

工业互联网、数据要素化与企业价值创造

伍先福 周志军

摘要:数字经济时代,工业互联网已成为企业价值创造的基本途径,其内在机制主要通过数据要素化来实现。基于2016—2024年沪深A股制造业上市公司数据,本文系统考察工业互联网对企业价值创造的影响及其作用机制。研究结果显示,应用工业互联网能促进企业价值创造。机制分析表明,工业互联网主要通过数据要素化赋能企业价值创造,具体体现在数据资源化、数据资产化、数据商品化、数据资本化四个方面。进一步分析发现,数据要素化赋能企业价值的释放,需要与传统生产要素的深度协同来实现。本文的研究既为理解工业互联网的价值创造效应提供视角,也为推动制造业数字化转型与数据要素化场景应用提供政策启示。

关键词:数字化转型 工业互联网 数据要素化 企业价值创造 数字化生态

中图分类号:F492;F272.5

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2026)10-0019-13

一、问题提出

在全球化竞争日益激烈、数字经济蓬勃发展的新时代,企业价值创造已成为决定企业生存与发展的关键命题^[1]。2023年国务院国资委在《关于开展对标世界一流企业价值创造行动的通知》中指出,价值创造是世界一流企业高质量发展的重要内容,是企业提升全球竞争力的本质要求。卓越的价值创造能力不仅体现在经营绩效的增长上,而且体现在技术创新、运营优化、客户价值提升等多个维度,是企业构建持久竞争优势的核心所在。然而,当前中国企业价值创造普遍面临着市场需求不足、行业竞争加剧、成本持续上涨、利润空间被严重挤压等困境^[2],严重制约着企业的转型升级和高质量发展。造成这种困境的根源在于,多数传统企业长期依赖于要素驱动与规模扩张的粗放式增长路径,尚未实现从卖方市场的增量牟利向买方市场的存量博弈的根本性转变,导致供需结构错配与价值捕获能力弱化^[3]。工业互联网作为新一代信息技术与先进制造业深度融合的创新载体,可为企业科学规划与统筹推进存量博弈提供一体化解决方案。通过构建有效提升制造业数字化转型的动态协同能力^[4],工业互联网能够实现生产全流程的智能感知、实时分析和动态优化,推动企业动态进行适用买方市场的商业模式创新或重塑,进而有效破解价值创造不足的瓶颈。其破解上述瓶颈的核心逻辑在于:工业互联网通过数据贯通、平台协同、全要素数字化转型与全流程精益管控,推动企业价值创造从外延式增长转向数据赋能的内涵式增长。于是,数据作为一种新型生产要素,在生产要素体系中的地位被日益抬升,正在全面影响甚至深刻重塑着企业的经营管理活动。而数据要素化是对

收稿日期:2026-03-12;修回日期:2026-08-24

基金项目:国家自然科学基金地区科学基金项目“工业互联网驱动制造业数据要素价值创造与倍增的传导机制研究”(72463005);广西哲学社会科学研究课题“广西制造业数字化转型的成效、瓶颈与分类推进对策研究”(23BYJ004)

作者简介:伍先福 广西师范大学经济管理学院/广西向海经济跨境产业链智能决策重点实验室教授、博士生导师,桂林,541004;

周志军 广西师范大学经济管理学院硕士研究生,通信作者。

作者感谢审稿快线专家的评审意见。

数据要素从原始数据到数据资本的全过程概括,体现为“数据资源化—数据资产化—数据商品化—数据资本化”的形态演进与价值跃迁。很大程度上,工业互联网之所以能够赋能企业价值创造,关键在于其释放数据要素化的核心效应——通过工业互联网构建的数据要素化生态,将原本分散、孤立的工业数据转化为可复用、可增值、可参与价值分配的关键生产要素,从而推动企业重构生产模式、优化资源配置、创新服务形态,并进一步扩大企业融资渠道、提升生产效率、降低生产成本,最终实现企业价值创造能力的系统性提升。

已有文献对工业互联网的赋能效应进行了较深入的研究,认为工业互联网作为新型数字基础设施的核心构成,能够对企业创新绩效、企业盈利能力^[5]等方面产生促进作用。卢福财和陈慧通过数理模型推导工业互联网对企业价值创造的促进作用,认为该促进作用主要通过促进企业成长性来实现^[6],但并未论及数据要素化在其中的关键传导作用。基本上,工业互联网会直接促进数据要素化,而数据要素化的持续积累和升级应用会进一步赋能企业质量变革、效率变革、动力变革,进而促进企业价值创造。那么,作为集平台、网络、数据、安全于一体的新一代信息技术集成应用,工业互联网如何深度赋能制造业企业价值创造?数据要素化在其中又如何发挥作用?本文采用理论推演与实证检验相结合的研究方法尝试对这两大问题予以回答。

与已有文献相比,本文边际贡献有三点。第一,揭示工业互联网赋能企业价值创造的数据要素化作用机制。本文将数据要素化纳入工业互联网与企业价值创造的分析框架,实证检验了工业互联网对企业价值创造的影响,打开了工业互联网赋能企业价值创造的作用黑箱。第二,对企业数据要素化水平予以精准测度,借鉴金星晔等^[7]、何瑛等^[8]的研究成果,本文引入BERT预训练语言模型以优化关键词的选取与构建流程。相较于Word2Vec等静态词向量模型,BERT能够根据上下文动态理解词汇的深层语义。第三,深化对数据要素化赋能条件的认知。本文发现数据要素化需协同传统生产要素(劳动、资本、技术)才能完全释放其价值,这些发现为数据要素市场化配置与制造业数字化转型政策设计提供了经验证据。

二、文献综述

与本文相关的文献主要有两支,一支着重关注工业互联网对企业发展的影响,另一支重点探讨多元技术对企业价值创造的影响。

关于工业互联网影响企业发展的研究,已有文献主要从企业绩效、企业盈利、企业创新等视角展开。其一,优化企业绩效。工业互联网作为新一代信息技术与制造业深度融合的产物,可赋能企业数字化转型,有效降低企业的信息搜寻成本和生产要素成本,并为企业提供数字产品等增值服务,从而优化企业绩效^[9]。同时,工业互联网可通过数字服务化、数据资产化能力、创新自主化等驱动企业商业模式创新,进而赋能企业绩效改善。其二,提升企业盈利能力。工业互联网可通过提升企业全要素生产率、降低企业成本提高企业盈利能力^[5]。其三,促进企业创新。工业互联网平台通过促进制造业企业与平台的生态价值共创、网络价值共创来提升企业的创新绩效。在技术扩散上,相对于中小企业而言,大型企业借助工业互联网等新技术升级为智能工厂的机会更多^[10]。整体而言,这些文献的研究视角正处于拓展深化期,尚有一定的研究空间有待挖掘。

在探讨多元技术影响企业价值创造方面,既有文献主要立足数字技术、互联网、人工智能(AI)等方面予以分析。其一,数字技术创新能够通过生产成本优化、生产效率改善、人力资本升级促进企业价值创造^[11]。其二,互联网会通过大规模个性化定制的生产方式、线上线下相结合的新型营销模式促进制造业企业价值创造^[12],而工业互联网可以通过促进企业成长性来间接提升企业价值^[6]。其三,AI技术通过感知、集成、重构数字逻辑赋能企业价值创造^[13]。此外,部分文献还将上述研究视角予以综合,认为人工智能、大数据、云计算、区块链等多元技术的融合应用,是提升企业绩效、进行企业价值创造的关键路径^[14]。虽然这些文献对各种单个技术影响企业价值创造的机制与路径进行了较充分探讨,但对工业互联网这一集成技术的企业价

值创造效应的研究尚不够充分,尤其缺乏对其作用机制的探究。

综上所述,虽然既有文献分别对工业互联网影响企业发展与多元技术影响企业价值创造进行了多视角研究,且有少量文献关注到工业互联网对企业价值创造的影响,但这些研究均未充分讨论数据要素化在其中的作用。本文试图弥补这一研究不足,着力探讨工业互联网通过数据要素化效应赋能企业价值创造的作用机制,从而深化对工业互联网经济价值的理解。

三、理论分析与研究假设

(一) 工业互联网与企业价值创造

企业价值创造包括价值创造源泉、价值创造生成与价值创造实现三个相互关联且逐层递进的层面,工业互联网对三者均具有一定的影响。首先,工业互联网通过重构生产要素组合之间的连接结构、提升协调速度,从而影响企业价值创造源泉。通过标准化的通信协议与实时交互能力,工业互联网将原本离散运行的物理单元纳入一个可统一寻址、可同步调控的异构网络^[15],使得企业价值创造的来源结构得以调整,即从依赖单个设备的技术效率,转向依赖系统整体的配置效率。其次,在价值创造生成层面,工业互联网通过缩短信息反馈与控制执行之间的闭环延迟,可提升生产转换过程的动态效率^[16]。具体而言,在缺乏工业互联网的条件下,企业需要依照预设的工艺流程与固定的生产计划进行排产,各类扰动如设备异常、物料延迟、质量波动等只能通过事后检验或周期性盘点才能被发现并修正,其间产生的偏差将直接导致资源错配与产出损失。工业互联网使得企业生产系统具备实时感知与智能调控效能,可通过内含的物联网系统对企业生产过程中的各类扰动进行实时感知,通过低延时算法对感知到的扰动进行归因分析,并通过智能决策系统对后续作业序列与资源分配进行智能调控,动态降低生产过程中的调整成本,使企业能够在给定的生产要素投入下,通过更精确的过程控制实现更高效的价值产出。最后,工业互联网通过提高企业生产计划与市场需求之间的动态匹配度来提升其价值创造实现能力。传统模式下,企业为应对需求波动与供应不确定性,需要维持较高的产成品库存,承担相应的持有成本与跌价风险。工业互联网通过提供从订单接收到最终交付全过程的实时可见性,使企业能够以更低的边际成本进行更短周期的产出调整^[17]。这种调整能力的提升,直接表现为三个可量化的结果:一是交付周期缩短,二是库存周转率提高,三是企业有能力承接对时间协调性要求更高的定制化订单。三者共同推动企业在不增加要素投入的条件下实现收入增长与资产效率改善的目标,价值创造实现得以加速。

基于上述分析,本文提出假设 1:工业互联网可以有效促进企业价值创造。

(二) 工业互联网、数据要素化与企业价值创造

工业互联网是数字经济时代企业价值创造的基本平台和重要依托,企业可借助工业互联网大幅提升其价值创造效能。其中,数据要素化是工业互联网赋能企业价值创造的核心传导路径。

工业互联网会对企业的数据要素化产生影响。工业互联网是以网络为基础、平台为中枢、数据为要素、安全为保障,以平台为核心驱动力的新型基础设施,是实现人机互联、物物互联和全面感知的集中组网^[18]。数据要素化包括依次跃迁的四个核心环节,即数据资源化、数据资产化、数据商品化、数据资本化^[19]。内在逻辑上,工业互联网可直接驱动这四个核心环节的形成及其不同环节间的跃升,进而推动数据要素化的生态塑造。其一,数据资源化。工业互联网平台凭借强大的连接能力与数据处理工具,可实现对工业生产全流程的数据采集、传输与规律挖掘,促成数据资源化。其二,数据资产化。工业互联网可促进数据确权、估值和登记活动的开展,推动数据资源向数据资产转化。工业互联网平台通过数据追踪技术,实现对数据的溯源,并为数据的权属界定提供技术支撑^[20]。借助数据资产评估模型进行量化估值,并利用区块链技术确保数据资产的真实性和完整性,为数据资产登记提供可靠依据。其三,数据商品化。工业互联网集

成数据建模、分析与可视化等工具,基于数据资源与资产开发满足市场需求的数据产品,提供低代码开发环境降低技术门槛,并建立数据交易平台促进流通交易。例如,树根互联依托“根云平台”积累工业设备运行数据,经清洗脱敏后在上海数据交易所登记评估并达成交易^[21]。其四,数据资本化。工业互联网可进一步将数字资产或数据商品发展为可借贷、可融资、可证券化等的资本形态^[22],使企业能利用金融手段实现数据价值创造的进一步升级。工业互联网亦可为企业开展数据质押贷款、数据证券化、数据资产股权融资等提供平台和技术支持,从而有效缓解企业融资约束^[23]。因此,工业互联网可驱动数据资源化、数据资产化、数据商品化与数据资本化,从而形成数据要素化。

此外,工业互联网所驱动的数据要素化任一环节的形成及其不同环节间的跃升,均可成为企业价值创造的重要传导力。一般地,数据要素化主要通过作用于企业内外部价值创造活动而驱动企业价值创造效能提升。

数据要素化可助力企业生产过程智能化、运营管理数字化、组织联动敏捷化,从而全面驱动企业内部价值创造效能提升。其一,助力生产过程智能化。工业互联网所驱动的数据要素化生态能为企业提供强大的技术支持体系和价值挖掘能力。基于数据要素化演化而不断突破的物联网、大数据、云计算等新一代信息技术,可覆盖企业从生产到营销的全过程以及产品与设备的全生命周期,从而助力企业全面实现生产智能化转型。一方面,为驱动数据要素沿资源化、资产化、商品化与资本化持续跃升,企业需投入感知终端、边缘计算、数据中心等软硬件设施,强化设备互联互通与全流程实时监控;另一方面,数据要素化在不同环节的动态升级推动技术创新体系持续迭代,使生产流程趋于智能化,包括基于实时需求数据的智能研发与产品设计、基于生产大数据挖掘的智能排产、基于供需数据分析的智能仓储与调度、基于用户数据的智能营销与客服等。其二,助力运营管理数字化。数据要素化有助于企业打破其内部生产、财务、人力、采购、销售等业务模块间的沟通壁垒,实现数字化信息的集成、共享与协同,从而构建高效的数字化运营体系^[24];且数据要素化在不同环节间升级越快,则企业运营体系越高效。这种基于数据驱动的数字化运营体系,不仅可通过实时匹配企业各生产要素来提升各业务模块的科学计划与有序组织能力并有效降低资源错配概率,而且可通过高效沟通机制和跨部门协同系统,让企业各业务模块的实施和控制更趋网络化、透明化、敏捷化,从而显著降低企业运营的不确定性风险。其三,助力组织联动敏捷化。数据要素化可充分发挥工业互联网的开放、共享、去中心化等功能优势,使企业各部门、各层级乃至外部合作伙伴获取和应用知识与信息资源更加便捷,供需对接更加高效,进而推动企业内部组织协同应对市场变化以不断提升其可持续的价值创造能力^[24]。

数据要素化通过产业链供应链协同与产业生态体系重构实现价值跃升。其一,助力产业链供应链协同。数据要素化形态的高效联结能力,有助于产业链供应链各节点企业共享生产过程、运营管理、仓储物流等环节的数据,打破信息壁垒、优化资源调度、降低交易成本,深化空间关联并改进低效环节,提升整体协同效率与创新质量^[18]。单体企业的外部协同能力与价值创造能力亦随之升级。其二,助力产业生态体系重构。工业互联网所驱动的数据要素化在不同环节演化的过程,本身就是与数据要素化孪生而成的新型产业生态体系不断重构的过程。全生态资源向工业互联网平台集聚,网络经济、规模经济与范围经济效益增强了各主体间的全要素连接力,形成相互依存的网络组织形态;该形态随数据要素化升级而不断完善,驱动资源发现、供需对接与协同创新形成良性循环。例如,海尔卡奥斯工业互联网平台(COSMOPlat)通过打造多边交互共享开放平台,让头部企业发挥创新引领作用的同时,中小企业亦可获得更多关联数据和技术资源进行创新^[25],从而重构产业发展生态,并增强生态中关联企业的价值创造能力。

综上,工业互联网可全面驱动数据要素四个核心环节的形成与跃迁,并驱动形成良性数据要素化生态。数据要素化一方面通过内部赋能生产过程智能化、运营管理数字化、组织联动敏捷化来推动企业内部价值创造效能提升,另一方面通过外部赋能产业链供应链协同和产业生态体系重构来推动外部协同价值创造升

级,最终可全面驱动企业价值创造效能跃迁。

基于上述分析,本文提出假设 2:工业互联网通过数据要素化驱动企业价值创造。

四、实证设计

(一) 样本选取与数据来源

本文选取 2016—2024 年沪深 A 股制造业上市公司作为研究样本。样本筛选过程如下:从深圳希玛数据科技有限公司 CSMAR 中国经济金融研究数据库获取样本期间所有制造业上市公司作为初始样本,在此基础上依次剔除在研究期间被标记为 ST 或 *ST 的公司、上市年限不足一年的公司,以及关键财务数据存在严重缺失(核心变量缺失且无法通过插补方法合理估计)的观测值。为控制极端值对统计结果的影响,本文对所有连续变量进行上下 1% 的缩尾处理。对于少量缺失值,本文参照机器学习方法进行填充^[26]。上市公司财务数据主要来源于 CSMAR 数据库和万得(Wind)数据库,专利数据来自国家知识产权局,部分补充数据通过企业年报手工整理获得。

(二) 模型构建

为检验工业互联网对企业价值创造的影响,本文设定如下固定效应模型:

$$EVC_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 iiot_{ijt-1} + X'_{ijt} \beta + \varphi_i + \lambda_t + \eta_j + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

其中, i 为企业, t 为年份, j 为城市, EVC_{ijt} 表示属于城市 j 的制造业企业 i 在 t 年的价值创造, $iiot_{ijt-1}$ 表示属于城市 j 的制造业企业 i 在 $t-1$ 年是否应用工业互联网的虚拟变量,即确定应用工业互联网的企业之前取值为 0,确定当年应用及之后取值为 1; X'_{ijt} 为控制变量向量, φ_i 为企业固定效应, λ_t 为年份固定效应, η_j 为城市固定效应, ε_{ijt} 为随机扰动项。

(三) 变量说明

1. 被解释变量:企业价值创造(EVC)

借鉴卢福财和陈慧^[6]、席尔瓦等(Silva et al.)^[27]的研究,本文从两个维度对企业价值创造内涵进行界定:其一,在价值创造的理论框架中,企业是核心微观主体,其价值创造活动以增值能力为核心,并最终体现为生产效率的提升;其二,价值创造的成功与否,关键在于其能否实现经济价值与社会效益的协同增加。在变量测度上,本文采用托宾 Q 值(Tobin's Q)作为企业价值创造的代理变量。其理论基础在于:Tobin's Q 可直接衡量企业创造的市场价值超越其有形资产账面价值的程度。该比值大于 1,表明企业拥有卓越的价值创造能力,能够产生租金与无形资产价值;反之则意味着价值折损。作为前瞻性指标,Tobin's Q 综合反映资本市场对于企业未来现金流、成长潜力及综合资源配置效率的预期,因而能够更为全面地捕捉企业的价值创造能力。

2. 解释变量:工业互联网(iiot)

本文的核心解释变量为制造业上市公司当年是否应用工业互联网的虚拟变量 $iiot$ 。参照杨德明和刘泳文^[28]、伍先福和黄晓^[5]的方法,利用 Python 技术对制造企业上市公司的年报进行关键词爬取。其中,关键词筛选标准参考中国信息通信研究院发布的《工业互联网产业经济发展报告(2020 年)》及各部委官网对工业互联网应用范围的界定,本文选取“工业互联网”“ $iiot$ ”“智能制造”“云平台”等关键词。第一步,爬取年报关键词并统计词频,若 t 年加总词频($total_t$)小于 3 次,初步认定为未应用,否则需人工确认。第二步,若 $total_t < 3$ 且 $t-1$ 、 $t+1$ 年均小于 3 次,则确定为未应用,否则需人工确认。第三步,人工确认依据关键词在年报中出现的位置与语境:若涉及提升效率、被评为示范企业、产生相关收益或形成固定资产/无形资产,则判定为已应用;若描述为“致力于打造”、仅出现在政府文件、未来展望或“递延收益”等,则视为未应用。第四步,逐年汇总 2016—2024 年同一公司结果,若中间年份出现间断,则回溯确认后统一修正赋值,确保判定的

连续性与准确性。

3. 控制变量

参考陶峰等^[29]、吴非等^[30]的研究,本文选取的控制变量涵盖企业、省份与行业三个层面。企业层面主要控制:资产负债率(*lev*),通过总负债与总资产的比值计算,以反映企业的资本结构和财务风险;营业总收入增长率(*growth*),通过本期营业收入减去上期营业收入后与上期营业收入的比值计算,以衡量企业的成长性和市场扩张能力;营业成本率(*cost_ratio*),以营业成本总额占营业收入的比例测度,以表征企业的成本控制能力;董事长与总经理兼任情况(*dual*),当董事长与总理由同一人担任时取值为1,否则为0,以反映企业的治理结构特征;企业年龄(*age*),通过观测年份减去企业成立年份再加1计算,以控制企业发展阶段的影响;第一大股东持股比例(*top1*),以体现企业的股权分布状况。城市层面主要控制企业注册地所在地城市的人均GDP(*pgdp_pc*),以反映地区的经济发展水平。行业层面主要控制基于营业收入计算的赫芬达尔指数(*hhi*)和勒纳指数(*lerner*),赫芬达尔指数值越小表示市场竞争越激烈,勒纳指数通过营业收入减去营业成本后与营业收入的比值计算,分别用以衡量行业的市场竞争程度和企业的市场势力。

(四) 变量描述性统计

变量描述性统计结果如表1所示。企业价值创造(*EVC*)均值为2.5608,标准差为1.3223,极值分布区间合理,说明样本企业价值创造水平存在个体差异,整体处于正常区间。核心解释变量工业互联网(*iiot*)均值为0.4192,企业数字化相关水平整体分布平稳。经营财务层面,资产负债率、营业成本率整体稳定,但营业收入增长率差异明显,企业成长能力参差不齐。公司治理方面,两职普遍分离,股权集中度分化突出。区域经济整体均衡,赫芬达尔与勒纳指数均值偏低,行业竞争充分、企业市场势力差异明显。总体而言,各变量数据分布合理,特征与已有研究保持一致。

表 1 描述性统计结果

变量类型	变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	<i>EVC</i>	18 528	2. 561 3	1. 324 2	0. 967 5	9. 602 2
核心解释变量	<i>iiot</i>	18 528	0. 416 1	0. 492 9	0	1
控制变量	<i>lev</i>	18 528	0. 390 4	0. 192 0	0. 053 9	0. 934 7
	<i>growth</i>	18 528	0. 130 2	0. 290 5	-0. 420 4	1. 182 5
	<i>cost_ratio</i>	18 528	0. 711 1	0. 169 2	0. 154 9	0. 998 2
	<i>dual</i>	18 528	0. 038 7	0. 192 9	0	1
	<i>age</i>	18 528	20. 474 7	5. 064 4	7	34
	<i>top1</i>	18 528	32. 296 4	13. 780 2	8. 543 8	71. 927 7
	<i>pgdp_pc</i>	18 528	5. 943 1	0. 917 9	2. 278 3	7. 912 0
	<i>hhi</i>	18 528	0. 156 6	0. 110 0	0. 041 2	0. 732 4
	<i>lerner</i>	18 528	0. 118 2	0. 110 3	-0. 366 9	0. 409 3

五、实证结果与分析

(一) 基准回归

表 2 报告了工业互联网对制造业企业价值创造效应的回归结果。列(1)未控制固定效应,工业互联网(*iit*)的回归系数为 0.185 7,在 1%水平下显著为正。列(2)进一步控制了企业、年份和城市固定效应,工业互联网的回归系数为 0.106 6,仍在 1%水平下显著为正,说明企业应用工业互联网可促进其价值创造能力提升,假设 1 得以验证。从经济意义来看,其边际效应在于:相较于未应用工业互联网的制造业企业,应用工业互联网可使制造业企业价值创造水平提升约 4.17%(0.106 6/2.557 8×100%=4.17%,控制固定效应后样本量为 18 220,均值为 2.557 8)。在制造业企业平均利润率普遍收窄的背景下,该边际效应说明工业互联网或可为企业缓解价值创造困境提供有效的可行路径。

表 2 基准回归结果

变量	(1)	(2)
<i>iit</i>	0.185 7*** (10.356 8)	0.106 6*** (3.883 0)
<i>lev</i>	-1.270 9*** (-23.961 4)	-1.151 8*** (-12.658 6)
<i>growth</i>	0.691 5*** (19.790 1)	0.363 8*** (12.999 0)
<i>cost_ratio</i>	-2.360 2*** (-28.939 4)	-2.144 3*** (-10.684 5)
<i>dual</i>	0.084 5* (1.860 4)	0.083 2 (1.637 2)
<i>age</i>	-0.034 3*** (-18.423 7)	0.001 8 (0.162 1)
<i>top1</i>	-0.000 9 (-1.466 5)	0.004 4*** (2.941 5)
<i>pgdp_pc</i>	0.052 3*** (5.602 1)	-0.394 1 (-1.019 8)
<i>hhi</i>	0.633 5*** (7.847 2)	-0.321 5*** (-2.602 2)
<i>lerner</i>	-0.680 8*** (-5.219 4)	-0.474 8*** (-2.661 3)
常数项	4.967 7*** (51.111 6)	6.706 5*** (2.906 7)
企业固定效应	未控制	控制
年份固定效应	未控制	控制
城市固定效应	未控制	控制
样本量	18 528	18 220
$\overline{R^2}$	0.504 7	0.654 0

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平下显著;括号内为 *t* 值。后表同。

(二) 内生性分析

为缓解工业互联网与企业价值创造之间可能存在因反向因果、遗漏变量等导致的内生性问题,本文使用工具变量法进行分析。具体而言,本文选取地级市一年中气温不超过 27 摄氏度的天数作为工具变量(*IV*)。

从相关性的视角看,工业互联网的部署与运行高度依赖服务器、传感器、网络设备等硬件设施,这些设备在高温环境下故障率显著上升、散热成本大幅增加,因此气候温和(不超过 27 摄氏度天数较多)的地区更有利于工业互联网的稳定运行与成本控制。从外生性的视角看,气温条件(不超过 27 摄氏度的天数)属于纯粹的自然地理特征,不受企业经济行为的影响,具有严格的外生性。尽管气温可能通过员工工作效率、能源消耗等渠道直接影响企业产出,但本文在回归模型中充分控制人均国内生产总值、行业竞争等经济影响,一定程度上消除气候因素通过这些潜在渠道产生的直接影响。

表 3 报告了工具变量两阶段回归结果。第一阶段显示,*IV* 的回归系数为-0.002 2,在 1%水平下显著,表明气温适宜天数与工业互联网嵌入水平负相关。Kleibergen-Paap rk *LM* 统计值为 524.660 3,拒绝不可识别原假设;Kleibergen-Paap rk Wald *F* 统计值为 560.209 6,远高于 Stock-Yogo 10%临界值

16.38,排除弱工具变量担忧。第二阶段中,工业互联网嵌入水平的回归系数为0.633 5,在1%水平下显著,验证了本文核心结论的可靠性。

表3 内生性分析回归结果

变量	第一阶段	第二阶段
<i>IV</i>	-0.002 2*** (-23.670 2)	
<i>iiot</i>		0.633 5*** (5.630 2)
常数项	0.679 1*** (13.680 2)	5.037 5*** (50.512 8)
控制变量	控制	控制
企业固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
Kleibergen-Paap rk LM	524.660 3	
Kleibergen-Paap rk Wald F	560.209 6	
样本量	18 220	18 220

(三) 稳健性检验

本文从三方面进行稳健性检验。一是替换被解释变量。为保证基准回归的稳健性,采用资产回报率(*ROA*)、净资产收益率(*ROE*)替代被解释变量,表4第一列和第二列回归结果显示,在对被解释变量的衡量方法进行替换之后,核心解释变量的回归系数仍显著为正。二是替换核心解释变量。采用工业互联网企业试点名单(*Ind_Lnt*)进行替代。本文手工整理2017—2023年工业和信息化部发布的工业互联网试点示范项目名单,对工业互联网试点示范项目名单与上市公司数据进行匹配。表4第三列回归结果显示,本文核心结论依然保持稳健。三是本文在模型中纳入同期实施的其他国家级试点政策作为控制变量。样本考察期内,国家层面推行的宽带中国、创新型

城市等试点政策,亦可能对企业绩效产生积极作用。基于上述考虑,本文在基准模型框架内,控制宽带中国试点政策(*BIC*)、创新型城市试点政策(*INNO*)及智慧城市试点政策(*SC*)的虚拟变量^[31]。表4第四列回归结果显示,在控制这一系列政策变量后,工业互联网的回归系数仍保持正向,基准结论展现出较好的稳健性。

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	控制其他政策
	<i>ROA</i>	<i>ROE</i>		
<i>iiot</i>	0.004 2*** (3.502 2)	0.030 1*** (2.907 1)		0.102 6*** (3.719 3)
<i>Ind_Lnt</i>			0.354 3*** (5.501 6)	
常数项	0.015 1 (0.255 2)	0.323 8 (0.942 4)	6.731 1*** (2.914 5)	6.953 9*** (3.106 2)
<i>BIC</i>				控制
<i>INNO</i>				控制
<i>SC</i>				控制
控制变量	控制	控制	控制	控制

表4(续)

变量	替换被解释变量		替换解释变量	控制其他政策
	ROA	ROE		
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	17 701	17 673	18 220	17 984
$\overline{R^2}$	0. 685 1	0. 208 1	0. 654 3	0. 653 9

(四) 机制检验

前文理论分析表明,工业互联网主要通过数据要素化驱动企业价值创造。为验证该影响机制是否成立,本文设定如下计量模型:

$$\ln DE_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 iiot_{ijt-1} + X'_{ijt} \beta + \varphi_i + \lambda_t + \eta_j + \varepsilon_{ijt} \quad (2)$$

其中, $\ln DE_{ijt}$ 为机制变量,即数据要素化。其余变量符号含义同模型(1)。

对于机制变量,本文参考何瑛等^[8]的研究思路和方法,采用 BERT 预训练语言大模型选取关键词,并基于词频进行衡量。利用 BERT 模型构建核心关键词词典的优势在于依托大规模法律法规语料,可以摆脱研究者主观判断偏差,保证结果可复现。借助 BERT 上下文感知能力捕捉政策语境语义关联,以统一相似度阈值筛选候选词,流程标准化,提升词典构建的客观性。具体测度步骤为,首先,根据数据要素化的内涵确定种子词汇。内涵界定上,本文认为,数据要素化即企业持续推进数据资源化、数据资产化、数据商品化、数据资本化的过程。基于该内涵,结合李海舰和赵丽^[32]、朱秀梅等^[19]的研究,发现信息、网络、数字、数据、价值、资源与企业数据要素化高度相关,故本文选取这六个词作为种子词汇。其次,基于《“数据要素×”三年行动计划(2024—2026 年)》等数据要素相关政策与文献,构建初始语料库^①。再次,利用 BERT 预训练语言大模型构建与种子词高度匹配的关键词词库。利用 BERT 模型生成词向量并计算与种子词的余弦相似度,以 0.6 为阈值筛选候选关键词,并经双人独立标记与第三人裁定相结合的方式完成最终词典构建^②。最后,基于上市公司年报管理层讨论与分析(MD&A)部分统计关键词总词频,经对数化处理得到企业数据要素化整体指标。

为弥补单一指标测度的不足,参考范柏乃等^[33]的研究,从成本法视角对数据要素化进行测度,采用数据要素化过程中产生的数据劳动力成本和非劳动力成本进行测算。首先,从主流招聘平台获取 2016—2024 年全国约 1 300 万条招聘数据,依据数据要素化领域核心技术、工具框架及应用场景构建关键词库,筛选出数据分析师、算法工程师等相关岗位,并与制造业上市公司主体匹配,经文本清洗与去重后,形成“企业—年度—数据劳动力成本”观测数据。其次,按比例法将数据非劳动力成本设定为数据劳动力成本的 70%。该比例参考了刘涛雄等^[34]及加拿大统计局的相关研究。最后,将两者加总得到年度数据要素化流量,并采用永续盘存法逐年递推,最终得到各年度企业层面的数据要素化水平指标。

表 5 报告了应用工业互联网对制造业企业数据要素化影响的回归结果。其中,采用 BERT 预训练模型构建数据要素化指标,其回归系数为 0.057 1,在 1%水平下显著。采用成本法进行测度,其回归系数为 0.651 4,也在 1%水平下显著。

① 合并为语料库的法律法规限于篇幅,留存备案。

② 关键词词典限于篇幅,留存备案。

表 5 机制检验回归结果

变量	BERT 模型	成本法测算
<i>iit</i>	0. 057 1 *** (5. 296 1)	0. 651 4 *** (3. 155 1)
常数项	3. 034 2 *** (8. 912 1)	21. 307 1 *** (3. 203 3)
控制变量	控制	控制
企业固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
城市固定效应	控制	控制
样本量	18 220	18 119
$\overline{R^2}$	0. 688 3	0. 455 4

低数据产品流通成本,助其实现交换价值;最终经由金融化安排使数据成为可配置、可增值的资本要素。上述结果表明,数据要素化作为工业互联网赋能企业价值创造的传导路径成立,假设 2 得以验证。

六、进一步研究

数据要素因虚拟属性,独立赋能效应有限,通常需与传统生产要素协同才能释放更大价值。这种协同赋能主要表现为两种形态:一是传统生产要素的发展与优化配置,可强化数据要素化对企业价值创造的赋能效应;二是二者相互作用、相互赋能,催生数字技能劳动、智能资本、数据技术等全新要素形态,形成更大的协同动能。为验证上述协同赋能效应,本文参考于翔等^[35]的研究,将数据要素化与传统生产要素的耦合协调度指标作为核心解释变量进行回归。传统生产要素测度:劳动(*lnLabor*)以企业专科学历以上员工人数取自然对数进行衡量^[36];资本投入(*lnCapital*)测度参考史青春等^[37]的研究,选用无形资产净额取自然对数作为代理变量;技术投入(*lnTech*)采用企业年度专利申请数量加 1 后的自然对数值进行测度^[38]。耦合协调度模型从三个维度刻画数据要素与传统要素的协同本质。其一,通过耦合度反映要素间的匹配均衡,当两者规模趋于相等时,耦合度趋近于 1,意味着数据要素能够嵌入传统生产过程,形成互补性协同。耦合度计

算公式为: $C_{ijt} = \frac{2\sqrt{DE_{ijt} \times PE_{ijt}}}{DE_{ijt} + PE_{ijt}}$ 。只有当数据要素 *DE* 与传统生产要素 *PE* 的规模水平趋于相等时,耦合度 *C* 值才趋近于 1,两者形成互补性协同。其二,引入综合发展水平避免低水平伪协同,确保协同建立在两类要素均跨越一定积累阈值的基础之上,引入综合发展水平 $T_{ijt} = \alpha DE_{ijt} + \beta PE_{ijt}$ 。其三,只有两者同时处于较高水平时协调度才明显增大,映射协同催生新要素形态的质变效应。耦合协调度模型以 $Inte_{ijt} = C_{ijt} + T_{ijt}$ 的形式将匹配度与发展水平加以综合,得到耦合协调度 *Inte*_{*DE-Labor*}(数据与劳动)、*Inte*_{*DE-Capital*}(数据与资本)、*Inte*_{*DE-tech*}(数据与技术)。只有 *C* 与 *T* 同时处于较高水平时,耦合协调度(*Inte*)才明显增大。根据表 6 的回归结果,数据要素化与劳动、资本、技术的耦合协调度的回归系数分别为 0. 136 9、0. 066 3 和 0. 206 5,均在 1% 水平下显著,表明数据要素化与各传统生产要素的协同作用均能对企业价值创造产生正向赋能效应。

表 6 数据要素化与传统生产要素的耦合协调度检验

变量	(1)	(2)	(3)
<i>Inte</i> _{<i>DE-labor</i>}	0. 136 9 *** (8. 644 8)		
<i>Inte</i> _{<i>DE-capital</i>}		0. 066 3 *** (8. 759 5)	

表6(续)

变量	(1)	(2)	(3)
$Inte_{DE_Tech}$			0. 206 5*** (10. 872 3)
常数项	3. 774 8** (2. 034 4)	3. 757 0** (2. 015 9)	6. 528 5*** (2. 846 6)
控制变量	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制
样本量	17 503	17 503	16 902
$\overline{R^2}$	0. 655 3	0. 655 3	0. 656 6

七、结论与建议

本文着力探讨工业互联网通过数据要素化促进企业价值创造的作用机制。研究结果表明,工业互联网能促进企业价值创造的提升。工业互联网通过数据要素化赋能企业价值创造,即工业互联网可促进数据要素化,而数据要素化可进一步赋能企业价值创造。此外,数据要素化价值的释放需要与传统生产要素形成深度协同关系。数据要素化与传统生产要素协同所产生的效应,表明数据要素化价值的完全释放,有赖于两者间协同力的充分实现。

基于以上分析,本文提出如下政策建议:

第一,分类推进制造业企业工业互联网接入与应用深化。针对尚未应用工业互联网的制造业企业,应重点降低其信息搜寻成本并解决影响其决策的不确定性因素,可通过搭建区域性工业互联网公共服务平台,提供标准化解解决方案与案例库,减少企业在技术选型与方案评估中的盲目性。针对已应用工业互联网的企业,应将应用深度(如设备联网率、数据采集覆盖率、工业应用程序使用数量等)纳入现有产业扶持政策的参考指标,在财政补贴、税收优惠等政策设计中给予差异化的梯度支持。

第二,分类施策释放数据要素化在各环节的价值创造潜力。一是夯实数据资源化底座,降低企业数据治理门槛。政府应支持建设面向细分行业的工业互联网公共服务平台,提供轻量级、低成本的数据采集与边缘计算工具包,并对中小企业采购标识解析、数据清洗等基础服务给予财政补贴。二是疏通数据资产化路径,推动建立第三方数据资产登记与合规审查服务体系,由政府补贴部分评估费用,降低企业数据确权与合规成本。同时,支持行业龙头联合工业互联网平台编制细分领域数据资产价值指数,为企业定价和内部考核提供基准参考。三是畅通数据商品化渠道,支持建设国家级或区域级工业数据交易专区,推行“数据可用不可见”的隐私计算交易模式,对首次在合规交易所完成数据产品挂牌的中小工业企业,可尝试给予挂牌费用全额补贴。四是探索数据资本化创新,拓宽数据要素融资渠道。鼓励金融机构将企业通过工业互联网平台积累并获权威机构认证的数据资产,纳入企业信用评价体系,作为授信增信因子。

第三,从劳动、技术、资本三个维度对数据要素化进行协同施策。在劳动要素协同方面,应着力提升劳动者对数据要素的应用能力。建议在职业教育体系和企业在职培训中增设“工业数据解读与应用能力”模块,重点培养一线工人、班组长、车间管理人员读懂数据、使用数据辅助决策的技能。在技术要素协同方面,应重点推动工业知识与数据科学的深度融合。将长期积累的工艺参数、操作规范、故障诊断经验等隐性知识,转化为可复用、可迭代的数据模型与算法工具。在资本要素协同方面,建议支持企业利用工业互联网平台实时采集的设备利用率、在制品周转率、订单交付周期等运营数据,构建动态经营与资本决策模型,依托全链路数据信息缓解内外部信息不对称,减少资本沉淀、提升资本周转效率。

参考文献:

- [1] Cao Q, Xu Y H, Luo J, et al. Big data capabilities as strategic assets: enterprise value creation mechanisms in 33 studies[J]. *Applied Sciences*, 2025, 15(16): 9142.
- [2] 谢富胜, 匡晓璐. 以问题为导向构建新发展格局[J]. *中国社会科学*, 2022(6): 161-180.
- [3] 中国经济增长前沿课题组. 突破经济增长减速的新要素供给理论、体制与政策选择[J]. *经济研究*, 2015, 50(11): 4-19.
- [4] 李芳, 魏明振. 工业互联网平台赋能离散制造业数字化转型的机制研究: 基于海尔 COSMOPlat 的案例研究[J]. *齐鲁学刊*, 2025(6): 128-142.
- [5] 伍先福, 黄骁. 工业互联网对战略性新兴产业企业盈利能力的影响[J]. *软科学*, 2024, 38(6): 82-90.
- [6] 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.
- [7] 金星晔, 左从江, 方明月, 等. 企业数字化转型的测度难题: 基于大语言模型的新方法与新发现[J]. *经济研究*, 2024, 59(3): 34-53.
- [8] 何瑛, 陈丽丽, 杜亚光. 数据资产化能否缓解“专精特新”中小企业融资约束[J]. *中国工业经济*, 2024(8): 154-173.
- [9] 刘伟, 张镒, 解晓晴. 工业互联网平台资源重构机制研究: 基于广度与深度的双重视角[J]. *经济与管理研究*, 2024, 45(1): 112-126.
- [10] Pech M, Vrchota J. Classification of small-and medium-sized enterprises based on the level of Industry 4.0 implementation[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(15): 5150.
- [11] Meng F L, Wang W P. The impact of digitalization on enterprise value creation: an empirical analysis of Chinese manufacturing enterprises[J]. *Journal of Innovation & Knowledge*, 2023, 8(3): 100385.
- [12] 徐远彬, 卢福财. 互联网对制造企业价值创造的影响研究: 基于价值创造环节的视角[J]. *当代财经*, 2021(1): 3-13.
- [13] Zhang Q, Wang A G, Li R X. Enterprise value creation effects of artificial intelligence technology from the perspective of digital agility: evidence from China[J]. *Technology Analysis & Strategic Management*, 2025, 37(12): 2874-2888.
- [14] 戚聿东, 肖旭. 数字经济时代的企业管理变革[J]. *管理世界*, 2020, 36(06): 135-152.
- [15] 黄群慧, 余泳泽, 张松林. 互联网发展与制造业生产率提升: 内在机制与中国经验[J]. *中国工业经济*, 2019(8): 5-23.
- [16] 祁怀锦, 曹修琴, 刘艳霞. 数字经济对公司治理的影响: 基于信息不对称和管理者非理性行为视角[J]. *改革*, 2020(4): 50-64.
- [17] 万晓榆, 罗焱卿. 数字经济发展水平测度及其对全要素生产率的影响效应[J]. *改革*, 2022(1): 101-118.
- [18] 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.
- [19] 朱秀梅, 林晓玥, 王天东, 等. 数据价值化: 研究评述与展望[J]. *外国经济与管理*, 2023, 45(12): 3-17.
- [20] 余东华, 李云汉. 数字经济时代的产业组织创新: 以数字技术驱动产业链群生态体系为例[J]. *改革*, 2021(7): 24-43.
- [21] 曹裕, 李想, 胡韩莉, 等. 数字化如何推动制造企业绿色转型?: 资源编排理论视角下的探索性案例研究[J]. *管理世界*, 2023, 39(3): 96-112.
- [22] 刘涛雄, 张亚迪, 戎珂, 等. 数据要素成为中国经济增长新动能的机制探析[J]. *经济研究*, 2024, 59(10): 19-36.
- [23] Soni G, Kumar S, Mahto R V, et al. A decision-making framework for Industry 4.0 technology implementation: the case of FinTech and sustainable supply chain finance for SMEs[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, 180: 121686.
- [24] 赵丽, 胡植尧. 企业数据要素应用同群效应及其实现机制研究[J]. *经济与管理研究*, 2025, 46(8): 19-36.
- [25] 江小涓, 宫建霞, 李秋甫. 数据、数据关系与数字时代的创新范式[J]. *中国社会科学*, 2024(9): 185-203.
- [26] 陈娟, 王献雨, 罗玲玲, 等. 缺失值填补效果: 机器学习与统计学习的比较[J]. *统计与决策*, 2020, 36(17): 28-32.
- [27] Silva J R, da Silva A F, Chan B L. Enterprise risk management and firm value: evidence from Brazil[J]. *Emerging Markets Finance and Trade*, 2019, 55(3): 687-703.
- [28] 杨德明, 刘泳文. “互联网+”为什么加出了业绩[J]. *中国工业经济*, 2018(5): 80-98.
- [29] 陶锋, 王欣然, 徐扬, 等. 数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率[J]. *中国工业经济*, 2023(5): 118-136.
- [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.
- [31] 石大千, 李格, 刘建江. 信息化冲击、交易成本与企业 TFP: 基于国家智慧城市建设的自然实验[J]. *财贸经济*, 2020, 41(3): 117-130.
- [32] 李海舰, 赵丽. 数据成为生产要素: 特征、机制与价值形态演进[J]. *上海经济研究*, 2021(8): 48-59.
- [33] 范柏乃, 吕栋, 章上峰, 等. 数据要素的结构性替代与非线性赋能[J]. *经济研究*, 2026, 61(2): 72-95.
- [34] 刘涛雄, 戎珂, 张亚迪. 数据资本估算及对中国经济增长的贡献: 基于数据价值链的视角[J]. *中国社会科学*, 2023(10): 44-64.
- [35] 于翔, 于斌, 田雨凡. 数据资产与人力资本协同对企业战略变革的影响研究[J]. *管理评论*, 2026, 38(6): 165-177.
- [36] 刘敏仁, 铁瑛. 企业雇佣结构、中间投入与出口产品质量变动之谜[J]. *管理世界*, 2020, 36(3): 1-23.
- [37] 史青春, 牛悦, 徐慧. 企业数据要素利用水平影响投资效率机理研究: 利用数据要素激活冗余资源的中介作用[J]. *中央财经大学学报*, 2023(11): 105-115.
- [38] 李雪松, 党琳, 赵宸宇. 数字化转型、融入全球创新网络与创新绩效[J]. *中国工业经济*, 2022(10): 43-61.

Industrial Internet, Data Factorization, and Enterprise Value Creation

WU Xianfu, ZHOU Zhijun

(Guangxi Normal University, Guilin 541004)

Abstract: In the digital economy era, the industrial internet has become an important driver for enterprise value creation, with its empowering potential transmitted primarily through data factorization. However, existing literature has paid limited attention to the role of data factorization in the relationship between the industrial internet and enterprise value creation. This paper aims to bridge this gap by systematically investigating how the industrial internet empowers enterprise value creation through data factorization and its sequential evolutionary stages. This paper constructs an empirical model using panel data from A-share listed manufacturing companies in China from 2016 to 2024. Industrial internet adoption is identified via web crawling and manual verification of annual reports. Enterprise value creation is measured by Tobin's Q. Data factorization is evaluated using a Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)-based approach. Temperature conditions are employed as an instrumental variable to address endogeneity concerns. An alternative cost-based measure of data factorization is also employed based on the perpetual inventory method. Control variables at the firm, provincial, and industry levels are included, and enterprise, year, and city fixed effects are controlled throughout the regressions.

Empirical findings indicate that industrial internet adoption enhances enterprise value creation. This conclusion holds after endogeneity analysis and a series of robustness tests. Mechanism analysis shows that the industrial internet primarily empowers enterprise value creation through data factorization, experiencing four sequential stages: data as a resource, data as an asset, data as a commodity, and data as capital. Further analysis reveals that this empowering effect does not operate in isolation but is realized through deep synergy with traditional production factors.

This paper makes three contributions. First, it uncovers the data factorization mechanism through which the industrial internet drives enterprise value creation, rendering this transmission more transparent. Second, it introduces a BERT-based measurement approach for data factorization, enabling precise, context-sensitive, and stage-specific empirical identification. Third, it deepens the theoretical understanding of the empowering conditions for data factorization.

The policy implications are threefold. First, the government may consider promoting and deepening industrial internet adoption in a differentiated manner, reducing information search costs for non-adopters while providing tiered fiscal support for adopters based on application depth. Second, targeted incentive policies should be designed for different stages of data factorization to consolidate resourcification, support assetization, facilitate commoditization, and advance capitalization. Third, synergistic policies should be implemented across the three dimensions of labor, technology, and capital to facilitate data factorization: enhancing workforce data skills, transforming tacit knowledge into data models and algorithmic tools, and enabling firms to leverage operational data for more efficient capital allocation.

Keywords: digital transformation; industrial internet; data factorization; enterprise value creation; digital ecosystem

编校:魏小奋