

大数据成为现实生产要素的企业实现机制: 产品创新视角

谢康, 夏正豪, 肖静华

[摘要] 数字经济的崛起,使数据成为新的生产要素,但现有研究对数据成为现实生产要素的企业实现过程缺乏理论剖析与实证研究。鉴于产品创新是企业活动中各种生产要素最具集成特征的一环,本文从产品创新视角,构建“大数据资源—企业能力—产品创新绩效”链式中介模型开展实证研究,探讨大数据从可能的生产要素成为企业现实生产要素的实现机制。基于特征映射逻辑,将大数据分析、组织学习、惯例更新、行业竞争压力、行业信息技术使用强度分别视为劳动、知识、管理、资本、技术的替代变量,将企业的产品创新实现机制映射为数据与其他五个生产要素相结合成为现实生产要素的实现路径模型,提出数据是将现有生产要素进一步联系起来的桥梁型生产要素的观点,形成对数据作为生产要素的新认知。本文结论为数据作为新生产要素的思想提供了企业产品创新视角的理论解释,也为企业大数据创新实践提供了管理启示。

[关键词] 大数据; 生产要素; 企业实现机制; 产品创新; 链式中介模型

[中图分类号]F242 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2020)05-0042-19

一、问题提出

党的十九届四中全会提出“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”,首次将数据确认为第七种生产要素。这样,包含从第一次工业革命总结的土地、劳动、资本,到第二次工业革命吸收的技术、管理,再到第三次工业革命纳入的知识要素,逐步形成了清晰的生产要素内涵扩展,也反映了随着经济活动数字化转型加快,数据对提高生产效率的乘数作用凸现,成为最具时代特征新生产要素的重要变化。

生产要素的加工至少包括人、物及其结合三个环节。生产要素作为一种可能的生产能力,需要投入生产过程才能形成最终有价值的产出。因此,生产要素的加工路径是影响产出价值的关键因素之一(Yenokyan et al., 2014)。既有研究对劳动、资本、土地、知识、技术和管理的价值实现路径进行了大量论证和检验,如柯布—道格拉斯生产函数、知识管理和内生经济增长模型等。与劳动、资本、

[收稿日期] 2020-02-17

[基金项目] 国家自然科学基金重点项目“互联网环境下大数据驱动的企业与用户互动创新理论、方法和应用研究”(批准号 71832014); 国家自然科学基金面上项目“互联网环境下企业与消费者协同演化动态能力的构建、演进及影响研究”(批准号 71771223)。

[作者简介] 谢康,中山大学管理学院教授,博士生导师,管理学博士;夏正豪,中山大学管理学院博士研究生;肖静华,中山大学管理学院教授,博士生导师,管理学博士。通讯作者:肖静华,电子邮箱:ljsxjh@mail.sysu.edu.cn。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见。当然文责自负。

土地、知识、技术和管理一样,当数据与生产资料分离时,它们只是可能的生产要素。要成为现实生产要素,数据必须与劳动、技术和管理等相结合。考虑到生产要素参与收入分配是在初次分配领域的企业中进行(洪银兴,2015),且企业作为生产主体,持续经营的根本在于通过独立且难以复制的某种生产要素组合与加工方式实现价值创造。因此,本文选择从企业层面展开研究。

在企业层面,大数据驱动管理创新研究已形成三个共识:一是大数据构成数字经济时代的一种企业竞争资源,这种资源具有提升企业动态能力的作用,如强调数据赋能的概念(罗仲伟等,2017),即通过技术、技能等方式提升主体能力,实现价值创造,后续研究进一步拓展并提出具有模式颠覆、关键能力变革乃至新竞争范式的数据使能概念(陈剑等,2020);二是大数据资源基础提升组织学习能力,如企业通过大数据处理与分析来提高探索式与利用式组织学习的能力(Ghasemahaei and Calic,2019);三是大数据创造价值需要组织的关键结构与能力进行适应、调整与更新,避免组织原有流程和业务模式形成惯性阻碍大数据分析对管理决策的影响(Baesens et al.,2016)。据此,本文使用企业实现机制的概念来定义大数据与其他管理要素相结合形成价值创造的实现过程。企业实现机制的概念不限于大数据分析能力、信息运用能力和主体间的信息连接能力这一狭义范畴,还包括大数据资源、大数据分析、组织变革与创新绩效之间的联系。目前,大数据资源、大数据分析、组织变革与产品创新绩效之间的联系成为企业管理理论的前沿课题,数据作为新生产要素的实现路径也成为经济学视角的热点问题,探讨大数据成为现实生产要素的企业实现机制,可以将生产要素理论与企业大数据实践衔接起来,推动数字经济的新生产要素研究。

本文选择从产品创新视角阐述大数据成为现实生产要素的企业实现机制,一是从实现过程看,产品创新是企业活动中各种生产要素最具集成特征的一环,具有代表性(肖静华等,2018);二是从绩效角度看,产品创新绩效对企业长期绩效有稳定贡献(Ghasemahaei and Calic,2020),且考察企业整体绩效不可避免地会受到经济环境、政策情况等难以控制的一系列因素影响。因此,以产品创新为视角切入问题,既可聚焦研究目标又不失代表性。

尽管现有研究已充分论证了企业应用大数据将获得的潜在益处,但大量企业仍无法通过使用大数据提高其创新绩效(Wu et al.,2020),超过60%的企业大数据项目无法跨越实验与融合阶段并最终被放弃。大数据资源的潜在价值与客观实践相矛盾的现状,表明大数据从可能的生产要素成为现实生产要素的企业实现机制,在产品创新领域属于亟待解决的重要理论问题。据此,本文构建大数据资源到产品创新绩效之间的链式中介模型开展实证研究,研究结果验证了大数据成为现实生产要素的企业实现机制,刻画了大数据成为现实生产要素的部分特征和条件而推进理论创新。

本文的理论贡献主要有:一是既有研究刻画了劳动、资本、土地、技术、知识和管理如何成为现实生产要素的路径,或通过全要素生产率等方式来分析这些生产要素的贡献特征,但总体上对于这些生产要素之间的关系特征与情境条件的探讨相对薄弱。本文搭建数据与其他生产要素交互的抽象结构来验证数据作为新生产要素的价值,刻画了数据与劳动、知识等五种生产要素的具体关系,提出数据是将现有生产要素进一步联系起来的桥梁型生产要素的观点,强调数据成为新生产要素并非只是生产要素种类或数量的增加,更是促进现有生产要素之间形成更密切的交互关系,进而形成推动经济高质量发展的动力。由此,形成对数据作为生产要素的新认知。研究结论为党的十九届四中全会将数据作为新生产要素的思想提供了企业产品创新视角的理论解释,也为企业大数据创新实践提供了管理启示。二是现有组织能力与创新绩效关系的研究,分别从动态能力、组织变革视角阐释大数据资源的价值,但大数据资源、企业能力与创新绩效之间的联系依然不够清晰,且缺乏企业利用大数据资源形成创新绩效的全路径探索。本文通过构建“大数据资源—企业能力—创新绩

效”的链式中介与调节效应模型,探讨基于大数据资源形成产品创新绩效的全路径过程,剖析大数据驱动产品创新的企业实现机制,形成组织管理层面的理论推进。

二、文献回顾与研究假设

1. 大数据成为现实生产要素的条件

马歇尔将生产要素定义为维系国民经济运行及市场主体生产经营过程中所必须具备的基本社会资源,其最主要的特征在于为经济发展系统提供基础与动力来源。在农业经济时代,劳动与土地被归结为生产要素。第一次工业革命后,资本在生产中的作用逐渐强化并被纳入生产要素范畴。同时,随着企业所有权与经营权的分离,新技术对市场格局的持续冲击,专业分工的细化,管理、技术和知识逐步成为生产要素。后续由于大型存储设备、运算单元与算法等软硬件的快速发展,企业在进行商务活动的过程中出现的大量结构化、半结构化与非结构化数据被记录下来,又成为当今数字经济时代的“新石油”。考虑到数据本身的资源特性,以及在生产活动中拥有的潜能,将数据视作生产要素之一具有时代的必然性和现实的可能性。

生产要素不仅需要具备价值创造潜力,而且需要与生产资料相结合,即生产要素的价值实现或提升需要投入生产过程。对于数据而言,其本身不会自发地产生价值。从信息处理的视角看,只有当大数据具备噪音低、分布准确、可用范围广泛的特征时,企业才可以利用大数据分析工具洞察商业机会,将数据提炼为知识而用于决策(Chen et al.,2015),如企业与消费者互动形成大数据来进行产品研发决策(肖静华等,2018)。这种融入大数据的生产过程,就是大数据从可能的生产要素成为现实生产要素的过程。简言之,大数据资源不能单独成为现实生产要素,这在企业层面表现为大数据资源不会单独对企业绩效产生影响。

2. 大数据与产品创新的关系

(1)大数据资源、大数据分析与产品创新绩效。大数据资源指大数据情境下帮助企业持续运作的要素组合统称。企业构建的大数据资源一般包含相应的财务配置、物理硬件、数据内容和人力资源四个方面,大数据资源的建立意味着企业具备处理拥有4V特征的大数据基本条件(陈剑等,2020),在此基础上可以形成基础数据资源。这类资源通过挖掘、精炼与解读形成有价值信息的过程定义为大数据分析(Anderson and Ross,2013),具体包含信息提炼质量以及组织成员在日常业务流程中使用大数据进行决策的程度。可见,企业的大数据资源基础,作为硬件背景,一定程度上影响着大数据分析的质量。因此,本文提出^①:

H1:大数据资源对大数据分析具有正向影响。

此外,大数据资源被广泛认为是改变企业产品创新方式,获得竞争优势的关键。部分研究揭示了大数据资源改变企业产品研发方式的现状,即企业投入大量资源,广泛且大量地收集数据以期超越竞争对手。理想情况下,由于大数据可以帮助企业获得和使用市场中更多的信息来满足消费者需求,因此大数据资源的构筑可以直接产生资源红利提升企业的产品创新绩效。现有的大量计量经济学研究也表明,投入大数据资源的企业其生产效率平均可以提升3%—7%(Müller et al.,2018)。因此,本文提出:

H2:大数据资源对产品创新绩效具有正向影响。

^① 感谢匿名评审专家对本文研究假设提出的宝贵建议。为兼顾研究完整性同时更好地突出理论贡献,本文将研究假设分为两类,一是将现有文献作为直接证据支持的验证性假设;二是源于本文推导并形成贡献的拓展性假设。

然而,并非所有企业都能从大数据投资中获益。即使企业拥有大数据资源,当企业缺乏大数据应用意识及相应的组织流程时,数据形成的分析结果仅能作为管理者决策的辅助参考,真正的决定性因素仍依赖管理者的经验和观点(McAfee and Brynjolfsson,2012)。现有研究也表明,当企业具备良好的大数据分析能力时,才有可能通过关联性发现形成描述性洞察助力业务价值挖掘,通过预测性洞察做出趋势判断,通过规范性洞察形成行动路线规划,降低消费者需求不确定性、产品供给不确定性和竞争对手不确定性来提高产品创新绩效(Ghasemaghaei and Calic,2019)。因此,本文提出:

H3:大数据分析对产品创新绩效具有正向影响。

承接 H1、H2 与 H3 提出的大数据资源分别对大数据分析对产品创新绩效具有正向影响,以及大数据分析对产品创新具有正向影响,当企业构建并完善大数据资源基础,形成信息与知识搜索空间拓展时,其通过多维度、多样化数据实现关联性发现并助力业务价值挖掘、趋势判断与行动路线规划的能力也将提升。例如,市场实验是一个公司创新的基本学习机制,过往的新产品开发需要大量实验来测试市场和技术问题,当大数据分析人员通过内外部的数据收集、关联、分析,形成对现有产品市场状态更全面、更实时的理解,再运用机器学习、统计模型等方式预测未来趋势并推导最优行动路线后,一方面可降低部分新产品试投放所需的资金与时间成本,另一方面也可从多方反馈中收获计划外的商机,即大数据资源通过大数据分析产生的商业洞察会对产品创新绩效产生正向影响。由此,本文提出:

H4:大数据分析在大数据资源与产品创新绩效之间发挥中介作用。

(2)大数据分析、组织学习和组织惯例更新路径。大数据分析不仅强化企业的信息处理能力,提升管理者对市场的洞察能力,而且影响组织学习的方式乃至组织惯例的更新。组织学习有探索与利用、内部与外部等多种分类,本文依照 Rerup and Feldman(2011)的研究逻辑,重点关注大数据分析对试错式学习(Experimental Learning)与获得式学习(Acquisitive Learning)的影响。主要原因在于:一方面,环境的高动荡性对企业进行趋势研判带来更大挑战,尤其在产品创新层面,产品更新周期的缩短与方式的多样化共同催生的适应性创新,愈发强调企业应对高动荡环境所需的动态能力。另一方面,员工、客户与用户等企业创新参与方增多而形成开放式创新体系(李海舰等,2014),企业在扩展现有知识的搜索空间与能力,实现多样化重组形成创新的同时,也会伴随探索与利用活动的交叉进行(Wu et al.,2020)。企业倾向于通过多渠道、多维度的数据反馈,采取快速迭代、持续调整的策略形成适应性学习,这一过程难以严格区分是探索还是利用。为更贴合大数据时代特征并保持数据的有效性,本文选择试错式与获得式的学习分类,以刻画更能反映大数据时代组织所需的实验、反馈、调整与泛化等学习特征。

试错式学习强调企业利用现有的组织内部知识,通过快速实验迭代、成员间知识共享等方式实现新知识创造,最终形成组织能力上的精炼、转换、扩展和更新(Zhao et al.,2011)。试错式学习被认为是企业产品创新的起点之一,大数据分析提供的数据层面的洞察有助于企业更好地进行组织内部的试错式学习。获得式学习是企业根据其他组织的行为而调整、改变甚至替换自身行为的学习过程,突出描述组织从外部获取知识并内化的能力(杨桂菊和李斌,2015)。其中,获得式学习的内容既可来源于竞争对手,也可来自其他行业组织或政府。因此,本文提出:

H5a:大数据分析对试错式学习具有正向影响。

H5b:大数据分析对获得式学习具有正向影响。

组织学习过程与组织惯例更新的过程密切相关,或组织惯例更新起步于组织学习,组织学习和知识的传递被融合在惯例复制与变异的过程中。Rerup and Feldman(2011)研究了试错式学习与新

惯例制定方式之间的联系。伴随着企业内部持续进行的实验、试错等探索行为,各式信息被记录并存储为组织记忆,当信息得以流动、整合并在组织内部社会化为共有知识时,组织解释图式得以更新,从而帮助组织形成适应现实环境的组织惯例更新。与试错式学习相对应的,Martha and Brian (2003)认为获得式学习可以促进重复、异质性知识传播,结合外部组织事项的可见性、时效性,以及事项中嵌入的信息数量与质量,组织可对外部信息和知识进行处理、内化,并修正内部知识系统,使其嵌入或融入个体、技术、结构与惯例中。企业通过观察和模仿习得的有效生产与管理技巧和技能,促进企业为更好适应环境而发生惯例更新。因此,本文提出:

H6a:试错式学习对组织惯例更新具有正向影响。

H6b:获得式学习对组织惯例更新具有正向影响。

一般而言,组织惯例是多个主体共同实施的重复的、可识别的、互相依赖的行动规则与模式。由于外部环境、内部知识创新等动态性的介入,引发组织惯例适应性变革而出现更新。因此,组织惯例更新表现为组织主动、快速地进行搜寻、识别以适应环境。惯例更新的速率与新技术引入、市场变化等外部环境息息相关。这种现象在企业利用大数据进行产品创新的过程中表现得更为明显(Chen et al.,2015)。动态能力更强,环境适应程度更高的企业更能促进产品创新绩效(Brynjolfsson and Kristina,2016)。本文提出:

H7:组织惯例更新对产品创新绩效具有正向影响。

结合 H1、H4、H5、H6 所预测的关系,本研究认为,企业配置的一系列大数据资源,构成其应对大数据环境所需的基础。基础的构建情况可以影响企业在大数据环境中信息提炼质量与数据参与决策程度,包括由实时、大量的数据分析提供关于顾客、市场、竞争对手和新产品的洞察,减少与对应绩效间的模糊因果关系,提高资源利用效率,形成创新能力基础(Ghasemaghaei and Calic,2020)。企业在拥有了大数据分析能力的基础上,一方面可以促进组织通过内、外部的知识获取,达成组织能力上的精炼、转换、扩展与更新;另一方面,组织学习也将作为流程变革、惯例更新的前导与基础。组织惯例更新通过动态地将组织学习过程提供的有效行动固化为组织记忆或特有流程,使企业真正具备适应外部快速变化的环境的能力。事实上,一个有价值的大数据分析需要进行组织嵌入以实现其价值,即技术更新与惯例更新二者之间需要相互匹配才能实现绩效提升。上述描述表明,企业的大数据分析在商业洞察层面产生的冲击与创造的潜在价值需要通过组织内部更加制度化的传导机制才能在绩效提升上得以实现。也即企业构建的大数据资源,在形成分析能力的基础上,将通过促进两类组织学习并形成更适应大数据新环境的惯例更新,实现企业能力的提升以改善创新绩效。因此,本文提出:

H8:大数据分析、组织学习与惯例更新在大数据资源与产品创新绩效之间存在链式中介效应。

3. 竞争压力与信息技术(IT)使用强度的调节作用

行业竞争压力与企业所在行业的 IT 使用强度均会影响企业的管理与流程变革。通过回顾 1977—2008 年的有关企业信息技术创新与变革相关的研究发现,行业竞争压力是触发企业进行信息技术乃至组织流程层面变革的重要因素。当外部竞争压力较低时,企业即使在主观意识上主动构筑新技术资源,仍可能因缺乏变革动力而降低新技术的使用以及维持原有组织惯例流程(Martha and Brian,2003)。具体而言,由于大数据分析本质上是一种知识资源的创造、获取与利用,当面临高竞争压力时,企业将寻求通过商业洞察乃至知识创造来减少不确定性,而这一过程的进行,也将促进企业通过内、外部的组织学习方式形成组织能力,进而建立新的知识创造惯例,最终在战略层面提升决策制定效率。由此,本文提出:

H9:竞争压力通过促进大数据分析对组织学习的正向影响,进而调节组织学习和组织惯例更新在大数据资源与产品创新绩效间的链式中介作用。

随着大数据应用的技术门槛降低及其价值创造得到普遍认可,大量企业已逐步建成大数据资源基础(Akter et al.,2016),但结合互补资产逻辑,Müller et al.(2018)认为不同企业在原本 IT 使用强度上的差异,使它们的起点不尽相同。从业务价值角度,IT 对不同行业带来的绩效影响存在明显差异。例如,与其他行业相比,IT 生产与 IT 密集型行业拥有更高的 IT 相关生产收益率。2017 年经济与商业研究中心(CEBR)对大数据分析能力的研究指出,考虑到部分行业的业务价值实现特征,IT 使用强度是企业采用大数据分析提高其生产率的重要调节因素。部分企业即使在大数据资源的基础上培育出大数据分析能力,但由于已知的数据洞察与业务价值间无法建立有效联系,此时的数据分析洞见也无法改善绩效。因此推断,企业 IT 使用强度较低、IT 资产可补充性较低、基础数据分析应用较少的行业,从大数据分析中获得创新价值的难度也较高。本文尝试以多群组回归分析^①验证上述差异,并提出:

H10:与 IT 使用强度高的行业相比,IT 使用强度低的行业不具有从大数据分析到产品创新绩效的直接效应。

综上,本文将企业大数据资源至产品创新绩效之间的中介路径,总结为大数据分析、组织学习和组织惯例更新三个部分,提出如图 1 所示的大数据成为现实生产要素的企业实现机制研究模型,以此刻画数据作为桥梁型新生产要素的主要特征。该模型的具体情境一是假定企业已经拥有大数据资源,且具备大数据分析能力;二是企业能力由大数据分析、组织学习和组织惯例更新三个主要子能力构成。

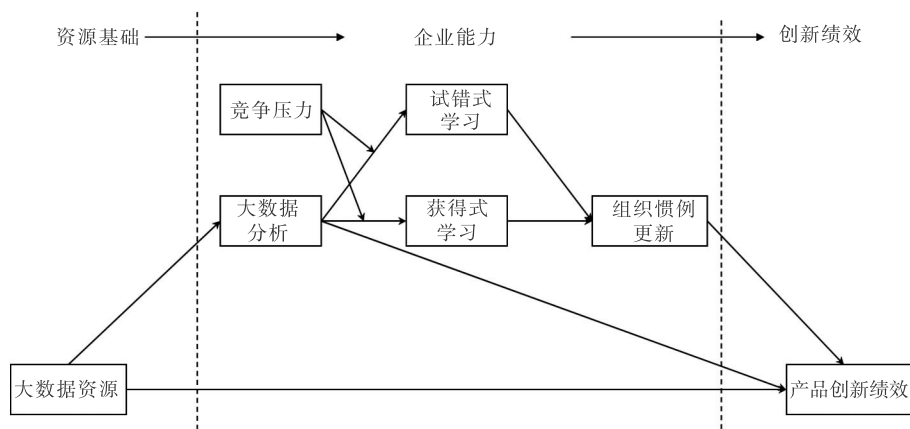


图 1 大数据成为现实生产要素的企业实现机制研究模型

三、研究设计

1. 数据收集与样本特征

本研究主要采用企业问卷调查结合国泰安数据库收集数据并进行实证分析。在问卷调查统计之前,本研究团队邀请了 3 位大数据领域资深专家与从业人员对测量题项的合理性、用词准确性和

^① 对于 IT 使用强度这一构念,考虑解释变量为连续变量,企业的行业特征为分类变量的现实,本文采用多群组回归分析,因此并未在结构方程图上具体呈现构念的箭头指向(顾红磊等,2014)。通过在回归模型中加入 0、1 虚拟变量,调节两组 IT 强度对大数据分析至产品创新绩效路径的两种不同影响。

研究变量关联性进行意见征询,随后将所修订问卷进行小范围预测试,选取广州市与厦门市某两所 985 高校 EMBA 课堂 101 位学员作为受访者,要求其在填写过程中提出对题项的主观意见。随后对测试问卷的数据进行小样本因子分析,在此基础上对问卷题项的表达进行微调,进而形成后期正式投放使用的调查问卷。2019 年 9 月 21 日至 10 月 30 日,研究团队在广州、山东、北京、重庆、厦门等多个地区的高校 EMBA、MBA 群体及企业商会发放正式问卷 531 份问卷,并得到 476 份有效填写的问卷,回收率达 89.6%,剔除被调查对象的职位为基层员工、填写问卷时间过短、所属企业重复等无效问卷,最终获得了 374 份有效企业样本数据。样本企业的描述性统计分析如表 1 所示。

问卷采用 Likert 五标度打分法,填写者需要在“非常不认同”至“完全认同”的 5 个区分维度间做选择。问卷收集后对测量题项的均值、标准差、偏度与峰度进行统计分析,发现样本的偏度与峰度符合分布要求,初步认定本研究收集的数据样本适合进行后续分析。

2. 变量测量工具

本研究问卷使用的题项均来自国内外文献的成熟量表。为保证量表质量,本文进行了如下处理:①对文章采用的英文量表执行翻译—回译程序,并成立专题小组对问卷进行修订,尽可能避免语义模糊或歧义;②在预测试过程中通过访谈和调研对部分题项进行修改和完善,使题项表述尽可能符合被测试对象的实际情况与理解方式。其中,大数据资源包括人力资源、数据资源、财务资源、物理资源四个方面,参考 Gupta and George(2016)等文献,设计 4 个题项。大数据分析借鉴 Chen et al.(2015)的研究,包括产品需求获取阶段、产品设计阶段、产品测试阶段等,设计 5 个题项。试错式学习主要参考 Rerup and Feldman(2011)等量表,包括迭代方式与效率等四方面。获得式学习主要参考 Zhao et al.(2011)等量表,包括与从外部同行业或跨行业的知识获取等。组织惯例更新则借鉴王永伟等(2012)的研究,设计 5 个题项。产品创新绩效的测量参考 Foss et al.(2011)研究,设计 4 个题项。

本文采用 Herfindahl-Hirschman 指数(HHI),以衡量企业所在行业的规模集中度,从客观数据角度刻画企业的竞争压力。具体操作如下:在 374 家企业样本数据中,利用国泰安数据库找出对应样本内上市公司 2018 年 HHI。对于非上市公司,以问卷中设计的题项初步分类企业所属行业。考虑到问卷填写可能存在的疏漏或偏差,在整理数据时通过企查查和天眼查明确企业主营业务进行行业分类,确定全体样本的同年份 HHI^①。在行业 IT 使用强度分类上,根据 Stirroh(2001)标准,将电子设备等 IT 生产,互联网、金融服务等 IT 密集型行业归为 IT 使用强度高行业,传统制造业、建筑行业等归为 IT 使用强度低行业。此外,企业所有制性质、所属行业等因素,在既有研究中曾表现出对产品创新绩效的影响,为尽可能排除非关注因素对结果的干扰,选取 5 个可能对产品创新绩效产生影响的变量作为控制变量。

3. 问卷的信度效度检验

本文首先进行 Harman 单因素试验以判定是否存在共同方法偏差。结果表明:未旋转的第一个主成分解释量为 32.783%,低于先前研究建议的门槛值 50%,本研究不存在单一因子解释所测变量大部分方差的问题。根据验证性因果分析结果,单因子模型数据拟合效果($\chi^2/df=7.608>3$;RMSEA=0.108>0.08)显著不及后续构建的五因子模型($\chi^2/df=2.118<3$;RMSEA=0.054<0.08)。为避免单因素检

① HHI 以细分行业为分类标准,测度单一市场的市场集中度指标。在测度方法上,为逼近真实的市场竞争环境,本文期望尽可能还原每个样本中企业对应的细分行业。然而,受限于数据的可获取性,本文难以从数据库中获取变量的全样本数据,虽然这不会改变实证结果的总体结论,但会影响模型对现实的逼近程度,这是未来需要改进的。感谢匿名评审专家对此提出的宝贵意见。

表 1 样本企业的描述性统计分析

类别	分类	数量	类别	分类	数量
企业所在行业类别	制造业	135	大数据相关工作的员工比例 (%)	<1	70
	批发与零售业	17		1—5	199
	交通运输业	6		>5	105
	住宿餐饮业	10		合计	374
	互联网与信息技术服务业	110	企业成立年限 (年)	<1	9
	金融业	39		1—3	49
	房地产业	23		4—10	127
	租赁与商业服务业	14		>10	189
	文化体育娱乐业	7		合计	374
	其他	13	销售收入 (亿元)	<1	109
合计	374	1—10		112	
上市公司	是	113		11—100	70
	不是	261		101—400	28
	合计	374		401—800	19
所有制性质	中央企业	24		>800	36
	地方国有企业	31	合计	374	
	民营企业	224	近三年企业员工的平均数量 (个)	<50	82
	合资企业	27		50—100	61
	外商独资企业	55		101—500	72
	其他	13		501—2000	64
	合计	374		2001—5000	37
		>5000		58	
		合计	374		

验方法的拟合对比偏差,也采用双因子模型检验(顾红磊等,2014),结果显示模型拟合指标未明显提高($\chi^2/df=3.8833$;RMSEA=0.072)。以上检验结果表明,本文共同方法偏差程度处于可接受水平,不会对研究结果产生实质影响。

量表的信度效度检验如表 2 所示。量表的内部一致性系数与建构信度(CR)均超过 0.7,表明量表有较好的信度。在变量的区分效度上,对大数据资源、大数据分析、组织学习与组织惯例更新、产品创新绩效的五因子模型进行验证性因子分析,载荷值与平均提取方差值(AVE)均大于 0.5,达到数据构成要求。对量表进行探索性因子分析,得到 KMO 值为 0.941 大于 0.7,说明数据具有良好的相关性。本研究涉及各个变量的平均提炼方差的平方根均大于该变量与其他变量的相关系数。

4. 变量统计分析

根据表 3 可以发现,结合构念测量题项数,大数据资源、大数据分析、试错式学习、获得式学习和组织惯例更新这五个主要测量构念的得分率分别约为 59%、64%、69%、73%和 68%,意味着大部分受调企业认同大数据分析能力、组织学习与惯例更新对产品创新绩效有积极影响,侧面佐证了企业对大数据价值的认可。统计结果与本文的预期基本相符。在相关性分析方面,大数据分析的构念与试错式学习和获得式学习均为显著正相关关系,这两类组织学习又与组织惯例更新显示出较强的正相关关系,初步支持本文的研究假设 4、5 和 6。此外,行业竞争压力与大数据分析、组织学习等构念存在显著相关性,相关系数分别为 0.57、0.46 和 0.37^①,说明行业竞争压力可能对企业的数应用动力、嵌入组织的紧密度乃至产品创新等多个层面产生不容忽视的影响。

① 本文对 HHI 进行了取倒数处理,即此时 HHI 数值越高,行业竞争压力越大。

表 2 验证性因子分析(N=374)

因子	测量题项	载荷	AVE	CR
大数据资源 Cronbach $\alpha=0.92$	1.我们公司已获取足够内外部数据资源支持产品研发	0.884	0.791	0.941
	2.我们公司已招聘足够大数据分析技能人才支持产品研发	0.912		
	3.我们公司已获得足够的大数据分析技术设备支持产品研发	0.902		
	4.我们公司大数据分析部门已经获得足够的资金支持	0.911		
大数据分析 Cronbach $\alpha=0.92$	1.我们公司能对大数据进行处理从而得到高质量信息	0.853	0.762	0.939
	2.我们公司常使用大数据分析了解顾客潜在产品需求	0.888		
	3.我们公司常使用大数据分析了解竞争对手新产品销售情况	0.872		
	4.我们公司常使用大数据分析辅助新产品设计	0.905		
	5.我们公司大数据分析经理知道如何配合产品研发部门工作	0.849		
试错式学习 Cronbach $\alpha=0.84$	1.我们公司鼓励员工在新产品研发过程中尝试新的工作方法	0.811	0.682	0.890
	2.我们公司经常复盘和反思新产品销售情况并提出改进思路	0.823		
	3.我们公司新产品研发经验可以在相关部门迅速分享	0.861		
	4.我们公司员工可以根据自身经验参与新产品研发决策制定	0.804		
获得式学习 Cronbach $\alpha=0.80$	1.我们公司非常关注行业中“标杆”企业的新产品研发活动	0.801	0.630	0.868
	2.我们公司常与外部同行交流获得新产品研发的知识和经验	0.812		
	3.我们公司在产品研发流程变革实施过程为员工提供指导	0.754		
	4.我们公司经常为员工提供新产品研发相关的专业性训练(邀请课程培训、讲座、购买书籍)	0.812		
组织惯例更新 Cronbach $\alpha=0.93$	1.我们公司鼓励员工定期提交产品研发流程修改相关建议	0.811	0.721	0.943
	2.我们公司很快采纳员工提出的产品研发流程改进建议	0.833		
	3.我们公司会定期评估正运行的产品研发流程效率	0.872		
	4.我们公司经常主动进行产品研发流程变革	0.877		
	5.我们公司会对产品研发流程变革后的实施效果进行评估	0.839		
产品创新绩效 Cronbach $\alpha=0.87$	1.与行业平均水平相比,我们公司新产品推出市场速度更快	0.858	0.710	0.912
	2.与行业平均水平相比,我们公司新产品成功率更高	0.878		
	3.与行业平均水平相比,我们公司新产品占有率更高	0.836		
	4.与行业平均水平相比,我们公司新产品利润率更高	0.794		

表 3 主要变量的描述性统计与相关系数分析(N=374)

	均值	标准差	大数据资源	大数据分析	试错式学习	获得式学习	惯例更新	创新绩效	行业竞争
资源	2.952	0.969	1.000						
分析	3.182	0.966	0.494***	1.000					
试错式	3.440	0.812	0.221**	0.540***	1.000				
获得式	3.644	0.781	0.252**	0.482***	0.693***	1.000			
惯例	3.383	0.870	0.260**	0.644***	0.622***	0.663***	1.000		
创新	3.251	0.830	0.341***	0.563***	0.612***	0.604***	0.653***	1.000	
竞争	1550	1322	0.343***	0.571***	0.461***	0.369***	0.542***	0.401***	1.000

注:***、**、* 分别表示 0.1%、1%、5%显著水平。以下各图表同。

为获得稳健的检验证据,需进行链式中介检验。本文选用 SPSS 和 STATA 15 进行结构方程模型(SEM)与统计分析。随后运用 Bootstrap 链式中介检验考察大数据分析、组织学习和组织惯例更新这三个构念的中介作用;最后运用潜调节结构方程模型法和有调节的链式中介模型算法进行竞争压力的调节效应检验。此外,由于行业 IT 使用强度变量属于分类变量,通过分组回归检验差异。

四、实证检验与结果分析

1. 链式中介模型检验

通过 SEM 方法分别构建测量模型(模型 A)、替代模型(模型 B)、基础模型(模型 C)、嵌套模型 1 和 2(模型 D 和 E)进行对比。其中,在模型 A 中,未提前预设估计路径;模型 B 中不存在中介效应,即大数据资源、组织学习与惯例更新等构念均直接影响产品创新绩效,为替代模型;模型 C 中,大数据资源与大数据分析对产品创新绩效不存在直接效应,大数据资源经由中介路径到产品创新绩效,即基础模型;模型 D 在基础模型上增加了大数据资源、分析、组织学习等所有构念到产品创新绩效的直接路径,即模型 C 嵌套于模型 D;模型 E 则仅在基础模型上增加了大数据资源、大数据分析两个构念到产品创新绩效的直接路径,此时模型 C 也嵌套于模型 E。

首先,通过测量模型(模型 A)与替代模型(模型 B)评估变量间是否存在其他关系的可能性,并进一步将其与后续模型对比。结果表明,模型 A 与 B 的拟合指标均未达到标准水平,但模型 B 略优于模型 A,见表 4。此外,鉴于模型 B 与包含中介路径的其他模型属于非嵌套模型,进一步通过贝叶斯信息准则对上述模型进行择优判断。其中,模型 B 的 BIC 值为 1581.78,模型 C、D、E 中,BIC 最高的模型 C 的值为 1006.93, Δ BIC 为 574.85,包含中介路径的模型 C、D、E 优于测量模型和替代模型。

其次,模型 C、D、E 属于嵌套模型,由于包含直接路径的模型 D 与 E 在各项主要的拟合指标上较之基础模型有更好的表现,嵌套模型 D、E 略优于模型 C,更能反映数据间关系。而模型 D 与模型 E 在各项主要指标上均达到可接受水平,且各有优劣,整体拟合情况十分接近。因此,进一步对比这两个模型的卡方变化显著性,结果显示模型 D ($\chi^2=608.306$)与模型 E ($\chi^2=614.522$)相比, $\Delta\chi^2(2)=6.216$ 变化不显著,增加直接路径并未显著改善模型拟合度,因此选择更简洁的路径模型。综合上述分析,嵌套模型 2(模型 E)更能有效反映变量之间的数据关系。参照 Taylor et al.(2008)提出的多步中介变量 Bootstrap 检验法进行检验,理论模型的运行结果及 Bootstrap 的检验结果如图 2 和表 5 所示。

在包含大数据分析、组织学习等中介路径的模型中,从大数据资源到产品创新绩效的直接效应不显著,说明大数据资源到产品创新绩效被企业能力完全中介;大数据资源对大数据分析具有显著正向影响,大数据分析对产品创新绩效的路径系数为 0.28,表明大数据分析正向影响产品创新绩效。此外,大数据分析在大数据资源与产品创新绩效间的中介效应显著($\beta=0.198, p<0.001$)。

同时,大数据分析对试错式学习的路径系数为 0.691,对获得式学习的路径系数为 0.685,表明大数据分析能力正向促进试错式学习与获得式学习。试错式学习与获得式学习分别以 0.456 与 0.589 的路径系数正向影响组织惯例更新,组织惯例更新又以 0.515 的路径系数正向影响产品创新绩效,表明企业在拥有大数据分析能力的基础上,一方面可以促进组织通过内、外部的知识获取,达成组织能力上的精炼、转换、扩展与更新;另一方面,组织学习也将作为流程变革、惯例更新的先导与基础,即企业需要通过组织学习真正地将大数据分析提供的描述、预测等能力以某种从内、外部习得的方式嵌入组织的当中。组织惯例更新通过动态地将组织学习过程提供的有效行动固化为组织记忆或特有流程,使企业真正具备适应外部快速变化的环境的能力。

表 4 结构方程模型拟合情况对比检验

	模型 A 测量模型	模型 B 替代模型	模型 C 基础模型	模型 D 嵌套模型 1	模型 E 嵌套模型 2
χ^2/df	5.141	4.202	2.213	2.118	2.141
GFI	0.732	0.785	0.871	0.885	0.881
Adjusted-GFI	0.681	0.739	0.853	0.859	0.855
Parsimonious GFI	0.614	0.647	0.720	0.719	0.720
RMSEA	0.105	0.093	0.057	0.054	0.055
CFI	0.812	0.857	0.944	0.952	0.950
NFI	0.778	0.822	0.906	0.912	0.910
Parsimonious NFI	0.704	0.731	0.806	0.800	0.839

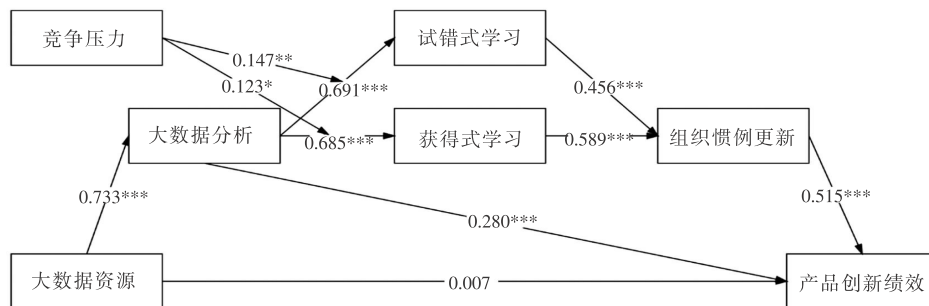


图 2 链式中介模型估计

注:为保持图形简洁,未将控制变量的路径系数画入图示模型中。

表 5 主模型中介效应估计

路径	间接效应估计(Std.)	下限(95%CI)	上限(95%CI)
总计间接效应	0.538	0.243	0.726
具体间接效应分解			
BR—BA—PP	0.198	0.049	0.323
BR—BA—TL—OR—PP	0.146	0.058	0.269
BR—BA—AL—OR—PP	0.194	0.079	0.304

注:大数据资源(BR)、大数据分析(BA)、试错式学习(TL)、获得式学习(AL)、组织惯例更新(OR)、产品创新绩效(PP)。

最后,大数据分析、组织学习与组织惯例更新在大数据资源与产品创新绩效间的链式中介效应显著,分别为 $\beta=0.146, p<0.001$ (试错式学习), $\beta=0.194, p<0.001$ (获得式学习),且0值均不包含在三组间接效应 Bootstrap=5000 的 95%置信区间中,说明链式中介效应显著且稳健。上述分析直观表明,大数据资源到产品创新绩效被大数据分析、组织学习与惯例更新这三个部分组成的企业能力完全中介,意味着大数据资源与其他资源类生产要素具有相似特征,即资源本身并不能直接为企业带来绩效改善。当企业充分运用大数据资源提炼出商业洞察、商业信息,实现大数据分析的步骤,便可提供创新绩效改善中 36.8%的解释效应,印证了 Ghasemaghahi and Calic(2019)提出的大数据分析提供的启发式相关性、顿悟式学习可以帮助企业洞察市场和应对变化的结论。

2. 调节效应检验

为更好地控制测量误差,本文采用潜调节结构方程模型法。借鉴 Müller et al.(2018)的研究,通

过 HHI 间接刻画企业的竞争压力,以贴合不同行业企业面临的真实压力环境。借助有调节的链式中介模型算法,结合 HHI 为连续变量的特征,通过变量的交互项来检验调节效应。图 2 结果表明:竞争压力与大数据分析的交互项对试错式学习的影响路径显著($\beta=0.147, p<0.01$),表明当行业竞争压力相对低时,企业更希望通过组织内部的潜力挖掘和流程变革来提高竞争力;大数据分析 with 竞争压力的交互项对获得式学习同样有正向显著影响($\beta=0.123, p<0.05$),说明竞争压力在大数据分析 with 获得式学习之间同样起调节作用,当行业竞争压力高时,企业为应对更强有力的竞争挑战,既会通过内部学习也会通过外部学习来提升组织能力。总体上,相对于获得式学习,竞争压力对试错式学习的调节更强。

通过 Edwards and Lambert(2007)提出的差异分析法对有调节的中介效应进行检验,考虑关注的调节效应分析在于大数据分析能力与组织学习之间,且大数据资源对大数据分析有显著的正向影响,大数据资源到产品创新绩效又被完全中介,可对链式中介路径进行简化。结果如表 6 所示,当企业竞争压力低时^①,大数据分析通过试错式学习、组织惯例更新到产品创新绩效的中介效应值为 0.098($p<0.01$),此时 Bootstrap=5000 的置信区间为[0.040, 0.198],不包含 0 的结果说明链式中介效应仍显著;当竞争压力高时^②,大数据分析通过试错式学习、组织惯例更新到产品创新绩效的中介效应值为 0.171($p<0.001$),Bootstrap=5000 的置信区间为[0.072, 0.277],与企业竞争压力低时相比,链式中介效应的显著程度更高。

不同竞争压力下的中介路径的间接效应值之间存在显著差异($p<0.01, CI[0.036, 0.120]$),说明当企业面临更高的竞争压力时,试错式学习作为中介路径的链式中介效应更显著。以获得式学习为中介路径之一的被调节链式中介分析同上(见表 7),结果说明当企业面临较大的竞争压力时,获得式学习作为中介路径的链式中介效应也变得更为显著,且与试错式学习相比,中介效应的差异更大。该结果表明,企业面临的竞争压力是其组织学习积极性的重要影响因素,当市场竞争压力较低时,企业进行组织变革的动力不足,进而导致大数据投入对绩效改善的影响效应下降。

表 6 被调节的链式中介效应分析(试错式学习)

调节变量	大数据分析—试错式学习—组织惯例更新—产品创新绩效		
	间接效应估计(Std.)	下限(95% CI)	上限(95% CI)
高竞争压力	0.171	0.072	0.277
低竞争压力	0.098	0.040	0.198
差异	0.072	0.036	0.120

表 7 被调节的链式中介效应分析(获得式学习)

调节变量	大数据分析—获得式学习—组织惯例更新—产品创新绩效		
	间接效应估计(Std.)	下限(95% CI)	上限(95% CI)
高竞争压力	0.228	0.095	0.386
低竞争压力	0.132	0.054	0.213
差异	0.096	0.048	0.205

① 样本企业 HHI 均值之下一个标准差。

② 样本企业 HHI 均值之上一个标准差。

在验证竞争压力调节假设的基础上,尝试以多群组回归分析探索不同 IT 使用强度对后续的链式中介模型结果带来的潜在差异。企业所在行业的 IT 使用强度对产品创新绩效的影响有显著性差异(参见表 8)。首先,分组数据的拟合结果得到的 χ^2/df 的差异值为 4.98,显著性水平小于 0.05,初步表明两组类别具有显著性差异;其次,“大数据分析—组织学习”“组织学习—组织惯例更新”等关键路径参数差异的临界比均为显著,进一步佐证两组的差异。比较模型 1 和 4 与模型 2 和 6 可发现,与 IT 使用强度高的行业相比,IT 使用强度低的行业不具有从大数据分析到产品创新绩效的直接效应,意味着这类行业内企业在数字化转型中难以直接通过大数据分析获得效益,需要通过内外部的组织学习实现组织惯例更新,才能最终提升产品创新绩效,由此印证了大数据资源与分析能力并非独立于企业原本信息技术之外。上述研究结果一方面佐证了这类企业进行数字化转型的必要性与必然性,另一方面也体现大数据使用的条件,包括需要考虑行业本身的业务价值特性,以及确保拥有一定的事务型 IT 这类互补信息资源作为大数据建构基础。综上,假设检验结果如表 9 所示。

总之,从链式中介最终呈现的企业创新绩效改善结果看,一方面,由大数据资源基础提炼的企业大数据分析,具备直接改善创新绩效的能力,因此,当企业缺乏数据资源这一条件时,整个中介路径无法成立。围绕数据构成的价值实现路径,体现了数据作为生产要素无法被其他要素替代其价值的特性;另一方面,现阶段的数据对于商业发展的一大突出作用,体现在其不仅可以成为生产力的重要组成部分,而且具有促进企业内部运作效率提升的能力。在此基础上,后文将进一步展开数据作为生产要素的必然性及其价值呈现的探讨。

五、数据成为现实生产要素的讨论

作为商业主体实现价值创造的基础单元和条件,生产要素的重要特质在于既可以提高企业运行体系中原有要素的价值转化效率,也可以通过内部加工过程直接实现要素本身的价值创造,且这一过程以大幅提高要素原有价值为基础。在互联网环境下,数据与劳动、土地、资本、技术等一样,也具有了生产要素的重要特质。但数据只有与劳动等相结合才会从可能的生产要素成为现实生产要素。因此,大数据如何从可能的生产要素成为现实生产要素的实现机制,构成数据作为生产要素的理论核心之一。

实证结果表明,大数据资源到产品创新绩效被大数据分析、组织学习与组织惯例更新这三部分组成的企业能力完全中介,且竞争压力和企业所在行业的 IT 使用强度会对大数据分析对产品创新绩效间的关系进行调节。如果将大数据分析视为“劳动”的替代变量,组织学习视为“知识”的替代变量,组织惯例更新视为“管理”的替代变量,同时将行业竞争压力视为“资本”的替代变量,行业的 IT 使用强度视为“技术”的替代变量^①,那么,本文建构的“大数据资源—企业能力—创新绩效”的企业实现机制模型,刻画了数据与劳动、技术等五种生产要素的关系,可以视为大数据成为现实生产要素的一种实现机制。

^① 现实中,劳动、知识等生产要素内涵的丰富性与形式的复杂性远非大数据分析、组织学习等构念所能刻画的。按经济学的假设条件范式,为突出数据与其他生产要素的具体关系,本文将生产要素与模型构念的映射关系理解为一种特征映射而非全局映射。例如,大数据分析水平的高低依赖于劳动者的个体或集体能力,因此作为劳动要素的替代变量。同时,在互联网、大数据和人工智能情境下,大数据分析具备的描述性(关联归纳)、预测性(规律捕捉)和规范性(行动优化),也能为劳动者提供启发式知识。其他生产要素与模型构念的映射关系同理。感谢匿名评审专家对此提出的建设性意见。

表 8 企业所在行业 IT 使用强度的调节效应检验

变量	IT 强度高 惯例更新	IT 强度低 惯例更新	IT 强度高 产品创新绩效		IT 强度低 产品创新绩效	
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6
常数项	0.101 (0.242)	-0.778 (-1.972)	-0.289 (-0.501)	-0.315 (-0.553)	-0.265 (-0.515)	-0.197 (-0.375)
所在行业	-0.016 (-0.277)	-0.127* (-2.851)	0.109 (1.526)	0.112 (1.597)	-0.017 (-0.283)	-0.005 (-0.088)
所有制性质	0.061 (1.134)	0.031 (0.710)	0.075 (1.105)	0.060 (0.904)	0.049 (0.839)	0.046 (0.788)
销售收入	0.025 (0.303)	0.043 (0.784)	0.217* (2.080)	0.211 (2.050)	-0.074 (-1.001)	-0.078 (-1.048)
成立年限	0.041 (0.633)	0.020 (0.438)	-0.011 (-0.128)	-0.020 (-0.247)	0.075 (1.219)	0.073 (1.186)
大数据员工比例	-0.102 (-1.207)	0.037 (0.702)	0.092 (0.871)	0.116 (1.101)	-0.003 (-0.038)	-0.006 (-0.085)
大数据分析	0.331*** (4.989)	0.318*** (5.837)	0.280*** (3.366)	0.204* (2.261)	0.187* (2.562)	0.068 (1.008)
试错式学习	0.402*** (4.893)	0.464*** (6.774)	0.211** (3.045)	0.168* (2.660)	0.384*** (4.181)	0.342*** (3.355)
获得式学习	0.265*** (3.429)	0.224** (3.134)	0.187** (2.923)	0.126* (2.225)	0.322*** (3.364)	0.302*** 3.223
惯例更新				0.231** (3.059)		0.209* (2.729)
样本量	176	188	176	176	188	188
调整 R ²	0.548	0.481	0.443	0.452	0.406	0.404
F 值	27.756	21.252	12.576	12.043	12.674	12.379
VIF 值	1.891	1.720	1.622	1.893	1.760	1.900

注：括号中的数值是 t 统计量。

表 9 研究假设的检验结果小结

研究假设	结果对假设的支持	研究假设	结果对假设的支持
H1	支持	H6a	支持
H2	不支持	H6b	支持
H3	支持	H7	支持
H4	支持	H8	支持
H5a	支持	H9	支持
H5b	支持	H10	支持

1. 大数据成为现实生产要素的实现机制

大数据资源与其他资源类生产要素具有相似特征,即资源本身不能直接为企业带来绩效改善,需要通过与大数据分析(劳动)、组织学习(知识),及组织惯例更新(管理)相结合,才会从可能的生

产要素成为现实生产要素而对产品创新绩效(价值实现)产生影响。大数据分析可由劳动者或人工智能完成,劳动者既具有劳动偏向型进步特征,也可能具有技能偏向型进步特征,形成社会技能变革、工作组合技能变革和数字化的新职业创造(Akerman et al.,2015),考虑到在具备价值创造基础的生产要素分类中,劳动者的知识技能、文化技术水平等带来的价值创造属于“劳动”范畴,因此将大数据分析 with 劳动视作一种特征映射。

本研究印证了 Ghasemaghaei and Calic(2019)强调的大数据分析通过提升管理人员、技术人员等个体能力而改善绩效的观点,也印证了大数据分析可以为企业提供更好的动态环境的适应性结论(Chen et al.,2015)。与既有研究结论不同的是,本文强调大数据分析既反映了企业的大数据分析能力,也刻画了企业的人力资本质量。企业具备大数据分析能力可以直接影响产品创新绩效,即数据与劳动相结合可以直接成为现实生产要素,但这种转变并未充分释放价值。只有当数据进一步与知识和管理相结合,才会更完全地释放其潜在价值。首先,大数据分析通过试错式与获得式学习推动企业的组织变革,形成组织惯例更新以获得更充分的现实生产要素价值。实证检验结果表明企业仅投资大数据资源、加强大数据分析能力的培训和提升是不充分的,需要同时强化组织的内外部学习,并积极推动相应的组织流程变革,才会获得数据成为现实生产要素的核心商业价值,由此构建起大数据和人工智能时代的企业核心竞争力。其次,本文的研究再次强化了组织惯例更新来源于组织学习的结论,表明组织学习过程与组织惯例更新的过程密切相关。然而,在企业数字化转型中,经常会面临“不转等死,转不好找死”的战略选择窘境,通过组织学习促进动态惯例变革提升适应性成为企业数字化战略转型的关键(谢康等,2016),这在数据成为现实生产要素的过程中也如此。组织惯例更新在数据成为现实生产要素的路径中位于不可替代的核心地位,因为只有当新惯例与已有惯例达成动态稳定状态时,企业才真正具备了适应大数据环境的创新能力。

本文的研究进一步验证了既有文献对大数据分析影响组织学习或组织惯例更新的结论(Chen et al.,2015),以及大数据构建企业新型动态能力的观点(Akter et al.,2016)。与现有研究不同的是,本文深化了大数据分析影响组织学习,进而形成惯例变革促进价值创造的具体路径,而从试错式与获得式组织学习视角分析产品创新特征,也深化和丰富了既有文献对大数据分析影响组织学习与惯例更新的研究。综上,数据成为现实生产要素的实现机制如下:劳动构成数据成为现实生产要素的必要不充分条件,数据通过与劳动相结合形成知识积累,进而更好地与管理相结合,才会使数据更充分地成为现实生产要素。

2. 大数据成为现实生产要素的情境条件

根据上述调节效应的检验结果,可以对大数据成为现实生产要素的情境条件进行讨论。

随着企业数字化转型和数字经济的快速发展,资本要素从核心生产要素转变为情境条件要素参与到数字经济的价值创造中。现有研究表明,资本结构差异主要归因于不同产业之间竞争状况的不同(刘志彪等,2003),市场竞争强度对资本结构具有显著影响,借鉴“X—效率”假说,在市场结构集中且固化的垄断与寡头垄断行业,由于缺乏竞争压力,企业往往存在效率低下的问题,同时也会导致生产投入要素的价值转化效率下降。考虑行业竞争压力与资本要素间存在的明确且密切的互动关系,因而将行业竞争压力作为资本要素的替代变量。通过探讨竞争压力影响大数据成为现实生产要素的条件特征来剖析数据、资本、劳动、知识与管理的关系。

如前所述,即使企业都拥有大数据资源和大数据分析能力,行业竞争压力的变化也会使企业选择不同的价值创造路径。竞争压力相对低时,企业侧重于运用大数据资源和大数据分析来形成组织内部知识的积累,由此推动组织流程变革来实现价值创造;当竞争压力大时,企业既会将大数据资

源和大数据分析用于强化组织内部学习,也会将其运用于组织外部学习形成知识积累,由此推动组织惯例更新来创造价值。在数据与劳动结合成为现实生产要素过程中,资本对劳动与知识和管理间的过程发挥调节作用。此外,技术构成工业时代的关键生产要素之一。信息技术(ICT)等基础设施代表了互联网时代的技术基础特征之一,因此,本文在模型中将行业的IT使用强度视为技术的替代变量。结果表明,所在行业的IT使用强度低时,企业难以通过大数据分析直接提高产品创新绩效,而需要通过组织学习和组织惯例变革来实现价值创造。

因此,数据与劳动相结合不会必然成为现实生产要素,关键要看数据与劳动相结合时的技术基础的情境条件如何。当拥有良好的技术基础时,数据与劳动相结合可形成现实生产要素,但存在一定的效率损失。根据实证结果,即使在技术基础良好的情境条件下,要使数据高效率转变为现实生产要素,数据与劳动相结合依然需要通过知识和管理这两个要素来形成现实生产要素。与既有文献对知识、管理和数据作为生产要素参与分配的理论讨论不同,本文依托实证研究结果不仅阐述了数据与劳动相结合后如何与知识和管理相结合创造价值的具体过程,还分析了资本和技术如何对这个过程进行调节,丰富了现有对非劳动生产要素参与分配的理论研究。

六、结论与政策启示

1. 研究结论

本文通过构建“大数据资源—企业能力—创新绩效”的链式中介模型,探讨了大数据资源形成产品创新绩效的企业实现机制,揭示了数据与五大生产要素(劳动、资本、技术、知识、管理)的关系特征,形成对数据作为生产要素的新认知。主要研究结论如下:

(1)大数据资源被大数据分析、组织学习与惯例更新构成的实现机制完全中介,即对于绝大部分企业而言,仅投资大数据资源这一行为并不能直接带来绩效改善,形成大数据分析能力是大数据资源改善企业产品创新绩效的必要条件。然而,不是所有企业都可以通过大数据分析直接获得产品创新绩效,只有所在行业IT使用强度高的企业才具备该能力,行业IT使用强度低的企业则难以做到,因为社会的技术基础作为互补资产时难以提供其实现条件,且行业运作与盈利特征也会限制企业从IT中获取能力。然而,无论何种IT使用强度的行业,大数据资源通过大数据分析促进组织学习进而推动组织惯例更新,都是企业获得产品创新绩效的主要实现路径。组织学习在其中发挥增强功能,组织惯例更新在其中起固化作用。不同的行业竞争压力会对企业选择何种组织学习方式构成影响。当行业竞争压力大时,企业倾向于选择试错式学习与获得式学习结合的方式推动组织变革;当竞争压力相对小时,企业倾向于通过内部的知识积累来推动组织创新。

(2)数据已经成为社会经济数字化转型的生产要素之一,并通过与劳动等五个生产要素的结合形成现实的生产要素。与土地、资本等要素一样,单纯的数据资源只是可能的生产要素,要成为现实生产要素需要与其他要素或资源相结合,尤其是劳动。因此,劳动构成数据成为现实生产要素的必要条件之一。数据与劳动相结合不会必然成为现实生产要素,关键要看数据与劳动结合时的技术基础条件如何。当社会提供良好的技术基础时,如优良的ICT基础设施条件,数据与劳动相结合就会直接形成现实生产要素,虽然形成的现实生产要素存在生产效率损失。但若缺乏良好的技术基础,即使数据与劳动相结合,也不会直接成为现实生产要素。一般地,即使社会的技术基础良好,数据与劳动相结合依然需要通过与知识和管理相结合来形成现实生产要素,而且相对于二者结合直接转化的现实生产要素,通过与知识和管理相结合形成的现实生产要素效率更高。

整合上述两个结论,可形成以下拓展性结论:在互联网、大数据、人工智能和实体经济深度融合

中,企业或政府不能仅仅满足于对新一代信息技术的软硬件和数据资源的投资,还需要加强对大数据分析能力的构建,且这方面投入不能少于对软硬件和数字资源的投入。先投资大数据基础资源,再投资其分析能力的阶段性投资战略,劣于两者同步投资的战略。在投资大数据资源和大数据分析能力时,需要同步考虑通过组织内外部学习促进组织流程变革,只有这样才能从深度融合中获取更多的投资回报。由此可见,数据有助于改善劳动、知识、管理、资本和技术要素成为现实生产要素的效率。这反映在宏观经济层面就意味着,大数据参与经济主体的价值分配,将有助于改善传统资源的配置扭曲问题。

2. 政策启示

(1)对党的十九届四中全会将数据作为生产要素的思想提供了企业产品创新视角的理论解释,为数据作为生产要素参与市场经济初次分配提供了政策启示。从生产要素的内部看,数据成为现实生产要素而非可能生产要素,是确定其进入市场经济初次分配中的评判标准。数据的市场价值、贡献与报酬的决定机制,主要根据数据如何与劳动相结合,再如何与知识和管理相结合的关键过程来确定。资本密集程度、技术基础环境条件也会调节数据的市场价值、贡献与报酬的大小。在数据的交易规则,尤其是在将数据纳入市场经济初次分配的政策制定中应当注意,拥有多少数据不等于拥有相应的市场价值、贡献和报酬,唯有将数据与劳动、知识和管理三个关键生产要素相结合,在资本和技术要素的调节下,才会产生更高的市场价值、贡献和财富。因此,建立健全大数据市场,除强化以增加知识价值为导向的收入分配政策外,还需要强化以提升大数据分析能力、通过组织学习强化流程变革为导向的收入分配政策。

(2)为提高数据从可能的生产要素成为现实生产要素的转化效率提供政策启示。从生产要素的外部看,优良的技术基础与制度环境,将会更高效地促进数据成为现实生产要素实现价值创造。因此,为了更好地实现劳动、资本、知识、技术、管理和数据等要素的价值,推进要素市场制度建设,既需要建立健全数据权属、公开、共享和交易的规则,也需要建立数据与其他生产要素的交易规则。具体的行动包括但不限于:中国各级政府大力推动5G网络、工业互联网、云计算、人工智能等技术基础设施和大数据基础应用环境的发展;完善社会ICT基础设施,提速降费等政策措施,使更多的经济主体具备将数据与劳动相结合形成价值创造的能力,从而促进社会分工,促进数字经济增长;研究、制订和出台一系列旨在维护大数据市场良好运行的法律法规和管理制度,具体包括逐步出台针对具有双边市场特征的电商平台、社交平台等大数据平台的信息公开法,以及研究并制定推动全社会在线网络主体的信息公开法,如《大数据平台数据普遍服务法》等,限制网络各参与方的反爬虫管理,使大数据更多地转变为社会公共品,不断夯实大数据流动与共享的制度基础。

(3)为新一代IT与实体经济深度融合的企业实践提供政策启示。在深度融合实践中,提高大数据分析能力是企业大数据竞争战略的核心。对于企业大数据竞争战略而言,获取大数据资源掌握多维、大量的数据,只构成企业实施大数据竞争战略的必要条件之一,加强大数据分析能力,才是企业在竞争中制胜的关键,是企业需要高度重视培养的动态能力。同时,大数据分析能力的构建需要企业针对业务的积极试错与探索,以及相应的流程变革共同辅助,单纯的大数据资源部署无法帮助企业实现绩效改善。具体地,在推进数据驱动创新的过程中,企业应充分结合具体行业的经营特性与发展特征,为经营管理提供分时段、分程度、分次序、差异化的大数据价值创造路径的指导,帮助企业理性看待大数据资源与应用,将大数据视作企业价值增值的生产要素之一进行合理配置。

基于本文提出的数据成为现实生产要素的实现机制,未来研究可从两个方向进行扩展:一是从价值链视角,探讨数据成为现实生产要素过程中的价值增值过程;二是从收入分配角度,遵循“按贡

献参与分配”的政策宗旨,探讨数据成为现实生产要素过程如何影响数据资源参与收入分配的机制,如数据参与分配后在企业、个人等不同主体内和主体间的机制设计问题等。

[参考文献]

- [1]陈剑,黄朔,刘运辉.从赋能到使能——数字化环境下的企业运营管理[J].管理世界,2020,(2):117-128.
- [2]顾红磊,温忠麟,方杰.双因子模型:多维构念测量的新视角[J].心理科学,2014,(4):973-979.
- [3]洪银兴.非劳动生产要素参与收入分配的理论辨析[J].经济学家,2015,(4):5-13.
- [4]李海舰,田跃新,李文杰.互联网思维与传统企业再造[J].中国工业经济,2014,(10):135-146.
- [5]刘志彪,姜付秀,卢二坡.资本结构与产品市场竞争强度[J].经济研究,2003,(7):60-67+91.
- [6]罗仲伟,李先军,宋翔.从“赋权”到“赋能”的企业组织结构演进——基于韩都衣舍案例的研究[J].中国工业经济,2017,(9):174-192.
- [7]王永伟,马洁,吴湘繁.变革型领导行为、组织学习倾向与组织惯例更新的关系研究[J].管理世界,2012,(9):110-119.
- [8]肖静华,吴瑶,刘意,谢康.消费者数据化参与的研发创新——企业与消费者协同演化视角的双案例研究[J].管理世界,2018,(8):154-173.
- [9]谢康,吴瑶,肖静华,廖雪华.组织变革中的战略风险控制——基于企业互联网转型的多案例研究[J].管理世界,2016,(2):133-148.
- [10]杨桂菊,李斌.获得式学习、非研发创新行为与代工企业品牌升级——基于三星电子的探索性案例研究[J].软科学,2015,(8):25-28+32.
- [11]Akerman, A., I. Gaarder, and M. Mogstad. The Skill Complementarity of Broadband Internet [J]. Quarterly Journal of Economics, 2015,130(4):1781-1824.
- [12]Aker, S., S. F. Wamba, A. Gunasekaran, R. Dubey, and S. J. Childe. How to Improve Firm Performance Using Big Data Analytics Capability and Business Strategy Alignment [J]. International Journal of Production Economics, 2016,182(12):113-131.
- [13]Andersen, J. J., and M. L. Ross. The Big Oil Change: A Closer Look at the Haber—Menaldo Analysis [J]. Comparative Political Studies, 2013,47(7):993-1021.
- [14]Baesens, B., R. Bapna, J. R. Marsden, J. Vanthienen, and J. L. Zhao. Transformational Issues of Big Data and Analytics in Networked Business[J]. MIS Quarterly, 2016,40(4):807-818.
- [15]Brynjolfsson, E., and M. Kristina. The Rapid Adoption of Data-Driven Decision-Making[J]. American Economic Review, 2016,106(5):133-139.
- [16]Chen, D. Q., D. S. Preston, and M. Swink. How the Use of Big Data Analytics Affects Value Creation in Supply Chain Management[J]. Journal of Management Information Systems, 2015,32(4):4-39.
- [17]Edwards, J. R., and L. S. Lambert. Methods for Integrating Moderation and Mediation: A general Analytical Framework Using Moderated Path Analysis[J]. Psychological Methods, 2007,12(1):1-22.
- [18]Foss, N. J., K. Laursen, and T. Pedersen. Linking Customer Interaction and Innovation: The Mediating Role of New Organizational Practices[J]. Organization Science, 2011,22(4):980-999.
- [19]Ghasemaghaei, M., and G. Calic. Assessing the Impact of Big Data on Firm Innovation Performance: Big Data Is Not always Better Data[J]. Journal of Business Research, 2020,108(1):147-162.
- [20]Ghasemaghaei, M., and G. Calic. Does Big Data Enhance Firm Innovation Competency? The Mediating Role of Data-Driven Insights[J]. Journal of Business Research, 2019,104(7):69-84.
- [21]Gupta, M., and J. F. George. Toward the Development of a Big Data Analytics Capability [J]. Information and Management, 2016,53(8):1049-1064.
- [22]Martha, S. F., and T. P. Brian. Reconceptualizing Organizational Routines as a Source of Flexibility and

- Change[J]. *Administrative Science Quarterly*, 2003,48(1):94–118.
- [23]McAfee, A., and E. Brynjolfsson. Big Data: The Management Revolution [J]. *Harvard Business Review*, 2012, 90(10):60–68.
- [24]Müller, O., M. Fay, and B. J. Vom. The Effect of Big Data and Analytics on Firm Performance: An Econometric Analysis Considering Industry Characteristics[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2018, 35(2):488–509.
- [25]Rerup, C., and M. S. Feldman. Routines as a Source of Change in Organizational Schemata: The Role of Trial-and-Error Learning[J]. *Academy of Management Journal*, 2011,54(3):577–610.
- [26]Stiroh, K. J. Information Technology and the U.S. Productivity Revival: What Do the Industry Data Say[R]. FRB of New York Staff Report, 2001.
- [27]Taylor, A. B., D. P. MacKinnon, and J. Y. Tein. Tests of the Three-path Mediated Effect [J]. *Organizational Research Methods*, 2008,11(2):241–269.
- [28]Wu, L., L. Hitt, and B. Lou. Data Analytics, Innovation, and Firm Productivity [J]. *Management Science*, 2020,66(5),2017–2039.
- [29]Yenokyan, K., J. J. Seater, and M. Arabshahi. Economic Growth with Trade in Factors of Production[J]. *International Economic Review*, 2014,55(1):223–254.
- [30]Zhao, Y. B., Y. Li, S. H. Lee, and L. B. Chen. Entrepreneurial Orientation, Organizational Learning, and Performance: Evidence from China[J]. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 2011,35(2):293–317.

The Enterprise Realization Mechanism of Big Data Becoming a Real Production Factor: From the Product Innovation Perspective

XIE Kang, XIA Zheng-hao, XIAO Jing-hua

(School of Business, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China)

Abstract: With the rise of digital economy, data has become a new production factor, but existing researches lack theoretical analysis and empirical research on the realization process of data becoming a real production factor. As product innovation is the most integrated link of various production factors in enterprise activities, from the perspective of product innovation, this paper builds a chain mediation model of “big data resources–enterprise capabilities–product innovation performance” to conduct empirical research, and explores the enterprise realization mechanism of big data from possible production factors to real production factors. Based on the empirical results and the feature mapping logic, we regard big data analysis, organizational learning, routine update, industry competition pressure, and industry information technology use intensity as alternative variables of labor, knowledge, management, capital, and technology, respectively. We map the product value realization mechanism to the realization path model of the combination of data and other five production factors, and put forward the view that data is a bridge-type production factor that further links the existing production factors, forming a new understanding of data as a production factor. The conclusion provides a theoretical explanation from the perspective of enterprise product innovation to the idea that using data as a new production factor, and also provides management enlightenment for enterprise’s big data innovation practice.

Key Words: big data; factors of production; enterprise realization mechanism; product innovation; chain mediation model

JEL Classification: O31 O38 M10

[责任编辑:李鹏]