

数字化转型如何推动企业人力资本结构升级*

朱喜安 马樱格

(中南财经政法大学统计与数学学院,湖北 武汉 430073)



内容提要:数字化转型关乎企业人力资本结构升级,同时也是推动经济社会发展的重要引擎。本文基于上市公司 2011—2021 年数据,利用机器学习的方法衡量企业数字化转型程度,实证检验数字化转型对企业人力资本结构的影响及传导机制。研究结果表明,数字化转型显著提升了企业人力资本结构水平,并且存在一定程度的异质性。具体来说,对非制造业企业、信息传输、软件和信息技术服务业行业以及人均创收小的企业更加明显。同时,借助多期倍差法和工具变量法等手段进行内生性和稳健性检验后,该结论仍然成立。传导机制研究结果表明,数字化转型主要通过发挥技术进步效应、公平竞争效应和规模扩张效应实现企业内部人力资本结构升级。本文的研究有助于企业进行人才战略布局,形成人才发展重要支点,同时也为数字化转型促进人力资本结构优化提供了微观证据,对数字化战略相关政策的制定和新时代经济高质量发展提供相关启示。

关键词:数字化转型 人力资本结构 技术进步 公平竞争 规模扩张

中图分类号:F222 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2024)02—0051—21

一、引言

随着数字技术的多样化应用,数字化转型在中国企业提升自身价值中发挥着至关重要的作用,同时也是实现经济高质量发展的重要途径。“十四五”规划中明确提出要加速数字化发展,深化数字技术在各环节、各领域的应用,并持续推动企业数字化转型。以此为基础,制订“十四五”国家信息化规划,将数字化转型发展体系建设放在愈发重要的位置,以实体经济作为经济发展的着力点,将数字化转型优势转变为企业经济效益和核心竞争力的提升。伴随企业数字化转型进程的不断深入,员工对先进数字技术的运用能力和对海量数据的处理能力也将一并提升,进而成为企业人力资本的软件支撑(刘啟仁和赵灿,2020)^[1]。与此同时,对技能人才和高学历人才的需求也在不断增加。尤其在新的管理环境冲击下,企业更加积极寻求利用人工智能、区块链、云计算等数字技术为自身发展加持,扩大对技能人才的引进规模,降低技术壁垒,加快企业数字化转型。在产业数字化的大趋势下,准确识别数字化发展对企业经济行为的影响,深入发掘企业数字化转型对内部人力资本结构变动的方向,有利于企业对人力资本做出符合自身发展现状的有效调整,促进物质资本与人力资本的协调,最终实现企业的高质量发展(赵灿和刘啟仁,2019)^[2]。

《“十四五”数字经济发展规划》中提出 2025 年数字经济核心产业增加值占 GDP 比重较 2020 年增长 2.2% 的发展目标,数字经济规模将进一步扩大。而作为宏观经济发展情况微观映射的企业,

收稿日期:2023-02-16

* 基金项目:国家社会科学基金一般项目“中国省域人力资本测度及多维度分析研究”(22BTJ013);中南财经政法大学中央高校基本科研业务费专项中研究生科研创新平台项目“数字化转型如何推动企业人力资本结构升级”(202311305)。

作者简介:朱喜安,男,教授,博士,研究方向是统计理论与方法应用,电子邮箱:zhuxian01601@163.com;马樱格,女,博士研究生,研究方向是统计理论与方法应用,电子邮箱:19961103@163.com。通讯作者:马樱格。

则承载着数字经济发展与转型的重要任务(吴非等,2021)^[3]。近年来,国际宏观经济形势压力陡增,经济贸易不确定性增强,新冠疫情严重冲击实体经济,企业正处在转型变革的关键时期。积极寻求数字化与智能化等创新技术的应用,成为推动企业持续发展的新引擎(袁淳等,2021)^[4]。其中,人力资本由“量”到“质”的转变,成为企业实现平稳持续发展的重要前提。中国人口红利的逐渐消退对过去企业人力资本结构提出了挑战,随着经济快速发展和企业数字化转型的逐步推进,技能含量较低、重复性较高的工作面临着被替代的风险,而以往将员工视为无差别的劳动整体的公司治理理念正在逐步发生转变,核心员工对企业的边际贡献逐渐被认可,在企业中也不断增能赋权(陈德球和胡晴,2022)^[5]。人力资本作为企业的一项无形资产(Denison,1962)^[6],对企业持续发展起着至关重要的作用,因此,数字化转型所带来的连锁反应必然会在一定程度上映射至企业人力资本结构。基于上述分析,本文拟对企业数字化转型对人力资本结构升级的影响方向和传导机制进行识别检验,从而有助于从微观层面理解数字化转型的人力资本结构升级效应,为企业更加科学地确定劳动力雇佣结构提供依据,为探索上市公司数字化转型对人力资本结构影响提供新的证据。

本文可能的主要贡献有:研究视野上,立足于企业数字化转型对人力资本结构的影响关系,将人力资本的研究从以往的宏观层面映射至企业微观层面,基于创造效应和替代效应两个维度,深入剖析上市公司数字化转型的绩效和经济后果。全方位、多角度地理解企业数字化转型所释放的数字红利对企业劳动力需求的影响,探究数字化转型的人力资本升级效应。研究数据上,根据已有学者的研究基础,使用Python爬取上市公司年报并提取其中管理层讨论与分析内容,进行文本分析来刻画企业数字化转型水平。同时,与以年报总长度为基础测算的指标进行对比,保证实证分析结果的可靠性。而微观企业人力资本结构的度量指标则以万得(WIND)数据库中披露的2011—2021年上市公司员工学历结构、职位结构面板数据进行划分,同一变量多维度的刻画保证研究结果的真实性和准确性。在传导机制上,区别于已有研究(肖土盛等,2022)^[7],重点关注技术进步效应、公平竞争效应和规模扩张效应的多变量渠道机制,进一步探索企业数字化转型影响人力资本结构的“黑箱”,厘清数字化转型提高企业研发强度、缩小内部薪酬差距、促进企业成长性等推动人力资本结构升级的传导方式,为企业劳动力雇佣决策提供必要的现实基础。

二、理论分析与研究假设

随着对古典经济增长理论以及新经济增长理论研究的不断深入,在宏观层面,学者们对人力资本的影响因素做出了较为深入的研究。政治制度(Klomp和Haan,2013)^[8]、地区政策冲击(夏怡然和陆铭,2019)^[9]、地区受教育水平(周京奎等,2019)^[10]等都是影响人力资本的重要因素。在微观层面,囿于企业人力资本总量数据较难测算,大多从人力资本结构角度出发进行探究。已有研究从企业有机组织结构(Ramezan,2011)^[11]、企业资本结构(Liu等,2014)^[12]、进口自由化(赵灿和刘启仁,2019)^[2]、企业内部薪酬差距(杨薇和孔东民,2019)^[13]、税收激励政策(刘启仁和赵灿,2020)^[1]等方面分析了其对企业人力资本结构的影响。综上所述,人力资本作为企业提质增效的软件保障,其结构特征变化对企业高效率、高质量、可持续发展产生关键影响,已有研究为理解人力资本结构变化的动因和传导机制提供了丰富的经验与启发。

1. 数字化转型与人力资本结构

目前少有文献准确衡量企业数字化转型与人力资本结构之间的关系,但从相关文献中能够探寻二者的传导机制和影响效应。一方面,企业科技创新效率的提高扩大了对信息技术人才的需求(李静等,2019)^[14]。数字技术能够跨越传统行业(或部门)之间的边界,整合数字与非数字资源,进

而加速新产品的诞生、扩展和演变(Nambisan等,2019)^[15]。新产品、新业态的诞生对镶嵌于个体中,拥有不同知识、技能的个体提出更高要求,只有相关科技人才的不断流入才能持续提高研发团队的创造能力,打破企业原有的知识壁垒(孙博等,2019)^[16]。数字化转型能够推动企业核心技术和经营模式的优化,同时提高运营效率(Gregory,2019)^[17],加快企业数据要素与其他生产要素的深度融合,进一步提高企业科技创新效率,进而推动人力资本的有效配置(李静等,2019)^[14]。信息技术的持续发展需要与企业高技能劳动力相互匹配,二者具有互补效应(何小钢等,2019)^[18],企业信息技术水平的提高需要高技能人才的持续输入或是现有员工技能的持续提升。从这个角度看,数字化转型扩大了企业对高技术、高学历人才的需求,能够对企业人力资本结构升级产生一定的积极反馈。此外,也有部分研究表明,工业机器人存在生产力效应和就业创造效应(王永钦和董雯,2020)^[19],自动化技术在企业的广泛应用降低了企业生产经营成本,在均衡条件下,需求不变,企业会进一步扩大生产规模,进而导致技能型劳动力需求上升,就业增加;就业创造效应则是指长期来看,自动化应用带来技术职位的增加效应(孔高文等,2020)^[20]。

另一方面,数字化转型带来的信息技术较传统劳动力更具比较优势时,原有劳动力则会被挤出,产生替代效应(王永钦和董雯,2020)^[19],这种替代效应会率先在低技能劳动力中显现。工业机器人是传统制造业“数智化”转型的重要载体,是提高企业信息化、自动化能力的重要路径,工业机器人的替代效应也会导致企业薪酬下降(Acemoglu和Restrepo,2018)^[21],进而导致低技能劳动力更加不具备竞争优势,更容易被高技能劳动力替代(熊彼特,1990)^[22]。此外,新业态、新场景和新技术的应用必然会对旧的生产方式和商业模式产生冲击,而低技能劳动力在传统生产方式和模式场景中集聚,对此类劳动力需求会逐渐下降(肖土盛等,2022)^[7]。而数字技术及人工智能等手段的应用已经将原本重复性高和较为机械的工作利用代码和编程技术实现,数字场景的广泛应用对于提高生产效率、降低用工成本和扩大经营规模的作用已经显现(叶永卫等,2022)^[23]。

因此,本文提出如下假设:

H₁:数字化转型能够促进人力资本结构升级,且对高技能劳动力存在创造效应,对低技能劳动力存在替代效应。

2.数字化转型影响人力资本结构的传导机制

人力资本结构变动本质上是不同类型劳动力所蕴含的资本要素的变动,这种要素供给的结构变动会根据相应的研发强度在不同企业之间流动配置,拥有高技术、高学历的先进人才更加倾向于选择能够使得自身技能价值回报率最大化的行业企业(戴魁早等,2020)^[24],而企业数字化转型伴随着研发投入加大和创新能力的提高(赵宸宇等,2021)^[25],进而实现企业技术结构升级,使得企业劳动力结构由劳动密集型转向技术密集型、知识密集型(刘智勇等,2018)^[26]。企业收入分配公平的一个重要体现就是企业内部的薪酬差距(徐灿宇等,2021)^[27]。Murphy等(1991)^[28]认为,人力资本会依据不同的薪酬结构出现流动效应,而数字经济的发展显著提升了家庭收入,促进中国包容性增长(张勋等,2019)^[29],从宏观经济类比至微观企业,企业数字化转型对收入增长也应存在显著的正效应。数字化转型进程中,税收征管数字化也显著降低了企业内部薪酬差距(魏志华等,2022)^[30],随着企业信息环境的改善和税收代理问题的缓解,企业内部薪酬差距更加趋向公平和合理,对合理薪酬差距的实现呈现出一定的激励效应,而企业内部薪酬差距与人力资本结构之间存在显著的因果关系(杨薇和孔东民,2019)^[13],可以推断,企业数字化转型通过调整企业内部薪酬结构,形成有效的竞争机制,对人力资本结构产生影响。企业数字化转型过程中,信息技术、人工智能等要素的组合方式将带来劳动配置效率的提高(Acemoglu和Restrepo,2019)^[31],同时,先进数字技术在制造生产、研发创新、运营、销售等环节的应用能够提高企业生产效率,实现规模扩张,促进企业成长(倪克金和刘修岩,2021)^[32]。新制度经济学扩充了企业成长扩张的概念,认为边界的扩

张更为重要(Nason和Wiklund,2018)^[33]。其中,边界的扩张除了包含规模经济的不断扩张,更重要的是企业内部劳动力的不断调整与改善,进而提高企业可持续发展能力。信息技术的发展还有利于提高企业的盈利能力,且这种增长效应要高于其他可自由支配的投资(Mithas等,2012)^[34],企业数字化转型在新时代被赋予更多的增长潜能,为企业带来可持续的成长动能,实现劳动力结构的优化配置。基于以上分析,本文将从上述三个路径出发,探究企业数字化转型对人力资本结构升级的影响效应和传导机制。

(1)技术进步效应。企业数字化转型可以提升企业研发强度,推动企业技术进步,进而提升人力资本结构水平。随着前沿数字技术在企业管理、生产经营、研发创新和销售等方面的应用,企业的创新活力被充分激发。数字技术在企业主体部门的应用加速资本向研发方向积累(Goldfarb和Tucker,2019)^[35],企业内部研发强度的不断提高促使企业“数智化”水平不断提高。数字技术的应用在企业不断深入,其创新阶段边界被逐渐模糊,数字产品的加速迭代又迫使企业不断从多维度提高创新能力,形成竞争优势(田秀娟和李睿,2022)^[36]。进一步,传统企业与数字技术的深度融合降低了以往信息要素在企业内部的传递成本(沈国兵和袁征宇,2020)^[37],帮助企业实现内部研发设计、生产经营和供应链管理的协同,突破了不同部门之间的技术壁垒,提高了企业在其专业领域的竞争力。企业技术进步与人力资本形成互补关系,共同促进企业绩效(Milgrom和Roberts,1990)^[38]。其结果是,高技能劳动力作为与信息技术相匹配的关键性资源,会主动向信息与通信技术(ICT)投资回报高的企业流入(Bresnahan等,2002)^[39],在技术能力和创新能力加持下的技术型人力资本更容易将新技术、新观点与自身特点相结合选择更具竞争优势的企业就职(戴魁早等,2020)^[24]。而随着数字化转型的逐步推进,企业研发创新能力持续提升,劳动效率也不断提高,更多技术型、知识型人才和资本要素集聚企业,将进一步优化人力资本结构。

因此,本文提出如下假设:

H₂:数字化转型能够提高企业研发强度,促使企业技术进步,进而推动人力资本结构升级。

(2)公平竞争效应。企业数字化转型可以缩小内部薪酬差距,促使分配更加公平与合理,进而提升人力资本结构。从数字技术的技能偏向性视角出发,伴随企业数字化转型出现的机器替代手工、算法替代人力现象的日益普遍,数字技术的生产率效应和技术替代效应也逐步呈现(陈梦根和周元任,2021)^[40],数字化进程深入推动企业经营效率提高,实现绩效的持续增长,进而提高员工薪酬水平(Jorgenson等,2008)^[41],而这种员工薪酬水平的提高则主要集中在技术型人力资本(柏培文和张云,2021)^[42]。从数字化治理模式角度出发,数字经济发展进程中出现的新模式、新业态、新管理架构将有效促使企业更加公平、合理的收入分配。先进的数字化治理模式将有效提高信息透明度,完善治理体系建设,促进治理能力现代化,使得企业收入分配更加公平化、合理化(Lindstedt和Naurin,2010)^[43]。一方面,技能型劳动力收入的增加在一定程度上缩小了高管与员工之间的收入差距,在当下中国推进共同富裕的进程中具有重要意义(魏志华等,2022)^[30]。针对企业内部经营,高管的超额薪酬导致员工薪酬差距过大,在一定程度上会降低员工的工作积极性(Chen和Sandino,2012)^[44],从而对人力资本结构产生负向影响(杨薇和孔东民,2019)^[13]。另一方面,劳动力择业时会将自身技能价值最大化,寻求能够使得自身技能价值回报率最大化的企业就职(Khalik,2003)^[45],而企业不同的薪酬水平是激励员工是否进入企业的重要因素。过大的薪酬差距会降低员工的收入效用,并降低企业的运营效率,影响正常的团队合作(Pfeffer和Langton,1993)^[46]。因此数字化转型使得企业薪酬分配更加合理,吸引高技能劳动力流入企业,进而提升人力资本结构水平。

因此,本文提出如下假设:

H₃: 数字化转型能够缩小内部薪酬差距, 促使企业公平有效竞争, 进而推动人力资本结构升级。

(3) 规模扩张效应。企业数字化转型可以有效促进企业成长, 实现规模经济, 进而提升人力资本结构水平。从信息理论视角出发, 企业数字化转型过程中, 大数据技术对海量数据进行处理和分析, 将零散和冗杂数据集中采集后统一加工和分析, 为企业提供信噪比较高、传播性更强的可利用信息(张叶青等, 2021)^[47]。随着信息的大量积累, 提高企业生产经营效率, 对宏观行业研判和微观生产销售的决策能力进一步提升, 驱动企业规模进一步扩张, 进而促进企业成长(Brynjolfsson 和 McElheran, 2016)^[48]。从把握市场需求视角出发, 区块链和云计算等技术在企业生产、研发和销售时的应用, 帮助企业更具前瞻性地把握消费者需求, 制订更加合理的研发计划, 生产符合供需关系的消费产品, 有导向性地对产品精准投放, 大大提升了企业产品或服务的竞争力, 助力企业实现最优规模, 企业成长性进一步提升(Fadziso, 2018)^[49]。从企业价值溢价视角出发, 目前全球新一轮科技革命和产业变革日新月异, 企业数字能力提升行动被提上日程。顺应目前数字经济发展大潮流的企业更易受到资本市场的追捧, 大量资本的流入为企业成长注入活力和动力(吴非等, 2021)^[3]。一方面, 企业成长性的提高带来技术型、知识型人才集聚, 吸引更多高水平人力资本流入企业, 企业人力资本结构高级化水平不断攀升; 另一方面, 数字化转型在促进企业成长的同时优化企业内部架构, 更加扁平、高效的管理模式促使企业进行更加科学的劳动力结构安排, 进而实现人力资本的结构升级。因此, 本文提出如下假设:

H₄: 数字化转型能够促进企业成长, 实现企业规模扩张, 进而推动人力资本结构升级。

综合上述分析, 本文研究的理论模型如图 1 所示。

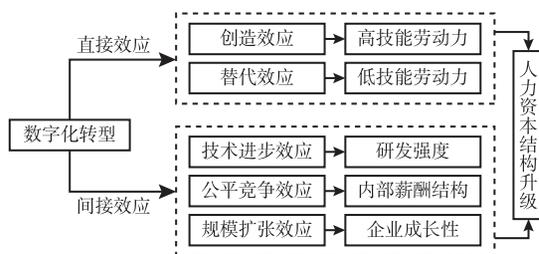


图 1 理论模型

三、研究设计

1. 数据来源

考虑到数字化转型和人力资本结构数据的可获得性, 本文以 2011—2021 年沪深 A 股上市公司为研究对象, 对研究样本进行了如下处理: 第一, 剔除金融类上市公司; 第二, 剔除 ST、*ST、PT 和期间退市的上市公司; 第三, 剔除相关变量数据缺失的上市公司; 第四, 对所有上市公司层面的连续变量进行 1% 和 99% 的缩尾处理, 减少异常值的影响。最终得到包含 2765 家上市公司的 24811 个企业一年度观测值。上市公司数据主要来源于 CSMAR 数据库及 WIND 数据库, 地区层面数据来自国家统计局, 由于各个回归中不同变量的缺失值不同, 不同回归的样本数量也会发生改变。

2. 变量设定

(1) 被解释变量。人力资本结构(*skill_unskill*)。本文采用企业员工技能劳动力与非技能劳动力的雇佣比进行测度。已有研究中对宏观人力资本的量化主要集中在知识、能力和健康的视角以及价值创造的视角(Becker, 1964^[50]; 李海峥等, 2010^[51]), 而衡量微观企业的人力资本则主要从以劳

动力具备的知识、经验和技能来衡量。本文借鉴刘啟仁和赵灿(2020)^[1]对人力资本结构的测算方法,根据员工的工作性质,将技术部门员工定义为高技能劳动力,将生产部门、财务部门、销售部门员工定义为低技能劳动力,二者的雇佣比用来表示人力资本结构。另外,在稳健性检验中,根据员工的受教育程度进一步测算基于学历的人力资本结构,其中高学历劳动力指学历在专科及以上的职工,低学历劳动力指学历在高中及以下的职工,二者的比值用来表示基于学历的人力资本结构(*high_low*)。

(2)核心解释变量。企业数字化转型(*digital*)。本文采用企业数字化关键词词频占上市公司年报中管理层讨论与分析(MD&A)总词频的比重来衡量。为了方便表述,将该指标扩大100倍。由于管理层讨论与分析更能从管理层角度出发明确公司下一年度面临的挑战及未来的发展规划,其披露内容更具有前瞻性,所以基于此来构造指标(袁淳等,2021)^[4]。首先,本文参考吴非等(2021)^[3]对数字化特征词的选取构建企业数字化转型指标。其中,主要从人工智能技术、大数据技术、云计算技术、区块链技术和数字技术应用五个方面刻画企业数字化转型程度,具体关键词见吴非等(2021)^[3]。其次,利用Python爬取全部A股上市公司年报,利用机器学习的方法对其中管理层讨论与分析(MD&A)的内容进行文本分析,利用Python软件中“jieba”中文分词库进行关键词词频统计。同时,在统计词频时剔除带有否定词语的词频,减少非数字化词汇带来的影响。最后,以企业为单位,用数字化转型关键词的词频占管理层讨论与分析(MD&A)总词频的比重来表示企业数字化转型程度。

(3)控制变量。为控制其他因素对人力资本结构的影响,本文加入一系列控制变量。其中包括产权性质(*soe*)、企业年龄(*age*)、资产负债率(*lev*)、公司规模(*size*)、营收规模(*sale*)、净资产收益率(*roe*)、托宾Q值(*tobin_q*)、账面市值比(*mb*)、现金比率(*cash*)、股权集中度(*sd*)和两职合一(*duality*)。

各变量具体的数据结构见表1。可以看出,人力资本结构(*skill_unskill*、*high_low*)的均值分别为0.459和3.280,标准差分别为0.996和8.710,表明以学历为衡量标准的人力资本结构差异更大,与现有文献结果基本保持一致(杨薇和孔东民,2019^[13];叶永卫等,2022^[23])。企业数字化转型(*digital*)的均值和标准差分别为0.924和1.002,最小值为0,最大值为7.906,表明数字化转型在不同企业之间差异较大,解释变量和控制变量的统计结果也与已有文献保持一致(袁淳等,2021^[4];肖土盛等2022^[7];叶永卫等,2022^[23])。

表1 主要变量描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>skill_unskill</i>	24811	0.459	0.996	0.000	0.187	14.900
<i>high_low</i>	24811	3.280	8.710	0.000	0.863	72.900
<i>digital</i>	24811	0.924	1.002	0.000	0.553	7.906
<i>soe</i>	24811	0.363	0.481	0.000	0.000	1.000
<i>age</i>	24811	18.200	5.924	1.000	18.000	54.000
<i>lev</i>	24811	0.424	0.206	0.029	0.417	0.928
<i>size</i>	24811	22.270	1.295	19.710	22.100	26.600
<i>sale</i>	24811	21.570	1.446	18.050	21.430	26.100
<i>roe</i>	24811	0.065	0.125	-0.888	0.071	0.405
<i>tobin_q</i>	24811	2.035	1.324	0.790	1.611	13.150

续表 1

变量	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>mb</i>	24811	0.624	0.252	0.076	0.621	1.266
<i>cash</i>	24811	0.885	1.685	0.016	0.382	24.540
<i>sd</i>	24811	34.230	14.780	7.281	32.140	75.100
<i>duality</i>	24811	0.264	0.441	0.000	0.000	1.000

3. 模型构建

为研究企业数字化转型对人力资本结构的影响,本文构建如式(1)的计量模型:

$$skill_unskill_{it} = \alpha + \beta digital_{it} + \sum \gamma CVs_{it} + \sum Year + \sum Ind + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,计量模型中的被解释变量为人力资本结构(*skill_unskill*),核心解释变量为企业数字化转型(*digital*),*CVs*为上述控制变量,为防止经济周期波动、相应政策出台、突发事件等因素对模型产生影响,本文还对时间(*Year*)和行业(*Ind*)固定效应进行控制,随机误差项用 ε_{it} 表示。根据前文理论机制分析,如果 *digital* 的系数 β 显著为正,与命题假设相符,表明企业数字化转型对人力资本结构升级起到了一定的促进作用;如果系数 β 显著为负,与命题假设相反,表明企业数字化转型对人力资本结构升级起到了一定的抑制作用。

四、实证结果分析

1. 基准回归

数字化转型对人力资本结构影响的基准回归结果如表 2 所示。其中,第(1)列控制时间和行业固定效应,但未加入控制变量,第(2)列在控制固定效应的基础上加入控制变量。结果显示,数字化转型的回归系数在 1% 的水平上均显著为正,表明企业数字化转型程度越高,其人力资本结构水平也就越高。具体来看,第(2)列结果表明,企业数字化转型每增长 1 个单位,将使人力资本结构提升 0.2497 ($t=37.61$)。结合前文理论分析,数字技术在企业各方面的应用对人才和知识提出了更高要求,激励企业不断升级人力资本结构。大数据、云计算和区块链等数字技术的应用帮助企业享受知识和技术红利的同时,也带来相应人才的需求,高技术、高素质的劳动力有利于整合企业各环节的价值链要素,产生更加直接、规模更大的技术扩散效应。进一步,将人力资本结构进行细分,表 2 第(3)~(6)列列示了数字化转型分别对生产部门、财务部门、销售部门和技术部门劳动力占比的影响。结果表明,企业数字化转型降低了生产部门、财务部门的劳动力占比,提高了销售部门、技术部门的劳动力占比,且对技术部门劳动力占比的提升作用更大,在 1% 的水平上显著。低技能劳动力大多集中在生产部门,数字化转型对生产部门劳动力产生了较强的替代效应,对高技能劳动力产生了较强的创造效应。进一步,将劳动力按学历划分后进行检验,结果表明,数字化转型能够显著促进专科及以上学历的劳动力比重,显著降低高中及以下的劳动力比重^①。因此,无论是从统计检验还是内部逻辑来看,企业数字化转型确实有助于提升人力资本结构水平,本文的基本假设 H_1 得到了实证检验的支持。

表 2 企业数字化转型对人力资本结构的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>produce_pro</i>	<i>finance_pro</i>	<i>sales_pro</i>	<i>tech_pro</i>
<i>digital</i>	0.2498*** (37.7950)	0.2497*** (37.6091)	-4.9761*** (-29.6688)	-0.1510*** (-7.5727)	0.6498*** (5.8242)	5.2555*** (46.2927)

① 限于篇幅,按学历划分的数字化转型对人力资本结构的影响未列示,备案。

续表 2

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>produce_pro</i>	<i>finance_pro</i>	<i>sales_pro</i>	<i>tech_pro</i>
<i>soe</i>		0.0205 (1.6059)	1.2018*** (3.7317)	-0.0499 (-1.3040)	-1.4978*** (-6.9915)	0.8675*** (3.9795)
<i>lev</i>		0.0285 (0.7678)	0.5154 (0.5489)	0.8684*** (7.7800)	-6.6417*** (-10.6322)	-0.1266 (-0.1991)
<i>size</i>		0.0795*** (7.2513)	-4.4115*** (-15.9289)	0.0733** (2.2268)	-2.2387*** (-12.1515)	3.8764*** (20.6783)
<i>sale</i>		-0.0768*** (-8.1886)	3.9419*** (16.6369)	-0.4153*** (-14.7457)	2.8760*** (18.2470)	-3.7686*** (-23.4978)
<i>tobin_q</i>		-0.0120* (-1.7432)	-0.7951*** (-4.5757)	0.2127*** (10.2968)	0.2852** (2.4676)	-0.3324*** (-2.8262)
<i>mb</i>		-0.2449*** (-5.7633)	10.5659*** (9.8442)	0.4520*** (3.5430)	-3.6611*** (-5.1277)	-7.0911*** (-9.7604)
<i>cash</i>		0.0207*** (5.5391)	-1.1956*** (-12.6486)	0.0004 (0.0319)	0.5120*** (8.1420)	0.5748*** (8.9833)
<i>sd</i>		-0.0008** (-2.2197)	0.0475*** (4.9381)	-0.0037*** (-3.2326)	-0.0076 (-1.1944)	-0.0406*** (-6.2265)
<i>age</i>		0.0001 (0.0560)	0.1563*** (5.7453)	0.0257*** (7.9414)	-0.0200 (-1.1022)	-0.0604*** (-3.2806)
<i>roe</i>		0.1244*** (2.6574)	-4.7256*** (-3.9949)	-0.6353*** (-4.5188)	0.5203 (0.6613)	3.6662*** (4.5788)
<i>duality</i>		-0.0372*** (-2.9920)	-0.4645 (-1.4804)	-0.0724* (-1.9409)	1.0347*** (4.9570)	0.0284 (0.1336)
常数项	0.0800 (1.5875)	0.1080 (0.8316)	55.7926*** (17.0071)	9.5284*** (24.4365)	1.0289 (0.4715)	10.8596*** (4.8905)
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	24811	24811	24811	24811	24811	24811
调整 R ²	0.315	0.321	0.402	0.254	0.229	0.402
F	424.3276	309.4822	440.6819	223.1434	195.3135	440.7240

注:*p*表示显著性水平;**p* < 0.1,***p* < 0.05,****p* < 0.01;括号内为*t*统计量,下同

2. 稳健性检验

(1)基于数字化转型的准自然实验。针对遗漏解释变量的内生性问题,参考吴武清和田雅婧(2022)^[52]的研究方法,虽然企业数字化转型是一个连续的过程,但不同企业转型的时期不同,转型的程度也存在一定的差异,可以探究不同企业数字化转型前后对人力资本结构的影响效应,采用多期双重差分法(DID)克服内生性问题。本文认为,年报管理层讨论与分析中出现数字化关键词的频率过低,可能说明企业并没有真正开展数字化转型,仅仅是跟随新时代发展趋势提到相关词汇(吴武清和田雅婧,2022)^[52],因此本文依据数字化转型相关词汇比重的25%分位数来划分实验组和对照组,力求准确衡量数字化转型对企业人力资本结构影响的净效应。如果数字化转型相关词频占管理层语调与分析总词频的比重小于25%分位数(包含25%分位数),则认为该企业没有

进行数字化转型;若企业在观测期内每一年的数字化转型相关词频占管理层语调与分析总词频的比重均未超过 25% 分位数,则认为这一企业在观测期内均未进行数字化转型;若企业在某一年数字化转型相关词频占管理层语调与分析总词频的比重超过 25% 分位数,而之前年度的比重均未超过 25% 分位数,则认为该企业在当年进行数字化转型。基于上述逻辑,本文构造如式(2)所示的多期双重差分模型,进一步探究企业数字化转型对人力资本结构的影响。

$$skill_unskill_{it} = \alpha' + \theta'(treat_i \times post_t) + \sum \gamma' CVs_{it} + \sum Year + \sum Ind + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, $treat=0$ 表示样本未进行数字化转型,将这类企业视为控制组; $treat=1$ 表示样本进行了数字化转型,将这类企业视为处理组。 $post=1$ 表示样本在当年及之后各年都进行了数字化转型,否则为 0。在多期双重差分法(DID)中,主要关注交叉项系数 θ' 的大小和显著性,它体现了企业在数字化转型前后人力资本结构的变化。

表 3 列示了基于数字化转型准自然实验的多期双重差分法的检验结果。其中,第(1)列模型中没有对固定效应进行控制,交叉项的回归系数显著为正($t=5.2756$),第二列进行了式(2)的回归检验,交叉项的系数为 0.0300,在 10% 的水平下显著为正。而多期双重差分模型成立的前提是满足平行趋势检验,即在数字化转型前,控制组和处理组的企业人力资本结构变化趋势应该是平行的。本文利用 Jacobson 等(1993)^[53] 提出的事件研究法进行平行趋势检验,其中, $current$ 表示企业数字化转型年份, $pre1$ 表示企业数字化转型的前一年,以此类推, $post1$ 表示企业数字化转型的后一年,以此类推。表 3 第(3)列检验结果表明,在企业进行数字化转型之前, $pre1$ 、 $pre2$ 和 $pre3$ 的系数均无法通过显著性检验,表明控制组和处理组在数字化转型之前人力资本结构并没有显著性差异,通过平行趋势检验。而企业进行数字化转型的当期 $current$ 、后一期 $post1$ 和后二期 $post2$ 的回归系数有所增大且通过了统计显著性检验,表明企业数字化转型对人力资本结构具有显著的正向促进作用,验证了基础回归结果。

表 3 多期双重差分模型检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>
<i>treat × post</i>	0.0686*** (5.2756)	0.0300* (1.7800)	
<i>pre3</i>			0.0800 (1.4142)
<i>pre2</i>			0.0936 (1.5697)
<i>pre1</i>			0.0954 (1.5088)
<i>current</i>			0.1356** (2.0031)
<i>post1</i>			0.1534** (2.0384)
<i>post2</i>			0.1433* (1.7647)
控制变量	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	否	是	是
样本量	17850	17850	17850
调整 R ²	0.013	0.186	0.024
F	20.8739	3.7042	4.3123

(2)构造数字化转型的工具变量。针对反向因果的内生性问题,一方面,数字化转型程度的提高会提升生产经营效率,加大研发投入力度,吸引更多高水平劳动力流入企业,促进企业人力资本结构升级;另一方面,人力资本结构水平较高的企业可能本身数字化转型程度也更深入,高水平劳动力的集聚带来规模效应,帮助企业打破自身局限,实现资源的高效配置,进而提升企业数字化转型程度。因此,本文借鉴黄群慧等(2019)^[54]的研究,选取各省份1984年每百人固定电话数量和1984年每百万人邮局数量作为数字化转型的工具变量。一方面,企业数字化转型需要以互联网技术为依托,传统的信息通信及邮电业务则是互联网发展的前身,而企业数字化发展水平很大程度上受到本地信息技术发展水平的制约,因此,历史上固定电话普及程度较高,邮局数量较多的地区更有利于数字技术的发展,进而导致当地企业数字化转型程度更深,满足与核心解释变量高度相关的条件。另一方面,随着经济改革的不断深化,上市公司的劳动力结构较以往已经发生了翻天覆地的变化,作为公共基础设施的邮电行业很难对企业人力资本结构产生影响,具有外生性。除此之外,选择的工具变量为截面数据,而本文中解释变量与被解释变量均为面板数据,因此借鉴Nunn和Qian(2014)^[55]的做法,将两个工具变量与上一年全国信息技术服务收入^①(与时间有关)的交互项作为企业所在省份数字化转型的工具变量。

两阶段最小二乘法(2SLS)中第二阶段的回归结果如表4所示,Kleibergen-Paap rk LM 统计量检验结果表明,工具变量不存在识别不足的情况,且在1%的水平上显著,工具变量设定合理。Kleibergen-Paap rk Wald F统计量大于真实显著性水平不会超过10%水平下的临界值,因此工具变量弱识别问题不存在。综上,两方面检验结果验证了工具变量的合理性和可靠性。表4第(1)和(2)列结果表明,以每百人固定电话数量作为工具变量,不论是否加入控制变量,企业数字化转型的系数均在1%的水平上显著为正;表4第(3)和(4)列以每百万人邮局数量作为工具变量其结果仍然显著。进一步表明,在考虑内生性问题后,数字化转型促进企业人力资本结构升级的基本结论仍然成立。

表4 工具变量法检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>
<i>digital</i>	1.5629*** (9.1728)	1.5883*** (8.9912)	0.6756*** (3.3894)	0.6514*** (3.4809)
常数项	0.1955** (2.3703)	0.7702*** (3.3753)	0.1175** (2.0544)	0.3067* (1.8370)
控制变量	未控制	控制	未控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是
样本量	24811	24811	24811	24811
Kleibergen-Paap rk LM	49.249***	46.731***	29.652***	32.563***
Kleibergen-Paap rk Wald F	49.951 [16.38]	47.409 [16.38]	31.432 [16.38]	34.043 [16.38]

注:中括号内是Stock-Yogo检验在真实显著性水平不会超过10%的水平下的临界值

(3)改变企业数字化、人力资本结构的衡量。本文对核心解释变量、被解释变量分别进行替换性度量。具体而言,将企业数字化转型的占年报MD&A总词频的比重替换为数字化转型的关键词词频(*digital_fre*),在替换测度方法后,若核心解释变量仍然显著,增强了指标的有效性,进

① 原始数据来自《中国统计年鉴》。

一步验证了结论的可靠性。此外,参考CSMAR数据库“数字经济”子库中公布的企业数字化相关词频,以上市公司年报为基础文本的数字化指标作为替换变量(*digital_csmar*),检验替换变量与企业人力资本结构水平之间的关系。而针对被解释变量的替代性度量,本文则采用前文以学历构造的人力资本结构水平(*high_low*)进行衡量,实证回归结果如表5所示。第(1)、(2)列检验结果表明,在改变数字化转型程度的度量指标后,二者的回归系数仍然通过1%水平下的显著性检验,与基础回归结果保持一致,企业数字化转型程度的加深确实能够优化人力资本结构。表5第(3)列结果表明,随着企业数字化转型程度的不断深入,除了对拥有高技术的劳动力产生偏向性外,还对高学历劳动力具有倾向性。随着中国大数据产业规模的不断扩大,上市公司积极开展数字化转型,在转型的同时对原有劳动力结构造成了新的挑战,庞大的数据体量、复杂的数据结构和冗杂的数据要素促使企业改变原有人力资本结构,对企业吸引高技能、高学历人才产生积极效应。

表5 稳健性检验:替换变量

变量	(1)	(2)	(3)
	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>high_low</i>
<i>digital_fre</i>	0.0031*** (38.7091)		
<i>digital_csmar</i>		0.0061*** (28.8253)	
<i>digital</i>			1.2323*** (20.3214)
常数项	0.2472* (1.9045)	0.3352** (2.5656)	-5.5343*** (-4.6662)
控制变量	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是
样本量	24811	24693	24811
调整 R ²	0.323	0.307	0.258
F	312.5642	288.5331	228.5022

此外,本文还采用核心解释变量滞后1~3期和改变计量方法进行稳健性检验。滞后核心解释变量结果表明,无论是以职位还是学历测算人力资本结构,企业数字化转型都能显著提升人力资本结构水平,并且这种促进作用随着滞后期数的增加呈现出一定的扩张趋势。此外,存在部分企业未设立技术部门或是员工学历均在专科以下,因此这类企业的人力资本结构集中为0,改变计量方法使用Tobit模型后的实证分析结果同样证实了本文的基础假设H₁^①。

3. 异质性分析

前文基于全样本的实证分析表明,数字化转型能够显著提升企业人力资本结构水平,这一研究结论也通过了内生性和稳健性检验。本文拟进一步探究数字化转型对企业人力资本结构水平的提升效应在不同特征的企业中是否存在明显差异。这种在不同属性企业中表现出的异质性有助于明确数字化转型对不同领域、规模和组织结构等企业的促进效果差异,帮助政府制定具有差异化的政策方针。具体地,本文将全样本根据不同行业分为是否为制造业和是否为信息传输、软件和信息技术服务业(以下简称信息服务行业);根据企业员工人均创造收入的25%分位数分为高创收组和低创收组。

① 限于篇幅,滞后核心解释变量和改变计量方法的稳健性检验结果未列示,备索。

表 6 异质性分析结果

变量	是否制造业分组		是否信息服务行业分组		员工人均创收分组	
	是	否	是	否	高	低
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>skill_unskill</i>
<i>digital</i>	0.1683*** (38.9307)	0.3506*** (21.8042)	0.4232*** (10.9364)	0.1464*** (26.7967)	0.2264*** (34.2931)	0.3199*** (18.1004)
常数项	-0.0488 (-0.6152)	0.4322 (1.4256)	2.9722** (2.3227)	-0.0207 (-0.2156)	0.2399* (1.8850)	0.3367 (0.8254)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	15667	9144	1934	22877	18609	6202
调整 R ²	0.132	0.334	0.206	0.179	0.293	0.386
F	108.8914	124.7831	23.7708	136.0615	203.5685	103.7135
<i>digital</i> 系数差异检验	Chi ² =15.31***		Chi ² =36.65***		Chi ² =5.03**	

实证结果表明,在是否制造业分组中(表6第(1)和(2)列),企业数字化转型对制造业和非制造业企业人力资本结构的影响系数均正向显著。相对而言,对非制造业企业人力资本结构的提升效应要大于制造业企业,并且采用似无关模型(SUR)对两个模型中数字化转型系数差异进行检验,发现两组样本的系数差异在1%的水平上显著。本文认为,制造业相对服务业而言,距离消费端较远,传统制造业数字化应用场景存在一定的局限性。近年来,国家大力推动传统制造业企业数字化转型,使智能化变革赋能传统企业,实现不同产业协同发展,尝试让传统制造业在数字化、平台化发展浪潮下焕发新活力,解决传统制造业企业面临的用工荒、用工成本高、生产效率低的经营问题和风险。非制造业企业尤其是服务业的创新转型动力较充足,对前沿数字技术的关注度和应用频率也相对较高。此外,非制造业企业组织架构更加灵活,与新兴产业和外部主体的沟通合作较多,尝试获得更为多元化的企业竞争优势,以争取足够的市场份额。非制造业企业通过将内外部资源的组合重塑,积极进行创新性更高的数字化转型,将数字化转型成果有效转变为商业化成果和绩效,这一过程离不开创新人才的支撑,进而体现在企业人力资本结构升级。

表6第(3)和(4)列列示了数字化转型对企业人力资本结构升级的促进作用在是否为信息服务行业的差异性。实证结果表明,在信息服务行业和非信息服务行业,企业数字化转型都促进了企业人力资本结构升级,但提升效果存在明显的差异性。在信息服务行业组别中,企业数字化转型对人力资本结构的估计系数为0.4232,且通过了1%的显著性水平,明显高于非信息服务行业(非信息服务行业的估计系数为0.1464,在1%水平下显著),SUR估计系数表明,*digital*系数差异在1%水平下显著。本文认为,信息服务行业的生产经营就是以先进技术为依托的,而数字技术作为科技创新的产物,对信息服务行业企业的重要性不言而喻。这类企业数字化转型深入至其核心业务和组织架构中,凭借这一创新技术优势,不断扩大对技术和高学历人才的需求,进而作用于企业人力资本结构。非信息服务行业并不具备信息服务行业企业对先进技术和创新转型的敏锐度,这就导致前沿数字技术的应用周期要明显长于高科技企业。同时,非信息服务行业的企业雇佣结构优化空间有限,技术型员工可能并不适用部分低技术密集型企业。因此,信息服务行

业的企业人力资本结构的优化效应更高。但综合来看,不论行业如何进行分组,企业数字化转型对人力资本结构的影响效应都非常显著,这种在不同行业表现出的差异性也符合行业自身发展特征。

根据WIND数据库中披露的企业人均创收指标的25%分位数将全样本进行划分,表6第(5)和(6)列列示了数字化转型对不同员工创收组别人力资本结构的促进效果差异。人均创收是指企业营业总收入除以员工总数,它表示在一定时期内企业平均每人实现的营业收入,体现了公司的盈利能力。实证结果表明,企业数字化转型对人力资本结构的升级效应在高人均创收组别和低人均创收组别均显著,但对人均创收较低企业的提升效果更为明显,*digital*系数差异在5%水平下显著。本文认为,一方面,在人均创收较低的企业中,拥有核心技能的员工对企业的收入贡献更大,这类员工具有相对较高的议价能力,数字化转型带来的劳动力结构变动在低创收企业中更加明显;另一方面,收入能力较强的企业往往数字化水平也较高。相比创收较低的企业,利用先进数字技术挖掘数据信息和提高生产效率的步伐也更快,因此这类企业在数字化转型过程中,高素质劳动力的结构和规模已经实现较高水平,规模扩张效应不如低创收企业显著。基于此,人均创收低的企业有着更强的动力和外部环境将数字化转型持续推进,从而扩大对高技能劳动力的需求,这体现在企业雇佣结构关系中,是人力资本水平的升级。

五、机制分析

前述实证分析为探究数字化转型对企业人力资本结构影响的异质性提供了数据支撑,基于理论部分的阐述,进一步探究数字化转型影响人力资本结构的传导机制,进一步验证假设H₂~假设H₄。本文分别从技术进步效应、公平竞争效应和规模扩张效应的视角出发,探究企业数字化转型影响人力资本结构的渠道机制,并对其进行检验。

首先,数字化转型程度较深的企业利用云端存储、区块链等技术形成数据生产力,进一步释放创新要素价值,提高企业研发强度,通过“数智化”改造驱动数字技术在内部各个生产经营部门的应用,逐渐形成企业内部创新的新范式和竞争优势。随着企业研发创新能力的提高和先进数字技术的应用,低技能劳动力被逐渐替代,高技能劳动力需求增加,因此,能够显著提升企业人力资本结构水平。技术进步效应的重要衡量标准就是从投入和产出两个视角出发。从投入视角看,本文考虑到企业研发投入提高是研发强度加大的直观表现,因此选择研发投入占营业收入的比重(*rd_pro*)对研发强度进行刻画。从产出视角出发,为更好的捕捉企业研发成果,真实的反映企业研发状况,进一步选取企业专利申请数量(*patent*)作为技术进步效应的衡量标准,将投入指标和产出指标相结合,多维度衡量企业技术进步效应。

其次,数字化水平的提高进一步促进企业将数字化治理模式应用至自身管理中,减少高管薪酬与员工薪酬存在的鸿沟现象,促进收入结构的公平性和合理性。而收入与分配的合理性一方面提高了员工的积极性,优化人力资本结构;另一方面,薪酬水平是劳动力自身价值的重要体现之一,企业内部公平竞争的一个重要衡量标准就是企业薪酬差距,企业内部较小的薪酬差距能够吸引高技能劳动力流入企业,进而提升人力资本结构水平。本文依据杨薇和孔东民(2019)^[13]的研究,选取管理层平均薪酬与员工平均薪酬的比值(*ipg*)衡量企业内部薪酬差距。进一步地,参考陈良银等(2021)^[56]的相关研究,选用前三名高管薪酬作为管理层薪酬的替代指标,构造企业内部薪酬差距(*ipg1*),两个指标共同衡量企业公平竞争效应,保证测算结果的可靠性。

最后,数字化转型能够在很大程度上帮助企业细化组织架构,开拓外部市场,促使企业实现规模扩张,进而提升企业成长性。同时,企业数字化转型符合目前新时代中国企业改革转型的大趋势,资本对这类企业具有高度倾向性,企业成长的动力和活力被进一步激发。企业具有持续发展

的成长性会不断吸引高技术、高水平劳动力,进而促进企业人力资本结构高级化不断攀升。本文依据倪克金和刘修岩(2021)^[32]的研究,选择企业营业收入增长率的对数(*growth*)衡量企业规模扩大、成长性提高的指标。此外,本文还选择净利润增长率的对数(*growth1*)衡量企业持续发展和动态收益的状况,作为评价企业规模扩张和效益提高的成长性指标。

基于此,本文借鉴温忠麟和叶宝娟(2014)^[57]的方法,构建了式(3)~式(5)的回归方程,用模型(3)检验企业数字化转型对人力资本结构的影响,若系数 β 显著,则用模型(4)检验数字化转型对中介变量(研发强度、内部薪酬差距、企业成长性)的影响,若系数 β_1 显著,则用模型(5)检验同时加入中介变量和数字化转型后对人力资本结构的影响,若系数 θ_2 和 β_2 均显著,则为部分中介效应;若 θ_2 显著但 β_2 不显著则为完全中介效应,否则中介效应不成立,并对检验结果进行Sobel检验和500次Bootstrap抽样检验。检验结果如表7~表9所示。

$$skill_unskill_{it} = \alpha + \beta digital_{it} + \sum \gamma CVs_{it} + \sum Year + \sum Ind + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

$$M_{it} = \alpha_1 + \beta_1 digital_{it} + \sum \gamma_1 CVs_{it} + \sum Year + \sum Ind + \tau_{it} \quad (4)$$

$$skill_unskill_{it} = \alpha_2 + \theta_2 M_{it} + \beta_2 digital_{it} + \sum \gamma_2 CVs_{it} + \sum Year + \sum Ind + \xi_{it} \quad (5)$$

1. 技术进步效应的机制检验

数字化转型能够显著提升企业研发强度,形成创新优势,促进企业技术进步,进而优化人力资本结构。表7列示了研发强度机制识别的检验结果,第(2)列回归结果表明,数字化转型能够显著促进企业研发投入,数字化转型的回归系数为1.0874,并通过1%的显著性检验;第(3)列中同时纳入解释变量数字化转型和中介变量研发投入(*rd_pro*),数字化转型和研发投入的估计系数分别为0.2067和0.0372,均在1%的水平上显著为正。Sobel检验的Z统计量为17.000,通过1%的显著性检验,Bootstrap检验结果表明,置信度为95%的中介效应置信区间为[0.0316, 0.0492],不包含0,这说明,研发投入在企业数字化转型和人力资本结构之间起到部分中介作用。进一步地,第(4)列*digital*回归系数在1%的水平上显著,第(5)列专利申请数量的回归系数为0.0220,在1%的水平上显著,同时,数字化转型的回归系数在1%的水平上同样显著,且通过了Sobel和Bootstrap检验,进一步证明研发强度在二者间起到了部分中介作用,即形成了“企业数字化转型→技术进步效应→优化人力资本结构”的正向路径。

表7 机制检验:技术进步效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>skill_unskill</i>	<i>rd_pro</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>patent</i>	<i>skill_unskill</i>
<i>digital</i>	0.2497*** (37.6091)	1.0874*** (31.2960)	0.2067*** (24.1913)	0.2619*** (28.4013)	0.2439*** (36.1722)
<i>rd_pro</i>			0.0372*** (20.2487)		
<i>patent</i>					0.0220*** (4.8188)
常数项	0.1080 (0.8316)	0.3333 (0.4842)	0.2547 (1.5477)	-4.0187*** (-22.2771)	0.1965 (1.4991)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是
样本量	24811	17008	17008	24811	24811

续表 7

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>skill_unskill</i>	<i>rd_pro</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>patent</i>	<i>skill_unskill</i>
调整 R ²	0.321	0.433	0.375	0.212	0.321
F	309.4822	342.9818	262.5242	176.9832	302.4127
Sobel 检验	17.000***			4.751***	
Bootstrap 中介效应置信区间	[0.0316, 0.0492]			[0.0030, 0.0085]	

一方面,在企业数字化转型大背景下,创新投入和创新行为成为提升企业核心竞争力的必要手段,企业不断将资本投入到创新强度极高的数字化转型中,整合了创新数据资源,扩大了企业创新边界,加大了对相关数字技术劳动力的需求,更有助于企业形成人才关系网络。同时,数字化转型的逐步深入也为企业带来强有力的创新产出,先进技术与高技能劳动力适配度更高,进一步增加对高技能劳动力的需求。另一方面,一个创新潜能高的企业必然能够在劳动力市场上获得更多的认可,这种劳动力的聚集效应明显表现在高技能劳动力上,劳动配置效率的提高进一步激发创新活力,企业内部形成良性循环。如何对企业已有人力资本进行合理配置的同时提高高技能、高学历人力资本的比例,成为企业高质量发展的内在驱动力。因此,本文的实证结果支持了“数字化转型→技术进步效应→优化人力资本结构”的正向路径。

2. 公平竞争效应的机制检验

数字化转型能够显著缩小企业内部薪酬差距,使得分配更加公平和合理,进而提高高技能、高学历人力资本的比例。表 8 实证结果表明,随着数字化转型程度的加深,企业内部薪酬差距在逐渐减小,数字化转型在第(2)列模型中的回归系数为-0.0369,通过 5% 的显著性检验。对高管薪酬指标进行替换后,第(4)列模型结果表明,数字化转型的回归系数仍显著为负,表明企业数字化转型程度的提高确实能够缩小企业内部薪酬差距。数字化转型具有技能偏向性的特点,能够显著提升企业生产经营效率,提升企业业绩水平,进而提高员工薪酬水平。此外,数字化转型为企业带来更加高效的治理模式和平台,可以根据企业经营状况、规模变化以及市场表现等因素制定更加合理的薪酬结构,形成规范和可量化的薪酬标准,促使企业更加注重公平分配的问题。

表 8 机制检验:公平竞争效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>skill_unskill</i>	<i>ipg</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>ipg1</i>	<i>skill_unskill</i>
<i>digital</i>	0.2497*** (37.6091)	-0.0369** (-2.5524)	0.2487*** (37.5133)	-0.0642*** (-2.7579)	0.2487*** (37.5065)
<i>ipg</i>			-0.0277*** (-9.5230)		
<i>ipg1</i>					-0.0159*** (-8.7825)
常数项	0.1080 (0.8316)	-10.0728*** (-35.5718)	-0.1702 (-1.2801)	-16.3886*** (-36.0057)	-0.1522 (-1.1443)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是

续表 8

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>skill_unskill</i>	<i>ipg</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>ipg1</i>	<i>skill_unskill</i>
样本量	24811	24804	24804	24808	24808
调整 R ²	0.321	0.193	0.323	0.186	0.323
F	309.4822	156.6608	304.8798	150.2992	304.4172
Sobel 检验	2.465**			2.631***	
Bootstrap 中介效应置信区间	[0.0003,0.0018]			[0.0004,0.0017]	

进一步地,将企业内部薪酬差距和数字化转型同时纳入模型中,结果如表 8 第(3)和第(5)列所示。数字化转型在两个模型中的估计系数均为 0.2487,内部薪酬差距在两个模型中的估计系数分别为-0.0277和-0.0159,在 1% 的水平上均显著。Sobel 检验的 Z 统计量分别为 2.465 和 2.631,均通过 5% 的显著性检验。同时,Bootstrap 中介效应检验的置信区间不包含 0,这说明,企业内部薪酬差距在数字化转型和人力资本结构之间起到部分中介作用。一方面,比较理论中的公平理论和相对剥削理论提出,企业内部较大的薪酬差距会增强员工在企业中的不公平感,进而削减工作积极性,给企业绩效和生产效率带来较大的负面影响,减少高层次人力资本的比重(杨薇和孔东民,2019)^[13],因此,企业内部薪酬差距的缩小有助于化解内部劳动力效率风险,给员工带来一定的激励作用,这种积极的心理感知会在企业中蔓延,进而促使高技能、高学历人力资本的聚集;另一方面,企业内部薪酬差距扩大时,低技能劳动力在市场上的议价能力有限,面对不断增加的薪酬差距,也只能保持接受态度,企业为了减少开支和保持利润增长,则会扩大低技能劳动力的比重。因此,本文实证结果支持了“数字化转型→公平竞争效应→优化人力资本结构”这条路径。

3. 规模扩张效应的机制检验

企业数字化转型能够有效促进企业成长,实现企业功能和边界的扩张,提升人力资本结构水平。数字化转型影响人力资本结构的企业成长性机制检验结果如表 9 所示,实证结果表明,数字化转型带来了企业成长性的显著提升,表 9 第(2)列数字化转型的估计系数为 0.1513,第(4)列数字化转型的估计系数为 0.1326,且都在 1% 的水平下显著;第(3)列和第(5)列中企业成长性和数字化转型的估计系数分别为 0.0397、0.0184 和 0.2544、0.2649,均在 1% 的水平上显著为正。本文还进行了 Sobel 检验,Z 统计量分别为 6.394 和 2.897,均在 1% 的水平上显著,Bootstrap 检验结果表明,置信度为 95% 的中介效应置信区间分别为 [0.0042,0.0078] 和 [0.0009,0.0040],均不包含 0,因此企业成长性在数字化转型与人力资本结构之间为部分中介效应,即数字化转型通过提高企业成长性,促使企业规模扩张,进而促进人力资本结构升级。

表 9 机制检验:规模扩张效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>skill_unskill</i>	<i>growth</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>growth1</i>	<i>skill_unskill</i>
<i>digital</i>	0.2497*** (37.6091)	0.1513*** (13.0536)	0.2544*** (30.3870)	0.1326*** (6.6379)	0.2649*** (23.3595)
<i>growth</i>			0.0397*** (7.3342)		
<i>growth1</i>					0.0184*** (3.2192)

续表 9

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>skill_unskill</i>	<i>growth</i>	<i>skill_unskill</i>	<i>growth1</i>	<i>skill_unskill</i>
常数项	0.1080 (0.8316)	1.5192*** (6.3902)	0.1074 (0.6281)	3.7824*** (8.9754)	-0.0621 (-0.2591)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	是	是	是	是	是
样本量	24811	17665	17665	9858	9858
调整 R ²	0.321	0.178	0.335	0.117	0.363
F	309.4822	101.9043	228.9312	35.2162	145.2703
Sobel 检验	6.394***			2.897***	
Bootstrap 中介效应置信区间	[0.0042, 0.0078]			[0.0009, 0.0040]	

如前文所述,企业数字化转型过程中会产生海量数据,根据信息理论,通过利用先进数字技术对其进行挖掘和处理能够为企业经营决策提供一定的理论依据,进而拓宽了企业的发展视角,进一步提升对市场需求的判断能力。同时,数字技术也是一种海量、高速、多元化的信息资产,提高了企业在市场竞争中的核心价值,作用于企业具体特征,就是成长性的提高。数字化转型帮助企业制定更加合理的研发计划,提升要素的匹配速度,改善原本生产研发过程中高成本、高耗能的现状,打破信息传递中的壁垒,从根本上解决企业成长过程中遇到的困境。数字化转型为企业带来价值溢价,先进的数字技术加上一定程度的自身宣传能够帮助企业提升自身价值,实现企业的可持续发展,企业成长性的不断提高体现在劳动力结构上就是人力资本结构水平的攀升。因此,本文的实证结果支持了“数字化转型→规模扩张效应→优化人力资本结构”的正向路径。

六、结论及建议

在全球数字化转型的浪潮下,推动 5G 技术、人工智能、大数据和云计算等新一代信息通信技术与各产业深度融合势在必行。其中,企业数字化转型升级是当前行业发展的主要趋势,数字化技术应用与实体企业相融合能够突破地域限制,积极响应全国甚至全球供需市场变化,逐步提高企业核心竞争力,进而有力提升我国经济质量和效益。面对目前数字化加速渗透企业发展的大环境下,人力资本是决定企业能否实现转型赋能的关键,新时代数字技术的飞速发展也对企业人力资本提出由“量”到“质”的转变要求。而企业人才机制的改革对提高全要素生产率、带动居民收入增长、促进经济增长正循环具有重要作用。本文从企业微观视角出发,通过理论分析和实证研究探讨了数字化转型对人力资本结构升级的影响,主要研究结论有:第一,数字化转型可以显著促进企业人力资本结构升级。基于多期倍差法和工具变量法等实证检验二者回归结果的稳健性,结果均通过了稳健性检验。第二,异质性分析结果表明,数字化转型对人力资本结构的升级效应在非制造业行业、信息传输、软件和信息技术服务业行业 and 人均创收小的企业中更加明显。第三,机制检验结果表明,数字化转型能够帮助企业发挥技术进步效应、公平竞争效应和规模扩张效应,提高企业研发创新能力,促使分配更加公平和合理,提高企业核心竞争力,这些都助于企业人力资本结构升级。基于本文研究结论,提出如下政策启示:

第一,数字化转型对企业人才决策具有重要的影响。人力资本结构作为劳动力结构的重要体

现,对企业提高生产效率、加快技术转型发挥着至关重要的作用。研究表明,企业数字化转型对低技能劳动力存在替代效应,对高技能劳动力存在创造效应,这对目前劳动力的数字素养和技能提出了更高要求。只有人力资本充分发挥其在劳动力市场的技术优势和竞争优势,才能降低数字化转型对其的挤占效应。一方面,政府要不断完善全民数字教育基础设施建设,统筹已有教育方案、平台和资源,搭建更加满足目前市场需求的人才平台。同时,改革高等教育、职业教育体制,提供与技能型、高端型人力资本相匹配的针对性教育资源,围绕现阶段数字化转型关键阶段对人才的切实需要,制定高等、职业教育培养方案,真正实现教学内容与实际工作对接。此外,针对数字化转型信息接受度较弱的群体要采取精准帮扶,对于偏远地区和信息通信技术较为落后的地区要充分发挥各方面社会资源,帮助他们使用先进设备、进行数字化消费、开展网络安全教育等。另一方面,企业要赋能传统员工数字化转型,组织开展员工数字化转型方法论学习,引导员工“干中学”,推进企业构建具有自身特色的数字化转型路径。除此之外,企业还需不断完善人才管理与运营机制,进一步提升员工数字化转型意识和素养。

第二,本文研究表明,数字化转型能够发挥技术进步效应,通过提高企业研发强度促进人力资本结构升级。数字化转型具有技能偏向性特征,在转型过程中有助于企业升级落后技术,这会带来部分低技能劳动力的淘汰。此外,数字化转型必然带来数字创新资源的集聚,如何整合这类信息资源,将其转变为更具效率和规模的人才布局也是值得思考的方向。因此,应当结合创新技术、市场需求和自身专业,充分利用数字化转型带来的创新效应,帮助企业实现劳动力结构升级。一是政府应引导企业在关键环节培育创新场景,同时提供创新平台。二是政府应加大研发投入力度,对不同企业实施具有针对性的转型扶持政策。政府应当根据不同企业的资源禀赋、组织模式、产业特点等进行不同方式的投资,帮助企业突破转型过程中的资金瓶颈,更快满足符合当下经济发展趋势的劳动力结构。三是企业应当建立生产端与消费端的数据环路,吸引复合型创新人才,利用数字技术提升企业生产效率,利用数据要素提升企业市场研判水平,从投入和产出两个维度对数字化转型与创新的深度融合赋能。进一步地,随着企业数字生态逐渐形成,对员工的需求也从以往的单一型转变为目标具有创新能力的复合型人才,实现人力资本由“量变”到“质变”。

第三,本文发现数字化转型能够发挥公平竞争效应,缩小企业内部薪酬差距进而优化人力资本结构。但人力资本结构的优化能否带来经营效率的提高,实现新发展格局的构建,乃至在推动共同富裕的道路上能否实现实质性进展还需要重点关注收入分配的公平与效率问题。内部薪酬差距能够体现企业的利益分配,收入分配格局应当进一步优化,兼顾效率与公平。首先,政府应当优化资本、技术、劳动和管理等要素之间的分配格局,提高技能型劳动力群体的收入,提高复合型、创新型人才在劳动力市场上的议价能力。其次,适当减免中小企业相关税费,缓解数字化转型过程中的阵痛,给予先进科技企业税收优惠政策、扶持政策,解决部分企业在劳动力市场上遇到的人才引进困难。最后,扎实组织薪酬评定方案,让工资结构真正体现技能价值。在薪酬制度结构中,要特别强调员工在实际工作中以创新驱动为导向,主动响应数字化转型变革的大趋势,充分发挥数字化应用推动企业生产经营模式革新的优势。

第四,本文研究表明数字化转型能够发挥规模扩张效应,通过提高企业成长性,进而促进人力资本结构升级,这表明企业价值和成长性的不断攀升是吸引高水平劳动力的核心竞争力。企业在顺应数字化转型的大潮流下,更应当重视利用先进技术提高自身价值,从根本上抓住吸引人才的决定性因素。数字化程度的加深在微观表现上就是企业对数字先进技术的应用程度,要牢牢抓住数字化转型这一关键要素促进企业高质量发展。同时,数字化也应当从企业拓展到产业链,“链主”要充分利用头部资源发挥“领头羊”作用,带动更多中小企业、偏远地区企业加入产业链,最终

实现微观企业发展赋能实体经济发展,畅通国民经济循环体系。加强企业全产业发展认知,找准数字化转型中的差距与不足,加速企业成长。

参考文献

- [1]刘啟仁,赵灿.税收政策激励与企业人力资本升级[J].北京:经济研究,2020,(4):70-85.
- [2]赵灿,刘啟仁.进口自由化有利于企业人力资本优化吗?——来自中国微观企业的证据[J].北京:经济科学,2019,(6):43-55.
- [3]吴非,常曦,任晓怡.政府驱动型创新:财政科技支出与企业数字化转型[J].北京:财政研究,2021,(1):102-115.
- [4]袁淳,肖土盛,耿春晓,盛誉.数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化[J].北京:中国工业经济,2021,(9):137-155.
- [5]陈德球,胡晴.数字经济时代下的公司治理研究:范式创新与实践前沿[J].北京:管理世界,2022,(6):213-240.
- [6]Denison, E.F. The Sources of Economic Growth in the United States[M]. New York: Committee for Economic Development, 1962.
- [7]肖土盛,孙瑞琦,袁淳,孙健.企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额[J].北京:管理世界,2022,(12):220-237.
- [8]Klomp, J., and J.D.Haan. Political Regime and Human Capital: A Cross-Country Analysis[J]. Social Indicators Research, 2013, 111,(1):45-73.
- [9]夏怡然,陆铭.跨越世纪的城市人力资本足迹——历史遗产、政策冲击和劳动力流动[J].北京:经济研究,2019,(1):132-149.
- [10]周京奎,王贵东,黄征学.生产率进步影响农村人力资本积累吗?——基于微观数据的研究[J].北京:经济研究,2019,(1):100-115.
- [11]Ramezan, M. Intellectual Capital and Organizational Organic Structure in Knowledge Society: How are These Concepts Related? [J]. Trends in Applied Sciences Research, 2011, 6,(1):256-268.
- [12]Liu, X., D.V.Jaarsveld, and R.Batt, et al. The Influence of Capital Structure on Strategic Human Capital: Evidence From U.S. and Canadian Firms[J]. Journal of Management, 2014, 40,(2):422-448.
- [13]杨薇,孔东民.企业内部薪酬差距与人力资本结构调整[J].北京:金融研究,2019,(6):150-168.
- [14]李静,刘霞辉,楠玉.提高企业技术应用效率 加强人力资本建设[J].北京:中国社会科学,2019,(6):63-84,205.
- [15]Nambisan, S., M.Wright, and M.Feldman. The Digital Transformation of Innovation and Entrepreneurship: Progress, Challenges and Key Themes[J]. Research Policy, 2019, 48,(8):1-9.
- [16]孙博,刘善仕,姜军辉,葛淳棉,周怀康.企业融资约束与创新绩效:人力资本社会网络的视角[J].北京:中国管理科学,2019,(4):179-189.
- [17]Gregory, V. Understanding Digital Transformation[J]. The Journal of Strategic Information Systems, 2019, 28,(2):118-144.
- [18]何小钢,梁权熙,王善骠.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].北京:管理世界,2019,(9):65-80.
- [19]王永钦,董雯.机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J].北京:经济研究,2020,(10):159-175.
- [20]孔高文,刘莎莎,孔东民.机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J].北京:中国工业经济,2020,(8):80-98.
- [21]Acemoglu, D., and P.Restrepo. The Race between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment[J]. American Economic Review, 2018, 108,(6):1488-1542.
- [22]约瑟夫·阿洛伊斯·熊彼特.经济发展理论[M].北京:商务印书馆,1990.
- [23]叶永卫,李鑫,刘贯春.数字化转型与企业人力资本升级[J].北京:金融研究,2022,(12):74-92.
- [24]戴魁早,李晓莉,骆君函.人力资本结构高级化、要素市场发展与服务业结构升级[J].北京:财贸经济,2020,(10):129-146.
- [25]赵宸宇,王文春,李雪松.数字化转型如何影响企业全要素生产率[J].北京:财贸经济,2021,(7):114-129.
- [26]刘智勇,李海峥,胡永远,李陈华.人力资本结构高级化与经济增长——兼论东中西部地区差距的形成和缩小[J].北京:经济研究,2018,(3):50-63.
- [27]徐灿宇,李焯博,梁上坤.董事会断裂带与企业薪酬差距[J].北京:金融研究,2021,(7):172-189.
- [28]Murphy, K.M., S.Andrei, and R.W.Vishny. The Allocation of Talent: Implications for Growth[J]. Quarterly Journal of Economics, 1999, 114,(3):613-631.

1991, 106, (2): 503-530.

- [29]张勋,万广华,张佳佳,何宗樾.数字经济、普惠金融与包容性增长[J].北京:经济研究,2019,(8):71-86.
- [30]魏志华,王孝华,蔡伟毅.税收征管数字化与企业内部薪酬差距[J].北京:中国工业经济,2022,(3):152-170.
- [31]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33, (2): 3-30.
- [32]倪克金,刘修岩.数字化转型与企业成长:理论逻辑与中国实践[J].北京:经济管理,2021,(12):79-97.
- [33]Nason, R.S., and J. Wiklund. An Assessment of Resource-Based Theorizing on Firm Growth and Suggestions for the Future[J]. *Journal of Management*, 2018, 44, (1): 32-60.
- [34]Mithas, S., A.R. Tafti, and I.R. Bardhan, et al. Information Technology and Firm Profitability: Mechanisms and Empirical Evidence[J]. *MIS Quarterly*, 2012, 36, (1): 205-224.
- [35]Goldfarb, A., and C. Tucker. Digital Economics[J]. *Journal of Economic Literature*, 2019, 57, (1): 3-43.
- [36]田秀娟,李睿.数字技术赋能实体经济转型发展——基于熊彼特内生增长理论的分析框架[J].北京:管理世界,2022,(5):56-74.
- [37]沈国兵,袁征宇.企业互联网化对中国企业创新及出口的影响[J].北京:经济研究,2020,(1):33-48.
- [38]Milgrom, P., and J. Roberts. The Economics of Modern Manufacturing: Technology, Strategy, and Organization[J]. *American Economic Review*, 1990, 80, (3): 511-528.
- [39]Bresnahan, T.F., E. Brynjolfsson, and L.M. Hitt. Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor Firm-Level Evidence[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2002, 117, (1): 339-376.
- [40]陈梦根,周元任.数字化对企业人工成本的影响[J].北京:中国人口科学,2021,(4):45-60, 127.
- [41]Jorgenson, D.W., M.S. Ho, and K.J. Stiroh. A Retrospective Look at the U.S. Productivity Growth Resurgence[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2008, 22, (1): 3-24.
- [42]柏培文,张云.数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益[J].北京:经济研究,2021,(5):91-108.
- [43]Lindstedt, C., and D. Naurin. Transparency is not Enough: Making Transparency Effective in Reducing Corruption[J]. *International Political Science Review*, 2010, 31, (3): 301-322.
- [44]Chen, C.X., and T. Sandino. Can Wages Buy Honesty? The Relationship between Relative Wages and Employee Theft[J]. *Journal of Accounting Research*, 2012, 50, (4): 967-1000.
- [45]Khalik, A.A. Self-sorting, Incentive Compensation and Human-Capital Assets[J]. *European Accounting Review*, 2003, 12, (4): 661-697.
- [46]Pfeffer, J., and N. Langton. The Effect of Wage Dispersion on Satisfaction, Productivity, and Working Collaboratively: Evidence from College and University Faculty[J]. *Administrative Science Quarterly*, 1993, 38, (3): 382-407.
- [47]张叶青,陆瑶,李乐芸.大数据应用对中国企业市场价值的影响——来自中国上市公司年报文本分析的证据[J].北京:经济研究,2021,(12):42-59.
- [48]Brynjolfsson, E., and K. McElheran. The Rapid Adoption of Data-Driven Decision-Making[J]. *American Economic Review*, 2016, 106, (5): 133-139.
- [49]Fadziso, T. The Impact of Artificial Intelligence on Innovation[J]. *Global Disclosure of Economics and Business*, 2018, 7, (2): 81-88.
- [50]Becker, G.S. *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis with Special Reference to Education*[M]. Chicago: University of Chicago Press, 1964.
- [51]李海峥,梁赟玲, Barbara Fraumeni, 刘智强, 王小军. 中国人力资本测度与指数构建[J]. 北京: 经济研究, 2010, (8): 42-54.
- [52]吴武清, 田雅婧. 企业数字化转型可以降低费用粘性吗——基于费用调整能力视角[J]. 北京: 会计研究, 2022, (4): 89-112.
- [53]Jacobson, L.S., R.J. LaLonde, and D.G. Sullivan. Earnings Losses of Displaced Workers[J]. *American Economic Review*, 1993, 83, (4): 685-709.
- [54]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].北京:中国工业经济,2019,(8):5-23.
- [55]Nunn, N., and N. Qian. US Food Aid and Civil Conflict[J]. *American Economic Review*, 2014, 104, (6): 1630-1666.
- [56]陈良银,黄俊,陈信元.混合所有制改革提高了国有企业内部薪酬差距吗[J].天津:南开管理评论,2021,(5):150-162.
- [57]温忠麟,叶宝娟.中介效应分析:方法和模型发展[J].北京:心理科学进展,2014,(5):731-745.

How Does Digital Transformation Promote the Upgrading of Enterprise Human Capital Structure

ZHU Xi-an, MA Ying-ge

(School of Statistics and Mathematics, Zhongnan University of Economics and Law, Wuhan, Hubei, 430073, China)

Abstract: With the diversified application of digital technologies, digital transformation plays a vital role in enhancing the value of Chinese enterprises, and is also an important way to achieve high-quality economic development. The “14th Five-Year Plan” clearly proposes to accelerate digital development, deepen the application of digital technology in all aspects and fields, and continue to promote the digital transformation of enterprises. On this basis, the “14th Five-Year Plan” national informatization plan has been formulated, putting the construction of digital transformation and development system in an increasingly important position, taking the real economy as the focus of economic development, and trying to transform the advantages of digital transformation into the improvement of economic benefits and core competitiveness of enterprises. With the continuous deepening of the digital transformation process of enterprises, employees’ ability to use advanced digital technologies and process massive data will also be improved, and then become the software support for human capital of enterprises. At the same time, the demand for skilled and highly educated people is also increasing.

Digital transformation is related to the upgrading of human capital structure of enterprises, and it is also an important engine to promote economic and social development. Based on the data of listed companies from 2011 to 2021, this paper uses the method of machine learning to measure the degree of digital transformation of enterprises, and empirically tests the impact of digital transformation on human capital structure of enterprises and the transmission mechanism. The results show that digital transformation significantly improves the human capital structure of enterprises, and there is a certain degree of heterogeneity. Specifically, it is more pronounced for non-manufacturing enterprises, information transmission, software and information technology service industries and enterprises with small income per capita. At the same time, the endogeneity and robustness tests were carried out by means of multi-period multiple difference method and instrumental variable method, and the conclusion was still valid. The transmission mechanism shows that digital transformation mainly realizes the upgrading of the internal human capital structure of enterprises by exerting the effect of technological progress, fair competition and scale expansion. The research in this paper is helpful for enterprises to carry out talent strategic layout and form an important fulcrum for talent development. At the same time, it also provides micro-evidence for digital transformation to promote the optimization of human capital structure, and provides relevant enlightenment for the formulation of digital-strategy-related policies and high-quality economic development in the new era.

First, the government should continuously improve the construction of digital education infrastructure for all, coordinate the existing education programs, platforms and resources, and build a talent platform that better meets the current market demand. Enterprises should empower traditional employees for digital transformation, organize employees to learn digital transformation methodology, and promote enterprises to build digital transformation paths with their own characteristics. Second, the government should guide enterprises to cultivate innovation scenarios in key links, while providing innovation platforms, increasing research and development investment, and implementing targeted transformation support policies for different enterprises. Third, the government should optimize the distribution pattern among factors such as capital, technology, labor and management, increase the income of skilled labor groups, and improve the bargaining power of compound and innovative talents in the labor market. Enterprises should firmly organize the salary evaluation scheme, so that the salary structure can truly reflect the value of skills. Fourth, in response to the tide of digital transformation, enterprises should pay more attention to the use of advanced technology to improve their own value, and fundamentally grasp the decisive factor of attracting talent.

Key Words: digital transformation; human capital structure; technological progress; fair competition; scale expansion

JEL Classification: L86, J24

DOI: 10.19616/j.cnki.bmj.2024.02.003

(责任编辑:舟 山)