



南开管理评论
Nankai Business Review
ISSN 1008-3448,CN 12-1288/F

《南开管理评论》网络首发论文

题目：大数据能力影响因素及效用：基于元分析的研究
作者：马鸿佳，肖彬，王春蕾
网络首发日期：2021-10-22
引用格式：马鸿佳，肖彬，王春蕾. 大数据能力影响因素及效用：基于元分析的研究
[J/OL]. 南开管理评论.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1288.f.20211022.1029.004.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

大数据能力影响因素及效用：基于元分析的研究

马鸿佳、肖彬、王春蕾

作者简介 马鸿佳，吉林大学管理学院，教授、博士，研究方向：创业管理；肖彬，吉林大学管理学院，博士研究生，研究方向：创业管理；王春蕾，吉林大学管理学院，硕士研究生，研究方向：创业管理。

基金资助 本研究得到国家自然科学基金重大项目“创新驱动创业的重大理论与实践问题研究”（基金号：72091310）课题一“数字经济下的创新驱动创业的基础理论”（基金号：72091315）；国家自然科学基金面上项目《新创企业惯例多层次动态模型及演化机理研究》（基金号：71972084）的资助。

摘要：随着数字技术的发展，与大数据能力相关的研究议题已经成为企业数字化转型和数字创业领域重要研究方向，得到了学者们的广泛关注。但现有文献的实证结果存在不一致的问题尚未得到有效解决。针对这一问题，本文对涵盖 24 个不同国家和地区的 107 篇实证研究文献、47371 个独立样本进行元分析研究，归纳和识别大数据能力的影响因素及其效用，并进一步探究影响异质性的调节变量。研究发现：（1）动态能力理论和资源基础观是大数据能力在实证研究中最为常用的理论，企业数字化转型与数字创业是大数据能力的重点研究对象。（2）显著影响大数据能力的因素包括技术、组织、环境三个类别的 18 个前因变量；大数据能力显著影响了战略行为、能力、结果三个方面的 8 个结果变量。（3）与大数据能力高度相关的前因有 IT 能力、组织变革准备、感知收益、外部支持，与大数据能力高度相关的结果包括创新、决策质量、知识管理、组织能力。（4）通过亚组分析发现大数据能力维度、不确定性规避文化和国家经济体是有效降低变量间异质性的调节变量，共有 17 组变量的异质性得到了有效降低，7 组变量异质性尚无法得到有效解决。研究结果对于未来深化纵向研究和情境化研究具有启发意义，同时对于企业构建和应用大数据能力具有实践意义。

关键词：数字创业；数字化转型；大数据能力；元分析

1 引言

改革开放 40 年，中国经济由高速增长阶段转向高质量发展阶段，新旧动能接续转换加快（Zahra, 2019）。企业正面临着科学技术加速升级、数字经济崛起等重大变革，种种迹象表明我国企业应该以此为契机，更加关注人工智能、云计算、大数据等数字技术的运用。其中，大数据作为一种战略性资产，有助于帮助企业发现不可预见的模式，并为企业提供创新和创业机会来改善商业战略或运营过程（Gnizy, 2019）。根据中国信息通信研究院测算，2018 年中国大数据产业增速约为 31.9%，产值达到 6200 亿元，《2018 普华永道独角兽 CEO 调研报告》显示，76% 的独角兽^①高管们将大数据视为是未来 1-3 年对于业务发展和产品研发最具影响力的新兴技术。以 BAT（百度、阿里巴巴、腾讯）为代表的互联网巨头基于庞大的用户数据，挖掘大数据商业价值，将数据技术应用到创业产品和服务中，实现了数字技术与创业之间实现无缝对接，对公司数字创业起到重大的推动作用（朱秀梅等，2020）；以 TMD（今日头条、美团、滴滴）为代表的互联网新贵，利用大数据处理技术创新性地对传统行业产生破坏式创新，颠覆了用户的消费体验，为天生数字化企业发展注入了新活力；以海尔、美的、苏宁等为代表的一大批传统企业，利用大数据改善运营管理，提升企业解决问

题和创造增量价值的动态过程,实现企业文化、能力、结构和过程的颠覆性转变,助推传统企业数字化转型(孙新波等,2019)。可以发现,在数字经济高速发展的背景下,公司数字创业、天生数字化企业、传统企业数字化转型无一例外都与大数据息息相关。然而,尽管丰富的大数据资源的整合和应用在推动竞争差异化和战略价值方面具有巨大的潜力,但大数据通常是非结构化的、嘈杂的,当可用数据的数量和多样性超过了收集、存储和处理这些数据的能力时,大数据的价值便无法体现(Kitchens 等,2018)。目前企业经营环境变化迅速并且复杂纷乱,企业要想维持竞争优势,必须将大数据资源转化为大数据能力,根据不断变化的内外部环境构建随环境变迁的能力(马鸿佳等,2015; Rialti 等,2019)。因此,深入剖析影响企业大数据能力的关键前因,深刻认识大数据能力为数字化转型或数字创业企业创造了哪些价值,已成为现实与理论亟需解决的问题。

迄今为止,创新创业管理、营销管理、信息管理等研究领域的学者们已对大数据能力进行了广泛的研究,不仅探讨了技术、组织、环境等前因对大数据能力的影响,还揭示了大数据能力对企业决策质量、创新、企业绩效等结果变量的重要影响。然而,众多研究者的结论并不一致,例如针对影响大数据能力前因,Chen 等(2015)发现外部压力与企业采用大数据能力的正相关关系,而 Verma(2019)却证明了两者的相关系数为负;研究对象、情境的不同致使大数据能力与绩效关系呈现出正相关(任南等,2018)、负相关(Jeble 等,2017)以及不相关(Gunasekaran 等,2017)等多种不一致结果。总而言之,大数据能力的影响因素与效用的相关研究并未获得一致的结论,变量之间的关系有强弱甚至是方向上的差异,这使得大数据能力相关研究在企业管理领域的理论化过程存在一定的困难。元分析(Meta-Analysis)可以对大量独立研究结果进行统计分析得出综合性的结论,对存在异质性的研究十分适用。近些年,大数据能力逐渐引起了研究人员及从业人员广泛关注,也涌现出了大量大数据能力相关的实证研究,这使得应用元分析对大数据能力的影响因素及效用进行阶段性总结成为可能。

因此,针对以往研究的不足,本研究应用元分析方法系统梳理企业层面大数据能力的实证研究,定量检验大数据能力与各变量间的关系强度以及调节变量的调节效应,为出现异质性研究结果的实证研究提供深入的解释。本研究试图回答以下4方面的问题:①在已有相关实证研究文献中,大数据能力的常用理论和研究对象有哪些?②大数据能力的影响因素和结果变量有哪些?③大数据能力与这些前因变量及结果变量的关系强度如何,即哪些前因和结果与大数据能力有较强的相关性?④不同的调节变量能否对影响大数据能力前因及结果的关系起到调节作用,有多少变量的异质性(尚未)得到解决?

2 大数据能力的相关研究

2.1 大数据能力的概念界定

关于大数据相关能力的叫法纷繁多,例如大数据预测和分析能力、大数据感知能力、大数据管理能力等。目前学界对大数据能力尚未有统一的定论,大数据能力起初来源于IT能力的概念延伸。Bharadwaj 和 Pavlou(2013)从数据资源和基础设施出发,认为大数据能力是企业通过数据基础设施形成的IT能力以帮助企业快速适应动态的市场环境。Lin 和 Kunnathur(2019)将大数据能力定义为企业识别、收集、存储并分析大数据以实现公司的战略目标和运营目标的能力。此外,学者们也从不同的视角出发,给出了大数据能力的定义。基于资源基础观,Gupta 和 George(2016)认为大数据预测和分析能力是有效利用大数据分析资源实现特定业务目标的关键组织能力。而近期,越来越多的学者将大数据能力视为一种高阶的动态能力。基于动态能力观,谢卫红等(2016)认为大数据能力是企业通过获取、整合内外部大数据资源,提取潜在的商业价值以适应外部环境变化的动态能力。基于资源基础理论和动态能力理论,本文将大数据能力视作一种高阶动态能力,通过数据分析感知机会,

以整合、建立和再配置内外部大数据资源和能力以适应环境快速变化。

2.2 大数据能力的维度划分

现有大数据能力维度的划分大多是对 IT 能力研究的拓展,同时结合资源基础理论或者动态能力理论对测度进行丰富完善。Akter 等(2016)在 IT 能力的基础上,将大数据能力划分为大数据管理能力、大数据技术能力和大数据人才能力。Gupta 和 George(2016)在资源基础观的基础上,认为大数据能力由有形资源、无形资源和人力资本资源组成。谢卫红等(2016)基于动态能力理论,将大数据能力划分为数据感知识别、资源整合、分析与洞察能力。而本文对大数据能力的定义结合了资源基础理论与动态能力理论,认为大数据能力核心是大数据预测与分析技术,基础是资源管理和应用能力。一方面,学者将大数据预测和分析能力视为一种技术以及分析工具的延展,Wamba 等(2017)在研究中发现,大数据预测和分析能力是一种能够提高企业效率和效益的战略工具,Janssen 等(2017)指出大数据预测和分析能力是成功使用数据分析工具的重要因素。另一方面,聚焦于大数据管理和应用能力的学者则强调企业竞争优势的获取以及基于大数据的价值创造。现有研究认为仅靠资源不足以创造价值,因此还需要对资源进行有效管理(Sirmon 等,2007),大数据管理和应用能力可以通过汇集所有大数据资源来实现高水平的组织能力,McAfee 等(2012)认为大数据管理和应用因素在通过大数据创造价值的过程中起着至关重要的作用。因此本文将大数据能力划分为大数据预测和分析能力以及大数据管理和应用能力。

3 研究设计

3.1 研究方法

本文主要采用源于 Hedges 和 Olkin(1985)的元分析技术,数据来源于国内外企业大数据分析大数据能力相关的研究,元分析是一种统计相关研究的整合技术,所分析的数据包括先前实证研究的结果。正如实证研究需要使用统计技术来分析其数据一样,元分析应用专门统计程序来整合一组主要实证研究的结果。这使得元分析能够汇集关于特定主题的所有文献,而不仅仅是最具影响力和最知名的研究。元分析还能分解研究结果,发现变量间的异质性,继而检验出各个主要研究中可以降低异质性的调节效应。

本研究采用 Comprehensive Meta-Analysis V3 软件得出相应的结果,选取相关系数并转化为效应值进行分析,为使得效应值呈现正态分布的特征,对相关系数使用了 Fischer' Z 变换,如公式(1)所示。当文献未报告相关系数时,则通过采集 t 值、P 值计算得到相关系数(苏涛等,2017)。此外,本文还计算了 Q 统计量以测试效应值的异质性,显著的 Q 统计量表示现有研究存在较大异质性,需要科学地寻求相应的调节变量以解释研究相关性变化的可能性。Q 统计值是效果值的加权方差,如公式(2)所示。

$$Fischer\ Z(R_i) = 0.5 * \log \frac{1+r_i}{1-r_i} \quad (1)$$

$$Q = \sum_{i=1}^n N_i * (R_i - \bar{R})^2 \quad (2)$$

其中, N_i 表示第 i 个研究的样本量, r_i 为 i 个研究的相关系数, R_i 为第 i 个研究的效应值,

$$\bar{R} = \sum(N_i * R_i) / \sum N_i。$$

3.2 收集和选择样本数据

元分析需要广泛地搜集大量文献,包括期刊论文、学位论文等,以预防发表偏倚问题。因此,本研究选取多种数据库以保证在能力范围内涵盖尽量全面的文献数据,包括 Web of

Science、ScienceDirect 等外文数据库以及 CNKI、万方等中文数据库。首先,采用关键词“Big data”、“Big data analysis”、“Big data management”、“Big data adoption”、“Big data capability”与下列关键词组合检索:“firm”、“enterprise”,并转换成相应的中文关键词在中文数据库中检索,初步检索出 1543 篇英文以及 678 篇中文文献。其次,在数据库页面逐篇浏览文献标题,将符合本研究主旨的文献的题目与摘要导入到 endnote 中,共搜集了 484 篇相关文献,包括 391 篇英文文献和 93 篇中文文献,论文检索的日期为 2020 年 12 月 20 日。最后,逐篇浏览文献标题和摘要,少数文章浏览全文,剔除不相关文献。样本选择遵循的文献筛选标准为:①文献必须是实证研究,剔除案例分析、访谈、纯理论和综述性等文献;②文献必须关注企业大数据的影响因素或效用;③文献必须是不包含相同样本的独立研究;④文献必须报告变量间的相关系数,或报告 β 值、 t 值、 P 值等,根据苏涛等(2017)提供的转化公式计算出相关系数。经过多个不同时间节点进行文献严格筛选工作,最终获得满足元分析标准的 107 篇相关文献,其中英文文献 91 篇,中文文献 16 篇,合计产生了 108 个独立样本的效应值,包含 47371 个研究对象。

因为编码工作量大且存在一定主观性,本研究在编码前制定了正式的编码格式,编码的核心内容是样本数量和效应值,但为了全面掌握文献特征信息,文献题目、作者、文献类型、出版时间、所在国家、理论基础等相关特征也被同一纳入编码方案中,另外,本研究还对大数据能力维度、地区文化、国家经济体两个 3 个潜在的调节变量进行了编码。本次编码由两位研究人员独立进行编码,对可能存在的编码不一致的情况邀请第三位研究人员共同探讨,以确保准确性。

4 研究结果

4.1 样本编码结果及描述性统计分析

通过样本编码最终得到发表时间在 2015 到 2021 年之间的 10 篇学位论文和 97 篇期刊论文。大部分论文均使用问卷调查法收集数据,仅有两篇采用了二手数据。

4.1.1 相关理论分析

表 1 列出了大数据在本文所搜集的研究中使用频次超过 2 次的理论或框架。资源基础理论的应用频次为 41,企业能力理论和动态能力理论的应用频次共为 39,资源和能力相关的理论是大数据能力在管理学研究中应用频次最高的理论。技术-组织-环境(TOE)框架对大数据能力前因的解释力较强,应用频次为 6,还有 3 篇文献应用组态理论对影响大数据能力的前因进行 QCA 分析。在探讨大数据能力影响企业绩效的机制时,基于学习、知识、信息视角,学者们采用组织学习理论、知识基础理论、知识管理视角和信息处理理论等理论进行合理的诠释。权变理论和制度理论的应用频次分别为 6 和 2,广泛应用于大数据与结果变量的调节效应研究。除了这 12 条理论以外,社会物质观、可持续发展理论、社会交换理论和理性决策理论等相关理论也逐渐得到了学者的重视。

表 1 使用频次大于等于 2 次的理论

理论	使用频次	理论	使用频次
资源基础理论	41	创新扩散理论	4
动态能力理论	35	企业能力理论	4
技术-组织-环境(TOE)框架	6	知识管理视角	3
权变理论	6	组态理论	3
组织学习理论	5	信息处理理论	2
知识基础理论	5	制度理论	2
社会物质观	4		

注:篇幅所限,使用频次小于等于 1 的理论以及未采用理论的样本未纳入该表格的统计范围。

4.1.2 研究对象分析

尽管现有大多数研究针对企业类型不加以区分进行数据搜集,但仍有部分学者为大数据能力在不同类型企业的应用做出一定贡献,详见表 2。在数字创业领域,出于刻板印象,多数人认为中小企业和新创企业因为缺乏大型企业拥有的规模和多样化的资源,大数据的使用容易受到瓶颈,然而目前共有 11 项实证研究关注中小企业的大数据能力,是研究特定企业类型出现最多的研究,这些研究发现了大数据能力可以提高中小企业的有效决策和市场绩效 (Dong 和 Yang, 2020)。还有 3 项研究关注于创业公司与大数据能力的关系,创业公司不仅需要了解当前正在发生的事情,还要确定未来可能发生的事情以便于采取积极的创新和冒险措施,大数据能力可以帮助确定此类行动,增加企业对各种信息和知识的获取,降低不确定性 (Gnizy 等, 2019),然而现有研究全部聚焦于创业导向对于大数据能力的影响,对于大数据能力驱动创业行为相关变量(如机会识别和开发、资源配置等)研究较少,未来应尝试进一步进行相关研究。此外,因为 B2B、B2C 企业大多依托于平台,平台为其提供了大量的数据分析接口,因而这些企业与大数据能力的关系也受到了广泛关注,出现的频次为 5 次。在国际化情境下,由于大数据能力分析市场的潜力有助于企业快速进入国际市场,世界市场日益全球化和竞争加剧已将大数据发展和使用定位于国际研究的最前沿 (Gnizy 等, 2019),目前出现的频次为 2 次。在数字化转型领域,大数据能力对不同行业企业数字化转型的绩效有重大影响 (Wamba 等, 2017),在医疗保健行业,大数据能力可以提高业务价值,因为它可以实现更准确的医疗决策,在研究中出现的频次为 4,在制造业等其他领域,大数据能力可以通过改善生产环节和供应链管理环节提升企业绩效,制造业和汽车行业出现的频次为 5 和 3 次。当大数据分析应用于服务提供和营销等特定领域的问题时,也可以提供可观的价值,在服务业出现的频次为 2 次。

表 2 出现频次大于 2 次的研究对象

数字创业研究对象	出现频次	数字化转型研究对象	出现频次
中小企业	11	制造业	5
B2B、B2C 企业	5	服务业	2
创业公司	3	汽车行业	3
国际化企业	2	医疗保健行业	4

注:篇幅所限,出现频次小于等于 1 的研究对象以及未针对研究对象的样本未纳入该表格的统计范围。

4.2 发表偏倚检验结果

由于不可能找出所有与大数据能力研究主题相关的研究,加上变量间相关系数显著的研究发表出来的可能性更大,可能造成相关系数不显著的研究被筛选掉的可能,故发表偏倚是元分析必须要解决的一个问题。本文利用 Failsafe n 效应值来评估发表偏倚。在本研究识别出的效应值中,除了复杂性、企业年龄外,其余所有变量的 Failsafe n 均大于推荐值,表明不存在严重的发表偏倚 (崔淼等, 2019)。因此,本文元分析所识别出的效应值是稳健的,较少受到发表偏倚的影响,元分析结果是有效的。

4.3 整体效应检验结果

本文选择出现频次大于等于 3 的效应值进行元分析,该研究揭示了与大数据能力的 19 个前因变量、8 个结果变量,见表 3 和表 4。由于大部分数据的 Q 值显著且 I² 大于 0.6,文中的元分析结果均采用随机效应模型。

4.3.1 大数据能力的影响因素分析

正如前文所述,技术-组织-环境(TOE)框架广泛应用于大数据影响因素研究中,本文也采用该框架将其影响因素进行分类。

表 3 大数据能力前因的同质性检验和主效应分析结果

自变量	主效应检验							同质性检验			Fail-safe n	5k+10
	k	N	r	SE	95%CI		P	Q	df	I ²		
					下限	上限						
技术因素												
安全性	6	1372	0.289	0.096	0.101	0.476	0.003	68.236***	5	92.673	206	40
复杂性	8	1180	-0.046	0.155	-0.349	0.257	0.768	301.480***	7	97.353	0	50
兼容性	6	1379	0.383	0.119	0.150	0.616	0.001	114.70***	5	95.641	244	40
数据特征	10	2104	0.479	0.071	0.341	0.617	0.000	93.179***	9	90.341	1147	40
比较优势	4	606	0.442	0.107	0.232	0.652	0.000	33.45**	3	91.033	208	30
组织因素												
IT 能力	17	22742	0.568	0.076	0.419	0.716	0.000	685.506***	16	97.666	7992	95
感知收益	4	621	0.514	0.195	0.132	0.897	0.008	106.453***	3	97.182	240	30
高管支持	13	3424	0.480	0.078	0.328	0.632	0.000	269.999***	12	95.556	2518	75
企业规模	14	21954	0.184	0.035	0.116	0.252	0.000	87.060***	5	85.068	924	80
企业年龄	3	897	0.150	0.047	0.057	0.242	0.002	3.559	2	43.801	12	25
人力资源	8	2225	0.385	0.100	0.189	0.581	0.000	139.921***	7	94.997	732	50
数据治理	4	1094	0.418	0.097	0.228	0.608	0.000	18.664***	3	83.927	188	25
战略导向	10	2729	0.408	0.088	0.235	0.581	0.000	185.481***	9	95.734	1142	60
组织变革准备	6	1233	0.528	0.140	0.254	0.801	0.000	117.907***	5	95.759	513	40
组织文化	13	2766	0.350	0.078	0.197	0.503	0.000	193.944***	12	93.813	1043	75
环境因素												
环境动态性	12	2494	0.287	0.068	0.155	0.420	0.000	91.053***	11	93.704	611	70
外部压力	11	2604	0.343	0.096	0.155	0.531	0.000	278.517***	10	96.410	888	65
外部支持	3	626	0.715	0.061	0.597	0.834	0.000	4.491	2	55.471	243	20
政策和监管	5	1051	0.435	0.172	0.097	0.772	0.012	107.599***	4	96.283	244	35

（1）技术因素

安全性保障了大数据技术的良好运用（Low 等，2011），表 3 的结果证实了安全性与大数据能力的正相关关系（ $r=0.289$ ， $p<0.01$ ）。企业必须迅速获得有关新技术的知识，然而技术越新颖，不确定性就越大，采用过程也就越复杂。研究表明，复杂性是采用创新的重要因素（Maroufkhani 等，2020），现有研究认为复杂性与采用新技术负相关，元分析的结果却发现复杂性与大数据能力的并不相关（ $r=-0.046$ ，n.s.）。兼容性检查了新系统与公司当前系统的一致性程度，技术采用的兼容性反映了大数据与组织文化和业务实践的一致性（Chen 等，2015），本文的结果证明了兼容性与大数据能力的正相关关系（ $r=0.383$ ， $p<0.01$ ）。数据可获取性、数据量、数据质量被会影响大数据能力的构建，本文发现这些数据特征与大数据能力正相关（ $r=0.497$ ， $p<0.01$ ）。比较优势是指在某种程度上，某种新技术与其所替代的旧的技术相比所具备的优势，本文发现比较优势促进了大数据能力的运用（ $r=0.442$ ， $p<0.01$ ）。

（2）组织因素

当一个组织在决定是否采用一项技术时（例如大数据分析技术），它将尝试获评估采用该技术的潜在成本和收益，感知收益会影响企业对于大数据分析技术的应用。企业是否要部署大数据能力还取决公司管理层特别是“一把手”的支持，研究表明高层管理人员可以对其公司的技术创新采用决策产生巨大影响，高管支持是采用大数据技术、构建大数据能力的关

键因素 (Sun 等, 2020)。组织变革准备是企业采用新技术的能力和意愿, 在传统企业数字化转型中组织变革准备尤其重要, 学者普遍认为组织变革准备是实施大数据分析的先决条件 (Maroufkhani 等, 2020)。结果表明 IT 能力 ($r=0.568, p<0.01$)、感知收益 ($r=0.514, p<0.01$)、高管支持 ($r=0.184, p<0.01$)、组织变革准备 ($r=0.528, p<0.01$) 正向影响了大数据能力。

开发大数据能力需要广泛的基础设施和人力资本投资 (Singh, 2020), 由于大数据技术的新颖性, 拥有大数据技能员工的组织可能会比竞争对手拥有明显的优势, 因而具备与 IT 相关的人力资源、技术能力的公司能够更好地进行大数据分析 (Waller 和 Fawcett, 2013)。企业的战略导向表明它将使用什么战略来指导其决策, 资源分配和市场互动, 已有研究发现战略导向会促使企业积极利用大数据能力进行信息的收集和处理的过程, 并将其转化为知识 (Lin 和 Kunnathur, 2019)。此外, 组织文化也会促进企业大数据的应用, 麦肯锡的研究表明, 数据驱动的组织文化有助于企业大数据的应用 (Hallikainen 等, 2020)。结果表明 IT 能力 ($r=0.568, p<0.01$)、人力资源 ($r=0.385, p<0.01$)、战略导向 ($r=0.408, p<0.01$)、组织文化 ($r=0.350, p<0.01$) 正向影响了大数据能力。

企业规模和企业年龄导致大企业和小企业、成熟企业和新企业在资源可用性、组织结构、技术基础设施之间存在显著差异, 同样影响企业对于大数据能力的使用。数据治理可以被视为优化大数据产生价值的框架, 是指对海量数据的管理并利用其进行有效、高效的组织决策, 为扩大大数据能力的价值, 企业必须密切注意构成企业数据治理计划的结构、程序和关系实践 (Mikalef 等, 2020a)。结果表明企业规模 ($r=0.184, p<0.01$)、企业年龄 ($r=0.150, p<0.01$)、数据治理 ($r=0.418, p<0.01$) 正向影响了大数据能力, 值得注意的是, 进行数字创业的天生数字化企业因为年龄和规模的限制, 大数据能力的构建可能会比成熟企业面临更大的困难。

(3) 环境因素

来自外部压力是指公司在外部环境中感受到的压力, 包括竞争压力、环境压力等等。外部压力可以迫使公司做出改变并采用新技术 (Obal, 2017); 外部支持是指供应商、政府等第三方提供的支持, 以鼓励公司进行创新 (Gangwar, 2018); 政策和监管对大数据分析的影响体现在政府可以通过提供适当的基础架构, 法律环境, 监管指令来支持和鼓励企业采用大数据技术时。表 3 的结果证明了外部压力、外部合作伙伴支持、政策和监管对大数据能力的正向影响 ($r=0.343, p<0.01$; $r=0.715, p<0.01$; $r=0.435, p<0.01$)。此外, 大数据能力的相关研究多采用动态能力理论, 动态环境会刺激大数据能力重新配置企业内外部资源, 元分析的结果证明了环境动态性与大数据能力正相关 ($r=0.287, p<0.01$)。

4.3.2 大数据能力的效用分析

提高绩效是企业管理活动的核心, 诸多学者针对大数据能力到绩效的影响机制进行的相应的研究, 大数据能力会影响企业的战略行为 (如创新和决策), 而这些战略行为又会与组织能力一起影响着组织结果 (包括竞争优势、绩效等)。因而本文将大数据能力的效用研究分为三部分, 分别是战略行为、能力和结果, 具体见表 4。

表 4 大数据能力对结果变量的同质性检验和主效应分析结果

因变量	主效应检验							同质性检验			Fail-safe n	5k+10
	K	N	r	SE	95%CI		P	Q	df	I2		
					下限	上限						
战略行为												
创新	24	5040	0.513	0.036	0.443	0.583	0.000	134.921***	23	82.953	7627	130
决策质量	5	1305	0.648	0.096	0.460	0.836	0.000	35.736***	4	88.807	662	30
知识管理	12	2567	0.514	0.090	0.338	0.691	0.000	222.438***	6	95.055	1857	70
能力												
组织能力	23	5248	0.508	0.045	0.418	0.597	0.000	228.731***	22	90.382	7844	125

创新能力	10	1665	0.569	0.076	0.420	0.718	0.000	123.404***	10	92.707	1966	60
动态能力	7	1413	0.425	0.089	0.250	0.599	0.000	63.434***	6	90.541	455	45
运营能力	6	1433	0.564	0.091	0.386	0.743	0.000	55.837***	5	91.045	699	70
结果												
竞争优势	7	1917	0.394	0.047	0.302	0.486	0.000	23.507**	6	74.476	507	45
企业绩效	63	36534	0.423	0.032	0.360	0.485	0.000	1651.481***	62	96.481	16967	325
供应链绩效	9	1951	0.357	0.106	0.149	0.564	0.000	191.594***	8	95.832	595	55
供应链特征	17	3697	0.443	0.052	0.331	0.556	0.000	190.535***	16	91.603	3162	95

(1) 战略行为

Wamba 等 (2017) 强调, 大数据能力改进了数据驱动的决策、学习和创新, 从而更好地管理不同的企业流程。其中创新方面主要关注大数据能力对技术创新 (过程和产品)、双元创新 (探索和利用)、商业模式创新的影响, 表 4 的结果证明了大数据能力对创新有正向影响 ($r=0.513$, $p<0.01$)。大数据能力对决策的影响主要体现在对决策质量的提升, 大数据能力使得企业可以促使企业更好地进行知情决策, 减少决策的偏差 (Ghasemaghaei 和 Calic, 2019), 这有助于降低数字创业和数字化转型进程中的高度不确定性。现有研究的汇总表明了大数据能力对决策质量有正向影响 ($r=0.648$, $p<0.01$)。此外, 元分析结果表明大数据能力与企业知识管理正相关 ($r=0.514$, $p<0.01$)。知识管理的主要过程包括知识的获取、转化和应用, 大数据能力可以改变个人知识管理, 增加和扩大个人知识的作用, 有助于扩展企业的知识基础。

(2) 组织能力

大数据能力可以通过整合所有战略资源来提高组织能力 (Wamba 等, 2017), 因为大数据能力可以与组织能力形成互补效应形成企业的竞争优势。元分析结果表明大数据能力与组织能力正相关 ($r=0.508$, $p<0.01$)。Mikalef 等 (2019) 呼吁研究企业的大数据对不同类型的组织能力的影响, 因为它们作为中介条件对大数据影响绩效的过程是非常重要的。更进一步, 我们将组织能力拆分为运营能力、创新能力和动态能力, 运营能力是零阶能力, 环境动态性较低时, 企业运用运营能力开展经营活动。动态能力和创新能力都是高阶能力, 企业需要发展创新能力以利用创新机会并对创新威胁, 需要重新整合配置资源、能力, 运用动态能力应对环境变化 (Ma 等, 2021)。本文发现大数据能力对运营能力 ($r=0.564$, $p<0.01$)、创新能力 ($r=0.569$, $p<0.01$)、动态能力 ($r=0.425$, $p<0.01$) 的正向影响。

(3) 结果

独特的资源与能力会形成企业的竞争优势, 进而持续地提升企业绩效, 表 4 的结果进一步证实了这一观点, 即大数据能力促进了企业竞争优势的形成 ($r=0.394$, $p<0.01$)。紧接着, 本文对企业绩效进行元分析, 发现大数据能力与企业绩效正相关 ($r=0.425$, $p<0.01$)。诸多学者也逐渐开始关注数据对企业供应链层面结果的驱动效应, 包括对供应链灵活性、敏捷性等供应链特征和绩效的促进作用, 例如孙新波 (2019) 通过案例研究发现了大数据驱动企业供应链敏捷性的机理。元分析结果表明, 大数据能力与供应链特征、供应链绩效正相关 ($r=0.443$, $p<0.01$; $r=0.357$, $p<0.01$)。

4.4 异质性检验和调节效应检验结果

表 3、4 同时报告了所有效应值的 Q 统计值结果。除了企业年龄、外部支持 ($Q=3.559$, n.s.; $Q=4.491$, n.s.) 不显著, 是具有同质性的关系, 其余的 Q 值达到显著性水平, 研究具有异质性。这表明这些效应值所呈现的异质性不仅来源于样本随机误差, 也来自不同研究之间的特征。因此, 需要找出引起异质性来源, 探讨组间效应值的差异从而深入分析各变量的调节效应 (Song 等, 2008)。首先, 本文从大数据能力的维度以入手, 基于前文的研究, 将大数据预测与分析能力编码为 1, 将大数据管理与应用能力编码为 0, 探究大数据能力不同

维度对异质性的影响。其次，从大数据能力的使用情境入手，因为数字创业和数字化转型进程所面临的高度确定性，不确定性规避文化会影响企业是否使用大数据的倾向；而国家经济体的差异体现在国家数字基础设施的差距，可能会影响大数据的使用效用，本文分别检验不确定性规避文化对影响因素与大数据能力关系的调节作用，国家经济体对大数据能力与结果变量关系的调节作用。不确定性规避文化的数据来源于 GLOBE 的文化维度得分，将来自于中国、日本等高不确定性规避得分国家的样本赋值为 1，将来自于印度、意大利低不确定性规避文化国家样本赋值为 0（House 等，2004）。国家经济体根据国际货币基金组织的报告，将中国、印度、巴西等来自新兴经济体国家的样本赋值为 1，将来自于美国、英国、法国、意大利等发达经济体国家赋值为 0。最后，根据调节因素分组后，选取每一组所对应的 k 大于等于 2 的变量进行元分析，因此部分变量因为无法有效分组而被筛出（比较优势、数据治理、竞争优势等），表 5、6 展示了亚组分析结果。

若组间 Q 统计量显著，则说明该调节变量显著减少了亚组间的异质性，对变量间关系起到调节作用。表 5 展示了的影响因素与大数据能力的亚组分析。具体而言：（1）在大数据能力不同维度的影响下，数据特征（ $r_{\text{预}}=0.627>r_{\text{管}}=0.316$ ）、感知收益（ $r_{\text{预}}=0.651>r_{\text{管}}=0.290$ ）对大数据预测与分析能力的影响要大于管理和应用能力，安全性（ $r_{\text{管}}=0.381>r_{\text{预}}=0.184$ ）、复杂性（ $r_{\text{管}}=0.112>r_{\text{预}}=-0.097$ ）、IT 能力（ $r_{\text{管}}=0.500>r_{\text{预}}=-0.285$ ）、战略导向（ $r_{\text{管}}=0.549>r_{\text{预}}=0.267$ ）、企业规模（ $r_{\text{管}}=0.220>r_{\text{预}}=0.161$ ）、人力资源（ $r_{\text{管}}=0.522>r_{\text{预}}=0.220$ ）、组织文化（ $r_{\text{管}}=0.619>r_{\text{预}}=0.237$ ）、组织变革准备（ $r_{\text{管}}=0.598>r_{\text{预}}=-0.433$ ）对大数据管理和应用能力的影响要大于预测与分析能力，且调节效应均显著（ Q_B 的 p 值显著小于 0.05）；大数据能力维度对兼容性、高管支持、环境动态性、外部压力与大数据能力的关系不起调节作用（ Q_B 的 p 值均大于 0.05）。

（2）在高不确定性规避文化的影响下，安全性（ $r_{\text{高}}=0.481>r_{\text{低}}=0.245$ ）、复杂性（ $r_{\text{高}}=0.337>r_{\text{低}}=-0.196$ ）、感知收益（ $r_{\text{高}}=0.600>r_{\text{低}}=0.281$ ）、高管支持（ $r_{\text{高}}=0.552>r_{\text{低}}=0.332$ ）、人力资源（ $r_{\text{高}}=0.567>r_{\text{低}}=0.011$ ）、环境动态性（ $r_{\text{高}}=0.459>r_{\text{低}}=0.267$ ）、外部压力（ $r_{\text{高}}=0.499>r_{\text{低}}=0.152$ ）对大数据能力的影响更强了，IT 能力（ $r_{\text{低}}=0.422>r_{\text{高}}=0.292$ ）、组织变革准备（ $r_{\text{低}}=0.764>r_{\text{高}}=0.385$ ）对大数据能力的影响更弱了，且调节效应均显著（ Q_B 的 p 值显著小于 0.05）；不确定性规避文化对数据特征、企业规模、组织文化与大数据能力的关系不起调节作用（ Q_B 的 p 值均大于 0.05）。

表 5 大数据能力的影响因素亚组分析结果

影响因素	调节变量	类别	k	N	r	P	95%置信区间		Q 组间	df (Q)	P
							下限	上限			
技术因素											
安全性	维度	预测和分析	3	815	0.184	0.000	0.100	0.267	14.007	1	0.000
		管理和应用	3	557	0.381	0.000	0.321	0.442			
	不确定性规避	高	2	563	0.481	0.000	0.398	0.565	20.220	1	0.000
		低	4	809	0.245	0.000	0.184	0.306			
复杂性	维度	预测和分析	3	1102	-0.097	0.007	-0.167	-0.027	19.849	1	0.000
		管理和应用	3	778	0.112	0.000	0.053	0.170			
	不确定性规避	高	3	768	0.337	0.000	0.272	0.398	136.166	2	0.000
		低	5	1112	-0.196	0.000	-0.253	-0.139			
兼容性	维度	预测和分析	3	0.303	0.042	0.000	0.220	0.386	0.381	1	0.537
		管理和应用	3	0.335	0.029	0.000	0.278	0.392			
数据特征	维度	预测和分析	5	926	0.627	0.000	0.562	0.692	50.735	1	0.000
		管理和应用	5	1178	0.316	0.000	0.261	0.372			
	不确定性规避	高	5	840	0.469	0.000	0.401	0.537	0.870	2	0.647
		低	4	891	0.444	0.000	0.381	0.508			

组织因素											
IT 能力	维度	预测和分析	10	20639	0.285	0.000	0.271	0.292	91.320	1	0.000
		管理和应用	7	2103	0.500	0.000	0.458	0.542			
	不确定性规避	高	7	20449	0.292	0.000	0.278	0.306	38.523	2	0.000
		低	8	1695	0.442	0.000	0.396	0.489			
战略导向	维度	预测和分析	5	1309	0.267	0.000	0.213	0.322	53.213	1	0.000
		管理和应用	5	1402	0.549	0.000	0.496	0.601			
感知收益	维度	预测和分析	2	371	0.651	0.000	0.588	0.706	51.748	1	0.000
		管理和应用	2	476	0.290	0.000	0.215	0.362			
	不确定性规避	高	2	460	0.600	0.000	0.538	0.656	39.178	1	0.000
		低	2	387	0.281	0.000	0.199	0.359			
高管支持	维度	预测和分析	6	1219	0.416	0.000	0.360	0.473	0.188	1	0.665
		管理和应用	7	2205	0.431	0.000	0.394	0.469			
	不确定性规避	高	6	2018	0.552	0.000	0.508	0.596	66.220	2	0.000
		低	5	976	0.332	0.000	0.267	0.367			
企业规模	维度	预测和分析	6	19753	0.161	0.000	0.147	0.175	6.962	1	0.008
		管理和应用	8	2201	0.220	0.000	0.178	0.262			
	不确定性规避	高	10	21122	0.168	0.000	0.154	0.181	0.706	1	0.401
		低	4	832	0.138	0.000	0.069	0.206			
人力资源	维度	预测和分析	2	322	0.220	0.000	0.110	0.331	24.577	1	0.000
		管理和应用	6	1903	0.522	0.000	0.477	0.568			
	不确定性规避	高	6	1708	0.567	0.000	0.521	0.612	90.422	1	0.000
		低	2	354	0.011	0.832	-0.094	0.116			
组织文化	维度	预测和分析	9	2034	0.237	0.000	0.193	0.280	77.320	1	0.000
		管理和应用	4	732	0.619	0.001	0.546	0.692			
	不确定性规避	高	6	1058	0.366	0.000	0.305	0.427	0.047	2	0.828
		低	6	1335	0.367	0.000	0.303	0.411			
组织变革准备	维度	预测和分析	3	584	0.433	0.000	0.351	0.515	8.174	1	0.004
		管理和应用	3	649	0.598	0.000	0.520	0.675			
	不确定性规避	高	2	439	0.385	0.000	0.314	0.455	40.140	1	0.000
		低	4	794	0.764	0.000	0.670	0.858			
环境因素											
环境动态性	维度	预测和分析	6	1207	0.251	0.000	0.194	0.307	2.747	1	0.097
		管理和应用	6	1287	0.317	0.000	0.262	0.373			
	不确定性规避	高	3	580	0.459	0.000	0.377	0.541	27.124	1	0.000
		低	6	1283	0.267	0.000	0.212	0.322			
外部压力	维度	预测和分析	5	1088	0.327	0.000	0.267	0.387	1.422	1	0.225
		管理和应用	6	1516	0.282	0.000	0.239	0.324			
	不确定性规避	高	5	1337	0.499	0.000	0.445	0.553	92.955	1	0.000
		低	6	1267	0.152	0.000	0.106	0.197			

表 6 列举了大数据能力效用的亚组分析：（1）在大数据能力不同维度的影响下，大数据预测和分析能力对供应链绩效（ $r_{\text{预}}=0.469>r_{\text{管}}=0.260$ ）的影响更强，大数据管理和应用能力对决策质量（ $r_{\text{管}}=0.793>r_{\text{预}}=0.566$ ）、企业绩效（ $r_{\text{管}}=0.525>r_{\text{预}}=0.289$ ）的影响更强，且调节效应均显著（ Q_B 的 p 值显著小于 0.05）；大数据能力的不同维度与创新、知识管理、组织能力、供应链特征的关系没有显著差异（ Q_B 的 p 值均大于 0.05）。（2）在新兴经济体情境下，

大数据能力对创新 ($r_{\text{新}}=0.572>r_{\text{发}}=0.351$)、决策质量 ($r_{\text{新}}=0.827>r_{\text{发}}=0.576$)、企业绩效 ($r_{\text{新}}=0.516>r_{\text{发}}=0.268$)、供应链绩效 ($r_{\text{新}}=0.391>r_{\text{发}}=0.109$)、供应链特征 ($r_{\text{新}}=0.471>r_{\text{发}}=0.299$) 的影响更强了,且调节效应均显著(Q_B 的 p 值显著小于 0.05);位于新兴经济体和位于发达经济体的企业大数据能力对知识管理、组织能力的影 响没有显著差异(Q_B 的 p 值均大于 0.05)。

表 6 大数据能力的效用亚组分析结果

因变量	调节变量	类别	k	N	r	p	95%置信区间		Q 组间	df (Q)	P
							下限	上限			
技术因素											
创新	维度	预测和分析	18	3323	0.513	0.000	0.479	0.547	1.842	1	0.175
		管理和应用	6	1717	0.554	0.000	0.506	0.601			
	国家经济体	新兴经济体	14	3621	0.572	0.000	0.538	0.607	29.296	2	0.000
		发达经济体	5	730	0.351	0.000	0.278	0.425			
决策质量	维度	预测和分析	2	296	0.566	0.000	0.451	0.691	11.579	1	0.001
		管理和应用	3	1009	0.793	0.000	0.731	0.855			
	国家经济体	新兴经济体	2	860	0.827	0.000	0.760	0.894	18.240	1	0.000
		发达经济体	3	445	0.576	0.000	0.482	0.670			
知识管理	维度	预测和分析	6	1096	0.469	0.000	0.421	0.514	2.689	1	0.101
		管理和应用	6	1471	0.416	0.000	0.373	0.458			
	国家经济体	新兴经济体	9	426	0.443	0.000	0.408	0.476	0.293	1	0.589
		发达经济体	3	2141	0.419	0.000	0.337	0.495			
能力											
组织能力	维度	预测和分析	18	3905	0.481	0.000	0.467	0.514	1.857	1	0.173
		管理和应用	5	1343	0.457	0.000	0.414	0.499			
	国家经济体	新兴经济体	12	2904	0.544	0.000	0.507	0.580	5.049	2	0.080
		发达经济体	8	1674	0.481	0.000	0.433	0.529			
结果											
企业绩效	维度	预测和分析	19	30368	0.289	0.000	0.278	0.300	347.463	1	0.000
		管理和应用	24	6166	0.551	0.000	0.525	0.576			
	国家经济体	新兴经济体	32	9124	0.516	0.000	0.496	0.537	410.894	2	0.000
		发达经济体	22	25058	0.268	0.000	0.255	0.280			
供应链绩效	维度	预测和分析	4	1025	0.469	0.000	0.408	0.531	24.232	1	0.000
		管理和应用	5	1238	0.260	0.000	0.204	0.316			
	国家经济体	新兴经济体	7	1974	0.391	0.000	0.346	0.435	19.592	1	0.000
		发达经济体	2	289	0.109	0.067	-0.008	0.226			
供应链特征	维度	预测和分析	14	2999	0.454	0.000	0.418	0.490	0.373	1	0.542
		管理和应用	3	698	0.428	0.000	0.353	0.503			
	国家经济体	新兴经济体	9	1936	0.471	0.000	0.426	0.516	14.870	2	0.001
		发达经济体	3	566	0.299	0.000	0.216	0.382			

5 研究结论与讨论

5.1 结果讨论

本文通过对关于企业大数据的 107 篇实证文献进行元分析检验,识别了 18 个影响大数据能力的因素,探寻了大数据能力对 8 个结果变量的影响,并通过异质性检验和亚组分析检验大数据能力维度、不确定性规避和国家经济体作为调节变量的调节效应,对大数据的影响因素及大数据的有效性进行了较为全面的总结分析。具体分析如下:

5.1.1 大数据能力与相关变量的关系强度分析

本文采用 Cohen（1977）提出的划分标准来判断变量之间的相关程度（ $0.1 \leq r < 0.3$ 是低度相关； $0.3 \leq r < 0.5$ 是中度相关； $0.5 \leq r$ 是高度相关），详见表 7。在影响大数据能力的前因方面，各因素对于企业大数据的影响并不一致，高度相关、中度相关、低度相关、不相关均有涉及。首先，组织层面的 IT 能力、感知收益、组织变革准备对大数据分析起到了重要作用，最近的概念和实证研究认识到，从大数据中获得商业价值的挑战不仅面临着技术上的挑战，而且面临着组织层面的挑战（Gupta 等，2020），在数字创业过程中，企业需要努力构建自身的 IT 能力，合理评估大数据能力的收益；在数字化转型过程中，企业要尤其关注组织变革准备、IT 能力和感知收益对大数据能力的影响。环境层面的外部支持也与大数据分析高度相关，这与 Maroufkhani（2020）的观点相一致，即外部支持是创新成功的关键驱动力之一，可以对大数据能力产生积极影响。其次，安全性、企业规模、企业年龄、环境动态性、外部压力与大数据能力低相关，复杂性与能力不相关，尽管这些因素对大数据能力的影响较弱或没有影响，但是仍需要注意这些因素在不同情境可能会对大数据能力产生更强或更弱的影响。最后，其余变量均与大数据能力中度相关，且各个层面的因素均有涉及。在大数据能力的效用方面，大数据能力会直接影响战略行为、组织能力，进而间接影响企业和供应链层面的绩效，元分析发现了大数据能力与战略行为（创新、决策、知识管理）和组织能力高度相关，与结果（竞争优势、企业绩效、供应链绩效和供应链特征）中度相关。

表 7 关系强度分析

相关关系	大数据能力前因	大数据能力效用
高度相关 ($0.5 \leq r$)	组织因素（IT 能力、感知收益、组织变革准备、） 环境因素（外部支持）	战略行动（创新、决策质量、知识管理） 能力（组织能力）
中度相关 ($0.3 \leq r < 0.5$)	技术因素（兼容性、数据特征、比较优势） 组织因素（高管支持、人力资源、数据治理、战略导向、组织文化） 环境因素（治理政策和监管）	结果（竞争优势、企业绩效、供应链绩效、 供应链特征）
低度相关 ($0.1 \leq r < 0.3$)	技术因素（安全性） 组织因素（企业规模、企业年龄） 环境因素（环境动态性、外部压力）	
不相关	技术因素（复杂性）	

5.1.2 调节变量的作用

大数据做出有效决策不仅取决于对大数据预测和分析能力，还取决于对大数据资源的管理和应用（Janssen 等，2017），本文证实了大数据能力维度对大数据能力与部分变量的关系存在调节作用。此外，不同国家间企业创新实施策略和效果、能力和绩效的差异性已经得到多方证实，文化类型和国家经济发展水平目前已广泛应用于元分析的亚组分析中（Saeed 等，2014；苏涛等，2017；闫春等，2020）。本文的结果证实了不确定性规避和国家经济体是影响大数据能力的重要情境变量，即大数据的使用存在情境间的差异，具体结果见图 1。

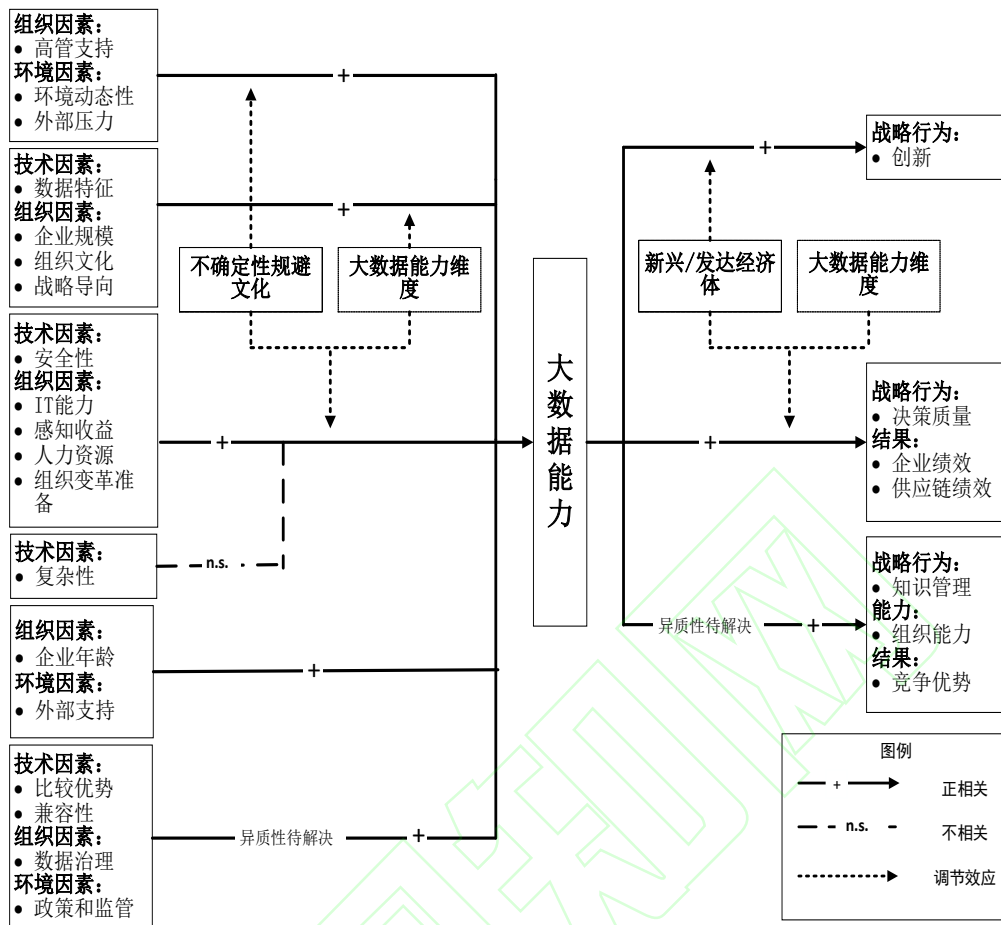


图1 元分析结果图

在影响大数据能力的前因方面，大数据能力维度的调节效应方向并不确定，一方面，数据特征、感知收益对大数据预测与分析能力的影响更强，另一方面，安全性、复杂性、IT能力、战略导向、企业规模、人力资源、组织文化、组织变革准备对大数据管理和应用能力的影响更强。数字创业和数字化转型面临着高度的不确定性，企业尤其需要关注不确定性规避文化对大数据能力的调节作用。研究发现不确定规避文化对安全性、复杂性、人力资源、感知收益、高管支持、环境动态性、外部压力与大数据能力的关系呈正向调节作用，对IT能力、组织变革准备与大数据能力呈负向调节作用。一方面高不确定性规避文化促使管理者更厌恶风险（闫春等，2020），企业倾向于采取多种方式来降低大数据能力的不确定性，可以通过增强安全性、高管支持等方式来减少采用大数据所带来的不确定性，进而提升相关变量对大数据能力的影响。另一方面，具有低不确定性规避的文化背景的企业更愿意承担风险，而在具备开展大数据的IT能力和组织准备时，更有利于大数据能力的提升，这两方面因素可能导致不确定性规避文化的调节作用并不确定。

在大数据能力的效用方面，新兴经济体正向调节了大数据能力与创新、决策质量、企业绩效、供应链绩效和供应链特征的关系。可能原因在于第四次工业革命下，技术追赶周期在不断缩短，许多新兴经济体企业借此契机整合外部资源与内部知识（闫春等，2020），提升了大数据能力对结果变量的影响。大数据预测和分析能力对供应链特征的影响更强，大数据管理和应用能力对决策质量、企业绩效的影响更强。可能的原因涉及三方面，首先，在供应链管理中，大数据预测分析已被视为建立买家与供应商之间关系的强大工具，有利于增强买卖双方的关系、降低成本以及提高运营效率，进而更有机会提升供应链绩效（Schoenherr 和 Speier-Pero，2015）。其次，大数据辅助决策下企业人员需要在数据生成的洞察力和管理直

觉之间进行平衡，决策质量的提升前提是有完善的决策结构和资源协调流程（Mikalef 等，2019），这表明了大数据管理和应用能力对于优化决策的重要性，因为如果管理者不能通过技能和管理流程来获取洞察力并做出战略决策，那么大数据就难以起到辅助决策的作用。最后，近期的研究从动态能力的角度出发，认为大数据对企业绩效的贡献取决于相关的组织动态能力，针对大数据资源在组织中管理和利用对提升绩效可能起到重要作用（Gupta 和 George，2016；Wamba 等，2017）。

变量间关系的异质性说明了现有结论的不一致，尽管本文降低了诸多变量间关系的异质性，解决或者缓解了这些变量的结论不一致，但仍有诸多变量间关系的异质性有待解决（见图 1）。基于异质性检验，有 2 组变量间的关系是同质且正相关的，在其余的关系寻找完调节变量后，有 17 组变量间关系的异质性降低了，但仍有 7 组变量间的关系异质性有待解决，有必要对图 1 中所示的异质性变量进行更多的研究。

5.2 理论贡献

第一，在搜集元分析数据的同时，总结现有大数据能力实证文章常用的理论视角，有助于指导大数据能力研究的多理论融合发展。借鉴大数据能力的既有成果，以 TOE 框架为基础，结合企业大数据的运作特点，提出了分析大数据能力前因的整合性分析框架。基于行为-能力-结果的逻辑，较为全面地阐释了大数据能力与结果变量之间更具普遍性的关系，呈现了大数据使用效果的全貌，丰富和细化了大数据能力的现有研究成果，这为后续大数据能力影响因素和效用在数字创业和数字化转型方面的研究提供了较为可靠的佐证。

第二，细化和厘清了大数据能力的概念，并将大数据能力划分为大数据预测和分析维度、大数据管理和应用维度，有效避免大数据能力概念、维度分类不清的问题。通过对大数据能力不同维度与结果变量的关系深度剖析，发现大数据预测和分析能力对供应链绩效的影响更强，大数据管理和应用能力对决策质量和企业绩效的影响更强，而之前的同时大数据能力相关的实证研究并未有这样的结论（Ghasemaghaei，2019；Hao 等，2019），这可能是本研究最有价值的发现。

第三，元分析对未来的实证研究的最有指导意义的地方在于，当元分析结果矛盾或不显著时，可能是由于研究的异质性因素所致（Song 等，2008）。本文通过引入大数据能力维度、不确定性规避文化和国家经济体三个调节变量，进一步降低了部分变量间关系异质性，缓解了现有大数据研究结论不一致的情况。同时揭示了不同情境下大数据能力与影响因素和效用关系的效应值，为深入大数据能力情境化研究提供了参考依据。

5.3 管理启示

第一，积极拥抱大数据的潮流，实现企业数字化转型。在我国相继发布《促进大数据发展行动纲要》、《关于促进人工智能和实体经济深度融合的指导意见》等政策报告的制度背景下，具备开展大数据业务实力（规模，能力等）的公司在获取管理者的支持的前提下，应充分评估大数据所能带来的收益，做好充足的组织变革准备，获取外部合作伙伴的支持，进一步构建大数据能力。

第二，努力推动大数据预测和分析能力、大数据管理和应用能力的建设。在大数据预测和分析能力方面，数据特征、感知收益起到了更为重要的作用，企业应该尝试通过整合来自各种来源的非结构化和结构化数据集来保障数据多样性和高容量性，培育清理数据、实时处理数据的能力来保障数据真实性和高速性（Chen 等，2012；Ghasemaghaei 和 Calic，2019）；同时，鉴于许多企业的大数据能力建设仍处于起步阶段，必须全面了解部署大数据能力可能实现价值以及计算预期成本和收益（Mikalef 等，2018），以增强企业构建大数据预测和分析能力的信心。在大数据管理和应用能力方面，安全性、组织变革准备、战略导向、组织文化、人力资源等因素起到了重要作用，企业应保障数据的一致性和完整性，控制数据来源确保数

据质量,建立安全科学的大数据管理体系;应在组织变革中通过提升IT能力和专业知识来保障合理应用大数据(Maroufkhani等,2020),以促进大数据能力的应用和推广;应发展以客户导向、创业导向和市场导向为主的战略姿态(Lin和Kunnathur,2019),建立数据驱动的文化和持续组织学习的氛围(Mikalef等,2020b;Ferraris等,2019),将大数据管理和应用能力嵌入到组织生产和管理流程中;应通过引进具备大数据知识的技术人才和大数据实践经验的管理人才,通过培训员工促进其分析数据、共享数据的技能,注重大数据人才薪酬、绩效激励,通过良好的大数据人才招聘和培育体系提升大数据能力所需的人力资源(谢康等,2018)。

第三,引导企业通过大数据能力更好地实现数字创新与数字创业。本文发现了大数据能力对于企业创新的推动作用,依靠大数据能力推动研发力量的整合,可以促进企业技术创新、商业模式创新。大数据能力提升大企业和中小企业创新存在着一定区别,尽管大企业往往能够负担构建起大数据能力所需的资源,然而与中小企业相比,大企业因为面临的风险较小,通常不愿意主动进行改变(Behl,2020),面临着数字化转型的核心能力“刚性”问题,阻碍了创新氛围的构建(崔淼等,2019)。动态能力可以克服核心刚性的缺陷(焦豪等,2021),大企业可以通过大数据能力促进动态能力来克服组织的刚性问题,进而不断搜寻新的创新手段。因为中小企业缺乏大型企业拥有的规模和多样化的资源(Bayraktar等,2010),在构建大数据时容易受到资源有限和管理不完善的限制,企业应尽量建立或维持资源互补的合作伙伴关系(徐二明和徐凯,2012),中小企业可以通过外部支持获取所需资源来构建大数据能力,进而通过大数据能力进行预测和分析降低创新所带来的不确定性。此外,创业活动也面临着极大的不确定性,多项研究揭示了数字创业与大数据能力的关系,大数据赋能创业导致其边界模糊化,有助于创业企业发现不可预见的模式,以对客户、市场和环境形成更清晰的认知,有助于快速利用创业机会来改善运营或制定新颖的商业战略,降低创业过程和结果中固有的不确定(Nambisan等,2017)。创业企业也要在能力范围所及内,积极培养以数据导向性为主的创新思维,加快推动大数据能力培育。

第四,推进政府和行业协会开展大数据能力建设的指导工作。首先,各行业数据标准规范不统一,阻碍了行业内企业间的交流合作。行业协会应为相关行业制定数据共享、交易、流通的相关规则,政府则应明确数据产权归属,牵头或授权建设数据交易市场。其次,数据开发交流过程中的数据安全仍然没有得到很好的保障,政府应加强对数据安全及隐私的监管,继续完善《中华人民共和国数据安全法》,通过数据安全制度保障企业数据安全。最后,资金、人才等资源的紧缺制约了企业大数据能力的建设,政府应加强政策指导,引进大数据人才,为促进大数据技术与其他产业在生产、销售等环节深度融合提供有力的人才支撑,加强大数据产业发展专项资金投入,与行业协会合作,为有需求的企业提供大数据专家培训、咨询、资金支持等。

5.4 研究局限性与未来研究方向

本文存在以下局限性,以待未来研究予以改善:(1)受元分析方法的限制,案例研究、综述研究、缺乏数据的理论性文章均无法纳入本研究,且仅囊括了报告基础统计数据的实证研究样本;受所掌握的语言限制,仅搜集了中英文文献。这可能造成部分变量的遗漏,导致元分析结果精确度一定程度的降低。(2)本文所搜集部分变量间关系的异质性尚无法得到有效降低,受限于文章篇幅以及可获取数据,仅考虑大数据能力维度、不确定性规避和国家经济体作为调节变量时,未来应该针对特定的变量间关系,挑选其他潜在的调节变量,如考虑行业背景、企业年龄、不同的文化维度等等,深入探讨大数据能力的影响因素及作用机制。

(3)因为元分析仅能分析线性关系,更为复杂的曲线关系、集合关系在本文中未加以讨论,未来可以进一步探究变量间的曲线关系或者组态关系。(4)现有许多实证研究关注到了中小企业和创业企业如何通过大数据能力提升企业价值,但目前的研究较少关注于大数据能力对

企业创业过程的影响,在现实生活中,颠覆性的高增长创业往往发生在可以迅速地进行数字技术升级的领域,例如滴滴、抖音等就是借助软件技术打造互联网平台借助大数据能力挖掘客户价值,为早期创业减少了大量的不确定性,并塑造其主动应对环境变化的能力(Merendino 等, 2018),未来有必要进一步探索数字创业如何应用大数据能力实现快速增长的过程。

注释:

①2013 年,美国 Cowboy 风投基金的经理首次将独角兽概念引入财经领域,指的是创立时间不足 10 年、市场估值在 10 亿美元以上,获得过私募投资尚未上市的创业企业。

参考文献

- [1] Akter S , Wamba S F , Gunasekaran A , et al. 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.
- [2] Bayraktar E, Gunasekaran A, Koh SCL, et al. An efficiency comparison of supply chain management and information systems practices: a study of Turkish and Bulgarian small- and medium-sized enterprises in food products and beverages [J]. International Journal of Production Research, 2010, 48(2): 425-451.
- [3] Behl A . Antecedents to firm performance and competitiveness using the lens of big data analytics: a cross-cultural study[J]. Management Decision, 2020, In-press.
- [4] Bharadwaj A , Pavlou P A . Digital Business Strategy: Toward a Next Generation of Insights[J]. MIS Quarterly, 2013, 37(2):471-482.
- [5] Chen D Q , Preston D S , Swink M . 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.
- [6] Chen H., Chiang R., Storey V. Business intelligence and analytics: From big data to big impact[J].2012, MIS Quarterly, 36(4):1165-1188.
- [7] Cohen J, Statistical power analysis for the behavioral sciences[M].Revised edi. New York: Academic Press,1977.
- [8] Dong JQ, Yang CH. Business value of big data analytics: A systems-theoretic approach and empirical test [J]. Inf Manage, 2020, 57(1): 103124.
- [9] Ferraris A , Mazzoleni A , Devalle A , et al. Big data analytics capabilities and knowledge management: impact on firm performance[J]. Management Decision, 2019, 57(8):1923-1936.
- [10] Gangwar H. Understanding the determinants of big data adoption in India: An analysis of the manufacturing and services sectors[J]. Information Resources Management Journal, 2018, 31(4), 1-22.
- [11] Ghasemaghaei M . Does data analytics use improve firm decision making quality? The role of knowledge sharing and data analytics competency[J]. Decision support systems, 2019, 120(5):14-24.
- [12] Ghasemaghaei M, Calic G. Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights [J]. Journal of Business Research, 2019, 104(11):69-84.
- [13] Gnizy I. Big data and its strategic path to value in international firms [J]. International Marketing Review, 2019, 36(3): 318-341.
- [14] Gunasekaran A , Papadopoulos T , Dubey R , et al. Big data and predictive analytics for supply chain and organizational performance[J]. Journal of Business Research, 2017(1), 70: 308-317.
- [15] Gupta S , Drave V A , Dwivedi Y K , et al. Achieving Superior Organizational Performance via Big Data Predictive Analytics: A Dynamic Capability View[J].Industrial Marketing Management, 2020, 90(3): 581-592.
- [16] Gupta M., George J. F., Toward the Development of a Big Data Analytics Capability[J]. Information & Management,2016, 53(8):1049-1064.
- [17] Hallikainen H , Savimki E , Laukkanen T . Fostering B2B sales with customer big data analytics[J].

Industrial Marketing Management, 2020, 86(3):90-98.

- [18] Hao S , Zhang H , Song M . Big Data, Big Data Analytics Capability, and Sustainable Innovation Performance[J]. Sustainability, 2019, 11(24):1-15.
- [19] Hedges L V, Olkin I. Statistical methods for meta-analysis. Academic Press, 1985.
- [20] House, R. J., Hanges, P. J., Javidan, M., Dorfman, P. W., & Gupta, V. Culture, leadership and organizations: The GLOBE study of 62 societies[M]. Thousand Oaks, CA: Sage, 2004.
- [21] Jebble S , Dubey R , Childe S J , et al. Impact of Big Data & Predictive Analytics Capability on Supply Chain Sustainability[J]. The International Journal of Logistics Management, 2017, 29 (2):513-538.
- [22] Ma HJ, Lang CT, Sun Q, et al. Capability development in startup and mature enterprises [J]. Management Decision, 2021, 59(6): 1442-1461.
- [23] Maroufkhani P, Tseng M, Iranmanesh M, et al. Big data analytics adoption: Determinants and performances among small to medium-sized enterprises[J].International Journal of Information Management, 2020,54(5):102190.
- [24] Nambisan S, Lyytinen K, Majchrzak A. and Song, M. Digital innovation management: reinventing innovation management research in a digital world[J].MIS Quarterly, 2017,41(1): 223-238.
- [25] Janssen M , Haiko V D V , Wahyudi A . Factors influencing big data decision-making quality[J]. Journal of Business Research, 2017, 70(1):338-345.
- [26] Kitchens B , Dobolyi D , Li J , et al. Advanced Customer Analytics: Strategic Value Through Integration of Relationship-Oriented Big Data[J]. Journal of Management Information Systems, 2018, 35(2):540-574.
- [27] Lin C , Kunnathur A . Strategic orientations, developmental culture, and big data capability[J]. Journal of Business Research, 2019, 105(12): 49-60.
- [28] Low C, Chen Y, Wu M. Understanding the determinants of cloud computing adoption[J].Industrial Management & Data Systems. 2011,111(7):1006–1023.
- [29] McAfee A., Brynjolfsson E. Big Data: The Management Revolution [J]. Harvard Business Review, 2012, 90(10):60-6, 68, 128.
- [30] Merendino A , Dibb S , Meadows M , et al. Big Data, Big Decisions: The Impact of Big Data on Board Level Decision-Making[J]. Journal of Business Research, 2018, 93(12):67-78.
- [31] Mikalef P , Boura M , Lekakos G , et al. The Role of Information Governance in Big Data Analytics driven Innovation[J]. Information & Management, 2020a,57(7):103361.
- [32] 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[J]. British Journal of Management, 2019, 30(2):272-298.
- [33] Mikalef P , Krogstie J , Pappas I O , et al. Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities[J]. Information & Management, 2020b, 57(2): 103169.
- [34] Mikalef P , Pappas I O , Krogstie J , et al. Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research agenda[J]. Information Systems and e-Business Management, 2018, 16(3):547-578.
- [35] Obal, M. What drives post-adoption usage? Investigating the negative and positive antecedents of disruptive technology continuous adoption intentions[J]. Industrial Marketing Management,2017, 63(4): 42–52.
- [36] Rialti R, Zollo L, Ferraris A, et al. Big Data Analytics Capabilities and Performance: Evidence from a Moderated Multi-Mediation model [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2019, 149(12): 119781.
- [37] Saeed S , Yousafzai S Y , Engelen A . On Cultural and Macroeconomic Contingencies of the Entrepreneurial Orientation–Performance Relationship[J].Entrepreneurship Theory and Practice, 2014,38(2): 255-290.
- [38] Singh N . Developing Business Risk Resilience through Risk Management Infrastructure: The Moderating Role of Big Data Analytics[J]. Information Systems Management, 2020(2): 1-19.

- [39] Schoenherr T , Speier-Pero C . Data Science, Predictive Analytics, and Big Data in Supply Chain Management: Current State and Future Potential[J]. Journal of Business Logistics, 2015, 36(1):120-132.
- [40] Sirmon DG, Hitt MA, Ireland RD. Managing firm resources in dynamic environments to create value: Looking inside the black box [J]. Academy of Management Review, 2007, 32(1): 273-292.
- [41] Song M , Podoynitsyna K , Bij H V D , et al. Success Factors in New Ventures: A Meta-analysis[J]. Journal of Product Innovation Management, 2008,25(1):7-27.
- [42] Sun S , Hall D J , Cegielski C G . Organizational intention to adopt big data in the B2B context: An integrated view[J]. Industrial Marketing Management, 2020, 86(3): 109-121.
- [43] Verma S , Chaurasia S . Understanding the Determinants of Big Data Analytics Adoption[J]. Information Resources Management Journal, 2019, 32(3):26.
- [44] Waller M A , Fawcett S E . Data Science, Predictive Analytics, and Big Data: A Revolution That Will Transform Supply Chain Design and Management[J]. Journal of Business Logistics, 2013, 34(2):77-84.
- [45] Wamba S F , Gunasekaran A , Akter S , et al. Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities[J]. Journal of Business Research, 2017, 70(1):356-365.
- [46] 崔淼,肖咪咪,王淑娟.组织创新氛围研究的元分析[J].南开管理评论,2019,22(01):98-110.
- [47] 焦豪,杨季枫,应瑛.动态能力研究述评及开展中国情境化研究的建议[J].管理世界,2021,37(05):191-210+14+22-24.
- [48] 马鸿佳,宋春华,葛宝山.动态能力、即兴能力与竞争优势关系研究[J].外国经济与管理,2015,37(11):25-37.
- [49] Shaker A.Zahra.动荡时代下的国际创业[J].管理学季刊,2019,4(01):1-15+97.
- [50] 苏涛,陈春花,崔小雨,陈鸿志.信任之下,其效何如——来自 Meta 分析的证据[J].南开管理评论,2017,20(04):179-192.
- [51] 孙新波,钱雨,张明超,李金柱.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(09):133-151+200.
- [52] 任南,鲁丽军,何梦娇.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,2018(06):59-66.
- [53] 谢康,肖静华,王茜.大数据驱动的企业与用户互动研发创新[J].北京交通大学学报(社会科学版),2018,17(02):18-26.
- [54] 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.
- [55] 徐二明,徐凯.资源互补对机会主义和战略联盟绩效的影响研究[J].管理世界, 2012, (01): 93-100+102+101+103+187-188.
- [56] 闫春,黄绍升,黄正萧.创新开放度与创新绩效关系的元分析[J].研究与发展管理,2020,32(06):177-190.
- [57] 朱秀梅,刘月,陈海涛.数字创业:要素及内核生成机制研究[J].外国经济与管理,2020,42(04):19-35.

The Driving Factors and Outcomes of Big Data Capabilities: Research Based on Meta-analysis

Abstract: With the development of digital technology, research issues related to big data capabilities have become an important research direction in the field of enterprise digital transformation and digital entrepreneurship, which has been widely concerned by scholars. However, the empirical results of the existing literature are inconsistent, which has not been effectively solved. In response to this problem, this paper conducts a meta-analysis study on 107 empirical research documents and 47371 independent samples covering 24 different countries and regions, summarize and identify the influencing factors of big data capability and their utility, and further explores the moderators that affect heterogeneity. The results show that: (1) Dynamic capability theory and resource-based view are the most commonly used theories of big data capabilities in empirical research. Digital transformation and digital entrepreneurship are the key research objects of big data capabilities. (2) The factors that significantly affect big data capabilities include 18 independent variables of technology, organization and environment; Big data capabilities significantly affect 8 outcome variables of strategic behavior, capability and outcome. (3) The antecedents highly related to big data capability include IT capabilities, organizational readiness, perceived

benefits and external support. The outcomes highly related to big data capabilities include innovation, decision quality, knowledge management and organizational capabilities. (4) Summarized 7 groups of variables whose heterogeneity cannot be effectively resolved. The results comprehensively explain the more general relationship between big data capabilities and various variables, and obtains relatively comprehensive, reliable and scientific general conclusions. It is instructive for the deepening of longitudinal research and contextualized research in the future. At the same time, it has practical significance for enterprises to build and use big data capabilities.

Keyword: Digital entrepreneurship; Digital transformation; Big data capabilities; Meta-analysis

