

企业数字化转型对就业规模及结构影响的实证研究

黄吉婷¹, 郭可歆¹, 齐佳音^{2,3}

- (1. 上海对外经贸大学统计与信息学院, 上海 201620;
2. 上海对外经贸大学人工智能与变革管理研究院, 上海 200336;
3. 广州大学网络空间安全学院, 广东 广州 510006)

摘要: 随着数字化时代的到来, 人们越发关注企业就业规模和就业结构。运用2011—2019年上市公司的企业面板数据, 借助固定效应模型和中介效应模型, 深入探究企业数字化转型对就业规模和就业结构的影响。结果表明, 首先, 企业数字化转型会显著扩大企业的就业规模。其次, 数字化对岗位结构的影响带有强烈的“知识偏向”, 对掌握前沿产业相关知识的人才需求增加。中介效应检验结果显示, 企业数字化转型通过市场规模效应与产品创新间接扩大企业就业规模。异质性分析结果显示, 对于环境数字化程度高以及非国有企业而言, 企业数字化程度对就业结构的影响更加显著。

关键词: 数字化转型; 就业规模; 就业结构

中图分类号: TP39

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202336

An empirical study on the impact of enterprise digital transformation on employment scale and structure

HUANG Jiting¹, GUO Kexin¹, QI Jiayin^{2,3}

1. Institute of Statistics and Information, Shanghai University of International Business and Economics, Shanghai 201620, China
2. Institute of Artificial Intelligence and Management Change Research, Shanghai University of International Business and Economics, Shanghai 200336, China
3. Institute of Cyberspace Security, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China

Abstract: With the advent of the digital age, people are paying more and more attention to the employment scale and employment structure of enterprises. Used the enterprise panel data of listed companies from 2011 to 2019, the impact of enterprise digital transformation on employment scale and employment structure was studied deeply by the fixed-effect model and mediation effect model. The results show that, firstly, the digital transformation of enterprises significantly expand the employment scale of enterprises. At the same time, the impact of digitalization on the job structure has a strong "knowledge bias", showing a bias towards high skills and knowledge, and an increase in the demand for talents who master knowledge related to cutting-edge industries. The results of the intermediary effect test show that the digital transformation of enterprises indirectly promotes the employment scale of enterprises through market scale effect and product innovation. The results of heterogeneity analysis show that the high degree of digitalization of the environment and the degree of digitalization of non-state-owned enterprises have a more significant impact on the employment structure.

Key words: digital transformation, employment scale, employment structure

0 引言

就业是民生之本, 国务院印发的《“十四五”

就业促进规划》提出, 以实现更加充分更高质量就业为主要目标, 深入实施就业优先战略, 健全有利于更加充分更高质量就业的促进机制。当前世界经

济恢复乏力，国内经济回升基础尚需稳固，同时教育部数据显示，2023年高校毕业生规模创历史新高。劳动力市场供给与需求侧变化的不一致，使我国就业形势面临着严峻挑战，亟待找到一条实现稳定和高质量就业的路径。

纵观世界近代史，人类经历了多次产业技术革命，每次革命都深刻影响人类的生产与生活。Don Tapscott提出数字经济（digital economy），将数字方式表现出的信息流称为数字经济，数字经济开始广泛传播。2016年中国杭州G20峰会将“数字经济”列为重要议题，2017年政府工作报告正式提出“数字经济”概念。近年来，随着移动互联网的高速发展，人工智能、云计算、大数据、区块链等数字技术应运而生。智能科学与技术等多个领域掀起改革浪潮，在促进数学、物理、材料等传统科学研究变革方面已取得重大突破性进展，同时也为科研院所建立科研任务管理智能生态体系提供了新范式，促进科研工作的可持续发展^[1-2]。对于产业而言，当数字技术发展为通用技术时，具备了可转化性，可以大范围影响生产，在此过程中产生的大量数据作为新型生产要素使数字经济得以迅速发展。

据《中国数字经济发展报告（2022）》显示，2021年我国数字经济发展取得新突破，数字经济在国民经济中的地位更加稳固、支撑作用更加显著。以数字技术创新为基础的数字经济引起就业市场变动，为稳定就业总量和改善就业结构提供了一个可能实现的路径。数字化转型是指利用数字化的技术和产品全面改造人类生产活动，对社会组织和生产方式进行数字化更迭的过程^[3]。当前，企业的行业市场竞争不断加剧，不仅有来自本行业的创新与进步，同时互联网性质的企业在不断渗入传统行业，也给企业带来了全新的竞争压力。数字化转型是企业保持自身竞争优势的有效路径。而企业既是宏观数字经济的微观构成，也是就业的创造主体，因此研究企业在推进自身数字化转型的过程对岗位数量与结构的影响，有助于从微观角度把握数字经济与就业的关系。

1 相关工作

在现有文献中，宏观层面针对数字经济发展对就业总量与结构的影响已经有了较为充分的探讨。目前，普遍认为作为技术创新融合体的数字经济同时兼具就业替代和就业创造效应。Acemoglu^[4]认为

技术创新的就业替代效应在全球范围内存在，导致所谓的“技术性失业”。Frey^[5]运用高斯过程分类方法对美国702个细分职业进行风险评估，结果表明美国现有职业中有47%是易被自动化替代的职业，如运输物流、行政助理等易被计算机替代。创造效应学持有不同的观点，Acemoglu^[6]、Stevenson^[7]认为技术进步在摧毁一些职业的同时也会创造出新的就业岗位，使就业方式发生变更，但从长期来看，新的技术和劳动力之间存在强大的互补性，可以抵消技术进步对劳动力市场原本的冲击。Dekle^[8]对日本劳动力市场进行分析，认为机器人提升了日本市场对劳动力的需求。Lordan等^[9]认为低技能工作更容易被替代，对低技能工作者的需求减少，同时企业不断加强技术创新，对高技能劳动力的需求会显著增加。

微观层面关于企业数字化转型对就业需求影响的研究较少，国内研究主要是基于以往技术进步范式，分析互联网、人工智能、大数据技术等对企业生产与经营活动的影响。韩民春等^[10]发现，工业机器人通过提高劳动生产率，减少劳动在生产增加值中的份额，使制造业企业对劳动力需求减少。李磊等^[11]认为企业机器人的使用对劳动力市场的挤出效应不明显，反而会显著提升企业的劳动力需求，且该促进效应主要源自企业产出规模的扩张。孙早等^[12]从理论和经验两个层面证明工业智能化将促使先进设备替代初中和高中学历劳动力，并增加对高、低教育程度劳动力的需求，导致中国劳动力就业结构整体上呈现出“两极化”特征。易露露等^[13]认为：企业数字化转型能够通过强化内部控制、提升创新产出等途径提升企业业绩，在国企和非成熟企业中提升效果更显著。徐金球^[14]对疫情期间上市公司数字化弹性的研究表明，在疫情冲击下，数字化企业的销售增长率与员工雇佣增长率等下降幅度更小且回弹转正速度更快。

综上，当前学界关于数字化对就业影响的研究主要集中在宏观层面，主要从产业结构升级与技术进步角度进行分析。微观层面关于数字化对就业影响的研究较少，主要集中于人工智能与机器人使用对企业的生产经营活动的影响，并且尚未形成统一论。数字化转型是人工智能、大数据技术、区块链技术等多技术的融合，单从某个技术角度进行分析并不能全面反映企业数字化对就业的真实效应。部分学者担心技术进步对劳动力的替代效应可能会

增大失业规模、拉大收入差距,也有学者认为新技术会创造新的岗位,能将劳动力从简单重复的生产过程中解放出来,增加对高技术劳动力的需求。引起分歧的原因如下:首先,忽略了效应发挥作用的具体领域,每种特定的技术进步会改变某一类劳动力的需求,对劳动力的整体影响可能与某一特定影响混淆;其次,对技术进步的衡量没有统一的口径,就数字经济测度而言,目前主要是通过不同维度的指标构建数字经济指标,但不同机构与学者在维度与指标的选择上有所不同,导致最后的数字经济指标有所差异。

基于已有文献,本文主要聚焦分析企业数字化转型对自身就业规模与就业结构是否有影响、影响的机制路径是什么、影响效果是否存在异质性。本文主要贡献有两点:一是本文不仅研究数字化转型对就业规模的影响,而且利用程序偏向型技术进步理论进一步分析出市场规模效应与产品创新两种作用路径;二是将企业所在地数字化程度纳入实证分析中,分析宏观环境数字化程度对企业层级数字化就业效用的影响。

2 理论机制与假说提出

2.1 企业就业规模

企业数字化转型对就业规模存在正向创造与反向替代两种效应^[15-16]。数字化转型过程中引入的高智能化系统与机器能够显著提高生产效率,降低生产经营对劳动力的依赖程度,从而使企业的就业岗位减少^[17]。另外,从长期来看,生产效率的提高能降低企业的生产成本,从而促进企业的业务增长与规模扩张,进而增加企业对劳动力的投入需求。以企业原料供应链订单分配环节为例,基于供货过

程的数字化,利用熵权法和模糊层次分析法等构建了供货决策评价体系,与传统专家决策模式相比,极大地降低了人工劳动强度,提高了决策效率,并有效降低了采购成本,提升了原料质量^[18]。此外,数字化转型为企业创造了与其他企业协作的在线平台,拓展了企业生产经营活动的边界,在新的业务中,劳动生产要素往往比资本生产要素更具优势,从而增加了企业的岗位需求。以数字化农业为例,生产关系数字空间的重构,将促进产业链上的协作关系,不仅可以减少产销信息不对等导致的丰产不丰收的现象,若合理设置机制,还有望获得数据产生的红利^[19]。综上,企业数字化转型影响企业就业规模的逻辑可概括为图1。

2.2 劳动力结构

技能偏向理论认为技术进步能够显著增加对高技能劳动者的需求,同时减少对低技能劳动者的需求。在企业内部,技能水平主要通过教育水平与岗位类别体现,普遍认为高学历与技术型岗位的劳动力更具高技能特征^[20]。数字化过程是人工智能、大数据、云计算、区块链等多技术协同作用的过程,继承以往技术进步的特征,表现出显著的技能偏向特征,即对高学历、技术型劳动者需求的增加。

技能偏向理论很好地解释了高技能劳动力就业需求变动,但无法解释后来出现的人力资本金字塔中层空洞化(低技能劳动力收入水平上升,中等技能劳动者收入水平下降)。因此,“程序偏向型技术进步”假说应运而生。该假说认为技术进步对劳动力的替代作用主要发生在流程化程度高、对个性化能力要求低的岗位。

无论是何种类型的技术进步(技能偏向型、程

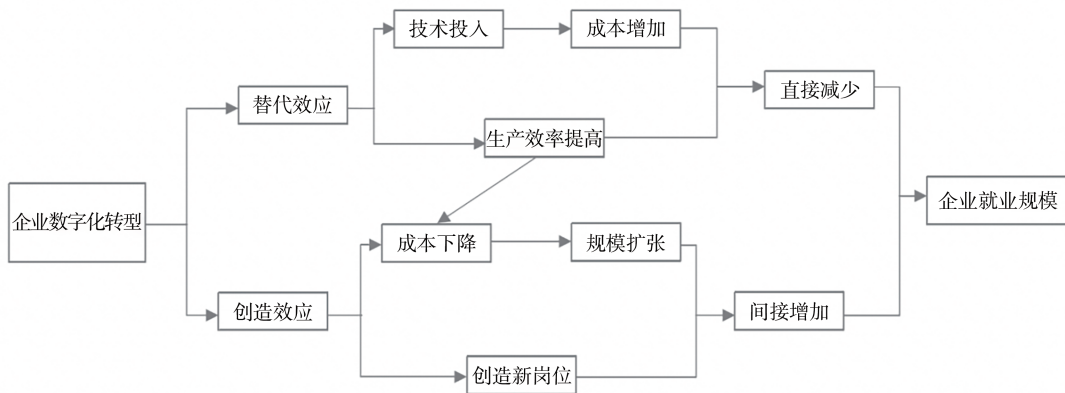


图1 企业数字化转型影响企业就业规模的逻辑

序偏向型)都体现出对高技能、知识的偏好,即知识偏向。诚然,数字化强化了“知识经济”的形成,就业结构除了表现出对岗位性质的偏好,

同时也呈现出明显的知识偏好^[21],如图2所示。企业开始对学历有更高的要求,高等学历逐渐“贬值”。

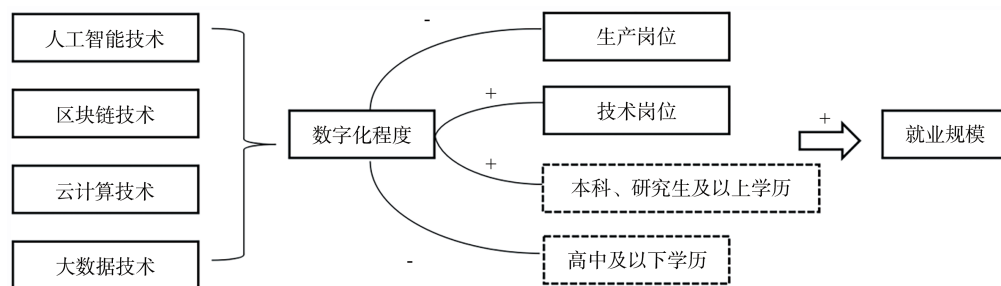


图2 数字化—岗位结构/学历结构—就业规模

基于以上理论分析,本文提出以下3个理论假设,并在后文的实证分析部分做出解释。

假说1:企业数字化转型显著扩大企业就业规模。

假说2:企业数字化转型显著提升技术岗位占比,降低生产岗位占比。

假说3:企业数字化转型显著提升对高学历人才的需求。

3 研究设计

3.1 数据来源

本文选取2011—2019年沪深A股上市公司作为初始样本,总计3 965个样本公司,并对数据进行处理:第一,删除行业大类代码为“J”的金融类公司,样本公司数量缩小至3 882个;第二,保留至少连续5年不存在数据缺失的公司,样本公司数量缩小至2 263个;第三,对微观连续型变量进行1%和99%的缩尾处理,从而减少异常值影响。企业年报数据来自深圳证券交易所、上海证券交易所官方网站,样本公司基本特征、财务、经营与就业相关数据来自于Wind和国泰安数据库。

3.2 变量设定

3.2.1 被解释变量

本文的被解释变量为企业就业规模,以企业员工总数的对数衡量。为了检验数字化转型对企业就业结构的影响,引入了就业的教育结构与岗位结构,分别用各教育层次、岗位类别的员工数与公司总员工数比值衡量。教育结构按照学历划分为:研究生及以上占比、本科占比、专科占比、高中及以下占比。岗位结构划分为:生产占比、财务占比、

销售占比、技术占比。

3.2.2 核心解释变量

本文的核心解释变量为企业数字化水平,在数字化转型过程中,企业会着重依赖“数字技术”对原有的体系进行改造,其中,人工智能、区块链、云计算、大数据等技术构成了企业数字化转型的核心底层技术架构^[22]。企业数字化转型最终是为了在市场上有更多的产出,因此,在更深层次的数字化转型中更侧重于数字技术在实际业务中的应用。关于企业数字化水平,本文参考吴非等人^[23]的做法,先构建出数字化转型特征词,再使用文本分析法统计各企业年报中相应数字化词频,以此构建出各上市公司的数字化程度指标,具体步骤如下。

第一步,确定数字化转型特征词。参考吴非等人^[23]对数字化转型经典文献与政策文件的归纳整理,最终选取76个数字化转型特征词,再将企业数字化转型分为“底层技术运用”与“技术实践应用”两个层面,其中“底层技术运用”又细分为人工智能、区块链、云计算、大数据4个维度,从而得到表1的企业数字化转型的结构化特征词图谱。

第二步,对年报相关部分进行文本分析。年报中包含对企业所处行业或其他相关公司的描述,可能出现不属于描述本企业的数字化特征词,这会导致词频统计结果偏高。为了得到更真实可靠的数字化信息,本文对年报中的管理层讨论与分析(management discussion and analysis, MD&A)部分进行文本分析,统计数字化转型特征词在各企业年报中出现的频次,对每个公司各维度下的频次加总取对数,得到各企业的数字化水平。

表1 企业数字化转型的结构化特征词图谱

类别	结构化特征词
人工智能技术	人工智能、商业智能、图像理解、投资决策辅助系统、智能数据分析、智能机器人、机器学习、深度学习、语义搜索、生物识别技术、人脸识别、语音识别、身份验证、自动驾驶、自然语言处理
区块链技术	区块链、数字货币、分布式计算、差分隐私技术、智能金融合约
云计算技术	云计算、流计算、图计算、内存计算、多方安全计算、类脑计算、绿色计算、认知计算、融合架构、亿级并发、EB级存储、物联网、信息物理系统
大数据技术	大数据、数据挖掘、文本挖掘、数据可视化、异构数据、征信、增强现实、混合现实、虚拟现实
技术实践应用	移动互联网、工业互联网、移动互联、互联网医疗、电子商务、移动支付、第三方支付、NFC支付、智能能源、B2B、B2C、C2B、C2C、O2O、网联、智能穿戴、智慧农业、智能交通、智能医疗、智能客服、智能家居、智能投顾、智能文旅、智能环保、智能电网、智能营销、数字营销、无人零售、互联网金融、数字金融、Fintech、金融科技、量化金融、开放银行

3.2.3 控制变量

控制变量主要包含反映公司经营状况、盈利能力、持续能力、绩效等方面的指标。参考国内外相关文献，选取以下具体指标：企业年龄（ComP_age）、营业收入增长率（Income_GRA）、基本每股

收益（EPS）、资产负债率（Asset_DRA）、流动比率（CR）、人均GDP（GDP_per）。详细变量数据可见表2。

3.3 模型设定与实证策略

$$\text{Emp}_{i,t} = \alpha + \varphi_1 \text{DIGI}_{i,t-1} + \sum \varphi \text{CVs} + \varepsilon \quad (1)$$

表2 变量描述

变量	变量名称	符号	备注
被解释变量	企业就业规模	Emp	企业员工总人数对数值
	学历结构	Prop_graduate&up	研究生及以上学历占比
		Prop_undergraduate	本科学历占比
		Prop_specialty	专科学历占比
		Prop_high&under	高中及以下学历占比
	岗位结构	Prop_production	生产岗位占比
		Prop_finance	财务岗位占比
		Prop_sale	销售岗位占比
		Prop_Tech	技术岗位占比
核心解释变量	企业数字化水平	DIGI	企业年报MD&A数字化词频对数值
口径拆分解释变量	人工智能技术	AI	结构化特征词词频
	区块链技术	Block_Chain	结构化特征词词频
	云计算技术	Cloud_comp	结构化特征词词频
	大数据技术	Big_Data	结构化特征词词频
	数字技术运用	Digi_tech_ap	结构化特征词词频
控制变量 CVs	企业年龄	ComP_age	企业年龄对数值
	营业收入增长率	Income_GRA	营业收入增长额 / 上年营业收入总额
	基本每股收益	EPS	来自年报财务摘要
	资产负债率	Asset_DRA	企业当年总负债 / 企业当年总资产
	流动比率	CR	企业当年流动资产与流动负债之比
	人均GDP	GDP_per	企业当年所在省份人均GDP
固定效应	年份固定效应	Year	—
	省份固定效应	Prov	—
	行业固定效应	Ind	—
	企业固定效应	Com	—
中介变量	营业收入	Revenue	企业当年营业收入对数值
	公司专利累计	Patent	年度发明专利申请量
虚拟变量	环境数字化程度	—	企业所在地级市数字化水平
	企业所有制性质	—	国有企业为1,反之则为0
滞后变量	—	L.+变量符号	表示滞后一期的变量

其中, Emp_{it} 为被解释变量, 表示企业 i 在 t 年的就业规模, $DIGI_{it-1}$ 为核心解释变量, 表示企业 i 在 $t-1$ 年数字化转型水平, CVs 为控制变量, φ_1 表示企业数字化水平对其就业规模的影响程度, 是主要待估计参数, φ 表示各控制变量对被解释变量的回归系数, 模型的常数项与随机误差项分别表示为 α 、 ε 。对模型做了如下处理: 首先, 本文通过对核心解释变量 $DIGI$ 进行滞后一期处理来解决企业数字化转型对就业规模影响具有的滞后性问题, 同时也能减少反向因果导致的内生性干扰问题; 其次, 本文的回归方程均采用 Cluster 聚类稳健标准误差调整的 t 统计量。

4 实证结果及经济解释

4.1 基准回归

表3展示了数字化转型程度与企业就业规模之间关系的总体检验结果。模型M1只加入核心解释变量并且只对企业固定效应进行了控制, M2在M1的基础上加入了控制变量组, M3、M4、M5依次增加了对年份固定效应、行业固定效应、省份固定效应的控制。 N 为样本量。M1回归结果显示企业数字化程度的回归系数为0.144且通过了1%显著性检验。M2核心解释变量的回归系数由M1的0.144减小至0.058, 控制变量吸收了其他可能影响企业就业规模的因素, 使得模型在量化核心解释变量带来的影响时更加精确, 但显著性并未减少 (t 值为8.685)。M3、M4、M5, 随着逐步加强对固定效应的控制, 在显著性未发生变化的情况下, 模型的拟合优度 (R^2) 在一定程度上得到提升。M5中核心解释变量以及控制变量的回归系数均通过5%显著性检验, 这说明企业数字化程度与企业就业规模之间存在显著的正相关关系。由此, 在5%显著性水平下可验证本文提出的假说1。

上述基准回归模型确定了数字化转型与劳动力规模的显著正向关系, 劳动力规模是最终作用的结果, 并不能体现数字化对劳动力结构的影响。比如数字化可能会在一些传统的生产岗位、非技术岗位中产生“技术渗透”, 减少企业对此类岗位的需求, 但最终劳动力总量是扩张的, 换言之, 另一种更强的、可以与“技术渗透效应”相抗衡的影响因素在发挥作用。数字化在对一些岗位产生技术渗透的同时, 也会创造一些新的岗位需求,

表3 企业数字化转型与就业规模

对比项	M1	M2	M3	M4	M5
L.DIGI	0.144*** (15.706)	0.058*** (8.685)	0.054*** (8.044)	0.052*** (8.841)	0.050*** (8.321)
ComP_age	—	0.615*** (7.230)	0.314** (2.514)	0.328*** (2.884)	0.321** (2.445)
Income_GRA	—	0.175*** (7.599)	0.172*** (7.627)	0.163*** (7.105)	0.168*** (7.366)
EPS	—	0.096*** (8.149)	0.100*** (8.690)	0.102*** (10.177)	0.098*** (9.908)
Asset_DRA	—	0.967*** (13.719)	0.998*** (14.038)	1.025*** (16.241)	1.020*** (16.546)
CR	—	-0.000*** (-9.255)	-0.000*** (-10.873)	-0.000*** (-10.321)	-0.000*** (-10.385)
GDP_per	—	0.000*** (3.212)	0.000** (2.509)	0.000** (2.639)	0.000*** (4.482)
CVs	否	是	是	是	是
Com	是	是	是	是	是
Year	否	否	是	是	是
Ind	否	否	否	是	是
Prov	否	否	否	否	是
N	19 088	19 088	19 088	19 088	19 088
R^2	0.053	0.211	0.216	0.245	0.259

注: (1) **、*、***分别代表1%、5%、10%的显著性水平; (2) 括号中的数字是经过聚类稳健标准误差调整的 t 值; (3) “是”表示模型中加入了控制变量或该固定效应, “否”为没有加入。下文同。

也就是“任务创造效应”。“任务创造效应”有效地抵抗了“技术渗透效应”, 使得劳动力在总量上是扩张的。

表4中M1、M2、M3、M4分别表示在控制了年份、省份、企业、行业固定效应的情况下, 企业数字化程度对生产岗位占比、财务岗位占比、销售岗位占比、技术岗位占比的影响。M1的企业数字化程度回归系数为-0.661且通过1%显著性检验。这意味着, 数字化在劳动密集型产业产生了技术渗透, 直接冲击了从事生产的劳动群体, 对生产岗位占比产生了显著的负向影响。参考张刚等人^[24]的研究, 短期内技术渗透(人工智能、大数据等)导致的劳动要素替代造成的某一类劳动力失业是无法避免的。M4的结果显示, 在控制固定效应情况下企业数字化程度和技术岗位占比之间存在正相关关系, 且通过了1%的统计显著性检验。即数字化拉动了对技术岗位的需求。可见数字化带来的技术变革创造了“新的任务”, 即企业数字化转型显著地增加了技术岗位占比, 降低了生产岗位占比, 由此假说2得证。M2、M3回归结果不支持数字化程度与财务岗位占比、销售岗位占比之间存在显著的相

关关系,这可能是由于会计、审计、销售等职位往往是比较稳定的,数字化给此类岗位带来的变化较多地体现在办公方式的变化,并不能减少或改变企业在这一方面的人员需求。

表4 不同类别岗位基准回归结果

对比项	M1	M2	M3	M4
L.DIGI	-0.661*** (-5.053)	0.040 (1.469)	0.218 (1.610)	0.415** (2.550)
常数项	49.871*** (3.167)	0.956 (0.443)	23.741*** (3.786)	6.723 (0.483)
CVs	是	是	是	是
Year/Ind/ Prov/Com	是	是	是	是
N	16 555	16 555	16 555	16 555
R ²	0.081	0.071	0.054	0.065

表5报告了“企业数字化程度—学历水平占比”关系的核心验证结果。M1、M2、M3、M4分别表示在控制多个固定效应的情况下,数字化程度对研究生及以上学历占比、本科学历占比、大专学历占比、高中及以下学历占比的影响。M1、M2回归结果显示数字化程度显著地增加了企业对高学历人才的需求,研究生及以上的回归系数为0.070(1%水平显著),本科学历的回归系数为0.331(5%水平显著)。M4数字化程度的回归系数为-0.832且通过1%显著性检验。M3表示企业数字化水平对专科学历的影响并不显著。回归结果说明,

随着企业数字化程度的深入,企业的人才需求正向高学历迁移,本文提出的假说3成立。

4.2 稳健性检验

为确保基准回归结果的可靠性,本文使用缩小样本范围与拆解企业数字化转型指标两种方式对基准回归中通过5%显著性检验的模型进行稳健性检验。

首先,本文缩小了用于基准回归测试的样本范围。2015年后,人工智能、云计算等数字技术对社会、经济和生活的影响不断扩大,企业数字化转型的浪潮也逐渐兴起。因此,将样本期调整为2015年至2019年,表6的第2~7列分别表示在控制多个固定效应情况下,企业数字化转型对企业就业规模、生产岗位占比、技术岗位占比、研究生及以上学历占比、本科学历占比、高中及以下学历占比的影响。由表6可知,前文所验证的3个假说结论并没有发生任何改变。

其次,由于企业的数字化转型囊括了多种技术,为了更准确地分析企业数字化程度与企业就业规模之间的关系,本文将企业数字化转型指标分解为“底层技术”和“实践应用”两个层面。在底层技术层面,本文根据当前权威界定的数字化转型技术,划分出了4个子指标:AI、Block_Chain、Cloud_comp、Big_Data,而在实践应用层面,则关注具体的数字技术运用(见表1)。

表5 不同学历基准回归结果

对比项	M1	M2	M3	M4
L.DIGI	0.070*** (3.044)	0.331** (2.693)	-0.073 (-0.596)	-0.832*** (-4.000)
常数项	3.798 (1.045)	34.389*** (5.335)	3.073 (0.335)	-41.606** (-2.610)
Cvs	是	是	是	是
Year/Ind/Prov/Com	是	是	是	是
N	16 555	16 555	16 555	16 555
R ²	0.068	0.161	0.038	0.215

表6 稳健型检验:删除部分样本

对比项	Emp	Prop_production	Prop_Tech	Prop_graduate&up	Prop_undergraduate	Prop_high&under
L.DIGI	0.012*** (2.946)	-0.546*** (-4.307)	0.415*** (2.950)	0.064** (2.340)	0.362*** (3.684)	-0.368* (-1.823)
Cvs	是	是	是	是	是	是
Year/Ind/Prov/Com	是	是	是	是	是	是
N	10 949	10 949	10 949	10 949	10 949	10 949
R ²	0.148	0.073	0.050	0.076	0.091	0.042

表7的第2~7列分别表示在控制多个固定效应情况下,企业数字化转型的子指标对企业就业规模、生产岗位占比、技术岗位占比、研究生及以上学历占比、本科学历占比、高中及以下学历占比的影响。回归结果显示,除了区块链技术转型指标不显著外,其余数字化转型子指标对企业就业规模的回归系数均为正向且通过1%统计显著性检验。区块链技术转型不显著的原因可能在于这项技术的浪潮从2019年才开始逐步涌向企业技术端,并且其应用的必要性相对较弱、领域相对较窄。林知微等人^[25]提出了区块链技术在制造业企业供应链追踪和工业大数据流转方面的应用案例,为制造业企业的数字化转型提供了深度智能化的思路。在分解被解释变量口径的情况下,企业数字化转型子指标对劳动力结构以及对学历的影响,虽然存在个别与被解释变量关系不显著的情况,但从总体上看,结论

依旧支持本文提出的假说2和假说3,即数字化转型使得企业减少了对生产岗位的需求,劳动力结构在向高技术和高学历人才倾斜。总体来看,研究结果与预期一致,清晰地展示出回归分析的高度稳健性。具体而言,大数据技术转型以及人工智能技术的演进,对就业规模的影响尤为显著,回归系数分别为0.103和0.101。在政策制定方面,党的十九届四中全会首次强调了“加强数据作为生产要素参与收益分配机制”的创新思路,这暗示着中国正逐步步入数字经济红利时代,数据作为新的生产要素将发挥更加重要的作用。正因如此,大数据技术的研发和应用具备坚实的时代背景和政策基础。从国家整体发展的视角来看,中国不仅拥有全球最庞大的数据生成群体,同时还具备网民数量庞大、移动电话普及率高以及消费规模大等优势,这为大数据技术的进一步发展提供了条件。

表7 稳健型检验：基于企业数字化转型口径的分解

对比项	Emp	Prop_production	Prop_Tech	Prop_graduate&up	Prop_undergraduate	Prop_high&under
L.AI	0.101*** (5.596)	-1.333** (-2.065)	1.965*** (4.070)	0.283* (1.833)	0.083 (0.136)	-4.089*** (-3.823)
L.Block_Chain	-0.010 (-0.183)	-2.960 (-1.672)	2.812** (2.658)	0.612 (1.481)	0.267 (0.206)	-5.702*** (-10.495)
L.Cloud_comp	0.048*** (3.723)	-1.199*** (-2.867)	0.900 (1.318)	0.161 (1.195)	1.442*** (3.270)	-6.648*** (-7.455)
L.Big_Data	0.103*** (5.196)	-1.960** (-2.581)	0.682 (1.203)	0.011 (0.086)	0.689* (1.914)	-3.785*** (-4.351)
L.Digi_tech_ap	0.054*** (4.893)	-1.330*** (-2.935)	0.566 (1.638)	-0.029 (-0.418)	0.801*** (3.086)	-0.773 (-1.529)
Cvs	是	是	是	是	是	是
Year/Ind/Prov/Com	是	是	是	是	是	是
N	16 555	16 555	16 555	16 555	16 555	16 555

4.3 内生性检验

本文在基准回归部分采用了引入年份、省份、行业、企业固定效应的方法以及将核心解释变量滞后一期的方法来处理可能存在的内生性问题,在基准回归中,核心解释变量的系数方向和显著性并未随固定效应的引入而发生改变。但考虑到回归模型中仍旧可能存在遗漏变量偏误,本文采用双重差分模型(difference-in-differences model, DID)来进一步验证核心结论“企业数字化转型会显著扩大企业的就业规模”。首先进行平行趋势检验,图3平行趋势检验图显示,政策实施前的时点(pre_2, pre_3) 95%的置信区间包含0,而实施后的时点(post_1, post_2, post_3)不包含0,说明政策时点前处理组和控制组不存在显著差别,具有平行趋势,保证了双重差分模型结果的有效性。

基于此,本文参考郑建明等人^[26]的研究,在

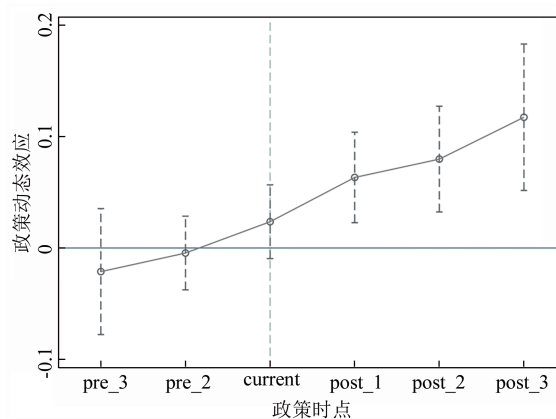


图3 平行趋势检验

实验组和对照组中对企业实施数字化转型战略前后进行双重差分分析,有效解决了个体内部差异和与实验组无关的时间趋势可能带来的误差,从而得到企业数字化转型对就业规模的实际影响,即所谓的

“净效应”。基于此,本文构建了双重差分模型(见式(2)),用以深入探讨企业数字化转型对就业规模的具体影响机制。

$$\text{Emp}_{i,t} = \alpha + \theta_1 \text{du}_{i,t} + \theta_2 (\text{du}_{i,t} \times \text{dt}_{i,t}) + \theta_3 \text{dt}_{i,t} + \sum \varphi \text{CVs} + \varepsilon \quad (2)$$

被解释变量为 $\text{Emp}_{i,t}$ 表示企业 i 在 t 年的就业规模。引入个体虚拟变量 $\text{du}_{i,t}$,若企业 i 在样本期间内进行了数字化转型, $\text{du}_{i,t}$ 则赋值为1,否则为0, t 表示年份。同时,还引入时期虚拟变量 $\text{dt}_{i,t}$,用于划分企业 i 在当前年份及之后年份是否实施了数字化转型,其中 $\text{dt}_{i,t}=1$ 表示企业 i 在 t 年进行了数字化转型, $\text{dt}_{i,t}=0$ 表示未进行数字化转型。 CVs 为控制变量组,模型常数项与随机误差项分别表示为 α 、 φ 。 $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \varphi$ 是各解释变量、控制变量对被解释变量的回归系数。其中,参数 θ_2 揭示了企业在数字化转型前后对就业规模的影响程度。

为进一步验证双重差分模型的稳健性,本文将上述模型进行一定变化并再次检验:

$$\text{Emp}_{i,t} = \alpha' + \theta_1' (\text{du}_{i,t} \times \text{dt}_{i,t}) + \sum \varphi' \text{CVs} + \sum \text{Year} + \sum \text{Ind} + \sum \text{Prov} + \varepsilon \quad (3)$$

式(3)强调了对企业的时间固定效应 $\sum \text{Year}$ 、行业固定效应 $\sum \text{Ind}$ 和省份固定效应 $\sum \text{Prov}$ 的控制。 θ_1', φ' 是在加入上述固定效应后,各解释变量、控制变量对被解释变量的回归系数。其中 θ_1' 表示在加入上述固定效应控制后,企业在数字化转型前后对就业规模的影响程度。随后引入带有调节效应的双重差分模型来降低企业数字化转型强度的影响:

$$\text{Emp}_{i,t} = \alpha'' + \theta_1'' (\text{du}_{i,t} \times \text{dt}_{i,t} \times \text{DIGI}_{i,t}) + \sum \varphi'' \text{CVs} + \sum \text{Year} + \sum \text{Ind} + \sum \text{Prov} + \varepsilon \quad (4)$$

式(4)中 $\text{DIGI}_{i,t}$ 为企业 i 在 t 年的数字化转型水平,系数 θ_1'' 体现了企业实施数字化转型后的转型强度大小对就业规模产生的影响。 φ'' 表示控制变量对被解释变量的回归系数, α'' 、 ε 分别为模型的常数项与随机误差项。

表8为双重差分法得出的实证结果。M1、M2、M3分别显示了式(2)、式(3)、式(4)的回归检验结果。M1中 $\text{du}_{i,t} \times \text{dt}_{i,t}$ 的回归系数呈显著正相关(系数为0.069,显著水平为10%),这表明企业进行数字化转型明显增加了就业规模。M2中 $\text{du}_{i,t} \times \text{dt}_{i,t}$ 的系数有所减小,但其显著性有所升高(系数为0.05,显著水平为5%)。通过综合分析M1

和M2的结果,可以得出初步结论:在采用双重差分法克服内生性问题后,企业数字化转型对就业规模的促进效应有所加强。M3继续引入了 $\text{DIGI}_{i,t}$ 以考虑不同转型强度对就业规模影响的差异,此时 $\text{du}_{i,t} \times \text{dt}_{i,t} \times \text{DIGI}_{i,t}$ 的回归系数仍为正,且显著水平为1%。这表明在进行多重稳健性和内生性处理后,本研究的核心结论与之前的结果依然保持高度的一致性。

表8 内生性处理:基于数字化转型的准自然实验

对比项	M1	M2	M3
dt	0.005(0.148)	—	—
du×dt	0.069*(1.842)	0.050**(2.119)	—
du	0.000(.)	—	—
du×dt×DIGI	—	—	0.051*** (9.648)
Cvs	是	是	是
Com	是	是	是
Year/Ind/Prov	否	是	是
N	19 088	19 088	19 088
R ²	0.206	0.242	0.247

4.4 异质性分析

第一部分的检验是基于全样本的角度,探究企业数字化转型对就业规模、岗位结构以及学历占比的影响,并采用多重稳健性检验,对各种影响效应进行了验证。但由于企业属性存在差异,企业数字化转型对就业规模 and 结构的影响效果可能会呈现出一定的非对称性,而对这种情形的探讨将有助于制定更具差异化特点的政策。

第一,参考赵涛^[27]构建地级市层面的数字化指数,根据企业所处地区的数字化情况将样本划分为环境数字化程度高(企业所在地数字化排名在前25%)和环境数字化程度低(企业所在地数字化排名在后25%)两组,若所在地属于高度数字化程度的地区,则使环境数字化程度置为1,反之为0。接着,将这一环境数字化程度与企业的数字化转型程度进行相乘,并将所得乘积项数字化_环境纳入回归方程中。表9中M1结果显示,交叉相乘项的回归系数显著为正,说明数字化程度高的环境可以增强企业数字化对就业规模的影响。本文认为,一方面,数字化程度高的地区往往有着良好的基础设施,庞大的流动人口基数是数字技术创新与转型的前沿阵地,处在这样环境下的企业可以得到更加便利的技术服务支持、人才支持、政策支持以及客户

资源。另一方面,数字化程度高的地区也伴随着更激烈的市场竞争,企业需要通过加强创新、进行技术转型来提升自身的核心竞争力,进而产生了对技术岗位的需求。而在数字化程度较低的地区,企业数字化程度和就业之间不存在显著的相关关系。上述现象或许源于这些地区的市场化水平较为有限,企业的数字化转型所带来的变革不足以重新全面塑造要素资源的配置格局。

其次,将样本划分为国有企业和非国有企业,如果企业属于国有企业,则将是否国有企业一项置为1,否则为0。将是否国有企业与数字化的交叉相乘项“数字化_国有”加入方程中进行回归,表9中M2结果显示“数字化_国有”系数显著为负,说明对于国有企业来说,数字化转型的就业规模促进效应相对较低。本文认为,国有企业在资源获取和市场占有等方面具备与生俱来的优势。然而,由于面临相对较小的市场竞争压力、缺乏动力以及对前沿数字科技技术关注不足,这些企业在数字化转型方面很难形成有效的反馈回路。而非国有企业面临更大的市场竞争压力,为了更好地适应市场变化,更愿意从事创新转型活动,从而能够及时将这一需求反馈给人才市场。

表10表示企业数字化转型在环境数字化程度高、低两组中对岗位结构的影响,表11表示企业数字化转型在国有企业、非国有企业两组中对岗位

表9 组间异质性检验

对比项	M1	M2
L.DIGI	0.004(0.354)	0.054 ^{***} (4.769)
环境数字化程度	-0.002(-0.042)	—
数字化_环境	0.039 ^{***} (3.305)	—
是否国有企业	—	0.200 ^{**} (2.453)
数字化_国有	—	-0.052 ^{**} (-2.640)
CVs	是	是
Year/Ind/ Prov/Com	是	是
N	16 442	16 240
R ²	0.236	0.242

结构的影响。结果显示环境数字化程度高以及非国有的企业数字化程度对就业结构的影响更加显著,尤其是对生产岗位和技术岗位产生了截然相反的影响。值得注意的是,国有企业数字化对生产岗位的影响是显著的,影响力度甚至超过非国有企业。

4.5 作用机制分析

由上述分析可知,企业数字化转型确实会对技能劳动力需求规模和结构产生影响,但影响传导路径比较模糊。本文在理论机制的基础上借鉴已有文献[15,21,28],基于数字化转型对就业需求的创造效应,针对以下两种可能的影响路径,通过中介效应检验方法,探讨数字化转型对就业规模的影响机制。

(1) 市场规模

表10 环境数字化异质性——岗位结构

对比项	环境数字化程度低				环境数字化程度高			
	Prop_production	Prop_finance	Prop_sale	Prop_Tech	Prop_production	Prop_finance	Prop_sale	Prop_Tech
L.DIGI	0.683(1.011)	0.016(0.349)	-0.576 [*] (-1.961)	0.172 (0.387)	-0.780 ^{***} (-4.680)	0.049 [*] (1.761)	0.261 [*] (1.808)	0.485 ^{***} (2.750)
CVs	是	是	是	是	是	是	是	是
Year/Ind/Prov/ Com	是	是	是	是	是	是	是	是
N	1 804	1 804	1 804	1 804	14 638	14 638	14 638	14 638
R ²	0.115	0.064	0.175	0.129	0.091	0.070	0.054	0.065

表11 所有制性质异质性——岗位结构

对比项	非国有企业				国有企业			
	Prop_production	Prop_finance	Prop_sale	Prop_Tech	Prop_production	Prop_finance	Prop_sale	Prop_Tech
L.DIGI	-0.535 ^{***} (-4.168)	0.034(1.240)	0.286 [*] (1.853)	0.459 ^{**} (2.601)	-0.902 ^{**} (-2.714)	0.035(0.878)	0.033(0.151)	0.357(1.233)
CVs	是	是	是	是	是	是	是	是
Year/Ind/Prov/ Com	是	是	是	是	是	是	是	是
N	10 218	10 218	10 218	10 218	6 022	6 022	6 022	6 022
R ²	0.105	0.089	0.059	0.070	0.055	0.023	0.073	0.116

扩大市场规模是解决就业问题的关键。企业数字化赋能,一方面可以提升核心业务的竞争力,打通业务纵向链条,实现产销一体化;另一方面,荆文君和孙宝文^[29]指出,互联网等数字技术具备明显的网络外部性,一旦企业的用户规模达到某个临界点,这种网络外部性将出现马太效应,从而引发正向反馈,进一步增强领先企业的优势。这种趋势有助于降低企业的成本、提升收入。

(2) 产品创新

数字化技术为企业创新研发提供了便利,而产品创新的持续产出需要相应的人员配置。因此,产品创新存在有效传递数字化转型就业效应的可能。

营业收入可以很好地反映企业的经营状况和竞争力,企业专利累计则可以反映企业在研发上的产出,因为仅仅有研发投入而没有产出,并不能形成反馈到就业需求上的良性循环^[30-31]。基于以上分析,本文选择营业收入和公司专利累计作为中介变量,通过式(5)、式(6)、式(7)进行验证。其中,式(5)表示企业*i*在*t*年的就业规模 $Emp_{i,t}$ 和企业*i*在*t-1*年的数字化水平 $DIGI_{i,t-1}$ 之间的关系;式(6)表示企业*i*在*t*年的中介变量值 $Mediator_{i,t}$ 和数字化水平 $DIGI_{i,t-1}$ 之间的关系;式(7)表示企业*i*在*t*年的就业规模 $Emp_{i,t}$ 和中介变量值 $Mediator_{i,t}$ 以及数字化水平 $DIGI_{i,t-1}$ 的关系。若式(5)、式(6)、式(7)中解释变量的回归系数 φ_1 、 θ_1 、 φ'_1 、 φ'_2 是显著的,则说明上述关系成立。式(5)、式(6)、式(7)的模型均引入了控制变量CVs,年份、行业、省份固定效应($\sum Year$ 、 $\sum Ind$ 、 $\sum Prov$), φ 为各控制变量的系数, ε 、 τ 、 ζ 为各模型中的随机误差。

$$Emp_{i,t} = \varphi + \varphi_1 DIGI_{i,t-1} + \sum \varphi CVs + \sum Year + \sum Ind + \sum Prov + \varepsilon \quad (5)$$

$$Mediator_{i,t} = \theta + \theta_1 DIGI_{i,t-1} + \sum \theta CVs + \sum Year + \sum Ind + \sum Prov + \tau \quad (6)$$

$$Emp_{i,t} = \varphi' + \varphi'_1 Mediator_{i,t} + \varphi'_2 DIGI_{i,t-1} + \sum \varphi CVs + \sum Year + \sum Ind + \sum Prov + \zeta \quad (7)$$

表12中M1表示数字化水平对就业需求影响的总效应,M2展示了企业数字化水平对公司专利累积的影响程度,用以评估数字化水平对企业创新能力的影响,M3则验证了公司累积专利数量在企业数字化水平影响就业需求过程中的中介作用,即企业数字化水平通过影响企业的专利累积来间接影响

就业需求。数字化为企业带来了新的机遇和挑战,企业在进行数字化转型的过程中,原本的经营范围和技术要求都在一定程度上发生了改变,进而促使企业进行技术创新、拓展原有的专利版图。另外,数字化显著提升了对信息数据的处理能力,缓解信息不对称问题,一定程度上打破了一些新型技术上的壁垒,缩短了企业研发专利的周期。M2的企业数字化程度对公司专利累计的回归结果显示,企业数字化水平每提升1%,就会带动公司专利累计103%的增长。M3显示“企业数字化程度—(提升)公司专利累计—(扩大)企业就业规模”的作用路径成立,其中,公司专利累计的中介效应为 $102.750 \times 0.00013 = 0.013$,即在企业数字化水平影响就业需求总效应中,公司专利累计作为中介变量的贡献为9.29%(即 $0.013/0.14$)。

表12 企业数字化影响就业规模机制识别:公司专利累计

对比项	M1	M2	M3
L.DIGI	0.140*** (18.11)	102.750*** (10.96)	0.126*** (16.95)
公司专利累计			0.00013*** (20.55)
CVs	是	是	是
Year/Ind/ Prov/Com	是	是	是
N	16555	16555	16555
R ²	0.26	0.03	0.28
Sobel 检验		0.013*** 机制有效——正向传导	
间接效应检验(p值)		0.000 间接效应成立	

表13提供了关于企业数字化水平对就业需求影响的多个层面的信息。通过分析不同列之间的数据,深入探究数字化对就业需求的直接和间接影响:M1展示了企业数字化水平对就业需求影响的总效应;M2展示了企业数字化水平对营业收入的影响程度;M3则用于验证在企业数字化水平影响就业需求过程中,营业收入是否充当中介因素。

企业数字化转型强化了内部控制能力,吸引合格的境外机构持股,增强创新动能、提升研发利用能力,加速了产品的更新迭代,提升了产品的性能。多项绩效的提升可以助力企业提升核心业务的市场竞争力,抢占市场份额,提升营业收入。M2的回归结果展示了数字化水平对营业收入带来了显

著的正向影响，这说明数字化正在为企业带来红利，有助于形成数字化发展的良性循环。M3结果显示“数字化程度—（提升）营业收入—（扩大）企业就业规模”的作用路径成立。其中，营业收入的中介效应为 $0.077 \times 0.726 = 0.056$ ，即在企业数字化程度影响就业需求的总效应中，公司专利累计作为中介变量的贡献为40%（ $0.056/0.14$ ）。

表13 企业数字化影响就业规模机制识别：营业收入

对比项	M1	M2	M3
L.DIGI	0.140*** (18.11)	0.077*** (9.85)	0.084*** (15.97)
营业收入			0.726*** (138.66)
CVs	是	是	是
Year/Ind Prov/Com	是	是	是
N	16 555	16 555	16 555
R ²	0.26	0.43	0.66
Sobel 检验	0.013*** 机制有效——正向传导		
间接效应检验 (p 值)	0.000 间接效应成立		

5 研究结论和启示

本文提出的3个假说均得到了实证支持，并且具有统计学上的显著性、稳健型。

首先，本文的核心结论为企业数字化转型会显著扩大企业的就业规模。纵观人类发展史，我们先后经历了几次工业革命，每一次工业革命都伴随着生产力要素的重塑，大量的岗位被替代，但同时也创造了新的任务，这使得劳动力在总量上总是扩张的。数字化变革是前所未有的、颠覆性的，在数据成为生产要素的今天，数字化已迅速渗透至生产、分配、流通、消费和社会服务等各领域，显著改变了生产和生活方式以及社会治理方式。经营效率和治理效率的提高会削减企业冗余的岗位，但企业出于对“数字化红利”的追求以及市场自由竞争的压力，会加大对数字创新产业的投入，形成良性的“创新—规模/效率—就业规模”正向循环。在这个过程中，政府应为企业提供良好的营商环境，规制市场竞争，健全企业知识产权保护体系，构建数据治理一站式管理体系，以降低企业的管理成本。

其次，从岗位结构和学历的角度来说，企业数字化转型对生产岗位产生了技术渗透，人才需求向着技术型和高学历倾斜，即在技术岗位实现了更强的任务创造，同时体现出了强烈的“知识偏向”，

掌握前沿产业相关知识的人才成为稀缺资源。本文建议高校应该紧跟前沿技术发展，以产业为导向加大对培养学生实践技能的投入，加强专业与企业需求的契合，引入数字通识课程，积极探索产学研结合的新就业途径，以数字人才推动企业高质量发展。缓解毕业生就业压力，避免无效的“学历内卷”。

最后，本文异质性实证分析结果显示，环境的数字化程度高会加强企业数字化转型对就业需求的促进作用，不难发现我国的高新技术企业存在明显的“扎堆”现象，数字化是具备缩小地区差异的先决条件，企业可以依托数字化技术将部分业务迁移到成本较低的地区。基于此，本文认为各省市要优化人才引进和企业落地政策，避免“一地一策”现象的发生，降低企业的管理成本，促进本地的经济发展，抓住数字化带来的发展机遇。总的来说，我国应该把握数字科技迅猛发展的机遇，加大对数字化技术的政策倾斜力度，完善数字化技术基础设施建设和维护，为企业营造良好的发展环境以助力企业高质量发展，加强数字化转型对就业需求的正向促进作用。部分岗位结构在国有和非国有之间的差异十分明显，民营企业普遍面临着更大的竞争压力，而国有企业欠缺来自市场的压力，只体现了技术渗透对生产岗位的替代作用，而没有体现出任务创造效应。政府或相关部门应该重点关注并鼓励国有企业进行数字化技术研发及应用，适当给予市场需求端的刺激，使得国有企业焕发出更大的活力。

参考文献：

- [1] 秦蕊, 梁小龙, 李娟娟, 等. 平行科研院所: 从数字化转型到智能化变革[J]. 智能科学与技术学报, 2023, 5(2): 212-221.
QIN R, LIANG X L, LI J J, et al. Parallel scientific research institutes: from digital transformation to intelligent revolution[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2023, 5(2): 212-221.
- [2] 王飞跃, 缪青海, 张军平, 等. 探讨 AI for Science 的影响与意义: 现状与展望[J]. 智能科学与技术学报, 2023, 5(1): 1-6.
WANG F Y, MIAO Q H, ZHANG J P, et al. The DAOs to AI for Science by DeSci: the state of the art and perspective[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2023, 5(1): 1-6.
- [3] 李雯轩, 李晓华. 全球数字化转型的历程、趋势及中国的推进路径[J]. 经济学家, 2022(5): 36-47.
LI W X, LI X H. The history and trend of global digital transformation and China's promotion path[J]. Economist, 2022(5): 36-47.
- [4] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [5] FREY C B, OSBORNE M A. The future of employment: how suscep-

- tible are jobs to computerisation? [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2017, 114: 254-280.
- [6] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Unpacking skill bias: automation and new tasks[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2020, 110: 356-361.
- [7] STEVENSON B. AI, income, employment, and meaning[M]//*The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, Chicago: University of Chicago Press, 2019: 189-195.
- [8] DEKLE R. Robots and industrial labor: Evidence from Japan[J]. *Journal of the Japanese and International Economies*, 2020, 58: 101108.
- [9] LORDAN G, NEUMARK D. People versus machines: The impact of minimum wages on automatable jobs[J]. *Labour Economics*, 2018, 52: 40-53.
- [10] 韩民春, 庞思明. 工业机器人应用对制造业劳动生产率的影响研究——基于欧美13个国家数据的经验分析[J]. *工业技术经济*, 2021, 40(1): 13-21.
- HAN M C, PANG S M. Research on the influence of industrial robot application on manufacturing labor productivity: experience analysis based on data from 13 countries in Europe and America[J]. *Industrial Technology & Economy*, 2021, 40(1): 13-21.
- [11] 李磊, 王小霞, 包群. 机器人的就业效应: 机制与中国经验[J]. *管理世界*, 2021, 37(9): 104-119.
- LI L, WANG X X, BAO Q. The employment effect of robots: mechanism and evidence from China[J]. *Journal of Management World*, 2021, 37(9): 104-119.
- [12] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. *中国工业经济*, 2019(5): 61-79.
- SUN Z, HOU Y L. How does industrial intelligence reshape the employment structure of labor force[J]. *China Industrial Economics*, 2019(5): 61-79.
- [13] 易露霞, 吴非, 常曦. 企业数字化转型进程与主业绩效——来自中国上市企业年报文本识别的经验证据[J]. *现代财经(天津财经大学学报)*, 2021, 41(10): 24-38.
- YI L X, WU F, CHANG X. Enterprise digital transformation process and main business performance: empirical evidence from the text recognition of the annual reports of listed companies in China[J]. *Modern Finance and Economics(Journal of Tianjin University of Finance and Economics)*, 2021, 41(10): 24-38.
- [14] 徐金球. 数字化与企业弹性——基于新冠病毒感染疫情冲击的经验证据[J]. *上海对外经贸大学学报*, 2023, 30(1): 41-56.
- XU J Q. Digitalization and enterprise resilience: empirical evidence based on the impact of COVID-19[J]. *Journal of Shanghai University of International Business and Economics*, 2023, 30(1): 41-56.
- [15] 赵宸宇. 数字化转型对企业劳动力就业的影响研究[J]. *科学学研究*, 2023, 41(2): 241-252.
- ZHAO C Y. Research on the impact of digital transformation on enterprises' labor employment[J]. *studies in science of science*, 2023, 41(2): 241-252.
- [16] 张车伟, 王博雅, 高文书. 创新经济对就业的冲击与应对研究[J]. *中国人口科学*, 2017(5): 2-11.
- ZHANG C W, WANG B Y, GAO W S. Innovation economy and its impact on employment and the countermeasures[J]. *Chinese Journal of Population Science*, 2017(5): 2-11.
- [17] 刘志成, 刘斌. 贸易自由化、全要素生产率与就业——基于2003—2007年中国工业企业数据的研究[J]. *南开经济研究*, 2014(1): 101-117.
- LIU Z C, LIU B. Trade liberalization, total factor productivity and employment: based on 2003—2007 China's industrial enterprises database [J]. *Nankai Economic Studies*, 2014(1): 101-117.
- [18] 刘一顺, 阳春华, 黄科科. 知识驱动的冶金企业原料供应链订单分配方法[J]. *智能科学与技术学报*, 2022, 4(3): 355-370.
- LIU Y S, YANG C H, HUANG K K. Knowledge-driven order allocation method for raw material supply chain in metallurgical enterprises [J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2022, 4(3): 355-370.
- [19] 康孟珍, 王秀娟, 李冬, 等. 基于联邦学习的分布式农业组织[J]. *智能科学与技术学报*, 2022, 4(2): 288-297.
- KANG M Z, WANG X J, LI D, et al. Distributed agricultural organization based on federated learning[J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2022, 4(2): 288-297.
- [20] 赵烁, 施新政, 陆瑶, 等. 兼并收购可以促进劳动力结构优化升级吗? [J]. *金融研究*, 2020(10): 150-169.
- ZHAO S, SHI X Z, LU Y, et al. Can mergers and acquisitions promote the optimization and upgrading of labor structure? [J]. *Journal of Financial Research*, 2020(10): 150-169.
- [21] 郭怡笛. 人工智能对我国技能劳动力需求变动的影响研究[D]. 济南: 山东大学, 2022.
- GUO Y D. Research on the influence of artificial intelligence on the demand change of skilled labor force in China[D]. Jinan: Shandong University, 2022.
- [22] 戚聿东, 肖旭. 数字经济时代的企业管理变革[J]. *管理世界*, 2020, 36(6): 135-152.
- QI Y D, XIAO X. Enterprise management reform in the era of digital economy[J]. *Journal of Management World*, 2020, 36(6): 135-152.
- [23] 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.
- WU F, HU H Z, LIN H Y, et al. Digital transformation of enterprises and performance of capital market: empirical evidence from stock liquidity[J]. *Management World*, 2021, 37(7): 130-144.
- [24] 张刚, 袁帅, 张玉巧. 技术进步、产业升级与结构性失业[J]. *现代管理科学*, 2018(5): 73-75.
- ZHANG G, YUAN S, ZHANG Y Q. Technological progress, industrial upgrading and structural unemployment[J]. *Modern Management Science*, 2018(5): 73-75.
- [25] 林知微, 张嵩川, 王成吉, 等. 区块链技术综述: 在下一代智能制造中的应用[J]. *智能科学与技术学报*, 2023, 5(2): 200-211.
- ZHANG Z W, ZHANG S C, WANG C J, et al. A survey on application of block chain in next generation intelligent manufacturing[J]. *Chinese Journal of Intelligent Science and Technology*, 2023, 5(2): 200-211.
- [26] 郑建明, 李金甜, 刘琳. 新三板做市交易提高流动性了吗?——基于“流动性悖论”的视角[J]. *金融研究*, 2018(4): 190-206.
- ZHENG J M, LI J T, LIU L. Can NEEQ market making improve liquidity? from the perspective of liquidity paradox[J]. *Journal of Financial Research*, 2018(4): 190-206.
- [27] 赵涛, 张智, 梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据[J]. *管理世界*, 2020, 36(10): 65-76.
- ZHAO T, ZHANG Z, LIANG S K. Digital economy, entrepreneurial activity and high-quality development: empirical evidence from China city[J]. *Journal of Management World*, 2020, 36(10): 65-76.
- [28] 潘雅茹, 龙理敏. 数字经济对中小企业就业需求及结构的影响——基于深圳主板上市公司的经验证据[J]. *华东经济管理*, 2022, 36(11): 85-94.
- PAN Y R, LONG L M. Impact of digital economy on employment demand and structure of SMEs: empirical evidence based on companies listed on the Shenzhen main board[J]. *East China Economic Manage-*

ment, 2022, 36(11): 85-94.

- [29] 荆文君, 孙宝文. 数字经济促进经济高质量发展: 一个理论分析框架[J]. 经济学家, 2019(2): 66-73.

JING W J, SUN B W. Digital economy promotes high-quality economic development: a theoretical analysis framework[J]. Economist, 2019(2): 66-73.

- [30] 张峰, 刘曦苑, 武立东, 等. 产品创新还是服务转型: 经济政策不确定性与制造业创新选择[J]. 中国工业经济, 2019(7): 101-118.

ZHANG F, LIU X Y, WU L D. Product innovation or service transition: economic policy uncertainty and manufacturing innovation choice [J]. China Industrial Economics, 2019(7): 101-118.

- [31] 陈思, 何文龙, 张然. 风险投资与企业创新: 影响和潜在机制[J]. 管理世界, 2017(1): 114-134.

CHEN S, HE W L, ZHANG R. Venture capital and enterprise innovation: influence and potential mechanism[J]. Management World, 2017(1): 114-134.

[作者简介]



黄吉婷 (1996 -), 女, 上海对外经贸大学统计与信息学院硕士生, 主要研究方向为贸易统计。



郭可歆 (1998 -), 女, 上海对外经贸大学统计与信息学院硕士生, 主要研究方向为网络安全风险、统计实证研究。



齐佳音 (1972 -), 女, 博士, 广州大学教授, 主要研究方向为数据隐私保护、在线社交网络分析、可信人工智能。