

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2024.04.003

数字化投资与认知互补增效^①

——高层梯队理论视角

余艳¹, 王雪莹², 毛基业³

(1. 中国人民大学信息学院, 北京 100872; 2. 北京航空航天大学经济管理学院, 北京 100191;
3. 上海科技大学创业与管理学院, 上海 201210)

摘要: 数字化转型需要企业认知转变与资金投入的共同推动, 即数字化认知与数字化投资的互补增效, 而高管团队的结构特征在其中扮演重要作用. 根据高层梯队理论, 高管团队的背景结构影响传统企业的数字化认知, 成为数字化投资能否为企业增效的关键影响因素. 本研究基于208家医药上市企业2010年—2019年的非平衡面板数据, 分析并检验了高管团队职能背景异质性和金融背景主导性对企业数字化投入产出的调节作用. 结果表明企业的数字化投资与数字化认知相互依赖、互补增进, 两者共同推动企业成长性价值; 高管团队职能背景异质性能够强化两者的互补效应, 而高管团队中金融背景成员的增加会弱化该效应.

关键词: 数字化投资; 数字化认知; 高层梯队理论; 高管团队异质性; 成长性价值

中图分类号: F272 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2024)04-0041-24

0 引言

新兴数字技术所引发的数字化转型与创新已然改变经济增长模式与企业竞争模式^[1], 拥抱数字技术程度越高的企业, 具有更高效的运营体系、市场扩张能力、创新生态构建与利用能力^[2]. 然而, 埃森哲的《2020 中国企业数字转型指数研究》报告显示, 中国企业只有 11% 实现了数字化投入向企业绩效的转换, 成为数字化转型领军企业, 大部分企业的数字化尚未取得显著成效, 传统行业的转型更是困难重重. 这引起学者们再次反思 Brynjofsson 等^[3] 在信息经济时代曾提出“IT 生产力悖论”, 而相关讨论在数字经济时代已出现. 黄群慧等学者^[4] 的最新研究表明互联网技术的发展与渗透能显著提升我国制造企业的生产率; 而戚聿东和蔡呈伟^[5] 的研究却显示传统企业的数字化水平不能显著提升企业绩效, Xue 等学者^[7] 甚至发现注重实际盈余管理的企业在数字技术的

投资更少. 何小钢等^[8] 从互补理论出发, 指出数字技术须与劳动力要素结合才能推动企业生产效率. Park 和 Mithas^[9] 基于结构主义视角, 进一步指出企业数字业务的绩效仅仅依靠数字技术使能的信息分析能力是不够的, 而应结合数字领导力、战略规划、流程管理等多种能力.

互补理论强调企业在一个要素的投入会增加其他要素的投入进而产生收益^[10, 11]. 因此, 引入互补性机制和战略管理视角或许可以更好解释传统企业的数字化投入与企业成长性价值之间的关系. 企业信息化和数字化都不是简单的技术升级, 依靠财务方面上资金投入仅是必要条件但并不充分, 传统企业对数字化认知不足已成为其转型与变革的主要障碍. 企业对数字化的意义感知决定了其战略决策, 关系到企业能否在不断涌现的技术中做出有效投资以真正解决企业所面临的深层次问题. Yu 等^[12] 学者对中国企业的实证研究表明, 一些企业往往迫于制度压力, 在尚未建立起真

① 收稿日期: 2021-09-02; 修订日期: 2023-04-21.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72172155); 中国人民大学科学研究基金(中央高校基本科研业务费专项资金资助)项目(23XNA032).

作者简介: 余艳(1980—), 女, 江西永丰人, 博士, 副教授. Email: yanyu@ruc.edu.cn

正符合本企业数字创新价值主张的情形下,通过“社会理性”做出转型选择.这种“社会理性”必将阻碍新兴数字技术在企业中的深层次应用,而无法提出具有洞察力的价值主张,无法让传统企业本身有限的IT投资起到转型与变革的动力引擎作用.

当前,国外已有少量研究关注数字化时代的战略,而国内研究仍是空白,亟需具备洞察力和战略导向的系统性理论来指导^[13].根据高层梯队理论(Upper Echelons Theory)^[14],简称高阶理论,企业的战略认知往往取决于高层管理者的认知,高管的个人特征影响到组织的决策和行为,高管的个人经历为其留下的印记将持续存在,整个高管团队的集体认知、能力和互动对组织的行为和决策更为重要.高管团队的认知与决策受到团队成员认知的共同影响,团队成员相同或不同经历为其留下的印记导致了其认知的差异性 or 一致性,进而影响到企业的认知和行为.因此,高管团队的背景结构是企业通过数字化提升绩效中的重要权变因素.虽然已有文献表明高管支持是数字化转型的必要条件^[15],然而,鲜有研究厘清高管团队背景结构在企业数字化转型中的作用以及影响机制.

基于此,本研究结合互补理论与高层阶梯理论,旨在探究传统企业数字化认知与投资的互补、增强效应,并揭示高管团队的背景结构特征如何影响两者交互效应的发挥.本文重点探讨高管团队职能背景异质性和高管团队金融背景主导性在传统企业数字化投入中扮演的重要角色.一方面,丰富异质的高管团队职能背景能够为企业数字化转型提供多元化和创新性视角,促进数字化认知与投入向企业成长性价值的转换;另一方面,高管团队金融背景的主导性潜在影响企业的资源配置,会削弱数字化对企业无形价值与成长的积极作用.本研究的研究对象是以医药企业为典型代表的传统企业,通过实证分析揭示了企业数字化对其成长性价值的影响机制,对传统企业的数字化转型有重要的管理启示.

1 理论背景与相关文献

1.1 数字技术、数字化投资与企业成长性价值

数字技术的发展为传统企业转型升级创造了

机遇,是推动企业数字化转型、保持和培育企业竞争优势的基础支撑,越来越多的传统企业加入到数字化转型阵营中.数字技术赋能企业生产、研发、采购、销售等多个环节.生产执行系统(MSE)、机器人流程自动化(RPA)、生产自动化控制系统(PCS)等信息系统的部署,是传统企业向智能化升级的基础,有助于企业实现生产环节的可视化、可控化和规范化,提高产品质量并降低生产成本.办公室自动化(OA)、远程办公系统能够帮助企业实现知识和资源的共享,提升企业的办公和运营效率,减少管理协调成本.在新冠疫情期间,这些系统和工具为企业创造了灵活的工作方式,成为其正常经营的重要保障.更重要的是,AI、大数据、数字孪生等新兴数字技术能够帮助企业利用海量数据实现智能设计并推出新产品,例如可以帮助企业降低研发风险、缩短创新周期^[16].这些技术也改变了质量管理的理念及其运行机理,进而助力企业提高其产品和服务质量及客户满意度^[17].数字化重构并改善传统企业的价值链体系,提升企业服务化水平^[18].一方面数字化供应链具有较高的柔性和透明度,能够提升传统企业市场响应速度,降低物流成本,缓解供应链高复杂性问题;另一面数字化营销拓宽了传统企业的营销渠道,线上线下结合的营销方式缩短了企业与客户之间的距离,极大营销效率的提升.由此,传统企业通过数字化投资及实践,购买或自建数字化技术、工具及平台,以期提升企业价值与成长.

数字技术在企业落地需要数字化投资,从IT投资到数字化投资能否以及如何影响企业终极价值受到学者们的广泛关注,然而尚未形成一致结论.已有研究表明,数字化投资能够提高企业生产质量及效率,降低创新资源的匹配成本和创新风险,优化企业采购流程并节省企业采购成本,帮助企业实现从定义客户需求向价值共创的转变,因而企业能够获得更为卓越的绩效表现和市场价值^[19, 20].然而,亦有研究表明数字化投资会占用企业的资源而无法带动绩效增长和价值增值^[21].数字化虽然能够推动企业商业模式的发展,但过于强调数字技术的推广而忽略数字技术与企业原有资源的协调将导致动态调整成本和管理费用的增加,并损害创新成果^[5].数字化架构与应用具有可复制性,随着数字化的普及与蔓延,数字化先

行者的先动优势将减少^[22]。此外,也有学者发现数字化投资与效率之间存在倒“U”型关系,度过数字化管理“阵痛期”后,数字化的积极影响才逐渐显露^[23]。

数字化投资与企业价值的关系复杂,也受到权变因素的影响。以往研究关注了宏观条件、资源互补、社会网络、管理者特征等因素对企业信息技术投资与企业价值关系的影响。例如,有研究表明发达国家的信息技术投资能够促进企业绩效的提升,而发展中国家的信息技术投资对企业绩效无显著影响^[24]。信息技术投资向企业绩效的转化还需要研发投入等补充性资源的配合^[25]。企业所嵌入的社会网络发达程度也会影响信息技术的投入效率^[26]。管理者对数字化的理解程度和自信程度等关系到其能够科学评估数字化投资项目的可行性,避免受羊群效应影响而根据自身所处的环境制定出符合自身发展的数字化投资战略,进而导致数字化投资绩效的差异^[27]。

尽管学者们关注到企业对数字化的理解是加大数字化投资的关键^[28],但少有研究将数字化认知与数字化投资关联起来,忽略了两之间潜在的互补增强效应。一方面,企业对数字化的战略认知离开了有形的投入(如资金投入),数字化将成为“空中楼阁”;另一方面,企业仅有财务投资而缺乏对数字技术的深度认知,相关投资将变成“无的放矢”,无法让数字技术真正赋能于企业成长性价值,陷入“IT生产力悖论”。因此,有必要考虑在传统企业数字化转型或创新过程中数字化投资与数字化认知的结合,探究两者的互补增进关系。

1.2 数字化认知的形成与形式

根据高层梯队理论,组织行为反映了组织中强有力的决策者的价值观,该价值观在一定程度上反映了该组织所面临的情况^[14]。面对外部环境,尤其是新兴数字技术引发的环境变化,组织的适应性或创新性战略选择基于组织对数字化的认知。数字化认知是对数字技术的了解程度,对数字化转型机会的识别能力以及对数字化转型的倾向程度。组织的数字化认知反应了组织的数字化转型意愿和态度。

Roberts^[29]指出组织认知决定组织应对环境变化的变革策略和行动,以及对新事物的理解程

度和对错误发生的预判,进而影响组织对外部环境的适应和绩效的提升。组织认知在信息理解、注意力焦点及因果逻辑等方面具有稀缺性,不同组织认知导致不同的资源配置组合。当组织对新兴数字技术及其商业模式具有高度注意力和洞察力时,才会对数字化进行更多的资源配置。

组织认知的形成往往依赖于管理者认知,尤其是高层管理者团队的认知。高层管理者认知是其在战略决策时所运用的知识框架及认知过程,基于自身知识结构对决策信息的解读和处理^[30]。组织的数字化认知主要通过高层管理者对数字化进行意义建构和意义赋予^[15]。高层管理者基于自身的认知结构,通过对快速变化的数字技术所引发的外部环境变化和发展趋势来分析企业存在的问题,制定数字化战略决策,提出行动方案;继而进行意义给赋,通过多种途径将高管团队所理解的数字化意义传递到组织其他层级,使得组织上下形成统一的认知,进而产生协作性行动^[31]。高层管理者认知特征体现在其核心概念的结构差异上,包括复杂性和集中性两方面^[32]。核心概念即认知结构中的中心概念,对高层管理者的意义建构具有重要意义。复杂性反映了高层管理者认知的核心概念的多样性和概念间的连通程度,它能够提升高管的信息解读能力和环境敏锐度,避免管理者陷入认知惯性;集中性反映了高层管理者认知中核心概念分布的多寡,会降低高管的环境敏锐度,导致高管陷入认知惯性或产生错误决策^[33]。高管的人口特征和经历是其认知结构的重要决定因素^[34]。高管团队针对数字化的认知,即产生与数字化相关的核心概念,是组织对数字化认知的关键内容。

此外,组织认知有多种外显形式,包括组织的正式文件、决策和行动,以及组织成员的口头表达与非正式文本信息等。通过对组织正式文件(如年报)的分析,对组织决策和行动的观察,以及同组织成员进行交流等方式能够捕捉到组织认知^[35]。最新关于组织的数字化战略认知研究均基于上市公司年报中出现数字化相关概念频率,这可以表征组织对数字化的注意力和认知程度^[36-38]。这些外在表现形式也折射了该组织高管团队对数字化的共识。

1.3 高管团队结构：异质性 vs. 主导性

高层梯队理论提出高层管理者的特征(例如年龄、教育经历、职能背景、金融背景、团队异质性等)决定其认知^[14]. 高管的成长与职业经历会对其价值观、思维方式、愿景等留下鲜明的印记,即使在环境发生变化这些印记依旧持续存在,并影响个体与组织的行为^[34, 39]. 杜勇等指出烙印理论也可视为高层梯队理论的一种具象^[41]. 因此,高管的个人特征对组织的发展至关重要,而高管团队的结构特征往往更能解释组织的行为,因为复杂组织的领导是一种共享的活动,整个高管团队的集体认知、能力和互动构成了组织的战略行为^[42]. 高管团队由于其成员背景的差异而形成不同的认知结构,也具有复杂性和集中性两个特征,因异质而生复杂,因主导而生集中.

具有异质性的高管团队对事务具有多元认知,会产生更丰富的核心概念,增加了高管团队认知结构的复杂性,具备更多看待问题和解决问题的视角和方案,提高企业的决策水平、机会识别能力及信息处理能力^[43]. 多元化的高管团队拥有更为丰富的社会资本,能够扩大企业的外部搜索范围,增加企业获得异质性知识和资源的机会,减少发展过程中的风险^[44]. 高管团队异质性分两种,一种是与工作无关的个人属性的异质性,如年龄和性别;另一种与工作高度相关的异质性,如职业背景、金融背景及教育背景等^[45, 46]. 面对企业数字化转型与变革问题,本文聚焦于高管团队的工作经历. 高管团队职能背景与组织任务的决策和执行高度相关,高管在组织内负责不同的专业任务会获得不同的知识、培养不同的能力、形成不同的思维 and 核心概念并对其负责的领域具有深度的思考^[47]. 数字化变革涉及企业经营中的多个环节,不同职能背景的高管对具体业务变革的理解存在差异,能够对擅长领域的变革提高专业的解决方案^[48].

相反,同质化的高管团队因其成员具有相似的目标和认知,虽然有降低决策沟通成本的好处^[49],但不适合传统企业去应对数字化转型与变革,因为数字化不是一锤定音,而需要长期发展和动态调整. 高管团队中成员的相同特征会强化并放大某些相同或相似核心概念的影响力,增加高

管团队认知的集中性,使某些核心概念主导企业在战略选择上的态度、倾向等. 同质化和主导性容易引发群体思维,使组织无法提出多元化的解决方案和前瞻性的决策^[50]. 主导性还会造成高管团队的认知惯性,使高管团队的关注焦点过于集中并过度依赖现有知识,从而使企业的战略选择陷入路径依赖,不利于企业在动态环境中的生存和发展^[51].

然而,目前鲜有研究涉及高管团队的结构对传统企业数字化认知与投资效果的影响. 因此,本文以高层梯队理论为基础,重点解析高管团队职能背景异质性和金融背景主导性将如何影响医药企业数字化认知与投资转化为企业价值.

2 假设与论证

2.1 数字化认知与数字化投资互补效应

企业数字化转型不仅是技术投资问题,也是组织的数字化战略与认知问题^[52, 53]. IT 投资相关研究大多强调 IT 投资提升企业价值,包括帮助企业降本增效^[54],有助于企业开发新产品、拓宽销售渠道、改善客户关系管理^[53, 55],提升企业供应链协同能力^[2]. 针对新兴数字技术的新近研究也显示了技术对企业的赋能作用. 企业引入大数据、人工智能在内的数字技术能增强其洞察力和动态能力,有助于企业进行探索性创新甚至突破性创新^[56]. 黄群慧等^[4]基于中国工业企业的实证研究表明企业数字化有助于提升全要素生产力. 不难看出,这些研究揭示了数字技术及其投资正面推动企业价值的内在能力提升机制,这些能力构建离不开企业对数字技术的认知与意义构建^[57, 58].

组织的数字化认知水平反映了组织对数字技术的熟悉程度和数字化转型规划的清晰度. 有数字化转型意识的企业会更积极地预测、计划和管理数字技术的变化,有目的地开发数字基础建设和跨组织关系,以此增强企业在动荡市场环境中的快速应对能力^[59]. 组织的数字化技术认知水平决定了企业能否制定合理的数字化转型战略、减少流程和资源错配风险,以此保障数字化技术能够真正为企业带来绩效的增长. Park 和 Mithas^[9]

基于结构主义视角,面向多行业进行实证研究,通过 fsQCA 分析表明仅有数字技术使能的信息分析能力对于企业数字业务战略取得高收益来说既非必要也非充分,而该能力的重要性在于与数字领导力、战略规划、聚焦客户、流程管理等多种能力进行组合,进而使企业收获数字化成效。

当前多数传统企业数字化转型的实际效果与预期存在较大差距,转型艰难之处在于无先例可循,处在转型探索当中^[60],这将导致数字化投资难以发挥理想效果。若仅从企业账面价值看,传统企业在数字化转型中不可避免地导致管理费用增加,这还会抵消数字化投资的正面效果^[5],重新陷入“IT 生产力悖论”。根据 Milgrom 和 Roberts^[10, 11]提出的互补机制,本文认为数字化投资和数字化认知是传统企业通过数字化转型提升企业价值的必要前提,但其作用发挥具有相互依存关系。破解数字化转型难题的有效途径在于“知行合一”,这与互补理论内在统一。数字化认知为“知”,数字化投资为“行”,两者“合一”是传统企业利用数字技术创造企业价值的关键,两者密不可分,相互依赖、相互增强。Mithas 和 Rust^[19]的研究也着重强调了 IT 战略与 IT 投资对提升企业价值的共同作用。

一方面,数字化认知为数字化投资提供方向与指南。广泛而深刻的数字化认知有利于企业做出更为合理的投资决策与资源配置,促进数字化投入发挥更大的价值。如果传统企业对新兴数字技术缺乏战略认知,这可能导致企业无法洞察到数字技术的发展已然改变已有的竞争格局与创新模式,也会导致企业追捧技术热潮、跟风投资、选择不匹配的技术,而造成转型失败和企业损失。如果企业非常重视财务收益,例如实际盈余管理,更可能将数字化投资视为成本而减少在数字基础设施建设上投资^[6]。相反,当传统企业具有较高的数字化认知水平时,对新兴数字技术的发展具有高度的敏锐度与洞察力,这有益于企业在动态变化的环境中将资金投入同自身发展相匹配的技术中,更有效地搭建数字技术基础设施^[59]。同时,数字化认知水平越高的企业越能够意识到数字技术为企业带来的优势,并有信心应对数字技术带来的挑战,这使得企业上下对数字技术的态度更积极,也更容易采纳新技术^[61]。以工业互联网为代

表的新兴数字技术正在推动企业从“商品主导逻辑”向“服务主导逻辑”转变,使传统企业也在经历一个从集中式内敛型创新到外部式协作型创新再到生态式跨组织创新的开放过程^[62],这也要求传统企业尤其是制造企业对工业互联网具有高度的战略认知,对相关技术进行广泛而深刻的理解,才能帮助企业进行有效的数字化投资,包括引进、购买或建构与企业战略需求和业务需求相匹配的数字平台和技术,进而提升数字化投资转化为企业价值。

另一方面,企业的数字化投资也可以促进数字化认知对企业价值的提升,这源于物质性对认知的反馈。一是投资反馈,数字化投资是将资金投入到实在的企业实践活动中,投资效果反馈可以帮助传统企业调整和加深对数字化转型的认识与理解。前期成功的数字化投资与实践可以鼓舞企业数字化建设士气^[63],巩固企业的数字化认知,而尚未取得成效的数字化投资可以促使重构其数字化认知体系,打破认知惯性,继续探索有效的转型方向与路径。然而,无论企业数字化认知处于何种水平,若不采取行动而仅停留在认知层面,那数字化认知无疑是纸上谈兵。二是源于信息反馈,通过数字化投资所推进数字化基础设施建设能够帮助传统企业跨越边界,强化企业间及企业内部的沟通协作^[64],改进企业的数据收集和分发^[65],使企业获取并利用及时、精准的信息。数字化认知的形成恰恰需要企业对内外部信息的获取、整合及处理,因而企业在数字技术上的有形投资有利于提升企业数字化认知的水平,进而为企业带来更大的价值。此外,企业的数字化认知具有动态性,必然是在有形的资金投入及其反馈机制中不断得以重塑。

综上,本文认为传统企业的数字化需要有形投资和无形认知的紧密结合,两者相互依赖,能够互补增强,其中一方的投入将增进另一方投入,两者共同作用方能更有效地提升企业成长性价值。本文提出以下假设:

H1 企业的数字化认知和数字化投资相互增强,在交互中共同促进企业成长性价值。

2.2 高管团队职能背景异质性的正向调节作用

根据高层梯队理论,高管团队在数字化变革中发挥着重要的作用^[14],企业的认知和行动关键在于高管团队的认知与决策,而高管的数字化认

知又受其个人经历的影响.具有特定职能背景和职业经历的高管更容易理解数字化与原有领域、部门、流程的结合.当高管团队组成具有多元化、异质性职能背景时,企业在推进数字化转型和创新实践过程中更可能认识到其复杂性,通过全局性考量规避有偏差的战略决策,提高数字化投资在企业中合理部署,扩大数字技术采纳与实施的广度,而非将资金和技术偏向于某些流程或部门.全面彻底的数字化并非某个部门的事,而应覆盖企业经营中多个环节^[66].高异质性的高管团队对外界环境的动态变化更敏感,这有利于企业抓住数字化机遇,将资金投向更具前景的数字化项目,提高数字化投资的价值转化.与此同时,多元异质的高管团队拥有更丰富的社会资本,这不仅有助于企业获取多样化的数字资源和信息,提高对数字化方向的把控与权衡,也有助于缓解企业在数字化过程可能面临的资源约束困境.这些在高管职能背景异质性中所蕴藏的思维复杂性和信息敏锐度恰恰是企业数字化进程中“知行合一”的加速器,加快企业在数字化投资与认知之间的迭代、耦合,促进两者的互补性,提高两者的相互增强效果.

进一步,高异质性职能背景的高管团队对沟通有更多诉求,通过增强沟通可以夯实数字技术为企业创造价值^[67].具有职能背景异质性的高管团队会因观念和看法不同产生认知差异,甚至是冲突,而这种认知差异与冲突促使企业对数字化转型进行深层次的沟通讨论与协调平衡.由高管团队多元化、异质性引发的沟通是具有战略对抗性的,例如华为的经典实践是设计“红军”与“蓝军”对抗^[68].高管团队对问题的看法过于一致、缺少异议,会造成对问题的讨论不充分和认知单一,而忽略了潜在的创新机会.充分的沟通讨论一方面激发高管的创造性思维和发散性思维,提出更多数字转型与创新的方向,另一方面也促使企业意识到数字化风险和不确定性,让企业在战略认知层面避免意识不足或过度盲目,在物质层面避免数字化投资不够或投资过度.这种沟通缩减了企业不同职能和业务领域对数字技术的认知差距,有利于传统企业在数字化转型中兼顾新旧体系平衡,例如中国平安、美的等企业数字转型与创新实践^[69].这同样适用于医药企业.因此,异质性

高管团队的复杂性思维和沟通增强将促进医药企业数字化投资和数字化认知的匹配与耦合,增强两者对企业成长性价值的共同推动作用.本文提出以下假设:

H2 高管团队职能背景异质性将增强企业数字化认知和数字化投资的交互以共同提升企业成长性价值的作用.

2.3 高管金融背景主导性的负向调节作用

与异质性相对是主导性,本研究将某特定背景主导性聚焦于企业高管团队的金融背景比例.主要有两个原因:1)相比于其他行业,高管在高复杂、高强度的金融行业从业经历对其未来决策行为产生最深刻的印记,以往文献对高管金融背景的烙印作用也研究较多^[39, 70-72].2)传统企业近年来“脱实向虚”,金融资产占比不断攀升^[73],因此本研究更关注高管金融背景对医药企业数字化投资与认知将产生何种影响.与高管团队异质性的作用相反,金融背景主导性更易削弱数字化投资与认知之间的交互作用.

首先,当高管团队中有深度金融从业经历背景的成员比例上升,企业认知体系中金融思维的影响力随之增强,这将导致企业把焦点转移到金融资产管理,对数字化投资产生“挤出效应”.越重视盈余管理的企业在数字化投资承诺可能越少^[6].企业的数字化项目具有高风险和不确定性,要求企业有长期价值主义,而非短期财务导向.虽然高管团队的金融背景能够帮助企业更好地评估风险回报,做出明智的数字化投资决策.然而,已有多个关于创新投资的研究表明,首席执行官(CEO)或拥有金融背景的高管受到短期主义的困扰,推行更严格的财务约束,倾向投资更多的金融资产,投资更少的固定资产,在研发上花费更少,由此产生对企业创新的“挤出效应”而不利于企业长期发展^[71].这种挤出效应也体现在实体企业的金融化,例如,杜勇等^[41]研究发现具有金融背景的CEO比不具有金融背景的CEO因更熟悉各种金融资产性质和各种投资策略、拥有更强的资本运作能力,更容易导致实体企业热衷于金融化操作,企业的金融资产投资将进一步挤出主业投资.对传统企业来说,短期主义和企业金融化都将削弱其对数字化的长远价值判断以及在数字化过程中进行有效的资源配置.

其次,企业高管金融背景的烙印影响较为深远,他们会由于过度自信而产生认知偏差导致投资失败,也会为了维护声誉而产生认知局限导致投资保守。一方面,具有金融经历的高管往往抗压能力更强,在投资问题上更有信心,在一些技术热潮推动下,有金融从业经验的高管由于缺乏对数字技术的深刻理解而进行盲目投资。另一方面,具有很高的金融专业知识的投资人为了保持声誉往往回避早期投资,而倾向于有明确产品市场特征的后期风险投资,因为后期投资能更好的估计未来收益和非系统风险水平^[72]。虽然后期投资有益于企业规避风险,但这也让传统企业在新一轮由数字技术驱动的角逐中丧失先动优势,进而减弱数字化投资的价值转化效果。当高管团队中的金融背景成员比例较高时,群体学习将进一步放大对数字化投资的过度自信或保守性。综上,本文提出以下假设:

H3 高管团队金融背景主导性将削弱企业数字化认知和数字化投资的交互对提升企业成长性价值的作用。

根据以上假设构建理论模型,如图1所示。

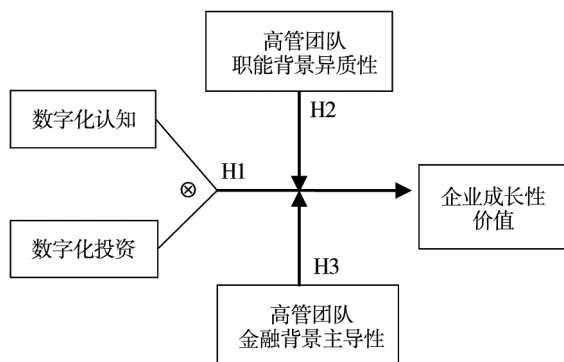


图1 数字化投资-认知交互影响企业成长价值模型

Fig. 1 The model of digital investment-cognition interactively affecting firms' growth value

3 研究设计

3.1 样本选择与数据来源

本文选择医药行业上市公司为研究样本,出于两点考虑:一是医药企业是传统企业典型代表,医药产业转型升级向高质量发展是实现“健康中国”国家战略的关键;二是医药行业知识密度很高,其数字化水平却亟待提升,尤其面对重大疫情

挑战,医药企业的数字化尤显迫切。样本涵盖医药制造(行业代码 C27)、卫生(Q83)、研究和试验发展(M73)三个子类,行业分类标准参照《中国上市公司分类指引(2012 修订)》。本文选取 2010 年—2019 年间自最早年份存在于该子类(包括现存或新上市)并续存至 2019 年的企业,共有 244 家。剔除 ST 或 *ST 的样本、主要变量缺失的样本、及 M73 中从事非医药相关研究和试验发展的企业样本后,最终获得 208 家医药企业的 1 107 个有效观察样本,其中医药制造企业占主体。在此期间,有企业是 2010 年后陆续上市或转入医药行业,也有不少医药企业早期在 IT 方面缺乏投资,因而形成非平衡面板数据。为此,本文选取后半期的子区间进行稳健性检验。所选取上市公司的基础数据均来源于国泰安数据库,企业年报来源于巨潮资讯网。

3.2 变量与测量

企业成长性价值。托宾 Q (Tobin's Q) 是常用的衡量企业成长性价值的指标,能够弥补会计绩效无法体现数字化对企业战略灵活性、长期价值和无形资产等影响的不足,更好地反映数字化对企业成长性价值的真实贡献^[16]。经典的 IT 投资与企业价值研究^[67, 74]和最新的数字化投资与企业价值的研究^[75],均采用托宾 Q 来反映和强调信息技术或数字技术影响下的企业成长性价值。Rahmati 等^[75]学者特别指出数字化有助于提升企业的无形价值和长期价值,用托宾 Q 则是最合理的成长性价值衡量指标。因此,本文采用托宾 Q 来测量医药企业的成长性价值,在模型分析中取其自然对数作为因变量。

数字化投资以往研究将企业年报中软件或软件使用费的年初额和年末额的均值作为企业当年的 IT 软件投资额,把年报中电子设备的年初额和年末额的均值作为企业当年的 IT 硬件投资额^[25, 26]。软件的更新速度通常快于硬件,医药企业的数字化投资更多体现在软件、数字服务和平台购买、维护上,在年报中会被纳入到软件费用中,而硬件投资额则很少披露。因此,本文以计算机软件或软件使用费的年初额和年末额的均值代表医药企业的数字化投资。为了使其数据分布更符合正态分布,本文对其进行取对数处理。

数字化认知企业年报文本是企业认知的映

射^[36],管理者分析与讨论部分是管理者对报告期内企业经营状况的回顾和未来发展的展望,能够体现管理者的潜意识认知和特质^[37],同时也反映了企业认知.参考以往研究^[5, 38],本文对企业年报主营业务分析和管理层讨论(董事会报告)部分进行文本分析,对样本医药上市公司年报中所提及的关键信息技术、数字技术与应用进行词频统计,用以度量企业的数字化认知.

具有步骤如下:1)本文通过 Python 对巨潮资讯网进行爬取,获得研究范围内的医药企业年报,借助 Pdfminer 将其转换成 txt 文件并保留主营业务分析和管理层讨论部分或董事会报告部分;2)数字化认知关键词主要根据戚聿东和蔡呈伟构建的数字化词库^[5],在查阅学术文献和医药企业年报的基础上,对数字化词库进行了补充,并按新兴数字技术、信息技术与信息系统、数字化商业模式和数字化应用进行区分,最终确定如表 1 所示的数字化认知关键词;3)使用 Jieba 分词库根据数字化认知关键词对年报文本 txt 文件分词并计算词频.为了保证分词的准确性,分词前将数字化认知关键词添加至 Jieba 分词原始词典中,避免出现将“知识管理”分词“知识”和“管理”问题.同时中文及其英文缩写一同加入词库中,例如,同时加入“人工智能”和“AI”这一组词,进一步保证计算的准确性.由于这类数据具有典型的“右偏性”特征,本文对其进行取对数处理.

高管职能背景异质性本文将高层管理者限定为 CEO、总裁、总经理、副总经理、财务总监等具有战略决策权的人员,不包括董事和监事.高管职能背景是指其曾经或正在从事的工作职能领域,一个高管可以对应多个职能背景.职能背景有 9 类,包括生产、研发、设计、人力资源、一般管理、市场、金融、财务、法律.高管职能背景异质性使用 Herfindahl 指数计算,如式(1)所示.计算结果介于 0~1 之间,值越大,团队职能背景异质性程度越高.

$$Fun_div = 1 - \sum_{i=1}^9 P_i^2 \quad (1)$$

其中 P 表示团队中第 i 类职业背景数占团队总职业背景频数的比例.

表 1 数字化认知关键词

Table 1 The keywords of digital cognition

新兴数字技术与平台	人工智能(AI)、机器学习、深度学习、自然语言处理、知识图谱、机器人、可穿戴、大数据、数据清洗、数据挖掘、数字孪生、数据可视化、Hadoop、云计算、云存储、云联网、云平台、IaaS、PaaS、SaaS、工业云、协同平台、中台、物联网(IoT)、区块链、数字技术、智能技术
信息技术与信息系统	商业智慧(BI)、商务智能(BI)、商业智能(BI)、办公自动化(OA)、管理系统(MS)、管理信息系统(MIS)、分散控制系统(DCS)、电子设计自动化(EDA)、电子病历(EMR)、网络公关系(EPR)、企业资源计划(ERP)、地理信息系统(GIS)、生产信息化管理系统(MES)、产品生命周期管理(PLM)、机器人流程自动化(RPA)、质量管理系统(QMS)、仓库管理系统(WMS)、生产自动化控制系统(PCS)、环境监管系统(EMS)、设备管理系统(EAM)、数据仓库(DW)、Oracle、关系型数据库、数据处理(DT)、知识管理、网络安全、NC、SAP、U9、EAS
数字化商业模式与应用	智慧医疗、智能医疗、数字医疗、O2O、C2M、线上、线下、网络零售、新零售、平台经济、平台模式、生态协同、万物互联、工业 4.0、工业互联网、产业互联网、个性化定制、数字化、数字创意、数字鸿沟、数据化、数据赋能、云端化、智能化、智能工厂、智能办公、智能识别、智能制造、智能终端、互联网+、新型工业化

高管团队金融背景主导性本文将高管团队中有金融背景的高管的占比作为高管团队金融背景主导性的代理指标.当高管曾在监管部门、政策性银行、商业银行、保险公司、证券公司、基金管理公司、证券登记结算公司、期货公司、投资银行、信托公司、投资管理公司以及交易所等工作经历,则认定该高管具有金融背景.

为了尽可能控制公司其余特征对结果的影响,本文的控制变量有高管团队人口特征(年龄、性别)异质性、CEO 政治背景、高管薪酬、董事长与总经理两职合一情况、股权性质、研发支出、金融化程度、每股净资产增长率、企业规模和企业年龄.其中,高管年龄异质性用高管年龄的标准差除以均值所得变异系数来度量.高管性别异质性采用 Herfindahl 指数度量.医药行业受政策影响较大,故选择 CEO 政治背景作为控制变量之一.本文以董事长与总经理两职合一情况、高管薪酬、股权性质来控制公司治理的影响.医药行业是知识

密集型行业,其价值受创新驱动影响较大,因此选择研发投入控制企业的创新程度^[25]。本文进一步控制了金融相关要素的影响,包括企业金融资产占比和

每股净资产增长率,前者代表企业金融化水平,后者代表其资产规模扩张速度。此外,本文也控制了企业的基本特征,包括企业规模和企业年龄。

表2 变量与测量

Table 2 Variables and measurements

类别	变量名称	变量符号	变量测量
被解释变量	企业成长性价值	<i>Tobin's Q</i>	(年末流通股数量 × 年末每股价格 + 年末非流通股数量 × 每股净资产 + 年末总负债的账面价值) / 年末总资产的账面价值,取自然对数
解释变量	数字化投资	<i>Dig_inv</i>	计算机软件或软件使用费的年初值和年末值的平均额,加1取自然对数
	数字化认知	<i>Dig_cog</i>	年报中代表数字化的词频数,加1取自然对数
调节变量	高管团队职能背景异质性	<i>Fun_div</i>	采用 Herfindahl 指数计算
	高管团队金融背景主导性	<i>Fin_dom</i>	有金融背景的高管在团队中占比
控制变量	高管团队年龄异质性	<i>Age_div</i>	高管团队年龄标准差/年龄均值
	高管团队性别异质性	<i>Gender_div</i>	采用 Herfindahl 指数计算
	CEO 政治背景	<i>CEO_pol</i>	CEO 现在或曾经在政府部门任职为 1, 否则取值为 0
	高管薪酬	<i>TMT_rew</i>	高管薪酬总额,取自然对数
	两职合一	<i>Dual</i>	董事长和总经理是同一人,取值为 1, 否则取值为 0
	股权性质	<i>SOE</i>	国有企业取值为 1, 非国有企业取值为 0
	研发支出	<i>R&D</i>	研发投入金额,加1取自然对数
	金融化水平	<i>Fin_deg</i>	金融资产占比 = (交易性金融资产 + 衍生金融资产 + 发放贷款及垫款净额 + 可供出售金融资产净额 + 持有至到期投资净额 + 投资性房地产净额 + 债权投资 + 其他债权投资 + 其他权益工具投资) / 年末总资产的账面价值
	每股净资产增长率	<i>EGR</i>	(每股净资产本期期末值 - 每股净资产本期期初值) / 每股净资产本期期初值
	企业规模	<i>Size</i>	年末总资产,取自然对数
企业年龄	<i>Age_org</i>	企业成立年限	

4 实证结果和发现

4.1 描述性统计和相关性分析

各变量的描述性统计和相关性分析结果如表3所示。结果显示数字化投资与托宾 *Q* 显著负相关,反映了数字化投资在医药企业中可能被视为是一种成本,有潜在的“IT 生产力悖论”风险。同时, Bobko^[76] 也指出相关关系分析由于缺乏控制变量,相关性不能完全进行因果推断。本文按惯例报告相关变量的基本统计信息。

4.2 结果与讨论

本文基于 208 家医药企业 2010 年—2019 年的非平衡面板数据对理论模型和假设进行检验,采用了随机效应模型和固定效应模型。根据 Hausman 检验结果 ($\chi^2 = 22.84, Prob > \chi^2 = 0.47$), 应选择随机效应模型(模型 1 ~ 模型 4), 但 Hausman 检验方法也存在争议^[77], 故本文同时汇报了固定效应模型(模型 5 ~ 模型 8) 结果, 并且所有分析模型都采用行业稳健标准误, 这些操作均用以加强结果的稳健性。本文主要根据随机效应模型结果进行讨论, 结果如表 4 所示。

表3 变量描述性统计和相关性分析
Table 3 Descriptive statistics and correlation analysis

编号	变量	均值	标准差	1	2	3	4	5	6	7
1	Tobin's Q	0.836	0.518	1						
2	Dig_inv	14.639	1.908	-0.167***	1					
3	Dig_cog	0.806	0.835	-0.016	0.243***	1				
4	Fun_div	0.678	0.087	-0.042	0.019	0.098**	1			
5	Fin_dom	0.048	0.091	0.125***	-0.073*	-0.017	0.035	1		
6	Age_div	0.136	0.049	-0.007	-0.104***	-0.011	0.009	0.135***	1	
7	Gender_div	0.272	0.176	0.121***	-0.111***	0.156***	-0.014	-0.014	0.209***	1
8	CEO_pol	0.217	0.412	-0.057+	0.054+	0.011	0.009	0.02	0.125***	-0.070*
9	TMT_rew	14.967	0.797	0.014	0.421***	0.243***	-0.058+	-0.022	-0.060*	-0.025
10	Dual	0.351	0.478	-0.02	-0.145***	-0.041	-0.076*	0.016	0.182***	0.067*
11	SOE	0.242	0.429	-0.022	0.136***	-0.153***	-0.036	-0.105***	-0.140***	-0.110***
12	R&D	17.475	2.654	-0.126***	0.259***	0.152***	0.008	-0.219***	-0.018	-0.015
13	Fin_deg	0.034	0.069	0.027	-0.053+	0.079**	-0.060*	0.057+	-0.013	0.091**
14	EGR	0.108	0.592	-0.062*	-0.124***	-0.035	0.014	0.045	0.022	-0.015
15	Size	21.851	0.956	-0.266***	0.590***	0.225***	-0.075*	-0.117***	-0.076*	-0.084**
16	Age_org	17.962	5.357	0.041	0.225***	0.053+	-0.008	0.033	0.066*	0.005

编号	变量	8	9	10	11	12	13	14	15	16
8	CEO_pol	1								
9	TMT_rew	-0.021	1							
10	Dual	0.283***	-0.080**	1						
11	SOE	-0.180***	0.091**	-0.138***	1					
12	R&D	0.022	0.370***	0.033	0.038	1				
13	Fin_deg	-0.029	0.077*	-0.006	0.043	0.026	1			
14	EGR	-0.02	-0.051+	0.082**	-0.03	-0.009	-0.03	1		
15	Size	-0.009	0.517***	-0.176***	0.195***	0.400***	0.023	-0.056+	1	
16	Age_org	-0.070*	0.149***	-0.032	0.121***	0.150***	0.154***	-0.123***	0.252***	1

注：*，**，***，+ 分别表示系数在 0.1%，1%，5%，10% 水平下显著。

表4中模型2、模型3用于检验假设1,结果显示数字化投资与托宾Q显著负相关,依然存在“IT生产力悖论”,数字化认知自身也未能展示出其积极作用,但是,数字化认知与数字化投资的交互项与托宾Q显著正相关($\beta=0.025, p<0.001$),表明数字化投资和数字化认知主要通过相互增强与互补以共同提升医药企业价值增长,H1得到验证.本文选取数字化认知在+/-1个标准差的情况下与数字化投资的交互效应进行制图.如图2所示,高水平的数字化认知极大提升了数字化投资的效用,而低水平的认知则明显减弱了数字化投资为企业成长性价值增效的作用.企业的数字化认知为数字化投资明确战略重点和方向,在数字化认知的正确引导下,企业能够投资有利其数字化转型的数字技术平台等.同时,

数字化认知要在数字化投资的实践中发挥作用并不断提升.因而企业的价值成长需要数字化认知和数字化投资的共同推动.

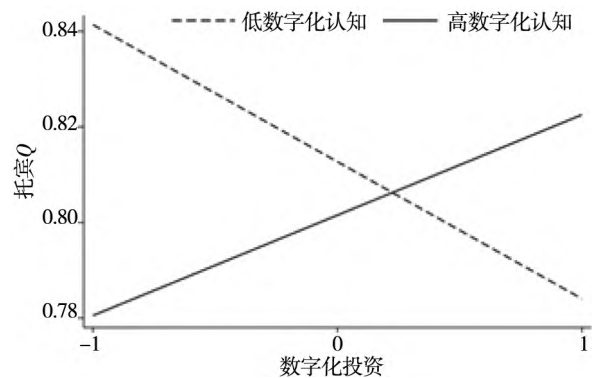


图2 数字化认知与数字化投资交互效应

Fig. 2 The interactive effect of digital cognition and digital investment

表 4 2010 年—2019 年面板数据回归结果

Table 4 Regression results of panel data in the period of 2010 – 2019

<i>Tobin's Q_t</i>	随机效应模型				固定效应模型			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Dig_inv_t</i>		-0.005 ** (0.002)	-0.004 + (0.002)	-0.012 *** (0.002)		0.001 (0.002)	0.009 (0.004)	0.002 (0.004)
<i>Dig_cog_t</i>		-0.003 (0.003)	-0.006 (0.005)	-0.005 (0.005)		-0.006 + (0.002)	-0.010 + (0.003)	-0.011 + (0.003)
<i>Dig_inv_t × Dig_cog_t</i> (H1)			0.025 *** (0.007)	0.025 *** (0.006)			0.028 + (0.010)	0.029 + (0.010)
<i>Dig_inv_t × Fun_div_t</i>				-0.004 (0.004)				-0.007 (0.005)
<i>Dig_cog_t × Fun_div_t</i>				-0.015 *** (0.004)				-0.014 * (0.003)
<i>Dig_inv_t × Dig_cog_t × Fun_div_t</i> (H2)				0.023 *** (0.003)				0.025 ** (0.002)
<i>Dig_inv_t × Fin_dom_t</i>				0.005 ** (0.002)				0.011 + (0.002)
<i>Dig_cog_t × Fin_dom_t</i>				-0.014 ** (0.005)				-0.015 + (0.005)
<i>Dig_inv_t × Dig_cog_t × Fin_dom_t</i> (H3)				-0.022 *** (0.004)				-0.023 ** (0.002)
<i>Fun_div_t</i>	-0.019 + (0.011)	-0.019 (0.011)	-0.020 + (0.011)	-0.028 ** (0.010)	-0.020 (0.013)	-0.020 (0.013)	-0.022 (0.012)	-0.031 (0.011)
<i>Fin_dom_t</i>	-0.004 (0.005)	-0.004 (0.005)	-0.007 (0.005)	0.011 + (0.006)	-0.012 (0.009)	-0.012 (0.008)	-0.016 (0.009)	0.005 (0.014)
<i>Age_div_t</i>	0.008 (0.005)	0.008 (0.005)	0.008 (0.006)	0.010 + (0.006)	0.012 (0.007)	0.012 (0.007)	0.012 (0.007)	0.016 (0.007)
<i>Gender_div_t</i>	0.032 *** (0.007)	0.032 *** (0.008)	0.029 *** (0.007)	0.032 *** (0.006)	0.018 (0.007)	0.018 (0.008)	0.015 (0.007)	0.020 + (0.006)
<i>CEO_pol_t</i>	-0.095 + (0.052)	-0.094 + (0.052)	-0.093 + (0.054)	-0.100 + (0.054)	-0.122 (0.054)	-0.122 (0.054)	-0.121 (0.056)	-0.128 (0.055)
<i>TMT_rew_t</i>	0.090 *** (0.008)	0.091 *** (0.009)	0.089 *** (0.007)	0.084 *** (0.007)	0.061 + (0.014)	0.061 + (0.014)	0.059 * (0.012)	0.053 * (0.012)
<i>Dual_t</i>	-0.005 (0.020)	-0.006 (0.020)	-0.008 (0.020)	-0.009 (0.021)	0.014 (0.032)	0.014 (0.032)	0.011 (0.032)	0.011 (0.033)
<i>SOE_t</i>	0.053 *** (0.005)	0.054 *** (0.005)	0.057 *** (0.004)	0.052 *** (0.001)	0.087 ** (0.008)	0.087 ** (0.008)	0.087 * (0.009)	0.066 + (0.017)
<i>R&D_t</i>	0.044 *** (0.011)	0.044 *** (0.011)	0.043 *** (0.009)	0.044 *** (0.010)	0.040 (0.018)	0.040 (0.018)	0.040 (0.017)	0.040 (0.017)
<i>Fin_deg_t</i>	0.001 (0.002)	0.001 (0.002)	0.002 (0.002)	0.002 (0.004)	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.002 * (0.000)	0.002 (0.001)
<i>EGR_t</i>	-0.037 *** (0.001)	-0.038 *** (0.001)	-0.039 *** (0.001)	-0.040 *** (0.001)	-0.036 ** (0.002)	-0.036 ** (0.002)	-0.036 ** (0.002)	-0.038 ** (0.002)
<i>Size_t</i>	-0.223 *** (0.005)	-0.220 *** (0.004)	-0.226 *** (0.003)	-0.220 *** (0.002)	-0.240 * (0.032)	-0.240 * (0.032)	-0.250 ** (0.023)	-0.251 * (0.026)

续表4
Table 4 Continues

Tobin's Q_t	随机效应模型				固定效应模型			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Age_org_t	0.092 *** (0.006)	0.092 *** (0.006)	0.093 *** (0.007)	0.095 *** (0.006)	-0.099 + (0.032)	-0.095 + (0.032)	-0.093 + (0.025)	-0.087 + (0.026)
常数	1.046 *** (0.021)	1.041 *** (0.021)	1.028 *** (0.015)	1.042 *** (0.008)	0.842 *** (0.013)	0.843 *** (0.013)	0.830 *** (0.009)	0.848 *** (0.008)
年份固定	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定	否	否	否	否	是	是	是	是
Observations	1 107	1 107	1 107	1 107	1 107	1 107	1 107	1 107
Groups	208	208	208	208	208	208	208	208
R^2_{within}	0.387	0.387	0.391	0.404	0.390	0.390	0.395	0.408
$R^2_{between}$	0.278	0.278	0.278	0.274	0.073	0.074	0.079	0.082
$R^2_{overall}$	0.315	0.316	0.315	0.317	0.162	0.163	0.166	0.171
VIF	1.858	1.878	1.857	1.805	1.858	1.878	1.857	1.805

注：*，**，***，+ 分别表示系数在 0.1%，1%，5%，10% 水平下显著；括号内为行业聚类稳健标准误。

表4中模型4用于检验假设2和假设3。首先，结果表明数字化投资、数字化认知和高管团队职能背景异质性的交互项与托宾Q显著正相关($\beta = 0.023, p < 0.001$)，H2得到验证。三者交互效应如图3所示，高、低职能背景异质性分别为高于、低于均值一个标准差。相比职能背景同质化的高管团队，职能背景多样化的高管团队明显促进了企业数字化认知与数字化投资互补效应对企业成长性价值增值的正向影响。具有异质性职能背景的高管团队有能力为企业的数字化决策提供多样化甚至创新性的视角，有利于传统企业利用数字技术进行变革和数字创新，有益于这些企业在数字化浪潮中蜕变和成长。多样化职能背景能促进高管团队对数字化问题的充分讨论，成功激发高管的创造性思维和发散性思维，数字化往往涉及生产、研发、销售、财务等多个环节，充分的多样性讨论有益于企业对多样性数字技术的理解和各个环节的协作与整合。这对医药企业如何推进数字化转型有重要的启示。

其次，表4中模型4的结果亦表明数字化投资、数字化认知和高管团队金融背景的交互项与托宾Q显著负相关($\beta = -0.022, p < 0.001$)，H3得到验证。三者的交互效应如图4所示，高、低金融背景主导性分别为高于、低于均值一个标准差。随着高管团队中具有金融背景高管占比的增加，企业数字化认知与数字化投资增进互补效应以共

同提升企业成长性价值的作用被削弱。有深度金融背景的高管更容易受短期价值主义的困扰，推行更严格的财务约束，更偏向于金融资产投资与扩张，而非实业。同理，在医药企业中随着高管团队中具有深度金融背景的成员占比升高，企业的

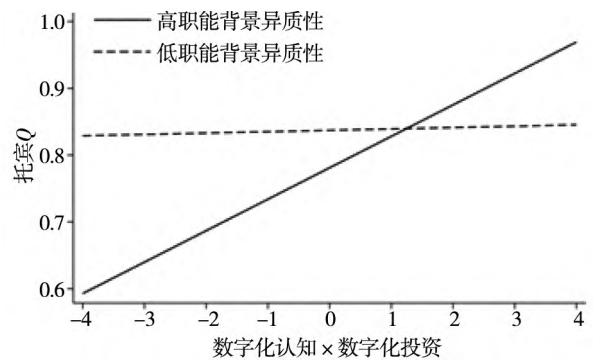


图3 职能背景异质性调节效应

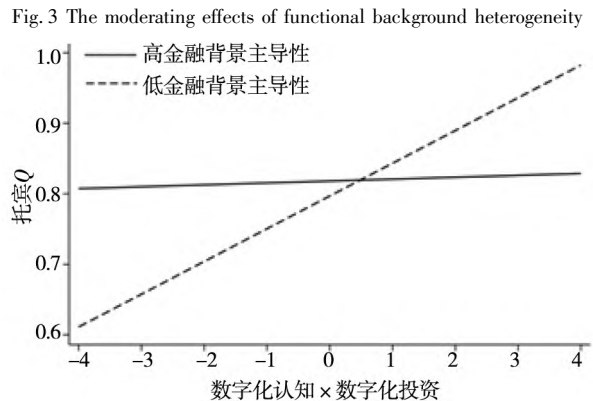


图4 金融背景主导性调节效应

Fig. 4 The moderating effects of financial background deamination

金融化水平更容易得到加强,这会导致金融资产投资对数字化投资的挤出效应.此外,当高管团队中的金融背景成员比例较高时,群体学习加强了投资的过度自信或保守性,即可能导致企业受技术热潮影响而盲目投资,也可能使企业规避前期投资而错失数字化转型的新机遇.

此外,控制效应模型(表4模型(1))虽非本文重点,但有一些发现值得讨论.结果表明高管团队年龄异质性对企业成长性价值无显著影响,而性别异质性有显著作用($\beta = 0.032, p < 0.001$),但该效果不够稳健,高管性别因素的作用有待进一步探索.CEO政治背景与托宾 Q 微弱负相关($\beta = -0.095, p < 0.1$).以往研究表明企业的政治关联可能为企业带来融资便利、税收优势等^[78],但企业政治关联也会产生诅咒效应,例如产生更高的社会资本维系成本,阻碍企业的技术创新^[79].

在公司治理方面,股权性质($\beta = 0.053, p < 0.001$)、高管薪酬($\beta = 0.090, p < 0.001$)均与托宾 Q 显著正相关,表明国有医药企业相较于非国有医药企业有更好的长期价值表现,通过提升薪酬以激励高管团队更好地履行管理职责,进而促进价值成长.医药企业的研发投入能显著提升企业成长性价值($\beta = 0.044, p < 0.001$),创新关系

到医药企业的核心竞争力和长远发展,通过研发投入能够提升创新实力以增强企业无形价值及其成长.企业年龄与托宾 Q 显著正相关($\beta = 0.092, p < 0.001$),这表明成立时间越久的医药企业,更能获得市场认可.此外,每股净资产增长率与托宾 Q 显著负相关($\beta = -0.037, p < 0.001$),表明医药企业不宜盲目过快扩张资产规模.企业规模与托宾 Q 亦显著负相关($\beta = -0.223, p < 0.001$),以往研究也有类似发现^[80],小规模轻资产的企业往往有更大的价值成长空间.

4.3 稳健性检验

本研究的样本跨度较长,而医药行业易受政策影响.我国于2015年提出“制造强国”、2017年又提出“健康中国”国家战略,这是我国医疗改革进入关键阶段,医药企业数字化开始提速.为了进一步保证结果的稳健性,本文选取2015年—2019年区间内的样本对以上模型进行检验,回归结果如表5所示,与2010年—2019年面板数据回归结果基本一致,进一步表明研究结果的稳健性.此外,医药制造企业是医药行业的主体和中坚,因而本文仅选取医药制造企业(仅C27)进行面板数据分析,结果与表4基本一致,再次说明本文结果稳健.

表5 2015年—2019年面板数据回归结果

Table 5 Regression results of panel data in the period of 2015 - 2019

Tobin's Q_t	随机效应模型				固定效应模型			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Dig_inv_t		-0.036 *** (0.004)	-0.042 *** (0.001)	-0.043 *** (0.002)		-0.034 + (0.009)	-0.032 * (0.004)	-0.023 + (0.007)
Dig_cog_t		-0.000 (0.004)	-0.003 + (0.002)	-0.005 (0.004)		-0.004 (0.006)	-0.008 (0.004)	-0.011 (0.007)
$Dig_inv_t \times Dig_cog_t$			0.035 *** (0.008)	0.031 ** (0.010)			0.041 * (0.007)	0.039 + (0.009)
$Dig_inv_t \times Fun_div_t$				0.022 *** (0.006)				0.025 + (0.007)
$Dig_cog_t \times Fun_div_t$				0.003 (0.004)				0.007 (0.007)
$Dig_inv_t \times Dig_cog_t \times Fun_div_t$				0.024 *** (0.003)				0.021 + (0.006)
$Dig_inv_t \times Fin_dom_t$				0.010 (0.010)				0.014 (0.013)
$Dig_cog_t \times Fin_dom_t$				-0.034 *** (0.006)				-0.035 * (0.006)

续表5
Table 5 Continues

Tobin's Q_t	随机效应模型				固定效应模型			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$Dig_inv_t \times Dig_cog_t \times Fin_dom_t$				-0.012*** (0.001)				-0.011** (0.000)
Fun_div_t	-0.001 (0.012)	0.001 (0.012)	-0.002 (0.011)	-0.006 (0.008)	0.010 (0.014)	0.012 (0.013)	0.009 (0.012)	0.002 (0.009)
Fin_dom_t	-0.006** (0.002)	-0.007*** (0.002)	-0.008** (0.003)	0.009** (0.003)	-0.013* (0.002)	-0.013* (0.002)	-0.014* (0.002)	0.004 (0.004)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数	1.205*** (0.020)	1.195*** (0.022)	1.187*** (0.021)	1.182*** (0.018)	1.247*** (0.018)	1.234*** (0.023)	1.224*** (0.018)	1.216*** (0.016)
年份固定	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定	否	否	否	否	是	是	是	是
Observations	717	717	717	717	717	717	717	717
Groups	200	200	200	200	200	200	200	200
R^2_{within}	0.493	0.495	0.502	0.518	0.505	0.506	0.514	0.529
$R^2_{between}$	0.283	0.281	0.280	0.274	0.004	0.006	0.008	0.016
$R^2_{overall}$	0.318	0.324	0.320	0.324	0.096	0.110	0.109	0.123
VIF	1.453	1.507	1.496	1.488	1.453	1.507	1.496	1.488

注：*，**，***，+ 分别表示系数在 0.1%，1%，5%，10% 水平下显著；括号内为行业聚类稳健标准误。

本文表4 显示出“IT 生产力悖论”在我国当前医药企业数字化转型中潜在存在，因此有必要进一步探究企业的数字化投资与数字化认知的自身作用是否具有滞后性。以往研究针对生产力悖论已提出时滞性解释机制^[81]，因此在表4 基准模型基础上增加滞后一期的数字化投资与数字化认知两个变量。结果如表6 所示，企业在上期的数字化投资与数字化认知能为企业带来成长性价值收益，两者在当期的

效果或不显著或负向，证明医药企业的数字化转型存在时间滞后性。更令人鼓舞的，当分析中控制了数字化的“时滞”效应后，数字化投资与认知之间的交互关系以及高管团队背景结构调节作用均和基准模型保持显著，大大增强了本文所强调的数字化投资与认知间互补机制的合理性，该机制加速了数字化为企业创造成长性价值。此外，增加滞后期变量也是一种稳健性检验方法，可以解决反向因果问题^[82]。

表6 增加滞后一期自变量的数据回归结果

Table 6 Regression results by adding one-period-lagged independent variables

Tobin's Q_t	随机效应模型				固定效应模型			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Dig_inv_{t-1}	0.014* (0.007)	0.034*** (0.001)	0.034*** (0.001)	0.032*** (0.001)	0.047* (0.005)	0.044*** (0.000)	0.043** (0.002)	0.040** (0.002)
Dig_cog_{t-1}	0.014*** (0.003)	0.016*** (0.004)	0.014*** (0.004)	0.010* (0.005)	0.015** (0.002)	0.016* (0.002)	0.014* (0.001)	0.009* (0.002)
Dig_inv_t		-0.029*** (0.009)	-0.026* (0.010)	-0.029** (0.009)		0.006 (0.010)	0.011 (0.012)	0.004 (0.011)
Dig_cog_t		-0.004 (0.004)	-0.007 (0.005)	-0.007+ (0.004)		-0.010 (0.004)	-0.014+ (0.004)	-0.014+ (0.003)
$Dig_inv_t \times Dig_cog_t$			0.023** (0.008)	0.025*** (0.007)			0.029+ (0.009)	0.031+ (0.009)

续表6
Table 6 Continues

Tobin's Q_t	随机效应模型				固定效应模型			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
$Dig_inv_t \times Fun_div_t$				-0.002 (0.007)				-0.004 (0.009)
$Dig_cog_t \times Fun_div_t$				-0.029*** (0.005)				-0.026* (0.005)
$Dig_inv_t \times Dig_cog_t \times Fun_div_t$				0.030*** (0.002)				0.029** (0.002)
$Dig_inv_t \times Fin_dom_t$				0.011* (0.006)				0.013 (0.006)
$Dig_cog_t \times Fin_dom_t$				-0.016** (0.006)				-0.017 (0.007)
$Dig_inv_t \times Dig_cog_t \times Fin_dom_t$				-0.018*** (0.001)				-0.018** (0.001)
Fun_div_t	-0.021 (0.013)	-0.020 (0.013)	-0.021+ (0.012)	-0.029** (0.010)	-0.023 (0.016)	-0.024 (0.015)	-0.026 (0.014)	-0.033 (0.012)
Fin_dom_t	-0.008 (0.013)	-0.008 (0.013)	-0.010 (0.013)	0.007 (0.018)	-0.011 (0.020)	-0.010 (0.020)	-0.013 (0.020)	0.005 (0.028)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数	0.790*** (0.019)	0.788*** (0.020)	0.778*** (0.015)	0.790*** (0.009)	0.748*** (0.010)	0.749*** (0.010)	0.736*** (0.005)	0.753*** (0.004)
年份固定	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定	否	否	否	否	是	是	是	是
Observations	792	792	792	792	792	792	792	792
Groups	189	189	189	189	189	189	189	189
R^2_{within}	0.423	0.422	0.426	0.444	0.427	0.427	0.432	0.449
$R^2_{between}$	0.239	0.246	0.240	0.244	0.125	0.122	0.124	0.139
$R^2_{overall}$	0.322	0.324	0.321	0.328	0.207	0.204	0.207	0.227
VIF	1.731	2.476	2.441	2.316	1.731	2.476	2.441	2.316

注：*，**，***，+分别表示系数在0.1%，1%，5%，10%水平下显著；括号内为行业聚类稳健标准误。

4.4 进一步分析

首先,本文就高管团队异质性进行了敏感性分析.数字化转型往往是“一把手”工程,CEO在决策中是关键^[83],因此本文对高管团队异质性的计算进行修改,将CEO的背景与其他高管背景赋予不同的权重,如式(2)所示

$$Fun_div_w = 1 - \sum_{i=1}^9 \left[\frac{G_i + \frac{m \times (n-1)}{1-m} \times C_i}{G + \frac{m \times (n-1)}{1-m} \times C} \right]^2 \quad (2)$$

其中 C 表示 CEO 职业背景总数, C_i 表示 CEO 第 i 类职业背景总数, G 表示其他高管职业背景总数,

G_i 表示其他高管第 i 类职业背景总数; m 表示 CEO 在高管团队中的决策主导比例, n 表示高管团队总人数.

假定 CEO 在高管决策中起到 30% 至 70% 不等的主导作用,按 10% 比例增加,分析如表 7 模型(2)~模型(6)所示.结果显示当 CEO 的决策主导权保持 30%~50% 比例,高管团队异质性的正面调节作用是显著的,调节效应递减;当 CEO 的决策主导占到六成以上时,高管团队异质性的调节作用不再显著,这意味着个人过度主导有可能挤出团队多样性带来的好处.数字化转型复杂,数字创新变化多样,高管团队还应集思广益.

表7 CEO不同决策赋权下的回归结果

Table 7 Regression results under different decision empowerment of CEOs

<i>Tobin's Q_t</i>	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	基准	<i>m</i> = 30%	<i>m</i> = 40%	<i>m</i> = 50%	<i>m</i> = 60%	<i>m</i> = 70%
<i>Dig_inv_t</i>	-0.012 *** (0.002)	-0.013 *** (0.003)	-0.012 *** (0.003)	-0.011 *** (0.003)	-0.011 *** (0.003)	-0.010 *** (0.003)
<i>Dig_cog_t</i>	-0.004 (0.006)	-0.004 (0.006)	-0.004 (0.006)	-0.004 (0.006)	-0.004 (0.006)	-0.004 (0.006)
<i>Dig_inv_t × Dig_cog_t</i>	0.024 *** (0.006)	0.025 *** (0.007)	0.026 *** (0.007)	0.026 *** (0.007)	0.027 *** (0.007)	0.027 *** (0.007)
<i>Dig_inv_t × Fun_div_w_t</i>	-0.005 (0.005)	-0.007 * (0.003)	-0.010 ** (0.003)	-0.012 ** (0.004)	-0.013 * (0.005)	-0.014 * (0.006)
<i>Dig_cog_t × Fun_div_w_t</i>	-0.014 ** (0.005)	-0.014 + (0.008)	-0.013 (0.009)	-0.011 (0.009)	-0.008 (0.010)	-0.005 (0.010)
<i>Dig_inv_t × Dig_cog_t × Fun_div_w_t</i>	0.014 *** (0.004)	0.011 *** (0.002)	0.008 *** (0.002)	0.005 (0.003)	0.002 (0.004)	-0.001 (0.005)
<i>Fun_div_w_t</i>	-0.016 (0.013)	-0.021 (0.014)	-0.021 (0.014)	-0.021 (0.014)	-0.021 (0.013)	-0.020 + (0.012)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数	1.066 *** (0.018)	1.064 *** (0.017)	1.064 *** (0.017)	1.063 *** (0.017)	1.062 *** (0.017)	1.060 *** (0.016)
年份固定	是	是	是	是	是	是
行业固定	是	是	是	是	是	是
个体固定	否	否	否	否	否	否
<i>Observations</i>	999	999	999	999	999	999
<i>Groups</i>	208	208	208	208	208	208
<i>R²_{within}</i>	0.400 8	0.400 7	0.400 8	0.400 8	0.400 9	0.400 9
<i>R²_{between}</i>	0.275 8	0.278 2	0.277 4	0.276 6	0.275 9	0.275 2
<i>R²_{overall}</i>	0.303 7	0.304 8	0.304 1	0.303 3	0.302 5	0.301 7
<i>VIF</i>	1.841	1.844	1.846	1.847	1.846	1.844

注：*，**，***，+分别表示系数在0.1%，1%，5%，10%水平下显著；括号内为行业聚类稳健标准误。

其次,本文就不同高管职能背景主导性做了进一步分析.本研究选取了9种高管职能背景和职业经历计算高管团队的异质性,在计算金融背景主导性时,把金融背景限定在高管有深度的金融机构从业经历,这缩小了金融职能背景范围.因此,按9种职能背景分别计算不同职能背景的占比,一是检验更广义的金融职能背景的调节作用与之前结果一致,二是探索其他职能背景主导性是否也起类似作用.

表8展示了各个职能背景对数字化投资与认知交互关系的调节作用.结果表明:大多数情况下,高管团队在某单一职能背景的比例升高,职能背景主导性更可能削弱数字化投资与认知的互补

增进效果,其中,设计背景的负向调节作用显著($\beta = -0.011, p < 0.001$),广义计算的金融职能背景主导性的负向调节作用显著($\beta = -0.014, p < 0.05$),这也表明本文基准分析的结果具有稳健性.与此同时,本文也发现:如果高管团队中有更多成员具有市场和研发工作经历和经验,这些职能背景有可能增强医药企业数字化投资与认知的交互作用,其中,市场职能背景主导性的正向调节作用显著($\beta = 0.015, p < 0.001$),这可能由于传统企业的数字化转型旨在改变企业经营的逻辑,由产品主导逻辑向服务主导逻辑转变,由企业设计推动向用户需求拉动转变^[69, 84]这些发现可以在未来进行细化研究和检验.

表8 其他职能背景主导性回归结果

Table 8 Regression results of other functional backgrounds domination

<i>Tobin's Q_t</i>	各职能背景(<i>i</i>)								
	市场	研发	设计	生产	管理	人力	法律	财务	金融 [#]
<i>Dig_inv_t</i>	-0.008*** (0.002)	-0.008*** (0.002)	-0.009*** (0.002)	-0.008+ (0.005)	-0.005*** (0.001)	-0.007* (0.004)	-0.013*** (0.003)	-0.008*** (0.001)	-0.009*** (0.002)
<i>Dig_cog_t</i>	-0.006 (0.005)	-0.004 (0.006)	-0.007 (0.006)	-0.006 (0.007)	-0.005 (0.006)	-0.003 (0.007)	-0.004 (0.007)	-0.005 (0.005)	-0.003 (0.005)
<i>Dig_inv_t × Dig_cog_t</i>	0.022*** (0.005)	0.023*** (0.004)	0.022*** (0.005)	0.023*** (0.006)	0.024*** (0.005)	0.019*** (0.005)	0.021*** (0.003)	0.023*** (0.005)	0.025*** (0.004)
<i>Fun_div_t</i>	-0.017 (0.013)	-0.029* (0.011)	-0.031** (0.011)	-0.005 (0.011)	-0.019+ (0.010)	-0.036*** (0.009)	-0.031** (0.011)	-0.030** (0.010)	-0.027* (0.011)
<i>Fun_dom_{i,t}</i>	-0.021*** (0.006)	0.006 (0.005)	0.023*** (0.003)	-0.057*** (0.004)	0.012*** (0.003)	0.024*** (0.003)	0.044** (0.015)	0.021*** (0.003)	0.010 (0.007)
<i>Dig_inv_t × Fun_div_t</i>	0.003 (0.005)	-0.010* (0.005)	-0.003 (0.004)	-0.004 (0.005)	-0.008* (0.003)	-0.011*** (0.001)	-0.008* (0.004)	-0.008* (0.004)	-0.001 (0.005)
<i>Dig_cog_t × Fun_div_t</i>	-0.024** (0.009)	-0.019** (0.007)	-0.019*** (0.006)	-0.018*** (0.005)	-0.014** (0.005)	-0.020*** (0.005)	-0.016*** (0.004)	-0.016** (0.005)	-0.012*** (0.003)
<i>Dig_inv_t × Dig_cog_t × Fun_div_t</i>	0.012*** (0.003)	0.019** (0.006)	0.023*** (0.004)	0.028*** (0.006)	0.018*** (0.003)	0.020*** (0.002)	0.021*** (0.004)	0.020*** (0.004)	0.026*** (0.004)
<i>Dig_inv_t × Fun_dom_{i,t}</i>	-0.023*** (0.003)	0.010 (0.008)	-0.005** (0.002)	0.002 (0.005)	-0.022*** (0.003)	0.012 (0.009)	0.004** (0.001)	0.006 (0.004)	-0.021+ (0.012)
<i>Dig_cog_t × Fun_dom_{i,t}</i>	0.013 (0.008)	0.005 (0.006)	-0.005*** (0.000)	0.001 (0.002)	0.008* (0.003)	0.018*** (0.004)	0.011 (0.008)	-0.013* (0.006)	-0.016+ (0.008)
<i>Dig_inv_t × Dig_cog_t × Fun_dom_{i,t}</i>	0.015*** (0.004)	0.002 (0.008)	-0.011*** (0.001)	-0.010 (0.007)	-0.006 (0.004)	-0.006 (0.010)	-0.019 (0.013)	-0.002 (0.003)	-0.014* (0.006)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数	1.032*** (0.012)	1.029*** (0.013)	1.027*** (0.013)	1.021*** (0.012)	1.049*** (0.013)	1.021*** (0.005)	1.024*** (0.017)	1.030*** (0.011)	1.040*** (0.017)
年份固定	是	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定	是	是	是	是	是	是	是	是	是
个体固定	否	否	否	否	否	否	否	否	否
<i>Observations</i>	1 107	1 107	1 107	1 107	1 107	1 107	1 107	1 107	1 107
<i>Groups</i>	208	208	208	208	208	208	208	208	208
<i>R²_{within}</i>	0.399	0.396	0.398	0.399	0.402	0.403	0.405	0.397	0.400
<i>R²_{between}</i>	0.279	0.280	0.287	0.304	0.270	0.270	0.275	0.283	0.286
<i>R²_{overall}</i>	0.316	0.318	0.325	0.331	0.313	0.319	0.320	0.318	0.321
<i>VIF</i>	1.879	1.839	1.855	1.848	1.788	1.818	1.763	1.779	1.798

注：*，**，***，+分别表示系数在0.1%，1%，5%，10%水平下显著；括号内为行业聚类稳健标准误，采用随机效应模型。#是指高管在广义上具有金融经历而非限定在特定类型的金融机构，例如高管从事过金融性工作但并未在投行、银行等金融机构工作过。

5 结束语

本文结合组织认知与高层梯队理论，探究了企业数字化投资与认知如何为企业提升价值，以

及高管团队职能背景异质性和高管团队金融背景主导性如何起到差异化调节作用。本文的实证结果表明，企业的数字化投资与数字化认知相互依赖，相互增强以助推企业成长，高管团队的背景结构显著影响了两者的交互效应，具有异质性背景

结构的高管团队可强化两者的互补增效效应,而随着具有金融背景的高管在团队中比例的增加,两者的互补增效效应会被削弱.本研究的样本优先选择医药企业为代表,旨在通过详尽的分析揭示医药企业数字化投资与认知的交互关系,及其高管团队在其中的作用,以期为习近平总书记在十九大报告中提出的“健康中国”战略做出贡献.医药产业是健康中国战略的重要基础,尤其面临新冠疫情的全球持久战,国家和市场层面均对医药企业面对公共卫生事件的主动响应能力、创新水平和产品质量等方面提出了更高要求.医药企业能否把握机遇利用当前数字技术实现精益管理和降本增效,向数字化、智能化转型关乎到医药企业的长远立足乃至我国医药产业的健康发展.

本文的理论贡献与管理启示体现在两方面.首先,本文开创性探索了我国医药企业的数字化投资与战略认知在数字化向价值创造过程中的相互依赖、互补增强的关系,突显了数字化的物质性与认知匹配、耦合的重要性.传统企业在数字化转型过程中任意单方面是必要但非充分条件,两者应交织在一起才能共同发挥作用.Orlikowski 和 Scott^[85]强调数字技术在使用中的社会物质性,借鉴其逻辑,本文潜在揭示了数字化转型中认知物质化与物质认知化的交互增进,从“知行合一”的互补机制视角去破解数字化时代的“生产力悖论”.企业数字化需要兼顾认知的提升和物质的投入,合理的财务投资、资源配置依赖于组织认知,具有前瞻性、洞察力的组织认知依靠实质性投入才能转化为组织行动和绩效.以往 IT 投资的相关研究强调投资本身是否能转化为生产力,且并未得到一致的结论.本研究将企业的数字认知作为企业在数字化转型中的无形资产投入,并发现它和数字化投资产生互补增强型交互作用,拓展并丰富了 IT 投资与企业价值的研究.因此,对于传统的医药企业来说,由于对信息技术、数字技术的感知与洞察力还远远不够,企业必须要加强对新兴技术的扫描、意义感知和意义赋予,而非简单或盲目地投入资金.只有组织认知与资源都到位了,企业才能把数字化落到实处,才能彰显数字创

新的价值.

其次,本文从高层梯队理论视角,深刻揭示了高管团队的背景结构特征在企业数字化过程中的积极和消极影响.本文强调高管团队的背景结构,而非某一个高管的背景特征,将影响到企业数字化投入-产出效果.数字技术所引发的组织变革要求组织有多元化、创新性思维,具有背景异质性的高团队能更好地利用数字技术为创造价值,而具有某特定领域背景(如金融)主导性的团队结构则会产生“挤出”效应,将削弱数字化投入转化为企业价值的效果.本研究率先将高层梯队理论应用于传统企业数字化,揭示了高管团队背景结构在企业数字化价值创造中发挥作用的机理,深化并拓宽了现有研究企业数字化的视角.从管理实践上,传统企业在面对数字化转型与变革时,应搭建具有背景多元化、异质性的高管团队,这能帮助传统企业在数字化战略决策过程中获得经多方讨论和多方共识的解决方案,以减少新兴技术的不确定性,避免系统性偏差.此外,医药企业应意识到数字化是一项长期战略投资.研究表明具有高比例金融背景的高管团队并不利于企业数字化发挥价值作用.因此,传统医药企业应控制高管团队中金融背景的比例,避免实业金融化、数字化投资短视等潜在问题.

本文也存在不足之处,需要在未来的研究中进一步探讨.本文聚焦于医药企业,其中医药制造企业占主体,该行业有其独特的数字化转型特点,未来将分析扩展到整体制造业或所有行业,以验证本研究结论的普适性或发现行业相关的权变因素.本文采集的数据仅限于上市公司,已初具规模,而大量传统的中小企业都面临数字化转型挑战,在资金与认知上均有局限,未来研究可更多关注这些企业的数字化转型困境,中小企业在数字化转型中应如何构建高管团队.此外,在数字化认知的度量上,本文以词频作为代理变量,在度量企业数字化认知深度与广度的准确性上还需进一步提升,未来将采用混合研究方法,结合问卷调查和文本分析进行三角验证,细化对组织数字化认知的测量.

参考文献:

- [1]陈收,蒲石,方颖,等.数字经济的新规律[J].管理科学学报,2021,24(8):36-47.
Chen Shou, Pu Shi, Fang Ying, et al. The new rules of digital economy[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(8): 36-47. (in Chinese)
- [2]陈剑,黄朔,刘运辉.从赋能到使能——数字化环境下的企业运营管理[J].管理世界,2020,36(2):117-128,222.
Chen Jian, Huang Shuo, Liu Yunhui. Operations management in the digitization era: From empowering to enabling[J]. Management World, 2020, 36(2): 117-128, 222. (in Chinese)
- [3]Brynjolfsson E, Hitt L. Paradox lost? Firm-level evidence on the returns to information systems spending[J]. Management Science, 1996, 42(4): 541-558.
- [4]黄群慧,余泳泽,张松林.互联网发展与制造业生产率提升:内在机制与中国经验[J].中国工业经济,2019,(8):5-23.
Huang Qunhui, Yu Yongze, Zhang Songlin. Internet development and productivity growth in manufacturing industry: Internal mechanism and China experiences[J]. China Industrial Economics, 2019, (8): 5-23. (in Chinese)
- [5]戚聿东,蔡呈伟.数字化对制造业企业绩效的多重影响及其机理研究[J].学习与探索,2020,(7):108-119.
Qi Yudong, Cai Chengwei. Research on the multiple effects of digitalization on the performance of manufacturing enterprises and their mechanisms[J]. Study & Exploration, 2020, (7): 108-119. (in Chinese)
- [6]Karahade P P, Dong J Q. Information technology investment and commercialized innovation performance: Dynamic adjustment costs and curvilinear impacts[J]. MIS Quarterly, 2021, 45(3): 1007-1024.
- [7]Xue L, Mithas S, Ray G. IT investment commitment and earnings management: Theory and evidence[J]. MIS Quarterly, 2021, 45(1): 193-224.
- [8]何小钢,梁权熙,王善骞.信息技术、劳动力结构与企业生产率——破解“信息技术生产率悖论”之谜[J].管理世界,2019,35(9):65-80.
He Xiaogang, Liang Quanxi, Wang Shanliu. ICT, labor structure and productivity: Resolve the puzzle of “Information technology productivity paradox”[J]. Management World, 2019, 35(9): 65-80. (in Chinese)
- [9]Park Y K, Mithas S. Organized complexity of digital business strategy: A configurational perspective[J]. MIS Quarterly, 2020, 44(1): 85-127.
- [10]Milgrom P, Roberts J. The economics of modern manufacturing: Technology, strategy, and organization[J]. American Economic Review, 1990, 80(3): 511-528.
- [11]Milgrom P, Roberts J. Complementarities and fit strategy, structure, and organizational change in manufacturing[J]. Journal of Accounting & Economics, 1995, 19(2-3): 179-208.
- [12]Yu Y, Li M, Li X, et al. Effects of entrepreneurship and IT fashion on SMEs' transformation toward cloud service through mediation of trust[J]. Information & Management, 2018, 55(2): 245-257.
- [13]黄丽华,朱海林,刘伟华,等.企业数字化转型和管理:研究框架与展望[J].管理科学学报,2021,24(8):26-35.
Huang Lihua, Zhu Hailin, Liu Weihua, et al. Digitalization and strategic management theory: Review, challenges and prospects[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(8): 26-35. (in Chinese)
- [14]Hambrick D C, Mason P A. Upper echelons: The organization as a reflection of its top managers[J]. Academy of Management Review, 1984, 9(2): 193-206.
- [15]毛基业.央企数字化转型及路径参考[J].企业管理,2021,(12):23-26.
Mao Jiye. Central enterprises digital transformation and path reference[J]. Enterprise Management, 2021, (12): 23-26. (in Chinese)
- [16]Bardhan I, Krishnan V, Lin Shu. Business value of information technology: Testing the interaction effect of IT and R&D on tobin's Q[J]. Information Systems Research, 2013, 24(4): 1147-1161.

- [17]刘心报, 胡俊迎, 陆少军, 等. 新一代信息技术环境下的全生命周期质量管理[J]. 管理科学学报, 2022, 25(7): 2-11.
Liu Xinbao, Hu Junying, Lu Shaojun, et al. The entire life cycle quality management in the new generation of information technology environment[J]. Journal of Management Sciences in China, 2022, 25(7): 2-11. (in Chinese)
- [18]赵宸宇. 数字化发展与服务化转型——来自制造业上市公司的经验证据[J]. 南开管理评论, 2021, 24(2): 149-163.
Zhao Chenyu. Digital development and servitization: Empirical evidence from listed manufacturing companies[J]. Nankai Business Review, 2021, 24(2): 149-163. (in Chinese)
- [19]Mithas S, Rust R T. How information technology strategy and investments influence firm performance: Conjecture and empirical evidence[J]. MIS Quarterly, 2016, 40(1): 223-245.
- [20]Tumbas S, Berente N, Brocke J V. Digital innovation and institutional entrepreneurship: Chief digital officer perspectives of their emerging role[J]. Journal of Information Technology, 2018, 33(3): 188-202.
- [21]Solow R. We'd Better Watch Out[R]. New York: New York Times Book Review, 1987-7-12.
- [22]Bhatt G D, Grover V. Types of information technology capabilities and their role in competitive advantage: An empirical study[J]. Journal of Management Information Systems, 2005, 22(2): 253-277.
- [23]刘淑春, 闫津臣, 张思雪, 等. 企业管理数字化变革能提升投入产出效率吗? [J]. 管理世界, 2021, 37(5): 170-190, 13.
Liu Shuchun, Yan Jinchun, Zhang Sixue, et al. Can corporate digital transformation promote input-output efficiency? [J]. Management World, 2021, 37(5): 170-190, 13. (in Chinese)
- [24]Dewan S, Kraemer K L. Information technology and productivity: Evidence from country-level data[J]. Management Science, 2000, 46(4): 548-562.
- [25]王 宇, 王铁男, 易希薇. R&D投入对IT投资的协同效应研究——基于一个内部组织特征的情境视角[J]. 管理世界, 2020, 36(7): 77-89.
Wang Yu, Wang Tienan, Yi Xiwei. Research on the synergistic effect of R&D expenditures for IT investment: A contingent view of internal organizational factors[J]. Management World, 2020, 36(7): 77-89. (in Chinese)
- [26]李继学, 高照军. 信息技术投资与企业绩效的关系研究——制度理论与社会网络视角[J]. 科学学与科学技术管理, 2013, 34(8): 111-119.
Li Jixue, Gao Zhaojun. Information technology investment and firm performance: A perspective from institutional theory and social networks[J]. Science of Science and Management of S. & T., 2013, 34(8): 111-119. (in Chinese)
- [27]王铁男, 王 宇. 信息技术投资、CEO过度自信与公司绩效[J]. 管理评论, 2017, 29(1): 70-81.
Wang Tienan, Wang Yu. IT investment, CEO overconfidence, and firm performance[J]. Management Review, 2017, 29(1): 70-81. (in Chinese)
- [28]Hess T, Matt C, Benlian A, et al. Options for formulating a digital transformation strategy[J]. MIS Quarterly Executive, 2016, 15(2): 123-139.
- [29]Roberts W. Collective mind in organizations: Heedful interrelating on flight decks[J]. Administrative Science Quarterly, 1993, 38(3): 357-381.
- [30]Bacon-Gerasymenko V, Eggers J P. The dynamics of advice giving by venture capital firms: Antecedents of managerial cognitive effort[J]. Journal of Management, 2019, 45(4): 1660-1688.
- [31]张 璐, 赵 爽, 张 强, 等. 如何实现模仿创新能力到协同创新能力的跃迁? [J]. 科学学研究, 2020, 38(5): 936-948.
Zhang Lu, Zhao Shuang, Zhang Qiang, et al. How to realize the transition from imitative innovation ability to collaborative innovation ability? [J]. Studies in Science of Science, 2020, 38(5): 936-948. (in Chinese)
- [32]Nadkarni S, Narayanan V K. Strategic schemas, strategic flexibility, and firm performance: The moderating role of industry clockspeed[J]. Strategic Management Journal, 2007, 28(3): 243-270.
- [33]邓新明, 刘 禹, 龙贤义, 等. 管理者认知视角的环境动态性与组织战略变革关系研究[J]. 南开管理评论, 2021, 24(1): 62-73, 88-90.

- Deng Xinming, Liu Yu, Long Xianyi, et al. A study on the relationship between environmental dynamism and strategic change based on the perspective of managerial cognition[J]. *Nankai Business Review*, 2021, 24(1): 62–73, 88–90. (in Chinese)
- [34] Marquis C, Tilsik A. Imprinting: Toward a multilevel theory[J]. *The Academy of Management Annals*, 2013, 7(1): 195–245.
- [35] 马长峰, 陈志娟, 张顺明. 基于文本大数据分析的会计和金融研究综述[J]. *管理科学学报*, 2020, 23(9): 19–30.
- Ma Changfeng, Chen Zhijuan, Zhang Shunming. A survey on accounting and finance research based on textual big data analysis[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(9): 19–30. (in Chinese)
- [36] Donal C, Pamela S. Enterprise logic: Explaining corporate attention to stakeholders from the “inside-out”[J]. *Strategic Management Journal*, 2012, 33(10): 1174–1193.
- [37] 胡楠, 薛付婧, 王昊楠. 管理者短视主义影响企业长期投资吗? ——基于文本分析和机器学习[J]. *管理世界*, 2021, 37(5): 139–156, 11, 19–21.
- Hu Nan, Xue Fujing, Wang Haonan. Does managerial myopia affect long-term investment?: Based on text analysis and machine learning[J]. *Management World*, 2021, 37(5): 139–156, 11, 19–21. (in Chinese)
- [38] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 等. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. *管理世界*, 2021, 37(7): 130–144, 10.
- Wu Fei, Hu Huizhi, Lin Huiyan, et al. Enterprise digital transformation and capital market performance: Empirical evidence from stock liquidity[J]. *Management World*, 2021, 37(7): 130–144, 10. (in Chinese)
- [39] 陆瑶, 张叶青, 黎波, 等. 高管个人特征与公司业绩——基于机器学习的经验证据[J]. *管理科学学报*, 2020, 23(2): 120–140.
- Lu Yao, Zhang Yeqing, Li Bo, et al. Managerial individual characteristics and corporate performance: Evidence from a machine learning approach[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2020, 23(2): 120–140. (in Chinese)
- [40] 蓝紫文, 李增泉, 胡智渊. 社会资本的公司治理效应——来自公司高管本土化与会计信息质量关系的经验证据[J]. *管理科学学报*, 2023, 26(2): 130–158.
- Lan Ziwen, Li Zengquan, Hu Zhiyuan. Corporate governance effect of social capital: Empirical evidence from the relationship between localization of corporate executives and accounting information quality[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2023, 26(2): 130–158. (in Chinese)
- [41] 杜勇, 谢瑾, 陈建英. CEO金融背景与实体企业金融化[J]. *中国工业经济*, 2019, (5): 136–154.
- Du Yong, Xie Jin, Chen Jianying. CEO’s financial background and the financialization of entity enterprises[J]. *China Industrial Economics*, 2019, (5): 136–154. (in Chinese)
- [42] Hambrick D C. Upper echelons theory: An update[J]. *Academy of Management Review*, 2007, 32(2): 334–343.
- [43] Almhof L A, Kraekel M. Team diversity and incentives[J]. *Management Science*, 2023, 69(4): 2497–2516.
- [44] 陈闯, 吴晓晖, 卫芳. 团队异质性、管理层持股与企业风险行为[J]. *管理科学学报*, 2016, 19(5): 1–13.
- Chen Chuang, Wu Xiaohui, Wei Fang. Heterogeneity of top management team, managerial ownership, and risk taking[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2016, 19(5): 1–13. (in Chinese)
- [45] Lu C, Liu Z, Xu Y, et al. How TMT diversity influences open innovation: An empirical study on biopharmaceutical firms in China[J]. *Technology Analysis & Strategic Management*, 2021, (4): 1–15.
- [46] 张毅, 黄福华, 朱桂菊. 团队断裂带对团队创新绩效的影响——二元领导的调节作用和创造性综合的中介作用[J]. *管理科学学报*, 2022, 25(1): 107–126.
- Zhang Yi, Huang Fuhua, Zhu Guiju. Effects of team faultlines on team innovation performance: The moderating role of ambidextrous leadership and mediating role of creative synthesis[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2022, 25(1): 107–126. (in Chinese)
- [47] Guo B, Pang X, Li W. The role of top management team diversity in shaping the performance of business model innovation: A threshold effect[J]. *Technology Analysis & Strategic Management*, 2018, 30(2): 1–13.
- [48] 王性玉, 邢韵. 高管团队多元化影响企业创新能力的双维分析——基于创业板数据的实证检验[J]. *管理评论*,

- 2020, 32(12): 101 – 111.
- Wang Xingyu, Xing Yun. A dual-dimensional analysis of the diversity of top management team effect on enterprise innovation ability: Empirical test based on the data of second board market enterprise[J]. *Management Review*, 2020, 32(12): 101 – 111. (in Chinese)
- [49] Jung H, Lee Y G, Park S H. Just diverse among themselves: How does negative performance feedback affect boards' expertise vs. ascriptive diversity? [J]. *Organization Science*, 2023, 34(2): 657 – 679.
- [50] Díaz F M C, González R M R, Simonetti B. The moderating role of top management team diversity in strategic change in a multicultural context[J]. *European Management Review*, 2019, 16(4): 957 – 973.
- [51] Reger R K, Palmer T B. Managerial categorization of competitors: Using old maps to navigate new environments[J]. *Organization Science*, 1996, 7(1): 22 – 39.
- [52] Wang H, Feng J, Zhang H, et al. The effect of digital transformation strategy on performance: The moderating role of cognitive conflict[J]. *International Journal of Conflict Management*, 2020, 31(3): 441 – 462.
- [53] Mithas S, Krishnan M S, Fornell C. Research note-Information technology, customer satisfaction, and profit: Theory and evidence[J]. *Information Systems Research*, 2016, 27(1): 166 – 181.
- [54] Mithas S, Tafti A, Bardhan I, et al. Information technology and firm profitability: Mechanisms and empirical evidence[J]. *MIS Quarterly*, 2012, 36(1): 205 – 224.
- [55] Kleis L, Ramirez R V. Information technology and intangible output: The impact of it investment on innovation productivity [J]. *Information Systems Research*, 2012, 23(1): 42 – 59.
- [56] 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.
- [57] 肖静华, 吴小龙, 谢康, 等. 信息技术驱动中国制造转型升级——美的智能制造跨越式战略变革纵向案例研究[J]. *管理世界*, 2021, 37(3): 161 – 179, 225, 11.
- Xiao Jinghua, Wu Xiaolong, Xie Kang, et al. IT-driven transformation of Chinese manufacturing: A longitudinal case study on leap-forward strategic change of midea intelligent manufacturing[J]. *Management World*, 2021, 37(3): 161 – 179, 225, 11. (in Chinese)
- [58] 王冰, 毛基业. 传统企业如何通过内部创业实现数字化转型? ——基于资源匹配的战略演化视角[J]. *管理评论*, 2021, 33(11): 43 – 53.
- Wang Bing, Mao Jiye. How do traditional enterprises realize digital transformation through internal entrepreneurship?: A strategic evolution perspective based on resource matching[J]. *Management Review*, 2021, 33(11): 43 – 53. (in Chinese)
- [59] Li H, Wu Y, Cao D, et al. Organizational mindfulness towards digital transformation as a prerequisite of information processing capability to achieve market agility[J]. *Journal of Business Research*, 2021, (122): 700 – 712.
- [60] 陈春花. 传统企业数字化转型能力体系构建研究[J]. *人民论坛·学术前沿*, 2019, (18): 6 – 12.
- Chen Chunhua. Research on building the digitalized transformation capability system of traditional enterprises[J]. *Frontiers*, 2019, (18): 6 – 12. (in Chinese)
- [61] Nam K, Dutt C S, Chathoth P K, et al. The adoption of artificial intelligence and robotics in the hotel industry: Prospects and challenges[J]. *Electronic Markets*, 2020, 31(3): 553 – 574.
- [62] 王凤彬, 王骁鹏, 张驰. 超模块平台组织结构与客制化创业支持——基于海尔向平台组织转型的嵌入式案例研究[J]. *管理世界*, 2019, 35(2): 121 – 150, 199 – 200.
- Wang Fengbin, Wang Xiaopeng, Zhang Chi. Ultra-modular architecture in platform and customized support for intrapreneurship: An embedded case study of Haier's transformation to platform organization[J]. *Management World*, 2019, 35(2): 121 – 150, 199 – 200. (in Chinese)
- [63] Muehlfeld K, Sahib P R, Witteloostuijn A V. A contextual theory of organizational learning from failures and successes: A study of acquisition completion in the global newspaper industry, 1981—2008[J]. *Strategic Management Journal*, 2012, 33(8): 938 – 964.
- [64] Nambisan S, Wright M, Feldman M. The digital transformation of innovation and entrepreneurship: Progress, challenges

- and key themes[J]. *Research Policy*, 2019, 48(8): 1–9.
- [65] Müller O, Fay M, Vom Brocke J. The effect of big data and analytics on firm performance: An econometric analysis considering industry characteristics[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2018, 35(2): 488–509.
- [66] Siebel T M. *Digital Transformation: Survive and Thrive in an Era of Mass Extinction*[M]. New York: Rosetta Books, 2019.
- [67] Cheng Z, Rai A, Tian F, et al. Social learning in information technology investment: The role of board interlocks[J]. *Management Science*, 2021, 67(1): 547–576.
- [68] Yan M L, Yu Y, Dong X Y. Contributive roles of multilevel organizational learning for the evolution of organizational ambidexterity[J]. *Information Technology and People*, 2016, 29(3): 647–667.
- [69] 武常岐, 董小英, 海广跃, 等. 创变: 数字化转型战略与机制创新[M]. 北京: 北京大学出版社, 2021.
Wu Changqi, Dong Xiaoying, Hai Guangyue, et al. *Innovation in Digital Storm: Transformation Strategy and Mechanism Design*[M]. Beijing: Peking University Press, 2021. (in Chinese)
- [70] 张学勇, 张 琳. 风险投资家职业背景与投资业绩[J]. *管理科学学报*, 2019, 22(12): 84–104.
Zhang Xueyong, Zhang Lin. Venture capitalist's prior work experience and investment performance[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(12): 84–104. (in Chinese)
- [71] Liu B, Zhou W, Chan K C, et al. Corporate executives with financial backgrounds: The crowding-out effect on innovation investment and outcomes[J]. *Journal of Business Research*, 2020, (109): 161–173.
- [72] Dimov D, Shepherd D A, Sutcliffe K M. Requisite expertise, firm reputation, and status in venture capital investment allocation decisions[J]. *Journal of Business Venturing*, 2007, 22(4): 481–502.
- [73] 王春峰, 姚守宇, 程飞阳, 等. 企业的“脱实向虚”具有同群效应吗?[J]. *管理科学学报*, 2022, 25(10): 96–113.
Wang Chunfeng, Yao Shouyu, Cheng Feiyang, et al. Does firms' "from real to virtual" behavior have peer effect? [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2022, 25(10): 96–113. (in Chinese)
- [74] Bharadwaj A S, Konsynski B B R. Information technology effects on firm performance as measured by Tobin's q[J]. *Management Science*, 1999, 45(7): 1008–1024.
- [75] Rahmati P, Tafti A, Westland J C, et al. When all products are digital: Complexity and intangible value in the ecosystem of digitizing firm[J]. *MIS Quarterly*, 2021, 45(3): 1025–1058.
- [76] Bobko P. *Correlation and Regression: Applications for Industrial Organizational Psychology and Management*[M]. Thousand Oaks: Sage Publications, 2001.
- [77] Clark T S, Linzer D A. Should I use fixed or random effects? [J]. *Political Science Research and Methods*, 2015, 3(2): 399–408.
- [78] 王雪冬, 聂彤杰, 孟佳佳. 政治关联对中小企业数字化转型的影响——政策感知能力和市场感知能力的中介作用[J]. *科研管理*, 2022, 43(1): 134–142.
Wang Xuedong, Nie Tongjie, Meng Jiajia. The impact of political connections on digital transformation of SMEs: The mediating role of policy-sensing capability and market-sensing capability[J]. *Science Research Management*, 2022, 43(1): 134–142. (in Chinese)
- [79] 袁建国, 后青松, 程 晨. 企业政治资源的诅咒效应——基于政治关联与企业技术创新的考察[J]. *管理世界*, 2015, (1): 139–155.
Yuan Jianguo, Hou Qingsong, Cheng Chen. The curse effect of corporate political resources: A study based on political correlation and corporate technological innovation[J]. *Management World*, 2015, (1): 139–155. (in Chinese)
- [80] 何 瑛, 张大伟. 管理者特质、负债融资与企业价值[J]. *会计研究*, 2015, (8): 65–72, 97.
He Ying, Zhang Dawei. Research on managerial traits, debt financing and firm value[J]. *Accounting Research*, 2015, (8): 65–72, 97. (in Chinese)
- [81] David P A. The dynamo and the computer: An historical perspective on the modern productivity paradox[J]. *The American Economic Review*, 1990, 80(2): 355–361.
- [82] 孙楚仁, 何 茹, 刘雅莹. 对非援助与中国企业对外直接投资[J]. *中国工业经济*, 2021, (3): 99–117.
Sun Churen, He Ru, Liu Yaying. Aid to Africa and outward FDI of Chinese enterprises[J]. *China Industrial Economics*,

- 2021, (3): 99 – 117. (in Chinese)
- [83] 白海青, 成 瑾, 毛基业. CEO 如何支持 CIO? ——基于结构性权力视角的多案例研究[J]. 管理世界, 2014, (7): 107 – 118.
- Bai Haiqing, Cheng Jin, Mao Jiye. How does CEO support CIO?: Multi-case study from the perspective of structural power [J]. Management World, 2014, (7): 107 – 118. (in Chinese)
- [84] Dong X Y, Yu Y. Knowledge Management in the Digital Economy Era: Challenges and Trends[M]. In The Routledge Companion to Knowledge Management, London & New York: Routledge, 2022: 115 – 127.
- [85] Orlikowski W J, Scott S V. The algorithm and the crowd: Considering the materiality of service innovation[J]. MIS Quarterly, 2015, 39(1): 201 – 216.

Complementarity of digital investment and cognition: From the upper echelons theory perspective

YU Yan¹, WANG Xue-ying², MAO Ji-ye³

1. School of Information, Renmin University, Beijing 100872, China;
2. School of Economics and Management, Beihang University, Beijing 100191, China;
3. School of Entrepreneurship and Management, ShanghaiTech University, Shanghai 201210, China

Abstract: Digital transformation requires both cognitive transformation and financial investment, that is, the complementarity between digital cognition and digital investment. The effects of digital investment and cognition of firms largely depend on the background structure of their top management teams (TMT). According to the upper echelons theory, TMT background structure affects organizational cognition and behavior, and serves as a critical factor to intervene how digitalization can bring values for firms operating traditional business. In this study, the panel data of 208 public listed firms in the pharmaceutical industry over the period from 2010 to 2019 were collected. The moderating effects of TMT functional background heterogeneity and financial background dominance on the digital input-output linkage were tested. Results show that digital investment and digital cognition are interdependent and complementary: they reinforce each other and jointly enhance the firm's growth value. Furthermore, TMT functional background heterogeneity significantly strengthens the complementarity of digital investment and digital cognition of a firm; however, such an interactive effect is attenuated as the number of TMT members with financial backgrounds increases.

Key words: digital investment; digital cognition; upper echelons theory; TMT heterogeneity; growth value