

机器人革命降低了离岸外包程度： 理论和实证分析

曾 荣 颜晓畅 陈 仪*

摘要: 机器人革命意味着机器对人的替代,从而可能对由劳动力成本决定的国际分工格局产生深远的影响。本文从理论和实证角度考察了机器人革命对离岸外包的影响。我们构建了一个包含自动化和外包的两部门小国模型,发现机器人革命将使得所有部门的外包程度下降,且部门劳动密集度越高,外包程度下降得越多。我们进一步利用国家-行业-年份层面的数据,使用工具变量法对上述命题进行了检验,回归结果与理论预测一致。

关键词: 机器人革命; 离岸外包; 制造业回流

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2024.04.03

一、引 言

自动化是世界经济发展一个令人瞩目的大趋势。在生产制造领域,部分发达经济体早在 20 世纪 60 年代便开始使用工业机器人。^① 进入 21 世纪以来,相关领域不断取得科技突破,自动化在越来越多的行业实现了技术与经济可行性,工业机器人的应用范围和密度均呈现出前所未有的增长态势。^② 这一趋势性变化表明,“机器人革命”已经来临,人类社会正加速进入一个高度自动化的新时代。与史上的历次技术革命一样,机器人革命必将产生深远的社会经济影响。本文聚焦于机器人革命对国际分工格局的影响,特别是对离岸外包这一重要国际分工形态的影响。从宏观视角看,要素禀赋差异是国际分工格局的关键决定因素之一,众多欠发达经济体往往是凭借廉价劳动力才得以参与国际分工,可谓“因‘人’成事”。^③ 机器人革命的核心意涵则是机器对劳动的替代,这意味着“人”的重要

* 曾荣,北京大学经济学院;颜晓畅,中金研究院;陈仪,北京大学经济学院。通信作者及地址:陈仪,北京市海淀区颐和园路 5 号北京大学经济学院,100871;电话:(010)62754374;E-mail:yichen.econ@pku.edu.cn。作者感谢中国国际金融股份有限公司委托课题项目提供的资助。

① 本文援用了国际标准化组织(International Organization for Standardization)对工业机器人的定义,即一种可自动控制、可重复编程、在三个或更多的轴上可编程的多用途机械(ISO 8373)。国际机器人联合会(International Federation of Robotics)也使用了这一定义。

② 参见 Sirkin et al. (2015)等文献。

③ 在早期的赫克歇尔-俄林型国际贸易中,劳动密集型产业汇集于劳动充裕的欠发达经济体。之后出现的以外商直接投资为主要形式的跨国资本流动,也无非是发达经济体的资本与欠发达经济体的劳动的结合。在更晚出现的离岸外包或全球价值链贸易中,发达经济体同样是将非技术劳动密集的生产环节外包给欠发达经济体。

性的下降或转移。^①因此,逻辑上,机器人革命必然会在一定程度上改变现有国际分工格局。具体到离岸外包来说,离岸外包是产品内亦即价值链上的国际分工,分工的模式仍然取决于各国的要素禀赋差异,表现为发达经济体将不符合其比较优势的、劳动密集的生产环节或任务外包给欠发达经济体。不难想象,一旦发达经济体掌握了节约劳动的自动化技术,便可以将部分已外包的生产环节转移回本土,以“轻劳动”的方式恢复在岸生产。进一步思考,当自动化技术降低了劳动的重要性后,更密集使用劳动的部门理应做出更大的调整或反应,因此机器人革命对行业离岸外包的影响大小可能与行业的劳动密集度有关。

本文提出两个具体的研究问题:第一,给定其他因素不变,兴起于发达经济体的机器人革命是否会减少这些经济体的离岸外包;第二,上述效应是否在不同行业间存在异质性,特别是,是否与行业的劳动密集度有关。

为了回答上述问题,本文首先构建了一个两部门开放小国模型。考察对象国是一个资本相对充裕、技术更全面、在国际分工中处于主导地位的发达经济体。两种可贸易最终消费品的生产均需要投入资本和中间品,中间品的生产需要完成一簇低创造性、高度程式化、易编码的任务。任务可由本国劳动、他国劳动,或本国资本转化而成的机器人独立完成,其中第二种情形即外包,第三种情形即自动化。不同部门的劳动密集度不同,不同任务的外包成本和自动化效率也存在差异。我们借助这一模型研究外生的机器人革命(用自动化效率的整体提升来刻画)的经济影响,核心发现可概括为以下命题:给定其他因素不变,机器人革命会使得所有部门的外包程度下降;部门的劳动密集度越高,外包程度下降得越多。

本文随后对命题进行了实证检验。我们基于2000—2014年18个经济体14个归并行业的有关数据,在国家-行业层面考察了工业机器人存量对离岸外包程度的潜在影响。为了克服回归中难以避免的内生性问题,尽可能实现因果识别,我们参考相关文献构造了若干工具变量。我们构造的主要工具变量是行业可自动化程度的代理变量与国家层面工业机器人存量的交乘项,前者反映了行业在多大程度上可以被自动化这一自然属性,后者与一国整体的自动化技术水平有关。我们使用了两个不同的指标来度量行业的可自动化程度,一个是根据职业与工业机器人用途的匹配度计算得到的可自动化程度指标,另一个是根据职业对体力的要求计算得到的可自动化程度指标。除了上述主要工具变量以外,我们在稳健性分析部分还尝试了另外两个工具变量,一是本行业所有其他经济体的工业机器人存量之和,二是本行业滞后一期的工业机器人存量。为了识别潜在的行业异质性效应,我们在回归式中引入了工具变量与行业劳动密集度的交乘项。回归结果表明,工业机器人存量对离岸外包程度具有显著的负向影响,且行业劳动密集度越高,负向效应越强。以上发现与理论预测一致,且通过了后续的一系列稳健性检验。

本文的贡献主要体现在三方面。第一,从研究主题看,现有文献大多关注机器人革命

^① 布莱恩约弗森和麦卡菲(2014)指出,机器人革命与人类经济史上的历次技术革命存在重要区别。历史上的技术革命大多起到延展人类力量的作用,每一种发明都释放出强大的动力,而这些动力的释放需要人类做出决定和发出指令。换言之,机器人和人是互补的关系。但在机器人革命的时代,人类开始对更多的认知性工作以及动力控制系统进行自动化。在很多情形下,今天的机器人能比人类做出更好的决定,发出更好的指令。在此意义上,机器人和人的替代性正日益增强,互补性则越来越弱。

的增长效应、工资和就业效应、分配效应等(详细论述见第二部分),本文则聚焦于机器人革命对国际分工格局特别是对离岸外包的影响。目前在开放经济框架下研究机器人革命的经济影响的文献尚不多见(Cowen, 2019),本文属于其中之一。第二,理论分析方面,在少数研究机器人革命对贸易或离岸外包的影响的文献中,本文较具新意地构建了多部门模型,使研究机器人革命的行业异质性影响成为可能,并首次提出了机器人革命对行业离岸外包的影响与行业的要素密集度有关这一命题。第三,实证分析方面,本文以行业可自动化程度的代理变量与国家层面工业机器人存量的交乘项作为行业工业机器人应用的工具变量,对相关实证研究具有一定的启示意义。

二、文献综述

近年来,机器人革命或自动化技术发展的经济影响成为学术研究的热点问题,相关文献呈现出井喷态势。到目前为止,大多数文献是在封闭经济框架下研究机器人革命对经济增长的影响^①、对劳动力市场特别是工资和就业的影响^②、对收入分配的影响^③,等等;在开放经济框架下研究机器人革命的经济影响的文献尚处于发展初期。以下分类介绍若干与本文较为接近的文献,并重点介绍本文与现有文献的异同。

本文的立论基础之一是机器人革命加快了机器对人的替代。大量文献从理论和实证角度对机器人革命如何影响劳动需求进行了分析。主流看法是工业机器人在执行常规任务时比人力尤其是低技能劳动力更有优势,因此工业机器人的应用会导致劳动需求下降。但也有学者认为机器人革命对整体就业的影响方向不明(Autor and Salomons, 2018等)。后一论断的主要逻辑是,虽然工业机器人会对低技能劳动力形成替代,但工业机器人的应用也会创造管理先进技术所需的、对技能要求更高的新工作,如Acemoglu and Restrepo(2018)即发现1980—2015年间美国新增就业的一半以上与自动化技术有关。需要强调的是,本文核心命题的得出仅依赖于机器人替代低技能劳动力这一具有共识性的假设,无论机器人革命会对整体就业产生什么影响,均与本文不矛盾。^④

部分文献和本文一样在开放视角下探讨机器人革命的经济影响,并同样认为机器人革命对国际分工格局具有潜在影响。Kozul-Wright(2016)、Bruckner et al.(2017)指出,机器人在发达国家的应用日益广泛,这可能会侵蚀发展中国家传统的劳动力成本优势,对后者产生较大的负面影响。随着发展中国家劳动力成本的逐渐上升,以及发达国家自动化成本的持续下降,将部分生产环节转移至发展中国家的做法对越来越多的行业已失去吸引力,部分行业甚至出现了回流。类似地,Sethi and Gott(2017)认为发展中国家长期以来通过承接发达国家的外包而获利,而如今,由于可外包的生产环节大都可以被自动化,

^① 如陈彦斌等(2019)、杨光和候钰(2020)、Graetz and Michaels(2018)、Aghion et al.(2019)、Nordhaus(2021)等文献。

^② 如王永钦和董雯(2020)、Autor(2015)、Autor and Salomons(2018)、Acemoglu and Restrepo(2018, 2019a, 2019b, 2020)、Acemoglu et al.(2022)等文献。

^③ 如郭凯明(2019)、Acemoglu and Restrepo(2022)、Hémous and Olsen(2022)等文献。

^④ 在本文理论模型的一个早期版本中,我们引入了技术劳动这一要素,并发现机器人革命确实提高了技术劳动的边际产出,但即便如此,机器人革命仍会对离岸外包产生负面影响。

上述模式面临着严重挑战。Frey et al. (2016)也认为工业机器人的应用对制造业竞争力具有重要影响,可能使制造业供应链重新积聚于少数中心国家。以上文献的思想与本文相近,但均未进行深入的理论或实证分析。

与本文最为接近的几篇文献可细分为三类。第一类文献着重探讨发达国家推行自动化对(南北)贸易的影响,代表性文献是 Artuc et al. (2023)。该文基于国家-行业层面的数据发现,工业机器人在发达国家的应用会同时增加本行业对发展中国家的出口以及从后者的进口,且前一效应更大。

第二类文献旨在探讨发达国家推行自动化对本国外包活动的影响,这些也是与本文最接近的文献。Krenz et al. (2021)指出自动化技术进步会促使发达国家企业将此前外包出去的生产任务转移回国内;作者基于国家-行业层面的数据发现,每千名工人每增加1台工业机器人,回流强度指标便上升3.5%。Bonfiglioli et al. (2021)基于美国通勤区数据发现,工业机器人的进口会使得离岸外包程度下降,而且初始离岸外包程度越高,自动化对就业的负面影响越小。Stapleton and Webb(2020)基于西班牙企业数据发现自动化的外包效应在不同企业间存在异质性:自动化会使得已经从事外包的企业减少外包活动,而对尚未从事外包的企业来说,自动化则会提高其外包倾向。本文的研究主题与以上文献类似,但建模思路与回归策略均与之有别(详细论述见第三部分和第四部分)。特别需要指出的是,上述三篇文献采用的均是单部门视角,本文则采用了多部门视角,对机器人革命的行业异质性影响进行了探讨,丰富和深化了我们对这一问题的认识。^①

第三类文献的探讨重点是发达国家推行自动化如何影响(作为外包对象国的)发展中国家的就业和出口。Faber(2020)发现美国推行自动化会减少墨西哥的就业,尤其是加工贸易部门的就业。Kugler et al. (2020)发现上述命题对哥伦比亚同样成立。Artuc et al. (2019)发现工业机器人在美国的应用会导致墨西哥的对美出口增长放缓。以上文献与本文有共通之处,但关注的对象是“承包国”,而非本文侧重的“发包国”。

三、理论分析

本部分旨在对机器人革命影响离岸外包的可能性及其背后的机制进行理论探讨。我们构建的是一个开放小国局部均衡模型。^② 考察对象国是一个资本相对充裕、技术更全面、在国际分工中处于主导地位的发达经济体,下文用“本国”指称。本国共生产两种可贸易的最终消费品:产品 x 和产品 y 。两种产品的生产均为双层嵌套结构:最终品的生产需要投入资本和中间品,中间品的生产需要完成一簇任务。这些任务具有低创造性、高度程式化、易编码等特点,可由本国劳动、他国劳动,或本国资本转化而成的机器人独立完成,其中第二种情形即外包,第三种情形即自动化。本国的要素禀赋外生给定,要素无法跨国流动,但可在国内跨部门流动。所有行为主体均为价格接受者,所有市场均为完全竞争市场。

^① Artuc et al. (2023)构建的也是一个多部门理论模型。另外,刘斌和潘彤(2020)、吕越等(2020)均通过实证研究发现,发展人工智能有助于中国企业参与全球价值链分工。

^② 为了确认理论命题的稳健性,我们另构建了一个开放两国一般均衡模型,发现本文的核心命题在更一般的模型中仍然成立。感兴趣的读者可向作者了解详情。

(一) 理论模型设定

1. 最终品生产技术

最终品的生产函数为常替代弹性(CES)型:

$$q_j = f(k_j, m_j; \beta_j) = [(\beta_j)^{1/\sigma} (k_j)^{1-1/\sigma} + (1 - \beta_j)^{1/\sigma} (m_j)^{1-1/\sigma}]^{\frac{1}{1-1/\sigma}},$$

$$\forall j \in \{x, y\},$$

其中 q_j 代表产品 j 的产量, k_j 和 m_j 分别代表生产产品 j 所投入的资本和中间品的数量。 $\sigma > 0$ 为两种投入品的替代弹性, $\beta_j \in (0, 1)$ 反映了部门特定的要素密集度, 我们不失一般性地假设 $1 > \beta_x > \beta_y > 0$, 这意味着部门 x 更资本密集, 部门 y 更劳动密集。

2. 中间品生产技术

中间品由中间品厂商负责生产和供应。中间品厂商每生产 1 单位中间品需要完成一簇测度为 1 的任务, 不同的任务无法相互替代。^① 技术意义上, 完成任何一项任务均可以采用三种不同的方式: 传统、外包和自动化方式。以下分别加以解释。

传统方式指投入 1 单位本国劳动来完成一项任务。让 w 代表内生的本国工资率, 则传统方式下完成任何一项任务的成本均为 w 。

外包方式指将任务交由他国劳动在境外完成。完成一项任务需要投入 $\tau > 1$ 单位的他国劳动, 参数 τ 包含了 he 国劳动的生产率劣势、跨国运输成本、关税等信息, 下文统称为“外包成本”。让 w^* 代表外生的他国工资率, 则外包方式下完成一项任务的成本为 τw^* 。外包成本可能因任务不同而不同, 我们将外包成本两分化, 即假设 τ 仅有两个取值: 以 $\theta \in (0, 1)$ 的比率等于 τ_H , 以 $(1 - \theta)$ 的比率等于 τ_L , 两者满足 $\tau_H > \tau_L > 1$ 。^②

自动化方式指使用本国资本转化而成的机器人来完成任任务。完成一项任务需要投入 $1/z$ 单位的资本, 变量 z 包含了资本转变为机器人的转化率、机器人的生产率等信息, 下文统称为“自动化效率”。让 r 代表内生的本国资本租金率^③, 则自动化方式下完成一项任务的成本为 r/z 。自动化效率因任务不同而不同^④, 我们假设 z 均匀地分布在区间 $[z_0, z_0 + 1]$ 上, 并用 z 来指代任务。机器人革命可用 z_0 的上升来刻画, 即自动化效率的整体提升。

综上所述, 外包和自动化是两种相互竞争的生产方式, 两者的共同点是用某种要素替代本国劳动, 不同之处在于前者是用外国劳动替代本国劳动, 后者则是用本国资本转化而成的机器人替代劳动。给定其他因素不变, 当一种方式的效率或成本发生变化后, 厂商会在不同的方式之间重新进行取舍, 这是模型的核心机制之一。

① 本文模型中资本和中间品可以相互替代, 不同的任务无法相互替代, 这与 Grossman and Rossi-Hansberg (2008) 的设定相同。

② 外包成本和后文中自动化效率的设定参考了 Krenz et al. (2021)。

③ 在 Krenz et al. (2021)、Bonfiglioli et al. (2021) 构建的理论模型中, 不仅外国工资率是外生变量, 本国资本租金率也是; 而在本文模型中, 本国资本租金率是内生变量。

④ 本文模型中 τ 和 z 是任务层面异质性的两个来源, β_j 是产品/部门层面异质性的唯一来源, 此外不存在任何异质性。技术意义上, τ 和 z 可能存在(负)相关性, 本文不考虑这一可能性。

(二) 行为主体决策

1. 最终品厂商最优决策

让 p_j 代表产品 j 的外生价格(在国际市场上决定), w_m 代表本国中间品的价格, $a_{kj} \equiv k_j/q_j$ 和 $a_{mj} \equiv m_j/q_j$ 分别代表最终品厂商 j 的单位产品资本投入量和中间品投入量, 则由最终品厂商利润最大化问题的一阶条件可得^①

$$a_{kj} = \beta_j \left(\frac{r}{p_j} \right)^{-\sigma}, \quad a_{mj} = (1 - \beta_j) \left(\frac{w_m}{p_j} \right)^{-\sigma}, \quad \forall j \in \{x, y\}.$$

由此可推得最终品厂商 j 的零利润条件^②:

$$p_j = a_{kj}r + a_{mj}w_m = [\beta_j r^{1-\sigma} + (1 - \beta_j) (w_m)^{1-\sigma}]^{\frac{1}{1-\sigma}}, \quad \forall j \in \{x, y\}. \quad (1) \& (2)$$

数学上, 由参数条件 $\beta_x > \beta_y$ 可证得

$$\frac{a_{kx}}{a_{mx}} > \frac{a_{ky}}{a_{my}},$$

即部门 x 更资本密集, 部门 y 更劳动密集。

2. 中间品厂商最优决策

中间品厂商的决策重点是选择各项任务的完成方式, 这取决于不同方式下完成各项任务的成本。现实中三种生产方式往往共存于各(制造业)部门。为与这一事实保持一致, 我们聚焦于与以下不等式相容的均衡:

$$\frac{r}{z_0 + 1} < \tau_L w^* < w < \min \left\{ \tau_H w^*, \frac{r}{z_0} \right\}.$$

据此可定义两个关于 z 的阈值:

$$z' \equiv \frac{r}{w}, \quad z'' \equiv \frac{r}{\tau_L w^*}.$$

两者满足 $z_0 < z' < z'' < z_0 + 1$ 。其经济学含义是: 就任务 z' 而言, 中间品厂商对自动化和传统方式没有偏好; 就任务 z'' 而言, 如果其外包成本较低, 则中间品厂商对自动化和外包方式没有偏好。

由上可推断出中间品厂商完成各项任务的最优方式。如果 $z \in [z_0, z']$, 则自动化方式被占优; 就该部分任务而言, 如外包成本较低, 则外包方式最优, 如外包成本较高, 则传统方式最优。如果 $z \in [z', z'']$, 则传统方式被占优; 就该部分任务而言, 如外包成本较低, 则外包方式最优, 如外包成本较高, 则自动化方式最优。如果 $z \in [z'', z_0 + 1]$, 则自动化方式必然最优。图1为中间品厂商的最优任务完成方式给出了图像说明。图中水平实线代表传统方式下完成各项任务的成本, 水平虚线代表外包方式下完成各项任务的成本, 上、下两条线分别对应高、低外包成本的情况, 负斜率的虚线代表自动化方式下完成各项任务的成本。中

① 最终品厂商 j 的利润最大化问题为 $\max_{\{k_j, m_j\}} (p_j f(k_j, m_j; \beta_j) - rk_j - w_m m_j)$ 。

② 最终品厂商在市场上没有定价权, 且生产函数满足规模报酬不变, 因此利润必然等于零。另外由于成本函数是产量的比例函数, 边际成本等于平均成本, 从而零利润条件也就是“价格等于边际成本”这一边际最优条件。以上论述对中间品厂商也成立, 下文不赘。

间品厂商的最优选择落在几条曲线的“下包络线”上。

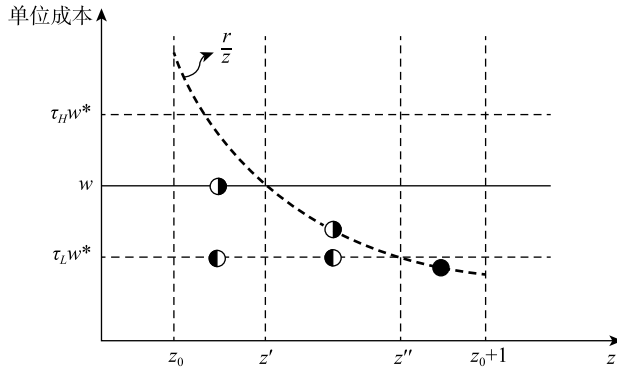


图1 中间品厂商决策图示

让 a_{lm} 、 a_{l^*m} 和 a_{km} 分别代表中间品厂商的单位产品本国劳动投入量、他国劳动投入量和资本投入量,则由以上分析可知

$$a_{lm} = \theta(z' - z_0) = \theta\left(\frac{r}{w} - z_0\right),$$

$$a_{l^*m} = (1 - \theta)(z'' - z_0)\tau_L = (1 - \theta)\left(\frac{r}{\tau_L w^*} - z_0\right)\tau_L,$$

$$a_{km} = \theta \int_{z'}^{z''} \frac{1}{z} dz + \int_{z''}^{z_0+1} \frac{1}{z} dz = \ln(z_0 + 1) - \theta \ln \frac{r}{w} - (1 - \theta) \ln \frac{r}{\tau_L w^*},$$

进一步可推得中间品厂商的零利润条件:

$$w_m = a_{lm}w + a_{l^*m}w^* + a_{km}r. \tag{3}$$

(三) 均衡与比较静态

1. 均衡系统及求解步骤

本国的劳动和资本市场出清条件分别为

$$a_{lm}(a_{mx}q_x + a_{my}q_y) = L, \tag{4}$$

$$a_{kx}q_x + a_{ky}q_y + a_{km}(a_{mx}q_x + a_{my}q_y) = K, \tag{5}$$

其中 L 和 K 分别代表本国的劳动和资本禀赋。式中所有的单位产品投入量“ a ”均应被视为价格的函数。如式(5)所示,资本需求由两项组成,一是直接需求,二是自动化引致的间接需求。

至此我们得到一个由5个核心内生变量、5条均衡关系式组成的均衡系统。5个核心内生变量分别是本国工资率 w 、资本租金率 r 、中间品价格 w_m 、产品产量 q_x 和 q_y 。5条均衡关系式分别是3条零利润条件(式(1)–(3))和2条要素市场出清条件(式(4)–(5))。^①

除了上述核心内生变量以外,我们还特别关注各部门的外包值率和自动化值率。前

^① 我们没有引入计价物。由于最终品价格和外国劳动的价格均是外生的,模型内所有内生价格的绝对水平都可以解出来。

者被定义为某部门的外包投入与该部门的增加值之比,后者被定义为某部门的自动化投入与该部门的增加值之比。让 ψ_{Fj} 和 ψ_{Aj} 分别代表部门 j 的外包值率和自动化值率,则有

$$\psi_{Fj} = \frac{a_{mj}a_{l^*m}\omega^*}{p_j}, \psi_{Aj} = \frac{a_{mj}a_{km}r}{p_j}, \forall j \in \{x, y\}.$$

均衡求解步骤如下:首先,联立式(1)和式(2)求解 r 和 ω_m ;接着,利用式(3)求解 ω ;进一步,联立式(4)和式(5)求解 q_x 和 q_y ;最后,利用相关关系式求解其他所有内生变量。

2. 比较静态分析

此处的核心问题是机器人革命——体现为 z_0 的上升——对各内生变量的影响。以下首先介绍主要数学发现^①,然后对数学发现背后的经济学逻辑进行解读。

发现 1: r 和 ω_m 仅取决于 p_x 和 p_y ;在开放小国假设下, p_x 和 p_y 是外生变量,从而 r 和 ω_m 不受 z_0 的影响^②,这意味着 a_{kj} 和 a_{mj} 也不受 z_0 的影响。

发现 2: $\frac{\partial a_{lm}}{\partial z_0} < 0$, $\frac{\partial a_{l^*m}}{\partial z_0} < 0$, $\frac{\partial a_{km}}{\partial z_0} > 0$;即在机器人革命的影响下,中间品厂商通过自动化方式完成的任务的占比上升,通过外包和传统方式完成的任务的占比下降。

发现 3: $\frac{\partial q_x}{\partial z_0} < 0$, $\frac{\partial q_y}{\partial z_0} > 0$;即机器人革命使得劳动密集部门扩张,资本密集部门收缩。

发现 4: $\frac{\partial \omega}{\partial z_0} > 0$;即机器人革命使得本国工资率上升,稍后我们将对此给出解释。

发现 5: $\frac{\partial \psi_{Fj}}{\partial z_0} < 0$, $\frac{\partial \psi_{Aj}}{\partial z_0} > 0$, $\forall j \in \{x, y\}$, $\frac{\partial \psi_{Ax}}{\partial z_0} < \frac{\partial \psi_{Ay}}{\partial z_0}$;即机器人革命使得所有部门的自动化值率上升,且劳动密集部门上升的幅度更大。

发现 6: $\frac{\partial \psi_{Fj}}{\partial z_0} < 0$, $\frac{\partial \psi_{Aj}}{\partial z_0} > 0$, $\forall j \in \{x, y\}$, $\left| \frac{\partial \psi_{Fx}}{\partial z_0} \right| < \left| \frac{\partial \psi_{Fy}}{\partial z_0} \right|$;即机器人革命使得所有部门的外包值率下降,且劳动密集部门下降的幅度更大。

上述发现可解读如下。首先,暂不考虑本国工资率和资本租金率的反应。在任务之间,机器人革命意味着自动化效率的整体提升,故通过自动化方式完成的任务的占比上升,通过外包和传统方式完成的任务的占比下降。自动化效率的提升和任务完成方式的调整共同使得中间品的边际成本进而价格下降。在部门之间,中间品价格的下降使得密集使用中间品——也就是密集使用劳动——的部门扩张,密集使用资本的部门收缩。接着考虑本国工资率和资本租金率的反应。部门产量的调整使得中间品需求上升。对劳动来说,虽然中间品生产的单位劳动投入下降,但中间品需求上升的影响更大,故劳动需求上升,工资率随之上升以使劳动市场出清。^③对资本来说,直接需求下降,自动化引致的间接需求上升,两者相互抵消,故资本需求和租金率均保持不变。最后讨论外包值率。外包值率一方面取决于中间品部门的外包投入份额,另一方面取决于最终品部门的中间品投

① 限于篇幅,文中略去了数学推导过程,感兴趣的读者可向作者了解详情。

② 这是“要素价格不变性”(factor price insensitivity)在本文模型中的体现。

③ 从另一个角度看,只有工资率上升才能将中间品价格拉回原始水平。本国工资率因机器人革命而提高是一个有趣的、与多数文献和一般认知迥然不同的发现。我们无意夸大这一发现的一般性,如在我们构建的两国版模型中上述结论就不再成立,但本文确实表明,自动化导致工资/劳动收入下降这一经典命题并不是无条件成立的。

入份额。中间品部门的外包投入份额下降,机器人革命的负向外包效应产生于此。最终品部门的中间品投入份额存在部门差异,机器人革命的异质性外包效应产生于此。当出现一种技术使得某个部门密集使用的要素变得不再那么重要时,该部门会做出更大的调整或反应。

上文发现6是本文最重要的结论。我们将其表述为以下待检验命题:

命题 给定其他因素不变,机器人革命会使得所有部门的外包值率下降;部门的劳动密集度越高,其外包值率下降得越多。

在本文余下的部分,我们将使用实际数据检验此命题。

四、实证分析:变量、数据与特征事实

(一) 变量和数据来源

我们使用国家-行业-年份层面的面板数据来检验理论命题。样本由2000—2014年18个欧洲经济体14个归并行业的有关数据组成。

回归分析的被解释变量是衡量行业离岸外包程度的离岸外包率(*Offshore*),定义为进口中间投入占有所有非能源中间投入的比例,取值介于0和1之间,数值越大,离岸外包程度越高。构建该指标所需要的数据来自世界投入产出数据库(WIOD)中的国家间投入产出表(WIOT)。发布于2016年的WIOT包含2000—2014年43个国家(地区)56个行业的中间品和最终品的贸易数据,这些国家(地区)的总GDP超过全球总GDP的80%。Feenstra and Hanson(1996)区分了狭义离岸外包和广义离岸外包,前者只考虑属于本行业的进口中间品,后者则将所有行业的进口中间品纳入考虑。我们在基准回归中使用的是广义离岸外包率,在稳健性检验部分还尝试了狭义离岸外包率等其他指标。

回归分析的主要解释变量是行业工业机器人存量(*Robot*),数据来自国际机器人联合会(International Federation of Robotics,下文简称IFR)。IFR提供了全球范围内工业机器人应用情况的数据,是研究自动化议题的实证文献的权威数据来源。工业机器人在欧美经济体的应用更为广泛,但IFR在2010年之前仅提供整个北美地区的工业机器人数据,之后才单列美国、加拿大和墨西哥的数据。有鉴于此,同时考虑到数据可比性的问题,我们选择18个欧洲经济体作为实证分析的研究对象国。^①

我们在回归分析中还控制了若干可能对行业离岸外包率产生影响的其他行业变量,包括行业劳动密集度(*Labor*),用行业劳动投入与行业增加值之比来衡量,以及行业创新强度(*R&D*),用行业研发投入与行业增加值之比来衡量。构造控制变量所需要的数据来自2017年11月更新的EU KLEMS数据库。该数据库包含所有欧盟成员国1970年以来行业层面的劳动投入、研发投入、就业量以及增加值等数据。需要指出的是,WIOD、IFR和EU KLEMS数据库在行业分类上存在差异,我们通过共同的行业层面进行合并

^① 18个经济体分别为奥地利、比利时、保加利亚、捷克、德国、西班牙、芬兰、法国、英国、希腊、克罗地亚、意大利、马耳他、荷兰、葡萄牙、罗马尼亚、斯洛伐克、斯洛文尼亚。部分欧洲经济体因相关数据缺失而不得不舍弃。

来解决这一问题,由此形成14个归并行业。^①

直接用离岸外包率对工业机器人存量做回归难免有内生性问题,比如可能存在其他行业层面随时间变化的遗漏变量影响离岸外包率。我们选择使用工具变量法来克服潜在的内生性问题,增加结论的可信度。我们首先借鉴 Graetz and Michaels(2018)等文献,根据工业机器人和职业的相关特征构造了两个衡量行业可自动化程度的指标,然后将其分别与国家层面的工业机器人存量相乘,得到两个主要工具变量(RIV1和RIV2)。此外,我们还参考 Acemoglu and Restrepo(2020)等文献尝试了另外两个工具变量(RIV3和RIV4)。以下详细介绍 RIV1 和 RIV2 的构造方法。

我们根据职业的工作内容与工业机器人的用途构造可自动化程度指标甲,并据以构造 RIV1。相关研究表明,重复性较高、技术含量较低的职业容易被工业机器人替代,更具创造性和技术含量较高的职业则不易被替代。我们从美国《职业名称词典》中了解到各种职业的工作内容^②,从 IFR 数据库中了解到工业机器人的各种用途^③。将职业的工作内容与工业机器人的用途进行匹配即可获知各种职业的可替代性:如果一种职业的工作内容至少对应工业机器人的某种用途,则可认为该职业可以被工业机器人替代。可替代职业的种数在行业内的占比即在一定程度上衡量了行业的可自动化程度,我们称其为可自动化程度指标甲。该指标仅存在行业差异,无法作为面板回归的工具变量。我们进一步将可自动化程度指标甲与国家层面的工业机器人存量相乘,得到 RIV1。

我们根据职业对体力的需求与工业机器人的机械臂特征构造可自动化程度指标乙,并据以构造 RIV2。工业机器人大多有仿似人类手臂的机械臂。人在进行拉、举、推、扛、提、搬等体力活动时需要重度使用手臂,因此包含大量此类活动的职业更容易被工业机器人替代。或者也可以说,一种职业对体力的需求越高,其被工业机器人替代的可能性越大。我们从美国职业信息网上了解到各种职业对体力的需求程度并对其进行赋值^④,然后在行业内按职业进行加总得到各个行业对体力的需求程度,称其为可自动化程度指标乙。类似地,我们将可自动化程度指标乙与国家层面的工业机器人存量相乘,得到 RIV2。

工具变量需要满足相关性和外生性。此处相关性是指工具变量取值更大的行业更倾向于使用工业机器人,下文将对此进行正式检验;外生性是指工具变量与行业的离岸外包倾向无关。我们认为外生性条件是成立的。一方面,工业机器人的用途和机械臂特征均为其技术属性的一部分,而职业的工作内容和对体力的需求也可归于其自然属性。另一方面,国家层面的工业机器人存量不易受到单个行业决策的影响,具有外生性。因此,基于以上信息构造的工具变量并不会对行业的离岸外包倾向产生直接影响。

① 14个行业分别为农业、采矿业、食品、纺织、木制品、塑料制品、其他化工产品、金属、机械、电子电气、汽车、公共事业、建筑、教育。行业归并方法详见附录I。限于篇幅,附录未在正文列示,感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

② 美国劳动部1991年出版的第四版《职业名称词典》中包含每种职业的代码、名称、所属行业、工作内容以及任职条件等信息。

③ IFR将工业机器人的用途划分为以下几种:搬运及机器操作、焊接、分配、加工、拆装、其他用途以及未分类的机器人。

④ 职业数据来自美国职业信息网(<https://occupationalinfo.org/>),访问时间:2022年10月20日。该网站按对体力的需求程度将各种职业分为“低、中、高、较高、很高”五类,我们分别对其赋值1、2、3、4、5。

(二) 特征事实^①

全样本内,离岸外包率和工业机器人存量的无条件相关系数等于-0.079,说明两者确实存在负相关的关系。我们将两个变量分别在国家层面计算均值,将结果以跨国散点图的形式呈现。图2显示的是全样本内两个变量的关系,拟合线的斜率显著为负。进一步,为了考察离岸外包率和工业机器人存量的相关关系是否与劳动密集度有关,我们按劳动密集度将所有行业分为高劳动密集度行业 and 低劳动密集度行业两组,基于两个子样本重复以上工作,结果显示于图3中。如图3所示,在高劳动密集度子样本中离岸外包率和工业机器人存量的负相关关系较为明显,在低劳动密集度子样本中则不明显。图2和图3所呈现的统计事实与第三部分的理论命题完全一致。当然这只是粗略的相关性分析,在第五部分中我们将使用规范的回归分析方法对理论命题进行正式检验。

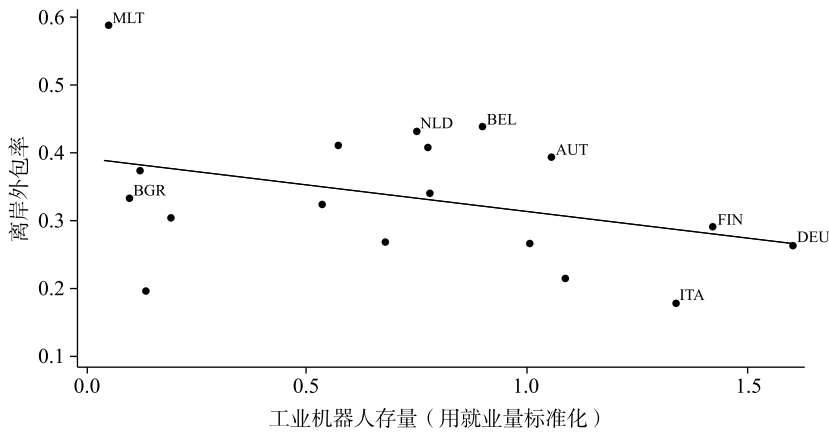


图2 离岸外包率与工业机器人存量(全样本)

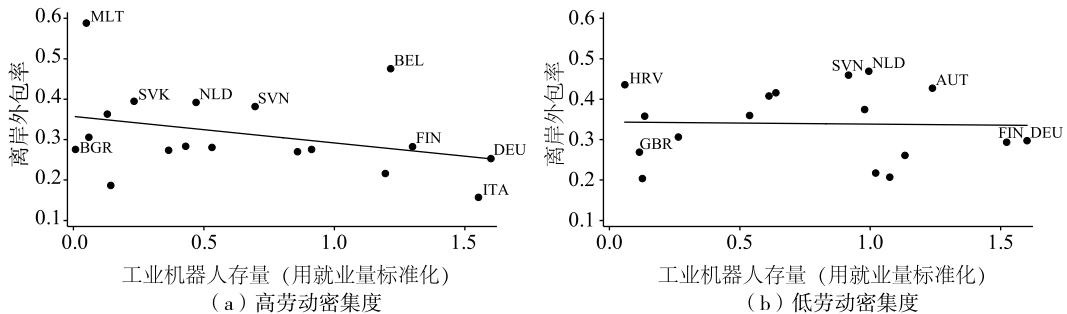


图3 离岸外包率与工业机器人存量(按劳动密集度分样本)

五、实证分析: 回归模型与结果

(一) 回归模型

为了考察机器人革命对离岸外包的影响,我们构建了以下基准回归模型:

^① 回归变量的描述性统计详见附录II。

$$Offshore_{cit} = \alpha_1 + \alpha_2 Robot_{cit} + \alpha_3' X_{cit} + \gamma_t + \gamma_c + \gamma_i + \epsilon_{cit},$$

其中,下标 c, i, t 分别指代国家、行业、年份。 $Offshore_{cit}$ 代表第 t 年 c 国 i 行业的离岸外包率,定义为进口中间投入占有所有非能源中间投入的比例。 $Robot_{cit}$ 代表第 t 年 c 国 i 行业工业机器人存量的对数值。 X_{cit} 是由控制变量组成的向量,包括行业劳动密集度 $Labor_{cit}$ 和行业创新强度 $R\&D_{cit}$ 。 $\gamma_t, \gamma_c, \gamma_i$ 分别为年份、国家、行业固定效应, ϵ_{cit} 为随机扰动项。为了克服潜在的内生性问题,我们依次引入前文介绍的各个工具变量,使用 2SLS 方法重做回归。为了考察机器人革命对离岸外包的异质性影响,我们在基准回归模型中引入 $Robot_{cit}$ ——或其工具变量——与 $Labor_{cit}$ 的交乘项,以探讨机器人革命对离岸外包的影响是否与行业劳动密集度有关。相应的回归模型不再赘述。

(二) 基准回归结果

1. OLS 回归结果

表 1 报告了 OLS 回归的结果。第(1)列显示了在仅控制年份、国家和行业固定效应的情况下,工业机器人存量对离岸外包率的影响。回归结果表明,工业机器人的应用显著降低了离岸外包率:工业机器人存量每增加 1%,离岸外包率下降 0.154 个百分点。第(2)列和第(3)列为逐步加入劳动密集度和创新强度后的回归结果,在控制了这两个变量后工业机器人存量的回归系数仍然显著为负,且绝对值小幅上升。

表 1 OLS 回归结果

	(1)	(2)	(3)
<i>Robot</i>	-0.154*** (0.027)	-0.176*** (0.027)	-0.162*** (0.030)
<i>Labor</i>		-0.012 (0.019)	0.002 (0.021)
<i>R&D</i>			-0.339* (0.167)
年份固定效应	是	是	是
国家固定效应	是	是	是
行业固定效应	是	是	是
Observations	3 780	3 458	2 245
R^2	0.799	0.792	0.809

注:括号内为标准误,稳健标准误聚类水平为国家-行业层面,***、**、*分别表示 1%、5%、10%的显著性水平。

2. 主要工具变量回归结果

表 2 报告了使用主要工具变量 RIV1 和 RIV2 的回归结果。Panel A 报告了第一阶段的估计结果,Panel B 报告了第二阶段的估计结果,Panel C 报告了弱工具变量检验的结果。第(1)—(3)列为使用 RIV1 的估计结果,第(4)—(6)列为使用 RIV2 的估计结果。

Panel A 的回归结果表明,RIV1 和 RIV2 对工业机器人存量的影响在 1%的统计水平上显著为正,这证实了工具变量的相关性。Panel B 第(1)—(3)列的估计结果表明,在使

用 RIV1 作为工具变量的情况下,如果只控制年份、国家和行业固定效应,工业机器人存量的回归系数在 1% 的显著性水平下为负:工业机器人存量每增加 1%,离岸外包率减少 0.304 个百分点;额外控制劳动密集度和创新强度后,工业机器人存量的回归系数仍然在 1% 的水平下为负,且绝对值略有上升。Panel B 第(4)–(6)列的估计结果较为类似:无论在固定效应之外是否引入控制变量或者引入哪些控制变量,工业机器人存量的回归系数均在 1% 的显著性水平下为负:工业机器人存量每增加 1%,离岸外包率减少 0.398–0.421 个百分点。以上结果与 OLS 回归的结果基本一致。此外,Panel C 的检验结果排除了弱工具变量的可能性。

表 2 主要工具变量回归结果

	IV w/ RIV1			IV w/ RIV2		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A. 第一阶段回归						
RIV	0.046*** (0.002)	0.046*** (0.002)	0.045*** (0.002)	0.024*** (0.001)	0.024*** (0.001)	0.023*** (0.001)
R ² (第一阶段)	0.395	0.403	0.455	0.353	0.362	0.420
Panel B. 第二阶段回归						
<i>Robot</i>	-0.304*** (0.059)	-0.357*** (0.057)	-0.350*** (0.060)	-0.404*** (0.071)	-0.421*** (0.068)	-0.398*** (0.072)
Panel C. 弱工具变量检验						
Anderson-Rubin Wald test	(26.24)***	(39.48)***	(34.46)***	(33.25)***	(39.37)***	(31.49)***
Stock-Wright LM S statistic	(26.38)***	(39.55)***	(34.58)***	(33.36)***	(39.45)***	(31.64)***
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
国家固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
<i>Labor</i>		是	是		是	是
<i>R&D</i>			是			是
Observations	3 780	3 458	2 245	3 780	3 458	2 245

注:括号内为标准误,***、**、*分别表示 1%、5%、10% 的显著性水平。下同。

3. 其他工具变量回归结果

本文还参考相关文献尝试了另外两个关于工业机器人存量的工具变量。首先,我们借鉴 Acemoglu and Restrepo(2020)的做法,将其他所有国家的工业机器人存量(全球工业机器人总存量与本国工业机器人存量之差)作为工具变量,变量名为 RIV3。该指标反映了工业机器人的技术前沿,在一定程度上决定了本国的自动化进程,但不会对本国的离岸外包活动产生直接影响。表 3 第(1)–(3)列报告了使用 RIV3 进行 2SLS 回归的第二阶

段的估计结果。^①结果表明,无论在何种控制方案下,工业机器人存量的回归系数始终在1%的水平下为负,但绝对值高于表2中的水平。^②

其次,我们借鉴 Krenz et al. (2021)等文献的做法,将工业机器人存量的滞后一期值作为工具变量,变量名为 RIV4。表3第(4)–(6)列报告了使用 RIV4 进行 2SLS 回归的第二阶段的估计结果。主要结果仍然成立:无论如何安排控制变量,工业机器人存量的回归系数始终在1%的水平下为负,但绝对值低于表2中的水平。

表3 其他工具变量回归结果

	IV w/ RIV3			IV w/ RIV4		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot</i>	-1.021*** (0.256)	-0.918*** (0.227)	-0.918*** (0.190)	-0.167*** (0.029)	-0.189*** (0.028)	-0.174*** (0.028)
<i>Labor</i>		-0.015** (0.006)	-0.002 (0.009)		-0.012** (0.006)	0.001 (0.007)
<i>R&D</i>			-0.149** (0.069)			-0.337*** (0.043)
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
国家固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
Observations	3 780	3 458	2 245	3 528	3 234	2 100
KP(F-stat)	50.970	52.964	56.039	23 248	20 916	12 061

4. 补充性工作

为了检验基准回归结果的稳健性,我们还通过控制不同的固定效应、重新测度离岸外包程度、更换主要解释变量、剔除部分观测值等方式进行了一系列稳健性检验,发现基准回归结果十分稳健。^③ 综上,我们认为行业层面工业机器人的应用确实对离岸外包产生了显著的负向影响,本文第三部分所提出的理论命题的前半部分得到验证。

本文的基准回归分析以离岸外包为研究对象,指出机器人革命具有抑制离岸外包的作用。离岸外包减少的另一面是制造业回流。我们另外利用有关数据考察了机器人革命对全球价值链参与和制造业回流的影响,发现机器人革命确实推动了制造业回流,完美呼应了本文基准回归分析的发现。^④

① 限于篇幅,正文中仅列示第二阶段的估计结果,其他结果详见附录Ⅲ。

② RIV3 充当工具变量时,2SLS 第一阶段回归的 R^2 小于 RIV1 或 RIV2 充当工具变量时第一阶段回归的 R^2 ,这可能是表3第(1)–(3)列中 *Robot* 的系数绝对值大于表2中的水平的的原因。类似地,RIV4 充当工具变量时,2SLS 第一阶段回归的 R^2 大于 RIV1 或 RIV2 充当工具变量时第一阶段回归的 R^2 ,这可能是表3第(4)–(6)列中 *Robot* 的系数绝对值小于表2中的水平的的原因。感谢审稿人指出这一点。

③ 稳健性检验的内容和结果详见附录Ⅳ。

④ 相关内容详见附录Ⅴ。

(三) 异质性分析

1. 以劳动密集度为调节变量的交乘项检验

为了考察机器人革命对离岸外包的行业异质性影响,我们在基准回归模型中引入行业工业机器人存量——或其工具变量——与行业劳动密集度的交乘项,以探讨机器人革命对离岸外包的影响是否与行业劳动密集度有关。表4报告了相应的回归结果。其中,第(1)–(2)列为OLS回归结果(区别在于是否加入行业创新强度这一控制变量,下同),第(3)–(4)列为使用工具变量RIV1的估计结果,第(5)–(6)列为使用工具变量RIV2的估计结果。由表4可见,在几乎所有回归中,机器人与劳动密集度的交乘项的系数均显著为负。这表明行业的劳动密集度越高,机器人的应用对离岸外包的负面影响越大,本文第三部分所提出的理论命题的后半部分得到验证。

表4 异质性检验结果

	OLS		IV w/ RIV1		IV w/ RIV2	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot</i>	0.265 (0.193)	0.276 (0.226)	0.301 (0.531)	0.685 (0.504)	1.666*** (0.698)	2.216*** (0.686)
<i>Robot</i> × <i>Labor</i>	-0.725** (0.323)	-0.723* (0.391)	-1.065 (0.892)	-1.681** (0.853)	-3.387*** (1.167)	-4.262*** (1.158)
<i>Labor</i>	-0.011 (0.018)	0.004 (0.025)	-0.011** (0.006)	0.004 (0.007)	-0.009 (0.006)	0.008 (0.008)
<i>R&D</i>		-0.332 (0.192)		-0.280*** (0.046)		-0.247*** (0.050)
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
国家固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
Observations	3 458	2 245	3 458	2 245	3 458	2 245
R^2	0.792	0.810				
KP(F-stat)			207.33	130.304	121.614	74.508

2. 区分制造业和非制造业进行分样本回归

工业机器人替代的主要是从事常规任务的中等技能劳动力。相对于非制造业,制造业的常规任务占比更高,雇用的中等技能劳动力也相对更多。因此,本文所强调的因果关系,即机器人革命对离岸外包的抑制作用,应该主要显现于制造业。为了验证这一猜想,我们进一步将总样本划分为制造业和非制造业两个子样本,分别估计工业机器人存量对离岸外包率的影响。表5报告了相应的回归结果。其中,第(1)–(2)列为OLS回归结果,第(3)–(4)列为使用工具变量RIV1的估计结果,第(5)–(6)列为使用工具变量RIV2的估计结果。由表5可见,对制造业子样本来说,工业机器人存量的回归系数始终显著为

负；而对非制造业子样本来说，工业机器人存量的回归系数始终不显著。上述猜想得到验证。

表5 区分制造业和非制造业

	OLS		IV w/ RIV1		IV w/ RIV2	
	制造业	非制造业	制造业	非制造业	制造业	非制造业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot</i>	-0.132** (0.048)	-1.591 (1.430)	-0.161** (0.063)	-0.424 (1.833)	-0.178* (0.093)	3.666 (2.333)
<i>Labor</i>	0.105* (0.054)	0.010 (0.230)	0.104*** (0.025)	0.011* (0.005)	0.104*** (0.025)	0.012** (0.006)
<i>R&D</i>	-0.329 (0.191)	-0.440 (0.251)	-0.322*** (0.052)	-0.439*** (0.080)	-0.317*** (0.055)	-0.438*** (0.082)
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
国家固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
Observations	1 395	850	1 395	850	1 395	850
R ²	0.802	0.736				
KP(F-stat)			294.702	303.184	121.285	170.846

六、结 语

自动化技术进步的经济影响是当下经济学研究的热点问题之一。主流研究大多在封闭经济框架下讨论问题，本文将讨论延伸到开放经济场景；主流研究大多侧重于自动化的宏观影响，本文则分析了自动化的行业异质性效应。从以上两方面来说，本文可被视为主流文献的有益补充，拓宽和加深了我们对相关问题的理解。本文也存在一定的局限或不足。理论分析方面，机器人革命的外包效应的异质性分析维度较为单一，未讨论机器人革命对福利的影响，也未引入内生的自动化技术进步。实证分析方面，样本量不够大，行业层面的分析在某些方面难免粗疏，控制变量仍不够丰富。以上均是本文未来的拓展方向。

从大趋势看，第二次世界大战后全球经济发展的一个显著趋势是国际分工的日益深化和细化，传统的行业间、产品间分工的重要性逐渐下降，产品内分工（价值链分工）的重要性逐渐上升，大有取代前者成为国际分工主导形式的趋势。分工细化的外部原因是交易成本的下降，主要动机则是利用他国的廉价劳动力进一步降低生产成本。而本文指出，在机器人革命的时代，当劳动可以在更大程度上被替（取）代时，分工细化的趋势会在一定程度上减缓，甚至出现逆转。如果自动化技术或智能资本的分布集中于少数发达国家，则价值（增加值）创造分散化的格局便可能成为历史。这对凭借廉价劳动力参与国际分工的

大量欠发达经济体来说无疑是一个负面消息。为了在机器人革命的时代获得生存与发展的机会,欠发达经济体应加大对智能资本的投资,同时通过教育和培训提高劳动力的素质和技能,以人力资本的提高应对劳动力需求的结构性变化。

参考文献

- [1] Acemoglu, D., D. Autor, J. Hazell, and P. Restrepo, "AI and Jobs: Evidence from Online Vacancies", *Journal of Labor Economics*, 2022, 40(S1), S293-S340.
- [2] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment", *American Economic Review*, 2018, 108(6), 1488-1542.
- [3] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor", *Journal of Economic Perspectives*, 2019a, 33(2), 3-30.
- [4] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "Artificial Intelligence, Automation, and Work", NBER Chapters, In: *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, 2019b, 197-236.
- [5] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", *Journal of Political Economics*, 2020, 128(6), 2188-2244.
- [6] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality", *Econometrica*, 2022, 90(5), 1973-2016.
- [7] Aghion, P., B. F. Jones, and C. I. Jones, "Artificial Intelligence and Economic Growth", NBER Chapters, In: *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, 2019, 237-282.
- [8] [美]埃里克·布莱恩约弗森、安德鲁·麦卡菲,《第二次机器革命:数字化技术将如何改变我们的经济与社会》,蒋永军译。北京:中信出版社,2014年。
- [9] Artuc, E., P. Bastos, and B. Rijkers, "Robots, Tasks and Trade", *Journal of International Economics*, 2023, 145, 1-29.
- [10] Artuc, E., L. Christiaensen, and H. Winkler, "Does Automation in Rich Countries Hurt Developing Ones? Evidence from the U.S. and Mexico", Unpublished manuscript, 2019.
- [11] Autor, D., "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation", *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3), 3-30.
- [12] Autor, D., and A. Salomons, "Is Automation Labor Share-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share", *Brookings Papers on Economic Activity*, 2018.
- [13] Bonfiglioli, A., R. Crinò, G. Gancia, and I. Papadakis, "Robots, Offshoring and Welfare", Unpublished manuscript, 2021.
- [14] Bruckner, M., M. LaFleur, and I. Pitterle, "The Impact of the Technological Revolution on Labour Markets and Income Distribution", United Nations Department of Economic & Social Affairs, 2017.
- [15] 陈彦斌、林晨、陈小亮,“人工智能、老龄化与经济增长”,《经济研究》,2019年第7期,第47—63页。
- [16] Cowen, T., "Neglected Open Questions in the Economics of Artificial Intelligence", NBER Chapters, In: *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, 2019, 391-395.
- [17] Faber, M., "Robots and Reshoring: Evidence from Mexican Labor Markets", *Journal of International Economics*, 2020, 127, 1-34.
- [18] Feenstra, R., and G. Hanson, "Globalization, Outsourcing and Wage Inequality", *American Economic Review*, 1996, 86(2), 240-245.
- [19] Frey, C. B., M. Osborne, C. Holmes, E. Rahbari, E. Curmi, R. Garlick, J. Chua, G. Friedlander, P. Chalif, G. McDonald, and M. Wilkie, "Technology at Work v2. 0: The Future Is Not What It Used to Be", Citi GPS; Glob-

- al Perspectives & Solutions, 2016.
- [20] Graetz, G., and G. Michaels, "Robots at Work", *Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5), 753-768.
- [21] Grossman, G., and E. Rossi-Hansberg, "Trading Tasks: A Simple Theory of Offshoring", *American Economic Review*, 2008, 98(5), 1978-1997.
- [22] 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", 《管理世界》, 2019年第7期, 第60—77页。
- [23] Hémous, D., and M. Olsen, "The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation and Income Inequality", *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2022, 14(1), 179-223.
- [24] Hummels, D., J. Ishii and K. Yi, "The Nature and Growth of Vertical Specialization in World Trade", *Journal of International Economics*, 2001, 54(1), 75-96.
- [25] Kozul-Wright, R., "Robots and Industrialization in Developing Countries", United Nations Conference on Trade and Development (UNCTAD), 2016.
- [26] Krenz, A., K. Prettner, and H. Strulik, "Robots, Reshoring, and the Lot of Low-skilled Workers", *European Economic Review*, 2021, 136, 1-35.
- [27] Kugler, A., M. Kugler, L. Ripani, and R. Rodrigo, "U.S. Robots and their Impacts in the Tropics: Evidence from Colombian Labor Markets", NBER Working Paper, 2020, No. 28034.
- [28] 刘斌、潘彤, "人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究", 《数量经济技术经济研究》, 2020年第10期, 第24—44页。
- [29] 吕越、谷玮、包群, "人工智能与中国企业参与全球价值链分工", 《中国工业经济》, 2020年第5期, 第80—98页。
- [30] Nordhaus, W. D., "Are We Approaching an Economic Singularity? Information Technology and the Future of Economic Growth", *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2021, 13(1), 299-332.
- [31] Sethi, A., and J. Gott, *The Widening Impact of Automation*. A. T. Kearney Inc, 2017.
- [32] Sirkin, H. L., M. Zinser, and J. R. Rose, "The Robotics Revolution: The Next Great Leap in Manufacturing", *BCG Perspectives*, 2015.
- [33] Stapleton, K., and M. Webb, "Automation, Trade and Multinational Activity: Micro Evidence from Spain", Unpublished manuscript, 2020.
- [34] 王永钦、董雯, "工业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", 《经济研究》, 2020年第10期, 第159—175页。
- [35] 习近平, "在中国科学院第十七次院士大会、中国工程院第十二次院士大会上的讲话", 2014年。
- [36] 杨光、候钰, "工业机器人的使用、技术升级与经济增长", 《中国工业经济》, 2020年第10期, 第138—156页。

The Robot Revolution Reduces Offshoring: A Theoretical and Empirical Analysis

ZENG Rong

(Peking University)

YAN Xiaochang

(CICC Global Institute)

CHEN Yi*

(Peking University)

Abstract: The robot revolution has led to the substitution of machines for humans, making labor less important, which may have a profound impact on the global division of labor and exchange patterns determined by labor costs. Based on the above considerations, we examine the impact of the robot revolution on offshoring from both theoretical and empirical perspectives. We construct a two-sector open country model that includes automation and outsourcing, and find that given other factors unchanged, the robot revolution will reduce the offshoring in all sectors. What's more, the higher the labour density, the more the offshoring decreases.

Keywords: robot revolution; offshoring; reshoring

JEL Classification: F14, O14, O33

* Corresponding Author: CHEN Yi, School of Economics, Peking University, No. 5 Yiheyuan Road, Haidian District, Beijing 100871, China; Tel: 86-10-62754374; E-mail: ychen.econ@pku.edu.cn.