

人工智能与增加值贸易网络地位提升

——兼论技术距离的调节效应

周宏伟¹, 庞素勤², 刘曙光³

(1. 南开大学 经济学院, 天津 300110; 2. 华中科技大学 经济学院, 湖北 武汉 430074;
3. 中国海洋大学 经济学院, 山东 青岛 266100)

摘要:以人工智能为代表的新一轮科技革命是中国实现高水平对外开放和贸易高质量发展的重要依托。本文构建了人工智能影响增加值贸易网络地位的理论机制, 利用2005—2018年45个国家制造业数据进行实证检验, 同时分析技术距离的调节效应。研究结果显示: 人工智能显著提升了增加值贸易网络地位; 人工智能对发达国家和发展中国家的增加值贸易网络地位均具有显著的提升效应, 但对发展中国家的提升效应更强; 相对于劳动密集型行业 and 资本密集型行业, 人工智能对技术密集型行业增加值贸易网络地位的提升效应更为显著; 人工智能对内资企业和外资企业的增加值贸易网络地位均具有显著的提升效应, 但对外资企业的提升效应更强。机制检验显示, 人工智能主要通过加速劳动力替代和释放国内消费潜力促进增加值贸易网络地位提升。拓展性分析表明, 人工智能对增加值贸易网络地位的正向影响并不存在“低端锁定”效应, 但会受到技术距离的负向调节, 且该调节效应在发达国家、资本密集型行业和内资企业中更强。

关键词: 人工智能; 增加值贸易; 网络地位; 技术距离; 调节效应

[中图分类号] F125; F414 [文献标识码] A [文章编号] 1002-4034(2025)01-0078-22

引言

当前, 全球价值链分工网络持续深化, 各国通过承接不同生产环节参与国际分工并获取贸易利得。根据“核心—半边缘—边缘”贸易网络结构理论(Snyder 和

[收稿日期] 2023-10-1

[基金项目] 国家社会科学基金重大项目“习近平新时代中国特色社会主义思想指引下的海洋强国建设方略研究”(18VSJ067), 中国工程科技发展战略山东研究院咨询研究项目“山东与日韩科技合作战略研究”(202002SDZD02)

[作者简介] 周宏伟(1996—), 男, 河南信阳人, 南开大学经济学院博士研究生, 研究方向: 全球价值链、数字贸易; 庞素勤(1996—), 女, 山西临汾人, 华中科技大学经济学院博士研究生, 研究方向: 全球价值链、贸易与环境; 刘曙光(1965—), 男, 山东德州人, 中国海洋大学经济学院教授、博士生导师, 博士, 研究方向: 区域创新与国际经济合作

Kick, 1979), 处于贸易网络中心位置的国家将获取更高的贸易利益。而随着劳动力成本的持续上升, 积极寻求以人工智能为代表的高新技术升级与突破逐渐成为各国向贸易网络中心发展的主要途径(吕越等, 2023)。在此背景下, 美国、日本、德国等主要发达国家实施“再工业化”战略, 在智能制造领域积极部署, 以重塑制造业竞争优势; 中国颁布了《中国制造 2025》计划, 将智能制造作为主攻方向, 力图通过人工智能技术实现制造业转型升级。近年来, 全球人工智能产业发展迅猛, 国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)公布的《2022 年世界机器人报告》显示, 2021 年全球新安装工业机器人数量达到 517 385 台, 中国、日本、韩国、美国和德国排名居于前列, 安装量远超其他国家。因此, 发展以工业机器人为代表的人工智能技术对中国持续推动高水平对外开放, 提高贸易网络地位具有重要的战略意义。

马述忠等(2016)、Amador 和 Cabral(2017)基于总量贸易视角, 利用社会网络分析方法, 探讨全球贸易网络格局与贸易特征。一国处于贸易网络中心意味着其拥有更强的资源信息控制与获取能力(洪俊杰和商辉, 2019; 吕越和尉亚宁, 2020), 也决定了其在全球价值链分工中的获利能力(耿伟等, 2022)。随着全球价值链分工体系的持续深化, 增加值贸易更能反映真实的全球贸易格局和贸易利得(王直等, 2015)。因此, 相对于传统贸易统计方法测算的贸易网络, 本文以出口增加值作为贸易网络中的“边”, 建立增加值贸易网络, 以反映各国在全球价值链分工网络中的真实地位和获利能力。

随着技术的不断发展, 人工智能所产生的经济效应和社会效应越来越受到学术界的关注。刘洋等(2023)、杨光和侯钰(2020)、程承坪和陈志(2021)、陈楠和蔡跃洲(2022)认为人工智能会产生劳动力替代, 导致失业增加(Acemoglu 和 Restrepo, 2020a)和劳动收入份额下降(郭凯明, 2019), Acemoglu 和 Restrepo(2020b)认为人工智能提高了劳动生产率。人工智能通过强化技术创新和优化资源配置能提高企业出口国内附加值(韩峰和庄宗武, 2022)和产品质量(韩亚峰等, 2022), 促进企业参与全球价值链(吕越等, 2020)和分工地位攀升(戴翔和王如雪, 2023)。这些研究集中于人工智能对经济的影响及其作用机制, 目前鲜有文献分析人工智能发展对增加值贸易网络的促进效应, 为本文提供了进一步研究的空间。

本文可能的边际贡献在于: 第一, 在研究视角方面, 本文探讨了人工智能对增加值贸易网络地位的影响效应和作用机制, 有助于了解人工智能作用于各国参与全球价值链分工获利的主要路径。第二, 在研究机制方面, 本文分析了不同区域、行业以及投资来源的人工智能对增加值贸易网络地位的差异性影响, 并进一步考察了技术距离的调节效应, 可为处于不同技术水平的行业参与国际分工提供经验证据。第三, 在研究指标方面, 本文结合 2005—2018 年 IFR 发布的各国行业层面的工业机器人数据, 以及经济合作与发展组织(OECD)跨国公司活动数据库(Analytical Activities of Multinational Enterprises, AMNE)和对外经济贸易大学全球价值链数据库(UIBE GVC), 合并形成了本文所需要的数据库, 并基于社会网络分析方法, 测算了国家—行业层面的增加值贸易网络地位指标。

一、文献综述

与本文相关的第一类文献考察了增加值贸易网络的内涵、结构特征与影响因素。在内涵上,经济全球化时代,国际贸易关系日益表现为复杂网络化的跨国生产共享关系(Johnson 和 Noguera, 2012),每个国家或地区代表一个“节点”,如果该国家或地区向另外一个国家或地区出口产品,则节点之间存在“连边”,节点和连边的集合就构成了贸易网络。随着全球价值链分工的持续深化,中间品贸易成为一种普遍的贸易形式,而传统贸易统计忽略了中间品跨境贸易,导致对全球贸易网络格局和特征的理解出现偏误,因此需要从增加值贸易视角进行解释(王直等, 2015)。基于此,增加值贸易网络可以概括为:在贸易增加值核算框架下,采用增加值流向形式表征的国际贸易网络,具有“一般均衡”网络、“多网络叠加和相关性”及“异质拓扑结构”等特征(孙天阳等, 2018)。在结构特征上,Amador 和 Cabral(2017)利用跨国面板数据分析了增加值贸易网络的结构与变化趋势,发现增加值贸易网络呈现出“集中”和“不对称”等特征。Xiao 等(2017)基于国家—制造业数据考察了制造业增加值贸易网络的结构特征,认为其总体上呈现出北美、欧盟和亚洲“三足鼎立”的格局。李晓和刘宝琦(2023)选取国家—行业层面数据探讨了制造业增加值贸易网络的演变机制,指出制造业增加值贸易网络的结构演化是一种高度“自组织”过程,具有稳定的分组结构和等级结构。在影响因素上,Wang 等(2021)认为经济全球化是影响制造业增加值贸易网络的重要因素,杜运苏和彭冬冬(2018)、辛娜和袁红林(2019)、葛纯宝等(2022)、刘维林和魏宜静(2023)认为制造业服务化、全球价值链嵌入、贸易便利化和产业数字化有利于提升增加值贸易网络地位,王珊珊和孙程九(2023)认为经济制裁对增加值贸易网络结构具有明显的破坏效应。但这些文献仅从增加值贸易网络的特征描述出发,鲜有从人工智能发展的角度探讨增加值贸易网络地位变化的深层原因。

与本文相关的第二类文献探讨了人工智能的影响效应。人工智能对促进经济增长和劳动生产率提升具有正向影响,但也会导致失业增加(林晨等, 2020)、劳动收入份额变动(何小钢等, 2023)和经济不平等(Korinek 和 Stiglitz, 2021)。随着国际分工持续深化,更多学者开始关注人工智能对国际贸易和价值链分工的影响。在进口方面,辛大楞和邱悦(2023)研究发现人工智能有助于延长进口持续时间,维持进口贸易关系稳定性,有效促进了企业进口扩张。在出口方面,现有研究主要关注人工智能对企业出口行为、出口产品质量和技术水平以及出口增加值等方面的影响。金祥义和张文菲(2022)研究发现人工智能可以有效促进企业出口规模增长,提升制造业出口比较优势(刘灿雷等, 2023)。綦建红和张志彤(2022)指出人工智能主要通过生产率效应和边际成本效应两种渠道提高企业出口产品质量与技术含量(李琴琴等, 2023)。蔡震坤和綦建红(2021)研究认为人工智能会显著提高企业出口国内附加值率(柯明等, 2023)和出口技术复杂度(张兵兵等, 2023),国内大市场在其中发挥了正向调节作用(韩峰和庄宗武, 2022)。同时,人工智能有助于扩大企业出口产品范围(綦建红和张志彤, 2022),延长企业出口持续时间(金祥义和

张文菲, 2023), 增强企业出口的稳定性(綦建红和蔡震坤, 2022)。在价值链分工方面, 吕越等(2020)发现人工智能不仅促进了全球价值链参与和分工地位提升(周洺竹等, 2022), 而且弱化了人口老龄化对企业全球价值链分工地位的负面影响(戴翔和王如雪, 2023)。黄亮雄等(2023)指出人工智能应用能够显著降低区域间全球价值链分工地位差异, 推动全球价值链重构。可见, 现有文献主要探讨了人工智能的经济效应、贸易效应和价值链分工效应, 较少考察人工智能所产生的贸易网络效应。

与本文最相关的一篇文献基于劳动力替代和资源错配视角探讨了人工智能对全球价值链网络的影响(吕越等, 2023), 但并未从需求端角度考虑人工智能对增加贸易网络的影响以及技术距离的重要作用。本文将人工智能与增加值贸易网络置于同一框架下, 从劳动力替代和消费潜力释放两个维度分析人工智能发展对增加值贸易网络地位的积极作用, 考察技术差距对各国参与国际分工获利能力的影响。

二、理论机制与研究假说

(一) 人工智能与增加值贸易网络地位

增加值贸易网络地位的提升主要体现为出口贸易伙伴数量的增加(参与出口的企业)和出口国内增加值的扩大(Xiao等, 2017; Amador和Cabral, 2017)。人工智能技术的应用与发展可以有效赋能出口企业, 为企业出口增长提供新的竞争优势(Goldfarb和Trefler, 2018), 推动企业参与全球价值链分工(吕越等, 2020), 对企业出口贸易利得具有正向影响。本文主要从供给端和需求端探讨人工智能促进增加值贸易网络地位提升的理论机制。

在供给端, 人工智能主要通过加速劳动力替代促进增加值贸易网络地位提升。第一, 人工智能通过“机器换人”促进资本要素积累和生产模式转换(Acemoglu和Restrepo, 2018), 降低企业生产与贸易成本。成本降低不仅激励企业参与出口(Melitz, 2003), 也推动企业全球价值链分工地位升级(祝树金等, 2022), 促进企业出口国内增加值率提升(韩峰和庄宗武, 2022)。第二, 人工智能通过要素投入的调整和替代提高了企业生产效率(Graetz和Michaels, 2018)。生产效率的提升有助于企业出口新产品和拓展新市场(杨继军和李艳丽, 2023), 提高企业全球价值链参与度和网络中心度(吕越等, 2023), 深化增加值贸易网络。第三, 人工智能产生的替代效应能加速劳动力流动(陈彦斌等, 2019), 畅通要素流通渠道, 进而缓解资源错配(吕越等, 2023)。资源配置效率提升有助于强化市场竞争, 增强企业参与全球价值链竞争的优势(刘斌和潘彤, 2020), 推动企业向增加值贸易网络中心发展。

在需求端, 人工智能主要通过释放国内消费潜力促进增加值贸易网络深化。技术是影响消费的重要外生动力, 人工智能发展促使全球生产链条和贸易网络呈现“需求导向”的特征(赵宸宇等, 2021)。一方面, 人工智能技术的应用能够有效缓解供给市场和需求市场之间的信息不对称, 增强企业产业链供应链韧性(何茜茜等, 2024), 促使生产和消费环节有效联通。企业可通过数据要素分析快速获取消费者的偏好和需求信息并进行按需生产, 提高市场的供需匹配能力, 充分释放国内消费潜力(赵晓斐

和刘斌, 2023), 实现消费需求的量变。另一方面, 以人工智能为代表的技术变革会带来新的消费热点, 创造新型消费业态, 满足了消费者的多样化需求, 有助于提升市场消费层次, 促进消费结构优化与升级, 实现消费需求的质变(林晨等, 2020)。此外, 人工智能发展带来的技术红利会增加产品种类和范围, 提高产品的质量和技术水平, 在刺激新消费需求的同时也能促进海外消费回流, 进一步推动国内消费需求实现从量变到质变。消费需求的量变与质变能够形成有力的需求牵引, 驱动增加值贸易网络地位升级。国内市场需求扩张会增加企业出口概率和出口规模, 提高企业出口竞争力(易先忠等, 2016), 刺激企业出口行为(韩律等, 2023)。国内消费需求规模扩大与质量升级会促进企业全球价值链分工地位攀升(洪俊杰和隋佳良, 2023)与国内生产网络关联(赵晓斐和刘斌, 2023), 进一步提高企业出口国内增加值(戴翔等, 2022)。

基于上述分析, 本文提出:

假说1 人工智能可以通过加速劳动力替代与释放国内消费潜力促进增加值贸易网络地位提升。

(二)技术距离的调节效应

在全球价值链分工体系中, 发达国家跨国公司利用自身技术优势占据全球价值链高端位置, 通过转移加工组装等生产性环节降低边际成本并获取高额贸易利得, 而发展中国家企业则受限于相对落后的技术水平, 被锁定在全球价值链中低端的制造环节, 获取低廉的分工收益(余骁等, 2023)。因此, 在探究人工智能对增加值贸易网络地位的影响时需考虑技术距离这一关键因素。

首先, 当与世界前沿技术水平差距较大时, 企业往往采取“保守型”贸易战略, 无法承接高技术含量的中间品生产和贸易环节(余骁等, 2023), 同时企业缺乏与人工智能技术相匹配的资金、设备、技术和知识储备, 因而弱化了人工智能对增加值贸易网络深化的促进效应。此外, 技术距离过大会阻碍企业对知识和技术的吸收, 限制企业的创新能力(陈怡安, 2014), 进一步降低企业出口竞争力。其次, 向前沿技术靠近有助于企业增强技术吸收能力, 激励创新, 通过推动人工智能技术的应用和发展提升出口概率和国内增加值率(孙浦阳等, 2015), 同时促使企业积极承接高技术产品的生产和贸易环节, 进一步提升增加值贸易网络地位。此外, 吸收能力和创新能力的增强有助于提高企业的利润和市场竞争力, 促使企业将大量资金和设备投入大数据、人工智能等前沿技术领域, 最终强化人工智能对增加值贸易网络的深化效应, 推动企业向贸易网络中心攀升。最后, 缩短技术距离能够降低“技术俘获效应”和“竞争加剧效应”, 激励企业进行高新技术研发、跨国合作与协同创新(曹霞等, 2020; 李琳等, 2021), 不仅强化了人工智能的技术溢出效应, 还有助于促进企业全球价值链参与和生产链地位提升(李磊等, 2017; 余骁和郭志芳, 2020), 进而提高企业出口规模和真实收益, 促进增加值贸易网络深化。

基于上述分析, 本文提出:

假说2 人工智能对增加值贸易网络地位的正向影响受到技术距离的负向调节。

三、模型构建

(一) 模型设定及估计方法

为了实证检验人工智能影响增加值贸易网络地位的理论机制,本文构建如下基准模型:

$$\ln Out_str_{int} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln AI_{int} + \alpha_2 CV_{int} + \lambda_i + \mu_n + \pi_t + \varepsilon_{int} \quad (1)$$

式(1)中, i 表示国家, n 为制造业细分部门, t 表示年份, Out_str_{int} 为增加值贸易网络地位, AI_{int} 为人工智能水平, CV_{int} 为控制变量组, λ_i 、 μ_n 和 π_t 分别为国家、行业和时间固定效应, ε_{int} 为随机误差项。

(二) 变量说明

1. 核心变量

(1) 人工智能水平

本文的核心解释变量为人工智能水平(AI),参考刘斌和潘彤(2020)的做法,采用工业机器人密度(每千名就业人员所拥有的工业机器人数量)加以衡量。图1和图2为2005—2018年全球主要经济体制造业工业机器人数量和密度的变化趋势图。从时间趋势来看,日本工业机器人数量和密度均呈下降趋势,其余各国工业机器人数量和密度则呈上升趋势,中国工业机器人数量增长速度明显高于其他国家,

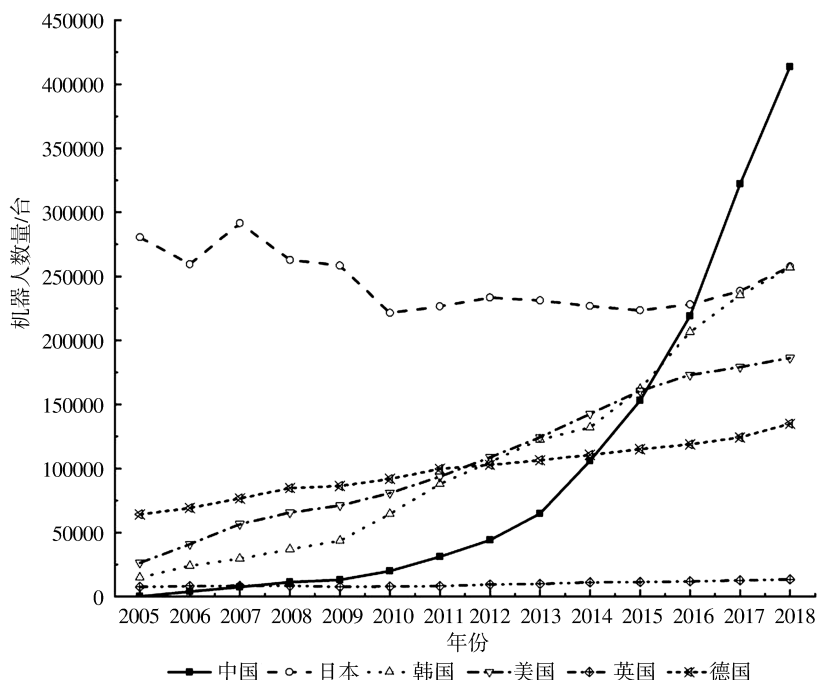


图1 2005—2018年全球主要经济体制造业机器人数量

注:根据IFR数据计算整理所得。

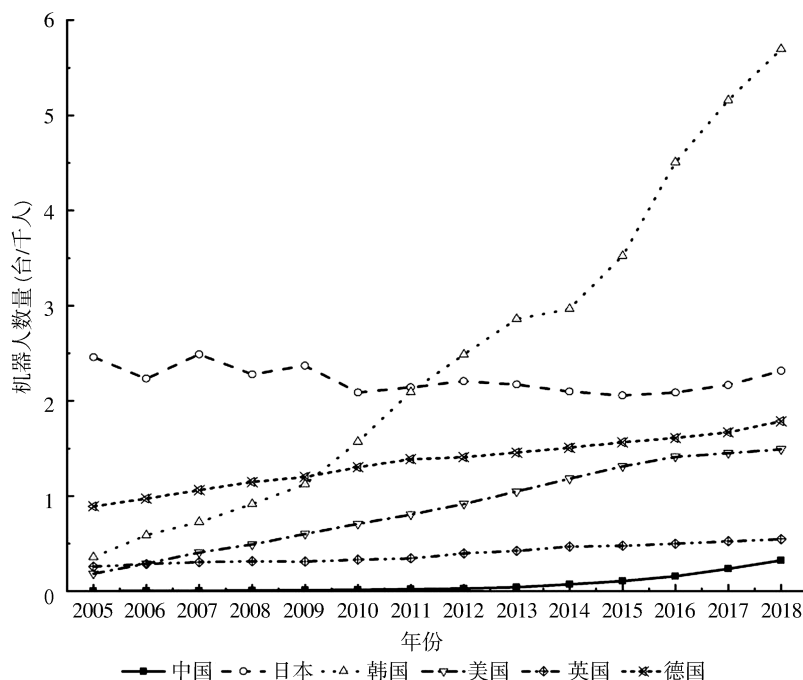


图 2 2005—2018 年全球主要经济体制造业机器人密度

注：根据 IFR 数据计算整理所得。

但工业机器人密度增速较为缓慢。从国家间差异来看，中国工业机器人数量逐渐超过主要发达国家，但密度处于较低水平，与主要发达国家之间存在较大差距。

(2) 增加值贸易网络地位

本文参照 Wang 等 (2013)、Miroudot 和 Ye (2019) 的做法，使用区分内外资的投入产出表对增加值贸易进行分解。具体而言，总出口可分解为被国外吸收的国内增加值 (*DVA*)、返回并被本国吸收的国内增加值 (*RDV*)、国外增加值 (*FVA*) 以及纯重复计算部分 (*PDC*)。本文使用被国外吸收的国内增加值 (*DVA*) 作为两国之间的网络“连边”，以反映一国参与国际分工获得的真实收益。本文使用出强度 (*Out_str*) 指标反映一国的增加值贸易网络地位，出强度越大，地位越高。计算公式为： $Out_str_{int} = \sum_j w_{ijnt}$ ，其中 w_{ijnt} 表示在 t 年 n 部门中 i 国对 j 国的出口国内增加值。

图 3 和图 4 分别为 2005 年和 2018 年全球增加值贸易网络图。从中心节点来看，增加值贸易网络呈现出“三足鼎立”格局，但处于网络中心位置的国家有所变化，由 2005 年的美国、德国和日本变为 2018 年的美国、中国和德国。从地域特征来看，区域内与区域间价值链分工持续深化，逐渐形成欧洲、北美和亚洲三种区域价值链网络，并且相对于 2005 年，2018 年北美与欧洲区域价值链分工协作变得更加紧密，中国存在被进一步孤立的风险。

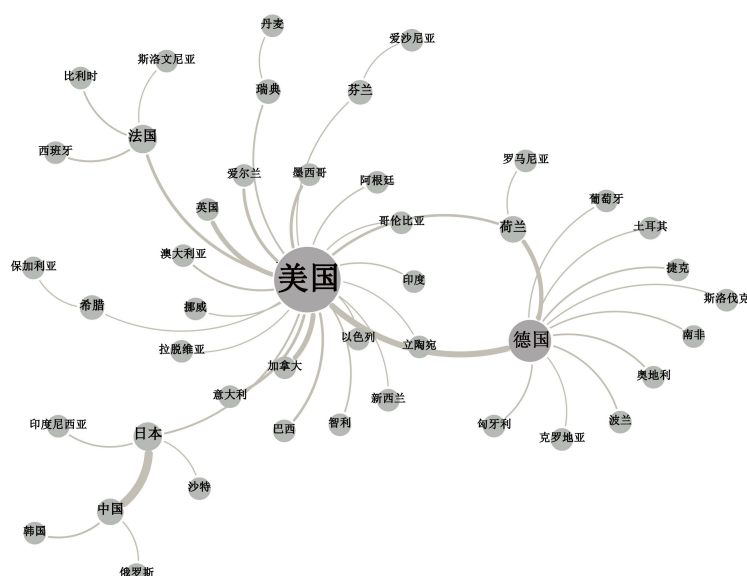


图 3 2005 年增加值贸易网络图

注：根据 OECD AMNE 数据计算整理所得。

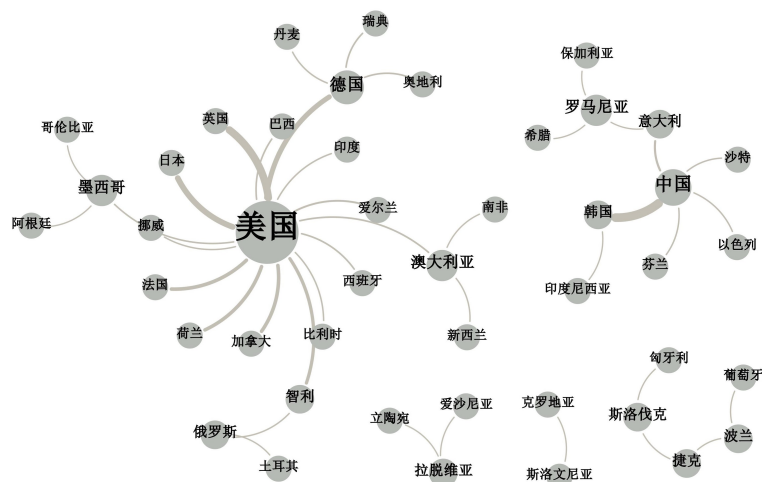


图 4 2018 年增加值贸易网络图

注：根据 OECD AMNE 数据计算整理所得。

2. 控制变量

(1) 行业层面

要素禀赋结构(FS), 以行业固定资本存量与就业人数之比表示。劳动力数量(EMP), 以行业从业人数表征。贸易开放度($OPEN$), 选取行业出口占总产出比重加以衡量。全球价值链参与度(GVC_Pat)与分工地位指数(GVC_Pos)借鉴 Koopman 等(2014)对总出口的分解框架, 构建全球价值链参与度与分工地位指数如式(2)和式(3)。

$$GVC_Pat_{in} = IV_{in}/E_{in} + FV_{in}/E_{in} \quad (2)$$

$$GVC_Pos_{in} = \ln(1 + IV_{in}/E_{in}) - \ln(1 + FV_{in}/E_{in}) \quad (3)$$

式(2)与式(3)中, IV_{in} 表示 i 国 n 部门的间接增加值出口, FV_{in} 表示 i 国 n 部门出口中的国外增加值, E_{in} 表示 i 国 n 部门的出口总额。

(2) 区域层面

经济规模(GDP), 选取国内生产总值加以衡量, 经济发展水平越高, 在国际分工中承担的环节越多, 出口增加值越高。外资规模($FDIR$), 用 FDI 占 GDP 的比重衡量。人力资本(HC), 采用基于受教育年限和教育回报率的人力资本指数表示。

(三) 数据来源

本文选取 2005—2018 年 45 个国家 16 个制造业细分部门的数据进行研究。数据来源^①如下: ①工业机器人密度。工业机器人应用数据来源于 IFR 数据库, 就业人数数据来源于 OECD 数据库。②出口增加值。区分内外资的出口国内增加值数据来源于 OECD AMNE 数据库。③世界投入产出表。本文使用的世界投入产出表来源于 OECD ICIO(Inter-Country Inter-Industry Input-Output)数据库。④全球价值链参与度与分工地位指数。数据来源于 UIBE GVC 数据库。⑤FDI 数据来源于 UNCTAD 数据库, GDP 数据来源于 WITS(World Integrated Trade Solution)数据库, 人力资本数据来源于 PWT(Penn World Table)数据库, 并按照价格指数平减到 2005 年。其余控制变量原始数据均来源于 OECD TiVA(Trade in Value Added)数据库。

四、实证检验

(一) 基准回归结果

表 1 列(1)为多维固定效应回归的结果。结果显示核心解释变量的回归系数在 1%水平上显著为正, 表明人工智能对出强度具有正向促进作用, 人工智能水平每提高 1%, 出强度上升约 0.033 0%。为了进一步控制国家—行业维度可能存在的遗漏变量的因素, 列(2)控制了国家—行业固定效应和年份固定效应, 核心解释变量的回归系数仍在 1%水平上显著为正, 表明人工智能对增加值贸易网络地位提升具有明显的促进效应。此外, 本文将样本按照人工智能水平四分位数分为低(D1)、中低(D2)、中高(D3)和高(D4)组, 考察人工智能对出强度影响的组间差异, 结果如表 1 列(3)至列(6)所示。列(3)至列(6)估计结果表明不同组别的人工智能对增加值贸易网络地位均具有正向的促进作用, 验证了假说 1。

^①OECD 数据库, <https://www.oecd.org/>(访问日期 2024-12-12); OECD AMNE 数据库, <https://www.oecd.org/en/data/datasets/multinational-enterprises-and-global-value-chains.html>(访问日期 2024-12-12); OECD ICIO 数据库, <https://www.oecd.org/en/data/datasets/inter-country-input-output-tables.html>(访问日期 2024-12-12); UIBE GVC 数据库, <http://gvcd.b.uibe.edu.cn/gvc.html>(访问日期 2024-12-12); UNCTAD 数据库, <https://unctadstat.unctad.org/EN/Index.html>(访问日期 2024-12-12); WITS 数据库, <https://wits.worldbank.org/>(访问日期 2024-12-12); PWT 数据库, <https://econdata.com/databases/imf-and-other-international/penn-world-table/>(访问日期 2024-12-12); OECD TiVA 数据库, <https://data-explorer.oecd.org/>(访问日期 2024-12-12)。

(二) 内生性处理

本文采用以下三种方法处理可能存在的内生性问题。第一,同时选取核心解释变量的滞后一期与滞后二期作为工具变量对基准模型进行重新估计。第二,参考赵晓斐和刘斌(2023)的做法,本文根据世界银行以人均收入为标准的分类方法,将样本划分为发达国家和发展中国家两组^①,计算样本内经济发展水平相似的其他国家分行业人工智能水平的均值作为工具变量 1。同时,本文参考黄群慧等(2019)的做法,采用各国 1985 年每百人固定电话数量的历史数据作为工具变量 2。由于单一年份的历史截面数据难以作为连续时间变化的面板数据的工具变量,本文在使用工具变量 1 的同时,也将工具变量 1 和工具变量 2 的交互项进一步作为人工智能的工具变量。第三,采用系统广义矩估计(System Generalized Method of Moments, SYS-GMM)对模型进行重新估计。

表 1 基准回归

项目	总样本	总样本	低水平组	中低水平组	中高水平组	高水平组
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$\ln AI$	0.033 0*** (0.004 5)	0.009 8*** (0.003 7)	0.029 3** (0.014 6)	0.127 1*** (0.024 8)	0.103 4*** (0.025 7)	0.094 8*** (0.012 8)
$\ln FS$	0.444 9*** (0.016 9)	0.282 6*** (0.015 5)	0.371 6*** (0.039 1)	0.368 8*** (0.035 6)	0.412 7*** (0.036 7)	0.070 8** (0.034 9)
GVC_Pat	-2.148 2*** (0.337 7)	0.315 5 (0.525 7)	6.735 3*** (0.814 2)	1.080 7 (0.666 1)	1.810 9** (0.802 7)	-0.075 9 (0.688 8)
GVC_Pos	-1.409 1*** (0.424 7)	2.475 0*** (0.706 5)	9.680 1*** (0.956 1)	3.397 9*** (0.810 0)	3.710 8*** (1.093 3)	2.837 1*** (0.945 5)
$\ln EMP$	1.140 4*** (0.015 3)	0.699 7*** (0.023 6)	0.952 3*** (0.038 5)	1.234 2*** (0.034 5)	1.403 1*** (0.030 9)	1.253 8*** (0.028 5)
$\ln GDP$	0.247 6*** (0.047 8)	0.521 3*** (0.028 4)	-0.112 2 (0.101 0)	-0.102 1 (0.099 4)	-0.294 1** (0.117 6)	0.382 1*** (0.117 9)
$\ln HC$	-1.154 9*** (0.339 7)	-0.217 0 (0.180 4)	0.882 0 (0.777 9)	-0.302 5 (0.814 3)	-2.543 1*** (0.950 0)	-0.954 9 (1.093 1)
$OPEN$	-0.635 5*** (0.048 8)	-0.691 6*** (0.049 9)	2.641 0*** (0.125 5)	3.444 6*** (0.101 9)	3.055 3*** (0.099 6)	2.635 8*** (0.090 5)
$FDIR$	0.077 7* (0.039 9)	0.059 7*** (0.018 4)	0.108 3 (0.142 9)	0.002 4 (0.075 3)	-0.049 7 (0.088 9)	-0.120 8** (0.053 7)
$Constant$	-4.373 8*** (0.694 7)	-6.470 1*** (0.368 3)	2.270 6 (1.485 1)	2.612 3* (1.475 7)	7.001 5*** (1.746 7)	-1.711 1 (2.090 3)
国家固定效应	是	—	是	是	是	是
行业固定效应	是	—	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
国家—行业固定效应	—	是	—	—	—	—
观测值	7 132	7 122	1 783	1 782	1 780	1 785
R^2	0.952	0.992	0.914	0.943	0.947	0.970

注: *、**和***分别表示估计数值在 10%、5%和 1%的水平上显著。括号内为稳健标准误。下表同。

^①发达国家包括澳大利亚、奥地利、比利时、加拿大、捷克、德国、爱沙尼亚、芬兰、法国、丹麦、希腊、匈牙利、爱尔兰、以色列、意大利、日本、韩国、拉脱维亚、立陶宛、荷兰、新西兰、挪威、波兰、葡萄牙、斯洛伐克、斯洛文尼亚、西班牙、瑞典、瑞士、英国、美国和俄罗斯,发展中国家包括中国、土耳其、巴西、保加利亚、克罗地亚、印度、印度尼西亚、罗马尼亚、墨西哥、阿根廷、哥伦比亚、沙特和南非。

上述工具变量的回归结果如表 2 所示。Kleibergen-Paap rk LM 统计量、Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量、Hansen J 统计量、AR(2) 和 Hansen P 统计量显示工具变量均通过不可识别检验及弱工具变量检验，工具变量的选取是有效的。进行内生性处理后，人工智能的回归系数均显著为正，人工智能对增加值贸易网络地位具有正向促进作用的结论依然成立。

表 2 内生性处理

项目	滞后一期与滞后二期 IV	人工智能均值 IV	交互项 IV	GMM
	(1)	(2)	(3)	(4)
$\ln AI$	0.031 3*** (0.006 7)	0.928 9*** (0.210 9)	0.099 1*** (0.025 0)	0.014 7*** (0.016 8)
控制变量	是	是	是	是
国家固定效应	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
Kleibergen-Paap rk LM	916.981***	17.492***	24.746***	—
Kleibergen-Paap rk Wald F	1 183.164	17.580	51.088	—
Hansen J	0.013 2	0.000 0	0.000 0	—
AR(2)	—	—	—	0.197
Hansen P	—	—	—	0.520
观测值	6 775	7 117	7 117	6 775
R^2	0.612	-0.777	0.590	—

(三) 稳健性检验

本文采取以下方法进行稳健性检验。第一，替换核心解释变量。参考王永钦和董雯(2020)的做法，采用各行业工业机器人安装存量与 2005 年(基期)就业人数之比的对数值衡量。第二，聚类处理。为了进一步提高回归的有效性，将回归结果分别对国家和行业进行聚类。第三，进行样本缩尾处理。本文对被解释变量在 1%分位上进行缩尾处理，再次进行回归。第四，为了进一步考虑国家或行业层面随时间变化的不可观测因素的影响，本文分别控制了国家一年份和行业一年份固定效应。表 3 估计结果显示：无论采取何种方法，人工智能的回归系数均显著为正，人工智能对增加值贸易网络地位具有正向促进作用的结论依然成立，基准回归结果是稳健的。

(四) 异质性分析

考虑到人工智能对增加值贸易网络的影响在不同区域、行业和投资来源企业中可能具有差异性，本文根据世界银行以人均收入水平为标准的分类方法，将样本划分为发达国家与发展中国家两组；基于要素密集度将制造业划分为劳动密集型、资本密集型和技术密集型行业三组；基于投资来源将制造业企业划分为内资企业和外资企业^①。同时，

^①本文参照 Miroudot 和 Ye(2019)的做法，利用区分内外资的投入产出表对出口增加值进行了分解，得到内资企业和外资企业出口国内增加值的数据，再根据前文方法测算增加值贸易网络地位。

鉴于分组后样本的分布与方差并不一致，本文采用基于 Bootstrap 的费舍尔组合检验并将抽样次数设定为 1 000 次，进行组间系数差异检验。

表 3 稳健性检验

项目	稳健性检验 1	稳健性检验 2		稳健性检验 3	稳健性检验 4	
	替换核心解释变量	按国家聚类	按行业聚类	样本缩尾处理	国家—年份固定	行业—年份固定
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
lnAI	0.038 5*** (0.004 5)	0.078 1*** (0.014 2)	0.078 1*** (0.024 1)	0.032 7*** (0.004 6)	0.033 5*** (0.004 7)	0.033 7*** (0.004 9)
控制变量	是	是	是	是	是	是
国家固定效应	是	是	是	是	—	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	—
年份固定效应	是	是	是	是	—	—
国家—年份固定效应	—	—	—	—	是	—
行业—年份固定效应	—	—	—	—	—	是
观测值	7 132	7 132	7 132	7 117	7 117	7 111
R ²	0.952	0.929	0.929	0.952	0.953	0.954

表 4 为不同区域、行业和投资来源企业的回归结果，各分组系数差异性检验 p 值均为 0.000，说明分组回归系数具有显著差异性(L-K、K-T、T-L 分别为劳动与资本、资本与技术、技术与劳动密集型行业的组间差异检验)。列(1)和列(2)显示发达国家和发展中国家的人工智能均对出强度具有促进效应，但前者的促进效应低于后者，进一步说明国家的经济发展程度会削弱人工智能对增加值贸易网络地位的正向影响。可能的原因：一方面，受益于人工智能发展水平较低、人口红利释放等因素，发展中国家的人工智能水平增速更快，增长潜力更高，贸易网络深化具有较大空间；另一方面，发展中国家通常具有大规模与多元化的市场需求，进而通过“需求牵引”不断拓展新的生产和贸易环节(赵晓斐和刘斌，2023)，有助于提高企业出口概率和真实收益，进一步提升网络地位。因此，发展中国家在实施智能化战略的过程中要因地制宜，充分利用生产成本与市场需求优势，提升产业配套能力，不断缩小与发达国家之间的“技术鸿沟”。列(3)至列(5)显示人工智能对技术密集型行业出强度的促进作用十分显著，而对劳动和资本密集型行业的出强度作用不明显。可能的原因：技术密集型行业的技术要素投入更多，而人工智能发展本身代表着技术进步，与技术密集型行业具有更强的互补性，因而该行业人工智能对增加值贸易网络地位的促进效应更强；对于劳动密集型行业，人工智能加速了劳动力替代(陈彦斌等，2019)，提升了生产率水平(Acemoglu 和 Restrepo，2020b)，但在发挥经济效应时存在一定的时滞，因而该行业人工智能对增加值贸易网络地位具有促进作用但尚未显现；对于资本密集型行业，其需要的资本投入更高，可能会对人工智

能技术产生挤出效应(吕越等, 2023), 因而该行业人工智能对增加值贸易网络地位可能具有负向影响。列(6)和列(7)显示人工智能系数显著为正, 表明人工智能对内资企业和外资企业增加值贸易网络地位均具有显著的促进作用, 但对后者的促进效应更强。外资进入能够产生技术溢出, 提高企业全球价值链分工地位和出口国内附加值(王文治和路优, 2022; 蒋殿春和鲁大宇, 2023), 促进增加值贸易网络深化。相对于内资企业, 外资企业受到的税收政策和产业政策的倾斜程度更大, 有利于加强企业研发创新和技术升级(万威和龙小宁, 2023), 进一步提高企业国际竞争力和贸易网络地位。

表 4 异质性分析

项目	区域异质性		行业异质性			投资来源异质性	
	发达国家	发展中国家	劳动密集型	资本密集型	技术密集型	内资企业	外资企业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
lnAI	0.027 5*** (0.004 5)	0.037 5*** (0.012 0)	0.001 6 (0.006 9)	-0.007 9 (0.008 7)	0.039 0*** (0.007 0)	0.036 2*** (0.006 4)	0.072 8*** (0.013 5)
费舍尔组合检验 p 值	0.000	—	—	—	—	—	—
L-K 费舍尔组合检验 p 值	—	—	0.000	—	—	—	—
K-T 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	0.000	—	—	—
T-L 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	—	0.000	—	—
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
国家固定效应	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	5 472	1 658	2 259	2 666	2 207	7 085	7 108
R ²	0.964	0.944	0.971	0.958	0.971	0.919	0.727

五、机制检验与拓展分析

(一) 机制检验

人工智能主要通过加速劳动力替代和释放国内消费潜力两种渠道提高增加值贸易网络地位。本文参照江艇(2022)的做法, 设定如下模型进行机制检验:

$$\ln Mechanism_{int} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{int} + \beta_2 CV_{int} + \lambda_i + \mu_n + \pi_t + \varepsilon_{int}$$

(4)

式(4)中, $Mechanism_{int}$ 为机制变量, 包括劳动力替代和国内消费潜力, 其余变量与式(1)一致。

对于加速劳动力替代渠道的检验, 本文参照吕越等(2023)的做法, 选取单位产出的劳动力人数作为劳动力替代(LS)的代理变量, 检验结果见表5。列(1)显示总体上人工智能显著加速了劳动力替代, 增强了企业参与全球价值链分工的竞争优势, 提升了企业增加值贸易网络地位。列(2)和列(3)显示人工智能通过劳动力替代渠道显著提升了发达国家和发展中国家的增加值贸易网络地位, 但对后者的促进效应更强。列(4)至列(6)显示人工智能通过加速劳动力替代渠道显著提升了劳动密集型行业和技术密集型行业的增加值贸易网络地位, 但对资本密集型行业无显著影响。

表5 劳动力替代效应

项目	总样本	发达国家	发展中国家	劳动密集型	资本密集型	技术密集型
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$\ln LS$	$\ln LS$	$\ln LS$	$\ln LS$	$\ln LS$	$\ln LS$
$\ln AI$	-0.043 2*** (0.003 7)	-0.036 5*** (0.003 4)	-0.051 0*** (0.010 5)	-0.030 4*** (0.005 7)	-0.003 2 (0.007 7)	-0.043 5*** (0.005 6)
费舍尔组合检验 p 值	—	0.000	—	—	—	—
L-K 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	0.000	—	—
K-T 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	—	0.000	—
T-L 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	—	—	0.000
控制变量	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
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	7 132	5 472	1 660	2 259	2 666	2 207
R^2	0.921	0.917	0.913	0.949	0.945	0.912

对于释放国内消费潜力渠道的检验, 本文基于赵晓斐和刘斌(2023)的做法, 选取国内消费总量(CT)和国内消费占世界消费总量比重(CS)两个变量衡量国内消费潜力, 具体检验结果见表6和表7。列(1)显示总体上人工智能显著提高了国内市场消费潜力, 进一步促进了增加值贸易网络深化。列(2)和列(3)显示, 相对于发达国家, 人工智能主要通过释放国内消费潜力提升发展中国家的增加值贸易网络地位。列(4)至列(6)显示人工智能通过释放国内消费潜力渠道显著促进了劳动密集型行业和技术密集型行业的增加值贸易网络深化, 而对资本密集型行业无明显影响。

表 6 国内消费潜力(以国内消费总量衡量)

项目	总样本	发达国家	发展中国家	劳动密集型	资本密集型	技术密集型
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	lnCT	lnCT	lnCT	lnCT	lnCT	lnCT
lnAI	0.022 2** (0.008 7)	-0.002 0 (0.009 0)	0.066 6*** (0.025 4)	0.058 9*** (0.010 2)	-0.001 7 (0.024 8)	0.013 8** (0.006 4)
费舍尔组合检验 p 值	—	0.000	—	—	—	—
L-K 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	0.000	—	—
K-T 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	—	0.000	—
T-L 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	—	—	0.000
控制变量	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
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	7 132	5 472	1 660	2 259	2 666	2 207
R ²	0.894	0.915	0.859	0.960	0.838	0.973

表 7 国内消费潜力(以国内消费占比衡量)

项目	总样本	发达国家	发展中国家	劳动密集型	资本密集型	技术密集型
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	lnCS	lnCS	lnCS	lnCS	lnCS	lnCS
lnAI	0.022 4** (0.008 7)	-0.001 6 (0.009 0)	0.066 3*** (0.025 4)	0.059 4*** (0.010 2)	0.000 2 (0.024 8)	0.013 8** (0.006 4)
费舍尔组合检验 p 值	—	0.000	—	—	—	—
L-K 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	0.000	—	—
K-T 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	—	0.000	—
T-L 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	—	—	0.000
控制变量	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
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	7 132	5 472	1 660	2 259	2 666	2 207
R ²	0.832	0.868	0.753	0.928	0.765	0.971

(二)“低端锁定”效应

人工智能发展能够从供给端和需求端发力促进增加值贸易网络深化。但是，智能化是把“双刃剑”，人工智能发展可能导致“技术鸿沟”现象，对处于全球价值链低端位置的国家产生“低端锁定”效应(姜伟和李萍，2022)。为了验证该效应是否

存在, 本文首先将全球价值链分工地位按照 4 分位数进行划分, 并展示前 25% (全球价值链低端位置) 样本的回归结果, 其次引入 GVC_Pos 与 $\ln AI$ 的交互项再次进行回归分析。表 8 中列(1)至列(6)显示, 无论是总体抑或是区分国家异质性后的样本中, 人工智能对增加值贸易网络地位提升均具有促进作用, 且 GVC_Pos 与 $\ln AI$ 的交互项不显著为正, 因而并不存在“低端锁定”效应。

表 8 “低端锁定”效应检验

项目	总体		发达国家		发展中国家	
	前 25% 样本	总样本	前 25% 样本	总样本	前 25% 样本	总样本
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$\ln AI$	0.029 8 ** (0.012 9)	0.037 9 *** (0.007 5)	0.031 1 ** (0.014 8)	0.180 7 *** (0.024 4)	0.179 2 *** (0.031 9)	0.089 8 * (0.049 5)
GVC_Pos	8.986 2 *** (1.957 0)	-3.404 2 *** (0.091 7)	11.466 0 *** (2.138 5)	-3.091 4 *** (0.093 9)	3.538 3 (6.525 3)	-3.679 3 *** (0.249 4)
$\ln AI \times GVC_Pos$	0.004 1 (0.021 7)	—	-0.144 3 *** (0.026 5)	—	0.023 8 (0.056 0)	—
控制变量	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
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	2 078	7 132	1 597	5 472	481	1 660
R^2	0.942	0.943	0.949	0.956	0.966	0.940

(三) 技术距离的调节效应

1. 调节效应模型设定

技术距离将影响人工智能对增加值贸易网络地位的促进效应。为了进一步检验技术距离的调节效应, 本文首先基于 Aghion 等(2009)和余骁等(2023)的做法, 以美国与样本国家行业全要素生产率之比作为技术距离的代理变量, 其基本含义是: 将美国对应行业的全要素生产率^①设定为该行业的国际技术前沿, 该值越大, 说明该行业离技术前沿越远。随后, 本文将人工智能与技术距离的交互项引入模型, 设定如下:

$$\ln Out_str_{int} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln AI_{int} + \gamma_2 \ln TD_{int} + \gamma_3 \ln AI_{int} \times \ln TD_{int} + \gamma_4 CV_{int} + \lambda_i + \mu_n + \pi_t + \varepsilon_{int} \quad (5)$$

式(5)中, TD_{int} 为技术距离, 其余变量与式(1)一致。

^①本文各行业全要素生产率通过 Super-SBM(Super Slack Based Measure)方法测算得到, 设定投入要素为从业人数与固定资本存量, 产出要素为行业产出与出口增加值。

2. 调节效应结果分析

表 9 为总样本以及区分区域和行业的调节效应回归结果。列(1)显示交互项系数显著为负,表明人工智能对增加值贸易地位的提升作用存在关于技术距离的正向门槛效应。当技术距离较大时,人工智能发展无法为增加值贸易网络深化提供动力,也不利于“后发优势”的发挥。随着技术距离的不断缩小,人工智能水平提高能够推动行业转变增长模式,由“跟随模仿”转向“创新竞争”(余骁等,2023),最终深化增加值贸易网络,提升增加值贸易网络地位,假说 2 得到了验证。列(2)和列(3)显示技术距离会削弱人工智能对发达国家增加值贸易网络地位的提升作用,对发展中国家无明显影响。列(4)至列(6)显示技术距离会削弱人工智能对资本密集型行业增加值贸易网络地位的提升作用,增强人工智能对技术密集型行业增加值贸易网络地位的提升作用,但对劳动密集型行业的调节效应并不显著。

表 9 总样本以及区分区域和行业的调节效应

项目	总样本	发达国家	发展中国家	劳动密集型	资本密集型	技术密集型
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
lnAI	0.069 4 *** (0.004 7)	0.050 1 *** (0.004 3)	0.113 2 *** (0.013 9)	0.030 7 *** (0.007 7)	0.026 6 *** (0.008 8)	0.042 7 *** (0.004 7)
lnTD	-0.333 8 *** (0.012 6)	-0.479 3 *** (0.013 3)	-0.131 4 *** (0.030 5)	-0.136 5 *** (0.020 1)	-0.358 8 *** (0.019 8)	-0.547 4 *** (0.017 0)
lnAI×lnTD	-0.013 0 *** (0.003 2)	-0.008 5 * (0.005 1)	0.009 7 (0.006 5)	0.000 9 (0.004 3)	-0.017 8 *** (0.005 7)	0.017 5 *** (0.005 0)
费舍尔组合检验 p 值	—	0.000	—	—	—	—
L-K 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	0.000	—	—
K-T 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	—	0.003	—
T-L 费舍尔组合检验 p 值	—	—	—	—	—	0.000
控制变量	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
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	7 132	5 472	1 660	2 259	2 666	2 207
R ²	0.939	0.959	0.926	0.957	0.947	0.985

表 10 为区分投资来源的调节效应回归结果。列(1)和列(2)显示技术距离对内资企业人工智能的增加值贸易网络地位提升有显著的抑制效应。列(3)至列(6)显示技术距离增强了人工智能对发达国家外资企业增加值贸易网络地位的提升作用,而削弱了人工智能对发展中国家内资企业增加值贸易网络地位的提升作用。

表 10 区分投资来源的调节效应

项目	总样本		发达国家		发展中国家	
	内资企业	外资企业	内资企业	外资企业	内资企业	外资企业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$\ln AI$	0.030 2 ^{***} (0.006 2)	0.062 6 ^{***} (0.013 4)	0.036 9 ^{***} (0.006 7)	0.034 6 ^{**} (0.015 9)	0.029 0 [*] (0.015 7)	0.046 5 [*] (0.023 7)
$\ln TD$	-0.274 7 ^{***} (0.016 8)	-0.366 6 ^{***} (0.036 2)	-0.290 2 ^{***} (0.020 6)	-0.642 7 ^{***} (0.048 6)	-0.167 5 ^{***} (0.034 5)	-0.093 7 [*] (0.052 1)
$\ln AI \times \ln TD$	-0.014 7 ^{***} (0.004 2)	-0.007 1 (0.009 2)	-0.004 0 (0.007 9)	0.052 6 ^{***} (0.018 8)	-0.013 5 [*] (0.007 4)	0.008 7 (0.011 2)
控制变量	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
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	7 085	7 108	5 429	5 450	1 656	1 658
R^2	0.923	0.733	0.931	0.741	0.924	0.815

六、结论与政策启示

本文首先从加速劳动力替代和释放国内消费潜力两个维度揭示人工智能发展提升增加值贸易网络地位的理论机制，然后基于 2005—2018 年 45 个国家 16 个制造业部门的面板数据对理论机制进行实证检验，最后考察了“低端锁定”效应和技术距离的调节效应。研究结论表明：第一，人工智能发展显著促进了增加值贸易网络地位提升，在替换核心解释变量、进行聚类分析、样本缩尾处理及内生性检验后，结论依然稳健。第二，区域异质性显示，人工智能对发达国家与发展中国家增加值贸易网络地位均具有正向促进效应，并且对后者的促进效应更强。行业异质性显示，人工智能对技术密集型行业增加值贸易网络地位具有显著的促进效应，对劳动密集型行业和资本密集型行业增加值贸易网络地位的影响并不显著。投资来源异质性显示，人工智能对内资企业和外资企业增加值贸易网络地位均具有显著的促进效应，并且对后者的促进效应更强。第三，机制检验显示，人工智能主要通过加速劳动力替代和释放国内消费潜力促进增加值贸易网络地位提升，并且两种渠道在发展中国家、劳动密集型行业和技术密集型行业中的作用更强，对资本密集型行业并无显著影响。第四，拓展性分析表明，人工智能对增加值贸易网络地位的正向影响并不存在“低端锁定”效应，但会受到技术距离的负向调节，且该调节效应在发达国家、资本密集型行业和内资企业中更强。

基于上述结论，本文提出以下政策启示：第一，人工智能发展能够通过加速劳动力替代与释放国内消费潜力提升制造业增加值贸易网络地位。因此，一方面，应着力推进人工智能技术应用与产业发展，以智能制造为重点持续推动产业变革和转型升级，促进制造业产业链延伸和模式转变，实现全球价值链分工地位攀升与网络深化。另一方面，要完善收入分配制度，扩大中等收入群体规模，充分释放国内消

费潜力,进一步发挥超大规模市场优势对人工智能促进国际分工获利能力的强化作用。第二,人工智能对发展中国家、技术密集型行业和外资企业增加值贸易网络地位的提升效应更为显著。因此,应以构建“内循环为主、外循环赋能”的新发展格局为契机,进一步完善人工智能行业布局,强化人工智能与中高端制造业的互补性;加强知识产权保护,优化外商投资环境,提高外资质量和利用水平,推动人工智能国际合作与全球治理。第三,缩短技术距离能够增强人工智能对增加值贸易网络地位的提升作用。因此,一方面,应加强人工智能领域的技术创新与国际合作,利用人工智能技术突破美国等发达国家技术封锁和关键领域掣肘,持续缩短与国际前沿技术的差距。另一方面,利用人工智能赋能各行各业,提高企业技术水平和产业链韧性,进而在全球价值链分工网络中获取更高地位与话语权,对推动高水平对外开放和贸易高质量发展具有重要意义。

[参考文献]

- [1]蔡震坤,綦建红.工业机器人的应用是否提升了企业出口产品质量——来自中国企业数据的证据[J].国际贸易问题,2021(10):17-33.
- [2]曹霞,杨笑君,张路蓬.技术距离的门槛效应:自主研发与协同创新[J].科学学研究,2020,38(3):536-544.
- [3]陈楠,蔡跃洲.人工智能、承接能力与中国经济增长——新“索洛悖论”和基于AI专利的实证分析[J].经济学动态,2022(11):39-57.
- [4]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,2019,54(7):47-63.
- [5]陈怡安.技术差距、技术进步效应与海归回流的知识溢出[J].经济管理,2014,36(11):154-165.
- [6]程承坪,陈志.人工智能促进中国经济增长的机理——基于理论与实证研究[J].经济问题,2021(10):8-17.
- [7]戴翔,李亚,占丽.消费需求升级与企业出口国内增加值提升[J].消费经济,2022,38(1):44-56.
- [8]戴翔,王如雪.人工智能条件下人口老龄化对全球价值链攀升的影响[J].经济管理,2023,45(3):28-43.
- [9]杜运苏,彭冬冬.制造业服务化与全球增加值贸易网络地位提升——基于2000—2014年世界投入产出表[J].财贸经济,2018,39(2):102-117.
- [10]葛纯宝,袁小金,于津平,等.贸易便利化、空间溢出与增加值贸易网络地位——基于“一带一路”沿线国家的社会网络与空间计量分析[J].经济问题探索,2022(7):150-172.
- [11]耿伟,吴雪洁,叶品良.数字服务贸易网络对出口国内增加值的影响——来自跨国数据的经验证据[J].国际贸易问题,2022(12):90-110.
- [12]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,2019,35(7):60-77+202-203.
- [13]韩峰,庄宗武.国内大市场、人工智能应用与制造业出口国内附加值[J].世界经济研究,2022(5):33-47+135.
- [14]韩律,吴丽芳,周京奎.扩大内需对企业出口影响的实证研究[J].国际贸易问题,2023(12):55-72.
- [15]韩亚峰,王全良,赵叶.价值链重塑、工序智能化与企业出口产品质量[J].产业经济研究,2022(4):114-126.
- [16]何茜茜,高翔,黄建忠.工业机器人应用与制造业产业链供应链韧性提升——来自中国企业全球价值链嵌入的证据[J].国际贸易问题,2024(2):71-89.
- [17]何小钢,朱国悦,冯大威.工业机器人应用与劳动收入份额——来自中国工业企业的证据[J].中国工业经济,2023(4):98-116.
- [18]洪俊杰,商辉.国际贸易网络枢纽地位的决定机制研究[J].国际贸易问题,2019(10):1-16.

- [19]洪俊杰,隋佳良.立足国内大循环,推进高水平对外开放——基于全球价值链位置视角的研究[J].国际贸易问题,2023(1):1-18.
- [20]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.
- [21]黄群慧,余泳泽,张松林.互联网发展与制造业生产率提升:内在机制与中国经验[J].中国工业经济,2019(8):5-23.
- [22]蒋殿春,鲁大字.外资自由化与本土企业出口国内附加值率——基于中间品市场的新发现[J].南开经济研究,2023(5):38-55.
- [23]江艇.因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J].中国工业经济,2022(5):100-120.
- [24]姜伟,李萍.人工智能与全要素生产率:“技术红利”还是“技术鸿沟”[J].统计与信息论坛,2022,37(5):26-35.
- [25]金祥义,张文菲.人工智能与企业出口扩张:贸易革命的技术烙印[J].国际贸易问题,2022(9):70-87.
- [26]金祥义,张文菲.人工智能发展与出口持续时间:稳出口效应存在吗[J].世界经济研究,2023(4):3-17+46+134.
- [27]柯明,杨双至,戴翔.人工智能推动企业出口升级了吗[J].国际贸易问题,2023(8):125-142.
- [28]李磊,刘斌,王小霞.外资溢出效应与中国全球价值链参与[J].世界经济研究,2017(04):43-58+135.
- [29]李琳,郭立宏,杨敏利.跨国合作创新网络演化及其影响因素研究——基于国际共同发明专利数据的实证分析[J].经济问题,2021(9):119-129.
- [30]李琴琴,曹清峰,李宏.进口机器人应用对中国企业出口国内技术含量影响的研究[J].世界经济研究,2023(8):31-42+135-136.
- [31]李晓,刘宝琦.制造业国际贸易网络结构演变:1995—2018——基于社会网络方法的分析[J].国际经贸探索,2023,39(12):4-20.
- [32]林晨,陈小亮,陈伟泽,等.人工智能、经济增长与居民消费改善:资本结构优化的视角[J].中国工业经济,2020(2):61-83.
- [33]刘斌,潘彤.人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究[J].数量经济技术经济研究,2020,37(10):24-44.
- [34]刘灿雷,姜丽,高超.工业机器人与比较优势——基于跨国制造业数据的实证分析[J].国际贸易问题,2023(3):158-174.
- [35]刘维林,魏宜静.产业数字化如何推动贸易网络枢纽地位提升[J].西安交通大学学报(社会科学版),2023,43(3):61-74.
- [36]刘洋,韩永辉,王贤彬.工业智能化能兼顾促增长和保民生吗[J].数量经济技术经济研究,2023,40(6):69-90.
- [37]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.
- [38]吕越,谷玮,尉亚宁,等.人工智能与全球价值链网络深化[J].数量经济技术经济研究,2023,40(1):128-151.
- [39]吕越,尉亚宁.全球价值链下的企业贸易网络和出口国内附加值[J].世界经济,2020,43(12):50-75.
- [40]马述忠,任婉婉,吴国杰.一国农产品贸易网络特征及其对全球价值链分工的影响——基于社会网络分析视角[J].管理世界,2016(3):60-72.
- [41]綦建红,蔡震坤.人工智能有助于增强出口稳定性吗——基于质量提升机制的视角[J].中南财经政法大学学报,2022(6):146-158.
- [42]綦建红,张志彤.机器人应用与出口产品范围调整:效率与质量能否兼得[J].世界经济,2022,45(9):3-31.
- [43]孙浦阳,蒋为,陈惟.外资自由化、技术距离与中国企业出口——基于上下游产业关联视角[J].管理世界,2015(11):53-69.
- [44]孙天阳,肖皓,孟渤,等.制造业全球价值链网络的拓扑特征及影响因素——基于WWZ方法和社会网络的研究[J].管理评论,2018,30(9):49-60.

- [45] 万威, 龙小宁. 外资准入政策与本国企业技术创新[J]. 经济评论, 2023(2): 75-91.
- [46] 王珊珊, 孙程九. 经济制裁是否破坏了增加值贸易网络——基于全球制裁数据的社会网络分析[J]. 国际贸易问题, 2023(2): 74-91.
- [47] 王文治, 路优. 外资进入能否提升中国企业全球价值链位置——基于 OECD 跨国企业活动数据的再检验[J]. 国际商务——对外经济贸易大学学报, 2022(6): 137-153.
- [48] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究, 2020, 55(10): 159-175.
- [49] 王直, 魏尚进, 祝坤福. 总贸易核算法: 官方贸易统计与全球价值链的度量[J]. 中国社会科学, 2015(9): 108-127+205-206.
- [50] 辛大楞, 邱悦. 人工智能对进口扩张的影响研究: 来自中国微观企业层面的证据[J]. 世界经济研究, 2023(11): 11-25+135.
- [51] 辛娜, 袁红林. 全球价值链嵌入与全球高端制造业网络地位: 基于增加值贸易视角[J]. 改革, 2019(3): 61-71.
- [52] 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.
- [53] 杨继军, 李艳丽. 工业机器人应用与企业出口扩展边际[J]. 财贸研究, 2023, 34(10): 1-15.
- [54] 易先忠, 晏维龙, 李陈华. 国内大市场与本土企业出口竞争力——来自电子消费品行业的新发现及其解释[J]. 财贸经济, 2016(4): 86-100.
- [55] 余骁, 郭志芳. 服务业开放如何提升企业全球生产链地位——基于中国微观企业的实证研究[J]. 国际贸易问题, 2020(4): 105-120.
- [56] 余骁, 黄先海, 陈航宇. 知识产权保护、技术距离与出口国内增加值率[J]. 中国工业经济, 2023(6): 99-117.
- [57] 张兵兵, 陈静, 朱晶, 等. 人工智能与企业出口技术复杂度提升[J]. 国际贸易问题, 2023(8): 143-157.
- [58] 赵宸宇, 王文春, 李雪松. 数字化转型如何影响企业全要素生产率[J]. 财贸经济, 2021, 42(7): 114-129.
- [59] 赵晓斐, 刘斌. 制造业投入数字化与国内生产网络关联[J]. 国际贸易问题, 2023(8): 38-53.
- [60] 周洛竹, 綦建红, 张志彤. 人工智能对全球价值链分工位置的双重影响[J]. 财经研究, 2022, 48(10): 34-48+93.
- [61] 祝树金, 谈晓静, 李丹. 劳动力需求视角下智能化影响制造业价值链攀升的实证研究[J]. 国际贸易问题, 2022(5): 51-68.
- [62] AMADOR J, CABRAL S. Networks of Value-added Trade[J]. The World Economy, 2017, 40(7): 1291-1313.
- [63] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labour Demand[J]. Cambridge Journal of Regions, Economy and Society, 2020a, 13(1): 25-35.
- [64] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. Journal of Political Economy, 2020b, 128(6): 2188-2244.
- [65] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J]. American Economic Review, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [66] AGHION P, BLUNDELL R, GRIFFITH R, et al. The Effects of Entry on Incumbent Innovation and Productivity[J]. The Review of Economics and Statistics, 2009, 91(1): 20-32.
- [67] GOLDFARB A, TREFLER D. AI and International Trade[R]. National Bureau of Economic Research, 2018, No. w24254.
- [68] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at Work[J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753-768.
- [69] JOHNSON R C, NOGUERA G. Accounting for Intermediates: Production Sharing and Trade in Value-added[J]. Journal of International Economics, 2012, 86(2): 224-236.
- [70] KORINEK A, STIGLITZ J E. Artificial Intelligence, Globalization, and Strategies for Economic Development[R]. National Bureau of Economic Research, 2021, No. w28453.
- [71] KOOPMAN R, WANG Z, WEI S J. Tracing Value-added and Double Counting in Gross Exports[J]. American Economic Review, 2014, 104(2): 459-494.

- [72] MELITZ M J. The Impact of Trade on Intra-industry Re-allocations and Aggregate Industry Productivity[J]. *Econometrica*, 2003, 71(6): 1695–1725.
- [73] MIROUDOT S, YE M. Investigating Double Counting Terms in the Value-added Decomposition of Gross Exports [R]. Munich Personal Repec Archive, 2019, No. 98232.
- [74] SNYDER D, KICK E L. Structural Position in the World System and Economic Growth, 1955—1970: A Multiple-network Analysis of Transnational Interactions[J]. *American Journal of Sociology*, 1979, 84(5): 1096–1126.
- [75] WANG B, PU Y, LI S, et al. The Influence of Regional Preferential Trade Agreements on International Manufacturing Trade in Value-added: Based on the Complex Network Method[J]. *PlosOne*, 2021, 16(2): e0246250.
- [76] WANG Z, WEI S J, ZHU K. Quantifying International Production Sharing at the Bilateral and Sector Levels[R]. National Bureau of Economic Research, 2013, No. w19677.
- [77] XIAO H, SUN T, MENG B, et al. Complex Network Analysis for Characterizing Global Value Chains in Equipment Manufacturing[J]. *PlosOne*, 2017, 12(1): e0169549.

Artificial Intelligence and Value-added Trade Network Position Improvement —On the Moderating Effect of Technology Distance

ZHOU Hongwei¹, PANG Suqin², LIU Shuguang³

(1. School of Economics, Nankai University, Tianjin, 300110;

2. School of Economics, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei, 430074;

3. School of Economics, Ocean University of China, Qingdao, Shandong, 266100)

Abstract: This paper formed a theoretical mechanism on how AI influenced the status of value-added trade network. Through empirical tests using manufacturing data spanning the period 2005 to 2018 across 45 nations, the study further analyzed the moderating effect of technological distance. The study finds that AI significantly enhances the status of value-added trade networks. Specifically, AI has a significant upgrading effect on the value-added trade network status of both developed and developing countries, with a stronger effect observed in developing countries. At the same time, compared with labor- and capital-intensive industries, AI demonstrates a better upgrading effect on the value-added trade network status within technology-intensive industries. Besides, AI shows a notable upgrading effect on the value-added trade network status of both domestically-funded and foreign-funded enterprises. However, AI demonstrates a stronger upgrading effect on foreign-funded enterprises. The mechanism test reveals that AI primarily promotes the value-added trade network status through accelerating labor substitution and unleashing domestic consumption potential. The expansion analysis shows that the positive impact of AI on the status of value-added trade network does not have the effect of “low-end lock-in”. However, it is negatively moderated by technological distance, and the moderating effect is stronger in developed countries, capital-intensive industries and domestically-funded enterprises.

Keywords: Artificial Intelligence (AI); Value-added Trade; Network Position; Technology Distance; Moderating Effect

(责任编辑 祝子白 武 齐)