

工业互联网技术、标准化管理与公司特质风险

——基于关键核心技术赋能视角

惠丽丽¹ 谢获宝²

(1.武汉理工大学管理学院, 湖北 武汉 430070; 2.武汉大学经济与管理学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 本文基于2010—2022年沪深A股制造业上市公司年报数据, 运用Word2vec词嵌入模型度量工业互联网技术的微观应用程度, 探究工业互联网技术对公司特质风险的影响。研究发现, 工业互联网技术显著降低了公司特质风险。同时, 当企业标准化管理程度较高时, 工业互联网技术缓解公司特质风险的效应更强。上述结论在经过一系列稳健性和内生性检验后依然成立。机制分析表明, 工业互联网通过关键核心技术的跨层协作来缓解公司特质风险, 主要体现为企业决策效率提高、运营效能提升和用户服务能力增强。本文为缓解公司特质风险、推动上市公司高质量发展和维护资本市场稳定提供了启示。

关键词: 工业互联网技术; 关键核心技术; 标准化管理; 公司特质风险

Abstract: Based on the data of manufacturing firms listed on the Shanghai and Shenzhen Stock Exchanges from 2010 to 2022, the paper uses the Word2vec word embedding model to measure the micro-level application of industrial internet technology and explores the impact of industrial internet technology on firm idiosyncratic risk. The paper finds that industrial internet technology significantly reduces firm idiosyncratic risk. Meanwhile, the mitigation effect of industrial internet technology on firm idiosyncratic risk is stronger when firms exhibit a higher degree of standardized management. The above findings remain robust after a battery of robustness and endogeneity tests. The mechanism analysis reveals that industrial internet technology alleviates firm idiosyncratic risk through cross-layer collaboration of key core technologies, primarily reflected in improved decision-making efficiency, enhanced operational efficiency, and strengthened customer service capabilities. This paper provides enlightenment for mitigating corporate idiosyncratic risk, promoting the high-quality development of listed companies, and maintaining the stability of the capital market.

Key words: industrial internet technology, key core technology, standardized management, firm idiosyncratic risk

作者简介: 惠丽丽, 女, 管理学博士, 武汉理工大学管理学院副教授, 研究方向: 数字技术创新、制造业资源配置。谢获宝(通讯作者), 经济学博士, 武汉大学经济与管理学院教授、博士生导师, 研究方向: 数据资产、资本市场财务会计问题。

中图分类号: F832.51; F407.6 **文献标识码:** A

一、引言

资本市场稳定对于重塑投资者信心、激发市场活力以及促进资源有效配置具有深远影响。党的二十届三中全会提出, 要健全投资和融资相协调的资本市场功能, 建立增强资本市场内在稳定性长效机制。这体现了

党和国家对于深化资本市场改革、维护资本市场稳定运行的决心。资本资产定价理论认为, 当市场有效时, 影响股票收益的因素都应该被市场参与者充分考虑并反映在股票价格中。因此, 股票的系统性风险可以用市场组合的预期回报率体现, 而与公司或行业特征相关的特质风险则无法通过投资组合分散。股价信息含量理论

(Hasbrouck, 1991)和噪声交易理论(Palomino, 1996)构成解释公司特质风险的两大学说。股价信息含量理论认为,当资本市场有效时,与公司和行业等特征相关的信息会迅速融入股价,产生公司特质风险。噪声交易理论认为,市场中存在大量非理性交易的投资者,他们并不依据企业的基本面特征进行投资。在此情形下,股价容易受到投资者情绪、心理偏差、错误信息等因素的影响,公司特质风险更难以通过投资组合等方式来降低。

公司特质风险源于现金流的不确定性和脆弱性,能够反映公司股价波动中随时间变化的经营风险因素,并可能产生企业市值下降、投资规模缩减,以及金融资产配置动机增强等不利影响(Panousi and Papanikolaou, 2012; Li et al., 2018)。从资本市场参与者的视角看,投资者偏好(Bali et al., 2011; Chichernea et al., 2019)、非理性投资(Kelly, 2014; Hai et al., 2020)和中小投资者关注(Hao and Xiong, 2021)是影响公司特质风险的重要因素。陆静等(2021)发现,创新投入显著加剧了公司特质风险,投资者异质信念在两者间起到中介作用。

本质上,公司特质风险源于生产经营、研究与开发、工程项目以及合同管理等经营活动,因此资产质量对于公司特质风险具有决定性影响。提高上市公司资产质量,不仅是从根本上缩小股票价格与内在价值偏差的重要途径,也是提升资本市场资源配置效率和维护市场稳定的核心举措。理论界亟需能够全面、动态地反映企业经营活动全貌的经验证据,用于深入剖析公司特质风险的缓解机制。工业互联网作为新型创新技术架构,实现了人、机、物、网的深度融合与互联互通,为企业构筑了一个全面而系统的经营活动闭环运作体系。这一技术进步为本文从资产供给角度深挖公司特质风险的形成及缓解机理,提供了研究机遇。

2017年11月,国务院印发《关于深化“互联网+先进制造业”发展工业互联网的指导意见》,指出加快建设和发展工业互联网,推动工业互联网、大数据、人工智能和实体经济深度融合,发展先进制造业,支持传统产业优化升级,具有重要意义。此后,我国工业互联网技术迅速发展,沉淀了丰富的数据资源和应用场景。工业互联网技术促进了制造业生产资源、服务与客户需求的有效对接,改善了企业传统商业模式(Gierej, 2017;

Leminen et al., 2020),实现了价值共创(马永开等, 2020; 魏津瑜和李翔, 2020)。同时,工业互联网转变了生产流程中的知识传递路径,调整了供应链上下游企业之间的价值连接路径(蔡呈伟和戚聿东, 2021),并通过增强产品创新和服务创新,强化了企业的市场竞争势力和价值创造能力(Babu et al., 2022; 卢福财和陈慧, 2023)。

上述研究把工业互联网视为单一数字技术,研究其对企业价值创造能力的赋能效应。然而本质上,工业互联网不同层级的关键核心技术跨层合作,共同推动了企业从传统管理向数字化管理、从传统制造向智能化制造、从孤立生产向网络化协同、从标准化生产向个性化定制、从产品导向向服务化延伸的全方位转化,进而塑造企业的核心竞争能力。这种工业互联网关键核心技术的跨层协作机制,不仅能够提升企业的决策效率、运营效能和用户服务能力,对于降低公司的特质风险也将产生积极作用。这为本文研究工业互联网对公司特质风险的影响提供了独特视角。

本文的边际贡献在于:第一,公司特质风险源于企业的日常运营活动,包括生产经营、研发活动、工程项目以及合同管理等。不同于侧重制度、投资者行为的研究,本文研究技术驱动下企业经营层面的特质风险问题,探究资本市场与实体经济之间的互动融合机制。第二,本文运用机器学习方法,揭示工业互联网关键核心技术跨层协作缓解公司特质风险的过程和效果,提供关键技术创新引导实体企业和资本市场高质量发展的经验证据。这不仅丰富了工业互联网在微观领域的研究成果,也为评估制造业数字技术实践应用效果提供了参考。

二、理论分析与假设提出

工业互联网汇聚边缘层、IaaS层、PaaS层、SaaS层的关键核心技术,实现了强大的技术集成,通过自下而上和自上而下两条路径形成运作闭环。自下而上分析,边缘层和IaaS层把数据传输到PaaS层,PaaS层对数据进行处理和分析,并将结果传递给SaaS层,SaaS层再将这些信息转化为具体的业务决策和行动,实现价值创造。自上而下分析,SaaS层获取的客户需求影响PaaS层的数据处理需求,PaaS层根据这些需求配置和优化数据处理能

力,边缘层和IaaS层根据PaaS层的数据传输需求配置和优化传感器和执行器,实现高效有序的信息流动。不同层级的关键核心技术推动企业数字化管理、智能化制造、网络化协同、个性化定制和服务化延伸的转化过程,通过赋能企业决策效率、运营效能和用户服务能力,有效缓解公司特质风险。

首先,企业的决策效率依赖其获取、处理信息的速度和质量。工业互联网关键核心技术通过跨层级协作,实现从数据采集到智能决策的闭环,提高了信息生产效率,提升了决策速度和质量,从而降低了特质风险。边缘层计算设备负责收集设备内部和外部环境数据,并通过预处理和初步决策缓解云端冗余数据量问题,加快整体信息响应速度。IaaS层关键核心技术存储边缘层传输的数据,利用虚拟服务器进行数据处理,并传输到PaaS层。PaaS层技术汇聚了数据集成、处理和分析的强大能力,构成企业实现智能决策的核心。一方面,PaaS层按照资源需求动态调整用于计算的计算资源,开发定制化应用程序;另一方面,将开发好的应用程序部署到云平台或边缘设备上,以便访问和使用。SaaS层提供ERP、CRM、SCM等软件,支持PaaS层形成的智能决策支持系统,利用实时仪表盘、报告和可视化工具帮助管理层获取业务信息,并将执行结果反馈到PaaS层,进一步优化分析模型和决策流程。该闭环帮助企业实现数据驱动下的智能决策,加快信息收集和分析、方案实施的进程,提高信息生产效率,进而降低公司特质风险。

其次,运营效能反映了企业精准识别和获取所需资源,并将这些资源合理分配到各个运营环节的重要能力。工业互联网关键核心技术跨层级合作,优化企业的运营性态,降低经营过程中的特质风险。边缘层设备如传感器、控制器和智能仪表等负责实时采集设备状态数据、生产数据和环境参数,这是企业随着环境变化不断调整资源配置的前提,也构成IaaS层关键核心技术赋能的重要基础。IaaS层关键核心技术可以提高企业动态高性能计算能力和访问高性能资源能力,为企业创造跨部门、跨地域的协同工作环境,加速信息流通和资源整合,低成本提升供应链上资源灵活配置能力与企业内外部协同能力。此外,IaaS层的关键核心技术支持企业实现远程监控和管理,协助企业实时了解生产线的运行状态,为

PaaS层数据模型及时提供反映运营状况的数据。这种灵活、高效和智能的运营效能提升了企业的资源配置效率,为缓解公司特质风险提供技术支持。

最后,企业对用户信息的精准掌握能够显著提升其服务用户的能力。工业互联网关键核心技术跨层级协同,通过对用户信息的获取与分析,预测市场趋势和用户需求变化,保障服务的及时性和前瞻性,为缓解公司特质风险提供强有力的支持。边缘分析技术能够在数据产生源头进行数据挖掘和分析,提取有价值的用户信息,并利用实时数据进行个性化服务和智能化的产品维护。同时,用户体验(UX)技术确保软件易于访问和使用,提高用户的信息反馈效率。SaaS层中的定制化应用软件能够满足边缘层获取的用户需求,分析引擎技术有助于企业进行数据挖掘和预测分析,从用户数据中提取关键信息,并根据市场需求快速调整软件功能和服务。同时,SaaS层中的实时操作系统(RTOS)、通信协议和连接技术确保了设备与边缘层、云端之间的有效通信,提升系统的安全性和运营的灵活性。这些关键核心技术的应用提高了企业的用户服务能力,有助于从需求端缓解公司特质风险。

综合上述分析,工业互联网技术通过关键核心技术的跨层协同作业来缓解公司特质风险,主要体现为企业决策效率提高、运营效能提升和用户服务能力增强三个方面。据此,本文提出如下研究假设:

H1: 工业互联网技术有助于降低公司特质风险。

工业互联网技术的工作原理是在生产各环节间实现信息数据的无缝传递,从而构建一个生产要素的连接平台。这个平台通过连接各种设备和应用程序(APP),形成了实时感知、协同交互和智能反馈的生产模式。同时,工业互联网还建立了一个安全保障体系,防止工业智能装备和工业控制系统遭受内部和外部攻击,从而降低工业数据被泄露或篡改的风险。标准化管理是指通过制定标准,确保在特定领域内产品、服务、过程和管理方法的一致性和互换性,以达到提高质量、保障安全和促进可持续发展等目标的活动。Joe and Chang(2017)、Frank et al.(2019)在将工业互联网技术融入航空、船舶、机械制造企业的过程中,提出了强化工业互联网技术赋能效应的路径,包括数字装备供给、工业软件开发和供给端标准化

管理等。

2021年11月,我国工业和信息化部与国家标准化委员会联合发布了《工业互联网综合标准化体系建设指南(2021版)》,从一致性与可互操作性、数据标准化、流程标准化、接口标准化、安全标准化等多个维度阐述了标准化工作对工业互联网技术高效运行的重要性。工业互联网是数字技术交叉融合、渗透性强的领域。确保体系内生产要素的高质量协同,促进设备与系统间的互联互通,建立统一的数据格式、业务流程和网络安全标准,是工业互联网技术赋能的基础。在技术集成与协作方面,工业互联网架构的各个层级涉及多种设备和系统的集成,包括传感器、控制器、软件平台等。技术标准化管理确保了设备和系统的互操作性与兼容性,有利于不同类型系统和平台的集成,促进组件间的协作与数据交换,从而保障工业互联网技术的高效运行。在数据交换与分析方面,工业互联网技术架构中每个层级的关键核心技术均以数据采集和分析为基础。数据标准化管理对于确保不同设备和系统产生的数据能够以统一的格式和标准进行交换、提升数据的准确性和一致性发挥着重要作用。在安全性方面,采纳经过严格验证的技术解决方案和制定统一的标准,可以显著减少技术集成过程中的潜在风险,确保技术部署的稳固与可靠性,有效防范网络攻击和数据泄露事件,保障企业信息与资产的安全。基于上述分析,企业标准化通过建立一致性和可互操作性的体系,促进技术集成和协作,提高数据管理效率,提升整体运营效率和质量,更有效地发挥边缘层、IaaS层、PaaS层、SaaS层关键核心技术的赋能效应,使得工业互联网技术降低公司特质风险的效应更强。据此,本文进一步提出如下研究假设:

H2: 当企业标准化管理程度较高时,工业互联网技术缓解公司特质风险的效应更强。

三、研究设计

(一)样本选取与数据来源

本文选取2010—2022年A股制造业上市公司为研究样本,剔除当年IPO样本、连续3年财务数据缺失样本、样本期间更换行业以及ST的样本,共获取10664个样本观测值,并对全部连续变量进行上下1%的缩尾处理。相关

财务数据和年报文本信息来源于CSMAR数据库和巨潮资讯网。

(二)变量定义

1. 被解释变量

度量公司特质风险的方法主要有两种,包括基于CAPM模型的间接分离法和基于Fama-French三因子模型的直接测度(Ang et al., 2006; 花冯涛, 2016)。本文在主回归部分用Fama-French三因子模型度量公司特质风险,在稳健性检验部分用CAPM模型进行测度。Fama-French三因子模型如下:

$$r_{i,t}-r_{f,t}=\alpha+\beta\times(r_{m,t}-r_{f,t})+s\times SMB+h\times HML+\varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中, $r_{i,t}-r_{f,t}$ 代表日度个股超额收益, $r_{m,t}-r_{f,t}$ 代表日度市场超额收益; SMB 代表公司规模因子,用市值较大投资组合的收益率减去市值较小投资组合的收益率度量; HML 代表公司成长因子,用市值账面比率较大投资组合的收益率减去市值账面比率较小投资组合的收益率度量; $\varepsilon_{i,t}$ 代表模型残差项,公司特质风险(IR)为残差项的标准差。

2. 解释变量

本文参考Mikolov et al.(2013)和谢获宝等(2023)的方法,用机器学习Word2vec词嵌入模型进行文本分析。一方面,Word2vec词嵌入模型可以通过特定领域的词汇学习,捕捉到“自动化”“精益生产”“供应链管理”等制造业特有术语,更贴近制造业场景;另一方面,Word2vec词嵌入模型提供更细粒度的词频搜索,能够理解复杂的技术文档,识别词语之间的细微差别。向量相似度有助于识别工业互联网核心技术种子词汇(如“工业互联网”“物联网”“智能制造”)与企业经营活动(如“生产流程”“质量控制”“设备维护”)的关联度,缓解传统文本分析方法的主观性问题。

工业互联网技术(IIT)的度量步骤具体如下:首先,结合国家政策提取高频种子词汇。涉及的国家政策包含:2017年国务院发布的《关于深化“互联网+先进制造业”发展工业互联网的指导意见》;2018年中央经济工作会议将工业互联网、人工智能、物联网等归入新型基础设施建设范畴;2020年工业和信息化部办公厅印发的《关于推动工业互联网加快发展的通知》。基于上述文件,本文选取“工业互联网”“网络互连”“通

信模组”“应用程序”“网络虚拟化”“生产控制网络”“网关”“软件定义网络”“窄带物联网”“计算技术”“新基建”“区块链”“数据互通”“标识载体”“标识解析”和“无源光网络”作为工业互联网技术的种子词汇。其次，根据种子词汇扩充和搜索相似词。最后，选取与每个种子词相似度最高的前10个词作为相似词的词集，在此基础上删除该词集中的重复词汇。基于上述词集，本文搜集2010—2022年制造业上市公司年报“核心竞争能力”部分的关键词，并将词频按如下过程进行标准化处理：首先，剔除“核心竞争能力”文本中的停用词(否定词、语气助词、副词、介词、连接词和标点符号)，形成有效语义文本；其次，把文本中连续字符组成的语句按照规则划分成逐个独立词语，计算出有效语义文本中的分词数量；最后，用关键词词频除以有效分词数量。

为了增强度量方式的直观性，本文展示工业互联网技术的关键词图谱。本质上，Word2vec自然语言处理方法能够根据上下文语境将词语表示成密集的实值向量，这些向量共同形成词向量空间，空间上词向量之间的距离构成词汇之间的语义相似性。词向量之间的距离越近，语义相似度越大。图1中词向量较为密集的中心关键词为“工业互联网”“人工智能”“数据中心”“边缘计算”“存储芯片”“区块链”“智能”，反映了边缘智能、工业大数据分析、工业机理建模和工业应用开发等关键核心技术，体现了工业互联网技术体系化、独

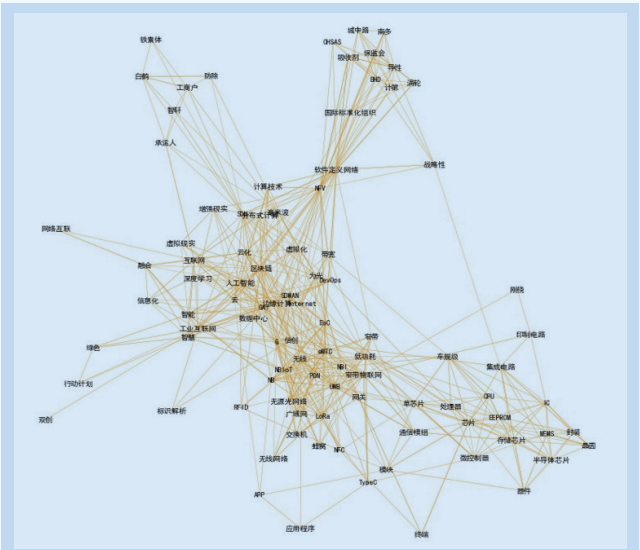


图1 工业互联网技术关键词图谱

特性、异质性等特征。这符合工业互联网技术融合人、机、物、网的本质，与我国工业和信息化部发布的《工业互联网平台建设及推广指南》中对工业互联网技术的定义——面向制造业数字化、网络化、智能化需求，构建基于云平台的海量数据采集、汇聚、分析服务体系相一致，表明本文的度量方法有效。

3. 调节变量

标准化和流程化生产是企业运用工业互联网技术的基础，本文用Word2vec自然语言处理方法，在年报“核心竞争能力”部分搜索“标准化”“流程化”“标准管理”“流程管理”的种子词汇，并根据上述词汇搜索相似词。选取与每个种子词相似度最高的前10个词作为相似词的词集，在此基础上删除该词集中的重复词汇，再进行标准化处理(具体方法与处理工业互联网技术词频相同)。由此，本文得到企业标准化管理程度(SP)的数据，并根据其中位数，将总样本划分为标准化管理程度高、低两个子样本。

4. 控制变量

参照Xu and Malkiel(2003)、Brown and Kapadia

表1 变量定义

变量名称	变量符号	变量说明
公司特质风险	IR	用Fama–French三因子模型测度
工业互联网技术	IIT	采用Word2vec自然语言处理方法，提取2010—2022年制造业上市公司年报“核心竞争能力”部分的工业互联网技术词汇，再进行标准化处理
标准化管理程度	SP	采用Word2vec自然语言处理方法，提取2010—2022年上市公司年报“核心竞争能力”部分的标准化词汇，再进行标准化处理
企业规模	Size	总资产的自然对数
上市年龄	Age	上市年限加1，再取自然对数
成长性	Growth	(本期营业收入–上期营业收入)/上期营业收入
资产负债率	Lev	总负债/总资产
投资收益率	Roi	投资收益/(交易性金融资产+其他权益投资工具+衍生金融资产+债权投资+其他债权投资+长期股权投资)
营业毛利率	Gom	(营业收入–营业成本)/营业收入
管理费用率	Or	管理费用/营业收入
营业周期	Oc	应收账款周转天数+存货周转天数
应计项目总额	Accruals	净利润加上财务费用减去经营活动产生的现金流净额，再取自然对数
股权集中度	Ec	前三大股东持股比例之和
投资机会	Tobinq	市值/总资产
股票换手率	St	本年度日换手率之和
高管薪酬	Top3	前三大高管薪酬总额的自然对数
产权性质	Soe	虚拟变量，国企取1，否则取0
地区经济发展	Gdp	国内生产总值指数

(2007)、花冯涛和徐飞(2018)的研究,本文在实证模型中设定如下控制变量:企业规模(*Size*)、上市年龄(*Age*)、成长性(*Growth*)、资产负债率(*Lev*)、投资收益率(*Roi*)、营业毛利率(*Gom*)、管理费用率(*Or*)、营业周期(*Oc*)、应计项目总额(*Accruals*)、股权集中度(*Ec*)、投资机会(*Tobinq*)、股票换手率(*St*)、高管薪酬(*Top3*)、产权性质(*Soe*)和地区经济发展(*Gdp*)。计算说明如表1所示。

(三)模型设定

为了检验工业互联网技术对公司特质风险的影响,本文构建模型(2)进行实证检验。其中, $IR_{i,t}$ 表示本期公司特质风险, $IIT_{i,t-1}$ 表示上一期工业互联网技术的应用程度, $Control_{i,t}$ 为控制变量。为了缓解可能存在的遗漏变量等内生性问题,本文采用固定效应回归,模型中 $Firm$ 为个体固定效应, $Year$ 为年份固定效应, $Industry$ 为行业固定效应, $\varepsilon_{i,t}$ 为误差项。

$$IR_{i,t}=\beta_0+\beta_1\times IIT_{i,t-1}+\sum\beta_j\times Control_{i,t}+Firm+Year+Industry \quad (2)$$

四、实证结果和分析

(一)描述性统计

表2提供了变量的描述性统计结果。工业互联网技术的均值是0.007,中位数是0.001,标准差为0.004,说明上市公司工业互联网技术数据有右偏趋势。公司特质风

表2 描述性统计结果						
变量	样本量	均值	标准差	25%分位数	中位数	75%分位数
<i>IR</i>	10664	1.855	1.813	0.437	1.584	2.051
<i>IIT</i>	10664	0.007	0.004	0.008	0.001	0.009
<i>SP</i>	10664	0.036	0	0.105	0	0.025
<i>Size</i>	10664	22.119	21.926	1.274	21.208	22.808
<i>Age</i>	10664	1.930	2.079	0.955	1.386	2.708
<i>Growth</i>	10664	0.162	0.107	0.373	-0.027	0.267
<i>Lev</i>	10664	0.405	0.392	0.205	0.241	0.551
<i>Roi</i>	10664	0.452	0.031	2.360	0	0.1334
<i>Gom</i>	10664	0.299	0.264	0.181	0.169	0.390
<i>Or</i>	10664	0.088	0.071	0.069	0.044	0.110
<i>Oc</i>	10664	5.244	5.309	0.865	4.802	5.774
<i>Accruals</i>	10664	18.904	19.001	1.575	17.973	19.926
<i>Ec</i>	10664	48.428	47.959	15.339	37.085	59.736
<i>Tobinq</i>	10664	2.684	2.061	1.930	1.424	3.209
<i>St</i>	10664	701.716	525.329	576.936	295.938	920.211
<i>Top3</i>	10664	14.535	14.511	0.708	14.074	14.956
<i>Soe</i>	10664	0.086	0	0.281	0	0
<i>Gdp</i>	10664	8.139	0.197	8.018	8.2168	8.297

险的均值是1.855,中位数是1.584,标准差为1.813,基本成正态分布。在考虑样本区间因素后,上述核心数据分布趋势与其他文献基本一致。

(二)基准回归

表3第(1)列报告了H1的检验结果,工业互联网技术对公司特质风险的回归系数为-1.753,且在1%水平上显著,表明工业互联网技术显著降低了公司特质风险,H1成立。第(2)(3)列报告了H2的检验结果,在标准化管理程度低的样本中,工业互联网技术的回归系数为-0.842,且在统计意义上并不显著;在标准化管理程度高的样本

表3 基准回归结果			
变量	(1)	(2)	(3)
	总样本	标准化管理程度低	标准化管理程度高
<i>IIT</i>	-1.753*** (-3.05)	-0.842 (-0.34)	-1.483** (-2.29)
<i>Size</i>	-0.043*** (-5.42)	0.143** (2.16)	-0.052*** (-5.77)
<i>Age</i>	0.207*** (12.81)	0.640*** (4.80)	0.176*** (9.44)
<i>Growth</i>	0.063*** (8.58)	0.083*** (2.71)	0.059*** (7.23)
<i>Lev</i>	0.187*** (6.80)	0.345** (2.04)	0.176*** (5.71)
<i>Roi</i>	-0.001 (-0.72)	-0.001 (-0.34)	-0.001 (-0.82)
<i>Gom</i>	0.011 (0.28)	0.040 (0.16)	-0.002 (-0.06)
<i>Or</i>	0.263*** (4.71)	0.446 (1.24)	0.175*** (2.82)
<i>Oc</i>	0.001 (0.44)	-0.001 (-0.25)	0.001 (1.42)
<i>Accruals</i>	0.001 (1.28)	-0.001 (-0.96)	0.001** (1.99)
<i>Ec</i>	0.001** (2.41)	-0.002 (-0.57)	0.001 (1.60)
<i>Tobinq</i>	0.038*** (16.91)	0.034*** (3.22)	0.039*** (14.73)
<i>St</i>	-0.008 (-1.06)	-0.014 (-0.39)	-0.006 (-0.80)
<i>Top3</i>	0.001*** (51.31)	0.001*** (15.14)	0.001*** (43.87)
<i>Soe</i>	-0.015 (-1.39)	-0.017 (-0.26)	-0.015 (-1.32)
<i>Gdp</i>	0.173*** (4.22)	-0.039 (-0.14)	0.250*** (5.06)
常数项	0.896*** (2.60)	-2.574 (-1.02)	0.547 (1.37)
控制变量	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
行业固定效应	是	是	是
样本量	10664	2602	8062
调整R ²	0.551	0.510	0.547

注: 括号中为t值, **、*和*分别表示在1%、5%和10%的水平上显著。下表同。

中，工业互联网技术的回归系数为-1.483，且在5%水平上显著。这表明在标准化管理程度高的情况下，工业互联网技术对公司特质风险的降低效应更强，H2成立。

(三)稳健性检验

1. 用CAPM模型测度公司特质风险

本文用CAPM模型替代Fama-French三因子模型，计算公司特质风险，并代入模型(2)进行稳健性检验。表4第(1)列结果显示，工业互联网技术的回归系数为-0.240，且在5%水平上显著，表明工业互联网技术显著降低了公司特质风险。第(2)(3)列结果显示，在标准化管理程度低的样本中，工业互联网技术的回归系数为0.397，在统计意义上并不显著；在标准化管理程度高的样本中，工业互联网技术的回归系数为-0.236，在10%水平上显著。这表明在标准化管理程度高的情况下，工业互联网技术降低公司特质风险的效应更强。稳健性检验结果与前文一致。

2. 剔除工业互联网技术排名前20%的样本

为了缓解工业互联网技术数据分布不均衡对研究结论的影响，结合描述性统计中该数据右偏的趋势，本文剔除工业互联网技术排名前20%的样本，采用模型(2)进行检验。表4第(4)列报告了H1的检验结果，工业互联网技术的回归系数为-2.157，且在5%水平上显著，表明工业互联网技术显著降低了公司特质风险。第(5)(6)列报告了H2的检验结果，在标准化管理程度低的样本中，工业互联网技术的回归系数为0.259，在统计意义上并不显著；在标准化管理程度高的样本中，工业互联网技术的回归系数为-1.852，且在10%水平上显著。这表明在标准化管理程度高的情况下，工业互联网技术降低公司特质风险的效应更强。检验结果与前文一致。

3. 按照标准化管理变量的均值分组

为了缓解标准化管理数据分布不均衡对研究结论的影响，本文按照标准化管理的均值进行分组，均值及其以上代表标准化管理程度较高，均值以下代表标准化管理程度较低。表4第(7)列报告H1的检验结果，工业互联网技术的回归系数为-1.753，在1%水平上显著，表明工业互联网技术显著降低了公司特质风险。第(8)(9)列报告H2的检验结果，在标准化管理程度低的样本中，工业互联网技术变量的回归系数为-0.280，在统计意义上并不显著；在标准化管理程度高的样本中，工业互联网技术变量的回归系数为-1.205，且在10%水平上显著。这表明在标准化管理程度高的情况下，工业互联网技术降低公司特质风险的效应更强。检验结果与前文一致。

(四)内生性检验

1. 用数字技术专利数量替代工业互联网技术词频

本文主要运用词嵌入模型识别上市公司年报中披露的关键词，度量工业互联网技术应用程度。为缓解管理层“说得多做得少”形成的变量度量偏差，本文从产出视角构建工业互联网技术应用的替代变量进行检验。专利申请是企业重要的技术创新产出，本文参考毛其淋和钟一鸣(2024)的方法识别数字技术创新。具体方法为：首先，根据《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》整理出数字经济及其核心产业所属的国民经济行业分类四位码。其次，将此信息与《国际专利分类与国民经济行业分类参照关系表(2018)》匹配，得到数字经济及其核心产业代码与国际专利分类号的对应关系。最后，将上述信息再次与上市公司发明获得专利数据库相匹配，识别出企业数字技术创新水平，代入模型(2)检验。表5第(1)列报

表4 稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	用CAPM模型测度公司特质风险			剔除工业互联网技术排名前20%的样本			按照标准化管理变量的均值分组		
	总样本	标准化管理程度低	标准化管理程度高	总样本	标准化管理程度低	标准化管理程度高	总样本	标准化管理程度低	标准化管理程度高
IIT	-0.240** (-2.12)	0.397 (0.59)	-0.236* (-1.94)	-2.157** (-2.43)	0.259 (0.04)	-1.852* (-1.83)	-1.753*** (-3.05)	-0.280 (-0.14)	-1.205* (-1.80)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	10664	2602	8062	8570	2195	6375	10664	3015	7649
调整R ²	0.329	0.341	0.323	0.556	0.512	0.550	0.551	0.504	0.548

告了H1的检验结果，工业互联网技术的回归系数在5%水平上显著为负，表明工业互联网技术显著降低了公司特质风险。第(2)(3)列报告了H2的检验结果，在标准化管理程度低的样本中，工业互联网技术的回归系数在1%水平上显著为正。原因可能在于，当企业标准化管理尚处于较低水平时，工业互联网技术的应用缺乏关键性基础支撑。在此情形下，企业难以应对数字技术创新过程中所遇到的复杂性和多样性挑战，进而使得公司的特质风险放大。同时，在标准化管理程度高的样本中，工业互联网技术的回归系数在10%水平上显著为负。上述研究结果表明，在标准化管理程度高的情况下，工业互联网技术降低公司特质风险的效应更强。检验结果与前文一致。

2. 控制资本市场制度环境对公司特质风险的影响

投资者信息获取优势、有限关注和先验信念是引发公司特质风险的重要因素(Hudson and Morgan, 2024)，资本市场制度对公司特质风险的形成有重要影响。在我国多层次资本市场体系下，创业板、科创板与主板相比，在上市标准、交易制度等方面存在差异。据此，本文剔除科创板和创业板上市公司样本进行检验。表5第(4)列报告了H1的检验结果，工业互联网技术的回归系数在5%水平上显著为负，表明工业互联网技术显著降低了公司特质风险。第(5)(6)列报告了H2的检验结果，在标准化管理程度低的样本中，工业互联网技术变量的回归系

数在统计意义上并不显著；在标准化管理程度高的样本中，工业互联网技术的回归系数在5%水平上显著为负。这表明在标准化管理程度高的情况下，工业互联网技术降低公司特质风险的效应更强。检验结果与前文一致。

3. 控制机构投资者持股和审计质量对公司特质风险的影响

公司特质风险受到公司外部治理环境的影响。本文在基准模型中加入机构投资者持股比例(*Ins*)和财务报表重述(*Audit*)，用于排除公司外部治理环境对研究结论的影响。表5第(7)列报告了H1的检验结果，工业互联网技术的回归系数在1%水平上显著为负，表明工业互联网技术显著降低了公司特质风险。第(8)(9)列报告了H2的检验结果，在标准化管理程度低的样本中，工业互联网技术的回归系数在统计意义上并不显著；在标准化管理程度高的样本中，工业互联网技术程度的回归系数在5%水平上显著为负。这表明在标准化管理程度高的情况下，工业互联网技术降低公司特质风险的效应更强。检验结果与前文一致。

4. 控制传统互联网技术发展对公司特质风险的影响

传统互联网技术增加了投资者获取信息的能力，可能对公司特质风险产生影响。据此，本文用机器学习方法测算企业传统互联网技术应用词频，以此衡量传统互联网技术发展程度(*IT*)，并加入基准模型进行回归检验。

表5 内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
	用数字技术专利产出替代工业互联网技术词频			控制资本市场制度的影响			控制机构投资者持股和审计质量的影响			控制传统互联网技术发展的影响		
	总样本	标准化管理程度低	标准化管理程度高	总样本	标准化管理程度低	标准化管理程度高	总样本	标准化管理程度低	标准化管理程度高	总样本	标准化管理程度低	标准化管理程度高
<i>IIT</i>	-0.001** (-2.68)	0.001*** (0.01)	-0.001* (-2.13)	-1.500** (-2.09)	-0.938 (-0.42)	-1.657** (-2.03)	-1.716*** (-3.00)	-0.749 (-0.31)	-1.415** (-2.20)	-1.746*** (-3.03)	-0.926 (-0.38)	-1.513** (-2.33)
<i>Ins</i>							-0.025* (-1.70)	0.012 (0.16)	-0.032* (-1.94)			
<i>Audit</i>							0.002*** (9.15)	0.003** (2.05)	0.002*** (8.09)			
<i>IT</i>										-0.001 (-0.27)	-0.009 (-1.02)	0.002 (0.83)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	10664	2602	8062	7247	1255	5992	9181	1645	7536	9199	1655	7544
调整R ²	0.407	0.516	0.403	0.401	0.540	0.404	0.557	0.517	0.552	0.551	0.511	0.547

表5第(10)列报告H1的检验结果，工业互联网技术的回归系数在1%水平上显著为负，表明工业互联网技术显著降低了公司特质风险。第(11)(12)列报告了H2的检验结果，在标准化管理程度低的样本中，工业互联网技术的回归系数在统计意义上并不显著；在标准化管理程度高的样本中，工业互联网技术的回归系数在5%水平上显著为负。这表明在标准化管理程度高的情况下，工业互联网技术降低公司特质风险的效应更强。检验结果与前文一致。

5. 工具变量法

为了缓解潜在的反向因果带来的偏误，本文使用地区高校数量和高校授予学位数量作为工具变量，在固定效应基础上通过工具变量法对模型进行重新估计。理论上，工业互联网技术应用离不开高端人才的培养，当地高校数量及高校授予学位数量反映了当地人才的供给情况，对工业互联网技术的开发和应用有支撑作用，满足工具变量的相关性条件。同时，当地高校数量及其授予学位数量不会直接影响所在地企业的特质风险，满足工具变量的外生性条件。表6第(1)(2)列是工具变量法的检验结果，第(1)列工具变量IV1、IV2的回归系数分别在10%、1%水平上显著为正，表明地区高校数量及其授予学位数量越多，人才供给状况越好，所属地区企业的工业互联网技术应用程度越高。第(2)列工业互联网技术的回归系数在5%水平上显著为负，表明工业互联网技术显著降低了公司特质风险。工具变量回归Wald F统计量为347.948，拒绝了“工具变量为弱工具变量”的原假设，Hansen J统计量为1.057，通过了“工具变量与扰动项不相关”的原假设，说明工具变量有效。

6. 利用工业互联网技术政策推行构建多期DID模型

2017年11月，国务院发布《关于深化“互联网+先进制造业”发展工业互联网的指导意见》，指出要加快建设和发展工业互联网，发展先进制造业，支持传统产业优化升级，打造与我国经济发展相适应的工业互联网生态体系。此后，全国各地级市相继出台相关政策文件，加快推动工业互联网高质量发展。这为本文进一步解决内生性问题提供了良好的外生政策冲击。基于此，本文手工搜集各地级市政府发布的工业互联网技术推广方案出台时间，构建DID模型进行检验。多期DID模型中解释变量Shock的定义为：某地级市颁布方案的时间为t年，t年及之后取值

表6 内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	工具变量法		双重差分法	倾向得分匹配样本		
	总样本		总样本	总样本	标准化管理程度低	标准化管理程度高
	第一阶段	第二阶段				
IIT		-53.433** (-2.05)		-1.658*** (-2.76)	0.417 (0.12)	-1.516** (-2.27)
Pre1			-0.015 (-1.06)			
Pre2			-0.036** (-2.05)			
Pre3			-0.028 (-1.35)			
Pre4			-0.039* (-1.65)			
Pre5			-0.041 (-1.54)			
Current			-0.073** (-2.38)			
Post1			-0.077** (-2.21)			
Post2			-0.061 (-1.57)			
Post3			-0.089** (-1.96)			
Post4			-0.042 (-0.82)			
IV1	0.001* (1.89)					
IV2	0.001*** (3.50)					
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	10664	10664	10664	8214	1197	7017
调整R ²	0.001		0.312	0.559	0.557	0.552
Wald F统计量	347.948					
Hansen J统计量	1.057 P=0.304					

为1，否则为0；被解释变量及控制变量的指标设定参照模型(1)，同时加入个体、年度和行业固定效应。本文以政策发布当期及前5期为基准期，对模型(1)使用事件研究法进行估计，回归结果见表6第(3)列。结果显示，在政策颁布前的时期内(Pre1~Pre5)，模型估计系数均在0附近波动，表明本文对照组和实验组基本满足平行趋势假设(如图2所示)。政策当期(Current)的模型估计系数与0具有显著差异，表明方案颁布后公司特质风险显著降低。

7. 倾向得分匹配法

采用倾向得分匹配法(PSM)重新构建控制组进行测试。本文采用逐期匹配方法构建检验样本。2011年，工业

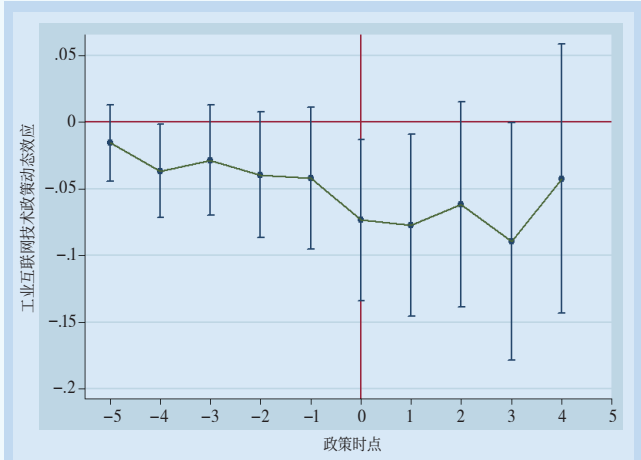


图2 平行趋势检验

和信息化部、科技部、财政部、商务部、国资委等部门联合印发《关于加快推进信息化与工业化深度融合的若干意见》，这对于工业互联网技术在微观层面推广具有重要意义。因此，本文以2011年为匹配起始年份，在每年同行业截面上对处理组与对照组都进行一次匹配，缓解不同期限匹配产生的错位问题。本文将基准模型中的所有控制变量作为匹配变量集，使用匹配变量集对分组变量*Treat*进行回归，形成PSM样本。表6第(4)列报告了H1的检验结果，工业互联网技术的回归系数在1%水平上显著为负，表明工业互联网技术显著降低了公司特质风险。第(5)(6)列报告了H2的检验结果，在标准化管理程度低的样本中，工业互联网技术的回归系数在统计意义上不显著；在标准化管理程度高的样本中，工业互联网技术的回归系数在5%水平上显著为负。这表明在标准化管理程度高的情况下，工业互联网技术降低公司特质风险的效应更强。

(五)机制检验

1. 决策效率提高

信息生产效率影响信息使用者的行为，是企业决策的重要基础。本文采用财务分析师预测分歧度(*FinPD*)度量企业决策效率，构建模型(3)进行检验。本文参考邢立全和陈汉文(2014)的方法，用财务分析师预测*i*公司每股收益的标准差，除以公司*t*年年初股票收盘价，得到*i*公司在*t*年的财务分析师预测分歧度。表7第(1)列显示，工业互联网技术与企业决策效率交互项(*IIT*×*FinPD*)的回归系数为1.843，且在5%水平上显著，表明工业互联网技术通过提高决策效率，抑制了公司特质风险。

表7 作用机制检验

变量	(1)	(2)	(3)
	决策效率提高机制	运营效能提升机制	用户服务能力增强机制
<i>IIT</i>	-1.794 (-1.76)	-0.573* (-1.96)	-3.103 (-1.51)
<i>IIT</i> × <i>FinPD</i>	1.843** (2.49)		
<i>IIT</i> × <i>CS</i>		0.414*** (3.78)	
<i>IIT</i> × <i>ProIN</i>			-0.339* (-1.75)
<i>FinPD</i>	-0.005 (-0.51)		
<i>CS</i>		0.001 (0.16)	
<i>ProIN</i>			-0.001 (-0.46)
控制变量	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
行业固定效应	是	是	是
样本量	10664	10664	10664
调整R ²	0.405	0.403	0.405

$$IR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \times IIT_{i,t-1} + \beta_2 \times IIT_{i,t-1} \times FinPD_{i,t} + \beta_3 \times FinPD_{i,t} + \sum \beta_j \times Control_{i,t} + Firm + Year + Indus + \epsilon_{i,t} \tag{3}$$

2. 运营效能提升

运营效能反映企业精准识别、获取所需资源，并合理地将这些资源分配到各个运营环节的能力。因此，本文用成本粘性衡量企业的运营效能，具体参考Jang and Yehuda(2021)的研究，使用连续10年(即40个季度)的数据按模型(4)对每家公司进行回归，以此度量成本粘性。其中， $\Delta lnsale$ 代表销售收入变化， $\Delta lncost$ 代表营业成本变化；*Dec*是哑变量，当第*q*期营业收入低于*q*-1期时，*Dec*取值为1，否则取值为0。 α_1 度量当销售收入增加时营业成本对销售收入的敏感度。 $\alpha_1 + \alpha_2$ 度量当销售收入下降时营业成本对销售收入的敏感度。 $\alpha_1 + \alpha_2$ 与 α_1 的比率再乘以-1，表示公司年度成本粘性(*CS*)，代入模型(5)进行回归。表7第(2)列显示，工业互联网技术与运营效率交互项(*IIT*×*CS*)的回归系数为0.414，且在1%水平上显著，表明工业互联网技术通过提升运营效率，抑制了公司特质风险。

$$\Delta lncost_{i,q} = \alpha_0 + \alpha_1 \times \Delta lnsale_{i,q} + \alpha_2 \times Dec_{i,q} \times \Delta lnsale_{i,q} + \epsilon_{i,q} \tag{4}$$
$$IR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \times IIT_{i,t-1} + \beta_2 \times IIT_{i,t-1} \times CS_{i,t} + \beta_3 \times CS_{i,t} + \sum \beta_j \times Control_{i,t} + Firm + Year + Indus + \epsilon_{i,t} \tag{5}$$

3. 用户服务能力增强

现有研究认为，工业互联网技术促使制造业企业有效对

接生产资源和服务客户需求(Gierej, 2017; Leminen et al., 2020; 马永开等, 2020; 魏津瑜和李翔, 2020)。据此, 本文结合2018年工业和信息化部发布的《关于开展第二批服务型制造示范遴选工作的通知》中对服务型制造的定义, 以及2020年十五部门发布的《关于进一步促进服务型制造发展的指导意见》, 参照诸竹君等(2023)的方法, 用服务型制造技术创新水平度量用户服务能力($ProIN$), 代入模型(6)进行检验。

$$IR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \times IIT_{i,t-1} + \beta_2 \times IIT_{i,t-1} \times ProIN_{i,t} + \beta_3 \times ProIN_{i,t} + \sum \beta_j \times Control_{i,t} + Firm + Year + Indus + \varepsilon_{i,t} \quad (6)$$

表7第(3)列的检验结果中, 工业互联网技术与用户服务能力交互项($IIT \times ProIN$)的回归系数为-0.339, 且在10%水平上显著, 表明工业互联网技术通过增强用户服务能力, 抑制了公司特质风险。

五、结论与启示

本文基于2010—2022年沪深A股制造业上市公司年报数据, 使用Word2vec词嵌入模型度量工业互联网技术的微观应用程度, 探究工业互联网技术对公司特质风险的影响。研究发现: (1)工业互联网技术显著降低了公司特质风险, 并且当企业标准化管理程度较高时, 工业互联网技术缓解公司特质风险的效应更强; (2)工业互联网技术通过关键核心技术的跨层协作来缓解公司特质风险, 主要体现为企业决策效率提高、运营效能提升和用户服务能力增强。

本文的研究启示如下: 第一, 企业标准化管理是工业互联网技术成功应用的基础, 能够确保技术的有效集成和高效运行, 为企业带来更大的经济效益。在工业互

联网技术应用过程中, 企业内部应制定统一的技术标准, 确保所有设备和系统能够遵循统一的技术规范, 便于集成和扩展; 建立标准化操作程序, 为员工提供明确的操作指南, 减少操作错误, 提高生产效率; 实施质量管理体系, 通过ISO等国际标准确保产品和服务的质量, 提升客户满意度; 进行标准化管理培训, 对员工进行标准化操作和管理培训, 提升整体技术水平; 定期检查和评估标准化管理的执行情况, 确保企业运营效能的持续提升。

第二, 工业互联网技术不仅是企业技术创新的突破口, 更是提高决策效率、提升运营效能和增强用户服务能力的关键途径。企业应通过数字化转型改造传统生产线, 实现生产流程的自动化和智能化, 降低人力成本和操作失误。利用工业互联网收集的大量数据进行分析, 为企业提供实时、准确的市场和运营信息, 帮助企业做出更有效的决策。通过预测性维护减少设备故障和停机时间, 提高设备利用率和生产效率。优化供应链流程, 实现原料采购、生产计划、库存管理、物流配送的精准对接。利用工业互联网技术实现产品的快速设计和定制, 满足用户多样化需求, 提高产品附加值。

第三, 企业应将工业互联网技术与实体经济紧密结合, 通过技术创新推动产业升级, 实现经济效益和社会效益的双赢。政府和社会各界应加大对企业发展工业互联网技术的支持力度, 制定相关政策, 引导资金流向实体经济关键技术突破环节; 鼓励不同行业公司建立联盟或协作平台, 共享工业互联网技术资源、市场信息和技术创新成果; 建立实体经济与资本市场之间的信息共享平台, 增强企业的信息透明度。 ■

参考文献:

- [1] 蔡呈伟, 戚聿东. 工业互联网对中国制造业的赋能路径研究[J]. 当代经济管理, 2021, 43(12): 40-48.
- [2] 花冯涛. 公司特质风险、信息披露质量与盈余管理——基于深市A股市场的实证检验[J]. 山西财经大学学报, 2016, 38(3): 79-89.
- [3] 花冯涛, 徐飞. 环境不确定性如何影响公司特质风险——基于现金流波动和会计信息质量的中介效应检验[J]. 南开管理评论, 2018, 21(4): 122-133.
- [4] 卢福财, 陈慧. 工业互联网、企业成长性与价值创造[J]. 经济管理, 2023, 45(1): 5-24.
- [5] 陆静, 邱于航, 秦大超. 公司创新投入对股票特质风险的影响——基于有中介调节效应的检验[J]. 证券市场导报, 2021, (12): 42-53.
- [6] 马永开, 李仕明, 潘景铭. 工业互联网之价值共创模式[J]. 管理世界, 2020, 36(8): 211-222.
- [7] 毛其淋, 钟一鸣. 创新型城市试点建设如何赋能企业数字技术创新[J]. 世界经济研究, 2024, (12): 3-17+133.
- [8] 魏津瑜, 李翔. 基于工业互联网平台的装备制造企业价值共创机理研究[J]. 科学管理研究, 2020, 38(1): 106-112.

(下转第35页)

environmentalism research and practice[J]. Organization & Environment, 2014, 27(2): 107-112.

[28] Cain M D, McKeon S B. CEO personal risk-taking and corporate policies[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2016, 51(1): 139-164.

[29] Chen S, Ding X, Lou P, Song H. New evidence of moral hazard: environmental liability insurance and firms' environmental performance[J]. Journal of Risk and Insurance, 2022, 89(3): 581-613.

[30] Katzman M T. Pollution liability insurance and catastrophic environmental risk[J]. Journal of Risk and Insurance, 1988, 55(1): 75-100.

[31] Lei N, Miao Q, Yao X. Does the implementation of green credit policy improve the ESG performance of enterprises? evidence from a quasi-natural experiment in China[J]. Economic Modelling, 2023, 127: 106478.

[32] Lyu C, Xie Z, Li Z. Market supervision, innovation offsets and energy efficiency: evidence from environmental pollution liability insurance in China[J]. Energy Policy, 2022, 171: 113267.

[33] Shi B, Jiang L, Bao R, Zhang Z, Kang Y. The impact of insurance on pollution emissions: evidence from China's environmental

pollution liability insurance[J]. Economic Modelling, 2023, 121: 106229.

[34] Xue Q, Wang H, Bai C. Local green finance policies and corporate ESG performance[J]. International Review of Finance, 2023, 23(4): 721-749.

[35] Zhang D. Does green finance really inhibit extreme hypocritical ESG risk? A greenwashing perspective exploration[J]. Energy Economics, 2023, 121: 106688.

[36] Zhang H, Xu T, Feng C. Does public participation promote environmental efficiency? evidence from a quasi-natural experiment of environmental information disclosure in China[J]. Energy Economics, 2022, 108: 105871.

[37] Zhu D, Chen K, Sun C, Lyu C. Does environmental pollution liability insurance promote environmental performance? firm-level evidence from quasi-natural experiment in China[J]. Energy Economics, 2023, 118: 106493.

[38] Zweifel P. The contribution of Environmental Impairment Liability (EIL) insurance to eco-efficiency[J]. The Geneva Papers on Risk and Insurance, 1996, 21(80): 336-340.

(责任编辑: 张畅)

(上接第13页)

[9] 谢获宝, 惠丽丽, 史宝君, 钟慧洁. 数字技术应用与企业劳动力投资效率[J]. 管理科学, 2023, 36(6): 45-61.

[10] 邢立全, 陈汉文. 产品市场力量与财务分析师盈余预测[J]. 投资研究, 2014, 33(2): 58-76.

[11] 诸竹君, 宋学印, 张胜利, 陈丽芳. 产业政策、创新行为与企业加成本——基于战略性新兴产业政策的研究[J]. 金融研究, 2021, (6): 59-75.

[12] Ang A, Hodrick R J, Xing Y, Zhang X. The cross-section of volatility and expected returns[J]. Journal of Finance, 2006, (1): 259-299.

[13] Babu T, Roopa H, Shukla A K, et al. Internet of things-based automation design and organizational innovation of manufacturing enterprises[J]. Materials Today: Proceedings, 2022, 56(4): 1769-1775.

[14] Bali G T, Brown J S, Caglayan O M. Do hedge funds' exposures to risk factors predict their future returns?[J]. Journal of Financial Economics, 2011, 101(1): 36-68.

[15] Brown G, Kapadia N. Firm-specific risk and equity market development[J]. Journal of Financial Economics, 2007, 84(2): 358-388.

[16] Chichernea C D, Kassa H, Slezak L S. Lottery preferences and the idiosyncratic volatility puzzle[J]. European Financial Management, 2019, 25(3): 655-683.

[17] Frank A G, Mender H S, Ayala N F, Ghezzi A. Servitization and Industry 4.0 convergence in the digital transformation of product firms: a business model innovation perspective[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2019, (14): 341-351.

[18] Gieraj S. The framework of business model in the context of industrial internet of things[J]. Procedia Engineering, 2017, 182: 206-212.

[19] Hai H V, Park J W, Tsai P C, Eom C, et al. Lottery mindset, mispricing and idiosyncratic volatility puzzle: evidence from the Chinese stock market[J]. The North American Journal of Economics and Finance, 2020, 54: 101266.

[20] Hao J, Xiong X. Retail investor attention and firms' idiosyncratic

risk: evidence from China[J]. International Review of Financial Analysis, 2021, 19: 101675.

[21] Hasbrouck J. Measuring the information content of stock trades[J]. The Journal of Finance, 1991, 46(1): 179-207.

[22] Hudson K, Morgan R E. Industry exposure to artificial intelligence, board network heterogeneity, and firm idiosyncratic risk[J]. Journal of Management Studies, 2024, 7(19): 1-35.

[23] Jang Y, Yehuda N. Resource adjustment costs, cost stickiness, and value creation in mergers and acquisitions[J]. Contemporary Accounting Research, 2021, 38(3): 2264-2301.

[24] Joe T, Chang H. A study on user-oriented and intelligent service design in sustainable computing: A case of shipbuilding industry safety[J]. Sustainability, 2017, 9(4): 544.

[25] Kelly P J. Information efficiency and firm-specific return variation[J]. Quarterly Journal of Finance[J]. 2014, 4(4): 1-44.

[26] Leminen S, Rajahonka M, Wendelin R, Westerlund M. Industrial internet of things business models in the machine-to-machine context[J]. Industrial Marketing Management, 2020, 84: 298-311.

[27] Li J L, He C Y, Chen W, Chen R. Idiosyncratic risk and the choice of corporate investment behavior-based on the perspective of nonlinear relationships between variables[J]. Journal of Management World, 2018, 34(3): 68-77.

[28] Mikolov T, Sutskever I, Chen K, et al. Distributed representations of words and phrases and their compositionality[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2013, 2(26): 3111-3119.

[29] Palomino F. Noise trading in small markets[J]. The Journal of Finance, 1996, 51(4): 1537-1550.

[30] Panousi V, Papanikolaou D. Investment, idiosyncratic risk, and ownership[J]. Journal of Finance, 2012, 67(3): 1113-1148.

[31] Xu Y, Malkiel B. Investigating the behavior of idiosyncratic volatility[J]. Journal of Business, 2003, 76(4): 613-644.

(责任编辑: 王再丰)