

# 产业智能化是否有利于中国益贫式发展?\*

杨 飞 范从来

内容提要: 随着人工智能与实体经济深度融合的推进, 人工智能的大规模应用引发了机器替代劳动的担忧和争论。基于这一背景, 本文研究了产业智能化对中国低技能劳动收入的影响, 考察产业智能化是否有利于益贫式发展。本文首先通过构建内生人工智能创新模型研究发现, 当高-中技能劳动替代弹性大于高-低技能劳动替代弹性时, 产业智能化通过新工作创造效应和生产率效应促进益贫式发展。而且, 人力资本积累有利于产业智能化的技术创新, 能够更有效地促进益贫式发展。然后, 本文利用 2000—2014 年世界投入产出数据库(WIOD) 的中国行业面板数据和投入产出表数据实证研究表明, 人力资本积累、产业智能化的新工作创造效应和生产率效应对益贫式发展存在显著的正向影响, 而产业间的前向关联效应和后向关联效应对益贫式发展影响不显著。基于上述结论, 本文建议通过政策引导促进人力资本积累和就业扩张型人工智能创新, 实施技能培训鼓励技能劳动转岗就业, 产业智能化的益贫性能够很好地缓解人工智能对劳动力市场的冲击。

关键词: 产业智能化 益贫式发展 人力资本积累

## 一、问题的提出

党的十八大报告提出实现共同富裕是中国特色社会主义的根本原则, 党的十九大报告进一步提出中国特色社会主义新时代是逐步实现全体人民共同富裕的时代。其中, 促进益贫式发展是实现共同富裕的重要措施, 让经济发展的成果更多地惠及低收入群体( 范从来 2017)。与此同时, 在实现共同富裕的现阶段, 党的十九大报告提出要实现人工智能与实体经济深度融合, 而且劳动力成本的上涨也促进了人工智能的应用( 如工业机器人), 中国劳动力实际成本从 2005 年开始快速上涨, 东部地区上升尤为明显, 同发达国家相比, 中国的劳动力成本优势下降较快( 蔡昉和都阳, 2016)。在此背景下, 人工智能对中国经济的渗透率越来越强, 产业智能化程度显著提高。国际机器人联合会以及陈永伟和曾昭睿( 2019) 的研究显示, 2002 年中国只有 2000 多台工业机器人, 2005 年后开始加速增长, 2013 年成为全球最大的工业机器人市场, 2018 年增加了 15 万台安装量, 特别是东部地区的机器人渗透率显著高于中西部地区。<sup>①</sup>

不过, 机器人的大规模应用以及机器学习等新一代人工智能对劳动力的替代引起了社会和学术界的普遍关注, 一些学者认为这会对劳动力市场产生较大的冲击( Sachs et al. 2015; 陈永伟和曾昭睿 2019)。本文利用 WIOD 数据库测算的行业技能劳动工资显示, 中国低/中技能劳动工资比

\* 杨飞, 南京审计大学经济学院, 南京大学经济学院博士后, 邮政编码: 211815, 电子信箱: boston\_ian@126.com; 范从来, 南京大学长江三角洲经济社会发展研究中心, 邮政编码: 210093, 电子信箱: fanc@nju.edu.cn。本研究是教育部人文社会科学重点研究基地重大项目( 16JJD790024)、国家社会科学基金后期项目( 19FJLB003) 的阶段性研究成果。作者特别感谢匿名审稿专家的宝贵意见, 文责自负。

① 人工智能是信息技术的主流发展方向, 20 世纪 70 年代开始应用越来越广泛, 近年来机器学习的应用是更高级的产业智能化。国际机器人联合会数据显示, 中国服务机器人安装增速高于全球平均速度, 2013 年和 2019 年的年均增速达到 30% 和 25%, 市场规模接近 9 亿美元, 东部发达地区服务机器人的渗透率更高。

从2002年开始上升,而低/高技能劳动工资比从2005年开始上升,这表明中国的技能劳动收入分配从2002年开始呈现益贫性。利用产业智能化对低技能劳动相对工资的时间趋势拟合显示,随着产业智能化程度的提升,低技能劳动的相对工资也开始上升,结合中国人工智能发展趋势可知,产业智能化与益贫式发展的变化趋势相一致。那么,人工智能的大规模应用(产业智能化)是否有利于中国的益贫式发展从而有利于实现共同富裕?这是本文的主要研究目的。

邓小平同志在改革开放初期提出,在实现共同富裕的过程中允许收入差距出现一定程度的扩大,当经济发展到一定程度后,先富起来的人和地区通过激励示范作用带动后富,让经济发展更多地惠及低收入群体,最终实现益贫式发展和共同富裕,这意味着共同富裕的实现会经历收入差距先扩大后缩小的过程。<sup>①</sup>先富带动后富或益贫式发展需要一定的经济手段来实现,根据本文的研究,产业智能化为此提供了可能。文献研究表明,产业智能化虽然在短期内降低了规则化劳动(中等技能劳动)的需求和收入,但也提高了高技能劳动和低技能劳动的需求和收入,并且会创造更多的工作岗位(Autor & Dorn 2013; Acemoglu & Restrepo 2018; Aghion et al. 2020)。因此,从长期来看,产业智能化对就业和劳动收入是否造成威胁还不确定,因为过去几个世纪的工业化和现代化经验表明,机器的大规模应用总体上提高了就业和劳动收入,那些被机器替代的劳动会转岗就业,从而使劳动力市场的结构性失业不会持续存在(Autor 2015)。

孙早和侯玉琳(2019)研究发现,工业智能化显著提高了中国低技能劳动的相对就业,Aghion et al.(2020)的最新研究也发现,产业智能化显著促进了法国等一些欧洲国家的就业。根据这些主要国家的发展经验以及中国改革开放以来共同富裕的理论实践可以推断,产业智能化与益贫式发展是相容的,政府可以通过适当的政策措施促进产业智能化与共同富裕的协调发展。这也是本文研究的意义所在,既然人工智能和产业智能化是经济发展的大趋势,那么,我们就需要研究产业智能化对益贫式发展的影响机制,并提出有针对性的政策建议,从而为实现产业智能化与共同富裕的协调发展提供理论支撑。

文章结构安排如下:第二部分为文献综述,第三部分构建内生人工智能创新模型,第四部分为计量模型设计,第五部分进行实证检验和机制分析,第六部分为结论和政策建议。

## 二、文献综述

### (一) 共同富裕与益贫式发展

邓小平理论提出共同富裕是社会主义本质的核心内容和必须坚持的根本原则。邓小平同志进一步提出为了实现共同富裕可以采用先富带动后富的措施,这对于当时解放思想调动生产积极性具有重要作用,所面临的问题是怎样和何时开始实现共同富裕(程恩富和刘伟 2012)。目前收入差距扩大给经济社会发展带来了较大的负面影响,已经到了“先富”向“共富”的转换阶段(胡家勇和武鹏 2012),通过缩小收入差距和益贫式发展实现共同富裕(邱海平 2016; 范从来 2017)。覃成林和杨霞(2017)利用地市级数据研究表明,先富地区主要通过经济增长的空间外溢效应带动周边地区富裕,但是带动范围有限,需要进一步促进先富地区发展和新的区域发展战略。

益贫式发展是指经济发展更有利于低收入群体,促使低收入群体的收入增长率高于经济增长率(Ravallion & Chen 2003)。现有文献根据该定义构建了益贫式发展指标(周华等 2011),并对益贫式发展的影响因素进行了研究(Duclos 2009),总体而言,经济发展有利于世界各国实现益贫式发展,特别是良好的政府治理在其中发挥了重要作用(Dollar et al. 2016; Doumbia 2019)。在经济发展过程中,劳动密集型产业的生产率提高和技术创新更能促进益贫式发展,低收入国家农业生产

<sup>①</sup> 《邓小平文选》(第二卷),人民出版社,1994年版;《邓小平文选》(第三卷),人民出版社,2001年版。

率的提高具有显著的益贫性,但是随着工业和服务业的发展,农业发展的益贫性减弱(Ivanic & Martin 2018)。班纳吉和迪弗洛(2013)利用随机试验研究发现教育、健康和良治等因素对减贫至关重要。目前中国经济增长呈现出益贫性(罗楚亮 2012; 万广华等 2018),但益贫效应还有待提高(覃成林和杨霞 2017)。现有文献主要从个人收入分配视角研究益贫式发展,而且缺乏产业智能化对益贫式发展的研究,本文对此做一补充。

## (二) 机器替代劳动的历史及其益贫性研究

机器从第一次工业革命开始替代就劳动进行生产,第二次工业革命以后这一特征更为突出,人工智能替代劳动只是人类经济史上的最新一次。机器的大规模应用虽然在短期内造成失业增加,但也会创造更多的新工作,长期而言,机器的大规模应用促进了总就业的增加(Autor 2015)。第一次工业革命时期,珍妮纺纱机大幅提高了劳动生产率,而且产品质量优于手工纺织品,新兴纺织工厂开始大规模建立,但也冲击了传统手工作坊和工匠的利益,甚至还发生了手工业工匠打砸新兴纺织工厂的“卢德运动”。由于低技能劳动即可操作珍妮纺纱机,新兴工厂虽然损害了工匠(高技能劳动)的利益,但也提高了低技能劳动的就业和收入(Acemoglu 2002a)。

第二次工业革命和第三次科技革命呈现出显著的高技能偏向性,高技能劳动相对低技能劳动的需求上升提升了高-低技能劳动的收入不平等(Acemoglu 2002a; Katz & Margo 2014)。从20世纪90年代开始,制造业与信息技术进一步融合,特别是信息技术中的人工智能深度融入实体经济,替代了大量规则化的中等技能劳动,但也创造了诸如管理咨询、软件设计和数据分析等领域的新工作,提升了高技能劳动的需求,并引致了对低技能服务和劳动的需求(Autor 2015, 2019; Christopher & Nicolas 2019)。可见,第一次工业革命显著促进了益贫式发展,产业智能化也具有一定的益贫性,并且开始增加总就业(Aghion et al. 2020),第二次工业革命和第三次科技革命的益贫性不够显著。

## (三) 信息技术、产业智能化与劳动力市场的文献研究

信息技术对技能溢价的影响已有大量研究,随着人工智能对经济渗透越来越强,人工智能对劳动力市场的影响也开始得到研究。偏向性技术进步理论是这一领域的主要理论基础,本节依据这一理论的发展脉络进行综述。Acemoglu & Autor(2011)较早建立了基于任务的外生偏向性技术进步模型,研究发现,信息技术提升了从事管理和研发等工作的高技能劳动相对需求,但也降低了从事规则化可编码工作的中等技能劳动相对需求,同时,高技能劳动收入上升增加了其从事低技能服务的成本,进而提升了对低技能劳动的相对需求,最终导致劳动力市场极化。<sup>①</sup>随着新一代人工智能对劳动力市场影响的扩大,Acemoglu & Restrepo(2018, 2019a)建立了内生人工智能创新模型,研究发现,人工智能会通过替代效应、新工作创造效应和生产率效应影响劳动的相对需求和收入,该模型进一步将劳动划分为高、低技能两类劳动后表明,人工智能会增加高-低技能劳动的收入不平等。许多学者基于这一理论进行了实证检验,Autor & Salomons(2018)利用跨国数据研究发现,产业智能化通过替代效应降低了就业和劳动收入,生产率效应和产业关联效应提高了就业和劳动收入,由于替代效应更大,产业智能化最终导致总就业和劳动收入的下降。但是,Aghion et al.(2020)研究发现法国等欧洲国家的产业智能化提高了总就业,可见,产业智能化对劳动力市场的影响并非完全负面。

国内相关文献研究发现,中国已经出现了高、低技能劳动相对就业的增加(劳动力市场极化),

<sup>①</sup> 规则化可编程的工作主要由高中高职学历的劳动操作,所以称为中等技能劳动。低技能劳动从事需要人与人面对面交流或人与工具接触的低技能工作,这些工作不容易被机器人代替,如餐饮和家政等低技能服务工作。国外许多文献实证研究了信息技术对劳动力市场极化的影响(Autor & Dorn 2013),本文不详细列举。

并且工业智能化是这一现象的重要原因(孙早和侯玉琳,2019),还有一些文献利用 DSGE 模型研究了老龄化背景下人工智能促进经济增长的机制(陈彦斌等,2019),以及人工智能对产业转型和劳动报酬份额的影响(郭凯明,2019)。可以看出,已有研究分析了产业智能化对低技能劳动就业的影响,而产业智能化通过新工作创造效应、生产率效应和产业关联效应等多个渠道对低技能劳动以及益贫式发展影响的研究较少。为此,本文构建包含高、中、低技能劳动的内生人工智能创新模型并实证检验产业智能化对中国益贫式发展的影响。

### 三、理论模型

#### (一) 模型设计

为了分析产业智能化对益贫式发展的影响,本文借鉴 Acemoglu(2002b)、Autor & Dorn(2013)和 Acemoglu & Restrepo(2018,2019a)构建包含高、中、低技能劳动的内生人工智能创新模型。假设经济由高技能产品  $Y_H$ 、中等技能产品  $Y_R$  和低技能产品  $Y_M$  等三部门组成,这三部门产品分别由高技能劳动  $L_H$ 、中等技能劳动  $L_R$  和低技能劳动  $L_M$  生产。其中,中等技能产品和高技能产品共同生产制造品  $Y_I$ 。设定制造品  $Y_I$  和总产品  $Y$  的生产函数为 CES 生产函数:

$$Y_I = [\gamma Y_R^{\frac{\beta-1}{\beta}} + (1-\gamma) Y_H^{\frac{\beta-1}{\beta}}]^{\frac{\beta}{\beta-1}}, Y = [\lambda Y_I^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} + (1-\lambda) Y_M^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}}]^{\frac{\varepsilon}{\varepsilon-1}} \quad (1a)$$

三部门产品的生产函数为柯布—道格拉斯生产函数:

$$Y_i = \frac{1}{1-\sigma} L_i^\sigma \int_0^{A_i} x_i^{1-\sigma}(j) dj, i = H, R, M \quad (1b)$$

其中  $\lambda, \gamma \in (0, 1)$  为产品  $Y_i$  在 CES 生产函数中的相对重要性。 $A_i$  为产品种类数,用来表示  $i$  要素增强型技术进步。由于需要高技能劳动进行研发和应用,因此,人工智能属于高技能增强型技术进步,即人工智能创新表现为人工智能新产品种类的增加。 $x_i$  为中间品,  $\beta \in (0, +\infty)$  为高技能产品与中等技能产品的替代弹性。 $\varepsilon$  为低技能产品与高(中)技能产品的替代弹性,  $\sigma$  为科布—道格拉斯生产函数的份额参数。

#### (二) 产品市场均衡

设高、中、低技能产品的价格分别为  $p_H, p_R, p_M$ , 制造品价格为  $p_I$ , 将总产品价格标准化为 1。竞争性条件下产品的价格等于其边际产品价值, 所以有:

$$P = [\lambda^\varepsilon p_I^{1-\varepsilon} + (1-\lambda)^\varepsilon p_M^{1-\varepsilon}]^{\frac{1}{1-\varepsilon}} = 1, p_I = [\gamma^\beta p_R^{1-\beta} + (1-\gamma)^\beta p_H^{1-\beta}]^{\frac{1}{1-\beta}} \\ p_I = \lambda \left(\frac{Y_I}{Y}\right)^{-\frac{1}{\varepsilon}}, p_M = (1-\lambda) \left(\frac{Y_M}{Y}\right)^{-\frac{1}{\varepsilon}}, \frac{p_R}{p_I} = \gamma \left(\frac{Y_R}{Y_I}\right)^{-\frac{1}{\beta}}, \frac{p_H}{p_I} = (1-\gamma) \left(\frac{Y_H}{Y_I}\right)^{-\frac{1}{\beta}} \quad (2)$$

(1) 式的利润最大化问题分别为:

$$\begin{aligned} & \text{Max}_{L_R, L_H, x_R, x_H} p_I Y_I - w_R L_R - w_H L_H - \int_0^{A_R} \chi_R(j) x_R(j) dj - \int_0^{A_H} \chi_H(j) x_H(j) dj \\ & \text{Max}_{L_M, x_M} p_M Y_M - w_M L_M - \int_0^{A_M} \chi_M(j) x_M(j) dj \end{aligned} \quad (3)$$

其中  $\chi_i$  为中间品价格。对(3)式求偏导可以得到中间品的需求和工资:

$$x_i(j) = \left(\frac{p_i}{\chi_i}\right)^{\frac{1}{\sigma}} L_i^\sigma w_i(j) = p_i \frac{\sigma}{1-\sigma} L_i^{\sigma-1} \int_0^{A_i} x_i^{1-\sigma}(j) dj \quad (4)$$

#### (三) 技术市场均衡

假设中间品厂商为垄断型厂商以便获得垄断利润进行技术创新。中间品厂商的利润函数为  $\text{Max}_{x_i(j)} (\chi_i(j) - \phi) x_i(j)$ 。借鉴 Acemoglu(2002b), 设三类中间品的边际成本为  $\phi = 1 - \sigma$ , 对中间品数量求导可以得到中间品价格为  $x_i(j) = \phi(1 - \sigma) = 1$ 。根据中间品价格和(4)式可以得到中间品

厂商的利润为  $\pi_i(j) = \sigma(p_i)^{\frac{1}{\sigma}} L_i$ 。① 根据利润公式可知, 高(中或低)技能产品的价格越高, 企业的利润越高, 企业越有激励研发高(中或低)技能产品的新技术, 此为价格效应。同样根据利润公式可知, 高(中或低)技能劳动供给越高, 企业的利润越高, 因为高(中或低)技能劳动供给数量越多, 企业研发基于该种要素的市场规模也越大, 利润也就越高, 此为市场规模效应。由于要素供给越多, 生产该要素密集型产品的价格越低, 所以市场规模效应与价格效应对企业技术创新的影响方向相反。

相比短期利润, 企业更关注其长期市场价值。根据利润公式可以得到高、中、低技能产品的市场价值  $V_i = \int_0^{+\infty} \pi_i e^{-rt} dt = \pi_i/r$ 。假设技术市场为完全竞争市场, 设技术创新动态为  $\dot{A}_i = \xi_i R_i$ , 其中  $\xi_i$  为研发成功的概率,  $R$  为总产品表示的研发投入。在平衡增长路径下, 三部门的经济增长率和技术进步率相同, 那么, 研发市场自由进出条件为  $\xi_H V_H = \xi_R V_R = \xi_M V_M$ 。不失一般性, 假设  $\xi_H = \xi_R = \xi_M$ 。根据利润表达式和研发市场出清条件可以得到:

$$\left(\frac{p_H}{p_R}\right)^{\frac{1}{\sigma}} \frac{L_H}{L_R} = 1, \left(\frac{p_M}{p_R}\right)^{\frac{1}{\sigma}} \frac{L_M}{L_R} = 1 \quad (5)$$

#### (四) 技术进步的方向

利用(2)式、(4)式、(5)式可以得到相对技术水平:

$$\frac{A_H}{A_R} = \left(\frac{1-\gamma}{\gamma}\right)^{\beta} \left(\frac{L_H}{L_R}\right)^{\eta-1} \quad (6)$$

$$\frac{A_M}{A_R} = \left(\frac{1-\lambda}{\lambda\gamma}\right)^{\varepsilon} \left(\frac{L_M}{L_R}\right)^{\theta-1} \left[\gamma + (1-\gamma)^{\beta} \gamma^{1-\beta} \left(\frac{L_H}{L_R}\right)^{\eta-1}\right]^{\frac{\beta-\varepsilon}{\beta-1}} \quad (7)$$

其中  $\eta = \sigma\beta - \sigma + 1$  为高-中技能劳动的替代弹性,  $\theta = \sigma\varepsilon - \sigma + 1$  为低技能劳动与中、高技能劳动的替代弹性, 可以发现, 当  $\eta > 1$  时  $\beta > 1$ ; 当  $\theta > 1$  时  $\varepsilon > 1$ ; 当  $\eta > \theta$  时  $\beta > \varepsilon$ 。可见, 产品间的替代弹性关系与劳动间的替代弹性关系一致, 下文会根据论证需要交替使用。根据(6)式, 当替代弹性  $\eta > 1$  时, 市场规模效应大于价格效应, 高技能劳动相对供给上升会促进高技能增强型技术进步(人工智能创新), 进而提升产业智能化程度。当替代弹性  $\eta < 1$  时, 市场规模效应小于价格效应, 高技能劳动的相对供给上升会促进中等技能增强型技术进步。

(7)式表明, 如果高-中技能劳动的替代弹性大于高-低技能劳动的替代弹性  $\beta > \varepsilon$ , 高技能劳动相对供给增加会促进低技能增强型技术进步,  $\eta$  是否大于 1 不影响该结论, 原因在于高技能劳动与低技能劳动的替代弹性较低, 高技能劳动相对供给上升在促进高技能增强型技术进步的同时, 也提升了对低技能劳动的需求, 进而促进了有利于益贫式发展的低技能增强型技术进步。② 可见, 人力资本积累最终有利于实现益贫式发展。

推论 1: 人工智能创新(产业智能化)取决于高、中、低技能劳动结构及其替代弹性。如果高-中技能劳动的替代弹性  $\eta > 1$ , 高技能劳动相对供给增加会促进产业智能化。如果替代弹性  $\beta > \varepsilon$ , 高技能劳动相对供给增加会促进低技能增强型技术进步。总体而言, 在满足替代弹性  $\beta > \varepsilon$  的条件下, 高-中技能劳动的替代弹性越大, 高-低技能劳动的替代弹性越小, 越有利于出现促进益贫式发展的人工智能创新。人力资本积累对产业智能化与益贫式发展协调发展至关重要。

#### (五) 相对工资

利用(4)式、(5)式、(6)式、(7)式, 可以得到技能劳动的相对工资:

① 由(4)式和利润公式可知, 每类中间品  $j$  利润相同, 因此, 为简化表述, 下文公式中不再标注  $j$ 。

② Autor & Dorn(2013) 研究发现, 高-中技能劳动的替代弹性大于高-低技能劳动的替代弹性, 原因在于高、中技能劳动都需要低技能劳动提供的产品或服务。

$$\frac{w_H}{w_R} = \left( \frac{1-\gamma}{\gamma} \right)^\beta \left( \frac{L_H}{L_R} \right)^{\eta-2} \quad (8)$$

$$\frac{w_M}{w_R} = \underbrace{\left( \frac{1-\lambda}{\lambda\gamma} \right)^\varepsilon \left( \frac{L_M}{L_R} \right)^{\theta-2}}_{\text{生产率效应}} \underbrace{\left[ \gamma + (1-\gamma)^\beta \gamma^{1-\beta} \left( \frac{L_H}{L_R} \right)^{\eta-1} \right]^{\frac{\beta-\varepsilon}{\beta-1}}}_{\text{新工作创造效应}} \quad (9a)$$

将(8)式带入(9a)式可得:

$$\frac{w_M}{w_H} = \underbrace{\left( \frac{1-\lambda}{\lambda\gamma} \right)^\varepsilon \left( \frac{1-\gamma}{\gamma} \right)^{-\beta} \left( \frac{L_M}{L_R} \right)^{\theta-2}}_{\text{生产率效应}} \underbrace{\left( \frac{L_H}{L_R} \right)^{2-\eta} \left[ \gamma + (1-\gamma)^\beta \gamma^{1-\beta} \left( \frac{L_H}{L_R} \right)^{\eta-1} \right]^{\frac{\beta-\varepsilon}{\beta-1}}}_{\text{新工作创造效应}} \quad (9b)$$

(8)式表明,如果高-中技能劳动的替代弹性 $\eta > 2$ ,高技能劳动相对中等技能劳动的供给增加会提升高技能劳动的相对工资,原因在于高技能劳动相对供给增加会降低高技能劳动的相对工资,但此时也会促进高技能劳动增强型技术进步,进而又提高了高技能劳动相对工资,后者的效应大于前者的效应,导致高/中技能劳动的相对工资上升;相反,如果高-中技能劳动的替代弹性 $\eta < 2$ ,后者的效应小于前者的效应,高技能劳动相对供给增加会降低高/中技能劳动的相对工资。可以看出,产业智能化不仅提高了高技能劳动对中等技能劳动的替代,而且创造了新的人工智能产品种类,导致高技能劳动的相对工资和需求上升,借鉴 Acemoglu & Restrepo(2018),将此称为产业智能化对高技能劳动的新工作创造效应。

(9a)式等号右边第3项为产业智能化对低技能劳动相对中等技能劳动的新工作创造效应。当替代弹性 $\beta > \varepsilon$ 时,由于高技能劳动与低技能劳动的替代弹性更小,结合(7)式可知,产业智能化导致高技能劳动的相对需求和工资上升,这会进一步提升对低技能劳动相对中等技能劳动的需求和工资。这是由产业智能化对高技能劳动的新工作创造效应所导致,为此,本文将此称为产业智能化对低技能劳动的新工作创造效应。或者说,由于高技能产品与低技能产品的替代弹性更小,相比中等技能产品,产业智能化使得低技能产品(或服务)的利润更高,因而激励了低技能增强型技术进步,提升了低技能劳动的相对工资。

同理,(9b)式等号右边第4项为产业智能化对低技能劳动相对高技能劳动的新工作创造效应。当替代弹性 $\beta > \varepsilon$ 时,如果 $\eta < 2$ ,高技能劳动相对供给上升会提升低/高技能劳动的相对工资。如果 $\eta > 2$ ,新工作创造效应的第1项表明,高技能劳动相对供给上升会使低/高技能劳动相对工资下降,而新工作创造效应的第2项表明,在 $\beta > \varepsilon$ 的情况下,高技能劳动相对供给上升反而会使低/高技能劳动相对工资上升。所以,在 $\eta > 2$ 和 $\beta > \varepsilon$ 的情况下,高技能劳动相对供给上升通过新工作创造效应对低/高技能劳动相对工资的影响方向不确定,取决于具体参数的大小,深层次的原因是产业智能化对高技能劳动和低技能劳动同时存在新工作创造效应。

(9a)式等号右边第2项和(9b)式等号右边第3项为产业智能化的生产率效应。为进一步梳理生产率效应的传导机制,将(7)式带入(9a)式和(9b)式,可得到下式:

$$\frac{w_M}{w_R} = \underbrace{\left( \frac{1-\lambda}{\lambda\gamma} \right)^\varepsilon \left( \frac{1-\lambda}{\lambda\gamma} \right)^{\frac{\varepsilon(\theta-2)}{1-\theta}} \left( \frac{A_M}{A_R} \right)^{\frac{\theta-2}{\theta-1}}}_{\text{生产率效应}} \underbrace{\left[ \gamma + (1-\gamma)^\beta \gamma^{1-\beta} \left( \frac{L_H}{L_R} \right)^{\eta-1} \right]^{\frac{\beta-\varepsilon}{\beta-1} \frac{1}{\theta-1}}}_{\text{新工作创造效应}} \quad (10a)$$

$$\frac{w_M}{w_H} = \underbrace{\left( \frac{1-\lambda}{\lambda\gamma} \right)^\varepsilon \left( \frac{1-\gamma}{\gamma} \right)^{-\beta} \left( \frac{1-\lambda}{\lambda\gamma} \right)^{\frac{\varepsilon(\theta-2)}{1-\theta}} \left( \frac{A_M}{A_R} \right)^{\frac{\theta-2}{\theta-1}}}_{\text{生产率效应}} \underbrace{\left( \frac{L_H}{L_R} \right)^{2-\eta} \left[ \gamma + (1-\gamma)^\beta \gamma^{1-\beta} \left( \frac{L_H}{L_R} \right)^{\eta-1} \right]^{\frac{\beta-\varepsilon}{\beta-1} \frac{1}{\theta-1}}}_{\text{新工作创造效应}} \quad (10b)$$

由(6)式、(7)式、(9a)式、(9b)式可知,产业智能化的新工作创造效应导致低技能劳动相对需求上升,这意味着低/中技能劳动相对就业增加。由于技术进步的内生性,这会进一步促进低技能

增强型技术进步(生产率水平) 根据(10a)式和(10b)式可知,在 $\theta > 2$ 的情况下,这进一步提高了低技能劳动相对中、高技能劳动的工资。可见,这是由于产业智能化通过提升低技能劳动的相对生产率水平进而导致了对低技能劳动相对工资的增加,本文称之为生产率效应。<sup>①</sup>

结合推论1、(10a)式和(10b)式可知,高技能劳动相对供给增加有利于促进产业智能化程度的提升,并通过高技能劳动占比上升(人力资本积累)、新工作创造效应和生产率效应提升低技能劳动的相对工资,从而实现益贫式发展。这也表明,相比技术外生的情况,在技术内生条件下,人力资本积累可以有效地促进产业智能化,这更有利于实现益贫式发展。值得注意的是,在满足替代弹性条件 $\eta > 2$ 和 $\beta > \varepsilon$ 的情况下,产业智能化会降低中等技能劳动的相对工资,这就是产业智能化对中等技能劳动的替代效应,这需要通过政策引导促进中等技能劳动转岗就业。

推论2:产业智能化通过新工作创造效应和生产率效应促进实现益贫式发展。当替代弹性 $\eta > 2$ 和 $\beta > \varepsilon$ 时,由于高技能劳动与低技能劳动的替代弹性更小,高技能劳动相对供给上升会促进产业智能化程度的提升,并通过新工作创造效应提升低/中技能劳动的相对工资,进而促进益贫式发展。当替代弹性 $\theta > 2$ 时,产业智能化通过生产率效应提升低/高技能劳动的相对工资促进益贫式发展。当替代弹性 $\eta > 2$ 和 $\beta > \varepsilon$ 时,产业智能化通过新工作创造效应对低/高技能劳动相对工资(益贫式发展)的影响方向不确定。人力资本积累可以促进产业智能化,提升人工智能与实体经济的融合程度,更有利实现益贫式发展。

#### 四、计量模型设计

##### (一) 模型设定

根据理论模型的推论,为了检验产业智能化对益贫式发展的影响,计量模型设定如下:

$$\ln W_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln AI_{it} + \alpha_2 New_{it} + \alpha_3 \ln AI_{it} \times \ln Tfp_{it} + \alpha_4 \ln Tfp_{it} + \alpha_5 Hlabor_{it} + \alpha_6 Hlabor_{it}^2 + \alpha_7 \Psi_{it} + v_{it} \quad (11)$$

其中 $i$ 为行业, $t$ 为年份, $\ln$ 表示取自然对数。 $W$ 为益贫式发展, $AI$ 为产业智能化, $New$ 为新工作创造效应, $Tfp$ 为全要素生产率,交叉项为产业智能化与全要素生产率相乘,衡量生产率效应对益贫式发展的影响。 $Hlabor$ 为高技能劳动占比,根据推论2,高技能劳动相对供给对低技能劳动相对工资存在非线性影响,因此在解释变量中增加高技能劳动占比的平方项。

此外, $\Psi$ 为控制变量,包括资本深化、产业服务化、贸易开放度、FDI和市场竞争程度以及年份和行业固定效应等。资本深化是技能劳动相对收入的重要影响因素(Gregory et al. 2019)。产业结构变迁也会影响到不同技能劳动占比和工资(Autor & Salomons 2018)。贸易开放会通过要素禀赋效应和偏向性技术进步效应影响就业和工资(Acemoglu 2002a)。FDI会通过技术外溢和劳动力流动渠道影响技能劳动的相对工资(邵敏和包群 2010)。市场竞争程度会通过技术偏向、市场分割和资本深化等渠道影响劳动力市场。 $v$ 为随机扰动项。

##### (二) 变量选择与数据说明

益贫式发展。益贫式发展指低收入群体的收入增长率高于全社会的平均收入增长率或经济增长率,为此,本文采用低技能劳动相对中、高技能劳动的工资来衡量益贫式发展。如果产业智能化对低技能劳动相对工资具有显著的正向影响,说明产业智能化具有显著的益贫性。此外,本文还采用高、中、低技能劳动工资与增加值的比值作为被解释变量进行了稳健性检验。

<sup>①</sup> Acemoglu & Restrepo (2018, 2019a) 的生产率效应是人工智能带来生产率提高,从而提高了对劳动的需求。Autor & Salomons (2018) 将生产率效应称为市场需求效应,因为产业智能化提高了生产率进而带来市场规模扩张,本文低技能劳动相对需求上升也是低技能劳动及其产品市场规模的扩张,是对这一理论的拓展。

产业智能化。目前文献多采用信息技术应用( Michaels et al. 2014)、机器人使用( Acemoglu & Restrepo 2019b)、规则化任务密集度( Gregory et al. 2019)或全要素生产率( Autor & Salomons, 2018)衡量产业智能化。基于数据可得性和已有研究,本文采用世界投入产出表全球计算机制造业和信息服务业投入到中国每个行业的中间品占增加值的比重作为产业智能化的代理指标。

新工作创造效应。本文借鉴 Acemoglu & Restrepo( 2019a) 将新工作创造效应设定为  $\max \left\{ 0, \frac{1}{2} \sum_{\tau=t-1}^t \left[ \Delta \ln L_{j\tau} - (1-\varpi)(1-L_{j\tau}) \left( \Delta \ln \left( \frac{w_{j\tau}}{r_{j\tau}} \right) - \Delta \ln \left( \frac{A_{Lj\tau}}{A_{Kj\tau}} \right) \right) \right] \right\}$ , 该式值越大表示新工作创造效应越大。<sup>①</sup> 本文采用 Klump et al. (2007) 标准化供给面系统法估计的资本-劳动替代弹性 $\varpi$ 为0.88。由于产业智能化表现为资本增强型技术进步,所以 $A_{Lj\tau}/A_{Kj\tau}$ 的增长率采用产业智能化的倒数代理, Acemoglu & Restrepo( 2019a) 利用人均GDP增长率代理该指标。

生产率效应和高技能劳动占比。产业智能化会通过提高生产率进而影响低技能劳动的相对工资。本文采用产业智能化与全要素生产率的交叉项代理生产率效应,同时根据交叉项的设定方法,增加全要素生产率作为解释变量。全要素生产率的测算采用增长核算法。高技能劳动占比采用高技能劳动占总劳动的比重衡量。

控制变量。资本深化采用资本存量与行业增加值的比重衡量。产业服务化采用服务中间品投入占GDP的比重衡量。贸易开放度采用进出口总额占行业增加值的比重衡量。FDI采用外商直接投资占行业增加值比重衡量。行业竞争程度采用价格加成法表示,价格加成为(行业增加值-行业劳动报酬)/(行业增加值+行业中间品投入)( Domowitz et al. 1986)。

计量数据如无特别说明均来源于2000—2014年世界投入产出数据库(WIOD),其中,产业智能化和贸易开放度由该数据库的世界投入产出表测算,其余指标来源于该数据库的经济社会核算表。由于2000—2014年数据没有提供细分的高、中、低技能劳动数据,<sup>②</sup>本文借鉴该数据库1995—2009年版本的方法测算这三种劳动的供给和工资,其中,2009年以后的技能劳动工资来自国家统计局城镇住户调查,技能劳动供给来源于中国劳动统计年鉴。FDI数据来源于国家统计局。

### (三) 估计方法及内生性问题

上述计量方程可能存在内生性问题,产业智能化与被解释变量存在互为因果关系、产业智能化存在的样本自选择问题以及测量误差使得产业智能化与残差项相关。本文在最小二乘法(OLS)估计的基础上,采用两阶段最小二乘法(2SLS)进行估计。Acemoglu & Restrepo( 2019b) 采用欧洲国家机器人渗透率作为美国机器人渗透率的工具变量,借鉴该方法,本文采用美国、英国、德国和法国等四个国家信息通信技术( ICT) 的资本价格指数倒数作为产业智能化的工具变量(人工智能越发达, ICT价格指数越低)。ICT价格指数数据来源于EUKLEMS数据库。

## 五、实证分析和机制检验

### (一) 产业智能化对低技能劳动相对工资的影响

表1采用OLS和2SLS方法进行了估计。估计结果表明,在没有控制年份固定效应的情况下,产业智能化对低技能劳动相对工资存在显著的正向影响,在考虑了内生性问题后,产业智能化对低技能劳动相对工资的影响显著增加。但在控制了年份固定效应以后,产业智能化对低技能劳动相对工资影响的显著性减弱,只对低/中技能劳动相对工资存在显著影响,这说明产业智能化的影响

① 大括号内右边项表达式为生产任务中劳动含量的变化( change in task content), LS为劳动报酬份额,该式小于0意味着劳动含量减少,表明技术对劳动产生了替代效应,如果该式大于0,则为新工作创造效应。

② 借鉴WIOD分类,高、中、低技能劳动分别用大学本科以上学历、高中学历和初中以下学历的劳动者作为代理变量。



大都体现为新工作创造效应和生产率效应(见下文分析)。新工作创造效应对低技能劳动相对工资存在显著的正向影响,这表明产业智能化通过新工作创造效应能够显著提升低/中技能劳动相对工资和低/高技能劳动相对工资。<sup>①</sup>该结论同理论模型和下文对技能劳动间替代弹性的检验相吻合,即当满足替代弹性 $\beta > \varepsilon$ 时,产业智能化对低技能劳动的新工作创造效应比较显著。该结果也表明,产业智能化对中等技能劳动存在替代效应,从而导致低/中技能劳动相对工资显著上升。

产业智能化的生产率效应对低/高技能劳动相对工资存在显著的正向影响,对低/中技能劳动相对工资的影响不显著。2005年后中国的中/高技能劳动相对工资上升,新工作创造效应和生产率效应的估计结果同实际情况相符。相关文献也支持这一结论,Autor(2019)研究表明,机器虽然对劳动存在替代效应,但也提高了生产率和生产规模,从而增加了对低技能服务和劳动的需求。全要素生产率的系数显著为正,这进一步说明了生产率上升对低技能劳动需求具有正向影响。比较新工作创造效应和生产率效应可知,新工作创造效应对低技能劳动相对工资的影响更大,而生产率效应的影响相对较小,但均有利于实现益贫式发展。这说明机器替代劳动的担忧可能过于悲观,而且Aghion et al.(2020)研究发现产业智能化显著提高了法国等发达国家的总就业。

表 1 基准估计结果

相对工资	(1) 低/高	(2) 低/中	(3) 低/高	(4) 低/中	(5) 低/高	(6) 低/中	(7) 低/高	(8) 低/中
估计方法	OLS	OLS	2SLS	2SLS	OLS	OLS	2SLS	2SLS
产业智能化	0.110*** (0.0377)	0.0584*** (0.0222)	0.470*** (0.101)	0.253*** (0.0587)	0.0258 (0.0398)	0.0155 (0.0233)	0.0833 (0.122)	0.183** (0.0738)
新工作创造效应	3.515*** (1.056)	2.190*** (0.622)	3.515*** (1.112)	2.215*** (0.647)	2.791** (1.091)	1.550** (0.638)	2.584** (1.043)	1.525** (0.632)
生产率效应	0.0468** (0.0197)	0.00836 (0.0116)	0.107*** (0.0360)	0.0368* (0.0210)	0.0123 (0.0198)	-0.0115 (0.0116)	0.0670** (0.0335)	-0.000523 (0.0203)
全要素生产率	-0.150 (0.0940)	-0.0848 (0.0553)	0.0401 (0.130)	0.00504 (0.0757)	0.190* (0.105)	0.113* (0.0615)	0.295** (0.143)	0.0518 (0.0863)
高技能劳动占比	0.525*** (0.0674)	0.231*** (0.0397)	0.550*** (0.0696)	0.244*** (0.0405)	0.554*** (0.0701)	0.220*** (0.0410)	0.553*** (0.0682)	0.202*** (0.0413)
高技能劳动占比的平方	0.0608*** (0.00847)	0.0288*** (0.00499)	0.0633*** (0.00874)	0.0301*** (0.00508)	0.0594*** (0.00863)	0.0248*** (0.00505)	0.0591*** (0.00824)	0.0237*** (0.00499)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	否	否	否	否	是	是	是	是
观测值	646	646	646	646	646	646	646	646
拟合度	0.281	0.204	0.394	0.336	0.350	0.291	0.523	0.434

注: \*、\*\*和\*\*\*表示在10%、5%和1%统计水平上显著,括号内值为标准误差。限于篇幅控制变量未列出,下表同。

高技能劳动占比及其平方项对低技能劳动相对工资存在显著的正向影响,控制内生性问题后,估计系数显著提高,这表明人力资本积累确实对益贫式发展存在显著的非线性影响。由于高技能劳动占比一次项的系数为正,这表明目前中国的人力资本积累已经开始更有利于提升低技能劳动

<sup>①</sup> 作者估计了产业智能化对高、中、低技能劳动绝对工资的影响,结果表明产业智能化对低技能劳动绝对工资的影响系数稍大于高技能劳动的系数,而中等技能劳动的系数是最小,这也间接验证了表2的估计结果。

相对工资,正在促进益贫式发展,这也验证了上文推论 2 关于人力资本积累作用的论述。

通过表 1 各个影响因素的估计结果可知,促进益贫式发展的主要措施是通过人力资本提升产业智能化程度,进而通过新工作创造效应和生产率效应提升对低技能劳动的相对需求。而且,本文估计还显示产业智能化对低技能劳动相对工资不存在显著的负向影响,这有利于国家进一步推动产业智能化,更好地实现人工智能与实体经济深度融合。本文估计结果同已有研究看似存在差异实则互补,例如, Autor & Salomons (2018)、Acemoglu & Restrepo (2019a) 研究表明人工智能会减少就业和劳动报酬份额,但本文是将劳动细分为高、中、低技能劳动,人工智能虽然替代了规则化的中等技能劳动,但通过新工作创造效应和生产率效应提升了低技能劳动的相对需求和收入,只要能够实现中等技能劳动转岗就业就能更好地促进益贫式发展。

## (二) 益贫式发展的替代弹性检验

产业智能化促进益贫式发展依赖于推论 2 的替代弹性条件  $\eta > 2$  和  $\beta > \varepsilon$  以及  $\theta > 2$ 。为了使表 1 的计量结果更加稳健,本节利用 Klump et al. (2007) 的标准化供给面系统法估计高、中、低技能劳动的替代弹性。将模型(1)式简化为三层嵌套的 CES 函数:

$$Y_I = [\gamma (A_R L_R)^{\frac{\beta-1}{\beta}} + (1-\gamma) (A_H L_H)^{\frac{\beta-1}{\beta}}]^{\frac{\beta}{\beta-1}}, Y = [\lambda Y_I^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} + (1-\lambda) (A_M L_M)^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}}]^{\frac{\varepsilon}{\varepsilon-1}}$$

本文利用该生产函数构建标准化供给面系统,采用可行广义非线性最小二乘法估计。估计结果显示,高-低技能劳动替代弹性  $\varepsilon$  为 6.8,高-中技能劳动替代弹性  $\beta$  为 9.6,  $\beta > \varepsilon$ ,  $\eta > 2$  和  $\theta > 2$ 。<sup>①</sup> 这表明,替代弹性满足推论 1 和推论 2 益贫式发展的弹性条件。现实生活中,人工智能(机器学习等)对低技能劳动操作的工作替代范围在扩大,产业智能化对低技能劳动操作的工作既存在新工作创造效应,也存在替代效应,关键取决于这些工作的可编程(可学习)程度以及人工智能的发展方向,政策应该促进有利于增加就业的人工智能创新(Acemoglu 2019b)。

表 2 参数估计结果

	系数	标准差	Z 值	P > z (P 值)	95% 置信区间	
弹性 $\varepsilon$	6.794	0.582	11.68	0.000	5.655	7.934
弹性 $\beta$	9.550	0.694	13.76	0.000	8.189	10.911
$\lambda$	0.504	0.00799	63.11	0.000	0.489	0.520
$\gamma$	0.757	0.00285	265.98	0.000	0.752	0.763

注:限于篇幅,标准化供给面系统法构建和部分估计结果未列出,可向作者索取。

## (三) 产业关联效应的影响

产业智能化不仅通过新工作创造效应和生产率效应等产业内效应影响劳动需求和工资,还会通过产业关联效应影响劳动需求和工资(Autor & Salomons 2018)。具体而言,生产率效应既有产业内效应,也有产业关联效应。生产率效应首先在本产业内出现,然后通过产业关联效应影响其他产业,按照向下游产业和向上游产业传导的方向,可以分为前向关联效应和后向关联效应。前向关联效应是产业智能化引起本产业生产率的提高,从而会降低下游产业中间投入品的价格,导致下游产业产出以及对各类技能劳动需求和工资的变动。后向关联效应是指产业智能化通过提升本产业生产率增加了对上游行业的产品需求,但也会降低本产业产品的相对价格进而降低对上游产业中间投入的需求,这两个正负作用机制共同作用引起上游产业各类技能劳动需求和工资的变化(Acemoglu et al. 2016)。由于各产业对高、中、低技能劳动的需求比重不同,导致产业关联效应对

<sup>①</sup> 已有文献测算了划分为高、低技能劳动的替代弹性,1960—1990 年高-低技能劳动替代弹性为 1.4—2 之间,1978—2008 年高-低技能劳动替代弹性最高为 3.7,高-低技能劳动替代弹性在增加(Acemoglu & Autor 2011)。

高、中、低技能劳动的相对需求的影响不确定性，需要进一步的计量检验。

借鉴 Autor & Salomons(2018) 的方法，设定前向关联效应为  $AI_{k \neq j, t}^s = \sum_k \omega_{k \neq j, t}^s \times \ln AI_{k \neq j, t}$ ，其中， $\omega_{k \neq j, t}^s$  为产业  $k$  的产出投入到产业  $j$  的份额，衡量了产业  $k$  作为供给者对产业  $j$  的重要性。后向关联效应为  $AI_{k \neq j, t}^d = \sum_k \omega_{j \neq k, t}^d \times \ln AI_{k \neq j, t}$ ，其中  $\omega_{j \neq k, t}^d$  为产业  $j$  的产出投入到产业  $k$  的份额，衡量了产业  $k$  作为产品使用者对产业  $j$  的重要性。份额值越大意味着产业智能化对上游产业或下游产业的关联影响可能越大。计量估计方法和工具变量的选择同上文。

表3第(1) — (6) 列显示，产业智能化的前向关联效应对低/高技能劳动相对工资存在显著的正向影响，对低/中技能劳动相对工资的影响不显著。这意味着产业智能化会提高上游产业的生产率来降低下游产业中间品的投入成本，进而提高下游产业低技能劳动的相对工资，显著性下降意味着产业智能化的前向关联效应对高、低技能劳动的工资存在同等程度的影响。后向关联效应对低技能劳动相对工资不存在显著影响，Autor & Salomons(2018) 的估计也表明后向关联效应不显著，原因就在于后向关联效应的正负作用机制相互抵消 (Acemoglu et al. 2016)。

表3 产业关联效应检验

相对工资	(1) 低/高	(2) 低/中	(3) 低/高	(4) 低/中	(5) 低/高	(6) 低/中	(7) 低/高	(8) 低/中
估计方法	OLS	OLS	2SLS	2SLS	OLS	OLS	2SLS	2SLS
产业智能化	-0.0124 (0.0392)	0.00792 (0.0230)	0.0792 (0.140)	0.205** (0.0864)	-0.0447 (0.0437)	-0.0189 (0.0256)	0.0632 (0.139)	0.189** (0.0848)
新工作创造效应					2.689** (1.080)	1.501** (0.634)	2.530** (1.041)	1.547** (0.635)
生产率效应					0.00253 (0.0198)	-0.0163 (0.0116)	0.0685** (0.0339)	-0.00208 (0.0207)
前向关联效应	0.162*** (0.0496)	0.0697** (0.0291)	0.0310 (0.0845)	-0.0505 (0.0521)	0.208*** (0.0553)	0.102*** (0.0325)	0.0577 (0.0827)	-0.0139 (0.0505)
后向关联效应	-0.0151 (0.0295)	0.000243 (0.0174)	0.0180 (0.0309)	0.0109 (0.0191)	-0.0339 (0.0336)	-0.0180 (0.0197)	0.00545 (0.0357)	-0.00736 (0.0218)
全要素生产率					0.155 (0.105)	0.0957 (0.0614)	0.293** (0.141)	0.0501 (0.0861)
高技能劳动占比	0.538*** (0.0667)	0.207*** (0.0392)	0.532*** (0.0646)	0.191*** (0.0399)	0.555*** (0.0694)	0.221*** (0.0407)	0.553*** (0.0679)	0.202*** (0.0414)
高技能劳动 占比平方	0.0587*** (0.00825)	0.0236*** (0.00485)	0.0581*** (0.00790)	0.0226*** (0.00487)	0.0598*** (0.00854)	0.0250*** (0.00501)	0.0592*** (0.00821)	0.0237*** (0.00501)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	692	692	692	692	646	646	646	646
拟合度	0.360	0.289	0.517	0.403	0.366	0.303	0.527	0.430

为了综合比较生产率效应、新工作创造效应、前向关联效应和后向关联效应对益贫式发展的影响，将这4种效应放在同一个计量方程中并在控制了内生性后表明，新工作创造效应和生产率效应的估计结果同表1类似，而前向关联效应和后向关联对低技能劳动相对工资的不显著。这表明产

业智能化主要通过产业内效应促进益贫式发展,中国产业机器人安装规模快速扩张带动了产业内低技能劳动相对需求的增加。Autor & Salomons(2018)也表明产业智能化的产业内效应更大,而产业关联效应相对较小。产业关联效应对低技能劳动相对工资的影响不显著并不意味着一个产业的智能化对其他行业的技能劳动工资没有影响,而是因为产业智能化对高、中、低技能劳动存在同等程度的影响或产业关联的作用机制相互抵消。网络经济学研究表明,行业冲击是否会通过产业关联效应对其他产业产生系统性影响,主要取决于冲击的行业分布特征(厚尾分布)以及要素和投入产出的参数值(Baqae & Farhi, 2019),而大多数情况下经济变量的分布呈现正态分布。当然,虽然产业关联效应的整体影响不显著,但也不排除个别行业的产业关联效应比较突出,例如,家政行业的低技能劳动需求主要由其他行业的从业人员雇佣。

#### (四) 稳健性检验

益贫式发展体现为低收入群体收入增长率快于经济增长率,从而确保低收入群体在国民收入分配中保持较快增长。根据该定义,本节采用行业高、中、低技能劳动工资与增加值比重作为被解释变量(取自然对数)进行稳健性检验。如果估计系数为正表明产业智能化对技能劳动工资增长率的影响大于增加值(VA)的增长率。估计方法采用2SLS方法。

表4第(1)—(3)列估计了产业智能化对技能劳动工资与增加值比重的总效应,估计结果表明,产业智能化对三类技能劳动工资相对增加值的比重具有显著的正向影响。其中,对低技能劳动工资的影响最大,其次是高技能劳动的工资,影响最小的是中等技能劳动工资,这进一步验证了上文关于产业智能化更多地提升低技能劳动相对工资的结论。第(4)—(6)列的估计结果显示,考虑了新工作创造效应、生产率效应和产业关联效应后,产业智能化本身的系数变小或不显著,说明这四种效应对被解释变量产生了影响。具体而言,新工作创造效应具有显著的正向影响,生产率效应具有显著的负向影响,这说明新工作创造效应对技能劳动工资增长的效应大于增加值,而生产率效应对增加值的促进作用更大。

表4 稳健性检验(2SLS)

	(1) 低/VA	(2) 中/VA	(3) 高/VA	(4) 低/VA	(5) 中/VA	(6) 高/VA
产业智能化	0.781 *** (0.191)	0.599 *** (0.182)	0.712 *** (0.215)	0.633 ** (0.292)	0.439 * (0.303)	0.466 (0.421)
新工作创造效应				7.560 ** (3.114)	6.520 ** (3.233)	9.120 ** (4.492)
生产率效应				-0.934 *** (0.277)	-1.019 *** (0.287)	-1.566 *** (0.399)
前向关联效应				0.0382 (0.171)	0.112 (0.178)	0.256 (0.247)
后向关联效应				0.108 * (0.0725)	0.102 * (0.0753)	0.106 (0.105)
全要素生产率	-0.247 (0.204)	-0.342 * (0.195)	-0.532 ** (0.230)	-4.811 *** (1.497)	-5.328 *** (1.554)	-8.184 *** (2.159)
高技能劳动占比	-0.0477 (0.100)	-0.245 ** (0.096)	-0.597 *** (0.113)	-0.0992 (0.156)	-0.302 * (0.162)	-0.684 *** (0.224)

续表 4

	(1) 低/VA	(2) 中/VA	(3) 高/VA	(4) 低/VA	(5) 中/VA	(6) 高/VA
高技能劳动占比平方	-0.00132 (0.0121)	-0.0248 ** (0.0115)	-0.0611 *** (0.0136)	-0.000177 (0.0185)	-0.0231 (0.0192)	-0.0585 ** (0.0266)
控制变量	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	692	692	692	692	692	692
拟合度	0.909	0.914	0.881	0.788	0.762	0.546

产业智能化的前向关联效应不显著,表明产业智能化同等程度提高了下游行业的增加值和技能劳动工资。后向关联效应显著提升了低、中技能劳动相对增加值的工资,影响系数大体相当,这同表 3 估计的后向关联效应不显著相符。后向关联效应对高技能劳动相对增加值的影响显著性较弱,但系数值同对低、中技能劳动的影响相当。虽然生产率效应的影响为负,但第(1) — (3)列表明,产业智能化的总效应为正,从而促进了益贫式发展。高技能劳动占比对高技能劳动工资具有显著的负向影响,这是要素供求关系作用的结果。高技能劳动占比对中等技能劳动工资的负向影响表明中等技能劳动被高技能劳动替代,而高技能劳动没有对低技能劳动产生替代,这一估计结果很好地支撑了表 1 – 表 3 的研究结论。

## 六、结论和政策建议

人工智能(产业智能化)对劳动力市场产生了深刻的影响,甚至引发机器人替代劳动的担忧,基于此,本文研究了产业智能化是否有利于中国的益贫式发展,即是否有利于低技能劳动相对工资的增加。通过理论模型和实证研究发现,产业智能化对中国低技能劳动具有显著的益贫性,说明人工智能的大规模应用有利于实现共同富裕,人力资本积累对产业智能化和益贫式发展至关重要。机制检验表明,产业智能化的新工作创造效应和生产率效应显著促进了益贫式发展,产业间的前向关联效应和后向关联效应不显著,同时也意味着,产业智能化及其各项效应对低技能劳动的收入不具有显著的负面影响。

产业智能化有利于从事低技能岗位的低收入人群,当然,这也不可避免地对中等技能劳动产生负面影响。面对这一情况,我们应客观认识到这样一个历史事实:第一次工业革命以来,历次的重大科技创新在促进经济发展的同时也对既有的财富分配格局产生了重大冲击,甚至出现社会动荡,不过,成功国家总会通过有效的政治与经济改革化解危机,经济最终得以可持续发展(Acemoglu & Robinson 2015),而且已有研究表明,产业智能化显著促进了法国等欧洲国家的总就业(Aghion et al. 2020)。Acemoglu & Restrepo(2019c)提出应开发能够创造更多工作岗位的“好的”人工智能,例如教育、医疗和增强现实领域就大有可为,避免“坏的”人工智能,这需要政府在政策上加以引导。而且,包括中国在内的许多国家人口老龄化趋势越来越严峻,发展人工智能可以作为一个有效的应对手段(陈彦斌等 2019)。本文研究发现产业智能化所具备的益贫性能够有效缓解人工智能带来的负面冲击,再辅以合理的产业政策、人才政策和劳动力市场政策就可以有效应对人工智能带来的机遇和挑战。为此,本文提出如下政策建议:

首先,积极促进“好的”就业扩张型人工智能发展,提升人力资本积累和产业智能化程度。产

业智能化有利于提升实体经济的国际竞争力,“好的”人工智能还可以创造更多的就业,提升低技能劳动的相对工资,缓解收入不平等程度。政策方面,政府不仅要加大产业智能化领域的财税支持力度,还应促进人力资本积累、做好人才建设工作,鼓励企业开发有利于就业扩张的人工智能技术。具体政策包括减免人工智能企业的所得税、提高增值税抵扣力度、提高产业智能化专利的财政补贴额度等。2020年新冠病毒疫情期间,有观点认为鼓励人工智能替代劳动可以缓解疫情对经济的冲击,本文认为从长远看这不利于产业智能化和就业的可持续发展。

其次,建立完整的产业智能化生产价值链,提升价值链的控制力。由于产业智能化对国际竞争力和国家经济安全具有重要影响,并且对总体经济的渗透率越来越高,缺乏完整的价值链及其关键环节的控制会影响整体产业智能化的推进。近年来,美国对中兴和华为的制裁充分说明了完整的价值链和对价值链关键环节控制的重要性。就本文而言,这会危及到中国的益贫式发展和共同富裕的目标,中国应从国家经济安全的战略高度看待产业智能化的价值链构建。

再次,完善职业技能培训体系,促进技能劳动就业结构转换。人工智能的大规模应用导致规则化工作岗位减少和中等技能劳动就业下降,同时会提高低技能劳动的需求。因此,政府应重视就业结构转换过程中结构性失业的出现,鼓励企业和政府职能部门加大对规则化劳动的转岗技能培训,引导失业工人转变就业观念,特别是转变对低技能服务型岗位的认识。

第四,进一步放松服务业管制,转变城市人口发展理念,促进高-低技能劳动的互补发展。目前服务业存在一定程度的管制,而且许多城市在吸引高技能人才的同时限制低技能人员流动。然而,本文研究发现产业智能化会提升对低技能劳动的需求,城市规划限制低技能人员流动反而会增加高技能人才的生活成本,进一步阻碍了产业智能化的推进和益贫式发展。

随着人工智能与实体经济融合程度的提高,人工智能对经济各个领域的影响越来越大。就本文的研究领域而言,发展就业扩张型的“好的”人工智能是一个兼顾发展与公平的优先选项,因而研究在怎样的资源禀赋条件、社会政策和产业规制环境下促进就业扩张型的人工智能创新将是下一步的研究主题。此外,地方保护主义导致的市场分割限制了产业智能化生产率效应的发挥,劳动力市场分割阻碍了技能劳动的转岗就业,进而会抑制产业智能化促进益贫式发展作用的发挥,因此,基于这些因素的研究将更有助于理解产业智能化对中国益贫式发展的影响机制。

#### 参考文献

- 班纳吉、迪弗洛 2013 《贫穷的本质: 我们为什么摆脱不了贫穷》,中信出版社。
- 蔡昉、都阳 2016 《积极应对中国制造业单位劳动力成本过快上升问题》,《前线》第5期。
- 陈永伟、曾昭睿 2019 《“第二次机器革命”的经济后果: 增长、就业和分配》,《学习与探索》第2期。
- 陈彦斌、林晨、陈小亮 2019 《人工智能、老龄化与经济增长》,《经济研究》第7期。
- 程恩富、刘伟 2019 《社会主义共同富裕的理论解读与实践剖析》,《马克思主义研究》第6期。
- 范从来 2017 《益贫式增长与中国共同富裕道路的探索》,《经济研究》第12期。
- 郭凯明 2019 《人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动》,《管理世界》第7期。
- 胡家勇、武鹏 2012 《推进由“先富”到“共富”的阶段性转换》,《经济学动态》第12期。
- 罗楚亮 2012 《经济增长、收入差距与农村贫困》,《经济研究》第2期。
- 邱海平 2016 《共同富裕的科学内涵与实现途径》,《政治经济学评论》第4期。
- 覃成林、杨霞 2017 《先富地区带动了其他地区共同富裕吗》,《中国工业经济》第10期。
- 邵敏、包群 2010 《外资进入与国内工资差异: 基于工业行业面板数据的联立估计》,《统计研究》第4期。
- 孙早、侯玉琳 2019 《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》,《中国工业经济》第5期。
- 万广华、吴婷、张瑛 2018 《中国收入不均等的下降及其成因解析》,《劳动经济研究》第3期。
- 周华、崔秋勇、李品芳 2011 《中国多维度益贫式增长的测度及其潜在来源分解研究》,《数量经济技术经济研究》第5期。

- Acemoglu, D., 2002a, “Technical Change, Inequality and the Labor Market”, *Journal of Economic Literature*, 40(1), 7—72.
- Acemoglu, D., 2002b, “Directed Technical Change”, *Review of Economic Studies*, 69(4), 781—809.
- Acemoglu, D., U. Akcigit, and W. Kerr, 2016, Networks and the Macroeconomy: An Empirical Exploration, In Eichenbaum, M., and J. Parker, editors, NBER Macroeconomics Annual, Chicago: The University of Chicago Press.
- Acemoglu, D., and D. Autor, 2011, Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings, In Ashenfelter, O., and D. Card, editors, Handbook of Labor Economics Volume 4, Amsterdam: Elsevier.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2018, “The Race Between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment”, *American Economic Review*, 108(6), 1488—1542.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2019a, “Automation and New Tasks: The Implications of the Task Content of Technology for Labor Demand”, *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3—30.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2019b, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, accepted.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2019c, “The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labor Demand”, NBER Working Paper, 25682.
- Acemoglu, D., and J. Robinson, 2015, “The Rise and Decline of General Laws of Capitalism”, *Journal of Economic Perspectives*, 29(1), 3—28.
- Aghion, P., C. Antonin, S. Bunel, and X. Jaravel, 2020, “What Are the Labor and Product Market Effects of Automation? New Evidence from France”, CEPR Working Paper, 14443.
- Autor, D., 2015, “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation”, *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3—30.
- Autor, D., 2019, “Work of the Past, Work of the Future”, *AEA Papers and Proceedings*, 109, 1—32.
- Autor, D., and D. Dorn, 2013, “The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market”, *American Economic Review*, 103(5), 1553—1597.
- Autor, D., and A. Salomons, 2018, “Is Automation Labor-displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share”, NBER Working Paper, 24871.
- Baqaei, D., and E. Farhi, 2019, “The Macroeconomic Impact of Microeconomic Shocks: Beyond Hulten’s Theorem”, *Econometrica*, 87(4), 1155—1203.
- Christopher, R., and A. Nicolas, 2019, “Skill Prices, Occupations, and Changes in the Wage Structure for Low Skilled Men”, NBER Working Paper, 26453.
- Dollar, D., T. Kleineberg, and A. Kraay, 2016, “Growth Still is Good for the Poor”, *European Economic Review*, 81(C), 68—85.
- Domowitz, I., R. Hubbard, and B. Petersen, 1986, “Business Cycles and the Relationship between Concentration and Price-cost Margins”, *Rand Journal of Economics*, 17(1), 1—17.
- Doumbia, D., 2019, “The Quest for Pro-poor and Inclusive Growth: The Role of Governance”, *Applied Economics*, 51(16), 1762—1783.
- Duclos, J., 2009, “What is ‘Pro-poor’?”, *Social Choice and Welfare*, 32(1), 37—58.
- Gregory, T., A. Salomons, and U. Zierahn, 2019, “Racing with or Against the Machine? Evidence from Europe”, IZA Discussion Papers, 12063.
- Ivanic, M., and W. Martin, 2018, “Sectoral Productivity Growth and Poverty Reduction: National and Global Impacts”, *World Development*, 109(C), 429—439.
- Katz, L., and R. Margo, 2014, “Technical Change and the Relative Demand for Skilled Labor: The United States in Historical Perspective”, In Boustan, L., C. Frydman, and R. Margo, editors, Human Capital in History, Chicago: University of Chicago Press.
- Klump, R., P. McAdam, and A. Willman, 2007, “Factor Substitution and Factor-Augmenting Technical Progress in the United States: A Normalized Supply-Side System Approach”, *Review of Economics and Statistics*, 89(1), 183—192.
- Michaels, G., A. Shwini, and J. Van Reenen, 2014, “Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from Eleven Countries over 25 Years”, *Review of Economics and Statistics*, 96(1), 60—77.
- Ravallion, M., and S. Chen, 2003, “Measuring Pro-Poor Growth”, *Economics Letters*, 78(1), 93—99.
- Sachs, J., G. Benzell, and L. Guillermo, 2015, “Robots: Curse or Blessing? A Basic Framework”, NBER Working Paper, 21091.

## Is Industrial Intelligence Beneficial to China's Pro-poor Development?

YANG Fei<sup>a, b</sup> and FAN Conglai<sup>c</sup>

(a: School of Economics, Nanjing Audit University; b: School of Economics, Nanjing University;

c: Yangtze River Delta Economics and Social Development Research Center, Nanjing University)

**Summary:** The report of the 18th National Congress of the Communist Party of China proposes that achieving common prosperity is the fundamental principle of socialism with Chinese characteristics. The report of the 19th National Congress of the Communist Party further proposes that the new era of socialism with Chinese characteristics is one of gradually achieving the common prosperity of all people. Promoting pro-poor development is an important way to achieve common prosperity so that the fruits of economic development benefit more low-income groups. The report of the 19th National Congress of the Communist Party of China acknowledges three facts: artificial intelligence is deeply integrated into the real economy, the penetration rate of artificial intelligence into China's economy is increasing and the degree of industrial intelligence has increased significantly. However, the replacement of labor by the large-scale application of robots and a new generation of artificial intelligence such as machine learning algorithms has caused widespread concern in society and academia. Some scholars believe that these technological innovations will have a large impact on the labor market. We estimate the wages of skilled labor using the World Input-Output Database (WIOD) to show that the relative wages of low-skilled workers in China have risen since 2005 and that the distribution of income from skilled labor is pro-poor. We use industrial intelligence to fit the time trend of low-skilled labor relative wages and find that the degree of industrial intelligence is consistent with the trend in the relative wages of low-skilled labor. We study the impact of industrial intelligence on China's pro-poor development and provide theoretical support for the deep integration of artificial intelligence into the real economy to achieve common prosperity.

The main contributions of this paper are as follows. First, other studies analyze the impact of industrial intelligence on the employment of low-skilled workers, but few research the impact of industrial intelligence on low-skilled workers and pro-poor development through multiple channels such as new job creation effects, productivity effects and industrial linkage effects. To accomplish this, we construct an endogenous artificial intelligence innovation model that includes high, medium and low-skilled labor and empirically test the impact of industrial intelligence on China's pro-poor development. Theoretical research shows that industrial intelligence promotes pro-poor development through new job creation and productivity effects when the elasticity of the high-medium labor replacement is greater than the elasticity of the high-low labor replacement and the accumulation of human capital is conducive to the technological innovation of industrial intelligence. Second, our empirical study uses panel data and input-output table data from WIOD from 2000 to 2014 to show that human capital accumulation, industrial intelligence, new job creation effects and productivity effects have a beneficial impact on pro-poor development, while the forward and backward linkage effects between industries have no significant impact on pro-poor development.

All major scientific and technological innovations have changed the existing wealth distribution pattern while promoting economic development since the first industrial revolution; some innovations have even caused social unrest. Successful countries resolve these crises through effective reforms and studies show that industrial intelligence has significantly boosted total employment in European countries such as France. We also find that the pro-poor nature of industrial intelligence can alleviate the negative impacts of artificial intelligence. Reasonable industrial policies, talent policies and labor market policies can effectively address the opportunities and challenges brought by artificial intelligence. We make corresponding policy recommendations. China should promote human capital accumulation, employment expansion and artificial intelligence innovation through policy guidance. China should also establish a complete industrial intelligent production value chain, enhance the control of the value chain and provide industrial security guarantees for common prosperity. The central government should encourage local governments and enterprises to implement skills training to promote skilled labor to transfer to new jobs.

**Keywords:** Industrial Intelligence; Pro-poor Development; Human Capital Accumulation

**JEL Classification:** D33, J23, O57

(责任编辑: 晨 曦) (校对: 王红梅)