

企业数字化转型如何 重塑劳动力雇佣的任务结构?

汪 雯 黄诗怡 王 霆

摘要:数字化转型正深刻重塑企业的雇佣结构,其就业效应受到广泛关注。本文选取2010—2023年沪深A股上市公司面板数据,从任务视角考察企业数字化转型对劳动力雇佣任务结构的影响及其作用机制。研究发现,数字化转型能够提高企业非常规任务型劳动力占比,降低常规任务型劳动力占比。机制分析表明,数字化转型通过提升全要素生产率和研发投入强度,推动企业劳动力雇佣结构向非常规任务转移。交互效应分析结果显示,“宽带中国”试点政策进一步强化了上述效应。异质性分析结果显示,该效应在制造业、高市场化程度地区与大规模企业中更为明显。进一步研究发现,数字化转型具有认知偏向特征,即其对非常规认知型任务的创造效应强于非常规非认知型任务,而对常规非认知型任务的替代效应强于常规认知型任务。本文拓展了数字化转型就业效应的任务分析框架,为数字化时代企业人力资源配置优化、就业政策完善及劳动者技能提升提供了启示。

关键词:企业数字化转型 劳动力雇佣 任务结构 认知任务 技术变革

中图分类号:F272.7-39;F241.4

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2026)10-0132-16

一、问题提出

数字经济是新一轮技术与产业革命的核心驱动力。作为数字技术应用和价值创造的主体,企业承担着推动数字经济发展与转型的关键角色。近年来,众多企业通过加强数字技术创新、促进数据与生产要素融合,持续优化资源配置效率与组织管理模式,有效提升了企业绩效^[1-2]。与此同时,数字化转型正在深刻改变企业内部的劳动过程和岗位任务构成。一方面,人工智能、大数据、工业互联网等数字技术通过自动化和智能化手段替代部分程序化、重复性的工作任务;另一方面,数字技术与复杂决策、技术研发、创新设计以及客户服务等工作任务形成互补,催生新的岗位需求和组织形态^[3-4]。在替代效应与创造效应的共同作用下,企业劳动力雇佣结构正经历深刻重构。如何厘清数字化转型对企业劳动力雇佣结构的作用逻辑,已然成为剖析数字经济就业效应的核心议题。

然而,现有研究多从人力资本或技能结构视角展开,重点关注企业数字化转型对不同技能劳动力雇佣的影响。任务偏向型技术变革理论认为,技术进步对劳动力需求的影响并非直接作用于技能本身,而是首先改变工作任务结构,再通过调整任务需求影响不同技能劳动力的配置^[3]。因此,仅从技能结构视角难以充分揭示数字

收稿日期:2026-01-20;修回日期:2026-08-25

基金项目:国家社会科学基金一般项目“数字经济发展对农民工就业质量的影响与作用机制研究”(21BJY089)

作者简介:汪 雯 北京林业大学经济管理学院教授、博士生导师,北京,100083;

黄诗怡 北京林业大学经济管理学院硕士研究生;

王 霆 中国政法大学商学院教授、博士生导师,通信作者,北京,100088。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

化转型影响劳动力雇佣结构的内在机制。在此背景下,从任务视角系统考察企业数字化转型对劳动力雇佣任务结构的影响及其作用机制,对于准确评估数字经济的就业效应具有重要的理论与现实意义。基于此,本文从工作任务视角出发,以任务偏向型技术变革理论为基础,利用 2010—2023 年沪深 A 股上市公司面板数据,探究企业数字化转型对劳动力雇佣任务结构的影响及作用机制,以丰富相关领域的研究成果。

本文的边际贡献主要体现在三个方面。第一,立足于工作任务分析视角,在常规与非常规分类的基础上,引入认知与非认知维度,对任务类型进行细化,拓展了任务分析的解释维度。在此基础上,本文识别出数字化转型明显的认知偏向特征,即企业劳动力雇佣结构明显向高认知要求的任务倾斜。例如,数字化转型对非常规认知型任务(如研发工程、算法开发、复杂决策等)的创造效应明显高于非常规非认知型任务(如以人际互动为主,但认知投入相对较低的岗位)。第二,从全要素生产率和研发投入强度双重视角,揭示了数字化转型通过技术效率改进与创新活动扩张,推动企业雇佣结构由常规任务向非常规任务转移的内在逻辑,厘清了微观企业层面数字化就业效应的作用机理。第三,将“宽带中国”试点政策纳入分析框架,并发现数字化转型任务重塑效应不仅取决于企业内部的技术效率改进与创新活动扩张,还受到外部数字基础设施条件的影响,丰富了数字化转型就业效应的制度情境分析。

二、文献综述

关于数字技术对就业结构的影响,早期研究主要从技能偏向型技术进步(skill-biased technological change, SBTC)理论出发,依据受教育程度将劳动者划分为高、中、低技能群体。已有研究发现,数字技术更倾向于与高技能劳动力形成互补,从而增加对高技能劳动力的需求,同时减少对低技能劳动力的需求^[5-7]。然而,20 世纪 90 年代以来,发达国家劳动力市场逐渐呈现高、低技能就业比重上升而中等技能就业比重下降的就业极化现象^[8],传统技能偏向型技术进步理论难以对此作出充分解释。在此背景下,奥特尔等(Autor et al.)提出了任务偏向型技术进步(task-biased technological change, TBTC)理论,将工作任务划分为常规任务(routine tasks)与非常规任务(non-routine tasks),认为技术进步通过改变任务内容及其自动化程度影响就业结构^[3]。常规任务具有程序化特征,容易被技术替代;非常规任务则具有较强的复杂性、不确定性和互动性,更易与新技术形成互补。阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo)基于任务的分析框架进一步指出,数字技术通过重构生产任务同时产生替代效应和创造效应:自动化不仅会替代常规任务、减少对相关劳动力的需求,还会通过提高生产率增加对非自动化任务的需求^[4,9]。由于常规任务相对集中于中等技能岗位,而高技能岗位中的非常规认知任务以及部分低技能岗位中的非常规手工和互动任务较难被替代,上述差异化影响最终表现为中等技能就业收缩、高技能和低技能就业相对扩张,从而形成就业极化^[4,9]。

还有研究印证了数字经济背景下的就业极化趋势。例如,孙早和侯玉琳的研究表明,工业智能化会使劳动力技能结构呈现两极化趋势^[10]。隆云滔等指出,人工智能技术的应用对中技能劳动力的替代效应最为明显,其中一部分劳动者可以通过技能提升向高技能岗位转移,而另一部分劳动者则在技术冲击下转向低技能岗位,从而形成技能结构的两极化^[11]。受数据可得性的限制,相关研究大多仍以受教育程度衡量劳动力结构,难以准确反映企业运用数字技术所引起具体岗位任务变化。为弥补这一不足,部分文献开始基于任务属性分析数字技术对就业结构的影响。例如,朱敏等发现,人工智能技术会取代常规任务岗位,但难以取代高交互性、创造性较强的工作岗位,甚至会促进其需求增加^[12]。还有研究发现,机器人应用减少了对常规任务的需求,同时增加了对非常规任务的需求^[13-14]。

总体而言,既有研究从“技能偏向”逐步拓展到“任务偏向”分析框架,并在不同国家情境下广泛证实了数字技术引致的就业极化现象。然而,现有研究仍存在不足。第一,研究视角多聚焦于工业机器人、人工智能等具体技术冲击,未能全面审视企业数字化转型这一多维度、系统性变革过程所带来的整体就业效应。第二,关键变量的测度有待深化。现有研究普遍基于技能视角,以受教育程度来衡量劳动力结构的变化,虽有少量文献尝试引入任务属性进行分析,但总体上仍缺乏基于企业微观层面的系统性研究,难以充分揭示

数字化转型背景下不同工作任务需求的动态变化。

三、理论分析与研究假设

(一) 企业数字化转型对劳动力雇佣任务结构的影响

任务偏向型技术变革理论指出,技术进步对劳动力需求的影响首先作用于工作任务,随后通过改变不同任务的相对需求影响劳动力配置^[3]。按照任务的程序化特征及可被自动化技术替代的程度,工作任务通常可被划分为常规任务与非常规任务。其中,常规任务通常具有规则明确、重复性较高和易于编码等特征,易被数字技术所取代;非常规任务则更多依赖复杂信息处理、判断决策、创造力以及人际互动等能力,更容易与数字技术形成互补^[15]。

由于生产任务主要在组织内部完成,企业数字化转型为任务偏向型技术变革提供了重要的微观实现机制。与单一数字技术应用不同,企业数字化转型通常意味着数字技术持续嵌入企业生产经营和组织管理活动,并由此改变原有岗位的任务内容、任务组合及不同任务之间的相对重要性^[16]。一方面,随着信息处理、数据分析和自动化技术应用不断深化,部分规则明确、程序化程度较高的任务可以由数字系统承担,从而降低企业对常规任务型员工的依赖^[17-18]。另一方面,数据智能与平台化转型(如大数据分析、人工智能应用、数字营销与在线服务平台等)通过增强企业信息获取和处理分析能力,推动数据驱动决策、技术研发与业务创新,从而催生对复杂决策、算法开发、产品设计与运营优化等非常规任务的需求,并增加与客户实时互动相关的非常规任务的需求^[19-20]。上述不同路径虽然作用于企业经营活动的不同环节,但其内在逻辑具有一致性,即数字化转型会通过对不同类型任务产生差异化影响,重新配置企业内部的 task 需求,推动企业劳动力雇佣结构由常规任务向非常规任务转移。

(二) 企业数字化转型影响劳动力雇佣任务结构的作用机制

1. 提高企业全要素生产率

据此,本文提出假设 1:企业数字化转型能够增加非常规任务型员工占比,减少常规任务型员工占比。

在企业数字化转型过程中,数字技术应用还会带来明显的生产率提升效应。人工智能、云计算等数字技术在推动生产过程自动化与智能化的同时,还促进了企业管理流程的数字化,提高了信息传递、组织协同和资源配置效率,进而降低交易成本,提升了企业全要素生产率^[21-22]。全要素生产率的提升,会进一步影响企业劳动力雇佣的任务结构。一方面,生产方式的优化与资本深化会增强企业对智能化设备与数字技术的应用,降低对可程序化、重复性较强的常规任务型员工的依赖;另一方面,数字技术与生产要素的深度融合推动了新产品开发、生产组织创新和商业模式变革,增加了对复杂决策、技术研发等非常规任务型员工的需求^[23]。在替代效应和创造效应的共同作用下,企业劳动力雇佣的任务结构将逐步由常规任务向非常规任务转移。需要指出的是,全要素生产率的提升也可能来自供应链管理改善、费用压缩或周转效率提高等非技术性因素。因此,本文关注的“生产率提升”主要是指数字化投入与流程再造所带来的、与数字技术互补的生产率提升^[16],这类生产率提升更可能伴随常规任务收缩与非常规任务扩张。

2. 提升研发投入强度

据此,本文提出假设 2a:数字化转型可以通过提高企业全要素生产率影响劳动力雇佣的任务结构。

企业数字化转型不仅体现为技术工具的升级,也会重构创新流程与资源配置方式。根据信息处理理论,创新是伴随高度不确定性的试错与学习过程。大数据分析、人工智能算法等技术能够提升信息处理效率,降低研发试错成本,从而激励企业增加研发投入^[24]。同时,数字化平台的发展打破了企业物理边界,有助于企业以更低成本整合外部知识、技术与人才等创新资源,进一步强化研发投入激励^[25]。研发投入增加会进一步重塑企业的任务需求。一方面,新产品、新算法与数据智能应用等探索式创新会增加对复杂问题解决、算法开发等非常规任务的需求;另一方面,以流程优化与成本降低为目标的过程创新,会通过技术体系完善与生产流程标准化,进一步推动生产自动化,从而强化对常规任务的替代^[17,26]。

据此,本文提出假设 2b:数字化转型可以通过提升研发投入强度影响企业劳动力雇佣的任务结构。

(三) 数字基础设施建设的交互效应

数字基础设施是企业实施和深化数字化转型的重要外部条件。国家数字基础设施建设能够改善企业所处的数字基础设施环境,明显降低企业获取高质量数字连接资源的门槛与成本^[27],从而为企业数字化转型创造有利条件。随着数字基础设施条件持续改善,企业数字化转型的广度和深度不断提升,其任务偏向型技术变革效应也会随之增强,具体表现为对算法工程师、数字营销等非常规任务型劳动力的雇佣增加,对手工操作等常规任务型岗位的依赖不断下降,从而强化数字化转型对任务结构的重塑作用^[28]。此外,高质量网络环境使企业数字化转型范围由内部流程优化拓展至供应链协同、客户管理等更广泛的场景^[21],由此增加企业对兼具数字技能与行业知识的复合型人才,以及适应数字化经营模式的管理人才的需求^[29]。

据此,本文提出假设 3:数字基础设施建设能够强化企业数字化转型对雇佣任务结构的影响。

四、实证设计

(一) 样本选取和数据来源

本文的研究样本为 2010—2023 年沪深 A 股上市公司。企业层面的原始数据均来自深圳希施玛数据科技有限公司 CSMAR 中国经济金融研究数据库和万得(Wind)数据库。为保证样本质量与估计结果的可靠性,本文对原始数据进行如下筛选和处理:第一,剔除所有金融类上市企业;第二,剔除经营状况异常的企业,包括 ST、*ST 和 PT 企业;第三,剔除缺失关键数据的企业;第四,对所有连续变量进行 1% 和 99% 的缩尾处理,以降低极端值对估计结果的影响。最终得到 20 855 个有效观测值。地区层面的控制变量数据主要来自历年《中国城市统计年鉴》和《中国分省份市场化指数报告》。

(二) 模型设定

本文采用固定效应模型估计企业数字化转型对雇佣任务结构的影响。具体模型设定如下:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 Digital_{i,t-1} + X'_{i,t-1} \beta + \gamma_i + \mu_t + \varphi_h + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,下标 i 和 t 分别表示企业和年份; y_{it} 表示企业劳动力雇佣的任务结构,分别以常规任务型劳动力和非常规任务型劳动力占比进行测量; $Digital_{i,t-1}$ 表示企业滞后一期的数字化转型水平; $X'_{i,t-1}$ 表示滞后一期的企业与地区层面的控制变量向量; γ_i 、 μ_t 、 φ_h 分别表示企业、年份和行业固定效应^①; ε_{it} 为随机扰动项。为缓解潜在的反向因果关系和同时性偏误,本文将核心解释变量及控制变量均滞后一期纳入模型。与此同时,在控制企业、年份及行业固定效应的基础上,标准误在企业层面进行聚类,以控制同一企业内误差项可能存在的异方差和序列相关问题。

(三) 变量说明

1. 被解释变量

本文的核心被解释变量是企业劳动力雇佣的任务结构。本文结合万得数据库披露的上市公司员工岗位信息,将企业员工划分为五类:(1)生产人员,主要从事生产加工、仓储保管、产品装配等重复性较高、流程标准化的常规任务;(2)财务与行政人员,主要从事财务核算、人力资源管理、文书处理等规则较为明确的信息与事务处理类常规任务;(3)技术人员,主要从事算法研究、技术创新、软件开发等需要较强创造力和专业技能的非常规任务;(4)销售服务人员,主要从事产品销售、市场拓展、客户维护等需要动态沟通和灵活应对的非常规任务;(5)其他人员,即披露数据中未包含相关岗位类别信息的剩余员工。进一步地,借鉴既有研究^[13,30-31],本文依据岗位类别对企业劳动力进行任务类型划分,将技术人员、销售服务人员归为非常规任务型劳动力,将生产人员、

① 此处引入行业固定效应,主要用于控制样本期内企业行业代码变动所带来的行业平均特征差异,从而在一定程度上缓解行业层面异质性对回归结果造成的干扰。

财务与行政人员归为常规任务型劳动力,并分别以两类员工占企业员工总数的比例(*Non-Routine Share* 和 *Routine Share*)来衡量企业劳动力雇佣的任务结构。

2. 解释变量

本文的解释变量为企业数字化转型水平。参照吴非等^[2]的研究,本文采用文本分析法进行测算。首先,将企业数字化转型分为底层技术运用和技术实践应用两个层面。前者主要指企业对云计算、大数据、人工智能、区块链等基础数字技术的部署与运用,反映企业数字化运行的技术基础;后者主要指数字技术在研发、生产、管理、营销等经营场景中的应用,体现数字技术对业务流程、组织协同和生产经营方式的改造。在此基础上,本文归纳整理出有关数字化转型的特定关键词,构建特征词库。其次,搜集上市公司年报,利用软件 Python 对年报中的“管理层讨论与分析”部分进行分词和文本分析,统计数字化转型关键词的词频。最后,以数字化关键词的总词频除以“管理层讨论与分析”部分的语段长度,并乘以 100,得到企业数字化转型水平(*Digital*)。

3. 控制变量

在借鉴已有文献^[32-33]的基础上,本文选取了一系列控制变量。具体包括:企业规模(*lnSize*),以期末总资产的自然对数衡量;企业年龄(*lnFirmage*),以当期年份减去企业成立年份再加 1 后的自然对数衡量;资产收益率(*ROA*),以净利润占总资产的比重衡量;市值账面比(*BM*),以账面价值占总市值的比重衡量;净资产收益率(*ROE*),以净利润占所有者权益的比重衡量;企业产权性质(*SOE*)为虚拟变量,若为国有企业,取值为 1,否则为 0;现金流强度(*Cashflow*),以现金流量净额占总资产的比重衡量;两职合一(*Dual*)也为虚拟变量,若董事长与总理由同一人担任,取值为 1,否则为 0;股权集中度(*Top10*),以前十大股东持股数占总股数的比重衡量;市场化水平(*Market*),以企业所在省份的市场化指数衡量;人均地区生产总值(*PGDP*),以企业所在城市生产总值与常住人口之比衡量;二产占比(*Two*)和三产占比(*Three*),分别以所在城市第二、第三产业增加值占地区生产总值的比重衡量。

(四) 变量描述性统计

表 1 报告了主要变量的描述性统计结果。从劳动力任务结构来看,非常规任务型劳动力占比的均值和标准差分别为 0.334 1 和 0.221 3;常规任务型劳动力占比的均值和标准差分别为 0.485 7 和 0.252 9。两类任务劳动力占比均表现出较大的离散程度,表明样本企业在内部任务结构上存在明显差异。企业数字化转型水平的均值为 0.064 3,标准差为 0.110 2,表明多数企业数字化转型程度仍相对较低,但企业间数字化转型水平差异明显,部分企业已表现出较高的数字化转型水平。

表 1 描述性统计结果

变量类型	变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	<i>Non-Routine Share</i>	20 855	0.334 1	0.221 3	0.030 3	0.924 9
	<i>Routine Share</i>	20 855	0.485 7	0.252 9	0.013 6	0.921 4
解释变量	<i>Digital</i>	20 855	0.064 3	0.110 2	0.000 0	1.312 4
控制变量	<i>Size</i>	20 855	5 919.400 0	21 120.000 0	413.310 0	321 830.000 0
	<i>Firmage</i>	20 855	17.824 6	0.416 1	5	33
	<i>ROA</i>	20 855	0.037 5	0.062 3	-0.227 5	0.209 3
	<i>BM</i>	20 855	0.052 5	0.145 5	-0.758 5	0.367 6
	<i>ROE</i>	20 855	0.043 3	0.068 9	-0.162 5	0.239 5
	<i>SOE</i>	20 855	0.490 1	0.499 9	0	1
	<i>Cashflow</i>	20 855	0.548 7	0.153 9	0.219 3	0.895 3
	<i>Dual</i>	20 855	0.212 4	0.408 3	0	1
	<i>Top10</i>	20 855	1.272 5	1.409 1	0.103 1	8.459 7
	<i>Market</i>	20 855	9.324 2	1.835 5	-0.161 0	12.864 0
	<i>PGDP</i>	20 855	11.33 0	0.515 9	8.772 9	12.456 5
	<i>Two</i>	20 855	0.398 4	0.113 6	0.117 9	0.897 5
	<i>Three</i>	20 855	0.553 3	0.135 4	0.097 7	0.930 4

五、实证结果与分析

(一) 基准回归

基准回归结果如表 2 所示。其中,非常规任务型劳动力占比对企业数字化转型水平的回归系数为 0.188 2,常规任务型劳动力占比对企业数字化转型水平的回归系数为-0.232 1,且均在 1%水平下显著。进一步从经济意义来看,企业数字化转型水平每提高一个标准差,非常规任务型劳动力占比提高约 2.07%($0.188\,2\times0.110\,2\times100\%$),常规任务型劳动力占比降低约 2.56%($-0.232\,1\times0.110\,2\times100\%$),表明数字化转型对企业劳动力雇佣任务结构具有较为明显的重塑作用。由此,假设 1 得到验证。这也与奥特尔和多恩(Autor & Dorn)^[15]的研究结论一致,即自动化技术主要替代规则化程度较高的常规任务,而非常规任务则更多表现出与技术的互补关系。

表 2 基准回归结果

变量	Non-Routine Share	Routine Share
Digital	0.188 2*** (0.015 0)	-0.232 1*** (0.017 0)
lnSize	0.010 6*** (0.002 1)	-0.006 3*** (0.002 1)
lnFirmage	-0.028 4** (0.010 0)	0.015 6 (0.011 2)
ROA	0.013 8 (0.013 9)	-0.048 3*** (0.015 1)
BM	0.001 9 (0.001 2)	-0.002 0* (0.001 2)
ROE	-0.015 4 (0.012 7)	0.056 7*** (0.014 1)
SOE	0.001 3 (0.005 3)	-0.002 1 (0.001 5)
Cashflow	-0.015 6 (0.011 4)	0.059 9** (0.013 2)
Dual	-0.001 (0.003 0)	0.007*** (0.003 0)
Top10	0.028 3** (0.001 3)	-0.015 0* (0.001 3)
Market	0.001 6* (0.002 5)	-0.006 1*** (0.002 4)
PGDP	-0.006 7 (0.009 3)	-0.012 6 (0.010 2)
Two	-0.002 3 (0.035 5)	-0.019 6 (0.040 1)
Three	-0.063 7* (0.035 0)	-0.037 4 (0.040 0)
常数项	0.345 0*** (0.111 0)	0.651 2*** (0.127 4)
企业固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
样本量	20 855	20 855
R ²	0.765 7	0.760 2

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著,小括号内为标准误。

在控制变量方面,企业规模、股权集中度的回归系数在非常规任务模型中显著为正,在常规任务模型中显著为负,说明随着企业规模的增大和股权的集中,企业劳动力雇佣的任务结构逐渐向非常规任务型转变。此外,市场化水平在非常规任务型劳动力占比组中的回归系数显著为正,且在常规任务型劳动力占比组中的回归系数显著为负,说明地区市场化水平的提高有助于优化营商环境、降低制度性交易成本,进而激发企业间的竞争活力,促使企业增加对非常规任务型劳动力的相对需求。

(二) 内生性分析

1. 工具变量法

为缓解模型中潜在的遗漏变量和双向因果所导致的内生性问题,参考沈宏亮等^[34]的做法,本文选取本地区同行业其他企业数字化转型水平的平均值作为工具变量(IV)。从相关性来看,企业所在地区同行业的数字化水平会通过示范效应、竞争压力以及技术扩散等渠道,影响企业自身的数字化转型决策;从外生性来看,本地区同行业的平均数字化水平难以直接作用于个体企业的雇佣决策。工具变量法的回归结果如表 3 所示。第一阶段的回归结果显示,工具变量的回归系数在 1%水平下显著为正,且 Kleibergen-Paap rk LM 统计值为 92.088 0($P=0.000$),拒绝了工具变量识别不足的原假设。Kleibergen-Paap rk Wald F

统计值为 135.254 0,明显高于 Stock-Yogo 弱工具变量检验在 10%显著性水平下的临界值 16.38,表明不存在弱工具变量问题。第二阶段的回归结果显示,非常规任务型劳动力占比对企业数字化转型水平的回归系数为 0.537 1,常规任务型劳动力占比对企业数字化转型水平的回归系数为-1.025 2,且均在 1%水平下显著,证明了本文基准结论的可靠性。

2. 倾向性得分匹配(PSM)法

考虑到企业在数字化转型过程中可能因自身特征差异而产生样本自选择偏误,本文采取 PSM 进行稳健性检验。具体而言,本文按照企业数字化转型水平高低将样本分为处理组与控制组,并以企业层面控制变量作为匹配协变量,分别采用 1 : 1 近邻匹配、半径匹配和核匹配三种方法,为处理组企业匹配特征最为接近的控制组样本。匹配后所有协变量的标准化偏差都降至 5%以下,且大部分样本均落入共同支持范围内,样本损失处于可接受水平。通过三类方法匹配后,结果均稳健。表 3 仅报告了 1 : 1 近邻匹配的回归结果。结果显示,非常规任务劳动力占比对企业数字化转型水平的回归系数为 0.125 6,且在 1%水平下显著;常规任务劳动力占比对企业数字化转型水平的回归系数为-0.208 4,且在 1%水平下显著。上述结果表明,在控制了基于企业可观测特征的样本选择性偏差后,本文的核心结论依然成立。

表 3 内生性分析回归结果

变量	工具变量法			PSM 法	
	第一阶段	第二阶段		Non-Routine Share	Routine Share
		Non-Routine Share	Routine Share		
Digital		0.537 1 *** (0.141 3)	-1.025 2 *** (0.160 2)	0.125 6 *** (0.012 1)	-0.208 4 *** (0.016 0)
IV	0.192 1 *** (0.014 1)				
常数项	-0.458 2 *** (0.070 2)	0.668 5 *** (0.158 2)	0.022 5 ** (0.171 4)	0.378 9 *** (0.112 9)	0.571 2 *** (0.126 7)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	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
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	17 162	17 162	17 162	18 977	18 977
$\overline{R^2}$	0.787 3			0.804 1	0.720 4
Kleibergen-Paap rk LM	92.088 0 [0.000 0]				
Kleibergen-Paap rk Wald F	135.254 0 {16.380 0}				

注:同城市同行业企业数不超过 1 的样本无法构建工具变量,因而样本量有所减少。倾向得分匹配剔除了缺乏匹配对象或不满足共同支持条件的样本,因而样本量有所减少。中括号内为不可识别检验 P 值,大括号内为 Stock-Yogo 弱工具变量检验在 10%水平下的临界值。

(三) 稳健性检验

1. 改变企业数字化转型水平的衡量方式

在政府持续倡导数字化转型的背景下,部分企业可能为迎合资本市场预期而增加年报中的数字化关键

词披露,但并未实际开展相应转型,从而导致基于文本分析构建的数字化指标存在测量偏误。基于此,本文参考祁怀锦和刘斯琴^[35]的做法,采用上市公司财务报告附注中数字化相关无形资产占无形资产总额的比例,对核心解释变量重新进行测度。具体而言,若无形资产项目名称中包含“智能”“数字化”“信息平台”等关键词,则将其识别为数字化相关资产。表 4 第一列和第二列回归结果显示,在替换企业数字化转型水平的测量方式后,本文的基准结论仍然成立。

2. 改变企业劳动力雇佣结构的衡量方式

除任务视角外,企业劳动力雇佣结构还可从技能维度进行衡量。参考郝楠^[36]的做法,本文以受教育程度作为技能水平的划分依据,将本科及以上学历员工界定为高技能劳动力,将专科及以下学历员工界定为低技能劳动力,并分别以其在企业员工总数中的占比 (*High-skilled Share* 和 *Low-skilled Share*) 作为被解释变量重新进行回归。表 4 第三列和第四列回归结果显示,低技能劳动力占比对企业数字化转型水平的回归系数在 1% 水平下显著为负,而高技能劳动力占比对企业数字化转型水平的回归系数在 1% 水平下显著为正。该结果与基于任务结构视角所得结论一致。

3. 更改样本区间

2015 年《国务院关于积极推进“互联网+”行动的指导意见》(国发[2015]40 号)的发布,标志着中国数字经济进入加速发展阶段,企业数字化转型进程明显提速。为避免数字经济发展初期样本可能带来的干扰,本文仅保留 2015 年及以后的样本重新进行回归。表 4 第五列和第六列回归结果显示,企业数字化转型水平的回归系数均在 1% 水平下显著,且方向与基准回归结果一致,表明本文研究结论并不依赖于特定样本区间。

表 4 稳健性检验回归结果

变量	更换解释变量衡量方法		更换被解释变量衡量方法		更改样本区间	
	<i>Non-Routine Share</i>	<i>Routine Share</i>	<i>High-skilled Share</i>	<i>Low-skilled Share</i>	<i>Non-Routine Share</i>	<i>Routine Share</i>
<i>Digital</i>	0.0516*** (0.0102)	-0.0532*** (0.0113)	0.0994*** (0.0122)	-0.1293*** (0.0224)	0.1837*** (0.0192)	-0.2468*** (0.0224)
常数项	0.3078** (0.1120)	0.6596*** (0.1266)	0.0583* (0.0963)	0.999*** (0.1692)	0.3068** (0.1454)	0.5789*** (0.1675)
企业固定效应	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
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	20561	20561	20855	20855	15849	15849
$\overline{R^2}$	0.8217	0.8248	0.7916	0.6214	0.7573	0.8242

(四) 机制检验

根据前文理论分析,数字化转型可能主要通过提升企业生产效率和强化创新投入两条路径影响企业劳动力雇佣的任务结构。本文的机制检验模型设定如下:

$Mechanism_{it} = \beta_0 + \beta_1 Digital_{i,t-1} + X'_{i,t-1} \beta + \gamma_i + \mu_t + \varphi_h + \varepsilon_{it}$ (2)

其中, $Mechanism_{it}$ 为机制变量,分别采用企业全要素生产率和研发投入强度进行测量。其余变量设定和基准回归模型保持一致。

1. 生产效率提升机制

为检验生产效率提升机制,本文参考赵宸宇等^[22]的做法,选取全要素生产率(*TFP*)作为代理变量,并采用奥利-帕克斯(*Olley-Pakes, OP*)法对其进行估计,以有效缓解生产函数估计中的同时性偏差和样本选择偏

差问题;对得到的 TFP 取自然对数后,将其纳入后续实证分析。表 5 第一列回归结果显示,企业数字化转型水平的回归系数显著为正,表明数字化转型提升了企业的全要素生产率,验证了假设 2a。其可能的原因在于,数字化转型通过数字技术嵌入、数据要素整合以及智能化管理,提高了企业的信息处理效率与资源配置效率,推动生产流程向自动化、智能化方向升级。在这一过程中,程序化程度较高、可编码性较强的常规任务更容易被数字技术替代,从而降低企业对常规任务的需求;与此同时,企业对数据分析、技术研发、流程优化以及协同管理等复杂任务的需求不断增加,进而提升对非常规任务,尤其是高认知任务的需求。因此,数字化转型通过生产效率提升推动企业内部任务结构调整,最终表现为企业对常规任务的替代,以及对非常规任务的需求增加。

2. 创新投入增强机制

为检验创新投入增强机制,本文借鉴纳姆比桑等(Nambisan et al.)^[24]的研究,采用研发投入强度(RD)作为代理变量,并以企业年度研发支出占营业收入的比重进行衡量。相关数据来源于企业财务报表。由表 5 第二列回归结果可知,企业数字化转型水平的回归系数显著为正,表明数字化转型增强了企业的研发投入强度,验证了假设 2b。其可能的原因在于,数字化转型不仅需要企业持续投入数字技术、智能设备和创新应用场景,也会推动其围绕数据应用、平台建设和智能化生产开展新的技术研发与创新活动,从而满足企业整体的创新需求。研发投入的增加不仅意味着企业创新能力的提升,也会进一步推动企业内部任务结构调整。与传统改良式创新相比,数字化背景下的研发活动更加依赖数据分析、算法优化、系统设计等复杂任务,具有更强的探索性与复杂性,从而提高企业对非常规认知任务的需求。同时,创新活动会加速生产流程优化和技术替代,使部分常规任务逐渐被数字技术所替代。因此,数字化转型通过强化研发投入与创新活动,推动企业劳动力雇佣结构从常规化向非常规化方向演进。

表 5 机制检验回归结果

变量	TFP	RD
$Digital$	0.199 7 *** (0.050 2)	1.780 5 *** (0.459 2)
常数项	0.372 1 *** (0.110 4)	0.645 8 *** (0.129 7)
控制变量	控制	控制
固定效应	控制	控制
样本量	20 855	20 855
$\overline{R^2}$	0.810 2	0.786 5

(五) 交互效应分析

为检验数字基础设施建设政策与企业数字化转型任务重塑效应的交互作用,本文选取“宽带中国”示范城市政策作为该类政策的典型代表。该政策通过改善地区数字基础设施、降低信息获取成本和优化数字技术应用环境,为企业深化数字化转型提供了有利条件。为此,本文构建企业数字化转型水平与“宽带中国”政策虚拟变量的交互项进行检验。具体模型设定如下:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 Digital_{i,t-1} + \beta_2 Policy_{it} + \beta_3 (Digital_{i,t-1} \times Policy_{it}) + X'_{i,t-1} \beta + \gamma_i + \mu_t + \varphi_h + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, $Policy_{it}$ 表示“宽带中国”政策虚拟变量。本文依据工业和信息化部于 2014—2016 年分三批公布的 117 个“宽带中国”示范城市(群)名单,将企业注册地与示范城市进行匹配。若企业 i 所在城市获批“宽带中国”示范城市,且观测年份 t 大于或等于该城市获批年份 t_0 , 则 $Policy_{it} = 1$; 否则取值为 0。在此基础上,构建企业滞后一期数字化转型水平与当期“宽带中国”政策虚拟变量的交互项 $Digital_{i,t-1} \times Policy_{it}$, 以检验数字基础设施政策环境是否会强化企业数字化转型对雇佣任务结构的影响。

表 6 报告了交互效应模型的回归结果。在控制企业特征、地区特征以及多维固定效应之后,企业数字化转型水平与“宽带中国”政策的交互项在非常规任务型劳动力占比模型中的回归系数为 0.095 7,并在 5% 水平下显著;在常规任务型劳动力占比模型中的回归系数为-0.191 6,且在 1% 水平下显著。这表明,相对于未

实施“宽带中国”政策的地区,政策实施地区企业数字化转型对劳动力雇佣任务结构的重塑作用更为明显,假设 3 得到验证。

表 6 交互效应分析回归结果

变量	Non-Routine Share	Routine Share
Digital	0.189 0*** (0.054 2)	-0.156 7** (0.066 7)
宽带中国政策	0.002 5 (0.005 4)	-0.006 4 (0.006 2)
Digital×宽带中国政策	0.095 7** (0.038 2)	-0.191 6*** (0.061 4)
常数项	0.338 4* (0.309 4)	0.651 1*** (0.217 4)
控制变量	控制	控制
固定效应	控制	控制
样本量	20 634	20 634
$\overline{R^2}$	0.773 6	0.767 8

(六) 异质性分析

不同行业背景与企业自身特征可能导致企业数字化转型的实施条件与转型路径有所不同,从而使其对雇佣任务结构的影响呈现异质性特征。因此,本文从行业特征、区域市场特征、企业特征三个层面展开异质性分析。

1. 行业

考虑到制造业与服务业在生产方式、任务内容以及技术替代空间方面存在明显差异,本文分别对制造业和服务业样本进行回归分析。表 7 结果显示,两组样本中企业数字化转型水平的回归系数均在 1%水

平下显著,表明无论是在制造业还是服务业,企业数字化转型均能够明显提高非常规任务型劳动力占比,并降低常规任务型劳动力占比。从影响程度来看,数字化转型对制造业企业劳动力任务结构的重塑效应更为明显。在非常规任务型和常规任务型劳动力占比的模型中,数字化转型水平的回归系数的绝对值在制造业企业样本中均大于服务业企业样本,且组间系数差异均在 1%水平下显著。

上述结果表明,相较于服务业企业,数字化转型对制造业企业劳动力雇佣结构的重塑作用更强。可能的原因在于:一方面,制造业生产过程具有较强的标准化、程序化和规则化特征,重复性、规则化的常规任务更容易被数字技术、智能设备以及自动化系统所替代,从而加速常规任务型劳动力需求的下降;另一方面,随着工业互联网、数字化生产体系的推广,制造业企业对数据分析、技术研发、系统运行与维护以及生产管理优化等非常规任务的需求持续增加,从而促使非常规任务型劳动力占比提升。相比之下,服务业工作任务本身具有较强的人际互动性和非标准化特征,数字技术更多表现为辅助赋能而非直接替代,因此任务结构调整幅度相对较小。

表 7 行业异质性分析回归结果

变量	Non-Routine Share		Routine Share	
	制造业	服务业	制造业	服务业
Digital	0.225 6*** (0.024 6)	0.060 2** (0.028 8)	-0.234 0*** (0.029 7)	-0.096 8*** (0.032 0)
常数项	0.097 2 (0.117 1)	0.174 0 (0.372 0)	0.691 4*** (0.159 8)	1.548 6*** (0.368 5)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	12 161	5 736	12 161	5 736
$\overline{R^2}$	0.783 4	0.792 7	0.754 2	0.779 8
组间系数差异检验 P 值	0.002 0***		0.000 0***	

注:组间回归系数差异的 P 值由费舍尔检验(抽样 1 000 次)计算得到。后表同。

2. 区域

区域市场化程度是影响企业技术应用与资源配置效率的重要外部因素。本文以各省份市场化水平的中位数为界,将样本划分为高市场化地区和低市场化地区,并进行分组回归。表 8 结果显示,在两类市场化地区中,企业数字化转型水平的回归系数均在 1%水平下显著,但高市场化地区回归系数的绝对值均大于低市场化地区。进一步的费舍尔检验表明,两组回归系数的差异均在 1%水平下显著,说明数字化转型水平对高市场化地区的企业劳动力雇佣结构的重塑作用明显强于低市场化地区。可能的原因在于,高市场化地区通常具有更完善的要素市场、更灵活的人力资源配置机制以及更成熟的数字产业基础,有利于企业及时获取和配置数字化转型所需的技术、资本和人力资源,从而强化新技术对雇佣任务结构的影响;相比之下,低市场化地区在资源流动效率、市场竞争环境和数字化配套条件等方面相对不足,导致企业数字技术的应用深度和转化效率受到一定制约,因此,在这类地区数字化转型对任务结构的重塑效应相对较弱。

表 8 区域异质性分析回归结果

变量	Non-Routine Share		Routine Share	
	高市场化	低市场化	高市场化	低市场化
Digital	0.194 0 *** (0.018 2)	0.159 2 *** (0.024 1)	-0.228 4 *** (0.021 4)	-0.168 7 *** (0.028 5)
常数项	0.494 2 ** (0.217 6)	0.320 4 ** (0.138 6)	0.577 9 ** (0.248 9)	0.570 2 *** (0.152 7)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	10 958	9 897	10 958	9 897
$\overline{R^2}$	0.816 4	0.810 3	0.817 2	0.828 5
组间系数差异检验 P 值	0.001 1 ***		0.000 2 ***	

3. 企业规模

企业规模差异同样会影响数字化转型的实施能力及其经济后果。本文参照现有研究^[37],以企业资产总计的中位数为界,将样本划分为大规模企业和小规模企业,并进行分组回归。

表 9 结果显示,数字化转型在不同规模的企业中均能够明显提升非常规任务型劳动力占比、降低常规任务型劳动力占比,但在大规模企业中的影响更明显,费舍尔组间系数差异检验进一步支持了这一结论。可能的原因在于,大规模企业通常拥有更充足的资金、技术和人才资源,以及更完善的数字基础设施和组织管理体系,能够推动数字技术更深入地融入生产经营活动中,从而更有效地替代标准化、程序化的常规任务,并增加对创新研发、战略决策和组织协调等非常规任务的需求。相比之下,小规模企业受资源禀赋和数字技术应用能力限制,数字化转型更多停留于局部业务环节,其任务结构调整效应相对较弱。

表 9 企业规模异质性分析回归结果

变量	Non-Routine Share		Routine Share	
	大规模	小规模	大规模	小规模
Digital	0.216 0 *** (0.068 0)	0.145 7 *** (0.059 4)	-0.186 9 *** (0.024 9)	-0.134 9 *** (0.051 1)
常数项	0.562 2 *** (0.229 7)	-0.492 7 (0.503 7)	0.539 4 *** (0.160 8)	1.628 8 ** (0.572 9)
控制变量	控制	控制	控制	控制

表9(续)

变量	Non-Routine Share		Routine Share	
	大规模	小规模	大规模	小规模
固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	16 674	4 181	16 674	4 181
$\overline{R^2}$	0. 801 2	0. 722 4	0. 803 0	0. 691 5
组间系数差异检验 P 值	0. 003 0 ***		0. 000 1 ***	

六、进一步研究

随着数字技术应用的不断深化,岗位任务的复杂性和综合性明显提升,仅依据“常规-非常规”划分任务,较难识别不同任务所依赖的能力结构的差异。赫克曼和考茨(Heckman & Kautz)指出,个体技能既包括知识、信息处理和逻辑推理等认知技能,也包括动机、人格特质和社会交往能力等非认知技能,两类技能共同影响个体的劳动力市场表现^[38]。

基于此,本文在“常规-非常规”任务分类框架上进一步引入认知属性维度。其中,认知型任务主要依托专业知识、信息处理、逻辑推理和复杂问题求解等认知能力完成;非认知型任务则更多依赖人际互动、情境适应、沟通协调以及操作执行等能力。在此基础上,本文将“常规-非常规”与“认知-非认知”两个维度相结合,将企业岗位任务进一步划分为非常规认知型、非常规非认知型、常规认知型和常规非认知型四类。其中,非常规认知型任务主要涉及复杂问题解决、创新和专业判断,如技术研发与工程设计;非常规非认知型任务主要依赖人际互动、情境判断和灵活应变,如市场销售和客户服务;常规认知型任务主要包括遵循既定规则的信息处理活动,如基础财务和行政事务;常规非认知型任务则主要包括重复性、标准化的操作活动,如生产线作业等(见表 10)。

上述分类框架与奥特尔和多恩^[15]的任务分类具有较为清晰的对应关系:常规认知任务、常规非认知任务分别对应该分类中的常规认知任务、常规手工任务;非常规认知任务对应该分类中的非常规分析任务;非常规非认知任务则对应该分类中的非常规人际任务和非常规手工任务。本文在保留“常规-非常规”任务划分逻辑的基础上进一步强调任务所依赖的认知属性,从而同时考察数字化转型对任务可替代性特征和能力需求结构的影响。

表 10 岗位任务的进一步分类

任务类型	技能类型	任务定义	对应的岗位实例	对应奥特尔和多恩的任务分类
非常规任务 (Non-routine)	认知型 (Cognitive)	需要复杂决策、创造性思维和抽象推理的任务,依赖专业知识、逻辑分析和创新思维	研发工程师、算法专家、战略分析师等	非常规分析任务
	非认知型 (Non-cognitive)	非程序化的人际互动、情感交流、情境适应和复杂操作型任务,主要依赖沟通能力、情绪智力、协调能力和应变能力	客户经理、心理咨询师、护理师、美容师等	非常规人际任务、非常规手工任务
常规任务 (Routine)	认知型 (Cognitive)	遵循明确规则和流程的信息处理任务,依赖程序性知识、精确性和规范性操作	财务会计、行政文员、数据录入员、合规专员等	常规认知任务
	非认知型 (Non-cognitive)	重复性、标准化的体力或操作任务,依赖身体协调性、耐力和操作熟练度	生产线工人、仓库管理员、装配工人等	常规手工任务

表 11 报告了细分任务类型的回归结果。从非常规任务内部来看,企业数字化转型对非常规认知型任务劳动力占比的促进作用明显强于非常规非认知型任务,回归系数分别为 0.197 4 和 0.076 5,且均在 1%水平下显著,表明由于数字化转型而新增的非常规任务更集中于需要较高认知投入、问题解决和创造性决策能力的岗位。从常规任务内部来看,数字化转型对常规认知型任务劳动力占比和常规非认知型任务劳动力占比均表现出明显的替代效应,但对常规非认知型任务劳动力占比的影响更为明显,回归系数分别为-0.005 8 和-0.167 2。这说明数字技术更容易替代重复性强、标准化程度较高的常规非认知型岗位,而对以信息处理、基础判断为主的常规认知型岗位的替代效应相对较弱。

表 11 基于四类工作任务划分的回归结果

变量	Non-Routine Share		Routine Share	
	认知型	非认知型	认知型	非认知型
Digital	0.197 4 *** (0.011 2)	0.076 5 *** (0.010 3)	-0.005 8 ** (0.002 4)	-0.167 2 *** (0.015 3)
常数项	0.199 4 ** (0.110 7)	0.586 0 *** (0.094 8)	0.143 6 *** (0.024 3)	0.313 5 *** (0.136 1)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	20 855	20 855	20 855	20 855
$\overline{R^2}$	0.753 9	0.769 8	0.671 6	0.722 4

综合来看,无论是在常规型任务内部,还是非常规型任务内部,企业数字化转型均表现出明显的认知偏向特征:既明显扩张认知型岗位,同时对非认知型岗位形成更强的挤出效应。由此表明,数字化转型不仅改变了企业任务类型的总体分布,也通过重塑任务内部的认知要求,推动企业劳动力雇佣任务结构沿着认知升级的方向演进。

七、结论与建议

本文基于 2010—2023 年 A 股上市公司数据,从任务视角系统考察了企业数字化转型对雇佣任务结构的影响。研究发现,企业数字化转型同时表现出替代效应与创造效应。具体而言,数字化转型明显降低了企业对常规任务型劳动力的雇佣,同时提升了对非常规任务型劳动力的雇佣。该结论在内生性和稳健性检验后依然成立。企业数字化转型主要通过提升全要素生产率和增加研发投入两条路径发挥作用。“宽带中国”试点政策能够增强企业数字化转型对非常规任务型劳动力的创造效应,以及对常规任务型劳动力的替代效应。考察异质性后发现,企业数字化转型对任务结构的重塑效应在制造业、高市场化程度地区、国有企业和大规模企业中更为突出。引入认知维度对任务类型进一步细分后发现,企业数字化转型对非常规认知任务劳动力占比的提升效应强于非常规非认知任务劳动力占比;对常规非认知任务劳动力占比的抑制效应强于常规认知任务劳动力占比。换言之,认知因素不仅强化了企业数字化转型对非常规任务劳动力占比的提升效应,还减弱了对常规任务劳动力占比的抑制效应。

基于上述研究结论,本文提出以下建议:

第一,构建以任务能力为导向的人才培养与就业转型支持体系。数字化转型背景下,企业对劳动力的

需求正由岗位资格导向逐步转向任务能力导向,更加重视复杂问题解决、数据分析、创新创造和人机协同等高认知能力。因此,政策重心应从岗位保护逐步转向能力提升,建立与数字经济发展相适应的人才培养和就业转型支持体系。一方面,应推动高等教育、职业教育和继续教育体系改革,将数据分析、人工智能应用、创新思维等能力纳入人才培养的核心内容,并加强校企协同和实践教学,提升劳动者应对复杂任务和新兴岗位的能力。另一方面,应完善面向在职劳动者的终身学习机制,依托公共就业服务平台、行业组织和数字化学习平台,构建培训、能力认证与就业服务相衔接的支持体系。针对受数字化替代冲击较大的常规任务劳动者,应强化精准的转岗培训、职业转换支持和公共就业服务,引导其向技术支持、数据管理与智能制造等新兴岗位转移,缓解结构性失业风险。

第二,强化企业创新驱动与高价值任务创造机制。数字化转型对劳动力任务结构的重塑并非直接来源于技术替代本身,而是通过提高资源配置效率和激发企业创新活动,推动企业高价值、非常规任务需求的持续扩张。因此,应进一步完善有利于企业创新和效率提升的制度环境。一方面,通过研发费用加计扣除、关键核心技术攻关支持、产学研协同创新平台建设等措施,引导企业持续加大研发投入,推动数字技术与产品研发、工艺创新和商业模式创新深度融合,创造更多研发设计、数据分析、技术开发和创新管理等非常规认知任务岗位。另一方面,应推动企业通过数字化管理、智能化生产和组织变革提升资源配置效率与组织协同能力,将生产率提升所释放的资源更多投入创新活动和新业务拓展,形成生产率提升、创新扩张与任务结构升级的良性循环。

第三,完善数字基础设施建设并实施差异化转型支持政策。应持续推进 5G 网络、工业互联网、数据中心和算力基础设施建设,提升数字技术普及和应用水平,降低企业数字化转型成本,为企业任务结构升级创造良好的外部条件。同时,根据不同行业 and 地区的发展基础实施差异化支持策略。对于制造业企业,应重点支持智能制造、工业互联网和数字化车间建设,推动数字技术与生产经营深度融合,加快生产活动向技术研发、系统运行和维护以及生产优化等高价值任务延伸;对于中小企业,应通过数字化公共服务平台建设、专项融资支持和技术服务供给等方式降低转型门槛,增强其数字化应用能力;对于市场化程度较低地区,应加强数字基础设施和数字要素市场建设,促进数据、技术和人才等要素高效流动,改善数字化转型所需的资源配置环境。

受上市公司数据在职位披露方面的限制,本文对工作任务的划分并未基于职位说明书等详细资料开展,而主要依据职位名称进行归类,因此难以充分捕捉同一岗位内部及不同企业间的任务差异,对劳动力雇佣任务结构变化的刻画仍存在一定局限。此外,上市公司的员工信息主要反映企业内部直接雇佣员工的结构,难以系统识别劳务外包等用工形式,因此无法排除常规任务外包化这一替代性解释。未来研究可结合企业招聘大数据,基于更规范的任务描述构建精细化任务测度,并进一步结合企业劳务外包数据,以区分技术替代与任务外部化两种机制。

参考文献:

- [1] Vial G. Understanding digital transformation: a review and a research agenda[J]. The Journal of Strategic Information Systems, 2019, 28(2): 118-144.
- [2] 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.
- [3] Autor D H, Levy F, Murnane R J. The skill content of recent technological change: an empirical exploration[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2003, 118(4): 1279-1333.
- [4] 谢小芹. 数字监控与平台经济中的劳动控制[J]. 理论学刊, 2024(1): 114-122.

- [5] Graetz G, Michaels G. Robots at work[J]. The Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753-768.
- [6] 陈晓, 郑玉璐, 姚笛. 工业智能化、劳动力就业结构与经济增长质量: 基于中介效应模型的实证检验[J]. 华东经济管理, 2020, 34(10): 56-64.
- [7] 汪前元, 魏守道, 金山, 等. 工业智能化的就业效应研究: 基于劳动者技能和性别的空间计量分析[J]. 管理世界, 2022, 38(10): 110-126.
- [8] Goos M, Manning A, Salomons A. Job polarization in Europe[J]. American Economic Review, 2009, 99(2): 58-63.
- [9] Acemoglu D, Restrepo P. Automation and new tasks; how technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3-30.
- [10] 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.
- [11] 隆云滔, 刘海波, 蔡跃洲. 人工智能技术对劳动力就业的影响: 基于文献综述的视角[J]. 中国软科学, 2020(12): 56-64.
- [12] 朱敏, 纪雯雯, 高春雷, 等. 人工智能与劳动力市场变革: 机遇和挑战[J]. 教育经济评论, 2018, 3(2): 23-35.
- [13] 何小钢, 刘叩明. 机器人、工作任务与就业极化效应: 来自中国工业企业的证据[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(4): 52-71.
- [14] 邱俊鹏, 鲍俊杰, 惠浩. 工业机器人对制造业劳动力市场的影响: “升级”抑或“极化”? [J]. 上海经济研究, 2023(2): 51-63.
- [15] Autor D H, Dorn D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5): 1553-1597.
- [16] Brynjolfsson E, Rock D, Syverson C. The Productivity J-Curve: how intangibles complement general purpose technologies[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2021, 13(1): 333-372.
- [17] Acemoglu D, Restrepo P. Low-skill and high-skill automation[J]. Journal of Human Capital, 2018, 12(2): 204-232.
- [18] 刘达, 王晓丹, 石玉堂. 数据要素集聚对企业就业的影响: 基于就业规模与就业结构的双重视角[J]. 山西财经大学学报, 2024, 46(4): 54-67.
- [19] Agrawal A, Gans J, Goldfarb A. The economics of artificial intelligence: an agenda[M]. Chicago, IL: University of Chicago Press, 2019.
- [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.
- [21] 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.
- [22] 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]. 财贸经济, 2021, 42(7): 114-129.
- [23] 杨仁发, 郑媛媛. 人力资本结构与制造业高质量发展: 影响机制与实证检验[J]. 经济体制改革, 2022(4): 112-119.
- [24] Nambisan S, Lyytinen K, Majchrzak A, et al. Digital innovation management: reinventing innovation management research in a digital world[J]. MIS Quarterly, 2017, 41(1): 223-238.
- [25] Autio E, Nambisan S, Thomas L D W, et al. Digital affordances, spatial affordances, and the genesis of entrepreneurial ecosystems[J]. Strategic Entrepreneurship Journal, 2018, 12(1): 72-95.
- [26] 祁可, 田颖. 制造企业数字化转型、劳动力结构优化与企业创新效率: 融资约束的调节效应[J]. 科学与管理, 2024, 44(6): 9-18.
- [27] Huang Y H, Lan M D. Network infrastructure and corporate development: a dual perspective on corporate social responsibility performance and productivity performance[J]. Telecommunications Policy, 2026, 50(2): 103127.
- [28] 余玲铮, 魏下海, 孙中伟, 等. 工业机器人、工作任务与非常规能力溢价: 来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据[J]. 管理世界, 2021, 37(1): 47-59.
- [29] 陈岑, 张彩云, 周云波. 信息技术、常规任务劳动力与工资极化[J]. 世界经济, 2023, 46(1): 95-120.
- [30] 刘洁, 尹兴民, 纪建悦. 工作任务视角下制造业企业数字化转型对劳动力就业的影响[J]. 调研世界, 2025(1): 71-84.
- [31] 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[J]. 中国管理科学, 2020, 28(12): 54-66.
- [32] 高杰英, 黄素勤, 郝思源. 企业数字化转型提升了薪酬契约有效性吗?: 来自高管薪酬黏性的证据[J]. 经济与管理研究, 2025, 46(3): 24-41.
- [33] 关鑫, 李枫园. 数字化转型、供应链溢出与企业创新[J]. 经济与管理研究, 2025, 46(5): 107-124.
- [34] 沈宏亮, 李杰, 宋思萌. 数字化转型对企业劳动需求的影响[J]. 软科学, 2023, 37(3): 87-96.
- [35] 祁怀锦, 刘斯琴. 企业数字化发展对绿色创新的影响及其作用机理[J]. 当代经济科学, 2023, 45(4): 72-83.
- [36] 郝楠. 劳动力就业“极化”、技能溢价与技术创新[J]. 经济学家, 2017(8): 27-32.
- [37] 李捷瑜, 江舒韵. 市场价值、生产效率与上市公司多元化经营: 理论与证据[J]. 经济学(季刊), 2009, 8(3): 1047-1064.
- [38] Heckman J J, Kautz T. Hard evidence on soft skills[J]. Labour Economics, 2012, 19(4): 451-464.

How Does Firm Digital Transformation Reshape Task Structure of Employment?

WANG Wen¹, HUANG Shiyi¹, WANG Ting²

(1. Beijing Forestry University, Beijing 100083;

2. China University of Political Science and Law, Beijing 100088)

Abstract: Firm digital transformation (FDT) is reshaping business activities and employment structures. However, existing studies focus on skill groups rather than work tasks, with insufficient consideration of how digitalization reshapes the internal task structure within enterprises. Based on task-biased technological change theory, this paper examines how FDT reshapes the task structure of employment and its underlying mechanisms, using panel data from A-share listed firms in China from 2010 to 2023.

The FDT level is measured by the share of digital terms in the management discussion and analysis part of annual reports. Using reported staff posts, this paper groups production, finance, and administrative staff as routine-task labor and technical and sales service staff as non-routine-task labor. The results show that FDT raises the share of non-routine-task labor and lowers the share of routine-task labor. This conclusion remains stable after endogeneity analysis and a series of robustness tests. Two main channels explain the conclusion. First, FDT raises total factor productivity (TFP) by improving data use, resource allocation, and firm coordination. This cuts demand for tasks that follow clear rules while raising demand for more complex work. Second, FDT raises research and development (R&D) intensity and expands innovation, which needs data analysis, technical work, problem solving, and other non-routine skills. The external digital setting also matters. Taking the “Broadband China” pilot policy as a case of digital infrastructure policy, the findings confirm that better digital infrastructure drives both the rise in non-routine tasks and the fall in routine tasks. The effects differ across firms and regions. They are stronger in manufacturing, more marketized areas, and larger firms. It then adds a cognitive dimension and splits tasks into four groups: non-routine cognitive, non-routine non-cognitive, routine cognitive, and routine non-cognitive. The results show that FDT has a more positive effect on non-routine cognitive tasks. Its negative effect is also larger for routine non-cognitive tasks. Thus, FDT shifts labor from routine to non-routine work and also raises the cognitive content of the task structure.

This paper contributes to the literature on the employment effects of FDT by extending the analytical framework from a skill-based perspective to a task-based perspective. It also shows how TFP, R&D, and digital infrastructure shape task change, providing valuable insights for optimizing firms’ human resource allocation, improving employment policies, and enhancing workers’ skills in the digital age. The findings imply that policy should emphasize task-based skill training, lifelong learning, and job-transition support for workers exposed to routine-task substitution. Policy should also support firm innovation and digital infrastructure development to ensure that digital transformation creates more high-value and cognitive tasks while easing the risk of structural job loss.

Keywords: firm digital transformation; employment; task structure; cognitive task; technological change

编校:李 叶