



# 大数据分析能力对产品突破性创新的影响

李树文<sup>1</sup>, 罗瑾琨<sup>1</sup>, 葛元骏<sup>2</sup>

1 同济大学 经济与管理学院, 上海 201804

2 石河子大学 经济与管理学院, 新疆 石河子 832000

**摘要:**大数据是数字经济发展的引擎,大数据分析能力能够很好地帮助企业将庞杂的大数据转化为有用知识,进而服务于产品突破性创新。虽然已有研究认识到大数据分析能力的积极作用,但并未明晰如何在组织层面利用大数据分析能力实现商业价值。而产品突破性创新成为数字经济时代大数据分析能力产生商业价值的最终体现,也是企业获得竞争优势的关键手段。

基于资源基础观和动态能力观,将基于知识的动态能力引入大数据分析能力与产品突破性创新关系机制中,构建以知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力为连续中介的研究模型。基于478家科创企业的问卷调查数据,采用结构方程模型、Bootstrapping法和层次回归分析方法,比较知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间的作用,以揭示大数据分析能力如何更好地驱动产品突破性创新的内在机理。

研究表明,①大数据分析能力显著增进以知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力为核心的基于知识的动态能力,基于知识的动态能力显著提升产品突破性创新。②知识获取能力和知识创造能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间具有连续中介作用,而知识整合能力不具有显著中介作用。③在大数据分析能力对产品突破性创新的多种影响路径中,知识获取能力为最优路径。

从基于知识的动态能力视角解析大数据分析能力对产品突破性创新的影响,不仅从基于知识的动态能力的内部机制方面揭示了大数据分析能力对产品突破性创新的影响路径,拓展了产品突破性创新的前因研究,而且丰富了大数据分析能力的后效理论分析,为大数据分析能力的实证研究和创新管理实践提供借鉴。

**关键词:**大数据分析能力;知识获取能力;知识创造能力;知识整合能力;产品突破性创新

**中图分类号:**F273.2

**文献标识码:**A

**doi:**10.3969/j.issn.1672-0334.2021.02.001

**文章编号:**1672-0334(2021)02-0003-13

## 引言

大数据分析能力被认为是推动数字经济发展的

重要动力<sup>[1]</sup>,是企业利用数据管理、数据基础设施和数据人才提供的新见解,将业务转化为竞争优势的

**收稿日期:**2020-08-09 **修返日期:**2020-11-23

**基金项目:**国家自然科学基金(71772138,72072128);石河子大学高层次人才科研启动项目(RCSK202001)

**作者简介:**李树文,同济大学经济与管理学院博士研究生,研究方向为领导力、组织情绪能力和组织创新等,代表性学术成果为“*Ambidextrous leadership and radical innovative capability: the moderating role of leader support*”,发表在2020年第4期《*Creativity and Innovation Management*》,E-mail:lishuwen7730@163.com

罗瑾琨,管理学博士,同济大学经济与管理学院教授,研究方向为二元领导、组织二元性和团队创造力等,代表性学术成果为“*迷雾中的抉择:创新背景下企业管理者悖论应对策略与路径研究*”,发表在2018年第11期《*管理世界*》,E-mail:luojl@tjhrd.com

葛元骏,管理学博士,石河子大学经济与管理学院副教授,研究方向为组织创新和管理心理学等,代表性学术成果为“*A bibliometric analysis of inventory management research based on knowledge mapping*”,发表在2019年第1期《*Electronic Library*》,E-mail:pimgyq@126.com

能力<sup>[2]</sup>。虽然已有研究已经证实大数据分析能力能够帮助企业快速提升经营绩效<sup>[3]</sup>,但并未深入探讨其如何帮助企业获得竞争优势。而在数字经济背景下,产品突破性创新成为企业在技术和市场方面获得竞争优势的重要表现<sup>[4-5]</sup>,该创新是指采用与已有产品不同技术、比已有产品更好地满足客户需求,且能够带来技术跃迁和市场颠覆的新产品<sup>[6]</sup>。有研究发现,与在大数据分析能力方面落后的企业相比,领先企业能在动荡环境中捕捉产品发展方向,获得技术知识,开发新产品并成功实现产品创新<sup>[7-8]</sup>。尤其当前中国企业屡屡遭受国外在位企业在高端产品方面的“卡脖子”,解决这一问题更需要强化产品突破性创新在技术跃迁和市场颠覆方面的竞争优势。

进一步看,基于资源基础观和动态能力观,大数据是一种重要的组织资源<sup>[2]</sup>,大数据分析能力从庞杂的大数据中分析出通用知识,并借助基于知识的动态能力将有形知识资源与无形知识资源组合为产品突破性创新需要的特定知识资源,为在产品创新活动中创建、更新、重新配置资源提供了工具性支持<sup>[9]</sup>。部分学者也强调知识融合是大数据分析能力向产品突破性创新转化的重要路径选择,但知识融合不是自动的,而是在系列内部知识适配中完成的,并相继通过知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力等基于知识的动态能力的多个过程将内部知识转变为产品需要的特定知识<sup>[10-11]</sup>。因此,本研究试图从基于知识的动态能力视角探讨大数据分析能力对产品突破性创新的影响。

## 1 相关研究评述

大数据是大数据分析能力的数据库,是一种来自异质性和自主性资源的数据集,其规模超出了传统流程或传统工具捕获、存储、管理、分析和利用数据的能力<sup>[12]</sup>。已有研究将大数据的特征描述为“5V”,即大量(volume)、快速(velocity)、多样(variety)、准确(veracity)和价值(value)。大量是指以指数级增长的数据数量,快速是指实时数据收集、处理和分析的速度,多样是指在大数据环境中收集不同类型的数据,准确是指数据源的可靠性,价值是指大数据在交易、战略和信息方面的有用性<sup>[13]</sup>。有部分研究在“5V”基础上增加了可变性(variability)和可视化(visualization)特征,前者是指通过解读大数据而获得的动态机会,后者是指通过人工智能方法以有意义的方式表示数据<sup>[14]</sup>。

已有研究认为,大数据是一个复杂的数据集或静态的资源集,需要借助数据的识别、收集、存储和分析等多个动态程序发挥作用<sup>[7]</sup>。而在这些程序中,大数据分析被认为是将数据中的通用知识转化为产品特定知识的最关键环节<sup>[10,15]</sup>。唐彬等<sup>[16]</sup>构建的知识创造模型表明,在众多大数据处理程序中,大数据分析能够有效地将数据库中的数据信息转化为特征库中的知识。与大数据识别、收集和存储等程序相比,大数据分析更能体现大数据产生商业价值

的技术工具和资源转化过程<sup>[17-18]</sup>。GANTZ et al.<sup>[19]</sup>在对大数据分析定义中着重阐述了其与大数据的区别,认为大数据分析应该围绕数据本身、应用于数据的分析程序和分析技术3个主要特征,以一种能够创造商业价值的方式呈现结果。为了更加突显二者的区别,学术界逐渐采用大数据分析(big data analytics)这一概念强调从大数据中提取新见解所经历的过程和所使用的工具,即大数据分析不仅包含了数据本身,而且涵盖了数据分析工具、基础设施、可视化以及呈现新见解的方法<sup>[2,20]</sup>。与大数据相比,虽然大数据分析包含了更广泛的元素,但却忽略了组织如何运用大数据分析后的新见解来创造商业价值这一问题<sup>[21-22]</sup>。数据驱动是一个涵盖多层面要素、复杂的、系统化的组织任务,需要来自管理者和组织的赋能,需要组织上下为数据管理和分析提供指导<sup>[2]</sup>。基于动态能力观的研究认为,大数据分析对绩效的贡献取决于组织动态能力,即大数据分析能力<sup>[23-24]</sup>。因此,理论界开始以大数据分析能力(big data analytics capability)表示企业在利用大数据实现战略目标和获得新见解的熟练程度<sup>[1]</sup>。

在信息系统领域,学者们已经认识到大数据分析的商业价值不仅体现在简单的数据结果或者作为一种数据分析工具,而且包含了更广泛的商业元素<sup>[25]</sup>。为了明晰这一问题,正式提出大数据分析能力的概念,它是指组织使用数据管理、基础设施和人才为组织发展提供新见解,并将业务转化为竞争优势的能力<sup>[2]</sup>。与基于知识的动态能力强调的知识基础不同,大数据分析能力更强调取得竞争优势的数据基础,而数据基础是知识基础的知识来源<sup>[10]</sup>。与一般动态能力不同,大数据分析能力是一种能够通过提供新见解而增强组织动态能力的的能力<sup>[11]</sup>。已有研究主要从资源基础观和动态能力观解析大数据分析能力的内在机制<sup>[2,26]</sup>。从资源基础观看,大数据分析能力包含有形资源、人力技能和无形资源3种资源形式,有形资源是指基础资源、技术和数据,人力技能是指技术技能和管理技能,无形资源是指数据驱动文化和组织学习。从动态能力观看,大数据分析能力是一种基于数据分析的组织能力,不是一个临时性事件,而是一个持续适应和变化的过程,能够通过将其嵌入组织结构而帮助企业更新或重新配置已有经营模式<sup>[2]</sup>。无论从资源基础观还是动态能力观,已有研究对大数据分析能力的探讨仅局限于组织绩效<sup>[15,20]</sup>,忽视了对产品突破性创新的影响。因此,本研究结合资源基础观和动态能力观,将大数据分析能力作为一种能够转化有形、无形和人力技能等多种资源的组织能力,并着重探讨大数据分析能力如何更好地驱动产品突破性创新的问题。

## 2 理论分析和研究假设

### 2.1 大数据分析能力与基于知识的动态能力

知识基础观将知识作为一种重要的战略性资源,认为它能够帮助企业快速获得核心竞争优势、开

发新产品<sup>[27]</sup>。但知识是静态的资源,需要借助组织开发和运用动态能力获取、创造和整合并发挥作用。因此,知识管理学者将知识与动态能力相结合,提出基于知识的动态能力的概念,指企业获取、创造、整合知识资源,以感知、应对、利用和开创产品变革的能力<sup>[28]</sup>。本研究将基于知识的动态能力界定为企业从大数据分析中获取、创造、整合知识资源,以感知、应对、利用和开创产品变革的能力。与一般动态能力相比,它将以往独特性资源聚焦为具有强观测性和强操作性的知识资源,并将基于知识的动态能力的塑造过程总结为获取、创造和整合3个阶段<sup>[29]</sup>。知识获取能力是企业从大数据分析中获取和利用外部知识的能力,如创造性搜索、外部互动;知识创造能力是企业从大数据分析中发展和改进内部知识以产生更多新知识的能力,如通过战略意义建构、内部研发等产生新知识;知识整合能力是企业从大数据分析中组合和运用既有知识的能力,既可以组合已获取的知识,也可以组合新产生的知识<sup>[29]</sup>。与知识吸收能力侧重于外部知识获取、内化、吸收和利用等知识过程不同<sup>[30]</sup>,基于知识的动态能力更强调知识来源差异以及利用不同来源的知识的能力<sup>[28]</sup>。

大数据分析能力的重要目的在于从庞杂的数据中提取能够服务于企业产品发展、市场需求以及获取竞争优势的知识<sup>[11]</sup>,这些知识的获取、认知和再加工过程构成了完整的基于知识的动态能力<sup>[29]</sup>。有研究认为大数据分析能力重新定义了关于知识构成和知识分类的问题,并为重构基于知识的动态能力提供必要的知识来源<sup>[10,16]</sup>。基于资源基础观,组织是系列独特资源的聚合体,获得组织竞争优势依次取决于资源选择和能力建构两个过程<sup>[31]</sup>。资源选择过程主张组织主动识别、汲取和控制具有战略价值的组织资源,这与大数据分析能力中深度解析数据、技术、IT基础设施等独特资源相契合。能力建构过程主张组织将独特资源转变为具有战略价值的资产,而知识获取能力、知识创造能力将大数据分析中的独特资源转变为服务于特定产品和市场需求的外部知识和内部知识资源,知识整合能力则将内外部知识整合为产品突破性创新需要的特定知识。已有研究也曾发现企业凭借大数据分析能力获得的资源并不能直接产生商业价值<sup>[32]</sup>,它需要借助于知识管理和动态能力将大数据分析后的知识转化为特定知识<sup>[9,11]</sup>。因此,本研究提出假设。

H<sub>1a</sub> 大数据分析能力显著正向影响知识获取能力;

H<sub>1b</sub> 大数据分析能力显著正向影响知识创造能力;

H<sub>1c</sub> 大数据分析能力显著正向影响知识整合能力。

## 2.2 大数据分析能力与产品突破性创新

产品突破性创新是组织取得核心竞争优势的关键,是指采用了与现有产品不同技术、比现有产品更好地满足客户需求,且能带来技术跃迁和市场颠覆的产品创新<sup>[6]</sup>。DAHLIN et al.<sup>[33]</sup>认为,可以根据产品的不同技术特征评估产品突破性创新,这些特征包括新颖性和唯一性。新颖性是与已有技术不同,唯

一性是与现有技术不同。ANDERSON et al.<sup>[34]</sup>将产品突破性创新定义为“技术不连续性,这种技术不连续性在一定程度上提升了一个行业的技术水平”,且它产生了根本不同的产品形式,与以前的产品形式相比具有决定性的成本、性能或质量优势。因此,重大技术跃迁和颠覆市场格局成为衡量产品突破性创新的两项标准。与突破性创新相比,产品突破性创新更聚焦于产品方面的技术跃迁和市场优势,与流程或服务等方面的突破性创新无关<sup>[35]</sup>。

大数据分析能力的商业价值在于从庞杂的数据中获得新见解,为组织带来竞争优势<sup>[36]</sup>,而产品突破性创新被认为是组织获得竞争优势的关键<sup>[37]</sup>。已有研究表明,与在大数据分析能力方面落后的企业相比,领先企业能在动荡环境中捕捉产品发展方向,获得技术知识,开发新产品并实现产品创新成功<sup>[7-8]</sup>。具体而言,大数据分析能力是一种与数据分析相关的组织动态能力<sup>[7]</sup>,能够帮助企业从庞杂的数据集中分析出产品需要的特定前沿知识,并通过知识融合过程产生不同形式的新产品、新服务和新流程<sup>[9]</sup>。MIKALEF et al.<sup>[11]</sup>和LIN et al.<sup>[7]</sup>发现大数据分析能力通过为组织提供前沿知识,强化组织动态能力,进而提升组织突破性创新能力。因此,本研究提出假设。

H<sub>2</sub> 大数据分析能力显著促进产品突破性创新。

## 2.3 基于知识的动态能力与产品突破性创新

近年来,虽然已有研究试图从动态能力视角探讨突破性创新的发生机制<sup>[11]</sup>,但有学者认为动态能力并不能成为组织保持竞争优势的充分条件,而是必要条件,即组织获得竞争优势并非依赖于动态能力,而是依赖于由动态能力创建的资源基础<sup>[38]</sup>。组织通过持续获取、创造、整合知识而扩大知识库,为组织应对产品创新活动的不确定性奠定坚实资源基础<sup>[39]</sup>。从这个层面看,基于知识的动态能力被视为战略选择,即当组织能够获取部分知识资源时,其能够创造或开发出更多服务于产品变革和迭代的知识资源基础<sup>[40]</sup>。因此,也有学者将基于知识的动态能力称为组织取得竞争优势的终极动态能力<sup>[29]</sup>。已有知识管理研究将知识作为一种战略资源,认为知识资源本身不足以支撑组织进行新产品开发<sup>[41]</sup>,组织必须发展并应用基于知识的动态能力才能在产品创新活动中快速、准确地将知识资源转化为产品突破性创新需要的关键知识<sup>[27]</sup>。具体而言,知识获取能力在基于知识的动态能力中发挥外部资源基础的作用<sup>[28]</sup>,通过获取关于新市场需求、新产品和新技术的外部知识,为产品突破性创新提供前沿知识资源<sup>[38]</sup>。知识创造能力在基于知识的动态能力中发挥内部资源基础的作用,通过推动组织将已有知识优化、升级<sup>[42]</sup>,扩大知识库<sup>[43]</sup>,为新产品创新提供已有知识基础。知识整合能力在基于知识的动态能力中发挥资源配置的作用,通过对已获取的内外部知识的重新配置、整合转化为新知识<sup>[5]</sup>,融合不同属性的知识<sup>[10]</sup>,为产品创新提供知识融合基础。因此,本

研究提出假设。

H<sub>3a</sub> 知识获取能力显著促进产品突破性创新；

H<sub>3b</sub> 知识创造能力显著促进产品突破性创新；

H<sub>3c</sub> 知识整合能力显著促进产品突破性创新。

#### 2.4 基于知识的动态能力的中介作用

国内外研究已经证实,知识获取、创造和整合能力并非相互独立,而是通过逐步发展、相互依赖形成整体的动态能力<sup>[28-29]</sup>。结合上述假设,预期知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间具有连续中介作用。大数据中蕴含着数据、人力技能、技术和组织文化等多种独特性资源<sup>[44]</sup>,大数据分析能力旨在从这些资源中提取知识<sup>[45]</sup>,依托于知识获取能力和知识创造能力将这些知识转化为新产品创新所需的内外部知识<sup>[10]</sup>,并通过对这些知识的整合、重构,以特定知识资源推动产品突破性创新<sup>[46]</sup>。已有研究认为,大数据分析能力不仅为突破性创新提供知识基础<sup>[11]</sup>,而且推动内部知识与外部知识、新知识与旧知识、传统产品知识与新产品知识之间的深度融合<sup>[10]</sup>,促使企业突破知识瓶颈,实现能力进阶<sup>[28]</sup>。FERRARIS et al.<sup>[9]</sup>研究发现,大数据分析能力显著提升企业的知识管理能力;ZHENG et al.<sup>[29]</sup>的研究证实,在知识管理过程中,知识获取能力通过知识创造能力和知识整合能力提升创新绩效。因此,本研究提出假设。

H<sub>4</sub> 大数据分析能力依次通过知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力影响产品突破性创新。

综上所述,本研究提出研究模型,见图1。

### 3 研究设计

#### 3.1 样本调查

本研究在前期的系列访谈中了解到,信息技术、商业分析和数据应用领域的管理者可以成为本研究的潜在调研对象,他们能够深度参与组织的大数据管理和产品创新实践。因此,邀请上海、北京、苏州、成都、宁波、广州等区域科技园区的科创企业总经理、运营经理、信息经理、营销经理及产品经理、研发总监等与大数据分析、产品创新相关的中高层管理

者参与调研。根据技术跃迁和市场颠覆两个标准,判定这些科创企业均在其行业内具有突破性产品。2019年7月至12月,本研究项目组成员针对前期筛选的调研对象进行问卷调查。为了使研究数据真实可靠,研究者在发放问卷前明确讲解问卷用途、匿名填写和填答注意事项,在问卷填答前请填写人员回忆和确认企业财务活动状况,并在问卷上方注明经营活动、投资活动、筹资活动的现状,无需填写具体金额,仅填写正负。共发放681份问卷,现场填答后直接收回问卷。收回问卷后,研究人员根据财务标准界定企业所处生命周期阶段,经营活动、投资活动和筹资活动的金额组合为负、负、正的企业处于初创期,正、负、正的企业处于发展期,正、正、负的企业处于成熟期,负、正、负的企业处于衰退期。由于产品突破性创新代表组织能够获得核心竞争优势,它能够推动企业在一定时期内获得绩效增长或外部投资。但衰退期企业的经营活动和筹资活动的金额均为负,这表明企业不具备产品突破性创新能力。因此,在本研究中,研究人员删除衰退期企业样本,最终得到478份有效样本数据,有效回收率为70.191%。

在有效样本中,管理者特征如下:男性有278名,占58.159%;女性有200名,占41.841%。25岁以下有44名,占9.205%;25岁~35岁有198名,占41.423%;36岁~45岁有236名,占49.372%。学历为大专及以上学历有8名,占1.674%;本科有366名,占76.569%;研究生有104名,占21.757%。工作年限为1年以下有30名,占6.276%;1年~2年有200名,占41.841%;3年~5年有187名,占39.121%;6年~10年有56名,占11.716%;10年以上有5名,占1.046%。组织特征如下:电子通信行业的企业占37.657%,软件服务行业的企业占44.979%,生物医药行业的企业占9.833%,机械制造行业的企业占6.276%,其他行业的企业占1.255%;涉猎大数据年限在1年以下的占10.460%,1年~2年(不含2年)的占79.289%,2年~3年(不含3年)的占4.603%,3年~4年(不含4年)的占1.674%,4年以上的占3.974%;组织规模在25人以下的占5.439%,25人~50人的占16.109%,51人~100人的占15.063%,101人~200人的占57.113%,

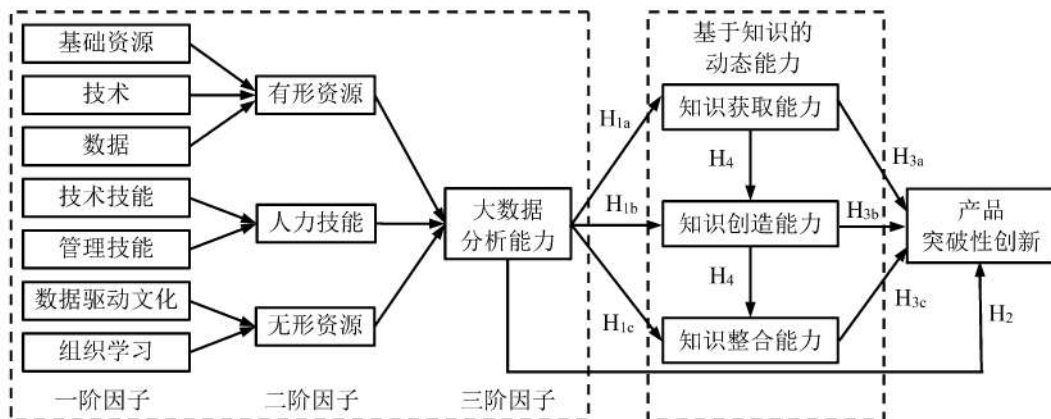


图1 研究模型

Figure 1 Research Model

200人以上的占6.276%。

3.2 变量测量

采用MIKALEF et al.<sup>[11]</sup>修订的量表测量大数据分析能力,共25个题项,包含有形资源、人力技能和无形资源3个维度。有形资源包含基础资源、技术和数据3个1阶因子,共10个题项;人力技能包含技术技能和管理技能两个1阶因子,共8个题项;无形资源包含数据驱动文化和组织学习两个1阶因子,共7个题项。本研究中大数据分析能力的Cronbach's  $\alpha$ 系数为0.958。对基于知识的动态能力的测量量表改编自ZHENG et al.<sup>[29]</sup>修订的量表,共16个题项,用5个题项测量知

识获取能力,其Cronbach's  $\alpha$ 系数为0.852;用5个题项测量知识创造能力,其Cronbach's  $\alpha$ 系数为0.857;用6个题项测量知识整合能力,其Cronbach's  $\alpha$ 系数为0.880。采用SUBRAMANIAM et al.<sup>[47]</sup>修订的量表测量产品突破性创新,共3个题项,其Cronbach's  $\alpha$ 系数为0.865。借鉴已有大数据分析能力的相关研究<sup>[7,11]</sup>,本研究将性别、年龄、教育背景、工作年限等管理者特征变量,以及组织规模、组织所属行业、涉猎大数据的年限等组织特征变量作为控制变量。

本研究均采用Likert 5点评分法测量各变量,1为非常不同意,5为非常同意,具体测量题项见表1。

表1 收敛效度检验结果  
Table 1 Results for Convergent Validity Test

变量	测量题项	因子载荷	CR 值	AVE
大数据分析能力 (BDA)	我们可以分析数量非常大、非结构化或高度动态的数据	0.738	0.962	0.501
	我们可以将多个来源的数据整合到一个数据集以便于访问	0.759		
	我们可以将内部数据与外部数据整合到一起以便于分析商业环境	0.689		
	我们有充足的资金支持大数据分析项目	0.742		
	我们有充足的时间实现大数据分析项目中设定的目标	0.752		
	我们已经采用计算机技术分析大数据	0.727		
	我们已经采用不同的数据可视化工具	0.615		
	我们已经采用不同于传统的数据存储技术	0.691		
	我们已经采用云计算分析大数据	0.702		
	我们已经开发或采用用于大数据分析的开源软件	0.627		
	我们的大数据分析经理了解其他职能经理、供应商和客户的业务需求,以识别大数据可能给我们的业务带来的机会	0.726		
	我们的大数据分析经理能够协调其他职能部门的管理者配合与数据分析相关的活动	0.707		
	我们的大数据分析经理能够评估和理解从大数据中分析出来的知识	0.773		
	我们的大数据分析经理清楚地知道大数据存储的数据库	0.664		
	我们的大数据分析人员具备完成大数据分析的基本技能	0.695		
	我们的大数据分析人员经过严格训练	0.665		
	我们为大数据分析人员提供相关培训	0.721		
	我们的大数据分析人员具有与工作相关的教育经历	0.711		
	我们的决策是基于数据而不是经验	0.750		
	当数据分析结果与我们的直觉相矛盾时,我们更愿意相信数据结果	0.686		
	我们不断指导员工根据数据做决策	0.706		
	我们能够获得与大数据分析相关的新知识	0.750		
	我们一直在努力强化现有分析能力和探索新知识	0.686		
	我们能够吸收与大数据分析相关的知识	0.706		
	我们能够在大数据分析中应用相关知识	0.683		

续表 1

变量	测量题项	因子载荷	CR 值	AVE
知识获取能力 (KAC)	我们的企业能够从大数据分析中获取市场知识	0.829	0.899	0.644
	我们的企业能够从大数据分析中获取技术知识	0.868		
	我们的企业能够从大数据分析中获取管理知识	0.863		
	我们的企业能够从大数据分析中获取制造知识	0.842		
	我们的企业能够从大数据分析中获取其他方面的知识	0.570		
知识创造能力 (KGC)	我们的企业能够依靠大数据分析创造更多的市场知识	0.814	0.898	0.637
	我们的企业能够依靠大数据分析创造更多的技术知识	0.749		
	我们的企业能够依靠大数据分析创造更多的管理知识	0.844		
	我们的企业能够依靠大数据分析创造更多的制造知识	0.745		
	我们的企业能够依靠大数据分析创造更多的其他方面的知识	0.834		
知识整合能力 (KCC)	我们的企业能够依靠大数据分析有效地整合不同市场领域的知识	0.793	0.910	0.629
	我们的企业能够依靠大数据分析有效地整合不同部门、不同团队或个人的知识	0.826		
	我们的企业能够依靠大数据分析有效地整合属于不同技术或应用领域的知识	0.852		
	我们的企业能够依靠大数据分析有效地整合新掌握的和原有的知识	0.783		
	我们的企业能够依靠大数据分析有效地整合内部组织结构或运营流程	0.728		
产品突破性创新 (RPI)	我们的企业能够在产品方面的创新能够从根本上改变现有产品性能	0.917	0.917	0.788
	我们的企业能够在产品方面的创新能够使现有产品过时	0.847		
	我们的企业能够在产品方面的创新能够使产品中的现有相关知识过时	0.897		

## 4 数据分析结果

### 4.1 验证性因子分析

表2给出研究变量的验证性因子分析结果。首先,对各变量进行探索性因子分析,结果表明,  $KMO$  值为0.865, Bartlett球形检验在小于0.001水平上显著,表明适合做因子分析。其次,运用 Lisrel 8.7 结构方程对本研究中的5因子进行变量之间的区分效度检验,5因子的  $\chi^2 = 1\ 240.230$ ,  $df = 284$ ,  $RMSEA = 0.083$ ,  $SRMR = 0.073$ ,  $CFI = 0.980$ ,  $NFI = 0.970$ , 各指标均符合统计标准。此外,依据变量的关联性设定6个备择模型,各备择模型的拟合指标均比5因子模型差。由此可知,5因子模型具有良好的区分效度。同时,本研究再次采用平均萃取方差(AVE)和组合信度(CR)等指标对5个变量间的效度进行检验,结果见表1。由表1可知,所有题项在其所属变量上的因子载荷系数均大于0.500,5个变量的组合信度值均大于0.700,平均萃取方差均大于0.500,表明模型收敛效度良好。为了检验问卷调查是否存在无应答偏差,本研究按照收回问卷的时间先后顺序将问卷分为两组,然后从所属行业等方面对本进行无应答偏差检验,结果表明两部分问卷并无显

著差异,无应答偏差在可控范围内。

### 4.2 描述性统计

表3给出变量的描述性统计结果,大数据分析能力与知识获取能力显著正相关,  $r = 0.716$ ,  $p < 0.010$ ; 与知识创造能力显著正相关,  $r = 0.308$ ,  $p < 0.010$ ; 与知识整合能力显著正相关,  $r = 0.666$ ,  $p < 0.010$ ; 与产品突破性创新显著正相关,  $r = 0.462$ ,  $p < 0.010$ 。知识获取能力与知识创造能力显著正相关,  $r = 0.561$ ,  $p < 0.010$ ; 与知识整合能力显著正相关,  $r = 0.783$ ,  $p < 0.010$ ; 与产品突破性创新显著正相关,  $r = 0.593$ ,  $p < 0.010$ 。知识创造能力与知识整合能力显著正相关,  $r = 0.625$ ,  $p < 0.010$ ; 与产品突破性创新显著正相关,  $r = 0.511$ ,  $p < 0.010$ 。知识整合能力与产品突破性创新显著正相关,  $r = 0.538$ ,  $p < 0.010$ 。以上结果为进一步检验假设奠定了基础。

### 4.3 假设检验

本研究采用结构方程模型检验大数据分析能力对产品突破性创新的影响,并根据  $t$  值进行多次修正,得到的最优模型见图2,模型的各项拟合指标均符合统计标准。

由图2可知,大数据分析能力正向影响知识获取

表 2 验证性因子分析结果  
Table 2 Results for Confirmatory Factor Analysis

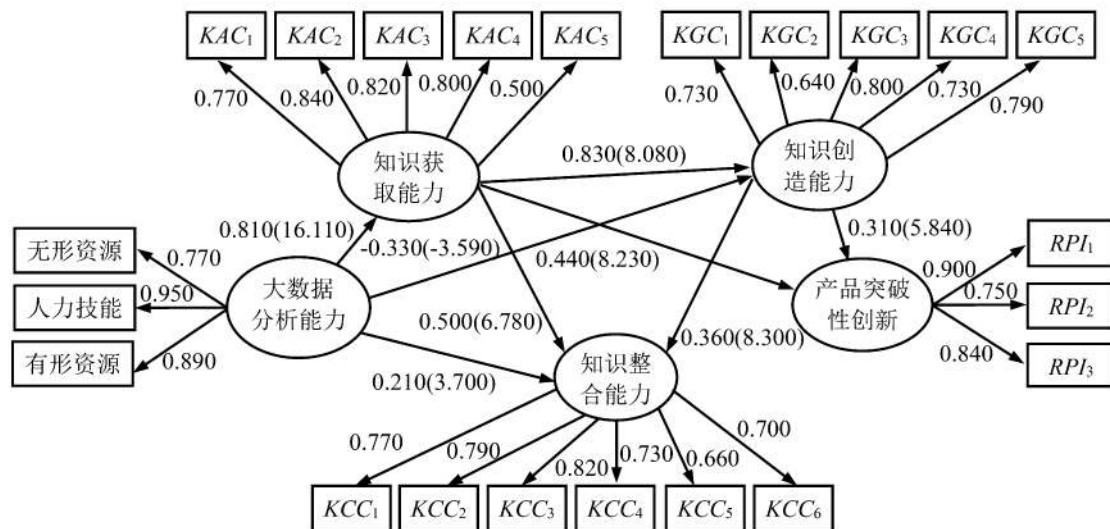
模型	$\chi^2$	df	$\frac{\chi^2}{df}$	RMSEA	SRMR	CFI	NFI
5 因子模型	1 240. 230	284	4. 367	0. 083	0. 073	0. 980	0. 970
4 因子模型 1	2 555. 670	288	8. 874	0. 127	0. 089	0. 960	0. 950
4 因子模型 2	1 897. 040	288	6. 587	0. 107	0. 089	0. 970	0. 960
4 因子模型 3	1 432. 990	288	4. 976	0. 090	0. 074	0. 970	0. 960
3 因子模型	2 551. 290	291	8. 767	0. 126	0. 090	0. 960	0. 950
2 因子模型	3 967. 150	293	13. 540	0. 161	0. 110	0. 940	0. 930
单因子模型	4 488. 080	294	15. 266	0. 171	0. 110	0. 920	0. 920

注:5 因子模型为大数据分析能力、知识获取能力、知识创造能力、知识整合能力、产品突破性创新,4 因子模型 1 为大数据分析能力、知识获取能力+知识创造能力、知识整合能力、产品突破性创新,4 因子模型 2 为大数据分析能力、知识获取能力、知识创造能力+知识整合能力、产品突破性创新,4 因子模型 3 为大数据分析能力、知识获取能力+知识整合能力、知识创造能力、产品突破性创新,3 因子模型为大数据分析能力、知识获取能力+知识整合能力+知识创造能力、产品突破性创新,2 因子模型为大数据分析能力+知识获取能力+知识整合能力+知识创造能力、产品突破性创新,单因子模型为大数据分析能力+知识获取能力+知识整合能力+知识创造能力+产品突破性创新。

表 3 描述性统计结果和相关系数  
Table 3 Results for Descriptive Statistics and Correlation Coefficients

变量	均值	标准差	大数据分析能力	知识获取能力	知识创造能力	知识整合能力
大数据分析能力	3. 886	0. 642				
知识获取能力	3. 643	0. 778	0. 716**			
知识创造能力	3. 195	0. 836	0. 308**	0. 561**		
知识整合能力	3. 604	0. 774	0. 666**	0. 783**	0. 625**	
产品突破性创新	3. 315	0. 882	0. 462**	0. 593**	0. 511**	0. 538**

注:\*\*为  $p < 0. 010$ , \*为  $p < 0. 050$ , 下同;控制变量未在表中列出。



注:括号内数据为  $t$  值; $\chi^2 = 1 145. 920$ ,  $df = 201$ ,  $RMSEA = 0. 098$ ,  $CFI = 0. 970$ ,  $NFI = 0. 960$ ,  $IFI = 0. 970$ 。

图 2 结构方程模型检验结果  
Figure 2 Results for Structural Equation Model Test

能力,  $\beta=0.810, p<0.010$ ; 正向影响知识整合能力,  $\beta=0.210, p<0.010$ ; 负向影响知识创造能力,  $\beta=-0.330, p<0.010$ 。H<sub>1a</sub>和H<sub>1c</sub>得到验证, H<sub>1b</sub>未得到验证。知识获取能力对产品突破性创新有显著正向影响,  $\beta=0.440, p<0.010$ ; 知识创造能力对产品突破性创新有显著正向影响,  $\beta=0.310, p<0.010$ ; 而知识整合能力对产品突破性创新不具有显著影响。H<sub>3a</sub>和H<sub>3b</sub>得到验证, H<sub>3c</sub>未得到验证。H<sub>4</sub>提出大数据分析能力依次通过知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力影响产品突破性创新。知识获取能力和知识创造能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间起连续中介作用, 由于知识整合能力对产品突破性创新没有影响, 因此H<sub>4</sub>得到部分验证。但值得注意的是, 在做结构方程模型前, 本研究检验了当不控制知识获取能力和知识整合能力时, 知识创造能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间的中介作用, 发现大数据分析能力通过增进知识创造能力提升产品突破性创新。而图2结果表明, 当加入知识获取能力和知识整合能力时, 大数据分析能力通过削弱知识创造能力增进产品突破性创新, 这表明中介过程可能存在“遮掩效应”<sup>[48]</sup>。因此, 本研究采用层次回归和Bootstrapping法进行再次验证。

为了使研究结论更加稳健并避免统计学第1类错误, 本研究使用层次回归分析方法检验假设, 结果见表4。

由模型1可知, 大数据分析能力对知识获取能力具有显著正向影响,  $\beta=0.719, p<0.010$ ; 由模型2可

知, 大数据分析能力对知识创造能力具有显著正向影响,  $\beta=0.319, p<0.010$ ; 由模型4可知, 大数据分析能力对知识整合能力具有显著正向影响,  $\beta=0.668, p<0.010$ 。H<sub>1a</sub>~H<sub>1c</sub>得到验证。由模型10可知, 大数据分析能力对产品突破性创新具有显著正向影响,  $\beta=0.442, p<0.010$ , H<sub>2</sub>得到验证。由模型7~模型9可知, 知识获取能力对产品突破性创新具有显著影响,  $\beta=0.565, p<0.010$ ; 知识创造能力对产品突破性创新具有显著影响,  $\beta=0.485, p<0.010$ ; 知识整合能力对产品突破性创新具有显著影响,  $\beta=0.517, p<0.010$ 。H<sub>3a</sub>~H<sub>3c</sub>得到验证。由模型3可知, 知识获取能力对知识创造能力具有显著正向影响,  $\beta=0.571, p<0.010$ ; 由模型5和模型6可知, 知识获取能力对知识整合能力具有显著正向影响,  $\beta=0.778, p<0.010$ ; 知识创造能力对知识整合能力具有显著正向影响,  $\beta=0.614, p<0.010$ 。由模型11可知, 知识获取能力对产品突破性创新具有显著正向影响,  $\beta=0.306, p<0.010$ ; 知识创造能力对产品突破性创新具有显著正向影响,  $\beta=0.254, p<0.010$ ; 知识整合能力对产品突破性创新不具有显著影响,  $\beta=0.053, n.s.$ ; 而大数据分析能力的回归系数值由模型10的0.442降为0.105, 且显著性也下降, 表明知识获取能力和知识创造能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间起部分中介作用, 而知识整合能力不具有显著中介作用。H<sub>4</sub>得到部分验证。

在以上检验基础上, 进一步采用Bootstrapping法检验基于知识的动态能力的中介作用, 检验结果见

表4 层次回归分析检验结果

Table 4 Test Results for Hierarchical Regression Analysis

变量	知识获取能力	知识创造能力		知识整合能力			产品突破性创新				
	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5	模型6	模型7	模型8	模型9	模型10	模型11
大数据分析能力	0.719**	0.319**		0.668**						0.442**	0.105 <sup>†</sup>
知识获取能力			0.571**		0.778**		0.565**				0.306**
知识创造能力						0.614**		0.485**			0.254**
知识整合能力									0.517**		0.053
性别	0.064*	-0.010	-0.049	0.010	-0.036	0.032	-0.011	0.039	0.022	0.024	0.006
年龄	-0.016	0.003	0.016	-0.042	-0.032	-0.059	0.037	0.018	0.047	0.029	0.035
教育背景	0.023	-0.015	-0.034	-0.050	-0.061*	-0.010	0.071 <sup>†</sup>	0.108**	0.114**	0.082*	0.082*
工作年限	0.044	0.059	0.027	0.029	0.003	0.029	0.046	0.061	0.060	0.068	0.038
所属行业	0.041	0.083	0.066	0.056	0.016	-0.029	-0.024	-0.059	-0.034	0.002	-0.035
涉猎BD年限	-0.042	-0.061	-0.055	0.002	0.056 <sup>†</sup>	0.132**	-0.096*	-0.041	-0.109**	-0.127**	-0.099*
组织规模	0.023	0.037	0.008	0.056	0.057 <sup>†</sup>	0.116**	0.111**	0.150**	0.105*	0.118*	0.098**
R <sup>2</sup>	0.525	0.114	0.328	0.454	0.623	0.425	0.390	0.321	0.344	0.265	0.441
F	64.771**	7.551**	28.627**	48.758**	96.977**	43.392**	37.419**	27.749**	30.764**	21.178**	33.413**

注: <sup>†</sup>为  $p<0.100$ 。



表5。表5中路径1检验知识获取能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间的中介作用,路径2检验知识创造能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间的中介作用,路径3检验知识整合能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间的中介作用;路径4检验知识创造能力和知识整合能力的连续中介作用,路径5检验知识获取能力和知识整合能力的连续中介作用,路径6检验知识获取能力和知识创造能力的连续中介作用;路径7检验知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力的连续中介作用。

差异表示两个路径的效应是否存在显著不同,如差异1表示路径1与路径2具有显著差异,且其比较差异显著为正,β=0.401,95%置信区间为[0.267,0.543],不包含0,表明路径1优于路径2。直接效应表示引入中介变量后,大数据分析能力对产品突破性创新的影响效应。总中介效应表示尚未引入中介变量时,大数据分析能力对产品突破性创新的影响效应。

(1) 检验基于知识的动态能力的3个维度分别在大数据分析能力与产品突破性创新之间的中介作用。由路径1可知,大数据分析能力通过知识获取能力影响产品突破性创新的中介效应值为0.329,95%置信区间为[0.181,0.478],不包含0,表明知识获取能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间起显著中介作用。由路径2可知,大数据分析能力通过知识创造能力影响产品突破性创新的中介效应值为-0.072,95%置信区间为[-0.133,-0.029],不包含0,表明知识创造能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间起显著中介作用。由路径3可知,大数据分析能力通过知识整合能力影响产品突破性创新的中介效应值为0.010,95%置信区间为[-0.041,0.065],包含0,表明知识整合能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间不具有显著中介作用。以上结果与结构方程检验结果一致。

(2) 检验知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间的连续中介作用。由路径4可知,大数据分析能力通过知识创造能力和知识整合能力影响产品突破性创新的中介效应值为-0.002,95%置信区间为[-0.016,0.009],包含0,表明知识创造能力和知识整合能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间不具有显著的连续中介作用。由路径5可知,大数据分析能力通过知识获取能力和知识整合能力影响产品突破性创新的中介效应值为0.011,95%置信区间为[-0.046,0.070],包含0,表明知识获取能力和知识整合能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间不具有显著的连续中介作用。由路径6可知,大数据分析能力通过知识获取能力和知识创造能力影响产品突破性创新的中介效应值为0.186,95%置信区间为[0.109,0.278],不包含0,表明知识获取能力和知识创造能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间具有显著的连续中介作用。由路径7可知,大数据分析能力通过知识获取能力、知识整合能力和知识创造能力影响产品突破性创新的中介效应值为0.006,95%置信区间为[-0.024,0.036],包含0,表明知识获取能力、知识整合能力和知识创造能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间不具有显著连续中介作用。

(3) 比较不同路径的影响效应。由差异1~差异6可知,与其他路径相比,路径1和路径6是较优路径。当从路径6中剔除知识获取能力(即路径2)后发现,大数据分析能力通过削弱知识创造能力增进产品突破性创新;当从路径6中剔除知识创造能力(即路径1)后发现,大数据分析能力通过增进知识获取能力影响产品突破性创新。表明知识获取能力的个别中介效应强于知识创造能力的连续中介效应。结合路径简洁原则综合判断可知,大数据分析能力通过知识获取能力影响产品突破性创新的路径最优。

表5 中介效应的 Bootstrapping 检验结果  
Table 5 Test Results for Bootstrapping of Mediation Effects

中介路径	95% 置信区间			中介路径	95% 置信区间		
	点估计	下限	上限		点估计	下限	上限
直接效应	0.168	0.021	0.315	总中介效应	0.467	0.321	0.616
路径1 = BDA-KAC-RPI	0.329	0.181	0.478	路径2 = BDA-KGC-RPI	-0.072	-0.133	-0.029
路径3 = BDA-KCC-RPI	0.010	-0.041	0.065	路径4 = BDA-KGC-KCC-RPI	-0.002	-0.016	0.009
路径5 = BDA-KAC-KCC-RPI	0.011	-0.046	0.070	路径6 = BDA-KAC-KGC-RPI	0.186	0.109	0.278
路径7 = BDA-KAC-KGC-KCC-RPI	0.006	-0.024	0.036				
差异1 = 路径1-路径2	0.401	0.267	0.543	差异4 = 路径1-路径5	0.318	0.144	0.493
差异2 = 路径1-路径3	0.319	0.150	0.492	差异5 = 路径1-路径6	0.143	-0.057	0.332
差异3 = 路径1-路径4	0.331	0.187	0.479	差异6 = 路径1-路径7	0.323	0.164	0.484

## 5 结论

### 5.1 研究结果

本研究以478家科创企业管理者为调研对象,基于资源基础观和动态能力观,将基于知识的动态能力引入大数据分析能力与产品突破性创新关系机制中,构建以知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力为连续中介的研究模型。研究结果如下:

(1)大数据分析能力显著促进产品突破性创新。已有研究表明,组织可以从大数据中分析出的通用知识转化为新产品需要的特定知识<sup>[10]</sup>。而产品突破性创新作为与产品相关的核心竞争优势的体现,很可能同样受到大数据分析能力的影响。本研究基于科创企业样本,证实了大数据分析能力对产品突破性创新的正向影响。

(2)知识获取能力和知识创造能力在大数据分析能力与产品突破性创新之间具有连续中介作用,而知识整合能力却不具有显著中介作用。原因可能在于,产品突破性创新的知识基础是前沿知识,它的实现更需要对内外部知识尤其是外部前沿知识的应用,而不是整合。同时,结合研究议题,本研究借鉴唐彬等<sup>[16]</sup>的研究结果,在知识整合能力中着重强调大数据分析这一知识来源。这很可能限制了知识整合能力在创新活动中的知识来源,忽略了知识整合能力影响产品突破性创新的其他知识源。

(3)大数据分析能力通过抑制知识创造能力、增进知识获取能力驱动产品突破性创新。虽然知识获取能力和知识创造能力在大数据分析能力对产品突破性创新的影响中具有积极作用,但当剔除知识获取能力后,大数据分析能力通过削弱知识创造能力而增进产品突破性创新。根据温忠麟等<sup>[48]</sup>的研究,上述结果很可能是因为存在中介的“遮掩效应”。一方面,从创新的知识基础看,产品突破性创新是一种颠覆性不连续创新<sup>[34]</sup>,它的实现更依赖外部前沿知识,而知识获取能力和知识创造能力分别代表组织获取外部知识和内部知识的能力<sup>[28]</sup>。当组织无法获得外部前沿知识时,内部知识的持续获得势必导致组织沿着既定路线进行自我强化,进而陷入能力陷阱<sup>[43]</sup>,降低知识创造能力。另一方面,从大数据的知识迭代看,由于大数据集成复杂性、数据资源不足等问题,大数据分析能力优先通过获得外部知识重构知识体系,扩充数据集<sup>[9]</sup>,这也加快了内部知识迭代,迫使内部知识创造能力下降,产生知识获取能力对知识创造能力的“遮掩效应”。

(4)在大数据分析能力对产品突破性创新的多种影响路径中,知识获取能力为最优路径。已有研究强调,并非所有动态能力均能成为实现产品突破性创新的充分条件,需要考虑由动态能力创建的资源基础<sup>[33]</sup>。知识获取能力和知识创造能力分别构建不同的知识资源基础,而实现产品突破性创新更需要全新的外部知识基础,而弱化了内部已有知识组合的需求<sup>[27]</sup>。

本研究的理论贡献主要体现在3个方面。①虽

然已有研究强调大数据分析能力能够帮助企业创造商业价值,并推动企业获得核心竞争优势<sup>[22]</sup>。但已有研究仍然将大数据分析能力的商业价值局限于组织绩效<sup>[15,20]</sup>,而忽视了对产品突破性创新的影响。本研究将大数据分析能力与产品突破性创新相结合,不仅对当前大数据分析能力的后效影响研究予以有效补充,有助于推动学界对中国情景下大数据或突破性创新管理理论的讨论,也从大数据分析能力视角深化了当前创新管理理论对突破性创新形成的解读。②虽然已有研究分别从知识融合<sup>[10]</sup>、动态能力<sup>[11,15]</sup>等视角探讨大数据分析能力对组织结果的影响,但却忽略了将大数据知识转化为产品特定知识需要借助一种与知识相关的动态能力<sup>[28]</sup>。本研究在大数据分析能力与产品突破性创新关系中引入知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力,这不仅响应了大数据能力研究的呼吁<sup>[9,15]</sup>,为大数据分析能力对组织结果的影响研究提供了新视角,而且从知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力之间的相互关系视角进一步细化了大数据分析能力对产品突破性创新的影响机制,丰富了大数据分析能力与知识相关能力之间的作用机制研究。③知识管理研究认为不同类型的基于知识的动态能力在组织管理中具有不同作用<sup>[28-29]</sup>,但哪类基于知识的动态能力更能影响大数据分析能力与产品突破性创新之间的关系尚未可知。本研究从基于知识的动态能力的内部比较视角将知识管理研究成果应用于大数据管理与创新管理领域,更准确地揭示出大数据分析能力对产品突破性创新的影响路径,推动创新管理研究向深度情景化发展。

### 5.2 管理启示

本研究对组织管理实践具有一定启示。①企业应注重培育大数据分析能力。一方面,加强对大数据分析的基础设施建设,积极开发或购置大数据技术产品,招聘对大数据分析有良好技术和管理技能的人才,营造组织学习氛围,培养组织学习文化,并将大数据决策嵌入组织结构。另一方面,企业要积极运用大数据分析技术,在细分市场选择、技术缺口、客户偏好等方面积极采用大数据分析获取相关知识,并作为企业决策的重要依据。②企业要关注产品突破性创新的实现方式。一方面,企业要在产品突破性创新活动中积极纳入大数据分析技术,通过大数据分析辅助深度学习,并打造与产品突破相匹配的商业模式、市场模式和资源基础。另一方面,企业要加强对与产品相关的数据资源的整合,如新产品需要技术参数数据、外部竞争者相关产品的市场数据、第三方咨询机构对相关产品的调研数据以及产品制造后应用的模拟数据等。企业要充分认识到大数据分析在产品突破性创新活动中蕴藏的商业价值,并有能力将大数据分析渗透到企业所有的运营流程中。企业要注重外部知识的攫取和探索,鼓励研发人员到组织外部收集数据,实施跨边界、跨领域、跨组织合作,甚至企业要建立外部知识数据

库,通过计算机技术测算与突破性产品相关的外部知识饱和度,以在突破性创新活动中更加准确、高效地利用外部知识。此外,企业也应适度加大内部已有知识的收集、加工和重新组合,但要在资源配置方面有所侧重,如以外部知识为主、内部知识为辅。

### 5.3 研究不足和展望

虽然本研究对大数据分析能力研究和产品突破性创新管理实践具有一定贡献,但不可避免存在一些不足。①虽然当前大数据分析能力研究处于起步阶段,已有研究多聚焦于探索大数据分析能力的后效影响路径。但任何影响路径都是有适用情景的,如MIKALEF et al.<sup>[11]</sup>认为外部环境是影响大数据分析能力向创新转化的重要情景,在高动态性环境下,大数据分析能力的转化效率更高。因此,未来研究应该考虑大数据分析能力影响的边界条件。②本研究借鉴已有组织层面大数据分析能力研究<sup>[11]</sup>,以管理者评价大数据分析能力及其相关变量。虽然本研究通过一定统计程序检验不存在严重同源方差,但不足以严格反映变量间的因果关系。因此,未来研究可以采用多源评价、多时点收集的数据检验大数据分析能力对产品突破性创新的影响机制。③虽然本研究针对科创企业管理者的调研发现知识获取能力是大数据分析能力影响产品突破性创新的最优路径,以及在基于知识的动态能力的测量中着重强调大数据分析这一知识来源。但由此得出的结论是否具有普适性,有待未来研究在不同组织情景下进一步验证。

### 参考文献:

- [1] GUPTA M, GEORGE J F. Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 2016, 53(8):1049-1064.
- [2] MIKALEF P, PAPPAS I O, KROGSTIE J, et al. Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research agenda. *Information Systems and e-Business Management*, 2018, 16(3):547-578.
- [3] CÔRTE-REAL N, OLIVEIRA T, RUIVO P. Assessing business value of big data analytics in European firms. *Journal of Business Research*, 2017, 70:379-390.
- [4] 邓渝. 资源整合对突破性创新的影响研究: 联盟伙伴竞争的调节作用. *管理评论*, 2019, 31(11):71-79.  
DENG Yu. Resource integration and focal firm's breakthrough innovation: the moderating effect of partner competitive relations. *Management Review*, 2019, 31(11):71-79.
- [5] 王娟茹, 杨苗苗, 李正锋. 跨界搜索, 知识整合与突破性创新. *研究与发展管理*, 2020, 32(3):111-122.  
WANG Juanru, YANG Miaomiao, LI Zhengfeng. Boundary-spanning search, knowledge integration and breakthrough innovation. *R&D Management*, 2020, 32(3):111-122.
- [6] CHANDY R K, TELLIS G J. Organizing for radical product innovation: the overlooked role of willingness to cannibalize. *Journal of Marketing Research*, 1998, 35(4):474-487.
- [7] LIN C C, KUNNATHUR A. Strategic orientations, developmental culture, and big data capability. *Journal of Business Research*, 2019, 105:49-60.
- [8] 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, 38(5):42-60.  
XIE Kang, XIA Zhenghao, XIAO Jinghua. The enterprise realization mechanism of big data becoming a real production factor: from the product innovation perspective. *China Industrial Economics*, 2020, 38(5):42-60.
- [9] FERRARIS A, MAZZOLENI A, DEVALLE A, et al. Big data analytics capabilities and knowledge management: impact on firm performance. *Management Decision*, 2019, 57(8):1923-1936.
- [10] XU Z N, FRANKWICK G L, RAMIREZ E. Effects of big data analytics and traditional marketing analytics on new product success: a knowledge fusion perspective. *Journal of Business Research*, 2016, 69(5):1562-1566.
- [11] MIKALEF P, BOURA M, LEKAKOS G, et al. Big data analytics capabilities and innovation: the mediating role of dynamic capabilities and moderating effect of the environment. *British Journal of Management*, 2019, 30(2):272-298.
- [12] 陈国青, 吴刚, 顾远东, 等. 管理决策情境下大数据驱动的研究和应用挑战: 范式转变与研究方向. *管理科学学报*, 2018, 21(7):1-10.  
CHEN Guoqing, WU Gang, GU Yuandong, et al. The challenges for big data driven research and applications in the context of managerial decision-making: paradigm shift and research directions. *Journal of Management Sciences in China*, 2018, 21(7):1-10.
- [13] ABBASI A, SARKER S, CHIANG R H L. Big data research in information systems: toward an inclusive research agenda. *Journal of the Association for Information Systems*, 2016, 17(2):1-32.
- [14] SEDDON J J J M, CURRIE W L. A model for unpacking big data analytics in high-frequency trading. *Journal of Business Research*, 2017, 70(C):300-307.
- [15] WAMBA S F, GUNASEKARAN A, AKTER S, et al. Big data analytics and firm performance: effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 2017, 70:356-365.
- [16] 唐彬, 卢艳秋, 叶英平. 大数据能力视角下平台企业知识创造模型研究. *情报理论与实践*, 2020, 43(7):123-129.  
TANG Bin, LU Yanqiu, YE Yingping. Research on platform enterprise knowledge creation model from the perspective of big data capability. *Information Studies: Theory & Application*, 2020, 43(7):123-129.
- [17] AKTER S, WAMBA S F, GUNASEKARAN A, et al. How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment?. *International Journal of Production Economics*, 2016, 182:113-131.
- [18] PIGNI F, PICCOLI G, WATSON R. Digital data streams: creating value from the real-time flow of big data. *California Management Review*, 2016, 58(3):5-25.
- [19] GANTZ J, REINSEL D. *The digital universe in 2020: big data, bigger digital shadows, and biggest growth in the Far East*. Framingham, MA: IDC Analyze the Future, 2012:1-16.
- [20] RAGUSEO E, VITARI C. Investments in big data analytics

- and firm performance: an empirical investigation of direct and mediating effects. *International Journal of Production Research*, 2018, 56(15):5206–5221.
- [21] BRAGANZA A, BROOKS L, NEPELSKI D, et al. Resource management in big data initiatives: processes and dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 2017, 70:328–337.
- [22] GROVER V, CHIANG R H L, LIANG T P, et al. Creating strategic business value from big data analytics: a research framework. *Journal of Management Information Systems*, 2018, 35(2):388–423.
- [23] YASMIN M, TATOGLU E, KILIC H S, et al. Big data analytics capabilities and firm performance: an integrated MCDM approach. *Journal of Business Research*, 2020, 114:1–15.
- [24] CHEN D Q, PRESTON D S, SWINK M. How the use of big data analytics affects value creation in supply chain management. *Journal of Management Information Systems*, 2015, 32(4):4–39.
- [25] SINGH S K, DEL GIUDICE M. Big data analytics, dynamic capabilities and firm performance. *Management Decision*, 2019, 57(8):1729–1733.
- [26] 杨善林, 周开乐. 大数据中的管理问题: 基于大数据的资源观. *管理科学学报*, 2015, 18(5):1–8.  
YANG Shanlin, ZHOU Kaile. Management issues in big data: the resource-based view of big data. *Journal of Management Sciences in China*, 2015, 18(5):1–8.
- [27] CHENG C C J, YANG C L, SHEU C. Effects of open innovation and knowledge-based dynamic capabilities on radical innovation: an empirical study. *Journal of Engineering and Technology Management*, 2016, 41:79–91.
- [28] 郑素丽, 章威, 吴晓波. 基于知识的动态能力: 理论与实证. *科学学研究*, 2010, 28(3):405–411, 466.  
ZHENG Suli, ZHANG Wei, WU Xiaobo. Knowledge-based dynamic capabilities: theory and empirical study. *Studies in Science of Science*, 2010, 28(3):405–411, 466.
- [29] ZHENG S L, ZHANG W, DU J. Knowledge-based dynamic capabilities and innovation in networked environments. *Journal of Knowledge Management*, 2011, 15(6):1035–1051.
- [30] 解学梅, 左蕾蕾. 企业协同创新网络特征与创新绩效: 基于知识吸收能力的中介效应研究. *南开管理评论*, 2013, 16(3):47–56.  
XIE Xuemei, ZUO Leilei. Characteristics of collaborative innovation networks and innovation performance of firms: the mediating effect of knowledge absorptive capacity. *Nankai Business Review*, 2013, 16(3):47–56.
- [31] MAKADOK R. Toward a synthesis of the resource-based and dynamic-capability views of rent creation. *Strategic Management Journal*, 2001, 22(5):387–401.
- [32] GRANT R M. The resource-based theory of competitive advantage: implications for strategy formulation. *California Management Review*, 1991, 33(3):114–135.
- [33] DAHLIN K B, BEHRENS D M. When is an invention really radical? Defining and measuring technological radicalness. *Research Policy*, 2005, 34(5):717–737.
- [34] ANDERSON P, TUSHMAN M L. Managing through cycles of technological change. *Research Technology Management*, 1991, 34(3):26–31.
- [35] SLATER S F, MOHR J J, SENGUPTA S. Radical product innovation capability: literature review, synthesis, and illustrative research propositions. *Journal of Product Innovation Management*, 2014, 31(3):552–566.
- [36] CONSTANTIOU I D, KALLINIKOS J. New games, new rules: big data and the changing context of strategy. *Journal of Information Technology*, 2015, 30(1):44–57.
- [37] LI S W, JIA R Q, SEUFERT J H, et al. Ambidextrous leadership and radical innovative capability: the moderating role of leader support. *Creativity and Innovation Management*, 2020, 29(4):621–633.
- [38] EISENHARDT K M, MARTIN J A. Dynamic capabilities: what are they?. *Strategic Management Journal*, 2000, 21(10/11):1105–1121.
- [39] ANTONELLI C, FASSIO C. The role of external knowledge (s) in the introduction of product and process innovations. *R&D Management*, 2016, 46(S3):979–991.
- [40] PAVLOU P A, EL SAWY O A. From IT leveraging competence to competitive advantage in turbulent environments: the case of new product development. *Information Systems Research*, 2006, 17(3):198–227.
- [41] 陈海峰, 辛冲, 陈新, 等. 合作创新网络的地理分散性对产品创新的影响. *管理科学*, 2020, 33(2):50–62.  
CHEN Haifeng, XIN Chong, CHEN Xin, et al. Influences of geographical dispersion of cooperative innovation network on product innovation. *Journal of Management Science*, 2020, 33(2):50–62.
- [42] 武梦超, 李随成. 知识积累与产品创新性: 知识整合机制与动态知识能力的作用. *科学学与科学技术管理*, 2019, 40(6):37–53.  
WU Mengchao, LI Suicheng. The effect of knowledge accumulation on product innovativeness: the role of knowledge integration mechanisms and dynamic knowledge capabilities. *Science of Science and Management of S. & T.*, 2019, 40(6):37–53.
- [43] 陈国权, 刘薇. 企业环境对探索式学习、利用式学习及其平衡影响的实证研究. *中国软科学*, 2017(3):99–109.  
CHEN Guoquan, LIU Wei. An empirical study on the effect of environment on exploratory learning, exploitative learning and the balance between the two types of learning. *China Soft Science*, 2017(3):99–109.
- [44] MULLER 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*, 2018, 35(2):488–509.
- [45] MIKALEF P, KROGSTIE J. Examining the interplay between big data analytics and contextual factors in driving process innovation capabilities. *European Journal of Information Systems*, 2020, 29(3):260–287.
- [46] DUNLAP D, MCDONOUGH E F, MUDAMBI R, et al. Making up is hard to do: knowledge acquisition strategies and the nature of new product innovation. *Journal of Product Innovation Management*, 2016, 33(4):472–491.
- [47] SUBRAMANIAM M, YOUNDT M A. The influence of intellectual capital on the types of innovative capabilities. *Acade-*

*my of Management Journal*, 2005, 48(3):450-463.  
 [48] 温忠麟,叶宝娟. 中介效应分析:方法和模型发展. *心理科学进展*, 2014, 22(5):731-745.

WEN Zhonglin, YE Baojuan. Analyses of mediating effects: the development of methods and models. *Advances in Psychological Science*, 2014, 22(5):731-745.

## Effects of Big Data Analysis Capability on Breakthrough Product Innovation

LI Shuwen<sup>1</sup>, LUO Jinlian<sup>1</sup>, GE Yuanqin<sup>2</sup>

1 School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai 201804, China

2 School of Economics and Management, Shihezi University, Shihezi 832000, China

**Abstract:** Big data is the engine of the development for digital economy, and big data analysis capability can help enterprises to transform complex big data into useful knowledge, and then serve for breakthrough product innovation. Although the existing research has recognized the positive role of big data analysis capability, the problem of how to use it to realize business value at the organizational level is still unresolved. At the same time, breakthrough product innovation is the ultimate embodiment of business value in the digital economy era, and also the key means for enterprises to obtain core competitive advantage. Therefore, this study attempts to solve the problem of how big data analysis capability can better improve breakthrough product innovation.

Based on resource-based view and dynamic capability view, knowledge-based dynamic capability is introduced into the relationship between big data analysis capability and breakthrough product innovation, and a research model with knowledge acquisition capability, knowledge generation capability and knowledge combination capability as multiple mediators is constructed. Based on the survey of 478 science and technology innovation enterprises, using structural equation model, bootstrapping method and hierarchical regression analysis method, this study compares the effects of knowledge acquisition capability, knowledge generation capability and knowledge combination capability on big data analysis capability and breakthrough product innovation, so as to reveal the internal mechanism of how big data analysis capability can better drive breakthrough product innovation.

The results show that: ① big data analysis capability can significantly improve the knowledge-based dynamic capability, including knowledge acquisition capability, knowledge generation capability and knowledge combination capability; and knowledge-based dynamic capability can significantly improve breakthrough product innovation. ② Knowledge acquisition capability and knowledge generation capability play continuous mediating roles between big data analysis capability and breakthrough product innovation, but knowledge combination capability has no significant mediating effect. ③ Among the multiple influence paths of big data analysis capability on breakthrough product innovation, knowledge acquisition capability is the best path.

This study analyzes the impact of big data analysis capability on breakthrough product innovation from the perspective of knowledge-based dynamic capability, which not only reveals the optimal path of big data analysis capability to breakthrough product innovation from the internal mechanism of knowledge-based dynamic capability, expands the research on the antecedents of breakthrough product innovation, but also enriches the theoretical analysis of the aftereffect of big data analysis capability. It provides reference for empirical research and innovation management practice of big data analysis capability.

**Keywords:** big data analysis capability; knowledge acquisition capability; knowledge creation capability; knowledge combination capability; breakthrough product innovation

**Received Date:** August 9<sup>th</sup>, 2020    **Accepted Date:** November 23<sup>rd</sup>, 2020

**Funded Project:** Supported by the National Natural Science Foundation of China (71772138, 72072128) and the Shihezi University Scientific Research Foundation for High-level Talent (RCSK202001)

**Biography:** LI Shuwen is a Ph. D candidate in the School of Economics and Management at Tongji University. His research interests cover leadership, organizational emotional capability, and organizational innovation. His representative paper titled "Ambidextrous leadership and radical innovative capability: the moderating role of leader support" was published in the *Creativity and Innovation Management* (Issue 4, 2020). E-mail: lishuwen7730@163.com

LUO Jinlian, doctor in management, is a professor in the School of Economics and Management at Tongji University. Her research interests cover ambidextrous leadership, organizational ambidexterity, and team creativity. Her representative paper titled "Choosing in the fog: research on managers' paradox coping strategies and path in context of innovation" was published in the *Journal of Management World* (Issue 11, 2018). E-mail: luojl@tjhrd.com

GE Yuanqin, doctor in management, is an associate professor in the School of Economics and Management at Shihezi University. His research interests include organizational innovation and management psychology. His representative paper titled "A bibliometric analysis of inventory management research based on knowledge mapping" was published in the *Electronic Library* (Issue 1, 2019). E-mail: pimgyq@126.com    □