

机器人应用与全要素生产率

——来自全球生产率分化的经验证据

王永中 刘东升

内容提要:机器人技术作为赋能高质量发展的新动力,不仅直接影响就业需求,还通过就业替代机制和产业结构机制对各国生产率产生分化影响,导致技术红利难以均等惠及所有国家,不利于缩小各国生产率差距。本文通过理论模型分析,推断机器人对生产率具有积极影响,且“机器换人”是提高全要素生产率的重要渠道。基于多个经济体数据的实证研究结果显示,机器人应用提高了各经济体全要素生产率,但由于高生产率经济体的产业结构与机器人技术的匹配度更高、形成的就业替代效应更强,使其生产率的提升幅度更大,进而总体上加剧了全球生产率分化。异质性分析结果表明,少数产业结构适宜、政策环境良好的低生产率经济体,也能通过大量引入机器人,在一定程度上缩小与高生产率经济体间的生产率差距,凸显了明确政策导向和优化产业结构以确保机器人等新技术能够带来可持续技术收益的重要性。

关键词:机器人应用 全要素生产率 生产率分化 产业结构 就业替代效应

中图分类号:F014.1;F424

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2025)02-0003-21

一、问题提出

随着新一轮科技革命深入推进,以工业机器人为核心载体的现代化生产方式正成为重塑全球竞争格局的关键力量^[1]。机器人、人工智能等新技术的推广和普及,是促进各国生产率增长、获得技术红利的重要动力^[2-3]。然而,这一技术红利在不同国家间的分配可能是不平衡的,生产率较高的发达国家在技术变革中显然获益更多,将扩大其与低生产率国家的科技差距,削弱低生产率国家参与国际分工的能力^[4],这不仅损害低生产率国家的福利,也对大国科技竞争博弈格局的走向产生重要影响。佩恩表(PWT)数据库^①显示,

收稿日期:2024-04-08;修回日期:2024-12-03

基金项目:中国社会科学院研究所实验室综合资助项目“世界经济预测与政策模拟实验室”(2024SYZH003)

作者简介:王永中 中国社会科学院世界经济与政治研究所研究员、博士生导师,北京,100732;

刘东升 中国社会科学院大学国际政治经济学院博士研究生,通信作者,北京,102488。

① PWT 提供了两组全要素生产率(TFP)测度结果:一是按当前购买力平价计算的全要素生产率($RTFPNA$),即 PWT 设定所有样本经济体 2017 年(基期)的 $TFP=1$,因而 $RTFPNA$ 在时间维度是可比的;二是按经济体不变价计算的全要素生产率($CTFP$),PWT 设定美国(基准经济体)的 $TFP=1$,因而 $CTFP$ 在经济体维度(截面维度)是可比的。生产率增长趋势要求样本经济体的全要素生产率在时间维度可比,故利用 $RTFPNA$ 数据做分析;而生产率分化趋势要求样本经济体的 TFP 在经济体间可比,故利用 $CTFP$ 数据做分析。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

20世纪90年代以来,全球主要经济体的全要素生产率增势明显,时间维度的核密度曲线逐渐右移(见图1);但与此同时,不同经济体间全要素生产率的差距进一步扩大,截面维度的核密度曲线逐渐从单峰分布向双峰分布转变,全球生产率呈现两极分化特征(见图2)。在这一背景下,深入理解机器人等智能技术的特征和发展趋势,分析其对全要素生产率及国家间生产率分化的潜在影响,具有重要的理论价值和现实意义。

关于机器人应用对生产率的积极影响,已得到大量文献证实。现有文献认为,与早期的自动化浪潮不同,以机器人为代表的新一代智能技术更加灵活、通用和自主,对生产方式的影响更为广泛^[5],能够有效提高生产效率和产品质量^[6-7]。杨光和侯钰(2020)认为,机器人对发展中国家和发达国家的生产率都有显著的推动作用^[2]。然而,傅等人(Fu et al., 2021)进一步指出,机器人应用与发达国家的生产率提高正相关,但这种影响在发展中国家微不足道^[8]。在微观层面,黄等人(Huang et al., 2022)、科赫和马努伊洛夫(Koch & Manuylov, 2023)也提供了相似的证据,他们分别利用中国工业企业数据和西班牙制造业公司数据进行实证研究,发现机器人应用对企业生产率产生积极影响^[9-10]。黄等人(Huang et al., 2023)的研究进一步发现,相比劳动密集型企业,机器人对资本密集型企业的全要素生产率提升幅度更大^[11]。与此同时,人们对采用机器人等智能设备的潜在负面影响深感担忧,学界对此的讨论主要集中在劳动经济学领域,但尚未达成共识。一部分文献认为,机器人具有生产力效应,有利于就业增长,主要有三个机制:一是机器人应用提高了生产率,激励企业规模扩张,进而增加了企业中非自动化岗位的就业需求^[12-14];二是机器人应用能够创造与新技术相关的新任务和工作,促进了就业增长^[15-16];三是机器人应用提高了劳动要素的边际回报^[17],工人的收入水平和消费能力提高,进而带动企业生产规模和就业需求增长^[18-19]。另一部分文献认为,机器人具有替代效应,会抑制就业增长,甚至可能引发大规模失业。其核心思想是将工作的任务内容划分为常规和非常规两类,在常规任务领域,机器人能够比人类更高效、更高质量地执行体力劳动活动,且越来越有能力执行需要一定认知能力的非常规活动^[20],因此,即使机器人应用创造了一些新任务和工作,并增加了非自动化岗位的就业需求,但在多数情况下,“机器换人”仍占据主导地位^[21]。

最近,有一类文献关注到机器人应用对不同国家的异质性影响。德巴克克尔和德斯特凡诺(De Backer & Destefano, 2021)研究发现,工业机器人改变了国际分工,减少了从发达国家到新兴和发展中国家的离岸外包,不利于新兴和发展中国家就业和经济增长^[22]。埃德等(Eder et al., 2024)将机器人视为单独的生

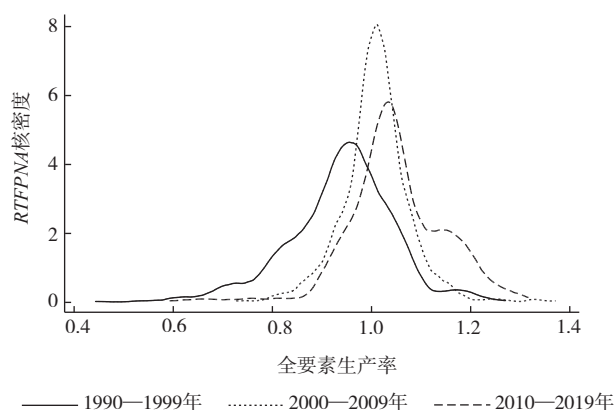


图1 各经济体全要素生产率增长趋势

数据来源:根据佩恩表(PWT 10.01)数据库整理得到。

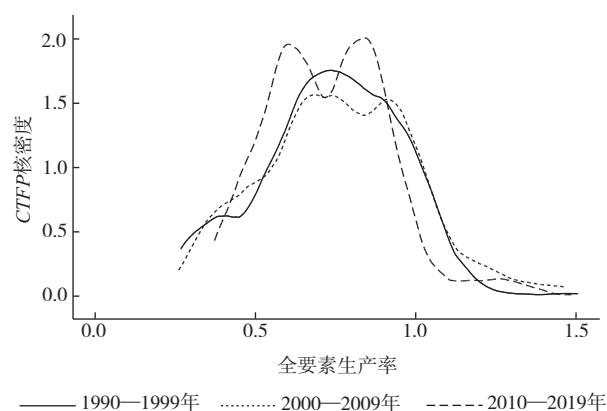


图2 各经济体全要素生产率分化趋势

数据来源:根据佩恩表(PWT 10.01)数据库整理得到。

产要素,通过非参数研究方法,发现机器人使初始生产率水平较低的经济体增长更快^[23]。加西亚等(García et al., 2024)的研究表明,随着发展中国家大量进口机器人,将导致部分发展中国家与发达国家之间的差距扩大^[24]。其他研究结论相反,发现机器人应用对低收入国家的出口产生了积极影响^[25-26]。

本文与近期文献密切相关,重点关注机器人应用对不同经济体的异质性影响,探讨机器人应用是否改变经济体间生产率差距,从而加剧或减缓全球生产率分化。如果处于生产率前沿地位的经济体在技术变革中获益更多,则意味着促进生产率增长的技术因素同时也导致生产率分化,这凸显了低生产率经济体建立长期机器人发展规划的紧迫性,以确保技术变革不会拉大其与高生产率经济体的差距。鉴于此,本文从理论和实证两个方面,探究机器人应用对生产率分化的影响。在理论上,基于任务模型的框架,分析机器人应用影响全要素生产率的作用渠道,并结合相关的典型事实,提出机器人应用与生产率分化关系的理论假设。在实证上,利用国际机器人联盟(IFR)披露的分行业工业机器人数据、佩恩表(PWT)数据、世界投入产出表(WIOD)数据,实证考察机器人应用对经济体间生产率分化的影响。

本文的边际贡献有三点。第一,在研究视角上,关注机器人应用是否会加剧全球生产率分化。与机器人应用影响生产率增长的传统文献相比,本文针对不同经济体机器人安装量和产业结构差异的典型事实,探究机器人应用引发的技术红利如何在经济体间分配,为技术变革与全球分化的相关研究提供参考。第二,在理论层面拓展了任务模型。将机器人执行任务的比例与生产率联系起来,并将经济体的产业结构引入任务模型,在理论层面论述了各经济体“机器换人”程度和产业结构差异是导致经济体间生产率分化的重要渠道。第三,在实证层面有一定数据运用方面的创新。将 IFR 数据库与 PWT 10.01 和 WIOD 2016 数据库匹配,分别得到 60 个经济体的面板数据和 41 个经济体 14 个制造业行业的面板数据,这两套数据能够从经济体和行业两个维度,实证检验机器人对生产率分化的影响,提高了研究结论的可信度。

本文余下部分的内容结构如下:第二部分是典型事实;第三部分是理论模型与研究假设;第四部分说明数据来源与设定实证分析模型;第五部分是实证结果与分析;第六部分是机制分析和异质性分析,验证机器人对生产率的间接影响以及导致经济体间生产率分化的机制;最后是结论与建议。

二、典型事实

(一)典型事实 I:高生产率经济体安装了更多工业机器人

本文利用制造业机器人安装量数据开展典型事实分析。IFR 的数据显示,在 2000—2019 年,全球共安装了 354.7 万台工业机器人,其中 83% 的工业机器人被安装在制造行业。图 3 报告了 2000—2019 年各经济体安装机器人数量与其基期(2000 年)全要素生产率之间的关系。其中,全要素生产率数据来自 PWT 10.01 数据库;机器人数据来自 IFR 数据库,并除以基期各经济体的制造业就业人数,得到每百人机器人安装量(制造业就业人数数据来自 WIOD 2016 数据库),避免了各经济体的制造业规模差异带来的影响。

图 3 的横轴是基期全要素生产率,纵轴是每百人机器人安装量。可以看到,拟合线向右上方倾斜,表明各经济体的机器人安装量与基期全要素生产率正相关。图中竖直和水平虚线分别将样本经济体均分为两组,两条虚线将全样本划分到四个象限,分属四类经济体,样本点主要分布在第一、三象限,二者占总样本点的 78%^①。这一事实表明,除中国、捷克、斯洛伐克等少数 II 类经济体外,低生产率经济体普遍安装更少的工

① 总样本由 IFR 数据库和 WIOD 2016 数据库匹配得到,包含 41 个经济体,占 2000—2019 年全球制造业中机器人总安装量的 95.5%。

业机器人;同样,除挪威、爱尔兰等少数 IV 类经济体外,高生产率经济体倾向安装更多的工业机器人^①。

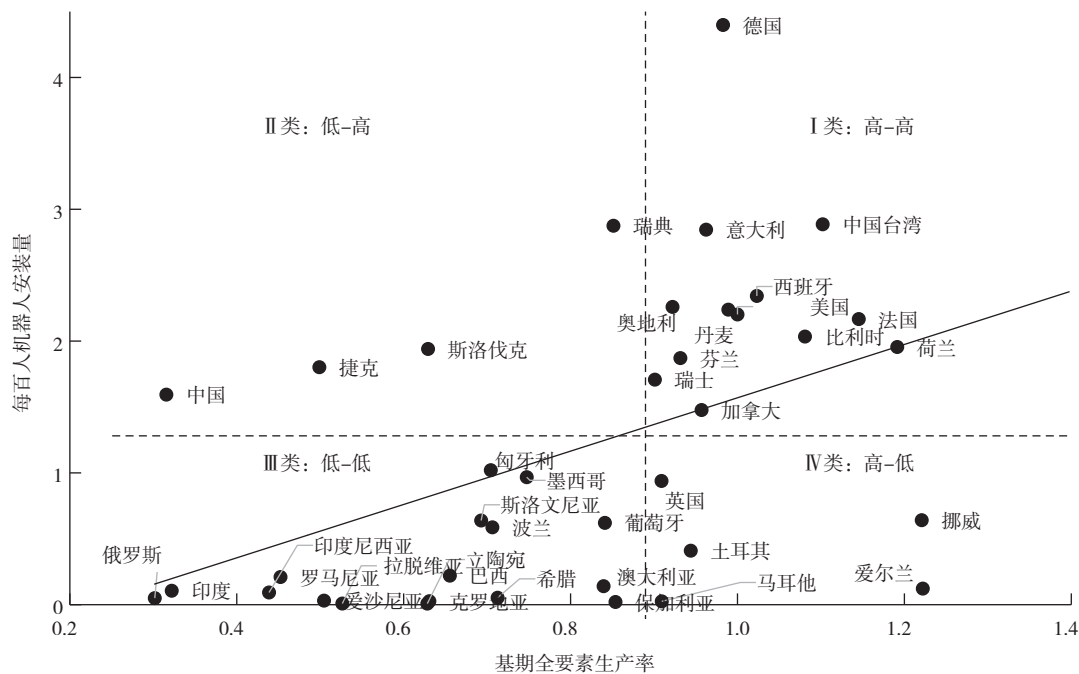


图3 2000—2019年各经济体机器人安装量与基期(2000年)全要素生产率

数据来源:根据 IFR、PWT 10.01 和 WIOD 2016 数据库整理得到。

依据各经济体基期全要素生产率的均值,本文进一步将样本经济体分为高生产率经济体和低生产率经济体。图4展示了2000—2019年两组经济体人均机器人保有量的时序变化。可以看到,在2000—2019年,高生产率经济体和低生产率经济体的人均机器人保有量呈现逐年上升势态,并且高生产率经济体的人均机器人保有量明显更高,这与前文典型事实相符。基于相关研究表明,机器人应用水平越高,其对就业的替代效应越强^[27]。鉴此,与低生产率经济体相比,高生产率经济体具有较高的机器人应用水平,可能引致更强的就业替代效应。

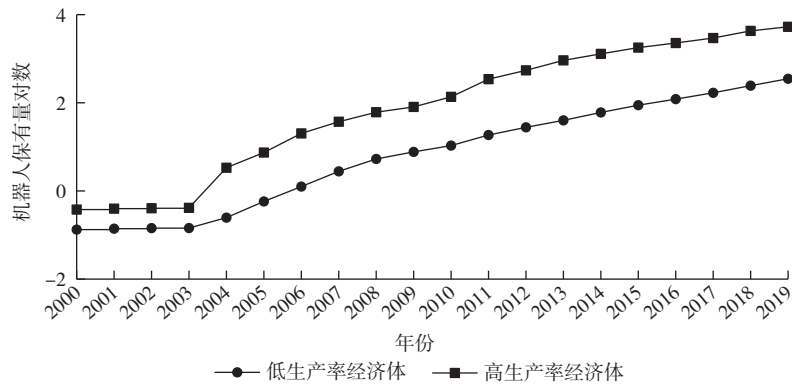


图4 不同经济体分组人均机器人保有量的时序变化

数据来源:根据 IFR、PWT 10.01 和 WIOD 2016 数据库整理得到。

① 各经济体基期(2000年)的全要素生产率被认为是外生给定的,各经济体的人均机器人安装量与其产业结构、机器人相关政策有关。由于样本期间中国、捷克、斯洛伐克等实施了导向性较强的机器人相关政策,且其制造业份额相对较高,而机器人主要被安装在制造业,在政策支持和产业结构支撑的共同作用下,中国、捷克、斯洛伐克等 II 类经济体基期全要素生产率较低,但样本期间机器人安装量较高。与之相反,挪威、爱尔兰、英国等少数 IV 类经济体受限于自身产业结构或者政策因素,虽然基期生产率较高,但样本期间机器人安装量相对较低。

(二) 典型事实 II: 高生产率经济体的产业结构与机器人技术更加匹配

工业机器人主要被安装在制造行业,但在制造业内部,不同细分行业对工业机器人的安装量差异较大。图 5 报告了 14 个制造业细分行业在 2000—2019 年的全球工业机器人安装量。可以看到,汽车制造业是工业机器人的主要安装行业,安装量高达 122.5 万台;计算机电子和光学产品制造业、电气机械和器材制造业的机器人安装量分别达到 51.3 万台、28.7 万台。这三个制造行业中的工业机器人总安装量超过 200 万台,占全球制造业工业机器人总安装量的 74.5%。

图 5 也展示了基期高生产率经济体与低生产率经济体各行业规模的比值。该比值为高生产率经济体中某行业就业份额的均值,与低生产率经济体中同一行业就业份额的均值之比。该比值的计算公式可以表示为: $Value_{j,t=2000} = [(\sum_{i=高生产率经济体}^n lab_{ij,t=2000}/lab_{i,t=2000})/n] / [(\sum_{i=低生产率经济体}^m lab_{ij,t=2000}/lab_{i,t=2000})/m]$ 。其中, i,j,t 分别表示经济体、制造行业、年份; n,m 分别表示高、低生产率经济体的数量; lab 表示就业人数; $Value$ 表示行业规模的比值,若该值大于 1,表明高生产率经济体的该行业具有规模优势。由该图可知,在汽车制造业、计算机电子和光学产品制造业、电气机械和器材制造业等机器人安装量高的行业,高生产率经济体均有明显的规模优势。这一典型事实表明,高生产率经济体的产业结构可能更适合采用机器人设备开展生产活动,这导致机器人应用对这些经济体生产率的提升幅度更大。

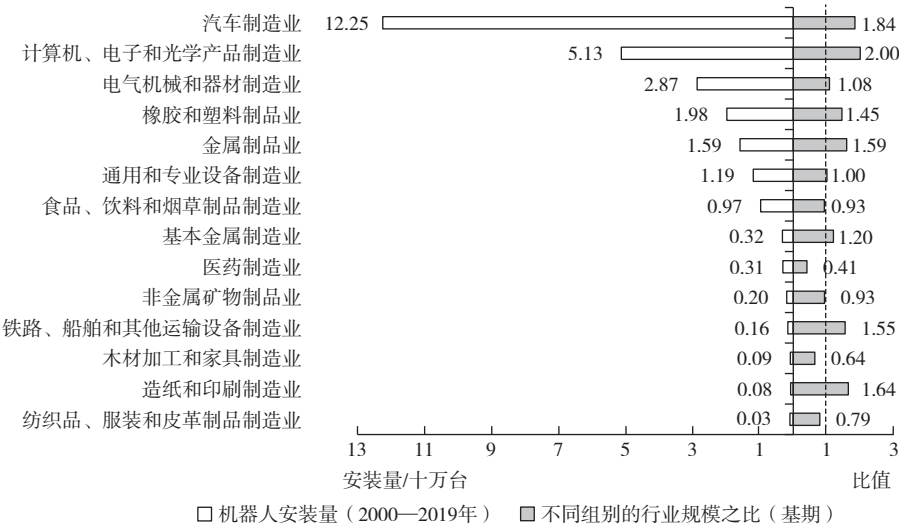


图 5 各行业机器人安装量和基期产业结构

注:图右侧值为 1 的虚垂线,表示不同类别经济体各产业份额之比的临界值。若某产业份额比值大于 1,意味着高生产率经济体在该行业具有规模优势。

数据来源:基于 IFR 数据库和 WIOD 2016 数据库计算得到。

三、理论模型与研究假设

本文首先从理论层面分析机器人应用与全要素生产率之间的关系,重点探讨机器人应用影响全要素生产率及其分化的作用渠道。借鉴阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo, 2020)^[27] 构造的模型框架,假定每个行业通过组合不同的任务形成产出,总产出表示为所有任务产出的总和函数,即:

$$\ln Y = \int_{N-1}^N \ln y(s) ds \tag{1}$$

其中, Y 表示行业的总产出, 由一系列连续的生产任务 $s \in [N-1, N]$ 构成, 为简化模型, 所有任务被归一化为 $s \in [N-1, N]$ 。 $y(s)$ 表示每个任务的生产函数, 并假定其符合柯布-道格拉斯(Cobb-Douglas)形式。

将机器人引入模型中, 机器人能够执行一些原先由人类完成的任务, 本文将这部分既能通过人类也能通过机器人完成的任务区间记为 $[N-1, I]$, 并定义这部分任务为可自动化任务。假设在可自动化任务中, 有 μ 的部分通过机器人执行, $1-\mu$ 的部分仍通过人类执行。而不可自动化的任务区间 $[I, N]$ 只能通过人类执行。并且每个任务中劳动力和机器人的生产率是恒定的, 那么, 每个任务的生产函数可以用以下函数表示:

$$y(s) = \begin{cases} \mu \gamma_m(s) k(s)^\alpha m(s)^{1-\alpha} + (1-\mu) \gamma_L(s) k(s)^\alpha l(s)^{1-\alpha}, & \text{若 } s \leq I \\ \gamma_L(s) k(s)^\alpha l(s)^{1-\alpha}, & \text{若 } s > I \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\gamma_m(s)$ 、 $\gamma_L(s)$ 分别表示机器人和人类劳动力的生产率, 并假设 $\gamma_m(s)$ 、 $\gamma_L(s)$ 都是外生给定的恒定值。 $m(s)$ 、 $l(s)$ 分别表示机器人和劳动力的使用量。一般来说, 在可自动化任务中 $\gamma_m(s) > \gamma_L(s)$ 。

在可自动化的任务中, 企业可以使用机器人或者劳动力执行这部分任务, 企业的选择决策取决于使用机器人和劳动力的边际成本。为简化模型, 假设机器人在可自动化的任务中具有相对优势, 即:

$$\frac{\gamma_L(s)}{W_L} < \frac{\gamma_m(s)}{C_m} \quad (3)$$

其中, W_L 、 C_m 分别表示劳动力工资和机器人成本。这意味着使用机器人执行任务是相对便宜的, 理性的企业家倾向使用机器人执行可自动化任务。

根据 $\ln Y$ 和 $y(s)$ 的表达式, 可以整理得到行业层面加总的技术水平, 并以此作为全要素生产率的近似值:

$$\ln A = \int_{N-1}^I \ln \gamma_m(s) ds + \int_I^N \ln \gamma_L(s) ds \quad (4)$$

其中, $\ln A$ 表示行业技术水平的加总, 近似为全要素生产率。从表达式可知, 在 $\gamma_m(s)$ 、 $\gamma_L(s)$ 外生给定时, 全要素生产率与使用机器人执行任务的比例 I 相关。

为了量化全要素生产率与机器人执行任务比例之间的关系, 假设存在两个可对比的行业, 第二个行业使用机器人执行的任务的比例较高, 即 $I_2 > I_1$ 。那么, 二者全要素生产率的差值可以表示为:

$$\ln A_2 - \ln A_1 = \int_{I_1}^{I_2} [\ln \gamma_m(s) - \ln \gamma_L(s)] ds > 0 \quad (5)$$

其中, $\ln A_1$ 、 $\ln A_2$ 分别表示第一个行业和第二个行业的全要素生产率, 二者的差值始终为正数。这意味着, 随着机器人执行任务的比例提高, 行业层面的全要素生产率也随之提高。结合前文展示的典型事实 I, 本文提出如下研究假设。

H1: 机器人能够通过就业替代效应影响全要素生产率, 越多劳动力被机器人替代, 全要素生产率提升幅度也越大。

H2: 在高生产率经济体中, 较高的机器人应用水平会导致更多的劳动力被机器人替代, 从而使其全要素生产率提升幅度更大, 扩大了与低生产率经济体间的生产率差距。

按照同样的方法, 也可获得经济体层面加总的技术水平, 并以此作为经济体全要素生产率的近似值:

$$\ln \bar{A} = \int_{N-1}^I \ln \gamma_m(s) ds + \int_I^N \ln \gamma_L(s) ds \quad (6)$$

其中, $\ln \bar{A}$ 表示经济体技术水平的加总, 近似为经济体层面的全要素生产率。将式(6)动态化, 即分解 $\ln \bar{A}$ 可得到:

$$\ln \bar{A} = \sum_{h=1}^H \lambda_h \left[\int_{N-1}^{I_h} \ln \gamma_m(s) ds + \int_{I_h}^N \ln \gamma_L(s) ds \right] \quad (7)$$

其中, λ_h 表示 h 产业的权重系数, 一般与产业规模正相关。因此, 经济体层面的全要素生产率受两个因素影响, 一是各行业中机器人执行任务的比例 I_h , 二是各行业权重系数 λ_h 。

为方便计算, 本文将所有行业分为两部分: 第一部分只包含一个行业, 并且该行业的权重系数为 λ , 机器人执行任务的比例为 I_2 ; 第二部分包含其余所有行业, 这些行业的权重系数为 $1 - \lambda$, 机器人执行任务的比例为 I_1 。上式等价于:

$$\ln \bar{A} = \lambda \left[\int_{N-1}^{I_2} \ln \gamma_m(s) ds + \int_{I_2}^N \ln \gamma_L(s) ds \right] + (1 - \lambda) \left[\int_{N-1}^{I_1} \ln \gamma_m(s) ds + \int_{I_1}^N \ln \gamma_L(s) ds \right] \quad (8)$$

假设 $I_2 > I_1$, 那么经济体层面的全要素生产率, 不仅随各行业中机器人执行任务的比例 I 单调递增, 也随行业权重系数 λ 单调递增, 即:

$$\frac{\partial \ln \bar{A}}{\partial \lambda} > 0 \quad (9)$$

$$\frac{\partial^2 \ln \bar{A}}{\partial \lambda \partial I} > 0 \quad (10)$$

由此可知, 经济体层面的全要素生产率不仅受各行业中机器人执行任务的比例影响, 也与其产业结构相关。具体而言, 机器人执行任务比例越高的行业, 全要素生产率越高。机器人执行任务比例越高的行业的权重系数越大, 意味着产业结构更适合使用机器人设备, 机器人应用对此类经济体全要素生产率的提升作用也越大。结合前文展示的典型事实 II, 本文提出如下研究假设。

H3: 机器人对全要素生产率的影响与产业结构有关, 可自动化比例高的行业所占份额越大, 那么全要素生产率也就越高。

H4: 在高生产率经济体, 其产业结构与机器人技术更为匹配, 更适合采用机器人进行生产, 进一步加剧了经济体间生产率分化。

四、实证设计

(一) 数据来源

本文使用的数据主要来源于国际机器人联盟(IFR)、佩恩表(PWT)、世界投入产出表(WIOD)和世界银行数据库^①。其中, 机器人相关数据来自 IFR, 该数据库提供了约 75 个经济体 1993—2020 年分行业工业机器人数据。经济体层面的全要素生产率数据来自 PWT 10.01, 该数据库提供了 183 个经济体 1950—2019 年全要素生产率、人力资本相关数据, 也提供了汇率和购买力平价指数相关数据。经济体层面的其他控制变量数据来自世界银行数据库。用于测度行业层面全要素生产率的相关数据(包括行业增加值、行业员工数量、行业资本存量、中间投入品价值), 以及行业层面的控制变量数据均来自 WIOD 2016, 该数据库提供了 43 个经济体 2000—2014 年分行业的经济数据。此外, WIOD 2016 缺失了中国分行业就业人数相关数据, 这部分缺失数据通过《中国劳动统计年鉴》补齐。

本文选取两套数据开展实证研究: 一是将 IFR 与 PWT 10.01 匹配, 得到 60 个样本经济体 1994—2019 年

^① IFR、PWT、WIOD、世界银行数据库的数据链接分别为 <https://ifr.org/>、<https://www.rug.nl/ggdc/productivity/pwt/>、<https://www.rug.nl/ggdc/valuechain/wiod/>、<https://data.worldbank.org.cn/indicator>。

的二维面板数据;二是将 IFR 与 WIOD 2016 匹配,得到 41 个样本经济体 14 个制造行业 2000—2014 年的三维面板数据。除了制造行业,IFR 也公布了非制造行业机器人数据,但这些数据以行业门类统计,且制造业机器人占总量的 80% 以上,因此第二套数据聚焦制造行业。

(二) 模型设定

为研究机器人应用对全要素生产率及其分化的影响,以经济体-行业-年份三维面板数据为例,设定基准计量模型如下:

$$TFP_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 Exposure_{ijt} + X'_{ijt} \lambda + \mu_i + \nu_j + \gamma_t + \varepsilon_{ijt} \quad (11)$$

$$Var_TFP_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 Exposure_{ijt} + X'_{ijt} \varphi + \mu_i + \nu_j + \gamma_t + \varepsilon_{ijt} \quad (12)$$

其中, i 、 j 、 t 分别表示经济体、行业 and 年份。 TFP_{ijt} 、 Var_TFP_{ijt} 分别表示全要素生产率和生产率分化。 $Exposure_{ijt}$ 表示机器人应用。 X'_{ijt} 表示控制变量向量,包括经济体和行业两个维度。 μ_i 、 ν_j 、 γ_t 分别表示经济体、行业 and 年份固定效应。 ε_{ijt} 表示随机误差项。同理,研究经济体-年份二维面板数据时,采用同样的建模思路,只是不包括行业控制变量。

(三) 变量选取

1. 被解释变量

被解释变量包括全要素生产率(TFP)以及生产率分化(Var_TFP)两个指标。经济体层面的全要素生产率来自 PWT,各经济体制造业分行业层面的全要素生产率采用 LP 法测度得到。利用 TFP 对其样本均值的偏离程度测度生产率分化^[25],具体公式如下:

$$Var_TFP_{ijt} = \frac{|TFP_{ijt} - Mean_TFP_{jt}|}{Mean_TFP_{jt}} \quad (13)$$

其中, i 、 j 、 t 分别表示经济体、行业 and 年份。 Var_TFP_{ijt} 表示生产率分化,该值越大,经济体间生产率分化程度越高。 TFP_{ijt} 表示全要素生产率。 $Mean_TFP_{jt}$ 表示 j 行业 t 年所有样本经济体全要素生产率的均值。经济体层面的生产率分化采用同样的测度方式^①。

2. 核心解释变量

机器人应用($Exposure$)。本文用样本经济体各行业的机器人保有量密度测度机器人应用水平,并取对数处理。具体测度公式如下:

$$Exposure_{ijt} = \ln \frac{Robot_{ijt} + 1}{Emp_{ij,t=2000}} \quad (14)$$

其中, i 、 j 、 t 分别表示经济体、行业 and 年份。 $Exposure_{ijt}$ 表示机器人应用。 $Robot_{ijt}$ 表示机器人保有量。 $Emp_{ij,t=2000}$ 表示 2000 年(基期)员工数量。经济体层面的机器人应用水平采用同样的测度方式,只是不包括行业维度,并以 1994 年为基期。

若直接使用 $Exposure$ 对 TFP 进行回归,模型可能因遗漏变量而存在内生性问题。为处理内生性,现有文献通常采用其他经济体机器人数据,作为样本经济体机器人数据的代理变量。王永钦和董雯(2020)、王林辉等(2023)认为,美国对机器人发展具有引领作用,因此采用美国机器人数据作为中国机

① 经济体层面的生产率分化变量(Var_TFP_{it})要求样本经济体的 TFP 在 t 期是可比的,因此采用 $CTFP$ 计算得到。

器数据的代理变量^[28-29]。陈媛媛等(2022)利用同期机器人密度领先于中国的多个国家的机器人数据,构建中国机器人密度的工具变量^[30]。郑丽琳和刘东升(2023)提出,产业结构相似的国家采取的机器人策略具有相似性,并据此匹配跨国样本研究中多国机器人数据的工具变量^[31]。本文借鉴他们的处理思路,以产业结构相似经济体的机器人数据作为样本经济体机器人数据的代理变量。其中,产业结构相似性依据产业结构合理化指数(TL)和产业结构高级化指数(TS) 在样本期内的皮尔逊相关系数测度,分别依据 TL 和 TS 的相似性,获得样本经济体机器人数据的两组代理变量,代入式(14)获得 IV_{TL} 和 IV_{TS} 工具变量。具体计算过程如下所示:

$$TL_{it} = \sum_{j=1}^n \left[\frac{y_{ijt}}{Y_{it}} \times \ln \left(\frac{y_{ijt}}{l_{ijt}} / \frac{Y_{it}}{L_{it}} \right) \right] \tag{15}$$

$$TS_{it} = \frac{Y_{it,3}}{Y_{it,2}} \tag{16}$$

其中, TL_{it} 为产业结构合理化泰尔指数, y_{ijt} 为 j 产业增加值, Y_{it} 为各产业增加值总额, l_{ijt} 为 j 产业从业人员数量, L_{it} 为各产业从业人员总数。 TS_{it} 为产业结构高级化指数, $Y_{it,3}$ 、 $Y_{it,2}$ 分别表示第三产业和第二产业增加值。

依据 TL 和 TS 指标,采用皮尔逊相关系数,测度样本经济体产业结构的相似性,获得各经济体机器人数据的代理变量,并据此计算工具变量:

$$IV_{TL,TS} = \ln \frac{Robot_{ijt}^{TL,TS} + 1}{Emp_{ij,t_0}} \tag{17}$$

其中, $IV_{TL,TS}$ 为工具变量,下标分别表示工具变量由 TL 和 TS 的相似性匹配渠道获得。 $Robot_{ijt}^{TL,TS}$ 表示与样本经济体 TL 和 TS 相似度最高经济体的机器人保有量。其他变量和符号含义与前文一致。

3. 控制变量

本文控制两类变量。一是经济体层面的特征变量,包括 5 个指标:(1)人力资本(Hc),人力资本是 PWT 中的既有指标,基于劳动者受教育年限和教育回报测度;(2)外商直接投资(FDI),以外商直接投资净流入占 GDP 的比值测度;(3)产业结构($Structure$),以第三产业与第二产业产值之比测度;(4)互联网基础设施($Internet$),以每百人互联网使用率测度;(5)经济发展水平($\ln prgd p$),以平减后实际人均 GDP 的对数测度。二是行业层面的特征变量,包括 3 个指标:(1)周工作时间($\ln weekwork$),以员工总工作时间除以员工总人数计算得到年均工作时间,一年以 52 周计,得到周工作时间,并取对数处理;(2)行业规模($\ln size$),以平减后行业总产值的对数测度;(3)资本密度($\ln capital$),以平减后行业人均资本存量的对数测度。

表 1 报告了各变量的描述性统计结果。

表 1 变量描述性统计结果

数据层面	变量符号	变量名称	变量测度方法	样本量	均值	最小值	最大值
经济体层面	$\ln ctfp$	全要素生产率	来自 PWT 10.01,取对数	1 560	-0.346 1	-1.345 5	0.395 8
	VAR_ctfp	生产率分化	全要素生产率对均值的偏离,以式(13)测度	1 560	0.234 7	0.000 2	0.982 8

表1(续)

数据层面	变量符号	变量名称	变量测度方法	样本量	均值	最小值	最大值
国家层面	<i>Exposure</i>	机器人应用	机器人保有量密度的对数,以式(14)测度	1 560	-3.046 0	-13.450 1	2.783 3
	<i>Hc</i>	人力资本	来自 PWT 10.01	1 560	2.941 2	1.408 1	4.351 6
	<i>FDI</i>	外商直接投资	外商直接投资净流入占国内生产总值比值的对数	1 560	3.998 8	-5.680 6	46.348 5
	<i>Structure</i>	产业结构	第三产业与第二产业产值之比	1 560	2.183 9	0	6.505 0
	<i>Internet</i>	互联网基础设施	每百人互联网使用率	1 560	41.714 6	0	99.598 9
	<i>lnprgdp</i>	经济发展水平	人均实际国内生产总值对数	1 560	8.998 2	0.429 3	14.069 1
	<i>LP</i>	全要素生产率	LP 法计算	8 610	3.048 4	-6.034 5	5.631 7
	<i>VAR_LP</i>	生产率分化	行业全要素生产率对均值的偏离	8 610	0.169 4	0.000 1	3.093 5
	<i>Exposure</i>	机器人应用	行业机器人保有量密度	8 610	-1.462 0	-9.056 1	5.330 7
	<i>lnweekwork</i>	周工作时间	行业平均周工作时间对数	8 610	3.596 3	3.211 1	3.911 0
行业层面	<i>lnsize</i>	行业规模	行业总产值对数	8 610	9.363 4	2.746 7	13.796 9
	<i>lncapital</i>	资本密度	行业人均资本对数	8 610	4.703 5	1.302 5	7.424 9

五、实证结果与分析

在本文的回归模型中,被解释变量分别为全要素生产率和生产率分化程度,核心解释变量为机器人应用水平。为准确识别二者的因果关系,本文采用两套数据开展实证分析,分别对应经济体-年份维度的面板数据(IFR 与 PWT 10.01 数据库匹配得到)和经济体-行业-年份维度的面板数据(IFR 与 WIOD 2016 数据库匹配得到)。利用两套数据开展实证研究能够更好地验证理论假设,并检验估计结果的稳健性。本文还通过调整识别策略、更换核心解释变量测度指标等方式,进行稳健性检验,通过两阶段最小二乘(2SLS)方法缓解内生性问题。

(一) 基准回归

表 2 报告了基准回归的估计结果,其中列(1)—列(3)基于经济体-年份维度的面板数据,报告了机器人应用影响全要素生产率及生产率分化的估计结果。列(1)仅加入控制变量,机器人应用的估计系数在 1%的水平下显著为正,表明机器人应用促进了全要素生产率增长。在此基础上,列(2)引入经济体和年份固定效应,机器人应用的估计系数依然显著为正。列(3)报告了机器人应用影响经济体间生产率分化的估计结果,在加入控制变量和固定效应后,机器人应用的估计系数同样显著为正,表明机器人应用加剧了经济体间生产率分化。列(4)—列(6)基于经济体-行业-年份维度的面板数据,重新估计了机器人应用对全要素生产率及生产率分化的影响,估计结果与列(1)—列(3)基本一致。

上述回归结果表明,机器人应用不仅提高了全要素生产率,也导致经济体间生产率分化现象加剧。换言之,机器人技术并未使各经济体同等受益,处于生产率前沿地位的经济体将在这次技术变革中获益更多,进一步拉大全球生产率差距。这一结果也印证了前文呈现的特征事实:近年来,全球主要经济体的全要素生产率同时存在增长和分化趋势,工业机器人等新技术的推广和普及,是驱动这种趋势的一种重要力量。

表 2 基准回归结果

变量	经济体-年份维度			经济体-行业-年份维度		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Exposure	0.023 3 *** (0.002 5)	0.005 9 *** (0.002 3)	0.005 4 *** (0.001 6)	0.023 0 *** (0.002 7)	0.009 9 *** (0.003 2)	0.005 9 *** (0.000 9)
经济体特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业特征				控制	控制	控制
行业固定效应				未控制	控制	控制
经济体固定效应	未控制	控制	控制	未控制	控制	控制
年份固定效应	未控制	控制	控制	未控制	控制	控制
$\overline{R^2}$	0.303 4	0.892 9	0.715 1	0.468 5	0.644 4	0.423 8
样本量	1 560	1 560	1 560	8 610	8 610	8 610

注:列(1)—列(3),前两列被解释变量为全要素生产率,后一列被解释变量为生产率分化;列(4)—列(6)做类似回归;***、**、* 分别表示 1%、5%、10%的显著性水平,() 内为稳健标准误,后表同。

(二) 内生性检验

为缓解遗漏变量和互为因果导致的内生性问题,本文依据经济体间产业结构相似,匹配工具变量^[31],采用 2SLS 方法重新估计。表 3 报告了 2SLS 模型的估计结果。其中列(1)和列(4)报告了第一阶段的估计结果^①。工具变量的估计系数均在 1%的水平下显著为正,表明若两个经济体产业结构相似,其工业机器人安装策略具有较强的正相关性。Kleibergen-Paap rk LM 统计量和 Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量均通过临界值检验,即不存在工具变量识别不足和弱工具变量问题,验证了工具变量选择的合理性。列(2)和列(5)、列(3)和列(6)分别报告了采用 2SLS 模型时,机器人应用影响全要素生产率及生产率分化的估计结果。其中,核心解释变量的估计系数仍显著为正,表明机器人应用提高了样本经济体的全要素生产率,但也加剧了经济体间生产率分化。

表 3 2SLS 估计结果

变量	经济体-年份维度			经济体-行业-年份维度		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Exposure		0.035 8 *** (0.006 8)	0.020 7 *** (0.004 8)		0.083 4 *** (0.007 2)	0.004 3 *** (0.001 8)
IV _{TS}	0.337 2 *** (0.025 2)			0.252 5 *** (0.011 2)		
IV _{TL}				0.238 1 *** (0.012 6)		
经济体特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制

① 为避免弱工具变量问题,在经济体-年份样本中,采用 IV_{TS} 工具变量;在经济体-行业-年份样本中,采用 IV_{TL} 和 IV_{TS} 双工具变量。

表3(续)

变量	经济体-年份维度			经济体-行业-年份维度		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
行业特征				控制	控制	控制
行业固定效应				控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
$\overline{R^2}$	0.875 1	0.882 2	0.716 3	0.770 3	0.626 4	0.428 8
样本量	1 560	1 560	1 560	8 610	8 610	8 610
Kleibergen-Paap rk LM		116.373 0	116.373 0		865.237 0	865.237 0
		[0.000 0]	[0.000 0]		[0.000 0]	[0.000 0]
Kleibergen-Paap rk Wald F		179.202 0	179.202 0		642.211 0	642.211 0
		{16.380 0}	{16.380 0}		{16.380 0}	{16.380 0}

注:列(1)和列(4)分别为全要素生产率和生产率分化的第一阶段回归结果,列(2)—列(3)、列(5)—列(6)分别为它们的第二阶段回归结果;[]内数值为P值,{ }内数值为Stock-Yogo弱识别检验在10%的显著性水平下的临界值,后表同。

(三) 稳健性检验

1. 替换核心解释变量测度指标

在基准回归中,本文利用机器人保有量测度机器人应用水平。但已有文献还从机器人安装量角度测度机器人应用水平^[32-33]。因此,本文改变机器人应用水平的测度指标,以机器人安装量替换机器人保有量,构造机器人安装密度指标(*Exposure_Install*),进行稳健性检验。表4报告了替换核心解释变量测度指标后的估计结果,估计系数的符号和显著性与基准回归一致,验证了本文结论的稳健性。

表4 稳健性检验回归结果 I:替换核心解释变量

变量	经济体-年份维度		经济体-行业-年份维度	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Exposure_Install</i>	0.009 9*** (0.002 6)	0.003 2* (0.001 9)	0.019 2*** (0.003 2)	0.006 3*** (0.000 9)
经济体特征	控制	控制	控制	控制
行业特征			控制	控制
行业固定效应			控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
$\overline{R^2}$	0.893 6	0.713 6	0.645 2	0.423 5
样本量	1 560	1 560	8 610	8 610

注:列(1)和列(3)被解释变量为全要素生产率,列(2)和列(4)被解释变量为生产率分化。

2. 调整识别策略

基准回归表明,机器人应用提高了样本经济体的全要素生产率,但也加剧了经济体间生产率分化。结合前

文呈现的典型事实,可以推断,在机器人影响全要素生产率时,对基期高生产率经济体全要素生产率的促进作用更大,进而导致经济体间生产率分化。为直接验证这种经济体异质性,本文在两套数据中分别构建虚拟变量 $High$ 。若样本经济体基期的全要素生产率高于全部样本经济体的均值,记为 $High_{i,t=1994} = 1$,否则记为 $High_{i,t=1994} = 0$;若样本行业基期的全要素生产率高于全部样本经济体中该行业的均值,记为 $High_{ij,t=2000} = 1$,否则记为 $High_{ij,t=2000} = 0$ 。将 $Exposure$ 与 $High$ 的交互项纳入回归模型,采用邹检验(Chow test)方法,检验机器人应用对不同经济体全要素生产率的影响是否存在差异。

表 5 报告了调整识别策略后的估计结果。列(1)—列(4)分别基于两套面板数据,报告了机器人应用及其交互项对全要素生产率及生产率分化的影响。交互项的估计系数均显著为正。估计结果表明,与低生产率经济体相比,机器人应用对高生产率经济体的生产率提升幅度更大,并使高生产率经济体更快地偏离生产率均值,进一步加剧了各经济体生产率分化。调整识别策略后的实证结果再次验证了基准回归结论的稳健性。

表 5 稳健性检验回归结果 II:调整识别策略

变量	经济体-年份维度		经济体-行业-年份维度	
	(1)	(2)	(3)	(4)
$Exposure$	-0.005 1 *** (0.002 6)	0.001 0 (0.002 5)	-0.004 2 (0.005 0)	0.000 3 (0.001 1)
$Exposure \times High$	0.012 5 *** (0.003 6)	0.013 4 *** (0.003 5)	0.011 7 * (0.006 1)	0.006 2 *** (0.001 4)
经济体特征	控制	控制	控制	控制
行业特征			控制	控制
行业固定效应			控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
$\overline{R^2}$	0.915 9	0.731 5	0.733 2	0.726 6
样本量	1 560	1 560	8 610	8 610

注:列(1)和列(3)被解释变量为全要素生产率,列(2)和列(4)被解释变量为生产率分化。

六、机制分析和异质性分析

(一) 就业替代机制

理论分析指出,机器人技术在本质上解放了劳动力的体力,并通过扩大生产规模和替代工人等机制影响就业需求^[17,27]。当机器人替代工人执行任务时,机器人具有效率优势,因此“机器换人”过程促进了生产率增长。反之,在规模扩张效应发挥作用时,企业规模扩张稀释了替代效应带来的生产率增长,可能导致生产率增速放缓。可以推断,如果机器人应用引发的就业替代效应越大,那么生产率增幅也就越大。在前文中,图 3 和图 4 呈现的典型事实表明,高生产率经济体的机器人应用水平更高、引发的就业替代效应可能更大。将这一典型事实与理论推断结合,机器人应用可能对高生产率经济体产生更强的就业替代效应,进而

拉大经济体间生产率差距,导致生产率分化。为验证这一机制,本文进行检验的方法在识别策略上,首先考察机器人应用对高生产率经济体和低生产率经济体的就业替代效应是否存在差异;其次验证就业替代效应是否促进全要素生产率增长;最后识别替代效应如何加剧经济体间生产率分化。

为实现上述检验过程,本文构造就业替代指数,用以反映就业替代效应的大小,具体测度公式如下:

$$RE_{ijt} = \ln \frac{Emp_{ijt,t-1}}{Emp_{ijt,t}}$$

(18)

其中, RE_{ijt} 表示 i 经济体 j 行业 t 年的就业替代指数,该值越大,则就业替代的程度越大^①。 $Emp_{ijt,t-1}$ 和 $Emp_{ijt,t}$ 分别表示第 $t-1$ 年和第 t 年 i 经济体 j 行业的就业人数。

表 6 报告了就业替代机制的估计结果。其中,列(1)采用交互项模型^②,识别机器人应用对组间的就业替代指数是否存在影响差异。结果表明,相比低生产率经济体,机器人应用对高生产率经济体的就业替代效应更强。列(2)将就业替代指数和机器人应用变量同时纳入模型,识别其对全要素生产率的影响。结果表明,就业替代指数的估计系数显著为正,验证了前文理论分析的结果,即“机器换人”提高了全要素生产率。列(3)采用交互项模型,识别就业替代指数对组间生产率分化是否存在影响差异。结果表明, RE 与 $High$ 交互项的估计系数显著为正。这意味着,就业替代效应对高生产率经济体全要素生产率的提升作用更大。为避免模型中可能存在的内生性问题,列(4)—列(6)采用 2SLS 估计方法^③,对模型重新估计。估计结果与列(1)—列(3)无本质差异,验证了本文结论的稳健性。

表 6 机制分析回归结果 I:就业替代效应的差异

变量	OLS 估计			2SLS 估计		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Exposure_Install</i>	-0.006 4 *** (0.001 4)	0.020 9 *** (0.003 4)	0.003 1 * (0.001 8)	-0.015 6 *** (0.004 6)	0.102 3 *** (0.014 2)	-0.001 7 (0.006 0)
<i>Exposure_Install</i> × <i>High</i>	0.004 8 *** (0.001 8)		-0.000 4 (0.002 3)	0.012 4 *** (0.006 3)		0.004 8 (0.008 2)
<i>RE</i>		0.228 1 *** (0.109 1)	-0.130 5 *** (0.018 3)		0.277 7 *** (0.109 1)	-0.132 6 *** (0.018 3)
<i>RE</i> × <i>High</i>			0.125 1 *** (0.030 7)			0.126 0 *** (0.030 7)
经济体特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制

① 由式(18)可知, $RE_{ijt} = \ln Emp_{ijt,t-1} - \ln Emp_{ijt,t}$ 的差值,是涉及两个样本期的流量指标。因此,本文将核心解释变量替换为机器人安装密度 *Exposure_Install*,该指标依据机器人年度安装量测度,能够反映两个样本期机器人密度变化状况,与被解释变量的指标结构匹配度更高。并且由稳健性检验可知,机器人安装密度(*Exposure_Install*)和机器人应用(*Exposure*)对全要素生产率及生产率分化的影响无本质差异,即这一替换不会对表 6 中其他列的估计结论产生影响。

② 本文采用邹检验方法估计交互项模型,允许所有变量在两组之间存在估计系数差异,并且在回归中纳入稳健标准误,允许误差项存在异方差。

③ 在 2SLS 回归中, *Exposure_Install* 的工具变量选择方法与前文 *Exposure* 的工具变量选择方法一致,分别记为 IV_{TSS} 和 IV_{TLL} 。列(4)—列(6)采用 IV_{TSS} 工具变量进行回归。本文也尝试采用 IV_{TSS} 和 IV_{TLL} 双工具变量,所得结论与单工具变量无本质差异。

表6(续)

变量	OLS 估计			2SLS 估计		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
$\overline{R^2}$	0.126 5	0.646 1	0.532 9	0.125 3	0.629 5	0.532 5
样本量	8 036	8 036	8 036	8 036	8 036	8 036
Kleibergen-Paap rk LM				400.371 0	329.156 0	329.156 0
				[0.000 0]	[0.000 0]	[0.000 0]
Kleibergen-Paap rk Wald F				414.894 0	340.789 0	340.789 0
				{16.380 0}	{16.380 0}	{16.380 0}

注:列(1)和列(4)被解释变量为就业替代指数,列(2)和列(5)被解释变量为全要素生产率,列(3)和列(6)被解释变量为生产率分化。

上述分析表明,高生产率经济体具有更高的机器人安装量、产生了更强的就业替代效应,而“机器换人”过程能够促进全要素生产率快速增长。因此,机器人应用引起的经济体间差异性的就业替代效应,是导致全球生产率分化的重要传导机制。简言之,相比低生产率经济体,机器人应用能够对高生产率经济体产生更强的就业替代效应,从而加剧经济体间生产率分化。实证结果验证了研究假设 H1 和 H2。

(二)产业结构机制

理论分析认为,机器人应用对全要素生产率的影响,不仅与机器替代工人执行任务的比例相关,也与产业结构有关,机器可执行任务比例越高的行业所占份额越大,那么对全要素生产率的提升幅度也就越高。前文图 5 呈现的典型事实表明:在机器人安装量最高的几个行业中,高生产率经济体均有明显的规模优势。可以推断,高生产率经济体的产业结构可能与机器人技术匹配度更高,这导致机器人应用扩大了经济体间生产率差距。为准确识别经济体间产业结构差异对生产率分化的影响,本文以制造业细分行业的机器人安装量占制造业总安装量的份额为权重,测度样本经济体的产业结构与机器人技术的匹配程度,具体公式如下:

$$Stru_{i,t=2000} = \sum_{j=1}^n \left(\frac{rob_{j,t=2000-2014}}{rob_{t=2000-2014}} \times \frac{emp_{ij,t=2000}}{emp_{i,t=2000}} \right)$$

(19)

其中, $Stru_{i,t=2000}$ 表示基期 i 经济体的产业结构与机器人技术的匹配程度,该值越大,意味着 i 经济体的产业结构越适合使用机器人设备。 $\frac{rob_{j,t=2000-2014}}{rob_{t=2000-2014}}$ 表示 2000—2014 年 j 行业机器人安装量占制造业机器人总安装量的比例,为缓解内生性,采用全球层面机器人数据。 $\frac{emp_{ij,t=2000}}{emp_{i,t=2000}}$ 表示 i 经济体 j 行业就业人数占 i 经济体制造业总就业人数的比例。

表 7 报告了产业结构机制的估计结果。其中列(1)—列(3)采用交互项模型,报告了机器人应用影响全

要素生产率时,产业结构变量(*Stru*)如何发挥调节作用。具体而言,列(1)报告了机器人应用及其与产业结构的交互项对行业层面全要素生产率的影响,交互项的估计系数显著为正。列(2)将被解释变量替换为经济体层面的全要素生产率,交互项的估计系数同样显著为正。这意味着,产业结构发挥正向调整作用,产业结构与机器人技术的匹配程度越高,机器人应用对该经济体全要素生产率的增幅越大。列(3)报告了机器人应用及其与产业结构的交互项对生产率分化的影响,交互项的估计系数同样为正,验证了结论的稳健性。为避免模型中可能存在的内生性问题,列(4)—列(6)采用 2SLS 方法对模型重新估计,估计结果与列(1)—列(3)基本一致,再次验证了产业结构机制稳健存在。

上述估计结果表明,机器人应用对生产率的影响与该经济体产业结构有关,影响效应随该经济体产业结构与机器人技术的匹配度上升而提高。换言之,与低生产率经济体相比,高生产率经济体的产业结构更适合采用机器人设备开展生产活动,这是引发经济体间生产率分化的重要机制。研究假设 H3 和 H4 得到验证。

表 7 机制分析回归结果 II:产业结构的差异

变量	OLS 估计			2SLS 估计		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Exposure</i>	-0.027 5 (0.019 9)	-0.018 0*** (0.002 6)	-0.001 5 (0.006 0)	-0.053 6 (0.060 6)	-0.031 5*** (0.008 1)	-0.016 3 (0.013 3)
<i>Exposure × Stru</i>	0.542 2* (0.297 2)	0.303 3*** (0.036 8)	0.105 3 (0.084 2)	2.730 8*** (0.854 6)	0.604 5*** (0.114 1)	0.315 1* (0.193 2)
经济体特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
$\overline{R^2}$	0.647 6	0.960 0	0.434 3	0.655 3	0.960 3	0.432 3
样本量	8 610	8 610	8 610	8 610	8 610	8 610
Kleibergen-Paap rk LM				666.180 0 [0.000 0]	666.180 0 [0.000 0]	865.237 0 [0.000 0]
Kleibergen-Paap rk Wald F				734.354 0 {16.380 0}	734.354 0 {16.380 0}	642.211 0 {16.380 0}

注:列(1)—列(3),前两列被解释变量为全要素生产率,后一列被解释变量为生产率分化;列(4)—列(6)做类似回归。列(4)和列(5)采用 IV_{TS} 工具变量,列(6)采用 IV_{TS} 和 IV_{TL} 工具变量。

(三) 异质性分析

1. 行业异质性分析

不同行业的机器人安装量差异较大、技术禀赋也不尽相同。因此,机器人应用对生产率分化的影响可

能存在行业异质性。样本数据包含汽车制造业、计算机、电子和光学产品制造业、电气机械和器材制造业等14个制造业细分行业,表8报告了分行业的估计结果。可以看到,除了橡胶和塑料制品业以及医药制造业,机器人应用推动了其他行业生产率分化。

上述回归结果表明,机器人应用引发的生产率分化在各制造业细分行业中普遍存在。制造业利用工业机器人替代工人执行任务时,不仅在一定程度解决了单调重复以及劳动强度过大的工作任务、给各行业带来技术红利^[2]。与此同时,结合前文呈现的典型事实可知:高生产率经济体与低生产率经济体的制造业中,机器人应用水平差异不断扩大,这进一步拉大了两类经济体的制造业在生产效率上的差异^[34],从而导致生产率分化。因此,随着经济体间生产率分化程度加深,低生产率经济体被低端锁定的风险也进一步提高,其参与全球竞争的相对优势加速流失^[35]。

表 8 异质性分析回归结果 I:按行业分组

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>Exposure</i>	0.004 4 *** (0.001 4)	0.005 3 *** (0.001 3)	0.004 6 *** (0.001 1)	-0.002 2 (0.001 3)	0.004 4 *** (0.001 0)	0.005 8 *** (0.001 4)	0.002 2 *** (0.001 1)
经济体特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
$\overline{R^2}$	0.894 8	0.854 8	0.956 0	0.840 0	0.953 5	0.887 5	0.927 9
样本量	615	615	615	615	615	615	615

变量	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
<i>Exposure</i>	0.005 3 *** (0.002 1)	-0.000 3 (0.009 3)	0.004 8 *** (0.002 0)	0.009 1 *** (0.002 5)	0.006 6 *** (0.002 3)	0.003 1 * (0.001 8)	0.004 8 *** (0.002 3)
经济体特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
$\overline{R^2}$	0.876 3	0.733 7	0.852 6	0.921 1	0.801 6	0.844 3	0.858 1
样本量	615	615	615	615	615	615	615

注:列(1)—列(14)分别为汽车制造业,计算机、电子和光学品,电气机械、器材制造,橡胶和塑料制品业,金属制品制造业,通用、专用设备制造业,食品饮料、烟草制品,基本金属制造业,医药制造业,非金属矿物制品业,铁路船舶、运输设备,木材、家具制造业,造纸和印刷制造业,纺织品服装制造业。

2. 经济体异质性分析

在前文中,图3展示的典型事实将样本经济体分为四类:高生产率和高机器人安装量经济体(I类:高-

高)、低生产率和高机器人安装量经济体(Ⅱ类:低-高)、低生产率和低机器人安装量经济体(Ⅲ类:低-低)、高生产率和低机器人安装量经济体(Ⅳ类:高-低)。这四类经济体代表两种生产率水平的经济体对机器人安装量的不同策略选择,为了反映差异性的策略选择对生产率分化的影响,本文对四类经济体进行分组回归。

表9报告了机器人应用对不同类别经济体生产率分化的影响。从列(1)和列(4)可知,机器人应用对Ⅰ类经济体和Ⅳ类经济体生产率影响的估计系数显著为正,表明机器人应用促进了高生产率经济体正向偏离生产率均值,加剧经济体间生产率分化。从列(3)可知,机器人应用对Ⅲ类经济体生产率影响的估计系数同样显著为正,由于这类经济体基期的生产率水平较低,因此正的估计系数意味着,机器人应用使这些经济体的生产率增长滞后,扩大了与其他经济体间的生产率差距。与其他类型的经济体不同,在列(2)中,机器人应用对Ⅱ类经济体生产率影响的估计系数显著为负,这意味着,低生产率经济体大量引入机器人设备能够缩小与其他经济体的生产率差距,甚至对高生产率经济体产生一定程度的追赶效应。

表9 异质性分析回归结果Ⅱ:按经济体分组

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Exposure</i>	0.017 7 *** (0.007 5)	-0.006 0 *** (0.002 7)	0.010 5 * (0.005 9)	0.012 4 *** (0.003 7)
经济体特征	控制	控制	控制	控制
行业特征	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
$\overline{R^2}$	0.791 9	0.822 6	0.378 0	0.867 1
样本量	2 940	840	3 780	1 050

注:列(1)—列(4)样本分别为Ⅰ类经济体、Ⅱ类经济体、Ⅲ类经济体、Ⅳ类经济体。

七、结论与建议

本文利用国际机器人联盟(IFR)、佩恩表(PWT 10.01)和世界投入产出表(WIOD 2016)数据库,匹配得到1994—2019年60个经济体的面板数据,以及2000—2014年41个经济体14个制造业细分行业的面板数据,从理论和实证层面分析了机器人应用对全要素生产率及生产率分化的影响及作用机制。结果表明,机器人应用提高了各经济体全要素生产率,但也加剧了经济体间生产率两极分化。在缓解内生性、替换核心解释变量测度指标、调整识别策略、分行业回归后,这一基本结论依旧成立。在作用机制方面,理论分析认为机器人应用会对高生产率经济体产生更强的就业替代效应,而就业替代是驱动生产率增长的重要力量,进而导致经济体间生产率分化,实证数据验证了上述结论。本文还分析了不同行业机器人安装量以及各经济体差异带来的异质性影响。结果显示,机器人主要安装在汽车制造业、计算机、电子和光学产品制造业、电气机械和器材制造业等行业,而高生产率经济体在这些行业均有明显的规模优势。这意味着,高生产率

经济体的产业结构更适合使用机器人设备,这也加剧了不同经济体的生产率两极分化。

基于上述研究结论,本文提出以下三点政策建议:

第一,坚定工业智能化发展方向,深化工业机器人等智能技术的国际合作。鉴于机器人应用能促进生产率增长,中国要持续加大对机器人等智能技术的研发、推广和应用力度,以进一步释放技术红利。为抑制国家间人工智能发展鸿沟,中国既要加大人工智能研发的财政资金投入力度,完善人工智能技术的创新激励机制和产业投资环境,以赶超智能产业领先国家,又要加强智能技术研发和应用领域的国际合作,特别是深化与共建“一带一路”智能技术合作,推动发展中国家生产率进步。

第二,合理引导机器人等智能技术的应用模式,兼顾生产率增长与就业稳定。尽管机器换人是驱动生产率增长的重要力量,但要兼顾就业稳定,避免机器人涌入引发大规模失业风险。一是通过政策工具合理引导机器人等智能技术的研发方向,使其朝着人机协作方向发展,而非全面的机器换人。二是适度超前规划专业化人才培养体系,使劳动力技能符合智能技术发展要求。鉴于机器人等智能技术不仅能够执行常规的体力活动,也越来越有能力执行需要认知能力的活动,政府应完善终身职业技能培训制度,引导劳动者技能结构匹配智能技术未来的发展要求。

第三,适当调整产业结构,增强国内产业对机器人等智能技术的适应能力。机器人主要安装在汽车制造业等附加值较高的制造行业,而这些行业主要集中在高生产率经济体,这是加剧全球生产率分化的重要原因。政府应规划和引导国内产业结构转型契合机器人等智能技术的发展方向,制定导向性的产业政策、优化营商环境、提供智能技术应用场景等措施,推动国内产业升级与智能技术应用协同发展。同时,要根据各地区的产业结构和资源禀赋差异性特征,遵循产业结构升级路径,制定因地制宜的智能产业发展政策。

参考文献:

- [1]王永钦,董雯.中国劳动力市场结构变迁——基于任务偏向型技术进步的视角[J].中国社会科学,2023(11):45-64.
- [2]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.
- [3]ALMEIDA D, SEQUEIRA T N. Are robots, software, ICT and physical capital related to productivity? A panel quantile approach[J]. Economics of Innovation and New Technology, 2024, 33(4): 586-603.
- [4]张宇燕,夏广涛.贸易、权力与福利:大国博弈的国际经济政治学分析[J].中国社会科学,2024(2):26-46.
- [5]何小钢,朱国悦,冯大威.工业机器人应用与劳动收入份额——来自中国工业企业的证据[J].中国工业经济,2023(4):98-116.
- [6]黄亮雄,林子月,王贤彬,等.工业机器人应用对全球价值链分工地位的影响——来自跨国面板数据的经验证据[J].经济与管理研究,2024,45(2):41-69.
- [7]DESTEFANO T, TIMMIS J. Robots and export quality[J]. Journal of Development Economics, 2024, 168: 103248.
- [8]FU X Q, BAO Q, XIE H J, et al. Diffusion of industrial robotics and inclusive growth: labour market evidence from cross country data[J]. Journal of Business Research, 2021, 122: 670-684.
- [9]HUANG G, HE L Y, LIN X. Robot adoption and energy performance: evidence from Chinese industrial firms[J]. Energy Economics, 2022, 107: 105837.
- [10]KOCH M, MANUYLOV I. Measuring the technological bias of robot adoption and its implications for the aggregate labor share[J]. Research Policy, 2023, 52(9): 104848.

- [11] HUANG K Q, LIU Q R, TANG C J. Which firms benefit from robot adoption? Evidence from China[J]. *Journal of Asian Economics*, 2023, 86: 101612.
- [12] 綦建红, 张志彤. 机器人应用与出口产品范围调整: 效率与质量能否兼得[J]. *世界经济*, 2022, 45(9): 3-31.
- [13] HÖTTE K, SOMERS M, THEODORAKOPOULOS A. Technology and jobs: a systematic literature review[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 194: 122750.
- [14] ADACHI D, KAWAGUCHI D, SAITO Y U. Robots and employment: evidence from Japan, 1978-2017[J]. *Journal of Labor Economics*, 2024, 42(2): 591-634.
- [15] 李磊, 王小霞, 包群. 机器人的就业效应: 机制与中国经验[J]. *管理世界*, 2021, 37(9): 104-119.
- [16] 陈良源, 张一帆, 林建浩, 等. 工业机器人应用与企业用工决策——来自微观企业的调查证据[J]. *统计研究*, 2023, 40(7): 85-97.
- [17] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753-768.
- [18] DOMINI G, GRAZZI M, MOSCHELLA D, et al. For whom the bell tolls: the firm-level effects of automation on wage and gender inequality[J]. *Research Policy*, 2022, 51(7): 104533.
- [19] 何勤, 刘明泽. 人工智能对就业规模及劳动收入的影响——来自 Meta 分析的证据[J]. *首都经济贸易大学学报*, 2023, 25(4): 54-68.
- [20] ORAVEC J A. Rage against robots: emotional and motivational dimensions of anti-robot attacks, robot sabotage, and robot bullying[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 189: 122249.
- [21] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Tasks, automation, and the rise in U. S. wage inequality[J]. *Econometrica*, 2022, 90(5): 1973-2016.
- [22] DE BACKER K, DESTEFANO T. Robotics and the global organisation of production[M]//VON BRAUN J, ARCHER S, REICHBERG G M, et al. *Robotics, AI, and humanity*. Cham: Springer, 2021: 71-84.
- [23] EDER A, KOLLER W, MAHLBERG B. The contribution of industrial robots to labor productivity growth and economic convergence: a production frontier approach[J]. *Journal of Productivity Analysis*, 2024, 61(2): 157-181.
- [24] GARCÍA C J, GONZÁLEZ W D, RIVERA T. Robots at work in emerging developing countries: how bad could it be? [J]. *Labour Economics*, 2024, 87: 102512.
- [25] 陈明生, 郑玉璐, 姚笛. 工业机器人应用对地区经济差距的影响研究[J]. *财经研究*, 2024, 50(1): 139-153.
- [26] CILEKOGLU A A, MORENO R, RAMOS R. The impact of robot adoption on global sourcing[J]. *Research Policy*, 2024, 53(3): 104953.
- [27] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [28] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? ——来自制造业上市公司的证据[J]. *经济研究*, 2020, 55(10): 159-175.
- [29] 王林辉, 钱圆圆, 宋冬林, 等. 机器人应用的岗位转换效应及就业敏感性群体特征——来自微观个体层面的经验证据[J]. *经济研究*, 2023, 58(7): 69-85.
- [30] 陈媛媛, 张竞, 周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置[J]. *经济研究*, 2022, 57(1): 172-188.
- [31] 郑丽琳, 刘东升. 机器人应用与劳动力就业: 替代还是互补? ——基于 22 个经济体数据的经验分析[J]. *统计研究*, 2023, 40(3): 126-138.
- [32] 胡晟明, 王林辉, 朱利莹. 工业机器人应用存在人力资本提升效应吗? [J]. *财经研究*, 2021, 47(6): 61-75.
- [33] 谢伟丽, 石军伟, 张起帆. 人工智能、要素禀赋与制造业高质量发展——来自中国 208 个城市的经验证据[J]. *经济与管理研究*, 2023, 44(4): 21-38.
- [34] 黄亮辉, 林子月, 王贤彬. 工业机器人应用与全球价值链重构——基于出口产品议价能力的视角[J]. *中国工业经济*, 2023(2): 74-92.
- [35] 刘斌, 潘彤. 人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究[J]. *数量经济技术经济研究*, 2020, 37(10): 24-44.

Robot Application and Total Factor Productivity —Empirical Evidence from Global Productivity Divergence

WANG Yongzhong¹, LIU Dongsheng²

(1. Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100732;

2. University of Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 102488)

Abstract: With the in-depth advancement of a new wave of scientific and technological revolution, the modern production mode with industrial robots as its core carrier is becoming a key force in reshaping the global competitive pattern. However, the distribution of new technologies across economies is unbalanced. If developed economies with high productivity reap greater benefits from technological changes, they will inevitably widen their gap with low-productivity economies and weaken the latter's ability to participate in the international division of labor. This not only harms the benefits of low-productivity economies but also has an important impact on the trend of the scientific and technological competition game pattern of great powers. Therefore, understanding the characteristics and development trends of intelligent technologies such as robots and analyzing their potential effects on total factor productivity (TFP) and productivity divergence among economies are of important theoretical and practical significance.

Using the International Federation of Robotics, PWT 10.01 and WIOD 2016 databases to match data for 60 economies from 1994 to 2019 and for 14 manufacturing subsectors for 41 economies from 2000 to 2014, this paper explores the impact and mechanism of robot application on TFP and productivity divergence from theoretical and empirical levels. The theoretical model shows that robot applications have a positive impact on productivity, and machine substitution is an important channel for improving TFP. The empirical analysis finds that robot applications can increase the productivity of all economies but exacerbate productivity divergence among economies. Mechanism analysis reveals that the industrial structure and robotic technology of high-productivity economies exhibit a higher degree of compatibility, the employment substitution effects formed are stronger, and thus robot applications have a greater impact on enhancing productivity in these economies. Heterogeneity analysis shows that the high level of robot applications in high-productivity economies exacerbates global productivity divergence. However, a few low-productivity economies with suitable industrial structures and favorable policy environments can partially narrow the productivity gap between them and high-productivity economies by increasing their robot applications.

This paper has some policy suggestions. First, it should strengthen international cooperation with developed economies in intelligent technologies, thereby reducing the technological gap and promoting continued productivity growth in China. Second, it should introduce targeted policies to guide the rational application of intelligent technologies and balance productivity growth with employment stability to avoid triggering the risk of unemployment. Third, considering the impact of new technologies varies across industries, the Chinese government should actively adjust the domestic industrial structure to enhance the adaptability of industries to intelligent technologies such as robots and promote the collaborative development of domestic industrial upgrading and intelligent technology applications.

Keywords: robot application; total factor productivity; productivity divergence; industrial structure; employment substitution effect

责任编辑:周 斌