

企业数据技术能力对市值和利润的影响

——基于大数据专利的机制检验和互补性投入分析*

陈楠 蔡跃洲 马文君

内容提要:数据技术能力是将原始数据资源转化为生产要素的前提和关键所在,直接影响上市企业的市值与利润。本文使用与数据采集、分析和应用相关的专利统计量表征企业数据技术能力,分析其对市值和利润的影响效果与机制。研究发现,企业数据技术能力可以带来显著的市场价值提升,但多数企业还无法将潜在价值转化为实际收益,可能对其长期市值产生负面影响。行业异质性分析表明,金融和批发零售企业所获得的市值提升最为显著,而工业企业则可能承受财务收益的负向影响。工业互联网供应商企业能够将数据技术能力转化为盈利手段,并辅之以研发人员投入、研发资本投入、政府补贴、IT基础设施等互补性投入,从而实现市值与利润的同步提升。为继续推动我国各类市场主体的数据开发利用,建议应注重提升企业数据技术能力,加大互补性投入,开发数据技术的应用场景和盈利模式,培育专业化的数据服务机构,推进数据要素市场机制及基础设施建设。

关键词:数据要素 数据技术能力 互补性投入 大数据专利

作者简介:陈楠,中国社会科学院数量经济与技术经济研究所副研究员,100732;
蔡跃洲(通讯作者),中国社会科学院数量经济与技术经济研究所数字经济研究室主任、研究员、博士生导师,100732;
马文君,国家工业信息安全发展研究中心工程师,100040。

中图分类号:F062.4 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-8102(2024)01-0106-18

一、引言

2010年以来,随着互联网(物联网)、云计算、人工智能等新一代信息技术的大规模商业化应用,数据资源规模快速增长,以数据为支撑的数字经济新模式、新业态大量涌现,数据作为关键生产要素的重要地位和价值创造潜力为社会各界广泛认同。建立健全与数据要素相关的体制机制,

* 基金项目:国家自然科学基金重大项目“宏观大数据建模和预测研究”(71991475);国家自然科学基金应急管理项目“数据要素总量测算、结构分析与统计体系研究”(72241435);“中国社会科学院经济大数据与政策评估实验室”(2024SYZH004)。作者感谢匿名审稿专家的宝贵意见,文责自负。陈楠电子邮箱:chennan@cass.org.cn。

发挥数据要素对数字经济的支撑作用已上升为国家战略。2019 年 10 月,党的十九届四中全会通过《中共中央关于坚持和完善中国特色社会主义制度 推进国家治理体系和治理能力现代化若干重大问题的决定》,提出要健全劳动、资本、土地、知识、技术、管理、数据等生产要素由市场评价贡献、按贡献决定报酬的机制,正式确立了数据的生产要素地位。2022 年 1 月,国务院印发《“十四五”数字经济发展规划》,明确应强化高质量数据要素供给、加快数据要素市场化流通、创新数据要素开发利用机制,从而充分发挥数据要素作用。2022 年 12 月,《中共中央 国务院关于构建数据基础制度更好发挥数据要素作用的意见》正式对外发布,从数据产权、流通交易、收益分配、安全治理等方面,为数据要素的开发利用提供了基础制度和指导原则,旨在充分发挥我国海量数据规模和丰富应用场景等优势,激发数据要素的价值创造潜力,增强数字经济发展新动能。

然而,从企业特别是制造业企业的数字化转型实践来看,围绕数据资源的开发利用以及数据要素价值的挖掘和释放仍面临许多实际的困难和挑战。数据资源能否真正转化为数据要素,其核心在于企业是否具有相应的数据技术能力,从原始数据中提炼出有效信息并将其应用于企业生产运营各环节;而相关技术能力形成后,企业能否借助数据要素实现效率提升和利润增长仍存在不确定性,受到企业内部资本、技术、管理、人员等各方面配套和外部环境的诸多限制。为此,本文拟在文献梳理和机制分析的基础上,使用与数据采集、分析和应用相关的企业专利统计量,构建数据专利强度变量,用以表征微观企业的数据技术能力,分析其对上市企业市值和利润的整体影响及行业异质性特征,并探索企业利用数据技术能力提升利润的实现路径,从实证层面为有效利用数据资源、支撑数字经济高质量发展提供参考。本文后续内容安排如下:第二部分,梳理数据要素、企业数据技术能力及其影响的相关研究,在总结已有研究内容和结论的基础上,提出本文的研究思路及边际贡献;第三部分,构建本文使用的变量与模型,介绍实证分析思路;第四部分,分析企业数据技术能力对市值和利润的整体影响,并对关键变量的内生性问题进行处理检验;第五部分,分析企业数据技术能力所产生的行业异质性影响,并以工业互联网供应商企业为子样本,探索分析企业凭借数据技术能力实现利润提升的具体机制;第六部分,研究结论与政策建议。

二、文献综述与研究思路

(一)数据要素与企业数据技术能力

伴随新一代信息技术的快速发展和渗透应用,数据的采集、存储、加工和使用成本大幅降低,数据资源的类型和规模快速扩张,数据产品和服务的质量不断提升,由此使得数据具备低成本、大规模可得、广泛使用等前提条件,逐步成为数字经济时代的关键生产要素(李海舰、赵丽,2021;Yan 和 Haksar,2019)。区别于土地、劳动、资本等传统要素,数据具有非竞争性、部分排他性、外部性、即时性等独特的技术—经济特征,可以通过宏观价值创造、微观效率提升、研发创新促进等多重影响机制,在经济社会运行中发挥积极作用(蔡跃洲、马文君,2021)。

已有理论研究大多支持数据对经济增长、价值创造的促进作用。部分学者将数据视为新型要素,与劳动、资本等传统要素共同作为生产投入,构建生产函数,刻画数据促进经济增长的影响机制(蔡继明等,2022;徐翔、赵墨非,2020;Jones 和 Tonetti,2020)。也有学者认为(原始)数据作为信息的数字化载体,很难直接参与生产活动,数据的价值创造机制更多依靠其信息属性,通过指导经济物品的生产过程,提升生产运营效率,间接促进经济增长(冯科,2022;Eeckhout 和 Veldkamp, 2022;Farboodi 和 Veldkamp,2020)。然而,在实践层面,数据资源仅具有潜在价值,要转化为真正的

生产要素,在生产经营和价值创造中发挥重要支撑作用,至少需要相关企业具备以大数据分析为核心的一系列数据技术能力,以快速提取有效信息,作为数据参与生产经营的基础条件(谢康等, 2020)。因此,本文将数据技术能力定义为企业将原始数据资源转化为参与价值创造的生产要素(数据要素)的技术能力,重点关注企业数据技术能力对市值和利润的影响效果与机制。

(二)企业数据技术能力对市值和利润的影响

如何充分调动市场主体积极性、推动数据开发利用,对挖掘数据的价值创造潜力、切实发挥数据的生产要素作用至关重要。已有研究表明,企业在数据采集、存储、分析和使用等方面开展了丰富的实践,并对绩效表现产生了一定的提升效应。首先,在市值表现方面,已有研究和实践表明,企业数据资源积累和数据技术提升有助于提高投资市场信心。苹果、微软、亚马逊、脸书等大型科技企业所拥有的海量数据资源和相关技术能力已经成为其重要资产,为投资者评估未来收入提供了重要的新指标,能够有效提升市场预期,实现企业市值提升(张叶青等, 2021; Birch 等, 2021; OECD, 2019)。其次,在企业盈利和其他绩效指标方面,已有研究尝试使用调查问卷、IT 投入等变量,分析企业数据资源、数据能力等对企业销售收入、利润水平、生产效率的影响(Ferraris 等, 2019; Müller 等, 2018)。相关研究验证了企业数据技术能力对单一指标的提升作用,但缺乏对企业市值和利润的系统性评估。

(三)企业数据技术能力与互补性投入

数据技术能力仅仅是数据资源转化为数据要素、实现价值创造的基本前提,越来越多的研究发现企业需要在行业场景挖掘、技术配套能力提升等方面进行互补性投入,不断挖掘和释放数据要素的价值创造潜力。在行业层面,不同行业在应用场景、业务痛点、技术积累等方面存在较大差异。现阶段,金融保险和电子商务是数据资源、数据技术能力应用较为成熟的领域,基于个人信息(数据)的智能投顾、信贷风险评估、精准营销等商业模式已经得到了较为充分的市场验证(许宪春、王洋, 2021; Li 等, 2017)。与之相比,以制造业为代表的工业部门尽管积累了大量原始数据资源,但围绕工业数据的开发利用还面临原始数据结构复杂、数据分析门槛高、数据安全难保障等问题,能够转化为实际收益的数据应用场景非常有限(王晨等, 2018; 李燕, 2019)。在企业层面,为保证数据技术能力的发挥,需要不断提升其前沿技术水平和整体研发能力,并从人员配置、组织管理等方面进行适应性调整。多项研究结果显示,企业对信息技术、数据整合技术及其他前沿技术的使用与企业数据开发利用之间存在显著的相关性(Brynjolfsson 等, 2011; Tambe 和 Hitt, 2011)。同时,去中心化决策机制、员工数字技能、数据驱动决策的企业文化等因素都有利于企业更加高效地开发利用数据资源(Bresnahan 等, 2002; Brynjolfsson 等, 2019; Tambe, 2014)。

(四)文献评述与本文研究思路

已有研究从理论层面明确了数据的关键生产要素地位及属性特征,通过数理建模等方法,刻画了数据参与价值创造、促进效率提升等理论机制。部分文献已经注意到数据资源与数据要素之间的区别,但围绕二者的辨析及资源向要素的转化,以及微观企业的数据技术能力、互补性投入所发挥的作用等关键问题并未进行明确辨析和梳理。在实证层面,已有研究使用问卷调查、企业年报、IT 投入等构建企业数据要素、数据能力变量,检验其对绩效表现的影响。上述变量与数据技术能力之间存在较大偏差,且受企业主观因素影响严重,很难准确地反映企业数据技术能力的真实水平。在被解释变量的选择方面,已有文献大多以企业市值表现和全要素生产率为研究对象,专门针对企业利润及其他财务表现,或对市值和财务影响进行系统性分析的研究还非常有限。

针对已有研究的空白与不足,本文聚焦企业数据技术能力,构建企业数据专利强度变量,按照图1的研究思路,分析企业数据技术能力对其市值和利润的整体影响与行业异质性特征,识别企业利用数据技术能力实现盈利的前提条件,并检验其对企业利润的影响机制。我们认为,企业数据技术能力对其市值和利润的影响效果与机制不尽相同,需要开展更为系统的分析检验,以引导企业有效利用数据要素,更好地实现经济效益。就企业市值而言,数据技术能力对上市企业的市值提升效应更为直接。在全球数字技术广泛应用、主要经济体陆续出台数据要素战略规划的背景下,投资市场对拥有数据资源和相关技术能力的企业持有更加积极的预期,由此带来企业市值的显著提升。与之相比,数据技术能力对企业利润的影响面临更多的不确定性。虽然数据技术能力可以帮助企业实现(原始)数据资源向(数据)生产要素的转化,形成数据在微观层面参与生产、创造价值的基础和支撑,但是将数据技术能力转化为实际的营收和利润,还需要企业积极开发数据应用场景、探索数据盈利模式,并不断优化完善相应互补性投入。我们将通过分析工业互联网供应商企业子样本,探索企业凭借数据技术能力提升利润的实现路径。

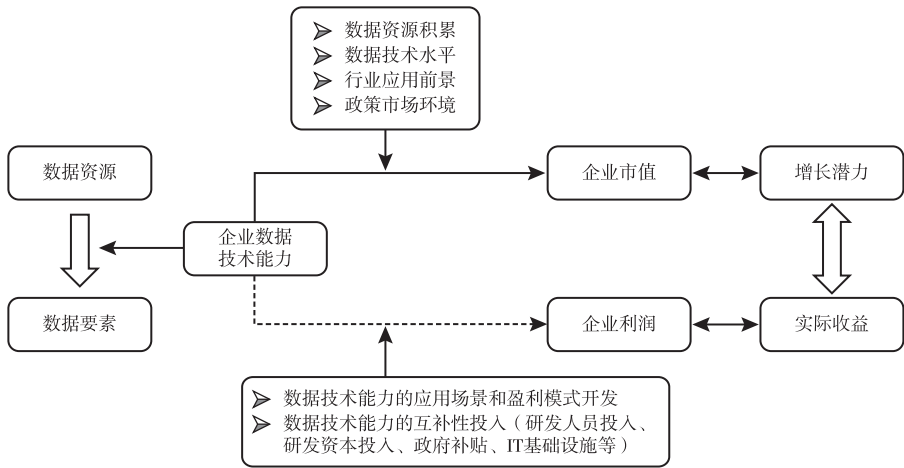


图1 企业数据技术能力对市值和利润影响的研究思路

本文希望从以下几个方面对相关领域的研究进行补充和创新。一是明确区分数据资源、数据要素、数据技术能力等概念。数据资源是企业掌握的尚未经过加工提炼的原始数据;数据要素是指能够直接用于生产运营各环节、发挥生产要素作用的数据信息;而企业的数据技术能力则是实现原始数据资源转化为生产要素(数据要素)的技术支撑和关键所在。二是使用大数据相关专利统计量构建企业数据技术能力变量,对数字经济相关实证研究形成有益补充。本文使用与数据存储、管理、分析、应用直接相关的专利统计量构建核心解释变量,可以更为客观、准确地反映企业数据技术能力的发展水平。三是区分数据技术能力对企业市值和利润的影响,并检验相关影响的行业异质性。本文将对对比分析数据技术能力对企业市值和利润的影响结果,并进一步探讨其对工业企业、金融和批发零售企业、专业服务企业的异质性影响。四是通过分析数据技术能力及其互补性投入对企业利润的影响路径,为企业将数据技术能力转化为盈利能力提供参考借鉴。在分析检验数据技术能力对上市企业全样本的整体影响后,挑选出有可能依靠数据技术能力实现利润的企业子样本,分析数据技术能力及相关互补性投入对子样本企业的影响效果与机制。

三、研究设计

(一) 样本选择与数据来源

本文以 2010—2019 年我国 A 股上市企业为研究样本,使用与企业数据技术能力相关的专利申请量和授权量构建核心解释变量。将专利数据与公司财务数据进行匹配后,获得 3737 家上市企业作为初始样本,共计 28034 个企业一年度观测值。本文使用的专利数据来源于国家知识产权局专利数据库,上市企业财务数据来源于万得数据库(Wind)和国泰安金融数据库(CSMAR)。

(二) 变量构建

1. 核心解释变量

本文将数据技术能力定义为企业将原始数据资源转化为参与价值创造的生产要素(数据要素)的技术能力。在中汽知识产权投资运营中心^①的数据服务支持下,我们从国家知识产权局专利数据库中选取了与数据要素开发利用直接相关的专利申请量和授权量作为企业数据技术能力的衡量指标。本文采用国际专利分类(International Patent Classification, IPC)与关键词检索相结合的方法,共选取了 7 项专利,分别为云计算、大数据、机器学习、深度学习、知识图谱、计算机视觉、自然语言处理。其中,云计算和大数据专利能够反映企业在数据存储与管理方面的技术能力;机器学习、深度学习、知识图谱、计算机视觉、自然语言处理专利则反映了企业在数据分析与应用方面的技术能力。在后续实证分析中,上述 7 项专利统计量将加总形成大数据专利变量,用于表征企业在大数据存储、管理、分析、应用等方面的综合技术能力。

在获得专利原始数据的基础上,本文借鉴 Treffer 和 Sun(2022)对人工智能技术专利数据的处理方式,计算企业自 2010 年以来的数据专利申请和授权累计数量,获得数据专利申请和授权存量;计算专利申请和授权存量与当年总资产之比,所得结果加 1 后取自然对数,从而获得该企业当年数据专利申请强度($data1$)和数据专利授权强度($data2$)。^②

需要进一步指出的是,本文使用的企业数据专利强度变量仅能反映企业通过自身研发投入和实践积累而形成的数据技术能力,无法覆盖企业通过外部采购或合作等形式所获得的数据技术及相关服务。因此,后续实证研究更多关注我国上市企业基于研发投入和实践积累所获得的数据技术能力如何影响其市值和财务表现,并针对技术自用和技术他用等不同情景,进一步分析企业数据技术的影响效果与机制。

2. 被解释变量

为分析检验数据技术能力与企业绩效之间的关系,本文构建了以下两类被解释变量,分别表征上市企业在金融市场和财务收益两个方面的绩效表现。

(1) 企业市值($Intobin$)。按照公式(流通股市值 + 非流通股股份数 × 每股净资产 + 负债账面值)/总资产,计算企业托宾 Q 值并取自然对数,用于衡量上市企业的金融市场价值。

(2) 企业利润($lnprofit$)。选取上市企业利润总额并取自然对数,用于表征企业利润水平。同时,

① 中汽知识产权投资运营中心是一家从事专利数据分析的专业机构,课题组向其购买了数据服务。

② 本文参考已有文献的专利数据处理方法,将专利数量加 1 后取自然对数,以保留更多有效样本。由于企业数据技术能力、数据要素管理和利用能力属于前沿技术范畴,在本文的样本期内,较大比例的上市企业没有申请或授权数据技术专利,如果直接对专利统计量取自然对数,会造成大量有效样本的损失。

在稳健性检验部分,使用企业营业收入年增长率(*growth*)和总资产净利润率(*ROA*)替换企业利润变量,检验数据专利强度对企业营业收入、盈利效率等其他财务指标的影响。而在对企业市值进行回归时,企业利润和总资产净利润率将被作为控制变量加入回归模型。

3. 控制变量

为控制企业自身特征、经营环境等非数据技术能力因素对上市企业市值和利润的影响,本文参考相关领域已有研究从上市企业的基本信息、资金结构、管理制度、研发投入、政策扶持等方面构建如下控制变量。其中,上市企业的基本信息变量包括企业规模(*size*)、存续年限(*firmage*)、国有企业(*SOE*);资金结构变量包括资产负债率(*lev*)、现金流比率(*cashflow*);管理制度变量包括董事人数(*board*)、股权集中度(*top1*)、股权制衡度(*balance*)、独立董事占比(*indep*);研发投入变量包括研发人员投入(*lnrdps*)、研发资本投入(*lnrdspd*);政策扶持变量即政府补贴(*lngovsub*)。同时,回归模型中还将加入行业、年份、省份虚拟变量,控制影响企业绩效的行业、年份、省份变化趋势。

上述变量的描述性统计特征汇总于表1。后续工具变量回归、处理效应回归、机制检验部分使用的工具变量(*data1iv*、*data2iv*)、虚拟变量(*dt1*、*dt2*)、IT基础设施(*lninfra*)变量也在此统一列示。

表 1 变量描述性统计特征

类型	变量	定义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
核心解释变量	<i>data1</i>	数据专利申请强度	28034	0.620	1.380	0	8.680
	<i>data2</i>	数据专利授权强度	28034	0.460	1.130	0	8.040
被解释变量	<i>lntobin</i>	企业市值	27311	0.580	0.490	-0.130	2.260
	<i>lnprofit</i>	企业利润	25391	19.01	1.600	15.22	23.77
	<i>growth</i>	营业收入年增长率	26304	0.200	0.540	-0.620	3.890
	<i>ROA</i>	总资产净利润率	28034	0.0400	0.0700	-0.260	0.220
控制变量	<i>size</i>	企业规模	28034	22.14	1.510	13.76	31.04
	<i>firmage</i>	存续年限	28034	2.820	0.380	0	4.130
	<i>SOE</i>	国有企业	28034	0.360	0.480	0	1
	<i>lev</i>	资产负债率	28034	0.430	0.220	0.0500	0.960
	<i>cashflow</i>	现金流比率	28034	0.0400	0.0700	-0.200	0.240
	<i>board</i>	董事人数	27999	2.140	0.210	1.100	3.040
	<i>top1</i>	股权集中度	28034	0.350	0.150	0	0.900
	<i>balance</i>	股权制衡度	28034	0.740	0.630	0	4
	<i>indep</i>	独立董事占比	27999	0.370	0.0600	0.100	0.800
	<i>lnrdps</i>	研发人员投入	13674	5.450	1.280	0	10.65
	<i>lnrdspd</i>	研发资本投入	21482	17.64	1.610	0	25.03
	<i>lngovsub</i>	政府补贴	28034	15.47	3.810	0	20.37
补充变量	<i>data1iv</i>	数据专利申请强度工具变量	24291	0.0500	0.110	0	0.960
	<i>data2iv</i>	数据专利授权强度工具变量	24291	0.0200	0.0600	0	0.510
	<i>dt1</i>	数据专利申请虚拟变量	28034	0.240	0.430	0	1
	<i>dt2</i>	数据专利授权虚拟变量	28034	0.190	0.390	0	1
	<i>lninfra</i>	IT基础设施	500	7.140	0.850	4.290	8.930

注:(1)为排除极端值影响,本文已对金额变量按照上下1%的水平进行了缩尾处理;(2)变量构建过程未列示,留存备案。

(三)模型设定

本文首先考察数据专利强度与上市企业市值表现之间的关系,建立如下公式:

$$MV_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Patent_{it} + \sum_{j=2}^n \alpha_j Control_{it}^j + Year_t + Province_p + Industry_q + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, MV_{it} 表示*i*企业*t*年的市值表现,在回归分析中使用 $Intobin_{it}$ 作为被解释变量。 $Patent_{it}$ 表示*i*企业*t*年的数据专利强度,在回归分析中被替换为 $data1_{it}$ 、 $data2_{it}$ 两项核心解释变量。 $Control_{it}^j$ 、 $Year_t$ 、 $Province_p$ 、 $Industry_q$ 分别为影响企业市值表现的其他控制变量、年份虚拟变量、省份虚拟变量、行业虚拟变量, ε_{it} 为误差项。 α_1 和 α_j 是待估参数, α_1 是本文关注的参数,表示数据专利强度对企业市值表现的影响方向和程度。

针对数据专利强度与企业财务表现之间的关系,建立如下公式:

$$FP_{it} = \beta_0 + \beta_1 Patent_{it} + \sum_{j=2}^n \beta_j Control_{it}^j + Year_t + Province_p + Industry_q + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, FP_{it} 表示*i*企业*t*年的财务表现,在回归分析中使用 $lnprofit_{it}$ 作为主要的被解释变量,在稳健性检验中被替换为 $growth_{it}$ 和 ROA_{it} 。 $Patent_{it}$ 表示*i*企业*t*年的数据专利强度,具体设定与式(1)相同。加入影响企业财务表现的其他控制变量 $Control_{it}^j$,年份、省份、行业虚拟变量的设定与式(1)相同。 β_1 是本文关注的参数,表示数据专利强度对企业财务表现的影响方向和程度。

针对数据专利强度对企业利润的影响机制,在式(2)的基础上加入调节变量,以及调节变量与核心解释变量的交互项,建立如下公式:

$$FP_{it} = \beta_0 + \beta_1 Patent_{it} + \beta_2 Moderator_{it} + \beta_3 Patent_{it} \times Moderator_{it} + \sum_{j=4}^n \beta_j Control_{it}^j + Year_t + Province_p + Industry_q + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

本文主要关注的调节变量包括企业自身的研发人员投入和研发资本投入水平、企业获得的政府补贴程度,以及IT基础设施发展水平。因此,在保持式(2)其他设定不变的基础上,将调节变量 $Moderator_{it}$ 替换为研发人员投入和研发资本投入、政府补贴、IT基础设施变量,通过回归系数 β_3 分析判断数据专利强度对企业利润的影响机制。

四、企业数据技术能力对市值和利润的影响分析

本部分以2010—2019年3737家企业面板数据为初始样本,分析检验数据技术能力对上市企业市值和利润的影响,并对基准回归结果进行稳健性检验和内生性处理。

(一)数据技术能力与企业绩效的基准回归

针对数据技术能力与企业市值之间的相关性,本文按照式(1)采用多维固定效应模型进行回归,控制年份、省份、行业固定效应,并使用企业层面聚类稳健标准误。共构建6个子模型,相关结果汇总于表2。模型1和模型2分别使用数据专利申请强度和数据专利授权强度进行了单变量回归;模型3至模型6加入不同的控制变量进行回归,其中模型5和模型6使用的研发人员投入、研发资本投入、政府补贴等变量由于缺失值较多且没有带来 R^2 的提升,因此不纳入后续相关回归模型。数据专利强度在6个子模型中均显著为正,表明数据专利强度与企业市值之间存在显著且稳健的正相关关系。在本文实证模型设定下,保持其他条件不变,企业的数据技术能力可以对其市值产生显著的提升效应。

表 2 数据技术能力与企业市值的回归结果

变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6
	Intobin	Intobin	Intobin	Intobin	Intobin	Intobin
data1	0.0256 *** (5.61)		0.0176 *** (5.15)		0.0159 *** (4.34)	
data2		0.0283 *** (5.39)		0.0184 *** (4.53)		0.0146 *** (3.39)
lnprofit			-0.0276 *** (-3.71)	-0.0278 *** (-3.75)	-0.0205 ** (-2.28)	-0.0210 ** (-2.33)
ROA			3.195 *** (16.21)	3.205 *** (16.25)	2.612 *** (10.78)	2.622 *** (10.82)
size			-0.141 *** (-13.96)	-0.141 *** (-13.96)	-0.149 *** (-12.27)	-0.150 *** (-12.37)
firmage			0.0744 *** (5.88)	0.0733 *** (5.79)	0.0362 ** (2.07)	0.0343 ** (1.96)
SOE			0.0326 *** (2.81)	0.0331 *** (2.85)	0.0358 ** (2.45)	0.0366 ** (2.50)
lev			0.128 *** (4.34)	0.128 *** (4.36)	-0.0804 ** (-2.21)	-0.0790 ** (-2.17)
cashflow			0.335 *** (7.33)	0.332 *** (7.26)	0.328 *** (4.68)	0.323 *** (4.59)
top1			-0.403 *** (-9.85)	-0.402 *** (-9.83)	-0.329 *** (-6.24)	-0.328 *** (-6.22)
balance			-0.0788 *** (-8.69)	-0.0785 *** (-8.64)	-0.0656 *** (-6.15)	-0.0653 *** (-6.10)
indep			0.263 *** (3.87)	0.264 *** (3.88)	0.204 ** (2.45)	0.205 ** (2.47)
lnrdps					0.0244 *** (3.42)	0.0259 *** (3.62)
lnrdspd					0.00383 (0.62)	0.00435 (0.70)
lngovsub					-0.00213 (-1.07)	-0.00201 (-1.01)
观测值	27311	27311	24758	24758	12002	12002
调整后的 R ²	0.219	0.219	0.504	0.504	0.500	0.499
年份、省份、 行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
聚类稳健标准误	是	是	是	是	是	是

注：(1)括号内为 t 值；(2) *、** 和 *** 分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平下显著；(3)使用 Stata 软件 reghdfe 命令进行回归操作。下同。

针对数据技术能力与企业利润之间的相关性,以式(2)为基础构建6个子模型进行回归,同样使用了年份、省份、行业固定效应和企业层面聚类稳健标准误,相关结果汇总于表3。数据专利强度在6个模型中的回归系数均显著为负,表明数据技术能力与企业利润之间存在显著的负相关关系。因此,在本文实证模型设定下,企业数据技术能力没有产生显著的利润提升效应,即企业围绕数据开展的生产经营活动和投入难以实现稳定的财务收益。

表 3 数据技术能力与企业利润的回归结果

变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6
	lnprofit	lnprofit	lnprofit	lnprofit	lnprofit	lnprofit
data1	-0.0671 *** (- 4.17)		-0.0397 *** (- 2.88)		-0.136 *** (- 13.81)	
data2		-0.0880 *** (- 4.84)		-0.0520 *** (- 3.33)		-0.153 *** (- 13.41)
firmage			-0.0330 (- 0.57)	-0.0322 (- 0.56)	0.201 *** (3.65)	0.214 *** (3.88)
SOE			0.412 *** (7.89)	0.412 *** (7.89)	0.154 *** (3.18)	0.155 *** (3.19)
lev			1.483 *** (13.87)	1.481 *** (13.84)	0.153 (1.44)	0.150 (1.41)
cashflow			5.166 *** (23.98)	5.164 *** (23.99)	4.862 *** (18.96)	4.876 *** (18.95)
top1			2.879 *** (15.97)	2.874 *** (15.94)	1.908 *** (11.31)	1.901 *** (11.27)
balance			0.513 *** (13.01)	0.512 *** (13.00)	0.290 *** (8.08)	0.289 *** (8.04)
indep			-0.0899 (- 0.27)	-0.0896 (- 0.27)	-0.403 (- 1.48)	-0.411 (- 1.50)
lnrdps					0.197 *** (5.55)	0.192 *** (5.40)
lnrdspd					0.348 *** (8.97)	0.348 *** (8.97)
lngovsub					0.0668 *** (9.51)	0.0671 *** (9.55)
观测值	25390	25390	25359	25359	12278	12278
调整后的 R ²	0.163	0.163	0.301	0.302	0.477	0.475
年份、省份、 行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
聚类稳健标准误	是	是	是	是	是	是

(二)稳健性检验与内生性处理

针对表 2 和表 3 的基准回归结果,我们通过对核心解释变量的滞后效应分析、替换被解释变

量等方式,进行稳健性检验。首先,技术专利的经济收益通常具有一定的滞后影响期,我们使用数据专利强度的滞后一期和滞后二期变量进行回归。滞后效应回归支持基准回归结果,即滞后一期和滞后二期的数据专利强度对企业市值具有显著的提升作用,而对企业利润造成负向影响。其次,由于数据技术能力对企业利润的负向影响有悖于直觉判断,我们使用企业营业收入年增长率(*growth*)和总资产净利润率(*ROA*)作为企业利润的替代指标,对基准回归结果进行进一步的稳健性检验,结果与基准回归结果一致,即数据技术能力尚未实现对上市企业财务收益的提升效应。^①

为有效控制反向因果和遗漏变量等造成的内生性问题,本文参考已有文献(Bartik, 2009; 易行健、周利, 2018)的做法,使用份额移动法构造 Bartik 变量进行工具变量回归,结果与基准回归一致,上市企业的数据专利强度对其市值具有提升作用,而对其利润造成了负向影响。同时,上市企业是否拥有大数据专利并非随机分布,企业自身特征可能对其是否申请或授权大数据相关专利产生影响,由此造成样本自选择问题,影响基准回归结果的可靠性。为此,本文使用处理效应回归,在控制由样本自选择带来的内生性问题的基础上,进一步判断企业数据技术能力与企业市值之间的关系。处理效应回归结果表明,在有效控制样本自选择造成的内生性问题后,回归结果稳健,依然支持数据技术能力对企业市值的正向影响。^②

由上述回归结果可知,数据专利虚拟变量与上市企业市值之间存在显著的正相关关系,而与其利润之间存在负相关关系。回归结果支持我们对企业数据技术能力的理论假设,即企业数据技术能力对市值和利润的影响效果存在较大差异,即使企业能够凭借数据资源、数据技术能力等获得市值提升,也未必能够将其转化为实际的利润收益。然而,若企业始终无法通过数据技术能力实现利润的提升,则可能反向影响长期的市场预期,不利于技术创新和数字经济高质量发展。就微观企业而言,数据技术能力的提升需要较高的研发资本和研发人员投入,如果相关投入难以给企业带来利润提升等切实收益,则企业缺乏投资动力,会阻碍微观层面数据资源的开发利用。就金融投资市场而言,如果数据要素投入与数据技术能力提升始终无法实现稳健的利润提升,也有可能反过来影响市场预期,造成市场对大数据相关企业和行业的信心转弱,对相关技术创新和应用造成不利影响。因此,有必要围绕企业数据技术能力对市值和利润的影响进行更加深入的检验与分析,探索企业凭借数据技术能力实现利润收益的可行路径。

五、企业数据技术能力对市值和利润的行业异质性影响与机制分析

在明确了数据技术能力对上市企业市值和利润的整体影响后,本部分从初始样本中挑选了工业企业、金融和批发零售企业、专业服务企业三类行业子样本进行分组回归,分析对比数据技术能力对不同行业产生的异质性影响。随后,构建了工业互联网供应商企业子样本,就数据技术能力对利润的影响机制进行更为详尽的讨论。

(一)企业数据技术能力对市值和利润的行业异质性影响

1. 行业子样本构建

我们对数据专利授权在不同行业门类的分布情况进行了分析,发现数据专利主要集中在制造

① 限于篇幅,正文未报告稳健性检验回归结果,留存备案。

② 限于篇幅,正文未报告工具变量和处理效应回归的变量构建过程及回归结果,留存备案。

业与信息传输、软件和信息技术服务业。为展示和分析数据技术能力所产生的行业异质性影响,我们选取了数据专利分布较为集中的行业,构建了以下三类子样本。

(1)工业企业子样本:包括制造业、建筑业、采矿业以及电力、热力、燃气及水生产和供应业四类,用于分析工业类数据资源及相关技术能力对企业绩效的影响。(2)金融和批发零售企业子样本:包括金融业以及批发和零售业两类,用于分析以个人行为数据为主体的数据资源及相关技术能力对企业绩效的影响。(3)专业服务企业子样本:包括信息传输、软件和信息技术服务业以及科学研究和技术服务业两类,该类别企业对数据资源的开发利用,一方面可以提升自身价值,即实现数字产业化;另一方面可以通过提供数据分析等相关服务,赋能客户企业的价值创造过程,即实现产业数字化。

2. 分行业回归结果分析

表 4 展示了数据专利强度对三类行业企业市值和利润的影响。

表 4 数据技术能力与企业市值和利润的分行业回归结果

变量	工业企业		金融和批发零售企业		专业服务企业	
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6
	Intobin	lnprofit	Intobin	lnprofit	Intobin	lnprofit
data2	0. 0172 *** (6. 44)	- 0. 0206 *** (- 3. 23)	0. 199 *** (2. 99)	0. 0789 (0. 49)	0. 0204 *** (4. 42)	0. 00404 (0. 44)
观测值	17075	17447	773	787	2033	2112
调整后的 R ²	0. 440	0. 659	0. 661	0. 848	0. 486	0. 652
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份、省份、 行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
聚类稳健标准误	是	是	是	是	是	是

注:数据专利申请强度(data1)的回归系数、控制变量回归系数等完整结果未列示,留存备案。

分行业子样本回归结果基本符合预期,可以对数据技术能力的行业异质性影响做出如下判断。

第一,三类行业作为数据专利持有量领先、数据开发利用水平较高的行业类别,数据专利强度对上市企业市值均产生了显著的正向影响。在金融和批发零售企业类别中,数据专利申请强度没有对同期的企业市值产生显著影响,但使用其滞后一期和滞后二期变量回归后,数据专利申请强度的系数显著为正。考虑数据专利强度的滞后性影响后,数据技术能力对企业市值的提升效应依然稳健。

第二,数据专利强度对金融和批发零售企业的市值影响系数更大,相关企业的数据技术能力能够带来更为显著的市值提升效应。数据专利授权强度(data2)对工业企业、专业服务企业子样本的影响系数与总样本系数相近,而对金融和批发零售企业子样本的影响系数明显偏大。对模型 3 和模型 1、模型 3 和模型 5 的回归结果进行费舍尔组合检验(Fisher's Permutation Test),核心解释变量data2 组间系数的差异均在 1% 的水平下显著,上述判断依然成立,即金融和批发零售企业能够基于数据技术能力获得更为显著的市值提升。其原因可能在于金融和批发零售企业的数据开发利

用集中在以个人数据分析为主的金融征信、精准营销领域。针对个人数据的分析技术较为成熟,数据应用场景明确,数据应用的收益显著且已经过市场验证。因此,投资市场对金融和批发零售企业增长潜力的预期和信心更高。

第三,数据专利强度与工业企业利润之间存在显著的负相关关系,与另外两类企业的利润没有显著的相关性。尽管工业类数据具有产权明确、价值潜力大等特点,但依然面临应用场景不明确、生产制造和业务流程复杂等现实困境。因此,工业企业的数据技术能力难以实现直接的财务收益,巨大的前期投入甚至可能对利润造成负向影响。在另外两类企业子样本中,我们没有得到数据专利强度对企业利润的显著负向系数。特别是在专业服务企业子样本中,数据专利强度开始呈现正向影响趋势,基于自身数据技术能力的服务输出或许可以给企业带来利润提升。该结果为本文的后续机制分析提供了启发,我们将尝试筛选能够通过数据技术能力及相关服务输出实现利润提升的企业子样本。

(二)数据技术能力对工业互联网供应商企业的影响与机制分析

工业互联网是数字经济背景下产生的新业态、新模式,其业务核心在于围绕数据的采集、汇聚、分析和应用,为工业企业提供产品和服务,赋能传统产业转型升级。因此,本部分选取数据分析和应用能力较强、能够实现数据技术能力对外输出的工业互联网供应商企业构建子样本,以判断该类企业能否凭借数据技术能力实现利润的提升,并尝试分析其影响机制和路径。

1. 数据技术能力对工业互联网供应商企业的影响

基于表4的分行业回归结果可知,对于更加侧重技术产品和服务输出的专业服务企业而言,数据专利强度对企业利润的回归系数为正,尽管子样本回归系数没有满足统计推断要求,但可以据此做出合理推测,企业数据技术能力更有可能给专业服务企业带来利润提升。为了进一步验证上述判断,我们从总样本中选取数据技术能力较强、能够利用相关技术能力对外提供专业服务的工业互联网供应商企业,分析数据专利强度对其绩效表现的影响效果和机制。工业互联网以数字技术为主要支撑,基于工业大数据的采集、汇聚、分析服务,推动制造业等传统工业的数字化转型。其中,物联网是工业互联网业务架构的核心组成部分,而由传感器等物联网设备产生的生产运营数据则是工业大数据的核心来源(李燕,2019)。因此,为筛选出满足上述特征的工业互联网供应商企业,我们在企业经营范围^①中搜索包含关键词“工业互联网”“物联网”的上市企业,得到133个工业互联网供应商企业样本,在与企业金融数据进行匹配后,共获得2010—2019年120家企业844个观测值,以此作为机制检验部分的企业子样本。

按照式(1)和式(2)的设定,对工业互联网供应商企业子样本进行回归。表5展示的回归结果表明,数据专利强度对企业市值和利润都产生了显著的正向影响;滞后一期的系数依然显著为正,即数据技术收益存在滞后效应。子样本分析结果表明,在工业互联网领域,企业可以通过数据技术能力的对外输出,实现市值和利润的共同提升。该结果与其他行业存在巨大差异,其原因可能在于:一是工业互联网供应商企业不仅具备较强的数据技术能力,而且能够将其转化为产品和服务进行对外输出,从而化解了市值回报和财务收益之间的矛盾;二是相较于其他专业服务企业而言,工业互联网供应商企业的业务核心是对数据进行采集、处理、分析和应用,因此企业数据技术能力与其利润之间的关系更为直接。

① 企业经营范围文本来自和讯网上市公司数据。

表 5 数据技术能力与工业互联网供应商企业市值和利润的回归结果

变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6	模型 7	模型 8
	Intobin	Intobin	Intobin	Intobin	lnprofit	lnprofit	lnprofit	lnprofit
data1	0. 0195 ** (2. 55)				0. 0826 *** (5. 05)			
data2		0. 0167 * (1. 96)				0. 0818 *** (4. 24)		
L. data1			0. 0217 *** (2. 71)				0. 0855 *** (4. 63)	
L. data2				0. 0188 ** (2. 08)				0. 0946 *** (4. 30)
观测值	737	737	622	622	766	766	648	648
调整后的 R ²	0. 575	0. 573	0. 617	0. 615	0. 751	0. 748	0. 749	0. 748
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份、省份、行业 固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
聚类稳健标准误	是	是	是	是	是	是	是	是

注:控制变量回归系数等完整结果未列示,留存备案。

2. 数据技术能力及其互补性投入对企业利润的影响机制

为进一步分析工业互联网供应商企业如何基于数据技术能力提升利润,本部分聚焦数据专利强度与企业利润之间的相关性,通过在回归模型中加入与数据技术能力形成互补关系的配套投入/条件作为调节变量,分析检验数据技术能力对工业互联网供应商企业利润的影响机制。根据式(3)的设定,本文选取工业互联网供应商企业的研发人员投入、研发资本投入、政府补贴和 IT 基础设施 4 个调节变量。其中,新增的 IT 基础设施(lninfra)变量选取上市企业所在城市 2014—2019 年的 4G 和 5G 基站数量累计值并取自然对数,用于表征当地通信基础设施发展水平。同时,为了保证主要解释变量回归系数与表 5 可比,本文参照 Balli 和 Sørensen(2013)的处理办法,对核心解释变量和调节变量进行中心化处理,再生成交互项加入回归模型。表 6 列示了机制检验的回归结果。

表 6 数据技术能力与企业利润的机制检验回归结果

变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
	研发人员投入	研发资本投入	政府补贴	IT 基础设施
	lnprofit	lnprofit	lnprofit	lnprofit
data1	0. 0719 *** (2. 93)	0. 0476 *** (2. 88)	0. 0517 *** (2. 66)	0. 0846 *** (3. 87)
lnrdps	0. 200 *** (2. 74)			
c. data1 × c. lnrdps	0. 0304 * (1. 68)			
lnrdspd		0. 375 *** (6. 81)		

续表 6

变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
	研发人员投入	研发资本投入	政府补贴	IT 基础设施
	<i>lnprofit</i>	<i>lnprofit</i>	<i>lnprofit</i>	<i>lnprofit</i>
<i>c. data1</i> × <i>c. lnrdspl</i>		0. 0284 ** (2. 53)		
<i>lngovsub</i>			0. 0591 *** (2. 88)	
<i>c. data1</i> × <i>c. lngovsub</i>			0. 0293 *** (3. 21)	
<i>lninfra</i>				0. 0868 (1. 14)
<i>c. data1</i> × <i>c. lninfra</i>				0. 104 *** (4. 38)
观测值	438	673	766	440
调整后的 R ²	0. 752	0. 786	0. 761	0. 715
控制变量	控制	控制	控制	控制
年份、省份、行业 固定效应	控制	控制	控制	控制
聚类稳健标准误	是	是	是	是

注：(1)数据专利授权强度(*data2*)的回归系数、控制变量回归系数等完整结果未列示,留存备案。

第一,企业在研发创新领域的投入有助于实现数据专利强度对企业利润的提升效应。模型 1 和模型 2 使用上市企业的研发人员投入(*lnrdps*)和研发资本投入(*lnrdspd*)作为调节变量,结果表明研发投入及其与数据专利强度交互项的系数均显著为正。企业在研发创新领域的投入有助于企业实现在组织管理、人力资本、业务流程等方面的改进和完善,提升企业对新技术的适应能力,加速实现企业数据技术能力的商业转化,提升企业利润。

第二,政府补贴能够为企业 提供资金支持,更好地实现数据技术能力对企业利润的提升效应。模型 3 的回归结果表明,数据专利强度与政府补贴交互项的系数显著为正,即随着企业获得政府补贴金额的增加,企业凭借数据技术能力所获得的利润提升效应将逐步增强。近年来,我国政府高度重视制造业等传统产业的数字化转型,更是将工业互联网、智能制造等领域作为重点战略发展方向,国家和地方积极出台产业政策,并为工业互联网建设项目、制造业企业“5G+工业互联网”技术改造项目等提供补贴支持。相关政策引导和补贴支持不仅能够有效引导工业企业的数字化发展方向,而且可以为工业互联网供应商等创新驱动型企业提供财政资金支持,缓解企业在技术创新初期的资金压力。

第三,IT 基础设施为工业互联网供应商企业提供了数据开发利用的基础条件,有助于实现数据技术能力对企业利润的正向影响。4G 和 5G 移动通信技术是数字经济时代的新型基础设施,特别是 5G 无线通信技术,凭借其更高的速率、更低的时延、更多的连接数、更快的移动速率、更高的安全性以及更灵活的业务部署能力,为工业互联网的发展提供了基础性条件。模型 4 的回归结果

表明,IT 基础设施与数据专利强度交互项的系数显著为正,企业所处环境的 IT 基础设施对其数据开发利用、数据技术能力以及相应经济产出具有显著的正向影响。当 IT 基础设施水平较高时,工业互联网供应商企业的数据技术能力更有可能提升企业利润。

六、结论与建议

本文使用云计算、大数据、机器学习、深度学习、知识图谱、计算机视觉、自然语言处理共 7 项相关专利统计量构建了数据专利强度变量,作为企业数据技术能力的测度指标。在与我国 A 股上市企业的财务数据匹配后,就企业数据技术能力对市值和利润的影响进行实证分析,并对数据技术能力的行业影响异质性、数据技术能力及其互补性投入对企业利润的影响机制进行了细致分析。基于本文研究内容和结果,可以就数据技术能力对我国上市企业绩效表现的影响做出如下判断。(1)数据技术能力有助于提升上市企业的市值,对金融和批发零售企业的提升效应更为明显。大数据专利的申请和持有,能够反映出企业拥有较高的数据资源积累水平、较强的数据技术能力以及较好的数字化发展方向,向金融市场释放积极信号,提升投资者对企业增长潜力的预期和信心,从而实现市值提升。金融和批发零售企业主要围绕个人数据进行采集、分析和应用,数据应用场景明确、业务模式成熟,更容易增强投资者对市场的信心,市值提升效应也更为明显。(2)对于大多数企业而言,仅仅依靠数据技术能力,难以将数据资源的潜在价值转化为实际的利润。上市企业全样本和工业企业子样本回归分析表明,数据专利强度与企业利润之间存在显著的负相关关系。企业在应用场景、组织机构、人力资本等方面的技术互补性条件不完善,可能对其利润造成负面影响。制造业等工业企业的生产业务流程更为复杂,相关互补性投入识别和适应性调整难度更大、时间更长,因而受到了显著的负向影响。(3)工业互联网供应商企业能够将数据技术能力转化为盈利手段,实现市值与利润的同步提升。数据专利强度在多个模型中对工业互联网供应商企业的市值和利润产生了积极影响,滞后变量回归结果依然显著为正。进一步的机制检验结果表明,企业研发人员投入、研发资本投入、政府补贴、IT 基础设施等互补性投入/条件,有助于工业互联网供应商企业基于其数据技术能力实现利润的提升。

为继续推进我国各类市场主体的数据开发利用,充分发挥数据要素对建设网络强国、数字中国的积极作用,本文提出如下政策建议。

第一,注重培育企业数据技术能力和加大互补性投入,平衡好企业短期收益与长期发展之间的关系。现阶段,尽管数据要素的交易流通和开发利用受到各界高度关注,但各类市场主体围绕数据的采集、存储、分析和应用还处于初期探索阶段,应用场景和收益回报不明确,多数企业还难以实现基于数据资源和技术能力的利润。因此,相关企业既要明确数据的关键生产要素地位及其长期价值创造潜力,又要对新技术、新模式、新业态的发展阶段和初期回报持有正确预期。重视企业数据技术能力的培育,引导企业加大在组织管理、人员配置、业务流程等方面的互补性投入,切实提升企业将数据资源转化为数据要素的技术能力和长期发展潜力。

第二,开发数据要素、数据技术能力的应用场景和盈利模式,积极探索将企业技术能力转化为盈利手段。原始数据的积累和汇集、数据技术能力的培育、技术互补性条件的投入是开发利用数据要素的前提条件和技术支撑。本文实证结果表明,基于数据技术能力的利润提升效应,需要企业主动挖掘数据应用场景、开发数据产品和服务,积极将相关技术能力转化为可以对外输出的业务模式和盈利手段。通过提升与数据要素相关的经济收益,化解企业在数据要素战略规划、投资

决策等方面面临的约束和困境,进一步提升金融投资市场对大数据产业的预期和信心,确保我国大数据产业的技术创新趋势和数字经济的长期发展潜力。

第三,加快培育各类专业化的数据中介服务机构,借助第三方机构和平台,挖掘和释放传统产业数据要素的潜在价值。与工业互联网等数字经济新业态相比,制造业等传统企业积累了海量丰富的原始数据资源,但在数据采集管理、数字技术应用等方面不具有明显优势,且相关技术能力和配套机制建设需要投入较高的资金成本和时间成本。为此,可以通过培育数据集成商、数据交易平台、数据空间等专业化的数据中介服务企业 and 机构,为制造业等传统企业提供数据采集整合、加工分析等增值服务,降低企业资金和技术门槛,加快推进传统企业对数据资源的开发利用,充分释放传统产业数据要素的价值创造潜力。

第四,加快推进数据要素市场机制和配套设施建设,为数据交易流通、开发利用提供优质的外部环境。实证分析表明,明确的政策引导和扶持、良好的 IT 基础设施等外部因素能够显著提升企业的数据要素开发利用水平及经济收益。然而,目前我国数据要素的交易流通和开发利用还受到较多外部因素的制约,如数据产品和服务质量评估缺乏统一标准、交易模式和定价机制设置尚不完备、数据安全和网络安全保障还存在风险等。建议相关政府部门及行业协会加强对数据持有和使用企业的政策引导与扶持,提升微观主体参与数据要素交易流通和开发利用的意识和意愿。同时,加强 5G、数据中心、人工智能等数字基础设施建设,规范数据产品和服务的交易流程,强化对个人隐私、商业秘密、国家安全等相关数据安全和网络安全的保障,为相关市场主体提供安全可靠的外部环境。

参考文献:

1. 蔡继明、刘媛、高宏、陈臣:《数据要素参与价值创造的途径——基于广义价值论的一般均衡分析》,《管理世界》2022 年第 7 期。
2. 蔡跃洲、马文君:《数据要素对高质量发展影响与数据流动制约》,《数量经济技术经济研究》2021 年第 3 期。
3. 冯科:《数字经济时代数据生产要素化的经济分析》,《北京工商大学学报(社会科学版)》2022 年第 1 期。
4. 李海舰、赵丽:《数据成为生产要素:特征、机制与价值形态演进》,《上海经济研究》2021 年第 8 期。
5. 李燕:《工业互联网平台发展的制约因素与推进策略》,《改革》2019 年第 10 期。
6. 王晨、宋亮、李少昆:《工业互联网平台:发展趋势与挑战》,《中国工程科学》2018 年第 2 期。
7. 谢康、夏正豪、肖静华:《大数据成为现实生产要素的企业实现机制:产品创新视角》,《中国工业经济》2020 年第 5 期。
8. 徐翔、赵墨非:《数据资本与经济增长路径》,《经济研究》2020 年第 10 期。
9. 许宪春、王洋:《大数据在企业生产经营中的应用》,《改革》2021 年第 1 期。
10. 易行健、周利:《数字普惠金融发展是否显著影响了居民消费——来自中国家庭的微观证据》,《金融研究》2018 年第 11 期。
11. 张叶青、陆瑶、李乐芸:《大数据应用对中国企业市场价值的影响——来自中国上市公司年报文本分析的证据》,《经济研究》2021 年第 12 期。
12. Balli, H. O., & Sørensen, B. E., Interaction Effects in Econometrics. *Empirical Economics*, Vol. 45, 2013, pp. 583 – 603.
13. Bartik, T. J., How Do the Effects of Local Growth on Employment Rates Vary with Initial Labor Market Conditions?. Upjohn Institute Working Paper, No. 9 – 148, 2009.
14. Birch, K., Cochrane, D. T., & Ward, C., Data as Asset? The Measurement, Governance, and Valuation of Digital Personal Data by Big Tech. *Big Data & Society*, 2021, pp. 1 – 15.
15. Bresnahan, T. F., Brynjolfsson, E., & Hitt, L. M., Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence. *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 117, No. 1, 2002, pp. 339 – 376.
16. Brynjolfsson, E., Hitt, L. M., & Kim, H. H., *Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decisionmaking Affect Firm Performance?*. Social Science Electronic Publishing, 2011.
17. Brynjolfsson, E., Hui, X., & Liu, M., Does Machine Translation Affect International Trade? Evidence from a Large Digital Platform. *Management Science*, Vol. 12, No. 65, 2019, pp. 5449 – 5460.

18. Eeckhout, J., & Veldkamp, L., Data and Market Power. NBER Working Paper, No. 30022, 2022.
19. Farboodi, M., & Veldkamp, L., *A Growth Model of the Data Economy*. Social Science Electronic Publishing, 2020.
20. Ferraris, A., Mazzoleni, A., Devalle, A., & Couturier, J., Big Data Analytics Capabilities and Knowledge Management: Impact on Firm Performance. *Management Decision*, Vol. 57, No. 8, 2019, pp. 1923 – 1936.
21. Jones, C. I., & Tonetti, C., Nonrivalry and the Economics of Data. *American Economic Review*, Vol. 110, No. 9, 2020, pp. 2819 – 2858.
22. Li, J. Q., Yu, F. R., Deng, G., Luo, C., Ming, Z., & Yan, Q., Industrial Internet: A Survey on the Enabling Technologies, Applications, and Challenges. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol. 19, No. 3, 2017, pp. 1504 – 1526.
23. Müller, O., Fay, M., & Vom Brocke, J., The Effect of Big Data and Analytics on Firm Performance: An Econometric Analysis Considering Industry Characteristics. *Journal of Management Information Systems*, Vol. 35, No. 2, 2018, pp. 488 – 509.
24. OECD, Vectors of Digital Transformation. Paris: Organisation for Economic Co-operation and Development, 2019.
25. Tambe, P., Big Data Investment, Skills, and Firm Value. *Management Science*, Vol. 60, No. 6, 2014, pp. 1351 – 1616.
26. Tambe, P., & Hitt, L. M., The Productivity of Information Technology Investments: New Evidence from IT Labor Data. *Information Systems Research*, Vol. 23, No. 3 – part – 1, 2011, pp. 599 – 617.
27. Treffer, D., & Sun, R., AI, Trade and Creative Destruction: A First Look. NBER Working Papers, No. 29980, 2022.
28. Yan, C. S., & Haksar, V., The Economics and Implications of Data: An Integrated Perspective. IMF Departmental Papers/Policy Papers, 2019.

The Impact of Enterprise Data Technology Capability on Market Value and Profitability: Mechanism and Complementary Investment Analysis Using Big Data Patent

CHEN Nan, CAI Yuezhou (Institute of Quantitative & Technological Economics,
Chinese Academy of Social Sciences, 100732)

MA Wenjun (China Industrial Control Systems Cyber Emergency Response Team, 100040)

Summary: The significance and great potential of data as a key factor of production has been widely recognized by various sectors of society. However, in practice, enterprises still face many difficulties and challenges in utilizing data and releasing its value-creation potential. Whether raw data can be transformed into production factor depends primarily on enterprises' data technology capabilities to extract effective information from raw data and apply it into various production and operation processes. However, once such technology capabilities are formed, whether enterprises can achieve profit growth with the use of data is still uncertain, subject to many restrictions on enterprises' internal capital, technology, management and personnel, as well as the external environment. This paper uses patent statistics related to data collection, storage, analysis and application to represent the data technology capabilities of enterprises, and analyzes their overall impact and industry heterogeneity on the market value and profitability of China's A-share listed companies. Focusing on the predicament that most enterprises find it difficult to profit from their data technology capabilities, this paper selects a sub-sample of data technology supplier companies, examines the influencing mechanism of data technology and its complementary investment on profitability, and explores the feasible path for enterprises to profit from their data technology capabilities.

Results show that: (1) Data technology capabilities help to enhance the market value of listed companies, and the enhancement effect is more significant for financial and wholesale & retail companies. The application and holding of big data patents can reflect the enterprise's relatively high level of data accumulation, strong data technology capabilities and digital development direction, release positive signals to the financial market,

enhance investors' expectations and confidence in the enterprise's growth potential, and thus achieve market value enhancement. Financial and wholesale & retail companies mainly rely on the collection, analysis and application of personal data, with clear data application scenarios and mature business models, they are more likely to gain investment market confidence, and the effect of market value enhancement is therefore more obvious. (2) For most companies, it is still difficult to convert the potential value of data into actual profit by relying solely on data technology capabilities. Regression analysis of the full sample and the industrial company sub-sample shows that there is a significant negative correlation between the data patent variable and profit. Enterprises' imperfect complementarity conditions in application scenarios, organizational institutions, human capital and other aspects may exert negative impact on profit. The production process of manufacturing and other industrial companies is more complex, and the adaptive adjustment of related complementary investments are more difficult and take longer, thus they are significantly negatively affected. (3) Industrial Internet of Things (IIOT) supplier companies can transform data technology capabilities into profit-making means, achieving simultaneous enhancement of market value and profitability. Further mechanism analysis shows that the complementary investment/conditions of enterprises in the fields of R&D personnel & capital investment, policy support, IT infrastructure can help IIOT companies to enhance their profit based on their data technology capabilities. As for policy recommendations, in order to promote data development and utilization of various market entities in China, attention should be paid to improving enterprises' data technological capabilities and complementary conditions, developing application scenarios and profit models of data technology, fostering specialized data service institutions, and pushing forward the construction of data market and relevant infrastructures.

The marginal contribution of this paper includes: (1) Distinguish the important concepts of data resources, data factors, and data technology capabilities. Data resources are the raw data that enterprises have not yet processed and refined, and data factors refer to data information that can be directly used in various production and operation processes as a factor of production. The data technology capabilities of enterprises are the technical support and key capability to transform data resources into production factors. (2) Use big data patent statistics to construct the core explanatory variable, so as to reflect the level of enterprise data technology capability in a more objective and accurate way, providing a useful supplement to the current empirical research in digital economics. (3) Deliver a more comprehensive and systematic assessment of the impact of data resources and data technology capabilities, comparatively analyzing the impact of data technology capabilities on market value and profit performance, and further exploring their heterogeneous impact on industrial companies, financial and wholesale & retail companies, and professional service companies. (4) After analyzing the overall impact of data technology capabilities on the full sample, we select a sub-sample that we believe have the greatest potential to transform data technology capabilities into actual profit (i. e., the IIOT supplier company sample). By examining the influencing mechanism of data technology capabilities and their complementary investment on company profit, the research provides a reference for enterprises to transform data technology capabilities into profit-making capabilities.

Keywords: Data Factor, Data Technology Capability, Complementary Investment, Big Data Patent

JEL: O33, O47