

doi:10.16060/j.cnki.issn2095-8072.2024.05.002

智能制造对劳动收入份额的影响研究 ——基于就业结构转型的视角^{*}

张风云¹ 王希元²

(1. 安徽科技学院财经学院, 安徽蚌埠 233030; 2. 云南大学经济学院, 昆明 650500)

摘要: 直觉上, 智能制造的“机器换人”效应会导致劳动收入份额下降, 事实真的如此吗? 本文基于两部门一般均衡模型的理论机制分析发现, 智能制造对劳动收入份额的影响取决于制造业内部智能制造与传统生产方式的替代弹性, 在两种生产方式替代弹性较大的条件下, 智能制造将驱动就业结构服务化转型, 使劳动力由制造业向服务业转移, 导致经济系统整体的劳动收入份额上升。进一步将国际机器人联合会、佩恩表和世界银行的跨国数据匹配后进行实证分析发现, 智能制造提升了劳动收入份额, 在考虑内生性问题和替换解释变量的稳健性检验后该结论仍然成立; 且按照人均收入水平、人口红利阶段、不同国家类型的异质性分析表明, 经济发展程度越高, 智能制造提升劳动收入份额的效应越显著。机制检验验证了理论假说, 即智能制造导致劳动收入份额提升, 一定程度上是通过驱动就业结构服务化转型实现的。本文的研究为探寻兼顾智能化转型和收入分配改善的发展模式提供了思路和启示。

关键词: 智能制造; 就业结构; 劳动收入份额; 共同富裕

中图分类号: F061.4/F062 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095—8072(2024)05—0022—14

一、引言

在全球智能化浪潮全面推进的背景下, 新一代“科技革命”“产业革命”“工业革命”的相关呼声日渐高涨, 智能制造成为核心技术范式。智能制造、工业机器人等技术通过加速与传统制造业融合, 变革性地改变了制造业的生产方式, 显著提高了劳动生产率, 成为各国制造业向现代化转型的新趋势。为此, 美国2012年推出《美国先进制造业国家战略计划》, 德国2013年推出“工业4.0战略”, 中国2021年印发了《“十四五”智能制造发展规划》, 各国纷纷为智能制造落地制定战略。

得益于我国庞大而完备的产业体系以及智能制造战略的有效执行, 智能制造在我国的应用越来越普遍。国际机器人联合会(IFR)数据显示, 2021年中国的机器人安装量增加了51%, 高达268195台, 占全球机器人安装量的52%, 中国工业机器人安装量已位居世界前列。当前, 中国仍在持续推进智能制造发展, 《“十四五”智能制造发展规划》就指出: “作为制造强国建设的主攻方向, 智能制造发展水平关乎我国未

^{*} 基金项目: 本文受国家社科基金项目“基于双重资本深化的我国服务业劳动生产率提升路径研究”(项目编号: 20CJL025)资助。

来制造业的全球地位，对于加快发展现代产业体系，巩固壮大实体经济根基，构建新发展格局，建设数字中国具有重要意义。”

然而，与其他技术创新相比，智能制造作为一场更为深刻的生产方式变革，不仅深刻改变着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。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 & Restrepo, 2020）；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，可能会导致劳动收入份额持续下降、加剧收入不平等（De Canio, 2016）。由此，智能制造对就业和劳动收入份额的消极影响也逐渐引起社会各界的担忧。

尤其是，我国正在积极推进共同富裕战略的实施，保障就业和劳动收入份额稳定是其中的重要内容。智能制造带来制造业生产率变革是需要把握的重要方向，而智能制造对就业和劳动收入份额的冲击也是需要关注的重点问题。面对制造业高质量发展和共同富裕的双重目标，需要探寻兼顾收入分配的智能化发展模式。在这样的背景下，智能制造对就业结构和劳动收入份额究竟会产生什么影响便是需要回答的首要问题。

二、文献综述

目前，一些相关研究认为智能制造会导致劳动收入份额降低。如芦婷婷和祝志勇（2021）基于2006~2017年中国省级面板数据、周明海（2021）利用中国2009~2018年的省级面板数据、钞小静和周文慧（2021）利用2018年中国企业综合调查数据以及余玲铮（2019）基于广东企业调查数据等进行实证分析后发现，智能制造显著降低了劳动收入份额。关于其中的作用机制：从工资提升和就业替代的比较看，周明海（2021）、钞小静和周文慧（2021）的研究指出，工业机器人的就业替代效应较强，但工资提升效应较弱，从而会削弱劳动要素报酬在增加值中的占比而导致劳动收入份额下降。从替代程度的角度看，Brynjolfsson & McAfee（2014）指出，人工智能不仅能够直接代替体力劳动者，还能够替代部分脑力劳动者，具备认知能力的自动化技术将导致劳动收入份额下降。从要素偏向性的角度看，Trajtenberg（2018）把人工智能比作搭载资本的载体，本质上是偏好资本的，对劳动力的替代会加深劳资契约关系的不平等，加剧资本和劳动在初次分配中的占比差距。

但另一些文献指出，智能制造未必会导致劳动收入份额下降。如Autor & Salomons（2017）基于OECD国家行业数据、金陈飞等（2020）利用2015~2017年浙江省“机器换人”试点企业面板数据和温湖炜等（2021）使用中国制造业上市公司2009~2018年的微观数据等进行实证分析后发现，智能制造显著提升了劳动收入份额。关于其中的作用机制：从增加收益的角度看，金陈飞等（2020）指出，如果企业灵活成功运用了人工智能，会获得比以往更多的效益，并且在薪酬支付上具有更强的能力，有助于劳动收入份额的提高。从替代过程的角度看，温湖炜等（2021）指出，自主的更迭和强脑力运作还需要经历一个过程，目前人工智能还不能全面实现对劳动

力替代,对劳动收入份额的影响有限。从岗位创造的角度看,Stevenson (2018)指出,虽然短期看人工智能确实会引起要素收入分配出现一定的波动,但长远来看人工智能的生产率效应和岗位创造效应都会得到全面释放,劳动收入份额会呈现出稳中有升的趋势。Acemoglu & Restrepo (2018) 结论认为,尽管就业岗位处于被替代的高风险状态,但就业仍然是乐观的,替代效应并非是智能制造的全部,智能制造还具备生产率效应和新任务创造效应,后者对劳动收入份额会产生积极作用,当新任务的创造速度快于自动化的替代速度,要素收入差距就会趋于稳态。

然而,上述研究均忽视了与劳动收入份额几乎同步变动的另一重要变量——就业的结构转型。有研究表明,劳动收入份额的动态变化往往与结构转型过程存在时间上的一致性,同时智能制造技术又会导致劳动力在产业部门间移动,因此探讨智能制造对劳动收入份额的影响需要以就业的结构转型为过程条件。目前已有一些研究成果支持上述观点,如Dauth et al. (2017) 认为,德国在加大机器人的使用力度之后出现了制造业就业减少的局面,但增加了服务业的就业;由于服务业的劳动密集程度更高,进而影响到劳动收入份额。又如Herrendorf et al. (2014) 认为,人工智能技术的使用迎来了工作效率的全新蜕变,使得第三产业拥有了更高的就业水平,并且全面展现出智能化的就业创造效应,对劳动收入份额产生了积极影响。Armenter (2015) 在研究了美国情形时指出,1950~1987年产业结构从制造业向服务业转型的同时,服务业的劳动收入份额上升,但制造业的劳动收入份额趋于稳定。Acemoglu & Restrepo (2019) 则认为,人工智能在一些传统领域替代了部分劳动力,但同时也创造了许多新的工作,且大多集中在新型服务业领域,就业再创造效应使得劳动力转移到新的任务岗位中,未必会导致整体劳动收入份额下降。

上述文献虽对相关问题进行了充分讨论,但如下方面仍需要进一步分析。其一,智能制造对劳动收入份额的影响存在争议,是提升还是降低了劳动收入份额,需要更进一步研究才能逐渐接近真相。其二,基于就业结构转型视角的研究还较为不足,在劳动力由制造业向服务业转型的过程中,智能制造、就业结构与劳动收入份额的关系需要明确。其三,理论分析方面,如果能够利用数理模型进行推导将会使机制分析更为准确;而实证分析方面,基于国际数据的探讨还较为缺乏,故也需要进行补充。基于此,本文将构建一般均衡模型,并利用跨国数据,就智能制造如何影响就业结构转型和劳动收入份额变化展开研究和讨论。

三、理论机制

本文以Acemoglu & Guerrieri (2008) 提出的两部门模型为基本框架,构建包含工业和服务业的一般均衡模型。在此基础上参考雷钦礼和李粤麟 (2020),以多层嵌套CES生产函数将不同生产方式和不同生产部门进行复合。在制造业中,引入Acemoglu & Restrepo (2018) 提出的包含智能化与传统生产方式的复合生产函数,服务业中仅由传统生产方式的生产函数表示,从而使模型能够刻画智能制造影响就业结构转型和劳动收入份额变动的机制机理。

具体而言,生产方面由一个最终产品生产函数构成,最终产品生产函数中包含制造业和服务业中间产品部门, $j=1$ 表示制造业部门, $j=2$ 表示服务业部门。最终品生产部门由代表性企业采用常替代弹性生产技术进行生产,制造业中间品和服务业中间品比例的变化体现了产业结构转型,故生产函数为:

$$Q_t = [\omega_1^{1/\varepsilon} Q_{1t}^{\varepsilon-1/\varepsilon} + \omega_2^{1/\varepsilon} Y_{2t}^{\varepsilon-1/\varepsilon}]^{\varepsilon/\varepsilon-1} \quad (1)$$

其中 Q_{1t} 表示制造业部门, Y_{2t} 表示服务业部门, ε 表示两个部门之间的替代弹性,并且参数满足 $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

制造业部门代表性企业采用嵌套常替代弹性的生产函数进行生产,表达式为:

$$Q_{1t} = [\alpha_1 (A_{1t} M_{1t})^{\sigma_1-1/\sigma_1} + (1-\alpha_1) (Y_{1t})^{\sigma_1-1/\sigma_1}]^{\sigma_1/\sigma_1-1} \quad (2)$$

式(2)表示制造业部门由两种生产方式构成, M_{1t} 表示智能制造, Y_{1t} 表示传统生产方式; A_{1t} 表示智能制造生产的技术水平;人工智能与传统生产方式之间的替代弹性用 $\sigma_1 \in (0, \infty)$ 表示; $\alpha_1 \in (0, 1)$ 是智能制造生产方式的产出弹性。

传统生产方式的生产函数为:

$$Y_{1t} = [\gamma_1^k (A_{1t}^k K_{1t})^{\eta_1-1/\eta_1} + \gamma_1^l (A_{1t}^l L_{1t})^{\eta_1-1/\eta_1}]^{\eta_1/\eta_1-1} \quad (3)$$

$$Y_{2t} = [\gamma_2^k (A_{2t}^k K_{2t})^{\eta_2-1/\eta_2} + \gamma_2^l (A_{2t}^l L_{2t})^{\eta_2-1/\eta_2}]^{\eta_2/\eta_2-1} \quad (4)$$

式(3)表示制造业中的传统生产方式,式(4)表示服务业仅由传统生产方式进行生产。 η_1 表示制造业传统生产部门资本和劳动的替代弹性, η_2 表示服务业部门资本和劳动的替代弹性。 γ_j^k 是调节资本和劳动在传统生产方式中的产出弹性。

对产品生产部门代表性企业求解利润最大化问题,得到中间品相对需求:

$$\frac{Q_{1t}}{Y_{2t}} = \frac{\omega_1}{\omega_2} \left(\frac{p_{1t}}{p_{2t}} \right)^{-\varepsilon} \quad (5)$$

其中, p_{1t} 和 p_{2t} 分别为制造品和服务品的价格,为简化运算,最终品的价格标准化为1。

求解中间品生产部门代表性企业的利润最大化问题,对资本和劳动的需求分别为:

$$p_t = \alpha_1 p_{1t} (A_{1t})^{\frac{\sigma_1-1}{\sigma_1}} M_{1t}^{\frac{1}{\sigma_1}} Q_{1t}^{\frac{1}{\sigma_1}} \quad (6)$$

$$r_{1t} = (1-\alpha_1) \gamma_1^k p_{1t} (A_{1t}^k)^{\frac{\eta_1-1}{\eta_1}} (K_{1t})^{\frac{1}{\eta_1}} Q_{1t}^{\frac{1}{\sigma_1}} Y_{1t}^{\frac{1}{\eta_1}} \quad (7)$$

$$w_{1t} = (1-\alpha_1) \gamma_1^l p_{1t} (A_{1t}^l)^{\frac{\eta_1-1}{\eta_1}} (L_{1t})^{\frac{1}{\eta_1}} Q_{1t}^{\frac{1}{\sigma_1}} Y_{1t}^{\frac{1}{\eta_1}} \quad (8)$$

$$r_{2t} = \gamma_2^k p_{2t} (A_{2t}^k)^{\frac{\eta_2-1}{\eta_2}} (K_{2t})^{\frac{1}{\eta_2}} Y_{2t}^{\frac{1}{\eta_2}} \quad (9)$$

$$w_{2t} = \gamma_2^l p_{2t} (A_{2t}^l)^{\frac{\eta_2-1}{\eta_2}} (L_{2t})^{\frac{1}{\eta_2}} Y_{2t}^{\frac{1}{\eta_2}} \quad (10)$$

其中, p_t 表示人工智能产品的价格, r_{1t} 和 r_{2t} 分别表示制造业和服务业中资本要素的价格,即租金, w_{1t} 和 w_{2t} 分别表示制造业和服务业中劳动力要素的价格,即工资。

生产要素市场出清的条件为:

$$K_t = K_{1t} + K_{2t} \quad (11)$$

$$L_t = L_{1t} + L_{2t} \quad (12)$$

需求方面由一个代表性家庭表示，效用函数为：

$$\sum_{t=0}^{\infty} \beta^t \frac{C_t^{1-\rho} - 1}{1-\rho} \quad (13)$$

其中， $\beta \in (0,1)$ 、 $\rho \in (0,\infty)$ 均为常数。

$r_t K_t$ 表示资本收入， $w_t L_t$ 表示劳动收入，二者之和便是家庭能够获得的收入总和； G_t 表示政府的税收，家庭缴纳税收后，剩余收入可以进行消费 C_t 和投资 I_t ，具体可以表示为：

$$C_t + I_t = r_t K_t + w_t L_t - G_t \quad (14)$$

$$K_{t+1} = (1 - \delta^k) K_t + I_t \quad (15)$$

其中， $\delta^k \in (0,1)$ 为常数，表示资本折旧率。

在对家庭效用最大化求解的过程中，可以运用欧拉方程：

$$C_t^{-\rho} = \beta C_{t+1}^{-\rho} (1 + r_{t+1} - \delta^k) \quad (16)$$

政府把获得的总量税收中的一部分用于人工智能技术的基础开发，进而提升了社会总体的智能化水平，具体可表示为：

$$H_{t+1} = (1 - \delta^h) H_t + \mu G_t \quad (17)$$

H_t 表示经济社会的智能化发展水平， $\delta^h \in (0,1)$ 表示折旧率， μ 表示税收中用于智能化开发费用的占比，制造业中智能制造供给的规模一定程度上取决于经济社会的智能化水平，由此智能制造可表示为：

$$M_t = B H_t \quad (18)$$

其中， $B \in (0,1)$ ，为经济社会的智能化程度转化为制造业智能制造产出水平的效率。

下面进行机制分析，令 $x^k = K_t/K$ ， $x^l = L_t/L$ 。 x^k 、 x^l 的变化分别衡量资本和劳动力在制造业部门中的实际占比情况，那么 $1-x^k$ 和 $1-x^l$ 分别表示资本和劳动力在服务业部门的比重。与此同时， x^k 也反映出生产部门使用资本的密集程度， x^l 反映了生产部门使用劳动的密集程度。不失一般性地设定，制造业的资本密集度高于服务业，服务业的劳动密集度高于制造业，从而有 $x^k > x^l$ 。

生产要素在两部门间转移以及不同产业部门增加值比重的变化，反映了结构转型的过程。联立式 (6) ~ 式 (10)，可以得到：^①

$$\frac{\gamma_1^k}{\gamma_2^k} \frac{(x^k)^{\frac{1}{\eta_1}}}{(1-x^k)^{\frac{1}{\eta_2}}} \left(\frac{K}{L}\right)^{\frac{1}{\eta_2} - \frac{1}{\eta_1}} \frac{(A_2^l)^{\frac{\eta_2-1}{\eta_2}}}{(A_1^l)^{\frac{\eta_1-1}{\eta_1}}} = \frac{\gamma_1^l}{\gamma_2^l} \frac{(x^l)^{\frac{1}{\eta_1}}}{(1-x^l)^{\frac{1}{\eta_2}}} \frac{(A_2^k)^{\frac{\eta_2-1}{\eta_2}}}{(A_1^k)^{\frac{\eta_1-1}{\eta_1}}} \quad (19)$$

资本和劳动的要素收入比值为：

$$\begin{aligned} d \log \left(\frac{rK}{wL} \right) &= \frac{x^k - x^l}{\eta_1 x^l + \eta_2 (1-x^l)} d \log x^k + \frac{(\eta_1 - 1)x^l}{\eta_1 x^l + \eta_2 (1-x^l)} d \log \left(\frac{A_1^k}{A_1^l} \right) \\ &\quad + \frac{(\eta_1 - 1)x^l + (\eta_2 - 1)(1-x^l)}{\eta_1 x^l + \eta_2 (1-x^l)} d \log \left(\frac{K}{L} \right) + \frac{(\eta_2 - 1)(1-x^l)}{\eta_1 x^l + \eta_2 (1-x^l)} d \log \left(\frac{A_2^k}{A_2^l} \right) \end{aligned} \quad (20)$$

① 囿于篇幅，推导过程省略备索。

智能制造、资本和劳动的要素产出弹性为：

$$\theta_j^m = \frac{\alpha_1(A_1^m M)^{\frac{\sigma_1-1}{\sigma_1}}}{\alpha_1(A_1^m M)^{\frac{\sigma_1-1}{\sigma_1}} + (1-\alpha_1)Y_1^{\frac{\sigma_1-1}{\sigma_1}}} \quad (21)$$

$$\theta_j^k = \frac{\gamma_j^k(A_j^k K_j)^{\frac{\eta_j-1}{\eta_j}}}{\gamma_j^k(A_j^k K_j)^{\frac{\eta_j-1}{\eta_j}} + \gamma_j^l(A_j^l K_j)^{\frac{\eta_j-1}{\eta_j}}} \quad (22)$$

$$\theta_j^l = \frac{\gamma_j^l(A_j^l K_j)^{\frac{\eta_j-1}{\eta_j}}}{\gamma_j^k(A_j^k K_j)^{\frac{\eta_j-1}{\eta_j}} + \gamma_j^l(A_j^l K_j)^{\frac{\eta_j-1}{\eta_j}}} \quad (23)$$

基于式(19)~式(23)可以得到, 假设 $\eta_1 = \eta_2$, 则:

$$\frac{d \log(rK/wL)}{d \log M} > 0 \Leftrightarrow \frac{(x^k - x^l)}{\varepsilon(1 - x_k)} \frac{d \log x^l}{d \log M} > 0 \Leftrightarrow \sigma_1 < \varepsilon \quad (24)$$

基于式(24), 可得到如下定理:

定理: 假设 $\eta_1 = \eta_2 = \varepsilon = 1$, 从而有

$$\frac{d \log x^k}{d \log M} > 0 \Leftrightarrow d \frac{d \log x^l}{d \log M} > 0 \Leftrightarrow \frac{d \log(rK/wL)}{d \log M} > 0 \Leftrightarrow \sigma_1 < 1$$

该定理表示, 智能制造对结构转型和劳动收入份额的影响, 取决于制造业内部智能制造与传统生产方式的替代弹性。如果制造业内部智能制造与传统生产方式是总互补的($\sigma_1 < 1$), 那么智能制造的应用将导致资本和劳动力要素由服务业向制造业转移, 并且将导致劳动收入份额下降; 如果制造业内部智能制造与传统生产方式是总替代的($\sigma_1 > 1$), 那么智能制造的应用将导致资本和劳动力要素由制造业向服务业转移, 并且将导致劳动收入份额上升。

对此的解释, 智能制造供给增加以后, 使用智能制造生产的相对成本将下降:

(1) 当智能制造与传统生产间的替代弹性较大($\sigma_1 > 1$), 那么传统生产方式被智能制造较大程度替代, 进而导致原本从事制造业生产的资本和劳动者向服务业转移的结构转型发生; 由于制造业是资本密集型部门而服务业是劳动力密集型部门, 生产要素由制造业向服务业转移, 结构转型过程将更大幅度提高对劳动力的需求, 导致劳动收入份额上升。(2) 当人工智能与传统生产间的替代弹性较小时($\sigma_1 < 1$), 即智能制造与传统生产方式是总互补的, 智能制造的供给越多, 传统生产方式的产出也会提升, 从而进一步吸引资本和劳动力要素由服务业向制造业转移; 由于制造业是资本密集型部门而服务业是劳动力密集型部门, 生产要素由服务业向制造业转移, 结构转型过程将更大幅度提高对资本的需求, 导致劳动收入份额下降。

从目前的研究看, 学者普遍认为智能制造与传统生产方式之间的关系是替代性的, 即 $\sigma_1 > 1$ 。Berg et al. (2018)指出, 机器人对普通劳动力的替代比大多数一般要素之间的替代更为容易, 机器人与普通劳动力之间的替代弹性显然是

大于1的。Acemoglu & Restrepo (2020)通过估计发现,一个工业机器人直接消除了10.6个工作岗位,机器人与普通劳动力之间的替代弹性要远大于1。Eden & Gaggi(2018)采用不同的嵌套结构对智能制造与传统生产方式的替代弹性进行了估计,结果表明替代弹性的数值在2.5到3.3之间。刘洋等(2023)也认为新的工业智能化生产技术与传统技术之间具有较大的替代弹性,并将这一参数设定为3。基于智能制造与传统生产方式之间是替代性的设定,从而可以认为智能制造导致资本要素和劳动力要素由制造业向服务业转移,提高了劳动收入份额,即当 $\sigma_1 > 1$,从而 $\frac{d \log x^k}{d \log M} < 0 \Leftrightarrow d \frac{d \log x^l}{d \log M} < 0 \Leftrightarrow \frac{d \log(rK/wL)}{d \log M} < 0$ 。

四、研究设计

(一) 模型设定

理论分析表明,基于智能制造与传统生产方式存在替代性的假设,那么智能制造将导致劳动收入份额上升。下文通过构建计量实证模型,并使用国际经验数据进行检验。计量模型设定如下:

$$labor_share_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 robot_{it} + \alpha_2 X' + \gamma_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (25)$$

其中, i 表示国家或地区, t 表示年份。 $robot_{it}$ 表示国家或地区 i 在 t 年的工业机器人的存量,表征该国的智能制造水平; $labor_share_{it}$ 表示国家或地区 i 在 t 年的劳动收入份额。 X' 表示一系列控制变量, γ_i 表示年份固定效应, λ_t 表示地区固定效应,从而有效控制其他可能影响到劳动收入份额的因素, ε_{it} 为随机误差项。本文重点关注的是 $robot_{it}$ 的估计系数 α_1 ,该值的正负号以及显著性反映了智能制造对劳动收入份额的效应。

(二) 变量说明

解释变量,即智能制造水平,其数据来源于国际机器人联合会(IFR),使用的是世界工业机器人数据库的机器人存量,并用对数的形式表示。

被解释变量,即劳动收入的份额,PWT(Penn World Tables, 佩恩表)数据库提供了该指标。

控制变量:国内生产总值,使用PWT数据库的不变价美元GDP并取对数表示;人力资本水平,使用PWT数据库提供的人力资本指数;人口老龄化,以65岁及以上人口占比表示,数据来源于世界银行数据库;人口规模,取PWT数据库所提供的人口数量并取对数表示;资本存量,使用PWT数据库所提供的不变价美元资本存量并取对数表示;城市化率,以城镇人口占比表示,数据来源于世界银行数据库;经济开放度,使用世界银行提供的进出口总额占GDP比重表示。

(三) 数据说明

本文使用到的数据主要来自以下三个方面:一是IFR的工业机器人数据库,提供了工业机器人存量指标数据。二是PWT数据库,提供了世界典型国家或地区历年的

劳动收入份额、人力资本水平等指标。三是世界银行数据库,提供了世界典型国家或地区历年就业结构、进出口等指标。数据时间跨度为1993~2019年,涉及全球71个国家。变量的描述性统计情况见表1。

表1 变量描述性统计

变量	符号	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
劳动收入份额	<i>labor_share</i>	1,728	52.38	10.63	15.01	82.00
智能制造水平	<i>robot</i>	1,755	5.386	3.941	0	13.57
人力资本	<i>hc</i>	1,755	2.892	0.533	1.387	4.352
人口老龄化	<i>aging</i>	1,755	11.77	5.447	0.715	28.00
人口规模	<i>pop</i>	1,755	2.923	1.658	-1.337	7.268
资本存量	<i>cn</i>	1,755	14.24	1.563	9.804	18.44
城市化率	<i>urban</i>	1,755	71.36	17.28	21.39	100
经济开放度	<i>opening</i>	1,730	89.59	64.18	13.39	442.6
GDP	<i>gdp</i>	1,775	12.73	1.51	8.65	16.19
就业结构	<i>struc_trans_{it}</i>	1,775	0.59	0.14	0.20	0.88

五、实证结果分析

(一) 基准结果

表2呈现智能制造对劳动收入份额产生影响的主要估计结果。模型(1)、(3)和(5)只控制了年份固定效应,模型(2)、(4)和(6)在同时控制了个体固定效应之后,拟合优度得到很大提升。在不包含控制变量的模型(1)中,智能制造(*robot*)对劳动收入份额(*labor_share*)所产生影响

表2 基准回归结果

变量	<i>labor_share</i>					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>robot</i>	0.011*** (0.001)	0.001 (0.001)	0.016*** (0.001)	0.001** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.002*** (0.001)
<i>cn</i>			-0.017*** (0.004)	-0.015*** (0.003)	0.039** (0.006)	0.007 (0.005)
<i>pop</i>			-0.001 (0.003)	-0.005 (0.008)	0.028** (0.004)	-0.002 (0.009)
<i>hc</i>					0.053*** (0.005)	-0.016** (0.008)
<i>aging</i>					0.889*** (0.051)	-0.277*** (0.100)
<i>urban</i>					-0.116*** (0.015)	-0.035 (0.036)
<i>open</i>					-0.007** (0.003)	-0.042*** (0.005)
<i>gdp</i>					0.615*** (0.039)	-0.050*** (0.006)
个体固定效应	NO	YES	NO	YES	NO	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
N	1,836	1,836	1,836	1,836	1,703	1,703
R ²	0.153	0.924	0.189	0.925	0.541	0.930

注: *、**、***分别代表在10%、5%、1%的水平上显著,括号内为回归系数标准误,下同。

的估计系数显著为正。当模型(4)中加入2个控制变量后,智能制造对劳动收入份额影响的估计系数在5%水平上显著为正,拟合优度也较之模型有所提高。在模型(6)中加入更多控制变量,智能制造对劳动收入份额影响的估计系数保持为正,在1%水平上显著,拟合优度也进一步提高。基准检验结果表明,智能制造促进了劳动收入份额的提升。

(二) 稳健性检验

1. 内生性问题

考虑到可能存在反向因果带来的内生性问题，即劳动收入份额更高的国家或地区会主动选择智能制造以替代劳动力而降低生产成本。此外，遗漏变量也会产生内生性问题。本文试图寻找有效的工具变量解决上述问题。

借鉴杨光和侯钰（2021）的方法，本文采用2006年轻型工业机器人的发明和使用进行一次自然实验。由于轻型工业机器人使用成本低、使用限制小，被广泛应用于制造业生产当中，但是由于当期的使用将会影响下一期对生产要素的重新配置，进而影响劳动收入份额。考虑到自2006年开始，轻型机器人的使用量的逐步增加，本文构造的工具变量为 $dummy_2006 \times Revolution_year$ 的滞后一期，其中 $dummy_2006$ 表示当年份大于2006年时取值为1，其他取值为零， $Revolution_year$ 表示各国完成工业革命时间的哑变量。基于该工具变量的估计结果见表3列（1），智能制造对劳动收入份额的影响系数在1%的水平上显著为正。

本文进一步利用动态效应模型进行估计。采用滞后一期的智能机器人应用来研究其对劳动收入份额的动态影响，估计结果如表3列（2）所示，智能制造对劳动收入份额的影响系数在5%的水平上显著为正。

以上考虑内生性问题的分析得出的结论为智能制造促进了劳动收入份额的提升，与基准回归估计结果一致。

2. 替换解释变量

基准回归中，刻画智能制造的是机器人使用的存量，下文使用工业机器人的增量来刻画智能制造。如表4所示，模型（1）中不含控制变量，以机器人增量衡量的智能制造（ $robot_2$ ）对劳动收入份额的影响系数在10%的水平上显著为正。由模型（2）可知，增加控制变量后，智能制造影响劳动收入份额的估计系数在1%的水平上显著为正，并且增加控制变量之后，估计系数的大小及显著性得到提高，拟合优度也得到提高。这说明，以工业机器人增量衡量的智能制造仍然促进劳动收入份额的提升，进一步表明了结论的稳健性。

(三) 异质性分析

1. 按照人均 GDP 的划分

世界银行根据人均GDP将各个经济体分为高收入、中高收入、中低收入和低收入

表 3 内生性问题的处理

变量	labor_share	
	(1)	(2)
robot	0.026*** (0.007)	0.001** (0.0005)
Control	YES	YES
个体固定效应	YES	YES
年份固定效应	YES	YES
N	1,578	1,524
R ²	0.840	0.935

表 4 更换解释变量

变量	labor_share	
	(1)	(2)
robot_2	0.001* (0.001)	0.002*** (0.001)
Control	NO	YES
个体固定效应	YES	YES
年份固定效应	YES	YES
N	1,661	1,545
R ²	0.926	0.932

经济体。按照人均GDP的异质性讨论结果如表5第（1）、（2）列所示，在第（1）列中高及以上收入经济体的样本下，智能制造对劳动收入份额所产生影响在1%的水平上显著为正；在第（2）列中低及以下收入经济体的样本下，智能制造对劳动收入份额所产生影响在1%的水平上显著为负。可见两类国家的差异很大，对于前者，智能制造提升了劳动收入份额；而后者则降低了劳动收入份额。

通常，智能化会通过替代劳动、挤压劳动所从事的任务范围而降低劳动收入份额。同时，智能化技术也能够为劳动力带来更具比较优势的新任务，促使劳动力在新的任务中获取较为理想的报酬，因而劳动力份额不一定会下降；如果智能化对劳动力的替代速度低于新任务的创造速度，要素收入差距总体上将趋于稳定。高收入经济体由过去低收入到中等收入再到高收入过程的演进，其生产要素也在不断实现比较优势的动态化，劳动力往往能够适应更高级的岗位。因此，对于高收入经济体，智能制造产生的岗位创造效应更为明显，该效应驱动着劳动收入份额提升；对于低收入经济体，智能制造在替代劳动力之后，由于劳动者技能和人力资本水平未能提升，更多可能造成的是失业和收入下降。

2. 按照所处不同人口红利阶段的划分

从人口红利不同阶段划分的角度来看，考虑到工业机器人的使用对于劳动力所形成的替代作用在不同阶段存在差异，从而智能制造对劳动收入份额的影响也会存在差异。世界银行把人口红利阶段分为四个不同的时期，即前人口红利时期、人口红利早期、人口红利晚期和后人口红利时期，时期异质性结果如表5所示。由于处于前人口红利时期的国家较少，故仅对其他三个时期进行分析。

表5第（3）列是处在后人口红利时期的经济体样本下的估计结果，智能制造对劳动收入份额所产生影响的估计系数在1%的水平上显著为正；第（4）列是处在人口红利后期经济体样本下的估计结果，智能制造对劳动收入份额所产生影响的估计系数为正，但结果不显著；第（5）列是处于人口红利早期经济体样本下的估计结果，智能制造对劳动收入份额所产生影响的估计系数在1%的水平上显著为负。这表明在人口红利早期，智能制造会导致劳动收入份额下降；在人口红利后期及以后，智能制造会导致劳动收入份额上升。

表 5 异质性检验 I

变量	<i>labor_share</i>				
	按照人均GDP划分		按所处人口红利阶段		
	高、中高收入	中低、低收入	后人口红利	人口红利后期	人口红利早期
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>robot</i>	0.002*** (0.001)	-0.004*** (0.002)	0.003*** (0.001)	0.002 (0.001)	-0.005*** (0.001)
<i>Control</i>	YES	YES	YES	YES	YES
个体固定效应	YES	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES
N	1,466	215	831	528	344
R ²	0.929	0.950	0.891	0.943	0.919

注：囿于篇幅，表中省略汇报控制变量的估计结果，备索。下同。

通过上述分析可知，在人口红利早期，工业机器人与劳动力之间有着很强的竞争关系，随着劳动力被工业机器人所替代，劳动力难以重新找到具有更高报酬的工作岗位，从而导致劳动收入份额下降。到了人口红利的后期，劳动力成本的优势几乎不再，使得原本劳动密集型企业使用工业机器人替代劳动力。同时，这些经济绩效良好的经济体实现了产业结构升级，劳动者又进入到新兴行业而获得更高的报酬，使整体的劳动收入份额提升。

3. OECD 国家和非 OECD 国家的比较

将样本分为OECD国家和非OECD国家进行比较，结果如表6。表中第（1）列在OECD国家样本下的估计，智能制造对劳动收入份额的影响系数在1%的水平上显著为正；第（2）列是非OECD国家样本下的估计，智能制造对劳动收入份额的影响系数在10%的水平上显著为负。该结果再次支撑了前述分样本的估计，即智能制造对劳动收入份额产生正向影响，主要是针对发达高收入经济体，而对于中低和低收入经济体智能制造导致了劳动收入份额下降。

4. 关于金砖国家的分析

金砖五国分别为巴西、俄罗斯、印度、中国和南非。将样本分为金砖国家和非金砖国家进行对比，表6第（3）列是金砖国家样本下的估计结果，智能制造对劳动收入份额的影响系数在1%的水平上显著为正；第（4）列是非金砖国家样本下的估计，智能制造对劳动收入份额的影响系数在1%的水平上显著为正。非金砖国家的样本仅仅是在全样本中剔除5个金

表 6 异质性检验 II

变量	labor_share			
	OECD国家	非OECD国家	金砖国家	非金砖国家
	(1)	(2)	(3)	(4)
robot	0.002*** (0.001)	-0.0018* (0.001)	0.006*** (0.001)	0.003*** (0.001)
Control	YES	YES	YES	YES
个体固定效应	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES
N	960	743	135	1,568
R ²	0.910	0.935	0.829	0.935

砖国家，故其和全样本所得结论差异不大。对于金砖国家，智能制造导致劳动收入份额上升，该结论与前文中高收入国家所得结论类似，表明尽管金砖国家都是发展中国家，但智能制造除了产生就业替代效应外，同样产生了就业创造效应，在非制造业领域提供了新的岗位，保障了劳动收入份额的稳定。

六、机制检验

理论机制分析表明，当智能制造与传统生产方式之间有着较大的替代弹性（ $\sigma_1 > 1$ ）时，传统生产方式将会被智能制造生产方式所替代，进而原本从事传统制造业生产的资本和劳动者将向服务业转移。由于制造业是资本密集型部门而服务业是劳动力密集型部门，结构转型将更大幅度提高对劳动力的需求，使得劳动收入份额上升。下文以就业结构作为中介变量进行机制检验。

已有大量实证研究表明,就业结构服务化会导致劳动收入份额上升(龚敏和辛明辉,2017;刘亚琳等,2018;李展和葛扬,2023)。故下文参考江艇(2022)的中介效应模型进行机制检验,检验制造业如何通过影响就业结构服务化转型进而影响劳动收入份额,中介效应模型如下:

$$struc_trans_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 robot_{it} + \alpha_2 X + \gamma_j + \eta_k + \varepsilon_{it} \quad (26)$$

其中, $struc_trans_{it}$ 是就业结构的机制变量,以服务业就业占比表示,数据来自世界银行数据库,其他变量的设定和数据来源同上。

根据表7模型(1)和(2)的估计结果,智能制造影响就业结构服务化转型的估计系数显著为正,表明智能制造对就业结构的服务化转型具有促进作用。结合已有文献研究结论,就业结构服务化促进劳动收入份额上升。因此可以认为,智能制造导致劳动收入份额上升存在基于就业结构服务化转型的传导机制。该实证结论与理论机制分析一致,即智能制造对传统生产方式形成替代,但劳动力要素转移到具备更高劳动密集度的服务业,最终劳动收入份额上升。

表7 机制检验

变量	$struc_trans$	
	(1)	(2)
$robot$	0.002*** (0.0004)	0.002*** (0.0003)
$Control$	NO	YES
个体固定效应	YES	YES
年份固定效应	YES	YES
N	1,917	1,776
R^2	0.958	0.983

七、结论与启示

制造业的智能化转型是中国经济高质量发展的重要路径之一。同时,中国正在践行以改善收入分配为目标的共同富裕发展战略。为探寻兼顾实现经济高质量发展和共同富裕的双重目标,首要回答的问题便是智能制造对劳动收入份额产生了怎样的影响。考虑到近年来中国劳动收入份额变化与就业结构转型同步发生的典型事实,从就业结构转型视角分析智能制造对劳动收入份额的影响显得十分必要。本文基于两部门一般均衡模型的理论机制分析发现,智能制造对劳动收入份额的影响取决于制造业内部智能制造与传统生产方式的替代弹性,在两种生产方式替代弹性较大的条件下,智能制造将驱动就业结构服务化转型,使劳动力由制造业向服务业转移,导致经济系统整体的劳动收入份额上升。进一步将国际机器人联合会、佩恩表和世界银行的跨国数据进行匹配后进行实证分析发现,智能制造提升了劳动收入份额,在考虑内生性问题和替换解释变量的稳健性检验后该结论仍然成立。关于人均收入水平、人口红利阶段、不同国家类型的异质性分析表明,经济发展程度越高,智能制造促进劳动收入份额提升的效应越显著。机制检验验证了理论假说,即智能制造导致劳动收入份额提升,一定程度上是通过驱动劳动力由制造业向服务业转移的结构转型实现的。基于以上结论,本文得到如下启示:

其一,强化服务业的就业创造功能。智能制造促进了劳动收入份额的提升,其背后逻辑是服务业对制造业提供了失业保障的功能,不仅避免了“机器换人”导致的失业,同时也保障了总体劳动收入份额的稳定。政府应进一步在制造业与服务业之间建

立就业促进与协调机制,强化服务业的就业创造功能,为服务业吸纳就业提供保障。最终目标是,利用智能制造将劳动者从制造业传统劳动中解放出来,形成以满足市场需求为中心、具备较高生产效率和现代化的劳动市场体系。

其二,注重高技能劳动力的培养。“人机协作”应是当前和今后一个时期的主流发展方向。一方面,要制定和实施务实管用的激励措施,给予研发团体更多的支持和鼓励,发挥出智能制造技术更大价值和作用,实现与劳动者相互“协作”;另一方面,进一步完善细化当前的就业培训机制,使得劳动者的技能可以全面提升,增加中高技能劳动者就业规模,适应智能制造技术的需要。

其三,保障制造业领域劳动者的合法权益。智能制造发展的过程投入了大量社会资源,智能制造的技术红利理应回馈到社会当中。面对智能制造对制造业就业和劳动收入份额的冲击,政府应积极参与制造业的报酬再分配,如可采取适当降低劳动收入税,提高资本收入税,甚至对机器人征税等措施。

参考文献

- [1] 钞小静,周文慧.人工智能对劳动收入份额的影响研究——基于技能偏向性视角的理论阐释与实证检验[J].经济与管理研究,2021(2):82-94.
- [2] 龚敏,辛明辉.产业结构变迁与劳动份额变化——基于要素替代弹性和偏向技术进步视角[J].学术月刊,2017(12):90-102.
- [3] 金陈飞,吴杨,池仁勇,吴宝.人工智能提升企业劳动收入份额了吗?[J].科学学研究,2020(1):54-62.
- [4] 江艇.因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J].中国工业经济,2022(5):100-120.
- [5] 雷钦礼,李粤麟.资本技能互补与技术进步的技能偏向决定[J].统计研究,2020(3):48-59.
- [6] 李展,葛扬.中国劳动收入份额变动分析[J].上海经济研究,2023(4):60-71.
- [7] 刘亚琳,茅锐,姚洋.结构转型、金融危机与中国劳动收入份额的变化[J].经济学(季刊),2018(2):609-632.
- [8] 刘洋,韩永辉,王贤彬.工业智能化能兼顾促增长和保民生吗?[J].数量经济技术经济研究,2023(6):69-90.
- [9] 芦婷婷,祝志勇.人工智能是否会降低劳动收入份额——基于固定效应模型和面板分位数模型的检验[J].山西财经大学学报,2021(11):29-41.
- [10] 温湖炜,吴英杰,罗丽琪.智能制造对企业劳动收入份额的影响研究——来自制造业上市公司的经验证据[J].价格理论与实践,2021(1):153-156.
- [11] 杨光,侯钰.工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J].中国工业经济,2020(10):138-156.
- [12] 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.
- [13] 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].浙江社会学,2021(6):40-50.
- [14] Acemoglu, D., and V. Guerrieri, “Capital Deepening and Nonbalanced Economic Growth”, *Journal of Political Economy*, 2008, 116(3): 467-498.
- [15] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment”, *American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [16] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor”, *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3-30.
- [17] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [18] Armenter, R., “A Bit of a Miracle No More: The Decline of the Labor Share”, *Business Review*, 2015, 98(3): 1-9.
- [19] Autor, D. H., and A. Salomons, Robocalypse Now: Does Productivity Growth Threaten Employment? ECB

- Sintra Forum on Central Banking Papers, 2017.
- [20] Berg, A., E. F. Buffie and L. F. Zanna, “Should We Fear the Robot Revolution?(The Correct Answer Is Yes)” , *Journal of Monetary Economics*, 2018, 97: 117–148.
- [21] Brynjolfsson, E., and A. McAfee, *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, WW Norton & Company, 2014.
- [22] Dauth, W., S. Findeisen and J. Suedekum, B. Wößner, German Robots——The Impact of Industrial Robots on Workers, CEPR Discussion Papers, DP12306, 2017.
- [23] De Canio, S. J., “Robots and Humans——Complements or Substitutes” , *Journal of Macroeconomics*, 2016, 49:280–291.
- [24] Eden, M., and P. Gaggl, “On the Welfare Implications of Automation” , *Review of Economic Dynamics*, 2018, 29:15–43.
- [25] Herrendorf, B., R. Rogerson and A. Valentinyi, “Growth and Structural Transformation” , *Handbook of Economic Growth*, 2014, 2: 855–941.
- [26] Stevenson, B., “Artificial Intelligence, Income, Employment, and Meaning” , in *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press, 2018: 189–195.
- [27] Trajtenberg, M., AI as the Next GPT: A Political–Economy Perspective, National Bureau of Economic Research, w2424, 2017.

【作者简介】张凤云：安徽科技学院财经学院讲师，理学博士，理论经济学博士后。研究方向：数理经济学。

王希元：云南大学经济学院副教授，经济学博士。研究方向：经济发展理论。

Research on the Impact of Intelligent Manufacturing on Labor Income Share ——From the Perspective of Employment Structure Transformation

ZHANG Feng-yun¹ & WANG Xi-yuan²

(1. School of Finance and Economics, Anhui University of Science and Technology, Bengbu 233030, Anhui, China; 2. School of Economics, Yunnan University, Kunming 650500, Yunnan, China)

Abstract: Intuitively, the “machine to person” effect of intelligent manufacturing will lead to a decrease in the share of labor income, is this the case? Based on the theoretical mechanism analysis of the two sector general equilibrium model, this article finds that the impact of intelligent manufacturing on labor income share depends on the substitution elasticity between intelligent manufacturing and traditional production methods within the manufacturing industry; Under the condition of high substitution elasticity between the two production methods, intelligent manufacturing will drive the service-oriented transformation of employment structure, transfer labor from manufacturing to service industry, and lead to an increase in the overall share of labor income in the economic system. Further empirical analysis by matching cross-border data from the International Federation of Robotics, the Payne Table, and the World Bank revealed that intelligent manufacturing increased the share of labor income. This conclusion still holds true after considering endogeneity issues and robustness tests to replace explanatory variables. According to the heterogeneity analysis of per capita income level, population dividend stage, and different country types, the higher the level of economic development, the more significant the effect of intelligent manufacturing on increasing labor income share. The mechanism test validates the theoretical hypothesis that intelligent manufacturing leads to an increase in the share of labor income, which to some extent drives the realization of the service-oriented transformation of employment structure. This study provides ideas and insights for exploring development models that balance intelligent transformation and improved income distribution.

Keywords: intelligent manufacturing; employment structure; labor income share

(责任编辑：山草)