

大数据能力对农业科技企业创新的影响： 一个有调节的中介效应模型

宋默西，洪如玲，王雯溪

(中国农业大学 经济管理学院，北京 100083)

摘要：目前学者们较为关注大数据能力对于企业创新的影响研究，但大多笼统探究大数据能力对企业创新的直接影响，深入探究其中介机制和调节机制的研究尚未完善，立足于农业科技企业的研究更是缺乏。本文基于动态能力理论，深入探究大数据能力对农业科技企业创新的影响机制，以二元组织学习为中介变量，以市场导向为调节变量，建立可调节的中介模型。基于181家农业科技企业样本，结果表明：大数据能力对企业创新具有显著正向影响；探索式学习和利用式学习在大数据能力和企业创新间均具有正向中介作用；市场导向增强了利用式学习在大数据能力与企业创新之间的中介作用；而对探索式学习在大数据能力与企业创新之间的中介作用未发挥显著的调节作用。

关键词：大数据能力；农业科技企业创新；组织学习；市场导向

中图分类号：F324.6 **文献标志码：**A **文章编号：**1002—980X(2023)8—0076—13

一、引言

伴随着经济全球化和科学技术发展的加快，创新已逐渐成为驱动社会进步和经济发展的主要推动力。尤其是对于我国国民经济的基础性行业——农业，科技创新更是推动农业现代化，带动农村经济发展，从而最终解决“三农”问题的核心推动力(谢康等，2022)。党的二十大报告明确提出要全面推进乡村振兴，必须持续完善农业科技创新体系，强化涉农企业科技创新主体地位，为全面推进乡村振兴，不断注入创新动力，提供更强有力的科技支撑。尤其农业科技企业作为农业技术创新的生力军，更是引领行业集聚发展、带动产业升级，大幅提升农业产业国际竞争力和核心技术掌控力的核心推动力(王昌文，2020)。但是，与其他农业科技强国比较，我国农业科技企业的科技基础依然比较薄弱，尽管近年来对技术创新活动有所重视，创新活动的基本投入也有显著提高，但普遍存在加工技术水平落后，产品质量和标准参差不齐，缺乏竞争力的品牌等问题，创新水平还存在着较大的差距(程李梅和刘柯欣，2022)。因此，在这一特定环境下，如何有效提升农业科技企业技术创新能力，真正实现企业自主创新，进而推动农业产业升级并大幅提升农业产业国际竞争力，是我国科研工作者亟待思考的重要问题之一。

另一方面，大数据是information technology(IT)行业继云计算之后的一次重大变革，在世界范围内掀起了一场前所未有的革命。在大数据广泛应用的背景下，我国农业科技企业也在逐步转型升级，信息化和智能化水平逐步得到提升(孙九林等，2021)。但由于我国农业科技企业相较于其他行业自身资源的局限性较大，因此对农业大数据的深度挖掘和分析的能力较弱，大数据资源的经济价值很难得到充分发挥(温孚江和宋长青，2017)。因此，对农业科技企业来说，如何能够从海量、纷繁复杂的大数据中挖掘和提炼出有价值的信息，并有效提升农产品研发技术水平，从而促进农业企业创新，成为亟待解决的热点问题。具体来说，大数据能力是否会对农业科技企业创新产生影响，以及产生何种影响？在此基础上，大数据能力会通过何种中介路径和机制，以及在何种边界条件的作用下，对农业科技企业创新产生影响？深入研究这些问题，对于农业企业深度挖掘大数据的价值，使大数据资源真正服务于农业科技企业创新，进而全面推进乡村振兴，形成具有全球竞争力的农业科技创新生态，有巨大的实践意义(谢康等，2022)。

近年来，学者们也在如何利用大数据能力，即企业整合内外部大数据资源，通过深度分析和预测适应外

收稿日期：2023-04-24

基金项目：国家自然科学基金青年科学基金“大数据吸收能力对我国农业企业突破式创新的影响机制研究”(71803183)

作者简介：宋默西，博士，中国农业大学经济管理学院副教授，硕士研究生导师，研究方向：战略管理，供应链管理；(通讯作者)
洪如玲，博士，中国农业大学经济管理学院讲师，硕士研究生导师，研究方向：组织行为与人力资源管理；王雯溪，中国农业大学经济管理学院硕士研究生，研究方向：战略管理，供应链管理。

部环境变化的能力(谢卫红等,2016),来创造商业价值这一领域不断探索。然而,大数据能力对于企业创新的直接影响效果,研究结论尚未统一。有些学者发现大数据能力能有效促进企业创新的提升(马巧鸽等,2019,Mikalef et al, 2019),然而有些学者认为两者并未显著相关(任南等,2018)或呈现U型相关关系(Hao et al,2019)。例如,任南等(2018)探讨了大数据分析能力与协同创新之间的关系,发现其中大数据能力并不直接影响创新能力和创新。Hao等(2019)发现大数据资源本身会限制大数据能力对企业创新的影响,当大数据资源不足的时候,可以通过提升大数据能力来提高绩效,但如果超过这一点,提升大数据能力实际上可能会抑制创新。究其原因,学者们推测大数据能力,作为企业高阶的动态能力,可能需经由一定的中介机制或调节机制才能转化为企业创新的实际提升,并逐步对其作用机理展开初探(刘念等,2021;张振刚等,2021)。例如,刘念等(2021)发现资源拼凑和组织敏捷性在大数据能力与制造企业服务创新之间起到重要的中介作用。张振刚等(2021)基于动态能力理论和权变理论,经过实证发现大数据能力对创新具有正向的促进作用,并在此基础上考虑IT-业务融合水平和二元环境的调节作用。然而,现有研究对其作用机理的探究还很不完善,且鲜有学者立足于农业科技企业,并从组织学习视角出发对其进行深入挖掘,未能全面揭示大数据能力提升企业创新绩效的“黑箱”,一定程度上阻碍了农业科技企业利用大数据更好转化成实际价值。

在大数据时代,组织学习是企业生存及获得持续竞争优势的重要途径(陈漫等,2022)。根据组织学习理论,知识的获取只是组织学习的起点,知识往往不能直接形成创新,企业只有具备一定的组织学习能力,才能够将获取的外部知识理解、消化并将其转化为可被企业利用的知识,进而才能够形成创新(March, 1991; Levitt and March, 1988)。也就是说,大数据能力帮助企业对获取、分析和预测外部知识与技术,但外部知识需要触发一系列强化组织学习的过程,如探索式与利用式学习,并为之提供投入要素,才能使企业取得最终的创新成果。探索式学习强调对新知识的搜寻与创造,而利用式学习则强调对原有知识的改进与提升(Atuahene-Gima and Murray, 2007)。纵观当前组织学习与企业创新关系的研究,学者们大多直接探究组织学习对于企业创新的影响(王海军等,2021;张徽燕等,2014),将其作为前因变量。例如,王海军等(2021)发现探索式学习和利用式学习对企业的颠覆性创新具有正向显著影响。张徽燕等(2014)认为组织学习能力能显著提升二元性创新。也有部分学者对组织学习的中介作用进行初探,如刘建湘和单汨源(2016)发现,与利用式学习相比,探索性学习在研发开放程度和创新绩效的中介作用更显著。李静霞(2019)研究发现组织学习在知识转移与企业动态能力之间起到中介作用。但聚焦于农业科技企业,从大数据能力角度,研究大数据能力、企业创新与组织学习之间关系的仍然是少数,而在此基础上将组织学习作为中介变量的研究更是缺乏。因此,本文拟引入组织学习作为中介变量,以揭开大数据能力与农业科技企业创新之间关系的“黑箱”。

此外,当前市场竞争愈发激烈,消费者的需求呈现出个性化、创新性的趋势,而市场导向作为一种“企业文化”(Narver and Slater, 1990),不仅能够帮助企业收集顾客有关信息,也能够获取与竞争者相关的信息,使其更好的为客户创造价值,保持自己独特的竞争优势,因此其对企业学习方式和企业创新的影响不容忽视。针对不同水平的市场导向,企业需采取不同的学习方式加以应对。目前,已有的研究大多将市场导向作为前因变量,探讨其对组织学习、创新等的影响机制(王灿昊和段宇锋,2019;夏晗,2019)。例如,王灿昊和段宇锋(2019)提出反应型市场导向有利于企业实施应用式创新,而先动型市场导向则有利于探索性创新。夏晗(2019)发现积极型市场导向能极大地促进新产品开发成功。也有学者从不同角度初步探究了市场导向的调节作用,但相关研究还相对不足。徐建中等(2019)研究发现前瞻型市场导向强化了知识宽度搜索与企业创新绩效之间的正向关系,反应型市场导向则会弱化知识深度搜索与企业创新绩效的正向关系。鉴于此,本文选取市场导向为调节变量,以探讨其对大数据能力—二元组织学习—企业创新关系的影响。

本文基于资源基础理论和动态能力理论,深入探究大数据能力对农业科技企业创新的影响机制,以二元组织学习为中介变量,以市场导向为调节变量,进一步建立可调节的中介模型(温忠麟和叶宝娟,2014),即研究在市场导向的作用下,二元组织学习在大数据能力和企业创新中是否发挥更大的中介作用。

本文的理论贡献有如下三点:第一,随着企业大数据能力的发展,越来越多的学者关注其与创新的关系,但是大部分仅笼统研究大数据能力对企业创新的直接效应,而进一步探究其中的中介机理和调节机制的研究还并未完善。本文系统地探究了大数据能力与企业创新之间的作用路径及边界条件,并提出可调节的中介模型,为大数据能力研究提供了一个全新的理论视角与研究思路,弥补了我国现有大数据能力管理领域研究尚不完善的现状,这对于揭开大数据能力对农业科技企业创新影响的这一理论“黑箱”具有重要的意义。第二,组织学习是创新管理领域的核心概念,然而目前研究主要集中在其影响因素的探究及如何提高企业创

新和绩效上,少有从大数据能力的角度研究其对组织学习的影响效果,即将大数据能力作为驱动因素来探索如何能够提升双元组织学习方式,进而提升企业创新。而本文就补充了大数据能力在组织学习领域的应用研究,旨在提供大数据能力这一新的视角应对组织学习过程中的问题,推动组织学习理论的发展。最后,从市场导向角度来说,目前大部分学者将其作为自变量探索其对企业创新和绩效等的影响,而市场导向作为调节变量是如何对大数据能力—组织学习—企业创新这一路径影响的尚未知晓。因此本文将市场导向引入大数据能力和组织学习等领域,加深了对市场导向与大数据能力、组织学习和创新关系的认识,有助于推进市场导向领域的研究。

二、理论分析与研究假设

(一)大数据能力

大数据能力是西方学术界近年兴起的一个概念,有学者认为,建立具有独特的、难以被模仿的大数据能力,可以为企业提供更多的商业价值。Lavallo等(2011)最早提及数据筛选、整理、分析和应用数据的能力,但是没有进行具体的阐释。目前有关大数据形成一种能力的研究主要集中于以下两方面:一方面,重要的是数据处理能力,Bharadwaj等(2013)界定大数据能力的概念,是企业在特定的时间内对数据进行获取、整理和加工处理的能力。大数据能力可以帮助组织调整现有数据,以满足不同情况下出现的不同信息需求(Rialti et al, 2019)。另一方面是数据分析能力,例如Hurwitz等(2013)认为想要实现大数据的价值,就要拥有能够深入挖掘其价值的分析能力。简单的数据处理已经不再能满足需求,数据科学最关键的方面之一就是数据分析的能力(Davenport et al, 2012)。因此要将大数据上升为一种分析能力,一种使企业能够实时分析和应对巨量离散数据的能力。通过进一步梳理发现其中较多的研究认为大数据分析能力是企业搜集、整合并重新配置大数据资源的能力,是新一代技术和构架,企业可以实现高速捕获、发现和分析,从大量数据中经济地提取价值(Mikalef et al, 2019)。但基于动态能力理论,企业想要获得竞争优势就需要一种实时的高阶能力以适应外部环境变化,所以说这里的大数据能力也已经远远超过“分析”。近年来,国内学者谢卫红等(2016)对大数据能力进行详细梳理与定义,认为大数据能力是企业整合内外部大数据资源,通过深度分析,预测、适应外部环境变化的能力。

对此,基于资源基础理论和动态能力理论,借鉴以上研究基础,本文将“大数据能力”定义为企业通过整合内外部大数据资源,捕获、分析数据,并调整、重构数据、技术和人才,对未来业务或模式进行预测,为企业提供一种可以应对内外部环境变化的动态能力。

(二)大数据能力对农业科技企业创新的直接影响

资源基础理论认为,企业竞争优势的来源是其具备的资源和能力,而且这类资源是有价值的、稀缺的、不可复制的、具有组织性的(Barney, 1991)。而动态能力理论则是对资源基础理论的一种补充和延伸。研究动态能力理论的学者们提出,在动态变化的环境中,以资源基础观为基础的竞争优势已不再适用,必须引进新的变量来探寻资源和企业竞争优势的关系(Teece et al, 1997; Eisenhardt and Martin, 2000)。对组织来说,仅仅拥有资源优势并不能使其在变化的市场环境中维持长久的优势,还必须拥有特定的能力,能够持续获取资源并对它们进行整合和利用。因此,有学者从资源基础理论出发,补充了动态环境维度,提出了动态能力模型,即帮助企业“整合、建立和重新配置内外部能力以适应快速变化环境”,是企业的持续竞争优势的真正来源(杜俊义和冯罡, 2020)。本文认为,作为农业科技企业基础性资源的农业大数据,并不能直接为农业科技企业提供竞争优势。但基于大数据发展出的动态的大数据能力可以帮助农业科技企业对其所处的农产品市场、农业技术、农产品消费者、竞争环境进行实时的预测,使农业科技企业及时感知机会和威胁,快速响应市场和竞争和变化,树立先发优势(Mikalef et al, 2019)。因此,大数据能力是农业科技企业动态能力的重要组成部分,能够帮助农业科技企业在动态环境中取得并维持其竞争优势,促进农业科技企业创新。

具体来说,大数据能力能够帮助农业科技企业快速获取、深度分析和预测农产品市场和消费者需求、农作物生长等数据,从而提升农产品和农业技术的研发速度和创新性,进而促进农业科技企业创新。从市场需求层面,有研究表明,消费者参与产品研发与制造会提升他们对于新产品的接纳程度及应用能力,从而提升顾客满意度(武文珍和陈启杰, 2017)。大数据能力可以使农业科技企业实时跟踪农产品市场变化,通过大数据挖掘并深度预测消费者行为模式和竞争对手的行为变化等,有利于企业加深对农业市场的了解(马巧鸽

等,2019),从而更迅速地设计、改良更符合消费者要求的,更优于竞争对手的农产品或农业技术,为农业科技企业实现实时化、个性化的产品和技术创新提供可能。尤其网络媒体中蕴含消费者的数据,可以帮助企业基于数据快速构建消费者的完整兴趣图谱。这些兴趣图谱可以使企业与农产品消费者之间的关系更紧密,通过深度分析和挖掘客户需求(Ghasemaghaei and Calic, 2019),企业能够更快速高效的研发出消费者需要的新型农产品和新型农业工艺,促进农业科技企业创新。在技术层面大数据能力还能够对农产品生长进行观测和追踪,提升研发速度和精度。例如,利用卫星遥感技术,可以对农作物叶片面积指数、叶绿素含量等多项指标进行监测,从而获得大量的数据信息,这些信息可以为农业科技企业生产环节提供科学的数据参考,农业科技企业可以据此提前干预农作物品质(唐瑞,2021),从而大大缩短了农产品研发周期,提升研发的精准度和个性化,推进企业创新。

基于以上分析,本文提出如下假设:

大数据能力对农业科技企业创新有显著正向影响(H1)。

(三)组织学习的中介作用

环境的不确定性,迫使企业必须不断地学习以提高其适应环境的能力,组织学习在企业生存发展中有着举足轻重的作用(张敬文和郑招兰,2022)。Argyris 和 Schön(1978)最早提出了组织学习的概念,他们将组织学习界定为一种过程,包括对组织内部信息进行展现、解释说明及整理分析,从而实现组织内部业务优化升级的过程。March(1991)按照不同的组织学习模式,将组织学习划分为“探索式学习”和“利用式学习”,“探索式学习”是指有“探索、承担风险、试验、尝试、发现、创新”等特征的学习行为,实质是寻求和获取与现有知识相区别的新知识;而利用式学习是指具有“提炼、筛选、生产、效率、选择、实施、执行”等特征的学习行为,其本质是将外部获得的新知识与企业已有的相结合,并将其有效地内化,从而以新方式使用和扩充现有知识库(Levitt and March,1988)。

组织学习理论认为,知识的获取是学习的起点,无论是探索式学习还是利用式学习都离不开知识的获取。在大数据的时代下,数据是获取知识的源泉,当前对知识的竞争已演变为数据竞争(March,1991;Levitt and March,1988)。而大数据能力能够从海量数据中萃取对企业有价值的知识,是一种高级的知识处理能力(Wamba et al,2017),在知识处理方面存在巨大优势,对组织学习存在极大的促进作用。以下将从探索式学习和利用式学习两个维度展开。首先,大数据能力能够通过开发或从外部获得农业大数据分析的软件平台实现对杂乱、复杂的农业大数据的深度分析和挖掘,能够发现看似无关的数据资源之间的潜在联系,从而获得很多以前难以挖掘的新知识,进而扩展和丰富农业科技企业现有知识库(许治等,2022)。例如,大数据能力能够帮助农业科技企业通过网络媒体等,获取较为庞大和完善的农产品消费者数据,消费者的需求偏好等信息可以即时被农业科技企业捕捉,企业的知识库得到持续全面的扩展和补充。因此,大数据能力有利于农业科技企业探索式学习的提升(张彩凤等,2019)。其次,大数据能力能够帮助农业科技企业建立知识和思维惯例,对现有知识(农业技术、农产品市场信息)的整合和分析意识增强,知识关联能力也增强,激发对现有知识的再利用和创新(李忠顺和王少瑜,2021),进而提升利用式学习能力。当农业科技企业拥有较强的大大数据能力时,企业内部对各个流程的数据采集、整合和分析的意识也会增强,内部各部门间更积极和更频繁地对现有知识和经验进行分享和学习,加强已有知识间的关联。另外,拥有大数据能力的农业企业对知识迭代次数和频率的承受力更强,更有利于对旧知识的试错,形成完备的农业知识库(李忠顺等,2015)。因此,大数据能力有利于利用式学习。

另外,组织学习与企业的创新活动、企业的创新产出的关系历来受到学术界和企业管理者的重视。他们认为组织学习有助于企业知识的累积与运用,从而提高技术创新的能力,并因此而取得较好的竞争优势(张林和王宇,2018)。组织学习可以更新企业的知识储备,提升企业的战略柔性,增强企业的环境反应能力,能够避免组织“僵化”,从而推动企业创新。首先,探索式学习有利于企业获取创新来源和进行创新活动,因而有效促进企业创新(张徽燕等,2014)。对于农业科技企业创新,外部新知识的纳入是必要的。探索式学习关注外部知识环境的变化和趋势,这与创新对新知识的需求相符(高启杰,2013)。探索式学习帮助农业科技企业培育出新的农产品,更新和升级现有农业技术,从而实现农产品的创新或农业技术的革新。因此,探索式学习通过获取新知识能够有效打破农业科技企业的惯性依赖,促进企业创新。其次,企业通过现有知识的利用式学习,对内部资源进行优化,以适应外部环境,达到持续性的企业创新(李忠顺和王少瑜,2021)。拥有较

强利用式学习能力的企业,可以将已消化的新知识进行重组、转化,并在此基础上对现有的知识和认知结构进行相应的调整,使其适应新的环境变化,在此过程中产生新观念、新的农业技术模型、新的顾客需要,从而促进农业科技企业创新(许治等,2022)。此外,企业利用式学习的终极表现就是知识的使用,而知识的有效使用可以将新知识、新思想与农产品市场机遇相结合,开发和测试新型农产品(张志华和陈向东,2016),从而使农业技术得以商品化,以实现农业科技企业的创新。

在此基础上,组织学习理论指出,知识的获取只是组织学习的起点,知识往往不能直接形成创新,企业只有具备一定的组织学习能力,才能够将获取的外部知识理解、消化并将其转化为可被企业利用的知识,进而才能够形成创新。也就是说,外部知识需要一系列强化组织学习的过程,才能使企业取得最终的创新成果。在农业科技企业环境下,大数据是企业知识的重要组成部分,大数据能力能帮助农业科技企业从海量的农业数据中萃取出有价值的农产品市场和农业技术知识,并实时捕捉相关信息对其进行深度分析实现新知识的纳入,丰富企业的知识库,还可以增强现有知识关联的能力,从而促进组织学习(马巧鸽等,2019)。组织学习可以帮助企业更好地理解、消化并且利用农产品消费者与竞争对手的策略信息及农业技术发展信息,使之作用在组织创新上(张志华和陈向东,2016),从而从根本上形成创新。结合前文相关的理论阐述,本文认为大数据能力可以通过组织学习作用于农业科技企业创新。

由此,本文提出如下假设:

探索式学习在大数据能力和农业科技企业创新之间起到正向中介作用(H2a);

利用式学习在大数据能力和农业科技企业创新之间起到正向中介作用(H2b)。

(四)市场导向的调节作用

Narver和Slater(1990)将“市场导向”界定为一种企业文化,它能促使企业竭尽全力,实施最有效的管理措施,以创造最大的客户价值,并以此来保证企业的经营绩效。企业不仅要重视当前的市场经济环境下顾客的需求,还要在未来公司的内外部环境发生变化之际,能够满足消费者变化的需求(Jaworski and Kohli, 1993)。

在市场导向水平较高的农业科技企业,企业形成“客户至上”的文化氛围(Jaworski and Kohli, 1993; Narver and Slater, 1990),在意识和能力上会更重视通过大数据能力获得的一手农产品市场信息,从而更加积极有效的运用大数据能力提升组织学习程度,进而知识的再利用和创新,以迅速响应市场,满足消费者需求。而市场导向水平较低的企业,对大数据能力的利用重视不足,使大数据的商业价值无法得到有效体现,知识的学习和再利用也很难实现。因此,市场导向能够强化大数据能力对组织学习的促进作用。

具体来说,市场导向能够从组织能力和意识两方面增强大数据能力与二元组织学习的关系。从组织能力角度,市场导向水平较高的农业科技企业,通过多种方式与顾客互动获取大量农产品消费者需求信息(Linc and Kunn, 2019),以补充大数据能力整合分析出的农产品市场和消费者方面的知识,从而丰富农业科技企业的知识库,加强大数据能力对探索式学习的促进作用(吴晓云和张峰,2014)。从主观意识角度市场导向水平较高的企业能够敏锐感知消费者需求的变动和农产品市场竞争压力,在压力驱使下,企业会更加积极主动的利用大数据能力提升探索式学习,以设计生产出满足消费者需求的创新型农产品及农业技术;此外,市场导向也能增强大数据能力对利用式学习的促进作用。市场导向水平较高的农业科技企业,对农产品消费者和农业市场信息深度分析和洞察意识的能力较强,能够增强农业科技企业对新旧知识的关联和融合意识(王核成和童琦,2022),同时提升企业对知识迭代次数和频率的承受力和知识关联能力,激发对现有知识的再利用和创新。由此可见,市场导向水平高的企业,大数据能力对利用式学习的促进作用更为强烈。

由此,本文提出如下假设:

市场导向会强化大数据能力对探索式学习的促进作用(H3a);

市场导向会强化大数据能力对利用式学习的促进作用(H3b)。

(五)可调节的中介模型

根据上述分析二元组织学习(探索式学习和利用式学习)在大数据能力和企业创新之间起到中介作用(假设H2a,假设H2b);同时大数据能力与组织学习之间的关系受到市场导向的调节(假设H3a,假设H3b),进一步表明了一个被调节的中介模型,即二元组织学习在大数据能力与企业创新之间起中介作用,但这种中

介效应会受到市场导向的影响。

高市场导向的企业,会持续监测和敏锐感知农产品消费者需求的转变、竞争对手动向及农业行业前沿信息。在巨大的市场压力下,一方面,企业具有积极探索和应用前瞻性知识的意愿,以期最大限度、有创造性的满足农产品消费者的需求(王婷,2019)。而探索式学习恰恰强调有意识地跳脱现有组织结构、技术和知识框架,去创造全新的知识结构来解决问题,进而颠覆主要设计逻辑和生产技术,从而极具创新性的满足消费者的需求(叶妍,2019),因此,市场导向能够强化探索式学习的中介作用;另一方面,面对市场高度不确定性、机会转瞬即逝等特征,产品研发周期和面向市场的速度逐步也成为竞争成败的关键。因此,高强度市场导向的企业,同时也追求市场价值的快速实现,企业重视将外界获取丰富信息与企业现有知识融匹配和融合,以迅速突破原有生产方向不确定、消费者需求模糊等生产瓶颈(Wang and Ellinger,2011),加速新产品开发进程,从而提升创新绩效。而利用式学习能够在已知知识的基础上进行改进,可以降低风险性,而且可以在短时间内提高绩效,可以使企业获得稳定的绩效增速(Linc and Kunn,2019)。因此,在高市场导向下,利用式学习的中介作用也被大大强化了。

基于此,本文提出如下假设:

市场导向会强化探索式学习在大数据能力与农业科技企业创新间的中介作用(H4a);

市场导向会强化利用式学习在大数据能力与农业科技企业创新间的中介作用(H4b)。

因此,本文理论模型如图1所示。

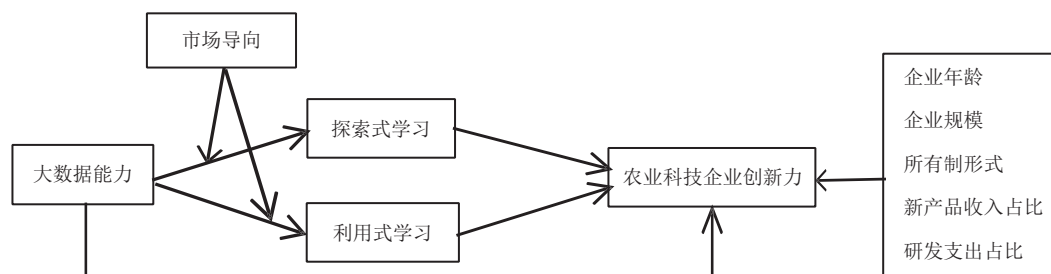


图1 理论模型

三、研究设计

(一)研究样本与数据收集

本文所探讨的大数据能力、组织学习、市场导向及企业创新的关系属于企业层面的内容,实证数据主要通过调查问卷的方式。本文的调查对象以经济较发达地区,如京津冀、江浙和两广等地区的农业科技企业为主且具有以下特征:以农业科技产品研发和应用为主营业务;具有较强创新意识,拥有专门研发部门,有稳定而持续的研发投入和自主知识产权;具备较强的分析和应用大数据的能力和组织学习能力,以符合本文的研究假设和模型。由于我国农业科技企业相较其他行业,在产品创新方面还存在一些不足,因此进行模仿创新、合作创新、自主创新的企业都属于农业科技企业的范畴。

正式调研的数据收集工作是在2021年6—9月,采用纸质问卷和电子问卷相结合的形式,线上通过邮件发送电子问卷,线下实地调研采用纸质问卷。本文的抽样范围主要是京津冀、江浙、两广等地区的300家农业科技企业。问卷发放主要依托中国农业大学和中山大学相关领域专家的调研关系网络。本文主要选取中高层管理人员作为问卷回答者,他们对企业的大数据能力、企业创新等相关信息非常了解,能够对问卷的题项做出较为准确的判断。在回收问卷后剔除漏填、错填的问卷,最终得到181份有效问卷,问卷的回收率为60.33%。

在抽取的181家农业科技企业中,成立时间在10年以上的企业仅占样本总量的4.3%;样本企业多半是成立5~10年的农业科技企业,占比77.02%;成立1~5年的企业占18.63%。在所有制分类方面,42.86%的企业是民营企业,国有企业占比38.51%,集体所有占8.70%,中外合资企业占8.07%,外商独资企业仅有3家,占比1.86%。本文主要用员工数量说明样本企业的规模,规模在300~500人的农业科技企业占样本总量的

60.25%, 500~100 人的农业科技企业占比 16.77%, 1000 人以上的企业占 8.07%, 样本企业以大中型农业科技企业居多。在样本企业中, 新产品收入占比在 1%~5% 的企业占 60.87%, 超过半数; 且一半以上的企业研发支出占比在 1%~5%, 研发支出占比在 6%~10% 的占 25.47%, 说明样本农业科技企业拥有一定的企业创新能力。

(二) 变量测量

本文借鉴国内外成熟量表并结合本文研究目的进行量表制定。问卷采用 Likert7 级量表对各变量进行测度, 7 分表示完全同意, 1 分表示完全不同意。

1. 大数据能力的测量

本文参考谢卫红等(2016)等学者对大数据能力的界定, 将大数据能力划分为资源整合能力、深度分析能力和实时洞察与预测能力, 并根据本文的研究内容及农业科技企业环境对测量量表进行了适当调整, 形成 16 个测量题项。例如, “农业科技企业能够持续、实时地获取各种农业大数据”, “农业科技企业能够对各种文本、语音等非结构化农业大数据进行实时分析”, “农业科技企业能基于大数据实现对农产品市场的实时洞察和预测”等。

2. 农业科技企业创新的测量

目前, 国内外已有许多成熟的企业创新度量指标。本文主要参考 Laursen 和 Salter(2010)的研究成果, 并在农业科技企业环境基础上进行了适当修改, 形成了 5 个测量题项, 例如“与同行相比, 农业科技企业能够经常更快地推出新的农产品”, “与同行相比, 农业科技企业经常更快地开发和引入新的农业技术和工艺”等。

3. 组织学习的测量

本文基于学习行为视角将组织学习划分为探索式学习和利用式学习, 参考 March(1991)及 Jaworski 和 Kohli(1993)对这两种学习行为的描述和界定, 并根据农业科技企业环境对测量量表进行了适当调整, 形成了 8 个测量题项。其中, 探索式学习采用 4 个题项测量, 如“农业科技企业更重视寻求使企业进入全新农产品市场/农产品领域的信息”“农业科技企业更倾向于对全新农产品市场/农产品知识的学习和掌握”等。

4. 市场导向的测量

对市场导向的测量主要依据 Kumar 等(1998)的文献, 在我国农业科技企业环境下进行了适度调整, 共计 6 个题项, 如“农业科技企业的经营目标表达了对农业客户满意的承诺”“农业科技企业不断地创造和加工新的农产品以为农业客户提供更多的价值”等。

5. 控制变量

本文参考已有的大数据能力、组织学习、企业创新领域的研究, 对可能影响解释变量的干扰因素进行控制。一是企业年龄, 即企业的成立时间; 二是企业规模, 即员工数量; 三是企业的所有制形式, 包括民营、国有、集体、中外合资与外商独资企业五种类型; 四是新产品收入占比; 五是研发支出占比, 新产品收入占比和研发支出占比一定程度上能够代表企业的研发投入和技术水平, 因此对其进行控制。

四、数据分析与结果

(一) 同源方差检验

在对样本进行假设检验之前, 需要对回收的有效样本进行质量评估, 对共同方法偏差进行控制。本文通过程序控制和统计检验控制两种方法对于共同方法偏差的检验和控制。程序控制是从偏差的来源进行控制, 在问卷设计和测量上尽可能借鉴国内外权威量表, 采用匿名测量, 合理设置问题顺序和问题长度。统计检验常用 Harman 单因素检验。本文在对所有题项进行检验后提取出 8 个特征值大于 1 的因子, 且第 1 个因子最大方差贡献率只解释了变异量的 47.132%, 小于 50%, 可以认为本文采用的量表不存在严重的共同方法偏差。

(二) 信效度检验

在量表信度方面, 本文通过 Cronbach α 系数、组合信度(CR)进行检验。本文各变量 Cronbach α 均大于 0.7, 组合信度(CR)值均大于 0.7, 表明量表内部一致性高, 通过信度检验。

本文量表效度主要检验内容效度与结构效度。首先, 本文测量题项均来自以往的成熟的经典量表, 从而

保证数据具有较好的内容效度。在结构效度方面,本文利用 AMOS 软件进行验证性因子分析(CFA)以检验各变量的收敛效度及区分效度。收敛效度的检测主要通过因子载荷、组合信度(CR)和平方差萃取量(AVE)实现。本文的因子载荷都在 0.7 以上,CR 值都在 0.7 以上,AVE 值都在 0.5 以上,说明量表具有良好的收敛效度。区分效度的检验是通过比较变量的 AVE 值的平方根与变量间的相关系数来实现,本文所有变量的 AVE 值的平方根均大于变量间的相关系数,说明变量具有良好的判别效度(表 1)。

(三)描述性统计分析

本文通过对大数据能力、探索式学习、利用式学习、市场导向和企业创新进行 Pearson 相关分析,以初步判断各变量之间的关系。由表 1 可知,在 0.01 的显著水平下,大数据能力与企业创新呈显著正相关($r=0.525$);大数据能力分别与探索式学习($r=0.573$)和利用式学习($r=0.617$)具有正向的强关系;而探索式学习($r=0.509$)和利用式学习($r=0.629$)分别与企业创新具有正向的强关系,并且各主要变量间相关系数均小于 0.7,说明不存在严重的多重共线性问题。以上结果符合理论假设预期,为假设提供了初步支持。

表 1 各变量描述性统计和相关性分析结果

变量	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1.企业规模	1									
2.企业年龄	0.250**	1								
3.所有制形式	0.386*	0.278	1							
4.新产品收入占比	0.431	0.364	0.443	1						
5.研发支出占比	0.409	0.386	0.390	0.366	1					
6.大数据能力	0.286**	-0.195	0.228	0.382	0.478	0.732				
7.探索式学习	0.315*	0.103	0.332	0.583**	0.589	0.573**	0.794			
8.利用式学习	0.389	-0.365	0.225	0.476**	0.251**	0.617**	0.479**	0.879		
9.市场导向	0.058	0.468	0.421	-0.009	0.643	0.443**	0.436**	0.509**	0.825	
10.企业创新	0.253	0.529	-0.398	0.287**	0.422**	0.525**	0.509**	0.629**	0.579**	0.882
均值(Mean)	2.864	2.433	1.689	4.326	4.677	4.593	4.776	4.528	4.890	4.319
标准差(SD)	0.657	1.043	0.316	0.674	0.716	0.689	0.793	0.769	0.852	0.826

注:对角线上黑体数值为 AVE 平方根;***、**、*分别表示在 0.001、0.01、0.05 水平上显著相关。

(四)假设检验

1. 主效应检验和中介效应检验

本文假设 1 认为大数据能力对企业创新有显著的正向影响,使用统计软件 SPSS22.0,采取分层线性回归的方法对该直接效应进行检验。首先将可能对企业创新有影响的控制变量,即企业年龄、企业规模等,以及大数据能力(自变量)和企业创新(因变量)依次放入模型。回归结果见表 2,从模型 3 的分析结果可见大数据能力对企业创新具有正向的强关系($\beta=0.507, P<0.001$),假设 H1 得到验证。

对双元组织学习的中介效应的检验,本文参考温忠麟和叶宝娟(2014)的建议,先通过 Baron 和 Kenny (1986)的层级回归方法进行初步检验,再利用 Bootstrap 法进行进一步验证,回归结果见表 2。首先,从 M1 和 M2 的回归分析结果表明大数据能力对探索式学习($\beta=0.567, p<0.001$)和利用式学习($\beta=0.642, p<0.001$)有显著的正向影响,从 M3 的回归分析结果可以得出大数据能力对企业创新有显著的正向影响($\beta=0.503, p<0.001$),再从 M4 中可知,在 M3 的基础上加入组织学习作为中介变量,发现探索式学习($\beta=0.286, p<0.05$)和利用式学习($\beta=0.401, p<0.05$)均对企业创新具有显著正向影响,而大数据能力对于农业科技企业创新的直接影响不显著($\beta=0.087, p>0.05$),因此,探索式学习和利用式学习在大数据能力与企业创新之间起正向中介作用,且均为完全中介,初步支持了假设 H2a 和假设 H2b。

为进一步验证中介路径显著性采用 Bootstrap 方法来检验,样本量定为 5000,置信区间置信度 95%,结果汇总见表 3。在加入探索式学习这一中介变量后,大数据能力对于农业科技企业创新的间接效应显著,置信区间为[0.201,0.371],不包括 0;其直接效应也显著,置信区间为[0.055,0.397],不包括 0,说明探索式学习起到部分正向中介作用;在加入利用式学习后,大数据能力对于企业创新的间接效应显著,置信区间为[0.218,0.483],不包括 0;但直接效应不显著,置信区间为[-0.001,0.335],包括 0,说明利用式学习起到完全的正向中介作用。综上,假设 2a、假设 2b 得到了进一步的支持。

表 2 回归分析结果

变量	探索式学习	利用式学习	企业创新		探索式学习			利用式学习		
	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
企业年龄	0.160	0.238	-0.257	-0.398**	0.011	0.159	0.119	-0.007	0.254	0.223
企业规模	0.069	0.031	0.036	0.004	0.040	0.055	0.060	-0.003	0.024	0.031
所有制形式	-0.010	-0.119	0.210	0.261	0.214*	0.072	0.034	0.076	0.022	-0.025
新产品收入占比	-0.062	0.008	0.234*	0.248*	-0.032	-0.267*	-0.269*	-0.037	-0.250*	-0.249
研发支出占比	-0.095	0.110	0.113	0.096	0.048	0.268*	0.189***	0.301	0.548	0.484***
大数据能力	0.567***	0.642***	0.503***	0.087		0.583	0.583		0.328**	
探索式学习				0.286**						
利用式学习				0.401**						
市场导向						0.421	0.403		0.436**	
大数据能力*市场导向							0.379			0.516***
adj. R^2	0.374	0.440	0.389	0.555	0.457	0.471	0.371	0.455	0.474	0.457
$\Delta adj.R^2$	0.242	0.317	0.295	0.412	0.038	0.014	0.037	0.084	0.019	0.038
F	15.321***	20.130***	16.362***	23.716***	18.984***	17.464***	15.633***	18.870***	17.665***	18.984***

注：***、**、*分别表示在 0.001、0.01、0.05 水平上显著相关。

表 3 Bootstrap 中介效应分析结果

路径	M1:探索式学习			M2:利用式学习		
	因变量:企业创新			因变量:企业创新		
	效应值	最低值	最高值	效应值	最低值	最高值
总效应	0.507	0.354	0.660	0.507	0.354	0.660
间接效应	0.281	0.201	0.371	0.340	0.218	0.483
直接效应	0.226	0.055	0.397	0.167	-0.001	0.335

2. 调节效应检验

为检验市场导向在大数据能力作用于组织学习的调节作用,以组织学习作为因变量进行层级回归分析。首先将二元组织学习(探索式学习和利用式学习)作为因变量,将企业年龄、企业规模、所有制形式等作为控制变量,首先检验大数据能力对二元组织学习(探索式学习和利用式学习)的影响,将大数据能力作为自变量,将探索式学习、利用式学习作为因变量分别放入 M5 和 M8,接着将市场导向作为调节变量放入 M6,最后将大数据能力与市场导向的交互项放入 M7 和 M10 进行检验,回归分析结果见表 2。为减少变量间的多重共线性,本文在检验调节变量前对变量进行中心化处理。由此可知,市场导向在大数据能力与探索式学习间未起到显著的调节作用($\beta=0.379, p>0.05$),而其在大数据能力与利用式学习间起到显著的正向调节作用($\beta=0.516, p<0.001$),因此 H3a 不成立, H3b 成立。

为了更清晰地说明市场导向的调节作用,根据简单斜率分析的方法,分别以市场导向高于平均值的一个标准差及低于平均值的一个标准差的方式分成高低分组,在不同的分组情况下分别做出大数据能力与利用式学习的回归,并制作出相应的调节效应图。如图 2 所示,市场导向水平在高分组下,更强化了大数据能力对利用式学习的促进作用,综上证明 H3b 成立。

3. 被调节的中介效应检验

本文通过 PROCESS 中的 Bootstrap 检验方法,对市场导向在大数据能力、组织学习和企业创新之间发挥的有调节的中介作用进行检验。设置 5000 次重复取样,并构造 95% 的置信区间,然后将因变量(农业科技企业创新)、自变量(大数据能力)、中介变量(探索式学习、利用式学习)及调节变量(市场导向)放入模型中,检验结果见表 3。

结果显示在探索式学习的中介作用下,当市场导向水平较低时,“大数据能力→探索式学习→农业科技企业创新”之间的间接效应不显著,置信区间为 $[-0.020, 0.076]$,包含 0;当市场导向水平较高时,“大数据能力→探索式学习→农业科技企业创新”的间接效应也不显著,置信区间为 $[-0.046, 0.073]$,包含 0;同时被调节的中介效应显著,判定指标为

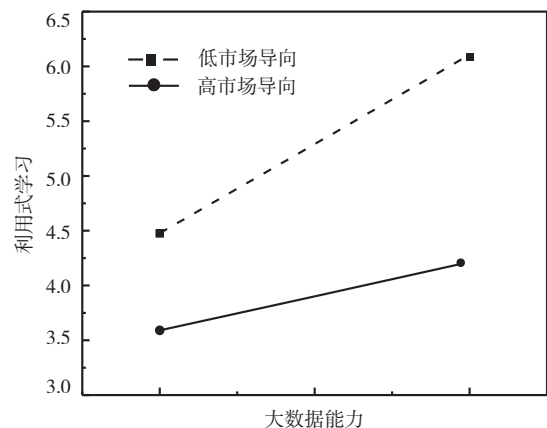


图 2 市场导向的调节效应图

0.031,置信区间为 $[-0.017, 0.090]$,包括0,结果表明市场导向对探索式学习中介效应的调节作用不显著,假设H4a不成立。

其次,在利用式学习的中介作用下,在市场导向水平较低时,“大数据能力→利用式学习→农业科技企业创新”之间的间接效应显著,置信区间为 $[0.034, 0.210]$,不包含0;当市场导向水平较高时,“大数据能力→利用式学习→农业科技企业创新”的间接效应显著,置信区间为 $[0.004, 0.226]$,不包含0;同时被调节的中介效应显著,指标为0.036,置信区间为 $[0.057, 0.307]$,不包括0,结果表明市场导向对利用式学习中介效应的调节作用显著,假设H4b成立。

表4 Bootstrap 有调节的中介效应分析结果

水平	路径							
	M1:探索式学习				M2:利用式学习			
	效应值	标准误差	最低值	最高值	效应值	标准误差	最低值	最高值
低市场导向	0.025	0.024	-0.020	0.076	0.111	0.046	0.034	0.210
高市场导向	0.020	0.029	-0.046	0.073	0.093	0.055	0.004	0.226
有调节的中介效应	0.031	0.027	-0.017	0.090	0.161	0.065	0.057	0.307

五、研究结论与启示

(一)研究结论

本文构建了大数据能力为自变量、组织学习为中介变量、市场导向为调节变量、农业科技企业创新为因变量的假设和模型,运用传统分层回归和Bootstrap方法研究了二元组织学习在大数据能力和农业科技企业创新之间的中介作用,以及市场导向对组织学习中介效应的调节作用,得到以下几点结论。

(1)大数据能力对农业科技企业创新具有显著正影响,这与马巧鸽等(2019)和Mikalef等(2019)的研究结论相呼应。大数据资源本身很难直接为企业带来持续的竞争优势,而在此基础上形成的大数据能力能够帮助农业科技企业深度挖掘和预测市场需求,观测、分析和模拟农作物生长等数据,提升农产品和农业技术的研发速度及创新性,有助于促进农业科技企业创新。

(2)二元组织学习在大数据能力和农业科技企业创新之间起到正向中介作用,符合预期的研究假设。对于探索式学习,大数据能力能够对农业大数据进行挖掘并实时捕捉相关信息进行深度分析,实现新知识的纳入,企业能够从中获取创新来源,进行创新活动,因而有效促进农业科技企业创新。对于利用式学习,大数据能力能够帮助农业科技企业建立知识和思维惯例,对现有的农业技术、市场信息等知识整合、分析的意识增强,知识关联能力也增强,激发对现有知识的再利用和创新,从而对内部资源不断优化,以达到持续性的企业创新。

(3)市场导向增强了大数据能力对利用式学习的促进作用,同时增强了利用式学习的正向中介作用;但市场导向对大数据能力与探索式学习的关系的调节作用不显著,同时对探索式学习的中介作用没有显著调节效应。在市场导向水平较高的农业科技企业,企业在意识上会更重视通过大数据能力获得的一手农产品市场信息,对信息深度分析和洞察意识的能力较强,提升了农业科技企业对新旧知识的关联和融合意识,同时提升了企业对知识迭代次数和频率的承受力和知识关联能力,激发对现有知识的再利用和创新,从而从意识和能力两方面增强了利用式学习的中介作用,进而促进农业科技企业创新。

但值得注意的是,市场导向对大数据能力与探索式学习的关系的调节作用不显著,同时,对探索式学习的中介作用没有显著调节效应,这一发现与前人研究的结论有所不同(王婷,2019;叶妍,2019),原因可能有两个:首先,在高市场导向下,农业科技企业虽然具有探索和应用前瞻性知识的意愿,有创造性满足顾客需求的倾向,但是在激烈的市场竞争中,产品研发速度和面向市场的速度一定程度上成为竞争成败的关键。只有具备快速决策能力的企业,其创新团队才能在极短的时间内迅速地推动创新活动,并建立起自己的核心竞争优势,进而提高其创新能力。尤其针对较为特殊的农业科技企业,其本身的研发结果市场化周期和生产周期较长,在这个过程中极易受天气、环境等自然条件的影响,不确定性较强。因此在激烈的市场竞争中,农业科技企业更倾向于短时间能够获得高回报的科技成果转化方式,追求市场价值的快速实现,企业开发团队中的创新文化相对保守,因此相较于颠覆性周期长的探索式学习,企业更倾向快速保守的利用式学习方式。其次,农业科技企业受制于科研人员和经费投入的约束,较难打破原本的知识范式,对大数据知识进行探索式

学习,因此主要通过利用式学习,将消化好的有关于消费者的大数据知识,进行重组与转化,使现有的知识结构适应变化的外部环境,进而促进农业科技企业创新。综上,本文得出结论,在以市场导向为主的企业,更倾向于用利用式学习模式将大数据能力转化为农业科技企业实际创新,这是本文颇具创新性的发现。

(二)管理启示

根据上述研究结论,对农业科技企业管理实践具有一定的指导作用,主要体现在以下三方面:

第一,发展大数据能力,助力企业创新。对农业科技企业而言,利用好农业大数据能力把握和管理农业技术和农产品市场需求,为企业决策和创新提供支持至关重要。因此,首先,企业管理者要加大对企业所需的农业大数据基础资源的投入,包括农业数据资源、软硬件资源等。其次,要加强对农业科技企业深度分析能力培养,设立专门岗位,引进专业水平高的数据分析人员,实现从农业数据获取到数据化决策的变化。最后,还要注重实时洞察与预测能力的提升,通过建设相关的信息系统,对农产品市场、农业技术的变化进行实时观察和预测,提升企业创新的精准度,实现对市场的快速响应。企业积极培育和构建大数据能力,对于农业科技企业深度挖掘农业大数据的价值,使大数据资源真正服务于企业创新,进而推动农业现代化发展,解决“三农”问题具有现实意义。

第二,加强组织学习建设,优化资源配置。组织学习在大数据能力促进农业科技企业创新的过程中扮演着重要的角色,因此必须重视大数据能力与组织学习的关系。一方面,农业科技企业应当加强探索式学习模式建设。利用大数据能力引入新信息、新知识,建设企业知识库,配套相应的知识与信息网络管理平台。农业科技企业的员工部分受教育水平不高,因此要积极组织培训,提升员工知识与信息的交流、整合及创造能力。另一方面,企业要搭建利用式学习模式体系。企业应聘请利用式学习相关专家人才,着重培养员工将新旧知识融合的能力,使员工能够将农业大数据与已有知识融合使其良好内化,以确定生产方向,加速新型农产品和新农业工艺的开发进程,更好地发挥大数据能力的效果,提升农业科技企业创新能力。

第三,完善市场导向培育机制,提升技术能力。农业科技企业应当开拓多种方法来完善市场导向的培育机制,营造消费者至上的文化氛围。将农产品消费者需求和农业技术发展等市场信息与企业自身知识相融合,进一步整合内外部资源,提升农产品创新的速度。尤其针对市场导向水平较高的农业科技企业,基于本文研究结论,该类企业更倾向于用高效低成本的利用式学习,而非探索式学习,将大数据能力转化为企业实际创新。这一结果可能与前人研究和管理者认知不太统一,因此管理者不应一味地只强调探索式学习的重要意义,也应当充分重视利用式学习。虽然利用式学习无法为企业带来突破式或颠覆式的改变,但改进现有知识与产品能够维持企业在成熟市场的市场份额,短时间能够获得高回报的科技成果转化方式,追求市场价值的快速实现,确保企业的生存。因此以市场为导向的农业科技企业应当将关注点放在利用式学习上,将有限的资源投入到利用式学习模式建设上。农业科技企业积极搭建组织学习体系和模式,构建市场导向机制能够帮助企业充分吸收新知识,引导企业培育和研发出消费者真正需要的农产品和技术,能够为我国农业科技企业的技术进步拓展创新路径,加快农业科技创新步伐,形成具有全球竞争力的农业科技创新生态,在新征程上不断塑造农业科技发展新动能新优势。同时,为进一步全方位夯实粮食安全根基、全面推进乡村振兴,不断注入创新动力,提供更强有力的科技支撑。

(三)研究局限与展望

本文虽然取得了一定的研究成果,但是也存在着一些不足之处需要改进,并且对未来的研究提供一些思路或完善之处。

第一,调研数据来源于京津冀、江浙、两广等地区的大中型农业科技企业,因此本文的研究结论是否同时适用于其他行业,其他地区尚需做进一步的检验。未来研究可以探寻国内不同行业、不同地区背景下的研究结论,可能会有更加有趣的发现。

第二,样本量少且是横截面数据,只能判断当前时间节点的变量间关系,对于企业的动态纵向变化无法掌握。今后研究可以尝试追踪数据,考虑时间变化的变量间的动态关系,也许可能会出现不同的结果。

第三,本文构建了“大数据能力—组织学习—企业创新”的机制,证明了组织学习的中介作用,市场导向的调节作用,未来可以考虑是否存在其他变量作用于该路径,例如战略决策,领导风格等。

参考文献

- [1] 陈漫,刘思,徐依,2022.消费者参与对制造业企业二元服务创新的影响——组织学习的中介作用[J].现代管理科

- 学, (1): 69-78.
- [2] 程李梅, 刘珂欣, 2022. 管理层能力、高管持股与农业企业创新投入的关系研究[J/OL]. 经营与管理: 1-10 [2023-07-11]. DOI: 10.16517/j.cnki.cn12-1034/f.20221011.001.
 - [3] 杜俊义, 冯罡, 2020. 技术创新动态能力理论研究综述[J]. 科技管理研究, 40(6): 1-6.
 - [4] 高启杰, 2013. 农业科技企业技术创新与持续发展的现状及对策[J]. 中国农村科技, 218(7): 38-41.
 - [5] 李静霞, 2019. 知识转移、组织学习与企业动态能力关系研究[D]. 青岛: 青岛大学.
 - [6] 李忠顺, 王少瑜, 2021. 大数据分析、组织学习与商业模式创新关系研究[J]. 商场现代化, (3): 4-6.
 - [7] 李忠顺, 周丽云, 谢卫红, 等, 2015. 大数据对企业管理决策影响研究[J]. 科技管理研究, 35(14): 160-166.
 - [8] 刘建湘, 单汨源, 2016. 研发开放度与企业创新绩效的关系研究: 组织学习的中介作用[J]. 财经理论与实践, 37(2): 99-105.
 - [9] 刘念, 简兆权, 王鹏程, 2021. 大数据分析能力与制造企业服务创新绩效: 一个链式中介模型[J]. 科技管理研究, 41(24): 125-135.
 - [10] 马巧鸽, 任南, 苗虹, 2019. 大数据分析能力、创新能力与竞争优势关系研究[J]. 武汉理工大学学报: 信息与管理工程版, 41(6): 605-611.
 - [11] 任南, 鲁丽军, 何梦娇, 2018. 大数据分析能力、协同创新能力与协同创新绩效[J]. 中国科技论坛, (6): 59-66.
 - [12] 孙九林, 李灯华, 许世卫, 等, 2021. 农业大数据与信息化基础设施发展战略研究[J]. 中国工程科学, 23(4): 10-18.
 - [13] 唐瑞, 2021. 卫星遥感技术与农业科技创新刍议[J]. 农业发展与金融, (9): 41-42.
 - [14] 王灿昊, 段宇锋, 2019. 市场导向、顾客知识获取、战略柔性组织二元性创新[J]. 软科学, 33(1): 10-13, 18.
 - [15] 王昌文, 2020. 基于大数据的农村中小企业技术创新能力提升研究[J]. 中外企业家, (9): 91.
 - [16] 王海军, 张文耕, 戴晓峰, 等, 2021. 组织学习对企业颠覆性创新的影响——基于海尔不用洗衣粉洗衣机的案例研究[J]. 科学与管理, 41(6): 1-11.
 - [17] 王核成, 童琦, 2022. 市场导向与商业模式创新: 大数据能力的调节效应[J]. 科技管理研究, 42(23): 216-225.
 - [18] 王婷, 2019. 学习导向、开放式创新与新产品市场绩效——市场导向的调节作用[J]. 北京航空航天大学学报: 社会科学版, 32(5): 74-82.
 - [19] 温孚江, 宋长青, 2017. 农业大数据应用, 研究与展望[J]. 农业网络信息, (5): 31-36.
 - [20] 温忠麟, 叶宝娟, 2014. 有调节的中介模型检验方法: 竞争还是替补?[J]. 心理学报, 46(5): 714-726.
 - [21] 吴晓云, 张峰, 2014. 关系资源对营销能力的影响机制: 顾客导向和创新导向的中介效应[J]. 管理评论, 26(2): 58-68.
 - [22] 武文珍, 陈启杰, 2017. 基于共创价值视角的顾客参与行为对其满意和行为意向的影响[J]. 管理评论, 29(9): 167-180.
 - [23] 夏晗, 2019. 绿色创业导向、积极型市场导向与科技新创企业创新绩效的关系[J]. 科技管理研究, 39(16): 264-274.
 - [24] 谢康, 易法敏, 古飞婷, 2022. 大数据驱动的农业数字化转型与创新[J]. 农业经济问题, (5): 37-48.
 - [25] 谢卫红, 刘高, 王田绘, 2016. 大数据能力内涵、维度及其与集团管控关系研究[J]. 科技管理研究, 36(14): 170-177.
 - [26] 徐建中, 李奉书, 潘伟, 等, 2019. 二元知识搜索对企业创新绩效的影响: 市场导向的调节作用[J]. 中国科技论坛, (7): 119-127.
 - [27] 许治, 王雨楠, 吴辉凡, 2022. 大数据能力对组织二元创新的影响——基于组织学习与环境复杂性的作用[J]. 科学与科学技术管理, 43(9): 40-53.
 - [28] 叶妍, 2019. 技术能力对产品升级的影响研究[D]. 西安: 西安理工大学.
 - [29] 张彩凤, 谢卫红, 王永健, 2019. 大数据能力对企业绩效的作用机理研究——基于二元组织学习的过程视角[J]. 企业经济, 38(7): 113-120.
 - [30] 张徽燕, 何楠, 高远辉, 2014. 组织学习能力、二元性创新与企业绩效间关系的实证研究[J]. 技术经济, 33(5): 40-45, 111.
 - [31] 张敬文, 郑招兰, 2022. 关系质量、组织学习与二元创新——基于战略性新兴产业企业数据实证分析[J]. 金融教育研究, 35(2): 44-54.
 - [32] 张林, 王宇, 2018. 企业技术创新动态能力及其网络体系构建研究[J]. 煤炭技术, 37(10): 380-383.
 - [33] 张振刚, 尚钰, 陈一华, 2021. 大数据能力对企业创新绩效的影响——IT-业务融合与二元环境的调节作用[J]. 科技进步与对策, 38(14): 82-90.
 - [34] 张志华, 陈向东, 2016. 企业学习方式、创新能力与创新绩效关系的实证研究[J]. 系统管理学报, 25(5): 829-836.
 - [35] ARGYRIS C, SCHN D A, 1978. Organization learning: A theory of action perspective[M]Reading, MA: Addison Wesley, 345-348.
 - [36] ATUAHNEGIMA K, MURRAY J Y, 2007. Exploratory and exploitative learning in new product development: A social capital perspective on new technology ventures in China[J]. Journal of International Marketing, 15(2): 1-29.
 - [37] BARNEY J, 1991. Firm resources and sustained competitive advantage[J]. Journal of Management, 17(1): 99-120.

- [38] BARON R M, KENNY D A, 1986. The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(6): 1173-1182.
- [39] BHARADWAJ A, SAWY O A E, PAVLOU P A, et al, 2013. Digital business strategy: Toward a next generation of insights [J]. *MIS Quarterly Executive*, 12(2): 471-482.
- [40] DAVENPORT, THOMAS H, PATIL D J, 2012. Data scientist[J]. *Harvard Business Review*, 90(5): 70-76.
- [41] EISENHARDT K M, MARTIN J A, 2000. Dynamic capabilities: What are they? [J]. *Strategic Management Journal*, 21 (10-11): 1105-1121.
- [42] GHASEMAGHAEI M, CALIC G, 2019. Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights[J]. *Journal of Business Research*, 104: 69-84.
- [43] HAO S B, ZHANG H L, SONG M, 2019. Big data, big data analytics capability, and sustainable innovation performance [J]. *Sustainability*, 11(24): 7145.
- [44] HURWITZ J, NUGENT A, HALPER F, et al, 2013. Big data for dummies[M]. Hoboken, NJ: John Wiley Sons.
- [45] JAWORSKI B J, KOHLI A K, 1993. Market orientation: Antecedents and consequences[J]. *Journal of Marketing*, 57(3): 53-71.
- [46] KUMAR K, SUBRAMANIAN R, YAUGER C, 1998. Examining the market orientation-performance relationship: A context-specific study[J]. *Journal of Management*, 24(2): 201-233.
- [47] LAURSEN K, SALTER A, 2010. Open for innovation: The role of openness in explaining innovation performance among U. K. manufacturing firms[J]. *Strategic Management Journal*, 27(2): 131-150.
- [48] LAVALLE S, LESSER E, SHOCKLEY R, et al, 2011. Big data, analytics and the path from insights to value [J]. *MIT Sloan Management Review*, 52(2): 21-32.
- [49] LEVITT B, MARCH J G, 1988. Organizational learning[J]. *Annual Review of Sociology*, 14(1): 319-338.
- [50] LINC C, KUNN A, 2019. Strategic orientations, developmental culture, and big data capability[J]. *Journal of Business Research*, 105: 49-60.
- [51] MARCH J G, 1991. Exploration and exploitation in organizational learning[J]. *Organization Science*, 2(1): 71-87.
- [52] MIKALEF P, BOURA M, LEKAKOS G, et al, 2019. Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach[J]. *Journal of Business Research*, 98(5): 261-276.
- [53] NARVER J C, SLATER S F, 1990. The effect of a market orientation on business profitability[J]. *Journal of Marketing*, 54 (4): 20-35.
- [54] RIALTI R, ZOLLO L, FERRARIS A, et al, 2019. Big data analytics capabilities and performance: Evidence from a moderated multi-mediation model[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 149(10): 1-9.
- [55] TEECE D J, PISANO G, SHUEN A, 1997. Dynamic capabilities and strategic management [J]. *Strategic Management Journal*, 18(7): 509-533.
- [56] WAMBA S F, GUNASEKARAN A, AKTER S, et al, 2017. Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities[J]. *Journal of Business Research*, 70: 356-365.
- [57] WANG Y L, ELLINGER A D, 2011. Organizational learning: Perception of external environment and innovation performance[J]. *International Journal of Manpower*, 32(5/6): 512-536.

The Impact of Big Data Capabilities on Agri-tech Firm Innovation : A Moderated Mediation Model

Song Moxi, Hong Ruling, Wang Wenxi

(College of Economics and Management, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Whether big data capabilities strengthen firm innovation has been paid much scholarly attention in recent years. However, most of the scholars just generally explore the direct relationship between big data capabilities and firm innovation, the in-depth research on the potential mediator and moderator in this important link are still sparse, especially on the agri-tech firm context. Invoking the dynamic capability theory, a moderated mediation model in which organizational learning mediates the interactive effects of big data capabilities and market orientation on firm innovation was developed. Our hypotheses were tested using a sample of 181 Chinese agri-tech firms. The results reveal that big data capabilities have significant positive efforts on firm innovation. Both exploratory learning and exploitative learning fully mediate the link between big data capability and firm innovation. The mediation effect of exploitative learning is positively contingent upon market orientation, however, market orientation does not positively moderate the mediation effect of exploratory learning.

Keywords: big data capabilities; agri-tech firm innovation; organizational learning; market orientation