

工业机器人应用与劳动收入份额

——来自中国工业企业的证据

何小钢, 朱国悦, 冯大威

[摘要] 提升劳动报酬在国民收入中的比重,是促进共同富裕的重要举措。在机器换人浪潮下,自动化技术对劳动收入份额的影响日益受到关注。本文将自动化技术纳入扩展理论框架,揭示了机器人应用对企业劳动收入份额的作用机制。基于2000—2013年中国工业企业数据库与中国海关数据库的匹配数据,从微观视角考察机器人应用对企业劳动收入份额的影响。研究发现:机器人应用会显著降低企业劳动收入份额,且在一系列稳健性检验后,结论依然成立。机器人应用通过资本—劳动替代效应、工资率效应和生产率效应导致劳动收入份额下降。异质性分析表明,机器人应用降低了大多数行业的企业劳动收入份额,尤其是食品制造业、印刷业等劳动密集型行业,非国有企业和沿海地区企业的劳动收入份额下降幅度更大。研究还发现,提高劳动力市场整合程度和劳动者议价能力,有助于缓解机器人应用对劳动收入份额的负面效应。本文研究有助于中国更好地应对机器人应用对劳动力市场形成的冲击,为实现高质量发展与共同富裕提供了重要的政策启示。

[关键词] 劳动收入份额; 机器人; 替代效应; 工资率效应; 生产率效应

[中图分类号]F244 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2023)04-0098-19

一、引言

得益于庞大而完备的产业体系以及智能制造战略的有效执行,机器人等自动化技术在中国的应用越来越普遍。国际机器人联合会(IFR)数据显示,中国已成为亚洲地区最大的机器人采用国,2021年安装量强劲增长51%,运行存量突破100万台大关,同比增长27%,工业机器人年安装量首次超过世界其他国家的总和。工业机器人的大规模应用势必对中国劳动力市场和要素收入分配格局产生重要影响(郭凯明,2019;王永钦和董雯,2020)。在机器换人浪潮下,社会各界越来越担忧未

[收稿日期] 2022-05-24

[基金项目] 国家自然科学基金地区项目“机器人使用的就业与收入效应:理论机制、微观证据与政策设计”(批准号72163016);国家自然科学基金地区项目“信息通讯技术与企业生产率:理论机制、实现路径与微观证据”(批准号71963017);江西省社会科学基金一般项目“机器人使用的就业效应:理论机制与中国证据”(批准号22YJ16)。

[作者简介] 何小钢,江西财经大学产业经济研究院教授,博士生导师,经济学博士;朱国悦,暨南大学产业经济研究院博士研究生;冯大威,江西财经大学产业经济研究院助理研究员,经济学博士。通讯作者:朱国悦,电子邮箱:zgyjntx@outlook.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

来的就业和收入前景。而提升劳动报酬在国民收入中的比重,维持劳动收入份额的相对稳定,是实现发展成果由人民共享、推进共同富裕的现实要求。党的二十大报告提出,居民收入增长和经济增长基本同步,劳动报酬提高与劳动生产率提高基本同步。坚持“两个同步”,有利于提高劳动收入在国民收入中的比重,对改善收入分配格局、减少贫富差距以及推动均衡发展具有重要作用,同时也是实现共同富裕的根本措施。因此,系统研究机器人等自动化技术对劳动收入份额的影响及其作用机制,对于实现共同富裕目标至关重要。

与其他技术创新相比,机器人作为一场更为深刻的生产方式变革,不仅深刻改变了生产效率和组织方式,同时也对劳动力市场造成了更为剧烈的冲击。从研究现状看,以 Acemoglu and Restrepo (2018, 2019, 2020) 为代表的相关研究已开始关注机器人等自动化技术对劳动力就业的影响。部分研究发现,机器人会降低企业对劳动力的需求,从而引发大规模失业,即存在机器人对劳动力的替代效应 (Acemoglu and Restrepo, 2020); 也有研究发现,工业机器人应用虽然会对一部分就业造成破坏,但也会通过“生产率效应”与“市场规模效应”增加企业对劳动力的需求 (Akerman et al., 2015)。基于中国数据的实证研究发现,工业机器人对就业的影响方向是不确定的,总体上不利于劳动密集型行业的就业 (王永钦和董雯, 2020; 李磊等, 2021)。

机器人在导致劳动力就业波动的同时,也会对劳动收入产生影响。那么,机器人应用是否会引致劳动收入份额下降? 基于发达国家的研究结论尚存在分歧。一方面,机器人可能会导致劳动收入份额持续下降、加剧收入不平等 (Decanio, 2016); 另一方面,机器人对劳动收入份额的综合影响取决于资本—劳动的替代弹性等因素,机器人在长期内可能增加劳动收入份额 (Graetz and Michaels, 2018)。与本文最为相关的 Acemoglu and Restrepo (2019)、Acemoglu et al. (2020, 2023) 从理论和实证层面研究了机器人应用对劳动收入份额的影响。在理论层面,由于存在替代效应和岗位创造效应,有研究认为机器人对劳动收入份额的影响是不确定的 (Acemoglu and Restrepo, 2018)。在实证层面, Acemoglu et al. (2020, 2023) 基于法国和荷兰的数据研究发现,机器人应用导致劳动份额下降和生产率上升。然而,其研究重点在于考察机器人应用对企业产出和劳动力的非均衡影响,对劳动收入份额只是简单讨论并未深入分析。关于中国机器人大规模应用对劳动收入份额的影响,主要从宏观的省际和行业层面展开 (周明海等, 2021)。在少数微观层面研究中,余玲铮等 (2019)、程虹等 (2021) 基于中国部分沿海城市的调查 (截面) 数据探索性地研究了机器人对员工收入分配的影响,但是由于调查样本局限无法考虑动态影响以及作用机制,需要范围更广、跨期更长的微观数据对此进一步考察。

区别于上述文献,本文试图将自动化技术纳入扩展理论模型讨论机器人应用的收入分配效应及其作用机制,阐述机器人影响企业劳动收入份额的理论机制。在实证上,本文采用 2000—2013 年中国工业企业数据库和中国海关数据库的匹配数据,检验了机器人应用对企业劳动收入份额的具体影响效应及其作用机制。结果显示,工业机器人应用总体上会显著降低企业劳动收入份额,与没有进口机器人的企业相比,进口机器人的企业劳动收入份额平均低 2.410% 左右。同时,机器人进口金额、进口数量每增加 10 个百分点,企业劳动收入份额分别下降约 0.020%、0.086%。经过替换关键变量、排除遗漏变量干扰、删减样本、排除其他外生冲击干扰以及内生性处理等一系列稳健性检验后,上述结论依然成立。异质性分析表明,机器人降低企业劳动收入份额的效应在劳动密集型行业、沿海地区企业以及非国有企业更为显著。进一步的机制分析表明,机器人应用主要通过资本—劳动的替代效应以及工资率效应和生产率效应降低了企业劳动收入份额。在机器人大规模应用的背景下,缩小劳动力市场分割程度和提高劳动者议价能力会缓解机器人对劳动收入份额的负

面作用。

本文的边际贡献主要在于:①从企业层面系统考察了工业机器人应用对中国企业劳动收入份额的影响,提供了来自发展中国家的经验证据,对国际上有关“机器人使用的收入效应”的研究形成很好地验证、回应和补充(Acemoglu et al., 2020)。本文有助于中国制造业更好地应对新技术革命的冲击,进而将劳动力优势与新兴技术更好结合以重塑国际分工优势。②基于企业面板数据的优势,深入剖析了工业机器人对劳动收入份额的作用机制,弥补了现有文献从国家和行业等宏观层面研究缺乏微观机制探讨的不足(Autor and Salomons, 2018; 周明海等, 2021),亦可补充和丰富现有(截面)微观数据的相关研究(余玲铮等, 2019; 程虹等, 2021)。本文从资本—劳动替代效应、工资率效应和生产率效应视角为进一步的政策设计提供了思路。③从机器人这一新型技术创新的角度为解释中国企业劳动收入份额下降提供了一个全新视角和微观层面的直接证据,丰富和拓展了劳动收入份额决定因素的文献(黄先海和徐圣, 2009; 白重恩和钱震杰, 2010; 张莉等, 2012)。同时,本文还从缩小劳动力市场分割程度、提高劳动者议价能力的角度为中国在机器换人的背景下如何缓解劳动收入占比下降、促进共同富裕提供了政策启示。

余文结构如下:第二部分为文献综述;第三部分为理论模型的构建;第四部分介绍模型、变量以及数据来源;第五部分为实证分析,主要介绍本文的基准回归结果以及相关稳健性检验;第六部分进一步考察了机器人使用对企业劳动收入份额的作用机制,进行异质性分析,研究提升劳动收入份额的可行路径;最后为结论与政策启示。

二、文献综述

本文旨在从机器人相关的自动化技术的视角来解释中国劳动收入份额下降的原因,这里围绕技术进步与劳动收入份额的关系、机器人对劳动收入份额的影响两个方面进行回顾和评述。

1. 技术进步与劳动收入份额

对于劳动收入份额变动的因素,现有文献主要从宏观和微观两个方面进行探讨。从宏观层面看,现有研究分别从产业结构变动(白重恩和钱震杰, 2010)、全球化(Harrison, 2005)、制度与市场结构(Blanchard and Giavazzi, 2003)以及经济发展水平(罗长远和张军, 2009)等视角对此提供了解释。与本文主题直接相关的是微观层面的劳动收入份额研究。

有关劳动收入份额的微观研究主要集中于技术进步、贸易开放、融资约束三个方面,其中,又以技术进步视角的文献最具代表性(Acemoglu, 2003; 黄先海和徐圣, 2009; Karabarbounis and Neiman, 2014)。正如国际货币基金组织所指出的,发达经济体的劳动收入份额在20世纪80年代开始呈下降趋势,这一趋势可能与技术变革有关。20世纪80年代以来,随着信息技术快速发展,资本品相对价格持续下降(Karabarbounis and Neiman, 2014),技术进步呈现明显的资本偏向型特点,并提高了资本要素的边际产出,使企业由劳动要素投入向资本要素投入转移,从而通过资本深化影响劳动收入份额(Bentolila and Saint-Paul, 2003; Harrison, 2005)。另外,全球劳动收入份额持续下降以及技术进步偏向理论广泛兴起,越来越多的学者将劳动收入份额持续下降的趋势归因于技术进步的作用(Acemoglu, 2003; 黄先海和徐圣, 2009; 文雁兵和陆雪琴, 2018)。

对于中国企业劳动收入份额下降的成因,技术因素得到了众多学者的认可(Bentolila and Saint-Paul, 2003; 黄先海和徐圣, 2009; 白重恩和钱震杰, 2010; 张莉等, 2012),即技术进步导致收入在要素之间的分配发生了有偏向性的变化(Bentolila and Saint-Paul, 2003)。黄先海和徐圣(2009)将影

响劳动收入份额的决定因素分解为:资本深化、乘数效应以及劳动节约型技术进步,并通过实证研究发现,劳动节约型技术进步是制造业劳动收入份额下降的主要诱因。张莉等(2012)认为发展中国家由于技术进步偏向资本,要素收入分配也倾向资本。

2. 机器人对劳动收入份额的影响

关于机器人与收入分配的研究,大部分文献的研究结论支持工业机器人的使用会提高资本份额,降低劳动收入占比。Brynjolfsson et al.(2014)研究发现,由于机器人比低技能劳动力和普通资本更有比较优势,因此可以替代更多类型的劳动,导致资本份额增加和劳动收入份额下降。Dinlersoz and Wolf(2018)利用美国制造业调查数据研究发现,自动化程度越高的企业,生产中劳动收入占比越低,资本收入占比越高,并且生产工人中获得高工资的比例也越小。DeCanio(2016)研究发现,资本所有者会通过挤压劳动报酬的方式获得更高回报,机器人应用会降低劳动者的工资水平,进而降低劳动收入份额,加剧收入分配不平等。大部分文献认为,机器人应用是导致劳动收入份额下降的重要因素之一,少数文献认为虽然短期内机器人应用会降低劳动收入份额,但从长期看,机器人应用会提高生产率水平,扩大企业规模,并且会创造新的工作岗位,从而提高劳动力需求和工资水平,增加劳动收入占比(Acemoglu and Restrepo, 2018)。

现有国内文献主要是从省级和行业等宏观层面研究机器人对劳动力市场和收入分配的影响(周明海等,2021)。从宏观层面研究机器人的经济效应,虽然能够考察不同省份或行业层面对机器人引入的反应,但无法识别同一城市或行业内部不同企业的异质性影响,尤其是无法识别企业使用机器人对劳动收入份额的作用机制。余玲铮等(2019)基于广东企业调查数据研究发现,机器人使用同时促进了工资率和劳动生产率的增长,但后者幅度更大,总体上降低了企业劳动收入份额。程虹等(2021)基于2018年中国企业调查数据研究发现,机器人使用会导致劳动收入份额下降约4%,然而,受限于截面数据,这一研究无法更好地识别动态影响以及发生机制,需要范围更广、时间更长的微观数据做进一步考察。

综上所述,现有文献尤其是关于技术进步与劳动力市场变化的研究为理解劳动收入份额持续下降的趋势提供了十分有益的启示。不过,基于技术进步的视角,现有文献虽然已从偏向型技术进步(Acemoglu, 2003)、自动化技术(Dinlersoz and Wolf, 2018; Acemoglu et al., 2020)等角度对劳动收入份额的持续下降进行了解释,但这些研究大都集中于发达国家,关于发展中国家的研究相对较少,尤其缺乏机器人等技术应用的劳动收入份额效应的相关研究。机器人等自动化技术的应用不仅会影响发达国家的劳动力市场与经济发展方式,还会对发展中国家的就业市场造成显而易见的冲击。一方面,相较于发达国家成熟的机器人应用,发展中国家的机器人应用还处在起步阶段,机器人带来的经济效应可能有所不同;另一方面,发展中国家的产业布局更依赖于劳动力成本的优势,其行业大都以劳动密集型为主,因而面临着比发达国家更为强烈的冲击(郭凯明, 2019; 王永钦和董雯, 2020)。

本文将在以下几方面推进和拓展现有文献:①与以往研究技术进步影响劳动收入份额的文献不同,本文以机器人应用的独特视角来阐释劳动收入份额持续下降的原因。不同于传统的技术进步,机器人等自动化技术带来的技术进步是一场深刻的生产组织变革,对劳动力市场以及要素收入分配产生了更为剧烈的冲击。②区别于现有文献以发达国家为样本,本文以发展中国家为研究对象,深入剖析了机器人如何作用于企业劳动收入份额。本文的研究对于发展中国家在劳动力市场面临剧烈冲击的情况下,如何利用自动化技术实现经济转型具有重要的借鉴意义。

三、理论模型

为了从理论上厘清机器人应用如何影响企业劳动收入份额,本部分基于 Acemoglu and Restrepo (2018)、Bonfiglioli et al.(2020)的研究框架,构建了一个将生产工人、非生产工人和资本结合起来生产差异化产品的异质性企业垄断竞争模型。该模型中的企业不仅可以投资劳动力,同时也可以投资自动化技术,这使得资本能够完成以前由劳动力完成的任务。

考虑一个产量为 V 且生产差异化产品 ψ 的部门,该部门对这些产品的偏好表现出恒定为 θ 的替代弹性:

$$V = \left[\int_{\psi \in \Omega} v(\psi)^{\frac{\theta-1}{\theta}} d\psi \right]^{\frac{\theta}{\theta-1}}, \theta > 1 \quad (1)$$

其中, $v(\psi)$ 为产品 ψ 的需求量, Ω 为该部门所有产品的集合。

生产单一产品的企业 i 面对不变价格弹性 θ 的需求函数为:

$$y_i = \omega_i p_i^{-\theta} \quad (2)$$

其中, p_i 为产品价格, ω_i 为捕捉需求条件的参数。

生产率为 A_i 的企业必须在单位任务量 x 中投入资本和生产工人两种要素来生产 y_i , 假设关于任务量 x 的投入要素函数为 $S_i(x)$, 那么企业的生产函数可表示为:

$$y_i = A_i \exp\left(\int_0^1 \ln S_i(x) dx\right) \quad (3)$$

假定任务 $x \in [0, u_i]$ 是可以被自动化的, 可以由机器人执行。而剩下的任务 $x \in (u_i, 1]$, 只能由生产工人来完成。因此, u_i 代表了企业的自动化程度。

假定 k_i, l_i 分别代表生产 y_i 所需资本、劳动的数量, r_i, w 分别代表资本的价格、生产工人的工资。^① 这里进一步假设 $r_i < w$, 以保证机器人能够提高生产率。在上述假设条件下, 任务 $x \in [0, u_i]$ 可全部由机器人执行。可以得到:

$$S_i(x) = \begin{cases} k_i/u_i, & \text{if } x \in [0, u_i] \\ l_i/(1-u_i), & \text{if } x \in (u_i, 1] \end{cases} \quad (4)$$

结合式(3)可得:

$$y_i = A_i \left(\frac{k_i}{u_i}\right)^{u_i} \left(\frac{l_i}{1-u_i}\right)^{1-u_i} \quad (5)$$

企业在生产过程中不仅要雇佣生产工人 l , 还要使用非生产工人 f (如机器维修人员), 并支付其工资 h 。这里先假定非生产工人 f 为固定值, 之后再将自动化程度 u_i 内生化的, 使其为 u_i 的函数。

考虑垄断竞争企业选择劳动和资本投入的数量使其利润最大化:

$$\max_{k_i, l_i} \{ p_i y_i - r_i k_i - w l_i - h f \} \quad (6)$$

结合式(2)和式(5), 可得利润最大化的一阶条件为:

^① 在现实中, 不同的生产过程会采用不同的机器设备, 因此本文假定资本设备的成本 (r_i) 因企业的异质性而不同。

$$wl_i = \left(1 - \frac{1}{\theta}\right)(1 - u_i)p_i y_i \quad (7)$$

$$r_i k_i = \left(1 - \frac{1}{\theta}\right)u_i p_i y_i \quad (8)$$

式(7)表明,企业的劳动力需求受两方面影响:一是企业使用自动化带来的替代效应,二是生产率效应,企业投资自动化会提高企业的产出规模,同时也会反过来增加劳动力需求。式(8)表明,企业的资本需求也随着自动化程度的提高而增加。

进一步结合式(7)和式(8),可得资本劳动比为:

$$\frac{k_i}{l_i} = \frac{u_i}{1 - u_i} \left(\frac{w}{r_i}\right) \quad (9)$$

由式(9)可知,随着自动化程度 u_i 提升,企业的人均资本也不断增加。进一步地,将上式代入式(5)可得:

$$y_i = A_i \frac{l_i}{1 - u_i} \left(\frac{w}{r_i}\right)^{u_i} \quad (10)$$

式(10)表明,随着自动化程度提升,企业人均产出也不断增加,具体来说,如果劳动力成本比资本成本更昂贵,那么企业通过“机器换人”可以降低边际成本,提高劳动生产率。进一步地,将式(10)代入式(7),企业的劳动力需求满足:

$$l_i = w^{-\theta} \left(1 - \frac{1}{\theta}\right)^{\theta} \omega_i A_i^{\theta-1} \left(\frac{w}{r_i}\right)^{u_i(\theta-1)} (1 - u_i) \quad (11)$$

式(11)表明,企业的劳动力需求如何依赖于自动化以及其他外生参数,可以用来探究生产率效应和替代效应与自动化水平之间的具体关系。在企业所有任务都可被自动化的极限情况下,企业的劳动力需求趋于0,此时替代效应占主导地位。然而,在仅有部分任务被自动化的情况下,生产率效应可能占主导地位。为了更具体地说明,用 l_i 对 u_i 求导得:

$$\frac{d \ln l_i}{d u_i} = (\theta - 1) \ln \left(\frac{w}{r_i}\right) - \frac{1}{1 - u_i} \quad (12)$$

式(12)表明,当 $(\theta - 1) \ln(w/r_i) < 1$ 时,替代效应总是占主导地位。反之,当企业自动化程度 $u_i < 1 - \left[(\theta - 1) \ln(w/r_i)\right]^{-1}$,式(12)右侧结果为正,此时企业使用自动化带来的生产率效应会超过替代效应,企业会增加劳动力需求。

将式(11)代入式(10),以考察自动化对企业产出规模的影响:

$$y_i = \omega_i A_i^{\theta} w^{-\theta} \left(1 - \frac{1}{\theta}\right)^{\theta} \left(\frac{w}{r_i}\right)^{u_i \theta} \quad (13)$$

式(13)表明,随着企业自动化程度 u_i 的提高,企业的产出规模会进一步扩大:

$$\frac{d \ln y_i}{d u_i} = \theta \ln \left(\frac{w}{r_i}\right) > 0 \quad (14)$$

在上述分析中,本文假定企业在给定自动化水平下实现利润最大化,但在现实中,技术变革往往需要付出昂贵的代价。由于存在“岗位创造效应”,企业提高自动化水平会增加非生产性劳动力的需求(如管理人员、机器人维修人员),从而增加企业使用机器人的成本。因此,将这部分成本考虑进去,并假定该成本随自动化增加而递增且呈凸形。为了便于计算,本文假设企业使用非生产工人的成本 $h(u_i, \tau_i)$ 为:

$$hf(u_i, \tau_i) = \frac{hu_i^\sigma}{\tau_i \sigma}, \sigma > 1 \quad (15)$$

其中, σ 代表了自动化成本的凸性; 参数 τ_i 反映了各企业自动化成本的异质性, 其还可以解释为企业 i 生产过程中的任务可替代性指数。根据以上设定, 企业根据自动化成本和收益的权衡选择自身的自动化程度, 并实现利润最大化:

$$\max_{u_i} \left\{ \frac{p_i y_i}{\theta} - \frac{hu_i^\sigma}{\tau_i \sigma} \right\} \quad (16)$$

利润最大化的一阶条件满足:

$$\left(1 - \frac{1}{\theta}\right) p_i y_i \ln\left(\frac{w}{r_i}\right) = \frac{hu_i^{\sigma-1}}{\tau_i} \quad (17)$$

式(17)左侧为提高自动化程度所带来的边际收益。结果表明, 自动化的收益随着需求价格弹性、企业收入和自动化节约的成本增加而递增。式(17)右侧为提高自动化水平带来的边际成本。本文通过上述分析识别机器人对劳动收入份额的影响。前文分析表明, 企业生产时不仅投入了生产工人, 还雇佣了非生产工人, 因此, 将劳动收入份额定义为:

$$LS_i = \frac{wl_i + hf(u_i, \tau_i)}{p_i y_i} = \frac{wl_i}{p_i y_i} + \frac{hu_i^\sigma}{\tau_i \sigma p_i y_i} \quad (18)$$

进一步结合式(7)、式(8)、式(17)可得:

$$LS_i = \underbrace{\left(1 - \frac{1}{\theta}\right)(1 - u_i)}_{\text{生产工人劳动收入份额}} + \underbrace{\left(1 - \frac{1}{\theta}\right) u_i \frac{1}{\sigma} \ln\left(\frac{w}{r_i}\right)}_{\text{非生产工人劳动收入份额}} = \underbrace{\left(1 - \frac{1}{\theta}\right) \left[1 + u_i \left(\frac{1}{\sigma} \ln\left(\frac{w}{r_i}\right) - 1\right)\right]}_{\text{总效应}} \quad (19)$$

由此, 生产工人的劳动收入份额随自动化的增加而递减, 即使企业使用自动化会带来生产率效应使得劳动力需求扩张, 也不会带来生产性工人劳动收入份额提升。这是因为替代效应始终存在, 其使得每个工人增值, 降低了增加值中的劳动收入份额(Acemoglu et al., 2020)。由此可见, 劳动收入份额的下降主要由于资本对劳动力的替代, 而生产率效应带来的劳动力需求增加可能会使劳动收入份额下降幅度变小, 但不会改变劳动收入份额下降的总趋势。由于自动化带来的岗位创造效应, 非生产性工人的劳动收入份额随着自动化水平的提升而递增, 并且随着自动化节约的劳动力成本增加而递增, 随着自动化成本的凸性增加而递减。

综上所述, 由于自动化技术的使用会降低生产性工人的劳动收入份额, 同时也会提升非生产性工人的劳动收入份额, 因此, 自动化程度的提升对企业劳动收入份额的影响总体上是不确定的, 主要取决于“岗位创造效应”的大小。具体来说, 当 $\sigma > \ln(w/r_i)$ 时, 企业劳动收入份额随着自动化程度的提高而下降。此时, 自动化凸性较大, 同时自动化节约的劳动力成本较小, 意味着自动化技术使用带来的“岗位创造效应”较小, 不足以弥补其导致生产性工人劳动收入份额下降的幅度。反之, 当 $\sigma < \ln(w/r_i)$ 时, 自动化技术使用带来的“岗位创造效应”较大, 超过了生产性工人劳动收入份额的下降效应, 导致整体的劳动收入份额上升。

四、模型、数据及变量说明

1. 计量模型

为了检验机器人应用对企业劳动收入份额的影响, 本文在上述理论分析的基础上, 构建以下计

量模型:

$$laborshare_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 robot_{ijt} + \alpha_2 X_{ijt} + \gamma_i + \lambda_t + \delta_j + \mu_{ijt} \quad (20)$$

其中, i, j 和 t 分别代表企业、所属行业和年份。被解释变量 $laborshare_{ijt}$ 为企业劳动收入份额。 $robot_{ijt}$ 为核心解释变量, 分别采用企业进口机器人金额的对数值 ($\ln rbt p$)、进口机器人数量的对数值 ($\ln rbt q$) 以及是否进口机器人的虚拟变量 ($robotdum$) 作为企业机器人使用情况的衡量指标。 X_{ijt} 为包含一系列控制变量的集合, 包括企业年龄、资产负债率、企业规模、融资约束、出口占比等。 γ_i 为企业固定效应, λ_t 为年份固定效应, δ_j 为行业一年份固定效应^①, μ_{ijt} 为误差项。本文选择计算企业层面聚类稳健标准误, 以解决异方差以及序列相关性问题。

2. 变量说明

(1) 被解释变量。本文的被解释变量为劳动收入份额, 参照文雁兵和陆雪琴(2018)、陆雪琴和田磊(2020)、余淼杰和梁中华(2014)的做法, 利用劳动报酬占企业收入法计算所得增加值的比重进行衡量, 具体定义如下:

$$\text{劳动收入份额} = \frac{\text{劳动报酬}}{\text{企业增加值}} = \frac{\text{工资总额}}{\text{工资总额} + \text{营业利润} + \text{本年折旧} + \text{利息} + \text{间接税}} \quad (21)$$

其中, 间接税包括主营业务税金及附加、增值税和管理费用中的税金。

(2) 核心解释变量。本文的核心解释变量采用中国海关数据库中的企业层面机器人进口数据进行衡量。这一衡量方式的合理性和优势在于: ①在2013年以前, 中国70%以上的工业机器人进口来自日本、欧洲和北美(Fan et al., 2021)。②中国海关数据库由中国海关总署统计, 因而对进口商品信息的定义和归类(尤其是本文关于机器人的定义)必须经由相关人员进行严格核查。相比之下, 企业层面的调查对机器人的定义在很大程度上依赖于被调查者自身的判断。③已有文献将机器人进口作为衡量企业使用机器人的代理变量。例如, Fan et al.(2021)借助机器人进口数据研究了最低工资与企业机器人使用之间的关系。Bonfiglioli et al.(2020)利用法国机器人进口数据间接衡量了企业机器人的应用情况。④现有文献多是利用国际机器人协会(IFR)或中国机器人产业联盟(CRIA)提供的数据, 从国家和行业层面研究机器人的经济效应, 但以上数据均未涉及微观企业层面机器人的使用信息。中国海关数据库中的机器人进口信息为本文从微观层面研究机器人的经济效应提供了便利。

(3) 主要控制变量。借鉴文雁兵和陆雪琴(2018)等研究, 本文选取以下一系列控制变量^②: 企业年龄($\ln age$), 以调查当年年份与企业登记注册年份的差值并取自然对数表示; 企业规模($\ln size$), 以企业全年销售收入的对数值表示; 资产负债率($debt$), 以企业的总负债与总资产的比值表示; 融资约束(fin), 以企业利息支出与固定资产的比值表示; 资本产出比($\ln ky$), 以企业固定资产与企业主营业务收入的比值并取对数表示; 企业出口占比($exportrate$), 以企业出口贸易金额与销售收入的比值表示; 外资占比(fdi), 以外商资本与企业实收资本的比值表示。此外, 为了控制地区之间的动态差异以及经济发展因素, 本文选取了一系列地区层面的控制变量: 政府财政支出(gov), 用各省份

① 不同行业的机器人应用存在不同的发展趋势, 模型中加入行业和年份联合固定效应, 相当于控制了每一个行业不同发展趋势对企业劳动收入份额的异质性影响, 在很大程度上剥离了行业层面可能遗漏因素的干扰, 有效提高了估计结果的有效性。感谢匿名评审专家的建议。

② 职工技能结构也可能是影响企业劳动收入份额的重要因素, 本文研究数据中只有2004年一期的数据能够识别职工技能结构, 而在实证模型中本文又控制了企业固定效应, 因此无法再对这一重要因素进行控制。为了排除上述干扰, 本文补充了在没有加入企业固定效应的情况下, 在基准模型中加入企业高技能劳动力占比的估计结果, 发现核心解释变量的系数依然显著为负。感谢匿名评审专家的建议。

政府支出占地区生产总值的比重表示;对外开放程度(*open*),用各省份进出口总额占地区生产总值的比重表示;地区经济发展水平(*lnpergdp*),用各省份人均地区生产总值的对数值表示;地区工资水平(*lnwage_region*),用各省份在岗职工平均工资的对数值表示;地区创新水平(*lninno*),用各省份专利授权量的对数值表示。

3. 数据来源

本文使用的企业数据主要来源于中国国家统计局提供的中国工业企业数据库,时间跨度为2000—2013年。本文借鉴已有研究在企业重新匹配和识别、异常样本剔除、行业分类代码统一等方面进行了初步清理。本文使用的工业机器人进口数据以及企业的进出口数据均来源于中国海关数据库。最后,参照田巍和余淼杰(2014)的做法,将中国工业企业数据库与中国海关数据库提取的机器人进口数据和企业进出口数据进行匹配。最终,得到一个包含3566129条观测值、840751家企业的非平衡面板数据集。^①

4. 描述性统计

本文首先对定量分析中涉及的相关变量进行了描述性统计,比较了主要变量在使用工业机器人企业以及未使用工业机器人企业之间的差异。可以发现,前者的劳动收入份额平均水平显著低于后者,直观上可以认为使用机器人可能会降低企业的劳动收入份额。观察2000—2013年中国工业企业劳动收入份额走势可以发现^②,除了在2004年略有上升以外,其他年份中国企业劳动收入份额均呈现下降趋势,这与现有文献的发现一致。观察2000—2013年工业企业机器人进口趋势发现^③,从进口机器人的企业数量和进口机器人的数量看,除个别年份略有下降之外,总体呈上升趋势。这一趋势表明工业机器人的应用在中国越来越广泛,也意味着机器人应用对劳动力和要素收入分配可能产生重要影响。那么,机器人的应用是否导致劳动收入份额下降,本文接下来对二者之间的关系进行实证检验。^④

五、实证分析

1. 基准回归

本文分别以企业进口机器人金额、进口机器人数量以及是否进口工业机器人的虚拟变量作为核心解释变量,对式(20)进行估计。表1为基准回归结果,其中,第(1)、(3)、(5)列为仅加入企业、年份以及行业一年份联合固定效应的估计结果,第(2)、(4)、(6)列为进一步加入控制变量的估计结果。结果显示,核心解释变量的估计系数均显著为负。从估计系数的经济意义看,机器人使用数量每提升10%,将导致企业劳动收入份额下降0.086%;机器人使用金额每增加10%,将导致企业劳动收入份额下降0.020%;相比于没有使用工业机器人的企业,使用工业机器人企业的劳动收入份额显著下降2.410%。^⑤显然,无论采用何种指标度量机器人应用的程度,机器人应用都将显著降低中国企业的劳动收入份额。这一结果表明,中国机器人应用对企业劳动收入份额的影响仍以负向影

① 详细的数据处理过程参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

② 具体的劳动收入份额变化趋势参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

③ 具体的机器人应用趋势参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

④ 详细的描述性统计结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

⑤ 考虑到工业机器人的大小和用途可能存在差异,采用机器人进口金额能够更好地反映企业的自动化水平。因此,接下来主要以机器人进口金额作为核心解释变量。

响为主。考虑到机器人应用对劳动收入份额的影响主要可分为对生产工人的负向影响和非生产工人的正向影响,本文的结果也意味着,现阶段工业机器人的应用对生产工人劳动收入份额的影响超过了自动化引致的“岗位创造效应”。一方面,自动化创造新任务和新工作岗位需要很长时间;另一方面,当前中国工业机器人应用尚处在初级阶段,对新产业的带动作用有限,因此,短期内机器人应用的替代效应会超过这一积极影响。^①

表1 基准回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>
<i>lnrbtq</i>	-0.0075*** (0.0024)	-0.0086*** (0.0024)				
<i>lnrbtp</i>			-0.0018*** (0.0004)	-0.0020*** (0.0004)		
<i>robotdum</i>					-0.0225*** (0.0044)	-0.0241*** (0.0043)
控制变量	否	是	否	是	否	是
观测值	1939508	1920141	1939508	1920141	1939508	1920141
R ²	0.5779	0.5897	0.5779	0.5897	0.5779	0.5897

注:括号内为企业层面聚类的稳健标准误,***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平,回归纳入企业、年份、行业一年份固定效应。以下各表同。

2. 工具变量回归结果

尽管上述结果较为稳健,但是基准模型的设定仍可能因遗漏变量和双向因果关系而存在内生性问题,导致估计系数出现偏误,本文采取工具变量法进行处理。由于本文是研究企业机器人应用对其劳动收入份额的影响,而寻找企业层面同时满足相关性和外生性要求的工具变量并不容易。借鉴Lewbel(2012)的研究,通过异方差构建工具变量,其基本思路为:

$$Y_1 = Y_2\beta + X'\gamma + \varepsilon_1, \quad \varepsilon_1 = cU + V_1 \tag{22}$$

$$Y_2 = X'\alpha + \varepsilon_2, \quad \varepsilon_2 = U + V_2 \tag{23}$$

其中, Y_1 为企业劳动收入份额; Y_2 为机器人应用的代理变量; X 为一系列控制变量的集合; $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 为误差项; U 为不可观测因素; V_1, V_2 为异质性误差。Lewbel(2012)提出,在没有合适的传统工具变量或存在弱工具变量问题的情况下,可以利用一组可观测的外生变量 Z ,通过构造 $[Z - E(Z)]\varepsilon_2$ 作为工具变量。其中, Z 可部分或全部来源于 X ,本文在此假定 Z 来源于 X 中企业层面和地区层面的全部变量。基于异方差的识别方法突破了传统工具变量估计必须满足排他性约束条件(Exclusion Restriction)的限制。具体来说,该方法主要利用 ε_2 的异方差中所包含的信息来构造 Y_2 的有效工具变量。

估计的具体步骤如下:第一步,对式(23)进行OLS线性回归,得到残差项 ε_2 的估计值;第二步,构造工具变量 $[Z - E(Z)]\varepsilon_2$,并采用两阶段最小二乘法(2SLS)估计式(22),结果如表2所示,第

① 本文的模型设定不可避免地存在违背稳定个体干预假说(SUTVA)的问题。本文采用了以下一系列方法解决该问题:分别计算行业、城市层面聚类稳健标准误;将企业层面机器人数据分类加总到行业一年份以及城市一年份层面作为核心解释变量;将企业样本汇总到行业及地区层面,分别构造行业面板以及地区面板数据进行估计;在基准模型中加入行业内其他企业人均机器人使用数量、城市内其他企业人均机器人使用数量。在不同的检验方法下,本文的核心结论依然成立。感谢匿名评审专家的建议。

(1)、(2)列核心解释变量分别为进口机器人金额及进口机器人数量。^①可以看到,核心变量企业机器人应用的估计系数显著为负,弱工具变量和工具变量可识别检验的结果也保证了工具变量的有效性。这说明在借助工具变量法重新对基准模型进行估计后,本文的研究结论依然稳健。

表 2 工具变量估计结果

	(1)	(2)
	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>
<i>lnrbtq</i>	-0.0070*** (0.0024)	
<i>lnrbtp</i>		-0.0018*** (0.0004)
控制变量	是	是
观测值	1920141	1920141
K-P LM(P-value)	0.0000	0.0000
C-D Wald F	353.8980	854.8440

3. 稳健性检验

为使本文的基本结论更为可信,本文还从以下五个方面进行一系列稳健性检验:①替换被解释变量和核心解释变量。福利费作为劳动报酬的重要组成部分^②,忽略这一变量可能会带来测量误差,本文借鉴张明昂等(2021)的做法,采用收入法计算2000—2007年的企业劳动收入份额作为被解释变量。为了消除规模的影响,本文还借鉴 Bonfiglioli et al.(2020)的做法,使用机器人密度(机器人价值与固定资产的比值)的对数值(*lnrobot_density*)作为核心解释变量。②控制其他投入品的影响。为了排除其他资本品和中间品进口对企业劳动收入份额的影响,本文借鉴 Mazol(2015)的做法,将除机器人以外的其他资本品进口以及中间品进口纳入基准模型。③替换工具变量。借鉴诸竹君等(2022)的做法,利用城市最低工资标准和企业基期的劳动力结构构建企业层面的合成工具变量,同时也借鉴李磊等(2021)的做法,使用上一年度行业进口强度(四位码行业内进口机器人企业占行业企业总数的比值)作为工具变量。④删减样本,包括排除国产机器人的影响、排除测量误差、保留平衡面板、排除机器人贸易中介企业等做法。⑤排除其他外生冲击的影响。由于样本期间其他事件的外生冲击也可能会对本文的结果产生干扰,因而需要尽可能排除相关事件的影响,考虑的外生冲击包括金融危机、《中华人民共和国劳动合同法》、外资进入、国有企业改革、高校扩招以及加入世界贸易组织。上述检验的结果显示,本文的核心结论依然成立。^③

六、进一步讨论

1. 机制检验

上述分析表明工业机器人应用会显著降低劳动收入份额,那么,进一步的问题是,机器人会通

① 该方法下第一阶段为线性估计,不适用于因变量为0—1二元变量的特殊情况,因此本文没有报告采用“是否进口工业机器人虚拟变量”作为核心解释变量的工具变量估计结果。

② 由于中国工业企业数据库在2007年以后不再提供福利费数据,因此本文的劳动收入份额计算并不包含这一变量。

③ 相关的稳健性检验方法及结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

过何种渠道降低劳动收入份额。本文从“资本—劳动的替代效应”“工资率和生产率效应”两个方面分别探究,同时间接考察机器人应用引致的“岗位创造效应”。

(1)资本—劳动的替代效应。为了识别这一机制,本文借鉴张明昂等(2021)的做法,从以下两个方面进行检验:①由于“资本—劳动的替代效应”,机器人等相关资本设备的增加会降低企业对低技能劳动力的需求,进而提高企业的资本—劳动比。为了验证这一渠道,本文通过匹配2004年中国经济普查数据与中国工业企业数据库,探讨企业机器人应用对低技能劳动力就业规模、低技能劳动力就业份额的影响^①,结果见表3第(1)、(2)列。可以看出,企业机器人应用显著降低了低技能劳动力就业规模和就业份额,造成资本对低技能劳动力的替代。②本文进一步研究企业机器人应用对人均资本存量的影响。表3第(3)列的结果显示,机器人应用会显著提高企业的人均资本存量^②,使企业在生产过程中投入更多的资本要素而非劳动要素,导致资本对劳动的替代。

表3 资本—劳动的替代效应渠道

	(1)	(2)	(3)
	低技能就业规模	低技能就业份额	人均资本
<i>lnrbtp</i>	-0.0308*** (0.0063)	-0.0090*** (0.0012)	0.0108*** (0.0011)
控制变量	是	是	是
观测值	217656	230833	1926447
R ²	0.6883	0.1736	0.8344

注:第(1)、(2)列为截面数据,仅纳入行业固定效应,第(3)列纳入企业、年份、行业一年份固定效应。

(2)工资率效应和生产率效应。机器人应用不仅会对劳动力收入产生影响,还会提高企业产出水平,但如果这部分增加的收入不能被劳动与资本均等分配,那么企业的劳动收入份额会进一步下降。因此,本文从要素收入分配的角度来探讨机器人对劳动收入份额的影响机制。这里通过分解劳动收入份额来考察机器人的收入分配效应:

$$LS = \frac{\text{劳动报酬}}{\text{企业增加值}} = \frac{WL}{Y} = \frac{W}{Y/L} = \frac{\text{工资率}}{\text{劳动生产率}} \quad (24)$$

可以看出,机器人对劳动收入份额的影响取决于平均工资与劳动生产率增幅的大小,当工资率的增幅超过劳动生产率的增幅时,机器人应用会提高劳动收入份额;反之,机器人应用会降低劳动收入份额。因此,本文进一步从工资率效应和劳动生产率效应探讨机器人对劳动收入份额的影响机制。表4展示了机器人应用对平均工资和劳动生产率影响的估计结果,其中,平均工资用企业应付工资总额与员工总数的比值并取对数表示;劳动生产率用企业增加值与员工总数的比值并取对数表示。结果显示,机器人进口金额每提升10%,劳动生产率上升0.053个百分点,但对工资率并无显著影响,表明机器人应用促进了劳动生产率更为明显的增长,而对工资率的提升十分有限,同时也说明机器人具有明显的资本偏向性特点,其为企业带来的报酬更多地分配给了资本方,而劳动在收入分配中则处于劣势地位,从而导致企业整体劳动收入份额下降。

① 低技能劳动力指企业员工中初中及以下学历的劳动力。
② 人均资本存量用企业固定资产与员工总数量的比值并取对数度量。

表4 工资率效应和劳动生产率效应

	(1)	(2)	(3)	(4)
	平均工资	劳动生产率	平均工资	劳动生产率
<i>lnrbtp</i>	-0.0022 (0.0014)	0.0040** (0.0016)	-0.0016 (0.0014)	0.0053*** (0.0015)
控制变量	否	否	是	是
观测值	2246146	1929198	2123052	1910144
R ²	0.5885	0.6553	0.6000	0.6753

(3)创造效应的间接估计。由于非生产工人的劳动收入与机器人应用正相关,若机器人应用带来的岗位创造效应较大,那么因机器人产生的收入将会更多地向劳动方倾斜,从而提升企业整体的劳动收入份额,但本文并未发现机器人对工资率有显著影响,这也从侧面反映出目前的岗位创造效应还是较小。为了进一步探究机器人的岗位创造效应对劳动收入份额的影响,本文也通过间接检验的方式对这一效应进行了考察。借鉴李磊等(2021)的做法,通过构造机器人与平均工资的交互项来间接地考察机器人带来的“岗位创造效应”。如果交互项系数显著为正,则表明企业的平均工资水平越高,机器人提升劳动收入份额的效应就越大。回归结果如表5第(1)、(2)列所示,无论是否加入控制变量,交互项的系数均显著为正。这说明,机器人提升劳动收入份额的效应随着企业平均工资的上涨而增强。此外,本文进一步探讨了机器人应用的岗位创造效应对劳动密集型生产技术的敏感性。^①表5第(3)、(4)列结果显示,交互项的系数在劳动密集型行业并不显著,而在非劳动密集型行业显著为正。这表明,机器人的岗位创造效应只存在于非劳动密集型行业,在劳动密集型行业并不明显。

表5 创造效应的间接估计

	全部样本		劳动密集型行业	非劳动密集型行业
	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>
<i>lnrbtp</i> × <i>lnwage</i>	0.0013** (0.0005)	0.0009* (0.0005)	0.0014 (0.0013)	0.0009* (0.0006)
<i>lnrbtp</i>	-0.0059*** (0.0018)	-0.0050*** (0.0017)	-0.0076* (0.0041)	-0.0045** (0.0019)
<i>lnwage</i>	0.0618*** (0.0003)	0.0683*** (0.0003)	0.0750*** (0.0005)	0.0627*** (0.0005)
控制变量	否	是	是	是
观测值	1926292	1907634	1016090	823316
R ²	0.6006	0.6163	0.6340	0.6013

2. 异质性分析

(1)按劳动密集度分组。考虑到机器人对劳动力具有替代效应(Acemoglu and Restrepo, 2019),

^① 本文以行业劳动密集度(用员工人数与总资产的比值衡量)的中位数为标准,将样本划分为劳动密集型行业和非劳动密集型行业。

尤其是对于劳动密集度较高的行业,替代效应更为明显,最终可能造成该类行业劳动收入份额更大幅度地下降。因此,本文将样本按行业劳动密集度(行业就业人数与行业总资产的比值)的25%和75%分位点进行分组后再估计比较。表6结果显示,劳动密集度越高,机器人应用带来的劳动收入份额下降幅度越大。近年来,中国人口红利的优势正逐步下降,一些传统的劳动密集型行业正面临劳动力成本上升等突出问题,促使企业使用机器人替代劳动力,进而使劳动密集型行业的劳动收入份额下降幅度更大。

表6 按劳动密集度分组

	劳动密集度<25%	25%≤劳动密集度≤75%	劳动密集度>75%
	(1)	(2)	(3)
	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>
<i>lnrbtp</i>	-0.0004 (0.0007)	-0.0020*** (0.0005)	-0.0053** (0.0021)
控制变量	是	是	是
观测值	269997	1181036	419695
R ²	0.5706	0.5743	0.6106

(2)按具体行业分组。由于不同行业工业机器人的普及程度不同,其对劳动力需求和要素收入分配的冲击也存在差异。为了更加细致地剖析机器人应用对劳动收入份额的影响,本文按二位码行业分样本进行估计^①,在食品制造业、印刷和记录媒介复制业等劳动密集型行业,机器人应用带来的劳动收入份额下降幅度更为明显,而只有在部分资本密集型行业机器人应用才会降低劳动收入份额。此外,在大部分行业,机器人应用是导致劳动收入份额下降的重要原因,但在少数行业并非如此。例如,在纺织服装、鞋、帽制造业中,机器人应用反而会提升劳动收入份额。

(3)按地理位置分组。相较于沿海地区,内陆地区的市场化程度较低,这些地区的政府为实现经济增长、促进就业的从政目标,更有可能干预企业的决策行为,因而机器人应用对劳动力市场的冲击主要集中在市场化程度更高的沿海地区(孔高文等,2020)。沿海地区的人力资本与机器人匹配效率更高,能更有效地提升企业的生产率水平,从而更大程度地影响企业的劳动收入份额。基于此,本文按地理位置将样本划分为沿海地区和内陆地区两组,分组回归结果如表7第(1)、(2)列所示,在沿海地区的样本中,核心解释变量的估计系数显著为负,而在内陆地区的样本中,估计系数虽然为负但并不显著。这表明机器人应用对沿海地区企业劳动收入份额的影响更为明显。

(4)按企业所有制性质分组。相对而言,民营企业 and 外资企业的劳动力流动性较强,企业使用机器人可以有效地替代一部分劳动力,从而使得劳动收入份额下降。而国有企业由于自身的特殊性,其经济目标并不完全追求利润最大化,可能还承担“稳就业”的责任,即使使用机器人也可能无法替代劳动力,从而不会造成工人的流失。因此,本文预期机器人应用对劳动收入份额的影响只会出现在劳动力流动性较强的民营企业 and 外资企业。本文借鉴 Hsieh and Song(2015)的做法,先通过企业的登记注册类型和控股情况,将登记类型为国有企业和国有绝对控股企业定义为国有企业,再通过计算2000—2013年样本期间内企业的资本组成结构,将国有资本占比超过50%的定义为国有

① 按具体行业分组的估计结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

企业,其他则为非国有企业。表7第(3)、(4)列分别报告了以国有企业和非国有企业为子样本的估计结果。从中可以看出,机器人应用对劳动收入份额的影响主要集中在民营企业 and 外资企业,而国有企业使用机器人并不会导致劳动收入份额下降。

表7 按地理位置和企业所有制分组

	内陆地区	沿海地区	非国有企业	国有企业
	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>
<i>lnrbtp</i>	-0.0005 (0.0011)	-0.0021*** (0.0004)	-0.0020*** (0.0004)	-0.0012 (0.0016)
控制变量	是	是	是	是
观测值	487481	1432650	1797314	110624
R ²	0.5652	0.5976	0.5921	0.5573

3. 机器人大规模应用背景下提升劳动收入份额的路径

以上研究表明,机器人应用会降低企业劳动收入份额,那么,在自动化浪潮下,如何稳定劳动收入在国民收入中所占比重,以促进共同富裕?本文提供两条可行路径并逐一进行检验。

(1)地区劳动力市场分割程度。本文的理论分析表明,机器人在替代一部分生产工人的同时,会创造出的一部分适合非生产工人的岗位,这也是劳动收入份额上升的主要来源。但在劳动力市场分割严重的地区,劳动力流动存在较大阻碍,因而可能造成该地区内企业使用机器人的同时,一些中、高技能的劳动力无法流入到这些企业中,从而导致劳动收入份额增长较为缓慢。为了检验劳动力流动程度的提高是否会在机器人应用过程中提升劳动收入份额,本文借鉴王宋涛等(2017)的做法,使用城市的工资基尼系数作为地区劳动力市场分割的代理变量,为便于进行解释,这里用“1-城市工资基尼系数”表示地区劳动力市场分割程度,该指标数值越大,说明地区劳动力市场分割程度越小、劳动力流动程度越高。进一步地,本文在基准模型中通过加入机器人与地区劳动力市场分割程度的交互项来考察这一路径,结果如表8第(1)、(2)列所示。从中可以看出,交互项系数显著为正,说明在劳动力市场分割程度越小、劳动力流动程度越高的城市,使用机器人的企业能够吸纳更多的中、高技能的劳动力进入,从而进一步提升劳动收入份额。

(2)劳动者议价能力。本文的分析表明,机器人应用导致劳动收入份额下降的重要原因在于机器人替代了一部分低技能劳动力以及企业增加值在劳动与资本之间的不公平分配。因此,如果要抑制劳动收入份额下降或进一步提升劳动收入份额,关键在于劳动者与资本所有者相对议价能力的提升。一方面,在面对机器人应用的冲击时,劳动者议价能力的提升能够保护劳动者不会被轻易替代,迫使企业家对这部分劳动力重新培训以适应自动化生产;另一方面,随着议价能力的提升,劳动者能够在企业总剩余的分配中获取更多利益。鉴于此,本文借鉴文雁兵和陆雪琴(2018)的做法,将企业工会经费投入作为劳动者议价能力的代理变量,并构造与机器人应用的交互项,最后将该交互项与劳动者议价能力的单独项一并加入基准模型中进行估计,估计结果见表8第(3)、(4)列。结果显示,机器人应用与劳动者议价能力交互项的系数显著为正,这表明企业劳动者议价能力的提升,能够有效缓解机器人应用对劳动收入份额的负面作用,这与本文的理论预期相一致。

表 8 机器人大规模应用背景下提升劳动收入份额的路径

	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>	<i>laborshare</i>
<i>lnrbtp</i> × <i>segm</i>	0.0165*** (0.0024)	0.0150*** (0.0024)		
<i>lnrbtp</i> × <i>lnunionfee</i>			0.0009** (0.0004)	0.0009*** (0.0004)
<i>lnrbtp</i>	-0.0080*** (0.0010)	-0.0076*** (0.0010)	-0.0062*** (0.0016)	-0.0060*** (0.0016)
<i>segm</i>	0.0219*** (0.0036)	0.0595*** (0.0035)		
<i>lnunionfee</i>			-0.0063*** (0.0003)	-0.0011*** (0.0003)
控制变量	否	是	否	是
观测值	1916766	1898204	250271	241673
R ²	0.6790	0.6884	0.7609	0.7775

七、结论与启示

提高劳动者收入报酬,是促进共同富裕的重要举措。然而,随着自动化技术尤其是工业机器人 的大规模应用,国内劳动力市场受到的冲击日益剧烈(王永钦和董雯,2020)。机器人应用可能 导致的劳动收入份额变动以及收入差距等问题引起了社会各界的广泛关注。为了全面考察机器 人应用对企业劳动收入份额的影响,本文分别从理论和实证两个层面进行了深入探讨。在理论层 面,本文在 Acemoglu and Restrepo(2018)、Bonfiglioli et al.(2020)的研究框架下构建理论模型,探讨 了企业提高自动化水平对劳动收入份额的影响。在实证层面,本文采用 2000—2013 年中国工业 企业数据库和中国海关数据库的匹配数据考察了机器人对劳动收入份额的影响,并检验了其作用 渠道。研究发现:①工业机器人使用导致劳动收入份额下降,在考虑测量误差、遗漏变量、外生性 政策冲击以及内生性等问题后,这一基本结论依然稳健成立。②分样本看,机器人应用对劳动收 入份额的影响存在显著的异质性:机器人应用诱发劳动收入份额下降的效应主要集中在食品、印 刷等劳动密集型行业,且劳动密集度越高,收入份额下降效应越大。在企业所有制和地区层面,机 器人应用对劳动力流动更强的非国有企业以及市场化程度更高的沿海地区企业的劳动收入份额 影响更为显著。③从影响机制看,机器人应用不仅替代了执行常规任务的低技能劳动者,降低了 企业的低技能劳动力需求,而且还会通过大幅提升资本收入分配优势等机制挤占劳动收入在国民 收入中的比重。④在机器换人浪潮下,降低各地区劳动力市场分割程度、提升劳动者议价能力有 助于缓解机器人应用对劳动收入份额的负面效应。

本文的研究为理解机器人应用对中国企业层面劳动收入份额的影响提供了经验证据,对于更 好地稳定和提升劳动者报酬、推进共同富裕具有重要的政策启示:

(1)建立完善的劳动力技能培训制度,加大对劳动者的在职教育和职业技能培训力度,积极推 动劳动者再就业。鼓励企业开展针对新技能的岗前培训,提高劳动力技能水平,以适应机器人创造 的新岗位的需求,使之更好地与机器人形成优势互补,减缓因机器人应用带来的失业冲击,稳定和 提升劳动者收入。本文研究表明,企业使用机器人会通过资本替代低技能劳动力,提高生产率等途 径增加资本收入份额,挤占劳动收入比重,从而造成劳动收入份额下降,尤其是对劳动密集型行业 的冲击更大。因此,政策制定者及企业管理者应着重关注劳动密集型行业中的低技能劳动者,强化

对这部分劳动力的技能培训以及技能赋能。

(2)构建公共部门和私营机构协作的技能转型生态体系。鼓励企业探索新的校企合作模式,通过设立联合实验室、轮岗项目、参与改进课程设计等方式,促进企业更好地将新兴技术传授给劳动者,推动劳动者技能更快地匹配最新的自动化技术。设立专项基金,用于支持建立公私合营的技能转型平台,鼓励高校、科研院所与企业设立联合技能培训平台,打造面向新兴技术的产教融合基地。通过扩大公共部门与私营机构在劳动力技能发展、技能转型领域的合作,弥补劳动者技能与技术、雇主需求之间的缺口。

(3)建立更加完善的普惠性社会保障体系,为失业工人提供更加全面和可靠的保障。本文的研究结果表明,机器人应用会替代执行常规任务的低技能劳动者,这些由于技术变革而失业的劳动力需要一定时间的过渡才能再就业,而在此期间需要得到充分的生活保障。因此,政府需要进一步完善普惠性的社会保障体系,加快推进失业保险制度改革,以减缓因技术变革而导致的摩擦性失业对低技能劳动力市场和收入分配形成的不利冲击,使被替代的劳动力从失业到再就业之间的过渡期有充分的保障,从而让更多的劳动者享受到机器人应用带来的技术红利,这对于中国在新时代实现更平衡、更高质量的发展具有重要意义。

(4)优化劳动力流动体制机制,构建和谐劳资关系,提升劳动者地位。本文研究发现,劳动力市场分割程度越低、劳动者议价能力越强,越有助于在机器人应用过程中提升劳动收入份额。因此,政府应深化劳动力市场体制机制改革,优化制度环境,破除各地区间劳动力流动壁垒,降低劳动力流动成本。同时,要加强对企业法人和管理者的培训,督促企业健全薪酬制度,加大工会经费投入,建立工会、资方和政府三方协商机制,提高劳动者谈判能力,提高劳动报酬在收入分配中的相对地位。

〔参考文献〕

- [1]白重恩,钱震杰.劳动收入份额决定因素:来自中国省际面板数据的证据[J].世界经济,2010,(12):3-27.
- [2]程虹,王华星,石大千.使用机器人会导致企业劳动收入份额下降吗[J].中国科技论坛,2021,(2):152-160.
- [3]郭凯明.人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J].管理世界,2019,(7):60-77.
- [4]黄先海,徐圣.中国劳动收入比重下降成因分析——基于劳动节约型技术进步的视角[J].经济研究,2009,(7):34-44.
- [5]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.
- [6]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,(9):104-119.
- [7]陆雪琴,田磊.企业规模分化与劳动收入份额[J].世界经济,2020,(9):27-48.
- [8]罗长远,张军.劳动收入占比下降的经济学解释——基于中国省级面板数据的分析[J].管理世界,2009,(5):25-35.
- [9]田巍,余森杰.中间品贸易自由化和企业研发:基于中国数据的经验分析[J].世界经济,2014,(6):90-112.
- [10]王宋涛,朱腾腾,燕波.制度环境、市场分割与劳动收入份额——理论分析与基于中国工业企业的实证研究[J].南开经济研究,2017,(3):70-87.
- [11]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.
- [12]文雁兵,陆雪琴.中国劳动收入份额变动的决定机制分析——市场竞争和制度质量的双重视角[J].经济研究,2018,(9):83-98.
- [13]余玲铮,魏下海,吴春秀.机器人对劳动收入份额的影响研究——来自企业调查的微观证据[J].中国人口科学,2019,(4):114-125.
- [14]余森杰,梁中华.贸易自由化与中国劳动收入份额——基于制造业贸易企业数据的实证分析[J].管理世界,2014,(7):22-31.

- [15]张莉,李捷瑜,徐现祥. 国际贸易、偏向型技术进步与要素收入分配[J]. 经济学(季刊), 2012,(2):409-428.
- [16]张明昂,施新政,纪珽. 人力资本积累与劳动收入份额:来自中国大学扩招的证据[J]. 世界经济, 2021,(2):23-47.
- [17]周明海,郑天翔,王秋实. 工业机器人应用的要素收入分配效应[J]. 浙江社会科学, 2021,(6):40-50.
- [18]诸竹君,袁逸铭,焦嘉嘉. 工业自动化与制造业创新行为[J]. 中国工业经济, 2022,(7):84-102.
- [19]Acemoglu, D. Labor- and Capital-Augmenting Technical Change[J]. *Journal of the European Economic Association*, 2003,1(1):1-37.
- [20]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.
- [21]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019,33(2):3-30.
- [22]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from U.S. Labor Markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020,128(6):2188-2244.
- [23]Acemoglu, D., C. Lelarge, and P. Restrepo. Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2020,110:383-388.
- [24]Acemoglu, D., H. R. A. Koster, and C. Ozgen. Robots and Workers: Evidence from the Netherlands[R]. NBER Working Paper, 2023.
- [25]Akerman, A., I. Gaarder, and M. Mogstad. The Skill Complementarity of Broadband Internet[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2015,130(4):1781-1824.
- [26]Autor, D., and A. Salomons. Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share[R]. NBER Working Paper, 2018.
- [27]Bentolila, S., and G. Saint-Paul. Explaining Movements in the Labor Share[J]. *Contributions in Macroeconomics*, 2003,3(1):1103.
- [28]Blanchard, O., and F. Giavazzi. Macroeconomic Effects of Regulation and Deregulation in Goods and Labor Markets[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2003,118(3):879-907.
- [29]Bonfiglioli, A., R. Crinò, H. Fadinger, and G. Gancia. Robot Imports and Firm-Level Outcomes[R]. CEPR Working Paper, 2020.
- [30]Brynjolfsson, E., A. McAfee, and M. Spence. New World Order: Labor, Capital, and Ideas in the Power Law Economy[J]. *Foreign Affairs*, 2014,93(4):44-53.
- [31]DeCanio, S. J. Robots and Humans-Complements or Substitutes[J]. *Journal of Macroeconomics*, 2016,49:280-291.
- [32]Dinlersoz, E., and Z. Wolf. Automation, Labor Share, and Productivity: Plant-Level Evidence from U.S. Manufacturing[R]. U.S. Census Bureau, Center for Economic Studies Working Paper, 2018.
- [33]Fan, H., Y. Hu, and L. Tang. Labor Costs and the Adoption of Robots in China[J]. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2021, 186: 608-631.
- [34]Graetz, G., and G. Michaels. Robots at Work[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2018,100(5):753-768.
- [35]Harrison, A. Has Globalization Eroded Labor's Share? Some Cross-Country Evidence[R]. MPRA Working Paper, 2005.
- [36]Hsich, C. T., and Z. M. Song. Grasp the Large, Let Go of the Small: The Transformation of the State Sector in China[R]. NBER Working Paper, 2015.
- [37]Karabarbounis, L., and B. Neiman. The Global Decline of the Labor Share[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2014, 129(1):61-103.
- [38]Lewbel, A. Using Heteroscedasticity to Identify and Estimate Mismeasured and Endogenous Regressor Models[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2012,30(1):67-80.
- [39]Mazol, A. Exchange Rate, Imports of Intermediate and Capital Goods and GDP Growth in Belarus[R]. BERO Working Paper, 2015.

Industrial Robot and Labor Income Share——Evidence from China's Industrial Enterprises

HE Xiao-gang¹, ZHU Guo-yue², FENG Da-wei¹

(1. Institute of Industrial Economics, JUFEE;

2. Institute of Industrial Economics, Jinan University)

Abstract: The increasing adoption of automation technologies such as robots in China has significantly impacted the labor market, with the improvement of labor income share being crucial for promoting fair income distribution and common prosperity. While some scholars have focused on the impact of robot applications on income distribution, the effect of large-scale robot applications on labor income share in China has not been extensively studied.

This study uses matched data of China Industrial Enterprise Database and Customs Database from 2000 to 2013 to verify that the application of industrial robots reduces the labor income share of enterprises. The mechanism test shows that industrial robot applications mainly reduce firms' labor income share by replacing low-skilled labor performing routine tasks, thus contributing to an unequal distribution of firms' value added between labor and capital. Moreover, the current substitution effect from industrial robot applications exceeds the creation effect, thus constraining the increase in labor income share. Further analysis reveals that the negative effects of industrial robot applications on labor income share are mainly found in labor-intensive industries, non-state-owned enterprises, and enterprises in coastal areas.

This study suggests that policymakers should pay more attention to the impact of industrial robots, artificial intelligence, and other automation technologies on the labor market. To mitigate the adverse impact of frictional unemployment caused by technological change on the low-skilled labor market and income distribution, policymakers should increase on-the-job education and vocational skills training for the labor force, establish a sound skills training system, and promote the formation of complementary advantages between the labor force and robots. It is also necessary to improve the inclusive social security system and accelerate the reform of the unemployment insurance system. Finally, policymakers should build an ecosystem of skills transformation through collaboration between the public and private sectors, bridging the gap between labor skills and technology and employers' demand by expanding cooperation between the public and private sectors in the areas of labor skills development and skills transformation. This study finds that the negative impact of industrial robot applications on labor income share is more significant in China than in developed countries, highlighting the need for greater attention to the impact of robots on the labor market. By analyzing the impact of industrial robot applications on labor income share and its mechanism theoretically and empirically, this study expands existing literature on the determinants of labor income share from the perspective of new technological advances. This study provides policy references and practical support for better stabilizing and enhancing labor compensation and promoting common prosperity based on firm-level analysis in China.

Keywords: labor income share; robot; substitution effect; wage rate effect; productivity effect

JEL Classification: F16 J21 L60

[责任编辑:李鹏]