

Can AI Talent Investment Reduce Corporate Risk? — Evidence from AI Recruitment

Data of Listed Companies

by

Fang Wang

A Dissertation Presented in Partial Fulfillment  
of the Requirements for the Degree  
Doctor of Business Administration

Approved March 2026 by the  
Graduate Supervisory Committee:

Hong Guo, Co-Chair

Hong Yan, Co-Chair

Huibing Zhang

ARIZONA STATE UNIVERSITY

May 2026

企业 AI 人才投入能否降低企业风险？——基于上市公司人工智能招聘数据的分析

王芳

全球金融工商管理博士  
学位论文

研究生管理委员会  
于二零二六年三月批准：

郭宏，联席主席  
严弘，联席主席  
张慧冰

亚利桑那州立大学

二零二六年五月

## ABSTRACT

Against the backdrop of rising global macroeconomic uncertainty and the continued accumulation of corporate bankruptcy and default risks, whether firms can enhance their resilience through technology-related investment has become an important question in both academic research and business practice. Using a sample of Chinese A-share listed firms from 2016 to 2024, this study adopts a factor-input perspective and uses online recruitment data to characterize firms' human capital allocation toward artificial intelligence (AI). Based on these data, this paper constructs a measure of AI talent investment intensity—the share of AI-related job postings in a firm's total recruitment. This measure is intended to capture firms' observable investment intentions in AI-related capability building, rather than to provide a complete measure of overall digital transformation.

The empirical results show that, after controlling for firm characteristics, firm fixed effects, and year fixed effects, firms with higher AI talent investment intensity are significantly less likely to enter ST/PT status. In addition, a continuous measure of operating risk constructed from profit volatility also declines significantly with AI talent investment. These findings remain robust when alternative risk measures, including O-score, RLPM, and Merton distance to default, are employed, suggesting that AI talent investment has a robust risk-mitigating effect at the firm level.

Mechanism analyses indicate that easing financing constraints and improving production efficiency are two important channels through which AI talent investment affects corporate risk, although they are unlikely to be the only channels. Further evidence shows that the risk-mitigating effect of AI talent investment is more pronounced among firms facing tighter external financing conditions and among firms with relatively lower production efficiency. Heterogeneity analyses further show that this effect is stronger among smaller firms and firms located in China's central and western regions.

In addition, comparative case evidence from JD-affiliated and Suning-affiliated firms illustrates that whether technology investment is effectively embedded into core business processes is an important source of variation in firm risk outcomes. Overall, this paper provides new micro-level evidence on the relationship between AI talent investment and corporate risk and offers useful implications for how firms can strengthen resilience in an uncertain environment.

## 摘要

在全球宏观经济不确定性上升、企业破产与违约风险持续累积的背景下，企业能否借助新技术投入提升自身的风险应对能力，已成为学术研究与实践领域共同关注的重要问题。基于 2016—2024 年中国 A 股上市公司的样本数据，本文从企业要素投入视角出发，利用在线招聘平台信息刻画企业在人工智能（AI）方向上的人力资本配置情况，并据此构建“AI 相关岗位招聘占比”指标，以衡量企业 AI 人才投入强度。该指标主要反映企业在 AI 相关技术应用、能力建设与组织升级中的微观投入意向，而非对企业整体数字化转型程度的完全刻画。

实证结果表明，在控制企业个体特征、年份效应和企业固定效应后，AI 人才投入强度较高的企业，其进入 ST/PT 状态的可能性显著降低；同时，基于盈利波动构建的连续型经营风险指标也显著下降。进一步采用 O-score、RLPM 和 Merton 距离违约等替代性风险指标进行稳健性检验后，结论依然成立，说明 AI 人才投入具有较稳健的风险缓释效应。

机制检验显示，融资约束缓解和生产效率改善是 AI 人才投入影响企业风险的重要作用渠道，但并非唯一渠道。进一步分析发现，在外部融资环境较为紧张、生产效率相对较低的企业中，AI 人才投入的风险缓释效应更为明显。异质性结果表明，这一效应在小规模企业和中西部地区企业中表现得更为突出。

此外，本文结合京东系与苏宁系企业的对比案例，从实践层面说明：技术投入能否有效嵌入核心业务流程，并转化为资源配置优化和运营效率提升，是企业风险变化出现差异的重要原因。总体而言，本文为理解企业 AI 人才投入与企业风险之间的关系提供了新的微观证据，也为企业在不确定环境下通过技术投入增强韧性提供了经验启示。

## 目录

	页码
表格列表 .....	viii
图表列表 .....	ix
章节	
一、导论 .....	1
1.1 研究背景 .....	1
1.2 研究目的 .....	5
1.3 研究内容与方法 .....	5
1.4 研究意义 .....	6
1.4.1 理论意义 .....	6
1.4.2 实践意义 .....	8
二、概念定义、理论基础与文献回顾 .....	9
2.1 相关概念 .....	9
2.1.1 数字化转型概念 .....	9
2.1.2 人工智能概念 .....	10
2.1.3 企业风险概念及其经营风险维度 .....	11
2.2 理论综述 .....	12
2.2.1 数字化转型的经济后果 .....	12
2.2.2 人工智能的经济后果 .....	13

章节	页码
2.2.3 企业风险的形成及其影响因素 .....	15
三、研究设计与实证检验 .....	19
3.1 研究假说 .....	19
3.2 数据来源、变量设计及描述性统计 .....	20
3.2.1 数据来源和清洗过程 .....	20
3.2.2 变量设计 .....	21
3.2.3 描述性统计 .....	28
3.3 实证分析 .....	31
3.3.1 模型设计 .....	31
3.3.2 基准回归 .....	31
四、机制分析、异质性分析以及稳健性检验 .....	35
4.1 机制分析 .....	35
4.1.1 融资约束渠道 .....	35
4.1.2 企业生产效率渠道 .....	39
4.2 异质性分析 .....	43
4.2.1 企业规模 .....	43
4.2.2 企业地区分布 .....	45
4.2.3 企业股权性质 .....	47
4.3 稳健性检验 .....	49

章节	页码
五、案例分析：京东和苏宁成败始末 .....	52
5.1 案例说明 .....	52
5.2 京东系 AI 相关技术投入案例分析 .....	52
5.2.1 “技术、技术、技术”战略的提出与实施 .....	52
5.2.2 AI 人才招聘与技术团队建设 .....	53
5.2.3 AI 技术在核心业务场景的应用与成效 .....	54
5.2.4 财务表现与风险抵御能力 .....	56
5.3 苏宁系 AI 相关技术投入案例分析 .....	56
5.3.1 经营战略摇摆 .....	56
5.3.2 AI 投入低效，未能形成竞争力 .....	57
5.3.3 核心业务场景的技术应用表现不佳 .....	58
5.3.4 财务状况持续恶化 .....	59
5.4 案例总结 .....	60
5.4.1 京东：稳健发展，风险可控 .....	60
5.4.2 苏宁系：危机爆发，关联公司被破产重整 .....	61
六、研究结论与展望 .....	62
6.1 研究结论 .....	62
6.2 研究启示 .....	63
6.3 研究展望 .....	64

章节	页码
参考文献 .....	66
附录	
A 表格 A1 变量定义表 .....	72

## 表格列表

表格	页码
1 描述性统计表 .....	29
2 基准回归表 .....	32
3 融资约束：KZ 指数 .....	36
4 融资约束：WW 指数 .....	38
5 企业全要素生产率（LP 法） .....	40
6 企业全要素生产率（OP 法） .....	42
7 企业规模 .....	44
8 企业地区分布 .....	46
9 企业股权性质 .....	48
10 基准回归稳健性检验 .....	50

## 图表列表

图表	页码
1 全国强制清算案件的收案、结案、未结案分类统计 .....	2
2 全国破产案件的收案、结案、未结案分类统计 .....	2
3 全国上市公司破产清算、破产重整案件分类统计 .....	3

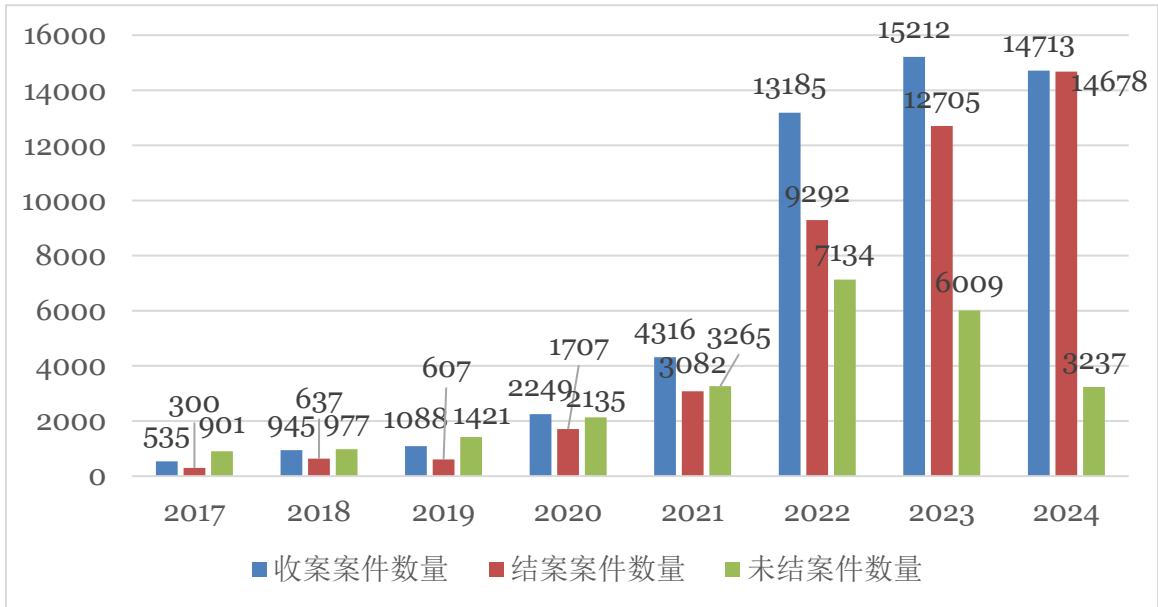
## 一、导论

### 1.1 研究背景

当前，国际形势和全球经济格局正经历深刻调整，外部环境的不稳定和不确定性显著上升。叠加国内经济结构转型、产业升级压力以及国际贸易政策冲击，我国企业所面临的宏观经营环境日趋复杂严峻。在多重不确定性冲击下，企业经营活动中的风险暴露程度明显上升，经营波动性和不确定性显著加大。经济下行压力与市场竞争加剧使部分企业持续处于高风险运营状态，其经营绩效、现金流稳定性和持续经营能力均受到不同程度冲击。

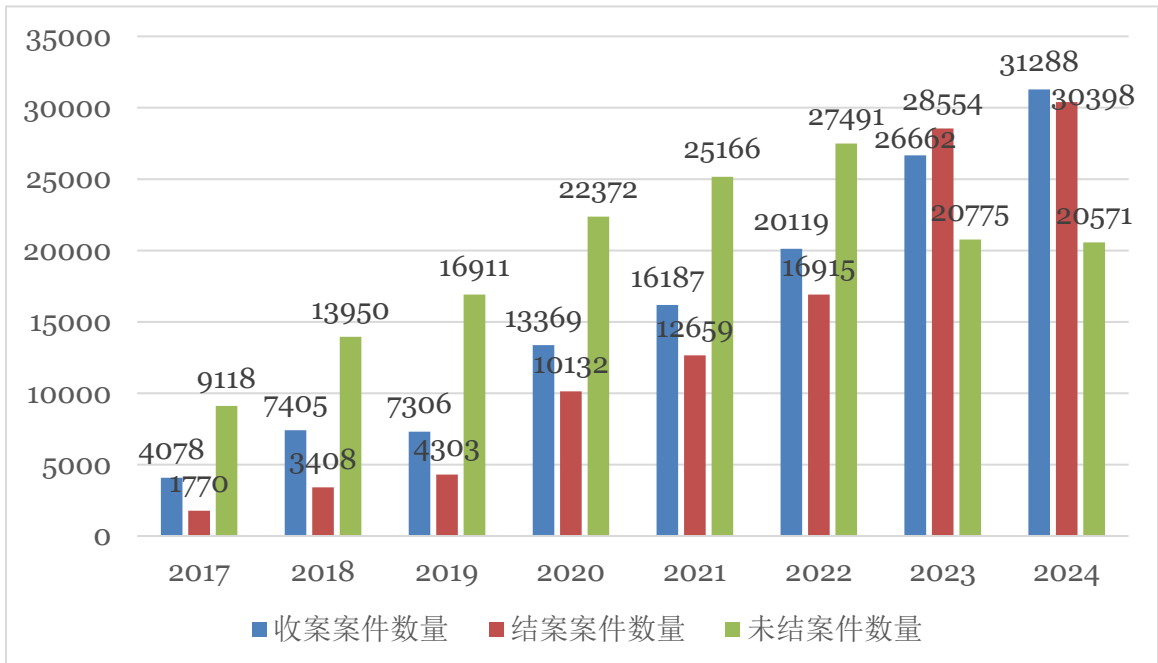
从现实情况来看，企业经营风险的上升并不只是表现为盈利能力下降或财务指标恶化，而是往往在长期积累后，逐步演化为更为极端的结果，例如债务违约、持续性财务困境，甚至最终退出市场。破产司法程序的启动数量，正是在这一过程中风险集中暴露的直接体现。随着时间推移，破产案件的受理规模、审理进度以及未结案件的存量均呈现出明显变化，这在一定程度上反映了企业风险压力的加大，也折射出相关制度安排随经济环境变化所作出的调整。关于我国强制清算和破产案件的收案、结案及未结案情况，见图 1 和图 2。

图 1 全国强制清算案件的收案、结案、未结案分类统计



数据来源：CSMAR 上市公司破产重整研究数据库

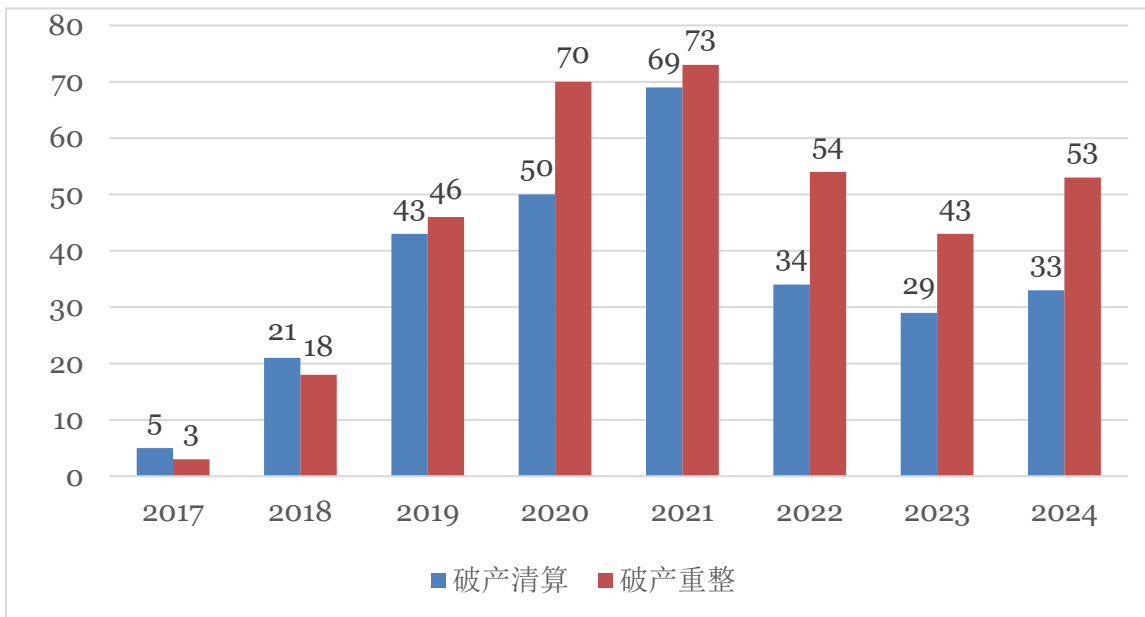
图 2 全国破产案件的收案、结案、未结案分类统计



数据来源：CSMAR 上市公司破产重整研究数据库

尽管上市公司通常具备更强的资本实力和融资能力，但其经营活动同样难以完全免疫外部冲击。在宏观不确定性上升和行业竞争加剧的背景下，部分上市公司亦出现经营效率下降、财务风险累积等问题，进而演化为严重的经营危机。随着监管环境的日益规范和司法体系的逐步完善，上市公司破产程序不断法治化，其破产清算和重整案例数量呈现上升趋势。相关案件的变化从侧面反映了上市公司经营风险的现实存在及其研究价值（见图3）。

图 3 全国上市公司破产清算、破产重整案件分类统计



数据来源：CSMAR 上市公司破产重整研究数据库

面对内外部环境持续变化带来的不确定性，中国政府与企业不断探索提升企业韧性的现实路径。“十四五”规划将统筹发展与安全作为重要原则，明确提出把防范和化解重大风险放在更加突出的位置；党的二十大报告则进一步强调增强防范化解重大风险的能力，以支撑经济高质量发展。在数字经济不断深化的背景下，企业经营风险呈现出更高频率、更强复杂性和更明显的跨界特征，传统依赖经验判断和事后调整的风险管理方式已难以有效应

对。相应地，企业亟需借助新的技术手段和管理工具，提升风险识别与应对能力。在这一过程中，数字化转型逐渐被视为企业应对不确定性、强化风险治理的重要战略选择之一（单宇等，2021）。

随着大数据、云计算、人工智能和 5G 等新一代信息技术的快速演进，数字技术正不断渗透至企业生产经营的各个环节，对商业模式和组织形态产生深远影响。从政策层面看，“十四五”规划明确提出加快数字化发展、建设数字中国，《“十四五”数字经济发展规划》进一步强调引导企业系统性推进数字化转型。在此背景下，数字化转型逐步成为企业提升运营效率、增强风险应对能力的重要支撑。新冠疫情带来的外部冲击尤为直观地揭示了数字技术在稳定企业经营中的作用：部分数字化基础较为扎实的企业，借助远程协同、数据支持决策和智能化运营安排，在冲击期间保持了较高的经营连续性和抗风险能力（Hanelt 等，2021）。这些现象提示，数字化转型可能在缓释经营风险、提升企业适应能力方面发挥重要作用。

从企业层面来看，推动数字化转型的根本动因在于提升对复杂环境变化的响应能力，并在此基础上构建可持续的竞争优势。数字化转型并不等同于单一技术或信息系统的简单引入，而是涉及对生产流程、组织结构、资源配置方式以及商业模式的系统性调整与重塑（Vial，2019；赵宸宇等，2021）。通过引入和整合数字技术，企业有望改善信息获取与处理效率，优化内部决策机制，提高运营透明度，从而在不确定环境中更有效地识别和应对潜在经营风险。

进一步而言，数字化转型为企业经营风险提供了新的实现路径。一方面，基于数据的运营管理与风险监测体系有助于企业更早识别潜在风险信号，使风险评估由事后应对转

向持续监测与动态调整；另一方面，数字技术通过提升运营效率、降低信息不对称程度并强化内部协同，有助于缓解经营波动，增强企业在冲击情境下的稳定性。因此，数字化转型的影响并不限于是否引发破产等极端结果，更可能通过持续改善经营过程，降低企业整体经营风险水平。围绕这一作用机制及其经济后果，本文将展开系统分析。

## 1.2 研究目的

具体而言，本文的第一个研究目标是考察企业 AI 人才投入是否能够有效降低企业风险水平。相较于仅关注破产、违约等结果性和极端化风险表现，本文同时考察企业进入 ST/PT 状态的可能性、日常经营风险以及其他替代性风险指标，从而更全面地刻画企业风险。

本文的第二个目标是分析 AI 人才投入影响企业风险的可能作用渠道，重点考察融资约束缓解和生产效率改善两条机制。

本文的一个重要创新在于，采用上市公司人工智能招聘数据构造 AI 人才投入指标。与现有文献中常见的年报文本分析和数字化关键词词频测度相比，AI 人才招聘更直接反映了企业在 AI 相关技术应用、能力建设和组织升级方面的真实投入意向。需要说明的是，该指标更适合刻画企业在 AI 方向上的微观投入行为，而非对企业整体数字化转型程度的完整衡量。

## 1.3 研究内容与方法

首先是本文的研究结构。第一章是导论，主要内容为阐述本文的研究背景、研究目的、研究方法和研究意义，并对研究的创新点进行说明。

第二章聚焦于数字化转型、人工智能与企业风险的理论框架，对与本研究相关的文献进行回顾，提供了现有文献的清晰概述。文献包括数字化转型经济后果的相关文献、人工智能带来的经济效应相关文献、企业风险的影响因素相关文献。

第三章是本文的实证研究部分。这是本文的核心章节，主要包括提出研究假设、讨论数据来源、变量的定义和测度方式、回归模型的建立方法和实证结果。

第四章是机制检验、异质性检验和稳健性检验。

第五章是案例分析。本文用京东和苏宁作为对比，使得本文理论与实践相结合。

第六章是研究结论与展望。

本研究综合采用了规范分析与实证检验相结合的方法，以确保研究的系统性和结论的科学性。在规范研究阶段，主要通过理论联系实际的分析框架，对目前已有文献进行系统的梳理与述评，指出了现有研究文献存在的局限性，并提出了未来可以拓展的方向，从而为本文研究奠定基础。然后，运用逻辑推理提出核心研究问题，并构建了初步的分析框架。随后，通过计量经济学实证方法围绕所要研究的问题，借鉴前人已有研究，选取因变量及自变量构建多元回归方程，采用固定效应模型对本文中所提假设进行检验，并利用 Python 和 Stata 编程统计工具对数据进行了深入的实证分析。在此基础上，明确了本研究的创新点和不足，拓展了相关研究的理论边界。实证结果有助于更准确地评估企业 AI 人才投入对企业风险的实际影响，并为企业技术投入决策、风险管理优化以及相关政策制定提供现实参考。

## 1.4 研究意义

### 1.4.1 理论意义

第一，本文从企业风险防控的视角系统考察 AI 人才投入的经济后果，拓展了技术投入研究的风险维度。现有文献主要关注数字化转型对企业创新产出、生产效率和财务绩效的影响，而对企业在 AI 方向上的微观投入行为如何影响企业风险关注相对不足。尽管部分研

究已开始探讨数字技术与企业风险之间的关系，但相关结论尚未形成一致认识。一方面，有研究认为数字技术能够提升企业对不确定性冲击的感知和应对能力，从而改善风险管理效率（Williams 等，2017）；另一方面，也有研究指出，数字化战略若实施不当，可能加剧组织复杂性和资源错配，进而引入新的经营风险（Usai 等，2021）。本文从企业风险这一更具过程性和连续性的视角出发，系统检验 AI 人才投入的风险治理效应，有助于丰富相关研究的微观证据。

第二，本文通过引入 AI 人才投入这一微观行为变量，拓展了企业风险研究的分析框架。既有研究在解释企业风险形成机制时，主要聚焦于宏观经济波动（王克敏等，2006；季伟伟等，2014）、资本结构与股权结构（陈燕和廖冠民，2006；钱忠华，2009）以及公司治理因素（李晨，2015）等传统视角，而对企业如何通过技术能力建设和人力资本配置来应对外部不确定性关注不足。本文强调，企业风险具有显著的累积性和阶段性特征，若未能得到有效管控，往往会进一步演化为财务困境等极端风险结果。通过考察 AI 人才投入对企业风险的影响，本文从风险形成的前置阶段入手，为理解企业风险演化机制提供了新的解释视角，丰富了相关研究的理论内涵。

第三，本文在企业新技术投入测度方面尝试提供一种不同于既有研究的思路。现有文献多依赖年报文本分析，通过统计“数字化”相关关键词的出现频率来刻画企业数字化转型程度。然而，由于文本披露缺乏统一规范，表述方式具有较大灵活性，其内容和侧重点往往受到管理层策略性动机的影响，相关表述在一定程度上可能被用于概念包装或市值管理（马连福等，2023），从而削弱了测度指标的真实性与可比性。基于这一考虑，本文选取上市公司 AI 相关岗位招聘占比作为核心解释变量。与文本披露相比，人才招聘更直接反映了企业

在 AI 相关技术应用、能力建设和组织升级中的资源配置选择，有助于从更微观的行为层面观察企业技术投入意向，并增强实证结果的经济解释力。需要强调的是，本文所使用的指标更适用于刻画企业 AI 人才投入，而非对企业整体数字化转型程度作完全替代。

综合来看，在全球需求收缩、供给冲击与预期走弱交织作用的背景下，企业面临的经营不确定性明显上升。围绕数字化转型是否以及如何缓释企业经营风险展开系统分析，不仅有助于拓展数字化转型经济后果的研究视角，也为理解企业在复杂环境中实现可持续发展的内在机制提供了补充性证据。

#### 1.4.2 实践意义

自 2012 年以来，我国持续推动数字技术在实体经济中的应用，为企业开展 AI 相关能力建设和技术升级提供了较为坚实的制度环境与技术基础。从实践层面看，企业在 AI 方向上的人才投入并非单一招聘行为，而是企业围绕技术应用、组织升级和资源配置调整所展开的前瞻性布局，其风险治理效应及经济后果仍有必要通过经验研究加以检验。特别是在 2015—2016 年间，以“互联网+”为代表的一系列政策密集出台，明确了实体经济数字化升级的发展方向，加快了数字技术与传统产业的融合进程。随后，围绕数据要素配置和数字驱动创新的相关政策持续推进，进一步推动了我国数字经济的发展。

在当前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下，企业所面临的外部不确定性和风险依然较高，如何通过 AI 相关能力建设提升风险应对能力，已成为企业实现高质量发展的现实关切。本文从企业风险视角出发，对 AI 人才投入的风险治理效应进行系统评估，有助于为企业制定技术投入战略和完善风险管理体系提供经验证据。同时，相关结论也可为政府在推动人工智能应用、完善风险防控机制和提升经济韧性方面提供参考。

## 二、概念定义、理论基础与文献回顾

### 2.1 相关概念

#### 2.1.1 数字化转型概念

于伟（2022）指出，“数码化”、“数字化”和“数字化转型”是相互联系但层次不同的概念。其中，数码化（**digitization**）指将模拟信息转换为数字形式，是数字技术应用的初级阶段。数字化（**digitalization**）指利用数字技术优化或再造业务流程与管理方式，侧重于对现有业务的数字化升级。数字化转型（**digital transformation**）则强调以数字技术为驱动力的全面变革，涉及企业战略、组织结构、业务模式乃至文化的深层次改变。数字化转型作为在数码化和数字化基础上更为深入的阶段，对企业组织、业务流程和商业模式等方面产生了深刻影响。它通常伴随着组织结构的调整与重组、业务流程的重塑以及新业务模式的创新。企业在这一过程中不仅要引入新技术，还需同步更新战略思维，调整资源配置，并培育相应的数字化能力，以适应数字时代的要求。

既有研究从微观与宏观两个层面理解企业数字化转型。微观层面上，吴非等（2021）基于年报文本识别刻画企业数字化转型强度，并从信息环境与企业创新等渠道讨论其经济后果。何青等（2024）从融资期限结构角度表明，数字化转型能够缓解投融资期限错配，并通过改善长期融资可得性与治理机制发挥作用。总体而言，数字化转型通常被视为系统性、持续推进的过程；相关研究更多从组织能力重构、资源编排与劳动要素结构调整等角度刻画其实现路径（张国胜等，2024；肖土盛等，2022）。其核心在于推动数字技术与具体业务场景的深度融合，并在此过程中逐步实现组织调整与能力重构。

需要说明的是，本文的核心解释变量并非企业整体数字化转型程度，而是企业在 AI 方向上的人才投入强度。之所以仍有必要讨论数字化转型的概念，是因为 AI 相关能力建设本身通常嵌入于更广义的数字化升级过程之中。从这一意义上说，AI 人才投入可以被理解为企业围绕智能化能力建设所展开的一种可观测微观投入行为，但并不能完全替代企业整体数字化转型程度。基于此，本文在文献回顾中先简要讨论数字化转型的一般经济后果，再进一步聚焦人工智能与企业风险之间的关系。

### 2.1.2 人工智能概念

人工智能概念形成于 20 世纪中期。图灵通过“图灵测试”提出以行为表现判断机器是否具备智能的思想，为机器智能研究提供了理论起点。1956 年，John McCarthy 等人在达特茅斯会议上首次提出“人工智能”这一术语，并将其界定为“制造能够表现智能行为的机器的科学与工程”，由此确立了以工程方法实现类人智能的研究方向。

随着计算机科学的发展，人工智能的内涵不断拓展。学界普遍将其理解为使计算机执行原本需要人类智能才能完成的认知任务，包括感知、推理、学习与决策等(Nilsson, 1998)。在技术层面，人工智能涵盖了机器学习、神经网络、知识表示与推理等多种方法，具有明显的跨学科特征。

近年来，人工智能的概念进一步与产业发展和经济社会变迁相结合。相关研究指出，人工智能不仅是一项技术进步，也逐渐演变为推动产业升级和经济结构调整的重要技术范式(朱巍等, 2016; 李晓华和曾昭睿, 2019)。在这一过程中，人工智能的定义边界不断扩展，其内涵由早期的智能模拟，逐步延伸至兼具技术创新与经济驱动属性的综合概念。

### 2.1.3 企业风险概念及其经营风险维度

风险作为经济学概念可追溯至 19 世纪末。Haynes（1895）将风险界定为损失发生的不确定性，为后续从经济活动角度理解风险提供了基础。随着研究深入，风险概念被引入企业分析框架，用以刻画企业在经营过程中面临的不确定性及其潜在损失。

在企业研究中，早期文献主要从破产和财务危机等极端结果出发界定企业风险。Beaver（1966）指出，债务违约、资不抵债和现金流枯竭等情形通常意味着企业处于高风险状态。Altman（1968）进一步提出利用财务指标对企业风险进行量化，其 Z 分数模型反映了企业财务状况恶化并最终演化为破产的可能性。这一研究路径奠定了从财务视角刻画企业经营风险的分析基础。

然而，后续研究逐渐认识到，破产并非企业风险的起点，而是长期风险累积的终点。Sudarsanam 和 Lai（2001）指出，企业从经营困难到最终破产往往经历一个风险逐步积聚和恶化的过程，风险具有明显的累积性和滞后性特征。由此，学术界开始将研究重心从“是否破产”的结果性判断，前移至企业在日常经营过程中所面临的持续性、不确定性风险，即经营风险。

国内相关研究与上述观点基本一致，也强调企业风险的多维性和动态演化特征。既有文献普遍认为，企业经营风险来源于内外部多种因素的综合作用：内部因素如经营决策失误、管理效率低下和资源配置不合理，会削弱企业盈利能力和现金流稳定性；外部因素如宏观经济波动、行业环境变化和 policy 冲击，则会放大企业经营活动中的不确定性。这些因素共同作用，使企业经营风险不断累积，并在极端情况下演化为财务困境甚至破产退出。

黄贵生（2004）通过对巴林银行倒闭案例的分析进一步表明，经营管理失误和内部控制缺陷是风险持续累积并最终导致破产的重要根源。

综合既有研究，本文将企业风险界定为：企业在生产经营过程中因内外部不确定因素持续作用而面临的经营波动、财务压力、违约可能性上升以及持续经营能力下降的综合性风险状态。其中，经营风险是企业风险的重要维度，主要反映企业在日常经营活动中的不确定性和波动性；而 ST/PT、财务困境和违约风险等指标，则分别从监管识别、财务安全和资本市场定价等角度刻画企业风险。相较于仅关注破产等极端结果，从多维视角考察企业风险，有助于更全面地理解风险形成、累积与暴露的动态过程。

## 2.2 理论综述

### 2.2.1 数字化转型的经济后果

数字化转型通常被认为会通过改善信息处理能力、提升组织协调效率和优化资源配置，对企业经营结果产生重要影响。既有研究表明，数字技术的引入有助于提高企业运营效率、改善决策质量，并在一定程度上增强企业对外部不确定性的应对能力（Vial, 2019; 赵宸宇等, 2021）。从微观层面看，数字化升级往往伴随组织结构调整、流程重塑和能力重构，其关键不在于单一技术工具的使用，而在于数字技术是否能够与具体业务场景有效结合。

与本文更相关的是，数字化相关投入可能通过两类机制影响企业风险。第一，技术投入有助于改善企业的信息环境和经营透明度，降低信息不对称，从而在一定程度上缓解融资摩擦。第二，技术投入能够通过优化流程、改善预测能力和提高生产效率，增强企业在需求波动和成本冲击面前的稳定性。由此，数字化相关能力建设并不只影响盈利表现，也可能影响企业风险水平。

不过，现有关于数字化转型的研究大多使用年报文本、关键词频率或信息披露内容来刻画企业数字化程度，这类做法虽然便于大样本分析，但也可能受到管理层表述风格、信息披露策略和概念包装行为的影响。相较之下，企业在 AI 方向上的招聘行为更能直接反映其围绕智能化能力建设所作出的实际资源配置选择。因此，本文进一步以 AI 人才投入作为核心解释变量，从更微观的投入行为出发考察企业风险。

### 2.2.2 人工智能的经济后果

#### （一）要素生产率

人工智能（AI）作为新一代通用目的技术，被广泛认为具有提升全要素生产率（TFP）的巨大潜力。Brynjolfsson 和 McAfee（2014）强调，数字技术驱动下的“第二次机器时代”能够以更少的投入得到更多的产出，带来丰富的“技术红利”。然而，在宏观层面，生产率增速放缓与新一轮数字/AI 技术扩散并存，引发‘生产率悖论’讨论。Brynjolfsson 等（2021）提出“生产率 J 曲线”假说，认为 AI 等新技术的生产率效应存在时滞，需要大量配套的无形资产投资（如数据、技能和业务流程创新）才能转化为实际产出。这些投入在短期内可能拉低 TFP 测度值，但正是未来生产率跃升的基础。Graetz 和 Michaels（2015）的跨国研究发现，工业机器人的应用显著提高了劳动生产率和 TFP：1993-2007 年间机器人密度上升为各国年均劳动生产率增速贡献了约 0.37 个百分点。同时，机器人使用还带来总体产出和工资水平的提升。在他们的研究中，引入机器人并未显著减少总工作时长，但伴随生产率提高，全要素生产率得以提升。中国情境下，聂飞等（2022）的实证研究同样支持了上述结论：他们基于中国制造业数据发现，机器人等 AI 技术的采用能够显著促进工业企业的全要素生产率提升，验证了 AI 技术在微观层面的增产增效作用。

总体来看，既有研究普遍认为人工智能具有显著提升生产效率的潜力。其关键作用在于降低“预测”成本，使企业能够以更低代价获取决策所需信息，从而改进生产安排和资源配置。预测能力的提升有助于更准确把握市场需求和设备运行状况，减少无效投入与浪费，最终体现为全要素生产率的提高。

## （二）人工智能对劳动力结构的影响

人工智能对劳动力市场的核心影响在于重塑劳动力需求结构和就业形态。随着信息技术的发展，技术进步呈现出明显的“技能偏向”特征：高度自动化替代了部分重复性和程序化任务，降低了对低技能、常规劳动的需求，同时提高了对高技能人力资本的需求。这一过程在提升整体产出的同时，也加剧了不同技能群体之间的分化。以美国为例，自 20 世纪 80 年代以来，劳动力市场呈现“极化”特征，工资增长主要集中在收入分布的两端而非中间群体，反映出自动化和人工智能对中等技能岗位的替代效应（Autor, 2015）。

相关实证研究对上述趋势提供了支持。Agrawal 等（2018）指出，人工智能对岗位的替代程度取决于其核心技能的可自动化程度。基于中国数据的研究同样发现，工业智能化正在改变劳动力结构，高学历劳动力就业比重上升，而低技能劳动力比重下降（孙早和侯玉琳，2019）。进一步的职业层面分析表明，程序化程度高、可由算法执行的认知或体力任务更易被人工智能替代，而对创造性思维和社交能力要求较高的职业受冲击相对有限，部分岗位甚至因人工智能辅助而提升效率（陈明艺和胡美龄，2020）。

与此同时，也有研究强调人工智能并非单向挤出就业。俞伯阳（2020）基于省级面板数据发现，人工智能在工业领域的应用有助于优化劳动力在产业间的配置结构。总体而言，人工智能对劳动力结构的影响具有双重特征：一方面推动劳动力向高技能方向调整，带来

阶段性的就业分化；另一方面，在相应的教育和政策支持下，人工智能也可能催生新的岗位形态和协作模式，促进人与技术的互补发展。

### 2.2.3 企业风险的形成及其影响因素

关于企业风险形成的理论研究，学术界主要沿规范性分析与实证分析两条路径展开。规范性研究侧重解释企业风险产生和演化的内在逻辑，而实证研究则通过模型设定和指标构建识别企业所处的风险状态。早期文献多以企业失败和破产等极端结果为切入点，非均衡理论、市场结构理论、委托—代理理论以及管理与战略理论从不同角度解释了企业风险的积累过程及其最终表现。尽管这些理论为理解企业失败提供了重要视角，但其分析重心多集中于结果性事件，对风险在企业日常经营过程中的渐进形成关注相对有限。

随着研究视角的演进，相关文献逐步将关注点前移至企业持续经营过程中的风险积累机制。其中，“企业生存因素理论”和“现金流量理论”成为解释企业经营风险的重要框架。企业生存因素理论强调，企业能否长期存续取决于其资源禀赋、管理能力与外部环境之间的匹配程度（Argenti, 1976）；现金流量理论则将现金视为企业经营的关键约束，认为现金流状况直接影响企业应对不确定性冲击的能力，从而决定其整体风险水平（Blum, 1974）。在此基础上，既有研究通常将企业经营风险的来源概括为外部环境因素与企业内部因素两大类，为系统分析风险形成机制提供了基本框架。

#### （一）企业外部因素

首先，宏观经济环境被认为是影响企业经营风险的重要外部因素。已有研究表明，企业经营活动对经济周期高度敏感，宏观经济波动会通过需求变化、融资条件收紧和成本上升等渠道显著放大企业经营不确定性（Zarnowitz 和 Lerner, 1961）。Levy 和 Bar-Niv

(1987) 从宏观视角定量分析了经济变量波动对企业风险状态的影响，发现宏观环境恶化会显著削弱企业的财务稳定性。此后，大量研究进一步考察了经济增长率、利率、失业率等宏观指标对企业风险的作用机制。Smith 和 Liou (2007) 以英国制造业企业为样本发现，宏观经济变量与企业经营困境高度相关，将宏观因素纳入分析有助于更准确识别企业风险状况。

现实经验表明，宏观经济下行往往伴随着企业经营风险的整体上升。在经济衰退阶段，需求收缩与融资条件趋紧同步发生，企业盈利能力和现金流稳定性明显削弱，从而更易陷入经营困境。近年来，经济政策不确定性被视为影响企业风险的重要宏观因素。杜佳佳等 (2024) 基于中国上市公司样本发现，政策不确定性上升会显著加大企业违约压力和经营风险，而治理机制较为完善的企业在一定程度上能够缓冲这一冲击。这表明，宏观环境风险不仅直接作用于企业经营状况，其影响还会因企业内部特征不同而呈现差异。

除宏观因素外，企业所处的行业环境同样是经营风险的重要来源。行业周期波动、竞争格局变化以及技术迭代都会影响企业经营的稳定性。当行业进入下行阶段时，需求不足与利润空间压缩往往同步出现，企业经营压力随之上升。Thornhill 和 Amit (2003) 指出，部分企业未能及时调整经营模式以适应外部环境变化，其风险会在持续积累后集中暴露，最终导致经营失败，说明行业环境变化是企业风险形成的重要诱因。

行业竞争程度进一步影响企业风险暴露。激烈竞争通常压低行业利润率，削弱企业盈利能力，并放大财务约束。Opler 和 Titman (1994) 的研究表明，在行业衰退时期，高杠杆企业的经营表现显著弱于财务结构较为稳健的企业，说明行业冲击会通过放大企业自身脆弱性而提高经营风险。在中国背景下，随着产业结构调整 and 供给侧改革推进，一些行业

长期积累的问题在外部环境趋紧时集中显现。齐欣林等（2024）进一步指出，行业景气度下降与融资环境变化往往成为企业经营风险集中暴露的重要触发因素，凸显了行业系统性冲击对企业经营稳定性的影响。

## （二）公司内部因素

在企业经营风险研究中，财务状况始终是学界关注的核心维度。大量研究表明，企业盈利能力、现金流状况和负债水平等财务特征是衡量企业经营风险的重要指标。早期研究已发现，企业在经营风险显著上升之前，其财务指标往往会出现持续恶化的趋势（Fitzpatrick, 1932; Beaver, 1966）。这些研究虽以企业失败为观察对象，但实质上揭示了财务状况变化与经营风险积累之间的内在联系。

除财务因素外，公司治理结构也是影响企业经营风险的重要内部因素。治理结构不健全的企业往往缺乏有效的内部监督和约束机制，管理层决策失误和风险累积更难以及时纠正，从而加剧经营不稳定性。既有研究表明，董事会结构、所有权集中度以及高管权力配置等治理特征与企业风险水平密切相关。Darrat 等（2016）发现，当企业内部权力高度集中时，其经营风险显著上升；Switzer 等（2018）的研究亦表明，治理机制失衡会放大企业面临的财务压力和违约风险。

在中国资本市场，不同所有制企业由于治理结构和约束机制差异，其经营风险表现存在明显分化。陆正飞等（2015）指出，在软预算约束环境下，国有企业往往承受较高的债务水平，这在短期内可能延缓风险显性化，但并未实质性消除风险。一旦外部环境趋紧，潜在风险更容易集中暴露，对企业经营稳定性造成较大冲击。相较之下，治理机制较为完善

的企业通常具备更强的风险识别与调整能力，通过提高信息透明度和决策质量，有助于抑制经营风险的持续累积。

综合来看，企业经营风险的形成是宏观环境、行业条件以及企业内部财务状况和治理结构共同作用的结果。宏观和行业因素通过影响需求、成本和融资条件对企业经营施加外部冲击，而财务结构和治理机制则决定了企业内部资源配置效率及其应对不确定性的能力。这些因素相互作用并随时间演化，共同塑造了企业经营风险的形成路径。若经营风险长期缺乏有效管控，往往会进一步演变为财务困境甚至破产等极端结果。因此，从经营风险视角系统分析其影响因素，有助于更早识别潜在风险，并更全面地理解企业风险的形成机制。

### 三、研究设计与实证检验

#### 3.1 研究假说

结合前文文献与理论分析，本文认为，企业在 AI 方向上的人才投入可能通过改善信息环境、提升资源配置效率以及增强经营预测能力，进而降低企业风险。一方面，AI 相关人才配置有助于企业更有效地识别、处理和利用信息，缓解信息不对称并改善融资环境；另一方面，AI 人才投入可能通过支持智能化运营、流程优化和决策改进，提高企业生产效率和经营稳定性。基于此，本文提出以下研究假说。

**H1:** 企业 AI 人才投入能够显著降低企业风险。

基于融资约束视角，企业在 AI 方向上的人才投入可能增强资源获取能力并缓解融资约束，从而降低企业面临的风险。一方面，AI 相关人才配置有助于改善企业的信息环境和经营透明度，降低外部投资者与债权人面临的信息不对称；另一方面，企业通过招聘 AI 相关人才，往往向市场传递出其正在推进能力建设和技术升级的长期信号，从而有助于提升融资可得性并降低融资成本。融资约束的缓解将进一步改善企业现金流状况和偿债能力，降低因流动性不足引发经营波动和财务困境的可能性。基于以上分析，本文提出如下研究假设：

**H2:** 企业 AI 人才投入有助于缓解融资约束，进而降低企业风险。

从生产效率视角看，企业在 AI 方向上的人才投入有助于提升其信息处理能力、流程优化能力和经营决策质量，从而提高资源配置效率与生产效率。AI 相关人才不仅参与算法开发和技术应用，也可能推动企业在供应链管理、需求预测、客户服务和内部运营中的智能化改进。生产效率的提高意味着企业在既定资源约束下具备更强的盈利能力和现金流

稳定性，从而增强其应对需求波动和成本冲击的能力。由此，AI 人才投入可能通过提升生产效率来降低企业风险。据此，本文提出如下研究假设：

**H3:** 企业 AI 人才投入有助于提升企业生产效率，进而降低企业风险。

### 3.2 数据来源、变量设计及描述性统计

#### 3.2.1 数据来源和清洗过程

本文选取沪深两市 A 股上市公司作为研究样本。企业的人才招聘数据来源于中国最大且使用最广泛的在线招聘平台，包括智联招聘、前程无忧、猎聘网和中华英才网，以及超过 500 家中小型招聘平台。该数据库收录了 2016 年至 2024 年间超过 1.1 亿条结构化职位信息，涉及约 540 万家注册企业。尽管尚无权威数据能够精确界定这些平台对中国网络招聘市场的覆盖程度，但据《经济观察报》2012 年的报道，仅智联招聘、前程无忧与中华英才网三者的市场份额即已超过 80%。此外，考虑到人工智能（AI）相关岗位通常面向高端专业人才，招聘渠道主要集中于线上平台，因此，该数据库能够较为充分地反映中国招聘市场中对数据人才的需求状况。

本研究将逾 200 万条招聘信息与上市公司层面的数据进行匹配。采用模糊公司名称匹配算法，并借助 LinkedIn 的 RCID（统一企业识别码）系统，将各子公司的招聘活动统一归并至母公司层面。在数据预处理过程中，为去除冗余项，对同一企业同一岗位的重复发布去重（保留最早发布时间）。

所有原始数据均来自国泰安数据库（CSMAR），有关公司年报的数据来自深圳证券交易所、上海证券交易所官网。将招聘数据与 CSMAR 数据库中的公司基本信息数据、财务绩效数据进行整合。为了降低异常值的影响，对所有连续变量按年度在 2%和 98%分位数

进行双侧缩尾。经过数据的整理和清洗，我们得到了一份涵盖上市公司基本信息、人才招聘信息、财务信息的综合数据库。

### 3.2.2 变量设计

#### 3.2.2.1 因变量

第一个因变量为企业是否被实施特别处理（ST/PT），用于刻画企业在当年是否进入显著的财务风险或经营异常状态。根据中国证券市场监管制度，当上市公司出现持续亏损、财务状况恶化或其他重大经营异常情形时，交易所将对其股票实施特别处理（ST）或其他交易所风险警示/退市风险警示标识（PT）。该制度安排在一定程度上反映了监管机构对企业经营风险和持续经营能力的综合判断。

据此，本文构造虚拟变量 ST/PT，当企业在年份  $t$  被实施 ST 或 PT 处理时，取值为 1；否则取值为 0。该指标能够直接识别企业是否已暴露于较为极端的经营风险情形，属于一种基于监管结果的离散型风险度量。与基于财务数据构造的连续型经营风险指标不同，ST/PT 更侧重刻画企业是否跨越监管意义上的风险阈值，反映企业经营状况由“正常”向“高风险状态”的转变。

另一个因变量是企业经营风险 OperateRisk。经营风险反映了企业在正常生产经营过程中，由于市场需求波动、成本不确定性以及经营环境变化所导致的盈利不稳定程度。参考既有文献以盈利波动性衡量经营风险的研究思路，本文从企业盈利能力的时序波动角度刻画其经营风险水平（John 等，2008；Acharya 等，2011；王竹泉等，2017）。具体而言，首先构造企业的息税前利润率指标，定义企业  $i$  在年份  $t$  的息税前利润率为

$$E_{i,t} = \frac{EBIT_{i,t}}{A_{i,t-1}}$$

其中， $EBIT_{i,t}$  表示企业  $i$  在年份  $t$  的息税前利润， $A_{i,t-1}$  为其上一年度期初总资产。随后，采用滚动窗口法计算企业盈利波动程度，以衡量其中期经营不确定性。具体地，经营风险被定义为企业过去  $T$  年息税前利润率的标准差：

$$\sigma_{i,t} = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{k=1}^T (E_{i,t-k} - \bar{E}_{i,t})^2}, \bar{E}_{i,t} = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T E_{i,t-k}$$

其中  $\bar{E}_{i,t}$  表示滚动窗口期内息税前利润率的平均值，本文设定  $T = 4$ ，即基于企业过去四年的盈利表现计算其经营风险。考虑到盈利波动指标通常呈现非正态分布，且不同企业间波动幅度差异较大，本文进一步对  $\sigma_{i,t}$  进行分布标准化处理，基于其在样本年度内的经验分布计算累积分布函数值，并将其定义为最终的经营风险指标：

$$OperateRisk_{i,t} = F(\sigma_{i,t}),$$

其中  $F(\cdot)$  表示样本内盈利波动指标的累积分布函数。 $OperateRisk$  的取值介于 0 与 1 之间，数值越大，表明企业盈利波动性越强，经营活动面临的不确定性越高，企业经营风险水平越大。

本文还采取了 O-score、RLPM、MertonDD 作为稳健性检验。Fitzpatrick (1932) 通过比较匹配样本中的破产公司与正常公司的财务比率发现，诸如“净利润/股东权益”、“股东权益/负债”等比率具有较强的判别能力。随后，Beaver (1966) 进一步采用单变量检验分析 30 余种比率，指出“现金流量/负债”和“净利润/总资产”对破产预测具有较高的区分度。这些研究奠定了以财务比率构建破产预测模型的理论基础，为后续多元模型奠定了指标体系框架。Ohlson (1980) 提出了基于 Logistic 回归的“O-score 模型”，具体如下：

$$Oscore = -1.32 - 0.407SIZE + 6.03TLTA - 1.43WCTA + 0.0757CLCA - 2.37NITA$$

$$- 1.83FUTL + 0.285INTWO - 1.72OENEG - 0.521CHIN$$

$$ORisk = e^{Oscore} / (1 + e^{Oscore})$$

其中, SIZE=Ln(总资产); TLTA=总负债/总资产; WCTA=营运资金/总资产; CLCA=流动负债/流动资产; NITA=净利润/总资产; FUTL=经营性净现金流/总负债; INTWO=若过去两年净利润均为负数则为 1, 否则为 0; OENEG=如果总负债>总资产为 1, 否则为 0; CHIN=( $Ni_t - Ni_{t-1}$ )/(| $Ni_t$ | + | $Ni_{t-1}$ |),  $Ni$ 表示净利润。O-score 越大, 表示企业破产风险越大。

为从盈利分布的下行侧刻画企业经营风险, 本文采用 下行风险指标 (RLPM) 作为稳健性检验变量。该指标源于对传统风险度量方式的扩展, 强调企业业绩低于目标水平时的风险暴露程度, 能够更准确地反映企业在不利经营状态下所面临的风险压力 (Miller and Leiblein, 1996)。近年来, 该指标也被国内文献广泛用于刻画企业经营环境下的下行风险 (贺小刚等, 2017; 周超等, 2019)。

具体而言, 首先以企业所属行业在上一年度的平均资产收益率作为目标业绩水平, 记为  $iROA_{i,t-1}$ , 并以企业自身的实际资产收益率  $ROA_{i,t-1}$  衡量实际业绩。在满足目标业绩高于实际业绩的条件下, 企业  $i$  在年份  $t$  的下行风险指标定义为:

$$RLPM_{i,t} = \sqrt{\frac{1}{5} \sum_{k=1}^5 (ROA_{i,t-k} - iROA_{i,t-k})^2}$$

若企业在某一时期的实际资产收益率高于其行业目标水平, 则该期偏离值记为 0。

RLPM 数值越大, 表明企业实际业绩持续低于行业目标水平的程度越高, 其下行经营风险越大。

为进一步从资本市场视角检验实证结果的稳健性，本文采用 Merton 距离违约指标（Distance to Default, DD）衡量企业的违约风险。该指标基于 Merton（1974）提出的结构化信用风险模型，将企业权益视为以企业资产价值为标的、以债务为执行价格的期权结构，从而刻画企业资产价值相对于违约边界的安全程度。后续研究表明，该指标在违约风险预测中具有较好的解释力和预测能力（Bharath and Shumway, 2008）。

在模型设定中，假定企业资产价值  $V$  服从几何布朗运动，且企业在到期时仅存在一项到期债务。根据期权定价理论，企业权益的市场价值可表示为：

$$E = VN(d_1) - Fe^{-rT}N(d_2),$$

其中，

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{V}{F}\right) + \left(r + \frac{1}{2}\sigma_V^2\right)T}{\sigma_V\sqrt{T}}, d_2 = d_1 - \sigma_V\sqrt{T},$$

$E$  为企业权益市值， $F$  为违约点（通常取债务账面价值）， $r$  为无风险利率， $\sigma_V$  为企业资产价值波动率， $N(\cdot)$  为标准正态分布函数。

在估计得到资产价值及其波动率后，违约距离定义为：

$$DD_{i,t} = \frac{\ln\left(\frac{V_{i,t}}{F_{i,t}}\right) + \left(\mu - \frac{1}{2}\sigma_V^2\right)T}{\sigma_V\sqrt{T}}.$$

DD 数值越大，表示企业资产价值距离违约边界越远，违约风险越低。鉴于违约概率在经验分布假设下可能存在偏差，国内研究通常直接采用 DD 作为企业违约风险的度量指标（孙森和王宇飞，2014；陈延林，2014）。

上述三类风险指标分别从财务困境、下行经营风险和市场违约风险角度刻画企业风险状况，与基于盈利波动构造的经营风险指标以及 ST/PT 的监管识别风险形成互补。

### 3.2.2.2 自变量

AI 是当前企业技术升级和组织变革中的重要通用目的技术之一。相较于资本开支、研发文本披露等较为间接的指标，招聘结构能够更直接地反映企业在 AI 相关能力建设上的人力资本配置，因此适合用来刻画企业在 AI 方向上的微观投入行为。需要说明的是，本文所构造的指标主要反映企业 AI 人才投入强度，而非对企业整体数字化转型程度的完整度量。

本文以企业在线招聘职位中 AI 相关岗位数量占公开招聘岗位总数的比例，衡量企业 AI 人才投入强度。具体而言，参考 Babina 等（2024）和 Alekseeva 等（2021）构建的 AI 技能词表，并结合中国《关键数字技术专利分类体系》中的相关术语，构建中英文对照的 AI 技能关键词库；再根据招聘职位标题或描述中是否包含 AI 关键词识别 AI 相关岗位；最后以企业 AI 相关岗位数量占其公开招聘岗位总数的比例，定义核心解释变量 AI\_ratio。若企业当年无招聘记录，则将 AI\_ratio 记为 0。

### 3.2.2.3 控制变量

本文参照以往研究（刘赵宁等，2024；闵萌，2023；李建军和韩珣，2019；黄贵生，2004）在基准回归中控制了一系列可能同时影响企业风险水平与经营决策的公司层面特征变量。具体包括企业基本特征、股权结构、成长性、公司治理以及流动性状况等。具体而言，控制企业成立年限（FirmAge），以企业成立至当年的年数加 1 后取自然对数，以刻画企业生命周期特征。在股权结构方面，控制第一大股东持股比例（Top1），即第一大股东持股数量占总股数的比例，用以反映企业股权集中度。控制企业成长性（Growth），以主营业务收入增长率衡量。在公司治理层面，控制董事会规模（Board），以董事会成员人数的自然对数衡量；同时控制独立董事比例（Indep），即独立董事人数占董事会成员总数的比例，

以刻画董事会的外部监督强度。此外，控制企业流动性水平（Liquid），以流动资产与流动负债之比衡量，用以反映企业短期偿债能力和财务弹性。同时，本文还控制了年份（Year Fixed Effect）和企业（Firm Fixed Effect）固定效应。

#### 3.2.2.4 其他核心变量

##### （1）融资约束指标：WW 指数（ww\_index）

本文采用 Whited 和 Wu（2006）提出的 WW 指数（Whited–Wu Index）衡量企业面临的融资约束程度。该指标基于企业现金流状况、负债水平、规模及成长性等特征，通过线性加权方式构建，能够综合刻画企业在外部融资过程中所面临的制度性与市场性约束。具体而言，WW 指数由企业经营现金流、是否支付现金股利、资产负债率、企业规模、行业销售增长率及企业自身销售增长率等变量线性组合而成。既有研究表明，WW 指数在公司金融与投资行为研究中具有较好的解释力，数值越大，表明企业融资约束程度越高（Whited 和 Wu，2006；祝学文和陈信元，2010）。因此，本文使用 WW 指数作为企业融资约束程度的连续型度量指标。

##### （2）融资约束指标：KZ 指数（kz\_index）

除 WW 指数外，本文进一步采用 Kaplan 和 Zingales（1997）提出、并由国内文献改进应用的 KZ 指数衡量企业融资约束水平。KZ 指数基于企业经营现金流、现金分红、现金持有、资产负债率及 Tobin's Q 等变量构造，通过将企业在各维度上的表现与样本中位数进行比较，生成多个二元指标并加总形成综合融资约束指数。该方法强调企业内部资金状况与外部融资能力之间的相对关系，在中国上市公司样本中被广泛应用（Kaplan 和

Zingales, 1997; 谭跃和夏芳, 2011; 魏志华等, 2014)。KZ 指数取值越大, 表明企业所面临的融资约束程度越高。

### (3) 全要素生产率: LP 法 (tfp\_lp)

本文采用 Levinsohn 和 Petrin (2003) 提出的半参数方法 (LP 法) 估计企业层面的全要素生产率。该方法以中间投入作为代理变量, 有效缓解了传统生产函数估计中因要素投入决策与生产率冲击同时性所导致的内生性问题。相较于 OLS 或固定效应方法, LP 法在处理样本选择偏差和内生性方面具有明显优势, 已成为中国企业生产率研究中的主流方法之一 (Levinsohn 和 Petrin, 2003; 鲁晓东和连玉君, 2012)。LP 法估计得到的 TFP 数值越大, 表明企业资源配置效率和综合生产效率越高。

### (4) 全要素生产率: OP 法 (tfp\_op)

作为稳健性检验, 本文同时采用 Olley 和 Pakes (1996) 提出的 OP 法估计企业全要素生产率。该方法以企业投资作为不可观测生产率冲击的代理变量, 通过两阶段估计过程纠正内生性和样本退出偏差问题。OP 法在企业层面生产率测算中具有清晰的经济含义和严谨的计量基础, 广泛应用于国内外相关研究 (Olley 和 Pakes, 1996; 鲁晓东和连玉君, 2012)。本文将 OP 法估计的 TFP 作为对 LP 法结果的补充与对照。

### (5) 企业规模变量: 企业规模 (Size)

本文采用企业规模变量 (Size) 刻画企业在资源禀赋与经营基础方面的差异。具体而言, Size 以企业期末总资产的自然对数表示, 用以衡量企业的经济体量和生产经营规模。已有研究表明, 企业规模不仅影响其风险承受能力和经营稳定性, 还与融资可得性、内部治理结构以及技术吸收能力密切相关。规模较大的企业通常具备更充足的内部资源和更强的风

险分散能力，而规模较小的企业则更容易受到外部冲击和经营波动的影响(陆正飞等，2015)。

因此，本文在异质性分析中引入企业规模变量，并考察企业规模差异是否会调节 AI 人才投入对企业风险的影响。

#### (6) 地区区位变量：东部地区 (East)

为刻画企业所处的区域经济环境差异，本文构造地区虚拟变量 East。当企业注册地位于东部地区时，该变量取值为 1，否则取值为 0。东部地区通常具有更高的经济发展水平、更完善的金融市场体系以及更成熟的要素配置机制，在技术扩散、信息流通和创新配套环境方面具备明显优势。既有研究指出，区域经济发展水平和制度环境差异会系统性影响企业的风险暴露程度及新技术应用效果(宋建波等，2019)。因此，本文通过引入东部地区虚拟变量，考察区域环境差异是否会影响 AI 人才投入在企业风险治理中的作用。

#### (7) 企业所有权性质变量：国有企业 (SOE)

本文进一步引入企业所有权性质变量 (SOE)，以区分国有企业与非国有企业的制度特征差异。当企业为国有控股上市公司时，SOE 取值为 1，否则取值为 0。相较于非国有企业，国有企业通常享有更稳定的融资渠道和更强的政策支持，但同时也可能面临更复杂的治理结构和较弱的市场化激励机制。既有文献表明，企业所有权性质在风险承担、融资约束以及技术投资决策中发挥重要作用(陆正飞等，2015)。因此，本文通过引入 SOE 变量，检验企业所有权差异是否会调节 AI 人才投入对企业风险的影响。

综上，具体变量定义见附录 A 表 1。

### 3.2.3 描述性统计

表格 1 描述性统计表

VarName	Obs	Mean	SD	Min	Median	Max
ST/PT	37869	0.029	0.168	0.000	0.000	1.000
OperateRisk	21465	0.499	0.288	0.020	0.498	0.980
oscore	32775	-8.507	2.227	-14.653	-8.388	-2.110
rlpm	25895	0.038	0.054	0.000	0.017	0.318
mertondd	37062	1.161	1.799	-8.910	1.508	4.518
AI_ratio	49914	0.015	0.045	0.000	0.000	0.333
ww_index	31388	-1.029	0.078	-1.263	-1.022	-0.870
kz_index	36595	1.328	2.416	-6.335	1.504	7.515
tfp_lp	36604	8.653	1.077	5.460	8.535	14.134
tfp_op	36604	6.857	0.893	3.571	6.738	12.651
size	37869	22.350	1.394	20.043	22.101	26.482
east	37869	0.724	0.447	0.000	1.000	1.000
soe	37869	0.291	0.454	0.000	0.000	1.000
firmage	37869	3.048	0.291	2.197	3.091	3.638
top1	37835	0.324	0.144	0.085	0.300	0.678
growth	34656	0.118	0.348	-0.653	0.076	2.595
board	37832	2.097	0.200	1.609	2.197	2.639
indep	37832	0.379	0.050	0.333	0.364	0.500
liquid	37121	2.580	2.372	0.381	1.762	14.283

从企业风险指标来看，不同风险度量在样本中呈现出较为明显的异质性特征。经营风险指标 OperateRisk 的均值为 0.499，中位数为 0.498，标准差为 0.288，取值范围介于 0.020 与 0.980 之间，整体分布较为均匀，表明该指标在样本内具有较强的区分度，能够较为充分地刻画企业经营不确定性的差异。ST/PT 虚拟变量的均值为 0.029，说明样本期

内约有 2.9% 的企业曾被实施特别处理，尽管占比不高，但仍具有足够的横截面变异性，可作为企业处于高风险状态的离散型度量。

在市场化 and 财务风险指标方面，O-score 的均值为 -8.507，中位数为 -8.388，整体分布偏向低风险区间，反映样本企业总体财务状况相对稳健；但其最小值与最大值之间差异较大，表明企业财务困境风险在样本中存在明显分化。RLPM 的均值仅为 0.038，中位数为 0.017，显示多数企业的下行风险水平较低，但最大值达到 0.318，说明仍有部分企业在业绩低于基准水平时面临较为显著的下行风险。MertonDD 的均值为 1.161，但标准差达到 1.799，且最小值为 -8.910，表明在样本期内仍存在部分企业资产价值接近甚至低于违约边界，企业间的市场化违约风险分布并不均衡。

从核心解释变量来看，AI 人才投入强度 AI\_ratio 的均值为 0.015，中位数为 0，最大值达到 0.333，呈现出明显的右偏分布特征。这表明样本中多数企业尚未系统性配置 AI 相关人力资本，但少数企业已在该领域形成较高投入强度，符合新技术扩散过程中“少数领先、多数跟随”的典型特征。

在融资约束指标方面，WW 指数 的均值为 -1.029，标准差为 0.078，分布相对集中；相比之下，KZ 指数 的均值为 1.328，标准差达到 2.416，取值区间更为宽泛，反映出不同融资约束指标在刻画企业融资压力时侧重点存在差异，也为后续从多维视角开展机制检验与稳健性分析提供了基础。

生产效率指标方面，基于 LP 法 和 OP 法 估计的全要素生产率（TFP\_LP 与 TFP\_OP）均呈现较为合理的分布特征，均值与中位数较为接近，且未出现明显异常值，表明生产率测算结果整体稳定可靠。

从异质性变量来看，企业规模（Size）的均值为 22.350，标准差为 1.394，样本覆盖了不同规模层级的上市公司。地区与产权结构方面，东部地区企业占比约为 72.4%，国有企业比例约为 29.1%，与中国上市公司总体分布特征基本一致。

控制变量方面，企业成立年限、股权集中度（Top1）、董事会规模（Board）和独立董事比例（Indep）等治理变量的取值区间均处于合理范围。流动性指标（Liquid）的标准差相对较大，表明企业在短期偿债能力和财务弹性方面存在显著差异。

### 3.3 实证分析

#### 3.3.1 模型设计

为检验企业 AI 人才投入对企业风险的影响，本文构建如下基准回归模型：

$$Risk_{i,t} = \alpha + \beta AI\_ratio_{i,t} + \gamma' X_{i,t} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t},$$

其中， $Risk_{i,t}$  表示企业  $i$  在年份  $t$  的风险水平。基准回归中，本文分别采用进入 ST/PT 状态的离散型风险指标以及基于盈利波动构造的连续型经营风险指标 OperateRisk 作为被解释变量。核心解释变量为企业 AI 人才投入强度  $AI\_ratio_{i,t}$ 。 $X_{i,t}$  为一系列企业层面的控制变量，包括成立年限、股权集中度（Top1）、董事会规模（Board）和独立董事比例等； $\mu_i$  和  $\lambda_t$  分别表示企业固定效应与年份固定效应； $\varepsilon_{i,t}$  为随机扰动项。标准误在企业层面进行聚类处理。

#### 3.3.2 基准回归

表格 2 基准回归表

VARIABLES	(1)	(2)	(3)	(4)
	ST/PT	ST/PT	OperateRisk	OperateRisk
AI_ratio	-0.070*** (0.022)	-0.075*** (0.024)	-0.098** (0.049)	-0.099** (0.049)
FirmAge		0.015 (0.040)		0.203** (0.099)
Top1		-0.103*** (0.039)		-0.084 (0.056)
Growth		0.002 (0.005)		-0.020*** (0.005)
Board		-0.104*** (0.020)		-0.045 (0.031)
Indep		-0.147*** (0.057)		-0.081 (0.094)
Liquid		-0.003** (0.001)		-0.002 (0.002)
SOE		0.015 (0.010)		0.005 (0.017)
Constant	0.030*** (0.000)	0.295** (0.139)	0.500*** (0.001)	0.022 (0.325)
Observations	37,866	34,427	21,180	21,105
R-squared	0.371	0.375	0.587	0.588
Control variables	NO	YES	NO	YES
Year fixed-effect	YES	YES	YES	YES
Firm fixed-effect	YES	YES	YES	YES

表 2 报告了企业 AI 人才投入强度对企业风险的基准回归结果。在逐步引入控制变量并控制企业固定效应与年份固定效应后，AI\_ratio 的估计系数在各列中均保持为负，且显著性总体稳健，表明回归结果并非由模型设定或控制变量选择所驱动。

具体来看，在以 ST/PT 为被解释变量的回归中，AI\_ratio 的系数显著为负，说明 AI 人才投入强度越高，企业进入 ST/PT 状态的可能性越低。考虑到 ST/PT 属于监管识别的高风险状态，这一结果表明，AI 人才投入有助于降低企业暴露于极端风险结果的概率。

在以连续型经营风险指标 OperateRisk 为被解释变量的回归中，AI\_ratio 的系数同样显著为负，说明 AI 人才投入能够显著降低企业日常经营活动中的波动性和不确定性。

综合来看，无论采用离散型的高风险状态指标，还是采用连续型的经营风险指标，AI 人才投入的回归系数在方向上均保持一致，说明其具有较稳健的风险缓释效应。

进一步从经济量级看，AI\_ratio 的样本标准差为 0.045。基于第（2）列估计结果，AI 人才投入强度提高一个标准差，企业进入 ST/PT 状态的概率平均下降约 0.34 个百分点，约相当于样本均值的 11.6%；基于第（4）列估计结果，AI 人才投入强度提高一个标准差，OperateRisk 平均下降约 0.0045，约相当于样本均值的 0.9%。这表明，AI 人才投入不仅具有统计显著性，也具有一定的现实管理意义。

在控制变量方面，第一大股东持股比例（Top1）在 ST/PT 回归中（第（2）列）系数为 -0.103，在 1% 水平上显著，说明较高的股权集中度有助于降低企业陷入财务困境的概率；但在经营风险回归中（第（4）列），该系数虽为负（-0.084），但未通过显著性检验，表明股权集中度对极端风险的约束作用强于对日常经营波动的影响。

企业成长性 (**Growth**) 在经营风险回归中表现出显著影响, 第 (4) 列系数为  $-0.020$ , 并在 1% 水平上显著, 说明收入增长较快的企业经营风险相对更低, 反映出良好的市场扩张能力有助于缓冲经营不确定性。

公司治理变量方面, 董事会规模 (**Board**) 和独立董事比例 (**Indep**) 在 ST/PT 回归中均呈现显著负向影响。其中, 第 (2) 列中 **Board** 的系数为  $-0.104$ 、**Indep** 的系数为  $-0.147$ , 均在 1% 水平上显著, 说明完善的董事会结构和更强的外部监督有助于降低企业陷入极端风险状态的可能性。但在经营风险回归中, 这两类变量的系数虽仍为负, 但不再显著, 表明公司治理机制对“极端风险”的约束作用更为突出。

流动性水平 (**Liquid**) 在 ST/PT 回归中系数为  $-0.003$ , 并在 5% 水平上显著, 说明较强的短期偿债能力有助于降低企业进入特别处理状态的概率; 而在经营风险回归中, 该变量的影响不再显著, 显示流动性主要影响企业的“生存风险”, 而非日常经营波动。

## 四、机制分析、异质性分析以及稳健性检验

### 4.1 机制分析

为考察 AI 人才投入影响企业风险的潜在作用渠道，本文进一步在基准模型中引入机制变量及其与  $AI\_ratio$  的交互项。需要说明的是，以下检验旨在识别融资约束和生产效率是否构成 AI 人才投入影响企业风险的重要作用渠道，而非穷尽全部可能机制。

$$Risk_{i,t} = \alpha + \beta_1 AI\_ratio_{i,t} + \beta_2 M_{i,t} + \beta_3 (AI\_ratio_{i,t} \times M_{i,t}) + \gamma'X_{i,t} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t},$$

其中， $M_{i,t}$ 为机制变量。

#### 4.1.1 融资约束渠道

企业风险在很大程度上源于外部融资约束所引致的现金流紧张与投资决策扭曲。现有研究表明，融资约束越强，企业越容易因流动性冲击或经营波动而暴露于更高的财务与经营风险。在这一背景下，AI 人才投入可能通过改善企业的信息环境、提升经营透明度和资源配置效率，从而缓解融资约束并降低风险暴露。基于这一逻辑，本文进一步引入多种融资约束指标（KZ 指数与 WW 指数），考察 AI 人才投入在不同融资约束程度下对企业风险的异质性影响，从而检验融资约束是否构成 AI 人才投入影响企业风险的重要作用渠道。

##### （一）基于 KZ 指数的检验结果

表 3 报告了以 KZ 指数衡量融资约束程度时，AI 人才投入对企业风险影响的回归结果。其中，列（1）—（2）以企业是否进入 ST/PT 状态作为被解释变量，列（3）—（4）以经营风险指标（OperateRisk）作为被解释变量，所有回归均控制企业固定效应和年份固定效应，并在列（2）和列（4）中进一步加入企业特征控制变量。

表格 3 融资约束：KZ 指数

	(1)	(2)	(3)	(4)
VARIABLES	(1) ST/PT	(2) ST/PT	(3) OperateRisk	(4) OperateRisk
AI_ratio	-0.037** (0.018)	-0.033 (0.021)	-0.137** (0.067)	-0.134** (0.067)
kz_index	0.005*** (0.001)	0.005*** (0.001)	0.010*** (0.002)	0.009*** (0.002)
c.AI_ratio#c.kz_index	-0.021*** (0.007)	-0.022** (0.010)	0.019 (0.022)	0.017 (0.022)
Constant	0.023*** (0.001)	0.239* (0.137)	0.480*** (0.003)	-0.071 (0.327)
Observations	36,579	33,924	20,763	20,722
R-squared	0.368	0.372	0.591	0.592
Control variables	NO	YES	NO	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES

首先考察 ST/PT 风险。列 (1) 显示，在未加入控制变量的情况下，AI\_ratio 的系数为负且在 5% 水平上显著，表明 AI 人才投入比例越高，企业进入 ST/PT 状态的可能性越低。同时，KZ 指数的系数显著为正，说明融资约束程度越高，企业陷入财务困境的可能性越大，该结果与融资约束理论及既有文献结论一致。进一步地，AI\_ratio 与 KZ 指数的交互项系数显著为负，表明在融资约束程度较高的企业中，AI 人才投入对降低 ST/PT 风险的边际作用更强。该结果说明，融资约束在一定程度上强化了 AI 人才投入对企业极端财务风险的缓释效应。在加入企业规模、股权结构、公司治理和流动性等控制变量后 (列 (2))，

上述结论保持一致。**AI\_ratio** 的系数仍为负，交互项系数依然显著为负，表明融资约束对人工智能降低 **ST/PT** 风险的调节作用具有较强稳健性。

其次考察经营风险 (**OperateRisk**)。列 (3) 显示，**AI\_ratio** 的系数显著为负，表明 AI 人才投入能够有效降低企业经营风险水平；**KZ** 指数的系数显著为正，说明融资约束会显著抬升企业经营风险。然而，**AI\_ratio** 与 **KZ** 指数的交互项不具有统计显著性，表明在经营风险这一连续型指标上，融资约束并未显著改变 AI 人才投入的风险缓释效应。在加入控制变量后 (列 (4))，上述结果基本保持不变。AI 人才投入对经营风险的负向影响依然显著，而交互项仍不显著，说明基于 **KZ** 指数衡量的融资约束主要在 **ST/PT** 这一极端风险维度上对人工智能风险效应形成调节。

表 4 进一步采用 **WW** 指数衡量企业融资约束程度，回归设定与表 3 保持一致。

表格 4 融资约束：WW 指数

	(1)	(2)	(3)	(4)
VARIABLES	(1) ST/PT	(2) ST/PT	(3) OperateRisk	(4) OperateRisk
AI_ratio	-0.265 (0.322)	-0.213 (0.362)	-1.533** (0.660)	-1.556** (0.661)
ww_index	0.403*** (0.050)	0.046 (0.056)	0.644*** (0.065)	0.766*** (0.081)
c.AI_ratio#c.ww_index	-0.204 (0.297)	-0.177 (0.336)	-1.420** (0.640)	-1.446** (0.642)
Constant	0.442*** (0.051)	1.937*** (0.199)	1.162*** (0.068)	0.729** (0.345)
Observations	31,248	28,742	18,709	18,675
R-squared	0.363	0.386	0.595	0.596
Control variables	NO	YES	NO	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES

在 ST/PT 风险回归中（列（1）—（2）），WW 指数的系数显著为正，表明融资约束程度越高，企业进入 ST/PT 状态的可能性越大。然而，AI 人才投入及其与 WW 指数的交互项均未表现出稳定的统计显著性，说明在是否进入 ST/PT 状态这一离散型风险结果上，基于 WW 指数的融资约束并未显著调节 AI 人才投入的风险效应。

相比之下，在以 OperateRisk 为被解释变量的回归中（列（3）—（4）），AI 人才投入的系数显著为负，WW 指数的系数显著为正，且二者的交互项在 5% 水平上显著为负。该结果表明，在融资约束程度较高的企业中，AI 人才投入对降低经营风险的边际作用显著增强。在加入控制变量后，上述结论依然稳健。

#### 4.1.2 企业生产效率渠道

企业风险的形成不仅与融资和创新活动相关，也深受企业整体生产效率的影响。生产效率较低的企业更容易受到成本冲击、需求波动和经营不确定性的影响，从而面临更高的风险暴露。作为提升生产和管理效率的重要技术工具，AI 人才投入可能通过优化资源配置、减少生产冗余和提升运营稳定性，提高企业全要素生产率，并最终降低风险水平。基于这一思路，本文进一步引入基于不同方法估计的全要素生产率指标，检验 AI 人才投入是否通过提升生产效率这一基本面渠道影响企业风险，从而为前述机制提供更加稳健的实证支持。

##### （一）基于 LP 法的检验结果

表 5 报告了以全要素生产率(TFP\_LP)衡量企业生产效率时, AI 人才投入(AI\_ratio)影响企业风险的机制检验结果。列 (1) — (2) 以 ST/PT 为被解释变量，列 (3) — (4) 以 OperateRisk 为被解释变量，均控制企业固定效应和年份固定效应。

表格 5 企业全要素生产率 (LP 法)

	(1)	(2)	(3)	(4)
VARIABLES	(1) ST/PT	(2) ST/PT	(3) OperateRisk	(4) OperateRisk
AI_ratio	-0.320*	-0.345*	-0.928**	-0.893**
	(0.167)	(0.187)	(0.441)	(0.440)
TFP_LP	-0.068***	-0.077***	-0.039***	-0.037***
	(0.005)	(0.006)	(0.007)	(0.008)
c.AI_ratio#c.tfp_lp	0.032*	0.034*	0.094*	0.090*
	(0.019)	(0.021)	(0.050)	(0.050)
Constant	0.617***	0.701***	0.849***	0.241
	(0.048)	(0.141)	(0.063)	(0.332)
Observations	36,054	33,484	20,629	20,598
R-squared	0.390	0.396	0.592	0.593
Control variables	NO	YES	NO	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES

列(1)显示,在未加入控制变量的情况下, AI\_ratio 的系数为 -0.320,并在 10% 水平上显著,表明 AI 人才投入比例越高,企业进入 ST/PT 状态的可能性显著降低。与此同时, TFP\_LP 的系数为 -0.068,并在 1% 水平上显著为负,说明生产效率越高,企业陷入极端财务困境的可能性越低,这与生产效率提升有助于增强企业财务韧性的基本逻辑一致。AI\_ratio × TFP\_LP 的系数为 0.032,并在 10% 水平上显著,表明在生产效率水平较高的企业中, AI 人才投入对 ST/PT 风险的边际缓释作用相对减弱;反过来看, AI 投入在生产效率较低的企业中,对降低 ST/PT 风险的作用更为明显。这意味着人工智能在一定程度上具有“效率补偿”特征,即更能帮助低效率企业改善其风险状况。在加入企业特征控制

变量后（列（2）），上述结论依然成立。此时交互项系数为 **0.034**，且同样在 **10%** 水平上显著。这表明在控制企业规模、治理结构、流动性和所有制等因素后，生产效率对人工智能风险缓释效应的调节作用依然稳健存在。

进一步看以 **OperateRisk** 为被解释变量的结果。列（3）显示，在未加入控制变量的情况下，**AI\_ratio × TFP\_LP** 的系数为 **0.094**，并在 **10%** 水平上显著，说明在生产效率水平较高的企业中，AI 人才投入对经营风险的边际降低效应相对较弱；而在生产效率较低的企业中，AI 投入对经营风险的改善作用更为显著。在加入控制变量后（列（4）），结果依然保持一致。此时交互项系数为 **0.090**，仍在 **10%** 水平上显著，表明生产效率对人工智能风险效应的调节并非由企业异质性因素驱动，而是具有较强的稳健性。

## （二）基于 OP 法的检验结果

表 6 采用 **Olley-Pakes (OP)** 方法估计的全要素生产率 (**TFP\_OP**)，回归设定与表 5 保持一致。

表格 6 企业全要素生产率（OP 法）

	(1)	(2)	(3)	(4)
VARIABLES	(1) ST/PT	(2) ST/PT	(3) OperateRisk	(4) OperateRisk
AI_ratio	-0.309*	-0.330*	-0.973**	-0.941**
	(0.163)	(0.178)	(0.417)	(0.417)
TFP_OP	-0.063***	-0.070***	-0.035***	-0.032***
	(0.006)	(0.006)	(0.007)	(0.008)
c.AI_ratio#c.tfp_op	0.038	0.040	0.125**	0.120**
	(0.023)	(0.025)	(0.060)	(0.060)
Constant	0.459***	0.590***	0.747***	0.170
	(0.040)	(0.141)	(0.052)	(0.330)
Observations	36,054	33,484	20,629	20,598
R-squared	0.385	0.390	0.592	0.593
Control variables	NO	YES	NO	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES

在 ST/PT 回归中，AI 人才投入的系数显著为负，TFP\_OP 的系数亦显著为负，说明无论采用何种方法测算生产效率，生产效率较高的企业发生极端财务困境的风险均显著更低。AI 人才投入与 TFP\_OP 的交互项在统计上不显著，表明在 ST/PT 这一极端风险指标上，生产效率对人工智能风险效应的调节作用相对有限。

在以 OperateRisk 为被解释变量的回归中，AI 人才投入的系数显著为负，TFP\_OP 的系数显著为负，且交互项系数显著为正。该结果与 LP 方法下的结论高度一致，进一步表明 AI 人才投入对经营风险的缓释效应在生产效率较低的企业中更为显著。

综合 LP 法和 OP 法的结果可以看出，生产效率在 AI 人才投入影响企业风险的过程中发挥了重要作用。具体而言，AI 人才投入在生产效率相对较低的企业中表现出更强的风险缓释效应，这说明 AI 人才投入可能具有一定的“效率补偿”特征。上述结果支持了 H3 所强调的作用渠道，但不意味着企业风险变化可以被单一机制完全解释。

## 4.2 异质性分析

本文设定回归方程如下：

$$Risk_{i,t} = \alpha + \beta_1 AI\_ratio_{i,t} + \beta_2 N_{i,t} + \beta_3 (AI\_ratio_{i,t} \times N_{i,t}) + \gamma' X_{i,t} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t},$$

其中， $N_{i,t}$ 为异质性变量。

### 4.2.1 企业规模

企业规模是影响技术吸收能力、风险承受能力以及组织调整成本的重要结构性特征。相较于小规模企业，大型企业通常具备更充足的资源储备、更完善的内部治理结构以及更强的技术整合能力，从而在新技术应用过程中更容易将投入转化为稳定的经营绩效。基于这一考虑，本文进一步从企业规模维度考察 AI 人才投入对企业风险的异质性影响，通过引入 AI 人才投入与企业规模的交互项，检验企业规模是否在人工智能降低企业风险的过程中发挥调节作用。

表格 7 企业规模

	(1)	(2)	(3)	(4)
VARIABLES	(1) ST/PT	(2) ST/PT	(3) OperateRisk	(4) OperateRisk
AI_ratio	-0.364 (0.265)	-0.469 (0.335)	-1.749** (0.828)	-1.699** (0.827)
Size	-0.083*** (0.006)	-0.090*** (0.006)	-0.068*** (0.010)	-0.068*** (0.010)
c.AI_ratio#c.size	0.015 (0.011)	0.019 (0.014)	0.074** (0.037)	0.072** (0.037)
Constant	1.887*** (0.131)	1.930*** (0.184)	2.043*** (0.216)	1.386*** (0.381)
Observations	37,866	34,427	21,153	21,105
R-squared	0.394	0.400	0.592	0.593
Control variables	NO	YES	NO	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES

在 ST/PT 回归中,企业规模的系数显著为负,表明规模较大的企业发生极端财务困境的概率显著较低。然而, AI 人才投入及其与企业规模的交互项均未表现出稳定的统计显著性,说明在 ST/PT 这一极端风险指标上,企业规模并未显著调节 AI 人才投入的风险效应。

在以 OperateRisk 为被解释变量的回归中, AI 人才投入的系数显著为负,企业规模的系数亦显著为负,表明 AI 人才投入和企业规模扩大均有助于降低企业经营风险。与此同时, AI 人才投入与企业规模的交互项显著为正,说明随着企业规模的扩大, AI 人才投入对经营风险的边际缓释作用有所减弱。

上述结果表明，AI 人才投入对经营风险的缓释效应在小规模企业中更为显著，而在极端财务困境风险上，其作用并未因企业规模差异而表现出显著异质性。

#### 4.2.2 企业地区分布

地区差异是影响企业获取资源、风险暴露以及新技术吸收能力的重要外部环境因素。相较于中西部地区，东部地区通常具有更完善的金融体系、更成熟的要素市场以及更完备的数字基础设施，这些条件可能影响人工智能等通用型数字技术在企业风险治理中的边际作用。在此背景下，AI 人才投入是否在不同地区表现出差异化的风险影响，具有重要的现实意义和政策含义。基于这一考虑，本文进一步从企业所在地区维度考察 AI 人才投入对企业风险的异质性影响，通过引入 AI 人才投入与东部地区虚拟变量（East）的交互项，检验地区环境在人工智能风险效应中的调节作用。

表格 8 企业地区分布

	(1)	(2)	(3)	(4)
VARIABLES	(1) ST/PT	(2) ST/PT	(3) OperateRisk	(4) OperateRisk
AI_ratio	-0.088** (0.040)	-0.096** (0.044)	-0.238*** (0.090)	-0.237*** (0.089)
East	-0.034 (0.045)	-0.033 (0.044)	-0.016 (0.044)	-0.015 (0.043)
c.AI_ratio#c.east	0.023 (0.046)	0.027 (0.052)	0.181* (0.106)	0.179* (0.106)
Constant	0.055* (0.032)	0.317** (0.140)	0.511*** (0.031)	0.032 (0.327)
Observations	37,866	34,427	21,153	21,105
R-squared	0.371	0.376	0.587	0.588
Heterogeneity	east	east	east	east
Control variables	NO	YES	NO	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES

表 8 报告了基于地区维度的异质性回归结果。首先，从 AI 人才投入的主效应来看，在 ST/PT 风险回归中（列（1）-（2）），AI\_ratio 的系数均显著为负，表明总体而言，AI 人才投入有助于降低企业进入 ST/PT 状态的可能性；在以经营风险（OperateRisk）为被解释变量的回归中（列（3）-（4）），AI\_ratio 的系数同样显著为负，说明 AI 人才投入能够有效缓解企业的经营风险水平。

其次，从地区虚拟变量的主效应来看，East 的系数在各组回归中均未表现出显著性差异，表明在控制企业固定效应和年份固定效应后，企业所处地区本身并未在统计意义上系统性抬升或降低企业风险水平。

更为关键的是交互项的估计结果。在 ST/PT 风险回归中，AI\_ratio × East 的交互项系数在各列中均不显著，表明在是否陷入极端财务困境这一维度上，AI 人才投入的风险缓释作用在东部与非东部地区之间不存在显著差异。相比之下，在经营风险回归中（列（3）-（4）），交互项系数在 10% 水平上显著为正，表明相较于非东部地区，AI 人才投入在东部地区对经营风险的边际缓释效应相对较弱。

综合来看，地区环境在人工智能影响企业风险的过程中发挥了重要的调节作用。相较于东部地区，中西部地区企业在资源配置效率和技术基础方面相对不足，AI 人才投入可能更有助于改善其经营流程和不确定性管理，从而在经营风险层面发挥更显著的风险缓释作用；而在东部地区，企业原有的数字化和制度基础较为完善，AI 人才投入更多体现为边际改进，其对经营风险的额外降低效应相对有限。

#### 4.2.3 企业股权性质

企业所有制差异是影响企业风险暴露和风险应对能力的重要制度性因素。相较于非国有企业，国有企业通常享有更稳定的融资渠道、更强的政府隐性担保以及更完善的风险分担机制，这可能削弱新技术在风险缓释中的边际作用。基于此，本文进一步从企业所有制角度考察 AI 人才投入对企业风险的异质性影响，通过引入 AI 人才投入与国有企业虚拟变量（SOE）的交互项，检验人工智能风险效应是否在不同所有制企业中存在系统性差异。

表格 9 企业股权性质

	(1)	(2)	(3)	(4)
VARIABLES	(1) ST/PT	(2) ST/PT	(3) OperateRisk	(4) OperateRisk
AI_ratio	-0.067*** (0.026)	-0.073** (0.029)	-0.097* (0.056)	-0.097* (0.056)
SOE	0.012 (0.010)	0.015 (0.010)	0.009 (0.017)	0.005 (0.017)
c.AI_ratio#c.soe	-0.011 (0.045)	-0.009 (0.050)	-0.003 (0.106)	-0.006 (0.106)
Constant	0.026*** (0.003)	0.295** (0.139)	0.496*** (0.006)	0.022 (0.325)
Observations	37,866	34,427	21,153	21,105
R-squared	0.371	0.375	0.587	0.588
Control variables	NO	YES	NO	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES

表 9 报告了基于企业所有权性质的异质性回归结果。首先，从 AI 人才投入的主效应来看，无论是在 ST/PT 风险回归（列（1）–（2））还是在经营风险（OperateRisk）回归（列（3）–（4））中，AI\_ratio 的系数均显著为负，表明 AI 人才投入在整体上有助于降低企业陷入财务困境和经营风险水平。这一结果说明，人工智能作为通用型数字技术，其风险缓释效应在不同所有制企业中普遍存在。

其次，从国有企业虚拟变量（SOE）的主效应来看，SOE 的系数在各组回归中均未表现出显著性差异，表明在控制企业固定效应和年份固定效应后，国有企业与非国有企业在风险水平上不存在系统性差异。同时 AI 人才投入与国有企业虚拟变量的交互项（AI\_ratio

× SOE) 在 ST/PT 和 OperateRisk 的所有回归中均不显著, 表明企业所有权性质并未在统计意义上显著改变 AI 人才投入对企业风险的影响方向和强度。换言之, 在本文样本和模型设定下, 尚无充分证据表明企业所有权性质会显著改变 AI 人才投入对企业风险的影响强度。该结果意味着, AI 人才投入的风险缓释效应在国有企业与非国有企业中均存在, 但二者之间的差异并未达到统计显著水平。

### 4.3 稳健性检验

为验证基准结论不依赖于特定风险度量方式, 本文进一步将被解释变量替换为多种常用的风险与财务困境指标, 包括 O-score、RLPM 以及 Merton 距离违约指标 (Merton DD), 构建如下稳健性回归模型:

$$AltRisk_{i,t} = \alpha + \beta AI\_ratio_{i,t} + \gamma'X_{i,t} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t},$$

其中,  $AltRisk_{i,t}$  分别表示不同口径下的企业风险或财务困境指标, 其余变量定义与基准模型保持一致。通过比较不同风险指标下核心解释变量系数的方向与显著性, 检验基准结论的稳健性。

表格 10 基准回归稳健性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
VARIABLES	Oscore	Oscore	RLPM	RLPM	MertonDD	MertonDD
AI_ratio	-0.525** (0.226)	-0.530** (0.211)	-0.037*** (0.008)	-0.036*** (0.008)	0.385*** (0.127)	0.361*** (0.129)
FirmAge		0.555 (0.354)		0.032* (0.019)		0.924*** (0.286)
Top1		-1.173*** (0.269)		-0.083*** (0.011)		-1.236*** (0.277)
Growth		-0.796*** (0.031)		0.002** (0.001)		-0.039* (0.022)
Board		-0.521*** (0.136)		-0.022*** (0.006)		0.106 (0.111)
Indep		-0.428 (0.400)		-0.027* (0.016)		0.526 (0.364)
Liquid		-0.509*** (0.019)		-0.001 (0.000)		0.112*** (0.007)
SOE		0.185** (0.073)		0.012*** (0.004)		-0.145** (0.072)
Constant	-8.492*** (0.003)	-7.378*** (1.181)	0.039*** (0.000)	0.020 (0.065)	1.155*** (0.002)	-1.924** (0.969)
Observations	32,458	32,216	25,688	25,066	37,056	34,259
R-squared	0.713	0.767	0.633	0.638	0.739	0.749
Control variables	NO	YES	NO	YES	NO	YES
Year fixed-effect	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Firm fixed-effect	YES	YES	YES	YES	YES	YES

首先，在以 **O-score** 作为被解释变量的回归中，**AI** 人才投入强度 (**AI\_ratio**) 的系数在未加入控制变量和加入控制变量的两种设定下均显著为负 (列 (1) - (2))。考虑到 **O-score** 数值越低代表企业财务困境风险越小，该结果表明 **AI** 人才投入显著改善企业的财务安全边际，降低其财务困境暴露程度。同时，在加入控制变量后，该结论依然稳健，说明 **AI** 投入对企业风险的影响并非由企业基本特征或治理因素所驱动。

其次，在以 **RLPM** (下行风险指标) 为被解释变量的回归中，**AI\_ratio** 的估计系数同样在列 (3) 和列 (4) 中均显著为负，且在加入控制变量后系数幅度和显著性基本保持稳定。这表明 **AI** 人才投入能够显著降低企业业绩落入不利区间的概率，从而抑制企业的下行经营风险。该结果从收益分布尾部风险的角度进一步支持了人工智能对企业风险的缓释作用。

在以 **Merton** 距离违约指标 (**MertonDD**) 作为被解释变量的回归中，**AI\_ratio** 的系数在列 (5) 和列 (6) 中均显著为正。鉴于 **MertonDD** 数值越大表示企业距离违约边界越远，该结果意味着 **AI** 人才投入能够显著提高企业的资产安全缓冲空间，降低市场化违约风险。这一发现与前述基于会计风险和下行风险指标的结论在方向上保持一致。

综合来看，无论采用基于会计信息的财务困境指标 (**O-score**)、基于收益分布的下行风险指标 (**RLPM**)，还是基于市场价值的结构化违约风险指标 (**MertonDD**)，**AI** 人才投入对企业风险的影响方向均保持一致，且在多数设定下具有较强的统计显著性。这表明本文关于 **AI** 人才投入有助于降低企业风险水平的核心结论并不依赖于特定风险度量方式，具有较强的稳健性。

## 五、案例分析：京东和苏宁成败始末

### 5.1 案例说明

以京东系和苏宁系为对比案例，本文从企业 AI 相关技术投入实践的角度，对 AI 人才投入与企业风险演化之间的关系进行情境化分析。研究发现，京东系通过长期、持续且高度聚焦主业的 AI 人才与技术投入，在运营效率、资源配置和组织韧性等方面形成了显著优势，其整体风险水平长期维持在相对稳健区间；而苏宁系虽然在数字化和技术领域亦有一定投入，但由于战略方向反复、组织结构僵化以及技术投入与核心业务融合不足，未能有效改善经营效率，企业风险水平在 2020 年后显著上升，并最终演化为严重的财务与流动性危机。案例对比表明，人工智能等通用型数字技术并非自动降低企业风险，其风险缓释作用依赖于技术投入是否与企业核心业务深度融合，以及是否能够通过提升生产效率、改善资源配置和增强组织弹性来降低经营不确定性。该案例分析为本文基于大样本实证研究所揭示的“AI 人才投入与企业风险之间存在系统性关联”提供了直观的现实补充。

### 5.2 京东系 AI 相关技术投入案例分析

#### 5.2.1 “技术、技术、技术”战略的提出与实施

2017 年初，京东集团 CEO 刘强东在年会上正式宣布了震撼业界的“技术转型宣言”：“京东未来 12 年只有三样东西：技术！技术！技术！”。这一战略的提出并非心血来潮，而是基于京东对行业发展趋势的深刻洞察和自身发展需求的理性判断。

从外部环境看，云计算、大数据、人工智能和机器人等技术的快速发展正在持续改变零售行业的竞争方式；从企业自身发展阶段看，截至 2016 年第三季度，京东员工规模已超过 11 万人，其中约八成为物流配送人员，同时运营着 254 个大型仓库和数量庞大的在售商

品。随着业务规模不断扩大，单纯依赖劳动力投入的增长模式已难以为继，成本控制和运营管理面临明显压力。在此背景下，引入人工智能技术成为京东缓解运营约束、提升管理效率的关键战略选择。

京东的技术转型战略主要呈现出以下几个特征：

第一，战略定位明确坚定。京东明确提出要用技术将第一个十二年建立的所有商业模式进行改造，打造一个包括智能商业、智能金融、智能保险业务在内的全球领先的智能商业体，这种全方位的技术改造不是局部修补，而是系统性的重构工作。

第二，资源投入力度空前。从 2017 年初全面向技术转型以来，京东体系在技术上累计投入近 800 亿元，5 年间在基础科学和技术研发的投入已近 800 亿元。仅 2017 年京东用于技术研发的投入从上一年度的 45 亿元就增加到 67 亿元，增速达 49.4%，2018 年第一季度研发投入更是提升到 24 亿元，同比增幅达 87.2%，占总收入的比重从 1.7% 提高到 2.4%。

第三，保障体系配套完善。京东成立了专门的 Y 事业部主导智慧供应链，X 事业部负责智慧物流，同时在北京、硅谷等地建立人工智能实验室，形成了较为完整的技术研发体系。

### 5.2.2 AI 人才招聘与技术团队建设

京东在 AI 人才招聘方面展现出了强大的战略执行力和资源投入力度。根据人工智能招聘大数据分析，京东在 2016-2021 年间的 AI 人才招聘呈现出如下特点。

第一，招聘规模持续扩大。京东的技术研发团队规模从 2016 年的约 1 万人增长到 2018 年的超过 2 万人，2018 年前三季度，京东在技术研发的投入已达 86.4 亿元，技术研发团

队人数达到 2 万人，到 2019 年，京东拥有研发人员超过 1.8 万人，其中硕士及以上学历人才引入占比超过 80%，2019 年专利申请量达 3651 件，全面进入国内互联网企业第一阵营。

第二，薪酬水平行业领先。京东为 AI 人才提供了极具竞争力的薪酬待遇。根据最新的招聘信息，京东 AI 大数据算法工程师的薪酬为 30-60K · 19 薪，自然语言处理高级算法工程师为 40-60K · 19 薪，这种高薪策略有效吸引了大量顶尖技术人才加入京东。

第三，全球人才布局战略。京东积极在全球范围内招募 AI 领域的顶尖人才。例如，2018 年京东成功挖来了加拿大西蒙弗雷泽大学的大数据研究领军人物裴健教授、前亚马逊首席科学家薄列峰和前微软亚太区技术主席沈向洋，这些国际顶尖人才的加入，也进一步提升了京东在 AI 领域的技术实力。

第四，校园人才培养计划。京东从 2016 年开始启动“技术博士管培生项目”（DMT，DoctorManagementTrainee），专门招募计算机、应用数学、模式识别、人工智能、统计学等相关专业的博士人才。京东还推出了“TGT 顶尖青年技术天才计划”，为 2025 届毕业生提供 1.8 万个核心岗位，其中大部分为技术相关岗位。

### 5.2.3 AI 技术在核心业务场景的应用与成效

京东将 AI 技术深度应用于供应链、物流、客服、营销等核心业务场景，取得了显著的成效：

一是智慧供应链的全面升级。京东于 2017 年发布了“Y-SMARTSC”智慧供应链战略，其核心是围绕数据挖掘、人工智能、流程再造和技术驱动四个源动力，整合形成京东“商品、价格、计划、库存、协同”五大领域的智慧供应链解决方案。在实际应用中，京东的 AI 技术展现出了强大的预测和优化能力。例如，在奶粉“28 天新鲜直达”项目中，京东智能算法预

测销量、前置仓提前备货，使飞鹤、伊利等品牌产品实现“生产日期到签收 $\leq 28$ 天”的极致体验；再如，通过 AI 技术的应用，京东将跨区调拨比例降至 10%以内，履约时效提升近 20%。

二是智能物流体系的构建。物流环节是京东应用人工智能技术最为集中的领域之一。随着“物流超脑 2.0”系统的推出，京东将人工智能、大数据和运筹优化方法嵌入订单调度、路径规划和仓网协同等关键环节。依托自研的分布式仿真技术，该系统能够对大规模订单网络进行快速模拟和动态调整，从而提升整体物流运行效率。在此基础上，京东逐步形成了以“狼族”智能设备为核心的物流自动化体系。从仓储、搬运到分拣，不同类型的机器人在各自环节分工协作，推动物流作业由人工密集型向智能化运作转变。相关实践表明，智能设备的引入显著提高了拣选效率和仓储利用率，并在多地仓库实现了规模化应用。截至 2025 年 9 月，相关设备已在全球多个仓库投入使用，成为京东推进物流智能化的重要支撑。

三是智能客服系统的革新。京东智能客服 JIMI 是 AI 技术在客户服务领域的成功应用典范，JIMI 是京东自主研发的人工智能客服系统，通过自然语言处理、深度学习、机器学习等技术，提供全天候的售前售后咨询服务。JIMI 的优势在于其深度整合了京东供应链与物流系统，客服不再只是回答问题，而是能直接调度资源解决问题。例如，用户咨询“为何未发货”，系统可实时查询仓库库存、物流状态、天气影响等因素，生成解释并预估发货时间。2025 年 618 期间，JIMI4.0 将客服响应时长缩短至 18 秒，用户满意度提升 12%，显著提高了京东客服响应效率及服务质量。

四是实现精准营销与个性化推荐。京东通过整合用户画像 API，打造了“千人千面”个性化推荐系统，根据测算结果显示，该系统的应用效果令人瞩目：点击率(CTR)提升 34.2%，

转化率(CVR)提升 27.8%，客单价(ARPU)提升 19.5%。与此同时，智能推荐系统的整体效果更为显著，助力京东提升用户转化率 30%以上，新用户首单转化率提升 25%。

这些数据充分说明，京东通过 AI 技术的深度应用，在运营效率、成本控制、用户体验等方面都取得了显著提升，为企业构建了强大的风险抵御能力。

#### 5.2.4 财务表现与风险抵御能力

京东在 2016—2021 年间的财务表现，从一个侧面反映了其技术投入与核心业务融合所带来的经营改善：

第一，营收规模持续增长。京东的营业收入从 2016 年的约 2600 亿元增长到 2024 年的 11588 亿元，这种持续增长，离不开 AI 技术驱动运营效率提升和用户体验改善。

第二，盈利能力增强。2020 年，京东实现净利润 493.37 亿元，创历史新高，即使在 2021 年因加大技术投入等因素导致净利润为-44.67 亿元，但这并不影响企业的长期发展潜力，随后 2022 年净利润 102 亿元，2023 年净利润 242 亿，2024 年净利润 414 亿元。

第三，资产负债结构健康。京东的资产负债率始终保持在合理水平，截至 2024 年 12 月 31 日，京东集团资产负债率 55% (3849 亿元/6982 亿元)，低于行业平均水平，强大的现金流管理能力确保了企业在面对外部冲击时具有充足的缓冲空间。

### 5.3 苏宁系 AI 相关技术投入案例分析

#### 5.3.1 经营战略摇摆

与京东清晰坚定的“技术、技术、技术”战略形成鲜明对比，苏宁系数字化转型呈现出战略摇摆的特征。苏宁的战略演变经历了从早期的“线上线下融合”到“多元化扩张”，再到后期

的“聚焦核心业务”，由于苏宁战略方向的频繁调整导致资源分散，错失了数字化转型的关键窗口期。

第一，线上线下融合战略失利。2013年，苏宁启动O2O战略，试图实现线上线下融合发展，然而这一战略在执行过程中陷入了“用线下利润补贴线上”的怪圈，线下门店被要求为线上导流却无分成机制，导致左右手互搏，内部竞争激烈，这种制度设计的缺陷使得线下团队与线上团队长期内斗，无法形成协同效应。

第二，多元化扩张导致资源分散。2015-2020年期间，苏宁易购陷入盲目扩张的泥潭，连续收购了多家企业：6600万美元收购母婴电商红孩子，3.34亿美元拿下PPTV，42.5亿收购天天快递，48亿收购家乐福中国80%股权，27亿接手37家万达百货，此外苏宁还在2016年和2018年分别出资123亿元和95亿元收购万达集团股权，然而这些收购大多以失败告终，还极大地拖累了苏宁现金流。

第三，苏宁长期形成的高度集中式管理模式在互联网环境下暴露出明显局限。企业内部层级较多、决策链条较长，部门之间协同成本较高，使其对市场变化的响应速度受到制约。在零售业竞争加速、需求快速变化的背景下，这种组织结构不利于产品和服务的持续迭代。相关问题在并购整合过程中尤为突出。以收购家乐福中国为例，苏宁在整合阶段对卖场业态和商品结构进行了较大调整，压缩了家乐福原有表现较为稳定的生鲜和食品品类空间，以引入苏宁体系内的电器商品。这一调整未能充分考虑家乐福既有的经营逻辑和社区消费特征，导致卖场定位与消费者需求出现偏离，进而削弱了其原有的竞争优势。

### 5.3.2 AI投入低效，未能形成竞争力

尽管苏宁在 AI 人才招聘方面也有一定投入，但其技术投入存在明显的低效问题，未能真正赋能业务，最终未能形成有力的竞争力。

首先，研发投入占比偏低。苏宁研发投入占营收比例长期不足 1%，2016-2018 年分别为 0.85%、0.97%、1.18%，从资金占比来看，苏宁在科研投入方面，对比阿里京东动辄上百亿的研发投入，实在是量小力微。

其次，研发人才薪酬缺乏竞争力。根据招聘信息，苏宁 AI 算法专家的薪酬为 30000-50000 元/月，虽然绝对金额不低，但相对于京东等竞争对手的薪酬水平，缺乏足够的吸引力。而且苏宁在股权激励、职业发展等方面的配套措施不足，以及苏宁近年来在市场的业绩表现及行业口碑，使得不少求职者并未将苏宁放到第一求职选择序列。

再次，苏宁在数字化转型方面已经掉落第一梯队。在线上流量红利逐渐消退的背景下，苏宁缺乏大规模补贴能力，线上竞争力持续弱化。2025 年上半年，其线上 GMV 增速低于行业均值，APP 月活不足京东的 1/10。

### 5.3.3 核心业务场景的技术应用表现不佳

由于苏宁投入的多个关键项目以失败告终，造成苏宁在 AI 技术投入及应用不足，其在核心业务场景的 AI 技术应用整体而言，零散投入、产出不佳：

第一，多个收购项目拖累了苏宁数字化转型进程。以家乐福收购整合案例为例，2019 年，苏宁以 48 亿元收购家乐福中国 80% 股权，寄望通过这一收购重振雄风。然而，这场看似“抄底”的交易实则让苏宁背负了大量隐性债务，在整合过程中，苏宁在家乐福的日常运营上照搬了其在家电销售领域的经验，而忽视了大卖场与家电专卖店的本质区别，自 2023 年起逐步关停传统大型商超业务，相关子公司均已停止经营，债务负担较重，最终苏宁以

每家一元的价格出售 12 家家乐福中国子公司股权，这不仅加重了苏宁的负债，还导致其缺少资金投入相关 AI 技术研发。

第二，苏宁在物流领域的技术投入未能有效转化为运营效率提升。尽管其建立了自有物流体系，但整体物流成本仍高于行业平均水平，尤其在小件商品配送环节，自动化仓储利用率偏低、配送时效不稳定等问题较为突出。此前并购的天天快递在服务质量和运营效率上的不足，进一步加重了物流业务的成本压力，相关业务长期亏损并最终被剥离。这一结果反映出，苏宁在物流技术应用和体系整合方面的成效有限。

第三，苏宁线上平台在用户体验和数字化运营能力方面存在短板。平台整体功能虽较为完整，但在支付方式、售后响应和服务稳定性等环节仍有改进空间。在数据驱动的精准营销方面，苏宁在云计算和大数据等核心技术能力上与主要竞争对手存在差距，限制了个性化推荐和转化率提升效果。同时，物流与营销系统之间的协同不足，也在一定程度上影响了供应链响应效率和用户黏性。

第四，苏宁数字化的导入并没有带来组织的快速进化，苏宁的组织还是以服从和执行为主导的工业化组织，并未搭建以创新和敏捷为主导的数字化组织。

#### 5.3.4 财务状况持续恶化

苏宁系在 2020 年后财务状况大幅下滑，并呈现出持续恶化的趋势，最终导致企业陷入严重的债务危机：

一是营收增长乏力。以上市公司苏宁易购为例，其营业收入虽然从 2016 年的 1485.85 亿元增长到 2019 年的 2692.29 亿元，但增长势头逐渐放缓，2020 年后更是出现大幅下滑，与此形成对比的是，同期京东的营收保持了 30% 以上的年均增长率。

二是盈利能力急剧恶化。苏宁的盈利能力从 2019 年开始急剧恶化，2019 年亏损10.5 亿元，2020 年亏损42.5 亿元，2021 年亏损56.7 亿元，2022 年净利润亏损28.45 亿元，2023 年净利润亏损40.9 亿元。虽然2024 年上市公司自 2020 年以来首次实现全年盈利，但主要得益于零售服务商战略深化、门店结构优化（如新开苏宁 Max 和 Pro 门店）以及家电以旧换新政策的推动，后续能否继续保持盈利能力，存在一定的不确定性。

三是资产负债结构失衡。尽管 2024 年苏宁易购的经营状况和业绩有所改善，但仍面临巨大的挑战，资产负债率从 2017 年的 80%持续攀升，到 2024 年高达 90.63%，流动比率仅为 0.55，短期债务存在巨大偿付压力，且存在大量的逾期未支付款项和借款合同违约事项，这种严重失衡的资产负债结构使得企业面临极大的流动性风险。

#### 5.4 案例总结

2020 年后，京东系与苏宁系呈现出明显分化的发展轨迹，这种差异不仅反映在经营绩效和财务表现上，也体现在企业风险演化路径的不同。两者的对比表明，AI 相关人才与技术投入并不会自动带来风险下降，其效果取决于是否与清晰的战略目标、匹配的组织结构以及运营效率提升相结合。只有当技术投入能够有效嵌入核心业务流程并改善资源配置效率时，企业经营风险才可能得到缓释；相反，若技术投入分散、协同不足，不仅难以发挥风险治理作用，反而可能加剧经营波动。

##### 5.4.1 京东：稳健发展，风险可控

2022 年以后，京东整体保持了相对稳健的发展态势，体现出较强的风险控制能力。从财务表现看，企业在 2022—2024 年间持续实现盈利，现金流状况较为充裕；从资本市场表现看，其市值在此前基础上保持稳定增长；在技术投入方面，京东仍持续加大对人工智

能领域的资源配置，并不断扩充相关技术人才队伍。综合多项指标判断，京东始终处于较为安全的经营区间，未出现明显的风险累积迹象。

该案例表明，当 AI 人才投入以较高强度持续推进，并能够与企业核心业务流程深度融合时，有助于通过提升生产效率和优化资源配置来降低经营风险、增强企业稳健性。这一实践结果与本文实证分析中关于 AI 人才投入具有风险缓释效应的结论保持一致。

#### 5.4.2 苏宁系：危机爆发，关联公司被破产重整

苏宁系在 2022 年后陷入严重危机：（1）2022 年 5 月 5 日，连续三年亏损，被打上 ST，苏宁易购停牌，公司股票简称正式由“苏宁易购”变更为“ST 易购”，股票交易的日涨跌幅限制为 5%。打上 ST，意味着面临“退市风险”。（2）2022 年 11 月，苏宁易购先后被多家供应商申请破产清算。（3）2025 年 1 月，苏宁系 38 家关联公司被南京市中级人民法院裁定破产重整，破产债权 2387.3 亿元，资产仅 968.39 亿元，资产负债率超过 246%。上市公司苏宁易购虽未被纳入破产范围，但其财务状况依然脆弱。

综合京东与苏宁系的对比可以发现，AI 相关人才与技术投入本身并不会自动降低企业经营风险，其效果取决于技术投入是否能够有效嵌入核心业务流程，并切实改善运营效率、资源配置和组织韧性。若技术应用停留在局部或碎片化层面，其风险治理作用往往有限。上述案例分析为本文基于大样本计量结果提供了现实层面的补充说明，但并不构成严格的因果识别证据，相关结论仍需与前文的实证分析结合理解。

## 六、研究结论与展望

### 6.1 研究结论

基于中国 A 股上市公司样本，本文系统考察了企业 AI 人才投入对企业风险水平的影响，并进一步从融资约束与生产效率两个维度讨论其可能的作用渠道，同时分析了不同企业特征下的异质性效应。研究结果表明，AI 人才投入在整体上显著降低了企业风险水平，这一结论在多种风险衡量指标下保持稳健。

具体而言，在基准回归中，AI 人才投入显著降低企业进入特别处理（ST/PT）状态的可能性，并在经营风险指标上表现出稳定的风险缓释效应。该结果在引入一系列公司特征控制变量、固定企业和年份效应后依然成立，且在采用多种替代风险指标（如 O-score、RLPM 及 Merton 距离违约指标）进行稳健性检验时得到进一步支持，说明 AI 人才投入对企业风险的影响并非由特定风险度量方式或模型设定所驱动，而是具有较强的一般性。

进一步的机制分析表明，AI 人才投入对企业风险的缓释作用主要通过融资约束与生产效率两个维度体现，但其作用方式更多表现为对企业内部约束条件的“纠偏效应”，而非对既有优势的简单放大。在融资约束机制方面，回归结果显示，AI 人才投入在融资约束程度较高的企业中具有更为显著的风险降低效应，表明 AI 人才投入有助于改善高约束企业的信息环境和经营可预测性，从而缓解外部融资摩擦并降低其风险暴露。

在生产效率机制方面，全要素生产率显著降低企业风险水平，而 AI 人才投入与生产效率指标的交互项为正，表明 AI 人才投入在生产效率较低的企业中具有更强的风险缓释效应。该结果说明，AI 人才投入并非仅对高效率企业“锦上添花”，而是通过改善低效率企业的资源配置效率和经营稳定性，从而有效降低其经营风险。

综合来看，本文的实证结果表明，AI 人才投入与企业风险下降之间存在稳健的负向关系。进一步分析显示，融资约束缓解与生产效率改善是其中两条重要作用渠道。换言之，AI 人才投入不仅可能影响企业的技术应用能力，也可能通过改善资源配置、信息环境和经营稳定性，进而影响企业风险水平。

## 6.2 研究启示

基于上述实证结果，本文从企业层面和政策层面提炼以下启示。

第一，从企业经营决策角度看，AI 人才投入并非只对技术基础较好的企业发挥“锦上添花”的作用。实证结果显示，在融资约束较强、生产效率较低以及中西部地区企业中，AI 人才投入的风险缓释效应更为明显。这表明，企业在推进 AI 相关能力建设时，应将其视为提升经营稳定性和增强抗冲击能力的重要手段，而不仅是概念性技术布局。

第二，从资源配置与经营效率角度看，人工智能通过改善生产效率间接降低企业风险，反映了其在优化资源配置和增强经营稳健性方面的作用。回归结果表明，全要素生产率与企业风险显著负相关，且 AI 人才投入在生产效率较低的企业中表现出更强的风险缓释效果。这意味着，人工智能并非只放大高效率企业的优势，也能够通过改善低效率企业的运营状况，缓解要素错配和低效运行带来的风险。

第三，从企业风险管理视角看，AI 人才投入为企业提供了一种内生的风险应对方式。相较于依赖外部融资或事后处置风险，人工智能通过提升信息处理能力和经营可预测性，在企业内部形成较为稳定的风险缓冲机制。这一作用在融资受限和效率偏低的企业中尤为突出，体现了人工智能在企业风险管理中的基础性意义。

第四，从政策层面看，在推动人工智能应用和数字化转型过程中，有必要充分考虑企业在融资条件、生产效率和区域发展环境方面的差异。相较于集中支持头部企业扩大技术投入，更有针对性地引导人工智能向融资受限、效率偏低以及中西部等发展基础相对薄弱的企业和地区扩散，可能在降低整体企业风险水平、提升宏观经济稳定性方面产生更大的边际效果。

### 6.3 研究展望

尽管本文在数据处理和实证方法上力求严谨，但仍存在进一步拓展的空间。首先，受限于数据可得性，本文对 AI 人才投入的度量主要停留在企业层面的招聘数据，未来研究可结合更细粒度的业务流程或具体应用场景，深入分析在不同经营环节中的作用机制。

其次，本文从融资约束缓解与生产效率提升两个维度，对 AI 人才投入影响企业风险的作用渠道进行了实证检验，但仍存在一定局限。首先，企业在 AI 方向上的投入作为一种围绕能力建设展开的微观行为，其影响企业风险的渠道可能具有多维性和复杂性。除融资条件和生产效率之外，AI 人才投入还可能通过提升企业创新能力、优化现金流管理、降低代理成本以及增强企业对市场变化的响应能力等途径，对企业风险产生影响。例如，AI 相关能力建设能够促进企业研发活动的数据化和协同化，从而提升创新效率；同时，数据驱动的运营管理也有助于改善现金流预测与资金配置效率，进而增强企业的风险抵御能力。由于数据可得性与研究框架限制，本文未能对上述潜在机制进行系统检验，这为未来研究提供了进一步拓展的空间。

最后，本文主要从单一机制视角分别考察融资约束和生产效率的作用，但不同机制之间可能存在一定的联动关系与链式传导效应。例如，AI 人才投入在提升企业生产效率之后，

可能通过改善企业盈利能力和信息透明度进一步提升其外部融资能力，从而形成“AI 人才投入 → 生产效率提升 → 融资约束缓解 → 企业风险降低”的传导路径。这种机制之间的交叉和动态作用，在本文的实证框架中尚未得到系统识别。未来研究可在结构模型或中介效应框架下，对不同机制之间的互动关系进行更深入的分析，以更全面地理解 AI 人才投入影响企业风险的内在逻辑。

## 参考文献

- 陈明艺, 胡美龄. 技术创新对我国劳动力市场的影响研究——以人工智能技术为例[J]. 新金融, 2020(8): 25-33.
- 陈延林. A股上市公司 ST 风险预警——基于 KMV 模型的大样本经验证据[J]. 华南师范大学学报(社会科学版), 2014(4): 92-101.
- 陈燕, 廖冠民. 大股东行为、公司治理与财务危机[J]. 当代财经, 2006(5): 111-115.
- 单宇, 许晖, 周连喜, 等. 数智赋能: 危机情境下组织韧性如何形成?——基于林清轩转危为机的探索性案例研究[J]. 管理世界, 2021, 37(3): 84-104+7.
- 杜佳佳, 代飞, 桑智慧. 经济政策不确定性、短贷长投与企业债务违约风险[J]. 财会研究, 2024(12): 33-39.
- 何青, 琚望静, 庄朋涛. 如何缓解企业投融资期限错配? 基于数字化转型视角[J]. 数量经济技术经济研究, 2024, 41(1): 1-21.
- 贺小刚, 李新春, 张文杰. 经营困境下的企业变革: "穷则思变"假说检验[J]. 中国工业经济, 2017(5): 136-154.
- 黄贵生. 券商破产风险量化方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2004.
- 季伟伟, 陈志斌, 赵燕. 货币政策与企业财务风险变化[J]. 上海经济研究, 2014(5): 27-37.
- 李晨. 企业集团财务集约化管理的优化对策[J]. 财经界, 2015(2): 187.
- 李建军, 韩珣. 非金融企业影子银行化与经营风险[J]. 经济研究, 2019, 54(8): 21-35.
- 李晓华, 曾昭睿. 前沿技术创新与新兴产业演进规律探析——以人工智能为例[J]. 财经问题研究, 2019(12): 30-40.
- 刘赵宁, 张树山, 谷城, 等. 智能制造是否抑制了企业破产风险?——基于工业机器人应用的经验证据[J/OL]. 兰州学刊, 2024: 1-15.
- 鲁晓东, 连玉君. 中国工业企业全要素生产率估计: 1999-2007[J]. 经济研究, 2012(10): 25-38.

- 陆正飞, 何捷, 窦欢. 谁更过度负债: 国有还是非国有企业?[J]. 经济研究, 2015, 50(12): 54-67.
- 马连福, 宋婧楠, 王博. 数字化转型信息披露的价值效应研究——来自概念炒作的证据[J]. 经济与管理研究, 2023, 44(8): 17-37.
- 闵萌. 企业数字化转型对降低破产风险的影响[D]. 南昌: 华东交通大学, 2023.
- 聂飞, 胡华璐, 李磊. 工业机器人何以促进绿色生产?——来自中国微观企业的证据[J]. 产业经济研究, 2022(4): 1-14.
- 齐欣林, 彭寒, 戴淑庚, 等. 上市公司破产风险的横截面定价[J]. 金融市场研究, 2024(5): 119-129.
- 钱忠华. 公司治理与企业财务困境——基于股权结构角度的实证分析[J]. 经济与管理研究, 2009(5): 80-86.
- 宋建波, 文雯, 王德宏. 海归高管能促进企业风险承担吗?——来自中国 A 股上市公司的经验证据[J]. 财贸经济, 2019(8): 132-148.
- 孙森, 王宇飞. 基于 KMV-Logit 模型的上市公司违约风险实证研究[J]. 财会月刊, 2014(12): 45-50.
- 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, 2019(5): 61-79.
- 谭跃, 夏芳. 股价与中国上市公司投资——盈余管理与投资者情绪的交叉研究[J]. 会计研究, 2011(10): 34-41.
- 王克敏, 姬美光, 赵沫. 宏观经济环境、公司治理与财务困境研究[J]. 经济与管理研究, 2006(9): 18-25.
- 王竹泉, 王贞洁, 李静. 经营风险与营运资金融资决策[J]. 会计研究, 2017, (05): 60-67+97.
- 魏志华, 刘星, 刘勇. 金融生态环境与企业融资约束——基于中国上市公司的实证研究[J]. 会计研究, 2014(6): 23-30.
- 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.

- 肖土盛, 孙瑞琦, 袁淳, 等. 企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额[J]. 管理世界, 2022, 38(12): 220-237.
- 于伟. 企业数字化转型的综合模型及竞争优势建构[J]. 技术经济与管理研究, 2022(2): 63-68.
- 俞伯阳. 人工智能技术促进了中国劳动力结构优化吗?——基于省级面板数据的经验分析[J]. 财经问题研究, 2020(3): 94-102.
- 张国胜, 魏心贤, 李欣珏. 企业数字化、资源编排与长尾市场满足[J]. 中国软科学, 2024(3): 119-128.
- 赵宸宇, 王文春, 李雪松. 数字化转型如何影响企业全要素生产率[J]. 财贸经济, 2021(7): 114-129.
- 周超, 刘行, 林志帆. 产能过剩背景下跨国经营的实物期权价值[J]. 经济研究, 2019(6): 155-170.
- 朱巍, 陈慧慧, 田思媛, 等. 人工智能: 从科学梦到新蓝海——人工智能产业发展分析及对策[J]. 科技进步与对策, 2016(21): 66-70.
- 祝学文, 陈信元. 中国上市公司融资约束指数设计与评价[J]. 山西财经大学学报, 2010(6): 87-94.
- Acharya, V. V., Amihud, Y., & Litov, L. (2011). Creditor rights and corporate risk-taking. *Journal of financial Economics*, 102(1), 150-166.
- Agrawal A, McHale J, Oettl A. Finding needles in haystacks: Artificial intelligence and inventive activity[R]. NBER Working Paper No. 24504, 2018.
- Alekseeva L, Azar J, Giné M, Samila S, Taska B. The demand for AI skills in the labor market[J]. *Labour Economics*, 2021, 71: 102002.
- Altman E I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy[J]. *The Journal of Finance*, 1968, 23(4): 589-609.
- Argenti J. Corporate planning and corporate collapse[J]. *Long Range Planning*, 1976, 9(6): 12-17.

- Autor D H. Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3): 3-30.
- Babina T, Fedyk A, He A, Hodson J. Artificial intelligence, firm growth, and product innovation[J]. *Journal of Financial Economics*, 2024, 151: 103745.
- Beaver W H. Financial ratios as predictors of failure[J]. *Journal of Accounting Research*, 1966, 4(1): 71-111.
- Bharath S T, Shumway T. Forecasting default with the Merton distance to default model[J]. *Review of Financial Studies*, 2008, 21(3): 1339-1369.
- Blum M. Failing company discriminant analysis[J]. *Journal of Accounting Research*, 1974, 12(1): 1-25.
- Brynjolfsson E, McAfee A. *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*[M]. New York: W.W. Norton & Company, 2014.
- Brynjolfsson E, Rock D, Syverson C. The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies[J]. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2021, 13(1): 333-372.
- Darrat A F, Gray S, Park J C, et al. Corporate governance and bankruptcy risk[J]. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 2016, 31(2): 163-202.
- Fitzpatrick P J. *A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies*[M]. Washington: The Accountants' Publishing Company, 1932.
- Graetz G, Michaels G. *Robots at work: The impact on productivity and jobs*[R]. Centre for Economic Performance, LSE, 2015.
- Hanelt A, Bohnsack R, Marz D, et al. A systematic review of the literature on digital transformation: Insights and implications for strategy and organizational change[J]. *Journal of Management Studies*, 2021, 58(5): 1159-1197.
- Haynes J. Risk as an economic factor[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1895, 9(4): 409-449.
- John, K., Litov, L., & Yeung, B. (2008). Corporate governance and risk-taking. *The journal of finance*, 63(4), 1679-1728.

- Kaplan S N, Zingales L. Do investment-cash flow sensitivities provide useful measures of financing constraints?[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1997, 112(1): 169-215.
- Levinsohn J, Petrin A. Estimating production functions using inputs to control for unobservables[J]. *Review of Economic Studies*, 2003, 70(2): 317-341.
- Levy A, Bar-Niv R. Macroeconomic aspects of firm bankruptcy analysis[J]. *Journal of Macroeconomics*, 1987, 9(3): 407-415.
- McCarthy J, Minsky M L, Rochester N, Shannon C E. A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, august 31, 1955[J]. *AI Magazine*, 2006, 27(4): 12-12.
- Merton R C. On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates[J]. *Journal of Finance*, 1974, 29(2): 449-470.
- Miller K D, Leiblein M J. Corporate risk-return relations: Returns variability versus downside risk[J]. *Academy of Management Journal*, 1996, 39(1): 91-122.
- Nilsson N J. *Artificial intelligence: A new synthesis*[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1998.
- Ohlson J A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy[J]. *Journal of Accounting Research*, 1980, 18(1): 109-131.
- Olley G S, Pakes A. The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry[J]. *Econometrica*, 1996, 64(6): 1263-1297.
- Opler T C, Titman S. Financial distress and corporate performance[J]. *Journal of Finance*, 1994, 49(3): 1015-1040.
- Smith M, Liou D K. Industrial sector and financial distress[J]. *Managerial Auditing Journal*, 2007, 22(4): 376-391.
- Sudarsanam S, Lai J. Corporate financial distress and turnaround strategies: An empirical analysis[J]. *British Journal of Management*, 2001, 12(3): 183-199.
- Switzer L N, Tu Q, Wang J. Corporate governance and default risk in financial firms over the post-financial crisis period: International evidence[J]. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 2018, 52: 196-210.

- Thornhill S, Amit R. Learning about failure: Bankruptcy, firm age, and the resource-based view[J]. *Organization Science*, 2003, 14(5): 497-509.
- Usai A, Fiano F, Petruzzelli A M, et al. Unveiling the impact of the adoption of digital technologies on firms' innovation performance[J]. *Journal of Business Research*, 2021, 133: 327-336.
- Vial G. Understanding digital transformation: A review and a research agenda[J]. *Journal of Strategic Information Systems*, 2019, 28(2): 118-144.
- Whited T M, Wu G. Financial constraints risk[J]. *Review of Financial Studies*, 2006, 19(2): 531-569.
- Williams T A, Gruber D A, Sutcliffe K M, et al. Organizational response to adversity: Fusing crisis management and resilience research streams[J]. *Academy of Management Annals*, 2017, 11(2): 733-769.
- Zarnowitz V, Lerner L J. Cyclical changes in business failures and corporate profits[M]// *Business Cycle Indicators*, Volume 1. Princeton: Princeton University Press, 1961: 350-385.

附录

A 表格 A11 变量定义表

变量名称	变量符号	变量定义与度量方式
经营风险 (离散)	ST/PT	当企业当年被实施 ST 或 PT 特别处理时取值为 1，否则为 0，用于刻画企业是否进入监管识别的高风险状态。
经营风险 (连续)	OperateRisk	基于企业息税前利润率的历史波动性构造的经营风险指标。具体做法为：计算企业过去若干年息税前利润率的标准差，并在年度样本内进行分布标准化处理。数值越大，表示企业经营不确定性越高。
财务困境风险	Oscore	基于 Ohlson (1980) 模型构造的财务困境指标，由企业规模、负债水平、营运资本、盈利能力、现金流状况及连续亏损等变量线性组合而成。数值越大，表示财务困境风险越高。
下行风险	RLPM	基于企业实际资产收益率相对于行业目标收益率的偏离程度构造的下行风险指标，仅在实际业绩低于目标水平时计入。数值越大，表示企业下行经营风险越高。
违约风险	MertonDD	基于 Merton (1974) 结构化模型计算的违约距离指标 (Distance to Default)。数值越大，表示企业资产价值距离违约边界越远，违约风险越低。
AI 投入强度	AI_ratio	企业当年 AI 相关岗位招聘数量占全部公开招聘岗位数量的比例，用于衡量企业在人工智能方向上的人才投入强度。
融资约束 (WW 指数)	ww_index	采用 Whited-Wu (2006) 指数衡量企业融资约束程度，由现金流、是否支付现金股利、资产负债率、企业规模及成长性等变量线性组合而成。数值越大表示融资约束越强。
融资约束 (KZ 指数)	kz_index	采用 Kaplan-Zingales (1997) 方法构造的融资约束指数，基于企业现金流、现金分红、现金持有、资产负债率

变量名称	变量符号	变量定义与度量方式
		及 Tobin's Q 等指标加总形成。数值越大表示融资约束越高。
全要素生产率 (LP)	tfp_lp	采用 Levinsohn-Petrin (2003) 半参数方法估计的企业全要素生产率, 以中间投入作为代理变量修正内生性偏差。
全要素生产率 (OP)	tfp_op	采用 Olley-Pakes (1996) 方法估计的企业全要素生产率, 以企业投资作为生产率冲击的代理变量。
地区区位	East	当企业注册地位于东部地区时取值为 1, 否则为 0, 用于控制区域经济与制度环境差异。
企业规模	size	企业总资产的自然对数。
所有制性质	soe	国有企业取值为 1, 非国有企业取值为 0。
企业年龄	firmage	$\ln(\text{当年年份}-\text{企业成立年份}+1)$
股权集中度	top1	第一大股东持股比例。
企业成长性	growth	企业主营业务收入增长率。
董事会规模	board	企业董事会成员人数取自然对数。
独立董事比例	indep	独立董事人数占董事会总人数的比例。
流动性水平	liquid	流动资产与流动负债之比。