**引用格式**:裴潇, 刘勇, 袁帅. 人智协同如何重塑企业供应链韧性? ——破局“效率-韧性”悖论[J]. 技术经济, 2026, 45(9): 110-126.
Pei Xiao, Liu Yong, Yuan Shuai. Reaking the “efficiency-resilience” paradox: How can human-AI collaboration reshape supply chain resilience?[J]. Journal of Technology Economics, 2026, 45(9): 110-126.

## 技术经济评价

# 人智协同如何重塑企业供应链韧性?

## ——破局“效率-韧性”悖论

裴　潇[1], 刘　勇[1], 袁　帅[2]
(1. 长江大学经济与管理学院, 荆州 434023; 2. 南开大学商学院, 天津 300071)

**摘　要**: 如何破局数字经济背景下的“效率-韧性”悖论,是企业应对复杂多变市场环境的重大战略命题。以 2013—2024 年中国沪深 A 股上市公司为研究样本,基于资源编排理论和人机共生视角,采用自然语言处理技术和耦合协同模型构建企业“人智协同”指标,实证检验了其对供应链韧性的影响及内在机理。研究发现:第一,人智协同能够显著提升企业供应链韧性。第二,机制检验表明,人智协同经由信息解蔽、资源重组与敏捷响应三重微观途径,实现了对经典“效率-韧性”悖论的战略破局。第三,异质性分析表明,在数字化程度高、公司治理较弱、环境不确定强及特定区域(东、西部)的企业中,人智协同的赋能效果更加凸显,深刻印证了技术互补、制度代偿与动态匹配特征。此外,拓展性研究发现,人工智能与人力资本的深度耦合发挥出超越单一要素叠加的协同倍增效应。其不仅能在微观企业间诱发显著的同群效应,而且能产生宏观维度的战略外溢,进而驱动地区产业结构升级。研究结论为中国政企在数字时代下建立人智协同共生机制,筑牢供应链安全防御体系提供理论依据和决策参考。

**关键词**: 人智协同; 企业供应链韧性; “效率-韧性”悖论; 资源编排; 人机共生; 同群效应
**中图分类号**: F274; TP18　　**文献标志码**: A　　**文章编号**: 1002-980X(2026)09-0110-17
**DOI**: 10. 12404/j. issn. 1002-980X. J26041011

## 一、引言

当前,宏观经济环境的剧烈动荡与重大突发事件的频发,加剧了全球实体经济的系统性风险。麦肯锡 2024 年的调研数据表明,超过九成的全球受访高管承认正面临供应链中断风险①。对于这一系统性脆弱状况,党的二十大报告明确提出,要着力提升产业链供应链韧性和安全水平,并将其列为国家的重大战略举措。然而,“精益管理”和“零库存”观念在企业运营实践过程中长期占据主导地位,其往往以削减多余缓冲空间为代价来达成目标,导致系统在遭受外部打击的时候极易失灵[1]。由此引发了一个关键的结构性难题,即企业如何在维持日间高效流转速度的情况下,如何构筑足以抵御断链风险的防御机制? 这一经典“效率-韧性”悖论,仍是当前企业供应链管理亟待克服的核心挑战[2]。

新一代人工智能技术的快速演进为化解上述困境提供了新契机。中国信通院数据显示,2024 年国内人

**收稿日期**: 2026-04-10
**基金项目**: 国家社会科学基金一般项目“‘双碳’目标下政府环境治理与民营企业绿色发展协同机制与路径研究”(22BGL082)
**作者简介**: 裴潇(1968—),长江大学经济与管理学院教授,硕士研究生导师,研究方向:环境会计与环境管理;刘勇(2000—),长江大学经济与管理学院硕士研究生,研究方向:环境会计与环境管理;(通信作者)袁帅(1999—),南开大学商学院博士研究生,研究方向:公司财务。

① McKinsey & Company, Supply chains: Still vulnerable, 2024-10-14, https://www. mckinsey. com/capabilities/operations/our-insights/supply-chain-risk-survey-2024.

② 中国信息通信研究院,《人工智能产业发展研究报告(2025)》, 2026-01, https://www. caict. ac. cn/kxyj/qwfb/bps/202602/t20260202_712679. htm。

工智能核心产业规模已突破9000亿元②，算力基础设施的完善为供应链重塑提供了技术支撑。更为重要的是，管理实践正经历从“技术单向替代”向“人机双向协同”的范式转型，学界开始聚焦于机器算力与人类经验知识的深度耦合[3]。《国家新一代人工智能标准体系建设指南》同样强调了智能化进程中人机协同的战略地位。作为新质生产力的关键表征，人智协同不仅在微观层面优化了预测与决策模型，更在组织架构上推动了从被动自动化向主动增能化的演进。通过将机器的高效推演与人类的情境化甄别有机结合，企业得以在复杂的供应链网络中实现综合效能的提升。因此，系统剖析二者的耦合逻辑，探究人智协同赋能企业供应链的内在机理，对于破解“效率-韧性”悖论、落实国家产业链安全战略具有重要的理论与现实意义。

围绕供应链韧性，现有研究的理论视域已从早期的静态防御逐渐拓展至涵盖抵御、适应与演化属性的综合动态能力框架[4-5]。在探寻韧性前因的过程中，已有文献指出过度追求精益管理会放大系统面对扰动时的脆弱性[6]，而传统的物理冗余则会产生高昂的维持成本[7]。为化解此两难困境，近年来基于中国情境的实证研究表明，数字化转型与智慧物流网络能够显著提升供应链的抵抗力与恢复力[8]。然而，前沿探讨也逐渐揭示出技术单向赋能的边界，即纯粹的数据驱动模式在应对高度非结构化的极端冲击时，容易因算法模型的局限性而产生决策刚性，单一维度的数字化稳链效用存在明显瓶颈。

在此背景下，供应链管理的数字化实践开始向人机共生演进。在宏观层面，构筑韧性供应链已被视为发展新质生产力的重要途径[9]；在微观层面，人智协同正成为重塑企业动态能力的核心机制[10-11]。相关实证研究证实了人机双向互动[12]的经济后果，包括提升劳动生产率[13]、驱动智能制造环境下的团队创新[14]，以及优化高管决策与投资效率[15]。

尽管上述研究为理解数字时代的企业组织重构奠定了基础，但仍存在亟待深化的空间。第一，在理论视域上，现有研究多局限在技术决定论框架内，且主要关注常规投资或创新决策，对跨组织博弈与高度不确定性的供应链场景关注不足。第二，在变量测算上，以往探讨多局限于理论推演与定性观察，缺乏基于企业特征数据的人智协同量化测算体系及大样本经验证据。第三，在微观机制上，针对经典的“效率-韧性”悖论，现有文献尚未系统揭示人智协同究竟通过何种传导路径实质性地打破这一悖论，其背后的作用机理与情境边界条件亟待厘清。

鉴于此，本文选取2013—2024年中国沪深A股上市公司为研究样本，引入自然语言处理技术与高管特征提取，结合耦合协调度模型构建人智协同的量化测度体系，系统探究其对企业供应链韧性的影响及作用机理。具体而言，旨在回答以下核心研究问题：人智协同能否显著提升企业的供应链韧性？在微观运营层面，人智协同究竟通过何种机制实质性打破效率与韧性的替代关系？人智协同的赋能效应是否具有情境依赖性？其在不同的企业内部特征与外部环境下表现出怎样的异质性？

本文可能的边际贡献主要体现在以下方面：第一，在研究方法与变量测度上，跳出了单一技术采纳的测量局限，利用耦合协调度模型刻画人工智能与人力资本的协同效应。这不仅为微观实证提供了可靠的量化工具，也从新质生产力视角拓展了供应链韧性的前因变量体系。第二，在理论机制深化上，打开了人智协同赋能供应链的作用黑箱，实证检验了企业经由信息解蔽、资源重组与敏捷响应三重路径破解效率与韧性悖论的微观机理，深化了人机共生理论在复杂运营场景中的纵深应用[16]。第三，在情境边界厘清上，系统考察了企业内部治理特征与外部宏观环境的双重边界条件，证实了人智协同赋能效应的情境依赖性。研究结论不仅为企业在不确定环境下优化运营体系提供了科学参考，也为宏观层面筑牢产业链安全防线提供了经验证据。

## 二、理论分析与研究假设

### （一）人智协同对企业供应链韧性的直接影响

面对高度不确定的宏观经济环境，供应链韧性的内涵已超越传统的被动恢复，成为一种兼具减震缓冲与结构重塑的主动适应能力[17]。资源编排理论指出，竞争优势的获取不仅取决于资源存量，更依赖于对异质性资源的构建、组合与利用[18]。然而，受制于有限理性与认知约束，传统模式下的管理决策在突发冲击前

极易出现时滞与资源错配。为规避断链风险,企业通常诉诸构建高额库存等冗余策略。此类以牺牲资产周转效率为代价的次优路径,导致企业难以摆脱效率与韧性的替代困境[19]。

作为新型数字生产力的典型表现形式,人智协同依靠机器算力和人类心智的深度融合,重新塑造了供应链资源编排的底层逻辑[20]。该赋能过程包含三个逐步推进的阶段:第一,在资源构建阶段实现了风险信息的解蔽与突破。数字经济时代,精准解蔽并积累高价值的数据要素,正是企业资源构建的首要动作。智能算法可以全天候处理来自众多源头的异构数据,并创建起高精度的数字孪生图谱[21],基于行业默会知识③的人类经营者对人工智能提供的巨量信息进行识别,从而实施合适的情境判断,两者的深度协同使企业得以在海量信号中精准剥离噪音,夯实韧性构建的前瞻性基础。这一协同模式既规避了风控冗余带来的效率损耗,又解决了高效运营下的风险预判盲区,初步破解效率与韧性的对立矛盾。第二,在资源组合阶段优化了动态决策的重组质量。机器算法根据初步清洗的数据,挖掘供应链管理背后的运行规律,可高效生成并推演海量决策方案,而人类决策者则引入商业伦理与长期战略博弈等非结构化参数进行高阶甄别[16],对人工智能提供的结果进行补充解读。这种算力推演与人类心智的互补最大限度修正了算法模拟带来的分析偏差,为企业供应链管理决策提供更全面的逻辑支撑。二者相互补充,有效地保证了供应链资源整合计划在短期成本和长远安全之间达成协调,打破短期效率与长期韧性的制衡困境。第三,在资源利用阶段赋予了企业敏捷调度要素的能力。面对供应链间的突发扰动,人工智能系统可自动触发标准化资源的跨区调配,挖掘出人类难以察觉的隐性数据特征,生成兼顾收益与成本的客观风险应对方案。同时,拓宽人力资本的知识边界,便于管理层对比遴选各类突发事件处置路径和依托智能方案开展自主迭代优化,进而缓解管理人员应对突发危机时的决策焦虑,减少非理性决策行为,实现供应链风险应对,有助于提高供应链韧性水平。此类由物理赋能向数字使能的跃迁[22],实质上是以信息流转的效率置换了物理库存的冗余[23],破解高周转低韧性与高韧性低效率的固有悖论,使组织在维持高周转状态下依然具备较强的抗冲击属性,实现效率价值与韧性价值的深度共生。

概而言之,人智协同超越了单一技术采纳的范畴,构成了对企业资源编排体系的系统性重构。借助信息解蔽、资源重组与敏捷响应的三维联动,该协同模式有效缓解了效率与韧性间的替代摩擦。

基于以上分析,本文提出假设:

人智协同能够显著提升企业的供应链韧性(H1)。

**(二)人智协同对供应链韧性的机制分析**

承接前文基于资源编排理论的宏观逻辑,为进一步打开人智协同赋能过程的作用黑箱,本文将抽象的理论阶段映射至微观运营场景。具体而言,资源构建表现为供应链风险信息的高效解蔽,资源组合表现为供应商网络的资源重组,资源利用则表现为突发扰动的敏捷响应。这三重微观路径遵循“破除信息遮蔽—打破结构锁定—释放动态势能”的递进逻辑,环环相扣,实质性增强了企业供应链韧性。

**1. 信息解蔽机制**

信息解蔽效能的提升,根本上有赖于供应链网络中信息不对称程度的降低。在复杂交织的全球供应链中,节点间的信息不对称与网络黑箱构成了制约系统韧性的底层摩擦力,导致风险具有极强的隐蔽性与突发性。通过打破信息壁垒,企业能够在微弱的危机信号演变为实质性物理中断前锁定风险源头。这种高质量的信息流通从根本上缓解了环境不确定性,为企业协同调配产能与库存争取了缓冲窗口,进而增强了全网的抗冲击能力[24]。

针对此,人智协同重构了跨组织的信息交互体系,为消解信息不对称提供了基于人机交互增强的新范式。在技术赋能维度,人工智能依托底层算力与机器学习算法,全天候处理海量异构数据,突破了人类管理者的认知带宽约束。该过程有效打通了上下游数据孤岛,将隐性风险转化为可视化指标,大幅降低了信息获取成本[25]。在人类赋能维度,由于纯算法易陷入数据噪声陷阱或引发过度预警,管理者可调用长期积累的行业默会知识与战略直觉,对机器提取的信息开展二次甄别。在此交互过程中,人工智能负责海量数据

③“默会知识”是指无法完全用语言、文字或符号明确表达的知识类型。这类知识通过实践和体验获得,难以系统化传授。

的降噪与初筛，人类管理者负责情境化的商业价值校验。两者的深度互补不仅滤除了冗余预警，更将客观数据转化为高阶战略洞察[26]，实质性地消除了供应链中的信息不对称。

基于以上分析，本文提出假设：

人智协同通过降低信息不对称程度，进而提升企业供应链韧性（H2a）。

**2. 资源重组机制**

资源重组机制在结构层面的体现，在于破解企业对单一核心供应商的资源锁定与路径依赖。通过动态化的资源重组，企业将分散于外部的供应商资源纳入可统筹调度的网络体系，推动供应商资源的持续优化。供应商集中度的显著下降，直观反映了企业局部供应基座的多元化和分散化。资源高度集中的供应链网络极易在外部冲击下发生单点失效，进而引发系统性瘫痪[27]。降低集中度本质上是为企业构建多元化的供应基座，通过结构性的分散稀释断链风险，确保在危机情境下具备充足的替代路径与较快的网络恢复速度[28]。

然而，交易成本理论指出，探寻并核实新供应商伴随的高额缔约成本，常使企业陷入本地化搜索陷阱。人智协同则为克服上述交易摩擦提供了可行路径。机器智能依托全网数据挖掘，冲破了传统地理范围的限制，快速穿透信息迷雾，筛选出全球范围内优质的候选供应商，大幅缩减了早期的探寻和适配成本[29]。跨组织关系的创建不仅依赖算法推荐，更诉诸双方战略契合。管理者通过商业谈判与非正式互动，对初筛供应商群体进行深度考察，弥补了纯算法在跨文化融合与利益博弈处理中的先天局限[30]，最终为目标企业获取新的供应商群体，从而重组了企业的供应商网络。这种机器广域寻源与人类深度撮合的有机协同，将纯粹的算法推荐转化为实质的商业连接，有效打破了对单一供应商的路径依赖。

基于以上分析，本文提出假设：

人智协同通过降低供应商集中度，进而提升企业供应链韧性（H2b）。

**3. 敏捷响应机制**

敏捷响应机制的量化基底，直接依托于供应链整体运营效率的提升。高效的物流调度、库存周转及订单履行机制可以有效地压缩企业从察觉冲击到完成响应的时间窗口。这种效率上的优势不仅体现出供应链上下游资源配置水平，也决定系统遭遇扰动之后的弹性恢复速度。运营效率的优化显著缩短了危机情境下的决策时滞与执行路径，使企业得以迅速激活并重构内部产能，灵活调配产能以应对外部环境变化。响应速度的提升，有效遏制了因突发情况导致供应链中断损失的深度与时长，构成了韧性实现的效率支撑。

然而，传统供应链运营普遍陷入效率与韧性替代的两难困境。具体而言，依靠高安全库存等冗余手段固然能够对冲市场波动风险，却推高仓储持有成本。压缩库存虽可缩减仓储开支，但同时又会加剧供应链断裂隐患。在此基础上，人智协同系统打破了传统运作模式在效率方面的瓶颈，从根本上化解了这一替代悖论。在自动化执行端，人工智能基于动态数据流即时产生补货指令及调度方案[23]，从而取代高频次重复性劳动，重塑组织结构和业务流程[31]，把跨部门协调变成近乎实时的程序触发，最大幅度改善了信息失真状况并优化了周转效率[21]。在柔性干预端，人类管理者的适时参与填补单纯自动化存在的漏洞。当遇到缺少历史训练样本的极小概率事件时，算法模型往往会出现决策僵化现象。这种情况下，高层决策人员可凭借对产业生态和战略重点的深刻领悟，针对机器给出的方案开展高阶校验与动态修正[27]。这种算力的高效调度与人类的精准纠偏深度耦合，使得企业无需囤积冗余资源，即可依托高资源流转率动态吸收外部冲击。技术执行速度与人类商业理性的高度耦合，在常态下夯实了整体效率，在危机中赋予了组织快速响应的敏捷属性，实质性地完成了对效率与韧性替代悖论的破解。

基于以上分析，本文提出假设：

人智协同通过提升供应链效率，进而增强企业供应链韧性（H2c）。

研究逻辑框架如图 1 所示。

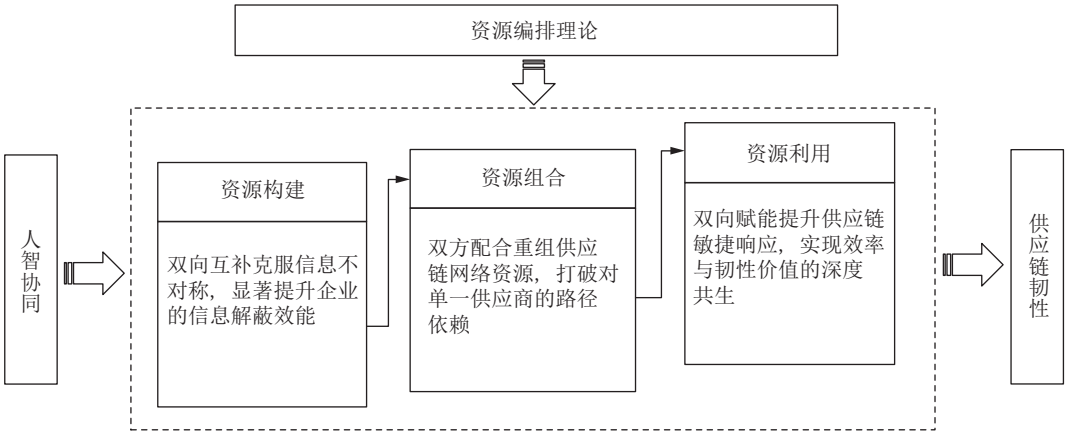


**图 1　研究逻辑框架**

## 三、实证设计

### (一)样本选取与数据来源

2013 年“国家统计局大数据合作平台”的正式启动标志着中国数据要素进入开放协同的新阶段,海量数据资源的涌现为人工智能技术的应用落地与人智协同管理实践奠定了核心基础。因此,本文将研究区间的起点设定为 2013 年,选取 2013—2024 年中国沪深 A 股上市公司作为初始研究样本。

数据来源于多重渠道:用于测度人工智能水平的年报文本数据抓取自新浪财经网站;高管与员工的人力资本特征数据取自 Wind 数据库;企业基本特征与财务数据则来源于国泰安(CSMAR)数据库。为确保实证估计结果的可靠性与严谨性,对初始样本执行了如下清洗程序:①剔除金融、保险类行业的上市公司样本;②剔除样本期内被实施 ST(special treatment)或*ST 等退市风险警示的异常样本;③剔除核心变量存在严重缺失值的样本。此外,为缓解极端异常值对参数估计的干扰,对所有连续型变量在 1%和 99%分位上进行了缩尾处理。经上述筛选与处理,最终获得公司-年度观测值共计 2 万余个。

### (二)变量说明

#### 1. 被解释变量

企业供应链韧性(*Resil*)。借鉴张树山和谷城[32]的研究,从供应链抵抗力与供应链恢复力双重视角出发,采用熵权法对四个基础指标进行客观赋权,从而综合合成企业供应链韧性指数。其中,以企业营业收入比值的自然对数、企业与前五大客户在连续年份内的稳定客户数量占比作为表征供应链抵抗力的基础指标;以生产波动对需求波动的偏离程度与企业绩效的残差作为表征供应链恢复力的两个指标。

#### 2. 核心解释变量

人智协同(*AH*)。人智协同的核心要义在于人工智能技术与人力资本要素的均衡发展与良性互动。作为驱动企业数字化转型的两大核心要素,二者动态平衡的共生状态可被抽象为系统的耦合协调度。具体而言,耦合度刻画了要素间的相互依赖与紧密联系,而协调度则反映了要素间的适应与互促水平。鉴于此,借鉴陶长琪和丁煜[33]的研究范式,采用人工智能与人力资本的耦合协调度来测度人智协同水平。具体测算步骤如下。

(1)人工智能(*AI*)的测度。参考姚加权等[34]的文本分析方法,借助企业年报特征词频提取来刻画人工智能水平。首先,选取“机器学习”“人工智能”“人机协同”等 52 个词语,基于 Word2vec 技术的 Skip-gram 模型对种子词集进行扩展,最终生成包含 73 个特征词的人工智能专属词典。其次,统计该词典内所有词汇在企业年度报告中出现的频次总和,经年报文本总长度平滑处理并乘以 100,构建出企业人工智能(*AI*)应用水平指标。该数值越大,表明企业人工智能技术的应用水平越高。

(2)人力资本(*HM*)的测度。参考袁蓉丽等[35]的做法,采用具备信息技术背景的高管人数占高管团队总人数的比例,来表征企业的核心人力资本(*HM*)。该指标越高,意味着企业主导智能化转型的核心人力资

源越充沛。选取该指标的核心逻辑如下：首先，高层梯队与战略导向效应。人智协同作为一项复杂的系统性变革，首要取决于顶层认知基础。具备信息技术背景的高管拥有更敏锐的专业判断力，能自上而下地精准决定人工智能资源的投入规模与架构设计，有效规避盲目投资，是驱动企业数智化转型的核心引擎。其次，供应链韧性的全局决策属性。供应链韧性高度依赖宏观层面的系统风险研判与网络整合。基层协同多局限于单一节点的局部操作优化。相比之下，高管团队能够确保智能算法逻辑与企业整体抗风险战略同频共振，从根本上主导高阶韧性能力的生成。最后，资源编排与跨界协同权限。应对突发断链危机亟须打破部门孤岛、实现跨界联动。基层人员受限于岗位权限，缺乏统筹能力；而高管作为关键资源编排者，能依托顶层设计调配资金与数据要素，建立全局共享机制，推动智能技术与核心业务流程的深度融合。因此，采用高管特征作为人力资本的代理变量，既客观规避了一线操作层面的测量噪音，又在理论逻辑上高度契合本文的研究主旨。

（3）人智协同（*AH*）的计算。首先，由于两个基础变量存在量纲差异，预先对企业人工智能（*AI*）和人力资本（*HM*）进行标准化处理，分别记为 *AIs* 和 *HMs*。在此基础上，借助耦合度模型计算二者的相互支撑水平，记为耦合度 *C*，计算公式如式（1）所示。

$$C = 2 \times \frac{\sqrt{AIs \times HMs}}{AIs + HMs} \tag{1}$$

其次，为规避两系统发展水平较低但耦合度畸高的“伪协同”陷阱，进一步引入协调度模型以精准评估二者的协同联动效应，记为综合协调指数 *T*。计算公式如式（2）所示。

$$T = \alpha AIs + \beta HMs \tag{2}$$

其中：$\alpha$ 和 $\beta$ 分别为人工智能与人力资本在系统中的相对重要权重，设定 $\alpha + \beta = 1$，取 $\alpha = \beta = 0.5$。

最后，基于前两步计算得到的耦合度 *C* 与综合协调指数 *T*，测算得出最终的耦合协调度，即本文的核心解释变量人智协同（*AH*），计算公式如式（3）所示。

$$AH = \sqrt{CT} \tag{3}$$

为缓解年报文本可能存在的概念炒作噪声及测度偏误，进一步构建了两个稳健性指标进行检验。第一，缩减文本语料范围以过滤噪声。将人工智能关键词的提取范围由“年报全文”精准锁定至语境关联度更高的“管理层讨论与分析”段落，以有效剥离宽泛的格式化披露噪声，并据此重新计算耦合协调度作为替代指标（$AH_2$）。第二，引入实质性资产投资指标以校验偏差。考虑到企业可能存在“虚言少行”和“少言多行”等策略性披露倾向，单一的文本词频可能无法完全反映技术的真实穿透力。参考李果和白云朴[36]的做法，从财务附注中筛选明确属于人工智能领域的无形资产与固定资产投资额，以二者加总额占总资产的比重衡量“实质性技术投入”，并测算新的替代指标（$AH_3$）。这种底层资金数据的交叉验证，最大程度地排除了纯文本测度的设定偏误。

**3. 机制变量**

为深入检验人智协同破局“效率-韧性”悖论的内在机理，分别从信息解蔽、资源重组与敏捷响应三个维度选取代理变量。

（1）信息解蔽机制变量。采用信息不对称程度（*Information*）作为代理变量。选取信息不对称程度作为信息解蔽机制的代理变量。人智协同凭借强大的多源数据处理与情境校验能力，能够有效消除数据噪音与网络黑箱，显著提升企业的信息解蔽效能。在具体测度上，参考于蔚等[37]的做法，基于日频交易数据测算企业的信息不对称指数。该指标取值越低，表明内外部信息环境越透明，企业对潜在风险信号的解蔽与穿透能力越强。

（2）资源重组机制变量。采用供应商集中度（*Purchase*）作为代理变量。人智协同依托广域寻源与深度撮合，有效克服了跨组织搜寻与缔约的交易摩擦，赋予了企业打破路径依赖、动态重组供应链网络的能力。采用企业前五大供应商采购额占年度总采购额比重的平方和来测算该指标。该数值越小，表明企业对单一核心节点的依赖程度越低，意味着其成功打破了结构锁定，实现了供应网络的实质性重组。

（3）敏捷响应机制变量。采用总资产周转率（*Efficiency*）作为代理变量。指标数值越高，意味着企业

产销衔接、资产周转速度越快。选取该指标是检验本文破解效率与韧性替代悖论的核心切入点。传统供应链韧性往往依赖静态的库存与产能冗余,必然以牺牲运营效率为代价;而高效的资产周转则反映了企业依托人智协同实现了高频精准的供需匹配。以此作为代理变量,能够实质性地验证企业是否跳出了以冗余换安全的固有权衡,通过极高的资源流转效率动态吸收外部冲击,最终实现效率跃升与韧性强化的双赢。

**4. 控制变量**

为最大程度缓解遗漏变量对参数估计结果的潜在干扰,系统控制了以下可能影响企业供应链韧性的公司特征与治理层面变量:公司规模(ln*Size*)、资产负债率(*Lev*)、企业年龄(ln*Age*)、资产收益率(*Roa*)、现金流比率(*Cash*)、企业价值(Tobin*Q*)、董事会规模(ln*Board*)、独立董事比例(*IndDirect*)、股权集中度(*Top*1)、前三名高管薪酬(ln*TMTPay*3)、产权性质(*Soe*)、两职合一(*Dual*)及是否由国际四大事务所审计(*Big*4)。各主要变量的具体定义见表 1。

**表 1　变量定义**

| 变量 | | 符号 | 变量定义 |
|---|---|---|---|
| 被解释变量 | 供应链韧性 | *Resil* | 采用熵权法对供应链抵抗力与恢复力进行综合测算 |
| 解释变量 | 人智协同 | *AH* | 人工智能与高管人力资本的耦合协调度 |
| 机制变量 | 信息解蔽 | In*formation* | 基于日频交易数据测算的信息不对称程度 |
| | 资源重组 | *Purchase* | 前五大供应商采购额占总采购额比率的平方和 |
| | 敏捷响应 | *Efficiency* | 总资产周转率 |
| 控制变量 | 公司规模 | ln*Size* | ln(期末总资产) |
| | 资产负债率 | *Lev* | 期末总负债 / 期末总资产 |
| | 企业年龄 | ln*Age* | ln(当年年份-公司上市年份+1) |
| | 资产收益率 | *Roa* | 净利润/期末总资产 |
| | 现金流比率 | *Cash* | 经营活动产生的现金流量净额 / 期末总资产 |
| | 企业价值 | Tobin*Q* | 托宾 *Q* 值 |
| | 董事会规模 | ln*Board* | ln(董事会人数) |
| | 独立董事规模 | In*Direct* | 独立董事人数/董事会总人数 |
| | 股权集中度 | *Top*1 | 第一大股东持股比例 |
| | 前三位高管薪酬 | ln*TMTPay*3 | ln(前三位高管薪酬总额) |
| | 产权性质 | *Soe* | 虚拟变量,国有企业取值为 1,否则为 0 |
| | 两职合一 | *Dual* | 虚拟变量,董事长与总经理兼任取值为 1,否则为 0 |
| | 是否四大 | *Big*4 | 虚拟变量,由国际四大事务所审计取值为 1,否则为 0 |

**(三)模型构建**

**1. 基准回归模型**

为检验人智协同对企业供应链韧性的直接影响,构建行业与时间的双向固定效应模型如式(4)所示。

$$Resil_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AH_{it} + \alpha_1 Control_{it} + year + ind + U_{it} \tag{4}$$

其中:$i$ 为企业个体;$t$ 为时间;$Resil_{it}$ 为企业供应链韧性指数;$AH_{it}$ 为人智协同变量;$\alpha_1$ 为待估系数;$Control_{it}$ 为一系列控制变量的集合;$year$ 为时间固定效应;$ind$ 为行业固定效应;$U_{it}$ 为随机误差项。

**2. 机制检验模型**

本部分旨在深入探讨人智协同破局“效率-韧性”悖论的内在机理。基于前文理论分析,人智协同主要通过信息解蔽、资源重组与敏捷响应三条路径发挥赋能作用。借鉴江艇[38]关于因果推断下机制分析的建议,重点检验人智协同对机制变量的影响,构建机制检验模型如式(5)所示。

$$Mechanism_{it} = \beta_0 + \beta_1 AH_{it} + Control_{it} + year + ind + U_{it} \tag{5}$$

其中:$Mechanism_{it}$ 为机制变量集合,依次替换为:代表信息解蔽机制的信息不对称程度($Infromation_{it}$)、代表资源重组机制的供应商集中度($Purchase_{it}$),以及代表敏捷响应机制的供应链效率($Efficiency_{it}$)。$\beta_1$ 的符号与显著性反映了人智协同对各传导渠道的实际作用效果。

**(四)描述性统计**

主要变量的描述性统计结果见表 2。企业供应链韧性(*Resil*)的最小值和最大值分别为 0.007 和 0.980,

中位数为 0.168，均值为 0.374，标准差为 0.367，中位数和均值相差较大，表明因变量呈现“右偏”分布。其余变量的统计特征与已有研究基本一致。此外，模型中各变量的平均方差膨胀因子 *VIF* 值为 1.48，远小于 10，说明不存在严重的多重共线性问题。限于篇幅，变量间的相关系数表未在正文中列示。

**表 2　描述性统计**

| 变量 | 样本量 | 最小值 | 最大值 | 中位数 | 均值 | 标准差 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| *Resil* | 22846 | 0.007 | 0.980 | 0.168 | 0.374 | 0.367 |
| *AH* | 22846 | 0 | 0.555 | 0 | 0.090 | 0.148 |
| ln*Size* | 22846 | 19.525 | 26.452 | 22.059 | 22.286 | 1.300 |
| *Lev* | 22846 | 0.038 | 0.910 | 0.395 | 0.404 | 0.199 |
| ln*Age* | 22846 | 0 | 3.555 | 2.079 | 2.032 | 0.908 |
| *Roa* | 22846 | −0.556 | 0.222 | 0.035 | 0.031 | 0.069 |
| *Cash* | 22846 | −0.202 | 0.267 | 0.045 | 0.046 | 0.066 |
| Tobin*Q* | 22846 | 0.795 | 17.676 | 1.654 | 2.058 | 1.325 |
| ln*Board* | 22846 | 1.609 | 2.708 | 2.197 | 2.092 | 0.198 |
| In*Direct* | 22846 | 0.286 | 0.600 | 0.364 | 0.381 | 0.054 |
| *Top*1 | 22846 | 0.075 | 0.758 | 0.297 | 0.321 | 0.146 |
| ln*TMTPay*3 | 22846 | 12.539 | 16.882 | 14.793 | 14.844 | 0.664 |
| *Soe* | 22846 | 0 | 1.000 | 0 | 0.264 | 0.441 |
| *Dual* | 22846 | 0 | 1.000 | 0 | 0.356 | 0.479 |
| *Big*4 | 22846 | 0 | 1.000 | 0 | 0.070 | 0.254 |

# 四、实证结果分析

## （一）基准回归

表 3 展示了人智协同对供应链韧性的基准回归结果。（1）列与（2）列显示，在纳入控制变量并逐步控制行业与时间双向固定效应后，人智协同（*AH*）的回归系数分别为 0.135 与 0.120，且均在 1%的水平上显著为正，初步验证了假设 H1。

**表 3　基准回归结果**

| 变量 | （1） | （2） | （3） | 变量 | （1） | （2） | （3） |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | *Resil* | *Resil* | *Resil* | | *Resil* | *Resil* | *Resil* |
| *AH* | 0.135***<br>（7.633） | 0.120***<br>（5.964） | 0.050**<br>（2.048） | ln*Size* | −0.008***<br>（−2.588） | −0.000<br>（−0.063） | −0.023***<br>（−3.500） |
| *Lev* | −0.054***<br>（−3.453） | −0.020<br>（−1.217） | 0.068***<br>（2.849） | ln*Age* | 0.024***<br>（7.335） | 0.020***<br>（5.942） | 0.215***<br>（26.729） |
| *ROA* | −0.224***<br>（−5.098） | −0.153***<br>（−3.409） | 0.034<br>（0.912） | *Cash* | 0.043<br>（1.037） | 0.022<br>（0.525） | −0.035<br>（−1.020） |
| Tobin*Q* | −0.006***<br>（−3.041） | 0.001<br>（0.346） | −0.002<br>（−0.709） | ln*Board* | −0.084***<br>（−5.229） | −0.058***<br>（−3.583） | −0.039<br>（−1.622） |
| In*Direct* | −0.164***<br>（−2.924） | −0.114**<br>（−2.061） | −0.146**<br>（−2.008） | *Top*1 | −0.081***<br>（−4.449） | −0.044**<br>（−2.392） | 0.135***<br>（3.117） |
| *TMTPay*3 | 0.030***<br>（6.895） | 0.004<br>（0.917） | 0.015**<br>（2.300） | *Soe* | −0.051***<br>（−7.626） | −0.044***<br>（−6.507） | 0.009<br>（0.630） |
| *Dual* | −0.005<br>（−0.965） | −0.011**<br>（−2.017） | 0.011*<br>（1.700） | *Big*4 | −0.012<br>（−1.159） | −0.003<br>（−0.313） | −0.018<br>（−1.165） |
| 常数项 | 0.363***<br>（4.568） | 0.468***<br>（5.698） | 0.291*<br>（1.714） | 行业固定 | 否 | 是 | 否 |
| 时间固定 | 否 | 是 | 是 | 个体固定 | 否 | 否 | 是 |
| 样本量 | 22342 | 22342 | 21860 | Adj. $R^2$ | 0.019 | 0.045 | 0.595 |

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平下显著；括号内为稳健标准误对应的 *t* 值。

为进一步缓解遗漏变量偏误,表 3 的(3)列引入了企业个体固定效应进行严格检验。结果显示,在吸收不随时间变化的个体异质性后,模型的拟合优度 $R^2$ 提升至 0.595,*AH* 的估计系数依然在 5%的水平上显著为正。这表明在严格排除微观层面不可观测特征的干扰后,人智协同的正向驱动效应依然稳健,核心假设得到了扎实的经验支持。

### (二)内生性检验

#### 1. 工具变量法

为缓解潜在的反向因果问题,采用两阶段最小二乘法(2SLS)进行检验。基于同群效应逻辑,本文选取同行业其他企业人智协同程度的年度均值作为工具变量(*IV*)。该变量在逻辑上满足相关性与排他性条件。一方面,同行业其他企业较高的协同水平会形成强烈的示范效应与竞争压力,倒逼目标企业加快人智协同转型,满足相关性要求;另一方面,行业均值作为中观层面的聚合指标,依赖于行业整体产能格局、上下游产业配套体系、行业贸易规则等宏观因素的变革。尽管这种宏观生态的演进可能改变行业整体的外部冲击特征,但供应链韧性本质上是高度异质性的企业内部资源调配能力,宏观行业趋势无法直接穿透组织边界去自动优化特定企业的供需结构。因此,该指标仅反映行业平均人智协同水平,与单个企业自身供应链韧性不存在直接或间接的必然联系,满足工具变量的外生性要求。表 4 的(1)列和(2)列展示了工具变量法的回归结果。不可识别检验与弱工具变量检验均显著拒绝原假设,证实了工具变量的有效性。第一阶段结果显示,工具变量对人智协同的正向影响在 1%的水平上显著;第二阶段结果表明,在缓解内生性偏误后,人智协同的估计系数依然在 1%的水平上显著为正,再次印证了基准结论的可靠性。

**表 4　内生性检验**

| 变量 | (1) | (2) | (3) |
|---|---|---|---|
| | 第一阶段 | 第二阶段 | PSM |
| | *AH* | *Resil* | *Resil* |
| *IV* | 0.424*** (11.102) | | |
| *AH* | | 0.438** (2.163) | 0.121*** (4.466) |
| Kleibergen-Paap rk LM | 123.244 | | |
| Cragg-Donald Wald *F* | 171.209 | | |
| 10%显著性水平下的临界值 | 16.380 | | |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 22249 | 22249 | 10303 |
| Adj. $R^2$ | 0.308 | | 0.042 |

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著;括号内为稳健标准误对应的 *t* 值。

#### 2. PSM 倾向得分匹配检验

考虑到企业是否具备高水平的人智协同可能受其初始资源禀赋的系统性影响,从而引发样本自选择偏误,进一步采用倾向得分匹配法(PSM)进行检验。具体而言,以人智协同的年度中位数为界划分处理组与控制组,将所有控制变量纳入匹配协变量,采用 1∶1 无放回的最近邻匹配方法进行配对检验。

表 4 的(3)列显示,人智协同(*AH*)的估计系数为 0.121,且在 1%的统计水平上显著为正。其方向与显著性较基准模型未发生实质性改变,表明在有效缓解可观测特征带来的样本选择偏差后,人智协同对企业供应链韧性的促进效果依然稳健。

### (三)稳健性检验

#### 1. 替换被解释变量

为进一步提升研究结果的可靠性,参考姚正海等[39]的做法,从预测能力、抵抗能力、恢复能力、人力资本及政府力量五个维度构建了制造业企业供应链韧性的综合评价指标体系,并采用熵权-TOPSIS 模型测算出各维度权重,最终合成供应链韧性的替代指标($Resil_2$)。表 5 的(1)列展示了相应结果,人智协同的估计系数依然显著为正,表明基准结论不依赖于特定的被解释变量测度方式。

#### 2. 替换核心解释变量

构造了两个稳健性检验的人智协同指标,表 5 的(2)列和(3)列中,替换核心解释变量后,$AH_2$ 和 $AH_3$ 的估计系数依然显著为正,证明了结论的稳健性。

#### 3. 解释变量滞后一期

考虑到人智协同赋能企业供应链运营可能存在时间层面的滞后效应,将核心解释变量滞后一期(*L. AH*)纳入模型重新进行估计。表 5 的(4)列中,*L. AH* 的估计系数在 1%的水平上显著为正,这不仅再次验证了正

向赋能作用，也在一定程度上缓解了同期互动可能带来的反向因果担忧。

**4. 调整标准误聚类层级**

基准回归默认采用了异方差稳健标准误。为进一步控制同一企业在不同年份间的自相关扰动对显著性推断的干扰，将标准误的聚类层级调整至企业层面。表 5 的(5)列中，在执行更为严格的聚类标准误后，人智协同(*AH*)的估计系数依然高度显著，排除了因标准误设定不当而导致过度拒绝原假设的可能。

**5. 控制省份-时间交互固定效应**

由于省级行政单位是中国治理体系中政策实施考核的重要枢纽点，同省份内地级市间在区位特征、政策背景、文化和生活习惯方面存在诸多相似性。因此，在基准回归基础上进一步控制省份-时间交互固定效应，以缓解宏观系统性环境变化问题。从表 5 的(6)列可以看出，在考虑同省内地级市间特征关联影响后，人智协同对企业供应链韧性的正向作用仍在 1%的水平下显著为正，基准结论依然成立。

**表 5　稳健性检验回归结果**

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | $Resil_2$ | *Resil* | *Resil* | *Resil* | *Resil* | *Resil* |
| *AH* | 1.047*** (17.011) | | | | 0.120*** (3.222) | 0.124*** (6.121) |
| $AH_2$ | | 0.101*** (5.645) | | | | |
| $AH_3$ | | | 0.184*** (7.303) | | | |
| *L. AH* | | | | 0.104*** (4.623) | | |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 省份-时间固定 | 否 | 否 | 否 | 否 | 否 | 是 |
| 样本量 | 21696 | 21009 | 22340 | 16781 | 22342 | 22332 |
| Adj. $R^2$ | 0.551 | 0.044 | 0.045 | 0.052 | 0.045 | 0.052 |

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著；除(4)列括号内为聚类标准误对应的 *t* 值，其他列括号内为稳健标准误下对应的 *t* 值。

**6. 更换双重机器学习算法**

为缓解传统线性多元回归模型在处理高维控制变量与复杂非线性关系时可能面临的模型设定偏误，进一步引入双重机器学习方法进行稳健性检验。具体验证过程从以下三个维度展开：第一，采用梯度提升算法，并将样本分割比例设定为 1∶4 进行初始估计；第二，调整样本分割策略，分别将其比例修改为 1∶2 与 1∶7，以考察不同数据分割方式对结论的影响；第三，替换底层预测算法，分别采用 Lasso 回归、随机森林、支持向量机及神经网络等多种机器学习算法进行重新评估。

表 6 的(1)列～(7)列展示了基于双重机器学习的估计结果。数据显示，无论是调整样本分割比例还是切换底层机器学习算法，人智协同(*AH*)对企业供应链韧性的正向影响均至少在 1%的水平上显著。这充分证明，在有效克服高维滋扰参数与非线性干扰后，本文的核心结论依然高度稳健。

**表 6　双重机器学习算法检验结果**

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 梯度提升 | 三折 | 八折 | 套索 | 随机森林 | 支持向量机 | 神经网络 |
| | *Resil* | *Resil* | *Resil* | *Resil* | *Resil* | *Resil* | *Resil* |
| *AH* | 0.104*** (5.250) | 0.106*** (5.320) | 0.102*** (5.123) | 0.121*** (6.035) | 0.085*** (4.089) | 0.168*** (8.618) | 0.072*** (3.660) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 22342 | 22342 | 22342 | 22342 | 22342 | 22342 | 22342 |

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平下显著；括号内为对应的 *z* 值。

## 五、影响机制分析

### (一)基于信息解蔽机制的检验

表 7 的(1)列展示了人智协同对企业信息不对称程度的估计结果。数据显示,人智协同(*AH*)的回归系数为-0.084,且在 1%的统计水平上显著为负,表明人智协同水平的提升能够显著降低企业内外部的信息不对称程度,假设 H2a 得到验证。从经济学直觉来看,人智协同依托强大的数据分析能力与人工情境校验,大幅削减了跨组织的信息搜寻与验证摩擦。该机制有效穿透了供应链层级间的信息壁垒,使企业能够对潜在的外部风险实现前瞻性解蔽与精准锁定,从而为构筑高韧性网络奠定了透明化的信息基座。

### (二)基于资源重组机制的检验

表 7 的(2)列展示了人智协同对供应商集中度的影响。人智协同(*AH*)的估计系数为-1.190,在 5%的水平上显著为负。这说明人智协同显著降低了企业对核心供应商的采购依赖,驱动了供应网络打破结构锁定并向多元化演进。此经验证据证实,人机双向互动有效突破了管理带宽的传统限制,使企业能以极低的边际成本吸纳数量更多、分布更广的节点。这种资源重组能力有效化解了单一核心节点受外部冲击而引发系统性失效的风险,假设 H2b 得到验证。

### (三)基于敏捷响应机制的检验

表 7 的(3)列展示了人智协同对资源流转效率的影响。结果显示,人智协同(*AH*)的系数为 0.084,在 1%的水平上显著为正,意味着人智协同显著提升了供应链的总资产周转与要素配置效率。这一结论构成了化解“效率-韧性”悖论的核心经验证据。实证结果表明,企业并未陷入以增加静态物理冗余换取抗风险能力的传统困境。相反,人智协同通过全链路的供需精准匹配与智能调度,使企业能够依托高频、敏捷的资源流转来有效对冲外部冲击。这种高周转与高韧性相兼容的特征,充分印证了人智协同打破传统替代关系的作用逻辑,假设 H2c 得到验证。

从表 7 可以看出,人智协同重塑企业供应链韧性的微观机理:该赋能过程并非依赖单一维度的单边突破,而是通过前端提升信息透明度、中端推动企业局部供应基座分散化,以及后端加快要素流转速度,形成了多维联动的综合效应。这三大机制共同构成了企业在动荡环境下破解替代悖论、生成动态抗冲击能力的逻辑闭环。

**表 7　机制检验回归结果**

| 变量 | (1) | (2) | (3) |
|---|---|---|---|
| | *Information* | *Purchase* | *Efficiency* |
| *AH* | -0.084*** | -1.190** | 0.084*** |
| | (-4.482) | (-2.353) | (4.924) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 22342 | 13538 | 22337 |
| Adj. $R^2$ | 0.634 | 0.090 | 0.352 |

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平下显著,括号内为稳健标准误对应的 *t* 值。

## 六、异质性分析:基于内外部情境的考察

基于权变理论,技术赋能效应并非呈无条件的同质化分布,而是深刻受制于企业内部资源禀赋与外部环境特征的边界约束。若脱离了良好的治理环境,算法的标准化与人类的主观性可能不仅无法形成合力,反而易陷入内耗。鉴于此,进一步从内外部情境双维视角开展分组检验(表 8),系统厘清人智协同赋能供应链韧性的边界条件。

### (一)基于企业内部特征的异质性

企业内部特征构成了人智协同有效落地与转化的微观底座。本文分别从代表资源维度的数字化转型与代表制度维度的公司治理水平展开考察,发现两者呈现出差异化的作用逻辑。

第一,数字化转型的资产互补效应。参考吴非等[40]的研究构建数字化转型变量,并按年度行业中位数分组。表 8 的(1)列和(2)列显示,高数字化组的 *AH* 系数在 1%水平上显著为正,而低数字化组则不显著,组间差异检验显著。该结果印证了互补资产理论的逻辑。人智协同作为一种高阶数字能力,其效能释放高度依赖底层数据资产的完备度。高数字化企业具备完善的数据中台与物联网设施,能为算法模型提供高质量的数据要素输入,进而催生技术间的互补协同溢出,实现“1+1>2”的赋能效果;反之,若缺乏基础数字底

座，单纯引入智能算法易陷入数据孤岛困境，甚至引发高昂的系统磨合成本。这表明，供应链韧性的跃升依赖于软性算法能力与硬性数字基建的协同演进。

第二，公司治理的制度替代效应。参考周宏等[41]的研究测度公司治理水平并分组。表 8 的(3)列和(4)列显示，尽管 *AH* 系数在两组中均显著为正，但低治理水平组的回归系数(0.164)在经济与统计意义上均显著大于高治理水平组(0.059)。该现象证实了技术对制度的代偿效应，这一结果区别于高治理体系更适配技术落地的传统认知。高治理水平企业具备完善的内控机制、监督制衡与决策规范，已形成成熟稳定的供应链管理体系。在此基础上，人智协同仅能发挥边际优化作用，技术赋能的提升空间被高度制度化治理机制压缩。反观低治理水平企业，一方面，深陷委托代理困境，股权制衡薄弱与内控缺位易引发人为决策偏差与机会主义投机行为；另一方面，从管理防御假说视角来看，低治理水平企业的管理层缺乏有效内外部约束，为规避风险与维护职位稳定，往往产生抵制变革的防御行为，导致供应链资源闲置与协作效率低下。然而，在人智协同模式下，人工智能依托底层数据穿透与客观算法规制，实质性绕开了经验盲区并大幅压缩了机会主义操作空间。同时，人力资本依托专业能力自上而下重构治理架构，强势破除管理层的变革抵制。这种算法客观性与专业人力的深度耦合精准弥补了制度漏洞，最终呈现出更强的技术赋能效果。

**表 8　异质性分析回归结果**

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) | (9) |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 数字化转型 | | 公司治理水平 | | 供应链网络地理位置 | | | 环境不确定性 | |
| | 高 | 低 | 高 | 低 | 东部 | 中部 | 西部 | 高 | 低 |
| *AH* | 0.161***<br>(6.656) | 0.067<br>(1.517) | 0.059**<br>(2.161) | 0.164***<br>(5.419) | 0.114***<br>(5.199) | 0.052<br>(0.810) | 0.228***<br>(3.064) | 0.179***<br>(4.944) | 0.114***<br>(3.612) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 14141 | 7555 | 11371 | 10358 | 17301 | 2837 | 2202 | 7655 | 8747 |
| Adj. $R^2$ | 0.044 | 0.073 | 0.050 | 0.047 | 0.047 | 0.072 | 0.121 | 0.048 | 0.045 |
| 组间系数差异 | | | 0.001 | | | | | 0.085 | |

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平下显著；括号内为稳健标准误对应的 *t* 值。组间系数差异 *P* 值是基于 Bootstrap 的费舍尔组合检验法，重复抽样 1000 次计算获得。

### (二)基于外部环境特征的异质性

外部环境特征从宏观层面决定了人智协同应用场景的迫切性与网络基础。进一步从区域产业生态与市场不确定性两个维度进行剖析。

第一，区域生态的集聚溢出效应。将样本按注册地划分为东部、中部、西部地区，表 8 的(5)列和(7)列表明，人智协同对供应链韧性的提升作用主要集中于东部与西部地区企业，其回归系数分别为 0.114 和 0.228，且均在 1%的水平上显著；而在中部地区样本中，该系数仅为 0.052 且未通过显著性检验。此差异深刻折射出宏观产业生态的区位特征与边际效应规律。具体而言，东部地区具备更完备的数字经济基础设施、密集的高端人力资本沉淀及成熟的产业集群，企业能以更低成本获取外部技术溢出与协同网络支持。西部地区则受益于国家战略强力倾斜，且其初始供应链基础薄弱、韧性短板突出，人智协同在重构本地供应网络时释放了极强的边际改善与补短板效应。相比之下，中部地区企业受到东部要素虹吸与西部政策红利的双向挤压，加之区域数字鸿沟与相对薄弱的供应链配套承载力，短期内难以充分释放人智协同的网络编排效能。

第二，环境不确定性的动态匹配效应。参考申慧慧等[42]的研究，构建行业环境不确定性变量，并以年度中位数分为两组。表 8 的(8)列和(9)列显示，高环境不确定性组的正向赋能系数为 0.179($p < 0.01$)，显著高于低不确定性组的 0.114。该经验证据高度契合动态能力理论的核心逻辑。在稳定环境中，传统精益管理模式尚可维持系统运转。然而，在面临剧烈外部冲击与市场动荡时，企业对风险预警与敏捷响应的诉求急剧上升。此时，人智协同的高频信息处理与柔性调度能力被最大化激发，其风险缓冲价值充分凸显，验证了技术能力与环境特征的动态匹配效应。

### (三)异质性与微观机制的逻辑互证

需要指出的是,上述异质性分析并非孤立的实证板块,而是与前文的机制检验形成了严密的逻辑互证体系。具体而言,机制检验已证实人智协同通过信息解蔽机制发挥赋能作用。据此推演,在原生信息环境较差、委托代理问题突出的企业中,技术带来的透明化红利理应具有更高的边际效用。表 8 的(4)列中低治理水平组展现出的强韧性增益,准确呼应了这一推演,深刻印证了人智协同的制度替代效应。同理,资源重组与敏捷响应机制亦在外部环境异质性中得到了实证印证。前文论证了人智协同能打破结构锁定并释放动态势能;而在异质性检验中,恰是处于高环境不确定性下的企业获得了最为显著的赋能红利。两处发现高度自洽,其底层逻辑在于:网络重组的柔性基座与敏捷响应的动态优势,唯有在外部冲击频发的动荡环境中才能被最大程度地转化为实质性的系统韧性。这种交叉互证构建了从微观传导路径到宏观情境边界的完整逻辑链条,进一步提升了研究结论的理论张力与严谨性。

## 七、拓展性分析

### (一)人智协同的要素解构与协同增效检验

人智协同的核心要义在于跨越单向技术赋能的边界,实现机器底层算力与人类高阶心智的深度互补。从理论演进来看,纯粹的智能算法在海量数据驱动下极易陷入数据噪音与情境脱节的困境,难以自动生成兼顾商业伦理与长远战略的最优解。而传统的人类决策者则受制于有限理性与认知带宽约束,难以基于全局异构数据对突发冲击做出瞬时响应。人智协同通过技术赋能方案生成与人类赋能价值甄别的双轮驱动,有效弥合了单一要素的内生缺陷。因此,相较于孤立的人工智能投入或单纯的人力资本积累,两者的耦合共生理应激发出协同增效作用,为企业供应链韧性提供更具弹性的底层驱动力。

为严谨验证上述理论推演,进一步将人智协同综合指标(*AH*)解构为人工智能(*AI*)与人力资本(*HM*)两个独立分项,并分别代入基准模型进行对比检验。从表 9 可以看出,二者单独投入均可提升供应链韧性,但要素边际贡献存在短板。人工智能赋能幅度相对更高却仅在 5%水平显著,说明脱离适配人才的智能投入落地效果不确定性较强;人力资本统计稳健但边际拉动幅度有限,回归系数仅有 0.087,说明单纯依靠人力优化供应链存在效率瓶颈。在此基础上,人智协同系数为 0.120($t$ = 5.964),在 1%统计水平显著为正。这一实证发现有力地证实了人机共生范式在应对复杂断链风险时的不可替代性,表明软算法与硬智力的耦合联动确实发挥了超越单一要素的效应,进一步夯实了本文的研究基座。

**表 9　人智协同指标分解回归结果**

| 变量 | (1) | (2) | (3) |
|---|---|---|---|
| | *Resil* | *Resil* | *Resil* |
| *AI* | 0.134** | | |
| | (2.057) | | |
| *HM* | | 0.087*** | |
| | | (6.051) | |
| *AH* | | | 0.120*** |
| | | | (5.964) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 22342 | 22342 | 22342 |
| Adj. $R^2$ | 0.043 | 0.045 | 0.045 |

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著;括号内为稳健标准误对应的 $t$ 值。

### (二)同群效应分析

在人智协同应用尚未广泛普及的初期,企业面临较高的信息搜寻成本与决策不确定性,难以独立评估该模式的长期经济价值。为应对外部环境的复杂性,依赖同群企业的行为信号成为焦点企业降低试错成本、缓解决策偏误的理性选择。现有研究通常将同群效应划分为行业与地区两个维度。就行业同群效应而言,同群企业面临高度相似的技术轨道与要素结构,焦点企业通过模仿业内领先者的人智协同实践,能够迅速积累经验并提升供应链韧性;就地区同群效应而言,地理邻近性降低了隐性知识的传播壁垒,企业间更易形成基于本地资源禀赋的共生学习网络,进而引发人智协同策略的空间趋同。

为检验上述逻辑,参考刘杨方姝和易志高[43]的做法,在剔除焦点企业当年观测值后,分别计算同年份同行业、同年份同城市其他企业人智协同水平的均值,以此构建行业同群效应(*PeerAHind*)与地区同群效应(*PeerAHarea*)的代理变量。表 10 的(1)列和(2)列中,行业与地区同群变量的估计系数均显著为正,表明人

智协同战略在企业间确实存在显著的同伴模仿与空间溢出效应。此外，(3)列和(4)列的进一步检验表明，相较于地区同群效应，行业同群效应对企业供应链韧性的正向驱动作用更为突出。

### (三)经济后果分析

前文实证已充分证实人智协同对微观企业供应链韧性的显著提升作用。在此基础上，进一步探讨这种微观层面的韧性增益能否跨越组织边界产生中、宏观层面的溢出效应，进而驱动焦点企业所在城市的产业结构优化与升级。

参考干春晖等[44]的研究设计，分别采用第三产业增加值与地区生产总值之比($Industrialstructure_1$)，以及基于三次产业产值占比构建的加权层级指数($Industrialstructure_2$)，来测度区域产业结构水平与产业结构整体升级水平。随后，将人智协同与企业供应链韧性的交乘项纳入回归模型，以检验其宏观经济后果。表10的(5)列和(6)列的结果显示，该交乘项的估计系数均显著为正。这表明人智协同在筑牢微观企业供应链安全底座的同时，作为一种新型数字生产力，切实发挥了赋能区域经济高质量发展、驱动宏观产业结构向高级化演进的战略溢出效应。

**表10　同群效应与经济后果检验回归结果**

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | *AH* | *AH* | *Resil* | *Resil* | $Industrialstructure_1$ | $Industrialstructure_2$ |
| *PeerAHind* | 0.414*** (10.882) | | 0.178** (2.091) | | | |
| *PeerAHarea* | | 0.187*** (11.500) | | 0.060 (1.163) | | |
| *AH×Resil* | | | | | 0.030** (2.076) | 0.226** (2.304) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 22249 | 21119 | 22249 | 21119 | 20527 | 20527 |
| Adj. $R^2$ | 0.308 | 0.305 | 0.043 | 0.044 | 0.152 | 0.145 |

注：***、**、*分别表示在1%、5%和10%水平下显著；括号内为稳健标准误下对应的 $t$ 值。

## 八、结论与建议

### (一)研究结论

以2013—2024年中国沪深A股上市公司为研究样本，系统探讨了人智协同对企业供应链韧性的影响及其微观作用机理。主要研究结论如下：

第一，人智协同显著提升了企业供应链韧性，且该结论在经历内生性处理、双重机器学习等系列稳健性检验后依然成立。这表明人智协同并非简单的技术工具叠加，而是重塑企业动态能力的新质生产力。它通过技术与人类的双向赋能，有效增强了企业供应链抵御外部冲击与快速恢复的能力。

第二，人智协同主要经由信息解蔽、资源重组与敏捷响应三重微观路径来重塑供应链的韧性。具体而言，人智协同通过降低不对称程度以破除信息遮蔽，通过降低供应商集中度以打破网络结构锁定，通过提升资源流转效率以释放动态势能，从而实现对经典“效率-韧性”悖论的战略破局。

第三，人智协同的赋能效应有着鲜明的情境特性，其效能发挥受到内外部环境两方面的限制。就内部特征而言，对于高数字化转型企业来说，人智协同表现出“1+1>2”的技术互补溢出，而对于低治理水平的企业，则起到了“雪中送炭”的关键制度代偿作用。从外部环境来看，其赋能红利更依赖于东部发达地区的区域集聚优势与西部地区的国家政策倾斜，且在面临高环境不确定性的动荡市场中也体现出很强的风险缓冲和动态适配价值。

第四，拓展性分析证实了人智协同具有不可替代性以及宏观溢出效应。要素解构显示，人工智能和人力资本深度耦合会产生超越单一要素的倍增效应。同群效应检验发现，人智协同战略在企业间存在显著的

同伴模仿与空间溢出,且行业同群效应的驱动作用强于地区同群效应。此外,微观供应链韧性的提升进一步产生了宏观层面的战略溢出,有效驱动了区域产业结构向高级化与整体升级演进。

### (二)政策启示

基于上述研究结论,本文为宏观政策设计与微观企业供应链治理提供如下启示:

第一,筑牢数字基建根基,打破区域与产业间的数据孤岛。鉴于人智协同赋能效应的区域集聚特征,政府应重点向中西部地区倾斜新基建资源,持续加大对底层算力网络的投入,以弥合区域数字鸿沟。同时,有关政府部门需带头塑造起跨行业,跨地区的供应链公共数据共享平台,制定出统一的数据互通准则,极大缩减企业获取外部环境信息时所花费的搜寻成本,为产业链的全面透明化提供公共产品保障。

第二,深化人机共生观念,重塑组织的动态能力。人智协同的核心在于双向赋能,管理者应跳出"唯算法论"的盲区。企业不仅需加大智能硬件的资本投入,更应注重全员数字素养的培育与业务流程的柔性重构。要充分发挥机器的算力来处理海量异构的数据与执行高频次的常规决策,从而释放人类专家的认知带宽,使其聚焦于应对非结构化危机与高阶战略博弈,进而真正构建起具备自我演化能力的高韧性组织。

第三,坚持权变治理导向,构筑差异化韧性防线。数字化基础薄弱的企业须优先完善底层数据中台,切忌盲目引入高阶算法而引发系统内耗;治理结构尚不完善的企业,可积极引入智能监测系统作为客观决策辅助,精准弥合内部制度短板。此外,处于高动荡市场中的企业,更应将人智协同确立为关乎生死存亡的"顶配战略",将应对外部冲击的被动善后彻底转变为主动防御。

第四,释放同伴学习红利,牵引宏观产业结构升级。结合人智协同的同群效应与宏观溢出特征,应积极构建多主体协同的生态网络。行业层面,应加快提炼并推广头部企业的人机协同标杆案例,利用同群模仿效应加速全行业的智能化普及;宏观管理层面,应将支持企业构建高韧性供应链作为产业政策的重要抓手,通过微观主体的提质增效,自下而上地驱动区域经济高质量发展与产业结构整体跃迁。

## 参考文献


[1] CRAIGHEAD C W, BLACKHURST J, RUNGTUSANATHAM M J, et al. The severity of supply chain disruptions: Design characteristics and mitigation capabilities[J]. Decision Sciences, 2007, 38(1): 131-156.

[2] TUKAMUHABWA B R, STEVENSON M, BUSBY J, et al. Supply chain resilience: Definition, review and theoretical foundations for further study[J]. International Journal of Production Research, 2015, 53(18): 5592-5623.

[3] 陈澍, 韩清, 张伯超. 企业人工智能技术水平与劳动力需求结构变化: 基于大语言模型的新方法和新发现[J]. 技术经济, 2025, 44(1): 1-13.

[4] 盛昭瀚, 王海燕, 胡志华. 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.

[5] 肖兴志, 李少林. 大变局下的产业链韧性: 生成逻辑、实践关切与政策取向[J]. 改革, 2022, (11): 1-14.

[6] SHEFFI Y, RICE JR J B. A supply chain view of the resilient enterprise[J]. MIT Sloan Management Review, 2005, 47(1): 41-48.

[7] 吴晓波, 冯潇雅. VUCA 情境下运营冗余对组织韧性的影响——持续创新能力的调节作用[J]. 系统管理学报, 2022, 31(6): 1150-1161.

[8] 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.

[9] 洪银兴, 王坤沂. 新质生产力视角下产业链供应链韧性和安全性研究[J]. 经济研究, 2024, 59(6): 4-14.

[10] 张进澳, 何巍, 黄晓, 等. 人工智能、数据要素协同赋能新质生产力——基于宏观和微观双重视角的实证分析[J/OL]. 情报科学,1-26[2026-08-05]. https://link.cnki.net/urlid/22.1264.g2.20251223.1451.022.

[11] 罗然, 王晰巍, 李姝璇, 等. 信息生态视角下 AIGC 驱动的人智协同共生: 理论框架与实践路径[J]. 现代情报, 2026, 46(2): 126-135.

[12] RAISCH S, FOMINA K. Combining human and artificial intelligence: Hybrid problem-solving in organizations[J]. Academy of Management Review, 2025, 50(2): 441-464.

[13] 于翔, 牛彪, 夏帅. 人智协同对企业劳动生产率的影响机制[J]. 研究与发展管理, 2025, 37(3): 40-52.

[14] 喜存虎, 雷宏振, 屈晓倩, 等. 智能制造情境中信息型断裂对团队新产品创造力的驱动机制[J]. 科技进步与对策, 2025, 42(15): 129-139.

[15] 袁帅, 于翔. 相得益彰: 人智协同如何影响企业投资效率? [J/OL]. 外国经济与管理, 1-19[2026-04-01]. https://doi.org/10.16538/j.cnki.fem.20260226.202.

[16] JARRAHI M H. Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making[J]. Business Horizons, 2018, 61(4): 577-586.

[17] 余怒涛，成杭，阮萍，等. 耐心资本赋能供应链韧性了吗？——兼论有效市场与数字经济的调节效应[J]. 财经论丛，2026，42(7)：65-75.
[18] SIRMON D G，HITT M A，IRELAND R D，et al. Resource orchestration to create competitive advantage：Breadth，depth，and life cycle effects[J]. Journal of Management，2011，37(5)：1390-1412.
[19] SHEFFI Y，RICE JR J B. A supply chain view of the resilient enterprise[J]. MIT Sloan Management Review，2005，47(1)：41-48.
[20] 戚聿东，肖旭. 数字经济时代的企业管理变革[J]. 管理世界，2020，36(6)：135-152.
[21] IVANOV D，DOLGUI A，SOKOLOV B. The impact of digital technology and Industry 4.0 on the ripple effect and supply chain risk analytics[J]. International Journal of Production Research，2019，57(3)：829-846.
[22] 陈剑，黄朔，刘运辉. 从赋能到使能——数字化环境下的企业运营管理[J]. 管理世界，2020，36(2)：117-128.
[23] DUBEY R，GUNASEKARAN A，CHILDE S J，et al. Big data and predictive analytics and manufacturing performance：Integrating institutional theory，resource-based view and big data culture[J]. British Journal of Management，2019，30(2)：341-361.
[24] BRANDON-JONES E，SQUIRE B，AUTRY C W，et al. A contingent resource-based perspective of supply chain resilience and robustness[J]. Journal of Supply Chain Management，2014，50(3)：55-73.
[25] GROVER V，CHIANG R H L，LIANG T P，et al. Creating strategic business value from big data analytics：A research framework[J]. Journal of Management Information Systems，2018，35(2)：388-423.
[26] RAISCH S，KRAKOWSKI S. Artificial intelligence and management：The automation-augmentation paradox[J]. Academy of Management Review，2021，46(1)：192-210.
[27] CRAIGHEAD C W，BLACKHURST J，RUNGTUSANATHAM M J，et al. The severity of supply chain disruptions：Design characteristics and mitigation capabilities[J]. Decision Sciences，2007，38(1)：131-156.
[28] CHOI T Y，KRAUSE D R. The supply base and its complexity：Implications for transaction costs，risks，responsiveness，and innovation[J]. Journal of Operations Management，2006，24(5)：637-652.
[29] GOLDFARB A，TUCKER C. Digital economics[J]. Journal of Economic Literature，2019，57(1)：3-43.
[30] KRAKOWSKI S，LUGO-OCANDO J，BOURAOUI T. Artificial intelligence and the changing sources of competitive advantage[J]. Strategic Management Journal，2023，44(6)：1425-1452.
[31] 何新江，王钦鹏，杨铭杰. 人工智能对新质生产力影响的研究：来自中国 A 股上市企业的经验证据[J]. 技术经济，2025，44(2)：97-114.
[32] 张树山，谷城. 企业数字化转型与供应链韧性[J]. 南方经济，2024(8)：137-158.
[33] 陶长琪，丁煜. 数据要素何以成为创新红利？——源于人力资本匹配的证据[J]. 中国软科学，2022(5)：45-56.
[34] 姚加权，张锟澎，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.
[35] 袁蓉丽，李瑞敬，孙健. 董事的信息技术背景能抑制盈余管理吗[J]. 南开管理评论，2021，24(4)：161-173.
[36] 李果，白云朴. 人工智能应用如何影响制造企业创新绩效?[J]. 财经论丛，2024(12)：102-112.
[37] 于蔚，汪森军，金雪军. 政治联系和融资约束：信息不对称的折中效应[J]. 经济研究，2012，47(9)：125-139.
[38] 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.
[39] 姚正海，李昊泽，姚佩怡. ESG 表现对企业供应链韧性的影响[J]. 首都经济贸易大学学报，2025，27(2)：95-112.
[40] 吴非，胡慧芷，林慧妍,等. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界，2021，37(7)：130-144,10.
[41] 周宏，周畅，林晚发,等. 公司治理与企业债券信用利差——基于中国公司债券 2008—2016 年的经验证据[J]. 会计研究，2018(5)：59-66.
[42] 申慧慧，于鹏，吴联生. 国有股权、环境不确定性与投资效率[J]. 经济研究，2012，47(7)：113-126.
[43] 刘杨方姝，易志高. 企业数据资产信息披露的同群效应研究[J]. 技术经济，2026，45(1)：107-119.
[44] 干春晖，郑若谷，余典范. 中国产业结构变迁对经济增长和波动的影响[J]. 经济研究，2011，46(5)：4-16.

# Breaking the "Efficiency-resilience" Paradox: How Can Human-AI Collaboration Reshape Supply Chain Resilience?

Pei Xiao[1], Liu Yong[1], Yuan Shuai[2]

(1. School of Economics and Management, Yangtze University, Jingzhou 434023, China;
2. School of Business, Nankai University, Tianjin 300071, China)

**Abstract**: How to break the "efficiency-resilience" paradox in the context of the digital economy is a major strategic issue for enterprises in coping with complex and volatile market environments. Data from Chinese A-share listed companies in Shanghai and Shenzhen from 2013 to 2024 were analyzed. Based on resource orchestration theory and the perspective of human-machine symbiosis, an enterprise "human-intelligence collaboration" indicator using natural language processing technology was constructed and a coupling coordination model, and its impact on supply chain resilience and the underlying mechanisms was empirically tested. The main findings are as follows. Firstly, human-intelligence collaboration can significantly enhance enterprise supply chain resilience. Secondly, mechanism tests indicate that human-intelligence collaboration achieves a strategic break of the classical "efficiency-resilience" paradox through three micro-level pathways: information decoding, resource recombination, and agile response. Thirdly, heterogeneity analysis shows that the empowerment effect of human-intelligence collaboration is more prominent in enterprises with high digitalization, weaker corporate governance, high environmental uncertainty, and in specific regions (eastern and western China), deeply confirming the features of technological complementarity, institutional substitution, and dynamic matching. In addition, exploratory research finds that the deep coupling of artificial intelligence and human capital produces a synergistic multiplicative effect that exceeds the simple additive effect of individual elements. It can not only induce significant peer effects among micro-level enterprises but also generate strategic spillovers at the macro level, thereby driving regional industrial structure upgrading. It conclusions provide a theoretical basis and decision-making reference for Chinese governments and enterprises to establish a human-intelligence collaborative symbiotic mechanism and to build a robust supply chain security defense system in the digital age.

**Keywords**: human-AI collaboration; corporate supply chain resilience; the efficiency-resilience paradox; resource orchestration; human-machine symbiosis; herd effect