

# 人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗

## ——模型推演与分类评估

王林辉, 胡晟明, 董直庆

**[摘要]** 学术界近期开始关注人工智能技术对收入不平等的影响,但其收入分配效应的形成机理研究尚处于初始阶段,而且定量评估明显不足,尤其缺乏来自发展中国家的经验证据。本文基于 Acemoglu and Restrepo(2018a)的人工智能技术模型,引入高技术与低技术两部门分类,推演人工智能技术的收入分配效应,结合中国 2001—2016 年全国及省级层面数据,分类测算其劳动收入分配的岗位更迭效应和生产率效应。结果发现:①人工智能技术在引发劳动岗位更迭的同时,非对称地改变不同技术部门生产率影响劳动收入分配,诱致高、低技术部门劳动收入差距年均扩大 0.75%。②人工智能技术的岗位更迭效应倾向于在低技术部门通过自动化扩张、在高技术部门以新岗位创造方式,加剧收入不平等,而生产率效应存在门槛特征。③人工智能技术在资本和非技术密集型地区的收入分配效应更为突出,且对劳动和技术密集型地区的影响不断增大。为应对人工智能技术对劳动力市场就业结构和收入不平等的冲击,政府应健全就业培训和失业保障制度,制定差异化的区域政策,积极引导人工智能技术朝人机协作和收入平等方向发展。

**[关键词]** 人工智能技术; 劳动收入分配; 岗位更迭效应; 生产率效应

**[中图分类号]**F424 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2020)04-0097-19

### 一、引言

自 2006 年“深度学习”概念被提出以来,苹果 Siri、谷歌无人驾驶汽车相继问世,语音和视觉识别技术不断突破,人工智能技术开始广泛应用到生产生活的各个领域。党的十九大报告指出“推动互联网、大数据、人工智能和实体经济深度融合”。《新一代人工智能发展规划》(2017)将发展人工智能上升到国家战略层面,力争到 2030 年人工智能产业竞争力要达到世界领先水平。国际机器人联合会(IFR)统计显示(见图 1),作为人工智能的重要载体,工业机器人在中国每万名制造业工人的拥有量正快速增长,当前已超越世界平均水平。

现代主流观点认为,人工智能技术引领的第四次工业革命即将来临,人类活动和社会生产方式

**[收稿日期]** 2019-12-06

**[基金项目]** 国家社会科学基金重点项目“供给侧结构性改革下东北老工业基地创新要素结构优化与经济增长研究”(批准号 17AZD009);华东师范大学“幸福之花”先导研究基金项目“人工智能技术的劳动就业替代与岗位创造效应及劳动力市场新格局研究”(批准号 2019ECNU-XFZH003)。

**[作者简介]** 王林辉,华东师范大学经济与管理学部教授,博士生导师,经济学博士;胡晟明,华东师范大学经济与管理学部博士研究生;董直庆,华东师范大学经济与管理学部教授,博士生导师,管理学博士。通讯作者:董直庆,电子邮箱:dongzhiqing@sina.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见。当然文责自负。

在人工智能环境中必将发生深刻改变,在人工智能技术迅猛发展过程中,劳动力市场尤其是劳动就业及其收入分配可能会遭受明显冲击。据世界不平等数据库(WID)统计(见图2),中国收入前10%与后50%人群的收入份额差距正呈现逐年扩大趋势,特别是21世纪以来贫富差距问题愈发凸显。为此,当前人工智能技术在要素收入分配中究竟扮演何种角色?是否会诱致中国劳动收入差距进一步扩大?人工智能技术将通过哪些途径影响劳动收入分配?不同影响途径的效应如何?其收入分配效应在不同部门和地区是否存在差异?对这些问题的研究,有助于预判人工智能技术所引发的收入分配结构失衡和就业冲击,依此提出抑制收入差距扩大的政策建议。

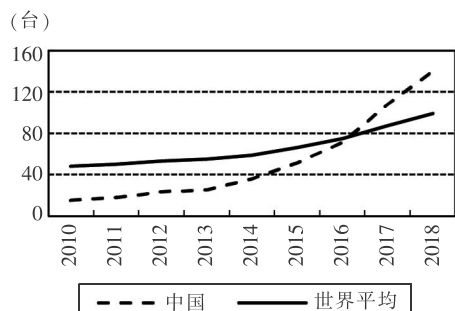


图1 每万名制造业工人的工业机器人数量

资料来源:国际机器人联合会(IFR)。

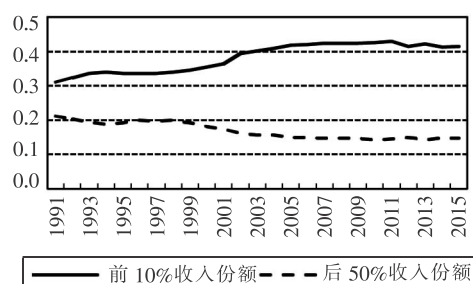


图2 中国收入前10%与后50%居民的收入份额

资料来源:世界不平等数据库(WID)。

技术进步的收入分配效应向来是学术界关注的焦点,尤其是劳动收入分配领域的技能溢价问题。早期的经验研究发现技术进步存在技能偏向性,诱发技能溢价导致收入不平等(Katz and Murphy, 1992; Krueger, 1993; Autor et al., 1998)。为解释20世纪以来技能劳动供给增加而技能溢价不断提高的现象,一些文献开始探究技术进步技能偏向性的形成机理。Acemoglu(1998)认为技能偏向型技术进步源于技能劳动供给相对增加,指出技能劳动供给大幅增加导致其使用成本下降,促使技术创新转变方向,适应更为充足的技能劳动供给,进而强化技术进步技能偏向,迅速提高技能溢价。Krusell et al.(2000)基于美国资本与劳动数据估计要素替代弹性,结果发现设备资本与技能劳动存在互补关系,设备资本增长促使技能劳动工资上涨,进而提高技能溢价。董直庆等(2014)通过引入教育投资和个体选择,内生技能劳动供给过程,分析技术进步偏向性对技能溢价的作用机制,结果表明中国技术进步技能偏向特征日益突出,引发技能与非技能劳动工资差距不断扩大。相关研究也验证了中国技能偏向型技术进步的存在性,并证实其是技能溢价产生的重要原因(宋冬林等, 2010; 董直庆等, 2013)。

一般地,人工智能技术会以机器设备为载体,更可能表现出技能偏向性特征(Prettner and Strulik, 2017),但其明显有别于一般形态的技能偏向型技术进步。人工智能技术在与机器设备结合过程中,既会替代与创造就业岗位(Acemoglu and Restrepo, 2018a, 2019),又会非对称地改变不同性质要素生产率(Sachs and Kotlikoff, 2012; 郭凯明, 2019),共同影响要素收入分配。关于人工智能技术的要素收入分配效应研究观点主要有以下两类:

第一类文献认为,人工智能技术不仅以“机器换人”的自动化形式替代劳动岗位,也会创造全新的工作岗位增加劳动就业,即通过劳动就业岗位更替改变收入分配结构。Hémous and Olsen(2016)通过引入人工智能技术的自动化形式,重构水平创新模型,结果显示自动化技术将通过替代低技能劳动、增加高技能劳动需求与报酬的方式影响收入分配,从而加剧劳动收入不平等。Aghion et al.

(2017)假定中间品生产活动中自动化技术与劳动完全替代,分析人工智能技术应用对要素收入份额的影响,研究表明自动化程度加深往往会降低劳动收入份额,引致要素收入分配不均等。Furman and Seamans(2019)指出过去十年的就业增长实际上超出预期,即现实情况是自动化在替代劳动的同时会创造新的工作岗位增加就业。Bughin et al.(2018)预测到2030年,人工智能技术应用通过削减从事重复性工作的低技能劳动岗位需求,加大从事非重复性工作的高技能劳动岗位需求,使约13%的总收入由低技能劳动转移至高技能劳动,低技能劳动收入份额从33%下降至20%。Acemoglu and Restrepo(2018b)指出新的劳动岗位通常更青睐于在新岗位上具有相对优势的高技能劳动,而自动化技术更倾向于替代低技能劳动,因此劳动岗位替代与创造在短期内均会加剧收入不平等,但从长期看,新岗位技能的普及在一定程度上会抑制收入差距的扩大。

然而,人工智能技术并非仅能替代低技能劳动,近年来大数据与“深度学习”等技术不断创新与应用,使得一些复杂型和认知型高技能劳动岗位,即传统观点认为无法被机器所取代的生产任务也可能被智能化机器替代,诸如人工客服、会计、保险业务员等。面对这种新型技术发展趋势,Frey and Osborne(2017)拓展Autor et al.(2003)的任务模型,将职业计算机化从常规任务扩展到非常规任务领域,认为机器学习和移动机器人技术可实现法律助理、金融顾问等高技术职业自动化。Acemoglu and Restrepo(2018c)按照机器取代劳动技能水平的高低,划分低技能自动化与高技能自动化,基于任务模型讨论两种形式自动化对劳动收入不平等的影响,研究表明低、高技能自动化分别通过以机器替代低、高技能劳动岗位方式,加剧和缓解收入不平等。

第二类文献认为,人工智能技术在产生岗位更迭效应的同时,也存在突出的生产率效应。人工智能技术可以通过提升要素生产率,并促进产出增加的方式影响要素收入分配。一些研究已证实人工智能技术有利于提升生产率。Graetz and Michaels(2018)基于1993—2007年17个国家的行业面板数据,以每百万工作小时的工业机器人数量衡量机器人密度,估计其变化对劳动生产率的影响,实证结果显示机器人密度每提高一个等级,劳动生产率年均增长范围为2.60%—4.10%。另一些研究则进一步分析人工智能技术的生产率效应如何影响要素收入分配。Acemoglu and Restrepo(2019)提出人工智能技术通过自动化方式,以价格较低的资本替代价格较高的劳动执行生产任务,从而节约成本促进产出效率提升,并进一步增加非自动化岗位的劳动需求,提高劳动收入份额。当然,在人工智能技术发展过程中,智能技术可能会改变劳动者自身机能影响收入分配。Trajtenberg(2018)将技术进步方向划分为“劳动增强型创新”和“劳动替代型创新”,研究表明,如果人工智能技术朝劳动增强型方向发展,则有利于提升劳动者技能水平及生产效率,促进劳动就业及收入增加。Korinek and Stiglitz(2017)预期在政府不采取干预的情况下,人工智能技术会通过增强劳动者自身能力加剧收入分配不平等,其中富者相对贫者更容易通过财力获取使其自身能力增强的技术,或者具有某一类特长的劳动者更易借助技术提升劳动生产率扩大收入分配差距。

就本文研究所及,现有文献特点主要有:一是人工智能技术对劳动收入分配的作用机理研究正处于初始阶段,不同部门人工智能技术如何通过岗位更迭改变就业结构,以及如何通过改变要素生产率影响劳动报酬,并未形成系统性成果;二是人工智能技术对不同类型劳动就业可能存在差异化的影响,但在不同劳动力市场环境中,尚未系统评估人工智能技术对高、低技术部门劳动收入差距产生何种影响。尤其是转型经济体的劳动力市场明显有别于成熟发达市场,人工智能技术的收入分配效应可能存在独特性。基于此,本文在Acemoglu and Restrepo(2018a)的人工智能技术模型基础上,引入高、低技术部门分类,构建劳动收入差距变化的分解模型,推演人工智能技术对不同技术部门劳动就业的非对称冲击,以及通过岗位更迭效应和生产率效应对收入差距形成的影响;结合中国

2001—2016年全国及省级数据,定量评估中国情境中人工智能技术的劳动收入不平等效应。本文的主要创新点在于:有别于以往研究仅局限于人工智能技术与劳动整体收入的关系,分部门考察人工智能技术引发的岗位更迭和生产率变化对收入分配的非对称影响,分类考察人工智能技术引发收入不平等的传递路径,并探究人工智能技术生产率效应的门槛特征,即自动化规模差异下生产率效应的不同特征。本文剩余结构安排如下:第二部分人工智能技术的劳动收入分配效应模型;第三部分指标设计、参数估计与数据说明;第四部分劳动收入差距变化分解及人工智能技术收入分配效应测算;第五部分结论与政策建议。

## 二、人工智能技术的劳动收入分配效应模型

本文基于 Acemoglu and Restrepo(2018a)的任务模型(简称 AR 模型),引入高、低技术部门分类,考察人工智能技术的自动化扩张与新岗位创造两种形态对不同技术部门间劳动收入差距的影响机理。本文模型与 AR 模型的主要区别在于:AR 模型仅关注人工智能技术对单一部门劳动收入的影响,未区分人工智能技术的不同表现形态对不同技术部门劳动收入的差异化影响,本文通过构建两部门模型推演人工智能技术对异质性劳动收入分配的影响。基于此,本文提出如下假设:

假设 1:一国最终产品由低技术( $l$ )和高技术( $h$ )部门产品进行生产:

$$Y = \left( Y_l^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} + Y_h^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} \right)^{\frac{\varepsilon}{\varepsilon-1}} \quad (1)$$

其中, $Y$ 为最终产品产出, $Y_l$ 和 $Y_h$ 分别表示低、高技术产品投入, $\varepsilon > 0$ 为低、高技术产品之间的替代弹性。为简化起见,后文令 $s \in \{l, h\}$ 代表低、高技术部门。将最终产品价格标准化为 1, $s$ 部门产品价格设为 $P_s$ 。假设最终产品市场完全竞争,根据利润最大化的一阶条件:

$$P_s = Y^{\frac{1}{\varepsilon}} Y_s^{-\frac{1}{\varepsilon}} \quad (2)$$

假设 2:沿袭 Acemoglu and Restrepo(2018a)的设计思路,假设 $s$ 部门产品是由标准化在 $[0, 1]$ 区间上的一系列岗位或企业 $j$ 的中间品投入生产得到,将 $s$ 部门产品生产函数设为:<sup>①</sup>

$$\ln Y_s = \int_0^1 \ln y_s(j) dj \quad (3)$$

其中, $y_s(j)$ 表示在 $s$ 部门生产活动中岗位 $j$ 上的中间品投入。将岗位 $j$ 上的中间品价格设为 $p_s(j)$ ,利用一阶条件,并结合(2)式和(3)式,可以得到岗位 $j$ 上中间品的反需求函数为:

$$p_s(j) = Y^{\frac{1}{\varepsilon}} Y_s^{-\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} y_s(j)^{-1} \quad (4)$$

假设 3:无论是低技术还是高技术部门,一部分岗位的生产活动可完全由机器或设备资本独立执行。换言之, $s$ 部门各岗位上的中间品可由劳动或资本单独投入生产得到。结合 Aghion et al.(2017)、Acemoglu and Restrepo(2018a)的思路,将岗位 $j$ 上的中间品生产函数设为:

$$y_s(j) = \begin{cases} K_s(j), & \text{if } j \in [0, I_s/N_s] \\ L_s(j), & \text{if } j \in (I_s/N_s, 1] \end{cases} \quad (5)$$

其中, $K_s(j)$ 和 $L_s(j)$ 分别表示 $s$ 部门岗位 $j$ 上的资本和劳动投入。 $I_s$ 表示自动化岗位数量, $N_s$ 代

① 本文(3)式的设定在简化问题的同时不失一般性,因为这种对数线性 C-D 函数与一般的 CES 函数,均可以用来描述存在一定替代关系的中间品投入生产最终品的生产过程(Acemoglu and Restrepo, 2018a; 盖庆恩等, 2015),当替代弹性为 1 时, CES 函数可以转化为 C-D 函数。

表岗位总数。当  $j \in [0, I_s/N_s]$  时, 岗位  $j$  实现自动化, 中间品由资本生产; 当  $j \in (I_s/N_s, 1]$  时, 岗位  $j$  上的中间品由劳动生产。不同于一般生产函数设定中技术进步主要以要素增进型形态参与生产活动, 人工智能技术参与生产活动的过程见图 3, 其表现形态有: 第一种为自动化扩张形态 (Aghion et al., 2017; 陈彦斌等, 2019; 林晨等, 2020), 生产部门中由机器独立执行的工作岗位增加, 资本生产任务范围扩大, 在模型中表现为  $I_h$  或  $I_l$  的增加。现阶段, 人工智能技术实现岗位自动化的例子, 诸如农业机械化、物流智能分拣、无人零售超市、人工智能翻译等。第二种为新劳动岗位创造形态 (Acemoglu and Restrepo, 2018a), 在人工智能技术岗位创造环境中, 表现为劳动具有生产优势的岗位增多, 劳动生产任务范围扩大, 即模型中  $N_h$  或  $N_l$  的增加。当前人工智能技术创造新劳动岗位的实际例子表现为人工智能工程技术人员、数字化管理师、无人机驾驶员等。

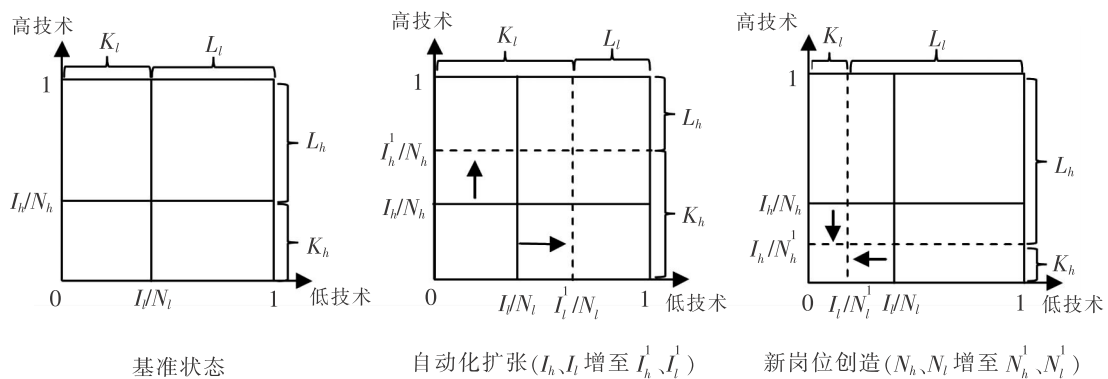


图 3 人工智能技术参与生产活动的表现形态

将  $s$  部门资本租金率和劳动工资率分别设为  $r_s$  和  $w_s$ 。根据岗位  $j$  上中间品生产利润最大化原则, 选择最优要素投入。利用一阶条件, 并结合(4)式和(5)式, 可以得到最优要素投入量:

$$\begin{cases} K_s(j) = Y_s^{\frac{1}{\epsilon}} Y_s^{\frac{\epsilon-1}{\epsilon}} r_s^{-1}, & \text{if } j \in [0, I_s/N_s] \\ L_s(j) = Y_s^{\frac{1}{\epsilon}} Y_s^{\frac{\epsilon-1}{\epsilon}} w_s^{-1}, & \text{if } j \in (I_s/N_s, 1] \end{cases} \quad (6)$$

假设  $s$  部门中要素供给  $K_s$  和  $L_s$  外生给定, 根据要素市场出清条件并结合(6)式, 可得:

$$K_s = Y_s^{\frac{1}{\epsilon}} Y_s^{\frac{\epsilon-1}{\epsilon}} r_s^{-1} I_s/N_s, \quad L_s = Y_s^{\frac{1}{\epsilon}} Y_s^{\frac{\epsilon-1}{\epsilon}} w_s^{-1} (1 - I_s/N_s) \quad (7)$$

将(5)式—(7)式代入(3)式, 可以求得  $s$  部门的最优产出:

$$Y_s = [K_s / (I_s/N_s)]^{I_s/N_s} [L_s / (1 - I_s/N_s)]^{1 - I_s/N_s} \quad (8)$$

由(8)式, 产出变化率  $d \ln Y_s$  可分成要素投入变化率  $d \ln F_s$  和全要素生产率变化率  $d \ln T_s$ :

$$d \ln Y_s = \underbrace{\frac{I_s}{N_s} d \ln K_s + \left(1 - \frac{I_s}{N_s}\right) d \ln L_s}_{d \ln F_s} + \underbrace{\frac{I_s}{N_s} \ln \left(\frac{K_s}{L_s} \frac{N_s - I_s}{I_s}\right)}_{d \ln T_s} d \ln \frac{I_s}{N_s} \quad (9)$$

根据(7)式, 可将  $s$  部门的劳动收入表示为:

$$w_s L_s = (1 - I_s/N_s) Y_s^{\frac{1}{\epsilon}} Y_s^{\frac{\epsilon-1}{\epsilon}} \quad (10)$$

令  $\omega=w_h L_h/(w_l L_l)$  表示高、低技术部门劳动收入差距,衡量劳动收入不平等程度。结合(9)式和(10)式,将收入差距变化率  $d\ln\omega$  分解为要素投入效应  $FA$ 、生产率效应  $PD$  和岗位更迭效应  $UP$ :

$$d\ln\omega = \underbrace{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon} d\ln\frac{F_h}{F_l}}_{\text{要素投入效应 } FA} + \underbrace{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon} d\ln\frac{T_h}{T_l}}_{\text{生产率效应 } PD} + \underbrace{d\ln\left(\frac{1-I_h/N_h}{1-I_l/N_l}\right)}_{\text{岗位更迭效应 } UP} \quad (11)$$

下面重点分析  $0<\varepsilon<1$ , 即高、低技术产品间为互补关系时人工智能技术对收入的影响,而当  $\varepsilon>1$  时情况相反。由(11)式可知,要素投入效应  $FA$  表示高、低技术部门要素投入相对变化引发收入差距的变动。当  $0<\varepsilon<1$  时,若高技术部门要素投入相对低技术部门增加得更多,则高、低技术部门间劳动收入差距缩小。生产率效应  $PD$  表示人工智能技术引发的高、低技术部门全要素生产率相对变化对劳动收入差距的影响效应。若高、低技术部门相对全要素生产率提高,则收入差距缩小。岗位更迭效应  $UP$  代表人工智能技术通过引发高、低技术部门自动化扩张与新岗位创造导致劳动岗位更迭,引起两部门劳动岗位比例相对变化,进而影响劳动收入差距。反之则反是。

为清晰揭示人工智能技术的自动化扩张与新岗位创造两种形态在劳动收入分配过程中扮演的不同角色,将岗位更迭效应  $UP$  做进一步分解:

$$UP = \underbrace{-\frac{I_h}{N_h-I_h} d\ln I_h}_{UI_h} + \underbrace{\frac{I_l}{N_l-I_l} d\ln I_l}_{UI_l} + \underbrace{\frac{I_h}{N_h-I_h} d\ln N_h}_{UN_h} - \underbrace{\frac{I_l}{N_l-I_l} d\ln N_l}_{UN_l} \quad (12)$$

由(12)式可知,人工智能技术可通过高、低技术部门自动化扩张即  $I_h$  和  $I_l$  增加,或新岗位创造即  $N_h$  和  $N_l$  增加影响劳动收入差距。其中,  $UI_h$  代表高技术部门自动化扩张以机器替代该部门劳动执行生产任务减少劳动需求,缩小劳动收入差距。  $UN_h$  表示高技术部门新岗位创造通过增加该部门劳动岗位数量及劳动需求,加剧收入不平等。低技术部门  $UI_l$  与  $UN_l$  的含义类似。由此,本文提出:

结论 1:人工智能技术对劳动收入分配的影响存在生产率效应和岗位更迭效应,其贡献分别为  $\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon} d\ln\frac{T_h}{T_l}$  和  $d\ln\left(\frac{1-I_h/N_h}{1-I_l/N_l}\right)$ ,高、低技术部门人工智能技术收入分配的岗位更迭效应迥异。

由(9)式可知,人工智能技术在引发劳动岗位更迭进而影响劳动收入的同时,非对称地改变高、低技术部门全要素生产率  $T_h$  和  $T_l$ ,即通过生产率效应影响劳动收入差距。为对比不同技术部门人工智能技术通过非对称地改变生产率,进而对收入差距的影响差异,将生产率效应  $PD$  表示为:

$$PD = \underbrace{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon} \frac{I_h}{N_h} \ln\left(\frac{K_h}{L_h} \frac{N_h-I_h}{I_h}\right) d\ln I_h}_{PI_h} + \underbrace{\frac{1-\varepsilon}{\varepsilon} \frac{I_l}{N_l} \ln\left(\frac{K_l}{L_l} \frac{N_l-I_l}{I_l}\right) d\ln I_l}_{PI_l} + \underbrace{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon} \frac{I_h}{N_h} \ln\left(\frac{L_h}{K_h} \frac{I_h}{N_h-I_h}\right) d\ln N_h}_{PN_h} + \underbrace{\frac{1-\varepsilon}{\varepsilon} \frac{I_l}{N_l} \ln\left(\frac{L_l}{K_l} \frac{I_l}{N_l-I_l}\right) d\ln N_l}_{PN_l} \quad (13)$$

一方面,  $PI_h$  表示人工智能技术在高技术部门的自动化扩张通过影响高、低技术部门相对全要素生产率方式对劳动收入差距的影响,且其存在门槛特征,门槛值为  $Z_m=N_h K_h/(K_h+L_h)$ 。当  $I_h<Z_m$  和  $I_h/(N_h-I_h)<K_h/L_h$  表示资本投资所形成的自动化岗位不足时,  $\ln\left(\frac{K_h}{L_h} \frac{N_h-I_h}{I_h}\right)>0$ ,  $\frac{\partial \ln(T_h/T_l)}{\partial \ln I_h}>0$  表明自动化扩张促使企业采用更为“廉价”的机器替代“昂贵”的劳动执行生产任务,以节约成本,提升

高、低技术部门相对生产率,缩小劳动收入差距;而当  $I_h > Z_{hh}$  即资本投资所形成的自动化岗位过度时,  $\ln(\frac{K_h}{L_h} \frac{N_h - I_h}{I_h}) < 0, \frac{\partial \ln(T_h/T_l)}{\partial \ln I_h} < 0$ , 自动化规模进一步扩张将增加机器需求推动资本租金上涨, 企业难以从自动化扩张中提高相对生产率, 进而扩大收入差距。同理,  $PI_l$  表示低技术部门自动化扩张经由生产率渠道对劳动收入差距的影响, 该效应存在门槛特征, 门槛值为  $Z_{ll} = N_l K_l / (K_l + L_l)$ 。当  $I_l < Z_{ll}$  时, 低技术部门自动化扩张替代低技能劳动有利于提升该部门生产率, 使高、低技术部门的相对生产率下降, 进而加剧收入不平等; 当  $I_l > Z_{ll}$  时, 低技术部门自动化规模进一步扩张转而降低该部门生产率, 提升高、低技术部门的相对生产率, 缓解劳动收入不平等。

另一方面,  $PN_h$  表示人工智能技术通过在高技术部门的新岗位创造方式改变相对生产率, 对劳动收入差距的影响, 且该效应存在门槛特征, 门槛值  $Z_{nh} = I_h (K_h + L_h) / K_h$ 。当  $N_h < Z_{nh}$  即资本投资所形成的自动化岗位过度时,  $\ln(\frac{L_h}{K_h} \frac{I_h}{N_h - I_h}) > 0, \frac{\partial \ln(T_h/T_l)}{\partial \ln N_h} > 0$ , 高技术部门新岗位创造将提升生产率, 缩小劳动收入不平等。而当  $N_h > Z_{nh}$  即岗位总数超过一定规模, 也就是资本投资所形成的自动化岗位不足时,  $\ln(\frac{L_h}{K_h} \frac{I_h}{N_h - I_h}) < 0, \frac{\partial \ln(T_h/T_l)}{\partial \ln N_h} < 0$  表明高技术部门新岗位数量增加, 引发岗位空缺或与劳动技能不匹配从而降低相对生产率, 加剧劳动收入不平等。同理, 可知低技术部门新岗位创造的生产率效应  $PN_l$  对收入分配的作用。鉴于此, 本文提出:

结论 2: 人工智能技术的生产率效应并非一定会加剧劳动收入不平等, 通过自动化扩张和新岗位创造方式改变生产率引致劳动收入分配的效果迥异, 且生产率效应存在门槛特征。若不同技术部门产品互补, 且资本投资所形成的自动化岗位不足时, 高技术部门自动化扩张和低技术部门新岗位创造, 均会通过提升高、低技术部门相对生产率缓解收入不平等, 反之则反是。

### 三、指标设计、参数估计与数据说明

#### 1. 指标设计

上述模型的效应分解结果为连续情形, 在采用实际数据测算时, 需要引入时间  $t$  进行离散化处理。令  $\Delta \ln x_t = \ln x_t - \ln x_{t-1}$ , 设计实际劳动收入差距变化率  $\Delta \ln \omega_t$  的测量指标如下:

$$\Delta \ln \omega_t = \Delta \ln [(w_{ht} L_{ht}) / (w_{lt} L_{lt})] \quad (14)$$

依据(9)式和(11)式, 将要素投入效应  $FA_t$  的测量指标设计为:

$$FA_t = \frac{\varepsilon - 1}{\varepsilon} \left[ \frac{I_{ht-1}}{N_{ht-1}} \Delta \ln K_{ht} + \left( 1 - \frac{I_{ht-1}}{N_{ht-1}} \right) \Delta \ln L_{ht} - \frac{I_{lt-1}}{N_{lt-1}} \Delta \ln K_{lt} - \left( 1 - \frac{I_{lt-1}}{N_{lt-1}} \right) \Delta \ln L_{lt} \right] \quad (15)$$

为测算岗位更迭效应  $UP_t$ , 先测算人工智能技术分别在高、低技术部门的自动化扩张与新岗位创造对收入差距的影响。根据(12)式, 在离散情形下, 设计  $UI_{ht}$ 、 $UI_{lt}$ 、 $UN_{ht}$  和  $UN_{lt}$  的测量指标, 以分别反映岗位更迭效应中, 高、低技术部门自动化扩张与新岗位创造的影响:

$$UI_{ht} = -\frac{I_{ht-1} \Delta \ln I_{ht}}{N_{ht-1} - I_{ht-1}}, UI_{lt} = -\frac{I_{lt-1} \Delta \ln I_{lt}}{N_{lt-1} - I_{lt-1}}, UN_{ht} = \frac{I_{ht-1} \Delta \ln N_{ht}}{N_{ht-1} - I_{ht-1}}, UN_{lt} = -\frac{I_{lt-1} \Delta \ln N_{lt}}{N_{lt-1} - I_{lt-1}} \quad (16)$$

因此, 岗位更迭效应  $UP_t$  的测量指标设计为:  $UP_t = UI_{ht} + UI_{lt} + UN_{ht} + UN_{lt}$ 。

为了衡量人工智能技术的自动化扩张与新岗位创造两种形态通过生产率效应途径, 对劳动收

入差距的影响,依据(13)式设计反映生产率效应中高、低技术部门自动化扩张和新岗位创造的影响,即  $PI_{ht}$ 、 $PI_{lt}$ 、 $PN_{ht}$  和  $PN_{lt}$  的测量指标:

$$PI_{ht} = \frac{\varepsilon-1}{\varepsilon} \frac{I_{ht-1}}{N_{ht-1}} \ln \left( \frac{K_{ht-1}}{L_{ht-1}} \frac{N_{ht-1}-I_{ht-1}}{I_{ht-1}} \right) \Delta \ln I_{ht}, \quad PI_{lt} = \frac{1-\varepsilon}{\varepsilon} \frac{I_{lt-1}}{N_{lt-1}} \ln \left( \frac{K_{lt-1}}{L_{lt-1}} \frac{N_{lt-1}-I_{lt-1}}{I_{lt-1}} \right) \Delta \ln I_{lt},$$

$$PN_{ht} = \frac{\varepsilon-1}{\varepsilon} \frac{I_{ht-1}}{N_{ht-1}} \ln \left( \frac{L_{ht-1}}{K_{ht-1}} \frac{I_{ht-1}}{N_{ht-1}-I_{ht-1}} \right) \Delta \ln N_{ht}, \quad PN_{lt} = \frac{1-\varepsilon}{\varepsilon} \frac{I_{lt-1}}{N_{lt-1}} \ln \left( \frac{L_{lt-1}}{K_{lt-1}} \frac{I_{lt-1}}{N_{lt-1}-I_{lt-1}} \right) \Delta \ln N_{lt} \quad (17)$$

为此,人工智能技术影响劳动收入不平等的生产率效应  $PD_t$  的测量指标设计为:

$$PD_t = PI_{ht} + PI_{lt} + PN_{ht} + PN_{lt} \quad (18)$$

那么,  $AI_t = UP_t + PD_t$  即为人工智能技术对劳动收入差距变动的总影响效应。此外,  $FA_t$ 、 $PD_t$  与  $UP_t$  的总和即模型对收入差距变动的解释部分,与实际收入差距变化率  $\Delta \ln \omega_t$  可能存在误差,一是在离散化过程中运用一阶泰勒近似,二是模型设定时只考虑要素投入和人工智能技术影响。为此,参考王林辉和袁礼(2018),将除要素投入和人工智能技术因素外的收入差距变化,归结于政策、其他类型技术进步或其他因素影响的结果,记为  $OT_t = \Delta \ln \omega_t - FA_t - PD_t - UP_t$ 。

## 2. 参数估计与数据说明

借鉴吕世斌和张世伟(2015),将工业行业分为高、低技术行业,以表示高、低技术部门,<sup>①</sup>采用 2001—2016 年全国及 31 个省份高、低技术部门数据进行评估,需要获取高、低技术部门产出  $Y_s$ 、劳动投入  $L_s$ 、资本投入  $K_s$ 、劳动收入  $w_s L_s$ 、资本收入  $r_s K_s$ 、岗位总数  $N_s$  和自动化岗位数  $I_s$  的测量指标数据。相关数据主要取自历年《中国工业统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》、中国工业企业数据库、联合国商品贸易统计数据库(UN Comtrade Database)和国际机器人联合会(IFR)。

指标选取与数据说明如下:①产出  $Y_s$ 。以高、低技术行业增加值表征。②劳动投入  $L_s$ 。以高、低技术行业平均用工人数度量。③资本投入  $K_s$ 。参考陈勇和李小平(2006),采用永续盘存法测算高、低技术部门资本存量表征资本投入。④劳动收入  $w_s L_s$ 。以高、低技术行业工资总额表征高、低技术部门劳动收入。⑤资本收入  $r_s K_s$ 。参考姚毓春等(2014),以固定资产本年折旧与营业利润之和度量资本收入。⑥岗位总数  $N_s$ 。为反映人工智能技术的新岗位创造影响,以 2001 年高、低技术部门企业单位数为基期岗位总数,当期岗位数量为上期岗位数量加上当期人工智能企业单位数的变化量,以此表征高、低技术部门岗位总数。⑦自动化岗位数  $I_s$ 。借鉴宋旭光和左马华青(2019),以工业机器人投入表征自动化岗位数,而工业机器人投入=工业机器人进口+国内工业机器人产量-工业机器人出口。此外,以 2000 年为基期,产出和资本投入分别利用工业生产者出厂价格指数和固定资产投资价格指数平减,劳动和资本收入以 GDP 平减指数剔除价格因素的影响。

为了检验本文方法对人工智能技术度量结果的准确性及可靠性,将每百家企业的工业机器人投入  $(100 \times (I_h + I_l) / (N_h + N_l))$ ,与孙早和侯玉琳(2019)通过“主因素分析法”测得的工业智能化水平进行比较。<sup>②</sup>由于孙早和侯玉琳(2019)使用的是中国 2001—2015 年 30 个省份面板数据,为了从全国层面进行对比,以所有省份平均值衡量全国工业智能化水平,比较结果见图 4。本文发现,两种方

① 高技术部门包括化学原料及化学制品制造业,医药制造业,通用设备制造业,专用设备制造业,交通运输设备制造业,电气机械及器材制造业,通信设备、计算机及其他电子设备制造业,仪器仪表及文化、办公用机械制造业。除高技术部门外的其他工业行业为低技术部门。

② 数据来自孙早和侯玉琳(2019),详见《中国工业经济》网站(<http://www.ciejournal.org>)附件。



法测得的人工智能技术水平变化趋势基本一致,且两组样本间的相关系数高达 0.93,一定程度上验证了本文对人工智能技术相关指标测度的可行性。

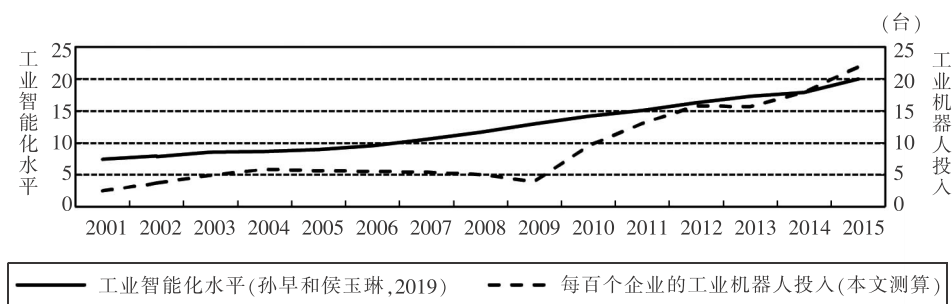


图 4 人工智能技术不同测度结果比较

此外,采用供给面标准化系统方程法估计  $\varepsilon$ ,基于中国高、低技术部门数据,可得高、低技术产品间替代弹性  $\varepsilon$  的估计结果为 0.90。

#### 四、劳动收入差距变化分解及人工智能技术收入分配效应测算

为考察中国高、低技术部门间劳动收入差距变化,依据样本特征划分为 2001—2005 年、2006—2011 年和 2012—2016 年三个阶段,测算人工智能技术的收入分配效应,检验自动化扩张与新岗位创造两种形态对收入不平等的作用,对比不同地区不同技术部门人工智能技术收入分配效应。

##### 1. 劳动收入差距变化的效应分解

表 1 将劳动收入差距变化率分解为要素投入效应  $FA$ 、生产率效应  $PD$ 、岗位更迭效应  $UP$  及其他因素的影响效应  $OT$ ,并测算人工智能技术总影响效应即  $AI$ 。数据显示:高、低技术部门间劳动收入差距在各时期均呈现扩大趋势,在 2001—2016 年期间收入差距年均扩大 4.33%,表明中国不同技术行业间劳动收入不平等现象愈发严重。具体而言:①在 2001—2005 年期间,收入不平等年均扩大 4.64%,其中要素投入效应  $FA$  使得收入差距年均收窄 0.36%,人工智能技术引发的生产率效应  $PD$  和岗位更迭效应  $UP$  分别导致收入差距年均扩大 0.12%和 0.06%。然而,这一时期  $FA$ 、 $PD$  和  $UP$  的贡献较低,收入差距变化主要由其他因素决定。②在 2006—2011 年期间,收入差距扩大速度加快,年均扩大 6.08%,其中高、低技术部门要素投入相对变化形成的  $FA$  年均降低收入差距 0.48%,而人工智能技术产生的  $PD$  和  $UP$  贡献显著增加,受二者影响,收入不平等程度分别提高 0.34%和 0.48%。可见,这一时期人工智能技术对收入不平等的作用增大。③在 2012—2016 年期间,收入差距年均扩大 1.99%,相对上一时期有所减缓。而  $UP$  显著提高,促使收入差距年均扩大 0.70%且贡献增至 31.63%。 $PD$  同样有所提高,引发收入差距年均扩大 0.44%,而  $FA$  贡献有所降低。人工智能技术引发的生产率效应与岗位更迭效应主导这一时期劳动收入差距变化,贡献高达 51.49%。④在全样本即 2001—2016 年期间,人工智能技术通过引发不同技术部门劳动岗位更迭和改变全要素生产率,共同诱致收入差距年均扩大 0.75%,贡献为 15.12%。

纵观整个样本期间,人工智能技术对劳动收入不平等的影响伴随时间推移,作用愈发突出,2006 年和 2012 年之后岗位更迭效应和生产率效应显著提高,这与 2006 年“深度学习”概念的提出和 2012 年大数据技术兴起,再次掀起人工智能“热潮”的时间节点相吻合。此外,人工智能技术形成的岗位更迭效应相对生产率效应对收入不平等的作用更强。

表 1 劳动收入差距变化的效应分解 单位:%

分解项	名称	2001—2005		2006—2011		2012—2016		2001—2016	
		变化率	贡献率	变化率	贡献率	变化率	贡献率	变化率	贡献率
实际收入差距变化率	$\Delta \ln w$	4.6401	—	6.0818	—	1.9879	—	4.3327	—
要素投入效应	$FA$	-0.3553	6.6395	-0.4786	6.7995	-0.1157	5.2129	-0.3247	6.5181
生产率效应	$PD$	0.1172	2.1913	0.3368	4.7852	0.4406	19.8521	0.3129	6.2794
岗位更迭效应	$UP$	0.0560	1.0475	0.4786	6.7994	0.7020	31.6344	0.4404	8.8396
其他影响效应	$OT$	4.8221	90.1218	5.7450	81.6159	0.9610	43.3006	3.9042	78.3629
人工智能技术效应	$AI$	0.1733	3.2387	0.8154	11.5845	1.1426	51.4865	0.7533	15.1190

注:表中变化率为该时段年平均变化率, $FA$  贡献率= $100 \times FAV / (FAV + PDI + IUP + IOT)$ , $PD$ 、 $UP$ 、 $OT$  及后文贡献率同理。

资料来源:作者利用 MATLAB 软件计算。

## 2. 人工智能技术影响收入不平等的岗位更迭效应分解

人工智能技术通过引发不同部门劳动岗位更迭及生产率变动,影响劳动收入不平等。然而,人工智能技术为何会扩大劳动收入差距? 岗位更迭效应和生产率效应在其中分别扮演何种角色? 为此,结合理论模型先剖析岗位更迭效应,进一步探究生产率效应对收入不平等的影响。

表 2 展示了岗位更迭效应  $UP$  的分解结果,将  $UP$  分解为人工智能技术引发的高、低技术部门自动化扩张和新岗位创造分别形成的岗位更迭效应,分别对应表 2 中  $UI_h$ 、 $UI_l$ 、 $UN_h$  和  $UN_l$ 。数据显示:①在 2001—2005 年期间,高、低技术部门自动化扩张分别引起收入差距年均负向缩小 2.43% 和正向扩大 0.46%,而高、低技术部门新岗位创造分别导致收入差距年均正向扩大 2.03% 和负向收窄 0.01%,四种影响叠加共同导致收入差距年均扩大 0.06%。②在 2006—2011 年期间,高技术部门自动化影响有所减弱,但仍引起收入差距年均缩小 1.55%,低技术部门自动化影响强化,促使收入不平等程度年均提高 1.02%。高、低技术部门新岗位创造效应分别导致收入差距年均扩大 1.02% 和缩小 0.02%。③在 2012—2016 年期间,两部门自动化扩张及新岗位创造影响均增大,其中高、低技术部门自动化分别促使不平等程度年均降低 2.88% 和提高 2.56%,新岗位创造则分别使得收入差距年均扩大 1.07% 和缩小 0.05%。④在整个样本期间,高技术部门自动化扩张与新岗位创造的作用大于低技术部门,这是源于高技术部门人工智能应用时间更早、范围更广且程度更深。此外,高、低技术部门自动化扩张的影响均大于新岗位创造,可能源于自动化是当前人工智能技术最为主要的应用模式,尽管人工智能技术会通过新产业衍生或新岗位创造方式增加就业,但这些新兴岗位技术要求一般较高,现有技能水平的劳动难以胜任,从而减弱岗位创造的作用。

综合可知,人工智能技术的岗位更迭效应加剧劳动收入不平等,一是因为低技术部门自动化扩张,使劳动岗位被机器取代、劳动需求被削减,却难以在该部门通过岗位创造方式弥补就业下降,进而减少劳动收入并扩大与高技术部门收入差距;二是尽管人工智能技术在高技术部门通过自动化扩张替代劳动缩小收入差距,但也会创造大量新岗位,增加高技术部门劳动收入而加剧不平等。

图 5 展示了岗位更迭效应及其分解效应累计变化率的时间趋势。图形显示,人工智能技术通过引起高技术部门自动化扩张,以机器替代高技术部门劳动方式降低该部门劳动收入,使收入差距在 2001—2016 年期间累计收窄 33.37%。相反,低技术部门的自动化扩张,使劳动收入差距累计扩大 20.78%。与此同时,人工智能技术通过在高技术部门创造劳动具有生产优势的新岗位,增加该部门劳动需求,引起收入差距累计扩大 19.60%。然而,人工智能技术在低技术部门的新岗位创造影响有限,仅累计缩小收入差距 0.40%,这可能源于人工智能企业及其衍生岗位通常聚集在高技术行业。

综合可知,人工智能技术倾向于在低技术部门替代劳动执行生产任务,以及在高技术部门创造新劳动岗位,共同引起高技术部门相对低技术部门劳动岗位比例的增加,进而加剧劳动收入不平等。

表 2 人工智能技术影响收入不平等的岗位更迭效应分解 单位:%

分解项	2001—2005		2006—2011		2012—2016		2001—2016	
	变化率	贡献率	变化率	贡献率	变化率	贡献率	变化率	贡献率
$UP$	0.0560	—	0.4786	—	0.7020	—	0.4404	—
$UI_h$	-2.4272	49.3271	-1.5460	42.8595	-2.8778	43.8352	-2.2249	45.0082
$UI_l$	0.4627	9.4025	1.0192	28.2542	2.5630	39.0401	1.3854	28.0250
$UN_h$	2.0257	41.1670	1.0237	28.3802	1.0706	16.3067	1.3065	26.4296
$UN_l$	-0.0051	0.1034	-0.0183	0.5061	-0.0537	0.8179	-0.0266	0.5373

资料来源:作者利用 MATLAB 软件计算。

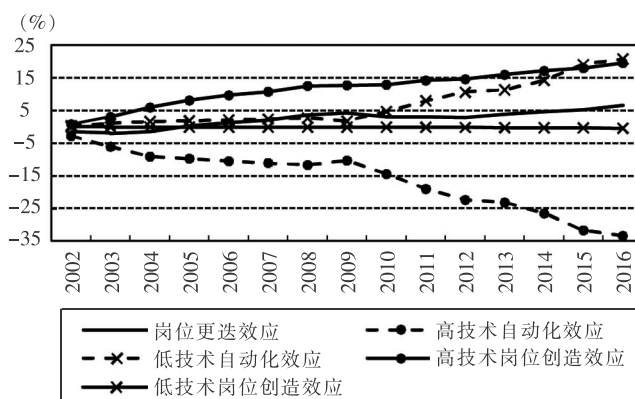


图 5 岗位更迭效应及其分解效应的累计变化

### 3. 人工智能技术影响收入不平等的生产率效应分解

事实上,人工智能技术在引起高、低技术部门自动化扩张与新岗位创造的同时,还会通过改变各部门的生产率间接影响劳动收入差距。表 1 已揭示人工智能技术生产率效应在各时期表现为扩大收入差距。为深入剖析这一结果,将生产率效应  $PD$  分解为高、低技术部门自动化扩张和新岗位创造对劳动收入差距的影响,分别对应表 3 中的  $PI_h$ 、 $PI_l$ 、 $PN_h$  和  $PN_l$ 。

表 3 数据显示:①在 2001—2005 年期间,人工智能技术在高技术部门的自动化扩张有利于提升该部门全要素生产率,使劳动收入差距年均缩小 1.15%;而在低技术部门的自动化扩张同样可以提升该部门生产率,但降低高、低技术部门相对生产率,引起收入差距年均扩大 0.33%。同时,人工智能技术在高技术部门的新岗位创造通过降低生产率方式,年均扩大收入差距 0.94%;相反,低技术部门新岗位创造通过提升高、低技术部门相对生产率,形成对收入不平等的微弱负向作用。②在 2006—2011 年期间,高、低技术部门自动化扩张分别通过提升各部门生产率,使劳动收入差距年均缩小 0.80%和扩大 0.64%。相反,高、低技术部门的新岗位创造分别通过降低各部门生产率,引发收入差距年均扩大 0.51%和收窄 0.01%。相对前期,高技术部门的生产率效应有所减弱,而低技术部门得到加强。③在 2012—2016 年期间,人工智能技术的自动化扩张形成的生产率效应增大,分别通过提升高、低技术部门生产率,引发收入差距年均缩小 1.17%和扩大 1.21%。而新岗位创造分别通过降低高、低技术部门生产率,导致收入不平等程度年均提高 0.42%和降低 0.02%。④就整个样

表 3 人工智能技术影响收入不平等的生产率效应分解 单位:%

分解项	2001—2005		2006—2011		2012—2016		2001—2016	
	变化率	贡献率	变化率	贡献率	变化率	贡献率	变化率	贡献率
$PD$	0.1172	—	0.3368	—	0.4406	—	0.3129	—
$PI_h$	-1.1514	47.4437	-0.8001	40.8266	-1.1658	41.3206	-1.0157	42.8283
$PI_l$	0.3323	13.6922	0.6388	32.5953	1.2090	42.8509	0.7471	31.5037
$PN_h$	0.9398	38.7233	0.5095	25.9985	0.4220	14.9566	0.5951	25.0922
$PN_l$	-0.0034	0.1408	-0.0114	0.5796	-0.0246	0.8719	-0.0137	0.5758

资料来源:作者利用 MATLAB 软件计算。

本期间而言,自动化扩张与新岗位创造在高、低技术部门对收入差距形成相反作用,且在低技术部门的自动化扩张比新岗位创造生产率效应更大,从而扩大高、低技术部门间收入差距。自动化扩张形成的生产率效应强于新岗位创造,这可能与当前人工智能技术以自动化为主,且新创造岗位对低技术劳动的实际吸纳效果不理想相关。综合而言,当前人工智能技术以自动化扩张方式提升低技术部门全要素生产率,或以新岗位创造方式降低高技术部门全要素生产率,加剧劳动收入不平等。

问题是,人工智能技术的自动化扩张和新岗位创造,为什么会对不同部门全要素生产率产生差异?原因可能在于,自动化扩张与新岗位创造对全要素生产率的影响存在门槛特征,即影响方向主要由自动化岗位占比  $I_s/N_s$  与资本投入比例  $K_s/(K_s+L_s)$  的相对大小决定。

表 4 通过计算高、低技术部门自动化岗位比例与资本投入占比的比值  $B_h$  和  $B_l$ , 检验生产率效应门槛特征。数据显示:对于高技术部门,资本投资在样本期内所形成的自动化岗位始终不足。此时由于自动化规模较低,高技术部门自动化扩张通过以成本较低的机器替代成本较高的劳动执行生产任务节约成本,进而提高生产率。但其岗位数量超过一定规模,新岗位创造导致岗位空缺,且新岗位技术复杂度通常较高,现有劳动力的技能水平难以匹配,从而降低生产率。因此,  $PI_h$  在各时期均为负,表明自动化扩张通过提升高技术部门生产率缓解收入不平等。而  $PN_h$  均为正,表明新岗位创造通过降低高技术部门生产率加剧收入不平等。类似地,低技术部门资本投资所形成的自动化岗位不足,使得  $PI_l$  在各时期均为正,反映出低技术部门自动化扩张会提升其生产率,但降低高、低技术部门相对生产率,加剧收入不平等。并且  $PN_l$  在各时期均为负,表明低技术部门新岗位创造通过降低其生产率,以提升两部门相对生产率方式缓解不平等。

表 4 人工智能技术生产率效应的门槛特征检验

部门	门槛值及分解项	2002	2004	2006	2008	2010	2012	2014	2016
高技术部门	$B_h$	0.0632	0.0988	0.0863	0.0726	0.0474	0.1542	0.1858	0.2516
	$PI_h(\%)$	-1.4199	-1.3542	-0.3757	-0.3249	-2.4608	-1.4392	-1.3738	-0.6146
	$PN_h(\%)$	0.4282	1.3127	0.7481	0.9124	0.1013	0.1663	0.4705	0.5786
低技术部门	$B_l$	0.0099	0.0230	0.0326	0.0380	0.0327	0.1205	0.1551	0.2309
	$PI_l(\%)$	0.3330	0.4596	0.1911	0.2157	2.0238	1.3914	1.4127	0.6845
	$PN_l(\%)$	-0.0013	-0.0057	-0.0080	-0.0186	-0.0038	-0.0099	-0.0265	-0.0373

注:仅给出代表性年份结果,  $B_s=(I_s/N_s)/(K_s/(K_s+L_s))$  为自动化岗位比例与资本投入占比的比值,表 6 和表 8 同理。

资料来源:作者利用 MATLAB 软件计算。

4. 人工智能技术影响收入不平等的地区异质性

不同技术部门人工智能技术收入分配效应迥异,那么不同地区人工智能技术影响可能不同。为此,依据一定标准对地区分类。一是根据人工智能技术引起劳动岗位更迭特点,劳动投入较多地区可能遭受更大冲击。按照资本密集度(以劳均资本投入衡量)划分,将资本密集度高于平均值的地区记为“资本密集地”,低于平均值的记为“劳动密集地”。二是若地区高技术行业越密集,则人工智能技术应用范围越广且程度越深,该地劳动者也更易受人工智能技术影响,进而高技术行业占比不同的地区收入分配差异明显。根据技术密集度(以高技术部门产出占比度量)划分,技术密集度大于平均值的地区为“技术密集地”,小于平均值的为“非技术密集地”。

首先,探究人工智能技术对资本与劳动密集地收入差距影响的差异,劳动收入差距变化率的分解结果见表5。数据显示:①在2001—2005年期间,资本与劳动密集地的收入差距分别年均扩大2.38%和4.93%。这一时期人工智能技术对资本密集地的影响更大,通过生产率效应  $PD$  和岗位更迭效应  $UP$ ,分别导致劳动收入差距年均扩大0.84%和1.37%,人工智能技术的贡献达到76.19%;而劳动密集地受到人工智能技术影响有限, $PD$  和  $UP$  仅存在对收入差距的微弱负向作用。②在2006—2011年期间,资本密集地收入差距年均扩大2.93%,其中人工智能技术的贡献降至51.53%,但生产率效应  $PD$  和岗位更迭效应  $UP$  仍然存在正向影响,分别导致劳动收入差距年均扩大0.60%和0.91%。劳动密集地收入差距也继续扩大,其中人工智能技术的影响增加至10.51%, $PD$  和  $UP$  分别使该类地区收入不平等程度年均提高0.32%和0.45%。③在2012—2016年期间,资本密集地劳动收入差距转而收窄5.77%,主要源于其他类型技术或政策因素引起的不平等程度降低,而人工智能技术仍然加剧收入不平等,但其贡献降至23.49%,生产率效应  $PD$  和岗位更迭效应  $UP$  分别引发收入差距年均扩大0.89%和1.82%。这一时期劳动密集地的收入差距年均扩大2.60%,人工智能技术的影响愈发重要,其贡献增至33.77%,分别通过引发高、低技术部门劳动岗位与相对生产率变动的方式,使该类地区收入差距年均扩大0.56%和0.41%。④对于整个样本期间,相对劳动密集地而言,人工智能技术对资本密集地劳动收入不平等的作用更大,但从时间变化趋势看,人工智能技术对资本密集地劳动收入分配的解释程度有所降低,而对劳动密集地的贡献则不断增强。

表5 资本与劳动密集地人工智能技术的收入分配效应 单位:%

地区	分解项	2001—2005		2006—2011		2012—2016		2001—2016	
		变化率	贡献率	变化率	贡献率	变化率	贡献率	变化率	贡献率
资本密集地	$\Delta \ln \omega$	2.3847	—	2.9301	—	-5.7653	—	-0.1138	—
	$PD$	0.8447	29.1034	0.6018	20.5370	0.8925	7.7157	0.7634	17.7023
	$UP$	1.3666	47.0843	0.9083	30.9976	1.8248	15.7763	1.3360	30.9784
	$AI$	2.2113	76.1877	1.5100	51.5345	2.7173	23.4920	2.0994	48.6806
劳动密集地	$\Delta \ln \omega$	4.9257	—	6.2891	—	2.6018	—	4.6964	—
	$PD$	-0.0087	0.1437	0.3198	4.3786	0.4067	14.1481	0.2612	4.8655
	$UP$	-0.2104	3.4951	0.4476	6.1291	0.5643	19.6268	0.3110	5.7939
	$AI$	-0.2191	3.6388	0.7674	10.5077	0.9710	33.7749	0.5722	10.6594

注:表5未展示要素投入效应  $FA$  和其他影响效应  $OT$  的结果,表7同理。

资料来源:作者利用 MATLAB 软件计算。

上述结果显示,人工智能技术在资本密集地的岗位更迭效应大于劳动密集地。为解释这一结果的成因,进一步分解两类地区的岗位更迭效应。图6和图7分别展现资本与劳动密集地岗位更迭效应及其分解效应累计变化率的时间趋势。对比发现:①由岗位更迭效应  $UP$  累计变化率可知,受人工智能技术引发的高、低技术部门劳动岗位相对变动的影响,资本与劳动密集地的收入差距分别在2001—2016年期间累计扩大20.04%和4.67%。②两类地区高技术部门自动化通过减少部门劳动岗位产生的影响( $UI_h$ )存在显著差异,分别引起资本和劳动密集地的收入差距累计缩小11.33%和37.33%,表明劳动密集地高技术部门自动化通过替代本部门劳动岗位,缓解不平等的作用更大。③两类地区低技术部门自动化形成的岗位更迭效应( $UI_l$ )大致相当,分别通过减少资本与劳动密集地低技术部门劳动需求,使收入差距累计扩大20.29%和20.83%。④劳动密集地高技术部门新岗位创造的岗位更迭效应( $UN_h$ )明显较大,使该地收入差距累计扩大21.57%,而资本密集地仅扩大11.43%。⑤两类地区低技术部门新岗位创造的岗位更迭效应( $UN_l$ ),均仅存在微弱的负向作用。

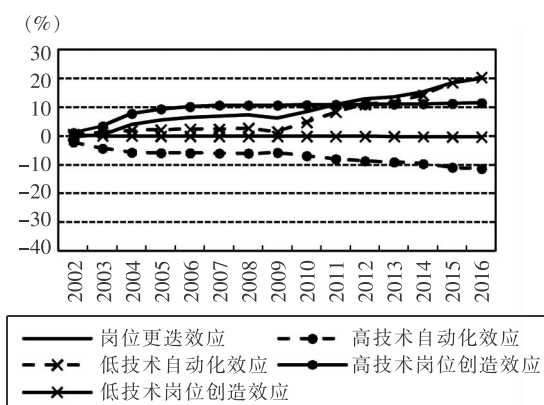


图6 资本密集地岗位更迭效应分解

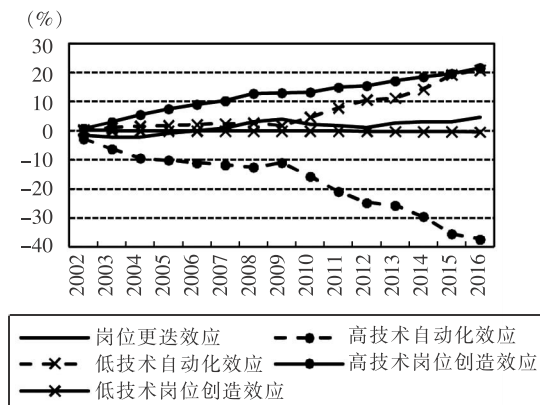


图7 劳动密集地岗位更迭效应分解

可知,劳动密集地的岗位更迭效应相对资本密集地更小,是因为人工智能技术在劳动密集地的高技术部门自动化扩张,以机器替代较多高技术部门劳动岗位缓解不平等。而两类地区低技术部门自动化扩张与新岗位创造的影响大致相当,但劳动密集地高技术部门新岗位创造对不平等的加剧作用更强。此外,尽管资本密集地的岗位更迭效应更大,但具体到人工智能技术两种形态对不同技术部门劳动收入分配的影响时,劳动密集地的高技术部门受到人工智能技术的冲击更大。

为分析资本与劳动密集地生产率效应存在差异的原因,表6给出两类地区不同技术部门自动化岗位比例与资本投入占比的比值  $B_h$  和  $B_l$ ,以及自动化扩张与新岗位创造分别形成的生产率效应即  $PI_h$ 、 $PN_h$ 、 $PI_l$  和  $PN_l$ 。数据显示:两类地区高、低技术部门资本投资所形成的自动化岗位不足,这使高、低技术部门自动化扩张( $PI_h$  和  $PI_l$ )通过提升各部门生产率分别降低和扩大收入差距,且新岗位创造( $PN_h$  和  $PN_l$ )通过降低各自生产率分别扩大和缩小不平等,表明两地均存在生产率效应的门槛特征。同时,资本密集地生产率效应对收入差距的影响更大,源于其低技术部门自动化生产率效应扩大不平等的作用强,而高技术部门自动化生产率效应缩小不平等的作用弱。

其次,剖析人工智能技术对技术与非技术密集地收入不平等的影响差异,表7给出两类地区劳动收入差距变化率及其效应分解结果。数据显示:①在2001—2005年期间,技术与非技术密集地劳

动收入差距分别年均扩大 6.24%和 0.66%。人工智能技术对两地收入不平等的影响大致相当,分别使收入差距年均扩大 0.22%和 0.21%,但对后者收入差距变动的解释程度更高,贡献达 31.56%。②在 2006—2011 年期间,两地收入差距年均扩大 7.20%和 1.90%。此时,技术密集地的人工智能技术效应较大,使收入差距年均扩大 0.82%,而非技术密集地人工智能技术对收入差距变动的解释程度更高,贡献达 26.68%。③在 2012—2016 年期间,两地收入差距均在扩大且增速基本一致,但非技术密集地的人工智能技术收入不平等效应显著增强,引起收入差距年均扩大 1.64%,且贡献较大。④纵观整个样本期间,非技术密集地的劳动收入差距受到人工智能技术的冲击更大,但技术密集地受人工智能技术作用逐渐加强,且两地岗位更迭效应均大于生产率效应。

表 6 资本与劳动密集地生产率效应的门槛特征检验

部门	门槛值及分解项	资本密集地				劳动密集地			
		2002	2006	2010	2016	2002	2006	2010	2016
高技术部门	$B_h$	0.0708	0.0241	0.0337	0.0766	0.0880	0.0914	0.1286	0.2780
	$PI_h(\%)$	-1.1421	-0.0615	-0.8740	-0.2788	-1.4434	-0.4274	-2.7152	-0.6503
	$PN_h(\%)$	0.5590	0.5219	0.0471	0.1417	0.4141	0.7209	0.1091	0.6530
低技术部门	$B_l$	0.0234	0.0418	0.0891	0.2420	0.0147	0.0349	0.0806	0.2449
	$PI_l(\%)$	0.4588	0.1486	2.4223	0.9002	0.3181	0.1951	1.9756	0.6576
	$PN_l(\%)$	-0.0050	-0.0220	-0.0082	-0.0300	-0.0010	-0.0066	-0.0034	-0.0378

资料来源:作者利用 MATLAB 软件计算。

表 7 技术与非技术密集地人工智能技术的收入分配效应 单位:%

地区	分解项	2001—2005		2006—2011		2012—2016		2001—2016	
		变化率	贡献率	变化率	贡献率	变化率	贡献率	变化率	贡献率
技术密集地	$\Delta \ln \omega$	6.2443	—	7.1967	—	1.4709	—	5.0341	—
	$PD$	0.1310	1.8442	0.3305	3.9841	0.3403	19.3376	0.2806	4.8378
	$UP$	0.0860	1.2110	0.4902	5.9092	0.4840	27.5066	0.3804	6.5586
	$AI$	0.2171	3.0551	0.8208	9.8933	0.8243	46.8441	0.6610	11.3965
非技术密集地	$\Delta \ln \omega$	0.6580	—	1.9007	—	1.4197	—	1.4090	—
	$PD$	0.1252	19.0334	0.2869	12.2115	0.5729	30.7709	0.3391	20.5860
	$UP$	0.0824	12.5241	0.3401	14.4722	1.0678	57.3584	0.5139	31.1980
	$AI$	0.2076	31.5575	0.6270	26.6837	1.6407	88.1293	0.8531	51.7840

资料来源:作者利用 MATLAB 软件计算。

为深入分析技术与非技术密集地自动化扩张与新岗位创造对收入差距的岗位更迭效应,图 8 和图 9 分别展现两地岗位更迭效应及其分解效应的累计变化趋势。对比发现:①在 2001—2016 年期间,岗位更迭效应  $UP$  导致两地收入差距分别累计扩大 5.71%和 7.71%,表明非技术密集地的岗位更迭效应更大。②人工智能技术在技术密集地的高技术部门自动化( $UI_h$ )引起收入差距累计缩小 34.06%,大于非技术密集地的 31.04%,表明技术密集地高技术部门自动化通过岗位更迭效应,缓解不平等的作用更强。③非技术密集地的低技术部门自动化( $UI_l$ )使得收入差距累计扩大 24.62%,大于技术密集地的 19.20%,表明非技术密集地低技术部门自动化扩张的岗位更迭作用更大。④技术密集地的高技术部门新岗位创造( $UN_h$ )促使收入差距累计扩大 21.00%,而非技术密集地为 14.41%,

表明技术密集地高技术部门岗位创造对收入差距的扩大作用更强。⑤两地的低技术部门新岗位创造( $UN_l$ )均只存在微弱负向影响,分别引起收入差距累计缩小 0.44%和 0.29%。

可知,技术与非技术密集地的不同技术部门不同人工智能技术形态的岗位更迭效应存在突出差异。其中,人工智能技术倾向于在技术密集地通过高技术部门新岗位创造效应加剧收入不平等,以及自动化扩张缓解不平等,并在非技术密集地通过低技术部门自动化扩张扩大收入差距。

为对比技术与非技术密集地,不同技术部门自动化扩张与新岗位创造通过生产率效应对劳动收入差距的影响差异,表 8 测算两地高、低技术部门自动化扩张与新岗位创造形成的生产率效应即  $PI_h$ 、 $PI_l$ 、 $PN_h$  和  $PN_l$ ,以及自动化岗位比例与资本投入占比的比值  $B_h$  和  $B_l$ 。数据显示:技术与非技术密集地高、低技术部门资本投资所形成的自动化岗位不足,表明高、低技术部门自动化扩张有利于提升本部门生产率,进而分别缩小和扩大劳动收入差距,而高、低技术部门新岗位创造则通过降低各自生产率,分别加剧和缓解收入不平等。非技术密集地的生产率效应大于技术密集地,原因在于非技术密集地低技术部门自动化扩张的生产率效应正向作用更强。

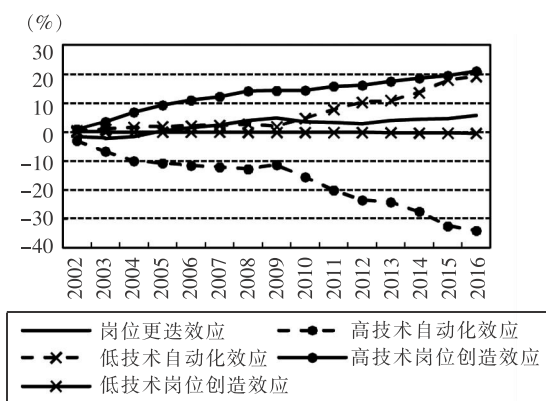


图 8 技术密集地岗位更迭效应分解

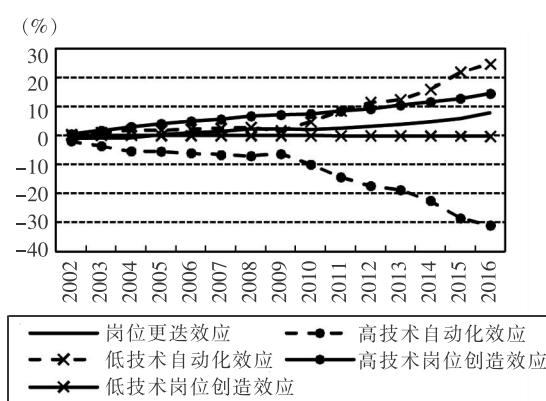


图 9 非技术密集地岗位更迭效应分解

表 8 技术与非技术密集地生产率效应的门槛特征检验

部门	门槛值及分解项	技术密集地				非技术密集地			
		2002	2006	2010	2016	2002	2006	2010	2016
高技术部门	$B_h$	0.0917	0.0811	0.1167	0.2545	0.0663	0.0653	0.0974	0.2466
	$PI_h(\%)$	-1.5139	-0.3902	-2.5039	-0.5578	-1.0742	-0.2975	-2.1934	-0.9239
	$PN_h(\%)$	0.4821	0.8134	0.0822	0.5640	0.2551	0.4424	0.2078	0.6511
低技术部门	$B_l$	0.0149	0.0350	0.0800	0.2285	0.0170	0.0372	0.0849	0.2830
	$PI_l(\%)$	0.3256	0.1795	1.9541	0.4969	0.3499	0.2200	2.1794	1.1237
	$PN_l(\%)$	-0.0013	-0.0090	-0.0034	-0.0400	-0.0011	-0.0052	-0.0050	-0.0276

资料来源:作者利用 MATLAB 软件计算。

## 五、结论与政策建议

本文基于 Acemoglu and Restrepo(2018a)的人工智能技术模型,引入高、低技术两部门分类,数理推演人工智能技术如何通过岗位更迭和生产率效应影响收入分配。利用中国 2001—2016 年全国



及省级数据,测算岗位更迭效应和生产率效应的作用方向及大小,比较不同部门和地区自动化扩张与新岗位创造对劳动收入差距的影响差异。结果表明:①人工智能技术通过岗位更迭效应和生产率效应,引发高、低技术部门劳动收入差距在2001—2016年期间年均扩大0.75%。②人工智能技术岗位更迭效应倾向于在低技术部门表现为自动化扩张形态,而在高技术部门的新岗位创造形态突出,通过更多增加高技术部门劳动岗位扩大收入不平等。③人工智能技术生产率效应存在门槛特征,其影响方向受到高、低技术产品替代弹性和自动化岗位比例与资本投入占比相对大小约束。当前中国高、低技术产品间替代弹性小于1,且资本投资所形成的自动化岗位不足,人工智能技术倾向于引发低技术部门自动化扩张,通过降低高、低技术部门相对生产率扩大收入差距。④分地区测算结果表明,相对劳动密集地而言,人工智能技术对资本密集地收入差距的扩大作用更明显,但对劳动密集地影响不断增强;相对技术密集地而言,非技术密集地的收入差距受到人工智能技术冲击更大,但技术密集地受人工智能技术作用逐渐加强;无论是资本与劳动密集地还是技术与非技术密集地,其岗位更迭效应均大于生产率效应。

当前世界正处于人工智能技术掀起的第四次技术革命“浪潮”之中,人工智能技术将深入发展和广泛应用,必将对不同部门的劳动产生持续冲击,劳动力市场地位以及不同类型劳动收入不平等将是收入分配领域未来长期且必须面对的重要问题。基于此,政府应重视:①健全就业培训机制全方位提升劳动技能水平。基于当前人工智能技术的自动化作用强于新岗位创造,为有效应对由此造成的收入不平等现象,政府应加大教育培训投资规模,建设以高校为人才储备摇篮、以企业为技能实践基地的全方位就业培训机制。具体而言,企业在引入新的生产技术的同时,应定期组织员工参与技能培训,并积极邀请人工智能领域专家开展系列讲座,了解人工智能技术的发展态势,以适应新的生产需求。高等教育和高职院校应迎合经济与社会发展的现实需求,建立人才培养方案和专业结构的动态调整机制,增设机器学习、大数据等前沿课程,并推动人工智能与计算数学、经济学等学科深度融合,为社会不断输送人工智能方面的应用型人才。②完善失业保障制度并努力创造再就业机会。为有效缓解人工智能技术冲击中的“阵痛”,政府应继续完善失业保障制度,加大对弱势群体的生活补助,为其提供公共服务岗位,积极建立与企业合作培训制度,以创造再就业机会。对于优势群体,政府可以通过创业基金等手段鼓励创新创业,推动人工智能等新兴产业快速发展,并带动相关产业升级,以创造更多就业岗位。③积极引导人工智能技术朝着“人机协作”方向发展。为防止自动化程度超过一定规模可能导致大规模失业、生产率下降和收入不平等问题的出现,政府应适度控制生产活动过程中的自动化规模,防止“过度”自动化现象的出现,并通过制定相关激励政策,大力支持研发团体发展可以直接提升劳动生产率的人工智能技术,促使人工智能技术朝着与劳动者相互“协作”而非“竞争”的方向发展,提高劳动生产效率以推动经济增长。④依据人工智能技术对不同地区劳动收入分配的影响差异,制定适宜的各地区发展政策。针对人工智能技术在资本和非技术密集地对收入不平等的加剧作用较大,政府应制定适宜的失业补贴、就业指导与培训等政策,缓解人工智能技术对资本和非技术密集地收入分配的不利影响,防止收入差距的进一步扩大。针对当前人工智能技术对技术密集地收入不平等的冲击较小,可以鼓励技术密集地充分利用其科技资源优势,适当加快人工智能技术的发展步伐,以促进技术水平的快速提升。

未来的研究可以通过结合研发部门的干中学模型内生人工智能技术,分析人工智能技术收入分配效应的内生形成机理。同时,人工智能作为一种通用型技术,往往具有外溢性特征即会对关联行业产生波及效应。为此,可进一步引入行业间交互作用,分类对比行业内和行业间人工智能技术对异质性技能劳动收入不平等的影响,从而为制定差异化的收入分配政策提供参考。

[参考文献]

- [1]陈勇,李小平. 中国工业行业的面板数据构造及资本深化评估:1985—2003[J]. 数量经济技术经济研究, 2006, (10):57-68.
- [2]陈彦斌,林晨,陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. 经济研究, 2019, (7):47-63.
- [3]董直庆,蔡啸,王林辉. 技能溢价:基于技术进步方向的解释[J]. 中国社会科学, 2014, (10):22-40+205-206.
- [4]董直庆,王芳玲,高庆昆. 技能溢价源于技术进步偏向性吗[J]. 统计研究, 2013, (6):37-44.
- [5]盖庆恩,朱喜,程名望,史清华. 要素市场扭曲、垄断势力与全要素生产率[J]. 经济研究, 2015, (5):61-75.
- [6]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+202-203.
- [7]林晨,陈小亮,陈伟泽,陈彦斌. 人工智能、经济增长与居民消费改善:资本结构优化的视角[J]. 中国工业经济, 2020, (2):61-79.
- [8]吕世斌,张世伟. 中国劳动力“极化”现象及原因的经验研究[J]. 经济学(季刊), 2015, (2):757-778.
- [9]宋冬林,王林辉,董直庆. 技能偏向型技术进步存在吗?——来自中国的经验证据[J]. 经济研究, 2010, (5):68-81.
- [10]宋旭光,左马华青. 工业机器人投入、劳动力供给与劳动生产率[J]. 改革, 2019, (9):45-54.
- [11]孙早,侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, 2019, (5):61-79.
- [12]王林辉,袁礼. 有偏型技术进步、产业结构变迁和中国要素收入分配格局[J]. 经济研究, 2018, (11):115-131.
- [13]姚毓春,袁礼,王林辉. 中国工业部门要素收入分配格局——基于技术进步偏向性视角的分析[J]. 中国工业经济, 2014, (8):44-56.
- [14]Acemoglu, D. Why Do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality[J]. Quarterly Journal of Economics, 1998, 113(4):1055-1089.
- [15]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Artificial Intelligence, Automation and Work [R]. NBER Working Paper, 2018a.
- [16]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J]. American Economic Review, 2018b, 108(6):1488-1542.
- [17]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Low-Skill and High-Skill Automation [J]. Journal of Human Capital, 2018c, 12(2):204-232.
- [18]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.
- [19]Aghion, P., B. F. Jones, and C. I. Jones. Artificial Intelligence and Economic Growth [R]. NBER Working Paper, 2017.
- [20]Autor, D. H., L. F. Katz, and A. B. Krueger. Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market[J]. Quarterly Journal of Economics, 1998, 113(4):1169-1213.
- [21]Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration[J]. Quarterly Journal of Economics, 2003, 118(4): 1279-1333.
- [22]Bughin, J., J. Seong, J. Manyika, M. Chui, and R. Joshi. Notes from the AI Frontier: Modeling the Impact of AI on the World Economy[R]. McKinsey Global Institute Discussion Paper, 2018.
- [23]Frey, C. B., and M. A. Osborne. The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 114(1): 254-280.
- [24]Furman, J., and R. Seamans. AI and the Economy [J]. Innovation Policy and the Economy, 2019, 19(1): 161-191.
- [25]Graetz, G., and G. Michaels. Robots at Work [J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100 (5): 753-768.
- [26]Hémous, D., and M. Olsen. The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation and Income

- Inequality[R]. University of Zurich Manuscript, 2016.
- [27]Katz, L. F., and K. M. Murphy. Changes in Relative Wages, 1963—1987: Supply and Demand Factors[J]. Quarterly Journal of Economics, 1992, 107(1): 35–78.
- [28]Korinek, A., and J. E. Stiglitz. Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment[R]. NBER Working Paper, 2017.
- [29]Krueger, A. B. How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984–1989[J]. Quarterly Journal of Economics, 1993, 108(1): 33–60.
- [30]Krusell, P., L. E. Ohanian, J. V. Ríos-Rull, and G. L. Violante. Capital–Skill Complementarity and Inequality: A Macroeconomic Analysis[J]. Econometrica, 2000, 68(5): 1029–1053.
- [31]Prettner, K., and H. Strulik. The Lost Race Against the Machine: Automation, Education and Inequality in an R&D–Based Growth Model[R]. CEPR Discussion Papers, 2017.
- [32]Sachs, J. D., and L. J. Kotlikoff. Smart Machines and Long–Term Misery[R]. NBER Working Paper, 2012.
- [33]Trajtenberg, M. AI as the Next GPT: A Political–Economy Perspective[R]. NBER Working Paper, 2018.

## Will Artificial Intelligence Technology Induce Labor Income Inequality ——Model Deduction and Classification Evaluation

WANG Lin–hui, HU Sheng–ming, DONG Zhi–qing

(Faculty of Economics and Management, East China Normal University, Shanghai 200241, China)

**Abstract:** Academic circle focuses on the impact of artificial intelligence technology on income inequality, but the research on the micro–mechanism of the income distribution effect of artificial intelligence technology is in the initial stage and the quantitative assessment is obviously insufficient, especially lack of the empirical evidence from emerging economies. Based on the artificial intelligence technology model by Acemoglu and Restrepo (2018a), this paper classifies all sectors into high– and low–tech sectors, deduces the income distribution effect of artificial intelligence technology, and then combines China’s national and provincial data from 2001 to 2016 to separately measure the alternation effect and productivity effect of the labor income distribution. The results suggest that: ① When artificial intelligence technology triggers jobs alternation, it will affect the labor income gap by asymmetrically changing the productivity of different technical sectors, which induces the labor income gap between high– and low–tech sectors to expand by 0.75% per year. ② The alternation effect of artificial intelligence technology tends to increase income inequality through the automation expansion in the low–tech sector and the creation of new jobs in the high–tech sector, while the productivity effect has a threshold characteristic. ③ The income distribution effects of artificial intelligence technology in capital– and non–tech–intensive areas are more prominent, and the effects in labor– and tech–intensive areas have gradually increased. To cope with the impact of artificial intelligence technology on the employment structure and income inequality in the labor market, the government should improve employment training and unemployment protection system, formulate differentiated regional policies, and actively guide artificial intelligence to develop in the direction of human–machine collaboration and income equality.

**Key Words:** artificial intelligence technology; labor income distribution; alternation effect; productivity effect

**JEL Classification:** J31 O14 O30

[责任编辑:李鹏]