

成果名称：人工智能技术应用与全球价值链竞争

本成果为国家社科基金重点项目“推动现代服务业同先进制造业深度融合研究”（批准号：21AZD018）和国家社科基金一般项目“基于整体性治理的长江经济带科学中心网络构建研究”（批准号：19BGL208）的阶段性成果。本成果于 2021 年 10 月发表于《中国工业经济》期刊。

一、主要观点

①以人工智能为代表的新一轮科技革命和产业变革正在重塑社会生产方式，智能化技术的应用将促进企业使用智能机器替代劳动；②由于各国在要素禀赋和技术水平上的差异，这将导致发达国家和发展中国家在全球价值链中的分工差异持续加大，导致不平衡发展；③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；④发展中国家仍然可以通过创新激励政策鼓励创新资本投资，促进劳动与智能化技术适配，抢抓人工智能技术发展的历史机遇，提高经济发展的韧性。

二、理论价值

本成果关注新一轮科技革命背景下，以人工智能技术为代表的新一轮科技革命和产业变革如何重塑社会生产方式与全球价值链分工格局。本成果基于要素禀赋理论，考虑在人工智能技术冲击如何导致要素禀赋存在异质性的国家之间出现全球价值链非平衡发展，基于“要素禀赋结构-技术利用状态-要素利用结构”的逻辑框架，本成果将人工智能技术应用纳入到多国—多阶段全球价值链竞争模型中，通过一般均衡分析和数值模拟探索人工智能技术应用加剧全球价值链非平衡发展的形成机制。

三、应用价值

中国作为国际贸易中最大的产品贸易国和世界性制造业大国，已经深度参与到全球价值链分工中。然而，中国经济正面临着内部转型发展和外部关键核心技术“卡脖子”的双重压力。人工智能作为新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量，是推进中国经济高质量发展和制造业迈向全球价值链中高端的重要抓手。因此，在深度参与全球价值链分工背景下，本成果探索中国突破全球价值链非平衡发展的政策机理和政策路径，具有重要的现实性和紧迫性。

四、学术创新

在现有相关文献的研究基础上，本成果则更进一步基于多国—多阶段全球价值链竞争模型，探索新一轮科技革命兴起的背景下中国应对人工智能技术挑战和参与全球价值链竞争的问题。本成果的贡献体现在以下两个方面：

①在理论层面，本成果将人工智能技术应用纳入多国—多阶段全球价值链竞争模型中，通过一般均衡分析和数值模拟探索人工智能技术应用如何重塑全球价值链分工格局；

②在政策层面，本成果研究了人工智能技术如何对不同技术水平和不同要素禀赋结构的国家参与全球价值链竞争造成差异化影响，并进一步探索中国应对人工智能技术冲击，推进中国产业迈向全球价值链中高端的政策路径。

五、基于该成果获得国家级和省部级研究项目

本成果的作者张建华、何宇在该研究基础上，获批多个国家级和省部级研究项目：

（1）张建华主持，《推动现代服务业同先进制造业深度融合研究》，全国哲学社会科学工作办公室（国家社科基金重点项目），批准经费 35 万元，课题编号：21AZD018，2021 年 4 月立项，

在研。

（2）张建华主持，《创新驱动中国经济转型发展研究》，中共中央宣传部（中宣部文化名家暨“四个一批”人才支持计划项目），批准经费 50 万元，2019 年 12 月立项，在研。

（3）何宇主持，《人工智能技术加剧全球价值链非平衡发展的形成机理与中国对策研究》，国家自然科学基金青年项目，批准经费 30 万元，2023 年 8 月立项，在研。

（4）何宇主持，《产业链韧性视角下基于增加值核算的碳定价实现机制研究》，湖北省科学技术厅（湖北省自然科学基金青年项目），批准经费 5 万元，课题编号：2022CFB751，2022 年 12 月立项，在研。

人工智能技术应用与全球价值链竞争

何宇，陈珍珍，张建华

[摘要] 以人工智能为代表的新一轮科技革命正在引发全球范围内的社会生产力变革和全球价值链重构。人工智能技术对全球价值链分工的微观作用机制，以及在全球价值链分工过程中，人工智能技术冲击对发展中国家和发达国家会造成怎样的差异化影响，已有文献对此鲜有涉及。本文将人工智能技术应用纳入到多国—多阶段全球价值链竞争模型中，使用全球 16 个主要经济体的数据对模型进行参数校准和数值分析。研究发现：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；但发展中国家仍然可以通过推进鼓励创新资本投资的创新激励政策和通过专业化技术培训促进劳动与智能化技术的适配，抢抓人工智能技术发展的历史机遇，提高经济的发展韧性。本文研究对中国应对人工智能技术挑战，提升中国产业链发展韧性和产业链供应链现代化水平，重塑国际合作和竞争新优势具有一定的政策启示。

[关键词] 人工智能；全球价值链；资本替代劳动；创新资本；技能匹配

[中图分类号]F420 **[文献标识码]**A

一、问题提出

以人工智能为代表的新一轮科技革命正在引发全球范围内的社会生产力变革和全球价值链重构。目前，世界主要发达国家已经开始从国家战略层面对人工智能技术发展进行战略部署，人工智能领域成为大国竞争的新焦点。与此同时，中国经济正面临着内部经济转型发展和外部“逆全球化”冲击的双重压力，这意味着中国必须与发达国家在新一轮科技革命的前沿领域展开竞争（张峰等，2019）。在此背景下，党的十九届五中全会提出“坚持创新在我国现代化建设全局中的核心地位，把科技自立自强作为国家发展的战略支撑”的重要论断，表明在新一轮科技革命兴起的背景下，探索人工智能技术如何影响全球贸易和价值链分工格局，特别是中国应如何通过创新治理政策抢抓人工智能发展战略机遇，对于统筹发展与安全，推进中国产业迈向全球价值链中高端和实现经济高质量发展具有重要意义。

世界贸易组织（WTO）数据显示，当前全球范围内超过 2/3 的贸易是通过全球价值链分工的中间产品贸易进行的。Porter（1985）认为企业的生产行为按照工序分为研发、设计、制造、运输、销售、售后等独立环节，企业可以选择在企业内部承担这些环节，也可以通过外包进行全球化生产。Coase（1937）认为企业的本质是实现一系列生产行为的社会总交易成本最小化，如果由不同企业承担这些环节，则会因为交易成本太大而导致生产无法进行。然而，第二次世界大战以来，

[基金项目] 国家社会科学基金重点项目“推动现代服务业同先进制造业深度融合研究”（批准号 21AZD018）；国家社会科学基金一般项目“基于整体性治理的长江经济带科学中心网络构建研究”（批准号 19BGL208）。

[作者简介] 何宇，三峡大学经济与管理学院讲师，经济学博士；陈珍珍，三峡大学经济与管理学院讲师，经济学博士；张建华，华中科技大学经济学院教授，博士生导师，经济学博士。通讯作者：陈珍珍，电子邮箱：gvc_research@163.com。感谢北京大学新结构经济学研究院王勇副教授、武汉大学经济发展研究中心叶初升教授、中国社会科学院李仁贵教授，感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见，当然文责自负。

尤其是以信息技术为核心的第三次工业革命的兴起,大大降低了国际贸易成本(卢峰和姚洋,2004; Gervais and Jensen, 2019),这使得以大型跨国公司为主导的全球价值链分工模式逐渐兴起(张辉, 2004)。同样是出于最小化社会总交易成本考虑,与 Coase(1937)不同的是,Antràs and Chor(2013)基于产权理论,研究发现在交易成本足够低时,最终产品企业会选择通过与上游企业建立合约,将企业内部生产工序在时间和空间上进行分割,实现全球价值链生产。

除了贸易成本外,技术水平和要素禀赋结构也对一国参与全球价值链分工至关重要。Caliendo and Parro(2015)、Lee and Yi(2018)、Antràs and Gortari(2020)通过建立多国—多阶段全球价值链竞争模型,认为在全球价值链分工过程中,提高技术水平、降低要素成本是促进一国全球价值链升级的主要途径。Gallagher and Shafaeddin(2010)基于中国和墨西哥的经验研究,发现技术升级和自主创新是促进一国深度参与全球价值链分工的重要原因。Azadegan and Wagner(2011)在此基础上,进一步将技术升级区分为一般性技术升级和探索性技术升级,发现后者才是推进一国全球价值链升级的关键。张建华等(2018)、何宇等(2020)认为要素禀赋结构决定了一国在全球价值链专业化生产过程中的要素利用成本,由于全球价值链分工对于成本的变动具有敏感性,发达国家依靠技术优势专业化于全球价值链上游,而发展中国家则被迫专业化于全球价值链下游。

人工智能技术的发展正在加快推进全球价值链重构。人工智能技术除了具有通用技术的特征外,还具有显著的资本偏向性特征,既能够从微观上对企业要素利用结构造成影响,也能够从宏观上对现有国际贸易分工格局造成冲击(Lawson, 2010; 郭凯明, 2019)。Aghion et al.(2017)、Acemoglu and Restrepo(2018)使用基于任务的模型(Task-Based Model),将人工智能技术的应用纳入到经济学的理论分析框架中,对人工智能技术应用条件下如何实现经济的平衡增长、人工智能技术进步如何改变要素收益和是否导致不平等问题进行了开创性探索。吕越等(2020)、刘斌和潘彤(2020)利用国际机器人联合会(IFR)数据研究了智能化和自动化技术发展对全球价值链分工的影响,发现主要影响机制为:提高竞争力、降低贸易成本、促进技术创新、优化资源配置等。

学术界对于全球价值链的分工机制和影响因素进行了比较丰富的研究,但本文认为现有文献至少存在两个方面的不足:①现有研究多基于计量经济学实证分析探索了人工智能应用对全球价值链分工的影响,但鲜有在一个同时包含人工智能和全球价值链分工的理论模型中研究两者作用机制,因而缺乏微观基础;②缺少关于人工智能技术将如何对发达国家和发展中国家的发展造成异质性影响的研究,虽然人工智能的应用会促使生产方式和分工形态的演变,但是也应该注意到,不同国家的技术水平和要素禀赋条件具有很大差异,这就决定了各个国家对待智能化技术的态度也会不同,甚至一些国家可能因为人工智能技术与其要素禀赋结构不适配,而只能有限程度地使用人工智能技术或者拒绝使用人工智能技术,这将进一步加剧发展中国家和发达国家在全球价值链参与过程中的非均衡发展问题。

在现有相关文献的研究基础上,本文则更进一步基于多国—多阶段全球价值链竞争模型,探索以人工智能为代表的新一轮科技革命兴起的背景下,中国应对人工智能技术挑战和参与全球价值链竞争的问题。本文贡献体现在以下两个方面:①理论上,本文将人工智能技术应用纳入到多国—多阶段全球价值链竞争模型中,通过一般均衡分析和数值模拟探索人工智能技术应用如何重塑全球价值链分工格局;②政策上,本文研究了人工智能技术如何对不同技术水平和不同要素禀赋结构的国家参与全球价值链竞争造成差异化影响,并进一步探索中国应对人工智能技术冲击,

推进中国产业迈向全球价值链中高端的政策路径。

二、模型设定

本文模型设定的灵感来源于两类文献，关于国际贸易垂直化分工的文献参照了 Antràs and Gortari (2020)、何宇等 (2020) 的多国—多阶段全球价值链竞争模型，而人工智能经济增长模型受到了 Acemoglu and Restrepo (2018)、Aghion et al. (2017)、陈彦斌等 (2019) 的启发。在模型中，假定有 I 个国家，使用 $i \in \{1, 2, \dots, I\}$ 表示，为了方便在全球价值链分析过程中进行国别对比讨论，后文也将使用下标 k 、 m 、 n 、 x 表示国家。假定每个国家内部有一个代表性企业^①。企业购买资本、劳动和中间产品进行专业化生产，并根据其技术水平和要素禀赋嵌入到全球价值链的特定生产阶段。为了更好地刻画企业在全局价值链中的嵌入特征，假定最终产品的生产由一系列生产阶段组成，使用 $j \in \{1, 2, \dots, J\}$ 表示全球价值链的生产阶段，并假定生产阶段由 1 至 J 分别表示全球价值链的上游至下游生产阶段。

1. 消费者偏好

在国家 i 中，代表性消费者拥有要素禀赋组合 $\{K_i, L_i\}$ 。代表性消费者向企业提供要素禀赋 $\{K_i, L_i\}$ ，每单位的资本和劳动要素将获得利息报酬 r_i 和工资报酬 w_i 。在模型中，假设资本要素可以在国际资本市场自由流动，因此，资本报酬在所有国家都相等。同时，假设国际间的劳动市场存在分割，劳动要素只能在一国要素市场内部自由流动，而不能在全球市场之间流动，因此，各国劳动要素报酬存在差异。假定消费者的收入将全部用于最终产品的消费以获取效用，其偏好由常数替代弹性 (CES) 形式的效用函数定义：

$$U_i = \left[\int_0^1 C_i^F(\omega)^{\sigma-1/\sigma} d\omega \right]^{\sigma/\sigma-1} \quad (1)$$

式 (1) 中， $C_i^F(\omega)$ 为消费者消费的最终产品， $\sigma \geq 0$ 为最终产品的替代弹性， $\omega \in [0, 1]$ 表示消费 (生产) 的产品是范围在区间 $[0, 1]$ 的连续体 (Eaton and Kortum, 2002)。

2. 生产和技术

国家 i 的企业购买资本要素、劳动要素和中间产品进行专业化生产。国家 i 的企业如何嵌入全球价值链，以及嵌入全球价值链的哪个生产阶段由企业的要素禀赋和技术水平共同决定。其生产函数由柯布—道格拉斯 (Cobb-Douglas) 生产函数给定：

$$f_i^j(\omega) = z_i(\omega) [V_i^j(\omega)]^{\gamma_i} [M_i^{j-1}(\omega)]^{1-\gamma_i} \quad (2)$$

式 (2) 中， $f_i^j(\omega)$ 表示产出水平， $z_i(\omega)$ 为生产的技术水平。 $V_i^j(\omega)$ 表示生产过程中的国内增加值部分， $M_i^{j-1}(\omega)$ 表示第 j 生产阶段使用的来自第 $j-1$ 生产阶段的中间产品，从投入产出视角分析，该部分不属于当前生产阶段的增加值。 γ_i 是国内生产要素的增加值份额， $1-\gamma_i$ 表示来自上一生产阶段的中间产品的增加值份额。假定国家 i 的企业技术水平 $z_i(\omega)$ 服从参数为 $A_i > 0$ 和 $\theta > 1$ 的 Fréchet 极值分布，对于所有 $z \geq 0$ ，其分布函数为： $F_i(z) = e^{-A_i z^{-\theta}}$ 。其中， A_i 表示国家 i 的企业技术水平参数， θ 表示不同产品之间的技术差异， θ 值越小表示生产的多元化程度越高。

^① 假定每个国家内部仅有一个企业的优点在于，可以将国家参与全球价值链的分工机制进行微观表达，方便在后文建立微观机制与国别层面宏观数据的映射关系。

在 Eaton and Kortum (2002)、Caliendo and Parro (2015)、郭凯明等 (2017) 等中间产品贸易模型中, 都假定劳动为唯一的要素投入。Lee and Yi (2018) 假定经济中存在技术熟练程度差异的异质性劳动要素, 以考察全球价值链分工对收入不平等的影响。单纯考虑将劳动作为中间产品生产的最小要素投入无法研究人工智能技术应用背景下资本替代劳动对于全球价值链分工的影响。参照 Acemoglu and Restrepo (2018)、Aghion et al. (2017)、陈彦斌等 (2019) 的基于任务的模型, 将资本要素加入到多阶段生产函数中。^① 在保证不引起歧义的情况下, 省略部分上下标。在基于任务的模型中, 假定生产任务 ξ 连续且区间范围为 $[N-1, N]$, 即 $\xi \in [N-1, N]$ 。使用 $\rho \in (0, 1)$ 表示生产任务之间的替代弹性, V_i 由一系列连续生产任务通过 CES 函数形式组成:

$$V_i = \left\{ \int_{N-1}^N [V_i(\xi)]^{\rho-1/\rho} d\xi \right\}^{\rho/\rho-1} \quad (3)$$

在中间产品生产过程中, 假定生产任务区间 $[N-1, N]$ 中, 存在 E 使得: 当 $\xi \in [N-1, E]$ 时, 中间产品的生产任务完全由资本要素通过自动化生产完成; 当 $\xi \in [E, N]$ 时, 中间产品的生产任务完全由劳动要素完成。因此, 当 E 提升时, 资本要素对劳动要素的替代程度上升, E 表示人工智能技术的前沿边界; 当 N 上升时, 劳动要素的使用比例上升, N 表示生产任务边界。使用 $\eta(\xi)$ 表示在生产任务 ξ 处的劳动生产效率, 假定 $\eta(\xi) \geq 1$ 且为 ξ 的严格增函数, 以保证当 ξ 的值越大时, 劳动相对资本的分工优势越高。

$$V_i(\xi) = \begin{cases} K_i(\xi), & \xi \in [N-1, E] \\ \eta(\xi)L_i(\xi), & \xi \in [E, N] \end{cases} \quad (4)$$

根据式 (3) 和式 (4) 可以得到式 (5):

$$V_i = \left\{ (E - N + 1)[K_i(\xi)]^{\rho-1/\rho} + \int_E^N \eta(\xi) d\xi [L_i(\xi)]^{\rho-1/\rho} \right\}^{\rho/\rho-1} \quad (5)$$

至此, 根据式 (2) 和式 (5), 可以得到国家 i 的企业在生产阶段 j 的生产函数表达式。在自由竞争的国际市场中, 国家 i 的企业根据资本和劳动要素价格 r_i 和 w_i 进行利润最大化生产。求解企业利润最大化方程可以得到资本 K_i 、劳动 L_i 关于要素价格 r_i 和 w_i 的表达式, 代入生产函数得到条件要素需求函数 (Conditional Factor Demand Function), 将条件要素需求函数代入企业生产成本表达式, 可以得到要素利用成本函数:

$$c_i = \left\{ (E - N + 1)^{\rho} r_i^{1-\rho} + \left[\int_E^N \eta(\xi) d\xi \right]^{\rho} w_i^{1-\rho} \right\}^{1/1-\rho} \quad (6)$$

根据要素利用成本函数表达式, 本文提出:

命题 1: 在封闭经济条件下, 当人工智能技术前沿边界 E 提高时, 劳动—资本要素相对价格会降低, 即 $\frac{\partial w_i/r_i}{\partial E} < 0$ 成立; 当人工智能技术任务边界 N 提高时, 劳动—资本要素相对价格会提高, 即 $\frac{\partial w_i/r_i}{\partial N} > 0$ 成立。当 $\dot{E} = \dot{N}$ 时, $\frac{\partial w_i/r_i}{\partial E} + \frac{\partial w_i/r_i}{\partial N} = 0$, 模型经济呈现平衡增长^②。

3. 全球价值链生产

^① 针对频繁出现的“阶段”和“任务”, 本文对这两个词具有严格的区分: “阶段”是企业在参与全球价值链分工过程中全球价值链生产的最小单元, 不同分工阶段按照生产的先后次序表现为全球价值链的上下游供应关系, 全球价值链分工阶段的主体是企业或者国家; “任务”是企业进行产品生产过程中, 资本要素或劳动要素独立参与生产的最小单元, 根据任务的定义, 任何一个具体的任务应当细分到生产行为只能由资本要素或者劳动要素单独承担, 一个产品生产的任务集合构成了企业的全部生产行为。简言之, 阶段反映了企业 (国家) 之间的分工关系, 而任务反映了企业内部资本要素和劳动要素的分工关系。

^② 具体证明过程参见《中国工业经济》网站 (<http://ciejournal.ajcass.org>) 附件。

在上述封闭经济中，由于没有其他竞争性经济体作为参照，因此无论智能化外生技术冲击引起的技术前沿边界的变化是否影响其要素利用结构，当 $\dot{E} = \dot{N}$ 成立时，模型经济就会呈现平衡增长。然而，在开放经济的全球价值链分工情景中，由于国别之间存在技术水平和要素禀赋结构的差异，可以预见人工智能技术的应用将对发达国家和发展中国家参与全球价值链分工产生不对称影响，使得单个经济体的平衡增长问题变得更加复杂。

接下来在技术前沿边界 E 的概念基础上，引入技术利用边界 $\tilde{E}_i$ ，以考察国别之间技术水平和要素禀赋结构差异情况下，各国的企业对于人工智能技术的差异化反应。技术前沿边界 E 仍然表示人工智能技术冲击下的全球技术前沿水平，而技术利用边界 $\tilde{E}_i$ 则表示国家 i 的企业基于自身要素禀赋考量而对现有技术前沿边界的反应。因此，技术前沿边界 E 的影响具有全局性，而技术利用边界 $\tilde{E}_i$ 则具有国别异质性。对于技术利用边界 $\tilde{E}_i$ ，通过以下数学公式进行定义：在生产任务区间 $[N-1, N]$ 中，存在 $\xi = \tilde{E}_i$ ，使得 $r_i = w_i/\eta(\tilde{E}_i)$ 成立，由于 $\eta(\xi)$ 为 ξ 的严格增函数，可以得到 $\tilde{E}_i = \eta^{-1}(w_i/r_i)$ 。面对技术前沿边界 E 和技术利用边界 $\tilde{E}_i$ ，国家 i 的企业总会选择最小的技术约束门槛，因此，使用 E_i^* 表示国家 i 的企业的技术利用状态：

$$E_i^* = \min[E, \tilde{E}_i] \quad (7)$$

式（7）中，技术前沿边界 E 反映了智能化技术的影响，而 $\tilde{E}_i$ 则反映了自身要素禀赋结构的影响，表明在全球价值链竞争过程中，面对人工智能技术冲击，国家 i 的企业对于新技术的采用决策不仅取决于技术水平，还取决于要素禀赋结构。鉴于此，在多国—多阶段全球价值链竞争模型中，本文探索人工智能技术对全球价值链分工的影响机制。

图1显示了 I 个国家的企业参与 J 个生产阶段的全球价值链分工的情形。国家 i 的企业在嵌入全球价值链第 j 阶段时，将同时面临两个决策问题：一是国家 i 的企业将如何以最低成本从全球市场采购第 $j-1$ 阶段的中间产品；二是国家 i 的企业生产中间产品后，如何与其他同类企业竞争，并向第 $j+1$ 阶段提供中间产品。

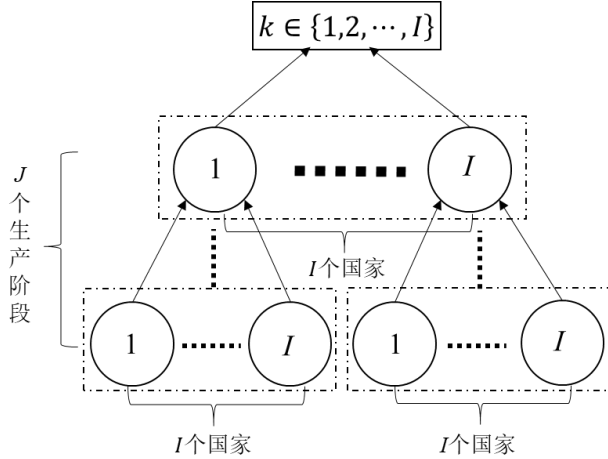


图1 全球价值链分工路径

考虑到模型经济中有 I 个国家和 J 个生产分工阶段，可以计算总计有 I^J 个蛇型全球价值链路径（Snake Type Global Value Chains Path）。参照Antràs and Gortari（2020），定义国家在全球价值链特定生产阶段嵌入的概念：在全球价值链分工体系中，如果国家 i 的企业参与到全球价值链第 j 阶段的分工，则称国家 i 的企业在全球价值链第 j 阶段的嵌入，表示为 $i = l(j), j \in \{1, 2, \dots, J\}$ 。因此，一条特定的蛇型全球价值链路径表示为：

$$l_k = \{l_k(1), l_k(2), \dots, l_k(J)\}, k \in \{1, 2, \dots, I\} \quad (8)$$

式(8)中, l_k 表示以 $k \in \{1, 2, \dots, I\}$ 作为最终产品目的地的特定蛇型全球价值链路径。在全球价值链路径上, 国家 i 的企业在第 j 阶段生产中间产品的价格受到资本要素成本、劳动要素成本和第 $j-1$ 阶段中间产品价格的影响。这表明第 j 阶段生产的中间产品的价格与第 $j-1$ 阶段生产的中间产品的价格相关, 第 $j-1$ 阶段的中间产品价格与第 $j-2$ 阶段的中间产品价格相关, 依次类推直到全球价值链的第一阶段。计算国家 i 的企业在第 j 阶段生产中间产品的价格需要进行 I' 次迭代过程, 这使得全球价值链竞争模型的一般均衡求解变得极为复杂。对此, Antràs and Gortari (2020)提出了一个简便方法: 假定每个阶段的企业仅观察到上一阶段供应商的报价, 而并不能观察到上一阶段供应商的供应商的报价。由此, 对于任意阶段 j , 仅考虑上一阶段 $j-1$ 的中间产品的报价。

假定国家 i 的企业从国家 n 的企业采购中间产品, 且货物的运输过程会产生贸易成本, 因此要使得1单位的货物到达国家 i 的企业, 国家 n 的企业需要运送 $\tau_{in} \geq 1$ 单位的货物, 以弥补贸易成本带来的损失部分 $\tau_{in} - 1$, τ_{in} 也被称为冰山贸易成本 (Iceberg Trade Costs)。根据一般均衡结果可以得到国家 i 的企业在全球价值链第 j 阶段生产的中间产品的定价由下式给出:

$$p_{l(j)}^j = \frac{c_{l(j)}^{\gamma_{l(j)}} [p_{l(j-1)}^{j-1} \tau_{l(j-1)l(j)}]^{1-\gamma_{l(j)}}}{z_{l(j)}} \quad (9)$$

第 $J+1$ 阶段的企业在全球范围内按照最低价格采购来自第 j 阶段的中间产品。其最优化条件为 $\min[p_{l(j)}^j]$, 且 $l(j) \in \{1, 2, \dots, I\}$ 。由于 $p_{l(j)}^j$ 与 $p_{l(j-1)}^{j-1}$ 的 $1 - \gamma_{l(j)}$ 次幂成正比, 经过 $J-j-1$ 次迭代过程, $p_{l(j)}^j$ 与 $p_{l(j^*)}^j$ 的 $\prod_{j^*=j+1}^J 1 - \gamma_{l(j^*)}$ 次幂成正比。这意味着, 来自前一阶段的增加值份额参数 $1 - \gamma_{l(j)}$ 会随着中间产品跨境次数的增加而向全球价值链下游累积, 导致全球价值链下游对于生产成本和贸易成本的变化更加敏感。定义 $\beta^j = \prod_{j^*=j+1}^J 1 - \gamma_{l(j^*)}$, 可以得到越靠近全球价值链的下游, β^j 值越高, 即 $\beta^1 < \beta^2 < \dots < \beta^J = 1$ 。定义 $\varepsilon_i^j(s) = E_j \left\{ [p_{l(j)}^j \tau_{l(j)i}]^s \right\}$, 可以得到国家 i 的企业在第 j 阶段向第 $j+1$ 阶段企业提供中间产品的概率为:

$$\Pr[l(j) = i] = \frac{A_i \left[(c_i^j)^{\gamma_{l(j)}} \tau_{l(j-1)i} \right]^{-\theta \beta^j} \varepsilon_i^{j-1} \{ [1 - \gamma_{l(j+1)}] [1 - \gamma_{l(j)}] \}^{-\theta \beta^{j+1}}}{\sum_{n=1}^I A_n \left[(c_n^j)^{\gamma_{l(j)}} \tau_{l(j-1)n} \right]^{-\theta \beta^j} \varepsilon_n^{j-1} \{ [1 - \gamma_{l(j+1)}] [1 - \gamma_{l(j)}] \}^{-\theta \beta^{j+1}}} \quad (10)$$

为了使公式表示简洁和便于表述, 定义:

$$\psi_i = A_i \left[(c_i^j)^{\gamma_{l(j)}} \tau_{l(j-1)i} \right]^{-\theta \beta^j} \varepsilon_i^{j-1} \{ [1 - \gamma_{l(j+1)}] [1 - \gamma_{l(j)}] \}^{-\theta \beta^{j+1}} \quad (11)$$

因此, 国家 i 的企业在第 j 阶段向第 $j+1$ 阶段企业提供中间产品的概率可以表示为:

$$\Pr[l(j) = i] = \frac{\psi_i}{\sum_{n=1}^I \psi_n} \quad (12)$$

式(10)、式(11)和式(12)表明, 影响国家 i 的企业在全球价值链第 j 阶段的嵌入概率的主要因素包括生产的技术水平、要素利用成本和冰山贸易成本。据此, 本文提出:

命题2: 国家 i 的企业在参与全球价值链分工过程中, 总体技术水平和要素禀赋结构对于国家 i 的企业参与全球价值链竞争具有重要影响。在其他条件一定时, 当国家 i 的企业技术水平越高(低), 其在全球价值链上游的专业化分工优势更高(低); 在其他条件一定时, 当国家 i 的企业的要素禀

赋结构中劳动密集程度越高（低），其在全球价值链下游的专业化分工优势更高（低）。^①

三、人工智能、全球价值链重构与非均衡发展

1. 人工智能技术与非均衡发展

考虑国家 n 和国家 m 的企业同时参与两阶段全球价值链分工的情形。国家 n 的企业技术水平为 z_n ，技术水平参数为 A_n 。国家 m 的企业技术水平为 z_m ，技术水平参数为 A_m 。假定 $z_n > z_m$ 且 $A_n > A_m$ 。根据命题2可得，在均衡结果中，国家 n 的企业将专业化于全球价值链上游阶段生产，而国家 m 的企业将专业化于全球价值链下游阶段生产，并且国家 n 的企业和国家 m 的企业在全球价值链中的嵌入概率由式（10）、式（11）和式（12）给出。

接下来研究人工智能技术冲击如何对国家 n 和国家 m 的企业在全球价值链中的参与造成影响。在本文研究设定中，人工智能技术冲击具有纯外生性质，同时还满足：①技术前沿边界 E 为技术水平参数的增函数，当人工智能技术发展引起技术水平提升时，技术前沿边界 E 也随之提升；②技术前沿边界 E 的变动不超过生产任务的区间范围 $[N-1, N]$ ，以保证即使在完全使用资本或完全使用劳动情况下，资本和劳动的要素的使用比例也仍然在 $[0,1]$ 区间范围内。参照陈彦斌等（2019）的做法，设定技术前沿边界 E 关于技术水平 A 的函数如下：

$$E(A) = E_0 + \frac{(N-E_0)}{1+e^{-\zeta(A-\mu)}} \quad (13)$$

式（13）中， E_0 表示没有人工智能技术下的初始状态； N 表示随着人工智能技术的应用，资本替代劳动的最大程度。参数 ζ 控制企业生产自动化程度变化的曲率， μ 满足 $\partial^2 E(A)/\partial A^2|_{A=\mu} = 0$ ，即 μ 表示 $E(A)$ 的拐点。

国家 i 的企业最终技术利用状态满足 $E_i^* = \min[E(A), \tilde{E}_i]$ ，表明人工智能技术是否能够改变国家 i 的企业技术利用状态，还取决于国家 i 的企业所面临的要素禀赋结构：当 $E(A) > \tilde{E}_i$ 时，在人工智能技术冲击下，技术前沿边界超过了现有要素禀赋结构所能达到的最大边界，此时国家 i 的企业生产仍然受到要素禀赋结构的约束，通过智能化技术促进资本对劳动的替代并不能降低其要素利用成本以提升其在全球价值链中的竞争优势；当 $E(A) \leq \tilde{E}_i$ 时，国家 i 的企业面临较高的要素利用成本，在人工智能技术冲击下，利用智能化技术提高资本对劳动的替代程度，有利于降低其要素利用成本并提升其在全球价值链中的竞争优势。基于此，本文提出：

推论 1：对于 $i, i \in \{m, n\}$ ，且 $A_n > A_m$ 。人工智能技术的应用导致 $E_n^* \geq E_m^*$ ， $\Delta c_n \geq \Delta c_m$ ，且有 $\Pr^*[l(j_1) = n] \geq \Pr[l(j_1) = n]$ ； $\Pr^*[l(j_2) = m] \leq \Pr[l(j_2) = m]$ 成立。即人工智能技术的使用会使得国家 n 的企业资本替代劳动程度大于国家 m 的企业资本替代劳动程度，结果导致国家 n 的企业更加专业化于全球价值链上游分工阶段，国家 m 的企业虽然仍然专业化于全球价值链下游分工阶段，但在该阶段的分工优势受到来自发达国家的不利冲击。

在两阶段的全球价值链生产分工体系中，国家 n 和国家 m 的企业参与到全球价值链第 j_1 阶段和第 j_2 阶段生产的概率由 $\Pr[l(j) = i] = \frac{\Psi_i}{\sum_{x \in \{n, m\}} \Psi_x}$ ， $j \in \{j_1, j_2\}$ ， $i \in \{n, m\}$ 决定。劳动要素成本高（低）的企业将在全球价值链上（下）游进行专业化生产，因此国家 n 和国家 m 的企业将分别专业化于全球价值链第 j_1 阶段和第 j_2 阶段的生产，记为：

^① 具体证明过程参见《中国工业经济》网站（<http://ciejournal.ajcass.org>）附件。

$$\Pr[l(j_1) = n] = \frac{\psi_n}{\sum_{x \in \{n, m\}} \psi_x}; \Pr[l(j_2) = m] = \frac{\psi_m}{\sum_{x \in \{n, m\}} \psi_x} \quad (14)$$

由于国家*i*的企业最终技术利用状态 E_i^* 取决于技术前沿边界 $E(A_i)$ 和技术利用边界 $\tilde{E}_i$ ，并且本文假定国家*n*的总体技术水平大于国家*m*的总体技术水平。因此国家*n*和国家*m*的技术将呈现三种情形：① $E(A_i) > \tilde{E}_i$ 对于 $i \in \{m, n\}$ 均成立；② $E(A_i) \leq \tilde{E}_i$ 对于 $i \in \{m, n\}$ 均成立；③ $E(A_i) \leq \tilde{E}_n$ 且 $E(A_i) > \tilde{E}_m$ 。

对于第一种情形，当 $E(A_i) > \tilde{E}_i$ 对于 $i \in \{m, n\}$ 均成立时，此时由于国家*n*和国家*m*的企业均受其要素禀赋结构的限制，人工智能技术的进步并不能有效降低国家*n*和国家*m*的企业要素利用成本，最终技术利用状态 E_i^* 取决于技术利用边界 $\tilde{E}_i$ 的大小，因此， $E(A_i) > \tilde{E}_i, i \in \{m, n\}$ 的情形使得推论 1 中的等号成立。与第一种情形不同，在第二种情形中最终技术利用状态 E_i^* 取决于技术前沿边界 $E(A_i)$ 的大小，此时， $\Delta E_i^* = \Delta E(A_i)$ ，在受到同等程度的人工智能技术冲击时，有 $\Delta E_n^* > \Delta E_m^*$ ，最终结果是 $\Delta c_n > \Delta c_m$ 和 $\Delta \Psi_n > \Delta \Psi_m$ 。对于第三种情形，当 $E(A_n) \leq \tilde{E}_n$ ，且 $E(A_m) > \tilde{E}_m$ ，人工智能技术会对国家*n*的企业和国家*m*的企业造成非对称性的技术冲击，即 $\Delta E_n^* = \Delta E(A_i)$ ， $\Delta E_m^* = \Delta \tilde{E}_m = 0$ ，表明此时受到人工智能技术进步的影响，国家*n*的企业可以利用人工智能技术通过资本替代劳动以降低要素利用成本，其要素利用成本变动为 Δc_n ，相对而言，国家*m*的企业受其要素禀赋结构的限制，此时使用资本替代劳动并不能实现降低要素利用成本的目的，因此，其要素利用成本变动 $\Delta c_m = 0$ 。根据式 (14)，由于 $\Delta c_n > 0, \Delta c_m = 0$ ，可得 $\Delta \Psi_n > 0, \Delta \Psi_m = 0$ 。

记国家*i*的企业应用人工智能技术后在全球价值链的第*j*阶段向第*j* + 1阶段企业提供中间产品的概率为 $\Pr^*[l(j) = i]$ 。可以得到，国家*n*和国家*m*仍将专业化于全球价值链的第*j*₁阶段和第*j*₂阶段的生产：

$$\Pr^*[l(j_1) = n] \geq \Pr[l(j_1) = n]; \Pr^*[l(j_2) = m] \leq \Pr[l(j_2) = m] \quad (15)$$

式 (15) 表明，由于国家*n*和国家*m*的技术水平差异导致国家*n*和国家*m*的企业的人工智能技术应用程度和资本替代劳动程度产生差异，其最终结果是发达国家*n*的企业仍将专业化于第*j*₁阶段的生产，而发展中国家*m*的企业仍将专业化于第*j*₂阶段生产。与没有引进人工智能技术和使用资本替代劳动前的全球价值链分工状态相比，国家*n*的企业在全球价值链的第*j*₁阶段和第*j*₂阶段的分工优势都得到加强，而国家*m*的企业在全球价值链的第*j*₁阶段和第*j*₂阶段的分工优势都被削弱。因此，人工智能技术下资本替代劳动使得发达国家和发展中国家在全球价值链的分工差异扩大。

2. 从基于任务的分工到基于生产阶段的分工

在前文封闭经济模型的设定中，参照 Acemoglu and Restrepo (2018)、Aghion et al. (2017)、陈彦斌等 (2019) 的基于任务的模型，设定任务区间范围为 $\xi \in [N - 1, N]$ 。根据命题 1，在封闭经济条件下，当 $\dot{E} = \dot{N}$ 时模型经济会呈现平衡增长。接下来本文将证明在人工智能技术冲击下任务边界*N*的拓展将不再成立，即 $\dot{N} = 0$ 。同时在全球价值链分工中会引起新的分工阶段的产生，即人工智能技术冲击会导致生产从基于任务的分工向基于生产阶段的分工转变。

考虑国家*i*的企业参与全球价值链竞争的情形，根据式 (11) 和式 (12)，在其他条件一定时，国家*i*的企业在全球价值链第*j*阶段的中间产品生产过程中，要素利用成本 c_i 对于其在生产阶段*j*的中间产品定价和全球价值链嵌入概率具有重要影响。假定受到人工智能技术冲击，国家*i*的企业最终技术利用状态为 E_i^* ，由于此时国家*i*的企业选择利用人工智能技术来促进资本替代劳动，因此，

这里存在两个隐含条件：①受到人工智能技术冲击的影响，国家*i*的企业根据其技术水平和要素禀赋结构选择如何使用人工智能技术，由于其最终技术利用状态满足 $E_i^* = \min[E(A), \tilde{E}_i]$ ，因此有 $w_i \geq r_i$ 成立；②由于 $w_i \geq r_i$ 成立，国家*i*的企业选择利用人工智能技术来促进资本替代劳动，这意味着 CES 函数中资本要素的权重大于劳动要素的权重，也即资本—劳动要素权重比大于 1。

接下来，假设任务区间 $[N-1, N]$ 边界发生移动，即任务边界*N*提高。根据式（6），将要素利用成本 c_i 对任务边界*N*求偏导得到：

$$\frac{\partial c_i}{\partial N} = B \left\{ -r_i^{1-\rho} (E - N + 1)^{\rho-1} + w_i^{1-\rho} \left[\int_E^N \eta(\xi) d\xi \right]^{\rho-1} \eta(N) \right\} \quad (16)$$

其中， $B = \frac{\rho}{1-\rho} \left\{ (E - N + 1)^{\rho} r_i^{1-\rho} + \left[\int_E^N \eta(\xi) d\xi \right]^{\rho} w_i^{1-\rho} \right\}^{\frac{\rho}{1-\rho}}$ ，且 $B > 0$ 。因此， $\partial c_i / \partial N$ 的符号是否为正取决于 $w_i^{1-\rho} \left[\int_E^N \eta(\xi) d\xi \right]^{\rho-1} \eta(N)$ 与 $r_i^{1-\rho} (E - N + 1)^{\rho-1}$ 的大小，即证明不等式（17）成立：

$$\frac{w_i^{1-\rho} \left[\int_E^N \eta(\xi) d\xi \right]^{\rho-1} \eta(N)}{r_i^{1-\rho} (E - N + 1)^{\rho-1}} > 1 \quad (17)$$

显然，由于 $w_i \geq r_i$ ， $\rho - 1 < 0$ ，并且 $\eta(\xi) \geq 1$ ，所以不等式（18）的左边小于不等式（17）的左边，对于不等式（17）的证明可以转化为证明不等式（18）成立：

$$\frac{E - N + 1}{N - E} > 1 \quad (18)$$

同样地，当 $w_i \geq r_i$ ，且国家*i*的企业选择利用人工智能技术来促进资本替代劳动时，资本—劳动要素权重比大于 1，有 $0 < N - E < 1/2$ ，故不等式（18）成立。此时，任务边界的拓展提高了国家*i*的企业的单位产出的要素利用成本，这对于参与全球价值链分工的企业是不可能实现的：只有使任务边界*N*拓展转化为全球价值链生产阶段的拓展，将内部成本外部化，才能保持其在全球价值链第*j*阶段的比较优势。由于*N*的移动是在经济体受到人工智能技术冲击后的任务边界的调整，所以此时国家*i*的总体技术水平相对技术冲击前是提升的。根据命题 2，新产生的全球价值链分工阶段将在已有分工阶段*j*的上游。基于以上分析，本文提出：

推论 2：考虑国家*i*的企业参与全球价值链第*j*阶段分工的情形，当受到人工智能技术冲击，并且其要素禀赋结构允许其利用人工智能技术降低生产成本，其最终技术利用状态满足 $E_i^* = \min[E(A), \tilde{E}_i]$ 。此时，任务区间 $[N-1, N]$ 边界的移动会提升国家*i*的企业在全球价值链第*j*阶段生产的内部成本，因此，国家*i*的企业将通过全球价值链进一步分工将内部成本外部化，最终表现出从基于任务分工向基于生产阶段的分工的转变。并且新的生产阶段的产生存在有向性特征，新产生的生产阶段总是出现在现有生产阶段的上游。

总体而言，在国际贸易分工体系中，全球价值链分工有效促进了资源在全球范围内的配置效率。然而，同样受到技术水平和禀赋条件差异因素的影响，不同国家在全球价值链分工过程中，其分工地位、贸易利得均存在实质性的差异。尤其是在新一轮科技革命正在兴起的背景下，以智能化和自动化为主要特征的人工智能技术正在改变现有的社会生产方式，并且由于全球价值链分工对成本变化具有敏感性，因此人工智能技术也将对全球价值链分工格局产生颠覆性影响。本文通过理论证明，人工智能技术的发展是有利于技术和资本的，因而使得发展中国家不仅更加难以在全球价值链上游实现其分工地位的升级，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，这对于发展中国家而言是悲观的。在人工智能技术冲击背景下，中国应该如何应对的问题，将留到实证部分的事实分析中进一步展开。

四、参数设定和数据选择

接下来研究如何建立具有微观机制的理论模型与现实宏观数据之间的映射关系。本文使用的数
据主要来源于世界投入产出数据库（WIOD）和 Penn World Table 9.1（简称 PWT 9.1），关于在
全球范围内选择哪些经济体作为研究对象，本文主要参照以下两个标准：①该经济体总体经济实
力较强，在全球范围内具有一定的影响力；②与中国经济具有比较紧密的联系。同时，受到数据
可得性的限制，本文选取 16 个全球主要经济体作为研究对象，分别为澳大利亚、巴西、加拿大、
中国、德国、西班牙、法国、英国、印度尼西亚、印度、日本、韩国、墨西哥、俄罗斯、土耳其
和美国。虽然样本国家数量不到全球国家和地区总数的 1/10，但根据 PWT 9.1 和中华人民共和国
海关总署发布的数据显示，该 16 个经济体人口占全球比重约为 59.34%，生产总值占全世界生产
总值约为 70.69%，且中国与该 15 个经济体的贸易总额占中国全部贸易总额的 74.40%，表明该样
本具有很强的代表性。研究中涉及到的待估计参数包括：冰山贸易成本矩阵 τ_{in} 、技术水平参数 A_i 、
技术水平差异参数 θ 、国内增加值份额 γ_i 、资本和劳动的替代弹性 ρ 。

接下来计算冰山贸易成本矩阵。Head and Ries（2001）提出使用国家之间双边贸易的最终产
品总额反推计算国家之间的双边贸易成本。根据 WIOD，使用 H_{in} 表示国家 i 向国家 n 提供中间产
品投入，使用 F_{in} 表示国家 i 向国家 n 提供最终产品使用（如表 1 所示）。定义国家 i 购买的最终产
品总额中来自国家 n 的最终产品的比例为 $\pi_{ni}^F = \frac{F_{ni}}{\sum F_{ni}}$ 。据此，根据 $\tau_{in} = \left(\frac{\pi_{in}^F \pi_{ni}^F}{\pi_{ii}^F \pi_{nn}^F} \right)^{\frac{-1}{2\theta}}$ 可以计算国家 i 和
国家 n 的冰山贸易成本矩阵^①。

表 1

WIOD 的简要数据结构

		使用中间产品投入/增加值			最终产品使用			总使用
		国家 1	国家 2	国家 3	国家 1	国家 2	国家 3	
提供中 间产品 投入	国家 1	H_{11}	H_{12}	H_{13}	F_{11}	F_{12}	F_{13}	Y_1
	国家 2	H_{21}	H_{22}	H_{23}	F_{21}	F_{22}	F_{23}	Y_2
	国家 3	H_{31}	H_{32}	H_{33}	F_{31}	F_{32}	F_{33}	Y_3
增加值 总产出		$w_1 L_1$ Y_1	$w_2 L_2$ Y_2	$w_3 L_3$ Y_3				

关于生产技术水平差异参数 θ ，目前已有较多的文献进行估计和测算。Eaton and Kortum（2002）
使用不同国别数据估计得到 θ 值为 8.2800、3.6000 和 12.8600。Burstein and Vogel（2010）、Simonovska
and Waugh（2014）得到 θ 值的范围为 4.1400 到 5.5900 之间。Donaldson（2018）估计 θ 值在 3.8000
到 5.2000 之间。虽然目前学界对于生产技术水平差异参数 θ 的取值并没有形成统一的共识，但多
数学者的估计值均在 5.0000 左右。鉴于此，选取 $\theta = 5.0000$ 。

关于各国的生产技术水平参数 A_i ，参照 Eaton and Kortum（2002）的计算方法，使用双边贸
易的最终产品份额作为全球价值链嵌入概率的替代变量。考虑两阶段全球价值链分工情形下的最
终产品贸易，根据式（10）可以得到式（19）。利用式（19），以中国的生产技术水平参数为单位
1，并根据双边贸易的产品进口量 H_{in} 、工资水平 w_i 、利率 r_i 和各国与中国的冰山贸易成本 τ_{in} 来计

① 利用 WIOD 得到各国冰山贸易成本矩阵，具体数据参见《中国工业经济》网站（<http://ciejournal.ajcass.org>）附件。

算各国相对中国的技术水平参数：

$$\frac{A_i}{A_n} = \frac{H_{in} (c_i^Y \tau_{in})^{\theta\beta}}{H_{nn} (c_n^Y \tau_{in})^{\theta\beta}} \tag{19}$$

关于各国嵌入全球价值链的国内增加值份额参数 γ_i ，本文使用对外经济贸易大学全球价值链研究院提供的增加值分解核算数据，以各国国内增加值占总的双边贸易额比例的均值作为参数 γ_i 的估计值。劳动产出弹性系数数据来自 PWT 9.1 数据库，以 2000—2017 年各个经济体劳动产出弹性的均值作为劳动产出弹性 α_i 的估计值。自从 Arrow et al.（1961）提出 CES 生产函数以来，估计 CES 函数中资本和劳动的替代弹性成为经济学家关注的焦点。一些学者使用美国经济数据得到资本和劳动的替代弹性具有互补性（Antràs, 2004; Klump et al., 2007, 2012），并且该结果也得到了行业层面数据的证实（Herrendorf et al., 2015; Chirinko and Mallick, 2016）和企业层面数据的证实（Oberfield and Raval, 2021）。同时，也有部分文献认为资本和劳动替代弹性大于 1，如 Duffy and Papageorgiou（2000）。考虑到学界对于资本和劳动的替代弹性的估计范围主要在 0.2400—1.4000 之内，且主流观点支持资本和劳动的替代弹性小于 1，因此本文取值 0.7000。相对技术水平、国内全球价值链增加值份额和劳动产出弹性的参数结果如表 2 所示。

表 2 相关参数结果

国家	相对技术水平	国内全球价值链增加值份额	劳动产出弹性
澳大利亚	14.0121	0.8627	0.5909
巴西	2.4031	0.8811	0.5531
加拿大	9.4604	0.7977	0.6487
中国	1.0000	0.7822	0.5719
德国	50.9813	0.7274	0.6171
西班牙	3.8607	0.7031	0.6097
法国	17.9859	0.7147	0.6256
英国	8.5255	0.7840	0.5961
印度尼西亚	1.3321	0.8537	0.4550
印度	0.2135	0.7831	0.5220
日本	8.5508	0.8298	0.5632
韩国	5.1735	0.5973	0.5130
墨西哥	1.2723	0.6996	0.3794
俄罗斯	0.1660	0.9380	0.5879
土耳其	0.2789	0.7780	0.4123
美国	92.4381	0.8509	0.6059

五、数值分析：人工智能与全球价值链竞争

1. 基准模型的数值结果

根据命题 2，在全球价值链分工体系中，人工智能技术的应用会导致发展中国家和发达国家在全球价值链分工中的差异扩大，发达国家在全球价值链中的利益扩大，而发展中国家在全球价

值链中的利益受损。为了从数据上证实命题 2，本文将对比考虑人工智能技术应用和不考虑人工智能技术应用两种情形下，发展中国家和发达国家在全球价值链中的嵌入地位如何变化，人工智能技术如何差异化地改变各国在全球价值链中的嵌入优势。

表 3 发展中国家和发达国家全球价值链嵌入比较

国家	全球价值链第一阶段				全球价值链第二阶段			
	没有 AI 情形		有 AI 情形		没有 AI 情形		有 AI 情形	
	中国	美国	中国	美国	中国	美国	中国	美国
澳大利亚	0.0108	0.5061	0.0099	0.5289	0.1471	0.0045	0.1202	0.0090
巴西	0.0099	0.5974	0.0090	0.6176	0.1795	0.0236	0.1865	0.0596
加拿大	0.0072	0.6444	0.0065	0.6637	0.0414	0.0697	0.0323	0.1325
中国	0.0293	0.5571	0.0265	0.5773	0.9892	0.0007	0.9845	0.0016
德国	0.0074	0.4564	0.0066	0.4656	0.0092	0.0016	0.0053	0.0022
西班牙	0.0075	0.5391	0.0067	0.5566	0.0197	0.0045	0.0167	0.0093
法国	0.0074	0.5137	0.0067	0.5296	0.0096	0.0026	0.0072	0.0047
英国	0.0074	0.5481	0.0067	0.5666	0.0520	0.0202	0.0418	0.0396
印度尼西亚	0.0110	0.5598	0.0100	0.5819	0.2133	0.0092	0.2433	0.0256
印度	0.0094	0.5894	0.0085	0.6093	0.2247	0.0310	0.2165	0.0727
日本	0.0099	0.5497	0.0090	0.5713	0.1021	0.0098	0.0906	0.0212
韩国	0.0117	0.5758	0.0107	0.5968	0.0835	0.0047	0.0856	0.0119
墨西哥	0.0072	0.6814	0.0065	0.6991	0.0995	0.1948	0.0797	0.3798
俄罗斯	0.0106	0.5457	0.0096	0.5627	0.1643	0.0068	0.1178	0.0119
土耳其	0.0084	0.5650	0.0076	0.5820	0.1253	0.0201	0.0821	0.0321
美国	0.0058	0.7250	0.0052	0.7402	0.0438	0.8300	0.0195	0.9021
均值	0.0101	0.5721	0.0091	0.5906	0.1565	0.0771	0.1456	0.1072

表 3 显示了考虑和不考虑人工智能技术应用的情形下，发展中国家和发达国家在全球价值链中嵌入差异。在数值计算过程中，可以得到全球价值链第一阶段嵌入概率矩阵（ 16×16 ）和第二阶段嵌入概率矩阵（ 16×16 ），这里仅展示了中国和美国的数据结果。表 3 的研究结果表明，在全球价值链分工体系中，中国主要嵌入全球价值链下游阶段，而美国主要嵌入全球价值链上游阶段。此外，对比没有人工智能技术应用情形和有人工智能技术应用情形，发现当人工智能技术的应用导致各个国家开始以资本替代劳动时，人工智能技术对各个国家的影响存在显著的差异：以中国为代表的发展中国家无论是在全球价值链第一阶段还是第二阶段，都受到了人工智能技术应用的不利影响，在全球价值链中的分工地位降低；而以美国为代表的发达国家在全球价值链第一阶段和第二阶段的地位都因人工智能技术的应用而得到了提升。这表明在全球价值链分工体系下，人工智能技术的应用抵消了传统分工模式下发展中国家依靠廉价劳动力嵌入全球价值链的分工优势，而发达国家却可以依靠人工智能技术来推进资本替代劳动，降低劳动成本，促进产业回

流，扩大其在全球价值链分工中的优势。

为了进一步研究人工智能技术对于各个国家参与全球价值链竞争的差异化影响，接下来从各国在全球价值链中的嵌入概率与要素利用成本和技术水平的关联性探索人工智能技术对全球分工造成影响的原因，结果如图 2 所示。具体分为不考虑和考虑人工智能技术应用两类情形，分别对比要素利用成本和技术水平如何影响各国在全球价值链第一阶段和第二阶段中的嵌入概率。横轴分别表示要素利用成本和技术水平，纵轴表示调整后的概率。根据各国市场规模，对嵌入概率 $\Pr[l(j) = i]$ 进行加权平均即得到调整后的概率。

(1) 考察没有人工智能技术应用的情形。图 2 (a) 和图 2 (c) 显示了要素利用成本与调整后的概率的关系，在全球价值链第一阶段的分工中，要素利用成本与调整后的概率呈现显著正相关关系，而在全球价值链第二阶段的分工中，要素利用成本与调整后的概率呈现负相关关系。这表明，全球价值链分工对于要素利用成本的变动是敏感的，考虑到本文设定资本具有全球流动性，因此，要素利用成本的差异全部来自工资水平的差异。结果导致发达国家将专业化于全球价值链上游生产，而发展中国家将专业化于全球价值链下游生产。图 2 (e) 和图 2 (g) 显示了技术水平与调整后的概率的关系，此时技术水平提升虽然对全球价值链第一阶段的参与具有正向影响，但在全球价值链第二阶段，并没有显著影响。发达国家由于拥有相对较高的技术水平，因此，技术差异促使发达国家专业化于全球价值链上游阶段，而发展中国家将专业化于全球价值链下游阶段。在没有人工智能技术应用的情形下，要素利用成本和技术水平共同作用的效果与命题 2 一致。

(2) 考察人工智能技术应用的情形。图 2 (b) 和图 2 (d) 为要素利用成本与调整后的概率的关系，图 2 (f) 和图 2 (h) 为技术水平与调整后的概率的关系。结果表明，无论是在全球价值链第一阶段还是第二阶段，当人工智能技术在全球普遍应用时，人工智能技术对于不同要素利用成本和不同技术水平的国家的影响仍然是具有方向性的。具体地，就要素利用成本而言，人工智能技术应用后调整后的概率与要素利用成本仍然保持第一阶段为正、第二阶段为负的相关关系，但此时要素利用成本对于各国的调整后的概率的影响已经不及图 2 (a) 和图 2 (c) 中的情形，可能的原因是，由于人工智能技术的应用，资本对劳动的替代过程会自发地降低要素利用成本，导致要素利用成本对全球价值链嵌入概率的影响偏弱。图 2 (f) 和图 2 (h) 结果表明，无论是在全球价值链第一阶段还是第二阶段，各国的调整后的概率均与技术水平呈现正相关关系，这表明高技术国家更有可能在人工智能技术变革中受益，而低技术国家不仅更难以在全球价值链上游实现升级，甚至连传统具有优势的低技术—劳动密集型的下游行业的分工优势也受到不利冲击。因此，在全球价值链分工中，发达国家将在整个价值链范围内提升其全球价值链竞争实力，而发展中国家在全球价值链竞争中将与发达国家的差距进一步扩大，结果证实推论 1 成立。

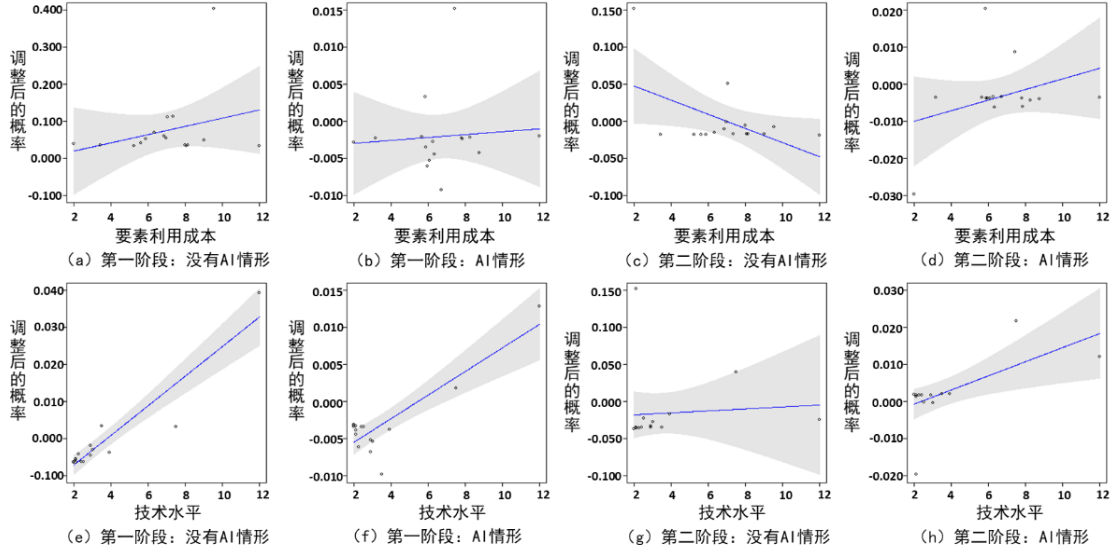


图2 要素利用成本、技术水平与全球价值链嵌入概率

注：图中阴影部分表示95%的置信区间。

2. 任务分工与生产阶段的扩展

Acemoglu and Restrepo (2018) 研究发现，在智能化和自动化技术发展过程中，企业有动机不断提高资本和劳动的替代水平，以降低生产成本。然而从经验看，已经完成工业化的主要国家的资本和劳动的产出比例基本保持稳定，符合卡尔多典型事实 (Kaldor Stylized Facts) 的描述。因此，可以推断资本—劳动替代水平 (E) 变动的同时，任务边界 N 也在同步发生变动。基于此，接下来本文将考察 $\dot{N} > 0$ 时，生产是如何实现从任务分工到生产阶段的扩展，并且将如何重构全球价值链分工格局，并对发展中国家和发达国家在全球价值链中的参与造成差异化影响。

(1) 考虑任务边界拓展下的全球价值链分工概率的变化。图 3 显示了考虑任务边界拓展情形下的全球价值链分工概率的变化，横坐标表示任务边界 N 的增加量 $\Delta N \in (0, 0.5)$ 的情形，纵坐标表示调整后的概率，图 3 (a) 和图 3 (b) 分别为美国在全球价值链第一阶段和第二阶段中的调整后的概率变化，图 3 (c) 和图 3 (d) 分别为中国在全球价值链第一阶段和第二阶段中的调整后的概率变化。根据前文数值分析结果，由于在全球价值链第一阶段，美国具有主导性优势，并且根据推论 1，在人工智能技术冲击下美国的最终技术利用状态 E_i^* 将高于其他国家。鉴于此，接下来考察美国任务边界 N 的增加量 $\Delta N \in (0, 0.5)$ 时，全球价值链分工概率的变化。结果表明，虽然人工智能技术冲击促使美国在全球价值链上游形成专业化分工优势，但是在任务边界 N 提升的过程中， N 的增加会导致新的劳动参与全球价值链分工，促使生产过程中的要素利用成本上升，从而不利于其在全球价值链第一阶段和第二阶段的分工。这将导致美国在全球价值链中的分工优势降低，而中国在全球价值链中的分工优势提升。由于全球价值链分工对于生产过程中的成本的变动是敏感的，在企业的利润最大化决策过程中， N 的增加的直接效应将不会导致任务边界的拓展。

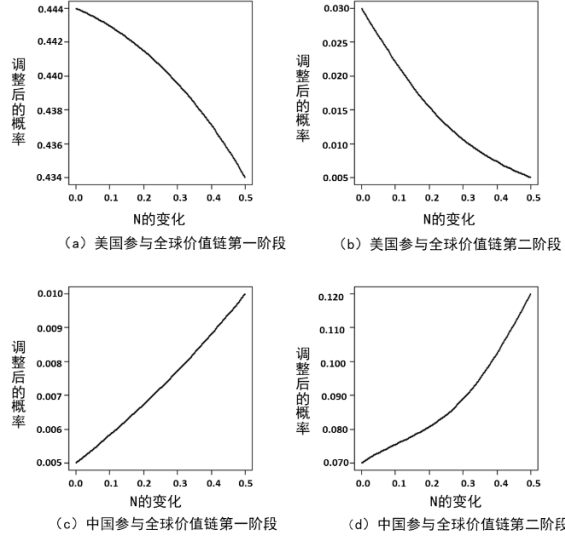


图3 考虑任务边界拓展下的全球价值链分工概率的变化

(2) 考虑生产阶段拓展下的全球价值链分工概率的变化。由于 N 的移动是在经济体受到人工智能技术冲击后的任务边界的调整，并且根据 $E_i^* = \min[E(A), \tilde{E}_i]$ ，因此新的全球价值链阶段将出现在已有分工阶段 j 的上游。同样考虑任务边界 N 的增加量 $\Delta N \in (0, 0.5)$ 的情形，美国作为全球价值链上游阶段的主导者，此时面对任务边界 N 的移动，选择将任务分工通过全球价值链分工外部化。图4显示了该情形条件下的全球价值链分工结果，其中第一阶段表示由于生产任务分工外部化产生的新的分工阶段，第二阶段和第三阶段则对应了原来两阶段全球价值链竞争模型中的第一阶段和第二阶段，限于篇幅这里仅显示了中国和美国的全球价值链分工情形。图4结果表明，新生产阶段的产生，同时促进了中国和美国在该生产阶段的嵌入程度，中国在三阶段的嵌入概率均得到提升，而美国仅在第一阶段的嵌入概率得到提升。新生产阶段的产生导致美国仍然在全球价值链上游（第一阶段和第二阶段）保持绝对的分工优势，而中国虽然在三个阶段的嵌入概率均得到提升，但提升幅度并不高，仍然主要专业化于全球价值链的下游阶段。因此，此情形下美国全球价值链总体地位继续得到提升，而中国在全球价值链参与过程的总体嵌入程度和福利得到了改善，虽然此时发达国家与发展中国家的全球价值链中的分工差异持续扩大，但从全世界总体社会福利角度看，这是一种帕累托改进。

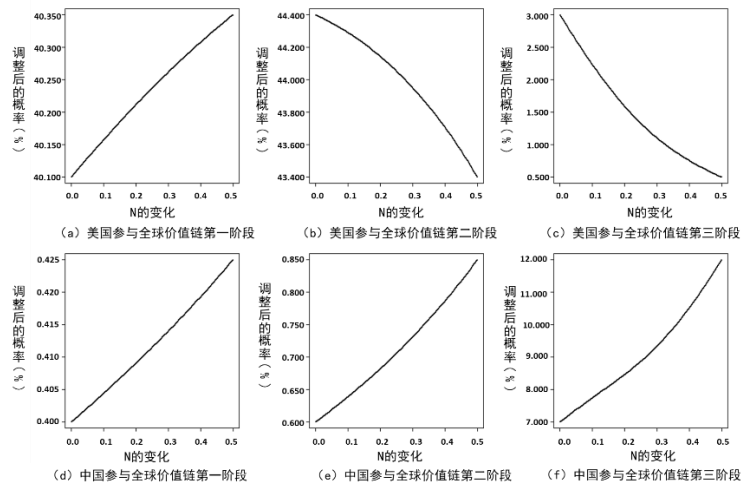


图4 考虑生产阶段拓展下的全球价值链分工概率的变化

虽然在传统的全球价值链分工体系中，发展中国家和发达国家凭借其技术水平和要素禀赋结构差异能够实现各自在全球价值链中的专业化生产。但在以人工智能为代表的技术冲击下，技术水平和要素禀赋结构差异将导致发达国家更倾向于使用资本替代劳动，以降低其在中间产品生产过程中的生产成本，提高其在全球价值链中的分工优势；与此同时，发展中国家受限于自身要素禀赋结构约束，资本—劳动要素的相对价格高于发达国家，可能选择不使用或者在更低程度上使用资本替代劳动，因此在人工智能技术发展的背景下，发展中国家在全球价值链中的成本降低程度将小于发达国家，发展中国家的全球价值链分工优势也将面临来自发达国家的竞争。

3. 人工智能与中国应对政策

到目前为止，研究结论对于发展中国家而言似乎是悲观的：在全球价值链分工体系中，受到人工智能技术冲击，发展中国家不仅更难以在全球价值链上游实现分工地位的升级，甚至在其原本具有全球价值链分工比较优势的下游也受到发达国家产业回流的不利冲击。当前，中国正处于转变发展方式、推进经济高质量发展的关键时期，面对以人工智能技术为代表的新一轮科技革命的历史机遇，党的十九届五中全会指出，要提升产业链供应链现代化水平，发展战略性新兴产业。在此背景下，本文思考如何发挥中国产业政策的制度优势以应对人工智能技术的挑战。

前文分析表明，在人工智能技术冲击下，受限于要素禀赋结构，技术并不能均等地在各国得到应用。各国的企业总是在技术前沿边界 E 和技术利用边界 $\tilde{E}_i$ 之间选定最小值，即 $E_i^* = \min[E, \tilde{E}_i]$ ，而技术利用边界又由要素禀赋结构特征决定，即 $\tilde{E}_i = \eta^{-1}(w_i/r_i)$ 。因此对于要素禀赋结构落后的发展中国家而言，利用产业政策促进要素禀赋结构改进和提升，是促进人工智能技术应用和全球价值链地位攀升的可行路径。基于此，本文考虑支持创新资本投资的创新治理政策如何对中国的智能化技术应用和全球价值链参与产生影响，结果如图 5 所示。

图 5 显示了中国在本国实施支持创新资本投资的创新治理政策情形下，中国和美国在全球价值链中的嵌入概率的变化情况。其中，横坐标表示中国对本国实施支持创新资本投资的创新治理政策，创新资本价格降低的幅度，纵坐标表示调整后的概率水平的相对变化。对数据分析可以发现，在中国对本国创新资本实施扶持政策过程中，中国在全球价值链第一阶段和第二阶段的嵌入概率大幅提升，与此同时虽然美国在全球价值链第一阶段和第二阶段的嵌入概率也得到提升，但其提升幅度均在相对较小的水平。这表明，面对人工智能技术冲击，中国对本国实施支持创新资本投资的创新治理政策通过促进国内要素禀赋结构改进，以保证企业改变要素利用结构的同时，其要素利用成本不会增加。支持创新资本投资的创新治理政策既促进了企业利用人工智能技术提高智能化生产水平，提升生产效率，也保证在使用智能化技术生产的同时，其生产成本降低。其结果有效推进了本国全球价值链分工地位的提升，这对于发展中国家如何应对以人工智能技术为代表的新技术的冲击，保持其在全球价值链中的分工地位提供了可行的政策。

当然，根据前文理论模型，受到支持创新资本投资的创新治理政策的干预，最终技术利用状态 E_i^* 的值的上升实质上是资本替代劳动的过程。因此政策虽然促进了新技术的应用和全球价值链地位的提升，但这可能是以结构性失业为代价的，并且根据命题 1， $\dot{E}_i^* \neq \dot{N}_i$ 时经济并不会呈现平衡增长路径。鉴于此，本文将继续研究 $\dot{N}_i > 0$ 时的政策影响。

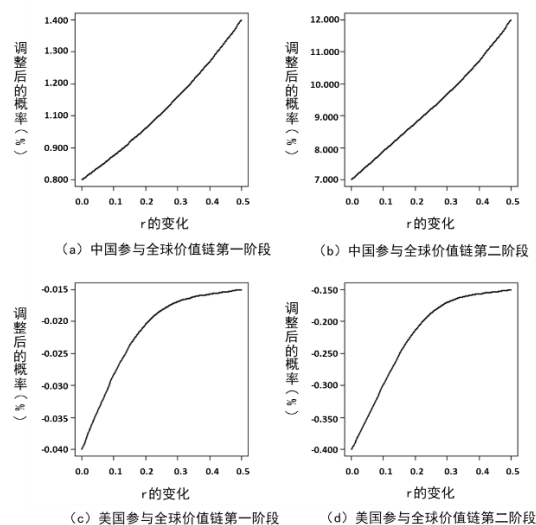


图5 支持创新资本投资的创新治理政策对全球价值链分工的影响

前文分析了当美国主导全球价值链第一阶段时，任务边界的拓展会导致新的生产分工阶段的产生。从生产的任务边界 N 的经济意义分析， N 的增加意味着结构性失业适应人工智能技术冲击的调整过程。基于此，本文考虑在智能化技术的应用中，通过专业化技术培训促进劳动与智能化技术的适配性，降低因资本替代劳动而导致的结构性失业将如何影响中国在全球价值链中的参与。

图6显示了通过专业化技术培训促进劳动与智能化技术的适配性的政策影响。横坐标为任务边界 N 的变化，衡量了劳动与智能化技术的适配性，纵坐标为中国和美国在全球价值链第一阶段参与过程中的调整后的概率。与图6不同的是，图4显示了美国参与全球价值链专业化分工过程中其任务边界 N 的变化，这里则表示中国任务边界 N 的变化。图6的第一阶段表示新产生的阶段，由于其位于全球价值链的上游，因此定义为第一阶段。结果显示，通过专业化技术培训促进劳动与智能化技术的适配性，能够有效促进中国人工智能技术的应用程度，并提升中国在全球价值链上游的嵌入程度。表明人工智能技术的应用虽然会通过促进资本替代劳动程度而使得经济出现结构性失业，但通过专业化技术培训促进劳动与智能化技术的适配性能够有效抵消结构性失业的不利影响。同时可以看到，中国对本国实施支持创新资本投资的创新治理政策促进了中国参与全球价值链竞争的专业化分工水平，而专业化技术培训促进劳动与智能化技术的适配性的政策促进了中国参与全球价值链竞争的多元化分工水平，两个政策的协同效应能够有效促进中国面临人工智能技术冲击挑战下中国产业链和价值链韧性，推进中国产业在全球价值链中的地位提升。

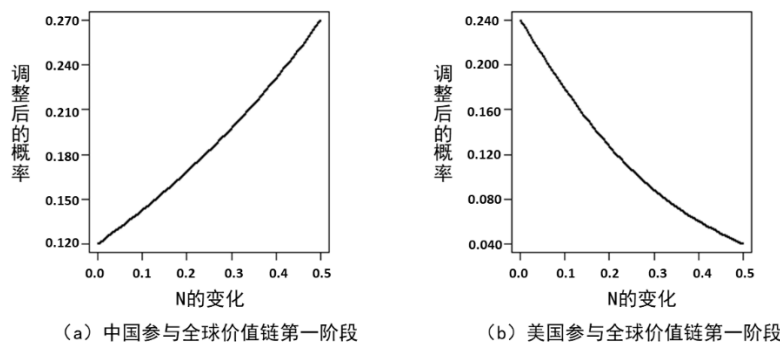


图6 优化劳动与智能化技术适配性的政策对全球价值链分工的影响

六、主要结论与政策启示

当前以人工智能为代表的新一轮科技革命的兴起，引发了全球价值链重构。人工智能技术的发展既能改变企业生产方式，也会对全球贸易分工形态产生影响。本文将人工智能技术的应用纳入到多国—多阶段全球价值链竞争模型，通过一般均衡分析和数值模拟探索人工智能技术应用如何重塑全球价值链分工格局和中国应该如何应对以人工智能技术为代表的新一轮科技革命的机遇和挑战。研究发现，理论模型能够很好地解释为什么发达国家嵌入全球价值链上游阶段，而发展中国家嵌入全球价值链下游阶段；引入人工智能技术后，发达国家和发展中国家的差异会持续扩大，使得发展中国家处于全球价值链分工中的不利地位；最后，使用中国数据进行政策模拟，在政策上，发展中国家应加大对支持本国创新资本投资的政策力度，通过专业化技术培训促进劳动与智能化技术的适配性，以应对人工智能技术的挑战，促进中国产业迈向全球价值链中高端。

基于以上研究结果，本文提出以下政策启示：

（1）把握新一轮科技革命的历史机遇，探索以产业链优势带动创新链的发展路径。以人工智能、智能制造为代表的新技术不仅能够重塑社会生产方式和分工形态，也能够对一国嵌入全球价值链的地位产生影响，并且由于各国在技术水平、要素禀赋和地理区位上的差异导致发展中国家与发达国家在全球价值链中的分工差距持续扩大。当前，中国正处于跨越中等收入阶段的关键时期，在全球价值链分工中相对西方发达国家仍然处于“低端锁定”地位（吕越等，2018），但同时，中国作为全球最大的货物贸易国和国际全球价值链分工的枢纽中心（洪俊杰和商辉，2019），其在全球价值链分工过程中的超大规模市场优势和贸易中心枢纽优势也不可忽视。因此，面临以人工智能技术为代表的新一轮科技革命冲击和全球新冠疫情流行导致全球供应链风险加剧，中国应当探索依托中国产业链和价值链的优势带动中国创新链发展的政策路径，聚焦于战略新兴产业和关键核心领域，发挥有为政府和有效市场的效能，促进科技创新资源实现高效性、精准式配置，为科技创新沿着产业链升级提供长效动态的创新治理机制。在中微观的产业链层面推进要素禀赋优势在新科技革命浪潮中与前沿技术紧密动态衔接，实现产业链发展与创新突破的动态耦合。在中宏观的产业层面推进产业与创新生态的内在、自生性的协同发展，打造中国产业创新生态的大循环，提高中国产业发展韧性和创新韧性。

（2）加大创新资本和技术投入，加快推进中国企业生产的智能化水平。本文研究表明，在人工智能技术冲击下，各国在技术水平和要素禀赋上的差异导致全球价值链分工朝着不利于发展中国家的方向发展，其主要原因在于发展中国家的要素禀赋结构不适应人工智能技术的发展。本文认为，中国正处于转变发展方式、推进经济高质量发展的关键时期，面对以人工智能技术为代表的新一轮科技革命的历史机遇，应当着力推进完善创新治理政策体系，发挥产业政策的前瞻性和引导性。加大对科学技术、创新要素的政策支持，以提高企业生产的智能化水平，并降低企业生产的要素利用成本，提升企业在全价值链分工中的竞争优势。

（3）完善劳动技能培训制度，促进劳动与智能化技术的适配性。人工智能技术的应用促进了社会总体生产效率的提升，对于提升国家科技竞争实力、推进经济高质量发展和促进全球价值链升级具有重要意义，但通过促进资本替代劳动也对劳动市场造成冲击，导致结构性失业和新兴岗位出现劳动缺口。鉴于此，本文认为，应鼓励建立完善的劳动技能培训制度，加强职业教育培训体系对于新技术、新业态和新模式的适应能力，鼓励企业根据其技术采用特征有预见性地进行

人力资本培训, 完善劳动力市场、技能培训和职业教育的信息一体化, 促进劳动资源优化配置。

未来仍然存在值得继续探讨和改进之处: 在本文的理论框架中, 假定人工智能技术是纯外生的, 这使得本文对于技术前沿边界 E 和任务边界 N 的变动的解释并不完美, 更严谨的解释和证明仍然需要在内生技术模型框架中去讨论。受数据限制, 本文的主要研究仍然停留在理论模型层面上的推演和宏观国别层面的数值分析, 对于行业和企业异质性研究不足。

〔参考文献〕

- [1] 陈彦斌, 林晨, 陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. 经济研究, 2019, (7): 47-63.
- [2] 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.
- [3] 郭凯明, 杭静, 颜色. 中国改革开放以来产业结构转型的影响因素[J]. 经济研究, 2017, (3): 32-46.
- [4] 何宇, 张建华, 陈珍珍. 贸易冲突与合作: 基于全球价值链的解释[J]. 中国工业经济, 2020, (3): 24-43.
- [5] 洪俊杰, 商辉. 中国开放型经济的“共轭环流论”: 理论与证据[J]. 中国社会科学, 2019, (1): 42-64.
- [6] 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.
- [7] 卢峰, 姚洋. 金融压抑下的法治、金融发展和经济增长[J]. 中国社会科学, 2004, (1): 42-55.
- [8] 吕越, 陈帅, 盛斌. 嵌入全球价值链会导致中国制造的“低端锁定”吗[J]. 管理世界, 2018, (8): 11-29.
- [9] 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.
- [10] 张辉. 全球价值链理论与我国产业发展研究[J]. 中国工业经济, 2004, (5): 38-46.
- [11] 张峰, 刘曦苑, 武立东, 殷西乐. 产品创新还是服务转型: 经济政策不确定性与制造业创新选择[J]. 中国工业经济, 2019, (7): 101-118.
- [12] 张建华, 何宇, 陈珍珍. 国际贸易冲击与产业结构变迁: 基于经济稳定视角[J]. 经济评论, 2018, (4): 31-44.
- [13] 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.
- [14] Aghion, P., B. F. Jones, and C. I. Jones. Artificial Intelligence and Economic Growth[R]. NBER Working Paper, 2017.
- [15] Antràs, P. Is the U.S. Aggregate Production Function Cobb-Douglas? New Estimates of the Elasticity of Substitution[J]. Contributions in Macroeconomics, 2004, 4(1):1-36.
- [16] Antràs, P., and D. Chor. Organizing the Global Value Chain[J]. Econometrica, 2013, 81(6):2127-2204.
- [17] Antràs, P., and A. Gortari. On the Geography of Global Value Chains[J]. Econometrica, 2020, 88(4):1553-1598.
- [18] Arrow, K. J., H. B. Chenery, and B. S. Solow. Capital-Labor Substitution and Economic Efficiency[J]. Review of Economics and Statistics, 1961, 43(3):225-250.
- [19] Azadegan, A., and S. M. Wagner. Industrial Upgrading, Exploitative Innovations and Explorative Innovations[J]. International Journal of Production Economics, 2011, 130(1):54-65.
- [20] Burstein, A., and J. Vogel. Globalization, Technology, and the Skill Premium: A Quantitative Analysis[R]. NBER Working Paper, 2010.
- [21] Caliendo, L., and F. Parro. Estimates of the Trade and Welfare Effects of NAFTA[J]. Review of Economic Studies, 2015, 82(1):1-44.
- [22] Chirinko, R. S., and D. Mallick. The Substitution Elasticity, Factor Shares, Long-Run Growth, and the Low-Frequency Panel Model[R]. Social Science Electronic Publishing, 2016.
- [23] Coase, R. H. The Nature of the Firm[J]. Economica, 1937, 4(16):386-405.
- [24] Donaldson, D. Railroads of the Raj: Estimating the Impact of Transportation Infrastructure[J]. American Economic Review, 2018, 108(4-5):899-934.
- [25] Duffy, J., and C. Papageorgiou. A Cross-Country Empirical Investigation of the Aggregate Production Function Specification[J]. Journal of Economic Growth, 2000, 5(1):87-120.
- [26] Eaton, J., and S. Kortum. Technology, Geography, and Trade[J]. Econometrica, 2002, 70(5):1741-1779.
- [27] Gallagher, K., and M. Shafaeddin. Policies for Industrial Learning in China and Mexico[J]. Technology in Society, 2010, 32(2):81-99.
- [28] Gervais, A., and J. B. Jensen. The Tradability of Services: Geographic Concentration and Trade Costs[J]. Journal of International Economics, 2019, 118(5):331-350.
- [29] Head, K., and J. Ries. Increasing Returns Versus National Product Differentiation as an Explanation for the Pattern of U.S.-Canada Trade[J]. American Economic Review, 2001, 91(4):858-876.
- [30] Herrendorf, B., C. Herrington, and A. Valentinyi. Sectoral Technology and Structural Transformation[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2015, 7(4):104-33.
- [31] Klump, R., P. Mcadam, and A. Willman. Factor Substitution and Factor Augmenting Technical Progress in the United

- States: A Normalized Supply-side System Approach[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2007, 89(1):183-192.
- [32] Klump, R., P. Mcadam, and A. Willman. The Normalized CES Production Function: Theory and Empirics[J]. *Journal of Economic Surveys*, 2012, 26(5):769-799.
- [33] Lawson, D. L. Automation and its Effects on the Workforce[D]. East Tennessee State University, 2010.
- [34] Lee, E., and K. M. Yi. Global Value Chains and Inequality with Endogenous Labor Supply[J]. *Journal of International Economics*, 2018, 115(11):223-241.
- [35] Oberfield, E., and D. Raval. Micro Data and Macro Technology[J]. *Econometrica*, 2021, 89(2):703-732.
- [36] Porter, M. E. Technology and Competitive Advantage[J]. *Journal of Business Strategy*, 1985, 5(3):60-78.
- [37] Simonovska, I., and M. E. Waugh. The Elasticity of Trade: Estimates and Evidence[J]. *Journal of International Economics*, 2014, 92(1):34-50.

The Application of Artificial Intelligence Technology and Global Value Chains Competition

HE Yu¹, CHEN Zhen-zhen¹, ZHANG Jian-hua²

(1. College of Economics and Management, China Three Gorges University, Yichang, 443002, China;

2. School of Economics, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074, China)

Abstract: A new round of scientific and technical revolution represented by artificial intelligence is triggering changes in social productivity and the restructuring of global value chains. However, the micro mechanism of artificial intelligence technology on the global value chains specialization and the differential impacts of artificial intelligence technology on the developing and developed countries in the global value chains specialization are rarely mentioned in the existing literature. This study incorporates the application of artificial intelligence technology into the multi-country-multi-stage global value chains competition model, and uses data from 16 major global economies to perform parameter calibration and numerical simulation analysis. The results find that under the impact of artificial intelligence technology, not only is it more difficult for developing countries to achieve upgrades in the upstream stage of global value chains, but also even at the downstream stage where they originally had comparative advantage are adversely affected by the return of industries from developed countries; but developing countries can still promote innovation governance policies that encourage innovation capital investment and the adaptability of labor and intelligent technology through specialized technical training to seize the historical opportunities in the development of artificial intelligence technology and improve the resilience of the economy under the impact of artificial intelligence technology. Therefore, the findings provide policy implications for China's response to the challenges of artificial intelligence technology, improving China's industrial chain development resilience and the modernized level of industrial chain and supply chain, and reshaping new advantages in international cooperation and competition.

Key Words: artificial intelligence; global value chains; capital replacing labor; innovation capital; skills matching

JEL Classification: C54 F10 O41