

数字化转型与劳动密集型制造业就业吸纳*

——一个政治经济学视角的分析

沈梓鑫¹ 冯志轩² 江飞涛³

(1. 中国社会科学院数量经济与技术经济研究所, 北京 100732;

2. 武汉大学经济与管理学院, 湖北 武汉 430072;

3. 中国社会科学院工业经济研究所, 北京 100006)

内容提要:数字经济时代,劳动密集型制造业如何应对要素成本快速上涨的挑战、创造更多更高质量的就业岗位对于实施就业优先战略尤为重要。本文尝试在数理政治经济学的理论框架下,基于DLF技术选择模型,借鉴演化经济学有关数字化技术进步影响的新观点,以2008—2021年制造业上市公司数据为样本展开实证分析,考察数字化转型条件下劳动密集型制造业的就业吸纳能力。研究发现:数字化转型能够通过两方面对劳动密集型制造业就业吸纳能力产生正向影响,一方面,数字化转型能够通过提高劳动生产率的方式,直接增加劳动密集型制造业的就业;另一方面,尽管劳动密集型制造业相较于资本密集型制造业的工资-就业弹性更大,这导致在工资上涨阶段劳动密集型制造业减少的就业岗位会更多,但数字化转型作为调节变量能够更为显著地削弱就业替代效应,有效缓解该行业部门就业吸纳能力的下降。从就业结构影响来看,数字化转型会促使劳动密集型制造业更倾向于增加中等技术岗位,这种结构变化能够兼顾就业的托底作用和就业结构的升级。本文的研究结论有助于为劳动密集型制造业通过数字化转型激发就业吸纳潜能,促进高质量充分就业提供理论依据和实践启示。

关键词:劳动密集型制造业 就业 数字化转型 技术进步 政治经济学

中图分类号:F014.2;F241.4 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2025)04—0043—18

一、引言

就业是最基本的民生。2025年政府工作报告提出要“支持劳动密集型产业吸纳和稳定就业,统筹好新技术应用和岗位转换,创造新的就业机会”。劳动密集型制造业作为国民经济的重要组成部分,长期以来发挥就业稳定器的作用。数字经济时代,在就业优先战略导向下,支持吸纳就业能力强的劳动密集型制造业发展,使其继续发挥拓展就业渠道和提升就业质量的重要作用,成为新发展阶段推动高质量充分就业的一项重要任务。

中国制造业处于由大转强的攻坚期,相比资本密集型的先进制造业,劳动密集型制造业一度被贴上“落后”“淘汰”的标签。随着中国劳动力成本快速上涨,劳动力的供需错位和技能错配将形成新的就业压力,也成为劳动密集型制造业发展的新阻力(周敏丹,2021)^[1]。现有的文献中,有学

收稿日期:2024-01-06

* 基金项目:国家社会科学基金一般项目“数字经济和实体经济深度融合机制的政治经济学研究”(21BJL076)。

作者简介:沈梓鑫,女,副研究员,经济学博士,研究领域为技术创新、产业政策与数字经济,电子邮箱:shenzixin@cass.org.cn;
冯志轩,男,教授,博士生导师,经济学博士,研究领域为数理政治经济学、发展政治经济学,电子邮箱:fengzhixuan@whu.edu.cn;
江飞涛,男,研究员,管理学博士,研究领域为产业经济与产业政策,电子邮箱:jiangfeitao@163.com。通讯作者:冯志轩。

者观察到数字时代就业市场出现“就业结构极化”现象(Autor等,2003^[2];Acemoglu和Restrepo,2018^[3];Acemoglu和Restrepo,2020^[4]),也有学者研究数字技术应用对实体经济就业的影响机理(王永钦和董雯,2020^[5];彭树宏,2024^[6]),然而,对新一轮科技革命下劳动密集型制造业如何跳出传统思路,在继续发挥其强大的低技能劳动力吸纳作用的同时,创造出更多的高质量就业岗位,鲜少研究,而这将成为本文的研究重点。

上述研究重点在于讨论技术进步和就业之间的联系,以及这种联系在不同部门之间的差异。在这个问题上,马克思主义经济学有非常深刻且独特的见解。首先,与新古典经济学认为均衡收入分配由技术关系决定不同,马克思主义经济学强调收入分配在技术选择方面的重要作用(沃尔夫和雷斯尼克,2015)^[7],收入分配从根本上来说是由参与分配的群体在市场中的权力决定的,这种权力由制度环境、宏观的积累过程和产业后备军水平以及微观的技术和劳动过程共同决定(马克思,2018^[8];2018^[9])。收入分配会影响技术演化的路径,由此影响就业水平,并进一步通过技术和就业塑造收入分配过程(Foley等,2019)^[10]。也正因为这种理论特点,马克思主义经济学可以较为直接地分析收入分配变化过程中的技术变化及由此产生的就业问题。其次,马克思主义经济学还认为,不同的生产部门之间并不存在技术意义上的“先进”和“落后”,不同部门由于其生产的使用价值不同,它们之间的生产率并不能直接比较,现实当中表现为不同部门人均增加值的差异是由于价值实现导致的,这些差异随着社会分配和价值实现条件的变化也会随时发生变化,劳动密集型制造业的低人均增加值特性来自于其生产价格低于价值的特点,其他行业的高人均增加值是以这些部门的低人均增加值为基础的,因此,单纯追求产业升级并不一定能实现一个经济体整体人均增加值水平的提高(Hadjimichalis,1984)^[11]。再次,马克思主义经济学认为,技术进步带有强烈的演化性质(Park,2001)^[12],具有高度的随机性和不连续性,且当前的技术起点对于技术选择具有强烈的影响(Duménil和Lévy,1995^[13];Foley,1998^[14])。这意味着,对于不同的部门,由于其起点不同,同样的数字技术所产生的影响也可能是迥异的。

针对这种现状,本文将探讨以下问题:从政治经济学视角出发分析劳动力成本上涨背景下中国劳动密集型制造业的就业吸纳情况如何?劳动密集型制造业能否通过数字化转型增强其对劳动力的就业吸纳作用?数字化技术进步能否为劳动密集型制造业提供高劳动生产率、低资本有机构成的潜在技术选择?数字化转型会对劳动密集型制造业的就业结构产生哪些影响?

本文的边际贡献体现在以下方面:第一,拓展了数理政治经济学关于技术进步的前沿理论,构建了一个关于技术选择的DLF模型框架,用于深入全面地考察不同要素密集度制造业部门在数字技术选择上的差异化行为,丰富了围绕劳动密集型制造业数字化技术进步带来劳动生产率提高和就业扩容提质的研究结论。第二,基于制造业上市公司年报文本数据,采用文本挖掘分析法构建制造业企业数字化转型指数,并且量化了资本有机构成、产能利用率、剩余价值率、成本加成率等影响制造业就业效应的重要因素,为在数字化条件下开展不同要素密集度制造业就业吸纳能力的回归分析、机制分析和异质性分析提供基础测度。第三,在政治经济学的分析框架下,引入劳动生产率和资本有机构成作为衡量产业发展的核心指标,检验数字化转型、劳动生产率与资本有机构成之间的机制关系,为政府制定推动劳动密集型制造业数字化转型、促进就业吸纳能力提高的相关产业政策和就业政策提供重要的理论依据。

二、理论机制与研究假设

改革开放以来,中国劳动密集型制造业在城镇化进程中对吸纳转移农村剩余劳动力,提升非熟练工人的劳动技能做出了有目共睹的贡献。随着中国劳动年龄人口负增长和劳动力负增长相继到来,中国劳动密集型制造业面临着劳动力成本快速上升带来的就业冲击。因此,研究数字化

趋势下,是否存在某种机制使得中国劳动密集型制造业能够在维持对劳动力的吸纳作用和提高劳动生产率之间实现平衡成为本文关注的核心问题。

1. 劳动密集型制造业的工资—就业弹性

本文使用政治经济学关于技术进步的 Dumenil-Levy-Foley 模型(以下简称 DLF 模型)讨论就业—工资弹性与资本有机构成之间的关系。首先,构建一个标准的技术进步模型,遵循 Dumenil 和 Levy 的设定,考虑一个单部门生产的情形,定义一个现存的生产技术 $(A, L) \rightarrow 1$, 其中 A 是生产一单位产品所需要的生产资料, L 是生产一单位产品所需要的直接劳动投入。如果出现新技术 $(A', L') \rightarrow 1$, 定义一个技术变化 (a, l) , 其中 $a = (A - A')/A'$, $l = (L - L')/L'$ 。由此,可以定义一个技术变化空间,如图 1 所示,其中第(I)象限是生产资料和劳动使用都减少的技术,根据已有文献,称之为资本节约—劳动节约或 CS-LS 型技术。以此类推,第(II)象限是资本使用—劳动节约或 CU-LS 型技术,第(III)象限是资本使用—劳动使用或 CU-LU 型技术,第(IV)象限是资本节约—劳动使用或 CS-LU 型技术。

DLF 模型所考察的技术进步具有两个特点:一是技术进步本身是带有随机性的,新技术可能随机出现在技术变化空间的某一点;二是技术进步带有演化性质,是基于现有技术的局部变化。因此,本文可以在技术变化空间当中定义一个有边界的概率密度函数。为简便起见,根据 Dumenil 和 Levy 的设定,将这个概率密度函数设定为基于 (δ_x, δ_y) 对称,则该概率密度函数在 (a, l) 这个技术变化空间上的投影就是一个半径为 R 的圆,可以用 (δ_x, δ_y, R) 定义一个技术变化的可能性集合,对于中性技术进步而言, $\delta_x = \delta_y$ 。进一步地,若假设上述概率密度函数是一个均匀的概率密度函数,则圆形内部的任意面积占圆总体面积的比重也就是某种类型的技术进步出现的可能性。

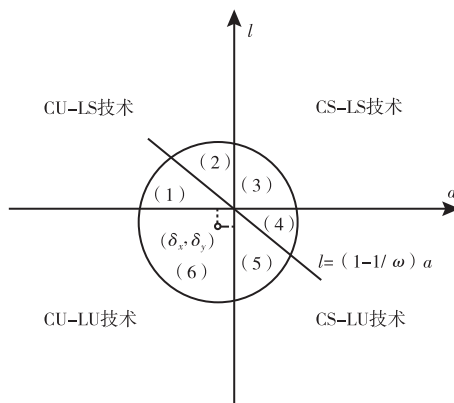


图 1 技术进步可行性边界与技术进步的偏向性

资料来源:作者整理

在上述技术进步的可能集合当中,并不是所有的技术进步都是可行的技术进步,因为这些技术进步在给定的要素价格下可能无法提高企业利润,因此不会被企业所选用。显然,所有的 CU-LU 技术都是不可行的,而根据要素价格不同, CU-LS 和 CS-LU 技术也有一部分是不可行的。可以画出一条可行技术的边界,在这条边界上,原有技术的利润率 r 等于新技术的利润率 r' ; 在边界以上, $r' > r$, 新技术是可行的。

由于 $r = \frac{1 - wL}{A}$, $r' = \frac{1 - w\left(\frac{L}{1 + l}\right)}{A/(1 + a)}$, 若令 $r = r'$, 且以 $\omega = wL$ 表示劳动报酬份额, 则技术可行性

边界为 $(1 - \omega)a + \omega l = 0$ 。因此,技术可行性边界是一条斜率为 $\left(1 - \frac{1}{\omega}\right)$ 、过原点的直线,且由于

$\omega < 1$, 该直线斜率为负。由于技术可行性边界的存在, 技术变化的可能性集合被分为六个区域, 只有位于技术可行性边界以上的(2)、(3)、(4)三个区域中的技术才有可能被选择。

当劳动报酬份额增加时, 技术可行性边界逆时针旋转, 反之则顺时针旋转。当劳动报酬上升时, CU-LS技术的可行域扩大, CS-LU技术的可行域减小, 而CS-LS技术的可行域则不受影响, 这与数理政治经济学关于技术选择的罗默定理逻辑是一致的。

可行域的变化与(2)(4)两个区域的面积是相关的, 而区域(2)和区域(4)之间面积的关系在 R 给定的情况下, 实际上取决于圆心 (δ_x, δ_y) 的位置。当区域(2)相比于区域(4)更大时, 给定 R 和技术可行边界的旋转角度, CU-LS技术可行域的变化大于CS-LU技术可行域的变化, 也即此时劳动报酬的变化引起的CU-LS技术进步可能性的更高。反之, 当区域(4)相比于区域(2)更大时, 给定 R 和技术可行边界的旋转角度, CU-LS技术可行域的变化小于CS-LU技术可行域的变化。当这种随机变化在现实中重复多次, 则在现实当中观察到的就是前一种情况相比于后一种情况, 在给定工资变动的情况下, 会更大概率地产生资本替代劳动的技术进步, 因此, 工资—就业弹性也就更高。

显然, 对于资本密集型制造业和劳动密集型制造业而言, 二者技术变化的起点并不相同。对于资本密集型制造业而言, 其已经更大程度上经历了资本替代劳动的过程, 因此, 实现CU-LS技术的可能性更低。相反, 对于劳动密集型制造业而言, 则尚未经历上述过程, 实现CU-LS技术的可能性更高, 一般而言, 更有可能出现 $\delta_x < \delta_y$, 区域(2)大于区域(4)的情况。因此, 本文提出如下假设:

H₁: 劳动密集型制造业的工资—就业弹性高于资本密集型制造业的工资—就业弹性。

2. 数字化转型与劳动密集型制造业的就业吸纳能力

劳动密集型制造业能够吸纳更多的劳动力, 按每一单位固定资本所吸纳的劳动力数量测算, 劳动密集型轻纺部门企业是资本密集型重工业部门企业的2.5倍, 劳动密集型小企业是大企业的10倍以上, 占全国工业产值不足30%的劳动密集型中小企业, 却容纳了70%以上的全国工业就业人数, 其中大部分是农村剩余劳动力转移(顾阳, 2020)^[15]。经济学理论认为, 技术进步与就业吸纳之间并非此消彼长的关系, 劳动生产率的提高和就业创造之间并不矛盾。在劳动密集型制造业数字化转型过程中, 技术进步提高资本有机构成, 尽管会产生相对过剩的劳动人口, 但并不会对劳动力产生绝对排斥, 关键在于创造出更大规模的企业, 引导劳动力要素的合理流动和重新配置, 实现规模经济和效率经济, 保持住就业岗位的绝对数不下降, 乃至创造出更多高质量就业岗位(沈梓鑫和江飞涛, 2023)^[16]。

已有研究提出, 不能孤立地去理解资本有机构成提高是资本主义制度下失业人口形成的原因(吴迪和丁守海, 2020)^[17]。演化经济学认为, 技术进步能够延伸分工, 新技术带来的分工深度和广度能够创生更大规模的企业。Young(1928)^[18]在《报酬递增与经济进步》中提出“分工决定分工”, 经济发展与技术进步必然导致分工深化, 在一个报酬递增的动态累积过程中实现迂回生产方式的经济, 分工的深化表现在既有各产业部门生产规模的扩大以及新产业部门的分化和发展, 这就是著名的“杨格定理”。由此可推知, 数字化技术进步在提高劳动生产率以致“节约”劳动的同时, 也会通过深化分工进而通过产业深化的方式扩大生产规模(吴迪和丁守海, 2020)^[17], 追加可变资本, 增加就业人数。随着数字技术发展和智能化程度提高, 产业的前后向联系效应得到更广泛的拓展, 企业间分工协同和规模经济能够直接或间接地创造出更多的就业岗位。因此, 本文提出如下假设:

H₂: 数字化转型会促使劳动密集型制造业增加行业部门内的就业岗位人数。

3. 数字化转型、劳动生产率与资本有机构成之间的关系

如果劳动密集型制造业的工资—就业弹性更高, 那么在劳动力成本上涨的背景下, 劳动密集

型制造业的劳动生产率上升与其对就业的吸纳作用就会呈现一种两难,但是,数字技术的出现有可能缓解这种矛盾。

既有的研究发现,一种技术—经济范式所对应的资本有机构成变动,与关键生产要素的劳动生产率提升速度及相应的价值变动,以及该技术—经济范式下主导性的企业形态紧密相关(杨虎涛和冯鹏程,2019)^[19]。进入数字经济时代,本轮技术革命具有特殊性,数据成为驱动创新的关键生产要素,与历次技术革命浪潮下物质交换及其生产遵循报酬递减的规律不同,信息和知识交换及其生产遵循的是报酬递增规律(贾根良,2016)^[20],如数据和算法都具有积累性和很强的外部性及报酬递增特征,可以利用相对较低的资本有机构成实现劳动生产率的提高。数字技术的出现有可能改变资本密集型制造业和劳动密集型制造业工资—就业弹性的相对关系。

从根本上来说,数字技术的这种特点可以利用“一般劳动”和“共同劳动”的关系加以说明。在《资本论》第三卷第一篇中,马克思提出了“一般劳动”和“共同劳动”这对范畴,其中一般劳动指“一切科学工作,一切发现,一切发明”(马克思,2018)^[9],这种劳动以今人的协作为条件,部分地又以对前人劳动的利用为条件(马克思,2018)^[9],而共同劳动则是以个人之间的直接协作为前提(马克思,2018)^[9]。在一般的资本替代劳动的技术当中,实际上是用蕴含在生产资料中的共同劳动来替代生产过程中直接付出的共同劳动。

数字技术的特点是其生产资料充分运用了过往的生产和消费过程中所积累的数字资源——其体现的是过往的一般劳动——来替代当前的共同劳动,那么,即便是用同样的物化劳动替代活劳动,或者说直接生产过程中的共同劳动,数字技术更倾向于用一般劳动替代活劳动,而一般劳动的产物本身并不需要被再生产出来,对其使用体现为对过往劳动成果的无偿占有,没有相应的价值量——这种情况的一个常见体现就是数字技术往往对应着更低的边际成本。因此,体现在价值和价格上面,由于包含在新增的生产资料中的一部分劳动并不计入价值量,数字技术所形成的资本替代劳动的技术,其资本有机构成在其他条件给定的情况下往往更低。这也就体现为不变资本的节约,数字时代从自动化到智能化会节约生产设备和原材料,生产过程智能化会使得单个劳动者所占用的设备在数字时代下降更明显。举例来看,进入数字时代,参与数字化转型的制造业企业在生产过程中会购买和使用更多的数字生产资料,使得原本需要购买仪器和设备的生产工序,通过智能软件的安装和使用,就能实现数字化技术的模拟和操作,并且由于数字软件一旦被安装,其再生产成本几乎为零,故而大幅减少了企业用于购买机器设备和工具的成本,即实现了不变资本的节约。

除了不变资本的节约这个根本性的机制,数字经济还能通过可变资本的增加降低资本有机构成:数字时代的人工智能特征是“有多少人工就有多少智能”,需要更多的研发人员和投入。此外,人工智能和机器人等数字化技术的广泛应用对应形成的新业态会创造出新的工作岗位和类别。因此,本文提出如下假设:

H₃:数字化转型会给劳动密集型制造业提供劳动生产率高、资本有机构成低的技术选择。

4. 数字化转型对劳动密集型制造业就业结构的影响

为全面考察数字化转型所带来的就业影响,我们除了应关注资本有机构成所代表的就业数量影响机制,还应将劳动者技能结构所代表的就业结构因素纳入考量范围。既有的研究发现,“机器替代”并不会导致就业岗位的消亡,“去技能化”的含义应该理解为技能的易于替换和易于获得,“去技能化”与就业极化、技能溢价以及总体技能要求提高之间的关系也就并不矛盾(杨虎涛和冯鹏程,2019)^[19]。Acemoglu 和 Autor(2011)^[21]观察到智能化时代“机器替代”的对象主要是简单的、重复性劳动,即常规性工作,而非常规性工作特别是认知性工作则无法被“去技能化”和替代。也就是说,即使是在劳动密集型制造业中,机器只能替代惯例性的操作工序,而无法替代承载车间现

场缄默知识的熟练劳动者。大卫·哈维(2017)^[22]认为,资本不断追求对劳动过程的控制权,劳动阶层不断经历着提高技能、去技能和再技能的轮回往复。

在劳动密集型制造业和资本密集型制造业中,岗位所需的技能结构要求存在差异,如在资本密集型制造业中,数字化转型在减少低技能岗位的同时会创造更多高技能就业机会,实现高质量就业岗位创造,但这些工作通常具有高水平的技能要求和高学历的准入门槛。相对而言,在劳动密集型制造业内部,车间缄默知识的分布更为均匀且学历门槛并不高,数字时代劳动者更易通过泛化技能以及学习新的数字化技能等方式来应对资本对劳动的控制和替代,而与此同时,伴随人工智能和机器人等数字化技术在劳动密集型制造业中的广泛应用,会催生出数字化管理师、智能硬件装调员、工业视觉系统运维员等新的中等技能水平工作类别和岗位需求,这将促使行业部门内技能结构的升级,并且凭借其相对灵活的工作方式和较高的收入预期,为劳动者提供相对高质量的就业岗位。也就是说,劳动密集型制造业数字化转型在削减低技能岗位的同时,更多地为中等技能劳动者创造高质量的就业机会。这种差异使得劳动密集型制造业在劳动力成本上涨的背景下,可以通过数字化技能培训帮助广大中低技能非熟练劳动者实现技能重塑和转岗适应,从而实现对广大中低技能劳动者就业的托底。因此,本文提出如下假设:

H₄:数字化转型会促进劳动密集型制造业中等技能就业岗位的增加,在优化就业结构的同时实现对中低技能劳动者就业的托底。

三、研究设计

1. 数据来源

本文样本为2008—2021年A股制造业上市公司的微观企业数据,其中涉及的企业财务数据等来自国泰安(CSMAR)数据库,员工职业、工种和学历等数据来自万得(Wind)数据库。上市公司年报文本来自上交所和深交所等官方网站批量搜集整理获得。文中涉及的宏观数据及指标来自历年《中国统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》《中国工业统计年鉴》《中国经济普查年鉴(2008年)》。

2. 变量说明

(1)被解释变量为就业人数($\ln L$)。本文选取国泰安数据库中的企业员工人数衡量企业的就业人数。为减少异常值对实证结果的影响,更好地反映就业人数的变化趋势,本文对企业员工人数做自然对数变换,将变换后的 $\ln L$ 作为被解释变量。

(2)核心解释变量为实际工资水平($\ln \text{aver_realsalary}$)和数字化指数($\ln \text{DIGI}$)。①关于实际工资水平的度量。本文借鉴班尼斯特(Banister, 2006)^[23]、都阳和曲玥(2009)^[24]的研究做法,将每年员工工资总额除以当年企业的员工人数,计算出企业就业人员年平均劳动者报酬名义值,按照城市居民消费价格指数,以2008年为基期,对名义值做平减处理,得出企业就业人员年平均实际工资变量($\ln \text{aver_realsalary}$),用于衡量企业层面的劳动力成本水平。②关于数字化转型指数的构建。本文选择基于政治经济学的经济循环理论框架,构建制造业企业数字化转型的关键词词谱,运用机器学习中的词频—逆文本频率(TF-IDF)方法,计算出中国制造业上市企业的数字化转型指数,得到的 $\ln \text{DIGI}$ 指标数值越大,代表制造业企业的数字化转型程度越高。本文选择使用TF-IDF方法测算制造业企业的数字化指数,主要是考虑到这有助于减少因文本长度差异和文本中过多的通用性词汇所导致的对数字化关键词词频估计的偏差,以提高词频数据的有效性和客观性。

(3)其他控制变量。

①资本有机构成(CV)。资本有机构成是影响单位预付资本能够形成就业量的首要因素。根

据韦斯科普夫分解(Weisskopf,1979)^[25],本文使用资本产出比来代表资本有机构成的影响。

②产能利用率(*caput*)。在经济周期的不同阶段,即便技术没有本质的变化,资本产出比仍然会随着经济周期中总需求和价值实现水平波动。本文在方程中加入经济的产能利用率以消除这种影响。同时,产能利用率由于反映了价值实现水平,其还在很大程度上决定了企业对市场的预期和由此产生的投资决策,因此,控制产能利用率能够尽可能避免由于企业投资行为和就业率之间的内生性问题。在本文中,采用Shaikh和Moudud(2004)^[26]的协整方法对不同行业的产能利用率进行了测度,具体测度方法参见李帮喜等(2024)^[27]的研究。

③剩余价值率(*SVR*)。在给定生产资料和劳动量的比例的情况下,一定量的预付资本能够雇佣多少劳动力取决于工人提供的无酬劳动与有酬劳动的比例,即剩余价值率(马克思,2018)^[28]。对于剩余价值率的计算,本文利用RUCioD的投入产出表数据(张红霞等,2021)^[29],并参考了姬旭辉和邱海平(2015)^[30]、冯志轩等(2020)^[31]的方法。

④成本加成率(*costplus*)。在政治经济学领域,市场势力不同的企业在投资和雇佣劳动力方面的选择也不同(巴兰和斯威齐,2021)^[32],因此,本文加入成本加成率作为控制变量,其计算方式是以企业主营业务收入比上主营业务成本。

⑤行业虚拟变量(*IND*)。本文参照党琳等(2021)^[33]的研究,筛选出13个劳动密集型制造业行业和八个资本密集型制造业行业,将劳动密集型制造业企业的虚拟变量*IND*取值为1,将资本密集型制造业企业的虚拟变量*IND*取值为0。

本文各变量描述性统计如表1所示。结合表1描述性统计结果可知,就业人数(*lnL*)的均值和标准差分别为7.6802和1.1524,最小值和最大值分别为2.5649和12.5714,表明样本期间内中国制造业企业的就业吸纳能力差距较大。实际工资水平(*lnaver_realsalary*)的均值和标准差分别为11.2847和0.4974,最小值和最大值分别为7.3304和16.9317,表明样本期内的制造业企业就业工资水平参差不齐。数字化指数(*lnDIGI*)的均值和标准差分别为0.4107和0.7079,最小值和最大值分别为0.0000和10.0329,且中值和75%分位值分别为0.1141和0.4831,表明不同制造业企业的数字化转型程度差距较为明显,且研究样本中绝大多数制造业企业数字化转型水平较低,这意味着中国实体经济和数字经济融合仍然有进一步深化发展的空间。

表 1 变量描述性统计

变量	均值	标准差	最小值	25%分位值	中值	75%分位值	最大值
<i>lnL</i>	7.6802	1.1524	2.5649	6.8886	7.5949	8.3977	12.5714
<i>lnaver_realsalary</i>	11.2847	0.4974	7.3304	10.9913	11.2747	11.5625	16.9317
<i>lnDIGI</i>	0.4107	0.7079	0.0000	0.0094	0.1141	0.4831	10.0329
<i>CV</i>	2.3222	32.4000	0.0255	1.1136	1.6627	2.4431	4552.5942
<i>caput</i>	0.9149	0.1614	0.5513	0.7755	0.8987	1.0295	1.5853
<i>SVR</i>	0.6171	0.0667	0.4199	0.5962	0.6398	0.6634	0.7013
<i>costplus</i>	0.6277	7.2379	-0.9608	0.1947	0.3332	0.5740	1005.7186

3. 模型设定

本文的研究目标在于从政治经济学视角出发考察数字时代劳动密集型制造业的就业吸纳能力,结合前文的理论分析,本文基于罗默关于技术选择的理论(Roemer,1981)^[34],在吸收借鉴数理政治经济学最新发展及相关研究(冯志轩和刘凤义,2020)^[35]的基础上,设定如下计量模型:

$$\ln L_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln \text{aver_realsalary}_{i,t} + \alpha_2 \ln \text{DIGI}_{i,t} + \beta \text{Controls} + \lambda_i + \gamma_t + \mu_{i,t}$$

为研究对比劳动密集型制造业和资本密集型制造业的工资—就业弹性差异以及数字化转型所产生的不同影响,本文在上述模型中进一步加入核心解释变量 $\ln \text{aver_realsalary}_{i,t}$ 与行业虚拟变量 (IND) 的交互项,以及数字化指数 ($\ln DIGI$) 与行业虚拟变量 (IND) 的交互项作为解释变量,计量模型构建如下:

$$\ln L_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln \text{aver_realsalary}_{i,t} \times IND + \alpha_2 \ln DIGI_{i,t} \times IND + \beta_1 CV_{i,t} + \beta_2 \text{caput}_{k,t} + \beta_3 SVR_{k,t} + \beta_4 \text{costplus}_{i,t} + \beta_5 IND + \lambda_i + \gamma_t + \mu_{i,t}$$

其中, $L_{i,t}$ 表示企业 i 在第 t 年的就业人数, $\text{aver_realsalary}_{i,t}$ 表示制造业 i 企业第 t 年就业人员的实际工资水平, $DIGI_{i,t}$ 表示制造业 i 企业第 t 年的数字化转型指数,并取对数纠偏。 $Controls$ 为控制变量的集合, α, β 为待估系数和系数向量, λ_i, γ_t 分别为企业和年份固定效应, $\mu_{i,t}$ 为随机扰动项。企业层面的控制变量主要为资本有机构成 (CV) 和成本加成率 (costplus)。行业层面的控制变量主要为产能利用率 (caput) 和剩余价值率 (SVR)。

四、基本回归

1. 主回归结果

本文根据上文中建立的计量模型,探究数字经济时代中国劳动密集型制造业的就业吸纳能力。表2列示了主回归结果,其中,第(1)列和第(3)列为固定效应在企业层面异方差稳健标准误修正的系数标准误,仅控制了企业的个体固定效应,第(2)和(4)列列示了同时控制个体效应和时间效应的双向固定效应模型结果,考虑到非平衡面板的特点,本文将此模型作为基准参照。

表2第(1)~(2)列的回归结果旨在检验工资水平上涨和数字化转型对中国制造业就业吸纳水平的影响。为对比分析劳动密集型制造业和资本密集型制造业的工资—就业弹性以及数字化转型对不同制造业行业部门就业吸纳能力的差异化影响,本文在模型中同时加入两个核心解释变量分别与行业虚拟变量的交互项,并将回归结果列示于表2的第(3)~(4)列。得出的主要结论如下:

首先,无论是固定效应模型还是双向固定效应模型,即第(1)列和第(2)列的结果均显示,实际工资变量 ($\ln \text{aver_realsalary}$) 的系数在1%的水平上显著为负,这表明劳动力成本上涨对制造业企业就业吸纳具有显著的抑制作用;数字化指数变量 ($\ln DIGI$) 的系数在1%的水平上显著为正,这表明,在控制企业资本有机构成、产能利用率、剩余价值率和成本加成率等因素之后,数字化转型对制造业企业就业吸纳具有显著的促进作用。也就是说,持续上涨的实际工资水平确实会对中国制造业的就业人数产生负面冲击,但制造业企业可以通过数字化转型从一定程度上缓解这种就业挤压效应。

其次,实际工资变量 ($\ln \text{aver_realsalary}$) 与行业虚拟变量 (IND) 交互项的回归结果显示,劳动密集型制造业工资上涨对就业吸纳的抑制作用超过了资本密集型制造业。以第(4)列的结果为例,劳动密集型制造业和资本密集型制造业中该交互项的系数分别为-0.7536和-0.5079,并且均在1%的水平上显著。这表明,在中国工资水平逐步提高的背景下,由于劳动密集型制造业工资—就业弹性更高,如果不考虑其他因素的影响,劳动密集型制造业的就业吸纳能力会下降得更快。从而验证了本文的假设 H_1 。

第三,另一解释变量数字化指数变量 ($\ln DIGI$) 与行业虚拟变量 (IND) 交互项的回归结果显示,数字化转型对劳动密集型制造业就业吸纳的促进作用超过了资本密集型制造业。以第(4)列的结果为例,劳动密集型制造业和资本密集型制造业中该交互项的系数分别为0.2352和0.1638,并且均在1%的水平上显著。这表明,相较于资本密集型制造业,劳动密集型制造业的数字化—就业弹性

更高,数字技术的引入能够更大幅度改善劳动密集型制造业的劳动力替代问题,从而有效防止劳动密集型制造业就业吸纳能力的降低。由此验证了本文的假设 H₂。

表 2
 主回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lnL</i>	<i>lnL</i>	<i>lnL</i>	<i>lnL</i>
<i>lnaver_realsalary</i>	-0.5897*** (-14.67)	-0.7140*** (-20.55)		
1.IND× <i>c.lnaver_realsalary</i>			-0.5288*** (-7.45)	-0.7536*** (-11.15)
0.IND× <i>c.lnaver_realsalary</i>			-0.4130*** (-6.93)	-0.5079*** (-8.58)
<i>lnDIGI</i>	0.1609*** (5.75)	0.1167*** (4.73)		
1.IND× <i>c.lnDIGI</i>			0.4078*** (3.86)	0.2352*** (2.61)
0.IND× <i>c.lnDIGI</i>			0.2119*** (5.97)	0.1638*** (5.14)
<i>CV</i>	-0.0004*** (-4.93)	-0.0002*** (-3.57)	-0.0059** (-2.26)	-0.0026 (-1.11)
<i>caput</i>	-1.5135*** (-21.41)	0.0272 (0.34)	-0.9966*** (-11.30)	0.2681** (2.24)
<i>SVR</i>	1.3898*** (4.64)	1.0332** (2.47)	1.7301*** (4.72)	1.1405** (2.10)
<i>costplus</i>	0.0071 (0.26)	0.0003 (0.01)	0.0269 (0.58)	0.0175 (0.40)
1.IND			1.4206 (1.54)	2.7129*** (3.03)
常数项	14.7580*** (29.81)	14.3515*** (32.07)	12.1351*** (17.58)	11.8801*** (16.55)
个体固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	否	是	否	是
观测值	13212	13212	6122	6122
R ²	0.270	0.356	0.184	0.261

注:***、**和*分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平;括号内为以企业层面聚类调整的稳健标准误作为基础计算的 *t* 或 *z* 值。下同

2. 稳健性与内生性检验

(1)替换关键解释变量的度量方法。在政治经济学的研究中,劳动者报酬是劳动者从事生产活动所获得的各种形式的总报酬,也是估算劳动力成本水平的重要指标(齐昊,2011^[36];李怡乐和孟捷,2014^[37])。为确保上述结果的稳健性,本文将反映劳动者报酬的实际值变量 *lnaver_realpay* 作为关键解释变量 *lnaver_realsalary* 的替代变量。

采用文本挖掘和词频分析的方法构建制造业企业数字化转型指标可能会受到时间维度上市

企业进入和退出的影响,而且可能受到不同年份文本披露政策行为的影响。本文借鉴杜明威等(2022)^[38]的做法,在基于TF-IDF方法计算制造业上市企业数字化转型指数时,剔除时间维度的IDF作为权重计算企业的数字化转型指数,得到 $\ln DIGI_{robust}$,来衡量制造业企业数字化转型程度,作为稳健性检验的关键解释变量。

表3的回归结果显示,相较于资本密集型制造业,劳动密集型制造业的工资—就业弹性($IND \times \ln aver_realpay$)回归系数显著为负且绝对值更高,而数字化—就业弹性($IND \times \ln DIGI_{robust}$)回归系数显著为正且绝对值更高,与上文估计一致。这表明,劳动密集型制造业通过数字化转型能够创造更多就业岗位,从而显著地缓解要素成本上涨带来的就业吸纳能力下降的趋势,即本文的结论具有稳健性。

表3 更换关键变量的度量方法

变量	替换企业劳动力成本变量	替换企业数字化转型指数	替换企业劳动力成本和数字化转型指数
	(1)	(2)	(3)
	$\ln L$	$\ln L$	$\ln L$
$1.IND \times c.\ln aver_realsalary$		-0.7486*** (-11.03)	
$0.IND \times c.\ln aver_realsalary$		-0.5128*** (-8.72)	
$1.IND \times c.\ln aver_realpay$	-0.7791*** (-12.22)		-0.7741*** (-12.09)
$0.IND \times c.\ln aver_realpay$	-0.5637*** (-10.22)		-0.5689*** (-10.42)
$1.IND \times c.\ln DIGI$	0.2393*** (2.63)		
$0.IND \times c.\ln DIGI$	0.1694*** (5.29)		
$1.IND \times c.\ln DIGI_{robust}$		0.2511*** (2.81)	0.2540*** (2.81)
$0.IND \times c.\ln DIGI_{robust}$		0.2082*** (5.49)	0.2139*** (5.64)
常数项	12.1896*** (18.48)	11.9572*** (16.70)	12.2685*** (18.70)
控制变量	控制	控制	控制
个体/时间固定效应	是	是	是
观测值	6133	6122	6133
R ²	0.281	0.266	0.286

(2)系统GMM模型。针对可能存在的内生性问题,本文遵循Basu和Das(2017)^[39]的估计策略:一是采用动态面板的方法,通过面板数据控制不随时间变化的遗漏变量的影响;二是通过增加被解释变量的滞后项,捕捉制造业企业就业创造的动态效应;三是将被解释变量设定为内生变量或者前定变量,利用变量的差分项和滞后项作为工具变量。通过以上三个途径,尽量控制估计过程

中可能存在的内生性问题(冯志轩等,2020)^[31]。

在估计方法上,本文使用系统 GMM 模型两步法进行估计,并认为将解释变量视为内生是最稳妥的选择,因为其所需要的假设最弱。回归结果^①显示,关键解释变量的估计系数的方向、大小和显著性水平具有基本的一致性。

(3)分样本回归和扩充样本容量。本文考察在对不同要素密集度制造业企业样本分组回归后的分样本回归结果,以及将企业样本容量扩充为制造业全部 31 个大门类后的分组回归结果。回归结果^②表明,上文中的结论在分样本回归和扩充样本容量的情况下依然具有稳健性。

五、机制分析

1.数字化转型对制造业工资就业效应的调节机制检验

为考察劳动密集型制造业中,数字化技术进步对工资—就业关系调节效应的影响方向和大小,本文选择以资本密集型制造业为参照对象,研究数字化转型对劳动密集型制造业中工资和就业关系的调节效应。为此,将去中心化的实际工资变量($C_lnaver_realsalary$)和数字化指数变量(C_lnDIGI)的交叉项作为解释变量^③加入模型中进行检验。

首先,为检验数字化转型对制造业行业整体的工资—就业调节效应,表 4 中模型(1)的回归结果显示,劳动力成本主效应项($lnaver_realsalary$)系数显著为负,二者交叉项($C_lnaver_realsalary\times C_lnDIGI$)系数在 1% 的水平上系数显著为正,且在模型(2)中依然稳健,即主效应系数与调节效应系数符号相反,这表明,制造业数字化转型程度越高,越能削弱劳动力成本上涨对制造业就业人数的负向作用,与预期一致。

进一步地,为通过对比数字化转型对不同要素密集度制造业行业部门调节效应的异质性影响,考察劳动密集型制造业中数字化转型对制造业工资就业效应的调节机制,本文在模型(2)中加入解释变量与行业虚拟变量的交叉项。回归结果显示,虽然劳动密集型制造业的劳动力成本主效应项($lnaver_realsalary$)系数比资本密集型制造业显著更低($-0.6486<-0.4981$),但调节效应系数表明,数字化作为调节变量对劳动密集型制造业工资—就业弹性主效应的削弱作用比资本密集型制造业显著更强($0.4992>0.0866$)。

表 4 制造业就业创造的调节效应检验:劳动密集型制造业 VS 资本密集型制造业

变量	制造业整体	制造业分行业
	(1)	(2)
	lnL	lnL
$lnaver_realsalary$	-0.5683*** (-29.43)	
$1.IND\times c.lnaver_realsalary$		-0.6486*** (-17.00)
$0.IND\times c.lnaver_realsalary$		-0.4981*** (-22.64)
$lnDIGI$	0.1571*** (7.15)	

①② 因篇幅所限,相关内容正文略去。详见本刊网站登载扩展资料中的附录。

③ 去中心化处理即去掉样本均值。

续表 4

变量	制造业整体	制造业分行业
	(1)	(2)
	<i>lnL</i>	<i>lnL</i>
<i>1.IND×c.lnDIGI</i>		0.2551*** (4.36)
<i>0.IND×c.lnDIGI</i>		0.1503*** (6.47)
<i>c.c_lnaver_realsalary×c.c_lnDIGI</i>	0.1561*** (3.90)	
<i>1.IND×c.c_lnaver_realsalary×c.c_lnDIGI</i>		0.4992*** (4.07)
<i>0.IND×c.c_lnaver_realsalary×c.c_lnDIGI</i>		0.0866** (2.03)
常数项	12.7605*** (51.30)	11.7325*** (40.26)
控制变量	控制	控制
个体/时间固定效应	是	是
观测值	6122	6122
R ²	0.254	0.264

2.数字化转型、劳动生产率与资本有机构成之间的机制关系

根据政治经济学的罗默定理,基于利润率的技术选择与基于劳动生产率的技术选择并不一致,以资本替代劳动且能够提高劳动生产率的技术不会被采用,而以劳动替代资本但是会降低劳动生产率的技术却会被采用,影响这种不一致程度的核心因素就是工资,工资相对较低的部门如劳动密集型制造业在技术选择上扭曲比较大,会减少对高劳动生产率、高资本有机构成技术的选择,一旦工资上涨,这种扭曲就会减少,许多高劳动生产率、高资本有机构成技术就会被选择,高有机构成的技术会大量替代劳动力。但是,数字化可能会提供一系列高劳动生产率但是资本有机构成没有那么高的技术,使得生产资料的增加相对于劳动力没有那么多,从而改善制造业部门的劳动力替代问题^①。

需要特别说明的是,在政治经济学的研究中,劳动生产率是反映企业技术进步带来效率经济的一个重要变量(高峰,1983)^[40],它是从一般意义上度量人类改造自然和创造财富能力的指标(冯志轩和刘风义,2020)^[35]。政治经济学衡量劳动生产率的基本思路是考虑生产一单位或者一组商品所需要耗费的物化劳动时间和活劳动时间的总和,根据分析对象的不同,可以分为宏观、行业和微观三个层面,微观劳动生产率对应企业的生产效率与部门整体生产效率的关系,也是本文所需要的劳动生产率。但是,微观劳动生产率的度量存在一定的困难,这是由于度量生产一单位产品的物化劳动和活劳动的总和需要用到投入产出表类型的数据,而在企业层面普遍缺乏这种数据。

① 需要注意的是,此处提及的资本有机构成是尚未被采用技术的资本有机构成,而在上文主模型中,本文控制的是企业自身的资本有机构成,二者并不等同。也就是说,即使现在企业的资本有机构成低,也是可以存在资本有机构成很高的潜在技术选择,反之亦然。

现实中普遍使用每个劳动者所对应的增加值(简称劳均增加值)来近似地估计微观劳动生产率。本文对这种习惯做法的可行性利用数理政治经济学的线性生产方法进行分析^①后发现,尽管劳均增加值并不等价于微观劳动生产率,而是会由于价值和市场价格的差异而产生偏差,但是,在满足较为宽泛的条件下,劳均增加值和微观劳动生产率排序是不变的,即可以在排序的意义上将劳均增加值作为微观劳动生产率的替代。因此,本文通过“(企业主营业务收入-主营业务成本)÷企业从业人员数量”来测算得到微观层面的劳动生产率(*laborpro*)。

本文以资本有机构成(*CV*)为被解释变量,以劳动生产率(*laborpro*)和实际工资(*lnaver_realsalary*)作为解释变量,表 5 中第(1)列显示,两个变量的系数均为正且在 1% 的水平上显著,验证了制造业行业部门存在“工资水平越高→劳动生产率越高→资本有机构成越高”的机制,即工资上涨会导致劳动密集型制造业的劳动力吸纳能力下降。在第(2)列模型中进一步加入数字化指数(*lnDIGI*)和去中心化后劳动生产率与数字化指数的交叉项(*C_laborpro*×*C_lnDIGI*)结果显示,主效应项(*laborpro*)系数为正且非常显著,交互项系数为负且显著,即数字化转型对主效应具有负向的调节效应。经济学意义表明,数字化转型确实能够有效削弱制造业行业部门“工资水平越高→劳动生产率越高→资本有机构成越高”的作用,可能的原因是数字化转型能够给企业提供一些高劳动生产率、低资本有机构成的技术选择,从而有效改善了行业部门内机器设备等生产资料替代劳动力的情况。由于劳动密集型制造业的工资—就业弹性较高,在工资逐步上涨的背景下,加大力度推动劳动密集型制造业数字化转型以防止该行业部门就业吸纳能力下降,就显得愈发重要。这也验证了假设 H_3 。

表 5 调节效应检验:数字化和劳动生产率对资本有机构成的影响分析

变量	关注劳动生产率的影响	关注数字化的调节效应
	(1)	(2)
	<i>CV</i>	<i>CV</i>
<i>laborpro</i>	2.1549*** (10.33)	2.0487*** (9.46)
<i>lnDIGI</i>		-0.0158 (-0.12)
<i>C_laborpro</i> × <i>C_lnDIGI</i>		-0.9328* (-1.82)
<i>lnaver_realsalary</i>	1.6314*** (11.02)	1.6326*** (11.02)
常数项	-16.0056*** (-10.11)	-15.9700*** (-10.08)
控制变量	控制	控制
个体/时间固定效应	是	是
观测值	9018	9018
调整 R ²	0.054	0.055

① 具体推导过程详见本刊网站登载扩展资料中的附录。

六、异质性分析

为考察制造业企业数字化转型后,不同岗位内容、不同学历水平劳动者就业结构的变动,本文从岗位和学历两个维度考察就业技能结构的调整方向。本文基于 Acemoglu 和 Autor(2011)^[21]的框架,将对数化处理后的不同岗位人员占比、不同学历人员占比作为被解释变量。为了能够对劳动密集型制造业和资本密集型制造业就业技能结构的不同影响开展异质性分析,将数字化指数与行业虚拟变量的交叉项($\ln DIGI \times IND$)加入模型中。在技能高低分类上,本文借鉴 Acemoglu 和 Autor(2011)^[21]的组合划分法,按照工种和劳动内容将非常规性认知性工作($\ln highskill$)对应为高技能劳动,将常规性认知性工作($\ln medskilla$)对应为中高技能劳动,将非常规性操作性劳动($\ln medskillb$)对应为中低技能劳动,将常规性操作性工作($\ln lowskill$)对应为低技能劳动;按照学历将研究生及以上学历人员占比($\ln highskill2$)对应为高技能劳动,将本科学历人员占比($\ln medskilla2$)对应为中高技能劳动,将专科学历人员占比($\ln medskillb2$)对应为中低技能劳动,将高中及以下学历人员占比($\ln lowskill2$)对应为低技能劳动。中高技能劳动和中低技能劳动统称为中技能劳动。

本文选择构建似不相关回归(SUR)模型进行估计,以提高就业技能结构模型整体的估计效率。

1. 数字化转型对制造业就业技能结构的异质性影响:劳动内容维度

不同岗位所代表的劳动内容和工种类型的调整能够反映出制造业行业部门企业员工技能结构的调整方向。鉴于此,本文利用不同岗位内容员工人数占比的变化来剖析数字化转型对不同制造业行业部门就业技能结构的影响。

由表6第(1)~(4)列的结果可知,对于劳动密集型制造业而言,数字化转型更多地显著提高了常规性认知性岗位(销售、客服等)和非常规性操作性岗位(智能仓储等)等中技能人员的占比,而对于资本密集型制造业而言,数字化转型显著地提高了非常规性认知性高技能岗位(技术、管理等)人员的占比。无论是在劳动密集型制造业还是在资本密集型制造业中,数字化转型都会带来低技能岗位(生产等)人员占比的下降。就技术结构而言,制造业企业数字化转型伴随的数字技术引入,必然会带来高技能岗位的增加,从而实现就业技能结构的升级和技能溢价。

值得注意的是,从行业部门异质性角度来看,劳动密集型制造业的就业机会更多地从低技能岗位流向中技能岗位,而资本密集型制造业的就业机会则更多地从低技能转向高技能岗位。也就是说,相对于资本密集型制造业,在劳动密集型制造业中,数字化转型所带来的技能结构调整更有利于广大低技能劳动者通过自身努力提高技能适应新岗位要求,政府和企业能够通过“小步快走”和转岗培训等方式帮助低技能劳动者实现再就业,从而维持行业部门内就业岗位的绝对人数不下降。

2. 数字化转型对制造业就业技能结构的异质性影响:学历水平维度

企业劳动者的学历能够从一定程度上反映劳动者技能的高低,通常而言,学历的高低与劳动者从事工作的复杂度呈正相关关系(贺梅和王燕梅,2023)^[41]。本文利用不同学历水平岗位的人数占比来分析数字化转型对不同制造业行业部门就业技能结构的影响。

由表6第(5)~(8)列的结果可知,对劳动密集型制造业而言,数字化转型显著地提高了本科和专科学历的中技能人员的占比,而对于资本密集型制造业而言,数字化转型显著提高了研究生及以上学历的高技能人员占比,且显著降低了高中及以下学历劳动者所代表的低技能就业人员的占比。从学历结构来看,制造业数字化转型带来的数字技术进步对行业内部员工综合素质提出了更高的要求,逐步倾向于为更高学历的中技能、高技能劳动者提供高质量的就业机会。

从制造业行业部门的异质性角度来看,数字化转型对资本密集型制造业来说,提高了研究生及以上劳动者的就业机会,并且显著减少了对低学历、低技能劳动者的需求。但对劳动密集型制造业来说,数字化转型没有显著减少低技能劳动者的就业机会,反而还增加了一批适合于中低技能和中高技能劳动者从事的新的质量就业岗位,这些岗位通常不会设置很高的学历门槛,而是允许劳动者先上岗就业再在工作中积累技能经验以适应新岗位要求,比如电商运营团队和智能仓储物流等岗位,只需企业对具有基础学历的中技能劳动者进行更有针对性的技能培训,即可满足岗位的技能要求,从而不至于出现大规模的“机器换人”劳动力替代现象。由此验证了假设 H₄。

表 6 数字化对制造业就业技能结构的调整:劳动密集型制造业 VS 资本密集型制造业

变量	劳动内容维度				学历水平维度			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	高技能劳动 <i>lnhighskill</i>	中高技能劳动 <i>lnmedskilla</i>	中低技能劳动 <i>lnmedskillb</i>	低技能劳动 <i>lnlowskill</i>	高技能劳动 <i>lnhighskill2</i>	中高技能劳动 <i>lnmedskilla2</i>	中低技能劳动 <i>lnmedskillb2</i>	低技能劳动 <i>lnlowskill2</i>
1.IND× <i>c.lnDIGI</i>	0.1116*** (3.36)	0.3675*** (10.73)	0.0944*** (6.30)	-0.3495*** (-11.85)	0.0578 (1.54)	0.1165** (2.25)	0.1074** (2.00)	-0.0443 (-1.58)
0.IND× <i>c.lnDIGI</i>	0.3656*** (26.59)	0.1046*** (7.37)	0.0062 (1.00)	-0.2392*** (-19.57)	0.3440*** (22.16)	0.2612*** (12.18)	0.0027 (0.12)	-0.2062*** (-17.72)
1.IND	-0.2858*** (-18.91)	0.1848*** (11.85)	0.0175** (2.57)	-0.0338** (-2.52)	-0.2109*** (-12.36)	-0.2502*** (-10.61)	-0.0900*** (-3.69)	0.0972*** (7.60)
常数项	0.2682*** (7.93)	0.0699** (2.00)	0.0033 (0.21)	0.5221*** (17.37)	0.0872** (2.28)	0.1972*** (3.74)	0.2401*** (4.40)	0.3736*** (13.05)
个体/时间 固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	8980	8980	8980	8980	8980	8980	8980	8980
R ²	0.670	0.702	0.012	0.815	0.197	0.426	0.431	0.840

七、结论与政策启示

1. 基本结论

本文选择在政治经济学的理论框架下,基于 2008—2021 年上市公司制造业企业数据,考察数字化转型的技术进步对劳动密集型制造业就业总量和就业结构产生的影响。在此基础上,研究劳动密集型制造业如何通过数字化转型应对劳动力成本快速上涨的挑战。得到以下主要研究结论:(1)劳动密集型制造业的工资—就业弹性显著为负,且相较于资本密集型制造业绝对值更高。劳动密集型制造业的工资—就业弹性更高意味着在没有引入数字化技术的条件下,面对劳动力成本快速上涨的压力,劳动密集型制造业的就业吸纳能力会下降更快。(2)随着新一代信息技术在劳动密集型制造业中的应用,会使得产业的前后向联系得到更广泛拓展,企业间分工协同和规模经济等机制能够直接或间接地创造出更多的就业岗位。由于数字化转型作为调节变量能够更为显著地削弱劳动密集型制造业的就业替代效应,这有效地缓解了劳动密集型制造业就业吸纳能力的下降。数字化转型带来的技术进步能够为劳动密集型制造业带来更多劳动生产率高、资本有机构成没有那么高的潜在技术选择,从而使得劳动密集型制造业可以通过数字化转型,有效应对劳动力成本上涨带来的就业替代压力。(3)从就业结构影响来看,劳动密集型制造业数字化转型会给中低技能和中高技能劳动者带来更多新的就业机会,数字时代的劳动密集型制造业将起到托底中低端

就业的作用。此外,劳动密集型制造业不仅在吸纳非熟练劳动力方面具有显著优势,而且在实体经济和数字经济深度融合进程中,也会产生“技能偏向型技术进步”带来的高质量就业岗位的创新。

2. 政策建议

基于上述研究发现,劳动密集型制造业能够通过数字化转型有效应对要素成本上涨带来的就业挑战。进一步地,本文提出以下政策建议:

第一,加快推动劳动密集型制造业数字化转型,引导制造业企业选择引入一些劳动生产率高、资本有机构成低的数字化技术,增强劳动密集型制造业对劳动力的就业吸纳能力。短期内,各级政府可以引导制造业企业通过提升组织效率和管理效率应对要素成本上涨的冲击;长期内,应鼓励和帮助制造业企业通过数字技术的应用,降低生产管理、库存、运营维护等方面的成本,增强制造业企业生产的协调性和敏捷性。针对那些资金实力不雄厚的中小规模制造业企业,政府部门应充分考虑其融资难的境况,采取小步快走、务实推进数字技术与劳动密集型制造业相结合的方案,尽可能保留这类制造业企业的优势,着力吸纳和解决非熟练技术工人以及中低技能劳动者的就业。

第二,提升劳动者素质和技能,以应对劳动密集型制造业数字化转型对劳动者技能的新要求,促进高质量充分就业的实现。进入数字经济时代,要使得劳动密集型制造业继续发挥就业稳定器作用,就需要完善数字人才培养体系,助力数字化转型意愿高的劳动密集型制造业企业对现有的熟练技术工人进行转岗培训,完善智能制造人力资源培养方案,提升劳动者与企业岗位需求的适配性,依托产教深度融合,充分发挥普通高等教育和职业教育的作用,改革教学内容,培养一批适应人工智能、数字化发展需求的高技能复合型人才,让更多的劳动者能够分享数字化红利。

第三,推动制造业行业部门内就业结构的优化升级,支持新就业形态发展,为数字经济新模式新业态下的劳动密集型制造业劳动者就业创业提供政策扶持。劳动密集型制造业智能化、数字化转型过程中催生出来的新职业和新就业形态,凭借其相对自由灵活的工作方式和较高的收入预期,能够给广大的中低技能劳动者提供高质量的就业岗位,并且能够让这些劳动者有机会在工作中积累车间缄默知识,通过自身努力提升数字化技能水平,以适应劳动密集型制造业技术迭代的时代需求。为帮助更多劳动者适应新职业的技能要求,政府应建立适应新就业形态发展的职业技能培训模式,及时更新完善灵活就业的社会保障体系。

参考文献

- [1]周敏丹.人力资本供给、工作技能需求与过度教育[J].北京:世界经济,2021,(7):79-103.
- [2]Autor, D.H., F.Levy, and R.J.Murnane.The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration[J].Quarterly Journal of Economics, 2003, 118, (4): 1279-1333.
- [3]Acemoglu, D., and P.Restrepo.The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment[J].American Economic Review, 2018, 108, (6): 1488-1542.
- [4]Acemoglu, D., and P.Restrepo.Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J].Journal of Political Economy, 2020, 128, (6): 2188-2244.
- [5]王永钦,董雯.机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J].北京:经济研究,2020,(10):159-175.
- [6]彭树宏.人工智能应用与企业就业吸纳——来自中国上市公司年报文本分析的证据[J].北京:经济管理,2024,(8):42-64.
- [7]理查德·沃尔夫,斯蒂芬·雷斯尼克.相互竞争的经济理论:新古典主义、凯恩斯主义和马克思主义[M].孙来斌等译.北京:社会科学文献出版社,2015.
- [8]卡尔·马克思.资本论(第一卷)[M].中共中央编译局译.北京:人民出版社,2018.

- [9] 卡尔·马克思. 资本论(第三卷)[M]. 中共中央编译局译. 北京: 人民出版社, 2018.
- [10] Foley, D.K., T.R. Michl, and D. Tavani. Growth and Distribution[M]. Cambridge: Harvard University Press, 2019.
- [11] Hadjimichalis, C. The Geographical Transfer of Value: Notes on the Spatiality of Capitalism[J]. Environment and Planning D: Society and Space, 1984, 2, (3): 329–345.
- [12] Park, C-S. Criteria of Technical Choice and Evolution of Technical Change[A]. Paul Zarembka. Marx's Capital and Capitalism; Markets in a Socialist Alternative[C]. New York: Emerald Group Publishing Limited, 2001, 19: 87–106.
- [13] Duménil, G., and D. Lévy. A Stochastic Model of Technical Change: An Application to the US Economy (1869–1989)[J]. Metroeconomica, 1995, 46, (3): 213–245.
- [14] Foley, D. Simulating Long-run Technical Change[R]. Department of Economics, Barnard College, Columbia University, New York, 1998.
- [15] 顾阳. 重提劳动密集型产业绝非倒退[N]. 北京: 经济日报, 2020–07–28.
- [16] 沈梓鑫, 江飞涛. 劳动密集型制造业与高质量就业: 数字时代的逻辑解析[J]. 上海: 学术月刊, 2023, (2): 56–66.
- [17] 吴迪, 丁守海. 中国制造业就业增长的反向变动趋势[J]. 上海经济研究, 2020, (3): 32–48.
- [18] Young, A. Increasing Returns and Economic Progress[J]. The Economic Journal, 1928, 152, (38): 527–542.
- [19] 杨虎涛, 冯鹏程. 技术—经济范式演进与资本有机构成变动——基于美国 1944–2016 年历史数据的分析[J]. 北京: 马克思主义研究, 2019, (6): 71–82.
- [20] 贾根良. 第三次工业革命与工业智能化[J]. 北京: 中国社会科学, 2016, (6): 87–106.
- [21] Acemoglu, D., and D. Autor. Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings[J]. Handbook of Labor Economics, 2011, 4b, (16082): 1043–1171.
- [22] 大卫·哈维. 资本的限度[M]. 张寅译. 北京: 中信出版集团, 2017.
- [23] Banister, J. 中国制造业工资和劳动者报酬[J]. 北京: 中国劳动经济学, 2006, (2): 39–66.
- [24] 都阳, 曲玥. 劳动报酬、劳动生产率与劳动力成本优势——对 2000–2007 年中国制造业企业的经验研究[J]. 北京: 中国工业经济, 2009, (5): 25–35.
- [25] Weisskopf, T. Marxian Crisis Theory and the Rate of Profit in the Postwar US Economy[J]. Cambridge Journal of Economics, 1979, 3, (4): 341–378.
- [26] Shaikh, A. M., and J. K. Moudud. Measuring Capacity Utilization in OECD Countries: A Cointegration Method[R]. The Levy Economics, Institute of Bard College Working Paper No.415, 2004.
- [27] 李帮喜, 夏锦清, 冯志轩. 收入分配、产能利用率与经济增长[J]. 北京: 经济研究, 2024, (8): 189–208.
- [28] 卡尔·马克思. 资本论(第二卷)[M]. 中共中央编译局译. 北京: 人民出版社, 2018.
- [29] 张红霞, 夏明, 苏汝劼, 林晨. 中国时间序列投入产出表的编制: 1981—2018[J]. 北京: 统计研究, 2021, (11): 3–23.
- [30] 姬旭辉, 邱海平. 中国经济剩余价值率的估算: 1995–2009——兼论国民收入的初次分配[J]. 长春: 当代经济研究, 2015, (6): 13–20.
- [31] 冯志轩, 李帮喜, 龙治铭, 张晨. 价值生产、价值转移与积累过程: 中国地区间不平衡发展的政治经济学分析[J]. 北京: 经济研究, 2020, (10): 4–21.
- [32] 保罗·巴兰, 保罗·斯威齐. 垄断资本: 论美国的经济和社会秩序[M]. 杨敬年译. 北京: 商务印书馆, 2021.
- [33] 党琳, 李雪松, 申烁. 制造业行业数字化转型与其出口技术复杂度提升[J]. 北京: 国际贸易问题, 2021, (6): 32–47.
- [34] Roemer, J. Analytical Foundations of Marxian Economic Theory[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1981.
- [35] 冯志轩, 刘凤义. 马克思——斯拉法框架下的全劳动生产率增速测算[J]. 北京: 世界经济, 2020, (3): 3–25.
- [36] 齐昊. 劳动者报酬比重下降的“非典型”事实: 马克思主义的解读[J]. 长春: 当代经济研究, 2011, (10): 76–82.
- [37] 李怡乐, 孟捷. 中国劳动力商品化程度的变动及其对劳动者报酬的影响[J]. 成都: 经济学家, 2014, (12): 21–32.
- [38] 杜明威, 耿景珠, 刘文革. 企业数字化转型与中国出口产品质量升级: 来自上市公司的微观证据[J]. 北京: 国际贸易问题, 2022, (6): 55–72.
- [39] Basu, D., and D. Das. Profitability and Investment: Evidence from India's Organized Manufacturing Sector[J]. Metroeconomica, 2017, 68, (1): 47–90.
- [40] 高峰. 马克思的资本有机构成理论与现实[J]. 北京: 中国社会科学, 1983, (2): 35–53.
- [41] 贺梅, 王燕梅. 制造业企业数字化转型如何影响员工工资[J]. 北京: 财贸经济, 2023, (4): 123–139.
- [42] Cheng, H., and Li. M. Do Labor Values Explain Chinese Prices? Evidence from China's Input-Output Tables, 1990–2012[J]. Review of Radical Political Economics, 2020, 52, (1): 115–136.

Digital Transformation and Employment Absorption of Labor-intensive Manufacturing Industry:An Analysis from the Perspective of Political Economy

SHEN Zi-xin¹, FENG Zhi-xuan², JIANG Fei-tao³

(1.Institute of Quantitative and Technological Economics, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing, 100732, China;

2.School of Economics and Management, Wuhan University, Wuhan, Hubei, 430072, China;

3.Institute of Industrial Economics, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing, 100006, China)

Abstract: In the era of digital economy, under the guidance of employment priority strategy, supporting the development of labor-intensive manufacturing enterprises with strong employment capacity, so that it can continue to play an important role in expanding employment channels and improving the quality of employment, which has become an important task to promote the realization of high-quality full employment goals in the new development stage.

This paper attempts to construct a theoretical analysis framework based on the DLF technology selection model of Mathematical Marxian Economics and incorporating new perspectives from evolutionary economics on the impact of digital technology progress. It then conducts an empirical analysis using the data of manufacturing listed companies from 2008 to 2021 as samples to examine the employment absorption capacity of labor-intensive manufacturing industry under digital conditions. The empirical study has found that digital transformation can have a positive impact on the employment absorption capacity of labor-intensive manufacturing industry through two aspects. On the one hand, digital transformation can directly increase the employment of labor-intensive manufacturing industry by improving labor productivity. On the other hand, although the wage-employment elasticity of labor-intensive manufacturing industry is greater than that of capital-intensive manufacturing industry, which leads to more job losses in labor-intensive manufacturing industry during the wage increase phase, digital transformation as a moderating variable can more significantly weaken the employment absorption capacity of the industry sector. From the perspective of the impact of employment structure, digital transformation will make labor-intensive manufacturing more inclined to increase medium skilled jobs. This structural change can balance the role of employment support and the upgrading of employment structure.

Compared with existing research, the possible marginal contribution of this paper is as follows: Firstly, it expands the frontier theories of Mathematical Marxian Economics technological progress, and constructs a DLF model framework on technology selection, which is used to deeply and comprehensively examine the differential behavior of enterprises with different factor densities in digital technology selection, enriching the research conclusions surrounding the improvement of labor productivity and employment expansion brought by digital technology progress of labor-intensive manufacturing enterprises. Secondly, based on the annual report text data of listed manufacturing companies, the article uses text mining analysis to construct a digital transformation index for manufacturing enterprises, and quantifies important factors that affect the employment effect of enterprises, such as capital organic composition of capital, capacity utilization rate, surplus value rate and cost markup rate, which provides basic measurement for regression analysis, mechanism analysis and heterogeneity analysis of employment absorption capacity of manufacturing enterprises with different factor intensities under digital conditions. Thirdly, under the analytical framework of political economy, this paper introduces labor productivity and organic composition of capital as the core indicators to measure industrial development, and tests the mechanism relationship between digital transformation, labor productivity and organic composition of capital, so that it can formulate relevant industrial policies and employment policies based on the characteristics of labor-intensive manufacturing industry itself.

To some extent, this paper reveals the mechanism and impact of technological progress in digital transformation on the employment absorption capacity of labor-intensive manufacturing industry, which can not only provide important theoretical basis for formulating policies to promote the deep integration and development of real economy and digital economy, but also provide useful practical inspiration for giving full play to the employment absorption role of labor-intensive manufacturing industry in China which helps to stabilize and expand employment with greater efforts.

Key Words: labor-intensive manufacturing; employment; digital transformation; technological progress; political economics

JEL Classification: B51, L60, O14, O33

DOI: 10.19616/j.cnki.bmj.2025.04.003

(责任编辑: 闫 梅)