



数字技术应用与企业劳动力投资效率

谢获宝¹, 惠丽丽², 史宝君², 钟慧洁³

1 武汉大学 经济与管理学院, 武汉 430072

2 武汉理工大学 管理学院, 武汉 430070

3 中南财经政法大学 会计学院, 武汉 430060

摘要: 劳动力、资本和技术要素共同构成推动经济持续增长的不竭动力。在劳动力成本不断上涨的环境中, 企业增强劳动力资本配置的合理性和有效性显得尤为重要。数字经济的快速发展为实体企业提供了技术革新的契机, 数字技术应用能否缓解劳动力供给不足带来的不利影响, 改善劳动力投资决策环境和优化劳动力结构是值得研究的重要问题。

在理论分析的基础上, 以2010年至2022年非金融保险、非房地产上市企业为初选样本, 研究数字技术应用对劳动力投资效率的影响, 运用工具变量法、倾向得分匹配方法、控制地区固定效应和剔除部分样本解决内生性问题。并分别从技术赋能、信息赋能和内部治理赋能角度揭示数字技术应用改善劳动力投资效率的原因, 从劳动力密集程度和产权性质角度, 探讨数字技术应用改善劳动力投资效率效应的差异。

研究表明, 数字技术应用能够有效促进企业提高劳动力投资效率, 且与劳动力投资不足的情形相比, 该效应在劳动力投资过度的企业中更加显著。机制检验结果表明, 数字技术应用可以通过实现数字技术要素与劳动力要素的替代和协同发展、优化劳动力决策的信息环境和改善内部治理来提升劳动力投资效率。异质性分析表明, 在劳动力密集度高的企业和非国有企业中, 数字技术应用提升劳动力投资效率的效应更加显著。

从劳动力生产要素赋能视角, 研究数字技术应用影响实体企业劳动力投资效率的后果及过程。研究结果不仅对企业加快数字化转型和改善劳动力资源配置效率具有指导意义, 也为政府发展实体经济和深化供给侧结构性改革提供启示。

关键词: 数字技术应用; 劳动力投资效率; 技术赋能; 信息赋能; 内部治理赋能

中图分类号: F272.7

文献标识码: A

doi: 10.3969/j.issn.1672-0334.2023.06.004

文章编号: 1672-0334(2023)06-0045-17

引言

当今世界正在经历一场蓄势待发的科技革命和产业变革, 云计算、人工智能、大数据、量子计算、

移动互联网和区块链等数字技术逐渐成为经济发展的核心驱动力。2017年数字经济被首次写入政府工作报告, 《数字经济发展战略纲要》等一系列文件相

收稿日期: 2022-06-22 **修返日期:** 2023-09-13

基金项目: 国家自然科学基金(71803146); 教育部人文社会科学研究项目(23YJA630103)

作者简介: 谢获宝, 会计学博士, 武汉大学经济与管理学院教授, 研究方向为高管薪酬契约和数字经济等, 代表性学术成果为“政府控制链监管、信息生产与股价崩盘风险”, 发表在2023年第3期《经济管理》, E-mail: xie_hb@263.net
惠丽丽, 会计学博士, 武汉理工大学管理学院副教授, 研究方向为成本粘性、金融资产配置和数字经济等, 代表性学术成果为“金融资产配置有助于实现杠杆治理效应吗?”, 发表在2021年第3期《会计与经济研究》, E-mail: hllwhu@163.com

史宝君, 武汉理工大学管理学院硕士研究生, 研究方向为公司治理和数字经济等, E-mail: sbj214@163.com

钟慧洁, 会计学博士, 中南财经政法大学会计学院讲师, 研究方向为资本市场管制和公司治理等, 代表性学术成果为“资本市场开放能否抑制管理层语调操纵? ——基于‘陆港通’的准自然实验”, 发表在2022年第6期《南京审计大学学报》, E-mail: Z0004747@zucl.edu.cn

继出台,成为促进数字经济良性发展的政策支持。促进数字经济与实体经济深度融合,赋能实体企业的传统生产要素,提升资源配置效率,成为推进实体企业高质量发展、优化生产要素市场化配置和深化供给侧结构性改革的重要举措。

劳动力、资本和技术要素是推动经济持续增长的不竭动力^[1-2],在推动实体企业整合生产要素、突破边际报酬递减约束和实现持续增长等方面发挥积极作用^[3-4]。在劳动力成本不断上涨的情况下,劳动力资本配置的合理性和有效性对于企业高质量发展尤为重要。2005年之后,中国人口老龄化程度加剧,“人口红利”逐渐消失,劳动力供给规模不断下降。《劳动合同法》的颁布和实施显著提高了企业劳动力成本,“用工荒”“用工难”“用工贵”等问题愈发严重^[5]。数字经济快速发展为实体企业提供了技术革新的契机,数字技术应用能否减缓劳动力供给不足带来的不利影响,推动实体经济高质量发展,受到实务界和理论界广泛关注。基于此,本研究从技术革新视角,研究提高企业劳动力投资效率的驱动因素,揭示数字技术赋能企业劳动力投资效率的经济后果及机制路径,以期丰富和拓展数字技术融入传统生产要素体系、赋能劳动力生产要素和提高企业资源配置能力的微观研究,对于推进实体企业数字化转型、实现高质量可持续发展具有重要意义。

1 相关研究评述

1.1 劳动力配置有效性

基于资源配置效率理论,企业在现有技术水平下,遵循生产函数轨迹,运用生产要素有效组合实现产出最大化,即为资本配置的最优状态。结合劳动经济学理论,消耗劳动力资源实现的产出最大或者达到每单位产出消耗的劳动力资源最小,即为企业劳动力资源配置水平最优。任何偏离最优水平的劳动力投资不足或投资过度行为都将增加劳动力成本,给企业未来经营业绩和股东财富带来负面影响^[6]。已有研究聚焦代理问题降低企业劳动力投资效率的后果^[7],逻辑在于:超额雇佣是管理者维护自身地位的一项防御策略^[8],劳动力资源规模扩大能够给管理层带来更多安全、权力、地位和威望^[9];管理层往往通过降低劳动力投资规模来提升企业短期业绩^[10],导致劳动力投资效率处于次优状态。

从管理层决策视角,CEO与独立董事成员之间的关联会降低劳动力投资效率^[11],CEO持有企业内部债务容易导致劳动力非效率投资,激进的战略部署对企业劳动力投资效率产生负面影响^[12],高质量财务报告、会计稳健性和内控制度能通过减弱管理者的机会主义动机,提升劳动力投资效率^[13]。从外部监管视角,卖空机制促使企业提高劳动力投资效率^[14],短期机构投资者持股导致管理者追求短期业绩目标,以过度解雇员工等形式降低劳动力投资效率^[15],财务分析师监督能够改善企业信息透明度,减少劳动力非效率投资^[16]。

伴随数字经济的发展,技术革新对实体企业劳动力投资效率产生重要影响。本质上,数字技术是一项与电子计算机相伴而生的科学技术,借助电子设备将图、文、声、像等信息转化为二进制数字的运算、加工、存储、传送、传播和还原的通用技术,包含编码、压缩和解码等过程。融合信息和生物等其他科学技术之后,数字技术应用被赋予更多场景,多以大数据、互联网、云计算、人工智能和区块链等数字组件、数字平台和数字基础设施形式出现。数字技术加快了企业储存、扩散和传播信息的速度,降低信息搜寻成本和交易成本^[17-18],加速知识要素和数据要素在各系统间的流动和共享^[19],增加高技能劳动力用工和减少低端劳动力,优化调整劳动力资本结构^[20],发挥技术扩散效应,推动企业全要素生产率提升^[21-22]。

1.2 数字技术微观应用

数字技术推动企业组织结构、管理模式、运营机制和生产方式发生重大变革,实现管理方式扁平化、生产智能化以及资源配置模式的精准化和高效化,通过改善传统价值创造思维,为企业持续创造价值^[23]。数字技术可以系统、实时、精准的捕捉企业生产活动中产生的数据和信息,促进信息资源高效配置,打破企业内部以及企业之间的“数据孤岛”,形成多维数据共享,降低企业内部管理成本和外部市场交易成本^[24];实现人力、技术、实物、资本等资源集中共享、集约配置和优化重组,改善资源分散和重复配置等问题,提高资源配置效率^[25-26]。数字技术还可以嵌入生产运营各个环节,为材料采购、产品生产、成本管控、质量监管、库存管理、市场销售和物流运输等活动提供技术支撑,并进行流程再造,通过生产要素间的协同发展提升全要素生产率^[27],优化人力资本结构和固定资产投资效率^[28]。进一步利用数字连通和数字协同开展颠覆式创新活动,提高创新新颖程度^[29],增强企业投资实体经济的意愿^[30],赋能实体企业价值创造和可持续发展。

作为新一轮技术革命的主角,数字技术与劳动和资本等生产要素并列成为企业重要的生产要素和核心资源,对企业商业模式、技术创新和企业绩效产生影响,也深刻改变企业劳动力生产要素的价值创造能力和分配关系。数字技术要素与劳动力要素之间的迭代更新和优化重组形成人口和技术的双重红利,企业向高技能员工支付更高薪酬,使数字技术的赋能效应倍增^[31-32]。数字技术具有较强的技术偏向性特征,较大程度地替代简单脑力劳动和程序化工作,对整体就业和劳动力薪酬产生负面影响^[33]。数字技术应用缩小了市场对低端劳动力的需求空间,引发资本回报率大幅提升^[34],该效应在发达国家尤为明显^[35]。上述研究聚焦于宏观和行业层面,数字技术应用赋能劳动力生产要素的微观经济后果仍需更多经验证据。同时,数字技术是融合信息和生物或其他科技的硬件、软件、数字组件、数字平台、数字基础设施的集合,如何有效利用年报披露信息,缓解现有数字技术微观测度中“说得多做得少”等主观性

问题,客观度量企业的数字技术应用程度依然是难点。

已有研究主要用IT投入水平、信息技术人员占比、互联网设备投资水平和挖掘政府公告文本信息等方式测量数字技术应用程度^[36-37]。然而,大数据、人工智能、物联网、云计算、区块链等数字技术,通常在企业计算机系统、数控技术、数字仪表、通信设备及电子产品等具体场景中发挥积极效应,并以其实际应用的词汇出现在年报中。例如,朗新科技的年报核心竞争能力部分披露的数字技术关键词是智能化告警、诊断、精细化、无人值班等,仅搜索人工智能、物联网、云计算、区块链等关键词的披露词频,较难客观评价企业数字技术应用程度。基于此,本研究引入机器学习方法,用Word2Vec模型搜索和解析文本信息语境,测量企业的数字技术应用程度。从数字技术赋能劳动力生产要素视角,研究数字技术融入传统生产要素体系,通过技术赋能、信息赋能和内部治理赋能3种机制路径提高企业劳动力投资效率的重要过程。以期数字技术应用改善劳动力资源配置效率提供经验证据,为实体经济高质量发展和深化供给侧结构性改革提供启示。

2 理论分析和研究假设

2.1 数字技术应用对企业劳动力投资效率的影响

首先,数字技术应用有助于实现数字技术要素与劳动力生产要素之间的替代、互补和协同,优化劳动力规模和结构,为提高劳动力投资效率提供支持。一方面,工业机器人和高档数控机床等数字技术设备具有高效率、高精度和适应危险环境等优势,可直接执行诸如焊接、喷涂、码垛等生产任务,自动完成数据收集和存储,替代程序化工作任务,缩减冗余劳动力成本,提高企业劳动力投资效率。另一方面,工业机器人和人工智能等技术的应用增加了企业对智能工程技术人员、工业机器人系统运维员、工业机器人系统操作员等新型劳动岗位的需求,迫使企业雇佣和培养高技能劳动力^[38-39]。高技能劳动力能够灵活使用新技术,并更快地适应新流程和组织模式,促使劳动力生产要素与数字技术要素产生协同创新^[40];还可以在相同工作时间约束下充分利用自身比较优势,完成更多非程序化任务,大幅度提高劳动力生产效率。

其次,数字技术应用有助于提高企业的信息透明度,改善劳动力投资决策环境,为提高劳动力投资效率提供支持。一方面,不考虑企业基本面的特征,企业获取和处理信息的能力至关重要。先进的信息技术降低企业的信息处理成本,及时并准确传递更多财务信息和非财务信息,帮助利益相关者更好地了解企业用工需求^[41];通过规范的风险防范措施,帮助管理者制定合理有效的劳动力投资计划,提高劳动力资源配置效率。另一方面,市场需求、技术、政策和供应商等环境的变化会降低管理层预判外部环境的准确程度,给提升劳动力投资效率带来挑战^[42]。

大数据、互联网和云计算等信息技术能够模拟人脑思维,打破人脑的认知局限,辅助人脑管理和决策,迅速捕捉市场变化并做出响应^[43],提高不确定情形下企业的劳动力资源配置能力,改善劳动力投资效率。

最后,数字技术应用有助于降低代理成本,改善管理层机会主义动机对劳动力投资效率的负面影响,为提高劳动力投资效率提供支持。一方面,较高的信息处理成本、信息传递成本和组织协调成本会加重企业内部集权问题^[44],为管理层进行非效率劳动力投资创造机会。大数据、区块链等数字技术降低企业的信息处理成本,通过去中心化、去中介化的网络组织,挑战组织传统的权力结构^[45-46],改善监督效率^[47],降低代理成本,减少管理层过度雇佣行为。另一方面,信息技术有助于提升企业内部协调能力,促使组织向下赋权^[48],有利于各部门在资源投入、项目进展和业务管理等方面共享数据,实现信息共享透明化,确保组织内部战略计划和资源配置的开放性,最大程度实现技能互补、资源互补和智慧互补,通过协同效应实现企业生产经营柔性化,促使劳动力投资效率的提升。

综合上述分析,数字技术应用有助于实现数字技术要素与劳动力要素之间的替代和互补,改善劳动力结构,提高劳动生产效率;通过提升信息透明度优化劳动力投资决策环境,提高劳动力投资效率;通过降低代理成本,缓解管理层机会主义动机对劳动力投资效率的负面影响,为企业提高劳动力投资效率提供必要支持。基于此,本研究提出假设。

H₁ 数字技术应用有助于提高企业劳动力投资效率。

2.2 劳动力投资过度和投资不足的影响

依据现有成果,数字技术通过技术赋能、信息赋能和内部治理赋能,融入传统生产要素体系,与劳动力等要素形成替代、互补和协同效应,推动企业价值创造能力和劳动力投入产出效果的边界上移;改善劳动力投资结构,优化劳动力资源配置和运用效率;减少企业利益相关者之间信息不对称造成的摩擦,抑制管理层机会主义行为形成的劳动力资源冗余现象。理论上,企业在劳动力投资决策时会权衡劳动要素的边际产出与边际成本,决策所需的信息环境和内部治理环境构成影响劳动力投资规模和投资结构的重要影响因素^[49],并引发投资过度和投资不足现象。

总体来说,数字技术应用为企业降低劳动力投资规模提供技术支持,缩小实际投资水平与最优投资规模之间的差距,降低由于工资粘性引发的企业风险。在劳动力投资过度情景中,数字技术应用增强了低端劳动力被替代的可能性,通过增加企业劳动力投资决策环境的透明度,有效抑制管理层机会主义行为,减少企业冗余劳动力资源,降低劳动力成本,从而提高劳动力投资效率。通过数字技术与高端劳动力之间的互补效应,增加劳动力投资带来的边际

产出,进一步提升劳动力投资效率。在劳动力投资不足情景中,数字技术应用有助于企业优化劳动力结构,下移最优劳动力投资规模边界,通过有效运用数字技术与劳动力资源之间的协同效应,缓解劳动力投资不足等问题,为提高劳动力投资效率提供可能性。与劳动力投资不足相比,数字技术应用对提高劳动力投资过度企业的劳动力投资效率更为显著。

首先,劳动力投资过度往往伴随劳动力收益低和劳动力成本高等问题,给企业价值创造带来负面经济后果^[50]。在数字技术应用的过程中,先进的智能制造技术和信息技术与高技能劳动要素之间的互补性更强,有助于增加企业的边际产出效应^[51-52],优化劳动要素的投入产出比,减少同等经营规模下的劳动力资源投资水平,为提高劳动力投资效率提供技术支持。与此同时,与传统机械化和自动化技术相比,人工智能系统具有较强的自我学习能力和认知能力,对从事程序性工作的劳动力的替代程度更高,能够较大程度缩减非必要的劳动力成本,降低劳动力投资规模,改善投资结构,通过缓解劳动力过度投资,提高劳动力投资效率。其次,与劳动力投资不足相比,劳动力投资过度是管理者维护自身高管地位的一项防御策略^[8],为获得更高的权力、地位和威望,管理层通常将劳动力规模扩大到最优水平之上^[9]。因此,劳动力投资过度的企业往往伴随较为严重的代理问题。数字技术应用能够改善企业内部治理,降低代理成本,减少管理层的非效率劳动力投资行为^[53],提高劳动力投资效率。基于此,本研究提出假设。

H₂与劳动力投资不足相比,数字技术应用提高企业劳动力投资效率的效应在劳动力投资过度的情形下更加显著。

3 研究设计

3.1 数据来源

本研究选取2010年至2022年中国A股非金融保险和非房地产上市企业作为样本,并进行如下处理:①剔除样本期间ST和退市的样本;②剔除连续3年财务数据缺失的样本;③剔除当年IPO的样本;④剔除更换行业的样本。为减少极端值的影响,本研究对微观层面的连续变量进行1%和99%的缩尾处理。最终获取12395个观测样本值,年报数据来自国泰安数据库和巨潮资讯网站。

3.2 变量测量

3.2.1 因变量:劳动力投资效率

本研究参考PINNUCK et al.^[41]和BEN-NASR et al.^[42]的做法,将劳动力投资效率定义为企业在劳动力投资实际水平与最优水平之间的偏离度,偏离度越大,表明企业劳动力的非效率投资程度越高,劳动力投资效率越低。本研究构建回归模型,将得到的残差取绝对值作为劳动力投资效率的代理变量,该变量为反指标,数值越大,表示企业的实际劳动力投资水

平变动偏离最优值越大,劳动力投资效率越低。回归模型为

$$\begin{aligned} Hir_{i,t} = & \alpha_0 + \alpha_1 Sal_{i,t-1} + \alpha_2 Sal_{i,t} + \alpha_3 \Delta Roa_{i,t-1} + \\ & \alpha_4 \Delta Roa_{i,t} + \alpha_5 Roa_{i,t} + \alpha_6 Ret_{i,t-1} + \alpha_7 Siz_{i,t-1} + \\ & \alpha_8 Qui_{i,t-1} + \alpha_9 \Delta Qui_{i,t-1} + \alpha_{10} \Delta Qui_{i,t} + \\ & \alpha_{11} Lev_{i,t-1} + \alpha_{12} Aur_{i,t-1} + \alpha_{13} Los1_{i,t-1} + \\ & \alpha_{14} Los2_{i,t-1} + \alpha_{15} Los3_{i,t-1} + \alpha_{16} Los4_{i,t-1} + \\ & \alpha_{17} Los5_{i,t-1} + \sum Ind + \sum Yea + \varepsilon_{s,t} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, i 为企业, t 为年。 $Hir_{i,t}$ 为实际员工人数变化率,等于 t 年实际员工人数减 $(t-1)$ 年实际员工人数除以 $(t-1)$ 年实际员工人数。 Sal 为营业收入变化率, $Sal_{i,t}$ 等于 t 年营业收入减 $(t-1)$ 年营业收入除以 $(t-1)$ 年营业收入,以此类推。 Roa 为总资产收益率; $\Delta Roa_{i,t}$ 为 $(t-1)$ 年至 t 年总资产收益率的变化值,以此类推。 Ret 为股票收益率。 Siz 为企业规模。 Qui 为速动比率,等于货币现金、短期投资净额、应收账款净额之和除以流动负债总额; $\Delta Qui_{i,t}$ 为 $(t-1)$ 年至 t 年速动比率的变化值,以此类推。 Lev 为资产负债率。 Aur 为总资产周转率,等于营业收入除以总资产。 Los 为企业出现亏损的5种情形,如果 Roa 处于 $[-0.005, 0]$ 区间, $Los1$ 取值为1,否则取值为0;如果 Roa 处于 $[-0.010, -0.005]$ 区间, $Los2$ 取值为1,否则取值为0;如果 Roa 处于 $[-0.015, -0.010]$ 区间, $Los3$ 取值为1,否则取值为0;如果 Roa 处于 $[-0.020, -0.015]$ 区间, $Los4$ 取值为1,否则取值为0;如果 Roa 处于 $[-0.025, -0.020]$ 区间, $Los5$ 取值为1,否则取值为0。 Ind 为行业固定效应, Yea 为年份固定效应。 α_0 为常数项; $\alpha_1 \sim \alpha_{17}$ 为回归系数,表示各因素对实际员工人数变动的影响; $\varepsilon_{s,t}$ 为残差项,对其取绝对值即为劳动力投资效率的代理变量。

3.2.2 自变量:数字技术应用

本研究参照MIKOLOV et al.^[54]的研究方法,用Word2Vec自然语言处理方法测量数字技术应用。分为4个步骤:

(1)为避免已有测量数字技术微观应用时出现的“说得多做得多”等主观性问题,本研究提取上市企业年报“核心竞争能力部分”的关键词。

(2)根据上一步提取的关键词,选取出现频率较高的关键词作为数字技术的种子词汇,分别为智能化、机器人、人工智能、数字化、数字技术、5G、大数据、云计算、基站、新能源和区块链。

(3)根据上述种子词汇扩充相似词,选取与每个种子词相似度最高的前10个词作为相似词的词集,然后删除该词集中重复的词汇,并进行标准化处理。具体过程为:剔除整个年报的停用词,包含语气助词、副词、介词、连接词和标点符号;把年报中连续字符组成的语句按照规则划分成逐个独立词语;统计计数,用数字技术词汇词频数占整体文本有效分词数的比重测量数字技术的微观应用程度。

(4)效度测试。为了避免测量数字技术指标的方

法过于主观,本研究进行效度测试。根据神经网络语言的特性, Word2Vec 自然语言处理方法能够根据上下文语境将词语表示成密集的真实值向量,这些向量形成词向量空间,空间上的词向量之间的距离表示词汇之间的语义相似性,词向量之间的距离越近,相似度越大,句法越相似。因此,本研究筛选出相似系数大于 0.4 的词集 (0.3 以下不存在相关关系),绘制词汇之间的网络图谱,词汇之间的连线越粗、越密集,代表相关系数越大;词汇之间连线越细、距离越远,代表相关系数越小。在测试过程中,当相似系数被设定为 0.4 时,2005 年、2010 年、2015 年和 2020 年的词频图更符合中国数字经济发展趋势,满足测量企

业数字技术应用的有效性。为了体现测量数字技术应用方式的有效性,本研究列示了 2005 年、2010 年、2015 年和 2020 年数字技术应用词频图谱,见图 1。从图上看,2005 年披露的与数字技术应用相似的关键词不多,这些关键词之间的线段距离较长,密集度较低,表明 2005 年中国上市企业数字技术应用的场景较少,发展水平较低。2010 年、2015 年和 2020 年与数字技术应用相似的关键词数量逐渐增加,2015 年的图谱中出现了基站、无线通信、互联网、机器人、人工智能等关键词,与现阶段数字技术在企业中的应用场景更加贴近,关键词之间线段的密集度变大,表明 2015 年之后,上市企业数字技术应用有显著提升。

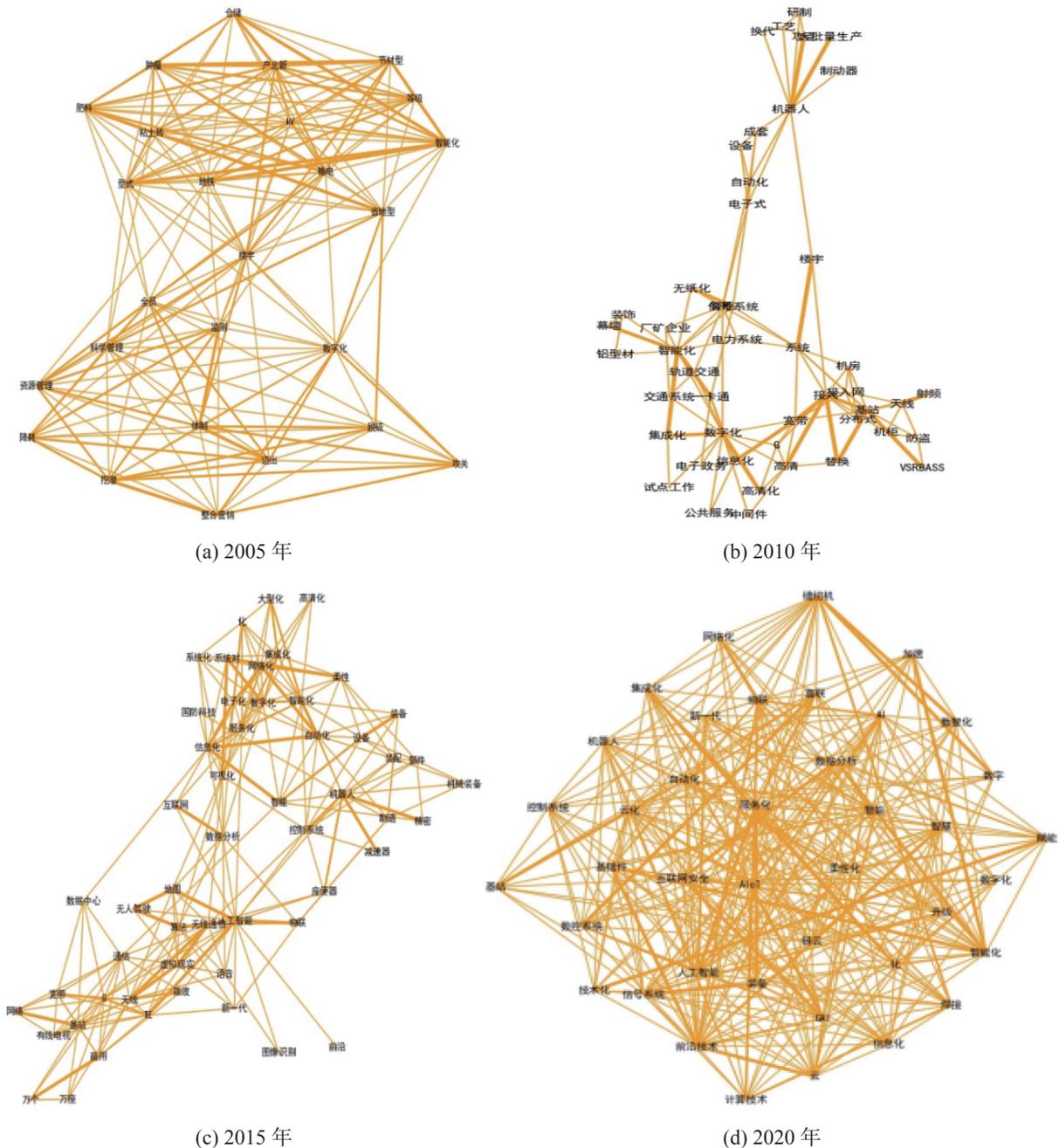


图 1 数字技术相似词提取网络图谱

Figure 1 Network Graph of Digital Technology Similar Word Extract

上述词频图与中国数字经济发展过程相符,回顾中国数字经济发展的趋势,2015年十八届五中全会提出实施网络强国战略和国家大数据战略之后,各项宏观指引政策不断被推出和细化,数字技术在实体经济中的嵌入融合更加深入。2016年5月,中共中央和国务院出台《国家创新驱动发展战略纲要》,将数字经济作为发展主攻方向之一;2016年12月,国务院印发《“十三五”国家战略性新兴产业发展规划》,数字创意产业首次被纳入国家战略性新兴产业发展规划;2017年,党的十九大提出,推动互联网、大数据、人工智能和实体经济深度融合,建设数字中国、智慧社会,持续推动数字技术与实体企业的深度融合。综合上述分析,本研究用 Word2Vec 自然语言处理方法测量上市企业数字技术应用能够体现场景化特征,并且符合中国数字经济的发展趋势,具有较好的有效性。

为了进一步说明本研究测量数字技术应用方法的有效性,表1列示了部分相似词。其中,电站、频段、幕墙等词汇字面上与大数据、人工智能、物联网、云计算、区块链等关键词有较大的差异,但是却体现了企业生产实践中数字技术具体应用场景。综合上述分析,本研究用 Word2Vec 自然语言处理方法测量上市企业数字技术应用体现了企业客观真实的场景化特征,在一定程度上避免了用大数据、人工智能、物联网、云计算、区块链等关键词词频测量的主观性问题,具有较好的有效性。

3.2.3 分组变量:劳动力投资过度 and 劳动力投资不足

劳动力投资的非效率行为可细分为劳动力投资过度 and 投资不足两类,本研究根据(1)式残差项的符号将样本划分为劳动力投资过度 and 劳动力投资不足两组。残差项大于零,表示劳动力投资过度;残差项小于零,表示劳动力投资不足。

3.2.4 控制变量

本研究参考李小荣等^[13]和 BEN-NASR et al.^[42]的研究,控制企业财务变量和治理变量,财务变量包括企业规模、资产负债率、营业毛利率、固定资产占比、劳动力成本、投资机会、营业收入增长率、流动比率和研发费用率,治理变量包括两职合一、高管薪酬和产权性质。具体的变量定义见表2。

3.3 模型设定

为了检验数字技术应用对劳动力投资效率的影响,本研究构建基本模型检验 H_1 和 H_2 , 引入企业固定效应、行业固定效应和年份固定效应进行实证检验。回归模型为

$$Res_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 DT_{i,t} + \sum \beta_j Ctl_{i,t} + \sum Fir + \sum Ind + \sum Yea + \varepsilon_{i,t}^2 \quad (2)$$

其中, Ctl 为控制变量; Fir 为企业固定效应; β_0 为常数项; $\beta_1 \sim \beta_j$ 为回归系数, j 为控制变量序号, $j = 2, \dots, 13$; $\varepsilon_{i,t}^2$ 为残差项。本研究关注 β_1 , 其刻画了数字技术应用对劳动力投资效率的影响,若 $\beta_1 < 0$, 表明数字技术应用能提升劳动力投资效率, H_1 得到验证。为了检

表1 数字技术在企业生产实践中的词汇列示
Table 1 Vocabulary List of Digital Technology
in the Enterprise Production Practice

相似词	相似度
电站	0.607
汇聚	0.590
频段	0.582
HVAC (供热通风与空气调节)	0.581
滑轨	0.581
接入	0.571
图像	0.570
方舱	0.569
编解码	0.567
幕墙	0.566
温控	0.558
VSR (压敏电阻器)	0.557
超声波	0.554
供热	0.540
融合	0.539
低噪声	0.538
控制技术	0.532
造影	0.523
高清	0.520
高能	0.519
节能	0.517
再生能源	0.516
电线电缆	0.489
清洁	0.483
关联度	0.482
信号处理	0.482
CCD (循环延迟分集)	0.476
管理软件	0.469
网格化	0.469
终端	0.467
子项目	0.466

验 H_2 , 在(2)式的基础上,根据残差项的正值和负值,把样本分为劳动力投资过度 and 劳动力投资不足两组进行回归,若 β_1 在劳动力投资过度的分样本中更显著, H_2 得到验证。

表2 变量定义
Table 2 Definitions of Variables

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
因变量	劳动力投资效率	<i>Res</i>	(1)式残差取绝对值
自变量	数字技术应用	<i>DT</i>	计算方法见3.2.2
分组变量	劳动力投资过度	<i>Ove</i>	(1)式残差大于零
	劳动力投资不足	<i>Und</i>	(1)式残差小于零
控制变量	企业规模	<i>Siz</i>	总资产取对数
	资产负债率	<i>Lev</i>	总负债与总资产的比值
	营业毛利率	<i>Pro</i>	(营业收入 - 营业成本)与营业收入的比值
	固定资产占比	<i>Fix</i>	固定资产净额与总资产的比值
	劳动力成本	<i>Lab</i>	(支付给职工以及为职工支付的现金 + 本期应付职工薪酬 - 期初应付职工薪酬)与营业收入的比值
	投资机会	<i>Tob</i>	市值与总资产的比值
	营业收入增长率	<i>Sal</i>	(本期主营业务收入 - 上期主营业务收入)与上期主营业务收入的比值
	流动比率	<i>Liq</i>	流动资产总额与流动负债总额的比值
	研发费用率	<i>R&D</i>	研发费用与费用总额的比值
	两职合一	<i>Dua</i>	虚拟变量, 董事长与总经理兼任取值为1, 否则取值为0
高管薪酬	<i>Top3</i>	前三大高管薪酬总额取对数	
产权性质	<i>Soe</i>	虚拟变量, 国有企业取值为1, 否则取值为0	

4 实证结果和分析

4.1 描述性统计和相关系数检验

表3给出变量的描述性统计结果。数字技术应用的均值为0.009, 中位数为0.006, 标准差为0.010; 劳动力投资效率的均值为0.219, 中位数为0.175, 标准差为0.215。表明中国企业劳动力投资效率波动较大。其他变量的描述性统计结果均在正常范围内, 故不再过多赘述。

表4给出变量的相关性分析结果, 模型中主要变量之间不存在多重共线性问题, 各变量之间的相关关系基本小于0.500。变量之间的相关性结果表明, 劳动力投资效率与数字技术应用的相关系数显著为负, 说明劳动力投资效率与数字技术应用呈正相关关系, 初步验证了 H_1 ; 在控制变量方面, 劳动力投资效率与资产负债率、固定资产占比、流动比率、两职合一的相关系数显著为负, 与营业毛利率、劳动力成本、投资机会、营业收入增长率的相关系数显著为正。

4.2 基本检验

表5给出基准回归结果。全样本的回归结果表明, 数字技术应用的回归系数为-0.520, $t = -2.590$, 在1%水平上显著, 表明数字技术应用显著提高劳动力投资效率, H_1 得到验证。劳动力投资过度的分样本回归结果表明, 数字技术应用的回归系数为-2.541,

$t = -3.110$, 在1%水平上显著, 数字技术应用有助于提高劳动力投资效率; 劳动力投资不足的分样本回归结果表明, 数字技术应用的回归系数为-0.144, $t = -0.910$, 未达到显著水平; 对这两组自变量回归系数进行似不相关检验, 检验结果具有显著性差异, 表明与劳动力投资不足相比, 数字技术应用提高劳动力投资效率的效应在劳动力投资过度的企业中更加显著。因此, H_2 得到验证。

4.3 稳健性检验

为了增强研究结果的可靠性, 本研究从替换自变量、删除部分样本、更换分组标准3个方面进行稳健性检验。

4.3.1 替换自变量

本研究构建数字技术应用哑变量, 替代前文中模型的自变量, 数字技术应用大于中位数取值为1, 否则取值为0。将该变量引入(2)式, 进行稳健性检验。表6给出稳健性检验结果, (1)列的全样本中, 数字技术应用的回归系数为-0.010, 在5%水平上显著, 表明数字技术应用显著提高劳动力投资效率, H_1 得到验证。(2)列的劳动力投资过度分样本中, 数字技术应用的回归系数为-0.042, 在5%水平上显著, 表明数字技术应用有助于提高劳动力投资效率; (3)列的劳动力投资不足分样本中, 数字技术应用的回归系数为-0.003, 未达到显著水平; 对这两组自变量回归

表3 描述性统计结果
Table 3 Results for Descriptive Statistics

变量	均值	标准差	25分位数	中位数	75分位数
<i>Res</i>	0.219	0.215	0.102	0.175	0.259
<i>DT</i>	0.009	0.010	0.002	0.006	0.013
<i>Siz</i>	22.255	1.372	21.287	22.033	22.980
<i>Lev</i>	0.425	0.216	0.252	0.410	0.579
<i>Pro</i>	0.295	0.182	0.165	0.262	0.388
<i>Fix</i>	0.196	0.155	0.075	0.163	0.283
<i>Lab</i>	0.152	0.113	0.077	0.126	0.193
<i>Tob</i>	2.068	1.415	1.235	1.606	2.326
<i>Sal</i>	0.365	0.994	-0.036	0.126	0.411
<i>Liq</i>	2.732	3.704	1.175	1.728	2.915
<i>R&D</i>	0.744	73.462	0.018	0.038	0.060
<i>Dua</i>	0.677	0.468	0	1	1
<i>Top3</i>	14.560	0.742	14.090	14.531	14.987
<i>Soe</i>	0.093	0.290	0	0	0

注：样本观测值12 395。

表4 相关系数
Table 4 Correlation Coefficients

	<i>Res</i>	<i>DT</i>	<i>Siz</i>	<i>Lev</i>	<i>Pro</i>	<i>Fix</i>	<i>Lab</i>	<i>Tob</i>	<i>Sal</i>	<i>Liq</i>	<i>R&D</i>	<i>Dua</i>	<i>Top3</i>
<i>DT</i>	-0.027***	1											
<i>Siz</i>	0.009	-0.096***	1										
<i>Lev</i>	-0.013**	0.058***	0.503***	1									
<i>Pro</i>	0.022***	-0.060***	-0.165***	-0.419***	1								
<i>Fix</i>	-0.096***	-0.033***	0.052***	0.048***	-0.182***	1							
<i>Lab</i>	0.055***	0.044***	-0.267***	-0.189***	0.311***	-0.094***	1						
<i>Tob</i>	0.010*	0.039***	-0.388***	-0.205***	0.216***	-0.077***	0.204***	1					
<i>Sal</i>	0.025***	0.139***	-0.015***	0.052***	0.062***	-0.167***	0.031***	0.032***	1				
<i>Liq</i>	-0.037***	-0.007	-0.276***	-0.528***	0.294***	-0.208***	0.157***	0.126***	-0.001	1			
<i>R&D</i>	-0.008	-0.016*	-0.005	-0.012	0.023***	-0.010	0.301***	-0.004	-0.002	0.071***	1		
<i>Dua</i>	-0.018***	-0.007	0.167***	0.128***	-0.101***	0.077***	-0.070***	-0.061***	0.020***	-0.099***	-0.013	1	
<i>Top3</i>	0.009	-0.104***	0.458***	0.106***	0.126***	-0.136***	0.016**	-0.104***	-0.041***	-0.045***	0.017**	-0.006	1
<i>Soe</i>	-0.005	0.018**	0.191***	0.122***	-0.092***	0.090***	-0.042***	-0.115***	0.039***	-0.069***	-0.003	0.134***	0.007

注：***为在1%水平上显著，**为在5%水平上显著，*为在10%水平上显著，下同。

系数进行似不相关检验，检验结果具有显著性差异，表明与劳动力投资不足相比，数字技术应用提高劳动力投资效率的效应在劳动力投资过度的情形下更加显著， H_2 得到验证。

4.3.2 改变数字技术应用的测量方法

本研究剔除数字技术应用排名前20%的企业样

本，构建新的数字技术应用变量，并采用(2)式重新检验。表6的(4)列~(6)列给出检验结果，删除20%的样本之后，总样本和分样本的数量发生变化。在(4)列的全样本中，数字技术应用的回归系数为-0.760，在1%水平上显著，表明数字技术应用显著提高劳动力投资效率， H_1 得到验证。(5)列的劳动力

表5 数字技术应用对劳动力投资效率影响的回归结果

Table 5 Regression Results for Impact of Digital Technology Application on Labor Investment Efficiency

	Res		
	总样本	劳动力投资过度	劳动力投资不足
<i>DT</i>	-0.520*** (-2.590)	-2.541*** (-3.110)	-0.144 (-0.910)
<i>Siz</i>	-0.017*** (-7.060)	0.009 (0.960)	-0.027*** (-13.560)
<i>Lev</i>	0.128*** (8.970)	0.268*** (4.680)	0.083*** (7.140)
<i>Pro</i>	-0.062*** (-3.790)	0.012 (0.210)	-0.090*** (-6.640)
<i>Fix</i>	-0.021 (-1.140)	-0.176** (-2.380)	-0.006 (-0.430)
<i>Lab</i>	0.137*** (5.790)	0.194** (2.340)	0.139*** (6.660)
<i>Tob</i>	-0.001 (-0.310)	0.006 (1.210)	-0.007*** (-4.610)
<i>Sal</i>	0.044*** (17.820)	0.096*** (13.260)	0.004* (1.750)
<i>Liq</i>	0.003*** (3.060)	0.0002 (0.010)	0.003*** (4.260)
<i>R&D</i>	-0.028** (-2.320)	-0.033 (-1.490)	-0.102*** (-3.990)
<i>Dua</i>	-0.003 (-0.720)	-0.006 (-0.380)	0.0001 (0.100)
<i>Top3</i>	-0.014*** (-3.890)	-0.020 (-1.500)	-0.014*** (-4.750)
<i>Soe</i>	0.007 (0.970)	0.116*** (3.410)	-0.006 (-1.060)
常数项	0.605*** (3.170)	0.001 (0.010)	0.904*** (6.690)
似不相关检验	$\chi^2(1) = 14.990$ Prob > $\chi^2 = 0.001$		
企业固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
样本观测值	12 395	4 192	8 203
拟合优度	0.084	0.192	0.110

注: 括号内数据为 *t* 值, 下同。

投资过度分样本中, 数字技术应用的回归系数为 -3.525, 在 1% 水平上显著, 表明数字技术应用有助于提高劳动力投资效率; (6) 列的劳动力投资不足分样本中, 数字技术应用的回归系数为 -0.304, 未达到

显著水平; 对这两组自变量回归系数进行似不相关检验, 检验结果具有显著性差异, 表明与劳动力投资不足相比, 数字技术应用提高劳动力投资效率的效应在劳动力投资过度的企业更显著, H_2 得到验证。

4.3.3 更换分组标准

本研究将通过 (1) 式计算得到的劳动力非效率投资按照中位数分组, 大于中位数为劳动力投资过度组, 小于中位数为劳动力投资不足组, 采用 (2) 式重新进行检验。表 6 的 (7) 列全样本中, 数字技术应用的回归系数为 -0.559, 在 1% 水平上显著, 表明数字技术应用显著提高劳动力投资效率, H_1 得到验证。(8) 列的劳动力投资过度分样本中, 数字技术应用的回归系数为 -1.063, 在 1% 水平上显著, 表明数字技术应用有助于提高劳动力投资效率; (9) 列的劳动力投资不足分样本中, 数字技术应用的回归系数为 -0.327, 在 10% 水平上显著; 对这两组自变量回归系数进行似不相关检验, 检验结果具有显著性差异, 表明与劳动力投资不足相比, 数字技术应用提高劳动力投资效率的效应在劳动力投资过度的企业中更加显著, H_2 得到验证。

4.4 内生性检验

前文的实证结果表明, 数字技术应用有助于提高劳动力投资效率, 并且该效应主要体现在劳动力投资过度的企业。为了保证研究结果的可靠性, 本研究还需要解决可能存在的遗漏变量、控制组样本选择偏差和互为因果等内生性问题, 具体从 4 个方面缓解该问题。

4.4.1 工具变量法

数字技术应用和劳动力投资都是企业的资源配置行为, 为了进一步缓解可能出现的互为因果问题, 本研究用地区第三产业增加值占 GDP 比重 (*Abc*)、地区高校授予学位数量 (*Dfe*) 和同行业剔除企业自身后的数字技术应用 (*Ghi*) 进行内生性检验。具体的, 用《中国城市统计年鉴》中企业所在省份第三产业除以当地 GDP 比重再取对数和地区高校授予学位数量取对数作为前两个工具变量, 用企业所在行业剔除自身后的数字技术应用程度均值作为第 3 个工具变量。理论上, 数字技术应用离不开数字化产业的发展, 第三产业发展对实体企业数字技术运用具有支撑作用, 满足相关性条件; 地区第三产业发展状况不会直接影响所在地企业的劳动力投资效率, 满足外生性条件。地区高校授予学位数量越多, 人才供给状况越好, 越有利于企业实施科技创新, 提高数字技术应用, 满足相关性条件; 但是这并不会直接影响所在企业的劳动力投资行为, 满足外生性条件。企业所在行业的数字化发展水平会影响企业自身的数字技术应用, 满足相关性条件; 但是本地区同行业企业数字化发展水平并不直接作用于企业的劳动力投资决策, 满足外生性条件。

表 7 给出内生性检验结果。(1) 列 ~ (6) 列为工具变量法的检验结果, (1) 列的第 1 阶段回归中, 3 个工具变量的回归系数分别为 0.001、0.001、0.545, 均在

表6 稳健性检验结果
Table 6 Robust Test Results

	Res								
	更换自变量			改变数字技术应用的测量方法			更换划分投资过度和不足的标准		
	总样本 (1)	劳动力 投资过度 (2)	劳动力 投资不足 (3)	总样本 (4)	劳动力 投资过度 (5)	劳动力 投资不足 (6)	总样本 (7)	劳动力 投资过度 (8)	劳动力 投资不足 (9)
DT	-0.010** (-2.240)	-0.042** (-2.400)	-0.003 (-0.940)	-0.760*** (-2.910)	-3.525*** (-3.290)	-0.304 (-1.490)	-0.559*** (-2.990)	-1.063*** (-3.530)	-0.327* (-1.800)
常数项	0.666*** (3.420)	0.008 (0.030)	0.915*** (6.550)	0.618*** (3.100)	-0.115 (-0.360)	0.902*** (6.320)	0.657*** (3.380)	0.070 (0.310)	0.858*** (8.030)
似不相关检验	$\chi^2(1) = 8.060$ Prob > $\chi^2 = 0.005$			$\chi^2(1) = 13.420$ Prob > $\chi^2 = 0.001$			$\chi^2(1) = 8.320$ Prob > $\chi^2 = 0.004$		
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本观测值	12 395	4 192	8 203	9 916	3 353	6 563	12 395	6 269	6 126
拟合优度	0.085	0.193	0.111	0.086	0.210	0.119	0.085	0.114	0.122

1%水平上显著,表明地区第三产业发展水平越高、人才供给状况越好、所在行业的数字化发展水平越高,企业数字技术应用越高;(2)列的第2阶段回归中,数字技术应用的回归系数为-1.524,在1%水平上显著,表明数字技术应用有助于提高劳动力投资效率, H_1 再次得到验证。同时,工具变量回归的F统计量为1383.232,表明通过弱工具变量检验; Hansen J统计量为3.012,未达到显著水平,表明不存在过度识别问题。对劳动力投资过度分组的检验,(3)列的第1阶段回归中,3个工具变量的回归系数分别为0.001、0.001、0.521,分别在10%及以上水平上显著,表明地区第三产业发展水平越高、人才供给状况越好、所在行业的数字化发展水平越高,企业数字技术应用越高;(4)列的第2阶段回归中,数字技术应用的回归系数为-2.364,在1%水平上显著,表明数字技术应用有助于提高劳动力投资效率。同时,工具变量回归的F统计量为627.732,表明通过弱工具变量检验; Hansen J统计量为3.010,未达到显著水平,表明不存在过度识别问题。对劳动力投资不足分组的检验,(5)列的第1阶段回归中,3个工具变量的回归系数分别为0.001、0.001、0.563,均在1%水平上显著,表明地区第三产业发展水平越高、人才供给状况越好、所在行业的数字化发展水平越高,企业数字技术应用越高;(6)列的第2阶段回归中,数字技术应用的回归系数为-0.451,未达到显著水平。同时,工具变量回归的F统计量为714.014,表明通过弱工具变量检验; Hansen J统计量为0.545,未达到显著水平,表明不

存在过度识别问题。上述结果表明,与劳动力投资不足相比,数字技术应用提高劳动力投资效率的效应在劳动力投资过度的企业中更加显著, H_2 得到验证。

4.4.2 倾向性评分匹配法

采用倾向性评分匹配方法构建对照组。为了避免不同期匹配产生的趋势性问题,本研究选择逐期匹配的方法,在每个年度的同行业截面上都进行一次匹配。首先,以2011年为基准年度;其次,为了尽可能多地找到处理组与对照组之间存在差异的变量,组成匹配变量集,匹配变量包含基准模型中的所有控制变量;最后,使用变量集对 $treat(0-1)$ 上期控制组变量进行参数回归,形成倾向性评分匹配样本8737个。表7的(7)列中,数字技术应用的回归系数为-0.652,在1%水平上显著,表明数字技术应用显著提高劳动力投资效率, H_1 再次得到验证。(8)列的劳动力投资过度分样本中,数字技术应用的回归系数为-2.612,在1%水平上显著,表明数字技术应用有助于提高劳动力投资效率;(9)列的劳动力投资不足分样本中,数字技术应用的回归系数为-0.310,在10%水平上显著;对这两组自变量回归系数进行似不相关检验,检验结果具有显著性差异,表明与劳动力投资不足相比,数字技术应用提高劳动力投资效率的效应在劳动力投资过度的企业中更加显著, H_2 得到验证。

4.4.3 控制地区固定效应

为了剔除地区因素可能对前文研究结果的影响,

表7 内生性检验结果
Table 7 Endogeneity Test Results

	Res								
	工具变量法						倾向性匹配样本		
	总样本		劳动力投资过度		劳动力投资不足		总样本 (7)	劳动力 投资过度 (8)	劳动力 投资不足 (9)
	第1阶段 (1)	第2阶段 (2)	第1阶段 (3)	第2阶段 (4)	第1阶段 (5)	第2阶段 (6)			
<i>Abc</i>	0.001*** (4.110)		0.001* (1.870)		0.001*** (3.520)				
<i>Dfe</i>	0.001*** (5.990)		0.001*** (3.780)		0.001*** (4.130)				
<i>Ghi</i>	0.545*** (63.960)		0.521*** (42.930)		0.563*** (46.240)				
<i>DT</i>		-1.524*** (-4.910)		-2.364*** (-4.430)		-0.451 (-1.570)	-0.652*** (-3.040)	-2.612*** (-2.740)	-0.310* (-1.870)
常数项	-0.019*** (-7.880)	0.731*** (12.820)	-0.014*** (-4.080)	0.201** (2.230)	-0.024 (-6.560)	0.762*** (13.850)	0.849*** (4.110)	0.454 (1.140)	1.061*** (7.180)
似不相关检验							$\chi^2(1) = 11.750$ Prob > $\chi^2 = 0.001$		
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本观测值	12 395	12 395	4 192	4 192	8 203	8 203	8 737	3 497	5 240
拟合优度	0.463		0.447		0.485		0.098	0.208	0.117
F 统计量		1 383.232		627.732		714.014			
Hansen J 统计量		3.012 $\chi^2(2)p = 0.222$		3.010 $\chi^2(2)p = 0.222$		0.545 $\chi^2(2)p = 0.762$			

本研究在控制企业固定效应、行业固定效应和年度固定效应的基础上, 控制上市企业所在城市变量, 采用(2)式重新进行检验。回归结果表明, 总样本中, 数字技术应用的回归系数为-0.521, 在1%水平上显著。在劳动力投资过度分样本中, 数字技术应用的回归系数为-2.541, 在1%水平上显著; 在劳动力投资不足分样本中, 数字技术应用的回归系数为-0.145, 未达到显著水平; 对这两组自变量回归系数进行似不相关检验, 检验结果具有显著性差异。上述检验结果与前文一致。

4.4.4 剔除数字化产业的影响

本研究剔除数字化产业的样本, 采用(2)式重新进行检验。总样本中, 数字技术应用的的回归系数为-0.609, 在1%水平上显著。在劳动力投资过度分样本中, 数字技术应用的回归系数为-2.089, 在5%水平上显著; 在劳动力投资不足分样本中, 数字技术应用的回归系数为-0.278, 在10%水平上显著; 对这两组自变量回归系数进行似不相关检验, 检验结果具有显著性差异。上述检验结果与前文一致。

4.5 中介效应检验

在前文的分析中, 数字技术应用通过技术赋能、信息赋能和内部治理赋能提高劳动力投资效率。体现为, 数字技术应用过程中, 通过数字技术与劳动力生产要素之间的替代和互补, 优化劳动力结构, 实现技术赋能; 通过提升企业透明度改善企业劳动力投资决策环境, 实现信息赋能; 通过降低代理成本, 缓解管理层机会主义动机对劳动力投资效率形成的负面影响, 实现内部治理赋能。为了进一步检验上述中介效应, 本研究依据温忠麟等^[55]提出的中介效应检验方法, 在主检验模型(2)式的基础上, 构建中介效应检验模型。具体模型为

$$AT_{i,t} = \mu_0 + \mu_1 DT_{i,t} + \sum \mu_j Ctl_{i,t} + \sum Fir + \sum Ind + \sum Yea + \varepsilon_{i,t}^3 \tag{3}$$

$$Res_{i,t} = \delta_0 + \delta_1 DT_{i,t} + \delta_2 AT_{i,t} + \sum \delta_j Ctl_{i,t} + \sum Fir + \sum Ind + \sum Yea + \varepsilon_{i,t}^4 \tag{4}$$

$$AQ_{i,t} = \phi_0 + \phi_1 DT_{i,t} + \sum \phi_j Ctl_{i,t} + \sum Fir + \sum Ind + \sum Yea + \varepsilon_{i,t}^5 \quad (5)$$

$$Res_{i,t} = \varphi_0 + \varphi_1 DT_{i,t} + \varphi_2 AQ_{i,t} + \sum \varphi_j Ctl_{i,t} + \sum Fir + \sum Ind + \sum Yea + \varepsilon_{i,t}^6 \quad (6)$$

$$ME_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 DT_{i,t} + \sum \gamma_j Ctl_{i,t} + \sum Fir + \sum Ind + \sum Yea + \varepsilon_{i,t}^7 \quad (7)$$

$$Res_{i,t} = \lambda_0 + \lambda_1 DT_{i,t} + \lambda_2 ME_{i,t} + \sum \lambda_j Ctl_{i,t} + \sum Fir + \sum Ind + \sum Yea + \varepsilon_{i,t}^8 \quad (8)$$

其中, AT 为技术赋能,用大专以上学历员工占比测量; AQ 为信息赋能,用应计盈余管理测量; ME 为内部治理赋能,用管理费用率测量; μ_0 、 δ_0 、 ϕ_0 、 φ_0 、 γ_0 、 λ_0 为常数项; $\mu_1 \sim \mu_j$ 、 $\delta_1 \sim \delta_j$ 、 $\phi_1 \sim \phi_j$ 、 $\varphi_1 \sim \varphi_j$ 、 $\gamma_1 \sim \gamma_j$ 、 $\lambda_1 \sim \lambda_j$ 为回归系数,在(3)式、(5)式和(7)式中 $j = 2, \dots, 13$,在(4)式、(6)式和(8)式中 $j = 3, \dots, 14$; $\varepsilon_{i,t}^3 \sim \varepsilon_{i,t}^8$ 为残差项。

表8给出技术赋能、信息赋能和内部治理赋能的中介效应检验结果,(1)列为基本检验结果,(2)列和(3)列为技术赋能的中介效应检验结果。(2)列中数字技术应用的回归系数为1.233,在1%水平上显著,表明数字技术应用越高,企业大专以上学历的员工占比越多。(3)列中数字技术应用的回归系数为-0.394,在5%水平上显著,与(1)列数字技术应用的回归系数相比,数值的绝对值和显著性均略有下降;

技术赋能的回归系数为-0.019,在1%水平上显著,表明数字技术应用通过改善劳动力结构,实现劳动力投资效率提高,技术赋能的中介效应显著。(4)列和(5)列为信息赋能的中介效应检验结果,(4)列中数字技术应用的回归系数为-0.198,在1%水平上显著,表明数字技术应用越高,应计盈余管理程度越低,企业信息透明度越高。(5)列中数字技术应用的回归系数为-0.410,在10%水平上显著,与(1)列数字技术应用的回归系数相比,数值的绝对值和显著性均有所下降;信息赋能的回归系数为0.098,在10%水平上显著,表明数字技术应用通过提升企业透明度改善劳动力投资决策环境,提升劳动力投资效率,信息赋能的中介效应显著。(6)列和(7)列为内部治理赋能的中介效应检验结果,(6)列中数字技术应用的回归系数为-0.107,在10%水平上显著,表明数字技术应用越高,企业管理费用率越低,内部治理程度越高。(7)列中数字技术应用的回归系数为-0.354,在10%水平上显著,与(1)列数字技术应用的回归系数相比,数值的绝对值和显著性均有所下降;内部治理赋能的回归系数为0.425,在1%水平上显著,表明数字技术应用通过降低代理成本,缓解管理层机会主义动机对劳动力投资效率形成的负面影响,提升劳动力投资效率,内部治理赋能的中介效应显著。

4.6 异质性检验

本研究在前文重点分析了数字技术应用影响劳动力投资效率的后果及其机制路径,数字技术应用

表8 中介效应检验结果

Table 8 Test Results of Mediating Effects

	基本检验		技术赋能中介		信息赋能中介		内部治理赋能中介	
	Res (1)	AT (2)	Res (3)	AQ (4)	Res (5)	ME (6)	Res (7)	
DT	-0.520*** (-2.590)	1.233*** (4.260)	-0.394** (-2.280)	-0.198*** (-2.960)	-0.410* (-1.880)	-0.107* (-1.810)	-0.354* (-1.790)	
AT			-0.019*** (-3.520)					
AQ					0.098* (1.720)			
ME							0.425*** (12.300)	
常数项	0.605*** (3.170)	1.043*** (5.170)	0.691*** (3.590)	-0.200*** (-10.540)	0.667*** (3.470)	0.400*** (10.200)	0.525*** (2.670)	
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	
样本观测值	12 395	12 395	12 395	12 395	12 395	12 395	12 395	
拟合优度	0.084	0.026	0.074	0.056	0.073	0.296	0.095	

促使劳动力投资决策过程中的事前分析、事中控制和事后评价环境发生变化,通过技术赋能、信息赋能和内部治理赋能改善劳动力结构、劳动力投资决策环境和劳动力生产效率,进而提高劳动力投资效率。结合企业运营的内部特征分析,在劳动力密集度高的企业和非国有企业中,数字技术应用提升劳动力投资效率的效应更加显著。首先,劳动密集型企业生产过程中主要依靠大量劳动力,对技术和设备的依赖程度较低,利用数字技术提高劳动力投资效率的动机更强且边际贡献更大。其次,对于国有企业,解决就业问题和维持社会稳定始终是其重要的社会责任,因此劳动力投资决策经常受到当地政府的干预。相比之下,非国有企业的自主决策能力和独立性更强,更有能力根据企业价值最大化目标确定和调整雇员数量,优化劳动力投资决策,使数字技术应用提升劳动力投资效率的效应更加显著。基于此,本研究按照劳动力密集度的中位数和企业产权性质分组,采用(2)式进一步检验数字技术应用影响劳动力投资效率的后果及其机制路径。

分组检验结果见表9,在劳动力密集度高的样本中,数字技术应用的回归系数为-0.745,在1%水平上显著;在劳动力密集度低的样本中,数字技术应用的回归系数为-0.271,未达到显著水平。表明数字技术应用有助于提高劳动力投资效率的效应主要出现在劳动力密集度高的企业中。似不相关检验表明分样本回归系数之间存在显著差异,检验结果符合前文推理。在国有企业样本中,数字技术应用的回归系数为1.300,未达到显著水平;在非国有企业样本中,数字技术应用的回归系数为-0.590,在5%水平上显著。表明数字技术应用有助于提高劳动力投资效率的效应主要出现在非国有企业中。似不相关检验表明分样本回归系数之间存在显著差异,检验结

果符合前文推理。

5 结论

5.1 研究结果

本研究以2010年至2022年非金融保险和非房地产上市企业为样本,研究数字技术应用对劳动力投资效率的影响。研究表明,企业数字技术应用越高,越有助于提高劳动力投资效率;与劳动力投资不足相比,上述效应在企业劳动力投资过度的情形下更加显著。本研究替换主要变量进行稳健性检验,用工具变量法、PSM倾向性匹配和固定效应缓解内生性问题后,上述结果依然存在。机制检验发现,数字技术应用通过技术赋能、信息赋能和内部治理赋能3个路径,改善企业劳动力配置结构、劳动力投资决策环境和内部治理环境,进而提高劳动力投资效率。异质性检验发现,数字技术应用提高劳动力投资效率的效应在劳动力密集度高和非国有企业中更加显著。

5.2 研究贡献

(1)从劳动力要素配置视角,研究数字技术应用赋能传统生产要素、提高企业劳动力资源配置的经济后果。已有研究聚焦数字技术在降低交易成本、提升生产效率和创新效率、推动制造业产业结构升级等方面的积极作用,较少关注数字技术融入实体经济赋能企业传统生产要素的过程,提供微观经验证据的研究更少。本研究探讨数字技术应用对劳动力生产要素的赋能效应,揭示数字技术提高传统生产要素价值创造能力、改善企业劳动力资源配置效率的重要后果,丰富了数字技术微观应用领域研究,为促进数字技术嵌入实体经济、推动实体经济高质量发展提供启示。

(2)从技术赋能视角,研究提升企业劳动力资源

表9 异质性检验结果
Table 9 Heterogeneity Test Results

	Res			
	劳动力密集度高	劳动力密集度低	国有企业	非国有企业
DT	-0.745*** (-3.050)	-0.271 (-0.920)	1.300 (1.030)	-0.590** (-2.530)
常数项	0.849*** (5.560)	0.517** (2.570)	0.130 (0.330)	0.672*** (3.600)
似不相关检验	$\chi^2(1) = 3.330$ Prob > $\chi^2 = 0.068$		$\chi^2(1) = 2.740$ Prob > $\chi^2 = 0.098$	
控制变量	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
样本观测值	6 650	5 745	4 958	7 437
拟合优度	0.101	0.088	0.217	0.079

配置效率的驱动因素,探究数字技术赋能劳动力生产要素的机制路径。已有研究主要基于信息不对称理论,研究代理问题和外部监管对企业劳动力投资效率的影响,较少从技术驱动视角展开。本研究从劳动力结构、信息环境和内部治理3个方面,探究数字技术赋能企业劳动力投资效率的机制路径;从调整因和调整成本视角,揭示劳动力密集度和产权性质异质性场景下数字技术改善企业劳动力投资效率的差异,丰富了劳动经济学领域的研究;为企业培养高技能劳动力,增强数字技术与劳动力生产要素之间的替代和互补,提高资源配置效率,重塑实体企业核心竞争力提供启示。

(3) 引入机器学习中的 Word2Vec 词嵌入模型,用词向量测量企业的数字技术应用,丰富了机器学习方法在财务会计领域的应用。已有研究主要用企业年报中大数据、人工智能、物联网、云计算和区块链等关键词的词频测量企业数字技术应用。为了缓解“说得多做得少”等主观性问题,促使理论研究与企业实践更好达成一致,本研究用 Word2Vec 模型搜索企业年报“核心竞争力部分”的数字技术应用关键词,通过词汇之间的相似度,找到数字技术在企业计算机系统、数控技术、数字仪表、通信设备和电子产品等方面的具体应用词汇,客观测量企业实践中的数字技术应用,为深入研究数字技术在企业中的应用提供必要条件。

5.3 实践启示

(1) 挖掘数字技术优势,优化劳动力投资效率。本研究发现数字技术应用通过技术赋能、信息赋能和内部治理赋能3个路径提高劳动力投资效率,在劳动力投资过度的情形下更加显著。企业应不断加强数字技术的研发、应用和升级,实现数字技术要素与劳动力要素的融合发展和高效匹配,改善劳动力配置结构,提高信息获取、整合和分析的能力,优化劳动力投资决策环境,缓解代理问题,降低组织内耗,增强内部治理。尤其是劳动力投资过度的企业,应借助数字技术将员工培训、激励、监督和考核等人力资源管理过程与生产过程相连接,动态掌握劳动力要素与生产系统中其他各要素的匹配程度,及时调整冗余资源或最大化利用剩余生产力,将劳动力投资调整到最优水平,挖掘更广阔的价值创造空间。

(2) 实施配套的组织变革,降低数字技术应用摩擦。企业需要发展与数字技术相匹配的组织能力和管理能力,只有不断优化内部流程,形成相对稳定的组织结构和运作机制,才能更大效率地发挥数字技术提高劳动力投资效率进而提高企业价值的作用。企业应加大具有数字技术专业知识的新型人才的引进力度,同时开展在职培训、轮岗学习等活动提高现有员工的数字技能和数字思维,通过高质量人力资本推动生产流程优化和组织结构转型。在此过程中,企业可能解雇部分重复性、程序性和低技能工作岗位的员工,应加快完善辞退福利和离职后福利等新

酬计划,降低劳动力市场摩擦,在追求经营效益的同时也要履行社会责任义务,加强人文关怀,树立良好的社会形象。

(3) 增强政策方针指导,推动实体企业数字化转型。在宏观层面,国家应为数字经济的蓬勃发展提供更精准和有效的指示方针和建设标准。本研究发现,数字技术应用提高劳动力投资效率的效应在劳动力密集度高和非国有企业中更加显著。政府对企业数字化转型的扶持政策应因地制宜、因时制宜、因势利导,根据企业特征差异实施具有针对性的数字技术应用的信贷支持、税收优惠和财政补贴等扶持政策,使扶持效应流向最需要的行业。尤其在人才培养和教育政策方面,政府部门应积极引导和大力支持与数字时代更加相适应的教育内容和方式,以提升劳动者技能与数字经济的互补性为目标,显著扩大数字化人才培养、培训的规模,为企业数字化转型提供强有力的人才保障,同时让劳动者的职业转换过程更加平稳顺畅,持续推动数字技术赋能实体经济和深化供给侧结构性改革,实现国民经济高质量发展。

5.4 研究不足

本研究仅探究数字技术应用对劳动力要素投资效率的影响,未来可进一步研究数字技术应用对资本、知识、管理等传统生产要素的替代和互补效应,为实体企业统筹协调各生产要素、优化资源配置效率、实现可持续发展提供理论支持。

参考文献:

- [1] LUCAS Jr, R E. On the mechanics of economic development. *Journal of Monetary Economics*, 1988, 22(1): 3-42.
- [2] ROMER P M. Endogenous technological change. *Journal of Political Economy*, 1990, 98(5): S71-S102.
- [3] GONG L T, LI H Y, WANG D H. Health investment, physical capital accumulation, and economic growth. *China Economic Review*, 2012, 23(4): 1104-1119.
- [4] 李世刚, 尹恒. 政府—企业间人才配置与经济增长: 基于中国地级市数据的经验研究. *经济研究*, 2017, 52(4): 78-91.
LI Shigang, YIN Heng. Government-enterprise talent allocation and economic growth: an empirical study based on China's city data. *Economic Research Journal*, 2017, 52(4): 78-91.
- [5] 刘行, 赵晓阳. 最低工资标准的上涨是否会加剧企业避税?. *经济研究*, 2019, 54(10): 121-135.
LIU Hang, ZHAO Xiaoyang. Does increasing the minimum wage induce tax avoidance?. *Economic Research Journal*, 2019, 54(10): 121-135.
- [6] 孔东民, 项君怡, 代昀昊. 劳动投资效率、企业性质与资产收益率. *金融研究*, 2017(3): 145-158.
KONG Dongmin, XIANG Junyi, DAI Yunhao. Labor investment efficiency, property rights and stock returns. *Journal of Financial Research*, 2017(3): 145-158.
- [7] JUNG B, LEE W J, WEBER D P. Financial reporting quality and labor investment efficiency. *Contemporary Accounting Research*, 2014, 31(4): 1047-1076.
- [8] JENSEN M C, MECKLING W H. Theory of the firm: managerial

- behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 1976, 3(4): 5–50.
- [9] WILLIAMSON O E. Managerial discretion and business behavior. *The American Economic Review*, 1963, 53(5): 1032–1057.
- [10] OYER P, SCHAEFER S. Chapter 20 - Personnel economics: hiring and incentives. *Handbook of Labor Economics*, 2011, 4: 1769–1823.
- [11] KHEDMATI M, SUALIHU M A, YAWSON A. Does religiosity matter for corporate labor investment decisions?. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 2021, 17(2): 100264-1–100264-19.
- [12] HABIB A, HASAN M M. Business strategy and labor investment efficiency. *International Review of Finance*, 2021, 21(1): 58–96.
- [13] 李小荣, 韩琳, 马海涛. 内部控制与劳动力投资效率. *财经经济*, 2021, 42(1): 26–43.
LI Xiaorong, HAN Lin, MA Haitao. The power of containment: internal control and labor investment efficiency. *Finance & Trade Economics*, 2021, 42(1): 26–43.
- [14] 褚剑, 方军雄. 交通基础设施改善与银行信贷决策: 基于高铁通车准自然实验的检验. *会计与经济研究*, 2019, 33(5): 38–60.
CHU Jian, FANG Junxiong. Improvement of transport infrastructure and bank loan decision: based on a quasi-natural experiment of high-speed railway in China. *Accounting and Economics Research*, 2019, 33(5): 38–60.
- [15] GHALY M, DANG V A, STATHOPOULOS K. Institutional investors' horizons and corporate employment decisions. *Journal of Corporate Finance*, 2020, 64: 101634-1–101634-29.
- [16] LEE K Y, MO K. Do analysts improve labor investment efficiency?. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 2020, 16(3): 100213-1–100213-15.
- [17] 罗进辉, 巫奕龙. 数字化运营水平与真实盈余管理. *管理科学*, 2021, 34(4): 3–18.
LUO Jinhui, WU Yilong. Level of digital operation and real earnings management. *Journal of Management Science*, 2021, 34(4): 3–18.
- [18] 施炳展, 李建桐. 互联网是否促进了分工: 来自中国制造业企业的证据. *管理世界*, 2020, 36(4): 130–148.
SHI Bingzhan, LI Jiantong. Does the internet promote division of labor? Evidences from Chinese manufacturing enterprises. *Journal of Management World*, 2020, 36(4): 130–148.
- [19] 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. *经济研究*, 2020, 55(1): 33–48.
SHEN Guobing, YUAN Zhengyu. The effect of enterprise internetization on the innovation and export of Chinese enterprises. *Economic Research Journal*, 2020, 55(1): 33–48.
- [20] BLOOM N, VAN REENEN J, WILLIAMS H. A toolkit of policies to promote innovation. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(3): 163–184.
- [21] AGWU O E, AKPABIO J U, ALABI S B, et al. Artificial intelligence techniques and their applications in drilling fluid engineering: a review. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2018, 167: 300–315.
- [22] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753–768.
- [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. *管理世界*, 2021, 37(5): 170–190.
LIU Shuchun, YAN Jinchun, ZHANG Sixue, et al. Can corporate digital transformation promote input-output efficiency?. *Journal of Management World*, 2021, 37(5): 170–190.
- [24] 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. *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. *China Industrial Economics*, 2019(8): 5–23.
- [25] 纳超洪, 陈雪, 徐慧. 财务共享能降低成本粘性吗? 基于集团管控的视角. *南开管理评论(网络首发)*, 2022: 1–32.
NA Chaohong, CHEN Xue, XU Hui. Can financial share services center reduce cost stickiness? Based on the perspective of business group control. *Nankai Business Review (Online)*, 2022: 1–32.
- [26] HUI L L, XIE H B, CHEN X F. Digital technology, the industrial internet, and cost stickiness. *China Journal of Accounting Research (Online)*, 2024: 100339-1–100339-29.
- [27] 王开科, 吴国兵, 章贵军. 数字经济发展改善了生产效率吗. *经济学家*, 2020(10): 24–34.
WANG Kaike, WU Guobing, ZHANG Guijun. Has the development of the digital economy improved production efficiency?. *Economist*, 2020(10): 24–34.
- [28] 肖土盛, 孙瑞琦, 袁淳, 等. 企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额. *管理世界*, 2022, 38(12): 220–237.
XIAO Tusheng, SUN Ruiqi, YUAN Chun, et al. Digital transformation, human capital structure adjustment and labor income share. *Journal of Management World*, 2022, 38(12): 220–237.
- [29] 刘海兵, 刘洋, 黄天蔚. 数字技术驱动高端颠覆性创新的过程机理: 探索性案例研究. *管理世界*, 2023, 39(7): 63–81, 99.
LIU Haibing, LIU Yang, HUANG Tianwei. The process and mechanism of digital technology driving high-end disruptive innovation: an exploratory case study. *Journal of Management World*, 2023, 39(7): 63–81, 99.
- [30] 赵昕, 单晓文, 王垒. 数字化转型与企业脱虚向实. *管理科学*, 2023, 36(1): 76–89.
ZHAO Xin, SHAN Xiaowen, WANG Lei. Digital transformation and enterprises' industrialization and definancialization. *Journal of Management Science*, 2023, 36(1): 76–89.
- [31] KORINEK A, STIGLITZ J E. Artificial intelligence, worker-replacing technological change and income distribution//*Proceedings of the 2017 NBER Meeting on the Economics of Artificial Intelligence*, 2017: 24174.
- [32] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: how technology displaces and reinstates labor. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3–30.
- [33] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Artificial intelligence, automation, and work//AGRAWAL A, GANS J, GOLDFARB A. The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda. Chicago: University of Chicago Press, 2019: 197–236.
- [34] PIKETTY T. Capital in the Twenty-First Century: a multidimensional approach to the history of capital and social classes. *The British Journal of Sociology*, 2014, 65(4): 736–747.
- [35] FUCHS C, HORAK E. Africa and the digital divide. *Telematics and Informatics*, 2008, 25(2): 99–116.
- [36] YI S H, LI C, LI Q. A survey of fog computing: concepts, applica-

- tions and issues//Proceedings of the 2015 Workshop on Mobile Big Data. Hangzhou: ACM, 2015: 37–42.
- [37] 杨德明, 夏小燕, 金淞宇, 等. 大数据、区块链与上市公司审计费用. *审计研究*, 2020(4): 68–79.
YANG Deming, XIA Xiaoyan, JIN Songyu, et al. Big data, block chain and audit fees of listed companies. *Auditing Research*, 2020(4): 68–79.
- [38] BRESNAHAN T F, BRYNJOLFSSON E, HITT L M. Information technology, workplace organization, and the demand for skilled labor: firm-level evidence. *The Quarterly Journal of Economics*, 2002, 117(1): 339–376.
- [39] 汪淼军, 张维迎, 周黎安. 信息技术、组织变革与生产绩效: 关于企业信息化阶段性互补机制的实证研究. *经济研究*, 2006, 41(1): 65–77.
WANG Miaojun, ZHANG Weiyang, ZHOU Li'an. Information technology, organizational innovation, and productivity: evidence on the phase characteristics of complementarities. *Economic Research Journal*, 2006, 41(1): 65–77.
- [40] KRUEGER D, KUMAR K B. Skill-specific rather than general education: a reason for US–Europe growth differences?. *Journal of Economic Growth*, 2004, 9(2): 167–207.
- [41] PINNUCK M, LILLIS A M. Profits versus losses: does reporting an accounting loss act as a heuristic trigger to exercise the abandonment option and divest employees?. *The Accounting Review*, 2007, 82(4): 1031–1053.
- [42] BEN-NASR H, ALSHWER A A. Does stock price informativeness affect labor investment efficiency?. *Journal of Corporate Finance*, 2016, 38: 249–271.
- [43] SINGH A, HESS T. How chief digital officers promote the digital transformation of their companies. *MIS Quarterly Executive*, 2017, 16(1): 1–17.
- [44] BLOOM N, GARICANO L, SADUN R, et al. The distinct effects of information technology and communication technology on firm organization. *Management Science*, 2014, 60(12): 2859–2885.
- [45] ADNER R, PURANAM P, ZHU F. What is different about digital strategy? From quantitative to qualitative change. *Strategy Science*, 2019, 4(4): 253–261.
- [46] 戚聿东, 肖旭. 数字经济时代的企业管理变革. *管理世界*, 2020, 36(6): 135–152.
QI Yudong, XIAO Xu. Transformation of enterprise management in the era of digital economy. *Journal of Management World*, 2020, 36(6): 135–152.
- [47] BRYNJOLFSSON E, MCELHERAN K. The rapid adoption of data-driven decision-making. *American Economic Review*, 2016, 106(5): 133–139.
- [48] FURR N, SHIPILOV A. Digital doesn't have to be disruptive: the best results can come from adaptation rather than reinvention. *Harvard Business Review*, 2019, 97(4): 94–103.
- [49] SHARPE S E. Financial market imperfections, firm leverage, and the cyclical employment. *The American Economic Review*, 1994, 84(4): 1060–1074.
- [50] 杨德明, 赵璨. 超额雇员、媒体曝光率与公司价值: 基于《劳动合同法》视角的研究. *会计研究*, 2016(4): 49–54.
YANG Deming, ZHAO Can. Excess employees, media exposure and firm value: a research based on the “Labor Contract Law”. *Accounting Research*, 2016(4): 49–54.
- [51] 谢萌萌, 夏炎, 潘教峰, 等. 人工智能、技术进步与低技能就业: 基于中国制造业企业的实证研究. *中国管理科学*, 2020, 28(12): 54–66.
XIE Mengmeng, XIA Yan, PAN Jiaofeng, et al. Artificial intelligence, technological change and low-skill employment: empirical evidence from Chinese manufacturing firms. *Chinese Journal of Management Science*, 2020, 28(12): 54–66.
- [52] 马亮, 高峻, 仲伟俊, 等. 数字化转型助力后发企业技术赶超: 企业家精神视角. *管理科学*, 2023, 36(2): 53–74.
MA Liang, GAO Jun, ZHONG Weijun, et al. Digital transformation facilitates latecomer firms' technological catch-up from the perspective of entrepreneurship. *Journal of Management Science*, 2023, 36(2): 53–74.
- [53] GOLDFARB A, TUCKER C. Digital economics. *Journal of Economic Literature*, 2019, 57(1): 3–43.
- [54] MIKOLOV T, CHEN K, CORRADO G, et al. Efficient estimation of word representations in vector space//*Proceedings of the 1st International Conference on Learning Representations*. Scottsdale: ICLR, 2013: 1–12.
- [55] 温忠麟, 叶宝娟. 中介效应分析: 方法和模型发展. *心理科学进展*, 2014, 22(5): 731–745.
WEN Zhonglin, YE Baojuan. Analyses of mediating effects: the development of methods and models. *Advances in Psychological Science*, 2014, 22(5): 731–745.

Digital Technology Application and Enterprises Labor Investment Efficiency

XIE Huobao¹, HUI Lili², SHI Baojun², ZHONG Huijie³

1 Economics and Management School, Wuhan University, Wuhan 430072, China

2 School of Management, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

3 School of Accounting, Zhongnan University of Economics and Law, Wuhan 430060, China

Abstract: Labor, capital and technology constitute an inexhaustible driving force for sustained economic growth. Under the condition of rising labor costs, it is particularly important for enterprises to enhance the rationality and effectiveness of labor capital allocation. The rapid development of digital economy provides an opportunity for technological innovation for real enterprises. Whether the digital technology application can mitigate the adverse impact of insufficient labor supply, improve the investment decision-making environment, and optimize the structure of labor force is an important issue worth studying.

Based on theoretical analysis, using the data of non-financial and non-real estate listed enterprises in China from 2010 - 2022, we explore the impact of digital technology application on labor investment efficiency. The endogenous problem is effectively solved by using multiple instrumental variables, employing propensity score matching methods, further controlling for region fixed effects, and deleting part of the samples. We investigate three plausible mechanisms underlying the impact of digital technology application on labor investment efficiency: technology empowerment, information empowerment, and internal governance empowerment. Based on the different operating characteristics and ownership types of enterprises, we analyze the heterogeneity in the effect of digital technology application on the labor investment efficiency.

The results show that digital technology application promotes labor investment efficiency. The effect is more pronounced in enterprises with excessive labor investment relative to those with inadequate labor investment. Mechanism tests show that the effect occurs by achieving the substitution and coordinated development between digital technology elements and labor force elements, optimizing the information environment for labor force decision-making, and improving internal governance. Heterogeneity analysis shows that the effect is more pronounced in enterprises with high labor intensity and state ownership.

From the perspective of labor production factor empowerment, we study the consequences and processes of digital technology application affecting the labor investment efficiency in real enterprises. The relevant results not only have guiding significance for enterprises to accelerate digital transformation and improve the efficiency of labor resource allocation, but also provide enlightenment for governments to develop real economy and deepen the supply-side structural reform.

Keywords: digital technology application; labor investment efficiency; technology empowerment; information empowerment; internal governance empowerment

Received Date: June 22nd, 2022 **Accepted Date:** September 13th, 2023

Funded Project: Supported by the National Natural Science Foundation of China (71803146) and the Social Science and Humanities Research Project of Ministry of Education of China (23YJA630103)

Biography: XIE Huobao, doctor in accounting, is a professor in the Economics and Management School at Wuhan University. His research interests include executive compensation contracts and digital economy. His representative paper titled “Government control chain supervision, information production and stock price crash risk” was published in the *Business and Management Journal* (Issue 3, 2023). E-mail: xie_hb@263.net

HUI Lili, doctor in accounting, is an associate professor in the School of Management at Wuhan University of Technology. Her research interests cover cost stickiness, financial asset allocation, and digital economy. Her representative paper titled “Does the allocation of financial assets help leverage governance?” was published in the *Accounting and Economics Research* (Issue 3, 2021). E-mail: hllwhu@163.com

SHI Baojun is a master degree candidate in the School of Management at Wuhan University of Technology. Her research interests include corporate governance and digital economy. E-mail: sbj214@163.com

ZHONG Huijie, doctor in accounting, is a lecturer in the School of Accounting at Zhongnan University of Economics and Law. Her research interests include capital market regulate and corporate governance. Her representative paper titled “Can capital market opening curb the degree of tone management? —A quasi-natural experiment based on mainland-Hong Kong stock connect” was published in the *Journal of Nanjing Audit University* (Issue 6, 2022). E-mail: Z0004747@zuel.edu.cn □

(责任编辑: 李祎博)