

人工智能供给约束、技术异质性与国际比较优势

夏晓华, 陈哲昂, 巫佳潞

[摘要] 厘清人工智能供给约束如何重塑全球生产模式与产业结构,是理解人工智能技术对全球产业竞争格局影响的关键。本文通过构建包含人工智能因素的全球多部门投入产出模型,分析了全球人工智能投入如何作用于产业国际比较优势,着重探讨供给约束下人工智能投入的非线性影响。进一步,基于2011—2020年亚洲开发银行发布的多区域投入产出表(ADB-MRIO)以及全球人工智能投入数据,本文评估了人工智能投入在全球产业中的异质性影响。研究发现,人工智能投入对产业国际比较优势的影响存在倒U型关系,人工智能的供给约束是引致上述现象的关键原因。从异质性角度看,劳动密集型部门和低创新国家更容易出现倒U型关系,进而影响人工智能技术对产业国际比较优势的作用。研究还发现,要素成本、增加值率和中间品需求是引致上述倒U型关系的重要机制,人工智能资本存量的上升则会缓解产业国际比较优势的下降,这进一步印证了人工智能的供给约束的作用。上述研究结论表明,合理的人工智能投入规模需要充分考虑生产部门的要素结构特征、人工智能供给约束、全球投入产出网络等因素。这一发现对于促进中国在新一轮科技革命中合理规划人工智能产业发展具有重要的参考价值。

[关键词] 人工智能; 产业比较优势; 技术异质性; 多部门投入产出结构

[中图分类号] F124 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2024)09-0005-19

一、引言

以人工智能技术为抓手,重塑全球生产网络和产业国际比较优势,已成为改变全球产业竞争格局的关键力量。2016年以来,先后有40余个国家和地区将人工智能发展上升到国家重大战略,人工智能已成为大国竞争关注的新焦点。近年来,中国相继出台《新一代人工智能发展规划》《“十四五”智能制造发展规划》等政策大力支持人工智能产业的发展。党的二十届三中全会指出,建立未来产业投入增长机制,完善推动新一代信息技术、人工智能、航空航天、新能源、新材料、高端装备、生物医药、量子科技等战略性新兴产业发展政策和治理体系。与人工智能相关的企业随之受到资本市场的强烈追

[收稿日期] 2023-11-23

[基金项目] 国家自然科学基金面上项目“全球能源金融风险网络溢出下的产业链韧性:结构动态、评估体系与稳定政策”(批准号72273143);国家自然科学基金面上项目“国际分工重构下全球技术扩散的生态环境效应及其系统治理研究”(批准号71974192)。

[作者简介] 夏晓华,中国人民大学中国经济改革与发展研究院、应用经济学院教授,博士生导师;陈哲昂,中国人民大学应用经济学院博士研究生;巫佳潞,中国人民大学应用经济学院博士研究生。通讯作者:巫佳潞,电子邮箱:wujialu@ruc.edu.cn。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

逐,2011—2020年全球人工智能融资总额由1.23亿美元增长到764.84亿美元。^①人工智能融资规模的快速上升凸显了各国对人工智能技术的高度重视,但是这一技术的冲击对全球各国的产业结构升级和价值链地位提升并非具有普遍意义(何宇等,2021)。尤其是,当前部分发达国家试图垄断人工智能技术并形成“小院高墙”,部分人工智能软硬件、设备和零部件的供应集中于特定国家和特定厂商,这也使得人工智能资本的供给总量受到制约,持续增加人工智能资本投入将导致其价格上涨,使得要素成本增加。因此,人工智能资本投资的大规模增长能否持久推动相关产业发展、形成国际竞争力仍有待商榷。由此引发的一个重要问题是,人工智能技术的投入和应用,是否切实提高了各部门的国际比较优势?该作用是否受到人工智能的供给约束影响?不同部门之间有何异质性?

围绕上述问题,本文重点关注人工智能对产业关联和产业比较优势的异质性影响。一方面,人工智能技术的应用改变了产业的生产效率和竞争力(Acemoglu and Restrepo, 2018),自动化的影响将沿着产业间的投入产出结构不断累积,产生更为复杂的生产网络关系(Johnson and Noguera, 2016; Baqaee and Farhi, 2020)。另一方面,由于人工智能的影响在不同产业表现出明显差异(Acemoglu and Restrepo, 2018; 王林辉等, 2020),应充分考量产业间的异质性。事实上,产业要素结构是影响其生产效率的关键,人工智能对资本配置效率的影响不同于劳动力配置效率(刘斌和潘彤, 2020),不同要素密集型产业对劳动和资本构成的需求也存在差异。然而,现有文献尚未将产业的异质性特征考虑在内。因此,本文尝试分析人工智能投入对各产业的国际比较优势是否起到提升作用,进而为评估产业政策的效果提供新的分析视角。

在理论分析部分,本文基于Johnson and Noguera(2016)的全球多部门投入产出网络模型,参考Acemoglu and Restrepo(2022)引入人工智能投入,分析在供给约束限制下,人工智能投入对产业国际比较优势的影响效果。理论研究发现,人工智能相关投入对产业国际比较优势的影响呈倒U型特征,在人工智能供给约束下,要素成本、产业增加值率和中间品需求是其中的关键传导机制。由于要素技术结构与中间品结构的异质性,当人工智能投入不断增加时,劳动密集型产业中倒U型关系的转折点更早出现,更容易造成人工智能技术的过度投入。进一步,本文构建了比较优势指标,实证检验了人工智能投入与产业国际比较优势之间的非线性关系及影响机制。

本文的边际贡献在于:①拓展了人工智能与产业国际竞争地位的研究框架。不同于已有文献对人工智能线性影响的探讨,本文探究了人工智能投入对产业国际比较优势的非线性影响,并结合人工智能供给约束与产业异质性深入分析其中的作用机制,为研究智能化与生产网络的关系提供新的视角。②拓展了人工智能投入与生产自动化的理论基础。本文基于全球多部门投入产出联系的均衡框架构建理论模型,涵盖了产业链中间品的外溢效应,刻画了不同产业对人工智能技术利用程度的差异,论证了人工智能的供给约束如何影响人工智能投入与产业国际比较优势之间的关联,丰富了自动化生产的相关理论。③实证检验了全球人工智能投入对产业国际比较优势的非线性影响,为合理规划人工智能投入策略提供了有益参考。

余文结构安排如下:第二部分为文献综述;第三部分为理论分析和研究假说;第四部分为研究设计;第五部分为实证结果及分析;第六部分为机制检验;第七部分为结论与启示。

二、文献综述

人工智能是形成国际竞争新优势的战略抓手。本文考虑人工智能投入和自动化生产技术对产

^① 数据来自Prequin人工智能投融资数据库(<https://www.prequin.com>)。

业国际比较优势的影响,从人工智能技术对生产环节的作用、产业国际比较优势的测度方法、人工智能技术与全球价值链竞争态势三个角度展开文献述评,并在此基础上阐述本文的研究切入点和贡献。

与本文相关的第一类文献是关于人工智能技术影响生产环节特征的研究。在理论模型构建上,人工智能与劳动、资本之间的替代关系是模型关注的重点,现有文献主要应用任务模型和设定资本异质性刻画人工智能技术。Zeira(1998)开创了任务模型的基础,设定自动化部门完全用资本取代劳动,从而将机器引入经济增长模型。进一步,Acemoglu and Restrepo(2017)拓展了任务模型,将人工智能定义为资本增强型的技术进步,用已经实现自动化的生产任务占比反映人工智能的发展程度。与此同时,人工智能的应用主要体现在智能资本对传统劳动的替代上,二者共同形成复合生产要素(杨光和侯钰,2020)。由此可见,当前理论模型重点在于对人工智能技术的刻画,并在此基础上展开人工智能技术与就业(李磊等,2021)、经济增长(陈东和秦子洋,2022)、工资(谢杰等,2022)等经济变量的关系分析。

第二类文献是关于产业国际竞争力的测度研究。大量文献使用显示性比较优势指数、显示性竞争优势指数和贸易竞争指数等测度产业国际竞争力。在国际分工背景下,Wang et al.(2013)、Koopman et al.(2014)构建基于增加值的显示性比较优势指数,更准确地捕捉了产业比较优势。与这些研究相比,Johnson and Noguera(2012)以一国最终产品中包含的由出口国创造的增加值定义了增加值出口的概念,具有概念清晰、测算方式简洁、微观基础较好等特点。利用增加值出口修正的优势在于将不同部门间的中间品流动包含在内,并缓解了重复测算的问题,有助于准确评估各国不同产业的国际竞争力状况(Wang et al., 2013;戴翔,2015)。

第三类文献是关于人工智能投入能否改变全球价值链优势和国际竞争地位的研究。刘斌和潘彤(2020)、吕越等(2020)研究表明,人工智能技术能够显著提高一国的全球价值链参与程度与分工地位,人工智能的发展对优化一国产业结构、提升全球价值链竞争地位至关重要。进一步,考虑到不同国家之间的技术水平和要素禀赋结构存在差异,人工智能技术并非与所有国家的要素禀赋结构适配,受到人工智能技术冲击后,发展中国家不仅更加难以在全球价值链上游阶段实现升级,甚至在其原本具有全球价值链分工比较优势的下游阶段也受到发达国家产业回流的不利冲击(何宇等,2021)。与之相反,黄亮雄等(2023)通过研究两类经济体之间机器人应用水平差异与价值链分工地位差异,发现机器人的使用降低了两类经济体之间的全球价值链分工地位差异。上述研究表明,人工智能技术对一国全球价值链地位和产业国际竞争力的作用仍没有明确的定论。基于此,本文提出人工智能投入与产业国际比较优势之间可能存在倒U型关系,考虑供给约束和部门异质性,为回答上述问题提供国际生产网络视角下的理论基础和实证依据。

与现有文献相比,以Johnson and Noguera(2016)、Baqae and Farhi(2020)为代表的多部门结构分析方法,将冲击视为外生,而本文将人工智能资本取代劳动力这一内生转变涵盖在内。Acemoglu and Restrepo(2022)通过划分“生产任务”研究人工智能技术的影响,虽然涵盖了企业生产中的中间品,但并未将全球生产网络中各部门间的联系和供给约束考虑在内。本文则拓展了Acemoglu and Restrepo(2022)企业生产函数中对中间品的设定,将人工智能投入放在全球投入产出网络的视角下加以研究。总体而言,本文不仅强调了智能化资本替代劳动的集约边际效应,还着眼于部门基础生产要素的广延边际效应,即在多部门投入产出框架下,更低成本的本部门生产可能替代上游中间品。在实践中,人工智能投入对产业比较优势的影响可能不是线性的,在部门间存在中间品流动以及人工智能资本存在供给约束的条件下,过度增加人工智能投入可能降低本部门增加

值的使用,这种效应在不同部门间可能存在差异。因此,在存在中间品流动、人工智能资本供给约束和部门异质性的框架下研究人工智能投入的影响,是本文的主要切入点。本文也为合理规划人工智能投入的规模和结构提供了依据。

三、理论分析

本文依据 Johnson and Noguera (2016) 构建了全球多部门投入产出网络模型,参考 Acemoglu and Restrepo (2022) 引入生产任务分工模型,并刻画产业部门对人工智能资本的使用,从中归纳和提炼人工智能投入影响产业国际比较优势的假说。

1. 模型设定

参照 Johnson and Noguera (2016), 假设存在若干国家(记为 i), 每个国家存在 S 个产业部门, 对部门 $s \in \{1, 2, \dots, S\}$, 存在代表性企业在完全竞争市场中进行生产决策。

(1) 企业生产。代表性企业使用部门自身的增加值 $V_i(s)$ 和复合中间品 $X_i(s)$ 生产产品, 生产函数为:

$$Q_i(s) = \left[\lambda_i^V(s)^{1-\sigma} V_i(s)^\sigma + (1 - \lambda_i^V(s))^{1-\sigma} X_i(s)^\sigma \right]^{\frac{1}{\sigma}} \quad (1)$$

其中, $Q_i(s)$ 是国家 i 部门 s 的总产出, $\lambda_i^V(s)$ 是常数替代弹性 (CES) 函数的权重参数, σ 是表示部门增加值与复合中间品之间替代弹性的参数。为了保证增加值和复合中间品之间的替代性, 假设 $0 < \sigma < 1$ 。复合中间品可通过对部门间中间品流动 $X_i(s', s)$ 加总而得:

$$X_i(s) = \left[\sum_{s' \in S} \lambda_i^X(s', s)^{1-\sigma} X_i(s', s)^\sigma \right]^{\frac{1}{\sigma}} \quad (2)$$

其中, $\lambda_i^X(s', s)$ 是复合中间品的权重参数。 $X_i(s', s)$ 表示在国家 i 部门 s' 到部门 s 的中间品流动, $X_i(s', s)$ 本身也通过从 j 国(包括本国)进口的中间品 $X_{ji}(s', s)$ 复合而得:

$$X_i(s', s) = \left[\sum_j X_{ji}(s', s)^\kappa \right]^{\frac{1}{\kappa}} \quad (3)$$

其中, κ 是与国内中间品和进口中间品之间替代弹性有关的参数。 $X_{ji}(s', s)$ 表示 i 国 s 部门从 j 国 s' 部门进口的中间品。式(3)依据 Johnson and Noguera (2016), 省略了权重参数。

总产出中的另一部分是国内部门的实际增加值 $V_i(s)$ 。本文基于 Acemoglu and Restrepo (2022) 构造任务模型框架, 人工智能技术可替代传统劳动要素, 且不同部门对自动化技术的利用程度不同, 会导致技术异质性的存在, 具体设定如下:

$$V_i(s) = \left[\int_0^1 (A_i^{(u)}(s) v_i^{(u)}(s))^\eta du \right]^{\frac{1}{\eta}} \quad (4)$$

其中, u 表示该部门的一种生产任务, η 与生产任务间的替代弹性有关, 且满足 $0 < \eta < 1$ 。 $v_i^{(u)}(s)$ 为该生产任务的产量, 也是特定基础生产要素(劳动 L 和人工智能资本 M) 的使用量。 $A_i^{(u)}(s)$ 表示用两种要素生产的生产效率: 对于因引入人工智能技术而实现自动化生产的生产任务, 生产效率为 $A_i^{(M)}(s)$, 否则生产效率为 $A_i^{(L)}(s)$ 。 $v_i^{(u)}(s)$ 的函数形式如下:

$$v_i^{(u)}(s) = \begin{cases} M_i^{(u)}(s), & u \in [0, \beta_i(s)] \\ L_i^{(u)}(s), & u \in (\beta_i(s), 1] \end{cases} \quad (5)$$

其中, $L_i^{(u)}(s)$ 表示第 u 个生产任务使用的人力劳动, $M_i^{(u)}(s)$ 表示第 u 个生产任务使用的人工智能资本。 $\beta_i(s)$ 表示人工智能技术引入后实现生产自动化的生产任务上限, 反映生产部门中的企业为实现人工智能转型所付出的投入, 包括生产所需的机器人等设备, 收集监测生产技术信息、产品形状、产量、成本、存货变化等数据的传感设备, 以及基于此开展机器学习、深度学习等的软硬件成本等。^① 因此, 本文 $\beta_i(s)$ 同时涵盖了人工智能的开发和使用投入。

假设各国劳动力市场完全竞争, 工资为 w_i 。考虑到不同部门所需的人工智能资本存在明显差别, 如服务业所需的搬运机器人明显区别于重工业所需的焊接机器人, 因此, 将各部门人工智能资本成本记为 $m_i(s)$ 。人工智能资本供给约束主要通过影响要素成本 $m_i(s)$, 从而影响部门的产业国际比较优势。

各部门依据成本最小化原则确定人工智能资本在不同生产任务间的分配。式(4)变为:

$$V_i(s) = \left[\beta_i(s)^{1-\eta} (A_i^{(M)}(s) M_i(s))^\eta + (1 - \beta_i(s))^{1-\eta} (A_i^{(L)}(s) L_i(s))^\eta \right]^{\frac{1}{\eta}} \quad (6)$$

(2) 消费者需求。假设存在代表性家庭消费最终产品, i 地区代表性家庭的效用函数为:

$$C_i = \left[\sum_s \lambda_i^f(s)^{1-\rho} C_i(s)^\rho \right]^{\frac{1}{\rho}} \quad (7)$$

其中, $\lambda_i^f(s)$ 是权重参数, ρ 是与部门间最终产品替代弹性有关的参数。 $C_i(s)$ 的表达式为:

$$C_i(s) = \left[\sum_j f_{ji}(s)^\kappa \right]^{\frac{1}{\kappa}} \quad (8)$$

其中, $f_{ji}(s)$ 表示 i 国 s 部门从 j 国进口的最终品。

(3) 市场出清条件。设国家 i 的人工智能资本和劳动总供给分别为 \overline{M}_i 、 \overline{L}_i , 生产要素市场出清条件分别为:

$$\overline{M}_i(s) = M_i(s) \quad (9)$$

$$\overline{L}_i = \sum_s L_i(s) \quad (10)$$

式(9)中, 人工智能资本总供给 $\overline{M}_i(s)$ 导致各国各部门的人工智能资本供给约束。由于供给存在约束, 各部门人工智能需求 $M_i(s)$ 的提升会推升该要素的使用成本。^② 用 $Q_i(s)$ 表示国家 i 部门 s 的总产出, 则国家 i 部门 s 总产出的市场出清条件可写为:

$$Q_i(s) = \sum_j f_{ij}(s) + \sum_j \sum_{s'} X_{ij}(s, s') \quad (11)$$

2. 产业国际比较优势

本文用显示性比较优势指数 (VRCA) 来测度产业国际比较优势:

$$VRCA_i(s) = \frac{VAX_{-}f_i(s) / \sum_j VAX_{-}f_i(j)}{\sum_{i'} VAX_{-}f_{i'}(s) / \sum_{s'} \sum_{i'} (VAX_{-}f_{i'}(s'))} \quad (12)$$

式(12)中涉及的核心指标是增加值出口额, 即增加值出口额越大, 产业国际竞争力越强。^③ 根

① 本文认为这部分成本属于企业生产前的沉没成本, 并不影响各产业部门每一期的生产成本和产业国际竞争力。基于上述考虑, 并未在模型中将此内生。与 Acemoglu and Restrepo (2018) 不同, 本文认为企业对人工智能资本的投入存在黏性, 人工智能投入可能出现“过饱和”的状态。

② 本文假定各部门的人工智能资本总供给外生给定。后文的实证分析将排除自身生产人工智能资本的企业对因果识别的影响。

③ 相关证明的具体过程参见《中国工业经济》网站 (ciejournal.ajcass.com) 附件。

据 Johnson and Noguera (2016), 国家 i 部门 s 的增加值出口 ($VAX_f_i(s)$) 是国家 i 部门 s 的增加值率与出口总产品的乘积。在这两项中, 各部门的增加值率会受要素成本的直接影响; 而出口的总产品需求由下游 j 国的最终品需求产生, 衍生出通过投入产出网络向上游传导后产生的中间品需求。

在本文的模型中, 部门的增加值率为 $\pi_i^V(s) = p_i^V(s)V_i(s)/p_i(s)Q_i(s)$, 即部门自身生产的增加值占总产出的比重。部门中间品的使用比例为 $\pi_i^X(s', s) = p_i^X(s', s)X_i(s', s)/p_i(s)Q_i(s)$, 国内中间品的使用比例为 $\pi_{ii}^X(s', s) = p_i(s')X_{ii}(s', s)/p_i^X(s', s)X_i(s', s)$, 进口中间品的使用比例为 $\pi_{ji}^X(s', s) = \tau_{ji}^X(s', s)p_j(s')X_{ji}(s', s)/p_i^X(s', s)X_i(s', s)$ 。

因此, $\{\pi_i^V(s)\}_{s=1,2,\dots,S}$ 为由 i 国各部门的增加值率构成的向量, 矩阵 $\{\pi_i^X(s', s)\pi_{ji}^X(s', s)\}_{s,s',j,i}$ 对应于投入产出分析中的直接消耗系数矩阵, 最终品出口向量 $f_{i, export}$ 所引起的 i 国国内总产出为 $\left[I - \{\pi_i^X(s', s)\pi_{ji}^X(s', s)\}_{s,s',j,i} \right]^{-1} f_{i, export}$ ① 结合上述定义与前文设定, i 国的增加值出口向量可表示为:

$$VAX_f_i = \{\pi_i^V(s)\}_{s=1,2,\dots,S} \left[I - \{\pi_i^X(s', s)\pi_{ji}^X(s', s)\}_{s,s',j,i} \right]^{-1} f_{i, export} \quad (13)$$

由式 (13) 可知, 本文基于增加值出口衡量的比较优势指标综合反映了出口竞争力: 一方面增加值出口由外需 $f_{i, export}$ 驱动, 总体反映一国产品的竞争力; 另一方面, 式 (13) 反映了全球生产网络的投入产出结构, 体现了全球价值链中的上下游关联。

3. 企业最优生产决策

记某部门产品在 j 国的价格为 $p_j(s)$, 定义要素成本为:

$$p_i^V(s) = \left[\beta_i(s) m_i(s) \frac{\eta}{\eta-1} A_i^M(s) \frac{\eta}{1-\eta} + (1 - \beta_i(s)) w_i \frac{\eta}{\eta-1} A_i^L(s) \frac{\eta}{1-\eta} \right]^{\frac{(\eta-1)}{\eta}} \quad (14)$$

式 (14) 表明, 人工智能资本的成本占比为 $\beta_i(s) [m_i(s)/p_i^V(s) A_i^M(s)]^{\frac{\eta}{\eta-1}}$, 即人工智能资本的总投入取决于人工智能资本的成本 $m_i(s)$, 也取决于部门转型投入 $\beta_i(s)$ 。该值越大, 部门为实现自动化生产付出的投入越多, 采购人工智能资本开展生产的程度越高; 更高的 $\beta_i(s)$ 可能提高人工智能资本成本 $m_i(s)$, 产生系统性的影响, 后文将对此进行详细探讨。

定义中间品成本为:

$$p_i^X(s', s) = \left[\sum_j p_j(s') \right]^{\frac{\kappa-1}{\kappa}} \quad (15)$$

中间品部门的代表性厂商最大化利润, 可得一阶条件为②:

$$\pi_i^V(s) = \frac{p_i^V(s)V_i(s)}{p_i(s)Q_i(s)} = \lambda_i^V(s) \left(\frac{p_i(s)}{p_i^V(s)} \right)^{\frac{\sigma}{1-\sigma}} \quad (16)$$

$$\pi_i^X(s', s)\pi_{ji}^X(s', s) = \left(\frac{p_i(s)}{p_i^X(s', s)} \right)^{\frac{\sigma}{1-\sigma}} (1 - \lambda_i^V(s)) \lambda_i^X(s', s) \left(\frac{p_j(s')}{p_i^X(s', s)} \right)^{\frac{\kappa}{\kappa-1}} \quad (17)$$

结合式 (14) — (17) 可知, 人工智能资本投入 $\beta_i(s)$ 主要通过要素成本 $p_i^V(s)$ 产生影响, 一方面直

① 在 Johnson and Noguera (2016) 的增加值贸易定义中, 假设 j 国从 i 国进口的最终产品需求向量为 \tilde{f}_{ij} , 为得到式 (13) 中的 $f_{i, export}$, 只需加总 i 国的总最终产品需求 $f_{i, export} = \sum_{j=1}^N \tilde{f}_{ij}$ 。

② 证明的具体过程参见《中国工业经济》网站 (ciejournal.ajcass.com) 附件。

接影响各国各部门的增加值率 $\pi_i^v(s)$, 另一方面则影响产品价格和总需求, 从而作用于增加值出口。进一步结合式(14), 可得:

$$\frac{\partial p_i^v(s)}{\partial \beta_i(s)} = \frac{\eta - 1}{\eta} p_i^v(s)^{\frac{1}{1-\eta}} \left[m_i(s)^{\frac{\eta}{\eta-1}} A_i^{(M)}(s)^{\frac{\eta}{1-\eta}} - w_i^{\frac{\eta}{\eta-1}} A_i^{(L)}(s)^{\frac{\eta}{1-\eta}} \right] \quad (18)$$

在要素成本的基础上, 可求得式(19)^①:

$$\frac{\partial \pi_i^v(s)}{\partial \beta_i(s)} = \frac{\sigma}{\sigma - 1} \frac{\pi_i^v(s)}{p_i^v(s)} (1 - \pi_i^v(s)) \frac{\partial p_i^v(s)}{\partial \beta_i(s)} \quad (19)$$

此外, $p_i^v(s)$ 还会通过 $p_i(s)$ 作用于 $\pi_i^x(s', s) \pi_j^x(s', s)$; 给定 $p_i^x(s', s)$ 时, 由于 $0 < \sigma < 1$, $p_i^v(s)$ 与 $p_i(s)$ 和 $\pi_i^x(s', s) \pi_j^x(s', s)$ 均呈现正向关联; $\pi_i^x(s', s) \pi_j^x(s', s)$ 中的 $p_i^x(s', s)$ 也会受到 $p_i^v(s)$ 的作用, 但其属于“迂回生产”结构的影响, 影响规模和效果有限, 故不再展开分析其解析解。^②由式(11)、式(12)可得:

$$\frac{\partial VRCA_i(s)}{\partial \beta_i(s)} = \Xi_i(s) \left[\frac{\partial \pi_i^v(s)}{\partial \beta_i(s)} Q_i(s) + \pi_i^v(s) \frac{\partial Q_i(s)}{\partial \beta_i(s)} \right] \quad (20)$$

其中, $\pi_i^v(s)$ 由式(19)决定, $Q_i(s)$ 是 $Q_i = \left[I - \left\{ \pi_i^x(s', s) \pi_j^x(s', s) \right\}_{s, s', j, i} \right]^{-1} f_{i, export}$ 中对应于部门 s 的产出。^③

4. 比较静态分析

由式(18)直接可得, $\frac{\partial p_i^v(s)}{\partial \beta_i(s)} \propto \left[m_i(s)^{\frac{\eta}{\eta-1}} A_i^{(M)}(s)^{\frac{\eta}{1-\eta}} - w_i^{\frac{\eta}{\eta-1}} A_i^{(L)}(s)^{\frac{\eta}{1-\eta}} \right]$, 由于 $0 < \eta < 1$, $\frac{\eta}{\eta - 1} < 0$, 当且仅当 $\frac{m_i(s)}{A_i^{(M)}(s)} < \frac{w_i}{A_i^{(L)}(s)}$, 即 $\frac{m_i(s)}{w_i} < \frac{A_i^{(M)}(s)}{A_i^{(L)}(s)}$ 时, 满足 $\frac{\partial p_i^v(s)}{\partial \beta_i(s)} > 0$, 因此, $\frac{\partial \pi_i^v(s)}{\partial \beta_i(s)} > 0$, 即 $\frac{m_i(s)}{A_i^{(M)}(s)} < \frac{w_i}{A_i^{(L)}(s)}$ 时, 人工智能投入的不断增加将导致要素成本和增加值率下降。另外, 人工智能投入增加导致要素成本下降后, 将导致产品价格 $p_i(s)$ 下降。这里人工智能投入对 $p_i^x(s', s)$ 的影响则需要经过多步传导^④, 影响机制较为间接, 因此, 人工智能投入主要通过直接的要素成本影响本部门产品价格 $p_i(s)$ 。又由式(17)可知, 由于不同国家的产品之间替代弹性大于1, 本国人工智能投入增加后, 本国的产品价格下降, 产品市场份额上升, 导致增加值出口变动中的 $Q_i(s)$ 增大, 即 $\frac{\partial Q_i(s)}{\partial \beta_i(s)} > 0$ 。相关影响也可从经济学逻辑角度予以验证: 一国在下游市场中所能占据的市场份额与要素成本呈负相关, 与技术水平呈正相关(何宇等, 2021; 吕越等, 2024)。因此, $\frac{\partial VRCA_i(s)}{\partial \beta_i(s)} > 0$, 提高自动化水平能够提高显示性比较优势指数。

为求解要素成本的变动规律, 由市场出清条件式(9)、式(10)可知:

$$m_i(s) = \left(\overline{M_i(s)} \right)^{\eta-1} \left[\beta_i(s) \lambda_i^v(s) p_i(s)^{\frac{1}{1-\sigma}} (p_i^v(s))^{\frac{\sigma}{\sigma-1} \frac{\eta}{\eta-1}} Q_i(s) \right]^{1-\eta} \left(A_i^{(M)}(s) \right)^\eta \quad (21)$$

① 证明的具体过程参见《中国工业经济》网站(cicjournal.ajcass.com)附件。

② 关于“迂回生产”的一个正式的分析见 Baqaee and Farhi (2020)。

③ $\Xi_i(s)$ 的表达式参见《中国工业经济》网站(cicjournal.ajcass.com)附件。

④ 具体传导方向为: 要素成本直接降低本部门产品价格 $p_i(s)$, 上游部门面临的中间品价格 $p_j^x(s, s')$ 下降, 从而上游部门产品价格 $p_j(s')$ 下降。

$$w_i = (\bar{L}_i)^{\eta-1} \left[\sum_{s'=1}^s (1 - \beta_i(s')) \lambda_i^V(s') p_i(s')^{\frac{1}{1-\sigma}} (p_i^V(s'))^{\frac{\sigma-\eta}{\sigma-1}} Q_i(s') \right]^{1-\eta} (A_i^{(L)}(s))^\eta \quad (22)$$

本文假设在初期满足 $m_i(s)/A_i^{(M)}(s) < w_i/A_i^{(L)}(s)$ 。^①由式(21),结合 $0 < \eta < 1$ 可知,每个产业内人工智能资本存在供给约束 $\bar{M}_i(s)$,随着人工智能资本投入 $\beta_i(s)$ 的增加, $m_i(s)$ 将上升 ($\frac{\partial m_i(s)}{\partial \beta_i(s)} > 0$)。

同时,式(22)显示, $\beta_i(s)$ 变大会降低 w_i ($\frac{\partial w_i}{\partial \beta_i(s)} < 0$)。^②直至临界点后有 $m_i(s)/A_i^{(M)}(s) > w_i/A_i^{(L)}(s)$,此

时 $\frac{\partial p_i^V(s)}{\partial \beta_i(s)} < 0$ 。由式(19)可得, $m_i(s)/A_i^{(M)}(s) > w_i/A_i^{(L)}(s)$ 时, $\beta_i(s)$ 的持续上升将降低增加值率

$\frac{\partial \pi_i^V(s)}{\partial \beta_i(s)} < 0$;同时,要素成本的增加提升了本部门的产品价格,中间品市场份额下降,即 $\frac{\partial Q_i(s)}{\partial \beta_i(s)} < 0$ 。

因此,在要素成本的关系被扭转后有 $\frac{\partial VRCA_i(s)}{\partial \beta_i(s)} < 0$,即人工智能的投入和使用对产业国际比较优势

开始产生抑制作用。直观上,过度投资人工智能资本,在人工智能供给有限的前提下,会推升要素成本,降低产业国际比较优势。由此,本文提出:

假说1:当 $\frac{m_i(s)}{w_i} < \frac{A_i^{(M)}(s)}{A_i^{(L)}(s)}$ 时,提高人工智能相关投入有助于增加产业国际比较优势。当部门

的人工智能资本投入不断增加导致 $\frac{m_i(s)}{w_i} > \frac{A_i^{(M)}(s)}{A_i^{(L)}(s)}$ 时,提高人工智能相关投入将抑制产业国际比

较优势的提升,因此,提高人工智能投入对产业国际比较优势的影响呈倒U型。

进一步,杨光和侯钰(2020)指出,越多的任务被自动化后,产业生产率越高,因此,应有 $A_i^{(M)}(s) > A_i^{(L)}(s)$ 。劳动密集型产业在生产中使用劳动要素更具备优势,即该产业中 $\frac{A_i^{(M)}(s)}{A_i^{(L)}(s)}$ 较小,因

此,在人工智能投入和使用量不断增加时,仅需要较小的人工智能资本使用,成本—工资比即可实现 $\frac{m_i(s)}{w_i} > \frac{A_i^{(M)}(s)}{A_i^{(L)}(s)}$ 。与其相反,资本密集型产业需要较大的人工智能资本使用,成本—工资比才能

实现 $\frac{m_i(s)}{w_i} > \frac{A_i^{(M)}(s)}{A_i^{(L)}(s)}$ 。换言之,劳动密集型产业在自动化投入和使用量较少、智能化生产替代劳动

程度较小时会出现倒U型关系;资本密集型产业则需要人工智能资本替代劳动达到更高时,才会出现倒U型关系。Acemoglu and Restrepo(2019)、李磊等(2021)的研究同样认为,在长期激烈的市场竞争中,人工智能将加速替代劳动力,这也使得劳动密集型企业的生产技术更快地趋于成熟。同理,技术创新实力较强和经济发展程度较高的国家,人工智能资本的生产效率更高(余泳泽和张先轸,2015), $\frac{A_i^{(M)}(s)}{A_i^{(L)}(s)}$ 更大,出现倒U型关系也更慢。由此,本文提出:

假说2:人工智能投入和使用量不断增加时,劳动密集型部门、低创新国家和发展中国家的倒U型关系中的转折点更快出现。

5. 作用机制分析

由于产业国际比较优势由增加值出口决定,且二者为正相关关系,因此,本文主要围绕增加值

^① 该式的经济学含义参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

^② 理论证明过程参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

出口变量开展机制分析。由式(13)可知,增加值出口由两项构成,分别是在需求端、由全球投入产出网络传导的总产品需求 $\left[I - \left\{ \pi_i^X(s', s) \pi_{ji}^X(s', s) \right\}_{s, s', j, i} \right]^{-1} f_{i, export}$,以及在供给端、由“边境后”因素决定的国内增加值率 $\pi_i^V(s)$ 。

考虑要素成本这一基础性渠道。从供给端看,由式(13)可知,人工智能资本投入和使用量主要通过影响各部门的增加值率 $\pi_i^V(s)$ 和中间品使用结构 $\pi_i^X(s', s) \pi_{ji}^X(s', s)$ 进而影响增加值出口额 $VAX_{f_{i(s)}}$ 。结合式(19)可知, $\frac{\partial \ln \pi_i^V(s)}{\partial \beta_i(s)} = \frac{\sigma}{\sigma - 1} [1 - \pi_i^V(s)] \frac{\partial \ln p_i^V(s)}{\partial \beta_i(s)}$,即要素成本 $p_i^V(s)$ 是影响增加值率 $\pi_i^V(s)$ 和产业比较优势的关键因素。还可根据式(15)、式(17)归纳出, $p_i^V(s)$ 会通过 $p_i^X(s', s)$,从而作用于 $\pi_i^X(s', s) \pi_{ji}^X(s', s)$ 。^①因此,由理论模型可得,要素成本在倒U型关系中起到传导作用:人工智能投入与要素成本之间呈正U型关系,即人工智能投入和使用会先降低要素成本,提升产业国际比较优势;当投入和使用量到一定比例使得资本成本高于劳动成本时,又会使得要素成本回升,产业国际比较优势下降。由此,本文提出:

假说3:人工智能投入会通过改变要素成本进而改变产业国际比较优势。

根据式(14)、式(16)及由此推导出的式(19), $\beta_i(s)$ 直接影响要素成本和增加值率 $\pi_i^V(s)$,但是对 $\pi_i^X(s', s) \pi_{ji}^X(s', s)$ 的影响则需要经过投入产出网络中产品价格 $p_j(s')$ 和中间品复合价格 $p_i^X(s', s)$ 的两步传导,影响机制较为间接、影响程度较小。因此,本文的理论模型中,增加值率 $\pi_i^V(s)$ 是人工智能资本投入影响产业国际比较优势的重要机制,部门的增加值率在倒U型关系中起传导作用。即人工智能投入与部门增加值率呈现倒U型关系:人工智能投入会首先通过成本优势和生产率优势,提升部门采用自身生产的基础投入要素的比例;其次,在受到供给约束影响后,出现人工智能资本成本与劳动成本的倒挂,导致部门增加值率下降。根据Johnson and Noguera(2016)关于增加值出口的测算框架,增加值出口由最终出口需求拉动,同时,部门的增加值率直接反映了出口中的国内成分占比。由此,本文提出:

假说4:人工智能投入通过改变增加值率进而改变产业国际比较优势。

要素成本除了影响上文提及的增加值率外,还会直接影响产品总需求。需求端的机制主要考虑式(13)中的第二项,即通过全球投入产出网络传导的总产品需求 $\left[I - \left\{ \pi_i^X(s', s) \pi_{ji}^X(s', s) \right\}_{s, s', j, i} \right]^{-1} f_{i, export}$ 。该总需求由各国各部门的最终品需求向量 $f_{i, export}$ 引出,并通过全球投入产出网络在中间品市场传导和放大。由于最终品需求 $f_{i, export}$ 受人工智能投入的影响较为间接,因此,本文主要考虑全球投入产出网络结构传导的、各国各部门的直接中间品市场需求 $\left\{ \pi_i^X(s', s) \pi_{ji}^X(s', s) \right\}_{s, s', j, i} f_{i, export}$ 的变动。人工智能投入影响要素成本后,将压低本部门产品价格 $p_i(s)$,而人工智能投入不断增加、出现供给约束时将推升本部门产品价格;又根据式(17)可知, $\pi_i^X(s', s) \pi_{ji}^X(s', s)$ 主要由 $p_i(s)$ 和 $p_i^X(s', s)$ 决定^②:上游国家 j 上游产业部门 s' 的价格 $p_j(s')$ 与其产品在下游国家 i 下游部门 s 的中间品市场份额反向变动。人

① 虽然因为“迂回生产”结构的影响,得到这一机制的解析解较为困难,但可根据后文的实证方程验证其作用。
 ② 同上文,人工智能投入对 $p_i^X(s', s)$ 的影响需要经过多步传导,影响机制较为间接、影响程度较小,因此人工智能投入主要通过直接的要素成本影响本部门产品价格 $p_i(s)$,并主要通过 $p_i(s)$ 影响下游需求结构 $\left\{ \pi_i^X(s', s) \pi_{ji}^X(s', s) \right\}_{s, s', j, i} f_{i, export}$ 。

工智能投入增大会压低要素成本 $p_i^v(s)$, 从而降低产品价格 $p_i(s)$, 使下游中间品市场规模 $\left\{ \pi_i^X(s', s) \pi_{ji}^X(s', s) \right\}_{s, s', j, t} f_{i, export}$ 扩大; 人工智能投入超过临界点后, 扩大人工智能投入将提高要素成本 $p_i^v(s)$ 从而提升产品价格 $p_i(s)$, 中间品市场规模减小。综上所述, 下游的直接中间品需求可能在倒 U 型关系中起到了重要的传导作用, 人工智能投入与下游的直接中间品需求之间可能呈倒 U 型关系。由此, 本文提出:

假说 5: 人工智能投入会通过改变直接中间品需求进而改变产业国际比较优势。

四、研究设计

1. 基准回归模型

基于上述理论分析, 本文考虑到人工智能投入对产业比较优势的影响可能是非线性的, 因此, 设定基准回归模型如下:

$$IC_{i,s,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{i,s,t} + \alpha_2 AI_{i,s,t}^2 + \alpha_3 C_{i,s,t} + \delta_i + \mu_s + \epsilon_t + \varepsilon_{i,s,t} \quad (23)$$

其中, i 代表国家, s 代表产业, t 代表时间。被解释变量 $IC_{i,s,t}$ 表示国家 i 产业 s 第 t 年的产业比较优势; 解释变量 $AI_{i,s,t}$ 表示国家 i 产业 s 第 t 年的人工智能投入; 考虑到人工智能投入对产业比较优势的影响可能是非线性的, 因此, 增加人工智能投入的二次项 $AI_{i,s,t}^2$ 以检验可能存在的非线性影响; $C_{i,s,t}$ 代表控制变量, $\delta_i, \mu_s, \epsilon_t$ 分别代表国家、产业、时间固定效应; $\varepsilon_{i,s,t}$ 为模型估计的残差。

2. 变量说明

(1) 被解释变量。本文的被解释变量为产业国际比较优势, 全球化背景下一国出口产品往往由多个国家共同生产, 因而本文基于增加值贸易定义显示性比较优势指数, 具体测算见式 (12), 其中, $VRCA_i(s)$ 表示国家 i 部门 s 的显示性比较优势指数, 用 $IC_{i,s,t}$ 表示。若 $VRCA$ 指数大于 1, 表明该部门具有比较优势, 该指数越大, 表明产业比较优势越强; 若 $VRCA$ 指数小于 1, 则表明该部门处于劣势地位, 该指数越小, 劣势就越明显。

(2) 核心解释变量。本文核心解释变量为各产业的人工智能融资额, 现有关于智能与创新研究的话题极少关注人工智能投入的测度, 大多利用国际机器人联合会 (International Federation of Robotics, IFR) 公布的工业机器人数量测度智能化。基于此, 本文利用 OECD 收集的全球各产业人工智能融资数据, 结合其原始企业层面数据源 Prequin 数据库进行行业和国家层面的细化补充。该数据库中企业融资的主要用途包含开发和人工智能相关的产品和功能, 能较好地体现人工智能的资本投入。^① 本文采用 IFR 公布的世界工业机器人安装数据构建人工智能存量指标。相关性分析显示, 本文使用的人工智能投入指标与 IFR 统计的各部门机器人存量指标, 具有较强相关性, 本文核心解释变量的构建总体能够反映各国各部门的人工智能投入情况。^②

(3) 其他控制变量。借鉴王林辉等 (2020)、陈东和秦子洋 (2022), 产业层面的控制变量包括劳动生产率 ($\ln LP$), 用各产业增加值除各产业从业人数的对数形式表示; 产业规模 (GO), 用各产业年度总产值表示; 人力资本 (HC), 用各产业高技能人数占总从业人数的比例表示; 物质资本 (PC),

① 本文所使用的数据涵盖了人工智能的采购和开发投入, 不仅体现了 Acemoglu and Restrepo (2018) 构建的科学家投入, 还反映了 Acemoglu and Restrepo (2022)、吕越等 (2024) 的跨境机器人采购数据, 并且补充了国内部的人工智能采购, 具有更好的代表性。

② 变量之间相关性检验的具体结果参见《中国工业经济》网站 (ciejournal.ajcass.com) 附件。

用各产业固定资本形成总额与各产业总产值的比值表示。国家层面的控制变量包括经济自由度(*EFI*),用各国经济自由度指数表示;技术创新(*RD*),用各国研发支出占GDP的比重表示;经济发展水平($\ln AGDP$),用人均GDP的对数形式表示;外商直接投资水平(*FDI*),用外商直接投资的净额与GDP的比值表示;国家贸易开放程度(*OP*),用进出口贸易总额与GDP的比值表示。

3. 数据来源及处理

本文使用的人工智能投入数据来源于OECD数据库,产业比较优势指标的计算数据来自亚洲开发银行发布的多区域投入产出表(ADB-MRIO),最终整合为2011—2020年44个国家15个产业的数据。^①

关于控制变量,产业层面的数据来源于ADB-MRIO以及EXIOBASE3扩展表,国家经济自由度指标来自《华尔街日报》和美国传统基金会发布的年度报告,其他国家层面的数据来源于世界发展指标(WDI)中公开的指标。^②

五、实证结果及分析

1. 基准回归结果

本文检验了人工智能投入与产业国际比较优势之间的关系,基准回归结果见表1。根据表1第(1)列,加入控制变量和地区固定效应后,人工智能投入(*AI*)一次项的估计系数在1%的水平上显著为正,二次项(*AI*²)在5%水平上显著为负,说明倒U型关系存在,与假说1的理论预测相符。为检验基准结果的稳健性,本文分别加入产业以及时间固定效应,再次进行回归检验,如表1中第(2)、(3)列所示,结果依然稳健。本文进一步借鉴何祚宇等(2023)关于检验U型关系的三步骤检验方法对结果加以验证,证实了倒U型关系的存在。因此,假说1得到证实,前期人工智能资本成本较低,生产任务实现自动化能够降低成本,提高产业国际比较优势,但在人工智能资本供给有限的前提下,过度投入人工智能资本反而会推升资本成本,削弱产业国际比较优势。

表1 基准回归:人工智能投入对产业国际比较优势的影响

| 变量 | | (1) | (2) | (3) |
|------------------------|-------|-----------------------|------------------------|------------------------|
| | | <i>IC</i> | <i>IC</i> | <i>IC</i> |
| <i>AI</i> | | 0.0882*** (0.0176) | 0.0577*** (0.0180) | 0.0673*** (0.0192) |
| <i>AI</i> ² | | -0.0076** (0.0030) | -0.0079*** (0.0029) | -0.0087*** (0.0030) |
| 控制变量 | | 是 | 是 | 是 |
| 地区固定效应 | | 是 | 是 | 是 |
| 产业固定效应 | | 否 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | | 否 | 否 | 是 |
| 非线性 检验 | 顶点 | 5.8165 | 3.6714 | 3.8755 |
| | 左端点斜率 | 0.0882*** | 0.0577*** | 0.0673*** |
| | 右端点斜率 | -0.0640* | -0.1000** | -0.1069*** |
| 观测值 | | 6600 | 6600 | 6600 |
| R ² | | 0.0680 | 0.1226 | 0.1232 |

注:***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平,括号内为稳健标准误。以下各表同。

① 具体的行业划分参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

② 主要变量的描述性统计参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

2. 稳健性检验和内生性问题

为考察表1结论的稳健性和内生性,本部分进行了如下检验^①:①更换被解释变量,采用前向关联分解法测算各产业的新显示性比较优势指数;②采用倾向得分匹配法对样本分组匹配并重新估计式(23),以缓解样本自选择的问题;③将人工智能资本投入滞后一期回归,以识别人工智能投入对产业比较优势所产生的滞后影响;④利用工业机器人渗透度替换原解释变量;⑤剔除部分主导国家和主导产业的影响;⑥利用人工智能资本存量替换原解释变量;⑦采用多种工具变量检验内生性问题。

(1)替换被解释变量。本文采用的增加值贸易分解方式主要基于最终产品角度,与理论分析部分一致,具有更清晰的影响方向、变化特征和机理解释。除这一分解方式外,Wang et al.(2017)采用前向关联分解法分解贸易增加值,提出增加值贸易口径下的新显示性优势指数(*NRCA Index*),追踪贸易中间产品的流向和国家的贸易优势。本文借鉴 Wang et al.(2017)的方法测算各产业的新显示性优势指数($NRCA_{ijt}$),将其作为被解释变量再次估计式(23),结果如表2第(1)列所示,在替换被解释变量的情况下,人工智能投入与产业比较优势仍呈倒U型关系,且在1%水平上显著,本文的研究结论稳健。

表2 稳健性检验

| 变量 | (1) 替换被解释变量 | (2) PSM方法 | (3) 滞后一期 | (4) 投资渗透度 |
|--------------------------|------------------------|------------------------|-----------------------|----------------------|
| <i>AI</i> | 0.0779*** (0.0211) | 0.1089*** (0.0275) | | |
| <i>AI</i> ² | -0.0111*** (0.0033) | -0.0123*** (0.0042) | | |
| <i>L.AI</i> | | | 0.0622*** (0.0211) | |
| <i>L.AI</i> ² | | | -0.0083** (0.0034) | |
| <i>AIP</i> | | | | 0.0521** (0.0253) |
| <i>AIP</i> ² | | | | -0.0036* (0.0021) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 地区固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 产业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值 | 6600 | 3100 | 5940 | 1464 |
| R ² | 0.1452 | 0.1133 | 0.1220 | 0.0357 |

(2)样本的自选择效应。基本结果估计偏误的另一种来源是产业的自选择问题,竞争力强、技术先进的产业可能加大人工智能投入来优化当前的生产方式。人工智能投入较低产业的本身竞争力可能较弱,这也导致基准结果高估人工智能投入对产业比较优势的影响。为了剔除样本自选择效应的影响,本文利用倾向得分匹配法对样本进行分组匹配并重新回归。匹配后的样本再次进行

^① 感谢匿名评审专家对稳健性检验给予的建设性意见。

回归的结果如表2第(2)列所示,从回归结果可以发现,即使在剔除了样本的自选择效应后,人工智能投入的一次项仍显著为正,二次项显著为负,倒U型关系仍然成立。

(3)滞后一期的回归。考虑到人工智能投资从资本投入到实际影响产业国际比较优势可能具有滞后效应,本文对人工智能投入滞后一期的倒U型关系做检验。由表2第(3)列可知,滞后一期投入的一次项系数显著为正,二次项系数显著为负,与基准回归结果一致。

(4)使用工业机器人渗透度替换解释变量。借鉴陈东和秦子洋(2022)构建工业机器人渗透度的方法,本文将各国各产业的工业机器人存量除以2011年该国该产业从业人数作为工业机器人渗透度的度量指标。^①结果如表2第(4)列所示,渗透度和产业国际比较优势间的倒U型关系依然显著。

(5)剔除部分国家和产业的回归。^②基准回归的倒U型关系可能由少数几个国家和产业来主导,本文首先借鉴李磊和马欢(2023)的做法,剔除德国、日本和韩国三个大型机器人生产商的集中地,重新开展实证检验。此外,根据投资总额的规模,剔除投资量最大的中美两国。结果表明,剔除主导国家后的回归结果与基准回归结果仍保持一致,倒U型关系成立。

在产业层面,可能存在少数几个产业主导回归结果的现象。考虑到本文对倒U型特征的解释中,人工智能资本投入主要体现为各部门对人工智能产品和服务的开发和购买,而部分部门从事研发和生产人工智能资本,这可能导致人工智能供给约束的缓解。因此,剔除重工业的样本进行回归,结果表明倒U型特征仍成立。

(6)人工智能资本存量的检验。基准回归中的核心解释变量采用当期人工智能资本投入,考虑到当期人工智能资本投入的影响具有累积效应,本文增加对人工智能资本存量的稳健性检验。参考李建军和吴周易(2024),本文利用直线法测算人工智能资本折旧后的存量,将折旧率分别设置为5%、10%和15%。人工智能资本存量的回归结果如表3第(1)—(3)列所示。结果表明,在考虑到人工智能资本存量的情形下,结果依然稳健,且折旧率越高,倒U型关系越陡峭。折旧率越高,说明当期存量越少,而低存量的智能资本对产业比较优势的影响越明显,从侧面说明了利用当期人工智能资本投入的研究意义。

表3 稳健性检验:人工智能资本投入存量

| 变量 | (1) | (2) | (3) |
|-------------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|
| | 5%水平折旧 | 10%水平折旧 | 15%水平折旧 |
| <i>Inv_stock</i> | 0.0115** (0.0049) | 0.0140** (0.0056) | 0.0167*** (0.0063) |
| <i>Inv_stock</i> ² | -0.0017*** (0.0007) | -0.0020*** (0.0007) | -0.0023*** (0.0008) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 |
| 地区固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 产业固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值 | 6600 | 6600 | 6600 |
| R ² | 0.0310 | 0.0310 | 0.0310 |

① 数据来自IFR数据库和EXIOBASE3数据库。

② 剔除部分国家和产业的稳健性检验结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

(7)内生性检验。^①式(23)考虑了国家、产业以及时间固定效应,可缓解遗漏变量导致的内生性问题。然而,产业比较优势和人工智能投入之间仍存在遗漏变量、双向因果等问题,本文使用工具变量加以缓解。参考何小钢等(2019)、陈东和秦子洋(2022),考虑到各产业间人工智能投入差异较大,将每一年相同经济发展水平国家同一产业的人工智能投入作为工具变量(IV_1)。此外,借鉴赵奎等(2021)、陈东和秦子洋(2022),使用移动份额法构建 Bartik 工具变量(IV_2),将上一期的人工智能投资程度与外生的全球人工智能投资增长率(排除本国本产业)进行交乘,得到满足相关性和外生性的工具变量。结果表明,在同时控制地区、产业以及时间固定效应后,核心解释变量及其平方项的估计系数显著且符号没有发生改变。上述结果说明,倒U型关系维持稳健,与假说1的理论分析结果一致。

3. 异质性分析

理论部分指出,人工智能投入引起产业比较优势变化的关键在于要素技术与要素成本的定量关系。不同国家和部门的要素使用配比和生产效率存在差异,可能影响倒U型关系。为此,这里根据假说2,分析人工智能投入的部门和国家异质性。

(1)部门异质性。本文区分劳动密集型与资本密集型两类产业。如表4第(1)—(4)列所示,异质性检验的结果与上文理论分析一致,人工智能投入和产业比较优势的倒U型关系在劳动密集型产业中显著成立;在资本密集产业中,倒U型关系并不显著,但二者呈现显著的线性关系。原因在于,资本密集型产业资本生产率高于劳动生产率(杨光和侯钰,2020),即便是新投入的人工智能资本,想要逆转要素价格与生产效率之间的比例关系,也需要更多的投入才能显现出来,因此二者的非线性关系并不显著。因此,资本密集型产业对智能资本的应用效果更加显著,智能技术能够持续帮助其提高产业比较优势,而劳动密集型产业在引入资本投资时则需更加关注要素成本的变动趋势。

表4 异质性分析:部门异质性回归结果

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|--------|-----------------------|--------------------|----------------------|-----------------------|
| | 劳动密集 | 劳动密集 | 资本密集 | 资本密集 |
| AI | 0.0557*** (0.0214) | 0.0100 (0.0109) | 0.0647** (0.0252) | 0.0500*** (0.0134) |
| AI^2 | -0.0083** (0.0033) | | -0.0026 (0.0038) | |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 地区固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 产业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值 | 5720 | 5720 | 880 | 880 |
| R^2 | 0.1441 | 0.1431 | 0.5074 | 0.5071 |

(2)国家异质性。人工智能投入的实质性应用并非一蹴而就,适宜的创新环境和经济发展水平对区域的技术进步起到决定性影响(余泳泽和张先轶,2015)。因此,本文区分国家创新能力和国家经济发展水平^②,分析人工智能投入对产业比较优势的国家异质性影响。表5第(1)—(4)列结果

^① 内生性检验的回归结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

^② 根据世界知识产权组织公布的全球创新能力指标(GII)将国家划分为高创新国家和低创新国家;根据国家的经济发展水平将国家分为发达国家和发展中国家。

显示,低创新国家及发展中国家的倒U型关系依然显著,但对于高创新国家及经济发达地区,倒U型关系并不显著。原因可能在于,低创新及发展中国家的自动化技术有限,生产过程中的要素结构仍偏向传统要素,人工智能技术引入的初期就能大幅提升生产效率,进而提升相关产业的国际比较优势。然而,伴随智能技术的逐渐渗透,技术瓶颈的限制不断显现,后期人工智能资本的使用成本大幅攀升,以致自动化技术生产效率的提升趋于平缓,进而使得产业国际比较优势减弱。与之相反,对于高创新国家及发达国家,其本身的人工智能投入较高、自动化技术较为成熟,自动化生产率远高于劳动生产率,人工智能投入的增加对其整体产业比较优势的影响有限,因此结果并不显著。

表5 异质性分析:国家异质性的回归结果

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|--------|-----------------------|---------------------|-----------------------|---------------------|
| | 低创新国家 | 高创新国家 | 发展中国家 | 发达国家 |
| AI | 0.1198*** (0.0360) | 0.0122 (0.0205) | 0.1374*** (0.0360) | 0.0008 (0.0217) |
| AI^2 | -0.0094* (0.0053) | -0.0044 (0.0033) | -0.0117** (0.0051) | -0.0030 (0.0036) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 地区固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 产业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值 | 3150 | 3450 | 2550 | 4050 |
| R^2 | 0.1545 | 0.1904 | 0.2257 | 0.1973 |

六、机制检验

本部分重点考察人工智能投入影响产业国际比较优势的作用机制。理论分析的假说3—假说5表明,人工智能投入影响产业国际比较优势时,首先引发要素成本变化,并导致部门的增加值率和中间品需求发生变动,随后进一步沿着产业间的投入产出网络向产业国际比较优势传导。因此,本部分检验产业的要素成本、增加值率和中间品需求三大机制。

1. 要素成本的影响机制检验

这里检验假说3中要素成本的传导机制。本文利用GDP平减指数与技术效率之比来测度要素成本。其中,GDP平减指数指标来自WDI数据库,技术效率参考Levinsohn and Petrin(2003)的方法,采用各产业的劳动使用、资本使用以及中间品使用测算。

表6中第(1)列表明,人工智能投入与要素成本之间呈现正U型关系,即人工智能资本的投入前期会使得要素成本降低,而后期则又使得要素成本回升。这与前文中的理论推导相呼应,初期人工智能投入有助于降低企业的生产成本,从而降低要素成本;而在后期,在供给约束下,过度的人工智能投入反而推升要素成本。此外,由增加值率的均衡条件式(16)可知,要素成本 $p_i^l(s)$ 对部门的增加值率起到决定性影响。综上,假说3成立。

2. 增加值率的机制检验

这里检验假说4中增加值率的传导机制。利用ADB-MRIO数据,以各产业的增加值与总产值之比测度增加值率。表6第(2)列结果表明,人工智能投入与部门增加值率呈倒U型关系,证实了理论分析部分的预测:伴随人工智能投入的积累,增加值率先上升后下降。主要原因在于,人工智

表 6 作用机制检验

| 变量 | (1) | (2) | (3) |
|------------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|
| | <i>VAX_price</i> | <i>VAX_rate</i> | <i>Inter_D</i> |
| <i>AI</i> | -0.6422** (0.2937) | 0.0051** (0.0023) | 0.0666*** (0.0225) |
| <i>AI</i> ² | 0.0822* (0.0458) | -0.0012*** (0.0004) | -0.0070** (0.0035) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 |
| 地区固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 行业固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 时间固定效应 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值 | 6600 | 6600 | 6600 |
| R ² | 0.8809 | 0.5984 | 0.2788 |

能投入初期会通过成本优势和生产率优势,提升部门采用自身生产的基础投入要素的比例,在受到供给约束影响后,人工智能资本成本与劳动成本出现倒挂,部门增加值率下降。至此,假说4得到证实,即部门的增加值率是人工智能影响产业国际比较优势的作用机制,伴随人工智能投入的积累,增加值率会呈倒U型变动,并传导至产业国际比较优势。

3. 中间品需求的机制检验

理论分析表明,本国人工智能投入增大后,改变了要素成本和产品价格,从而影响中间品市场份额,导致直接下游需求市场和增加值出口的变动。这里检验假说5中中间品需求的影响机制,结果见表6第(3)列。人工智能投入的一次项对要素成本的影响系数在1%水平上显著为正,二次项系数在5%水平上显著为负。这表明,人工智能投入与要素成本之间呈倒U型关系,即人工智能资本的投入前期会增加中间品需求,当投入和使用量到一定比例使得资本成本高于劳动成本时,又会降低中间品需求。综上,假说5成立。

4. 人工智能供给约束的检验^①

本文提出的5个假说基于共同的基础,即由于供给约束的存在,人工智能投入的持续增加将推升要素成本。由理论分析可知,提升人工智能资本供给 $\overline{M}_i(s)$ 将有助于缓解要素成本的上升。为进一步验证人工智能供给约束的存在,本文检验了人工智能资本存量是否导致人工智能资本成本的上升和产业国际比较优势的下降。具体而言,这里检验了人工智能资本供给如何影响倒U型关系的拐点。由于此处人工智能资本供给的测度主要是基于供给端的人工智能资本存量,衡量的是产业内人工智能资本的总供给,不同于本文稳健性检验中基于需求端的人工智能资本投入指标,因此,本文使用IFR数据库中各国各部门的机器人存量数据($Stock_{i,j,t}$),作为人工智能资本供给的测度。结果表明,工业机器人存量起到了调节作用,其数量越大,要素成本上升的趋势越缓慢,产业国际竞争力的拐点出现越晚。这印证了人工智能供给约束的存在及其对倒U型关系的影响。

^① 供给约束的调节作用结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

七、结论与启示

本文从理论和实证两个方面论证了人工智能投入如何作用于全球生产网络与产业竞争格局,深入研究了该作用的产业异质性影响及机制,为优化人工智能投融资策略、打造中国国际竞争优势具有参考意义。通过理论分析和实证研究发现:①人工智能投入和使用对产业国际比较优势起到先促进后抑制的作用,二者之间存在显著的倒U型关系;②考虑不同部门技术差异后发现,劳动密集型产业比资本密集型产业的拐点更早到来,人工智能资本的投入和使用对劳动密集型产业比较优势的抑制性影响更为明显;③异质性分析表明,低创新国家和发展中国家的智能技术生产效率较低,智能资本的供给量较小,人工智能投入和使用对发展中国家和低创新国家的比较优势抑制作用更大;④在影响机制方面,要素成本、增加值率和中间品需求在二者的非线性关系之间起显著的传导作用。结合上述研究结论,本文提出以下政策启示:

(1)充分考虑智能技术引致的国际比较优势非单调变化,及时调整和优化人工智能投入规模与发展方向。当前,各国都将人工智能的发展作为提升国际比较优势、维护自身国际地位的核心目标。然而,本文的研究结果表明,经济发展水平、创新能力、要素技术特征等都是影响人工智能技术发挥作用的关键因素。在人工智能资本的供给约束下,当人工智能资本的投入过饱和时,盲目增加投资反而会抑制产业国际比较优势。因此,政府在全球智能投资浪潮中应保持理性,综合协调人工智能资本的投入需求和供给能力,建立供需对接机制,提升技术转化和应用能力,确保投资效率和效果,以加快推动人工智能产业的发展。

(2)结合国家和部门的要素结构特征,优化人工智能投入的发展策略和实施节奏。根据本文的研究结论,劳动密集型部门和发展中国家更加容易遭遇智能资本的反作用问题。这一非线性影响表明,在各国人工智能融资规模大幅攀升的背景下,中国应该充分考虑部门的要素结构,结合人工智能资本的供给能力以及要素结构特征合理规划人工智能投资的方向和节奏。以要素成本、部门增加值率等指标为“晴雨表”,加强对要素成本和要素生产效率之间协调关系的研判,最大限度发挥智能技术对产业比较优势的提升作用,实现产业转型升级。

(3)重视人工智能资本供给能力与生产效率之间的协调,推进前沿智能技术与中国要素禀赋结构融合互补发展。人工智能技术能否推动产业竞争力的提升,关键在于要素技术效率和要素成本的定量关系能否实现,且复合要素成本也成为影响二者非线性关系的又一逻辑渠道。要素技术效率的提高需要相应尖端人才和高端设备的支持,而要素成本的稳定又需要传统劳动力市场的平稳发展,二者相互依存。中国作为拥有众多劳动密集型产业的国家,在实施智能战略推进产业转型升级的过程中,要注重人工智能资本供给能力与生产效率的适配,促进资金向具有技术潜力和市场需求的领域倾斜,助力提升中国的产业竞争力。

需要说明的是,本文还有如下拓展空间:①为体现全球价值链下的产业国际比较优势,本文构建了静态的全球投入产出网络模型,可进一步考虑人工智能投入的累积路径和动态影响。②本文强调存在供给约束时人工智能投入所产生的影响,因此,假定各部门的人工智能资本总供给是外生给定的,进一步的研究应放松这一假设,在此基础上通过多部门的量化模型做更全面的分析。

〔参考文献〕

- [1]陈东,秦子洋.人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据[J].经济研究,2022,(4):85-102.

- [2]戴翔. 中国制造业国际竞争力——基于贸易附加值的测算[J]. 中国工业经济, 2015,(1):78-88.
- [3]何小钢,梁权熙,王善骞. 信息技术、劳动力结构与企业生产率——破解“信息技术生产率悖论”之谜[J]. 管理世界, 2019,(9):65-80.
- [4]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.
- [5]何祚宇,李敬子,陈强远. 目的市场异质性消费者偏好与中国出口企业创新[J]. 数量经济技术经济研究, 2023,(8):131-153.
- [6]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.
- [7]李建军,吴周易. 机器人使用的税收红利:基于新质生产力视角[J]. 管理世界, 2024,(6):1-15.
- [8]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,(9):104-119.
- [9]李磊,马欢. 从“生产回岸”谈“稳外资”——基于发达国家机器人使用驱动的分析[J]. 管理世界, 2023,(10):41-59.
- [10]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,(10):24-44.
- [11]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.
- [12]吕越,张昊天,高恺琳. 人工智能时代的中国产业链“延链补链”——基于制造业企业智能设备进口的微观证据[J]. 中国工业经济, 2024,(1):56-74.
- [13]王林辉,胡晟明,董直庆. 人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J]. 中国工业经济, 2020,(4):97-115.
- [14]谢杰,过重阳,陈科杰,郭佳. 最低工资、工业自动化与技能溢价[J]. 中国工业经济, 2022,(9):102-120.
- [15]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.
- [16]余泳泽,张先珍. 要素禀赋、适宜性创新模式选择与全要素生产率提升[J]. 管理世界, 2015,(9):13-31.
- [17]赵奎,后青松,李巍. 省会城市经济发展的溢出效应——基于工业企业数据的分析[J]. 经济研究, 2021,(3):150-166.
- [18]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation[J]. *American Economic Review*, 2017, 107(5):174-179.
- [19]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.
- [20]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2019, 128(6):2188-2244.
- [21]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Demographics and Automation[J]. *Review of Economic Studies*, 2022, 89(1):1-44.
- [22]Baqaee, D. R., and E. Farhi. Productivity and Misallocation in General Equilibrium [J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2020, 135(1):105-163.
- [23]Johnson, R. C., and G. Noguera. Accounting for Intermediates: Production Sharing and Trade in Value Added[J]. *Journal of International Economics*, 2012, 86(2):224-236.
- [24]Johnson, R. C., and G. Noguera. A Portrait of Trade in Value Added over Four Decades[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2016, 99(5):896-911.
- [25]Koopman, R., Z. Wang, and S. Wei. Tracing Value-Added and Double Counting in Gross Exports[J]. *American Economic Review*, 2014, 104(2):459-494.
- [26]Levinsohn, J., and A. Petrin. Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables[J]. *Review of Economic Studies*, 2003, 70(2):317-341.
- [27]Wang, Z., S. Wei, and K. Zhu. Quantifying International Production Sharing at the Bilateral and Sector Levels[R]. NBER Working Paper, 2013.
- [28]Wang, Z., S. Wei, and X. Yu. Characterizing Global Value Chains: Production Length and Upstreamness[R]. NBER Working Paper, 2017.
- [29]Zeira, J. Workers, Machines, and Economic Growth[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113(4):1091-1117.

Supply Constraints of Artificial Intelligence, Technological Heterogeneity and International Comparative Advantage

XIA Xiao-hua^{1,2}, CHEN Zhe-ang², WU Jia-lu²

(1. Institute of China's Economic Reform and Development, Renmin University of China;

2. School of Applied Economics, Renmin University of China)

Abstract: Artificial intelligence (AI) technology is reshaping global production networks and international industrial comparative advantages, emerging as a crucial force in altering global industrial competitiveness. However, the total supply of AI capital is currently constrained and continuously increasing investment in AI capital leads to price hikes, subsequently raising factor costs. Given the supply constraint of AI, does the investment in AI technology enhance the international comparative advantages of various sectors?

This paper constructs a theoretical model based on the global multi-sector input-output production network relationship, incorporating the spillover effects of intermediate goods in the industrial chain. It proves how the supply constraints of AI affect the relationship between AI input and industrial comparative advantages. With AI as a production factor, the assumption of technological homogeneity is relaxed to capture differences in the utilization of AI technologies across industries, enriching research in the areas of AI investment and production automation. Furthermore, using the data from 15 industries in 44 countries from 2011 to 2020, this paper empirically proves the conclusion of the theoretical model. The impact of AI investment on the international comparative advantages of industries presents an inverted U-shaped relationship. When the capital cost of AI is low, automating more production tasks can reduce costs and enhance international comparative advantages in industries. In the context of constrained AI capital supply, excessive investment in AI may elevate capital costs, thereby undermining industrial comparative advantages. Heterogeneity analysis shows that labor-intensive industries, low-innovation countries, and developing countries exhibit a more pronounced inverted U-shaped relationship. The mechanism test verifies that factor prices, value-added rates, and intermediate goods demand are the channels through which AI investment influences industrial comparative advantages. Finally, this paper confirms the existence of supply constraints, showing that the stock of robots plays a moderating role, and the larger the stock, the slower the rise in factor prices, and the later the turning point in industrial international competitiveness appears.

The findings indicate that an appropriate scale of AI investment must consider various factors, including the factor structure characteristics of the production sector, supply constraints of AI, and the global input-output network. It is essential to thoroughly consider the non-monotonic relationship of international comparative advantages induced by AI technologies, and timely adjust the scale and direction of AI investment. This finding holds significant reference value for China in the rational planning of its AI industry.

Keywords: artificial intelligence; industrial comparative advantage; technological heterogeneity; multi-sector input-output structure

JEL Classification: F14 L15 L23

[责任编辑:李鹏]