

大数据能力对企业颠覆性创新的影响研究

——基于资源编排能力的视角

刘杨天

江苏大学管理学院, 江苏 镇江

收稿日期: 2024年7月17日; 录用日期: 2024年11月19日; 发布日期: 2024年11月26日

摘要

如何利用大数据驱动创新是数字经济时代企业创新管理面临的重大挑战, 已有文献主要检验了大数据能力与创新的关系, 较少探讨大数据能力对颠覆性创新的影响。基于240家制造企业的样本数据, 以资源编排能力为中介变量, 组织敏捷性作为调节变量构建了大数据能力影响企业颠覆性创新的概念模型, 并运用AMOS软件进行实证检验。研究发现: 大数据能力对资源编排能力和颠覆性创新都具有显著正向影响; 资源编排能力在大数据能力与颠覆性创新关系中起部分中介作用; 组织敏捷性对大数据能力和资源编排能力的关系具有正向调节作用。研究揭示了大数据能力影响颠覆性创新的内在机理, 并就企业如何利用大数据能力开展颠覆性创新提出建议。

关键词

制造企业, 大数据能力, 颠覆性创新, 组织敏捷性, 资源编排能力

Research on the Impact of Big Data Capability on Disruptive Innovation in Enterprises

—From the Perspective of Resource Orchestration Capability

Yangtian Liu

School of Administration, Jiangsu University, Zhenjiang Jiangsu

Received: Jul. 17th, 2024; accepted: Nov. 19th, 2024; published: Nov. 26th, 2024

Abstract

How to utilize big data to drive innovation is a major challenge for enterprise innovation management in the era of digital economy. The existing literature has mainly tested the relationship between big

文章引用: 刘杨天. 大数据能力对企业颠覆性创新的影响研究[J]. 电子商务评论, 2024, 13(4): 4975-4986.

DOI: 10.12677/ec.2024.1341727

data capability and innovation, but less explored the impact of big data capability on disruptive innovation. Based on the sample data of 240 manufacturing enterprises, a conceptual model of big data capability influencing enterprise disruptive innovation is constructed with resource orchestration capability as the mediating variable and organizational agility as the moderating variable. AMOS software was used to test the model empirically. The study found that: big data capability has a significant positive impact on both resource orchestration capability and disruptive innovation; resource orchestration capability plays a partial mediating role between big data capability and disruptive innovation; and organizational agility has a positive moderating effect on the relationship between big data capability and resource orchestration capability. The study reveals the intrinsic mechanism of big data capabilities affecting disruptive innovation and makes suggestions on how enterprises can utilize big data capabilities for developing disruptive innovation.

Keywords

Manufacturing Companies, Big Data Capabilities, Disruptive Innovation, Organizational Agility, Resource Orchestration Capability

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

新冠疫情叠加西方技术封锁对我国经济构成双重挑战，特别是在确保产业链和供应链安全方面。然而，颠覆性创新提供了一种超越传统发展模式的途径，尤其对发展中国家而言。这种创新具有非竞争性、初始阶段的低端性和顾客价值导向性等特点，有助于技术突破和经济转型。在数字化经济时代，大数据成为全球的技术创新和经济转型的关键驱动力。数据作为关键生产要素能够激发资源的活力、协同力以及生命力，因此，运用大数据推动颠覆性创新，对提升我国科技自主创新能力、塑造新质生产力和推动产业升级具有重要的现实意义。

尽管已有研究检验了大数据能力和创新之间的关系，但对于大数据如何作为知识型资源驱动企业创新的机制，已有理论成果有限[1][2]。此外，现有文献大多关注大数据能力对企业创新绩效的提升作用，而对颠覆性创新的影响研究较少。熊彼特认为，创新本质上是新生产要素和生产条件的“新结合”。基于这一观点，大数据驱动创新的关键在于资源的有效配置。资源编排理论强调，资源本身不能保证形成竞争优势，关键在于资源的积累、捆绑和利用。大数据为企业有效管理资源提供了决策依据，使企业能够及时了解外部资源状况，捕捉互补性资源，并掌握内部资源利用状况。然而，要实现创新资源的新组合，企业还需具备较高的组织敏捷性，即灵活配置资源、制定生产计划，并适应市场需求的能力[3]。基于此，本文构建了大数据能力影响企业颠覆性创新的概念模型，探讨资源编排能力和组织敏捷性在其中的作用。

本文的贡献在于：首先，实证检验了大数据能力对颠覆性创新的影响，为大数据与企业创新关系的研究提供了新的经验证据，并拓展了颠覆性创新理论的应用。其次，从资源编排能力的视角解释大数据能力与颠覆性创新的关系，揭示了企业如何将大数据能力转化为竞争优势。最后，分析了组织敏捷性对大数据能力价值实现的调节作用，加深了对大数据与组织敏捷性关系的理解。

2. 理论分析与假设研究

大数据能力是企业在数字化经济时代的关键竞争力，涉及大数据的获取、分析和应用。国外学者如

Hopkins (2011) [4]和 Chen 和 Zhang (2014) [5]强调了大数据的分析能力,认为这能为企业带来竞争优势。国内学者[6]则从大数据获取、分析到应用的全过程来界定大数据能力。本文将大数据能力定义为利用技术和人才实时获取、整合、分析大数据,并深度挖掘其价值的的能力,分为数据获取能力、整合分析能力以及应用管理能力三个维度。

2.1. 大数据能力与颠覆性创新

颠覆性创新与维持性创新在市场竞争规则上存在本质区别。Christensen (1997) [7]指出,颠覆性创新通常从非主流市场开始,逐步侵蚀最终现有主流市场,为新进入者提供竞争优势。传统经济时代,信息交流的障碍和市场信息的时滞性强化了颠覆性技术初始阶段的非竞争性和隐蔽性。然而,在数字经济时代,大数据能力使企业能够实时监控市场变化和竞争者的动向,获取多源、实时的市场信息,及时识别潜在的市场机会[8]和可盈利的细分市场[9],为客户提供高价值的产品和服务[10]。此外,大数据能力不仅帮助企业识别和监测具有颠覆性潜力的技术创新并及时做出反应;还有助于企业在颠覆性技术开发过程中建立实时响应的系统,大幅度降低过去由于信息不对称和决策延迟等原因导致的研发风险。此外,颠覆性创新的成功不仅取决于市场机会的识别,还依赖于新产品或服务的价值属性在转型阶段能否得到持续改善,最终超越主流技术[11]。大数据时代的企业可以通过数据整合提高生产运营效率、节约成本;并通过用户端数据预测市场需求,提供个性化定制,促进制造业工艺流程创新和优化[12]。

综上所述,大数据能力在市场洞察、资源配置优化、工艺流程改进等方面的重要作用,也为颠覆性创新机会的识别、把握以及后续颠覆性技术的持续改进提供了重要的条件。基于上述分析,本文提出以下假设:

H1: 大数据能力对企业颠覆性创新绩效具有显著正向影响。

2.2. 资源编排能力的中介作用

Afnan 等(2021) [13]的研究表明,组织可以从数据驱动的客户分析获取洞察力,从而创造价值。这种洞察力不仅增强了企业对环境变化的感知和应对能力、还开拓了新市场机会,为创新成功提供了条件[14]。然而,要实现大数据能力的潜在价值,企业必须有效地配置、组合和利用资源,以发挥资源和能力的价值[15]。

在大数据背景下,资源编排和价值创造发生了显著变化。数据资源因其流动性、共享性、可再生性和重复利用性颠覆了传统资源基础观,改变了资源的本质属性和价值特征[16] [17],成为赢得竞争优势的关键所在。数字技术的应用不仅帮助企业搜集互补资源信息,减少市场的信息不对称和摩擦,提升合作伙伴间的透明度,还提高资源交换和组合的速度与效率[18]。此外,数字技术还能帮助企业发现新的资源要素组合方式,为颠覆性创新的顺利开展提供支持[19]。当然数据资源作为重要的资源本身就可以与其他资源形成新的组合,这种新组合也是数据价值实现的重要途径[20]。企业通过将数据资源与传统资源有效组合,能够构成不易被模仿的独特资源,这不仅有助于企业实现创新发展,也是保持核心竞争力的关键[21]。

鉴于大数据能力不仅直接推动企业提升资源编排能力的提升,同时也直接参与了资源编排。因此,本文提出假设:

H2: 大数据能力对资源编排能力具有显著正向影响。

资源编排能力是将资源转变为创新资源管理行为[22],颠覆性创新作为新的要素组合的结果,其形成离不开资源编排能力。资源编排包括资源的分解和重构,通过多种资源的组合提升资源的不可替代性,扩大资源使用范围,提高新要素组合的颠覆性潜力。资源编排能力不仅加深了企业对现有资源的理解,

也提升了资源转换的效率,使企业能够以更低成本内化和评价外部资源,进而推动颠覆性创新[23]。因此,本文提出如下假设:

H3: 资源编排能力对颠覆性创新有显著正向影响。

在创新过程中,数据资源与其他资源的联结效应对大数据价值的实现至关重要。数据资源与其他资源形成的要素组合属于企业创造的、定制化的知识资源。在数字化时代,拥有这种定制化的知识资源是市场优势的新推动因素,企业可以通过积累、整合并与各利益相关群体分享实时信息和数据,动态掌握创新资源要素使用效率、属性和功能延展及变化,并在此基础上迅速采取行动,创造性地进行资源编排,形成新要素组合以提高市场优势[24]。Sirmon 等(2007)[15]的研究指出,在不断变化的外部环境中,企业可能需要增加新的资源或剥离掉其他资源,这些都是资源编排能力的具体体现。大数据作为反映组织、客户及其他利益相关者行为动向的数据集合,能够帮助企业提升商业洞察力,围绕新需求组织资源要素进行生产,并及时把握技术发展的最新动向,有效提升企业的资源编排能力,最终对颠覆性创新产生影响。因此,本文提出假设:

H4: 资源编排能力在大数据能力与颠覆性创新绩效的关系中起中介作用。

2.3. 组织敏捷性的调节作用

在数据密集型环境中,组织敏捷性成为了应对不确定性和实现创新的重要组织资产[25]。组织敏捷性是一种高阶组织能力,使企业能够灵活地管理其资源、创造价值,并迅速适应内外部的变化[26]。在大数据环境下,企业的运营模式和决策范式等正在发生变化,组织敏捷性能够帮助组织快速适应大数据带来的变化和机会。

大数据能力为企业发现潜在的颠覆性创新机会提供了支持,但在开展颠覆性创新时,企业需要打破现有结构和流程,快速灵活配置资源,制定适应市场需求的生产计划。组织敏捷性正是这一过程中的关键因素,它能够帮助企业更有效地利用大数据开发或改进产品和服务,实现颠覆性创新[27]。因此,本文提出假设:

H5: 组织敏捷性对大数据能力和颠覆性创新的关系起到正向调节作用。

此外,组织敏捷性使企业能够依靠各种资源来应对行业变化[28]。面对大数据分析带来的新的资源编排方式,高组织敏捷性的企业能够及时调整战略和资源配置[29],打破传统的生产模式,充分利用内部和社会资源组织生产[30]。其次,高敏捷性的企业各部门之间能够更好地协作和信息共享,快速集聚相关资源组织生产运营,实现资源的新组合,并快速推出颠覆性新产品占领市场。因此,本文提出假设:

H6: 组织敏捷性在大数据能力和资源编排能力的关系中起到正向调节作用。

基于上述理论分析和假设,本文构建了相关概念模型(如图 1)。

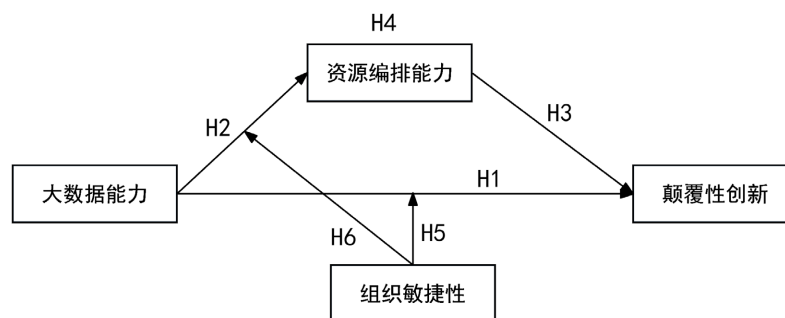


Figure 1. Conceptual model
图 1. 概念模型

3. 研究设计

3.1. 样本选择与数据收集

本文以制造企业为研究对象，在问卷设计过程中，借鉴了国内外相关领域权威文献中的成熟量表，并选取了部分企业不同部门的中高层管理人员作为匹配样本进行分析，根据被测试者反馈的信息对问卷进行了调整，以降低共同方法偏差。正式问卷的发放采用线上线下相结合的方式，线下主要通过上门访谈和填写纸质问卷，线上调研通过问卷星录入问卷，生成微信链接进行发放，问卷发放途径主要通过相关政府部门、学校老师、MAB 学员，问卷发放的范围主要在江苏省内。本研究共计发放问卷 300 份，收回 289 份，剔除填写错误和不完整的问卷，得到有效问卷 240 份，有效回收率为 83%。样本的统计描述特征见表 1。

Table 1. Descriptive analysis of the sample
表 1. 样本描述性分析

名称	选项	频数	百分比(%)
企业年龄	小于 1 年	0	0
	1~3 年	76	31.7
	3~5 年	98	40.8
	5~10 年	53	22.1
	10 年以上	13	5.4
企业规模	小于 100 人	114	47.50
	100~300 人	61	25.42
	300~500 人	27	11.25
	500~1000 人	9	3.75
	1000 人以上	29	12.08
大数据技术应用年限	少于 1 年	2	0.8
	1~3 年	103	42.9
	3~5 年	104	43.3
	5~7 年	25	10.4
	7 年以上	6	2.5

3.2. 变量测量

颠覆性创新概念的测度主要借鉴了 Govindarajan 和 Kopalle (2006) [31] 的量表。大数据能力包含数据获取能力、整合分析能力、应用管理能力三个维度，其测量参考 Gupta (2016) [32]、谢卫红(2016) [33] 的量表。其中，数据获取能力 4 个题项，主要度量企业是否拥有足够的获取数据资源的人才、技术设备以及基于此获取数据的能力；整合分析能力 3 个题项，主要考察企业对获取的数据资源进行整合、筛选和分析的能力；应用管理能力 4 个题项，主要考察企业应用大数据及相关技术为企业提供决策支持，监控市场趋势并挖掘创新机会的能力。组织敏捷性主要参考 Sambamurthy (2003) [34]、Lu 和 Ramamurthy (2011) [28] 和 Felipe 等 (2017) [35] 的量表，包含运营敏捷性、合作伙伴敏捷性和客户敏捷性三个维度，最终设计出包含 10 个题项的量表。其中，客户敏捷性包含 3 个题项；运营敏捷性包含 3 个题项，合作敏捷包含 4 个题项。资源编排

能力量表参考 Wang 等(2019) [36]的研究，分别从资源的获取、整合和利用三个方面来测度。

所有变量均采用 Likert5 级量表计分，其中数字从 1 到 5 代表完全不同意、不同意、一般、比较同意、非常同意。具体题项如表 2。

Table 2. Reliability and measurement question items for each variable
表 2. 各变量的信度及测量题项

变量	题项	因子载荷	Cronbach's α	AVE	CR
数据 获取能力	企业能够持续、实时地收集多来源、多结构、快速变化的数据	0.782	0.929	0.770	0.930
	企业能够存储和管理大数据资源并在各部门内部分享	0.870			
	企业拥有或能够利用收集大数据必要基础设施和技术设备	0.930			
	企业能够及时对生产过程中的信息进行数据化处理和采集	0.921			
整合 分析能力	企业拥有并掌握一系列大数据分析软件和工具	0.875	0.909	0.771	0.910
	企业的大数据技术人员拥有强大技术开发和使用能力	0.896			
	企业能够根据需要对海量数据进行实时分析并得到有价值的信息	0.862			
应用 管理能力	企业能够应用大数据为企业决策提供支持	0.913	0.918	0.741	0.919
	企业能够有效整合内外大数据资源来为企业提供服务	0.818			
	企业能够基于大数据实现对市场的实时洞察，发现新的商业机会	0.885			
	企业能基于大数据对消费者行为和企业舆情进行预测	0.823			
客户敏捷性	企业能够迅速做出并执行适当的决策以应对市场和客户的变化	0.882	0.896	0.743	0.897
	企业能够不断寻找方法来改进和创新，以便更好地服务于市场	0.837			
	企业能够及时响应并满足客户的特殊需求	0.867			
运营敏捷性	企业能够快速扩大或缩小生产/服务水平以应对市场需求的波动	0.897	0.891	0.742	0.896
	企业能够迅速修复供应链断裂造成的损失	0.859			
	企业能够将市场的变化和混乱视为组织获利的机会	0.827			
合作敏捷性	企业能够利用供应商的资源和能力提高产品/服务的质量和数量	0.820	0.932	0.779	0.934
	企业能够与外部供应商合作，创造高价值的产品和服务	0.876			
	企业能够处理好与外包合作伙伴的关系	0.877			
	企业可以更换供应商以降低成本，提高质量或缩短交货时间	0.952			
资源 编排能力	企业有能力吸引各种创新资源	0.725	0.810	0.592	0.813
	企业有能力整合各种创新资源	0.792			
	企业有能力利用各种创新资源	0.789			
颠覆性 创新	企业有能力开发替代市场主流产品的新产品/服务/流程	0.888	0.950	0.793	0.950
	企业愿意投资开发能够替代市场主流产品的新产品/服务/流程	0.913			
	在引进或开发替代主导技术的创新方面，企业领先于竞争对手	0.865			
	企业能够针对低端客户、非主流客户或特定细分市场开发出新产品/服务	0.900			
	随时间推移，企业针对低端市场开发的新产品/服务能逐渐吸引相对高端市场客户	0.886			

将企业年龄，企业规模和大数据技术运用年限作为控制变量。其中，企业规模根据企业的人数进行划分和测量，而大数据技术应用年限表示企业进行大数据技术投入的时间到现在的年限。

4. 实证分析

4.1. 相关性分析

各变量的均值、标准差及相关系数见表 3，主要变量之间显著相关，适合进行回归分析。

Table 3. Means, standard deviations and correlation coefficients of the main variables
表 3. 主要变量均值、标准差和相关系数

变量	均值	标准差	资源 获取能力	整合 分析能力	应用 管理能力	运营 敏捷性	客户 敏捷性	合作 敏捷性	资源 编排能力	颠覆性 创新
数据获取能力	3.47	0.74	1							
整合分析能力	3.25	0.58	0.537**	1						
应用管理能力	3.55	0.71	0.618**	0.513**	1					
运营敏捷性	3.25	0.66	0.216**	0.168**	0.187**	1				
客户敏捷性	3.19	0.64	0.221**	0.254**	0.207**	0.498**	1			
合作敏捷性	3.31	0.54	0.306**	0.213**	0.332**	0.630**	0.410**	1		
资源编排能力	3.29	0.56	0.357**	0.262**	0.391**	0.261**	0.141*	0.347**	1	
颠覆性创新	3.20	0.60	0.372**	0.285**	0.330**	0.251**	0.279**	0.455**	0.429**	1

注：*p < 0.05，**p < 0.01。

4.2. 信度与效度分析

本文采用克隆巴赫系数(Cronbach’s α 值)和组合信度来测度量表信度的高低，一般认为量表中变量的 Cronbach’s α 值应大于 0.7，系数越大说明量表的可靠性和内部一致性越高。本研究中各变量的具体信度分析结果如表 2 所示，可以看到测量题项的克隆巴赫系数和组合信度均大于 0.8，这说明问卷信度较高。

效度包括结构效度、聚合效度以及区分效度。本文采用探索性因子分析检验量表的结构效度，KMO 值为 0.871，大于 0.7，变量的累计方差贡献率最小值为 82.45%，结果表明各个变量的测量题项有较好的结构效度。除了资源编排能力外，其余变量的测量题项主要借鉴已有的文献成果，因此量表总体的内容效度良好。区分效度的检验采用平均方差抽取量(AVE)进行检验，通过 AMOS21 对变量进行验证性因子分析，各测量题项的标准化因子载荷均大于 0.5，每个变量的平均方差抽取量(AVE)均大于 0.5，组合信度(CR)均大于 0.7，每个变量的平均方差抽取量(AVE)的算术平方根均大于交叉变量的相关系数，因此量表的收敛效度较好(具体结果见表 2)。

4.3. 假设检验

4.3.1. 主效应检验

本文采用 AMOS21.0 软件对大数据能力、资源编排能力和颠覆性创新之间关系的整体理论模型进行拟合，检验大数据能力、资源编排能力和颠覆性创新之间的相互作用机制，简化后的整体模型如图 2 所示。从表 4 中可以看出，结构方程模型整体的拟合度较好，反映模型拟合效果的重要指标，如标准卡方值(χ^2/df) (1.381)，比较拟合指数 CFI (0.987)、拟合优度指标 GFI (0.948)以及 IFI (0.987)和 NNFI (0.983)都符合检验要求。因此可以接受大数据能力、资源编排能力和颠覆性创新之间关系的整体理论模型。

从表 5 可以看出,在大数据能力对颠覆性创新的影响中,变量的影响路径系数为 0.286 ($Z = 3.365$, $p < 0.01$),因此假设 H1 成立;大数据能力对资源编排能力的影响系数为 0.518 ($Z = 5.925$, $p < 0.00$),大数据能力对资源编排能力具有显著性的正向影响,因此假设 H2 成立;资源编排能力对颠覆性创新的路径影响系数为 0.294 ($Z = 3.512$, $p < 0.00$),资源编排能力对颠覆性创新具有显著性正向影响,假设 H3 成立。

Table 4. Overall model fit indices

表 4. 模型整体拟合指数

指标名称	χ^2/df	RMSEA	GFI	IFI	NNFI	CFI
指标值	1.378	0.04	0.948	0.987	0.983	0.987
参考值	<3	<0.08	>0.9	>0.9	>0.9	>0.9

Table 5. Path analysis

表 5. 路径分析

	非标准化	S.E.	C.R.	P	标准化
颠覆性创新<---大数据能力	0.306	0.091	3.365	***	0.286
资源编排能力<---大数据能力	0.438	0.074	5.925	***	0.518
颠覆性创新<---资源编排能力	0.372	0.106	3.512	***	0.294

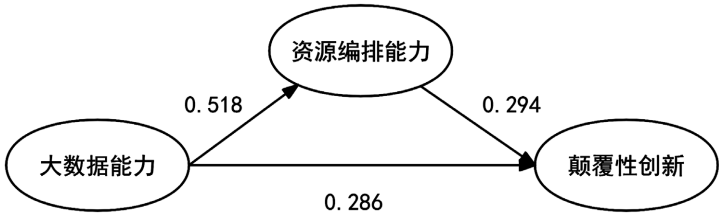


Figure 2. Path diagram of the AMOS output model (normalized coefficients)

图 2. AMOS 输出模型的路径图(标准化系数)

4.3.2. 中介效应检验

大数据能力对颠覆性创新的间接影响系数为 0.163, Bias-corrected percentile 95% CI 的置信区间[0.095, 0.252], percentile 95%的置信区间[0.091, 0.244], 两者的置信区间都不包含 0, 达到了显著性水平, 大数据能力对颠覆性创新具有显著正向间接影响。因此资源编排能力在大数据能力对颠覆性创新的影响中具有部分中介作用, 假设 H4 成立。具体数据见表 6。

Table 6. Path analysis of the impact of big data capabilities on disruptive innovation

表 6. 大数据能力对颠覆性创新影响的路径分析

变量	系数	Bootstrap 5000time 95% CI					
		Bias-Corrected			Percentile		
		Lower	Upper	P	Lower	Upper	P
直接效应	0.306	0.151	0.470	0.002	0.151	0.470	0.002
间接效应	0.163	0.095	0.252	0.001	0.091	0.244	0.001
总效应	0.469	0.325	0.629	0.000	0.324	0.626	0.000

4.3.3. 调节效应检验

根据温忠麟(2005) [37]调节效应检验的方法, 首先将变量数据中心化, 然后采用逐步回归法进行检验。如表 7 中, 大数据能力和组织敏捷性对资源编排能力具有显著正向影响, 且大数据能力和组织敏捷性的交互项对资源编排能力也具有显著的正向影响, 说明组织敏捷性能够显著增强大数据能力对资源编排能力的影响, 因此假设 H6 成立。图 3 直观地反映了组织敏捷性对大数据能力和资源编排能力的调节作用, 当组织敏捷性较高时, 大数据能力对资源编排能力正向影响的斜率较为陡峭, 说明组织敏捷性在大数据能力和资源编排能力之间具有正向调节作用。尽管大数据能力和组织敏捷性对颠覆性创新都具有显著正向影响, 但是二者的交叉项却对颠覆性创新的影响不显著, 说明组织敏捷性对大数据能力和颠覆性创新的直接关系影响不显著, 因此假设 H5 不成立。此外控制变量中, 除大数据技术应用年限外, 企业年龄和规模对资源编排能力和颠覆性创新的影响均不显著。

进一步通过 Process 插件进行有调节的中介检验, 结果如表 8 所示, 组织敏捷性在大数据能力通过资源编排能力影响颠覆性创新中发挥调节效应, 效应指数为 0.0399, 且置信区间不包含 0, 说明组织敏捷性正向调节资源编排能力在大数据能力和颠覆性创新间的中介关系, 假设 H6 得到验证。

Table 7. Results of regression analysis of moderating effects

表 7. 调节效应回归分析结果

变量	资源编排能力			颠覆性创新		
	模型一	模型二	模型三	模型一	模型二	模型三
企业年龄	0.003	0.009	0.009	-0.025	-0.016	-0.016
企业规模	-0.039	-0.057	-0.046	-0.057	-0.076	-0.072
大数据技术应用年限	0.447***	0.312**	0.281**	0.416***	0.261**	0.251*
大数据能力		0.300***	0.309***		0.269***	0.272***
组织敏捷性		0.158***	0.180***		0.271***	0.278***
大数据能力 × 组织敏捷性			0.169***			0.056
R ²	0.112	0.247	0.275	0.085	0.266	0.269
ΔR ²		0.135	0.028		0.180	0.03

注: *p < 0.1, **p < 0.05, ***p < 0.01。

Table 8. Mediating effects at different levels of agility

表 8. 不同敏捷性水平下的中介效应

路径	分组	间接效应	SE	BootLLCI	BootULCI
大数据能力 → 资源编排能力 → 颠覆性创新	-1SD	0.0328	0.0315	-0.0365	0.0868
	+1SD	0.1126	0.0331	0.0499	0.1811
		0.0399	0.0219	0.0072	0.0932

5. 主要研究结论与启示

5.1. 主要研究结论

本研究从资源编排能力的新视角出发, 通过实证分析 240 家制造业样本企业, 探讨了大数据应用情境下大数据能力对制造企业颠覆性创新的影响机制, 并获得以下发现:

(1) 大数据能力显著促进企业的颠覆性创新。尽管已有文献肯定了大数据能力对企业创新的正向影响,但对大数据能力与企业颠覆性创新关系的研究较少。本文的研究结果表明,大数据能力可以通过提升资源编排能力来推动企业的颠覆性创新。这一结论为大数据能力影响颠覆性创新提供了新的经验证据,拓展了大数据能力理论的应用范围。

(2) 资源编排能力在大数据能力与颠覆性创新关系中起部分中介作用。关于大数据对创新的影响还存在争议,一些学者肯定了大数据对创新的积极作用[38],也有一些学者指出大数据本身不能直接提升企业的创新绩效,关键在于对大数据的挖掘和应用[39]。本研究通过引入资源编排能力的概念,检验了其中介作用,为理解大数据能力推动企业颠覆创新的路径提供了新视角,同时也有助于弥合已有的理论分歧。资源编排能力变量的引入揭示了大数据能力如何通过挖掘市场机会转化为具体创新产品。

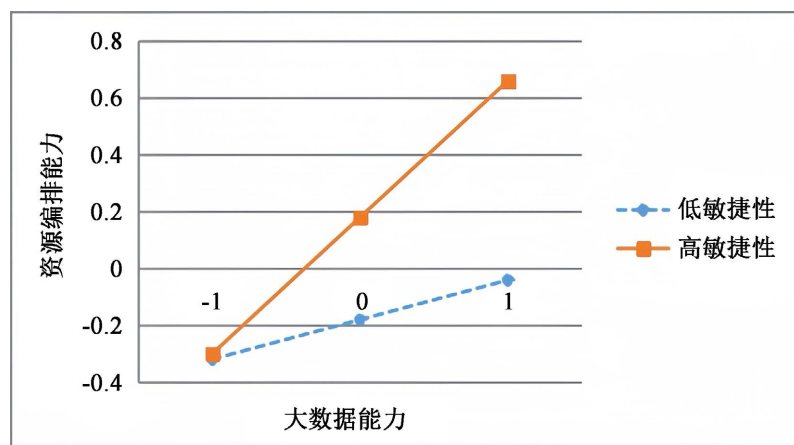


Figure 3. Plot of the moderating effect of organizational agility on the relationship between resource orchestration capability and disruptive innovation

图 3. 组织敏捷性对资源编排能力和颠覆性创新关系的调节效应图

(3) 组织敏捷性对大数据能力与资源编排能力的关系具有正向调节作用。尽管理论界关注信息技术对企业敏捷性的影响[40],但很少有文献探讨大数据驱动创新过程中组织敏捷性所扮演的角色。大数据技术提升了企业的信息处理能力,有助于企业监控外部环境变化和内部运营,提升企业决策的效率和精准性,但是如何将大数据分析的结果运用到创新管理实践中并非易事。组织敏捷性能够围绕战略实施资源的再分配和整合,确保企业围绕市场需求实现产品的改进和升级等,这些特点在运用大数据推动创新的过程中发挥重要作用。因此本文研究结论可以为企业利用大数据驱动颠覆性创新的实践提供借鉴。

5.2. 管理启示

本研究结合资源基础理论和动态能力理论,检验了企业大数据能力对颠覆性创新的影响,并获得到以下启示:

(1) 培育大数据能力:在数字经济时代,企业应致力于提升大数据能力,以促进颠覆性创新。颠覆性创新的非竞争性和初始低端性为企业实现弯道超车提供了新思路。企业应从数据获取、整合分析、应用管理等方面全方位提升大数据能力,通过建立数据链、数据网和数据库,激活数据属性,辅助决策,推动颠覆性创新的顺利开展。

(2) 数据资源与其他资源的联结:数据本身不能直接带来价值,其价值实现很大程度上取决于数据资源与其他资源的联结效应。企业应提升资源编排能力,监控并及时获取外部互补性资源,发现新的生产

条件, 创造性整合资源, 提升资源的使用效率和协同性, 推动内部信息共享和联合决策, 充分发掘数据的价值。

(3) 打造敏捷性组织: 大数据时代的环境不确定性、消费者需求多样化和产品更新速度加快, 要求企业更为敏捷和柔性。企业应通过大数据分析实时监控市场, 捕捉外部变化, 提升流程再造能力、流程管控能力和协同合作能力, 从客户、流程和合作伙伴等方面提升敏捷性, 快速响应外部环境。

基金项目

国家社科基金一般项目“大数据驱动的平台型企业跨界颠覆性创新机理及对策研究”(编号: 21BGL069)。

参考文献

- [1] Ferraris, A., Mazzoleni, A., Devalle, A. and Couturier, J. (2019) Big Data Analytics Capabilities and Knowledge Management: Impact on Firm Performance. *Management Decision*, 57, 1923-1936. <https://doi.org/10.1108/md-07-2018-0825>
- [2] Yasmin, M., Tatoglu, E., Kilic, H.S., Zaim, S. and Delen, D. (2020) Big Data Analytics Capabilities and Firm Performance: An Integrated MCDM Approach. *Journal of Business Research*, 114, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.03.028>
- [3] Teece, D.J. (2007) Explicating Dynamic Capabilities: The Nature and Microfoundations of (Sustainable) Enterprise Performance. *Strategic Management Journal*, 28, 1319-1350. <https://doi.org/10.1002/smj.640>
- [4] Hopkins, S.M. (2011) Big Data, Analytics and the Path from Insights to Value. *MIT Sloan Management Review*, 52, 21-22.
- [5] Philip Chen, C.L. and Zhang, C. (2014) Data-Intensive Applications, Challenges, Techniques and Technologies: A Survey on Big Data. *Information Sciences*, 275, 314-347. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.01.015>
- [6] 程刚, 李敏. 企业大数据能力培育机制研究[J]. 现代情报, 2014, 34(3): 7-11.
- [7] Christensen, C.M. (1997) *The Innovator's Dilemma: When New Technologies Cause Great Firms to Fail*. Harvard Business Review Press.
- [8] Côte-Real, N., Oliveira, T. and Ruivo, P. (2017) Assessing Business Value of Big Data Analytics in European Firms. *Journal of Business Research*, 70, 379-390. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.011>
- [9] Fosso Wamba, S., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G. and Gnanzou, D. (2015) How “Big Data” Can Make Big Impact: Findings from a Systematic Review and a Longitudinal Case Study. *International Journal of Production Economics*, 165, 234-246. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.031>
- [10] Johnson, J.S., Friend, S.B. and Lee, H.S. (2017) Big Data Facilitation, Utilization, and Monetization: Exploring the 3Vs in a New Product Development Process. *Journal of Product Innovation Management*, 34, 640-658. <https://doi.org/10.1111/jpim.12397>
- [11] Si, S., Chen, H., Liu, W. and Yan, Y. (2020) Disruptive Innovation, Business Model and Sharing Economy: The Bike-Sharing Cases in China. *Management Decision*, 59, 2674-2692. <https://doi.org/10.1108/md-06-2019-0818>
- [12] 章红波. 工业大数据挖掘分析及应用前景研究[J]. 科技创新与应用, 2016(24): 90.
- [13] Hossain, M.A., Akter, S. and Yanamandram, V. (2021) Why Doesn't Our Value Creation Payoff: Unpacking Customer Analytics-Driven Value Creation Capability to Sustain Competitive Advantage. *Journal of Business Research*, 131, 287-296. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.03.063>
- [14] Sultana, S., Akter, S. and Kyriazis, E. (2022) How Data-Driven Innovation Capability Is Shaping the Future of Market Agility and Competitive Performance? *Technological Forecasting and Social Change*, 174, Article ID: 121260. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121260>
- [15] Sirmon, D.G., Hitt, M.A. and Ireland, R.D. (2007) Managing Firm Resources in Dynamic Environments to Create Value: Looking Inside the Black Box. *Academy of Management Review*, 32, 273-292. <https://doi.org/10.5465/amr.2007.23466005>
- [16] 杨善林, 周开乐. 大数据中的管理问题: 基于大数据的资源观[J]. 管理科学学报, 2015, 18(5): 1-8.
- [17] 赵振, 彭毫. “互联网+”跨界经营——基于价值创造的理论构建[J]. 科研管理, 2018, 39(9): 121-133.
- [18] 孙新波, 张媛, 王永霞, 等. 数字价值创造: 研究框架与展望[J]. 外国经济与管理, 2021, 43(10): 35-49.

- [19] Yoo, Y., Boland, R.J., Lyytinen, K. and Majchrzak, A. (2012) Organizing for Innovation in the Digitized World. *Organization Science*, **23**, 1398-1408. <https://doi.org/10.1287/orsc.1120.0771>
- [20] 刘启雷, 张媛, 雷雨嫣, 等. 数字化赋能企业创新的过程、逻辑及机制研究[J]. 科学学研究, 2022, 40(1): 150-159.
- [21] Yang, Y. and Ju, X.F. (2017) Entrepreneurial Orientation and Firm Performance: Is Product Quality a Missing Link? *Entrepreneurship Research Journal*, **8**, 521-543. <https://doi.org/10.1515/erj-2017-0091>
- [22] Andersén, J. and Ljungkvist, T. (2020) Resource Orchestration for Team-Based Innovation: A Case Study of the Interplay between Teams, Customers, and Top Management. *R&D Management*, **51**, 147-160. <https://doi.org/10.1111/radm.12442>
- [23] Méridol, V. and Versailles, D.W. (2018) Boundary Spanners in the Orchestration of Resources: Global-Local Complementarities in Action. *European Management Review*, **17**, 101-119. <https://doi.org/10.1111/emre.12321>
- [24] Nickerson, J.A. and Zenger, T.R. (2004) A Knowledge-Based Theory of the Firm—The Problem-Solving Perspective. *Organization Science*, **15**, 617-632. <https://doi.org/10.1287/orsc.1040.0093>
- [25] Ferraris, A., Degbey, W.Y., Singh, S.K., Bresciani, S., Castellano, S., Fiano, F., *et al.* (2022) Microfoundations of Strategic Agility in Emerging Markets: Empirical Evidence of Italian MNEs in India. *Journal of World Business*, **57**, Article ID: 101272. <https://doi.org/10.1016/j.jwb.2021.101272>
- [26] Teece, D., Peteraf, M. and Leih, S. (2016) Dynamic Capabilities and Organizational Agility: Risk, Uncertainty, and Strategy in the Innovation Economy. *California Management Review*, **58**, 13-35. <https://doi.org/10.1525/cmr.2016.58.4.13>
- [27] Cegarra-Navarro, J., Soto-Acosta, P. and Wensley, A.K.P. (2016) Structured Knowledge Processes and Firm Performance: The Role of Organizational Agility. *Journal of Business Research*, **69**, 1544-1549. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.10.014>
- [28] Lu and (Ram) Ramamurthy, K. (2011) Understanding the Link between Information Technology Capability and Organizational Agility: An Empirical Examination. *MIS Quarterly*, **35**, 931-954. <https://doi.org/10.2307/41409967>
- [29] 董华, 夏淼. 组织敏捷性研究综述与展望[J]. 科技与管理, 2019(6): 41-52.
- [30] Nejatian, M. and Zarei, M.H. (2013) Moving Towards Organizational Agility: Are We Improving in the Right Direction? *Global Journal of Flexible Systems Management*, **14**, 241-253. <https://doi.org/10.1007/s40171-013-0048-3>
- [31] Govindarajan, V. and Kopalle, P.K. (2005) Disruptiveness of Innovations: Measurement and an Assessment of Reliability and Validity. *Strategic Management Journal*, **27**, 189-199. <https://doi.org/10.1002/smj.511>
- [32] Gupta, M. and George, J.F. (2016) Toward the Development of a Big Data Analytics Capability. *Information & Management*, **53**, 1049-1064. <https://doi.org/10.1016/j.im.2016.07.004>
- [33] 谢卫红, 刘高, 王田绘. 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, 2016, 36(14): 170-177.
- [34] Sambamurthy, V., Bharadwaj, A. and Grover, V. (2003) Shaping Agility through Digital Options: Reconceptualizing the Role of Information Technology in Contemporary Firms. *MIS Quarterly*, **27**, 237-263. <https://doi.org/10.2307/30036530>
- [35] Felipe, C., Roldán, J. and Leal-Rodríguez, A. (2017) Impact of Organizational Culture Values on Organizational Agility. *Sustainability*, **9**, Article No. 2354. <https://doi.org/10.3390/su9122354>
- [36] Wang, J., Xue, Y. and Yang, J. (2019) Boundary-Spanning Search and Firms' Green Innovation: The Moderating Role of Resource Orchestration Capability. *Business Strategy and the Environment*, **29**, 361-374. <https://doi.org/10.1002/bse.2369>
- [37] 温忠麟, 侯杰泰, 张雷. 调节效应与中介效应的比较和应用[J]. 心理学报, 2005(2): 268-274.
- [38] Dwivedi, Y.K., Janssen, M., Slade, E.L., Rana, N.P., Weerakkody, V., Millard, J., *et al.* (2016) Driving Innovation through Big Open Linked Data (BOLD): Exploring Antecedents Using Interpretive Structural Modelling. *Information Systems Frontiers*, **19**, 197-212. <https://doi.org/10.1007/s10796-016-9675-5>
- [39] Yang, C., Huang, Q., Li, Z., Liu, K. and Hu, F. (2016) Big Data and Cloud Computing: Innovation Opportunities and Challenges. *International Journal of Digital Earth*, **10**, 13-53. <https://doi.org/10.1080/17538947.2016.1239771>
- [40] 孙新波, 钱雨, 张明超, 等. 大数据驱动企业供应链敏捷性的实现机理研究[J]. 管理世界, 2019, 35(9): 133-151+200.