,开创竞争新前沿,“重塑者”企业比例上升至4%;但是中国企业在全局规划、技术架构升级、组织变革等方面,仍有不小的进步空间。当然,国家也出台了一系列相关政策,大力支持人工智能技术与供应链领域的融合发展。其中《“十四五”数字经济发展规划》就明确提出,要深入实施智能制造和绿色制造工程,发展智能供应链。

1.2 研究意义

新质生产力以科技创新为核心驱动力,融合前沿技术,在推动企业数字化转型和产业创新发展方面发挥着关键作用,它以数字化技术、大数据等多元形式展现,极大地提升了生产效率,源源不断地创造出更为丰厚的社会财富^[2],而人工智能技术这一技术性革命突破很有可能推动企业焕发出强劲的新质生产力,进而可能影响供应链韧性。因此,深入研究人工智能技术通过新质生产力对供应链韧性产生的作用,对于提升我国供应链在全球竞争中的地位、保障国家经济安全具有重要的现实意义。

本文实证研究了人工智能技术对供应链韧性的影响及作用机制,我们发现,人工智能技术能够通过新质生产力这一关键路径,为企业供应链韧性的提升带来显著的正向影响。通过对已有研究的分析,我们认为人工智能凭借需求预

测和动态优化等能力,精准捕捉市场需求动态,助力企业科学规划生产量和优化配送路线,有效降低库存积压与物流成本,显著提升供应链流程的运作效能。

另外,本研究从硬件和软件两方面综合衡量了人工智能技术水平,人工智能技术所具备的结合过往数据预测等功能,能够实时监测供应链各环节数据,提前预判原材料短缺、运输受阻等潜在风险,极大增强了供应链抵御风险的能力。

2 文献回顾

在现代供应链韧性提升中,供应链数字化作为关键构成要素,其驱动价值生成的效能已成为学术界研究与探讨的核心议题。在数字时代,供应链的运行逻辑逐渐向需求驱动型转变。下游企业推进数字化转型的过程中,会通过供应链的关联效应,将数字化的优势与经验逆向传导至上游企业,形成促进其生产率增长的后向溢出效应^[3]。也有相关研究指出,在数字经济蓬勃发展的当下,为契合消费者不断进阶的个性化需求,供应链的各环节主体打破传统孤立模式,逐步构建深度依存、互动频繁、协同共生的供应链生态体系^[4]。也有学者实证研究发现,供应链数字化能够通过技术协同效应、信息流动效应与竞争力构筑效应三条路径显著赋能供应链韧性与安全^[5]。根据赵霞等人(2023)的研究,数字化协同能够有效增进供应链合作伙伴间的信任程度与合作承诺,强化信息交互效率和风险预判能力,最终实现供应链韧性的显著提升^[6]。

与传统生产要素不同,人工智能技术以非物质形态深度嵌入产品生产全周期,通过智能化生产模式革新,显著提升制造效率。该技术打破了传统劳动力瓶颈,催生出全新的生产范式,充分释放工业生产中工具设备的潜在效能^[7]。也有文献指出,人工智能技术引领着新质生产力发展,可以助力现代化产业体系建设,其通过内部创新驱动效应,提高产品创新速度和工艺改进质量,形成发展新质生产力和推动现代化产业布局的核心动力^[8]。李焯(2024)指出人工智能技术的大规模应用加速传统产业迭代革新,同时孵化出大量新兴业态,逐步构建起以数据资源为根基、算法模型为动力、智能技术为标志的新型生产力体系^[9]。上述学者在理论上论证了人工智能技术可能会对新质生产力,然而,人工智能技术是否能影响企业的新质生产力水平,以及是否进而影响企业供应链韧性水平,本研究将通过实际案例数据在后续进行检验。

3 数据来源及指标模型的构建

3.1 数据来源

为确保研究数据的一致性和可得性,我们通过国泰安数据库收集到了2019年到2023年5年间中国A股上市公司的数据作为本研究初始研究样本,我们做了如下筛选:(1)剔除研究期间被标记为ST、ST*的上市公司;(2)剔除按照证监会发布的《上市公司行业分类指引(2001)》中被分类为金融、保险行业的企业,以保证数据的可比性;(3)剔

除关键数据缺失的样本。(4)为避免极端值对研究结果的影响,对所有连续变量在1%和99%分位数上进行了缩尾处理。经处理,我们最终获得1065条共213家公司连续五

年的观测值。我们参考已有文献构建了人工智能技术与供应链韧性指标体系,并从国泰安数据库获得了公司的新质生产力得分情况,具体变量信息见表1。

表 1. 主要变量定义

变量性质	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	供应链韧性	SCR	从运营情况、财务能力、供应链协作、人力资本四个维度综合计算供应链韧性得分
解释变量	人工智能技术	AI	从人工智能技术硬件投资与人工智能技术软件投资两个方面综合计算人工智能技术得分
控制变量	第一大股东持股比例	Top1	第一大股东持有的公司股份比例
	存货水平	Inv	企业库存存货的数量
	固定资产占比	Fixed	固定资产总额占企业资产总额的比例
	企业上市年龄	List Age	自企业在证券交易所首次公开发行股票并上市之日起,截至统计时点所经历的年数
中介变量	新质生产力	Productivity Level	企业在新技术创新投入等方面的综合得分

3.2 人工智能技术指标体系构建

人工智能技术的应用不断拓展,其在各行业的渗透深度与广度持续增加,对经济增长与产业升级的推动作用日益显著。近年来,人工智能技术相关产业规模持续扩张,随着政策的大力扶持,科技企业的积极探索,人工智能技术在众多领域都得到了广泛应用,这其中涵盖了制造业、医疗、交通、金融等多个行业。本研究基于人工智能技术在我国的发展现状,从“人工智能技术投资规模”这一关键维度出发,建立了反映人工智能技术发展情况的指标体系。其中,“人工智能技术投资规模”从年度投资额角度来看,可以进一步细分为人工智能技术硬件投资与人工智能技术软件投资两个方面,以此来综合衡量人工智能技术领域的投资状况,为后续研究提供量化基础。

3.3 供应链韧性指标体系构建

为了全面衡量企业供应链韧性水平,我们综合参考了王伟青等学者的研究与企业运营实际情况,从运营情况、财务能力、供应链协作、人力资本四个维度构建了供应链韧性指标体系^[10]。

对于运营情况这个维度,本研究采用应收应付账款周转率、存货周转率营业收入管理费用来综合衡量,其中高效的存货周转能够使企业更敏捷地响应市场需求变化,在供应链面临干扰时,快速调整库存水平,保障货物的正常供应。合理的应付账款周转既能维护与供应商的良好合作关系,又能优化企业自身资金的使用效率,对供应链的稳定运行至关重要。较高的营业收入表明企业在市场上具有较强的竞争力和适应性,在供应链中也更有能力抵御外部风险。同时采用管理费用来衡量企业内部管理的有效性,过高的管理费用会压缩企业利润空间,削弱其在供应链中应对不确定性的能力,因此管理费用与供应链韧性呈反向关系。对于财务能力这个维度,本研究采用托宾Q值和总资产净利率来衡量,较高的托宾Q值侧面反映了企业在供应链中具备更强的资源获取和整合能力。同时总资产净利率越高,说明企业资

产运营效率越高,应对风险冲击越强。供应链协作也是构建供应链韧性的重要指标体系,本研究采用供应链集中度来衡量其水平,当供应链集中度较高时,企业对少数供应商或客户的依赖度大,一旦这些关键节点出现问题,供应链易遭受严重冲击,不利于供应链韧性的提升,所以其与供应链韧性呈反向关系。

最后,本研究从三个方面来衡量采用人力资本的情况,分别为本科学历以上人员占比、研发人员占比和研发支出强度。较高的学历占比意味着企业拥有更丰富的智力资源,在应对供应链复杂问题和创新发展方面更具潜力。而研发人员占比越高,企业越能通过技术创新提升供应链的效率和灵活性。最后,本研究从研发支出强度来讨论人力资本对供应链韧性的情况,充足的研发投入资金有助于企业在供应链中保持技术领先,增强企业供应链应对风险的能力。具体指标情况见表2。

表 2. 供应链韧性指标体系构建

目标	一级指标	二级指标	指标属性
企业供应链韧性水平	运营情况	应收账款周转率	+
		存货周转率	+
		应付账款周转率	+
		营业收入	+
		管理费用	-
	财务能力	托宾Q值	+
		总资产净利率	+
	供应链协作	供应链集中度	-
	人力资本	本科及以上学历人数占比	+
		研发人员数量占比	+
研发支出强度		+	

3.4 模型构建

为实证分析人工智能技术与供应链韧性之间的关系,构建如下基准模型:

$$SCR_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AI + \alpha_2 Controls_{i,t} + \varphi_i + \nu_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中，被解释变量为供应链韧性（SCR），核心解释变量为人工智能技术（AI），Controls 为前文所述控制变量， ε 为随机误差项。此外，本文控制了个体固定效应和年份固定效应，以避免个体差异和时间变化带来的不可观测因素影响。如果估计系数 α_1 显著为正，说明人工智能技术的应用发挥了“促进效应”，对企业供应链韧性的提升具有显著的正向影响。如果估计系数 α_1 显著为负，则说明人工智能技术的应用产生“抑制效应”，对供应链韧性带来负向影响。

5 结果分析及机制检验

5.1 描述性统计分析与相关性分析

样本数据内各个变量的描述性统计结果如表 3 所示。所有变量的样本量均为 1065，表明数据集完整且无缺失值。另外我们计算了各变量之间皮尔逊系数（见表 4），经计算发现，企业供应链韧性与关键变量人工智能技术水平和新质生产力水平皆高度相关，其他控制变量也均影响着供应链韧性变量或人工智能技术水平和新质生产力水平变量，并且系数大部分小于 0.8，初步认为不存在多重共线性问题。

5.2 多重共线性检验

为了避免变量间存在多重共线性对估计结果的影响，我们进一步使用了方差膨胀因子（VIF）方法对模型进行了多重共线性检验。表 5 表明，各变量的 VIF 值均小于 10，说明不存在多重共线性问题，因此，可以认为估计结果是可靠的，排除了多重共线性的影响。

5.3 基准回归检验

本文采用固定效应模型检验人工智能技术对中国企业供应链韧性影响，具体结果如表 5 所示。表 6 的第（1）列展示了仅纳入核心解释变量 AI 的基准回归结果。从第（2）列至第（4）列，纳入 Top1、Inv、Fixed、List Age 这四个

控制变量，并逐步深入探究各因素对回归结果的影响。各列数据显示，核心解释变量 AI 的影响系数均为正且高度显著。这表明人工智能技术显著增强了企业供应链韧性。

5.4 稳健性检验

为了避免研究中可能存在的干扰因素如遗漏变量或测量误差给结果带来的影响，防止其干扰研究结论。另一方面，研究使用的样本和变量有限，为了使结果缺乏普适性。我们进行了稳健性检验，固定效应模型常用于面板数据，控制个体异质性。原固定效应设定可能无法完全消除特定因素影响。本研究第（1）（2）列运用替换固定效应方法，分别用行业固定效应替代原设定。此操作主要是控制时间趋势和年度特定冲击，解决可能存在的遗漏变量问题，降低内生性影响，确保结果不是因未控制年份因素而产生的虚假关联。第（3）列是额外添加了行业固定效应，探究三重固定效应下的结论是否依旧成立。本研究第（4）列在省份层面进行聚类标准误操作。当数据存在聚类结构，如同一省份内企业因地理位置、区域政策等因素存在相关性时，若忽视这种相关性，会低估标准误，导致 t 统计量偏大、p 值偏小，错误判断变量显著性。该方法主要解决数据相关性导致的估计偏差问题，虽不直接处理内生性或选择性偏误，但能使估计系数的显著性判断更可靠，增强结果稳健性。

表 7 中，经上述两种稳健性检验方法，核心解释变量 AI 的系数均显著为正。这表明在控制不同年份特征、考虑省份数据相关性后，人工智能（AI）与研究关注的被解释变量间确实存在显著正向关系，验证了研究结论的可靠性与稳定性，说明研究结果并非由特定模型设定、未控制因素或数据相关性问题导致的虚假结果。并且，我们发现聚类后的核心解释变量 AI 系数波动较大，这说明省份间可能存在较大差异，在后续我们将进一步分析。

表 3. 描述性统计分析

变量名称	观测数	平均值	标准差	最小值	最大值
SCR	1065	0.017	0.009	0.007	0.055
AI	1065	0.020	0.066	0.000	0.478
Top1	1065	0.327	0.142	0.086	0.700
Inv	1065	0.128	0.090	0.003	0.460
Fixed	1065	0.190	0.125	0.004	0.683
List Age	1065	2.388	0.650	0.693	3.367
Productivity Level	1065	0.005	0.006	0.001	0.028

表 4. 相关性分析

名称	SCR	AI	Top1	Inv	Fixed	List Age	Productivity Level
SCR	1						
AI	0.370***	1					
Top1	0.042	0.185***	1				
Inv	-0.031	-0.119***	-0.095***	1			
Fixed	-0.350***	0.029	0.075**	-0.184***	1		
List Age	-0.079***	0.183***	-0.077**	0.077**	0.095***	1	
Productivity Level	0.088***	-0.053*	-0.090***	-0.007	-0.006	-0.010	1

表 5. 多重共线性检验

变量名称	VIF	容忍度
AI	1.10	0.91
Top1	1.06	0.94
Inv	1.07	0.94
Fixed	1.05	0.95
List Age	1.07	0.93
Productivity Level	1.01	0.99

表 6. 基准回归检验

	(1)	(2)	(3)	(4)
	SCR	SCR	SCR	SCR
AI	0.036** (2.12)	0.040** (2.48)	0.052*** (8.07)	0.036** (2.17)
Top1		0.001 (0.33)	-0.001 (-0.49)	0.003 (0.85)
Inv		-0.004 (-1.42)	-0.004 (-1.20)	-0.003 (-1.36)
Fixed		-0.002 (-1.20)	-0.025*** (-13.14)	-0.002 (-0.78)
List Age		0.002*** (3.98)	-0.002*** (-4.51)	0.000 (0.09)
Constant	0.016*** (46.36)	0.012*** (6.22)	0.026*** (19.65)	0.016*** (6.40)
个体固定效应	Yes	Yes	No	Yes
年份固定效应	Yes	No	Yes	Yes
Observations	1065	1065	1065	1065
R ²	0.947	0.946	0.290	0.947
Adjusted R ²	0.934	0.933	0.284	0.934

表 7. 稳健性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)
	SCR	SCR	SCR	SCR
AI	0.036** (2.26)	0.056*** (10.20)	0.032** (1.97)	0.052*** (14.68)
Top1	0.001 (0.27)	0.003* (1.95)	0.002 (0.77)	-0.001 (-0.68)
Inv	-0.003 (-1.31)	-0.001 (-0.29)	-0.003 (-1.24)	-0.004 (-1.54)
Fixed	-0.002 (-1.23)	-0.018*** (-8.21)	-0.002 (-0.84)	-0.025*** (-13.35)
List Age	0.002*** (4.03)	-0.002*** (-4.00)	0.000 (0.19)	-0.002*** (-4.34)
Constant	0.012*** (6.32)	0.022*** (17.55)	0.016*** (6.34)	0.025*** (22.40)
个体固定效应	Yes	No	Yes	No
年份固定效应	No	Yes	Yes	No
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	No
Observations	1065	1065	1065	1065
R ²	0.947	0.451	0.948	0.282
Adjusted R ²	0.933	0.440	0.934	0.279

5.5 内生性检验

为防止因为遗漏变量以及度量误差等产生的内生性问题，本文利用工具变量法来缓解内生性问题。

人工智能通过提升预测、优化和响应能力增强企业供应链韧性；而企业供应链韧性的需求又倒逼 AI 技术迭代与应用场景扩展。两者形成“技术赋能—需求驱动”的闭环，从而两者之间产生了反向因果关系。故对人工智能滞后一期作为工具变量采用 2SLS 估计方法再一次对回归模型进行检验，从而完成内生性问题的处理，如表 8 所示，在内生性检验的第一阶段中，滞后一期的人工智能显著影响当期的人工智能，说明该工具变量选取有效；第二阶段的检验结果显示，人工智能对企业供应链韧性的估计系数在 1% 的水平下正向显著，与基准回归结果相一致，证明研究结论具有稳健性。

表 8. 内生性检验

	当期 AI	SCR
滞后一期 AI	1.053*** (143.86)	
Top1	-0.002 (-0.75)	0.001 (0.13)
Inv	-0.005 (-1.03)	-0.002 (-0.54)
Fixed	0.007* (1.91)	-0.024*** (-11.54)
List Age	0.001 (0.10)	-0.002*** (-4.33)
AI		0.053*** (13.38)
Constant	0.001 (0.54)	0.025*** (18.95)
Observations	852	852
R ²		0.282

5.6 机制检验

我们预计人工智能技术将会显著提升企业的新质生产力水平，进而促进企业供应链韧性水平。在本节，我们参考了温忠麟（2004）的三步法构建了如下中介效应模型^[11]。

$$Productivity\ Level_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AI + \beta_2 Controls_{i,t} + \varphi_i + v_t + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$SCR_{i,t} = \chi_0 + \chi_1 AI + \chi_2 Productivity\ Level + \chi_3 Controls_{i,t} + \varphi_i + v_t + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

首先第（1）列是解释变量对中介变量企业新质生产力的回归结果，检验了两者的作用机制，在 5% 的显著水平下，人工智能对新质生产力发展呈显著的正相关，及企业人工智能的技术水平越高越能发展新质生产力，第二列是解释变量人工智能、中介变量新质生产力对被解释变量企业供应链韧性的回归结果，结果如表 9 第（2）列所示，在 5% 的显著水平下，人工智能对新质生产力的回归系数呈显著的正相

关，新质量生产力对供应链韧性的回归系数也呈显著的正相关，因此，我们认为人工智能技术通过影响新质生产力，进而影响着企业供应链韧性的这一路径机制是成立的。

表 9. 机制检验

	(1)	(2)
	Productivity Level	SCR
AI	0.006**	0.036**
	(2.33)	(2.15)
Top1	-0.000	0.003
	(-0.12)	(0.85)
Inv	0.002	-0.004
	(0.71)	(-1.41)
Fixed	0.002	-0.002
	(1.15)	(-0.84)
List Age	0.001	0.000
	(1.54)	(0.02)
Productivity Level		0.049*
		(1.70)
Constant	0.001	0.016***
	(0.35)	(6.38)
个体固定效应	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes
Observations	1065	1065
R ²	0.882	0.948
Adjusted R ²	0.851	0.934

6 异质性分析

人工智能技术赋能企业供应链韧性提升可能受到企业自身特征和外部环境的异质性影响。为进一步探究人工智能赋能企业供应链韧性作用机制，本文基于企业所有制和企业所处地两个角度进行分组检验。

由于我国的企业分为国有企业和非国有企业，这两种企业的资源和发展目标存在客观差异，人工智能对企业供应链韧性影响的效果定然不同。为了分析国有企业和非国有企业人工智能对供应链韧性影响的差异，将全国上市企业分为国有和非国有进行回归检验。实证结果如表 10 所示。从表 10 结果可以看出，人工智能对企业供应链韧性的影响在国有企业和非国有企业中存在很大的差异。在国有企业，人工智能对供应链韧性的影响系数为正，并且高度显著。究其原因，国有企业容易获得政府的支持，有较强的科研实力和资源投入能力，能够持续且大规模地投入资金进行人工智能相关的技术研发、人才培养和设备升级，从而促进了供应链韧性的提升；在非国有企业，人工智能对供应链韧性的影响系数为负，但并不显著。这可能是由于非国有企业难以像国有企业那样获得政府全方位的扶持，人工智能研发投入上相对不足，但非国有企业群体对人工智能技术的应用尚处于起步阶段，大部分企业的应用水平都较低，所以不显著。

表 10. 异质性分析 1

	国有企业	非国有企业
	SCR	SCR
AI	0.075***	-0.001
	(3.91)	(-0.10)
Top1	-0.004	0.005
	(-1.03)	(0.85)
Inv	-0.003	-0.003
	(-1.04)	(-0.93)
Fixed	-0.000	-0.003
	(-0.15)	(-0.61)
List Age	0.001	0.000
	(0.77)	(0.29)
Constant	0.015***	0.015***
	(4.83)	(6.01)
个体固定效应	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes
Observations	699	361
R ²	0.953	0.951
Adjusted R ²	0.940	0.937

为了探讨人工智能技术对企业供应链韧性水平的影响效果在东、中、西和东北地区的异质性，本文参考国家统计局对经济地带的划分，将样本数据分为东部、中部、西部和东北地区进行分组回归。各地区的回归结果分别见表 11 的列（1）、列（2）、列（3）和列（4）。地区分组回归结果表明人工智能技术对企业供应链韧性的作用效果仅在东部、中部和西部地区显著，而在东北地区的上市企业样本中，人工智能技术对企业供应链水平的回归系数并不显著。出现这种情况可能是由于东北地区的样本量较少，受极端值或偶然性影响，导致回归结果不显著。而东中西部各地区的显著水平各有差异，其中在西部地区的上市企业样本中，人工智能技术对企业供应链水平的回归系数最高，为 0.112，在 1% 的水平下高度显著。而在东中部地区的样本中，回归结果较为显著。这可能因为东中部地区经济发展水平较高，发展较早，拥有较为完善的供应链体系，人工智能技术对企业供应链韧性水平的提升空间有限，而西部地区经济发展水平不如东中部地区，供应链韧性基础较为薄弱，人工智能对其的影响更为显著。

7 结论与建议

本研究以上市 A 股公司为研究对象，基于 2018-2023 年的统计数据，构建了人工智能技术、供应链韧性指标体系，通过熵值法计算出其综合得分后，使用双固定效应模型，实证检验了人工智能技术对企业供应链韧性的影响，分别讨论了不同企业性质与不同地区这种影响的差异性，最后，我们还检验了人工智能对企业供应链韧性的影响机制，可以得出以下结论：

人工智能对企业供应链韧性有显著正向影响。企业通

过研发人工智能技术需求预测、风险预警和动态优化等能力并应用于供应链管理的各个环节,推动供应链智能化升级,进而促进企业供应链韧性的提升。本研究了经过双固定效应模型的检验,并均通过了多项稳健性检验与内生性检验,可以证实人工智能技术对企业供应链韧性的提升具有显著正向影响。

表 11. 异质性分析 2

	东部地区	中部地区	西部地区	东北地区
	SCR	SCR	SCR	SCR
AI	0.026** (2.07)	0.048* (1.92)	0.112*** (3.78)	-1.432 (-0.90)
Top1	0.005 (1.04)	-0.001 (-0.23)	-0.000 (-0.05)	0.008 (0.51)
Inv	-0.005 (-1.64)	0.007 (1.46)	-0.001 (-0.25)	0.022 (0.20)
Fixed	-0.002 (-0.77)	0.000 (0.15)	0.003 (0.86)	0.004 (0.18)
ListAge	0.002 (1.28)	-0.003** (-2.06)	-0.001 (-0.40)	-0.006 (-0.58)
Constant	0.013*** (3.82)	0.020*** (6.00)	0.015** (2.44)	0.030 (1.35)
个体固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
Observation	740	195	115	15
R ²	0.958	0.929	0.951	0.982
AdjustedR ²	0.947	0.906	0.933	0.918

人工智能技术对企业供应链韧性的影响存在企业属性和区域的差异。由于国有企业和非国有企业的资源和发展目标存在巨大差异,人工智能技术对企业供应链韧性的影响效果也存在企业属性上的异质性。国有企业凭借政府的全力支持、雄厚的科研实力及充足的资源投入能力,能够持续开展人工智能技术的研发与应用,推动供应链的智能化升级,因此,人工智能对国有企业供应链韧性产生了高度显著的促进作用。相比之下,非国有企业资源获取渠道相对狭窄、资金投入相对不足以及科研实力相对薄弱,人工智能技术应用多处于探索阶段,难以满足供应链的智能化升级,通过回归检验可以观测到,人工智能技术对非国有企业供应链韧性的影响系数无限接近于0且不显著。

针对当前的人工智能技术的发展,并结合本研究的结果,我们认为应当优化企业技术应用生态,将人工智能技术

应用于企业,从而为企业供应链韧性提供有力支持。并因企施策,深入挖掘人工智能技术提升供应链韧性的独特价值和创新能力。增强企业供应链韧性,需要考虑不同企业在规模、行业、发展阶段等方面存在的差异,要根据我国东、中、西、东北不同区域资源禀赋和发展水平,另外,依据本研究指标体系的构成因子,从企业不同发展水平的实际情况出发,因企施策地将人工智能技术应用于企业供应链管理中,挖掘人工智能技术提升供应链韧性的特色效应,有效推动企业借助人工智能增强供应链应对风险的能力,强化供应链韧性,并通过多方共同推动人工智能赋能供应链韧性提升的长效发展。

本研究也存在一些局限性,人工智能技术指标仅从投资规模维度去衡量,难以全面反映企业人工智能技术的应用水平和创新能力,另外,本研究仅验证了新质生产力整体的中介作用,未能明确新质生产力各要素在人工智能影响供应链韧性过程中的具体贡献,这将在后续的研究中改进补充。

参考文献

- [1] 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,(05):118-36.
- [2] 李政,廖晓东.新质生产力理论的生成逻辑、原创价值与实践路径[J].江海学刊,2023,(06):91-8.
- [3] 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(07):114-29.
- [4] 陈剑,刘运辉.数智化使能运营管理变革:从供应链到供应链生态系统[J].管理世界,2021,37(11):227-40+14.
- [5] 王淑瑶,汤吉军,刘达.供应链数字化何以赋能供应链韧性与安全[J].商业研究,2025,(02):10-9.
- [6] 赵霞,许雅雯,徐永锋.数字化协同如何影响供应链韧性——基于资源和关系整合的分析[J].产经评论,2023,14(05):24-42.
- [7] 孙早,侯玉琳.工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J].中国工业经济,2019,(05):61-79.
- [8] 孙早,曹源圆.人工智能引领新质生产力发展助力现代化产业体系建设[J].国际金融研究,2025,(04):3-14.
- [9] 李焯.人工智能驱动下的新质力变革与信息技术融合的路径研究[C].2024年智能工程与经济建设学术会议,2024
- [10] 王伟青,姜玉婕.品牌价值对企业供应链韧性的影响效应研究——基于品牌信任和品牌溢价的中介作用[J].商业经济研究,2025,(03):165-8.
- [11] 温忠麟,张雷,侯杰泰,et al.中介效应检验程序及其应用[J].心理学报,2004,(05):614-20.