

工业机器人应用的要素收入分配效应

周明海 郑天翔 王秋实¹

【摘要】 本文利用我国工业部门 2009~2018 年的省级面板数据，考察工业机器人应用对要素收入分配的影响。研究发现，工业机器人应用显著降低劳动要素在工业增加值中的分配比例。通过分解劳动收入份额的构成要素，本文分析了工业机器人应用对要素收入分配的影响路径。研究发现，工业机器人应用具有显著的就业替代效应和较弱的工资提升作用，且并未明显提升生产效率。无论是直接影响还是路径分析，研究均支持“机器换人”政策初显成效的结论。然而，“机器换人”在我国的应用是否体现资本偏向性，是否会对劳动工资产生负向冲击从而进一步恶化要素收入分配，仍然需要更长的观察时间加以论证。

【关键词】 工业机器人 劳动收入份额 机器换人 政策评估

一、引言

近十多年来，以工业机器人为代表的新兴技术革命席卷全球。2018 年，工业机器人全球销售量达到 42.2 万台，且工业机器人销量之冠并不在发达的美国，而在发展中的中国，后者占全球总销量的 36.7%，超出三分之一强（世界机器人报告，2019）。经过十余年发展，2018 年全球已投入使用的工业机器人累计存量接近 250 万台（244.0 万台）。国内外经济研究表明，工业机器人的广泛应用有助于抵消全球人口老龄化对经济增长的负面效应，从而避免发达国家遇到“长期停滞”的风险和发展中国家面临“未富先老”的陷阱（Acemoglu & Restrepo, 2017; 2018a; 陈秋霖等，2018）。利用新兴技术，发达经济体能够有效应对人口老龄化冲击，大幅提升经济效率，但也产生向下的工资冲击效应和与之相伴的失业问题。就应用新兴技术的短期后果看，Acemoglu&Restrepo(2019) 不仅从实证上发现工业机器人应用对美国本地劳动力市场就业和工资的负向冲击，还在理论上论证了新兴技术对可自动化任务的替代效应，解释了劳动力需求和工资水平下降的现象。

就我国而言，人口老龄化在劳动力市场的突出表现为低劳动力成本优势不复存在。由于生产要素相对稀缺性和相对价格发生变化，企业和地方经济将采用资本替代劳动的理性应对策略，即“机器换人”。2014 年以来，北京、上海、广东、江苏和浙江等东部沿海省市纷纷通过“机器换人”的方式应对快速上升的农民工工资和不断高企的劳动力成本（Cheng et al., 2019）。从全国层面看，“机器换人”政策似乎初显成效。2010 年起，我国工业机器人销售破万（1.5 万台），2018 年达到 15.4 万台，期间增长了 10 倍（世界机器人报告，2019）。相应的，我国工业城镇就业人数从 2014 年最高的 9479.2 万人下降至 2018 年的 8533.9 万人，累计减少达 945.3 万人¹。将两者结合来看，以每万名城镇就业人员拥有的工业机器人数量衡量的机器人密度从 2010 年 7.3 台上升至 2018 年的 73.5 台，期间也增长了 10 倍。因此，“机器换人”策略在一定程度上起到扭转劳动力成本上升的目的。我国工业单位劳动力成本先从 2010 年的 12.4% 持续上升至 2014 年的 20.0%，此后再逐步下降至 2018 年的 18.1%（见图 1）²。

¹作者简介：周明海，宁波诺丁汉大学经济系副教授；（宁波 315100）郑天翔，伦敦政治经济学院硕士研究生；（伦敦 WC2A2AE）王秋实，中国信息通信研究院高级工程师。（北京 100191）

²基金项目：国家自然科学基金重点项目“新兴技术与消费需求分化冲击下的中国劳动力流动规律及其社会经济影响”（批准号：72034006）；国家自然科学基金面上项目“中国数字贸易的就业创造和就业消失效应：机理与实证”（批准号：71973125）；浙江省社科规划之江青年课题“人工智能技术对我国劳动力市场的影响”；宁波市领军和拔尖人才培养工程择优资助科研项目“人工智能技术应用的就业和分配效应”（批准号：NBLJ201802005）

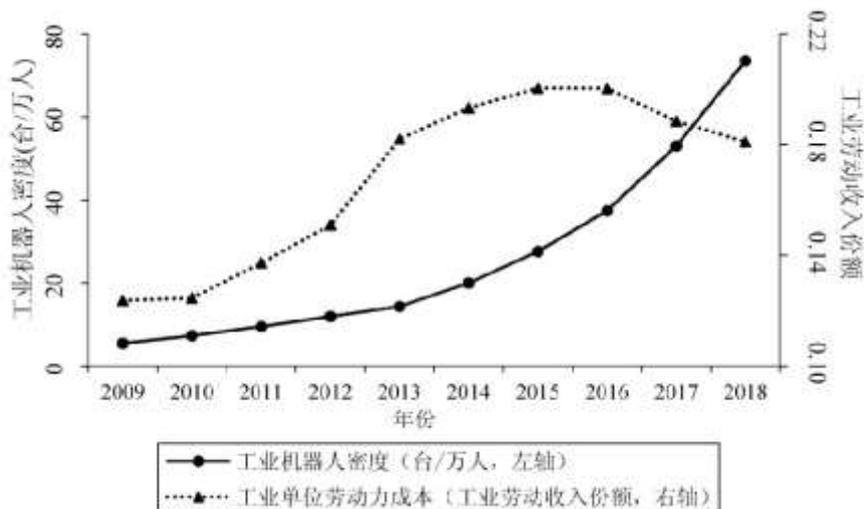


图 1 工业机器人密度和单位劳动力成本，2009~2018

数据来源：相应年份的《中国统计年鉴》、《中国区域统计年鉴》、《中国工业统计年鉴》、《中国劳动统计年鉴》、2017 年各省（直辖市、自治区）的《统计年鉴》、《2018 经济普查年鉴》和国际机器人联盟（IFR）数据。

图 1 表明，在工业机器人应用的初期阶段，劳动需求负向效应还不足以抵消劳动供给短缺对工资的拉升作用，从而未能扭转劳动力成本短期上升的趋势。一旦工业机器人广泛应用后，劳动力负向需求效应可能超过劳动供给短缺影响，从而对要素收入分配产生负向冲击。另一方面，工业机器人应用也可能通过提高企业生产效率增加企业获利能力，从而提高工人工资并增加其分享企业租金的机会。确实，我国城镇工业就业人员平均工资从 2009 年的 28650 元持续上升至 2018 年的 63869 元，名义增长超两倍（2.2 倍）。然而，就要素分配而言，若新兴技术是偏向资本的，技术进步带来的劳动生产率增长将快于工资增长，因而将降低劳动收入份额（Acemoglu & Restrepo, 2018b）。从我国数据来看，2009~2018 年平均名义劳动生产率增长为 8.2%，低于工资增长率 2.0 个百分点³。可见，两者增长率的初步比较似乎并不能表明我国机器人应用带来的技术进步具有资本偏向性。当然，全国层面的趋势性和相关性分析并不意味着工业机器人应用与要素分配之间的因果关系。因此，本文试图利用我国工业部门 2009 至 2018 年的省级面板数据，考察以工业机器人为代表的新兴技术应用对要素收入分配的影响。

二、文献综述

目前考察自动化、人工智能和机器人等新兴技术对劳动力市场的影响主要分为两类研究。第一类研究从行业、职业和工作任务是否会被新兴技术替代的角度分析特定行业和工作类型所面临的失业风险。第二类研究探讨自动化技术应用的人口结构原因及其对劳动力市场的影响后果。在两类研究基础上，我们将进一步综述新兴技术对要素收入分配的影响。

（一）新兴技术对特定行业和工作类型替代风险研究

理论上，Autor et al. (2003) 认为属于中等技能并从事常规性体力和脑力劳动者，如图书管理员、文员等，其工作更容易被机器人和人工智能替代，而需要人际互动或解决问题等进行创造性任务的就业岗位则不易被替代，后者既包括保安等低技能体力劳动者，也包括律师、科学家和高管等高技能脑力劳动者。因此，新兴技术对劳动力市场冲击依赖于劳动者技能类型差异，从而按劳动者技能分布呈“中间受损、两端受益”的工作极化现象（Goos & Manning, 2007）。不过，工作极化现象不可能一直持续下去，许多中等技能的工作仍是一系列工作任务的有机集成。因此，那些需要人际互动、适应和创造力强的中等技能工作

仍将在未来具有生命力和可持续性。

实证研究利用上述理论框架预测新兴技术对就业的冲击，各国研究结果不尽相同。Frey&Osborne(2017)估算美国702个可被自动化和机器人替代工作岗位的概率，认为美国47%的就业人口会被新兴技术替代。根据此方法，赵忠等(2018)估算结果显示，我国45%的城镇就业人口存在被新兴技术替代的风险。然而，Arntzetal(2016)通过改进Frey & Osborne的方法，用工作任务而非职业分类的方法，发现工作任务的可替代率显著减小，经合组织(OECD)国家平均可替代率为9%，其中韩国最低(6%)，奥地利最高(12%)。Oschinski & Wyonch(2017)进一步更新了不易被新兴技术替代的工作特征，认为加拿大易被自动化替代的职业仅占总就业数的1.7%。

(二) 新兴技术应用的内在动力和经济后果

就应用新兴技术的动因看，Acemoglu & Restrepo(2017;2018a)认为全球人口结构老龄化是各国采用新兴技术的理性应对策略。其理论逻辑是，人口老龄化将劳动要素变得稀缺，从而导致劳动力成本高企，为了应对高企的劳动力成本，企业自然倾向于用自动化、人工智能和机器人等新兴技术抵消老龄化的负向冲击，从而内生出自动化偏向性的新兴技术进步。他们的实证研究表明人口老龄化越严重的发达经济体越愿意采用新兴技术，这种策略完全抵消了人口老龄化和劳动力短缺带来的负面效应，使发达经济体的经济表现不降反增。

就新兴技术应用的短期后果看，Acemoglu & Restrepo(2019)不仅从实证上发现了新兴技术对美国本地劳动力市场就业和工资的负向冲击，还在理论上论证了新兴技术对可自动化任务的替代效应，解释了劳动力需求和工资水平下降的现象。不过，他们的理论还表明新兴技术也将通过生产率提升效应增加不可自动化任务的劳动力需求，同时还可能通过资本深化和现有设备更新换代，进一步提高上游产业的劳动力需求。因此，新兴技术对劳动力市场的短期就业冲击效应在理论上并不明确，而需通过实证加以判断。对于中国劳动力市场，王永钦等(2020)利用微观企业数据发现工业机器人渗透度增加1%会使得劳动力需求下降0.18%，但对工资没有显著影响。

从新兴技术应用的长期影响看，Acemoglu & Restrepo(2018b)认为未来将是一场人类与机器的赛跑。人类的工作要么被机器人和自动化完全替代，要么在新兴技术进步的同时创造出足够多的劳动密集型工种。该理论模型表明，当资本积累和偏向性技术进步内生决定时，存在两种情况：当资本相对于劳动的价格足够低时，所有人类工作都将被自动化，也就是说人类将彻底输掉这场赛跑；当资本边际回报递减时，新兴技术类和劳动密集型工作就可以齐头并进，人类能够享受自动化和机器人带来的好处。

(三) 新兴技术对要素收入分配的影响及应对

从本文关注的要素收入分配角度看，即使人类能够在长期内享受新兴技术带来的好处，由于新兴技术变革是企业根据劳资要素替代关系做出的内生选择，通常具有要素偏向性，从而在短期内使人类内部产生贫富分化、分配不均的情况(Acemoglu & Restrepo, 2018b)。如果新兴技术是资本偏向的，技术进步带来的劳动生产率增长将快于工资增长，从而降低劳动要素的收入份额。除非劳动密集型的新工作大量涌现，新兴技术带来的效率补偿效应并不能改善要素收入分配，反而会加剧劳资分配问题。只有资本密集型和劳动密集型的工作齐头并进的长期均衡中，要素分配才会最终趋于稳定。

如果新一轮的信息技术革命和过去的工业革命一样，带来短期失业和分配恶化并引发社会和政治动荡，那么政策制定者需要设计合理制度并实施有效政策让公众接受并拥抱新兴技术进步。近期两项研究均提出通过向机器人征税的方式缓解由此引发的收入分配恶化问题。这些规范性研究认为，只有设定较低的税率水平(Costinot & Werning, 2018)，或只对半自动化的机器人征税时(Guerreiro et al., 2018)，税收政策才能达到最优效果。另外，政策需要保障机器人应用过程中弱勢劳动力群体的持续性收入、就业能力和话语权，以实现平衡发展(杨伟国、邱子童, 2020)。王林辉等(2020)认为工业机器人的应用会增加

高低技术部门之间、不同产业结构地区之间的收入不平等问题，因而需要实施就业培训和失业保障政策来缓解这一问题。总之，政策层面需兼顾新兴技术带来的效率和公平、短期和长期问题，从而制定和实施合理的再分配政策，实现经济的帕累托改进。

本文将利用我国 2009~2018 年工业省级面板数据，考察以工业机器人为代表的新兴技术应用对要素收入分配的影响。我们不仅考察新兴技术对劳动收入份额三个分项的直接影响，还将分析新兴技术对劳动收入份额变动的的作用路径和机制，讨论新兴技术进步的就业替代、工资变动和效率提升的三大效应。研究发现，工业机器人应用会显著降低劳动要素在工业增加值中的分配比例。无论是对劳动收入份额各分项的直接影响还是对其变动的路径分析，我们的研究均支持“机器换人”政策初显成效的结论。从学术贡献上，本研究提供了“机器换人”对发展中国家劳动力市场作用的经验证据，重点关注了“机器换人”的要素分配后果。从政策意义上，本研究分析了“机器换人”策略在当前中国经济结构转型和高质量发展中扮演的作用，指出了权衡制造业转型升级利与弊的重要性。

三、实证方程、数据构造和描述统计

(一) 劳动收入份额的决定方程和影响路径

在跨国实证研究中，需要处理各国因劳动力市场制度差异产生的内生性问题。使用一国内部的地区面板数据使我们可以同一制度环境下分析新兴技术对要素收入分配的效应，避免因劳动力市场制度引起的内生性问题（周明海、杨胤炎，2017）。参照周明海（2014b）对我国劳动收入份额变动的理论机理和变量选择的探讨，我们构建如下实证计量方程：

$$LS_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln RI_{it} + \beta_2 \ln KY_{it} + \beta_3 OC_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中，下标 i 和 t 分别表示地区和时间， ε 表示随机误差项， β 为估计系数。被解释变量为要素收入分配指标，用工业劳动收入份额（ LS ）表示。核心解释变量为工业机器人应用指标，用工业机器人占每千名就业比例（ RI ）表示。系数 β_1 反映工业机器人应用对工业劳动收入份额的影响，预期为负。这意味着以机器人为代表的技术进步是资本偏向的，即机器人使用密度增加将降低劳动收入份额。在新古典框架下，决定劳动收入份额变动的核心因素是要素密集度，可用资本产出比的对数（ $\ln KY$ ）表示，其系数 β_2 的符号取决于劳动和资本间的替代关系。有关中国的研究并未得到统一结论，有的支持劳资间的替代关系（ $\beta_2 < 0$ ）（李稻葵等，2009；周明海，2014b），有的则支持互补关系（ $\beta_2 > 0$ ）（罗长远、张军，2009；白重恩、钱震杰，2009）。此外，我们还加入了其他控制变量（ OC ），包括出口与外资占比衡量的开放因素，国有资本占比与第二产业比重衡量的转型因素，资产负债比与资产回报率衡量的经济效率因素，以及人均产值对数衡量的经济发展因素。

以上分析是水平意义上的劳动收入份额，我们也可以对被解释变量劳动收入份额取对数，并根据劳动收入份额的定义，将其拆解为工资对数、就业人数对数、工业产值对数三项，从而探究工业机器人应用对劳动收入份额三个分项的直接影响。

进一步，我们还可用一阶差分方程的形式考察劳动收入份额变动并探讨各影响因素变化对其影响。这不仅有助于剔除不随时间变化的地区差异影响，还有助于探讨各变量影响劳动收入份额变动的路径和机制。因此，我们将式（1）转换成如下差分方程：

$$\Delta LS_{it} = \beta_1 \Delta \ln RI_{it} + \beta_2 \Delta \ln KY_{it} + \beta_3 \Delta OC_{it} + \eta_{it} \quad (2)$$

从定义看，工业劳动收入份额为工资总额与增加值的比值，其中分母工资总额是平均工资和就业人数的乘积。因此，劳动收入份额的变动可以分解为三个分项：就业数量的变动、平均工资的变动以及增加值的变动（周明海，2014b）。也就是说，我们可将式（2）中的被解释变量替换为式（3）中右手边的三个分项：

$$\Delta_t LS = \Delta_t \frac{WL}{Y} = \left(\frac{W}{Y}\right)_{t-1} \Delta_t L + \left(\frac{L}{Y}\right)_{t-1} \Delta_t W - LS_{t-1} \left(\frac{1}{Y}\right)_{t-1} \Delta_t Y \quad (3)$$

其中， Δ 为期末 t_1 与期初 t_0 的差分，由于样本限制，我们取前后两年的差值； W 为平均工资， L 为就业人数， Y 为工业增加值。结合式（2）和（3），我们可以进一步考察新兴技术作用的三条路径，即就业替代效应、工资变动效应和效率提升效应，同时分析各分项效应与综合效应之间的关系。

（二）工业机器人省级面板数据的构造

本文核心解释变量工业机器人的数据来自国际机器人联盟（后文简称 IFR），该数据集从 2007 年开始提供较为详细的我国分行业机器人安装数据。然而，上述实证方程要求我们从地区层面考察机器人的收入分配效应。利用 Bartik (1991) 方法并结合各地区工业分行业相关信息，我们将全国层面的工业分行业数据转换成省级面板数据，具体公式为：

$$R_{it} = \sum_j R_{jt} \times w_{ij,2007} \quad (4)$$

其中， R_{jt} 是 j 行业在 t 时期的机器人数量； $w_{ij,2007}$ 是将行业层面信息分配至地区层面的权重，表示为在 2007 年期初时期 i 地区 j 行业在全国行业中的重要性⁴。我们分别运用各年《中国工业统计年鉴》、2017 年各省（直辖市、自治区）的《统计年鉴》和《2018 年中国经济普查年鉴》中工业资产总计、销售产值和平均用工人数三个指标计算⁵。因此， R_{it} 为转换后的省级面板数据，表示 i 地区在 t 时期的机器人数量，将其与城镇工业就业人数相比，即为式（1）中的 RI_{it} 。

原则上，上述构造方式与陈秋霖等（2018）的处理相同。在具体处理上，我们做了三方面的改进：一是关注工业部门而非整体经济，这是因为机器人目前主要应用于工业制造业，因而其就业和分配效应也主要体现在工业部门⁶；二是利用两位数工业细分行业而非中大类行业分类信息，减少了转换过程中的信息损耗，使构造的地区面板数据更准确可靠；三是分别利用工业销售产值、资产总计和平均用工人数三个经济指标作为权重并进行比较核对，进一步保证地区面板数据的可靠性。

表 1 显示了我国 2009~2018 年东、中、西三大区域的工业机器人安装密度及其时间变化。表 1 的描述性统计要反映工业机器人应用的实际情况，因此与式（4）的设定不同，这里的分配权重是随时间变化的。考虑到机器人应用的滞后性和数据可得性等因素，我们用滞后三期的权重对全国分行业数据进行分配。从区域分布看，机器人安装密度由东至西呈降序梯度排序，且三个权重的结果较为一致和接近，表明我们构造的省级面板数据具有较高的可靠性。平均来看，东部地区的机器人密度要比西部地区高出 2~3 个点，中部地区则比东部地区略低。东部地区的前两位分别是直辖市北京和上海，中部地区的前两位是吉林和湖北，而西部地区则是重庆和广西，相对符合预期。从时间趋势看，三大区域的机器人密度均显著提升，从前五年期间的每万人 2~5 台上升到后五年的 16~22 台。同时，2013 年前后三大区域的梯度排序保持不变，各区域的前两位省、市排名也未发生明显变动。

（三）其他变量的数据说明及整体描述性统计

被解释变量劳动收入份额（LS）是从劳动要素角度衡量收入分配状况，其度量通常用收入法国内生产总值（后文简称 GDP）相关分项计算而得，具体可定义为劳动者报酬与 GDP 的比值（周明海，2014a）。然而，我国统计系统并未提供工业行业收入法的分省核算，我们利用以下公式构造工业劳动收入份额的省级面板数据：

$$LS_{it} = \frac{\sum_k \sum_j w_{ikt}^j \times L_{ikt}^j}{Y_{it}} \quad (5)$$

其中， L_{ikt}^j 为采矿业、制造业与电力、热力、燃气及水生产和供应业三大行业（ $k=1, 2, 3$ ）中城镇单位与城镇私营和个体两类（ $j=1, 2$ ）企业的就业人员，将其与三大行业和两类企业的平均工资 w_{ikt}^j 相乘并累加，获得城镇工业部门在地区 i 时间 t 的工资总额，再将其除以对应的工业增加值（ Y_{it} ），得到相应的城镇工业部门的劳动收入份额（ LS_{it} ）省级面板数据。类似的，我们可以根据上述思路分别计算城镇单位和城镇私营的劳动收入份额 LS_{it}^1 和 LS_{it}^2 。由于国家统计局并未提供城镇单位和私营分开的增加值，我们按两类企业就业比例作为权重进行计算，分别为城镇总就业人数与两类企业就业人数的比值。

表 1 机器人安装密度及区域和时间差异

区域和省份	2009-2018			2009-2013	2014-2018
	按资产加权	按产值加权	按用工加权	按资产加权	
东部平均	12.84	12.80	11.74	4.39	21.28
#北京	35.97	28.87	15.92	15.92	65.33
#上海	35.53	28.30	18.95	18.95	61.71
中部平均	11.38	11.62	11.10	3.02	19.74
#吉林	29.92	34.99	20.23	7.27	52.57
#湖北	21.43	18.67	18.90	5.95	36.91
西部平均	9.677	9.45	9.67	2.66	16.69
#重庆	22.03	24.83	24.72	6.00	38.06
#广西	13.86	17.12	15.06	3.66	24.06

数据来源：同图 1。东部地区包括北京、天津、河北、辽宁、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东、海南 11 个省（市）；中部地区包括山西、吉林、黑龙江、安徽、江西、河南、湖北、湖南 8 个省；西部地区包括内蒙古、广西、重庆、四川、贵州、云南、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆 11 个省（市、自治区）。

表 2 变量名称及描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
总劳动收入份额 LS	300	0.187	0.0699	0.0673	0.395
城镇单位劳动收入份额 LS1	300	0.233	0.0908	0.0820	0.499
城镇私营劳动收入份额 LS2	300	0.142	0.0567	0.0514	0.317
平均工资对数 lnw	300	10.59	0.336	9.803	11.53
就业人数对数 lnL	300	5.517	0.977	2.919	7.457
工业增加值对数 lnYind	300	8.644	0.988	5.706	10.54
机器人安装密度对数 lnRIK	300	1.789	1.283	-2.129	4.781
机器人安装密度对数 lnRIY	300	1.639	1.393	-2.805	4.596
机器人安装密度对数 lnRIL	300	1.680	1.175	-2.026	4.399
资本产出比对数 lnKY	300	1.293	0.363	0.635	2.451

出口比例 expsh	300	0.0733	0.0738	-0.00987	0.318
外资占比 foesh	300	0.135	0.124	0.00572	0.586
国有资本占比 soesh	300	0.278	0.143	0.0440	0.902
第二产业比重 indsh	300	0.451	0.0849	0.165	0.590
资产负债比 alratio	300	1.727	0.166	1.314	2.240
资产回报率 areturn	300	0.0672	0.0283	-0.00771	0.142
人均产值对数 lnpgdp	300	10.67	0.488	9.303	11.94

数据来源：同图 1。该表中机器人安装密度为用滞后三期实时变化权重分配后的结果。在回归分析中，以 2007 年为期初的固定权重进行分配。

其他控制变量 (OC) 中，开放因素的衡量指标为：(1) 出口占比为规模以上工业企业出口交货值与工业销售产值的比值；(2) 外资占比为规模以上工业企业外商及港澳台资本与规模以上工业企业实收资本的比值。转型因素的衡量指标为：(1) 国有资本占比为规模以上工业企业国有与集体资本总和与实收资本的比值；(2) 第二产业增加值与地区生产总值的比值。经营效益因素的衡量指标为：(1) 资产负债比为规模以上工业企业资产与负债的比值；(2) 资产回报率为规模以上工业企业利润总额与资产的比值。最后是表示经济发展水平的各地区人均 GDP。各变量数据分别来自相应年份的《中国统计年鉴》、《中国区域统计年鉴》、《中国工业统计年鉴》和《中国劳动统计年鉴》，整体描述性统计和变量说明如表 2。

四、实证结果分析

(一) 水平方程的回归结果及稳健性检验

首先采用省级面板数据对式 (1) 进行估计。选取的样本为 2009~2018 年我国 30 个地区的面板数据⁷。面板数据模型根据对截面固定效应的不同假设可分为固定效应与随机效应模型，依据 Hausman 检验选择判断合适的估计模型。给出 6 个模型的固定效应估计结果。其中，模型 1 仅控制地区固定效应，模型 2 同时控制地区和时间固定效应，模型 3 至模型 6 沿用双固定效应模型。Hausman 检验结果均支持使用固定效应模型。此外，模型 1 与模型 2 为按资产总计为权重计算的机器人密度结果；作为稳健性检验，模型 3 与模型 4 分别为按销售产值和平均用工人数为权重计算的机器人密度结果；进一步，模型 5 与模型 6 分别为城镇单位和私营工业企业的回归结果，这里机器人密度均用资产总计为权重计算。

比较模型 1 与模型 2，我们发现在控制时间固定效应前，工业机器人密度前的系数不显著，但在控制时间固定效应后显著为负且符合预期，这表明在剔除劳动收入份额在不同年份的异质性后，工业机器人为代表的新兴技术应用会降低劳动要素在工业增加值中的分配比例。同时，资本产出比对数前的系数为正，意味着在此期间我国资本和劳动的替代弹性小于 1，因而支持资本和劳动呈互补关系的研究（罗长远、张军，2009；白重恩、钱震杰，2009）。此外，部分其他控制变量前系数也相对稳定，且较符合预期，与周明海（2014a）的研究结果较一致。例如，开放因素中的出口和外资占比前的系数为负，表明对外开放程度上升会导致劳动收入份额的下降。转型因素中，国有资本占比前的系数为正，意味着国有产值比重下降将导致工业劳动收入份额下降；第二产业占比前的系数为负，表明工业化将导致要素收入分配向资本倾斜。效益因素中的资产负债比越高将使劳动收入份额下降，表明企业财务状况越健康，劳动者得益越小；而资产回报率上升将导致劳动收入份额上升，表明工业企业经营表现越好，劳动者得益更多；由于前者从存量平衡而后者从绩效变动角度揭示经营效益与要素分配的关系，因而可能存在不同。需要说明的是，加入时间固定效应后，整体经济发展水平前的系数由显著为正转变为显著为负，这一结果与罗长远、张军（2009）相同，表明工业劳动者并未从整体经济发展中同步获益。

我们以双固定效应结果为基准，工业机器人密度前的系数意味着每万人工业机器人数量上升 1%将导致劳动收入份额下降

0.0366个百分点，表明工业机器人应用对劳动收入份额具有显著的负效应。由于工业机器人在观察期内上升了14倍，保持其他条件不变，这将使劳动收入份额下降9.66个百分点，这一结果与余玲铮等（2019）利用广东企业调查数据的分析较为一致。作为稳健性检验，若将构造机器人密度数据的权重改为销售产值和平均用工人数，即模型3与模型4，机器人密度前的系数符号和显著性不变，其绝对值略有变化，表明机器人数据的可靠性和回归结果的稳定性。

如前所述，通过加总城镇单位和城镇私营企业工资总额获得工业整体劳动收入份额并考察其决定因素，我们还可以分别考察工业机器人应用对两类企业劳动收入份额的影响，回归结果为模型5与模型6。可以发现，城镇单位企业比城镇私营企业的负效应更大。由于国有和外资企业为主体的城镇单位企业相对资本更为密集，因而影响相对较大；而私营企业的要素禀赋通常是劳动密集型，因而影响相对较小。此外，后4列中其他变量前的系数符号和显著性与模型2的双固定模型保持基本一致。

（二）工业机器人应用对就业、工资和产值的直接影响

水平方程回归结果表明，工业机器人应用对劳动要素分配产生负向冲击。按定义，工业劳动收入份额由就业、工资和产值三个分项计算而得。展示了工业机器人应用对劳动收入份额及其三个分项直接影响的回归结果。模型7中的被解释变量为劳动收入份额对数，工业机器人应用对就业、工资和产值对数直接影响的回归结果则分别对应模型8至模型10。Hausman检验结果表明，除模型10固定和随机效应模型无差异，其他模型的检验结果均支持固定效应模型。需要说明，所有的回归为工业整体情况，同时机器人密度均用资产总计为权重计算。

模型7中机器人密度前的系数可以解释为劳动收入份额对机器人密度的弹性系数，表明机器人密度每增加1%，劳动收入份额降低0.186%。比较模型8至模型10工业机器人密度前系数，我们发现工业机器人应用对工资和产出的直接影响不显著，对就业影响显著为负。这些结果表明“机器换人”政策效果主要通过对劳动力替代来体现，机器人密度上升1%使就业数量下降0.204%。“机器换人”既未对产值产生显著的正向冲击也未对工资产生明显的负向冲击，这可能是我们的观察期较短，目前处于工业机器人应用的初期阶段有关。结合模型7的分配效应结果看，初步判断新兴技术可能主要通过负向影响就业分子项对整体劳动收入份额产生负向影响。

其他控制变量对劳动收入份额三个分项的直接效应相对符合预期。资本产出比对产出的作用显著为负，表明资本密集型企业相对于其他企业效率更低。出口和外资占比表示的开放因素对工资向下冲击明显。转型因素中，国有资本占比上升将有助于提高工资水平，但会降低就业人数和产出，总体来看不利于生产效率的提升，而第二产业比重下降将使工业增加值下降。资产负债比升高的去杠杆过程会对就业产生负向冲击，但对工资和产值的影响不明显，而资产回报率表示的经营效益提升主要是促进就业和增加产值，对工资提升效应则并不明显。对应的，整体经济发展可以同时促进工业行业的工资、就业和产值水平。

（三）工业机器人应用对要素收入分配变动的三大效应

在水平和弹性方程外，探讨工业机器人应用对劳动收入份额变动的的作用路径和机制则需结合差分方程式（2）和劳动收入份额变动的分解式（3）。首先，我们利用最小二乘法（OLS）对式（2）进行估计，由于我们对所有变量都作了一阶差分的处理，因此该回归实质上是一阶差分模型。为了进一步理解劳动收入份额的变动机理，我们利用分解式（3）进一步考察新兴技术作用的就业替代效应、工资变动效应和效率提升效应，同时更紧密地分析三大效应与综合效应之间的关系。对于各路径的回归方程，我们仍用最小二乘法（OLS）分别获得各路径的一阶差分回归估计，回归结果为模型12至模型14。

同时机器人密度用资产总计为权重计算。需要说明的是，这里我们取所有回归变量的水平变动，同时，由于在分解式（3）中效率提升效应前的系数为负，因此模型14中被解释变量的变动方向与工业产值相反。我们发现，差分方程与水平方程的回归结果较为一致，尽管差分方程中部分变量前的系数显著性有所下降。

从模型 11 可以看出，使用一阶差分模型对工业机器人密度前系数影响不大，为-0.0347。横向比较模型 11 至模型 14，工业机器人应用对劳动收入份额变动的向下冲击主要通过就业替代效应来实现。一方面，“机器换人”政策初期效果主要体现在就业调整方面，这与文献中的职业和任务替代风险研究相一致；另一方面，“机器换人”政策在初期阶段通过替代就业来缓解劳动力成本上升的态势，工业机器人应用通过工资变动对劳动收入份额甚至有较弱的促进作用，这表明工业机器人应用的力量还未积累到足以扭转劳动力成本的上升态势，需要等进一步推广“机器换人”政策后才能看到更明确的效果。总的来说，差分方程的回归结果与工业机器人应用对就业的直接影响较为一致，就业替代效应主导了劳动收入份额的变动，而有关工资变动效应则存在一定分歧，现有回归结果难以给出明确判断。结合水平方程的回归结果，我们认为我国新兴技术应用的主要动因是企业应对劳动力成本冲击的应激反应。就效果来看，我国目前处于“机器换人”的初期阶段。从长期看，工业机器人是否会体现资本偏向性，是否会对劳动工资产生负向冲击从而恶化要素收入分配，仍然需要更长的观察时间加以验证。

其他控制变量结果对劳动收入份额变动的影响及其路径如下：资本产出比变动主要通过效率提升路径对劳动收入份额变动产生正向影响；出口占比对工资有挤压效应，但对整体劳动收入份额变动不显著；产业结构变动主要通过效率和工资渠道影响劳动收入份额变动；资产负债比上升主要通过就业渠道降低劳动收入份额；资产回报率上升则主要通过提高企业劳动需求对劳动收入份额变动起正向促进作用；最后，国有资本和外资占比作用不明显。

五、结论和政策建议

本文利用 Bartik (1991) 方法，结合国际机器人联盟数据集和各地区工业分行业相关信息，构造了我国工业部门 2009~2018 年省级面板数据，考察工业机器人应用对要素收入分配的影响。研究发现，工业机器人应用会降低劳动要素在工业增加值中的分配比例。由于我国工业机器人在观察期内上升了 14 倍，保持其他条件不变，这将使我国工业劳动收入份额下降 9.66 个百分点。

从收入分配中就业、工资和产值三个分项的直接影响来看，工业机器人应用对工资和工业增加值的直接影响不显著，对就业影响显著为负。进一步，我们将劳动收入份额的变动分解为了就业、工资和产值三类变动效应，从而分析工业机器人应用通过就业替代效应、工资变动效应和效率提升效应三大路径和机制对劳动收入份额变动产生影响。研究进一步发现，工业机器人应用对劳动收入份额变动的向下冲击主要通过就业替代效应来实现，工资变动作用边际显著且较弱，同时我们并未发现显著的生产效率提升作用。

无论是直接影响还是路径分析，研究均体现了工业机器人对劳动力的显著替代作用，表明“机器换人”政策初显成效，然而整体替代作用较弱。这可能是由于目前机器人应用主要集中于中高端制造业，以资本和技术密集型企业为主，就业容量较小，因而就业替代效应不强；同时，未被替代员工具有较高的人力资本和技术水平，且与机器人存在较强的互补性，因而工业机器人应用具有微弱的工资促进效应。就低端制造业而言，劳动力成本仍在快速上升，“机器换人”只起到抑制工资进一步增长的势头，还不足以完全扭转成本上升的势头；同时，部分低技能工作岗位与机器人存在互补而非替代关系，因而并不必然受制于工业机器人的应用。

从宏观政策层面看，我们需权衡制造业转型升级利弊，探寻市场和政府关系的平衡点：一方面要利用好市场机制，紧紧抓住以机器人为代表的新兴技术变革促进我国经济发展的新机遇，引导机器人应用产生就业创造而非就业破坏效应；另一方面，发挥好政府作用，适时实施再分配政策，适度保护受工业机器人负向冲击较大群体，保持该群体资源获得和就业机会的平等，从而缓解技术变革对可持续人力资本积累的破坏性冲击。

从微观政策层面看，应对新兴技术变革对劳动力市场的负向冲击，我们不应采取政策限制工业机器人的就业替代效应，而应加强现有产业工人的技能培训和应用新兴技术产业的人才培养，使劳动者快速适应因新兴技术带来的生产工艺、流程和规划变化带来的职业和岗位变动。我们还可以通过放开现有的职业资格认证制度，促进劳动力市场的职业流动，使劳动者有多种流

动渠道应对新兴技术的冲击。更进一步，我们可以从制度上降低企业人工成本，为企业赢得更多空间和时间应对劳动力成本上升带来的挑战。

参考文献：

[1]. 白重恩、钱震杰：《我国资本收入份额影响因素及变化原因分析——基于省际面板数据的研究》，《清华大学学报（哲学社会科学版）》2019年第4期。

[2]. 陈秋霖、许多、周羿：《人口老龄化背景下人工智能的劳动力替代效应-基于跨国面板数据和中国省级面板数据的分析》，《中国人口科学》2018年第6期。

[3]. 李稻葵、刘霖林、王红领：《GDP中劳动份额演变的U型规律》，《经济研究》2019年第1期。

[4]. 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》，《管理世界》2019年第5期。

[5]. 王林辉、胡晟明、董直庆：《人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗？模型推演和分类评估》，《中国工业经济》2020年第4期。

[6]. 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》，《经济研究》2020年第10期。

[7]. 杨伟国、邱子童：《人工智能应用中的劳动者发展机制与政策变革》，《中国人口科学》2020年第5期。

[8]. 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》，《中国人口科学》2019年第4期。

[9]. 赵忠、孙文凯、葛鹏：《人工智能等自动化偏向型技术进步对我国就业的影响》，《中国人民大学国家发展与战略研究院政策简报》2018年第3期。

[10]. 周明海：《实际劳动收入份额变动的估算及其变动趋势分析》，《中国人口科学》2014a年第1期。

[11]. 周明海：《中国劳动收入份额变动分解和机理研究》，《劳动经济研究》2014b年第2卷第3期。

[12]. 周明海、杨粼炎：《中国劳动收入份额变动的分配效应：地区和城乡差异》，《劳动经济研究》2017年第2卷第6期。

[13]. Acemoglu D. & Restrepo P. Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation[J]. The American Economic Review, 2017, 107(5): 174~179.

[14]. Acemoglu D. & Restrepo P. Demographics and Automation[R]. National Bureau of Economic Research, 2018a.

[15]. Acemoglu D. & Restrepo P. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J]. The American Economic Review, 2018b, 108(6): 1488~1542.

[16]. Acemoglu D. & Restrepo P. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. Journal of Political

Economy, 2019, 6 (2020) :2188~2244.

[17].Arntz M.,Gregory T.&Zierahn U.The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries:A Comparative Analysis[M].Paris:OECD Publishing, 2016, No. 189.

[18].Autor D.,Levy F.&Murnane R.The Skill Content of Recent Technological Change[J].The Quarterly Journal of Economics, 2003, 118(4):1279~1333.

[19].Bartik T.J. Who Benefits from State and Local Economic Development Policies[M].Kamazoo, Mich:W. E. Upjohn Institute for Employment Research, 1991.

[20].Cheng H.,Jia R.,Li D.&Li H. The Rise of Robots in China[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2):71~88.

[21].Costinot A.&Werning I.Robots, Trade, and Luddism:A Sufficient Statistic Approach to Optimal Technology Regulation[R].National Bureau of Economic Research, 2018.

[22].Frey C. B. &Osborne M. A. The Future of Employment:How Susceptible are Jobs to Computerisation?[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 114(114):254~280.

[23].Goos M.&Manning A. Lousy and Lovely Jobs:The Rising Polarization of Work in Britain[J].The Review of Economics and Statistics, 2007, 89(1):118~133.

[24].Guerreiro J.,Rebelo S. R. &Teles P. Should Robots be Taxed?[R].National Bureau of Economic Research, 2017.

[25].Litzenberger G.&Müller C. World Robotics:Industrial Robots 2019[R].International Federations of Robotics, 2019.

[26].Oschinski M.&Wyonch R. Future Shock?The Impact of Automation on Canada's Labour Market[J].C. D. Howe Institute Commentary, 2017, 472:1~51.

注释:

1 工业城镇就业人数为工业城镇单位就业人员和城镇私营和个体就业人员之和。

2 我们将工业单位劳动力成本定义为工业行业的平均工资与劳动生产率的比值。前者由两位数分行业的城镇单位就业人数和平均工资加权平均计算而得，后者为规模以上工业增加值与城镇单位和私营就业人数之和的比值。从要素收入分配角度看，工业单位劳动力成本也可被视为工业劳动收入份额（周明海，2014a），因此本文将根据需要交替使用这两个定义。工业单位劳动力成本数据来自国家统计局数据库。

3 由于国民经济行业分类调整，我们剔除了 2012 年数据。

4 我们将国际标准行业分类与国民经济行业分类在编码和时间上进行了对照和协调一致。由于篇幅原因，本文不再详述对照

和协调过程，有需要的读者可联系作者。另外，由于考虑到 2008~2009 年为全球金融危机时期，我们选用 2007 年信息构造期初权重。

5 2009~2016 年数据来自《中国工业统计年鉴》；由于 2017 年起停止发布《中国工业统计年鉴》，本文使用 2017 年各省（直辖市、自治区）《统计年鉴》及《2018 年中国经济普查年鉴》对资产总计、平均用工人数进行补充，剩余缺值使用插值法补充。

6 目前，我国机器人应用最多的行业是汽车制造业。

7 由于异常值问题，我们剔除了西藏自治区的数据。