

# 人工智能与企业供应链风险

——来自上市公司年报文本挖掘的经验证据

张誉夫 谢建国 杨洪娜

(南京大学商学院, 江苏 南京 210093)

**摘要:**提升风险治理能力是构筑现代产业体系、提升产业链韧性的重要抓手。本文基于2007—2022年中国沪深A股上市公司数据,实证检验了人工智能对企业供应链风险的影响。研究发现,人工智能技术应用能够显著降低企业的供应链风险水平。机制研究表明,人工智能会通过推动供需协调、促进供应链配置优化两个渠道来降低供应链风险。异质性分析发现,人工智能对供应链风险的抑制效应在处于初创期或内部资源整合能力较强的企业、营商环境较差或信息割裂程度较高的地区、技术水平较高或竞争程度较高的行业更为明显。本文为人工智能应用赋能供应链韧性治理提供了经验支持,同时也为预防和应对复杂环境下的供应链风险提供了可行方案。

**关键词:**人工智能;供应链风险;供需协调;供应链配置优化;产业链供应链韧性

**中图分类号:**F274 **文献标识码:**A **文章编号:**1003-5230(2026)01-0118-15

## 一、引言

党的二十大报告强调,要“着力提升产业链供应链韧性和安全水平”。在全球经济一体化进程持续加速、新技术应用深度赋能的当下,供应链自主可控已然成为企业提升核心竞争力的关键抓手,供应链稳定性与安全性不仅直接关乎企业的健康发展,更深刻关系到国家产业体系的稳健运行。当前国内国际双循环加速演变,全球供应链风险持续攀升。从外部循环来看,贸易摩擦持续加码、“逆全球化”思潮抬头和地缘冲突加剧所导致的原材料供应中断、物流运输受阻以及采购价格飙升等供给侧冲击使得不确定性和波动性逐渐成为供应链新常态。从内部循环来看,数字化时代下买方市场造成的市场需求不确定性日益增加,多元化和个性化定制趋势带来的订单碎片化使得企业面临的供应链运营压力渐增。在此背景之下,探究构筑安全、合规、可持续和有韧性的供应链既是增强中国产业综合

**收稿日期:**2025-04-10

**基金项目:**国家社会科学基金重点项目“全球化与逆全球化问题研究”(24AZD050);国家自然科学基金项目“基于要素生产与要素创造的大国贸易利益分配:逻辑、动力与测度研究”(72073062)

**作者简介:**张誉夫(1997—),男,山东威海人,南京大学商学院博士生;

谢建国(1973—),男,湖南耒阳人,南京大学商学院教授,博士生导师;

杨洪娜(1996—),女,山东临沂人,南京大学商学院博士生。

竞争力、提高产业链供应链自主可控水平的必然要求,也对构筑以国内大循环为主体、国内国际双循环相互促进的新发展格局具有重要的理论价值和现实意义。

随着新一代人工智能技术的迅猛发展,人工智能与实体经济及供应链系统的融合正日益深化。利用人工智能技术构建供应链上各主体实时数据的交互机制,有助于打破单个企业的应用边界,这种跨组织的信息传递模式使得信息共享和业务协同范围从企业内部拓展至全链条网络。根据深圳市人工智能产业协会研究部综合统计,截至2024年,全球人工智能核心产业规模达8643亿美元,同比增长22.1%<sup>①</sup>。国务院2017年发布的《新一代人工智能发展规划》将人工智能发展上升为国家战略,明确提出推动人工智能在制造、交通和物流等领域的应用,强调利用人工智能技术提升供应链效率和协同能力。随后,国家发展和改革委员会等五部门于2020年出台的《国家新一代人工智能标准体系建设指南》以建立新一代人工智能标准体系为目标,加强顶层设计和宏观指导,促进创新成果与产业深度融合,企业供应链管理迎来智能化转型的快速发展阶段。那么,人工智能技术能否成为企业降低供应链风险的核心驱动力?其具体作用机制是什么?不同情境会对人工智能效应的发挥产生何种差异化的影响?对上述问题的回答不仅可以为揭示数字技术与供应链风险治理的内在关联提供理论支撑,进一步拓展技术赋能企业风险管理的研究边界,同时还为构筑供应链韧性、提升实体企业抗风险能力提供决策参考。

相较既有文献,本文的边际贡献主要体现在三个方面。第一,区别于现有基于数字化视角对企业供应链治理路径的讨论,本文从更加细化的人工智能视角切入,探讨其对供应链风险的影响效应,为探究人工智能技术赋能企业风险治理提供实证证据。这有助于丰富和完善供应链风险管理理论以及人工智能技术在经济领域应用的相关理论,为后续研究奠定更加坚实的理论基础。第二,已有研究大多从供应链效率入手探讨数字技术赋能效果,较少直接分析人工智能技术对供应链风险的影响。本文立足于个体异质性风险感知,利用机器学习的方法构建企业层面供应链风险指标,有效识别了人工智能对企业供应链风险的抑制作用及影响渠道,为企业层面的供应链风险治理研究提供思路与启发。第三,在政策启示方面,本文从企业、地区及行业多个维度讨论了人工智能技术对供应链风险抑制效应的异质性作用,为针对性布局人工智能产业及优化供应链体系提供了经验证据。

## 二、文献综述、理论分析与研究假设

### (一)文献综述

#### 1.人工智能的经济效应研究

作为一种通用目的技术,人工智能通过机器学习、大数据处理及算法优化等方式模拟人类智能决策及执行特定任务,其具备自动化、智能化和自我学习升级的特点,对实体经济产生了重要影响。一方面,大多数文献从劳动力市场切入,探讨人工智能的经济后果。例如,Acemoglu和Restrepo以美国劳动力市场为研究对象,发现机器人应用会减少就业、降低工资,且这种负向影响主要集中于制造业和常规体力及蓝领等职业<sup>[1]</sup>。Autor和Dorn指出自动化技术加剧美国劳动力市场两极分化,低技能服务岗位需求增加<sup>[2]</sup>;而Acemoglu和Restrepo则认为人工智能对低技能工人就业的替代效应明显,这进一步加剧了就业市场不平等<sup>[3]</sup>。另一方面,现有文献还讨论了人工智能对国际贸易和全球价值链分工的影响。既有研究表明,人工智能技术具有显著的资本偏向性特征,能够通过资本替代劳动重塑企业要素结构,并通过降低交易成本促使企业在全局范围内进行生产工序的分割与外包,最终影响全球价值链分工格局<sup>[4]</sup>。吕越等从微观视角进一步检验了人工智能对中国企业参与全球价值链分工的推动作用<sup>[5]</sup>。

#### 2.供应链风险的影响因素研究

供应链风险作为企业供应链管理实践中的核心议题,已经引起学术界的广泛关注。相关研究主要从供应链风险的概念、影响因素以及经济后果等方面展开。供应链风险指供应链中可能出现的对预期目标的偏离,从而导致各环节增值活动减少<sup>[6]</sup>。供应链风险的来源多样,包括政策变化、经济周

期波动、法律环境改变和自然灾害等<sup>[7]</sup>。例如,Carvalho等聚焦于地震等自然灾害对供应链的影响,研究表明自然灾害不仅会迅速冲击供应链的上下游供应商和客户,还会波及间接关联企业,引发生产设备损坏和原材料及零部件短缺,导致供应链中断、供应链整体运行效率大幅下降<sup>[8]</sup>。同时,经济政策演变也会影响企业管理决策,如经济政策不确定性增加时,企业会通过调整客户组合来应对风险<sup>[9]</sup>。魏龙等利用双重差分法实证发现制造强国战略能够显著提升重点领域企业的供应链多元化程度,从而有效分散供应链风险<sup>[10]</sup>。此外,宏观层面的贸易便利化程度也会对供应链产生影响。段文奇等发现,贸易便利化显著降低了企业贸易成本和提升了供应链多元化水平,提高了企业在面对供需风险时的反应速度和应对能力<sup>[11]</sup>。类似地,刘啟仁等基于供需平衡视角发现,自由贸易试验区建设能够显著降低企业供应链风险<sup>[12]</sup>。

### 3. 数智赋能对供应链的影响研究

基于大数据驱动的决策支持、自动化流程优化、信息壁垒消解及智能预测等方面的优势,数智化技术对供应链管理产生了深远影响。既有文献大多从供应链配置视角对数智技术如何赋能供应链管理进行讨论。例如,巫强和姚雨秀的研究表明,企业数字化转型会降低供应链集中度,进而促进供应链配置多元化<sup>[13]</sup>。郭家琛等运用文本分析法指出,企业数智化转型能够通过提高信息资源流通速度与准确性、优化供需结构与交付流程、提升供应链资金交易效率与安全性,进而降低供应链集中度<sup>[14]</sup>。此外,还有文献从供应链韧性视角出发,讨论了数字化赋能对企业供应链韧性的促进作用。例如,葛新庭等认为,企业数字化转型有利于增强企业外部资源管控能力和内部资源整合能力,提升供应链韧性<sup>[15]</sup>。宋冬林等基于社会网络视角发现,企业数字化转型有助于增强供应链的预防能力、适应能力和恢复能力,进而提升供应链韧性<sup>[16]</sup>。

综上,不少研究已经分别针对人工智能和供应链风险相关话题展开了丰富探讨,然而通过定量分析讨论人工智能对供应链风险影响及作用渠道的文献还较为匮乏,多数研究仍停留在定性层面。作为产业链供应链中的核心微观主体,企业人工智能应用与其供应链风险水平之间的关系尚未厘清。基于此,本文尝试从供需协调与供应链配置两个方面探究人工智能如何降低企业供应链风险,为企业充分利用人工智能新技术构建关键领域供应链监测预警体系、提升供应链透明度和可预测性提供经验证据,并为防范供应链中断风险以及保障产业安全提供政策启示。

## (二) 理论分析与研究假设

### 1. 人工智能赋能企业供需协调能力提升

随着专业化分工的持续深化,企业融入供应链环节的广度与深度进一步提升,形成愈发复杂的供应链网络。在参与复杂网络的过程中,节点企业的供需两端匹配性显著影响其生产运营效率,进一步作用于企业所面临的供应链风险水平。从短期来看,企业供给端和需求端的匹配程度会影响企业自身的生产效率、库存周转及交易成本。供需协调性不足会干扰企业生产计划,拉长库存周转周期,并迫使企业投入更多的仓储与运输成本,从而推高供应链风险。从长期来看,持续的供需失衡可能对企业市场竞争力、发展战略乃至行业地位造成冲击。在供应链管理实践中,供需协调性不足还会制约企业流动性,进而提高供应链风险。因此,提升供需协调能力是企业减少供需错配损失、维持供应链稳定运行的关键。人工智能技术的融入为企业优化供需匹配提供了新的可能,借助其在数据处理与智能决策方面的优势,企业得以更精准地衔接生产与销售,强化供需协调,从而有效降低供应链风险。据此,本文从需求预测精度提升与跨企业协同效率优化两方面剖析人工智能如何赋能企业供需协调能力提升。

第一,人工智能赋能企业需求预测。需求信息在供应链传递过程中的逐级放大是导致企业库存积压或断供风险的核心诱因,下游客户企业的需求变动会沿着供应链向上游传导,并导致上游供应商生产规模的剧烈变化<sup>[17]</sup>。而在部署人工智能后,企业可以通过机器学习算法和自然语言技术处理销售数据、社交媒体舆情及天气数据等多源信息,挖掘和分析市场需求的动态变化,精准识别市场需求变动趋势,降低预测误差,相较于传统的市场调研和预测方法具有更为突出的优势<sup>[18]</sup>。通过提升需

求预测精度,人工智能可以帮助企业有效抑制传统供应链中由于“长鞭效应”引致的需求信息失真问题,从而优化库存准备和生产安排,实现供给端的柔性调整。基于上述分析,企业可以利用人工智能的需求预测技术减少管理者主观判断偏差,进而提升企业供需协调能力,更好地防控供应链管理中的需求波动风险。

第二,人工智能促进跨企业协同效率提升与供需协调成本节约。在供需匹配过程中,受供求双方的信息不对称等因素影响,节点企业往往需要承担高额的市场搜寻成本以及因信息滞后、合同执行不透明而导致的谈判和监督成本,进而降低供应链运行效率<sup>[19]</sup>。基于区块链技术,人工智能为企业信息交流提供协作平台,促进数据共享机制革新。在分布式账本驱动下,供应链各环节数据的同步性大幅提高,有效实现了供需双方信息的实时共享、快速响应和高效协同,进而降低供应链节点间的信息不对称程度与交易成本,打破“数据孤岛”,提升不同主体间的信息透明度<sup>[20]</sup>。同时,借助智能合约技术,企业可以优化业务流程,增进与供应链合作节点间的互信程度、减少合同纠纷,进而提升跨企业协同效率。此外,依托人工智能平台,企业可以通过多主体协同算法,提升计算效率,缩短供应商响应时间,实现需求端与供给侧的精准协同与供应链网络优化,实现供需匹配的动态优化<sup>[21]</sup>。

基于此,本文提出假设 1:人工智能可以有效推进供需协调,进而降低企业的供应链风险。

## 2.人工智能赋能企业供应链配置优化

如果企业供应链分布过于集中,仅依赖少数几个供应商、生产基地或销售渠道,那么一旦关键环节出现问题,如供应商破产、生产基地遭受自然灾害或主要销售渠道被切断,企业将面临巨大的供应链风险,可能导致原材料供应中断、生产停摆以及产品销售受阻等一系列问题。陈胜蓝和刘晓玲的研究表明,在客户高度集中的条件下,上游企业受到下游客户的压迫,会低价出售产品和为下游客户提供商业信用担保,从而承担更多的流动性风险<sup>[22]</sup>。根据既有研究,企业通过多元化合作来源及与合作节点间进行知识共享,可以增强抵御供应链风险的能力,并提升供应链韧性<sup>[15]</sup>。Grossman 等的研究也表明,供应关系多元化是提高供应链韧性、预防供应链风险的重要手段<sup>[23]</sup>。在应用人工智能技术后,企业供应链多元化配置能力将得到有效提升,整体供应链韧性增强。企业可以通过供应链网络减少对单一供销渠道的依赖,从而起到分散风险的作用。鉴于此,本文从信息约束化解和专业化分工深化视角切入,分析人工智能如何通过提升企业多元化配置能力降低供应链风险。

第一,人工智能有助于企业化解信息约束。在新一代人工智能技术支持下,企业能够以较低成本获取海量市场信息<sup>[24]</sup>。基于这些市场数据,企业可以快速寻找和识别更多可供选择的潜在交易对象<sup>[25]</sup>。一方面,智能化设备应用和平台搭建帮助企业在宣传推广等方面打破时空界限,增强客户群体对企业的感知,为潜在合作达成提供可能<sup>[26]</sup>;另一方面,相较于以往传统的信息检索与数据处理手段,人工智能借助智能交互与认知计算等技术高效准确地提取关键信息,并通过持续性动态学习能力,实现关键数据的自动化筛选与辅助决策,缓解企业信息处理效率不高、有效性不足的问题<sup>[27]</sup>,进而为企业筛选合作伙伴提供了技术支撑。

第二,人工智能有助于重塑分工体系,提升企业专业化分工水平。相较于纵向一体化生产,专业化分工使企业在上下游协作中更注重识别商业关联伙伴,以此拓展与产业链各节点间的协作关系<sup>[19]</sup>。而人工智能技术的发展,推动了企业生产边界向专业化分工方向演进<sup>[28]</sup>。专业化分工模式的深化使企业在生产实践中表现出更强的产业链供应链协同需求,更倾向于在市场中与其他供应链节点开展交换来实现自身的资源配置优化与生产效率提升。因此,在推动企业分工深化的过程中,人工智能不仅为企业多元化配置供应链交易商提供需求引导,也为节点企业间的交流合作创造可能,从而赋能企业供应链配置的持续优化。

综上所述,人工智能通过化解外部信息约束和深化专业化分工赋能企业供应链配置优化,促进供应链韧性构筑与风险分散,进而降低企业供应链风险。

基于此,本文提出假设 2:人工智能可以有效优化供应链配置,进而降低企业的供应链风险。

### 三、研究设计

#### (一)模型设定

为检验人工智能技术对企业供应链风险的影响,本文设定如下计量模型进行回归分析:

$$scr_{it} = \alpha + \beta ai_{it} + \delta Controls + \lambda_i + \gamma_t + \epsilon_{it} \quad (1)$$

式(1)中,下标  $i$  表示企业,下标  $t$  表示年份, $scr_{it}$  表示企业供应链风险。 $ai_{it}$  表示人工智能水平。 $Controls$  表示一系列控制变量。 $\lambda_i$  和  $\gamma_t$  分别表示企业及年份固定效应, $\epsilon_{it}$  表示随机干扰项。

#### (二)变量选择

##### 1.被解释变量

企业的供应链风险水平( $scr$ )。既有相关研究衡量供应链风险的方法较为多样,包括直接使用自然灾害及相关政策冲击等事件予以替代,抑或是使用供需偏离度等财务指标法进行测度。然而,使用事件研究方法很难精准地揭示各个企业面临的供应链风险差异,而使用财务指标则可能无法直接对生产网络受到的冲击进行精准测度。鉴于此,本文基于机器学习的方法,利用上市公司年报中“管理层讨论与分析”(MD&A)模块的非结构化文本数据较为精确地测度不同企业的供应链风险。具体而言,首先,本文参考 Ersahin 等、张誉夫和熊永莲的做法<sup>[29][30]</sup>,筛选“供应链”和“风险”的相关词组,用以构建供应链风险词表。其次,对 Python 爬取的年报 MD&A 部分进行处理,剔除所有数字、英文字母、除句号外的所有标点和特殊符号,以中文句号为分隔符将文本分割为句子,调用 Python 中的 jieba 分词模块对每个句子进行分词。在此基础上,在文本中定位与供应链相关的关键词,并在其同一行或者上下行一定间隔内寻找与风险相关的关键词。最后,统计两组关键词同时出现的频次,并以当年该上市公司年报 MD&A 模块总字数进行标准化处理。具体测算公式为:

$$scr_{it} = \frac{100 \times \sum_p^{B_{it}} \{I[p \in SC] \times I(|p - r| \leq 15)\}}{B_{it}} \quad (2)$$

式(2)中, $scr_{it}$  表示企业  $i$  在  $t$  年的供应链风险; $I[\cdot]$  是示性函数,对于中括号集合中的元素赋值为 1,不在集合中的元素赋值为 0; $p$  表示年报 MD&A 文本中的词语; $SC$  是所有与供应链相关的关键词列表; $B_{it}$  为年报中 MD&A 模块的总字数; $r$  是与  $p$  文本距离最近的风险相关关键词。本文在 MD&A 文本中定位供应链关键词后,在其前后 15 个字间隔内寻找与风险相关的关键词<sup>②</sup>。

##### 2.核心解释变量

人工智能水平( $ai$ )。采用各上市公司人工智能专利申请数量加 1 的自然对数值来测算企业人工智能水平,专利数据来源于国家知识产权局。具体而言,本文首先筛选出上市公司作为研究对象,其次对样本期间各上市公司申请专利名称中含有人工智能(自动化、智能化和数智化)关键词的条目进行检索,最后基于年份—上市公司维度对人工智能专利申请数量进行求和统计。

##### 3.控制变量

参考既有研究<sup>[12]</sup>,本文选取企业和地区两个层面的控制变量,以控制潜在影响因素的干扰。企业层面控制变量包括:企业年龄( $age$ ),以当年年份与上市年份之差加 1 取自然对数表示;企业规模( $size$ ),以企业总资产取自然对数表示;总资产净利润率( $roa$ ),以企业净利润与总资产的比值衡量;现金流量( $cflow$ ),以企业经营活动产生的现金流净额与总资产之比表示;独董占比( $indrate$ ),以企业独董占董事会人数之比表示;董事会规模( $board$ ),以企业董事会人数取自然对数表示;企业性质( $state$ ),以企业是否为国有企业的虚拟变量衡量。地区层面控制变量包括:地区人口规模( $pop$ ),以地级市总人口取自然对数衡量;地区经济发展水平( $gdp$ ),以地级市 GDP 取自然对数衡量;地区第二产业发展水平( $secind$ ),以地级市第二产业增加值取自然对数表示。

#### (三)数据来源与处理

本文选取 2007—2022 年中国沪深 A 股上市公司为研究样本<sup>③</sup>,上市公司年报数据来源于新浪财经,其他企业层面的财务数据及供应链关系数据均来源于希施玛(CSMAR)数据库,地区层面数据来

源于国家统计局。为保证数据质量,本文按照如下标准进行样本处理与筛选:(1)剔除样本期内被ST、\*ST以及退市的企业样本;(2)剔除金融保险行业的样本;(3)剔除部分财务数据缺失的企业样本;(4)对文中主要连续变量进行双边1%的缩尾处理。经过以上处理,本文总共获得36658个样本。变量的描述性统计见表1,可以发现,供应链风险和人工智能指标的均值分别为0.058和0.304,标准差分别为0.045和0.697,说明不同企业的供应链风险水平和人工智能水平存在较大差异,其他变量的描述性统计结果与已有文献基本一致。

表1 描述性统计

变量符号	变量名称	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>scr</i>	供应链风险水平	36658	0.058	0.045	0.000	0.208
<i>ai</i>	人工智能水平	36658	0.304	0.697	0.000	3.296
<i>age</i>	企业年龄	36658	2.022	0.920	0.000	3.332
<i>size</i>	企业规模	36658	22.079	1.331	19.408	26.210
<i>roa</i>	总资产净利润率	36658	0.037	0.070	-0.313	0.217
<i>cflow</i>	现金流量	36658	0.047	0.073	-0.184	0.255
<i>indrate</i>	独董占比	36658	0.376	0.054	0.333	0.571
<i>board</i>	董事会规模	36658	2.121	0.198	1.609	2.639
<i>state</i>	企业性质	36658	0.321	0.467	0.000	1.000
<i>pop</i>	地区人口规模	36658	8.003	0.689	5.841	8.864
<i>gdp</i>	地区经济发展水平	36658	10.484	0.821	7.814	11.772
<i>secind</i>	地区第二产业发展水平	36658	9.552	0.902	6.717	10.875

#### 四、实证结果与分析

##### (一)基准回归

本文基于式(1)进行基准回归估计,表2第(1)~(3)列分别为无控制变量以及依次添加企业和地

表2 基准回归结果

	(1)	(2)	(3)
	<i>scr</i>	<i>scr</i>	<i>scr</i>
<i>ai</i>	-0.018*** (0.004)	-0.011*** (0.004)	-0.011*** (0.004)
<i>age</i>		-0.010*** (0.001)	-0.009*** (0.001)
<i>size</i>		-0.008*** (0.001)	-0.007*** (0.001)
<i>roa</i>		0.002 (0.004)	0.002 (0.004)
<i>cflow</i>		0.004 (0.003)	0.004 (0.003)
<i>indrate</i>		0.001 (0.007)	0.002 (0.007)
<i>board</i>		0.000 (0.003)	0.001 (0.003)
<i>state</i>		-0.005*** (0.002)	-0.005*** (0.002)
<i>pop</i>			0.001 (0.010)
<i>gdp</i>			-0.014*** (0.005)
<i>secind</i>			-0.006 (0.007)
常数项	0.059*** (0.000)	0.243*** (0.016)	0.395*** (0.063)
企业固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.590	0.603	0.603
N	36658	36658	36658

注:\*、\*\*和\*\*\*分别表示10%、5%和1%的显著性水平,括号内为企业层面聚类标准误,下表同。

区控制变量后的估计结果。由表 2 可知,核心解释变量的估计系数均显著为负。上述结果表明,人工智能显著降低了企业的供应链风险,且依次添加控制变量并未影响人工智能估计系数的显著性。人工智能为企业供应链管理与配置提供了有力的技术支撑,随着企业对人工智能的逐步部署与应用,企业的供应链风险水平将进一步降低。

## (二)稳健性检验

### 1. 替换核心解释变量设定

本文使用三种方法重新测度企业的人工智能水平并进行稳健性检验。第一,本文参考姚加权等的做法构建人工智能词典<sup>[31]</sup>,在上市公司年报文本中检索人工智能词典中涉及的关键词。考虑到存在 0 值样本的情况,本文基于各上市公司年报中人工智能关键词数量加 1 后再取自然对数,得到人工智能替换指标( $ai_1$ )。第二,在前一种测度方法基础上,本文构建基于人工智能扩展词汇的补充指标,具体方法是:在统计词频时,通过模糊匹配方式在语料库中寻找原词典中人工智能词汇的同义词,将其出现的次数与原有的人工智能关键词词频数相加,最终以新测算的词频数加 1 取自然对数值构建企业人工智能技术的替换指标( $ai_2$ )。第三,借鉴孙文远和刘于山的做法<sup>[32]</sup>,采用企业固定资产报表中公布的机器设备账面价值与员工数之比衡量企业的人工智能采纳程度( $ai_3$ )。表 3 第(1)~(3)列结果显示,替换核心解释变量设定后,本文研究结论仍然成立。

表 3 稳健性检验结果 I

	替换核心解释变量设定			替换被解释变量设定				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>scr</i>	<i>scr</i>	<i>scr</i>	<i>scr_10dis</i>	<i>scr_20dis</i>	<i>scs</i>	<i>scs_10dis</i>	<i>scs_20dis</i>
$ai_1$	-0.001* (0.000)							
$ai_2$		-0.001** (0.000)						
$ai_3$			-0.008** (0.003)					
$ai$				-0.008** (0.003)	-0.011** (0.005)	0.080** (0.033)	0.072** (0.031)	0.079** (0.033)
常数项	0.388*** (0.063)	0.387*** (0.063)	0.400*** (0.062)	0.326*** (0.051)	0.510*** (0.079)	1.776*** (0.531)	1.528*** (0.499)	1.747*** (0.536)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.603	0.603	0.606	0.587	0.608	0.640	0.651	0.639
N	36658	36658	36470	36658	36658	36658	36658	36658

### 2. 替换被解释变量设定

为缓解由被解释变量测度误差带来的估计偏差,本文使用不同的衡量方法来重新度量供应链风险。第一,本文调整关键词间隔设定并重新测算企业的供应链风险指标,分别以关键词间隔小于等于 10 字、20 字的 *scr* 指标(*scr\_10dis*、*scr\_20dis*)替换原有变量进行回归。第二,本文借鉴 Ersahin 等的做法<sup>[29]</sup>,测算企业的供应链情绪作为反向替代指标进行稳健性检验。参考姚加权等构建的金融领域中文情绪词典<sup>[33]</sup>,本文识别出年报 MD&A 中文本词汇的积极情感和消极情感,并按如下公式测算:

$$scs_{it} = \frac{100 \times \sum_p^{B_{it}} \{I[p \in SC] \times \sum_{c=p-15}^{p+15} F(c)\}}{B_{it}} \quad (3)$$

式(3)中, $scs_{it}$ 表示*i*企业在*t*年的供应链情绪; $F(c)$ 为赋值函数,若词语*c*与积极情绪相关则赋值为 1,词语中性则赋值为 0,与消极情绪相关则赋值为-1。与 *scr* 指标测算类似,本文在以 15 字间隔测算 *scs* 指标的基础上,还分别使用 10 字、20 字间隔测算替代指标(*scs\_10dis*、*scs\_20dis*)。表 3 第(4)(5)列结果显示,以不同标准测度的 *scr* 为被解释变量时,人工智能的估计系数均显著为负且各

列系数数值十分接近,即人工智能对企业供应链风险的抑制作用是稳健的。表3第(6)~(8)列结果显示,以不同标准测度的  $s_{cs}$  为被解释变量时,核心变量系数均显著为正,这表明人工智能会使企业供应链情绪向积极方向转变。上述结果佐证了基准结论的可靠性。

### 3.其他稳健性检验

进一步地,本文还通过排除特殊事件和极端样本干扰、替换基准估计方法(采用PPML估计和PSM估计<sup>④</sup>)以及替换标准误聚类层级(依次调整为行业聚类、城市聚类及省份聚类)等方式进行稳健性检验,检验结果如表4所示。经上述稳健性检验后,本文的研究结论仍然成立。

表4 稳健性检验结果II

Panel A 排除特殊事件和极端样本干扰							
	剔除金融 危机冲击	剔除公共卫 生事件冲击	剔除会计信息披露 等级不合格企业	剔除受证监 会处罚企业	剔除非制 造业企业	5%缩尾 处理	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	
$ai$	-0.008** (0.004)	-0.017*** (0.004)	-0.011*** (0.004)	-0.012*** (0.004)	-0.012*** (0.004)	-0.007* (0.004)	
常数项	0.392*** (0.064)	0.380*** (0.074)	0.378*** (0.062)	0.378*** (0.063)	0.402*** (0.073)	0.377*** (0.048)	
控制变量	是	是	是	是	是	是	
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	
R <sup>2</sup>	0.595	0.617	0.608	0.615	0.602	0.606	
N	34197	26708	35955	32752	24508	36658	
Panel B 替换基准估计方法和标准误聚类层级							
	PPML 估计		PSM 估计		替换标准误聚类层级		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
$ai$	-0.247*** (0.071)	-0.137** (0.068)	-0.013*** (0.004)	-0.009** (0.004)	-0.011*** (0.003)	-0.011*** (0.004)	-0.011*** (0.004)
常数项	-2.655*** (0.002)	3.713*** (1.405)	0.065*** (0.000)	0.400*** (0.085)	0.395*** (0.064)	0.396*** (0.084)	0.395*** (0.093)
控制变量	否	是	否	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	—	—	0.634	0.644	0.603	0.603	0.603
N	36658	36658	20377	20377	36658	36658	36658

### (三)内生性问题分析

#### 1.基于工具变量的因果识别

本文通过构建不同工具变量进行IV-2SLS估计。第一,借鉴戴翔和王如雪的做法<sup>[34]</sup>,本文以人工智能指标的滞后一期作为工具变量( $iv_1$ );第二,参考金灿阳等的做法<sup>[35]</sup>,本文根据各企业所在地级市政府工作报告,整理文本中的人工智能政策词频数量,并将其作为工具变量( $iv_2$ );第三,本文参考Lewbel的方法构建异方差工具变量( $iv_3$ )<sup>[36]</sup>,对本文内生性问题进行补充检验。

表5汇报了使用IV-2SLS估计的结果。从假设检验结果来看,本文所选工具变量均不存在识别不足或弱工具变量问题。第一阶段回归结果显示,本文选取的各工具变量与核心解释变量之间均存在显著正相关关系;第二阶段回归结果显示,人工智能估计系数均显著为负,这表明在考虑内生性的基础上,人工智能降低供应链风险的结论仍然稳健。

#### 2.Oster 检验

本文采用Oster提出的方法进行检验<sup>[37]</sup>,以处理由某些不可观测变量遗漏而导致的内生性问题。具体采取如下两种检验方法:其一,检验是否存在与已观测到的变量同等重要的未观测变量对模型估计结果造成影响;其二,检验未观测到变量至少要产生多少倍于已观测到变量的影响( $\delta$ 值)才能够使估计系数等于0。表6第1行是设定遗漏变量与因变量相关性和可观测变量与因变量相关性的

比值  $\delta=1$ ,得到的核心解释变量估计值,可以发现估计量位于基准回归估计量的 95%置信区间范围内,通过稳健性检验。表 6 第 2 行是设定估计系数为 0 时估计得到的  $\delta$  值,结果显示  $|\delta|$  大于 1,表明只有当未观测到的变量产生的影响远超过已观测到变量时才能使回归系数为 0。上述结果表明,遗漏变量导致的内生性问题较难改变本文基准结果的显著性。

表 5 内生性检验结果 I

	标准工具变量法				Lewbel 异方差工具变量法	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
	<i>ai</i>	<i>scr</i>	<i>ai</i>	<i>scr</i>	<i>ai</i>	<i>scr</i>
<i>iv</i> <sub>1</sub>	0.227*** (0.016)					
<i>iv</i> <sub>2</sub>			0.003* (0.002)			
<i>iv</i> <sub>3</sub>					0.190** (0.096)	
<i>ai</i>		-0.036** (0.018)		-1.075* (0.651)		-0.119* (0.071)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
Kleibergen-Paap rk LM statistic	113.762 [0.000]		3.450 [0.063]		3.537 [0.060]	
Kleibergen-Paap rk Wald F statistic	195.459 [16.38]		23.457 [16.38]		151.831 [16.38]	
N	32292		35794		36658	

注:方括号内的汇报结果分别为 K-P rk LM 检验的 P 值以及 K-P rk Wald F 检验 10%置信水平的临界值。

表 6 内生性检验结果 II

被解释变量	核心解释变量	检验方法	判断标准	实际估计结果	是否通过
<i>scr</i>	<i>ai</i>	(1)	(-0.018,-0.004)	-0.016	是
		(2)	$ \delta >1$	-2.552	是

### 3.其他内生性检验

进一步地,本文还进行了其他内生性检验。第一,控制高维固定效应。遗漏变量偏误是内生性问题的来源,为减少随时间变化的行业和城市层面未观测因素的影响,本文在原有回归的基础上,分别纳入年份-行业联合固定效应与年份-地区联合固定效应重新进行回归估计,检验结果如表 7 列(1)和列(2)所示。可以发现,在控制上述更高维度的固定效应后,核心解释变量的回归系数仍然显著为负,表明人工智能对供应链风险的规避作用具有稳健性,进一步支持了基准结论的可靠性。第二,Heckman 检验。本文以人工智能专利申请与否的虚拟变量作为被解释变量,基于 Probit 模型估算逆米尔斯比率(IMR),随后将 IMR 作为解释变量添加到基准回归模型中进行估计。表 7 列(3)结果显示,IMR 的估计系数在 5%的水平上显著,这说明存在由样本自选择偏误导致的内生性问题。同时,人工智能的估计系数显著为负,这表明在排除样本自选择偏误导致的内生性问题后,本文研究结论仍然稳健。第三,动态面板估计。考虑到供应链风险可能存在持续性,本文将被解释变量的一阶滞后项(*L.scr*)引入模型,使用差分 GMM 方法对回归方程进行估计。回归结果报告于表 7 列(4),不难发现,核心解释变量 *ai* 的估计系数仍然显著为负,这表明在替换 GMM 方法缓解内生性问题后,人工智能对企业供应链风险的规避作用依然成立,从侧面佐证了本文研究结果的稳健性。

#### (四)机制检验

上文理论分析表明,人工智能可以通过推动企业供需协调、促进供应链配置优化两条渠道影响企业供应链风险水平。为检验上述机制渠道,本文构建如下计量模型进行机制检验:

$$M_{it} = \alpha + \beta ai_{it} + \delta Controls + \lambda_i + \gamma_t + \epsilon_{it} \quad (4)$$

式(4)中, $M_{it}$ 代表相应的待检验机制变量。本文通过关注式(4)中系数  $\beta$  的符号及显著性,以检

验人工智能对机制变量的影响结果。

表 7

内生性检验 III

	高维固定效应		Heckman 检验	动态面板估计
	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>scr</i>	<i>scr</i>	<i>scr</i>	<i>scr</i>
<i>ai</i>	-0.0121 *** (0.0039)	-0.0140 *** (0.0042)	-0.0194 *** (0.0055)	-0.1292 ** (0.0511)
<i>IMR</i>			0.0009 ** (0.0004)	
<i>L.scr</i>				0.2374 *** (0.0584)
常数项	0.4217 *** (0.0590)	0.4575 * (0.2336)	0.4253 *** (0.0677)	
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
年份—行业固定效应	是	否	否	否
年份—地区固定效应	否	是	否	否
R <sup>2</sup>	0.6291	0.6687	0.5891	—
N	36658	36658	36658	32292

### 1. 基于供需协调能力提升的渠道检验

为考察供需协调在人工智能对企业供应链风险影响中的渠道效应,本文参考 Bray 和 Mendelson 的做法<sup>[38]</sup>,用企业生产波动对需求波动的偏离来衡量企业供需偏离程度(*bwe*),该指标数值越小,代表该企业的供需协调水平越强。此外,本文参考孟庆伟和胡林杉的做法<sup>[39]</sup>,使用企业的库存周转天数构造供应链效率变量进行替换检验(*effi*),计算方法为 365 除以库存周转率的对数值。该指标数值越小,说明企业库存周转天数越少,供应链效率越高。同时这也意味着企业存货积压越少、供需协调性越强。将上述两个指标分别代入式(4)中进行回归,估计结果如表 8 列(1)和列(2)所示。可以发现,人工智能显著降低了企业的供需偏离度、提高了企业供应链效率,有效促进了企业的供需协调能力提升。供给端和需求端的匹配性增加也意味着企业可以有效提高自身的生产效率和库存周转率,降低由于仓储运输、交易商转换及协调等环节带来的交易成本,提高企业资金流动性与抗风险能力,进而降低其供应链风险。综上,本文提出的假设 1 得到验证。

表 8

机制渠道检验结果

	供需协调渠道		供应链多元化配置渠道		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>bwe</i>	<i>effi</i>	<i>sc</i>	<i>cc</i>	<i>scc</i>
<i>ai</i>	-0.047 * (0.026)	-0.185 *** (0.067)	-0.039 *** (0.014)	-0.028 * (0.015)	-0.035 ** (0.015)
常数项	0.369 (0.421)	2.609 (2.013)	1.334 *** (0.258)	1.220 *** (0.338)	0.881 ** (0.364)
控制变量	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.360	0.795	0.709	0.773	0.726
N	31900	36096	34669	34310	29203

### 2. 基于供应链配置优化的渠道检验

进一步地,为验证人工智能的供应链配置优化机制,本文参考巫强和姚雨秀的做法<sup>[13]</sup>,分别以企业的前五大供应商采购额占比、前五大客户销售额占比以及上述二者占比的均值度量企业的供应商集中度(*sc*)、客户集中度(*cc*)以及供应链集中度(*scc*)。上述三个指标数值越小,表明企业平均地从

多个供应商采购或对多个客户销售,意味着该企业的供应商和客户配置更多元化。表8中(3)~(5)列显示,核心解释变量的估计系数均显著为负,这说明人工智能可以通过降低企业供应商、客户以及供应链整体集中度来推动供应链配置多元化。这与理论分析一致,人工智能通过拓展企业的多元化合作来源,改善企业供应链配置,加速其供应链抵抗力与恢复力的形成<sup>[15][23]</sup>。综上,本文提出的假设2得到验证。

## 五、拓展分析

### (一)基于企业维度异质性因素的考量

#### 1.企业生命周期的异质性影响

处于不同发展阶段的企业在资源禀赋、组织架构及风险应对能力等方面存在系统性差异,对于初创期企业而言,其供应链网络尚未固化,普遍面临供应商合作关系不稳定的情形,以经验驱动的库存管理等传统风险管控手段效能不足。人工智能技术凭借实时数据处理能力和自动化决策优势,能以较低成本快速嵌入简单的供应链架构,填补初创期企业在风险识别和响应上的能力缺口。鉴于此,本文推断,人工智能对初创期企业的供应链风险抑制效果更为突出。为检验上述推论,本文基于生命周期理论框架,结合辛大楞和邱悦的研究<sup>[40]</sup>,将样本企业生命周期按演进过程划分为初创期和非初创期两组。表9第(1)(2)列汇报了基于生命周期分组的估计结果,可以发现,核心解释变量的估计系数仅在初创期样本分组中显著,这说明人工智能对供应链风险的抑制效果在初创期企业中更为突出。

#### 2.企业内部资源整合能力的异质性影响

内部资源整合能力是企业协作效率和治理水平的重要体现,整合能力强的企业通常具备规范的数据治理框架和高效的跨部门协作机制,这可能与机制渠道中人工智能应用的供需协调路径相辅相成,进而放大人工智能的风险抑制效应。为检验上述推测,本文参考肖红军等的做法<sup>[41]</sup>,采用迪博内控指数衡量企业内部资源整合能力,并根据其中位数分组展开异质性讨论。表9第(3)(4)列结果显示,核心变量的估计系数仅在内部资源整合能力较强的企业分组中显著,换言之,人工智能对供应链风险的抑制效果在内部资源整合能力强的企业中更为明显。这与上文推测相符:对于内部资源整合能力较强的企业来说,技术与组织协同效应为人工智能的供需协调赋能夯实基础,进而提高其风险抑制效能。相对而言,内控能力较低的企业往往面临各业务系统独立运行、数据标准不统一、流程冗余和部门协作低效等问题,导致人工智能技术难以深度融入供应链管理,最终导致技术投入无法转化为实际风险管控能力。

### (二)基于地区维度异质性因素的考量

#### 1.地区营商环境的异质性影响

作为企业外部制度环境的综合体现,营商环境直接影响市场交易成本、风险应对机制和资源配置效率,对企业的供需协调及供应链配置产生重要影响。营商环境较差地区往往存在要素市场分割、信息不对称严重以及物流基础设施落后等问题,导致企业供应链风险的来源更复杂,而人工智能技术的应用可能成为企业突破外部约束的核心工具,发挥的风险抑制效应更强。据此,本文推断,在营商环境较差的地区,人工智能对企业供应链风险的抑制效果更明显。本文参考于文超等的做法<sup>[42]</sup>,使用《中国分省份市场化指数报告》中的市场化指数衡量企业所处地区的营商环境,并根据指标中位数进行分组检验。表9第(5)(6)列结果显示,人工智能的供应链风险抑制效应在营商环境较差的企业分组中更为突出。这与上文分析一致,该结果也从侧面反映了人工智能具有降低外部交易成本以及提高供需效率的作用。

#### 2.地区信息割裂程度的异质性影响

从现实情况来看,企业的供应链风险可能因地区信息因素的割裂而不同。既有研究表明,供应链节点间彼此交流需求信息和经营情况时可能存在沟通障碍和理解偏差,进而导致信息失真<sup>[43]</sup>。信息割裂度越高,传统人工沟通和数据整合的效能越低,对人工智能技术的需求越迫切。而上文机制检验

显示,人工智能可以通过需求预测、供需协同等方式,提升企业的供需协调能力。据此,本文推断人工智能对企业供应链风险的影响可能会在信息割裂程度高的地区更为明显。为验证上述推断,本文借鉴钟娟等的方法<sup>[44]</sup>,采用地级市层面的方言数量来衡量信息割裂程度,并根据其中位数将总样本划分为高低两组。表9第(7)(8)列结果显示,人工智能的估计系数仅在信息割裂程度高的样本分组中显著,该结果也从侧面反映了人工智能具有破解信息约束以及促进供需匹配的作用。

表9 异质性检验结果 I

	企业生命周期		企业内部资源整合能力		地区营商环境		地区信息割裂程度	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	初创期	非初创期	较强	较弱	较好	较差	较高	较低
<i>ai</i>	-0.009*	-0.008	-0.011*	-0.003	-0.010*	-0.015***	-0.011**	-0.010
	(0.005)	(0.006)	(0.006)	(0.006)	(0.005)	(0.006)	(0.005)	(0.006)
常数项	-0.053	0.570***	0.352***	0.511***	0.454*	0.234***	0.444***	0.484***
	(0.123)	(0.075)	(0.088)	(0.096)	(0.248)	(0.072)	(0.086)	(0.122)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.706	0.594	0.675	0.623	0.636	0.629	0.605	0.615
N	15679	20979	16201	16189	18556	18102	15673	20059

### (三)基于行业维度异质性因素的考量

#### 1.企业所处行业技术水平的异质性影响

不同行业间技术水平差异较大,对于高技术行业而言,其产品和技术更新换代速度极快,这使得其对能够提升创新效率、优化研发流程的人工智能技术有更强烈的需求和应用动力。同时,高技术行业本身的技术基础和人才储备更雄厚,具备更强的技术接纳和应用能力,往往更容易理解和掌握人工智能技术。此类行业的企业能够快速将人工智能融入供应链的各个环节,从而更有效地抑制供应链风险。据此,本文推测人工智能效应在高技术水平行业更为显著。根据 OECD 公布的高技术产业分类标准,本文将原有样本根据行业特征进行区分,并对不同技术水平的样本进行分组检验。根据表10第(1)(2)列的实证结果可知,人工智能的估计系数仅在高技术分组中显著,表明相比中低技术行业的企业而言,人工智能的供应链风险抑制作用在高技术行业的企业中更为突出。

表10 异质性检验结果 II

	行业技术水平		行业竞争程度	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	高技术	中低技术	较高	较低
<i>ai</i>	-0.012***	0.002	-0.014**	-0.011**
	(0.004)	(0.008)	(0.006)	(0.006)
常数项	0.400***	0.242**	0.437***	0.265***
	(0.066)	(0.114)	(0.089)	(0.083)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应				
R <sup>2</sup>	0.607	0.642	0.648	0.637
N	7057	29601	18890	17768

#### 2.企业所处行业竞争程度的异质性影响

在经营管理实践中,行业市场环境影响行业内企业的竞争程度,使企业面临异质性的财务风险。在高竞争程度行业,市场需求变化迅速且难以预测,消费者的偏好和市场趋势不断变动。企业需要实时感知市场动态,快速调整供应链策略以适应需求的起伏。而人工智能技术的数据分析和预测能力恰好与此类行业的需求相符,能够帮助处于激烈竞争环境的企业提前规划生产、调整库存水平,避免因需求预测失误导致的库存积压或短缺,从而更为有效地抑制供应链风险。因此,本文推断人工智能

对企业供应链风险的抑制作用在竞争程度较高的行业更为显著。参考李万利等的研究<sup>[43]</sup>,本文使用赫芬达尔指数测度行业的竞争水平,并根据其中位数进行分组并检验。表 10 第(3)(4)列显示,人工智能的估计系数在行业竞争程度较高的企业分组中更大。这表明,对于行业竞争程度较高的企业,人工智能的供应链风险抑制效应更为强劲。

## 六、结论与政策建议

在全球地缘政治冲突加剧、极端天气频发和技术范式变革的三重冲击下,供应链网络日益复杂且潜在风险持续加剧。鉴于此,本文基于 2007—2022 年中国 A 股上市公司数据,实证考察了人工智能对企业供应链风险的影响。研究发现,人工智能应用能够显著降低企业供应链风险水平,这种影响通过供需协调改善和供应链配置优化两个渠道实现。人工智能的供应链风险抑制效应存在异质性偏向:从企业维度来看,这种影响在初创期或内部资源整合能力较强的企业中更为显著;从地区维度来看,这种影响对营商环境较差或信息割裂程度较高地区的企业作用更为明显;从行业维度来看,人工智能的供应链风险抑制效应对于行业技术水平较高或行业竞争程度较高的企业更为明显。基于上述研究结论,本文得出三个方面的政策启示。

第一,有序推进企业部署人工智能,推动人工智能技术与供应链治理深度融合,充分发挥其供应链风险抑制效能。根据本文研究结论,人工智能有助于促进企业供需协调、优化供应链配置,进而有效防范与化解企业供应链风险。因此,政府部门应强化配套保障措施,为加快推动人工智能技术嵌入企业经营活动夯实物质基础,包括加大研发资本投入和人才投入,善用产学研结合,着力攻关人工智能核心技术等。进一步地,应以“促融合”为抓手,重点设计开发适配性人工智能应用场景,加快实现技术赋能与实体节点间的深度融合对接。

第二,强化政策引导,破解技术应用的制度与环境约束。基于人工智能风险部署抑制效应的异质性偏向,政府部门应构建分层分类的政策激励体系,因地制宜、因企施策地强化人工智能技术渗透动能。针对企业生命周期特征实施动态补贴机制,应对初创期企业设置梯度化研发补贴,通过税收抵扣与风险共担基金联动,降低企业采纳人工智能技术的初始门槛。同时,应根据区域禀赋条件差异实施异质化政策引导,针对营商环境薄弱和信息割裂较为严重的地区,设立供应链智能化转型专项基金,着力构建数字基建支持体系,重点布局工业互联网平台与区域数据交易中心,突破供应链节点间的信息壁垒,深化人工智能在信息共享、数据分析方面的赋能效果,打造更具适应性、稳定性与恢复性的供应链体系。

第三,健全供应链协同治理机制,深化人工智能赋能路径。从人工智能的作用路径来看,改善供需协调与优化供应链配置是企业风险降低的核心机制,为此,应重点围绕上述渠道采取全方位措施,既为强化人工智能赋能提供支撑,也为企业有效应对供应链风险提供纾困手段。对于企业而言,应重视内部资源整合的迫切性,通过精简审批环节流程等手段,提高企业整体运营效率,为对接供应链网络、加快与合作伙伴战略协同奠定基础。政府部门应以供应链节点协同、供应链网络优化为工作重心,积极引导和支持透明化、高效化信息平台建设,为人工智能产业发展与供应链协同提供支撑。

### 注释:

①《2024 年全球人工智能核心产业规模达 8643 亿美元,增长率为 22.1%》, [https://www.szaicx.com/page131?\\_article\\_id=18116](https://www.szaicx.com/page131?_article_id=18116)。

②在稳健性检验部分,本文还以前后 10 字、20 字范围分别测算不同关键词间隔的 scr 作为替换指标进行稳健性检验。

③人工智能领域自 2006 年深度学习算法提出后取得新的突破,《2019 年中国人工智能行业市场前景研究报告》指出,2007 年后中国人工智能领域专利开始步入快速发展阶段,故本文选取 2007 年作为样本区间的起始年份。

④本文根据企业的人工智能专利申请与否进行分组,并以基准回归中的全部控制变量作为协变量,采用 PSM 方法对样本进行 1:3 近邻匹配后重新回归,以缓解潜在的样本选择偏误问题。

### 参考文献:

[1] Acemoglu, D., Restrepo, P. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188—2244.

[2] Autor, D. H., Dorn, D. The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market[J]. A-

merican Economic Review, 2013, 103(5): 1553—1597.

[3] Acemoglu, D., Restrepo, P. Low-Skill and High-Skill Automation[J]. Journal of Human Capital, 2018, 12(2): 204—232.

[4] Antràs, P., Chor, D. Organizing the Global Value Chain[J]. Econometrica, 2013, 81(6): 2127—2204.

[5] 吕越,谷玮,包群.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.

[6] Kumar, S. K., Tiwari, M. K., Babiceanu, R. F. Minimisation of Supply Chain Cost with Embedded Risk Using Computational Intelligence Approaches[J]. International Journal of Production Research, 2010, 48(13): 3717—3739.

[7] 陈勇兵,李辉,张晓倩.供应链冲击与企业生产产品范围调整[J].世界经济,2023(5):29—57.

[8] Carvalho, V. M., Nirei, M., Saito, Y. U., et al. Supply Chain Disruptions: Evidence from the Great East Japan Earthquake[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2021, 136(2): 1255—1321.

[9] Leung, W. S., Sun, J. Policy Uncertainty and Customer Concentration[J]. Production and Operations Management, 2021, 30(5): 1517—1542.

[10] 魏龙,王翼祥,蔡培民.制造强国战略能否提升供应链安全稳定水平——基于风险分散视角[J].经济学家,2024(5):97—107.

[11] 段文奇,景光正,綦建红.贸易便利化与企业供应链安全——基于多元化和本土化视角[J].国际贸易问题,2023(4):90—106.

[12] 刘啟仁,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.

[13] 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.

[14] 郭家琛,赵景峰,刘珊,等.数智化转型平抑了制造企业供应链风险吗?——基于供需关系的视角[J].经济评论,2025(1):70—86.

[15] 葛新庭,谢建国,杨洪娜.数字化转型与企业供应链韧性——来自中国上市公司与供应商的证据[J].中南财经政法大学学报,2024(3):136—150.

[16] 宋冬林,刘甫钧,丁文龙.企业数字化转型与供应链韧性:基于社会网络分析视角[J].东南大学学报(哲学社会科学版),2024(5):47—60.

[17] 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.

[18] Toorajipour, R., Sohrabpour, V., Nazarpour, A., et al. Artificial Intelligence in Supply Chain Management: A Systematic Literature Review[J]. Journal of Business Research, 2021, 122: 502—517.

[19] 袁淳,肖土盛,耿春晓,等.数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化[J].中国工业经济,2021(9): 137—155.

[20] 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(2):117—128.

[21] Zhang, X., Chan, F. T. S., Adamatzky, A., et al. An Intelligent Physarum Solver for Supply Chain Network Design Under Profit Maximization and Oligopolistic Competition[J]. International Journal of Production Research, 2017, 55(1): 244—263.

[22] 陈胜蓝,刘晓玲.中国城际高铁与银行贷款成本——基于客户集中度风险的视角[J].经济学(季刊),2020(5):173—192.

[23] Grossman, G. M., Helpman, E., Lhuillier, H. Supply Chain Resilience: Should Policy Promote Diversification or Reshoring? [J]. Journal of Political Economy, 2021, 131(12): 3462—3496.

[24] 杜传忠,曹效喜,任俊慧.人工智能影响我国全要素生产率的机制与效应研究[J].南开经济研究,2024(2): 3—24.

[25] Han, E., Yin, D. Z., Zhang, H. Bots with Feelings: Should AI Agents Express Positive Emotion in Customer Service[J]. Information Systems Research, 2023, 34(3): 1296—1311.

[26] Hamidi, A., Safabakhsh, M. The Impact of Information Technology on E-Marketing [J]. Procedia Computer Science, 2011, 3: 365—368.

[27] 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(6):5—23.

[28] 张誉夫,谢建国,孟庆伟.人工智能应用有助于促进企业专业化分工吗——基于中国上市企业数据的研究[J].山西财经大学学报,2024(7):87—98.

[29] Ersahin, N., Giannetti, M., Huang, R. Supply Chain Risk: Changes in Supplier Composition and Vertical Integration[J]. Journal of International Economics, 2024, 147: 103854.

- [30] 张誉夫,熊永莲.企业供应链风险与“脱实向虚”行为[J].当代财经,2025(12):88-102.
- [31] 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(2):101-116.
- [32] 孙文远,刘于山.人工智能对劳动力市场的影响机制研究[J].华东经济管理,2023(3):1-9.
- [33] 姚加权,冯绪,王赞钧,等.语调、情绪及市场影响:基于金融情绪词典[J].管理科学学报,2021(5):26-46.
- [34] 戴翔,王如雪.人工智能条件下人口老龄化对全球价值链攀升的影响[J].经济管理,2023(3):28-43.
- [35] 金灿阳,徐嵩婷,邱可阳.中国省域数字经济发展水平测度及其空间关联研究[J].统计与信息论坛,2022(6):11-21.
- [36] Lewbel, A. Using Heteroscedasticity to Identify and Estimate Mismeasured and Endogenous Regressor Models[J]. Journal of Business and Economic Statistics, 2012, 30(1): 67-80.
- [37] Oster, E. Unobservable Selection and Coefficient Stability: Theory and Evidence[J]. Journal of Business & Economic Statistics, 2019, 37(2): 187-204.
- [38] Bray, R., Mendelson, H. Information Transmission and the Bullwhip Effect: An Empirical Investigation[J]. Management Science, 2012, 58(5): 860-875.
- [39] 孟庆伟,胡林杉.工业机器人应用与供应链效率提升——基于供应链治理与营运效率的双重视角[J].华东经济管理,2025(1):117-128.
- [40] 辛大楞,邱悦.人工智能、产业链供应链稳定与企业出口韧性[J].经济理论与经济管理,2025(2):37-54.
- [41] 肖红军,沈洪涛,周艳坤.客户企业数字化、供应商企业 ESG 表现与供应链可持续发展[J].经济研究,2024(3):54-73.
- [42] 于文超,梁平汉,高楠.公开能带来效率吗?——政府信息公开影响企业投资效率的经验研究[J].经济学(季刊),2020(3):1041-1058.
- [43] 李万利,刘虎春,龙志能,等.企业数字化转型与供应链地理分布[J].数量经济技术经济研究,2023(8):90-110.
- [44] 钟娟,丁怡帆,林子昂,等.人工智能应用与企业客户配置多元化:基于人工智能创新应用先导区的准自然实验[J].外国经济与管理,2025,47(6):18-35.

## Artificial Intelligence and Corporate Supply Chain Risk: Empirical Evidence from Text Mining of Listed Companies' Annual Reports

ZHANG Yufu XIE Jianguo YANG Hongna  
(School of Business, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

**Abstract:** Enhancing risk governance capacity is a crucial lever for building a modern industrial system and improving industrial chain resilience. Based on the data of Chinese A-share listed companies on the Shanghai and Shenzhen stock exchanges from 2007 to 2022, this paper empirically examines the impact of artificial intelligence (AI) on corporate supply chain risk. The results show that the application of AI can significantly reduce the level of corporate supply chain risk. Mechanism analysis reveals that AI mitigates supply chain risk through two channels: promoting supply-demand coordination and optimizing supply chain allocation. Heterogeneity analysis indicates that the supply chain risk mitigation effect of AI is more pronounced in enterprises in the start-up stage and those with strong internal resource integration capabilities; in regions with poor business environments and high degrees of information fragmentation, AI's role in suppressing supply chain risk is more prominent; from the industry perspective, AI's risk mitigation effect is skewed toward industries with high levels of technological sophistication and market competition. This study provides empirical evidence for AI applications to empower the governance of supply chain resilience, and also offers feasible solutions for preventing and responding to supply chain risks in complex environments.

**Key words:** Artificial Intelligence; Supply Chain Risk; Supply-Demand Coordination; Supply Chain Allocation Optimization; Industrial Chain and Supply Chain Resilience

(责任编辑:郭 策)