

人工智能创新发展缓解了供应链长鞭效应吗？

陈 蕾 周 锴 董惠敏

摘要:供应链长鞭效应导致的需求信息扭曲与效率损失已成为产业链高质量发展的重要瓶颈,而人工智能发展可能有助于这一问题的缓解。本文以2010—2023年沪深A股上市公司及其所在地级以上城市为样本,采用双重差分模型,探讨国家新一代人工智能创新发展试验区对企业供应链长鞭效应的影响。研究发现:国家新一代人工智能创新发展试验区的建设有助于企业提升库存管理能力和供应链协同水平,进而缓解供应链长鞭效应;企业信息披露质量和成本粘性对人工智能创新发展政策的影响具有正向的交互作用;国家新一代人工智能创新发展试验区对实体产业技术偏向、多元化经营、平台生态嵌入程度高的企业面临的供应链长鞭效应缓解作用更加明显。本文的研究结论为国家新一代人工智能创新发展试验区建设优化路径与企业供应链管理提供了政策启示。

关键词:人工智能 供应链管理 供应链协同 长鞭效应 平台生态嵌入

中图分类号:F062.5

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2026)05-0098-17

一、问题提出

随着全球贸易摩擦加剧、消费需求个性化及突发公共事件的频繁冲击,供应链网络愈加复杂,信息传递的时滞与失真所导致的需求波动扩大效应,日益成为企业经营管理中的突出问题,即供应链长鞭效应。作为现代供应链管理的难题,供应链长鞭效应是由生产阶段数增加导致的冲击放大^[1],表现为终端需求的微小波动沿供应链层级向上游逐级扩张,从而产生供需失衡、交付延迟和成本激增等后果,制约着供应链效率的提升。如何缓解供应链长鞭效应,是企业维护供应链稳定、应对供需失衡的关键问题。然而,信息共享^[2]、契约改善^[3]、提供商业信用^[4]、平滑盈余管理^[5]等传统缓解策略,在动态市场环境中面临着响应滞后、协同成本高等瓶颈,亟须探索技术赋能的治理新路径。

人工智能技术的井喷式发展为摆脱这一困境提供了可能,已有研究和实践从机器学习和智能调度算法预测客户需求及优化供应链性能^[6]、基于分布式联邦学习的供应链风险检测^[7]等方面进行了有益尝试。为推动人工智能赋能经济高质量发展,中国出台多项战略规划,持续支持人工智能产业与技术创新。2019年,科技部依据《国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知》(国发〔2017〕35号),印发《科技部关于印发

收稿日期:2025-09-26;修回日期:2026-04-14

基金项目:国家社会科学基金一般项目“数据要素市场化配置的流通生态、效率测度与治理优化研究”(24BGL236)

作者简介:陈 蕾 首都经济贸易大学财政税务学院教授、博士生导师,北京,100070;

周 锴 首都经济贸易大学财政税务学院博士研究生;

董惠敏 首都经济贸易大学财政税务学院博士研究生,通信作者。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》(国科发规[2019]298号),人工智能创新发展试点工作由此启动。2024年中央经济工作会议提出将开展“人工智能+”行动作为建设现代化产业体系的重要举措。

国家新一代人工智能创新发展试验区通过技术示范、政策试点和社会实验推动人工智能与经济社会深度融合,形成可复制推广的发展经验。该试验区通过制度创新与资源整合,为企业数智化转型提供了全方位支持,具体而言:一是依托高性能算力枢纽,助力提升企业人工智能技术的预测精度;二是凭借高效数据传输网络,为企业间数据流通构建起安全传输通道和可信协作环境;三是推动物联网设备实时数据采集能力与区块链技术信息溯源功能形成高效协同;四是持续深化人工智能大模型与可信数据空间的融合创新;五是稳步推进人工智能技术融合应用示范工程与应用场景建设。上述举措正在重塑企业供应链的信息传递机制与协同模式。由此可见,国家新一代人工智能创新发展试验区已成为“人工智能+”国家战略的落地标杆,可以视为人工智能创新发展政策的代表之一。

表1 国家新一代人工智能创新发展试验区的政策实施过程

时间	关键事件和政策文件	核心内容
2017年	国务院发布《新一代人工智能发展规划》	出台人工智能发展战略,为试验区建设提供顶层设计
2019年	科技部印发《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》 北京、上海、天津、深圳、杭州、合肥、德清试验区获批	明确试验区的定义、建设目标、重点任务和申请条件,为试验区建设提供具体行动指南 承担起在不同区域和领域探索创新发展路径的任务,发挥带动作用
2020年	重庆、成都、西安、济南、广州、武汉试验区获批	试验区建设进入区域性扩容阶段
2021年	苏州、长沙、郑州、沈阳、哈尔滨试验区获批	进一步扩大覆盖范围,试验区网络持续完善,形成了更为全面的区域发展格局

注:数据来源于科技部官网。

自2019年首批批复以来,中国已在18个城市设立了国家新一代人工智能创新发展试验区,形成了涵盖公共算力支撑、产学研协同、垂直领域大模型应用、具身智能机器人交互等多维度的创新生态,通过强化政策支持、鼓励实践探索、促进创新协同等举措助力试验区人工智能创新发展^[8],为当地人工智能创新发展提供了有利条件,也为供应链智能化转型提供了天然的试验场。北京、上海、深圳、杭州、青岛等地通过地方方案细化政策工具,包括资金支持、场景驱动、生态培育等举措,为企业提供了低成本创新环境、高价值数据资源和高性能基础设施。其政策设计不仅代表中国人工智能发展的顶层思路,更以真金白银和制度破冰为企业人工智能技术落地扫清障碍。然而,现有研究多聚焦于人工智能的绿色效应^[9]、大数据技术在供应链环节的应用效果^[10],对于人工智能创新发展试验区如何多维度系统性缓解长鞭效应的作用机制、边界条件及实践差异尚缺乏深入探讨。

当前研究主要涵盖三个方向。第一类文献从数字技术或信息系统应用视角,探讨信息共享、数字化工具和数据分析能力提升对供应链长鞭效应的影响,认为数字技术通过降低信息不对称和传递滞后,有助于缓解需求波动的逐级放大。第二类文献关注国家新一代人工智能创新发展试验区政策的经济效应,利用准自然实验方法评估该政策对企业创新能力、生产率或数字化转型的影响,但较少深入分析该政策对企业具体运营决策和供应链运行机制的作用路径。第三类文献则从运营管理视角系统刻画长鞭效应的形成机理,强调需求预测误差、订货决策规则和协同不足等因素,但多将技术条件和制度环境视为既定前提。

鉴于此,本文提出研究问题:第一,国家新一代人工智能创新发展试验区是否能缓解供应链长鞭效应?第二,其作用机制是怎样的?第三,其影响对不同特征的企业是否有所不同?为了分析这些问题,本文基于

2010—2023年中国沪深A股上市公司及其所在地级市数据,运用双重差分模型,考察国家新一代人工智能创新发展试验区对企业供应链长鞭效应的影响。与已有研究主要从技术应用层面或组织内部治理视角展开不同,本文将人工智能创新发展试验区视为一种制度性创新安排,分析其通过改善库存管理能力和提升供应链协同效率,对企业供需决策产生的系统性影响,从而为理解人工智能创新发展抑制供应链长鞭效应的微观机制提供新的经验证据。

文章可能的边际贡献有两点。一是突破传统供应链管理研究的数字技术赋能视角,聚焦以《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》为代表的政策工具,重点分析其所产生的制度性影响。与市场自发的数字技术研发和运用不同,人工智能创新发展试验区建设具有明确的政策目标、准入条件和资源配置导向,对算力资源、数据要素、应用场景和协同创新机制给予定向支持,通过推动企业引入智能预测、智能决策与数据协同系统,更有针对性地缓解了供应链中的信息不对称问题,并降低了由需求误判、信息滞后和协同摩擦产生的交易成本。二是丰富供应链长鞭效应治理的理论体系,从创新发展政策而非单一技术应用的视角,补充了现有研究对供应链波动影响的理解,为分析制度性创新如何影响企业供应链运行提供了新的理论视角。

二、理论分析与研究假设

(一)人工智能创新发展试验区对供应链长鞭效应的直接影响

从企业管理视角看,供应链长鞭效应源于多级节点间的信息时滞与决策偏差^[11]。根据行为经济学的有限理性理论,管理者受限于信息获取能力与认知资源,往往进行有限理性决策,可能忽视供应链全局信息关联性,容易导致供应链系统产生复杂的混沌现象^[12];同时,管理者决策受锚定效应影响^[13],常以初始需求信号为“锚点”,受锚定效应束缚,察觉市场变化后的调整幅度不足,使得上游企业接收的需求信息持续偏离真实市场需求。

人工智能创新发展试验区作为一种区域性制度供给型政策,通过数据整合、算力供给与技术扩散等措施,改变企业技术采纳的制度环境,直接重塑供应链信息传递与决策模式。不同于一般性技术补贴,试验区的核心制度创新在于将人工智能能力从“企业私有品”转化为“区域公共品”,通过公共算力平台建设、数据资源开放以及人工智能技术应用场景示范,系统性降低企业采用人工智能技术的制度成本和应用门槛,从而直接介入并改变企业在需求预测、库存决策及供应链协同方面的管理方式。首先,人工智能驱动的需求预测模型能够融合多源数据,显著降低预测误差;其次,智能调度算法通过全局优化替代局部优化,统筹供应链决策从碎片化走向一体化,有效缓解供应链长鞭效应。

相较于以信息系统建设、流程数字化和云计算为核心的一般数字技术,人工智能创新发展政策具有更强的智能决策赋能和系统协同重构特征。一般数字技术主要通过降低信息传递成本、提升信息透明度来缓解信息不对称,其作用逻辑更多停留在“信息效率改善”层面。而人工智能技术则依托机器学习、深度学习和大模型等方法,对多源异构数据进行持续学习和动态优化,能够直接介入需求预测、库存决策和生产排程等关键决策环节,改变企业应对不确定性的方式:一方面,人工智能模型能够通过持续学习不断修正预测偏差,减少企业对短期需求波动的过度反应,从而降低订货决策的随机性和波动性;另一方面,智能算法能够对多主体、多目标的供应链决策进行整体优化,提高订单响应速度和资源配置效率,弱化了对单一订单信号的依赖。

基于此,本文提出假设1:人工智能创新发展试验区建设有助于缓解企业供应链长鞭效应。

(二)人工智能创新发展试验区影响供应链长鞭效应的作用机制

供应链长鞭效应的产生原因可归结为两类根源性问题:一是需求信息扭曲与预测误差,二是跨主体决

策不协调,包括信息不对称、契约与协调成本等。基于此,任何有效遏制长鞭效应的路径,必须既能减小需求信号噪声对决策的干扰,又能提高上下游之间的协同效率与响应速度。因此,本文进一步从决策优化路径和协同重构路径厘清人工智能创新发展试验区影响企业供应链长鞭效应的作用机制,直接对应并覆盖了长鞭效应的两大根源。

1. 决策优化路径——提高库存管理能力

企业灵活的库存管理能力是从运营端缓解供应链长鞭效应的重要因素,通过联合库存管理等新模式可以有效缓解传统库存管理模式下的长鞭效应的危害^[14]。而人工智能创新发展试验区可以通过技术赋能与制度创新,降低信息不确定性、提高预测精度和增强生产响应性,赋能新兴库存管理模式和提升企业库存管理能力。首先,根据资源基础理论,企业的竞争优势源于其控制的稀缺资源。人工智能创新发展试验区为企业注入了两类关键资源:一是人工智能技术资源,如智算中心、可信数据空间等,帮助企业构建精准预测能力,使库存管理从“经验驱动”转向“数据驱动”,减少因预测偏差导致决策偏差;二是制度资源,如跨区域协同政策、产学研合作通道等,推动企业与高校、科研机构联合开发供应链优化技术,推动智能供应链能力加速形成。其次,由于信息不对称,传统库存管理面临的核心挑战是需求预测偏差导致的“要么过剩、要么缺货”困境。基于对市场数据的分析挖掘与精准预测,人工智能技术通过整合多源数据与智能算法,提升了需求预测的准确性,有助于提升企业库存管理能力与资金周转率^[8]。最后,根据协同效应理论,产业集群内的技术外溢与资源共享可产生“1+1>2”的效果。人工智能创新发展试验区通过技术示范效应与基础设施共享,降低企业应用人工智能技术的边际成本,推动企业实现精准库存管控,有效降低存货占营业收入的比重,提升供应链运营效率。因此,人工智能创新发展试验区提升企业库存管理能力的直接效果体现在人工智能技术应用水平提升、存货周转率加速和存货占营业收入比重下降。

2. 协同重构路径——提升供应链协同水平

供应链协同可以从需求端缓解供应链长鞭效应。传统供应链协同的障碍主要源于交易成本过高和信息孤岛问题。根据交易成本理论^[15],供应链协同中的谈判成本、监督成本与违约风险,是制约上下游稳定性的关键因素,也是形成长鞭效应的重要诱因。人工智能创新发展试验区通过技术创新和制度设计破解这一难题:一是技术层面,试验区集中供给算力、汇聚数据要素、构建场景化应用平台,降低了企业引入智能预测与协同系统的门槛,数字孪生、协作云平台等数实融合技术增强供应链协同能力^[16],同时利用智能合约的自动执行特性,大幅简化交易流程,可以降低反复磋商和监督执行所需的人力和物力。二是制度层面,试验区推进新型数字基础设施建设,着力探索适应基于人工智能技术协同的新规则体系,着眼高成长潜力、高回报率的示范项目,支持科技创新和产业发展^[17],这对供应链上下游之间的关系重塑具有重要的影响:数字基础设施建设可以推动供应链结构优化^[18],试验区创新联合体的形成驱动分工体系重构^[19],化解合作博弈困境,有利于企业压缩交易成本,提升供应链整体的响应速度、韧性与协同效应,进而降低长鞭效应。

国家新一代人工智能创新发展试验区通过集中供给算力、汇聚高质量数据要素和构建场景化应用平台,降低企业引入智能预测与协同系统的制度性门槛。这一政策导向不仅促进单个企业的技术应用,更通过公共基础设施和跨主体创新联合体,增强技术扩散和协同治理能力。因此相较于一般的数字化或创新补贴政策,试验区对“预测能力提升—库存决策优化”和“算法驱动的跨主体协同”两条传导路径具有更强的定向促进力。

基于此,本文提出假设2:人工智能创新发展试验区通过提升企业库存管理能力和供应链协同水平,缓解企业面临的供应链长鞭效应。

三、实证设计

(一) 样本选取和数据来源

本文以 2010—2023 年中国沪深 A 股上市公司为研究样本。以 2010 年为样本起始年份,主要基于以下原因:第一,2008—2009 年国际金融危机是极端外生冲击事件,以 2010 年为起点,可以避免金融危机这一极端外生冲击对经济发展的剧烈、非典型扰动;第二,2010 年起草的“十二五”规划纲要,首次提出“发展新一代信息技术等产业”,将云计算、物联网列为战略性新兴产业,为后续人工智能发展奠定了技术与产业基础;第三,2010 年处于国家新一代人工智能创新发展试验区建设之前,选择该时点能有效反映试验区建设前后供应链长鞭效应的变化趋势。

参考孙伟增等^[20]的做法,剔除 ST 及已退市等被特别处理、金融类、数据缺失的上市公司,鉴于公司所在地数据缺失情况,剔除注册地位于西藏自治区和开曼群岛的上市公司。上市公司基础数据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。企业相关信息和年报数据来自上海证券交易所和深圳证券交易所及上市企业官网。企业所在区域的数据来自《中国城市统计年鉴》和国家统计局数据库。

(二) 模型设定

本文采用双重差分模型进行对政策效果的评估。设定基准回归模型如下:

$$Bullwhip_{it} = \beta_0 + \beta_1 DID_{it} + X'_{it}\beta + \rho_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, i 表示上市公司, t 表示年度。被解释变量 $Bullwhip_{it}$ 表示企业 i 在 t 年所面临的供应链长鞭效应;解释变量 DID_{it} 表示国家新一代人工智能创新发展试验区设立的虚拟变量; X'_{it} 表示控制变量向量; ρ_i 为企业固定效应,用来控制企业层面的固有异质性特征; τ_t 为时间固定效应; ε_{it} 为随机扰动项。模型估计时在企业层面对标准误进行聚类调整。

(三) 变量说明

1. 被解释变量

供应链长鞭效应($Bullwhip$)。借鉴已有研究^[21-22],以企业生产波动与需求波动的偏离程度度量供应链长鞭效应,如式(2)所示。该指标越大,表明企业上下游供需失衡越严重。

$$Bullwhip_{it} = \frac{\sigma(Production_{it})}{\sigma(Demand_{it})} = \frac{\text{企业生产量季度标准差}}{\text{企业需求量季度标准差}} \quad (2)$$

其中, $Production$ 代表企业季度生产量,其数值为季度销售成本与季度存货净额之和; $Demand$ 代表季度销售额,具体为企业主营业务收入与其他业务收入的总和。计算季度标准差前,分别对季度生产量和销售额进行对数转换及一阶差分。此外,本文借鉴杨志强等^[23]的做法,以销售成本作为需求量的代理变量,重新测算得到新的供应链长鞭效应测度变量($Bullwhip1$),用以进行基于测度误差的稳健性检验。

2. 核心解释变量

人工智能创新发展政策(DID)。借鉴刘备等^[8]的做法,将国家新一代人工智能创新发展试验区设为政策虚拟变量,表征企业所在地是否获批设立试验区($Treat \times Post$),其中实验组样本量为 25 218 个,控制组样本量为 15 079 个。

3. 控制变量:企业层面,选择企业规模($Size$)、资产负债率(Lev)、净资产收益率(ROE)、年度平均库存($Inventory$)、股权集中度($TOP5$)、董事规模($Board$)、股权制衡度($Balance$)、独立董事占比($Indep$)、两职合一

(*Dual*)作为企业层面的控制变量;区域层面,为了更精准地控制区域层面的异质性特征,参考既有研究的做法,采用地级市经济发展水平(*GDP*)、地级市人口规模(*POP*)作为区域层面的控制变量。控制变量定义见表2。

表2 控制变量定义

变量类型	变量符号	变量名称	计算方法
企业层面控制变量	<i>lnSize</i>	企业规模	企业年末总资产(元)的自然对数
	<i>Lev</i>	资产负债率	总负债/总资产
	<i>ROE</i>	净资产收益率	净利润/平均净资产
	<i>lnInventory</i>	年度平均库存	年度平均库存的金额(元)加1后取自然对数
	<i>TOP5</i>	股权集中度	前五大股东的控股比例
	<i>lnBoard</i>	董事规模	董事会人数取自然对数
	<i>Balance</i>	股权制衡度	第二大股东持股比例除以第一大股东持股比例
	<i>Indep</i>	独立董事占比	独立董事除以董事人数
	<i>Dual</i>	两职合一	董事长与总经理是否兼任,是取1,否则取0
	区域层面控制变量	<i>lnGDP</i>	经济发展水平
<i>lnPOP</i>		人口规模	地级市户籍人口(万人)取自然对数

(四) 变量描述性统计

表3展示了对连续变量进行上下1%缩尾后的描述性统计结果。*Bullwhip*的均值为0.6019,表明样本期间中国上市公司总体存在着明显的供应链长鞭效应;最大值达到1.1879,最小值为0.0659,标准差为0.2339,基本呈对称分布,呈轻微尖峰厚尾特征,与已有文献^[22]结果保持相对一致。解释变量*DID*均值为0.3430,说明约34.3%的观测值属于政策实施后的实验组。各变量特征和分布均在合理范围内。

表3 描述性统计结果

变量类型	变量	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
被解释变量	<i>Bullwhip</i>	40 297	0.601 9	0.233 9	0.065 9	0.609 6	1.187 9
解释变量	<i>DID</i>	40 297	0.343 0	0.474 7	0.000 0	0.000 0	1.000 0
控制变量	<i>Size</i>	40 297	1.372 4×10 ¹⁰	3.523 3×10 ¹⁰	4.621 1×10 ⁸	3.728 8×10 ⁹	2.637 0×10 ¹¹
	<i>Lev</i>	40 297	0.421 3	0.205 8	0.053 0	0.413 0	0.902 4
	<i>ROE</i>	40 297	0.058 7	0.135 1	-0.656 9	0.070 1	0.354 2
	<i>Inventory</i>	40 297	2.311 5×10 ⁹	1.025 3×10 ¹⁰	0.000 0	3.691 6×10 ⁸	2.015 2×10 ¹¹
	<i>Top5</i>	40 297	0.531 1	0.154 9	0.193 6	0.531 2	0.882 6
	<i>Board</i>	40 297	2.115 6	0.197 4	1.609 4	2.197 2	2.639 1
	<i>Balance</i>	40 297	0.368 2	0.285 9	0.010 8	0.290 5	0.995 4
	<i>Indep</i>	40 297	0.377 1	0.053 6	0.333 3	0.363 6	0.571 4
	<i>Dual</i>	40 297	0.292 3	0.454 8	0.000 0	0.000 0	1.000 0
	<i>GDP</i>	40 297	1.362 4×10 ⁸	1.205 4×10 ⁸	7.684 8×10 ⁵	9.581 5×10 ⁷	4.721 9×10 ⁸
	<i>POP</i>	40 297	7.814 2×10 ²	5.092 8×10 ²	1.783 0×10 ¹	6.891 2×10 ²	3.416 0×10 ³

四、实证结果与分析

(一) 基准回归

表4报告了基准回归结果。列(1)是未加入企业和时间固定效应时国家新一代人工智能创新发展试验区的政策变量对供应链长鞭效应的回归结果,可以看出,政策变量的回归系数在1%水平下显著为负。列(2)在列(1)的基础上加入了企业和时间固定效应。可以看出,加入不同层面的控制变量和固定效应后,人工智能创新发展政策变量的回归系数仍然在5%水平下显著为负。进一步考察人工智能试验区对企业供应链长鞭效应的经济意义,可以发现,在试点政策实施后,试点城市内的企业供应链长鞭效应水平相较于均值下降约1.263%(-0.0076/0.6019),该降幅相对于样本期内长鞭效应指标的平均水平和波动区间具有明显的经济意义,表明人工智能试验区建设在缓解企业面临的供应链长鞭效应上发挥了实质性作用。假设1得到验证。

(二) 平行趋势假设评估

参考已有文献^[24]的做法进行平行趋势检验。具体地,本文定义了10个年份虚拟变量($time_n$),其中 $n = -6, \dots, -1$ 分别表示试验区建设前6年至前1年, $n = 0, \dots, 3$ 分别表示人工智能创新发展试验区建成当年及以后各年。将年份虚拟变量($time$)与政策变量($treat$)交互,替代双重差分模型中的变量 DID 。参考刘金科和肖翊阳^[25]的做法,以试验区建设的前一期($n = -1$)为基期。

表4 基准回归结果

变量	(1)	(2)
<i>DID</i>	-0.0114*** (-3.8532)	-0.0076** (-1.9799)
<i>lnSize</i>	0.0115*** (6.1634)	0.0015 (0.4962)
<i>Lev</i>	0.2321*** (19.6115)	0.0589*** (5.1108)
<i>ROE</i>	0.1784*** (15.6841)	0.1128*** (12.4539)
<i>lnInventory</i>	-0.0510*** (-73.8669)	-0.0356*** (-31.3566)
<i>Top5</i>	0.0757*** (5.8657)	-0.0007 (-0.0433)
<i>lnBoard</i>	-0.0084 (-0.7206)	-0.0146 (-1.3393)
<i>Balance</i>	-0.0261*** (-3.8241)	-0.0061 (-0.8588)
<i>Indep</i>	-0.1116*** (-2.7209)	-0.0648** (-2.1927)
<i>Dual</i>	-0.0159*** (-4.1813)	0.0010 (0.3253)
<i>lnGDP</i>	0.0043 (1.5297)	-0.0000 (-0.0004)
<i>lnPOP</i>	-0.0110** (-2.3633)	-0.0127 (-0.8823)
常数项	0.4272*** (7.2587)	0.7896*** (3.7339)
企业固定效应	未控制	控制
时间固定效应	未控制	控制
样本量	40297	40297
R^2	0.3921	0.7300

注:***、**和*分别表示1%、5%和10%显著性水平;小括号内为经稳健性标准误调整后的*t*值。后表同。

图1的平行趋势假设评估结果显示,试验区建设前,交互项的回归系数在0附近波动且不显著,表明政策前实验组与对照组的供应链长鞭效应无显著差异。自建设后第1期起,回归系数显著为负并呈持续下降趋势,说明人工智能创新发展试验区对企业面临的供应链长鞭效应产生了抑制作用,且该抑制效应随时间推移持续增强,整体呈现出一定的持续性。

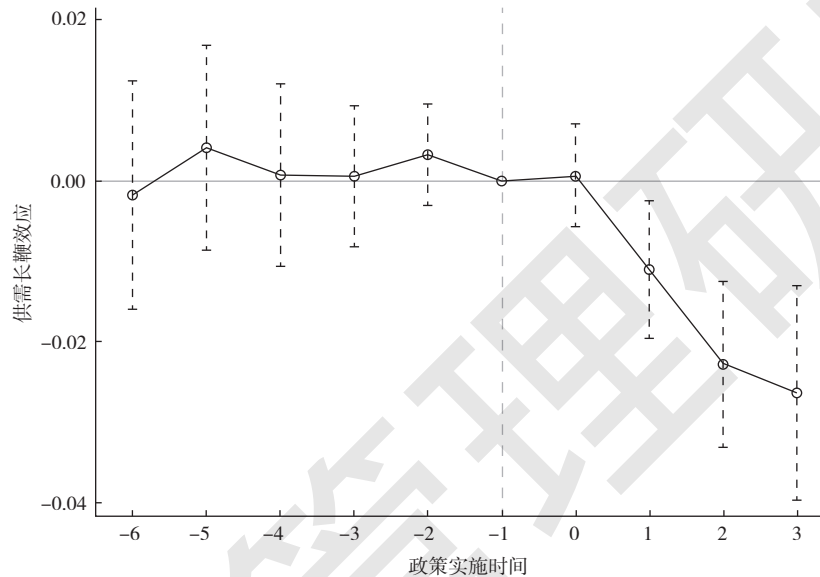


图1 平行趋势假设评估结果

(三) 内生性分析

1. 工具变量法

为缓解模型可能存在的内生性问题,本文参照已有研究^[26]的方法,通过将历史不变变量与特定时变变量进行交互构建工具变量。综合考虑《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》中提出的申请条件,以地级市科教支出水平与互联网宽带接入用户(十万户)的交乘项作为工具变量(iv),其中科教支出水平等于科学技术、教育支出之和占地方财政一般预算内支出的比重。理由如下:《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》明确规定试验区申报需满足“科教资源丰富、产业基础较好、基础设施健全与支持措施明确”等基本条件。一方面,互联网普及率直接反映地区互联网基础设施建设,科教支出水平反映了地区科教资源,而完善的互联网基础设施和科教资源又为人工智能创新发展试验区提供了良好基础。由此满足相关性要求;另一方面,企业所在地级市互联网普及率和科教支出水平并不直接影响企业当期的供应链长鞭效应,因此满足外生性要求。

表5展示了使用工具变量的两阶段最小二乘(2SLS)法回归结果。第一阶段的回归结果表明,工具变量的回归系数在1%水平下显著为正,说明工具变量影响试验区选址和建设;Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量大于 Stock-Yogo 在10%显著性水平下的临界值,表明通过弱工具变量检验,Kleibergen-Paap rk LM 统计量在1%显著性水平下拒绝原假设,满足可识别性;第二阶段的回归结果表明,人工智能创新发展试验区的回归系数仍然显著为负,根据工具变量局部因果效应的特性(LATE 定理),第二阶段 DID 回归系数的绝对值要大于普通最小二乘(OLS)法的估计结果^[27],证明了本文研究结论的稳健性。

表 5 内生性分析回归结果

变量	工具变量法		倾向得分匹配
	第一阶段	第二阶段	
<i>iv</i>	0.017 4*** (18.162 1)		
<i>DID</i>		-0.051 5* (-1.908 2)	-0.010 0* (-1.911 4)
常数项	-3.041 1*** (-6.119 6)		0.368 9 (1.050 2)
<i>F</i>	59.752 9		
Kleibergen-Paap rk <i>LM</i>	289.762 3*** [0.000 0]		
Kleibergen-Paap rk Wald <i>F</i>	332.459 2 {16.380 0}		
控制变量	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
样本量	40 297	40 297	14 945
<i>R</i> ²	0.804 2	0.121 9	0.820 0

注:中括号内为 Kleibergen-Paap rk *LM* 统计量对应的 *P* 值;大括号内为 Stock-Yogo 弱工具变量检验在 10%水平下的临界值。

2. 倾向得分匹配(PSM)

针对样本选择偏差问题,本文使用倾向得分匹配法进行处理。将试点城市的企业样本设为处理组,将其他企业样本作为对照组,以前文所述的所有控制变量作为匹配变量,使用 1:1 近邻匹配方法为处理组寻找特征相似的对照组^[28]。使用配对后的样本进行回归,结果如表 5 最后一列所示。可以看出,政策变量的回归系数在 10%水平下显著为负。

(四) 稳健性检验

1. 安慰剂检验

本文进一步采用安慰剂检验来验证人工智能创新发展试验区对供应链长鞭效应的影响是否由其他随机因素引起。具体而言,随机抽取个体作为处理组,并为其随机分配政策实施时间,构建虚拟交互项进行安慰剂测试。将上述过程重复进行 500 次,得到的安慰剂检验结果如图 2 所示。

结果显示,绝大多数抽样回归系数的 *t* 值集中在零值附近,小于表 4 列(2)中基准回归结果中的回归系数(-0.007 6),表明基准结果未受偶然因素或遗漏变量干扰,进一步验证了人工智能创新发展试验区对供应链长鞭效应影响的有效性。

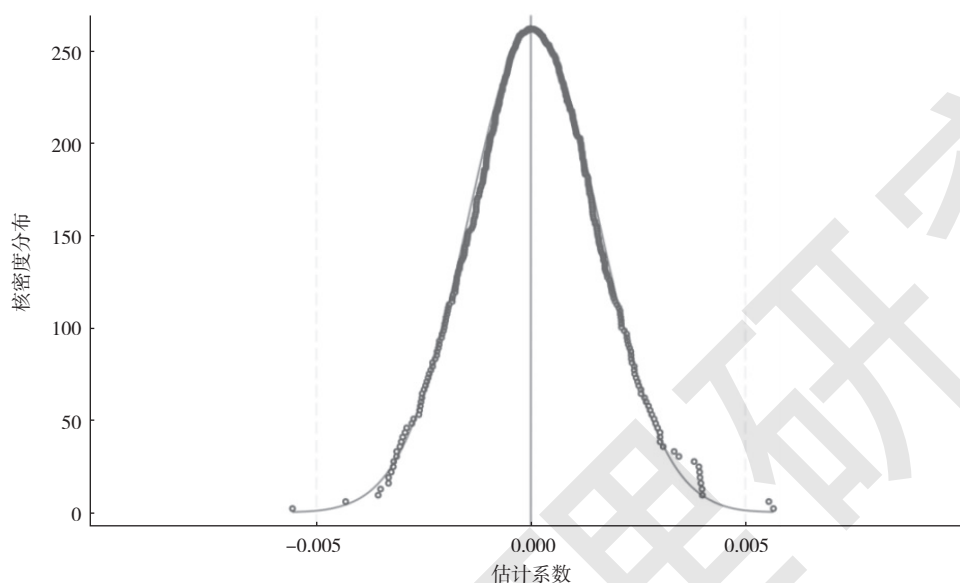


图2 安慰剂检验结果

2. 其他稳健性检验^①

此外,本文还运用多种方法进行稳健性检验,包括更换被解释变量衡量方式、考虑其他政策的影响、改变样本选择范围等。稳健性检验结果与基准回归结果基本保持一致,表明研究结论具有稳健性。

(五) 机制检验

本文参考已有文献^[30]的方法进行机制检验和分析,通过实证检验人工智能创新发展政策提升企业库存管理能力和供应链协同水平两个层面的缓解供应链长鞭效应的作用机制。设定模型如式(3)所示。

$$Mediator_{it} = \varphi_0 + \varphi_1 Diginfra_{it} + X'_{it} \varphi + \rho_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, $Mediator_{it}$ 为机制变量,其余变量与基准模型保持一致。

1. 提升企业库存管理能力

根据前文分析,企业灵活的库存管理能力是从运营端缓解供应链长鞭效应的重要因素。本文从企业人工智能技术应用水平、存货周转率、存货占营业收入的比重三个方面来检验“人工智能创新发展政策—库存管理能力—企业供应链长鞭效应”这一路径。

首先,本文参考李玉花等^[31]的做法,采用机器学习方法生成四类人工智能技术的词典,进而构造人工智能技术应用水平($AI_utilize$),具体做法如下:(1)将企业年报转为纯文本文件(txt)格式并用Jieba分词,加入人工智能专有名词词典优化分词;(2)基于人工智能技术分类及行业报告设定种子词(机器学习/自然语言处理/计算机视觉/知识表示);(3)用Word2vec模型训练维基百科及企业年报语料,按余弦相似度为种子词扩展10个近义词;(4)去重并筛选相关词汇,构建人工智能技术词汇库;(5)通过企业年报中人工智能关键词数量加1后取自然对数,测量人工智能技术应用程度。其次,选取存货周转率($InvTurn$)和存货占营业收入的比重($InvTor$)作为机制变量,二者都是反映企业存货管理能力的综合性指标。

回归结果如表6所示。可以看出,人工智能创新发展试验区的设立提升了企业人工智能技术应用水平

^① 限于篇幅,省略具体回归结果,备案。

和存货周转率、降低了存货占营业收入的比重,增强了企业库存管理能力,进而从运营端缓解了供应链长鞭效应。

2. 提升供应链协同水平

根据前文分析,供应链协同水平从需求端缓解供应链长鞭效应。而稳定的供应商、客户关系是供应链协同水平的重要体现。供应链协同的核心在于各环节主体通过信息共享、资源整合、流程对接等实现高效协作,而稳定的合作关系能减少沟通成本、降低信任壁垒,让需求预测更精准、订单响应更及时,为协同运作提供坚实的基础保障,从而更有效地削弱长鞭效应的影响。为了验证“人工智能创新发展政策—供应链协同水平—企业供应链长鞭效应”这一路径,本文借鉴潘红波和张哲^[32]的做法,采用公司当年前五大供应商与上一年相比重复的供应商数量除以5衡量供应商稳定度(*SuppSt*),以公司当年与前一年相比前五大客户中重复客户数量除以5度量客户稳定度(*Cusst*),数值越大,代表关系越稳定,供应链协同水平越高。回归结果如表6最后两列所示。可以看出,人工智能创新发展试验区的设立增强了供应商、客户关系稳定度,提升了供应链协同水平,进而从需求端缓解了供应链长鞭效应。假设2得以验证。

表6 机制检验回归结果

变量	<i>AI_utilize</i>	<i>InvTurn</i>	<i>InvTor</i>	<i>SuppSt</i>	<i>Cusst</i>
<i>DID</i>	0.058 2*** (3.060 6)	1.144 3* (1.901 2)	-0.119 6** (-2.040 0)	0.064 4*** (8.822 1)	0.124 2*** (14.035 1)
常数项	-9.752 9*** (-8.440 0)	47.770 6 (1.577 0)	23.921 9 (1.332 4)	0.261 4 (0.697 8)	-0.314 2 (-0.559 8)
控制变量	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
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	40 297	40 286	40 297	33 991	27 230
<i>R</i> ²	0.805 7	0.519 8	0.145 2	0.428 4	0.463 6

注:受限于数据可得性和缺失值处理,部分机制变量对应回归的样本数量较基准回归有所减少。但总体而言样本,数量的变化不影响本文核心结论的稳健性。

(六) 交互影响分析

本部分进一步分析其他因素对人工智能创新发展政策缓解供应链长鞭效应的交互影响。首先,根据信息不对称理论,企业的信息披露质量关乎供应链中的信息透明程度,供应链上游企业根据需求波动调整生产、库存、采购等经营活动,因此企业的信息披露质量可能对供应链长鞭效应的缓解发挥交互作用。参考已有研究^[33-34]的方法,构造模型如下:

$$\ln |(P_t - P_{t-1})/P_{t-1}| = \lambda_0 + \lambda (Vol_t - Vol_0) + \varepsilon \quad (4)$$

其中, P_t 和 Vol_t 分别代表第 t 日的股票收盘价与当日交易量, Vol_0 为研究期间的平均日交易量。通过普通最小二乘法对每家上市公司进行回归,得到 λ 值,再以此构建KV指数($KV = \lambda \times 10^6$,构建过程中不考虑 λ 为负值的情况)由于KV指数与信息披露质量成反比,这里将KV指数取倒数衡量信息披露质量(*ID*)。回归结果如表7列(2)所示。可以看出,人工智能创新发展政策与信息披露质量交互项的回归系数显著为负,说明其具有正向交互影响。

其次,企业的成本粘性对资源调整和配置优化的过程可能产生影响:一是成本粘性越高的企业对需求

波动更敏感,人工智能对其边际价值更高;二是成本粘性越高的企业因资源调整困难,可能更依赖人工智能技术实现精准决策。参考耿云江和王丽琼^[35]的做法,运用韦斯(Weiss)模型^[36],计算各会计年度的成本粘性水平,如式(5)所示:

$$Sticky_{it} = \log\left(\frac{\Delta Cost}{\Delta Sale}\right)_{i,\omega_1} - \log\left(\frac{\Delta Cost}{\Delta Sale}\right)_{i,\omega_2} \quad (5)$$

其中,*Sale* 为营业收入,*Cost* 为季度营业成本、销售费用、管理费用之和, $\Delta Cost$ 、 $\Delta Sale$ 分别表示企业季度总成本和营业收入变化率。 ω_1 表示 *i* 公司 *t* 年四个季度中营业收入降低且最接近年末的季度; ω_2 表示 *i* 公司 *t* 年四个季度中营业收入增加且最接近年末的季度。当 *Sticky* 为负值时,说明收入下降时成本减少的幅度小于收入上升时成本增加的幅度,说明企业存在成本粘性。该值越小,企业的成本粘性程度越高。回归结果如表 7 列(3)所示。可以看出,人工智能创新发展政策与成本粘性交互项的回归系数显著为负,说明其也具有正向交互影响,这可能是困境驱动创新应用的结果。

表 7 交互影响分析回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
<i>DID</i>	-0.007 6** (-1.979 9)	-0.008 5** (-2.195 8)	-0.007 1* (-1.847 6)
<i>ID</i>		-0.002 7 (-0.362 0)	
<i>DID_ID</i>		-0.023 7** (-2.046 5)	
<i>Sticky</i>			-0.000 5 (-0.687 1)
<i>DID_Sticky</i>			-0.002 5* (-1.741 7)
常数项	0.789 6*** (3.733 9)	0.787 7*** (3.754 7)	0.769 8*** (3.612 9)
控制变量	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
样本量	40 297	40 192	38 754
<i>R</i> ²	0.730 0	0.733 8	0.735 6

(七) 异质性分析

1. 产业技术偏向

考虑到不同技术偏向的企业在供应链中的生态地位和产品性质可能不同,参考黄先海和高亚兴^[37]的做法,计算企业数字产业技术专利申请量占专利申请总量的比重,若比重大于 0 则视为数字产业技术偏向,否

则为实体产业技术偏向,考察人工智能创新发展试验区对于不同技术偏向企业面临的供应链长鞭效应的影响。回归结果如表8所示。可以看出,人工智能创新发展试验区对于实体产业技术偏向企业的供应链长鞭效应的缓和具有更积极作用,但对数字产业技术偏向企业的影响不明显。费舍尔检验的组间系数观测差值在5%水平下显著,说明两组结果之间存在显著差异,可能是源于两类企业在产品特征和所处供应链位置上差异:实体产业技术偏向企业的产品具有交付周期长、库存持有成本高以及需求波动易于向上游放大的特征,因而更容易受到需求预测误差和协同不足的影响。在此情形下,人工智能创新发展试验区通过改善数据基础设施和智能预测条件,使实体产业技术偏向企业在需求预测精度、生产计划安排和库存决策方面的边际改善空间更大,从而更有效地缓解供应链长鞭效应;数字产业技术偏向企业的产品形态更偏向数字化或服务化,需求波动主要来自客户定制化需求,而非物料传递。其生产与交付过程对实体库存和物流环节的依赖程度较低,需求波动向上游传导的链条相对较短,作用机制“库存管理”和“供应链协同”对数字产业技术偏向型企业来说并不突出。人工智能创新发展试验区政策虽改善了技术环境,但其缓解长鞭效应的边际作用相对有限,从而表现为政策效应不明显。

2. 多元化经营程度

企业的多元化经营通常意味着企业面临更复杂的供应链环境。借鉴谢知非^[38]的做法,采用收入熵指数(EI)来度量企业多元化经营程度。具体计算方法为收入熵指数 = $\sum p_i \ln(1/p_i)$, p_i 为第 i 个行业在总收入中的比重,该指数越大,代表企业多元化程度越高。按收入熵指数(EI)是否大于0将样本分为单一业务经营和多元化经营两组。表8报告了分组检验的结果,可以看出,多元化经营组的人工智能创新发展试验区回归系数在1%水平下显著为负,而单一业务经营组的回归系数不显著,费舍尔检验的组间系数观测差值在1%水平下显著,说明两组结果之间存在差异,这可能源于多元化经营企业在需求信息结构和内部供应链组织方面具有更高的复杂性。一是在需求方面,多元化经营程度高的企业面临更复杂的供应链,跨行业布局导致供应链松散化、数据异构性高,对人工智能提供的智能预测等功能有更迫切的需求,而多元化经营程度低的企业业务集中,供应链层级少、数据同质性强,易于标准化清洗,其管理对人工智能技术的依赖程度不高;二是在组织方面,多元化经营企业有着复杂的跨业务供应链场景,内部业务单元之间的信息割裂和决策不一致更容易放大整体订货和库存波动。人工智能创新发展试验区通过促进多源数据整合和智能预测系统应用,使多元化企业能在统一的数据与算法框架下协调不同业务单元的需求预测和库存安排,从而有效缓解由内部复杂性引致的需求波动放大效应。而单一业务企业的数据维度单一,供应链场景简单,人工智能试验区带来的优化空间有限。

3. 平台生态嵌入程度

企业对互联网平台的嵌入程度可能对人工智能创新发展试验区的赋能效果带来影响。参考陈南旭和李宇轩^[39]的做法,从上市公司年报中爬取“平台生态嵌入”的有关词频来衡量其嵌入程度,按其是否大于0分为高低两组。表8报告了分组检验的结果,可以看出,平台生态嵌入程度高组的人工智能创新发展试验区回归系数在5%水平下显著为负,而平台生态嵌入程度低组的回归系数不显著,费舍尔检验的组间系数观测差值在10%水平下显著,说明两组回归系数结果存在显著差异,可能源于其在供应链网络中的组织位置和协同方式差异。平台生态嵌入程度高的企业通常深度参与平台主导的上下游协作网络,其生产计划、库存调整和订单决策高度依赖跨主体的信息共享与协同安排。在此背景下,人工智能创新发展试验区通过完善数据基础设施和推动协同决策平台建设,使智能预测结果能够在供应链节点之间更高效地传导,从而降低因信息不一致和协调不足引致的需求波动放大效应。相比之下,平台生态嵌入程度较低的企业更多依赖自身或少数交易伙伴开展供应链决策,其需求预测和库存调整主要在企业内部完成,跨主体协同空间有限,人工

智能试验区政策通过“协同效率提升”路径发挥作用的条件不足,因此相关政策效应未表现出显著性。

表 8 异质性分析回归结果

变量	产业技术偏向		多元化经营程度		平台生态嵌入程度	
	数字产业	实体产业	高	低	高	低
<i>DiD</i>	0.001 5 (0.300 8)	-0.013 7** (-2.466 8)	-0.018 7*** (-3.892 5)	-0.000 6 (-0.099 1)	-0.008 7** (-2.101 7)	0.002 9 (0.329 5)
常数项	0.905 2*** (3.146 9)	-0.013 7** (-2.466 8)	0.354 0 (0.937 4)	0.868 0*** (3.237 8)	0.631 5** (2.118 7)	0.681 6** (2.087 0)
控制变量	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
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
组间系数差异检验 <i>P</i> 值	0.012 0		0.004 0		0.057 0	
样本量	14 649	24 891	15 342	24 079	27 189	12 397
<i>R</i> ²	0.745 7	0.743 2	0.754 2	0.756 6	0.760 0	0.759 3

注:组间系数差异检验的 *P* 值由费舍尔检验(抽样 1 000 次)计算得到。

五、结论与建议

当前全球供应链体系正经历深度调整,国际贸易摩擦、地缘政治冲突以及突发公共事件等因素使得企业面临更加复杂的需求波动与供应冲击。在这一背景下,企业供应链的稳定性与韧性成为保障产业链安全的重要基础。本文基于 2010—2023 年中国沪深 A 股上市公司及其所在地级市数据,运用双重差分模型,考察国家新一代人工智能创新发展试验区对企业供应链长鞭效应的影响。研究发现:第一,人工智能创新发展试验区建设有助于缓解政策范围内企业面临的供应链长鞭效应;第二,人工智能创新发展试验区建设有助于企业提升库存管理能力和供应链协同水平,进而缓解供应链长鞭效应;第三,企业信息披露质量和成本粘性对人工智能创新发展政策的影响具有正向交互作用;第四,人工智能创新发展试验区对实体产业技术偏向、多元化经营、平台生态嵌入程度高的企业面临的供应链长鞭效应缓解作用更明显。

基于以上结论,本文提出如下建议:

首先,对于政府而言,应紧扣“十五五”规划关于人工智能与实体经济深度融合的战略部署,持续推进人工智能创新发展试验区建设走实走深。试验区建设需回应“十五五”时期提升产业链供应链韧性和安全水平的迫切需求,继续加大政策支持力度,完善人工智能基础设施建设,鼓励技术研发与应用推广,从技术示范转向制度创新,从单点突破转向链式赋能,为企业提供智能化转型的良好环境。

一是实施分层分类的试验区赋能策略,精准提升供应链韧性。对于实体产业技术偏向型企业,重点支持其将人工智能技术深度嵌入生产环节,建设智能工厂与预测性维护系统,以技术穿透压缩信息传递层级;对于多元化经营企业,引导其利用人工智能整合内部资源协同平台,打破业务板块间的信息孤岛,降低内部协调成本;对于平台生态嵌入程度高的企业,推动其依托平台数据优势构建供应链协同中枢,向上下游输出数字化能力,形成“以点带链”的辐射效应,帮助链上企业共同抵御外部冲击。

二是完善数智化转型的技术支撑体系,推动企业数智化转型。整合公共算力、物联网节点和高性能计

算资源,推动关键节点企业搭建实时协同系统和数智化平台,建设可信数据空间,打通上下游信息流,提高供应链透明度与响应速度;针对性布局公共算力平台和数据汇聚中心,为中小企业和供应链薄弱环节提供共享资源,扶持龙头企业牵头的“产业-技术”联合体,与专精特新中小企业、高校和科研院所共建供应链数字化解决方案池,打造人工智能开放式创新孵化平台,鼓励跨界协同与产学研融合。促进人工智能技术在供应链管理中的广泛应用,引导企业加快供应链数智化转型。

三是健全供应链风险预警与响应机制,应对全球贸易不确定。依托国家新一代人工智能创新发展试验区,推动人工智能技术在风险识别、监测预警和智能决策中的深度应用,构建全球供需波动实时感知系统,提升对地缘政治冲突、贸易政策突变等外部冲击的早期预警能力;支持企业部署人工智能驱动的动态仿真平台,模拟极端情境下的供应链断点与替代路径,增强预案储备与快速切换能力;探索跨境供应链风险信息共享机制,利用区块链实现风险数据可信传递,降低信息不对称的影响;引导龙头企业依托人工智能平台带动中小企业共建韧性供应链网络,提升中国产业链应对全球不确定性的整体抗风险水平。

四是构建供应链数据治理与标准体系,破除数据壁垒促协同。试验区应率先探索供应链数据确权、定价、流通的交易规则与监管框架。具体而言,由政府牵头制定供应链数据接口国家标准与行业互认规范,破除因格式不一、系统不兼容导致的“数据孤岛”;建立供应链数据资产登记与质量认证制度,对通过认证的企业给予数据资产质押融资、政府采购加分等激励,降低数据共享的信用成本,将试验区的技术优势转化为规则优势。

其次,对企业而言,应充分利用人工智能创新发展试验区的资源锐意发展。

一是深度融入人工智能创新发展试验区的生态体系,以政策赋能驱动供应链管理范式重构。依托试验区的政策红利与资源禀赋,加快数智化供应链平台嵌入,结合试验区公共算力和云服务,部署智能化订单、物流和库存管理系统,提高预测准确性,降低库存波动风险,实现供应链全流程数智化。

二是以人工智能技术赋能提升信息披露的质量与透明度,构建供应链信任机制。建议采用联盟区块链技术或可信数据空间架构,搭建分布式信息共享平台。通过智能合约自动执行信息上链与权限管理,实现生产计划、在途库存、订单履约等关键数据的实时同步。

三是借助人工智能生态优化成本结构,增强供应链柔性响应能力。在人工、原材料和管理等方面引入灵活定价和按需采购机制,降低“刚性成本”占比,提高对市场变化的快速响应能力。

四是积极参与产学研联合体与创新孵化平台,加速技术成果转化与商业化落地。与高校、科研院所和人工智能企业共同开展供应链智能化试点项目,聚焦供应链预测性维护、智能调度等关键技术瓶颈开展联合攻关。借助试验区的开放式孵化平台和创新鼓励机制,将实验室技术通过最小可行产品模式快速迭代。

参考文献:

- [1]李之旭,彭水军.全球价值链风险暴露与需求冲击传递——一个统一的分析框架[J].经济研究,2025,60(1):39-55.
- [2]RAHMANZADEH S, PISHVAEE M S, RASOULI M R. Integrated innovative product design and supply chain tactical planning within a blockchain platform[J]. International Journal of Production Research, 2020, 58(7): 2242-2262.
- [3]王中美.经济泛安全化辨析与约束路径[J].亚太经济,2025(3):17-34.
- [4]FABBRI D, MENICHINI A M C. Trade credit, collateral liquidation, and borrowing constraints[J]. Journal of Financial Economics, 2010, 96(3): 413-432.
- [5]RAMAN K, SHAHRUR H. Relationship-specific investments and earnings management: evidence on corporate suppliers and customers[J]. The Accounting Review, 2008, 83(4): 1041-1081.

- [6] ALI A, JAYARAMAN R, AZAR E, et al. Maximizing supply chain performance leveraging machine learning to anticipate customer backorders[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 194: 110414.
- [7] 张新,肖柳君,许继平,等. 基于分布式联邦学习的农产品供应链跨区域风险信息检测研究[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(6): 56-66.
- [8] 刘备,邱兆轩,任保平. 人工智能与企业高质量发展:来自国家新一代人工智能创新发展试验区的经验证据[J]. *中国软科学*, 2025(6): 166-176.
- [9] 任宪静,王凤. 人工智能试验区建设如何影响企业绿色治理绩效? [J]. *经济与管理研究*, 2025, 46(6): 103-125.
- [10] 蔡蒙,谢建国. 大数据技术能否提升企业供应链效率? [J]. *经济与管理研究*, 2026, 47(3): 85-98.
- [11] 宋冬林,刘甫钧,丁文龙. 新质生产力视角下关键节点数字供应链建设对上下游供应链韧性的影响[J]. *华南师范大学学报(社会科学版)*, 2025(2): 136-154.
- [12] 王晶,葛彤彤,司凤山. 考虑碳减排和双向公平关切的供应链复杂性研究[J]. *山东大学学报(理学版)*, 2025, 60(6): 31-44.
- [13] 郑登津,孟庆玉,袁淳. 税率锚定效应与企业投资决策[J]. *金融研究*, 2021(11): 135-152.
- [14] 陈志松,潘晶,方莉. 联合库存管理模式下考虑公平关切的供应链协调研究[J]. *河海大学学报(哲学社会科学版)*, 2018, 20(4): 75-83.
- [15] WILLIAMSON O E. *The economic institutions of capitalism*[M]. New York: Free Press, 1985.
- [16] 冯峥,钟坚. 数实融合与企业韧性——来自中国上市公司的证据[J]. *华东经济管理*, 2025, 39(7): 74-83.
- [17] 张同蕾,马远. “双试点”创新政策与城市数字创新增量提质——来自国家自主创新示范区与人工智能创新发展试验区的证据[J]. *现代经济探讨*, 2025(5): 68-79.
- [18] 伍静,纪祥裕. 数字经济发展与企业协同创新——基于创新链升级与供应链优化视角[J]. *首都经济贸易大学学报*, 2024, 26(2): 3-18.
- [19] 夏后学. 创新联合体组态与新质生产力发展——兼论中国式现代化的核心技术攻关范式[J]. *江海学刊*, 2025(1): 21-28.
- [20] 孙伟增,毛宁,兰峰,等. 政策赋能、数字生态与企业数字化转型——基于国家大数据综合试验区的准自然实验[J]. *中国工业经济*, 2023(9): 117-135.
- [21] BRAY R L, MENDELSON H. Information transmission and the bullwhip effect: an empirical investigation[J]. *Management Science*, 2012, 58(5): 860-875.
- [22] 刘敏仁,吴绍永,叶承辉. 自由贸易试验区建设与企业供应链风险——基于供需平衡视角[J]. *国际贸易问题*, 2024(2): 1-16.
- [23] 杨志强,唐松,李增泉. 资本市场信息披露、关系型合约与供需长鞭效应——基于供应链信息外溢的经验证据[J]. *管理世界*, 2020, 36(7): 89-105.
- [24] BECK T, LEVINE R, LEVKOV A. Big bad banks? The winners and losers from bank deregulation in the United States[J]. *The Journal of Finance*, 2010, 65(5): 1637-1667.
- [25] 刘金科,肖翊阳. 中国环境保护税与绿色创新:杠杆效应还是挤出效应? [J]. *经济研究*, 2022, 57(1): 72-88.
- [26] NUNN N, QIAN N. US food aid and civil conflict[J]. *American Economic Review*, 2014, 104(6): 1630-1666.
- [27] 柏培文,张云. 数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益[J]. *经济研究*, 2021, 56(5): 91-108.
- [28] 杨仁发,杨梅君. 数字化转型的持续性创新效应研究[J]. *数量经济技术经济研究*, 2025, 42(2): 109-129.
- [29] 孙晓华,车天琪,马雪娇. 企业碳信息披露的迎合行为:识别、溢价损失与作用机制[J]. *中国工业经济*, 2023(1): 132-150.
- [30] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. *中国工业经济*, 2022(5): 100-120.
- [31] 李玉花,林雨昕,李丹丹. 人工智能技术应用如何影响企业创新[J]. *中国工业经济*, 2024(10): 155-173.
- [32] 潘红波,张哲. 高管-客户关系与企业客户稳定度[J]. *管理学报*, 2020, 17(2): 196-203.
- [33] 徐寿福,徐龙炳. 信息披露质量与资本市场估值偏误[J]. *会计研究*, 2015(1): 40-47.
- [34] KIM O, VERRECCHIA R E. The relation among disclosure, returns, and trading volume information[J]. *The Accounting Review*, 2001, 76(4): 633-654.
- [35] 耿云江,王丽琼. 成本粘性、内部控制质量与企业风险——来自中国上市公司的经验证据[J]. *会计研究*, 2019(5): 75-81.
- [36] WEISS D. Cost behavior and analysts' earnings forecasts[J]. *The Accounting Review*, 2010, 85(4): 1441-1471.
- [37] 黄先海,高亚兴. 数实产业技术融合与企业全要素生产率——基于中国企业专利信息的研究[J]. *中国工业经济*, 2023(11): 118-136.
- [38] 谢知非. 外生冲击力度、政府帮扶与盈余管理[J]. *会计研究*, 2025(2): 49-62.
- [39] 陈南旭,李宇轩. 平台生态嵌入与传统企业价值链攀升——来自中国制造业上市公司的经验证据[J]. *管理学报*, 2024, 37(2): 100-121.

Does AI Innovative Development Alleviates Bullwhip Effect in Supply Chains?

CHEN Lei, ZHOU Kai, DONG Huimin

(Capital University of Economics and Business, Beijing 100070)

Abstract: The bullwhip effect disrupts supply chain stability by amplifying minor demand fluctuations into significant upstream distortions, leading to excess inventory, stockouts, and rising costs. Traditional mitigation strategies struggle to effectively address supply chain bullwhip effects due to coordination challenges and response delays. Artificial intelligence (AI) offers a potential solution to this dilemma. The new generation of national AI innovative development pilot zones, launched in 2019, provides comprehensive support for firms' digital and intelligent transformation. This paper aims to evaluate the economic impact of AI pilot zones in reducing the bullwhip effect, offering a theoretical understanding and practical strategies for AI-enabled supply chain resilience.

Using data from China's A-share listed companies and their prefecture-level cities from 2010 to 2023, this paper employs a difference-in-differences model to examine the impact of AI pilot zones on the bullwhip effect in corporate supply chains. The findings confirm that these zones have a positive impact on alleviating the bullwhip effect in supply chains. The conclusion holds after addressing endogeneity issues and conducting robustness checks. Mechanism tests indicate that these zones strengthen inventory management by promoting AI adoption and operational efficiency, and improve supply chain collaboration by enhancing relationship stability. Information disclosure quality and cost stickiness reinforce the policy effectiveness. Heterogeneity analysis shows that the effects are more pronounced for firms that focus on real industries, engage in diversified operations, and embed into the platform ecosystem.

The potential marginal contributions of this paper are as follows. First, it breaks through the digital technology empowerment perspective of traditional supply chain management research, focusing on AI innovation development policy tools and analyzing their institutional impacts. Unlike market-driven digital technology R&D and application, the establishment of AI pilot zones has clear policy objectives, admission criteria, and resource allocation orientation, providing targeted support for computing resources, data factors, application scenarios, and collaborative innovation mechanisms. By promoting the introduction of intelligent forecasting, intelligent decision-making, and data collaboration systems, it more specifically alleviates information asymmetry in supply chains and reduces transaction costs arising from demand misjudgment, information lag, and coordination friction. Second, it enriches the theoretical system of bullwhip effect governance in supply chains, supplementing the understanding of supply chain fluctuations by focusing on innovation development policy rather than merely on technology application. It provides a new theoretical perspective for analyzing how institutional innovation affects corporate supply chain operations. These contributions enrich supply chain management theory and provide references for the strategic deployment of AI-driven initiatives.

Keywords: artificial intelligence; supply chain management; supply chain collaboration; bullwhip effect; platform ecological embedding

编校:姜 菜