

机器人角色、生产分割与生产方式转换

孙早，陈玉洁

[摘要] 人工智能技术的发展,既提供了以自动化技术为主要特征的新动能,也提供了对人类脑力劳动进行分解、模拟和延伸的全新技术手段。工业机器人作为人工智能技术在生产领域的核心载体,既可以利用自动化技术成为工业生产的发动机,也可以通过生产工具创新和生产知识创新实现工具机的价值。本文基于 Becker and Murphy(1992)分工模型,刻画了工业机器人引发生产方式变革的演化路径:工业机器人首先以发动机的形式完成可自动化范围内的任务,进而以工具机的形式辅助劳动力实现非自动化范围内生产环节的分割重组,反向推动自动化范围内子任务的分工深化,最终实现整个任务区间生产方式的转变。经验研究表明:当工业机器人应用量达到一定规模时,增加工业机器人投入能够促进生产分割程度提升,行业研发投入的增加则会加速生产分割的进程。工业机器人应用对劳动生产率的影响过程与转变生产方式的演化路径高度吻合。本文的研究为政府引导工业企业“聚焦人工智能核心技术攻关,通过工业机器人应用加快推进生产分割”提供了理论与经验证据。

[关键词] 生产分割；工业机器人；生产方式转换；劳动生产率；工具机

[中图分类号]F420 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2023)04-0005-19

一、引言

面对新一轮科技革命与产业变革浪潮的冲击,如何通过更加革命性的生产方式,将生产效率提升到一个新的高度正在成为一个时代命题。在人工智能技术获得了突飞猛进发展的同时,新一轮技术革命造成的影响却始终是渐进式的(Mokyr,2018),尚未像前几次工业革命一样引发突破性进展,使人类社会的生产方式发生质的转变,从而实现巨大的创造效应。在市场逐利动机驱动下,人工智能技术在工业生产领域的应用一定程度上偏向了“机器换人”的劳动节约型发展路径:一方面造成了短期内就业人口和工资水平的双重下降(Acemoglu and Restrepo,2020a),生产率增长大幅放缓(Brynjolfsson et al.,2017);另一方面对高端制造业生产效率的提升远不如传统制造业(孙早和侯玉琳,2021)。简单偏向“机器换人”的发展路径很大程度上是由于资本的过度介入扭曲了人工智能

[收稿日期] 2022-08-17

[基金项目] 国家社会科学基金重点项目“人工智能发展对新时期中国就业的影响与应对政策研究”(批准号20AJY006)。

[作者简介] 孙早,西安交通大学经济与金融学院教授,博士生导师,经济学博士;陈玉洁,西安交通大学经济与金融学院博士研究生。通讯作者:陈玉洁,电子邮箱:yjchen93@163.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

技术的发展方向,极有可能对长期经济发展造成不良影响,导致生产中劳动力份额下降、不平等加剧和生产率增长趋缓等问题的发生(Acemoglu and Restrepo, 2020b)。随着中国人工智能技术水平逐渐与世界先进水平接近(顾国达和马文景,2021),在追求效率提升的表象背后,需要高度关注人工智能技术在推动工业生产方式转换中所发挥的关键作用。

自从 Smith(1776)借助“针工厂”典故系统阐述了分割生产活动可增进劳动生产率的机理以来,劳动分工就一直被看作是实现生产方式转变的关键路径。马克思批判性继承了斯密的分工理论,进一步引入发动机与工具机的概念,指出发动机使生产超越了“人力的限制”,替代的是“作为单纯动力的人”,而工具机则使生产摆脱了人类“器官的限制”,替代的是“作为真正操作工人的人”。从对生产方式的影响看,发动机是按照原有的生产方式为原有的劳动内容提供了新的生产动力,工具机的诞生则是一个对劳动内容切割重组、以全新的生产方式实现生产变革的过程。马克思强调发动机只是提供了新动能,工具机的诞生才是真正“工业革命的起点”。^①循着马克思的逻辑,脑力劳动也可以通过生产的标准化进行分工和组织,使得脑力劳动的成本变得低廉(Babbage, 1832)。新一轮科技革命与产业变革的核心是以人工智能系统代替人类的脑力活动(贾根良,2016)。计算机视觉、自然语言处理、生物特征识别等人工智能核心技术,均是根据已有的知识和经验总结出人类智能活动的规律,探索贴近甚至超越人类思维的方法,利用计算机去完成需要人类智力才能胜任的工作(如 ChatGPT)。在此意义上,人工智能技术拥有摆脱人类“器官的限制”、应用成为工具机的潜能。这就是说,人工智能技术的发展,既提供了以自动化技术为主要特征的新动能,也提供了对人类脑力劳动进行分解、模拟和延伸的全新技术手段。以生产分割为视角,表面上人工智能技术是利用计算机编写出自动化程序,将多个生产步骤合为一体,实现“智能自动化”过程;从生产方式转换出发,观察到的现象则恰恰相反。人工智能技术是对生产活动的观摩与反思,对生产环节的重新提炼与组织,是将一部分脑力劳动切割出来,分解、模拟和延伸后,采用标准化的形式投入生产中,进而引发生产方式的变革。

进一步,工业机器人作为人工智能技术在生产领域最重要的载体,既可以利用自动化技术替代简单脑力劳动,为原有劳动内容提供新的生产动力,扮演工业生产的发动机角色;也能够利用人工智能技术对以往人类劳动无法完成的内容进行分解、模拟和延伸,通过程序设计连接技术与生产,由此开拓出新的生产方式,发挥工具机的价值。^②以往工业革命的历史经验表明,真正决定工业机器人角色的是使用者。在实际生产过程中,企业可以将工业机器人视为简单的动力机器,通过替换低技能劳动力实现效率提升,也可以开发其工具机的价值,开拓出新的生产内容。现阶段,工业机器人在实现复杂体力任务的自动化过程中具有劳动者无可比拟的效率优势(刘骏等,2021)。随着工业机器人产业发展和成本降低,仅将工业机器人视作纯动力机器就能够获得巨大收益,简单偏向“机器换人”的生产模式自然成为企业在市场竞争中的必然选择。也就是说,在市场竞争压力较大的情形下,企业有很强的动机将工业机器人用于原有生产环节的整合升级,而不会追求延长生产链条、实现分工细化的效应。企业引入工业机器人的动机决定着人工智能技术的发展能否真正成为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术。如果工业机器人始终只是作为辅助工具,像发动

① 参见中共中央马克思恩格斯列宁斯大林著作编译局:《马克思恩格斯文集(第五卷)》,北京:人民出版社,2009年,第429页。

② 本文以生产过程中工业机器人替代的是“作为单纯动力的人”还是“作为真正操作工人的人”为发动机角色和工具机角色的区分标准,强调的是发动机和工具机对生产过程的动态影响,而非围绕机器如何运转、拆分机器的组成部分、基于机械零件所区分出的具体的发动机和工具机。

机一样基于原有知识促进原有技术的使用,却没有真正越过现有生产局限,开拓出新的独立生产领域,产生新知识、新技术去拓宽劳动者可工作的范畴,那么“机器换人”带来的影响是短暂的。革命性、全局性和持续性的生产变革需要人工智能技术走向更广阔的新发展方向。

现有关于生产效率的研究,重点关注两条路径:一是从生产过程出发,遵循斯密的分工逻辑,以细化生产分割程度、增加生产阶段数量为路径,通过改变生产方式提升生产效率;二是从生产要素出发,沿袭马歇尔的传统,以改进资源配置效率为路径实现生产效率提升。在马歇尔资源配置理论的影响下,经济学的研究重点逐渐从经济组织转向资源配置,偏离了基于生产分割程度的古典经济学分工思想(赵志君,2020)。循着要素配置理论的逻辑,有关人工智能的研究文献主要从劳动力配置(Acemoglu and Restrepo,2018)、资本配置(林晨等,2020)、创新要素配置(诸竹君等,2022)、技术扩散(程文,2021)以及要素之间的流动(郭凯明,2019)出发,分析了人工智能导致的经济后果。部分文献基于贸易分工视角,或是以微观企业为对象,围绕交易成本、组织效率和市场范围等问题展开分析(郑小碧等,2020;袁淳等,2021);或是从国际贸易利得出发,分析国际分工格局受到的冲击(黄亮雄等,2023),测度中国在全球价值链中的位置变化(吕越等,2020;何宇等,2021)。无论是基于资源配置的研究,还是基于贸易分工的研究,均聚焦人工智能技术应用的生产结果。真正深入到生产内部,从生产结构复杂程度和生产分割程度出发,剖析人工智能技术发展深刻影响生产方式转变的研究尚不多见。

本文在 Becker and Murphy(1992)分工模型的基础上,进一步拓展了人工智能技术对生产内部结构影响的研究,刻画了理性生产者使用工业机器人的阶段性特征。理性生产者应用工业机器人时,出于对生产效率的追求,存在一个由“替代作为单纯动力的人”到“替代作为真正操作工人的人”转变的过程。在转变过程中,工业机器人可能对生产分割程度和劳动生产率造成短期的抑制效应。本文的研究具有重要的现实意义:一方面,低端产业链上“机器换人”的生产模式无法形成持久的竞争优势,反而容易扭曲人工智能技术的发展方向;另一方面,囿于短期抑制效应的存在,企业在开发工业机器人功能的过程中面临重重困境,生产方式转换需要外部力量支持。

本文的边际贡献在于:①从研究视角看,以人工智能系统代替人类脑力活动为切入点,剖析了工业机器人应用对生产过程造成的影响,基于分工视角刻画了工业机器人转变生产方式进而影响劳动生产率的内在机制,提供了一个理解人工智能时代劳动生产率变动的新视角,丰富了现代分工理论的内涵^①。②从研究对象看,由马克思提出的发动机与工具机的概念出发,剖析了工业机器人投入生产的不同形式,深化了对工业机器人生产模式认知。有关工业机器人的研究以 Acemoglu and Restrepo(2020a)的任务模型为代表,将工业机器人设定为执行以前由人工执行的部分任务。应看到,该设定仅涵盖了工业机器人为原有劳动内容提供新生产力的应用方式,忽视了工业机器人能够利用人工智能技术,去完成以往人类劳动无法完成的内容,超越原有生产范围的限制。从生产分割视角出发,两种应用方式之间存在替代原有生产环节和催生新生产环节的本质区别。③从研究内容看,借助分工模型和任务模型,从理论上对比了工业机器人扮演发动机角色和扮演工具机角色的区别,跳出单纯聚焦于工业机器人与劳动力比较优势的研究框架,刻画了工业智能化时代工业机器人引发生产方式变革的演化路径。进一步地,基于实证研究验证了工业机器人引发生产方

^① 以分工为视角和以资源配置为视角之间并非简单的内生和外生比较利益的差别,本质上代表了经济学的不同发展思路:结构拓扑性质(生产环节的数量和连接生产环节的线条数)的变化和资源配置非拓扑性质的变化。人工智能作为一项颠覆性技术,为结构拓扑性质的变化提供了可能,以分工为视角能够更加深刻地捕捉到工业机器人这一技术载体对生产方式产生的动态影响。

式转变的前置条件,检验了提升劳动生产率的可行路径,为政府引导工业智能化发展方向提供科学的理论依据和经验证据。

余文结构安排如下:第二部分是理论分析与假说,第三部分是研究设计,第四部分是对生产分割程度的实证分析,第五部分是对劳动生产率的进一步分析,最后是结论和政策启示。

二、理论分析与假说

1. 工业机器人与工业革命

回顾第一次工业革命的历程,“珍妮纺纱机”作为工具机的典型代表,通过将纱锭垂直横列重新组合,实现了以一双手控制一个纱锭的突破(克丽丝廷·布鲁兰等,2022),使生产摆脱了人类“器官的限制”,替代了“作为真正操作工人的人”,由此揭开了工业革命的序幕。在此基础上,蒸汽机将动能(蒸汽)与纺纱机相连接,替代了原有提供生产动力的劳动者,即“作为单纯动力的人”,基于同样的生产内容提供了新动力,使生产超越了“人力的限制”,扮演了发动机的角色。从对生产过程的影响看,工具机的功能是实现对劳动者原有操作范围的超越,而发动机的功能是简单的动力替代。

根据中国国家标准(GB/T39405-2020),工业机器人是自动控制的、可重复编程、多用途的操作机,可对三个或三个以上轴进行编程,其可以是固定式或移动式,在工业自动化中使用。其中,自动控制^①表明,工业机器人可以根据人工智能技术制定的原则纲领行动。这意味着,工业机器人首先是连接技术与生产的载体,能够将新一轮工业革命的动能(人工智能技术)引入到生产之中,发挥着与蒸汽机相似的发动机功能。进一步地,工业机器人能够借助人工智能技术所具备的分解、模拟和延伸人类脑力劳动的性能,去完成由生产线上的劳动力无法完成的任务,实现类似传统纺纱机到“珍妮纺纱机”的变革,发挥工具机的功能。也就是说,工业机器人同时具备着动力替代和超越原有操作范围的能力。

在实际生产过程中,工业机器人首先通过模仿生产线上“作为单纯动力的人”进入生产。这类劳动者提供易被模仿的简单脑力劳动,被视作生产线上的显性知识,最先被标准化为人类智慧。工业机器人按照事先根据显性知识所设定好的原则纲领,完成一系列复杂操作,由此实现“智能自动化”过程。以简单的智能自动化为优势进入生产时,工业机器人实际上是现有技术的实施者,利用已有的生产线知识借助人工智能技术完成先前由劳动者所从事的生产工作,凭借比人力更为强大的生产动力实现对劳动者的替代,本质上扮演着发动机的角色。与此同时,工业机器人也可以在发动机功能的基础上进一步开发出工具机的功能。工业机器人虽然本身没有创造力^②,但是一方面可以作为被研发的对象,不断结合生产领域的最新知识和技术进行改进,实现生产工具创新;另一方面也可以作为一种研究工具,通过生产领域的应用为人工智能技术和其他技术的发展提供更多的经验支撑,实现生产知识创新。例如,应用在食品制造领域的水果分拣机器人,能够借助视觉识别系统将实物图像与事先采集的坏果图像对比,基于表皮特征筛选出劣质水果。这一筛选过程虽然比劳动力更有效率,但本质上是对简单脑力劳动和体力劳动的替代,与劳动力在这一环节的工作

^① 自动控制指机器人控制系统根据任务程序运行,任务程序是针对特定预期任务的一组运动和辅助功能指令。

^② 有研究认为,目前工业机器人作为人工智能的载体,只会取代技术含量极低的认知工作,在实际生产中拥有的创造力微乎其微(Hassabis,2017)。

内容没有差异。在此基础上,如果进一步结合农业领域的“水果内部品质无损检测技术”^①,对农业研究人员通过脑力劳动获得的研究成果进行提炼组织,以标准化的形式录入分拣机器人的控制系统之中,使其能够筛选出表皮完好但内部品质不合格的水果,则这一过程就突破了劳动者“器官的限制”,实现了对原有生产操作的超越。^②升级后的分拣机器人应用到生产环节,将作为一种全新的生产工具,推动生产线上的各个环节做出相应调整,而应用到研发环节,将作为一种有效的研发工具,有利于研发部门实现生产知识创新。由此,分拣机器人作为技术载体,通过生产工具创新和生产知识创新实现了由发动机到工具机的角色转变。

工业机器人具备可重复编程的特性,可在不进行物理更改的情况下更改任务程序。这意味着,在实际应用过程中,工业机器人发动机和工具机的角色属性难以被区分。以简单的搬运机器人为例,当其替代流水线中普通劳动力搬运货品时,完成了对“作为单纯动力的人”的替代,扮演着发动机的角色。而当其进入核电站内部自动搬运燃料时,突破了人类“器官的限制”,完成了超出劳动者能力范围的生产内容,有利于催生出更多新的生产环节,扮演了工具机的角色。同样是搬运机器人,虽然在实际应用中发生角色转换时无法被辨别,但从生产分割的视角出发,不同的角色属性对生产方式造成了完全不同的影响,因此,剖析工业机器人的角色属性具有重要的意义。

工具机往往诞生于产业链条上其他生产部门的产能过剩。^③尽管当前工业机器人的应用领域受限,主要用于搬运、焊接、装配、喷涂等领域(陈媛媛等,2022);但随着ChatGPT^④等应用的出现,人工智能技术的生产力正呈指数级增长,必然会推动工业机器人应用的发展,而某一领域的工业机器人应用越成熟,越益于开发出工具机的功能;与此同时,工业机器人以发动机的角色投入生产会促使部分生产部门的效率大幅提升,易形成产能过剩,从而催生上下游生产部门中新工具机的诞生。

从第一次工业革命的发展历程看,人工智能时代与以往最大的不同在于:工业机器人既可以是已有生产方式的实施者,也可以是生产方式变革的推动者,同时扮演发动机与工具机的角色。

2. 理论模型

循着分工理论的传统,Becker and Murphy(1992)基于内生增长理论尝试在知识水平、技术水平和分工水平之间构建关联,研究通过细化生产分割程度实现劳动生产率提升的过程;有关工业机器人应用的理论,则以Acemoglu and Restrepo(2020a)的任务模型为代表,其依据不同类型的任务中工业机器人与劳动者之间生产效率的差异将工业机器人引入生产函数中。本文尝试以两种经典模型为基础,进一步刻画工业机器人投入生产的不同方式,揭示生产分割视角下工业机器人影响生产效率的内在机理,剖析实现生产方式变革的关键条件。

(1)基本模型。按照Becker and Murphy(1992),由 n_p 个成员组成的团队执行一项总产出为 Y 的任务,该任务由一连串无限可分的子任务组成,各子任务之间是互补关系。那么假设任务区间为1,第 s 个子任务的产出为 $Y(s)$,生产函数可表示为: $Y = \min_{0 \leq s \leq 1} Y(s)$ 。子任务 s 的产出由生产时间 $T_{pw}(s)$ 和生产效率 $E_p(s)$ 决定: $Y(s) = E_p(s)T_{pw}(s)$ 。团队中的工人同质,由于专业化生产形成了人

^① 水果内部品质无损检测技术是指一种使用近红外光照射到水果上,利用近红外光谱分析技术在不破坏水果的情况下探测出水果内部品质的技术。

^② 该过程与第一次工业革命的类比分析参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

^③ 在第一次工业革命中,“飞梭”织布机提升了织布速度,使得纺纱供不应求,纺纱技术迫切需要改进,“珍妮纺纱机”应运而生。

^④ ChatGPT是一种专注于对话生成的语言模型,可以与其他利用人工智能技术生成内容(AIGC模型)联合使用,有利于人工智能技术的大规模应用。

与人之间的比较优势,同时子任务间难度相等,相互依赖程度相同,因此,每个成员的任务集为: $W = 1/n_p$ 。在该模型中,一项任务工种分得越细,专业化程度越高,参与团队的人数就越多,因而团队人数 n_p 可以作为衡量专业化分工水平的一个指标,体现了完成该任务的生产分割程度。协调成本随团队人数增长而增加: $c_p = \lambda n_p^\beta$,人均净产出为人均产出减去协调成本: $y_p = Y/n_p - c_p$ 。以Becker and Murphy(1992)模型为基础,最优分工规模,即最高生产分割程度为^①:

$$n_p^* = \left(\frac{b}{\beta} A H^\gamma \lambda^{-1} \right)^{1/(\beta-b)} \quad (1)$$

其中, b 代表生产内部知识和技能积累的效率指数, β 代表协调成本随团队人数增长的速度, A 代表团队在生产线上的技术水平, H 代表人力资本积累, γ 代表人力资本积累的效率指数, λ 为协调成本系数。令 $k_p = \left(\frac{b}{\beta} \right)^{\frac{b}{\beta-b}} - \left(\frac{b}{\beta} \right)^{\frac{\beta}{\beta-b}}$,最优人均净产出,即实际劳动生产率可表示为:

$$y_p^* = k_p A^{\beta/(\beta-b)} H^{\gamma\beta/(\beta-b)} \lambda^{-b/(\beta-b)} \quad (2)$$

(2)扮演发动机角色的工业机器人。扮演发动机角色意味着工业机器人能够凭借效率优势和成本优势直接提升生产效率,最终以更高的生产效率按照原有的方式代替劳动者完成一些任务。将扮演发动机角色的工业机器人记作 R_1 ,参照Acemoglu and Restrepo(2020a)的任务模型,将工业机器人引入生产函数中,假设在行业 i 中 $[0, M_i]$ 的任务可以通过技术自动化由工业机器人执行, $E_{R1}(s)$ 为子任务 s 中扮演发动机角色的工业机器人的生产效率。行业 i 中任务 s 的生产函数可以写为:

$$Y_i(s) = \begin{cases} E_p(s) T_{PW}(s) + E_{R1}(s) T_R(s), & \text{if } s \leq M_i \\ E_p(s) T_{PW}(s), & \text{if } s > M_i \end{cases} \quad (3)$$

式(3)表明,受到人工智能技术和工业机器人产业发展的限制,超过 M_i 的任务尚未实现自动化,因此,无法在生产中直接使用工业机器人。为简化模型,假设 $E_{R1}(s) = \varphi$,假设1单位劳动成本能够换取 τ 单位的工业机器人,1单位的工业机器人产生1单位的工作时间^②,那么每增加1单位的劳动成本用于购买工业机器人,可获得 $\varphi\tau$ 的产出增长,用 $n_R(s)$ 表示子任务 s 中投入的工业机器人数量,生产函数为: $Y_i(s) = \varphi\tau n_R(s)$ 。由于工业机器人不需要协调成本,使用工业机器人的生产效率超过了劳动者扣除协调成本后的生产效率,即 $\varphi\tau > y_p$ 。理性生产者会将 $s \leq M_i$ 部分的生产任务交于工业机器人生产, $s > M_i$ 部分的生产任务仍然由劳动力生产。最终,选择使用扮演发动机角色工业机器人可获得的实际生产函数为:

$$Y_{real_i}(s) = \begin{cases} \varphi\tau n_R(s), & \text{if } s \leq M_i \\ y_p n_p, & \text{if } s > M_i \end{cases} \quad (4)$$

对于 $s \leq M_i$ 部分的生产任务,完全交于工业机器人生产后生产分割程度降低为 $n_1 = 0$;而对于 $s > M_i$ 部分的生产任务,受协调成本限制所能达到的最大团队规模为 n_p^* ,与基准模型相同。也就是说,在使用扮演发动机角色的工业机器人的状况下,由 n_p^* 个成员组成的团队只完成 $s > M_i$ 部分的任务,每个成员的任务集为: $W = (1 - M_i)/n_p^* = 1/\left[n_p^*/(1 - M_i)\right]$,即该部分的分工规模为 $n_2 =$

^① 基本模型的详细设定和推导过程参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

^② 该假设不影响本文的核心结论,该假设的目的是为了将工业机器人的工作时间转化为工业机器人数量,并便于说明同样成本下在可自动范围内生产者会选择利用工业机器人进行生产。

$n_p^*/(1 - M_i)$ 。因此,对于总任务区间1,将所有任务进行汇总,分工规模为:

$$n_{PR1}^* = M_i n_1 + (1 - M_i) n_2 = n_p^* \quad (5)$$

式(5)表明,使用扮演发动机角色的工业机器人只会改变不同类型子任务的生产分割程度,不会改变整个任务区间的总生产分割程度。扮演发动机角色的工业机器人投入生产后,简化了可自动化范围内子任务的生产分割程度,推动了非自动化范围内的子任务实现分工细化。这与现实发展情形相一致,随着工业自动化水平不断提高,无人工厂等应运而生,生产线上的劳动力被工业机器人替代,而生产后端对高技能劳动力的需求还在不断增加,生产线上工业机器人自动化运行的同时伴随着生产后端专业化分工程度的不断加深。然而,对于整个任务区间而言,扮演发动机角色的工业机器人只是在模仿劳动者以同样的方式进行生产,生产方式并未发生转换,整体的生产分割程度没有改变。

对于 $s > M_i$ 部分任务,由劳动者进行生产,受到协调成本的限制,每项任务所能达到的最高实际产出为 $y_p^* n_p^*/(1 - M_i)$ 。由于各子任务之间是互补关系,理性生产者对 $s \leq M_i$ 部分任务会投入适当工业机器人,使每项任务的产出与之相等,则扮演发动机角色的工业机器人总投入量为 $\overline{n}_{R1} = M_i y_p^* n_p^* (\varphi\tau)^{-1}/(1 - M_i)$,实际劳动生产率为:

$$\gamma_{PR1}^* = \frac{y_p^* n_p^*/(1 - M_i)}{n_p^*} = \frac{y_p^*}{(1 - M_i)} \quad (6)$$

式(6)表明,在工业机器人供应充足的情况下, $\frac{\partial \gamma_{PR1}^*}{\partial M_i} > 0$,劳动生产率随自动化范围的增长而提升。扮演发动机角色的工业机器人替代了部分劳动力进行生产,使得劳动力集中到非自动化范围内的子任务中,倒逼非自动化范围内子任务的生产效率提升,由此带来了整体劳动生产率的增长。

(3)扮演工具机角色的工业机器人。扮演工具机的角色意味着工业机器人将通过生产工具创新和生产知识创新实现生产效率增长。将扮演工具机角色的工业机器人记作 R_2 ,子任务 s 的产出由投入扮演工具机角色的工业机器人后全新的生产效率 $E_{PR2}(s)$ 和工作时间 $T_{PW}(s)$ 决定。扮演工具机角色的工业机器人可以通过充当新的生产工具或充当新的研发工具用于整个任务区间,即引入扮演工具机角色的工业机器人,生产函数为 $Y_i(s) = E_{PR2}(s)T_{PW}(s), s \in [0, 1]$ 。在前文分析的基础上^①,对于 $s \leq M_i$ 部分的生产任务,可以选择完全交由扮演发动机角色的工业机器人生产和引入扮演工具机角色的工业机器人参与生产;对于 $s > M_i$ 部分的生产任务,可以决定是否引入扮演工具机角色的工业机器人参与生产。因此,行业 i 中任务 s 的生产函数可以写为:

$$Y_i(s) = \begin{cases} E_{R1}(s)T_{R1}(s) + E_{PR2}(s)T_{PW}(s), & \text{if } s \leq M_i \\ E_p(s)T_{PW}(s) + E_{PR2}(s)T_{PW}(s), & \text{if } s > M_i \end{cases} \quad (7)$$

工业机器人转变为扮演工具机的角色需要团队投入额外研发时间($T_{RD}^k(s)$),将人工智能技术与产业生产内容相融合,实现对工业机器人的开发改造。假设改造研发的效率指数为 η ,扮演工具机角色的工业机器人将 $T_{RD}(s)$ 的时间作为新生产工具,用于辅助劳动者进行生产;将 $T_{RD}(s)$ 的时间作

^① 对于 $s \leq M_i$ 部分的生产任务,前文已论证生产者会在由劳动者单独完成和由扮演发动机角色的工业机器人完成之间选择由扮演发动机角色的工业机器人完成,因此,这里仅对扮演不同角色的工业机器人进行对比,不再讨论由劳动者单独完成的情况。

为研发工具,用于辅助劳动者进行研发,辅助研发的效率指数为 μ 。通过合理分配工作时间最大化任务 s 的产出^①,可得扮演工具机角色的工业机器人参与生产时生产函数为:

$$Y(s) = A_{PR2} H^\gamma n_p(s)^{b+\eta+1} n_R(s)^{\mu+1} \quad (8)$$

式(8)中, A_{PR2} 反映了团队在生产线上的技术水平,与工业机器人和劳动力的投入量无关。由此扮演工具机角色的工业机器人以技术要素的形式被纳入生产中。

工业机器人被再开发为工具机存在损耗,假设折旧率为 δ ,且 $0 < \delta < 1$ 。那么,扣除协调成本和研发成本后的实际生产函数可表示为:

$$Y_{real}(s) = \begin{cases} \varphi\tau n_{R1} + y_{PR2} n_p, & \text{if } s \leq M_i \\ y_p n_p + y_{PR2} n_p, & \text{if } s > M_i \end{cases} \quad (9)$$

其中, $y_{PR2} = (1 - \delta) A_{PR2} H^\gamma n_p^{b+\eta} n_R^{\mu+1} - \lambda n_p^\beta$ 。理性生产者选择使用扮演工具机角色工业机器人的前提条件为: $y_{PR2} \geq y_p^*$ 。在此条件下,生产者会在非自动化范围内的任务中投入扮演工具机角色的工业机器人参与生产,而将可自动化范围内的任务交给扮演发动机角色的工业机器人生产。只有当 $y_{PR2} \geq \varphi\tau$ 时,扮演工具机角色的工业机器人参与生产比扮演发动机角色的工业机器人效率更高,此时,生产者才会对所有的生产任务均采用扮演工具机角色的工业机器人。

在 $y_{PR2} \geq y_p^*$ 前提条件下,存在最优分工规模时^②,使用扮演工具机角色的工业机器人的劳动力投入和人均实际产出分别为:

$$n_{PR2} = \left[\frac{b + \eta}{\beta} (1 - \delta) A_{PR2} H^\gamma \lambda^{-1} n_R^{\mu+1} \right]^{1/(\beta-b-\eta)} \quad (10)$$

$$y_{PR2} = k_{PR2} A_{PR2} \frac{\beta}{\beta-b-\eta} H^{\frac{\beta\eta}{\beta-b-\eta}} \lambda^{\frac{-1(b+\eta)}{\beta-b-\eta}} n_R^{\frac{\beta(\mu+1)}{\beta-b-\eta}} \quad (11)$$

其中, $k_{PR2} = (1 - \delta) \left[\frac{b + \eta}{\beta} (1 - \delta) \right]^{\frac{b+\eta}{\beta-b-\eta}} - \left[\frac{b + \eta}{\beta} (1 - \delta) \right]^{\frac{\beta}{\beta-b-\eta}}$ 。由于使用扮演工具机角色工业机器人的前提条件为 $y_{PR2} \geq y_p^*$,由该条件可计算出工业机器人的最低投入量^③和劳动力投入为:

$$\underline{n}_{R2} = \left(\frac{k_p}{k_{PR2}} \right)^{\frac{\beta-b-\eta}{\beta(\mu+1)}} A^{\frac{\beta-b-\eta}{(\beta-b)(\mu+1)}} A_{PR2}^{\frac{-1}{(\mu+1)}} \left(\frac{\lambda}{H^\gamma} \right)^{\frac{\eta}{(\beta-b)(\mu+1)}} \quad (12)$$

$$\underline{n}_{PR2} = \left[\frac{(\beta - b)(b + \eta)}{b(\beta - b - \eta)} \right]^{1/\beta} n_p^* \quad (13)$$

当 $y_{PR2} \geq \varphi\tau$ 时,所有的任务均有扮演工具机角色的工业机器人参与生产,由式(11)可计算出此时工业机器人的最低投入量和劳动力投入分别为:

① 推导过程具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

② 与基准模型存在最优分工规模的条件一致: $\frac{\partial y_{PR2}}{\partial n_p} \geq 0$ 和 $\frac{\partial^2 y_{PR2}}{\partial n_p^2} < 0$ 。不满足该条件时分工规模仅受市场范

围限制,满足该条件时分工规模既受协调成本限制,也受市场范围限制,假设由协调成本所限制的分工规模始终小于市场范围。满足一阶条件和二阶条件时有 $\beta - b - \eta > 0$ 。

③ 若 $\underline{n}_{R2} < 0$,那么将工业机器人以工具机的形式应用于生产始终比由劳动力单独生产更具效率,此时对工业机器人的投入量没有最低限制,若 $\underline{n}_{R2} \geq 0$,那么工业机器人的投入量必须超过 \underline{n}_{R2} 才能获得效率提升。本文仅讨论更为严格的条件,即 $\underline{n}_{R2} \geq 0$ 的情形。

$$\overline{n_{R2}} = \left(\varphi \tau k_{PR2}^{-1} \right)^{\frac{\beta-b-\eta}{\beta(\mu+1)}} A_{PR2}^{\frac{-1}{\mu+1}} H^{\frac{-\gamma}{\mu+1}} \lambda^{\frac{b+\eta}{\beta(\mu+1)}} \quad (14)$$

$$\overline{n_{PR2}} = \left[\frac{b+\eta}{\beta} (1-\delta) \right]^{1/\beta} \left(\varphi \tau k_{PR2} \lambda^{-1} \right)^{1/\beta} \quad (15)$$

由此,与扮演发动机角色的工业机器人不同,扮演工具机角色的工业机器人首先被应用在非自动化范围内的生产任务之中。当 $\underline{n_{R2}} \leq n_R < \overline{n_{R2}}$ 时,扮演工具机角色的工业机器人会辅助劳动力完成非自动化范围内的生产任务,此时的生产分割程度随工业机器人投入的增长由 $\underline{n_{PR2}}$ 逐渐增至 $\overline{n_{PR2}}$ 。而当 $n_R \geq \overline{n_{R2}}$ 时,扮演工具机角色的工业机器人会进一步取代扮演发动机角色的工业机器人,使得所有生产任务均由扮演工具机角色的工业机器人参与完成,此时的生产分割程度由式(10)表示,劳动生产率由式(11)表示。

(4)理论模型分析。理论模型分析表明,理性生产者应用工业机器人的方法存在一个转变的过程。首先,使工业机器人扮演发动机的角色,去完成原有生产任务中可自动化范围内的任务,由此获得效率优势($\varphi \tau > y_p^*$)。其次,随着工业机器人的大规模使用,受限于生产环节中非自动化任务产出的有限性,扮演发动机角色的工业机器人带来的效率提升将不断减缓(y_{PR1}^* 与 n_R 无关,仅随 M_i 的扩大而增长,即效率提升转而依赖可自动化范围的扩大)。此时,为再次提升生产效率,理性生产者开始转变工业机器人的使用方式,探索在非自动化范围的任务中发挥工业机器人的作用,通过开发工业机器人的工具机功能,促使非自动化任务的生产效率获得加速增长(当 $n_R \geq \overline{n_{R2}}$ 时, $y_{PR2} \geq y_p^*$)。最后,随着非自动化范围内工业机器人的应用量逐步提高,非自动化任务的生产效率超过自动化任务的生产效率(当 $n_R \geq \overline{n_{R2}}$ 时, $y_{PR2} \geq \varphi \tau$)。此时,原本依靠模仿劳动者扮演发动机角色的工业机器人将不再具有效率优势,理性生产者会进一步在自动化范围内以工具机的形式应用工业机器人,进而实现整个生产过程的生产方式变革。

从生产分割程度的变动看,完全由劳动力进行生产,生产分割程度为 n_p^* ;由扮演发动机角色的工业机器人进行生产,原有生产任务中可自动化范围内子任务的生产分割程度降低(n_1 变为 0),非自动化范围内的子任务的生产分割程度提高(n_2 逐渐增长至 $n_p^*/(1-M_i)$),总生产分割程度仍然为 n_p^* ;由扮演工具机角色的工业机器人参与生产时,能够有效变革生产方式,使得最终总生产分割程度为 n_{PR2} 。按照理性生产者使用工业机器人的过程,工业机器人首先以发动机的形式投入生产,使得可自动化范围内的生产分割程度降低,倒逼非自动化范围内子任务实现分工细化,此时总生产分割程度不会超过基准情形($n_{PR1} \leq n_p^*$);接着将工业机器人的角色转换为工具机后,由于存在研发等因素限制,可能会短暂降低生产分割程度。^① 随着扮演工具机角色的工业机器人应用规模不断扩大,非自动化范围内的子任务由于获得了新的生产工具和研发工具而拥有了分割重组的新动力,并且反向推动自动化范围内子任务实现分工深化,进而提升整个任务区间的生产分割程度($\overline{n_{PR2}} > n_p^*$)。

根据理论模型的分析结果,工业机器人只有在扮演工具机角色,且应用量达到一定规模之后(如 $n_R \geq \overline{n_{R2}}$ 时),才有可能实现整个生产过程的生产方式变革,提升生产分割程度。换言之,如果工业机器人没有促进生产分割程度提升,既有可能是因为工业机器人仅扮演了发动机的角色,也有可能是扮演工具机角色的工业机器人投入量不足。实际应用中,虽然工业机器人的角色属性难以区

^① 从 $\underline{n_{R2}}$ 开始投入扮演工具机角色的工业机器人参与生产时,可达到的生产分割程度最低为 $\underline{n_{PR2}}$ 。由式(13)可知,工业机器人有可能导致短期内生产分割程度降低。

分,但从理性生产者应用工业机器人的过程可以看出,当工业机器人的应用达到一定规模之后,所带来的效率提升趋缓,理性生产者可能转换工业机器人应用方式,进而对生产分割程度产生促进效果。由此,本文提出:

H1:工业机器人的应用达到一定规模后,能够促进生产分割程度提升。

工业机器人扮演工具机角色促进生产分割程度提升,是通过针对工业机器人投入研发力量、实现生产工具创新和利用工业机器人进行研发、实现生产知识创新来实现的。这一过程正是工业机器人与研发投入相结合的过程,由此,本文提出:

H2:研发投入在应用工业机器人促进分工深化的过程中发挥着重要作用。

以生产分割为视角,解析劳动生产率的变动。由式(5)、式(6)可以看出,应用扮演发动机角色的工业机器人无法促进总生产分割程度提高,其带来的劳动生产率提升是有限的。此时,生产者要想获得更进一步的劳动生产率增长则依赖于外部人工智能产业的发展,促使原有生产任务中可自动化范围(M_i)扩大,以更大范围的“机器换人”实现劳动生产率增长。值得注意的是,工业机器人扮演发动机角色时,分工水平的变动依赖于非自动化任务中劳动者的努力。如果可自动化范围不断扩大,而非自动化的任务没有及时实现分工深化,那么以发动机的形式应用工业机器人会造成生产分割程度下降和劳动生产率短暂提升的结果。由式(10)、式(11)可以看出,应用扮演工具机角色的工业机器人最终能够提高总生产分割程度,并促进劳动生产率持续加速增长。^①然而,该目标的实现需要经历一个劳动生产率短暂回落的过程^②,这是由于可自动化任务中工业机器人角色转换时,需要增加劳动力投入,进而导致实际劳动生产率的短暂下降。只有越过这一过程,才能实现生产方式转换和劳动生产率持续增长。

三、研究设计

1.计量模型

为考察工业机器人应用对生产分割程度的影响,构建如下基准回归模型:

$$div_{it} = \alpha_1 AI_{it} + \alpha_2 X_{it} + v_i + \rho_t + \varepsilon_{it} \quad (16)$$

其中, div_{it} 为行业*i*在*t*年的生产分割程度, AI_{it} 为行业*i*在*t*年的新增工业机器人数量, X_{it} 为控制变量,包括研发投入(*rd*)、行业规模(*size*)、资本深化度(*fix*)、盈利能力(*prof*)和人力资本(*humcp*), v_i 为行业固定效应, ρ_t 为时间固定效应, ε_{it} 为随机扰动项。

理论分析指出,工业机器人通过完成原有操作范围以外的劳动内容,以生产工具创新和生产知识创新促进生产分割程度的提升。工业机器人实现操作拓展的过程正是工业机器人与行业研发力量相结合的过程。因此,本文引入工业机器人与研发投入(*rd*)的交互项,验证工业机器人应用影响生产分割程度的作用机制,构建计量模型如下:

^① 由式(11)可知 $\frac{\partial y_{PR2}}{\partial n_R} > 0$, $\frac{\partial^2 y_{PR2}}{\partial n_R^2} > 0$,实现生产方式转换的工业机器人能够带来持续的效率提升。

^② 当扮演工具机角色的工业机器人投入量满足 $n_{R2} \leq n_R < \overline{n_{R2}}$ 时,实际劳动生产率为 $y_{PR2}/(1 - M_i)$,会随着工业机器人的投入逐渐增加至 $\varphi\tau/(1 - M_i)$;当投入量进一步增加,满足 $n_R \geq \overline{n_{R2}}$ 时,所有任务均由扮演工具机角色的工业机器人生产,此时需在已经实现自动化的任务中投入劳动力,导致实际劳动生产率短暂回落到 $\varphi\tau$,再随工业机器人投入的增加而不断增长。

$$div_{it} = \omega_1 AI_{it} + \omega_2 AI_{it} \times rd_{it} + \omega_3 X_{it} + v_i + \rho_t + \varepsilon_{it} \quad (17)$$

如果工业机器人和研发投入的交互项对生产分割程度有正向促进作用(ω_2 显著为正),代表工业机器人通过与行业研发力量相结合,实现操作范围的拓展,促进了生产分割,推动了生产方式的转变。在实际检验中,本文进一步引入研发人员和生产人员与工业机器人的交互项进行对比。如果工业机器人和研发人员的交互项对生产分割程度有正向促进作用,则进一步说明工业机器人是通过再开发实现操作范围拓展,促进了生产分割提升;而如果工业机器人和生产人员的交互项对生产分割程度有正向促进作用,则说明工业机器人不需要通过再开发拓展出新的操作方式,就能够促进生产分割提升,本文的作用机制将不再成立。

2. 变量指标

本文的生产分割程度(div)使用Fally(2012)提出的生产阶段数衡量,核心思想为每种产品隐含的生产阶段数是参与该产品生产序列的工厂的加权和^①;工业机器人(AI)使用行业新增工业机器人数量的自然对数值衡量;研发投入(rd)使用各行业规模以上企业内部研发投入的自然对数值衡量。其他控制变量包括:①行业规模($size$)用各行业总员工人数的自然对数值衡量;②资本深化度(fix)用各行业规模以上企业固定资产投入的自然对数值衡量;③盈利能力($prof$)用各行业规模以上企业利润总额的自然对数值衡量;④人力资本($humcp$)用各行业规模以上企业研发人员数量占总员工的比重衡量,被雇佣为研发人员的员工往往具有更高的教育水平和更强的能力,其所占比重能够在一定程度上反映行业的人力资本水平。

3. 描述性统计^②

本文使用数据主要来源于全球投入产出表(World Input–Output Database,WIOD)、国际机器人联合会(International Federation of Robotics,IFR)、对外经济贸易大学全球价值链研究院数据(UIBE GVC Index)、历年《中国统计年鉴》。在IFR数据库中,中国工业机器人数据在2006年以前只有总数,2006年以后才有分行业的工业机器人数据,WIOD数据包含1995—2011年、2000—2014年两个连续区间。受限于投入产出数据的可得性,本文选择了2006—2014年分行业面板数据进行经验研究。以价格衡量的变量,本文均以2006年为基期采用工业生产者出厂价格指数、固定资产投资价格指数等进行了调整。同时,本文借鉴孔高文等(2020)的方法,参照《国民经济行业分类》(GB/T4754—2011),将中国行业代码与IFR提供的行业代码进行了匹配。

四、实证分析

1. 基准回归

本文使用面板数据控制年份和行业的双重固定效应,稳健标准误聚类到年份—行业层面。表1为对式(16)的回归结果,第(1)列是对所有样本数据的回归结果,第(2)—(6)列为对工业机器

^① 倪红福等(2016)、Wang et al.(2017)基于全球投入产出表进一步分解了生产阶段数指标,将其按照国内市场交易和国际市场交易主要分为国内生产阶段数和国际生产阶段数两种类型。倪红福等(2016)指出,Fally(2012)的指标定义与其国内生产阶段数定义一致,并通过核算发现:中国国内生产阶段数占总生产阶段数的80%以上,远高于国际生产阶段数;同时,美日等发达国家的产业链条主要集中在国内,其国际生产阶段数远低于平均水平。无论从数量对比,还是从国家经济长期发展与国际竞争层面出发,研究国内生产阶段数均具有重要意义。因此,本文选择采用Fally(2012)的方法计算国内生产阶段数衡量生产分割程度。

^② 变量的描述性统计内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

应用量取年度分位数后,对分类样本回归的结果,如第(2)列代表对工业机器人应用量位于0.25分位数以上的行业样本进行回归的结果。随着分位数的取值上升,第(2)—(6)列表明,越来越高的工业机器人应用基准增加了工业机器人投入的生产分割程度。这在一定程度上说明了工业机器人应用成熟所带来的影响。

表1第(1)列的结果表明,工业机器人应用对生产分割程度的作用效果不显著。这意味着当前工业机器人应用尚未能够带来生产分割程度的直接提高,现有的“机器换人”生产模型下生产环节并没有发生质变。这种情况下的工业智能化发展更像是拥有了新发动机,而非新工具机,难以使整体生产力产生巨变。第(2)—(6)列表明,随着工业机器人应用规模的逐步提高,增加工业机器人的投入对生产分割程度的促进效果逐渐显著且不断增强。具体而言,在工业机器人应用量较高(位于0.6分位数以上)的行业中,工业机器人投入每增加1%,行业的生产分割程度将平均上升约0.11%;在工业机器人应用量特别高(位于0.75分位数以上)的行业中,工业机器人投入每增加1%,行业的生产分割程度将平均上升约0.20%。工业机器人由扮演发动机的角色转变为扮演工具机的角色、真正从生产内部细化分工需要一个过程。当工业机器人的应用量达到一定规模,对人类劳动中可自动化范围实现覆盖后,会逐渐被应用到人类无法完成的操作中去,发挥出工具机的作用,由此促进生产分割程度的提升,且提升效果随工业机器人应用量的增多而加强,这与本文的理论分析相符。

表1 工业机器人应用对生产分割程度的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全样本	25% 以上	40% 以上	50% 以上	60% 以上	75% 以上
AI	-0.0101 (-0.4892)	0.0131 (0.3790)	0.0153 (0.3683)	0.0409 (0.7693)	0.1117*** (2.7019)	0.2026* (1.7523)
常数项	-6.8136*** (-10.5251)	-12.1011*** (-9.5859)	-12.3249*** (-7.7326)	-9.8557*** (-6.5989)	-8.2963*** (-5.8998)	-7.7106*** (-3.2025)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	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
F统计量	116.3733	99.9613	67.3389	49.3119	42.8729	70.4886
Adj R ²	0.7624	0.7574	0.7188	0.7036	0.784	0.8451
样本量	207	129	111	97	81	45

注:***、**、*分别表示1%、5%和10%的显著性水平,括号内为t值。以下各表同。

2. 机制检验

表2报告了工业机器人应用对生产分割程度的影响机制。结果显示,研发投入每增加1%,工业机器人应用对生产分割程度的边际作用将显著上升约0.06%;研发人员每增加1%,工业机器人应用对生产分割程度的边际作用将显著上升约0.04%;生产人员每增加1%,工业机器人应用对生产分割程度的边际作用将显著下降约0.02%。

机制检验的结果表明,研发投入和研发人员在应用工业机器人促进生产分割程度提升的过程中提供了正向推动力。研发力量增长有利于推动工业机器人从简单的动力替代,转变为对原有操作方式的拓展和超越,实现生产链条的延长。也就是说,在更高的研发投入和更多研发人员的基础上,工业机器人更容易发挥出工具机的功能,通过细化生产内部结构,引发新一轮工业革命。而与研发投入和研发人员的结果相对比,工业机器人与生产人员的交互项并没有显著促进生产分割程

度的提升,反正造成了抑制效果。在生产线上,工业机器人与生产工人协同合作,确实带来了生产效率的增长(杨光和侯钰,2020)。但从生产内部结构看,二者的协作生产是将多个操作融为一体,取消一些非必要的人工环节,简化了生产过程,进而带来生产工序的缩短。这意味着脱离了研发刺激的“机器换人”模式,只是以发动机的形式应用了工业机器人,为生产提供了一种新的动能,无法促进分工细化,进而实现生产变革,与本文的理论分析相符。

表2 工业机器人应用对生产分割程度影响的作用机制

	(1)	(2)	(3)
	研发投入	研发人员	生产人员
AI	-0.0493** (-2.1906)	-0.0039 (-0.1801)	0.0597** (2.3096)
交互项	0.0605*** (6.0373)	0.0359*** (3.4317)	-0.0182*** (-2.8383)
常数项	-8.7442*** (-12.4659)	-5.5031*** (-11.7431)	-2.6113*** (-4.7934)
控制变量	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
F统计量	98.6724	82.6915	131.6462
Adj R ²	0.7756	0.7284	0.7349
样本量	207	207	207

值得注意的是,现有研究指出工业机器人具有创造效应,强调工业机器人的使用创造了大量与生产、安装、维护工业机器人相关的岗位,同时也促使服务业更加细化和专业化,并证实工业机器人的使用促进了第三产业尤其是高端服务业中的劳动力需求增长(Autor and Dorn,2013)。本文的机制检验结论指出,围绕生产、安装、维护工业机器人的岗位创造,并不能够带来生产分割程度的提升,转变生产方式需要以更多研发层面的力量作为支撑。此外,本文进一步证实,生产知识增长与工业机器人相结合能够促进生产分割程度提升,可视作对机制检验结论的佐证^①。

3. 稳健性检验^②

(1)工业机器人变量的内生性问题。在基准回归和机制检验中可能存在逆向因果、测量误差等内生性问题。一方面,行业的生产分割程度可能影响工业机器人的应用;另一方面,工业机器人数据在统计初期可能存在着统计不足的问题,由此会导致回归结果出现偏误。因此,本文参照王永钦和董雯(2020)的思路,使用美国的行业新增工业机器人数量的自然对数(AI_am),采用工具变量法(2SLS)进行稳健性检验,检验结果与基准回归和机制检验的结论一致。

(2)替换关键指标变量。对于生产分割程度的衡量,使用WIOD数据仅能获得到2014年的数据,而工业机器人在2010年以后才逐渐得到大规模引入,为此本文根据历年《中国统计年鉴》得到2011—2017年的数据进行稳健性检验。具体方法为:利用《中国统计年鉴》中2010年、2012年、

^① 生产知识增长与工业机器人相结合对生产分割影响的实证检验及分析的具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

^② 稳健性检验的具体结果和分析参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

2015年和2017年的中国投入产出表,计算出生产阶段数并对空缺年份的数据采用平滑处理的办法进行填补,由此得出生产分割程度指标。检验结果与基准回归和机制检验的结论一致。

五、进一步研究

1. 对劳动生产率的影响

为进一步从生产方式转变出发分析工业机器人应用对劳动生产率的影响,本文借鉴王家庭等(2019)的方法,使用行业增加值除以行业的劳动力人数并取自然对数,来衡量行业层面的劳动生产率。与研究生产分割程度时的样本分类方式相对应(见表1),工业机器人应用对劳动生产率的回归结果如表3所示。^① 表3第(1)列表明,整体而言,工业机器人投入每增加1%,劳动生产率显著提升约0.08%。第(2)—(6)列的结果表明,应用工业机器人影响劳动生产率的过程中,其促进效果既没有持续增强,也没有持续减弱。^② 这意味着,在工业机器人的应用达到一定阶段后,盲目投入工业机器人很可能导致资源浪费,对劳动生产率的增长无益。

表3 工业机器人应用对劳动生产率的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全样本	25%以上	40%以上	50%以上	60%以上	75%以上
AI	0.0787*** (3.5222)	0.0576* (1.7377)	0.0357 (0.9100)	0.0403 (0.8634)	0.0403 (0.9544)	0.1368** (2.2522)
常数项	2.8457*** (6.2219)	4.3177*** (3.7377)	4.4969*** (3.0261)	6.5580*** (4.3914)	8.0149*** (5.8466)	5.3101*** (4.2906)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	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
F统计量	96.8358	129.1539	76.2033	61.7548	31.7967	82.0406
Adj R ²	0.8073	0.8127	0.7704	0.7642	0.7369	0.7992
样本量	207	129	111	97	81	45

表3与表1中工业机器人应用对生产分割程度的影响相互印证,出现该现象一种可能的解释如下:表1、表3的第(2)列结果表明,在工业机器人基础应用量较低时,虽然没有改变生产分割程度,但能够带来劳动生产率的提高。这在一定程度上体现了工业机器人最开始以发动机形式应用于生产的特征,即工业机器人以自动化为优势进入生产,实现了生产效率的提升。第(3)、(4)列结果表明,当工业机器人应用量达到一定基础后,既没有改变生产分割程度,也没有带来劳动生产率的提高。正如理论分析所得出的,仅将工业机器人视作纯动力机器时,随着工业机器人投入量的增加,由劳动者完成的子任务最终会成为整个生产环节的短板,限制工业机器人能够带来的效率提升上限,此时继续投入工业机器人只会带来部分生产任务的产出增长,而无法提升整体产出,因而无法提升劳动生产率。第(5)列结果表明,当工业机器人应用量达到更高水平后,促进了生产分割程度

^① 对工业机器人影响劳动生产率的稳健性检验(包括利用工具变量法处理内生性问题和更换劳动生产率指标衡量方式)结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

^② 以低应用量为基础,逐步扩大工业机器人应用量的分类范围可以得到一致的结论,具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

提升,但没有促进劳动生产率的提高。工业机器人被开发出工具机的功能后,首先被应用到非自动化范围内的任务中,再反向应用到可自动化范围内的任务中,自上往下实现生产方式转换。在反向应用过程中,会造成一段时期的劳动生产率回落。因此,工业机器人在由发动机应用形式转向工具机应用形式的初期,无法促进劳动生产率的增长,极有可能造成仅生产分割程度提升的现象。第(6)列结果表明,当工业机器人应用量极高时,生产分割程度会大幅提升,劳动生产率也会显著增长。这意味着,在转变生产方式、实现分工深化的同时促进劳动生产率增长是一条可行路径。实现这条路径的关键在于,工业机器人发挥工具机功能影响劳动生产率时,存在一个先抑制后促进的过程,短暂的抑制效果使得处于激烈市场竞争中的生产者缺乏主动开发工具机功能的有效激励,因此,工业机器人由发动机的角色转变为工具机的角色迫切需要产业政策的支持与引导。

2. 基于行业技术水平的分析

本文的理论分析指出,工业机器人应用对劳动生产率的作用效果受自动化范围的影响。当行业技术水平较低时,行业内部脑力劳动内容较为简单,工业机器人更容易大范围地对脑力劳动进行直接替代。此时,工业机器人扮演发动机的角色能够带来较高的劳动生产率增长。而高技术产业中,行业内部脑力劳动内容比较复杂,工业机器人难以对脑力劳动形成直接替代,扮演发动机的角色能够带来的效率提升则非常有限。与此同时,工业机器人应用对生产分割程度的作用效果受研发能力的影响,研发能力较强的高技术行业更容易实现生产方式转变,而研发能力较弱的低技术行业则很难从发动机的功能中再开发出工具机的功能,从而实现生产分割程度提升。因此,本文以行业技术水平为基础进行异质性分析^①,结果如表4所示。

表4 行业异质性分析

	(1)	(2)	(3)	(4)
	le	le	div	div
	低技术产业	高技术产业	低技术产业	高技术产业
AI	0.0929*** (2.9701)	-0.0109 (-0.8057)	-0.0944*** (-3.4539)	0.0444 (1.4916)
常数项	3.9360*** (7.6146)	4.1363*** (6.4151)	-5.3223*** (-8.3961)	-14.4818*** (-12.1433)
控制变量	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
F值	149.4169	80.7776	137.9349	107.3286
Adj R ²	0.8763	0.8140	0.8524	0.8781
样本量	144	63	144	63

表4中分行业回归结果表明,工业机器人应用显著促进了低技术产业中劳动生产率的增长,对高技术产业中劳动生产率的作用效果不显著,该结论与孙早和侯玉琳(2021)基于全要素生产率的

^① 本文根据国家统计局提供的《高技术产业(制造业)分类》(2017版)将行业分为高技术产业和低技术产业两类。其中,高技术产业包括:医药制造业(C27),设备制造业(C34、C35),铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业(C37),电气机械和器材制造业(C38),计算机、通信和其他电子设备制造业(C39),仪器仪表制造业(C40)。其他为低技术产业。

研究结论一致。工业机器人应用在低技术产业中对生产分割程度有抑制作用,在高技术产业中的作用不显著。在低技术产业中,工业机器人更像是发动机,此时分工水平的变动依赖于非自动化范围内劳动者的努力。随着人工智能技术发展,可自动化范围不断扩大,而不可替代的任务没有及时实现分工深化,那么以发动机的形式应用工业机器人就会造成分工下降和劳动生产率提升的结果。与之相反,在高技术产业,工业机器人通过替代脑力劳动、实现智能自动化的过程中所具备的效率优势并不明显,且尚未促进生产分割程度的提升,对劳动生产率的作用不显著。因此,在高技术产业中,更需要利用工业机器人通过转变生产方式实现效率提升。行业异质性分析的结果从侧面验证了本文的理论分析内容:工业机器人通过替代简单的脑力劳动虽然能够带来劳动生产率的增长,但无法促进生产分割程度的提升。面对复杂的脑力劳动,工业机器人根据现有劳动内容推动智能自动化所能够带来的效率提升非常有限,需要借助人工智能技术对劳动内容进行分解重组,转变现有生产方式,才能实现劳动生产率的增长。

六、结论和政策启示

在“机器换人”促进社会生产力实现整体跃升的表象下,人工智能技术应用能否带来生产效率的持续性增长是中国能否追赶发达国家的关键所在。本文从分工理论出发,剖析了工业机器人转变生产方式引发效率提升的路径。研究发现:①当工业机器人的应用量达到一定规模以后,增加工业机器人投入能够促进生产分割程度的提升。整体而言,工业机器人应用尚未能直接提升生产分割程度,但在应用量较高的基础上,工业机器人投入量增长显著提升了生产分割程度。工业机器人的应用发展到一定阶段以后,才有可能实现生产方式的转换。在这一过程中,企业更容易将工业机器人视作简单的发动机,只关注眼前的短期利益,忽视对工业机器人工具机功能的开发。②工业机器人与研发层面的因素相结合,能够提高生产分割程度。研发资金投入和研发人员投入对实现分工细化有着重要意义,将工业机器人与研发相结合,可以改变生产内部结构,转换生产方式,引发新一轮的工业革命。而脱离了研发支撑的“机器换人”模式,只是将工业机器人当作工业生产的动力机器,为生产提供了一种新的动能,无法带来生产方式的变革。③工业机器人在促进生产分割程度大幅上升的同时,能够带来劳动生产率的快速增长。因而利用工业机器人实现生产方式变革,带来持续高速的生产效率提升是一条可行路径。生产部门必须以长远的目光看待工业机器人的应用,将转换生产方式视作应用目标之一。④异质性分析表明,低技术产业更容易获得工业机器人应用带来的效率提升,高技术产业中工业机器人的应用尚未带来显著的效率增长。仅仅是在低技术产业大幅使用工业机器人,会使得人工智能技术的发展方向偏向于发动机模式,由此带来效率提升是有限的。只有工业机器人在高技术产业得到广泛应用,才能发挥出人工智能技术对人类脑力劳动进行分解、模拟和延伸的优势,促使经济增长获得持续的内生动力。

本文具有重要的政策启示:①积极引导人工智能走向关键核心的高技术领域,形成“头雁”效应,要避免人工智能发展(应用)停留在作为简单的动力机器的“错误方向”上。当前在工业生产领域,人工智能技术主要被应用于设计自动化程序以完成连续的体力劳动,而工业机器人主要以机械臂、搬运机器人等形式被大规模应用于体力劳动需求旺盛的行业。沿着该方向发展工业智能化所能够带来的效率提升是有限的,无法获得生产性变革和持久的竞争优势。政府需要通过更加积极的产业政策和财政政策,引导人工智能更加偏向资本密集和技术密集的战略性产业,如航空航天工程、核工程和新材料等具有颠覆性的领域,通过开辟新的独立的生产领域,产生新知识、新技术去拓

展劳动者可工作范畴,使工业机器人发挥工具机的功能,而不只是简单地作为一种动力机器。②要充分调动企业进行工业机器人工具机功能开发的积极性,充分发挥产业链“链长”的产业链治理功能,推动各产业与人工智能产业之间形成协同效应,通过变革生产方式增强产业链竞争力。在短期利益驱动下,工业机器人在工业生产过程中首先扮演着发动机的角色,由于存在研发成本和研发效率等诸多因素限制,转变为工具机的应用形式存在一个效率损失的过程。因此,要全面实现生产变革,需要部分企业发挥示范带头作用,引导整个行业走向高质量的工业智能化。基于国有企业的制度特征、使命特征和资源特征,要求其勇挑重担成为现代产业链的“链长”、促进产业链协同、提升产业链现代化水平(中国社会科学院工业经济研究所课题组,2022)。应积极引导各行业的国有企业率先开展工业机器人开发,寻找变革生产方式的方法,利用行业中的国有企业激发其他企业的研发潜能,实现各行业的生产知识创新和生产工具创新,全面提升产业链的竞争力。③积极搭建技术转移服务平台,开拓研发与生产相结合的新方式,借助机器发展推动从实验室到生产线的高速转化,为变革生产方式、提升生产效率提供支撑。工业机器人的发展使得科学技术被更好地应用到生产过程中,其与研发活动相结合能够深化分工,为经济增长带来持续动力。因此,各级政府需要牢牢把握工业智能化发展为科技成果转化提供现实生产力所具有的绝佳契机,积极构建科技成果交流交易平台,持续优化科技成果转化环境,全力推动科技研发活动与生产活动相结合,扶持各类研发机构成为创新生产方式的策源地。④持续增强研发和教育投入,加速调整人力资本结构,实现人才红利助力工业发展。从工业机器人推动生产方式转变的演化路径可以看出,简单的脑力劳动将逐渐被替代,未来工业生产领域需要的是能够推动技术发展和机器进化的高层次人才。当前,中国正处在人才红利升级的关键时期,相关部门需要根据工业生产的实际需求,通过研发补贴等多种方式积极引导企业增强研发投入、组建研发队伍,帮助企业在人工智能时代实现生产变革。同时,政府部门应持续增加教育经费投入,有针对性地提供更丰富的教育资源,尤其是高端人工智能技术的教育资源,不能只局限于提供简单自动化程序设计的教育资源,帮助劳动者在人工智能时代发挥自身价值,保障人力资本结构与人工智能发展需求相匹配。

需要说明的是,本文重点分析工业机器人应用引起的生产过程的变化,仅按照 Fally(2012)的方法使用国内投入产出表的直接消耗系数测算生产阶段数,未将国际贸易的影响纳入研究,同时忽视了基于国家战略贸易的人工智能技术在国内产业链和国际产业链之间的布局。这些问题值得未来进一步研究。

〔参考文献〕

- [1]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,(1):172-188.
- [2]程文.人工智能、索洛悖论与高质量发展:通用目的技术扩散的视角[J].经济研究,2021,(10):22-38.
- [3]诸竹君,袁逸铭,焦嘉嘉.工业自动化与制造业创新行为[J].中国工业经济,2022,(7):84-102.
- [4]顾国达,马文景.人工智能综合发展指数的构建及应用[J].数量经济技术经济研究,2021,(1):117-134.
- [5]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.
- [6]何宇,陈珍珍,张建华.人工智能技术应用与全球价值链竞争[J].中国工业经济,2021,(10):117-135.
- [7]黄亮雄,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.
- [8]贾根良.第三次工业革命与工业智能化[J].中国社会科学,2016,(6):87-106.
- [9][挪]克丽丝廷·布鲁兰,[荷]何安娜,[英]帕特·赫德森,[意]乔治·列洛.重说工业革命的经济史[M].马国英译.北京:中国科学技术出版社,2022.

- [10]孔高文,刘莎莎,孔东民.机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J].中国工业经济,2020,(8):80–98.
- [11]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):61–83.
- [12]刘骏,刘涛雄,谢康.机器人可以缓解老龄化带来的中国劳动力短缺问题吗[J].财贸经济,2021,(8):145–160.
- [13]吕越,谷玮,包群.人工智能与中国企业参与全球价值链分工[J].中国工业经济,2020,(5):80–98.
- [14]倪红福,龚六堂,夏杰长.生产分割的演进路径及其影响因素——基于生产阶段数的考察[J].管理世界,2016,(4):10–23.
- [15]孙早,侯玉琳.人工智能发展对产业全要素生产率的影响——一个基于中国制造业的经验研究[J].经济学家,2021,(1):32–42.
- [16]王家庭,李艳旭,马洪福,曹清峰.中国制造业劳动生产率增长动能转换:资本驱动还是技术驱动[J].中国工业经济,2019,(5):99–117.
- [17]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,(10):159–175.
- [18]袁淳,肖土盛,耿春晓,盛誉.数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化[J].中国工业经济,2021,(9):137–155.
- [19]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.
- [20]赵志君.递增收益下分工经济的共赢结构与市场有效性研究[J].经济学动态,2020,(9):46–58.
- [21]郑小碧,庞春,刘俊哲.数字经济时代的外包转型与经济高质量发展——分工演进的超边际分析[J].中国工业经济,2020,(7):117–135.
- [22]中国社会科学院工业经济研究所课题组.产业链链长的理论内涵及其功能实现[J].中国工业经济,2022,(7):5–24.
- [23]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J]. American Economic Review, 2018, 108(6):1488–1542.
- [24]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from U.S. Labor Markets [J]. Journal of Political Economy, 2020a, 128(6):2188–2244.
- [25]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labour Demand[J]. Cambridge Journal of Regions, Economy and Society, 2020b, 13(1):25–35.
- [26]Autor, D. H., and D. Dorn. The Growth of Low-skill Service Jobs and the Polarization of the U.S. Labor Market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5):1553–1597.
- [27]Babbage, C. The Economy of Machinery and Manufacturers[M]. London: William Pickering, 1832.
- [28]Becker, G. S., and K. M. Murphy. The Division of Labor, Coordination Costs, and Knowledge[J]. Quarterly Journal of Economics, 1992, 107:1137–1160.
- [29]Brynjolfsson, E., D. Rock, and C. Syverson. Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics[R]. NBER Working Paper, 2017.
- [30]Fally, T. Production Staging: Measurement and Facts[R]. University of Colorado–Boulder Working Paper, 2012.
- [31]Hassabis, D. Artificial Intelligence: Chess Match of the Century[J]. Nature, 2017, 544:413–414.
- [32]Mokyr, J. The Past and the Future of Innovation: Some Lessons from Economic History[J]. Explorations in Economic History, 2018, (69):13–26.
- [33]Smith, A. An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations[M]. London: W. Strahan and T. Cadell, 1776.
- [34]Wang, Z., S. J. Wei, X. Yu, and K. Zhu. Measures of Participation in Global Value Chain and Global Business Cycles[R]. NBER Working Paper, 2017.

Robot Role, Production Fragmentation and Production Mode Transformation

SUN Zao, CHEN Yu-jie

(School of Economics and Finance, Xi'an Jiaotong University)

Abstract: Experience of the First Industrial Revolution shows that in the machine development, engine only provides new kinetic energy for production, while tool machine truly realizes the transformation of production mode. In the era of industrial intelligence, what kind of role does industrial robots play—the role of engine or the role of tool machine? This determines whether the development of artificial intelligence can trigger a new round of industrial revolution.

This paper analyzes the impact of industrial robots on the production process from the perspective of artificial intelligence system replacing human mental activity. Specifically, the development of artificial intelligence provides not only an automated program to replace part of human brain work as a new kinetic energy, but also a new technical means to decompose, simulate and extend human brain work. As the core carrier of artificial intelligence technology in the production field, industrial robots can not only become the engine of industrial production by using automatic programs, but also realize the value of tool machine through the innovation of production tools and production knowledge. Therefore, the application of industrial robots has the potential to transform the mode of production. Based on the division model in Becker and Murphy (1992), this paper introduces the evolution path of production mode transformation driven by industrial robots. Industrial robots first complete tasks within the scope of automation in the form of engine; then, in the form of tool machine, it assists the labor to realize the division and reorganization of production links within the scope of non-automation, reversely promotes the deepening of the division of sub-tasks within the scope of automation, and finally realizes the transformation of the production mode of the whole task interval.

This paper measures the degree of production fragmentation based on data of input-output tables, and uses industry-level data from 2006 to 2014 to examines the impact of industrial robot application on production fragmentation and labor productivity through grouped regression. Empirical research shows that after the application of industrial robots reaches a certain scale, it can promote production fragmentation, and industrial R&D investment provides a positive impetus. Industrial robots significantly promote the rapid growth of labor productivity while promoting a significant increase in production fragmentation. This paper has the following policy implications. Industrial policies should focus on core technologies of artificial intelligence, guide enterprises to improve production fragmentation through industrial robots, leverage the carrier function of industrial robots to promote the transformation of technological achievements into real productivity, and promote the development of industrial production through talent dividends.

Keywords: production fragmentation; industrial robot; production mode transformation; labor productivity; tool machine

JEL Classification: O31 O14 J24

[责任编辑：李鹏]