

资本偏向型技术进步新特征及其对劳动力市场的影响机制研究

干春晖¹, 姜 宏²

(1. 上海社会科学院 应用经济研究所, 上海 200020; 2. 上海财经大学 商学院, 上海 200433)

摘 要: 随着人工智能等自动化资本投入的增加, 技术进步偏向会呈现新的特征, 已有文献缺乏对资本偏向型技术进步新特征的关注, 也缺乏对新型资本偏向型技术进步影响劳动力市场机制的进一步探索。文章基于超越对数生产函数形式的随机前沿模型, 利用 2012—2019 年制造业上市企业数据测度了制造业的技术进步偏向, 实证检验了制造业技术进步偏向对企业劳动力市场的影响以及作用机制。研究发现: (1) 中国制造业技术进步偏向于自动化资本。(2) 制造业企业自动化资本偏向型技术进步对劳动力需求产生了替代效应, 生产率和产出规模效应是两个影响渠道。(3) 制造业企业自动化资本偏向型技术进步能通过生产率效应和技能结构效应来提升劳动力工资水平。(4) 基于行业关联效应, 制造业上游(下游)企业自动化资本偏向型技术进步通过推动下游(上游)企业的技术进步, 进而对下游(上游)企业产生就业替代效应和工资补偿效应。可见, 大力推动自动化资本偏向型技术进步, 加快提升劳动力技能水平, 扩大生产率和产出规模效应对劳动力市场的积极作用, 重视产业链的传导和协同效应, 是适应“机器换人”, 实现稳就业和高质量就业的重要途径。

关键词: 自动化资本偏向型技术进步; 劳动力市场; 就业; 工资

中图分类号: F426 文献标识码: A 文章编号: 1001-9952(2022)05-0034-16

DOI: [10.16538/j.cnki.jfe.20220317.302](https://doi.org/10.16538/j.cnki.jfe.20220317.302)

一、引 言

随着人口老龄化加剧、劳动力用工成本上升、发达国家的“再工业化”趋势凸显以及人工智能技术在全球蓬勃兴起, 中国的自动化资本投入不断增加。以工业机器人为例, 2010—2019 年中国工业机器人保有量大幅增加, 自 2016 年起这一指标一直位居全球第一, 直至 2019 年中国工业机器人保有量规模达到 283.45 万台, 远高于美、日、德等各国的数据。^①2019 年底新冠肺炎疫情的爆发, 加上近年来中国各级政府对人工智能等自动化技术的支持, 加速了人工智能等自动化资本的投入和技术进步。但与此同时, 人工智能等自动化技术对劳动力市场的冲击也备受关注, 不少文献表明人工智能等自动化技术会显著减少对劳动力的需求(Bessen, 2018; Acemoglu 和 Restrepo, 2018; 孔高文等, 2020)。关于技术进步对劳动力市场影响的研究由来已久, 早在 20 世纪上半叶, 诸多学者认为技术进步会导致劳动力的需求下降(Keynes, 1930)。然而, 以往的工业化结

收稿日期: 2021-10-17

作者简介: 干春晖(1968—), 男, 江苏常熟人, 上海社会科学院应用经济研究所研究员, 博士生导师;

姜 宏(1989—)(通讯作者), 女, 山西大同人, 上海财经大学商学院博士研究生。

^①数据来源: 国际机器人联合会 IFR。

果表明技术进步的确造成了小范围的短期失业,引起了劳动力市场的结构性调整,但并未导致大范围的长期失业(邓洲和黄娅娜,2019)。实际上,技术进步的作用不是孤立的,而是与各种生产要素耦合的,偏向型技术进步可以表现这种耦合关系(李太龙和朱曼,2016)。技术进步偏向于某种要素,表明技术进步有助于增加这种要素的边际产出,进而影响要素收入分配以及就业(陆雪琴和章上峰,2013)。而以技术进步的偏向性视角来考察技术进步对劳动力市场的影响可能更为全面和准确。因此,随着人工智能等自动化资本投入的增加,需要特别关注技术进步的偏向是否有新的特征,这种技术进步是否会对劳动力市场有较大冲击,包括对劳动力需求和工资水平有什么影响以及影响机制是什么?弄清这些问题有利于正确认识中国当前技术进步的特征,可为中国技术进步的不同发展阶段制定相宜的产业政策和就业政策提供参考。

为了回答上述问题,本文基于2012—2019年制造业上市企业微观数据,采用超越对数生产函数测算出制造业技术进步偏向性指数。在此基础上考察了自动化资本偏向型技术进步对制造业劳动力市场的影响及渠道。本文基于投入产出表,通过构建制造业上下游企业自动化资本偏向型技术进步指数,考察了制造业上游(下游)企业自动化资本偏向型技术进步对下游(上游)企业劳动力需求和工资水平的影响。实证结果表明,制造业自动化资本偏向型技术进步会显著替代企业劳动力,并提升工资水平,自动化资本偏向型技术进步指数每增加1%,企业的劳动力需求下降0.21%,平均工资增加0.08%。制造业企业自动化资本偏向型技术进步对就业的替代效应主要通过产出规模下降和劳动生产率提升来实现,并基于劳动生产率提升效应和技能结构效应而提高劳动力工资水平。制造业上游(下游)企业自动化资本偏向型技术进步通过技术溢出效应而加剧对下游(上游)企业的就业替代作用和提升工资。

本文尝试在以下方面做出新的探索。(1)现有文献主要将劳动力进行分类,测度技术进步偏向于技能还是非技能劳动。但较少有文献从技术进步偏向于不同类型资本的角度分析对劳动力市场的影响。而新技术的涌现,尤其是工业机器人的出现引发了“机器替代人”的担忧,因此本文尝试将资本分为自动化资本和非自动化资本(Decanio, 2016; Aum 等, 2018),进而测度制造业技术进步的偏向,丰富了偏向型技术进步的内涵,深化了对中国制造业技术进步方向的认识。(2)已有文献大多只关注自动化技术对劳动力市场的宏观影响,缺乏对其影响机制的深入剖析,鲜有从行业关联视角考察制造业自动化技术进步对其上下游行业劳动力市场的影响。本文深入分析了制造业自动化资本偏向型技术进步对就业和工资水平的影响渠道,同时基于投入产出表研究了这种技术进步对其上下游企业就业和工资水平的影响。(3)关于偏向型技术进步和自动化技术对劳动力市场影响的研究样本多为省级和行业数据,缺乏基于企业微观数据的证据,本文为了捕捉企业的异质性特征,采用了微观的制造业上市公司数据进行实证检验。

二、文献回顾与研究假说

关于偏向型技术进步对劳动力市场影响的研究可追溯到20世纪后半叶,主要聚焦在技能偏向型技术进步,这些研究认为偏向型技术进步促使一些国家技能劳动力相比非技能劳动力的需求不断增加,导致劳动力市场就业分化(Acemoglu, 2002)。中国学者多从资本偏向型技术进步的角度研究对劳动力市场的影响,认为中国的技术进步偏向于资本,会对劳动力就业产生挤出效应(王光栋, 2014),尤其会对低技能劳动力产生破坏作用(刘国晖等, 2016)。本文的测度结果表明,中国制造业的技术进步偏向于自动化资本,所以需要从自动化资本偏向型技术进步的角度考察对劳动力市场是否带来新的变化,然而这一主题的研究颇少。鉴于这种技术进步基于自动

化技术,且当前的自动化技术更趋于智能化,机器人可作为自动化技术的典型代表,因此本文结合自动化技术和机器人对劳动力市场影响的文献,借鉴任务模型梳理和分析自动化资本偏向型技术进步对劳动力市场的影响,包括对就业和工资水平的作用。

(一)自动化资本偏向型技术进步对就业的影响。诸多研究表明自动化资本偏向型技术进步会对就业有替代效应。Frey 和 Osborne(2017)认为,智能机器人将会替代中国 77%、印度 69%、埃塞俄比亚 85%、乌兹别克斯坦 55%、美国 47% 的就业岗位。据世界银行估计,在 OECD 国家中有 57% 的工作可能在未来 20 年内被机器所替代,发展中国家可能既受到本国自动化技术对劳动力替代的影响,又受到发达国家制造业回流的影响,未来就业恶化的形势更为严峻(邓洲和黄娅娜,2019)。不少学者结合中国的数据,发现机器人对就业有显著的负面效应(孔高文等,2020;王永钦和董雯,2020)。然而较多学者认为自动化资本偏向型技术进步对就业产生替代效应的同时还会增加与这种技术相匹配的岗位,催生新的和高级别的任务,产生就业创造效应(Bessen,2018)。随着深度认知学习、图像识别和触觉感知等技术在自动化领域的广泛应用,智能机器人的灵活度、精密度和智能度得到较大的提升,自动化资本偏向型技术进步能够替代更复杂的岗位,完成超出人类体力和认知范围的任务(邓洲和黄娅娜,2019),因此对就业岗位的替代效应更大。已有关于自动化资本偏向型技术进步对就业影响机制的研究表明,自动化资本偏向型技术进步会替代低级别的工作任务,产生新兴的或者高级别的复杂任务,引起企业生产率和产出规模变化,进而影响就业(Dauth 等,2017;Acemoglu 和 Restrepo,2018;2019)。

(1)生产率效应。自动化资本偏向型技术进步基于自动化、智能化的机器设备和电子设备,可以替代低级别的工作任务,与执行此类型任务的劳动力相比,这些自动化资本执行任务可以不受时间限制,严格按照程序设定,能更高质量、更有效率地完成既定任务,因此自动化资本更加有效率优势会提高企业生产效率(Acemoglu 和 Restrepo,2019)。同时,自动化资本偏向型技术进步还会创造高级别的工作任务,这些任务通过与高技能劳动力匹配,会释放自动化资本偏向型技术进步的生产效率(Autor 等,1998)。然而,企业生产率的提高意味着劳动力的生产效率相应提升,企业为了节约劳动力成本,会减少就业规模。而且随着自动化技术更为智能化,其所具有的生产率优势不仅能够替代简单、重复的体力劳动岗位(如搬运、传输、焊接等),还能执行中等复杂且重复的脑力任务(例如自动翻译、无人驾驶、智能化工厂管理、语音和图像识别等),未来甚至能够对复杂的、有创造性的脑力劳动岗位造成冲击。

(2)产出规模效应。由于自动化资本偏向型技术进步会替代低级别任务以及创造新的、高级别的任务,企业推动自动化资本偏向型技术进步初期不仅需要投入价格高昂的自动化资本,还需提升劳动力技能水平以及招聘、培育能胜任高级别任务的高技能劳动力,加大与自动化资本偏向型技术进步相匹配的人力资本的投入,使得短期内企业成本压力较大,抑制企业扩大产出规模,导致对劳动力需求产生挤出效应。但企业自动化资本偏向型技术进步提升到一定水平会增强企业的盈利能力,刺激企业扩大产出规模,从而加大对劳动力的需求(Graetz 和 Michaels,2018)。而且自动化资本偏向型技术进步的发展能替代低级别工作任务,有利于企业节约生产经营成本,带来产出规模扩张效应,引起企业就业岗位的增加。同时,这种成本节约效应还会降低企业产成品价格,提高消费者的实际收入,刺激消费者的需求,致使企业扩大产出规模,进一步增加就业岗位(王永钦和董雯,2020)。基于此,本文提出如下假说:

假说 H_{1a} : 制造业自动化资本偏向型技术进步水平较低会对就业总量产生替代效应;随着技术进步发展到临界值水平,当生产率效应大于产出规模效应,这种技术进步对就业总量有替代

效应;当生产率效应小于产出规模效应,则对就业总量有创造效应。

假说 H_{1b} : 自动化资本偏向型技术进步通过生产率效应及产出规模效应影响就业。

(二)自动化资本偏向型技术进步对工资水平的影响。较多的文献关注了自动化资本偏向型技术进步对工资水平的影响。Dauth 等 (2017)、Graetz 和 Michaels(2018) 基于微观劳动力数据研究发现,自动化技术会提高所有工人的平均工资。关于自动化资本偏向型技术进步对工资水平的影响机制,主要包括技能结构效应和生产率效应。(1)技能结构效应。自动化技术进步会替代简单的低级别任务,催生与自动化技术相匹配的高级别的复杂任务,由于低级别任务主要由低技能劳动力完成,而高级别的任务主要由高技能劳动力执行,因此低技能劳动力的需求会下降,高技能劳动力的需求会上升,即技能结构(高、低技能劳动力需求量之比)发生变化,导致低技能劳动力平均工资下降,高技能劳动力平均工资上升,影响企业劳动力的平均工资水平(Dauth 等, 2017; Graetz 和 Michaels, 2018; Acemoglu 和 Restrepo, 2019)。(2)生产率效应。Trajtenberg(2018)认为“劳动增强型”的自动化技术进步会促进劳动力技能水平的提升。而且为了适应自动化资本偏向型技术进步,企业以及劳动力均会通过岗位培训和再教育等方式提高员工技能水平,有助于劳动力工资水平的上升。自动化资本偏向型技术进步会创造高级别的复杂任务,催生与这种技术进步相匹配的高技能劳动力的需求,自动化资本与高技能劳动力的有效协作会提升高技能劳动力的生产效率,又因其议价能力较强,势必会要求更高的工资,进而提高整体劳动力的工资水平(Dauth 等, 2017; Graetz 和 Michaels, 2018)。基于上述分析,本文提出如下假说:

假说 H_{2a} : 制造业自动化资本偏向型技术进步可以提升劳动力的工资水平。

假说 H_{2b} : 生产率效应和技能结构效应是制造业自动化资本偏向型技术进步影响工资水平的两个中间渠道。

三、实证分析

(一)模型设定与变量说明。为了研究制造业自动化资本偏向型技术进步对劳动力市场的影响,本文建立如下回归模型:

$$\ln l_{it} = \alpha + \beta bias_{it} + \theta X + v_i + \phi_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$\ln w_{it} = \alpha + \beta bias_{it} + \theta X + v_i + \phi_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, $\ln l_{it}$ 、 $\ln w_{it}$ 为被解释变量。 $bias_{it}$ 为核心解释变量,即制造业企业自动化资本偏向型技术进步指数,本文将资本分为自动化资本和非自动化资本,采用超越对数生产函数形式的随机前沿模型进行测算。^①借鉴 Khanna(2001), 本文将偏向型技术进步指数表示为(3)式。 $bias_{it} > 0$ 表明技术进步使得自动化资本的边际产出增长率大于非自动化资本的边际产出增长率,此时技术进步偏向于自动化资本,若 $bias_{it} < 0$, 则技术进步偏向于非自动化资本,若 $bias_{it} = 0$, 技术进步为中性。 X 为一系列控制变量,控制变量选择借鉴李磊等(2016)以及毛其淋和许家云(2016)的做法。所有变量的说明如表 1 所示,变量数据均来自 Choice 东方财富和国泰安数据库。本文对原始数据做如下处理:剔除 ST、ST* 企业样本,对所有变量进行 1% 及 99% 分位的缩尾处理,并对企业总资产、固定资产净值、研发支出、员工平均工资、企业境外业务收入和企业净利润进行指数平减。控制了个体和时间的固定效应,^② 分别设定为 v_i 和 ϕ_t 。

^① 限于篇幅,详细的测算过程详见本文的工作论文版本。

^② 本文对回归模型进行了 F 检验和 Hausman 检验,检验结果拒绝了混合模型回归和随机效应估计,然后再进行年度虚拟变量的联合显著性检验, F 检验的 P 值等于 0.0000,拒绝“无时间效应”的原假设。

表 1 相关变量说明

变量类型	变量符号	变量含义
被解释变量	$\ln l_{it}$	就业人数对数值(就业人数用企业员工人数表示)
	$\ln w_{it}$	平均工资对数值(平均工资用员工人均薪酬表示)
核心解释变量	$bias_{it}$	自动化资本偏向型技术进步指数
控制变量	$\ln asset_{it}$	总资产对数值
	$\ln rd_{it}$	研发支出对数值
	$\ln ex_{it}$	对外贸易规模对数值(中国港澳台及境外业务收入对数值)
	$\ln kl_{it}$	人均资本投入对数值(kl_{it} =企业固定资产净值/员工人数)
	$\ln pl_{it}$	人均利润对数值(pl_{it} =企业净利润/员工人数)

$$bias_{it} = \frac{\partial MP_{M_{it}} / \partial t}{MP_{M_{it}}} - \frac{\partial MP_{K_{it}} / \partial t}{MP_{K_{it}}} \quad (3)$$

变量的描述性统计如表 2 所示, $bias$ 的均值为 0.17, $bias$ 值均大于 0, 说明制造业技术进步偏向于自动化资本; 且 $bias$ 全距较大, 说明不同制造业企业的 $bias$ 有明显差异, 微观数据才能准确检验自动化资本偏向型技术进步对劳动力市场的影响。通过统计 $bias$ 的年度均值可知, 2012 年为 0.13, 2019 年增至 0.17, 表明制造业企业技术进步的自动化资本偏向逐步加强, 中国制造业企业自动化技术进步趋势明显。然而, 整体来看制造业企业自动化资本偏向型技术进步水平较低。

表 2 变量描述性统计

变量	均值	标准差	最小值	最大值
$\ln l$	7.5125	1.1735	5.1180	10.6705
$\ln w$	11.4639	0.4470	5.0024	14.6230
$bias$	0.1698	0.1935	0.0547	1.5574
$\ln asset$	21.4999	1.3550	15.3539	27.3493
$\ln rd$	13.9736	1.7590	1.0276	22.4736
$\ln ex$	18.9047	2.2391	6.0768	25.4970
$\ln kl$	12.4564	0.9365	4.8451	15.6444
$\ln pl$	11.1992	1.2269	3.0842	15.6719

图 1 展示了 2012—2019 年制造业两位码行业层面自动化资本偏向型技术进步指数的变化情况, 制造业分行业 $bias$ 值基本上持续增加, 表明各行业自动化技术进步在不断深化。其中, 仪器仪表制造业的 $bias$ 均值最大, 达 0.36; 专用设备制造业, 医药制造业, 通用设备制造业, 电气机械和器材制造业, 计算机、通信和其他电子设备制造业和汽车制造业等高技术行业指数名列前茅; 黑

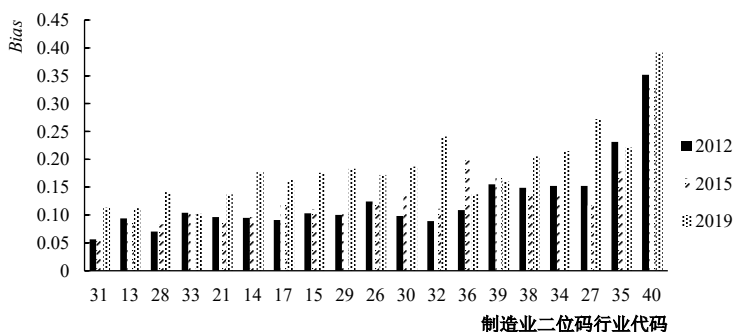


图 1 2012—2019 年制造业分行业自动化资本偏向型技术进步指数

色金属冶炼和压延加工业的自动化资本偏向型技术进步指数均值最小,为 0.08; 农副食品加工业、化学纤维制造业、金属制品业、家具制造业、食品制造业等低技术行业排名靠后,这也意味着制造业内部不同细分行业的自动化资本偏向型技术进步有明显的差异。

(二) 基准回归结果。

1. 制造业企业自动化资本偏向型技术进步对就业的影响。表 3 列(1)报告了基准回归结果, *bias* 系数在 1% 统计水平上显著为负, 表明制造业企业自动化资本偏向型技术进步会显著减少就业, 验证了假说 H_{1a}。这可能的解释是, 就本文研究样本而言, 制造业自动化资本偏向型技术进步水平较低, 这种技术进步主要替代了简单、低级和重复性较高的工作任务, 产生机器替代人的效应, 且这一时期企业投入自动化资本和与其相匹配的劳动力产生了较大的成本效应, 会进一步减少对劳动力的需求, 这与王光栋(2014)、程虹等(2018)的研究结果一致。

2. 制造业企业自动化资本偏向型技术进步对员工工资水平的影响。回归结果如列(2)所示, *bias* 系数显著为正, 表明制造业企业自动化资本偏向型技术进步显著提高了员工平均工资, 验证了假说 H_{2a}。这可能是由于自动化资本偏向型技术进步会替代低级别任务, 对企业的低技能劳动力产生破坏效应, 企业整体员工的平均工资会相应提升; 同时这种技术进步会创造新的、高级别的任务, 这种任务主要由高技能劳动力执行, 所以会增加高技能劳动力的需求, 促使高技能劳动力的工资上升, 而且这种技术进步会提升劳动力的技能水平和生产效率, 因此对总体劳动力的平均工资有挤入效应。

(三) 异质性分析。由图 1 和表 2 可见, 制造业不同行业、不同类型的企业的 *bias* 值存在明显差异, 因此需要进行异质性检验。考虑到对于不同所有制、区域以及技术类型的企业, 其自动化资本、非自动化资本和不同技能劳动力的投入有显著差异, 导致自动化资本偏向型技术进步水平不同, 进而对劳动力市场产生异质性影响。因此, 本文接下来将基于上述三方面进行异质性分析。

1. 基于企业所有制的异质性分析。本文将制造业上市公司分为国有企业和非国有企业两种类型, 分组考察制造业企业自动化资本偏向型技术进步对不同类型的所有制企业劳动力市场的影响。^①表 4 列(1)和列(2)报告了 *bias* 对企业就业的影响, 国有和非国有制造业企业自动化资本偏向型技术进步对就业的影响均显著为负, 且非国有制造业企业的影响更大、更显著, 这可能是因为非国有企业为了实现规模经济、降低劳动力成本、增加利润, 有较大的动力进行自动化资本投资, 推动自动化资本偏向型技术进步。^②列(3)和列(4)显示, 国有制造业企业自动化资本偏向型技术进步对平均工资的影响显著为正, 而非国有制造业企业的影响不显著, 这可能的解释是, 与国有企业相比, 非国有企业自动化资本偏向型技术进步指数较大, 对低技能劳动力的破坏效应

表 3 基准回归结果

变量	(1)	(2)
	lnl	lnw
<i>bias</i>	-0.2111***(-3.05)	0.0845*(1.85)
<i>lnasset</i>	0.5016*** (10.74)	
<i>lnrd</i>	0.1742*** (5.20)	0.0461*** (3.33)
<i>lnex</i>	0.0550*** (4.91)	
<i>lnkl</i>		0.0974*** (4.39)
<i>lnpl</i>		0.0349*** (5.57)
观测值	2 678	3 524
<i>Adj. R²</i>	0.9598	0.7864
企业固定效应	控制	控制
时间固定效应	控制	控制

注: 括号内为 *t* 值; *, **, *** 分别表示系数在 10%、5%、1% 统计水平下显著。

^① 为了不同所有制企业的样本可以直接比较, 在分组回归前, 先对所有变量进行标准化处理。关于不同区域、行业的异质性分析, 分组回归前同样对所有变量进行标准化处理。

^② 基于本文数据, 非国有企业的自动化资本偏向型技术进步指数均值(0.18)大于国有企业的值(0.13)。

相对较大,对高技能劳动力的创造效应相对较大,因此技能结构效应不明显,导致对非国有企业工资水平的影响不显著。国有企业作为社会“维稳器”,承担“保民生、稳就业,实现高质量就业”的社会责任,因此在促进自动化资本偏向型技术进步的同时,还更加注重稳定就业和提高员工工资水平。

表 4 基于企业所有制的异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	国有 z_lnl	非国有 z_lnl	国有 z_lnw	非国有 z_lnw
z_bias	-0.0227*(-2.12)	-0.0393***(-2.91)	0.0346*(1.13)	0.0322(1.36)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	645	2 033	953	2 571
$Adj.R^2$	0.9629	0.9520	0.8300	0.7501

注: *、** 和 *** 分别表示在 10%、5% 和 1% 水平上显著,括号内为 t 值。限于篇幅,控制变量和常数项的估计结果未予列出,感兴趣的读者可以向作者索取,下表统同。

2. 基于区域的异质性分析。为了考察不同区域制造业企业自动化资本偏向型技术进步对劳动力市场的影响,本文将制造业上市公司所属地区分为东部和中西部,表 5 报告了分组回归的结果,列(1)和列(2)表明中西部、东部制造业企业自动化资本偏向型技术进步对就业的影响均显著为负,且中西部的负面影响更大。列(3)和列(4)显示 $bias$ 对东部制造业企业员工平均工资影响显著为正,对中西部的影响不显著。这可能是由于中西部制造业企业执行低级别、简单任务的低技能劳动力更多,而东部与这种技术进步相匹配的高技能劳动力更多,^①议价能力较强,而且实证检验结果表明自动化资本偏向型技术进步显著提高了东部企业劳动生产率,对中西部企业的影响不显著,导致这种技术进步对中西部劳动力具有较大的替代效应,能显著提升东部劳动力工资水平,但对中西部的工资效应不显著。

表 5 基于区域的异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	东部 z_lnl	中西部 z_lnl	东部 z_lnw	中西部 z_lnw
z_bias	-0.0344***(-2.75)	-0.0386**(-2.48)	0.0403*(1.89)	0.0497(0.99)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	2 052	626	2 482	1 042
$Adj.R^2$	0.9547	0.9708	0.7660	0.8275

3. 基于行业技术类型的异质性分析。图 1 表明制造业不同细分行业的自动化资本偏向型技术进步有较大的差异,将制造业上市公司所属行业分为高、低技术行业,^②分组考察这种技术进步对不同技术类型行业劳动力市场的影响。表 6 列(1)和列(2)报告了制造业不同行业的 $bias$ 对

① 基于本文数据,东部、中西部制造业企业的高、低技能劳动力数量均值的比值分别为 0.19、0.17。

② 按照 2011OECD 制造业技术分类标准以及国民经济行业分类标准(2011、2017), (1)高技术行业包括医药制造业,专用设备制造业,计算机、通信和其他电子设备制造业,仪器仪表制造业,化学原料和化学制品制造业,通用设备制造业,汽车制造业,铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业,电气机械和器材制造业; (2)低技术行业为其他制造业二位码行业。

就业的影响,结果表明***bias***对高、低技术行业的就业影响均显著为负,且对低技术行业的替代效应更大。表6列(3)和列(4)结果显示,这种技术进步显著促进了高技术行业员工的工资水平,对低技术行业员工工资水平的影响不显著;这可能是因为相比低技术行业,高技术行业低技能劳动力数量较少,与这种技术进步相匹配的高技能劳动力数量较多,^①劳动力议价能力强,因此***bias***对低技术行业就业的替代效应更大,对高技术行业劳动力工资的促进效应更显著。且实证检验结果表明***bias***显著提高了高技术行业的劳动生产率,对低技术行业的生产率效应不显著,进而促使这种技术进步显著提升高技术行业劳动力工资水平,而对低技术行业劳动力工资的影响不显著。

表 6 基于行业技术类型的异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	高技术行业 <i>z_lnl</i>	低技术行业 <i>z_lnl</i>	高技术行业 <i>z_lnw</i>	低技术行业 <i>z_lnw</i>
<i>z_bias</i>	-0.0287*(-2.52)	-0.1412*(-1.67)	0.0444*(2.06)	0.0332(0.70)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	2 031	647	2 541	983
<i>Adj. R</i> ²	0.9637	0.9491	0.7884	0.7620

(四)机制检验。本文基于文献回顾与研究假说,结合基准回归模型,通过借鉴 Baron 和 Kenny(1986)以及温忠麟等(2004)的方法,检验制造业企业自动化资本偏向型技术进步对劳动力市场的影响机制,构建如下中介效应检验模型:

$$\ln A_{it} = \alpha + \beta bias_{it} + \theta X + v_i + \phi_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

$$Med_{it} = \alpha + \beta bias_{it} + \theta X + v_i + \phi_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$\ln A_{it} = \alpha + \beta bias_{it} + \theta X + \gamma Med_{it} + v_i + \phi_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

其中, A_{it} 为被解释变量,包括 l_{it} 和 w_{it} ; Med_{it} 为中介变量,控制变量 X 与基准模型一致,此模型同样控制个体和时间的固定效应, ε_{it} 为残差项。

1. 制造业企业自动化资本偏向型技术进步对劳动力需求的影响机制。首先检验生产率效应这一影响机制。采用劳动生产率 lp_{it} 作为中介变量 $Mech_{it}$,劳动生产率用企业营业收入除以员工人数来衡量,结果如表7列(1)–列(3)所示。根据列(2), $bias_{it}$ 的系数显著为正,表明制造业企业自动化资本偏向型技术进步会显著提高企业劳动力生产率,这是由于一方面自动化资本偏向型技术进步通过替代低级别、可重复性强的简单任务,提高了企业劳动力的整体生产效率;另一方面,高技能劳动力与这种技术进步有效匹配和协作,能够提升高技能劳动力的生产率。列(3)是在列(1)的基础上加入中介变量企业劳动生产率 lp_{it} , lp_{it} 和 $bias_{it}$ 的系数均显著,而且制造业企业自动化资本偏向型技术进步 $bias_{it}$ 的系数由不加入中介变量的0.21下降至0.11,这说明劳动生产率发挥了部分中介效应。劳动生产率 lp_{it} 对就业的影响在1%统计水平上显著为负,这可能是因为技术进步使得企业劳动力的生产效率提高了,为了节约劳动力成本,企业会减少对劳动力的需求。由此可知,制造业企业自动化资本偏向型技术进步能通过提升企业劳动力生产效率而对劳动力需求产生替代效应。

^① 基于本文的数据,高、低技术行业低技能劳动力数量的均值分别为3 152人、4 710人,而其高技能劳动力数量的均值分别为709人、595人。

表 7 制造业企业自动化资本偏向型技术进步对就业的影响机制检验

	(1)lnl	(2)lp	(3)lnl	(4)lnY	(5)lnl
<i>bias</i>	-0.2111***(-3.05)	0.1805*** (2.82)	-0.1129**(-2.42)	-0.0425***(-3.08)	-0.2011***(-3.12)
<i>lp</i>			-0.5441***(-12.48)		
lnY					0.3279*** (7.40)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	2 678	2 678	2 678	2 678	2 678
Adj.R ²	0.9598	0.8544	0.9753	0.9988	0.9636

本文将企业营业收入对数值 $\ln Y_{it}$ 作为中介变量 $Mech_{it}$ 来检验产出规模效应这一机制。表 8 列(1)、列(4)和列(5)报告了回归结果。根据列(4),制造业企业自动化资本偏向型技术进步对企业产出规模的影响显著为负,表明制造业企业自动化资本偏向型技术进步会降低企业产出规模,^①这可能是因为企业短期的自动化资本投入需要大量资金,其中存在较大的风险,获得收益的周期较长,企业自动化资本投入所产生的成本效应导致产出规模下降(Graetz 和 Michaels, 2018)。列(5)显示,企业产出规模对就业的影响在 1% 统计水平上显著为正,意味着企业产出规模的扩大需要匹配更多的劳动力,且列(5)加入了中介变量 $\ln Y_{it}$ 后,核心解释变量 $bias_{it}$ 的系数绝对值变小,表明企业产出规模在自动化资本偏向型技术进步对就业总量的影响中同样发挥了部分中介效应。因此,制造业企业自动化资本偏向型技术进步会通过减小企业产出规模对就业产生替代效应。综上,产出规模下降效应和生产率提升效应会导致自动化资本偏向型技术进步对就业产生替代效应,验证了假说 H_{1b}。

表 8 制造业企业自动化资本偏向型技术进步对工资水平的影响机制检验

	(1)lnw	(2)lp	(3)lnw	(4)lnS	(5)lnw
<i>bias</i>	0.0845*(1.85)	0.1471*** (2.87)	0.0508(1.13)	0.1270*** (5.04)	0.0429(0.87)
<i>lp</i>			0.2295*** (7.07)		
lnS					0.3278*** (3.97)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	3 524	3 525	3 524	3 525	3 524
Adj.R ²	0.7864	0.8674	0.8042	0.7866	0.7898

2. 制造业企业自动化资本偏向型技术进步对工资水平的影响机制。本文首先检验生产率效应这一影响渠道,仍采用劳动生产率 lp_{it} 作为中介变量 $Mech_{it}$,结果如表 9 列(1)至列(3)所示。列(2)中 $bias_{it}$ 的系数显著为正,表明 $bias_{it}$ 会显著提高劳动力生产率,原因上文已解释;列(3)中企业劳动生产率对工资水平的影响在 1% 统计水平上显著为正,这意味着劳动力生产效率越高,企业单位劳动力产出规模越大,劳动力的议价能力越强,劳动力的工资水平越高。且加入了中介变量劳动生产率 lp_{it} 后,制造业企业自动化资本偏向型技术进步 $bias_{it}$ 不显著,意味着劳动生产率发挥了完全中介效应。由此可知,制造业企业自动化资本偏向型技术进步通过提升企业劳动力生

① 在(5)式解释变量中再加入 $bias$ 的平方项进行回归,实证结果表明, $bias$ 一次项系数为负, $bias$ 二次项系数为正,且通过了 $Utest$ 检验,由此可见制造业企业自动化资本偏向型技术进步与企业产出规模的关系呈“U”形,当 $bias$ 大于拐点值,制造业企业自动化资本偏向型技术进步会增加企业产出规模,这是由于这种技术进步提高了企业的生产能力和盈利能力,刺激企业投入更多的生产要素扩大生产规模,且自动化资本偏向型技术进步有利于企业节约生产经营成本,降低产成品价格,使得消费者需求上升,企业产出规模进一步扩大。

产效率而对劳动力工资水平产生正向效应。

列(1)、列(4)和列(5)报告了技能结构效应这一机制检验结果,本文选择技能结构(即企业高、低技能劳动力数量之比) $\ln S_{it}$ 作为中介变量,列(4) $bias_{it}$ 的系数显著为正,表明制造业企业自动化资本偏向型技术进步会显著增加高、低技能劳动力数量之比,这可能是因为这种技术进步主要替代低级别的简单任务,创造高级别的复杂任务,进而对低技能劳动力具有替代效应,而对与这种技术进步相匹配的高技能劳动力具有创造效应。列(5)中技能结构对工资水平的影响在1%统计水平上显著为正,这可能的解释是自动化资本偏向型技术进步替代了具有较高成本的劳动力,增加了企业的利润,有助于提高劳动力的收入水平。这种技术进步主要会对低技能劳动力产生替代效应,企业剩余劳动力的工资水平会有一定程度的上升;同时,这种技术进步会催生与其相匹配的高技能劳动力的需求,高技能劳动力的议价能力较强,势必要求更高的工资(Dauth等,2017; Graetz和Michaels,2018; Acemoglu和Restrepo,2019)。列(5)加入了中介变量技能结构 $\ln S_{it}$ 后,核心解释变量 $bias_{it}$ 系数不显著,表明技能结构在制造业企业自动化资本偏向型技术进步对工资水平的影响中发挥了完全中介效应。因此,这种技术进步能通过提升高、低技能劳动力数量之比而对企业劳动力工资水平产生促进作用。综上可知,劳动生产率提升效应与技能结构效应是自动化资本偏向型技术进步提升员工平均工资的影响机制,验证了假说H_{2b}。

(五)内生性检验。

1. 遗漏变量问题。为了解决遗漏变量所导致的内生性问题,本文在基准模型基础上,控制了个体和时间的交乘项、个体和行业的交乘项以及时间和行业的交乘项(赵奎等,2021)。表9列(1)和列(2)报告了回归结果,表明控制了固定效应的交乘项后, $bias$ 对 $\ln l$ 的影响显著为负,对 $\ln w$ 的影响显著为正,且与基准回归结果相比, $bias$ 的系数变化不大,意味着遗漏变量导致的内生性问题较小。

表9 内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$\ln l$	$\ln w$	$\ln l$	$\ln w$	$\ln l$	$\ln w$
$bias$	-0.2122*** (-3.1052)	0.0856* (1.8810)	-0.8984*** (-4.8542)	0.2893*** (2.6624)	-1.5037*** (-5.8789)	1.6906*** (8.4516)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
id_year	控制	控制				
$code_year$	控制	控制				
id_code	控制	控制				
观测值	2 678	3 524	1 744	2 292	2 899	3 805
$Adj.R^2$	0.9599	0.7876	0.7180	0.2243	0.6973	0.2372
不可识别检验			45.518***	92.156***	6.112**	8.088***

2. 反向因果问题。考虑到制造业企业自动化资本偏向型技术进步与劳动力需求以及工资水平可能存在逆向因果导致的内生性,即企业用工不足或劳动力成本攀升都会促使企业推动自动化资本偏向型技术进步,本文构造了两个工具变量解决这一内生性问题。(1)构造两位码行业层面的自动化资本偏向型技术进步指数的算数平均数($hbias$)(张杰等,2015),回归结果如列(3)和列(4)所示,此工具变量通过了不可识别检验,且不存在弱工具变量问题,即行业层面自动化资本偏向型技术进步指数与企业层面的 $bias$ 相关,但与企业层面的 $\ln l$ 和 $\ln w$ 没有直接联系,符合工具变量的设定原则。列(3)和列(4)结果显示 $bias$ 对就业的影响负显著,对工资水平的影响正显著,

与基准回归结果一致。(2)本文借鉴 Goldsmith-Pinkham 等(2020)和赵奎等(2021),采用份额移动法构造 *Bartik* 工具变量。首先需要构造行业层面的自动化资本偏向型技术进步指数增长率 g_{jt} 。由于缺乏行业层面自动化资本和非自动化资本的数据,鉴于自动化资本偏向型技术进步本质上属于资本偏向型技术进步,因此本文测算了 2012—2019 年制造业二位码行业层面的资本偏向型技术进步指数,^①并将 2012 年作为初始年份 t_0 ,以 2012 年的资本偏向型技术进步指数值为基准,测算出 2012—2019 年二位码行业层面的资本偏向型技术进步增长率 g_{jt} 。因此,份额移动法构造的 $bias_{it}$ 的工具变量可以表示为:

$$bias_iv_{ijt} = \sum_l bias_{ijl_0} \times (1 + g_{jt}) \quad (7)$$

此工具变量通过初始状态 $bias_{ijl_0}$ 与外生的增长率 g_{jt} 运算得到,显然会与 $bias_{it}$ 高度相关,但不会与其他影响企业 $bias_{it}$ 的残差项相关,且通过了不可识别检验,符合工具变量的基本要求。列(5)和列(6)报告了两阶段最小二乘法估计的结果, $bias$ 的系数分别显著为负、正。与基准回归结果相比,列(3)至列(6)考虑了此内生性后核心解释变量的系数绝对值明显变大,这意味着存在反向因果的影响,本文的基准回归结果较为可靠。

为了增强研究结果的稳健性,本文做了如下检验:^②(1)由于高技能劳动力普遍接受过高等教育,本文借鉴王林辉等(2014)的做法,将高技能劳动力用企业本科及以上学历的员工衡量,低技能劳动力替换为本科学历以下的员工,重新测算制造业企业自动化资本偏向型技术进步指数。(2)借鉴余泳泽等(2020)的做法,将被解释变量 $\ln l$ 、 $\ln w$ 最大和最小的 2.5% 的数值剔除。(3)采用 $bias$ 滞后一期 ($L.bias$) (刘贯春等, 2017) 作为工具变量进行两阶段最小二乘法回归。(4)安慰剂检验。总体而言,上述检验的结果均支持本文的结论。

(六)进一步研究。考虑到制造业上下游行业之间存在着一定的关联效应,为了更全面地检验制造业自动化资本偏向型技术进步对劳动力市场的影响,本文考察了这种技术进步对上下游企业劳动力需求与工资水平的影响。借鉴诸竹君等(2020)的做法,构建上下游制造业企业自动化资本偏向型技术进步指数,分别表示为 $forward_bias_{it}$ 和 $backward_bias_{it}$, 构建方法如下:

$$forward_bias_{it} = \sum_{j \neq s} (input_{jst} / \sum_s input_{jst}) \times bias_{ijt} \quad (8)$$

$$backward_bias_{it} = \sum_{j \neq x} (output_{jxt} / \sum_x output_{jxt}) \times bias_{ijt} \quad (9)$$

其中, $input_{jst}$ 表示行业 j 从上游 s 行业所得中间品, 加总得到行业 j 从上游 s 行业所得的所有中间投入品, 表示为 $\sum_s input_{jst}$; $output_{jxt}$ 表示行业 j 向下游 x 行业售出的中间品, 加总行业 j 向所有下游行业 x 售出的所有中间品, 记为 $\sum_x output_{jxt}$ 。 $input_{jst}$ 、 $output_{jxt}$ 数据来源于 2012 年、2017 年和 2018 年的投入产出表, 利用这三年的投入产出表计算 2012—2019 年的直接消耗系数和直接分配系数。根据诸竹君等(2020)的做法, 2012—2014 年、2015—2017 年、2018—2019 年的直接消耗系数和直接分配系数分别用 2012 年、2017 年和 2018 年的代替。

基于基准模型, 将核心解释变量替换为 $forward_bias_{it}$ 、 $backward_bias_{it}$, 回归结果如表 10、表 11 所示。表 10、表 11 列(1)和列(2)结果表明, $forward_bias_{it}$ 和 $backward_bias_{it}$ 的系数均在

① 同样采用超越对数生产函数测算 2012—2019 年制造业行业层面的资本偏向型技术进步指数(涂正革和肖耿, 2005)。根据数据的可获得性, 制造业行业总产出采用制造业行业规模以上企业的工业销售产值衡量; 资本投入方面, 借鉴张军(2003)的做法用永续盘存法测度资本存量; 劳动投入用制造业行业规模以上企业年末从业人数表示。数据来源于《中国工业统计年鉴》以及《中国劳动统计年鉴》。

② 限于篇幅, 本文并未报告稳健性检验的分析与结果, 详见本文的工作论文版本。

1% 统计水平上显著为正, 意味着制造业上游(下游)企业 $bias$ 增加会推动下游(上游)企业的自动化资本偏向型技术进步, 且 $forward_bias_{it}$ 的系数大于 $backward_bias_{it}$ 系数, 说明制造业上游企业的技术进步越偏向于自动化资本, 对下游企业自动化资本偏向型技术进步水平的促进效应更大, 这可能是因为上游企业产品使用范围较广、可塑性较强, 而下游企业中间投入更多, 受上游影响更大, 更需要与上游企业的技术进步相匹配(张陈宇等, 2020)。表 10 列(3)和列(4)中, $forward_bias_{it}$ 和 $backward_bias_{it}$ 的系数均负显著, 且 $forward_bias_{it}$ 的系数(-0.47)小于 $backward_bias_{it}$ 的系数(-0.20), 表 11 列(3)和列(4)显示 $forward_bias_{it}$ 和 $backward_bias_{it}$ 的系数均显著为正, 且 $forward_bias_{it}$ 的系数(0.16)大于 $backward_bias_{it}$ 的系数(0.10)。由此可知, 制造业上游(下游)企业自动化资本偏向型技术进步通过影响下游(上游)企业的 $bias$ 值, 进而对下游(上游)企业劳动力需求产生替代效应, 对工资水平产生补偿效应。由于制造业上游企业 $bias$ 对下游企业 $bias$ 的影响更大, 上游对下游的关联效应大于下游对上游的作用。制造业上游或下游企业的自动化资本偏向型技术进步都会通过技术溢出效应提升制造业其他行业的生产效率和自动化水平, 从而对制造业其他行业的劳动力产生替代作用, 同时提升劳动力的工资水平。

表 10 自动化资本偏向型技术进步对就业的行业关联效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	$bias$	$bias$	$\ln l$	$\ln l$
$forward_bias$	2.2082*** (18.13)		-0.4664** (-2.12)	
$backward_bias$		0.4701*** (5.58)		-0.1962** (-2.36)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	2 678	2 678	2 678	2 678
$Adj.R^2$	0.8837	0.6878	0.9597	0.9595

表 11 自动化资本偏向型技术进步对工资水平的行业关联效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	$bias$	$bias$	$\ln w$	$\ln w$
$forward_bias$	1.4936*** (26.33)		0.1575** (1.99)	
$backward_bias$		0.7124*** (7.58)		0.1038*** (2.61)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	3 525	3 525	3 524	3 524
$Adj.R^2$	0.9301	0.7564	0.7866	0.7864

四、结论与政策启示

本文将资本划分为自动化资本与非自动化资本, 采用制造业上市企业微观数据, 基于超越对数生产函数随机前沿模型测度出制造业技术进步的资本偏向性指数, 并实证检验了这种技术进步对劳动力市场的影响及渠道, 研究结论为: (1) 制造业企业自动化资本偏向型技术进步对劳动力需求产生了替代效应, 主要通过劳动生产率提升效应和产出规模下降效应两个渠道实现。(2) 制造业企业自动化资本偏向型技术进步会对劳动力工资水平产生补偿效应, 劳动生产率提升和技能结构效应是两个中间影响机制。(3) 异质性分析结果表明, 与国有制造业企业相比, 这种技术进步对非国有企业就业的负效应更大; 与东部区域相比, 中西部制造业的这种技术进步对

劳动力需求的替代效应更大;与高技术行业相比,对低技术行业的替代效应更大。同时,国有、东部、高技术行业的制造业企业自动化资本偏向型技术进步均显著提高了劳动力的平均工资,而对非国有、中西部和低技术行业的制造业企业的影响不显著。(4)进一步的研究发现,制造业上游(下游)企业自动化资本偏向型技术进步通过影响下游(上游)企业的**bias**值,进而对下游(上游)企业劳动力需求和工资水平分别产生了负向和正向效应,且前向关联效应大于后向关联效应。基于此,本文的政策启示如下:

(1)鼓励和支持自动化资本的投入,重视产业链的传导和协同效应,大力推动制造业自动化资本偏向型技术进步。本文研究发现制造业自动化资本偏向型技术进步可以提高劳动力的工资水平以及增加研发和技术人员的数量,有助于促进劳动力收入水平提高和高质量就业;同时,制造业自动化资本偏向型技术进步能够提升企业的生产率,有助于提高制造业企业的产出水平。因此,政府可以通过税收、低息贷款、创新补贴等优惠政策与举措,鼓励和扶持制造业企业投入自动化资本,加大自动化技术领域基础研究、应用研究和试验开发的投入,提高产出。同时,需要重视制造业上下游企业的自动化资本偏向型技术进步对本行业的促进作用,加强制造业上下游企业的技术交流与合作,利用上下游行业的产业链协同效应和技术溢出效应,推动制造业自动化资本偏向型技术进步。

(2)亟需提升劳动力的技能水平,大力培育高技能劳动力,以应对自动化资本偏向型技术进步对劳动力市场的冲击。本文研究表明自动化资本偏向型技术进步一方面会对制造业就业造成冲击,然而这种冲击主要是针对低技能劳动力,其执行的任务相对简单、重复性强,容易被自动化资本偏向型技术进步所替代。政府要完善社会保险体系,对失业人群采取积极的就业援助,重视低技能劳动力技能水平的提升,通过技能补贴、岗位培训、再教育等方式促使其蜕变为与这种技术进步相匹配的高技能劳动力,或从事自动化资本偏向型技术进步催生的新兴职业(例如机器人设计师、数据标注师、智能机器人训练师、智能设备维修员、人机合作调度员等),同时创造机会促进其转移至传统产业与新兴产业相结合的业态或服务业。另一方面,自动化资本偏向型技术会增加科研技术人员等高技能劳动力的需求。目前我国在自动化技术领域方面的人才较为匮乏,顶尖人才的缺口更大,有必要采取引培结合的方针,利用薪酬激励、优化城市资源配套、扩大产业发展空间等方式吸引国内外顶尖人才开展自动化、智能化技术领域的科研和技术开发,还必须通过学校课程教育和企业技能培训加大对高技能劳动力的培育,积极推进校企合作,提升科研人员成果的转化率。政府应该制定针对性和差异化的就业政策,重点关注非国有、中西部地区以及低技术行业制造业企业的资本偏向型技术进步对就业所产生的较大的替代效应,重视这一部分制造业企业劳动力的技能提升和转岗培训扶持,促进其就业稳定和工资上涨。

(3)深入挖掘自动化资本偏向型技术进步的生产率效应和产出规模效应。本文的研究结果表明,短期来看,自动化资本偏向型技术进步基于生产率提升效应替代企业劳动力,而且企业投资自动化资本需要大量的资金,会带来显著的成本效应,可能导致短期内产出规模下降,从而降低劳动力需求。然而,自动化资本偏向型技术进步所产生的生产率效应会提升劳动力工资,且长期来看随着这种进步水平的提高,会增强企业的盈利能力,刺激企业扩大生产规模,从而增加劳动力需求。因此,应该充分发挥生产率和产出规模在自动化资本偏向型技术进步过程中对劳动力市场的正向效应,在企业产出规模扩大和生产率提升方面政府可以给与一定的财税优惠,缓解企业的融资约束和成本压力,加强自动化资本偏向型技术进步与劳动力的有效协作,从而带动生产率和产出规模效应对就业和工资水平产生积极的作用。

本文的研究丰富了技术进步偏向的理论,同时为应对“机器换人”的发展趋势,促进高质量

就业,平衡新技术、新业态发展与保障就业等方面提供了一定的参考。本文还可以从以下方面进行拓展:测算服务业技术进步的偏向,研究服务业的技术进步偏向对劳动力市场的影响,探究制造业与服务业的技术进步偏向对就业和工资影响的关联效应,以深入探索更广范围的自动化资本偏向型技术进步对劳动力市场的影响。

* 感谢审稿专家和编辑提出的宝贵意见。

参考文献:

- [1]程虹,陈文津,李唐.机器人在中国:现状、未来与影响——来自中国企业-劳动力匹配调查(CEES)的经验证据[J].宏观质量研究,2018,(3):1-21.
- [2]邓洲,黄娅娜.人工智能发展的就业影响研究[J].学习与探索,2019,(7):99-106.
- [3]孔高文,刘莎莎,孔东民.机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J].中国工业经济,2020,(8):80-98.
- [4]李磊,白道欢,冼国明.对外直接投资如何影响了母国就业?——基于中国微观企业数据的研究[J].经济研究,2016,(8):144-158.
- [5]李太龙,朱曼.技术进步偏向研究述评[J].浙江理工大学学报(社会科学版),2016,(4):317-323.
- [6]刘贯春,陈登科,丰超.最低工资标准的资源错配效应及其作用机制分析[J].中国工业经济,2017,(7):62-80.
- [7]刘国晖,张如庆,陈清萍.有偏技术进步抑制中国劳动就业了吗?[J].经济问题,2016,(9):41-47.
- [8]陆雪琴,章上峰.技术进步偏向定义及其测度[J].数量经济技术经济研究,2013,(8):20-34.
- [9]毛其淋,许家云.中间品贸易自由化与制造业就业变动——来自中国加入WTO的微观证据[J].经济研究,2016,(1):69-83.
- [10]涂正革,肖耿.中国的工业生产力革命——用随机前沿生产模型对中国大中型工业企业全要素生产率增长的分解及分析[J].经济研究,2005,(3):4-15.
- [11]王光栋.有偏技术进步、技术路径与就业增长[J].工业技术经济,2014,(12):59-65.
- [12]王林辉,蔡啸,高庆昆.中国技术进步技能偏向性水平:1979-2010[J].经济学动态,2014,(4):56-65.
- [13]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].经济研究,2020,(10):159-175.
- [14]温忠麟,张雷,侯杰泰,等.中介效应检验程序及其应用[J].心理学报,2004,(5):614-620.
- [15]余泳泽,孙鹏博,宣烨.地方政府环境目标约束是否影响了产业转型升级?[J].经济研究,2020,(8):57-72.
- [16]张陈宇,孙浦阳,谢娟娟.生产链位置是否影响创新模式选择——基于微观角度的理论与实证[J].管理世界,2020,(1):45-59.
- [17]张杰,陈志远,杨连星,等.中国创新补贴政策的绩效评估:理论与证据[J].经济研究,2015,(10):4-17.
- [18]张军,章元.对中国资本存量K的再估计[J].经济研究,2003,(7):35-43.
- [19]赵奎,后青松,李巍.省会城市经济发展的溢出效应——基于工业企业数据的分析[J].经济研究,2021,(3):150-166.
- [20]诸竹君,黄先海,王毅.外资进入与中国式创新双低困境破解[J].经济研究,2020,(5):99-115.
- [21]Acemoglu D. Directed technical change[J]. *The Review of Economic Studies*, 2002, 69(4): 781-809.
- [22]Acemoglu D, Restrepo P. Artificial intelligence, automation and work[R]. NBER Working Paper No. 24196, 2018.
- [23]Acemoglu D, Restrepo P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[R]. NBER Working Paper No. 25684, 2019.
- [24]Aum S, Lee S Y, Shin Y. Computerizing industries and routinizing jobs: Explaining trends in aggregate

- productivity[R]. NBER Working Paper No. 24357, 2018.
- [25] Autor D H, Katz L F, Krueger A B. Computing inequality: Have computers changed the labor market?[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113(4): 1169–1213.
- [26] Baron R M, Kenny D A. The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1986, 51(6): 1173–1182.
- [27] Bessen J. AI and jobs: The role of demand[R]. NBER Working Paper No. 24235, 2018.
- [28] Dauth W, Findeisen S, Südekum J, et al. German robots-the impact of industrial robots on workers[R]. CEPR Discussion Papers 12306, 2017.
- [29] Decanio S J. Robots and humans-complements or substitutes?[J]. *Journal of Macroeconomics*, 2016, 49: 280–291.
- [30] Frey C B, Osborne M A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2017, 114: 254–280.
- [31] Goldsmith-Pinkham P, Sorkin I, Swift H. Bartik instruments: What, when, why, and how[J]. *American Economic Review*, 2020, 110(8): 2586–2624.
- [32] Graetz G, Michaels G. Robots at work[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753–768.
- [33] Khanna N. Analyzing the economic cost of the Kyoto protocol[J]. *Ecological Economics*, 2001, 38(1): 59–69.
- [34] Keynes J M. *Essays in Persuasion*[M]. London: Palgrave Macmillan, 1930.
- [35] Trajtenberg M. AI as the next GPT: A political-economy perspective[R]. NBER Working Paper No. 24245, 2018.

New Characteristics of Capital-biased Technical Change and Its Influence Mechanism on the Labor Market

Gan Chunhui¹, Jiang Hong²

(1. *Institute of Applied Economics, Shanghai Academy of Social Sciences, Shanghai 200020, China;*

2. *College of Business, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China)*

Summary: With the increasing of artificial intelligence and other automated capital investment, the bias of technical change will show new characteristics. The existing literature neither pays attention to the new characteristics of capital-biased technical change, nor further explores the labor market mechanism influenced by the new capital-biased technical change. Based on the Stochastic Frontier Model in the form of Translog Production Function, this paper measures the bias index of technical change in manufacturing industries by using the data of listed manufacturing enterprises from 2012 to 2019, and empirically studies the influencing mechanism of biased technical change in manufacturing on the labor market. The results show that: (1) The technical change of manufacturing industry in China is biased towards automated capital. (2) The automated capital-biased technical change of manufacturing has a substitution effect on the total employment, and the productivity effect and the output scale effect are two influencing channels. (3) The automated capital-biased technical change of manufacturing improves the level of labor wage through the productivity effect and the skill structure effect. (4) Compared with state-owned manufacturing enterprises, this kind of technical change has a greater negative effect on non-state-owned enterprises; compared with the eastern region, the technical change of manufacturing in the central and western regions has a greater substitution effect on labor demand;

(下转第 79 页)