

# 气候风险与企业智能制造转型

——来自大语言模型的经验证据

王乾坤 任 慧 陈明生

**摘要:**在全球气候风险加剧与“双碳”目标深入推进的背景下,向智能化、绿色化、融合化方向转型应对气候风险,正成为推动经济社会发展全面绿色转型、建设美丽中国的关键所在。基于 2011—2023 年沪深 A 股上市公司样本,本文使用大语言模型构建了企业层面气候风险指标,详细考察了气候风险与企业智能制造转型之间的因果关系。研究结果显示,气候风险驱动了企业智能制造转型。机制分析表明,气候风险通过推升环境成本催生转型动机、推升用工成本锁定转型方向以及促进资产脱虚向实提供转型保障三条路径驱动企业智能制造转型。异质性分析表明,气候风险对企业智能制造转型的驱动效应在沿海地区、资源型城市以及制造业行业中更为明显。本文的研究为理解气候风险背景下企业通过智能制造转型增强自身风险抵御能力与经济发展韧性提供了新的微观证据,对于协同推进降碳、减污、扩绿、增长具有重要的现实意义。

**关键词:**气候风险 智能制造 大语言模型 环境成本 用工成本 资产脱虚向实

**中图分类号:**F273.1

**文献标识码:**A

**文章编号:**1000-7636(2026)09-0003-15

## 一、问题提出

气候变化正在深刻影响全球经济与金融体系稳定,根据世界经济论坛发布的《2026 年全球风险报告》,未来十年气候变化仍构成全球最主要的威胁。根据中国气象局国家气候中心历年发布的《中国气候公报》,2010—2024 年中国气象灾害直接经济损失平均每年约为 3 440 亿元,可见气候风险已对中国经济社会带来极大威胁。在此背景下,党的二十届四中全会强调“坚持把发展经济的着力点放在实体经济上,坚持智能化、绿色化、融合化方向”。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十五个五年规划纲要》进一步提出“协同推进降碳、减污、扩绿、增长”关键举措。智能制造作为新一轮科技革命的核心载体,通过深度融合信息技术、物联网及人工智能等前沿技术,不仅能重塑企业生产流程、实现高度自动化与智能化,还有望因其在绿色赋能方面的独特优势成为“智能经济新形态”背景下企业构筑竞争优势的新引擎。因此,深入探究企业如

收稿日期:2026-01-05;修回日期:2026-08-26

基金项目:教育部人文社会科学研究规划基金项目“人工智能发展、机器人税与智能经济和传统经济的协调发展:以出租车行业为例”(25YJA790004);中央高校基本科研业务费专项资金中国政法大学青年教师科研启动项目“智能经济新形态:代理式 AI 影响我国收入分配差距的效应、机制与优化路径研究”(10826310)

作者简介:王乾坤 中国政法大学商学院讲师,北京,100088;

任 慧 中国政法大学商学院博士研究生,通信作者;

陈明生 中国政法大学商学院教授、博士生导师。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

何通过智能制造转型应对气候风险,不仅关乎微观经济主体的风险抵御能力与经济韧性,更是推动经济社会发展全面绿色转型、建设美丽中国的关键所在。

气候风险源于气候变化对各类主体产生的潜在威胁,国际金融稳定理事会(FSB)下的气候相关财务信息披露工作组(TCFD)将气候风险划分为物理风险和转型风险。既有研究聚焦气候风险的经济后果与相关应对策略。在经济后果方面,宏观而言,物理风险与转型风险均会明显加速系统性金融风险的集聚,并产生显著的跨市场风险溢出效应<sup>[1]</sup>。此外,气候风险还将冲击对外投资<sup>[2]</sup>、抑制经济增长<sup>[3]</sup>等。微观而言,物理风险直接侵蚀企业经营基础,如降低资产配置效率<sup>[4]</sup>、削弱供应链韧性<sup>[5]</sup>等;转型风险则从制度与市场层面重塑企业生存环境,要求其调整投资策略<sup>[6]</sup>、开展技术创新<sup>[7]</sup>以及寻求适应性应对方案。在应对策略方面,现有文献多从制度设计视角出发,聚焦碳税、绿色信贷<sup>[8]</sup>、碳排放权交易<sup>[9]</sup>等政策工具如何防范和化解气候风险。近期有学者指出,气候风险并非仅构成负面冲击,其也可能驱动企业创新转型以进行战略应对。陈妍玲等发现面对城市极端气候灾害,企业会主动迎“险”而上加强自身绿色创新能力<sup>[10]</sup>。付秀梅等指出数字化转型已成为企业应对气候风险的有效措施<sup>[11]</sup>。田沃和解维敏则从智能制造角度证实了气候风险通过要素替代效应与战略期权效应促进企业增加工业机器人应用<sup>[12]</sup>。

通过上述梳理不难看出,学者们对于气候风险经济后果以及应对策略进行了深入讨论,但仍存在研究不足。第一,气候风险度量指标的微观适用性有待拓展。现有研究较多使用异常降水<sup>[4]</sup>、极端气温<sup>[6]</sup>、洪水<sup>[13]</sup>等物理数据表征气候风险冲击,但这类指标难以反映转型风险的重要性以及气候风险在微观企业层面的异质性。部分研究基于文本分析法,使用气候风险相关关键词词频表征企业层面气候风险水平<sup>[14]</sup>,然而词频统计不仅无法区分文本中“风险暴露陈述”与“风险应对表述”的语义差异,而且难以捕捉上下文语境所传递的风险强度信息,可能导致企业层面气候风险暴露水平的测度出现偏差<sup>[15]</sup>。第二,气候风险推动企业创新转型的分析框架有待完善。现有研究肯定了气候风险通过推升环境成本进而驱动企业实施创新转型的核心逻辑,包括绿色创新、数字化转型以及智能制造等。然而,绿色创新、数字化转型均难以应对暴雨、高温、洪水这类短期、不可控的物理冲击,这正凸显了智能制造转型作为企业应对气候风险的独特优势。虽然田沃和解维敏<sup>[12]</sup>从用工成本和经营不确定性视角对企业增加工业机器人应用进行了阐释,但气候风险引发的金融资源配置变化如何进一步影响企业智能制造转型仍未得到有效回应。

基于上述研究背景,本文采用预训练语言模型 FinBERT 测算企业层面的气候风险水平。中文版 FinBERT 模型是国内首个在大规模金融语料上训练的开源模型,能将文本中语义信息转换为高维向量表示。尤其在语义理解和情感分类上,其准确率显著优于其他算法模型,在学术界逐渐获得认可与应用<sup>[16]</sup>。例如,陆瑶等利用 FinBERT 模型对企业年报中管理层讨论与分析部分进行文本分析,构建了多层次数字技术风险衡量指标<sup>[17]</sup>。陈运森等基于 FinBERT 模型对交易所问询函的特质文本信息进行主题分类和情绪分析,进而量化中小股东的反应<sup>[18]</sup>。与这些研究类似,本文从气候风险视角出发,利用 FinBERT 模型对公司年报中管理层讨论与分析部分进行文本分析,通过捕捉文本语境中的风险强度信息,构建企业层面气候风险度量指标。在准确测算气候风险的基础上,本文厘清气候风险驱动企业智能制造转型的内在逻辑,并在实证层面面对其影响效应及作用机制进行验证。

本文的边际贡献主要体现在三个方面。第一,在研究视角上,基于大语言模型构建企业层面气候风险测度指标,创新性地将气候风险与企业智能制造转型纳入统一分析框架,揭示了企业通过智能制造转型应对气候风险压力的策略响应行为。为克服传统物理指标和词频统计法测度企业层面气候风险水平的局限,本文引入 FinBERT 模型对管理层讨论与分析文本进行识别,从而更准确地捕捉企业面临的真实气候风险暴露程度。在此基础上,结合利益相关者理论、资源依赖理论等,从外部环境考核压力与内部能源供应威胁维度系统阐释了气候风险驱动企业智能制造转型的理论逻辑,拓展了既有文献多将绿色创新视为企业应对气候风险核心策略的研究思路,为智能化、绿色化与融合化协同发展提供了坚实的微观证据与理论支撑。

第二,在机制阐释上,系统剖析气候风险驱动企业智能制造转型的内在逻辑,创新性地揭示了气候风险背景下金融资源“脱虚向实”这一独特微观机制。本文不仅深化了环境成本、用工成本的传统传导路径,还进一步指出气候风险通过加剧金融资产风险与不确定性,削弱企业金融化动机,促使企业资产结构从短期套利向长期价值创造转变,进而为智能制造转型释放资源空间。这一工作将气候风险、金融资源配置与实体经济联系起来,完善了气候经济学与创新转型领域的交叉研究。第三,从空间区位、行业特征等维度充分挖掘了气候风险驱动企业智能制造转型的异质性能效应。结论不仅深化了气候风险驱动企业智能制造转型的理论认知,也为中国在碳达峰碳中和目标下根据不同区域、行业特征制定差异化智能制造转型政策,协同推进降碳、减污、扩绿、增长,筑牢生态安全屏障,增强绿色发展动能提供实践参考。

## 二、理论分析与研究假设

### (一) 气候风险对企业智能制造转型的影响

全球气候变化日益加剧,气候风险已从一种潜在的、长期的外部性因素逐步演变为能够深刻重塑企业竞争格局与生存逻辑的系统性冲击<sup>[1]</sup>。其中,物理风险源自极端天气等气候物理事件对企业资产与运营的直接损害,转型风险则来自低碳转型过程中政策调整、技术变革与市场偏好转换所带来的不确定性。面对气候风险,企业可以通过保险对冲、生产设施搬迁、调整供应链等常规策略进行应对,也可以通过采取绿色创新、数字化转型等技术创新手段予以回应。然而,这些方案均有其局限性。

保险对冲虽能缓释部分灾害损失,但保费高企容易导致投保不足。生产设施搬迁、供应链调整虽能暂时规避和分散局部风险,但其重构成本较高。而且,上述手段均难以覆盖转型风险所衍生的长期经营压力。当前,通过创新转型应对气候风险成为企业主动选择,其中绿色创新成为企业核心策略,而且随着数字技术对传统绿色转型路径深刻重构,原本依赖于末端治理与粗放管理的绿色转型正逐步演变为基于实时感知、精准预测与动态优化的闭环智能控制体系<sup>[19]</sup>。但无论是绿色创新还是数字化转型,均难以有效应对暴雨、高温、洪水这类短期且不可控的物理冲击。相较而言,智能制造在应对气候风险方面展现出其独特优势。智能制造作为具备自感知、自学习、自决策、自执行、自适应等功能新型生产方式,一方面通过提升生产过程的自动化与柔性化水平,增强企业对极端气候事件冲击的韧性<sup>[20]</sup>;另一方面通过能效优化降低碳排放强度,缓解转型风险压力。而且,智能制造转型更是推动企业数字化绿色化协同发展的关键路径,有助于实现降本、增效、减排的多重目标协同<sup>[21]</sup>。例如,应对物理风险方面,杭州申昊科技股份有限公司在 2021 年年报中提到“公司不断突破创新,解决了在极寒环境下的诸多巡检问题,也将智能机器人的功能从巡检延伸至操作,推出了极寒地区巡检机器人、操作机器人等产品”;应对转型风险方面,浙江伟星新型建材股份有限公司在 2023 年年报中提到“公司积极响应国家‘双碳’政策,紧扣‘转型升级’和‘投入产出’主线,不断通过管理升级、智能制造项目、生产线改造、设备更新、新工艺及新技术的应用等方式,持续推进节能降耗减排工作”。可见,气候风险背景下企业有动机实施智能制造转型。本文进一步基于利益相关者理论、资源依赖理论等,阐释气候相关风险驱动企业智能制造转型的内在逻辑。

环境考核要求构成了气候风险倒逼企业智能制造转型升级的外部压力。根据利益相关者理论,企业的可持续发展在于能否平衡各方利益相关者的诉求。在气候风险日益受到关注的背景下,政府监管机构、企业投资者以及社会公众等核心利益相关者对企业环境表现提出严苛标准<sup>[11]</sup>,而极端物理事件频发、低碳转型压力增加进一步强化了外部利益相关群体对企业环境绩效的关注与约束。面对日趋严苛的环境考核压力,传统末端治理模式难以兼顾减排目标与经济效益的协同实现<sup>[22]</sup>。为实现源头治理、系统管理企业环境足迹、满足多元利益相关者期望,企业通过引入智能制造技术对生产过程进行能效优化和精准管控,达到资源消耗最小化与经济效益最大化的协调,将外部压力转化为驱动内部智能化、绿色化变革的战略推力,从而彰显管理层的远见与信心。

能源供应威胁构成了气候风险驱动企业智能制造转型升级的内生动力。资源依赖理论强调,组织生存高度依赖于外部环境的关键资源,为降低获取的不确定性会主动调整自身战略与结构。无论是物理风险对能源基础设施的破坏,还是转型风险对能源价格成本的影响,气候风险均会威胁到能源供应的安全性与稳定性,使得企业面临的不确定性升高<sup>[23-24]</sup>。如果不从根本上调整战略重心,将创新转型纳入企业核心策略集,企业对宽松环境容量的依赖将变得日益脆弱。因此,企业有动力获取智能制造这类重构资源依赖结构、化解能源安全风险的适应性调整技术,进而降低对能源供应的依赖程度,实现能源结构的多元化和用能效率的帕累托改进。

基于上述分析,本文提出假设1:气候风险能够驱动企业智能制造转型。

## (二)气候风险影响企业智能制造转型的作用机制

### 1. 推升环境成本

气候风险通过推升环境成本,为企业智能制造催生转型动机。联合国国际会计和报告标准政府间专家工作组将环境成本界定为企业因对环境造成不利影响而主动实施或被迫执行的环保措施所产生的成本,涵盖企业执行环境目标和要求所引发的各类支出<sup>[25]</sup>。气候风险压力的升高,正从物理冲击与转型约束两个维度加速环境成本向刚性经营负担转化,从而触发企业的技术替代与战略升级。

从物理风险维度看,极端气候事件的频发正从供给侧推升企业的环境成本。洪涝、台风、暴雪等灾害性天气对厂区环保设施造成的物理损毁,如污水处理系统瘫痪、危险品存储设施泄漏、污染物扩散等,迫使企业不仅承担灾后环境修复与设备重置的高额补救性支出,还需持续追加防灾减灾设施上的预防性投入<sup>[12]</sup>。潘克拉茨等(Pankratz et al.)进一步揭示了高温冲击对企业运营成本的持续性侵蚀效应,指出长时间高温暴露将导致销售成本和经营费用显著攀升<sup>[26]</sup>。从转型风险角度来看,“双碳”目标的纵深推进正从制度层面推动环境成本结构化攀升。随着各级政府对企业的考核指标日趋严格,碳排放强度约束、污染物排放总量控制等政策工具的 implementation 力度不断加大,企业碳排放活动的负外部性将会加速内化为可量化的经济成本<sup>[9]</sup>。与此同时,伴随企业气候风险暴露水平的上升,银行等金融机构在绿色信贷政策导向下会收紧对高碳行业企业的信贷审批<sup>[27]</sup>,实质是外部资金提供者通过差异化定价将气候风险溢价转嫁给企业,迫使企业将更高比例的运营资本用于环境相关的资金需求。

当气候风险所引发的环境成本显著增加并成为企业不可忽视的经营压力时,企业单纯依靠末端治理来满足合规要求的边际成本将不断攀升,且此类投资多为被动响应性支出,难以形成可持续的竞争力。根据波特假说,当企业意识到传统高碳运营模式的环境成本持续攀升时,其将通过技术转型实现兼具降本、增效、减排等多重目标,进而保持甚至提升企业整体竞争力。

基于上述分析,本文提出假设2:气候风险通过推升环境成本催生转型动机,驱动企业智能制造转型。

### 2. 推升用工成本

气候风险通过推升企业用工成本,为智能制造锁定转型方向。就气候物理风险而言,极端高温、洪涝灾害和空气污染等气候事件直接威胁劳动者的身体健康与工作安全。这类物理风险将导致户外作业和车间生产的劳动生产率显著下降,病假率和工伤事故率上升,企业不得不增加劳动保护投入、改善工作环境条件,并承担因气候灾害导致的停工停产损失。崔等人(Choi et al.)研究发现,极端高温每上升1℃,劳动生产率平均下降2%~5%,企业的劳动保护支出相应增加<sup>[28]</sup>。同时,气候变化还可能影响区域性的劳动力迁移模式,导致部分地区出现结构性用工短缺,推高招聘成本和工资水平<sup>[29]</sup>。就气候转型风险而言,低碳经济转型催生了大量对“绿色技能”劳动力的需求,意味着传统高碳行业对绿色能源、材料等新兴领域的岗位需求将会大幅增加。然而,这类人才的供给在当前劳动力市场中相对稀缺,导致高碳行业内部加剧对绿色技能人才的竞争,进而增加企业招聘难度及相关薪酬支出。

由此可见,无论是物理风险对传统生产线上劳动力的冲击,还是转型风险对绿色技能劳动力的需求,气

候风险最终推高了企业综合用工成本。根据要素替代理论,当劳动力要素的相对价格持续上涨时,追求成本优化的企业会理性地将生产要素组合向智能资本倾斜<sup>[12]</sup>。因此,劳动力成本的持续上升,是驱动企业采用资本和技术替代劳动的关键动因。

基于上述分析,本文提出假设 3:气候风险通过推升用工成本锁定转型方向,驱动企业智能制造转型。

### 3. 促进资产脱虚向实

气候风险通过促进企业资产脱虚向实,为智能制造提供转型保障。首先,气候风险显著加剧了金融资产的风险与不确定性,从而削弱企业开展金融化活动的动机。物理风险引发的极端天气事件可能冲击金融市场信心,诱发资产价格剧烈波动。而转型风险则使高碳行业资产面临价值重估压力,催生“搁浅资产”问题<sup>[1]</sup>。根据企业风险承担理论,企业在面对风险时会权衡风险与收益,调整自身风险承担水平<sup>[30]</sup>。当金融资产的系统风险显著上升而预期收益并未同步提高时,其风险收益比恶化,企业将倾向于减持金融资产以规避资产减值风险<sup>[4]</sup>。此外,金融化活动本身具有较高的风险属性,企业为保障持续经营与财务弹性,会优先控制此类行为。

其次,气候风险会促使企业将资源更多配置于能够增强核心竞争力和长期韧性的实体领域。动态能力理论认为,在动荡和不确定的环境中,企业需要不断整合、建立和重构内外部资源与能力,以适应环境的变化<sup>[31]</sup>。理性的企业管理者会意识到,在气候风险日益显现的未来,企业的长期价值根植于其核心业务的稳健性与适应性,而非短期金融市场的浮动收益。将有限的资本用于构建未来核心能力,包括对生产线的低碳化和智能化改造、对供应链的韧性建设以及对可再生能源的投资等,有利于保障企业的长期生存与发展。因此,气候风险促使企业从短期套利的逻辑转向长期价值创造的逻辑,实现资产配置的脱虚向实。

基于上述分析,本文提出假设 4:气候风险通过促进资产脱虚向实提供转型保障,驱动企业智能制造转型。

## 三、气候风险的定义、识别与测度

### (一) 企业层面气候风险的定义与识别

气候相关财务信息披露工作组将气候风险定义为气候变化对各类主体产生的潜在威胁。现有研究主要采用两种方法来测度气候风险。第一种方法是将气候物理数据作为气候风险的代理变量<sup>[3]</sup>。这类方法的优势在于数据的客观性和外生性,但其难以考察转型风险对企业的影响,且同一地理区域内所有企业被赋予相同的风险值,难以捕捉企业层面差异。第二种方法是基于气候风险词典从上市公司年报中提取气候风险关键词构建企业层面气候风险水平<sup>[14]</sup>。该方法虽然能够有效把握各个微观企业的独特特征,并反映气候冲击强弱在微观层面的异质性,但会不可避免地将与气候风险不相关的表述统计在内。例如,2017 年盛屯矿业集团股份有限公司在年报中提到“公司未来将聚焦于船舶、新能源汽车、智能制造、医疗器械装备等领域,开展新技术的研发和应用”,该方法易将“新能源”这类客观表述作为转型风险错误地纳入统计范畴;2023 年苏州迈为科技股份有限公司提到“做出贡献优化结构设计,提高温度均匀性”,该方法易将“高温”识别为物理风险而错误地纳入统计范畴。

气候风险对于企业而言,通常意味着潜在的财务损失、运营中断、资产减值或合规成本增加等,当企业提及此类风险时,往往采用谨慎、悲观或不确定的负面语调。例如,2018 年金谷源控股股份有限公司在年报中提到“国家和地方政府可能会出台更严格的法律法规来提高相关行业的环保水平,届时藏格钾肥将面临标准更高的环保法律法规的要求”;2020 年福建闽东电力集团股份有限公司提到“公司水电主业经营形势异常严峻,受制于降雨量较上年同期大幅减少,致使水力发、售电量明显减少”。

因此,本文采用 FinBERT 模型提取上市公司年报中的负面信息作为气候风险的识别策略。该方法以文本内容为分析基础,不仅能够全面提取企业感知到的物理风险与转型风险信息,还能通过捕捉文本上下文

语境所传递的风险强度信息,实现对企业层面气候风险水平的有效识别。

## (二) 企业层面气候风险的大语言模型测度

大语言模型是一类能够处理自然语言信息的深度神经网络模型,其核心在于通过注意力机制动态建模词语间的依赖关系。其中,FinBERT 是首个面向金融领域的上下文预训练语言模型。FinBERT 模型中文预训练语料涵盖百万数量级的金融财经类新闻、金融类中文百科词条、各类研报和上市公司公告等,充分覆盖了金融商业场景下的真实语言使用模式。因此,通过 FinBERT 模型识别、分析气候风险相关论述并得出对每个词上下文敏感的表示,能够更准确地预测风险,并提供气候风险暴露程度的量化结果。

本文通过四个步骤测度企业层面气候风险。(1)在数据预处理阶段,使用软件 Python 对 2011—2023 年 46 220 份管理层讨论与分析文本资料进行句子切割。具体而言,采用基于中文标点符号(如句号、问号等)规则,将连贯段落切分为独立句子。经过去重处理后,得到 8 015 740 条可供分析的独立句子。(2)借鉴杜剑等的研究<sup>[14]</sup>,选取了 98 个气候风险关键词,形成气候风险关键词词典<sup>①</sup>,并基于这些关键词定位与气候风险表述相关的句子作为后文预测的基础。(3)对包含气候风险的语句,首先利用 FinBERT 模型的 Transformer 编码器将其转化为蕴含完整语境信息的高维向量。随后,对每个句子进行多维情感分析,通过 Softmax 函数输出情感概率分布。值得注意的是,FinBERT 模型将输出三个分类结果对应的概率(正面、中性、负面),结合气候风险定义,本文提取“负面”概率衡量每个句子受气候风险的影响程度。这一方法实现了从“词频统计”到“语义理解”的跨越,为本研究提供了坚实可靠的度量基础。(4)将年度-企业作为唯一标识,本文提取物理风险(CPR)和转型风险(CTR)的“负面”概率,并采用等权重加权方式将其合成后乘以 100 得到企业层面气候风险指标(CR)。该指标越大,表明企业层面受气候风险影响程度越强<sup>②</sup>。

## 四、实证设计

### (一) 样本选取与数据来源

本文数据包括以下三个部分:(1)气候风险相关数据,来源于沪深 A 股上市公司年报中管理层讨论与分析部分;(2)智能制造数据,来源于国际机器人联合会(IFR),该组织每年会对全球机器人生产商进行调查,形成“国家-行业-年度”数据库,被广泛作为企业智能制造应用的代理指标;(3)公司层面财务数据,来源于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。

本文以 2011—2023 年沪深 A 股上市公司为研究样本,并按照如下流程对其进行处理:(1)剔除上市公司年报中缺失管理层讨论与分析部分的公司样本;(2)剔除 ST、\*ST 类公司样本;(3)剔除资产负债率大于 100%的公司样本;(4)剔除相关变量缺失的公司样本;(5)为减轻潜在异常值的影响,本文对连续变量进行上下 1%的缩尾处理。经过上述处理,最终获得 18 536 个有效观测样本。

### (二) 模型设定

为实证检验气候风险对企业智能制造转型的影响,本文设定如下双向固定效应模型:

$$IM_{it} = \beta_0 + \beta_1 CR_{it} + X'_{it}\beta + \theta_i + \sigma_t + \rho_{it} \quad (1)$$

其中,下标  $i, t$  分别表示企业和年份;被解释变量  $IM$  表示企业智能制造转型水平;核心解释变量  $CR$  表示企业层面气候风险; $X'$  表示控制变量向量; $\theta_i$  和  $\sigma_t$  分别表示公司固定效应和年份固定效应; $\rho_{it}$  表示随机误差项。为缓解异方差问题,本文将模型中回归系数的标准误聚类到企业层面。

① 物理风险包含“灾害”“地震”“台风”等 64 个关键词,转型风险包含“节能”“能源”“清洁”等 34 个关键词。

② 本文通过分析高碳和低碳行业层面气候风险分布情况,并与城市层面极端气候物理风险指数、企业碳排放强度等指标进行相关检验,对测算得的企业层面气候风险指标进行了有效性验证。限于篇幅,省略相关结果,留存备案。

(三) 变量说明

1. 被解释变量

本文采用企业层面工业机器人渗透度作为智能制造转型水平的代理变量<sup>[32]</sup>,具体测算方法如下:

$$IM_{i,j,t} = \frac{MR_{j,t}}{L_{j,t=2011}} \times \frac{PWP_{i,j,t=2011}}{PWP_{t=2011}}$$

(2)

其中,  $MR_{j,t}$  表示中国  $j$  行业  $t$  年的工业机器人存量,  $L_{j,t=2011}$  表示中国  $j$  行业 2011 年(基期)的就业人数,  $PWP_{i,j,t=2011}/PWP_{t=2011}$  表示  $j$  行业  $i$  企业 2011 年(基期)生产部门员工占比与所有企业生产部门员工占比中位数的比值。 $IM_{i,j,t}$  衡量了  $j$  行业  $i$  企业在  $t$  年的工业机器人渗透度。该指标越大,表明企业智能制造转型程度越高。

2. 解释变量

如前文所述,本文基于 FinBERT 模型对上市公司年报中气候风险相关文本进行分析、识别,进而构建气候风险指数,以此衡量企业层面气候风险水平( $CR$ )。

3. 控制变量

本文控制变量包括公司规模( $\ln Size$ ,总资产自然对数)、资产收益率( $ROA$ ,净利润与总资产之比)、资本结构( $Lev$ ,负债总额与总资产之比)、营业收入增长率( $Growth$ )、公司年龄( $\ln Age$ ,实际上市时长的自然对数)、独立董事规模( $\ln Dir$ ,独立董事人数加 1 后取自然对数)、董事会规模( $\ln Board$ ,董事会人数加 1 后取自然对数)、产权性质( $SOE$ ,企业为国有企业时取值为 1,否则取值为 0)、两职合一( $Dual$ ,总经理和董事长为同一人时取值为 1,否则取值为 0)、股权集中度( $Top10$ ,前 10 大股东持股比例)。

(四) 变量描述性统计

表 1 报告了主要变量的描述性统计结果。其中,企业智能制造转型水平( $IM$ )的最小值和最大值分别为 0.143 0 和 14.845 9,说明企业之间智能制造转型水平差异较大。气候风险( $CR$ )的均值为 15.089 0,标准差为 6.537 4。同时,物理风险( $CPR$ )的均值为 9.074 9,标准差为 12.311 2;转型风险( $CTR$ )的均值为 21.048 4,标准差为 3.591 7。这些数据反映出相比物理风险,企业受转型风险的影响程度更高,且不同企业间差异明显。其余变量与已有文献中上市公司的数据特征基本相符。此外,方差膨胀因子(VIF)均值为 1.42,最大值和最小值分别为 2.02 和 1.01,表明主要变量之间的多重共线性较低。

表 1 描述性统计结果

| 变量类型  | 变量       | 观测值    | 均值        | 中位数      | 标准差         | 最小值      | 最大值          |
|-------|----------|--------|-----------|----------|-------------|----------|--------------|
| 被解释变量 | $IM$     | 18 536 | 6.916 1   | 6.829 2  | 3.986 1     | 0.143 0  | 14.845 9     |
|       | $CR$     | 18 536 | 15.089 0  | 12.578 5 | 6.537 4     | 6.817 6  | 38.098 0     |
| 解释变量  | $CPR$    | 18 536 | 9.074 9   | 0.000 0  | 12.311 2    | 0.000 0  | 52.915 1     |
|       | $CTR$    | 18 536 | 21.048 4  | 20.730 6 | 3.591 7     | 13.216 0 | 32.386 2     |
|       | $Size$   | 18 536 | 213.055 3 | 43.271 4 | 1 000.690 4 | 1.935 5  | 26 737.509 8 |
|       | $ROA$    | 18 536 | 0.056 0   | 0.046 9  | 0.041 2     | 0.002 2  | 0.205 9      |
| 控制变量  | $Lev$    | 18 536 | 0.414 1   | 0.409 1  | 0.190 3     | 0.059 1  | 0.840 4      |
|       | $Growth$ | 18 536 | 0.280 1   | 0.179 7  | 0.354 9     | 0.003 5  | 2.443 1      |
|       | $Age$    | 18 536 | 9.922 9   | 8        | 7.269 4     | 1        | 31           |
|       | $Dir$    | 18 536 | 3.854 9   | 3        | 1.206 3     | 2        | 13           |
|       | $Board$  | 18 536 | 8.559 8   | 9        | 1.675 4     | 4        | 18           |
|       | $SOE$    | 18 536 | 0.353 8   | 0        | 0.478 2     | 0        | 1            |
|       | $Dual$   | 18 536 | 0.285 3   | 0        | 0.451 6     | 0        | 1            |
|       | $Top10$  | 18 536 | 59.232 8  | 60.180 0 | 14.527 4    | 24.850 0 | 90.240 0     |
|       |          |        |           |          |             |          |              |
|       |          |        |           |          |             |          |              |

五、实证结果与分析

(一) 基准回归

表2报告了基准回归结果。其中,列(1)为仅加入控制变量的估计结果,列(2)为控制公司固定效应和年份固定效应后的估计结果。结果显示,CR的回归系数均在1%水平下显著为正。从经济意义来看,气候风险每提高1个标准差,企业智能制造转型水平平均约提升1.87%<sup>①</sup>。可以认为,气候风险对企业构成实质性压力,正是这种压力倒逼企业开展智能制造转型。因此,企业层面面临的气候风险越高,其智能制造转型程度就越高,假设1得证。

表2 基准回归结果

| 变量             | (1)                      | (2)                     |
|----------------|--------------------------|-------------------------|
| CR             | 0.043 0***<br>(0.004 5)  | 0.019 8***<br>(0.005 4) |
| lnSize         | 0.186 6***<br>(0.031 6)  | 0.202 8**<br>(0.089 6)  |
| ROA            | 0.755 4<br>(0.813 9)     | 1.139 8<br>(1.298 8)    |
| Lev            | -0.406 9*<br>(0.209 2)   | -0.292 5<br>(0.404 1)   |
| Growth         | -0.022 5<br>(0.083 2)    | 0.077 2<br>(0.098 1)    |
| lnAge          | 0.246 5***<br>(0.053 1)  | -0.115 4<br>(0.169 9)   |
| lnDir          | 0.038 8<br>(0.140 5)     | 0.053 3<br>(0.158 1)    |
| lnBoard        | -0.467 1**<br>(0.191 7)  | 0.472 0<br>(0.371 5)    |
| SOE            | -0.302 5***<br>(0.074 7) | 0.499 0*<br>(0.267 7)   |
| Dual           | 0.234 8***<br>(0.068 5)  | 0.190 4<br>(0.115 9)    |
| Top10          | -0.010 1***<br>(0.002 3) | -0.011 0**<br>(0.005 0) |
| 常数项            | 3.322 9***<br>(0.672 9)  | 1.641 8<br>(2.016 6)    |
| 公司固定效应         | 未控制                      | 控制                      |
| 年份固定效应         | 未控制                      | 控制                      |
| 观测值            | 18 536                   | 18 536                  |
| R <sup>2</sup> | 0.013 4                  | 0.203 7                 |

注:\*\*\*、\*\*、\*分别表示1%、5%和10%的显著性水平,括号内为企业层面的稳健标准误。后表同。

(二) 内生性分析

基准回归结果可能受到内生性问题干扰。首先,企业过度增加智能制造投入,可能导致资源迅速消耗进而加剧企业气候风险暴露,即可能存在逆向因果问题。其次,企业气候风险与智能制造转型之间的估计结果可能受到样本选择偏差等因素影响导致回归结果产生偏误。鉴于此,本文采用工具变量法、倾向得分匹配(PSM)法验证气候风险与企业智能制造转型之间因果关系的可靠性。

1. 工具变量法

借鉴李博阳等<sup>[30]</sup>、周泽将等<sup>[33]</sup>的研究,本文采用巴蒂克(Bartik)方法构建工具变量。该方法的基本思路是将全国层面的外生冲击与行业异质性权重相结合,形成交互项作为工具变量。具体而言,本文选取极端高温天数作为外生冲击,选取除自身外行业气候风险均值作为影响份额,将两者相乘得到工具变量(IV\_Bartik)。行业气候风险份额基于除自身的同行业企业气候风险均值计算得到,反映行业层面气候风险暴露水平,与内生解释变量之间存在相关性。同时,其主要由行业的碳排放强度、能源消耗结构等结构性特征决定,具有前定性质,即在企业做出智能制造转型决策前已经确定。因此,其对内生变量的影响主要通过行业气候风险暴露结构传导至企业层面实现,而

① 0.019 8×6.537 4/6.916 1≈0.018 7。

非通过直接的物理渠道,满足份额外生性的要求<sup>[34]</sup>。此外,本文选取的外部冲击变量由自然气象条件决定,具有准随机分配性质,与企业层面智能制造决策无直接关联。而且极端高温天数每年独立变化,构成足够的独立冲击,满足大数定律适用条件<sup>[35]</sup>。

表 3 汇报了工具变量回归结果。第一阶段回归结果显示,本文所选工具变量与气候风险之间存在较强的正相关关系,符合预期。同时,Anderson LM 统计值为 2 544. 978 0,表明不存在识别不足问题。Cragg-Donald Wald F 统计值为 2 369. 934 0,远大于 10%水平下的临界值 16. 380 0,有效排除了弱工具变量的疑虑。第二阶段结果显示,CR 的回归系数在 5%水平下显著为正,表明在考虑内生性问题后,本文结论是可靠的。

表 3 内生性分析回归结果

| 变量             | 工具变量法                      |                           | 倾向得分匹配法                    |
|----------------|----------------------------|---------------------------|----------------------------|
|                | 第一阶段                       | 第二阶段                      |                            |
| IV_Bartik      | 0. 204 9 ***<br>(0. 004 2) |                           |                            |
| CR             |                            | 0. 032 6 **<br>(0. 015 6) | 0. 030 0 ***<br>(0. 009 0) |
| 控制变量           | 控制                         | 控制                        | 控制                         |
| 常数项            | 4. 991 1<br>(3. 047 6)     | 2. 767 6<br>(2. 315 9)    | 3. 846 4<br>(3. 560 5)     |
| 公司固定效应         | 控制                         | 控制                        | 控制                         |
| 年份固定效应         | 控制                         | 控制                        | 控制                         |
| 观测值            | 18 536                     | 18 536                    | 9 853                      |
| R <sup>2</sup> | 0. 510 0                   | 0. 240 5                  | 0. 426 0                   |

2. 倾向得分匹配法

本文进一步使用倾向得分匹配法对样本进行处理。首先,按企业所处“同地区-同行业”气候风险水平的中位数,将位于前 50%的样本划分为处理组,其余为控制组。其次,将控制变量作为协变量,使用评定 (Logit) 模型回归计算倾向得分。然后,根据 1 : 1 最近邻匹配原则对处理组与控制组样本进行匹配。具体而言,本文将无法找到可比对象的样本剔除,并在共同支撑域内为每个处理组样本寻找倾向得分最接近的唯一控制组样本,匹配后样本量约为原样本的 50%。匹配前后的协变量平衡性检验显示,两组在所有控制变量上均无显著差异,印证了样本缩减并未引入新的系统性偏误。最后,基于匹配后的样本重新进行回归检验。表 3 结果显示,CR 的回归系数在 1%水平下显著为正,表明在处理样本选择偏误后本文结论仍然成立。

(三) 稳健性检验

本文采用多种方式进行稳健性检验。首先,替换被解释变量,本文分别基于上市公司年报智能制造关键词词频占比、智能制造专利、机器人均价值以及智能制造试点示范项目构建替代指标。其次,替换解释变量,本文分别基于上市公司年报气候风险关键词词频占比、城市极端气候物理风险指数以及企业碳排放强度构建替代指标。最后,将样本时间范围限制在 2019 年之前,排除公共卫生事件对实体经济的冲击<sup>[30]</sup>。表 4<sup>①</sup> 稳健性检验的回归结果均表明,本文核心结论未受到实质干扰。

① 限于篇幅,只报告部分稳健性检验回归结果,其余留存备案。

表 4 稳健性检验回归结果

| 变量             | 替换被解释变量                  | 替换解释变量                  | 缩短时间窗口                  |
|----------------|--------------------------|-------------------------|-------------------------|
| CR             | 0.002 1**<br>(0.000 9)   | 0.032 1***<br>(0.003 4) | 0.020 3***<br>(0.006 5) |
| 控制变量           | 控制                       | 控制                      | 控制                      |
| 常数项            | -1.960 2***<br>(0.529 8) | 3.526 7<br>(2.238 4)    | 4.396 8*<br>(2.577 7)   |
| 公司固定效应         | 控制                       | 控制                      | 控制                      |
| 年份固定效应         | 控制                       | 控制                      | 控制                      |
| 观测值            | 18 536                   | 18 536                  | 12 808                  |
| R <sup>2</sup> | 0.787 0                  | 0.244 9                 | 0.231 9                 |

(四) 机制检验

本文设定如下模型,实证检验气候风险对机制变量的影响:

$$M_{it} = \beta_0 + \beta_1 CR_{it} + X'_{it}\beta + \theta_i + \sigma_t + \rho_{it} \tag{3}$$

其中, $M$  表示需要检验的机制变量,包括环境成本、用工成本和资产脱虚向实,其余变量与模型(1)一致。

1. 环境成本机制

为验证气候风险能否通过推升环境成本驱动企业智能制造转型,本文将环境成本区分为被动型和主动型。首先,采用广义环境保护税占营业收入比值反映被动型环境成本。广义环境保护税泛指所有与环境保护相关的税种<sup>[25]</sup>,将其作为被动型环境成本的代理变量能够较全面地反映企业在环保税、资源税、排污费和环境罚款等方面的投入。其次,采用企业在建工程科目的明细中与环境保护相关的支出总额占营业收入比值反映企业主动型环境成本,将其作为主动型环境成本的代理变量能够较准确地反映企业在环保设备购买、技术改造和绿化等方面的投入。

环境成本机制检验的回归结果如表 5 所示,CR 的回归系数分别为 0.007 5 和 0.055 3,且均至少在 5% 水平下显著,说明气候风险能够通过推升企业环境成本进而促使企业智能制造转型。具体而言,气候风险不仅推升了企业为满足环境合规要求所需承担的支出,而且还促使其增加在源头管控、末端治理等方面的投入。因此,气候风险作为一种特殊的环境压力信号,实质上构成了对企业的一种复合型环境约束。当企业意识到传统高碳运营模式的环境成本持续攀升时,其将通过兼具降本、增效、减排等多重功能的智能制造转型路径实现创新补偿效应<sup>[12]</sup>。综上所述,假设 2 得以验证。

2. 用工成本机制

为验证气候风险能否通过推升用工成本驱动企业智能制造转型,本文采用劳动力总成本和显性固定用工成本作为企业用工成本的代理变量<sup>[36]</sup>。其中,使用企业现金流量表中“支付给职工以及为职工支付的现金”与营业收入之比衡量劳动力总成本,用以反映企业用工成本总量负担;使用企业“支付给职工以及为职工支付的现金”扣除“应付职工薪酬”后的部分与员工总人数之比然后取自然对数,用以反映企业为员工支付的显性固定用工成本。

用工成本机制检验的回归结果如表 5 所示,CR 的回归系数分别为 0.200 9 和 0.001 9,且均在 1% 水平下显著,说明气候风险能够通过推升企业用工成本进而促使企业智能制造转型。陈勇兵等研究指出,劳动力成本的提高将会倒逼企业应用工业机器人,以应对用工成本上升压力<sup>[37]</sup>。本文用工成本机制的检验结果

表明,气候风险增加了企业对员工培训、安全防护、人才招聘等方面的投入,而成本上升迫使企业将生产要素组合向智能资本倾斜,进而驱动企业开展智能制造转型活动。综上所述,假设 3 得以验证。

3. 资产脱虚向实机制

为验证气候风险能否通过促进资产脱虚向实驱动企业智能制造转型,本文分别基于金融资产投资率与实业资产投资率刻画企业投资结构从金融资产配置向实业资产配置的转变策略。这一策略涵盖了企业投资行为中的“实减金增”和“实增金减”行为<sup>[38]</sup>。其中,“实减金增”是指,与上一年相比,企业当年实业投资减少,同时金融资产投资增加,具体测度指标采用实业资产投资率减少的绝对值与金融资产投资率上升的绝对值之和。该值越大,企业“脱实向虚”程度越高。“实增金减”是指,与上一年相比,企业当年实业资产投资率增加,同时金融资产投资率减少,具体测度指标采用实业资产投资率上升的绝对值与金融资产投资率减少的绝对值之和。该值越大,企业“脱虚向实”程度越高。

资产脱虚向实机制检验的回归结果如表 5 所示,CR 的回归系数分别为-0.287 2 和 0.002 0,且均在 5% 水平下显著,说明气候风险能够通过促进企业脱虚向实进而驱动其智能制造转型。具体而言,气候风险加剧了金融资产的风险与不确定性,削弱了企业开展金融投资活动的动机。在资源有限的条件下,实体投资行为与金融资产投资行为之间形成替代效应。总体来看,气候风险促使企业投资结构从金融资产配置向实业资产配置转变,将资源更多配置于能够增强核心竞争力和长期韧性的智能制造领域。综上所述,假设 4 得以验证。

表 5 机制检验回归结果

| 变量             | 环境成本                     |                         | 用工成本                      |                          | 资产脱虚向实                  |                          |
|----------------|--------------------------|-------------------------|---------------------------|--------------------------|-------------------------|--------------------------|
|                | 被动型                      | 主动型                     | 劳动力总成本                    | 显性固定用工成本                 | 实减金增                    | 实增金减                     |
| CR             | 0.007 5**<br>(0.003 5)   | 0.055 3***<br>(0.010 6) | 0.200 9***<br>(0.037 2)   | 0.001 9***<br>(0.000 4)  | -0.287 2**<br>(0.130 3) | 0.002 0**<br>(0.000 8)   |
| 控制变量           | 控制                       | 控制                      | 控制                        | 控制                       | 控制                      | 控制                       |
| 常数项            | 19.432 5***<br>(1.826 3) | 0.608 4<br>(3.350 6)    | 28.806 0***<br>(10.443 9) | 10.319 3***<br>(0.251 6) | -3.107 9<br>(59.451 9)  | -1.478 4***<br>(0.392 4) |
| 公司固定效应         | 控制                       | 控制                      | 控制                        | 控制                       | 控制                      | 控制                       |
| 年份固定效应         | 控制                       | 控制                      | 控制                        | 控制                       | 控制                      | 控制                       |
| 观测值            | 18 536                   | 18 536                  | 18 536                    | 18 536                   | 18 536                  | 18 536                   |
| R <sup>2</sup> | 0.168 8                  | 0.581 6                 | 0.532 1                   | 0.810 7                  | 0.182 1                 | 0.300 1                  |

(五) 异质性分析

前文已经充分证实了气候风险驱动企业智能制造转型的核心结论。该效应在不同企业之间可能呈现非对称性特征,如空间区位、行业特征可能从不同维度影响着企业对气候风险压力的敏感程度及将压力转化为技术升级的能力。有鉴于此,本文从城市、行业两个维度切入,考察气候风险驱动企业智能制造转型的异质性效应。

1. 城市异质性

不同城市的地理区位与资源禀赋差异可能导致企业对气候风险的敏感程度与应对能力存在显著差异。从区位上来讲,沿海地区企业生产设施与供应链不仅受台风、风暴等极端气候直接威胁,而且其外贸依赖度

高,面临碳足迹约束更为直接。从资源禀赋来讲,资源丰裕度越高的城市往往会越依赖于单一的生产模式,对高能耗的粗放型经济增长方式具有长期锁定效应,容易陷入“资源诅咒”<sup>[39]</sup>。因此,当沿海地区、资源型城市的企业面临的气候风险加剧时,其智能制造转型相较于内陆地区、非资源型城市的企业可能会存在差异。

有鉴于此,本文按照地理区位将样本企业所处省份划分为沿海地区、内陆地区<sup>①</sup>,按照城市资源禀赋划分为资源型城市、非资源型城市<sup>②</sup>,然后进行分组回归。由表6可知,气候风险对企业智能制造转型的驱动效应在沿海地区、资源型城市中更为明显。

就地理区位而言,沿海地区企业尽管面临气候变化的直接威胁,生产设施及供应链体系的脆弱性相对突出,但由于其经济发展水平较高,技术吸收与投资能力更为强劲,因而在面临气候风险冲击时,相较于内陆地区企业,其推动智能制造转型的需求更为迫切,所具备的转型支撑条件也更为充分。就资源禀赋而言,随着气候风险不断加剧,资源型城市所依赖的传统能源供应体系稳定性显著下降,迫使企业加快智能化转型与技术升级步伐。相对而言,非资源型城市对传统能源的依赖度较低,企业转型的压力与紧迫性也相对较弱。

2. 行业异质性

制造业与非制造业在能源结构、生产技术等方面存在本质差异,可能导致气候风险对企业智能制造转型的驱动效应呈现非对称特征。本文基于中国证监会《上市公司行业分类指引(2012)》,将样本划分为制造业企业与非制造业企业,并进行分组回归。由表6可知,气候风险对企业智能制造转型的驱动效应在制造业企业中更为明显。造成这一差异的原因在于,制造业是能源消耗与碳排放的主要部门,直接承受碳配额约束与环保技改压力<sup>[12]</sup>。同时,制造业生产高度依赖专用性设备与复杂供应链,极端气候造成的企业停产损失更大。相比之下,非制造业碳排放强度较低、资产专用性弱,企业所受气候风险的直接冲击相对有限。

表6 异质性分析回归结果

| 变量             | 地理区位                    |                       | 资源禀赋                    |                         | 行业性质                    |                       |
|----------------|-------------------------|-----------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-----------------------|
|                | 沿海                      | 内陆                    | 资源型城市                   | 非资源型城市                  | 制造业                     | 非制造业                  |
| CR             | 0.034 0***<br>(0.010 9) | 0.013 3*<br>(0.006 9) | 0.071 2***<br>(0.025 0) | 0.016 8***<br>(0.005 9) | 0.028 3***<br>(0.007 0) | -0.000 7<br>(0.011 0) |
| 控制变量           | 控制                      | 控制                    | 控制                      | 控制                      | 控制                      | 控制                    |
| 常数项            | 5.059 4<br>(4.388 9)    | 1.567 9<br>(2.795 9)  | -7.878 6<br>(9.822 8)   | 3.087 7<br>(2.386 4)    | 2.167 3<br>(2.775 7)    | 2.168 2<br>(4.308 3)  |
| 公司固定效应         | 控制                      | 控制                    | 控制                      | 控制                      | 控制                      | 控制                    |
| 年份固定效应         | 控制                      | 控制                    | 控制                      | 控制                      | 控制                      | 控制                    |
| 观测值            | 5 557                   | 12 979                | 1 598                   | 16 938                  | 12 441                  | 6 095                 |
| R <sup>2</sup> | 0.299 2                 | 0.250 8               | 0.351 6                 | 0.243 1                 | 0.235 0                 | 0.267 8               |
| 组间系数差异检验       | 0.020 7***              |                       | 0.054 4***              |                         | 0.029 0***              |                       |

① 沿海地区包括北京市、天津市、河北省、辽宁省、上海市、江苏省、浙江省、福建省、山东省、广东省、广西壮族自治区和海南省;内陆地区包括山西省、内蒙古自治区、吉林省、黑龙江省、安徽省、江西省、河南省、湖北省、湖南省、重庆市、四川省、贵州省、云南省、陕西省、甘肃省、青海省、宁夏回族自治区和新疆维吾尔自治区。

② 基于《全国资源型城市可持续发展规划(2013—2020年)》将样本企业所处城市划分为资源型城市和非资源型城市。

## 六、结论与建议

本文以2011—2023年沪深A股上市公司为研究样本,基于FinBERT模型构建企业层面气候风险指标,考察了气候风险对企业智能制造转型的影响及其作用机制。研究结果显示:第一,气候风险驱动了企业智能制造转型,企业层面气候风险每提高1个标准差,其智能制造转型水平提升约1.87%;第二,机制分析表明,气候风险通过推升环境成本催生转型动机、推升用工成本锁定转型方向和促进资产脱虚向实提供转型保障三条机制驱动企业智能制造转型;第三,异质性分析表明,气候风险驱动企业智能制造转型在沿海地区、资源型城市、制造业行业中更为明显。

基于上述研究结论,本文提出以下政策建议:

第一,完善气候风险治理体系,构建气候风险驱动智能制造转型的制度框架。首先,政府应更系统地将气候风险治理纳入产业政策整体设计,使其从单纯的风险防范工具转化为推动企业智能化、绿色化协同转型的制度引擎。其次,政策设计应当超越传统绿色创新视野,逐步引导企业将智能制造作为提升气候韧性、推进绿色转型,甚至获取长远竞争优势的核心路径。此外,加快构建强制性与激励性相结合的气候信息披露体系,要求企业不仅要披露气候风险对财务状况的影响,更要详细阐述创新转型战略与关键绩效指标,从而将气候风险压力转化为企业主动推进智能制造转型的战略信号。

第二,聚焦气候风险驱动智能制造转型传导路径,实施成本疏导与转型支持协同政策。在环境成本方面,政府应持续推进环境税制改革,合理提升碳排放活动的负外部性内部化程度,增强其通过智能制造实现降本、增效、减排多重目标的内在动力。同时,对积极开展智能制造转型的企业给予环保税减免、技术改造补贴等正向激励,实现规制硬约束与转型硬激励的制度闭环。在用工成本方面,政府应引导企业使用智能机器逐步替代受气候风险影响严重的生产线,同时对积极实施智能化改造的企业,给予员工转岗培训、再就业安置等专项补贴,进而推动传统劳动力转化为新型绿色技能劳动力。在脱虚向实方面,金融机构可建立气候风险与智能制造项目关联的信贷审批模型,对企业因气候风险而削减金融资产、增加智能装备投资的举措,提供中长期绿色信贷优惠,确保转型资金充裕。

第三,充分考虑气候风险驱动智能制造转型的异质性特征,实施针对性的区域、行业以及企业政策。对于沿海地区企业,应着力发挥其经济基础好、技术吸收能力强的先行示范效应,推动其率先形成“气候风险—智能制造”良性循环的标杆模式,并向内陆地区输出转型经验与技术。对于资源型城市企业,政府应在常规扶持政策的基础上加大智能化、绿色化协同技术的支持力度,并设立专项转型基金,助力其摆脱路径依赖实现智能制造转型升级。对于制造业企业,应通过进一步完善智能制造试点示范专项、扩大技术改造补贴覆盖规模等方式降低智能制造转型的沉没成本与技术门槛。

### 参考文献:

- [1] 杨子晖,李东承,陈雨恬. 金融市场的“绿天鹅”风险研究:基于物理风险与转型风险的双重视角[J]. 管理世界,2024,40(2):47-67.
- [2] 肖挺,郭娜,龙晓柏. 东道国气候风险与中国对外直接投资[J]. 经济学动态,2024(11):56-74.
- [3] 陈海山,陈志龙. 气候风险、经济增长与城市内涵式发展:基于暴雨冲击的经验证据[J]. 统计研究,2024,41(6):121-134.
- [4] 宁博,汤旭东,梁师赫,等. 气候物理冲击与企业金融资产配置:来自异常降水的证据[J]. 世界经济,2025,48(2):196-229.
- [5] Guo X, Li R X. Climate physical risks and corporate supply chain resilience: how do investor sentiment and risk-taking behaviors influence supply chain operations? [J]. Finance Research Letters, 2025, 85: 107903.

- [6]谭小芬,杜青青,李兴申.气候风险转移与企业适应性投资:来自中国上市公司跨境并购的证据[J].财贸经济,2026,47(5):43-64.
- [7]刘浩,杨卓灵.企业气候风险感知推动了绿色创新吗:基于机构投资者撤资担忧视角[J].金融经济研究,2026,41(1):118-130.
- [8]He F,Duan L,Cao Y,et al. Green credit policy and corporate climate risk exposure[J]. Energy Economics,2024,133:107509.
- [9]孙传旺,陈智龙,孙博文.碳排放权交易制度、产业绿色转型及其外部性[J].经济研究,2025,60(6):134-151.
- [10]陈妍玲,郭文伟,简彤凌.迎“险”而上:城市气候风险与企业绿色创新[J].经济与管理研究,2025,46(11):127-144.
- [11]付秀梅,王志强,王鑫滨.危机孕育新机:气候风险与企业数字化转型[J].西安交通大学学报(社会科学版),2026,46(2):89-99.
- [12]田沃,解维敏.气候风险与工业机器人应用[J].系统工程理论与实践,2025,45(12):4277-4294.
- [13]程时雄,何宇航,刘朝良.气候物理风险与资本市场定价:基于权益资本成本视角[J].经济研究,2025,60(12):232-254.
- [14]杜剑,徐筱彧,杨杨.气候风险影响权益资本成本吗:来自中国上市公司年报文本分析的经验证据[J].金融评论,2023,15(3):19-46.
- [15]王达,田昊,周映雪.公司治理水平与企业气候风险感知偏差:兼论气候误判的双重矫正机制[J].金融研究,2026(2):134-151.
- [16]Huang A H,Wang H,Yang Y. FinBERT: a large language model for extracting information from financial text[J]. Contemporary Accounting Research,2023,40(2):806-841.
- [17]陆瑶,施函青,周欣怡.中国企业数字技术风险暴露对企业价值的影响:来自大语言模型的文本分析证据[J].经济研究,2025,60(2):73-89.
- [18]陈廷森,高毅达,于耀,等.公共实施机制与私人实施机制的监管联动:基于信号博弈和大语言模型的证据[J].经济研究,2025,60(7):142-161.
- [19]陈琪,贾雅萱.绿色工厂认证能提升供应链韧性吗?[J].首都经济贸易大学学报,2026,28(2):98-110.
- [20]张伯伟,马凡慧.智能制造如何提升产业链供应链韧性:理论机制与实证检验[J].经济学动态,2024(11):20-37.
- [21]林熙,刘啟仁,冯桂媚.智能制造与绿色发展:基于工业机器人进口视角[J].世界经济,2023,46(8):3-31.
- [22]杨玉珍,杜崇森,宋跃刚.绿色金融政策如何影响制造业企业减污降碳协同治理?:基于国家级绿色金融改革创新试验区的准自然实验[J].经济与管理研究,2026,47(5):50-65.
- [23]陈国进,郭珺莹,赵向琴.气候金融研究进展[J].经济学动态,2021(8):131-145.
- [24]柳学信,吴鑫玉,孔晓旭.企业气候风险管理:研究框架与未来展望[J].首都经济贸易大学学报,2025,27(3):98-112.
- [25]刘樑,李雪,蒋攀.环境保护税对企业绿色技术创新的影响:基于环保投资的因果中介效应分析[J].河海大学学报(哲学社会科学版),2022,24(3):50-59.
- [26]Pankratz N,Bauer R,Derwall J. Climate change, firm performance, and investor surprises[J]. Management Science,2023,69(12):7352-7398.
- [27]崔皓,路征,李华民.绿色金融改革创新试验区政策与企业绿色生产力[J].经济与管理研究,2026,47(7):62-77.
- [28]Choi T M,Lam H K S,Sarkis J,et al. Extreme weather and production economics: insights, challenges, and future directions[J]. International Journal of Production Economics,2025,281:109504.
- [29]Song Y G,Zhang B C. How climate change affects labor mobility: empirical evidence from the CLDS[J]. Emerging Markets Finance and Trade,2024,60(12):2665-2690.
- [30]李博阳,张玉浩,张嘉望.气候风险与企业金融化[J].经济与管理研究,2026,47(1):35-50.
- [31]Teece D J,Pisano G,Shuen A. Dynamic capabilities and strategic management[J]. Strategic Management Journal,1997,18(7):509-533.
- [32]洪荭,王智超,尹鹏飞,等.智能制造与企业全球价值链地位提升[J].会计研究,2025(2):36-48.
- [33]周泽将,汪顺,董丰.气候政策不确定性应对与实体企业金融资产配置[J].金融研究,2025(4):95-113.
- [34]Goldsmith-Pinkham P,Sorkin I,Swift H. Bartik instruments: what, when, why, and how[J]. American Economic Review,2020,110(8):2586-2624.
- [35]Borusyak K,Hull P,Paravel X. Quasi-experimental shift-share research designs[J]. The Review of Economic Studies,2022,89(1):181-213.
- [36]高山,李征,宋顺锋.劳动保护、用工成本与企业对外直接投资[J].国际贸易问题,2021(2):159-174.
- [37]陈勇兵,李辉,林雄立.劳动保护与企业智能制造转型:来自机器人进口的证据[J].数量经济技术经济研究,2023,40(6):133-152.
- [38]王遥,王瑾喆,吴桢妹,等.绿色金融能否促进经济“脱虚向实”:基于绿色金融改革创新试验区的经验证据[J].金融研究,2025(12):20-38.
- [39]王健龙,王伟龙,刘勇.绿色金融政策何以驱动中国城市能源转型?[J].经济与管理研究,2025,46(11):91-109.

## Climate Risk and Corporate Intelligent Manufacturing Transformation —Evidence from a Large Language Model

WANG Qiankun, REN Hui, CHEN Mingsheng

(China University of Political Science and Law, Beijing 100088)

**Abstract:** Against the backdrop of intensifying global climate risk and the deepening advancement of China's "dual carbon" goals, how to address climate risk by pursuing intelligent, green, and integrated development has become a pressing issue in promoting the comprehensive green transformation of the economy and society and in building a Beautiful China. Intelligent manufacturing (IM), with its unique strengths in green empowerment, becomes a new engine for firms to build competitive advantages in the context of creating new forms of intelligent economy. This paper innovatively introduces the semantic understanding capability of the FinBERT large language model into the field of textual analysis, constructs a firm-level climate risk index, and investigates the causal relationship between climate risk and IM transformation.

Based on panel data from A-share listed manufacturing firms in China from 2011 to 2023, the empirical findings indicate that climate risk can drive corporate IM transformation. Mechanism analysis reveals three key channels: increasing environmental costs to incentivize transformation, raising labor costs to define the transformation direction, and reallocating financial resources from virtual to real sectors to safeguard transformation. Heterogeneity analysis further shows that the driving effect is more pronounced in coastal areas, resource-based cities, and manufacturing industries. These conclusions provide new evidence on how firms enhance their risk resilience through IM transformation in the context of climate risk, and hold practical implications for the coordinated advancement of carbon emission reduction, pollution reduction, green development expansion, and economic growth.

The marginal contributions are threefold. First, this paper employs a large language model to construct a firm-level climate risk measure and innovatively integrates climate risk with corporate IM transformation within a unified framework, revealing firms' strategic responses to climate risk pressure through IM. Second, it systematically unpacks the internal logic through which climate risk drives corporate IM transformation, deepening conventional transmission channels such as environmental and labor costs, and uncovering a distinctive micro-level mechanism of the reallocation of financial resources from virtual to real sectors under climate risk conditions. Third, it comprehensively explores heterogeneous effects across spatial locations and industry attributes, expanding the research boundaries.

Based on these findings, this paper offers three policy recommendations. First, it is essential to improve the climate risk governance system and build an institutional framework for climate risk-driven IM transformation. Second, it is crucial to focus on the transmission channels through which climate risk drives IM transformation and implement coordinated policies on cost mitigation and transformation support. Third, efforts should be made to take full account of the heterogeneous characteristics of the climate risk-IM transformation relationship and to formulate targeted policies tailored to different regions and industries.

**Keywords:** climate risk; intelligent manufacturing; large language model; environmental cost; labor cost; financial resource from virtual to real sectors

编校:周 斌