

人工智能与全球价值链网络深化

吕 越 谷 玮 尉亚宁 包 群*

摘要：发展以人工智能为代表的高新技术是中国推动高质量对外开放、实现更高水平融入全球价值链分工网络的重要依托。本文基于 Melitz (2003) 和 Bai 等 (2019)，在异质性企业出口决策模型中引入人工智能，将企业出口模型拓展至企业增加值出口模型，并实证检验了人工智能发展对 GVC 网络深化的影响和内在机制。本文研究结果显示，各国人工智能产业的进步能显著促进 GVC 网络的深化。人工智能对 GVC 网络的积极影响主要是通过劳动力替代和缓解资源错配实现。相比于发达国家，人工智能对深化发展中国家 GVC 网络的促进效应更强；相比于高出口依赖型国家，对低出口依赖型国家的积极效应更加突出。人工智能除了影响各国 GVC 网络的深化外，还能延长 GVC 长度，增强 GVC 竞争力，以及推动各国向 GVC 上游攀升。这一发现对当前“双循环”新发展格局构建——“内循环为主、外循环赋能”具有重要的战略指引。

关键词：全球价值链网络 人工智能 增加值贸易 社会网络分析

中图分类号：F740 **文献标识码：**A **文章编号：**1000-3894(2023)01-0128-24

一、引言

党的二十大报告指出“坚持高水平对外开放，加快构建以国内大循环为主体、国内国际双循环相互促进的新发展格局”。当前，随着全球价值链（Global Value Chain, GVC）分工网络的深入发展，各国可以承接不同的环节来共同完成某一产品的生产，以中国为例，其利用自身的劳动力优势承接了大量加工组装的工作，在实现自身制造业飞速发展的同时也深度融入了 GVC 网络中，并且已经超越美国、德国以及日本等发达国家跻身 GVC 网络中心度的首位（Xiao 等，2017）。但与此同时，伴随着劳动力成本的逐渐上涨，积极寻求新的技术升级与突破，逐渐成为各国向全球价值链网络中心发展的主要战略。在这一背景下，各国都先后制订了制造业的转型与升级计划，如德国的《德国工业 4.0 战略》、美国的《国家机器人计划 2.0》、日本的《日本制造业白皮书 2018》以及韩国的《智能机器人基本计划》等，都将人工智能特别是工业机器人作为未来制造业转型升级的重点领

* 吕越，教授，对外经济贸易大学国际经济贸易学院，电子邮箱：nklyue@126.com；谷玮，博士生，香港城市大学人文社会科学院，电子邮箱：gweiuiube@hotmail.com；尉亚宁（通讯作者），博士生，上海财经大学商学院，电子邮箱：wyn@163.sufe.edu.cn；包群，教授，南开大学经济学院，电子邮箱：baoqun@yeah.net。本文获得国家社会科学基金重大项目“新发展格局下中国产业链供应链安全稳定战略研究”（21&ZD098）、国家自然科学基金面上课题“全球价值链、创新驱动与制造业‘低端锁定’破局：成因、机制及应对策略”（71873031）、国家自然科学基金面上课题“全球疫情大流行下国际国内价值链重构对中国的影响和应对策略”（72073025）、对外经济贸易大学杰出青年学者资助项目（20JQ02）、国家社会科学基金重点项目“依托国内市场优势、强大国内生产网络与贸易强国建设”（21AZD024）的资助。感谢匿名审稿专家的宝贵意见，文责自负。

域。2020 年 7 月,中国国家标准化管理委员会、中央网信办、国家发展改革委、科技部以及工业和信息化部联合印发了《国家新一代人工智能标准体系建设指南》,明确指出要“充分发挥人工智能发展的支撑引领作用,为高质量发展保驾护航”。近年来,全球人工智能产业发展势头迅猛,从人工智能领域的专利申请数量来看,2010~2019 年全球共申请超过 50 万件,2019 年相比于 2010 年增长了约 150%^①;从工业机器人的安装情况来看,2014~2019 年世界年均增长 11%,2019 年中国、日本、美国、韩国以及德国排名世界前 5,安装量远超其他国家或地区^②。由此可见,继续推动高质量发展,实现更高水平融入全球价值链网络,需要依托于以人工智能等为代表的高新技术支持,这也为本文的研究提供了丰富的实践意义和现实背景。

近年来已有大量研究以社会网络分析方法为主要分析工具,对世界各国之间错综复杂的贸易关系进行了度量和分析。贸易网络不仅可以反映世界整体贸易格局和贸易关联(陈银飞,2011;马述忠等,2016),还可以体现各国在全球贸易中的重要性以及是否处于枢纽位置。如果一国处在贸易网络更中心的位置,意味着其对资源和信息等的控制和获取能力更强(洪俊杰和商辉,2019;吕越和尉亚宁,2020)。伴随全球价值链分工体系的深化,中间品往往会跨越多个国境参与贸易,因此一国出口最终品的价值可能来源于许多其他国家,而传统的贸易统计方法往往会忽略这一现象,使得对世界贸易格局的理解出现偏误,因此需要从增加值贸易的角度来重新解释(王直等,2015)。需要注意的是,此前贸易网络的研究是基于传统贸易统计方法来测算的,即以各国之间的进出口额作为节点间的连边,因而基于传统贸易测算方法的贸易网络,也同样面临着对真实贸易格局理解存在偏差的风险。因此,为了克服这一问题,本文将基于传统贸易测算方法的贸易网络与 GVC 中增加值测算的优点结合起来,构建可以真正反映各国 GVC 发展的网络,以各国之间的增加值流动作为贸易网络中的“边”,建立测度更为准确的 GVC 网络。因此,可以认为全球价值链网络分析是社会网络分析方法在全球价值链研究中的又一重要突破,通过将社会网络分析引入到基于增加值贸易测算的研究中,得以更好地识别各国之间的价值链关联。

现有对 GVC 网络的相关研究聚焦于分析全球 GVC 网络格局以及各国网络特征。GVC 网络呈现出高度集中和不对称的特征,且多年来网络的规模、强度以及连通性都在不断上升(Amador 和 Cabral,2017),揭示了全球化的日益加深。网络中存在的一些大型经济体如中国、德国、美国以及日本成为核心枢纽,与更多经济体建立了 GVC 合作关系,也意味着掌握了网络中更多的资源(Xiao 等,2017)。这些研究均只关注 GVC 网络的典型事实分析,缺乏对 GVC 网络发展的影响因素进行探究,更鲜有文献讨论人工智能在其中发挥的重要作用,这为本文的研究提供了可以突破的空间。

现有研究已经从多角度探讨了人工智能的影响效应问题。首先,人工智能作为劳动密集型行业中劳动力的替代,其发展不可避免地导致失业增加(Frey 和 Osborne,2017;陈彦斌等,2019;林晨等,2020;Faber,2020;Acemoglu 等,2020a)和劳动力收入份额下降(郭凯明,2019;Acemoglu 和 Restrepo,2022)。但在替代的同时,人工智能也同样可以创造新的劳动力(Acemoglu 和 Restrepo,2020a)。其次,人工智能对于劳动生产率存在促进作用。不仅因为人工智能密集的行业本身就有着高劳动生产率的特征,还因为人工智能具有很强的

① 数据来源于 AMiner.org 机构发布的《人工智能发展报告 2020》。

② 数据来源于 International Federation of Robotics 官网, <https://ifr.org/free-downloads/>。

溢出效应，能够带动全行业甚至全社会劳动生产率的提高（Graetz 和 Michaels, 2018; Acemoglu 等, 2020b）。最后，人工智能的发展有助于经济增长（蔡跃洲和陈楠, 2019），但也有可能造成发展的不平等（Korinek 和 Stiglitz, 2021）。近年来逐渐开始有研究关注人工智能对于参与 GVC 的影响，人工智能可以通过加强技术创新（荆林波和袁平红, 2019）以及优化资源配置（吕越等, 2020; 刘斌和潘彤, 2020）等促进一国及其企业参与 GVC（吕越等, 2020），人工智能已逐渐成为全球价值链升级的新驱动力（荆林波和袁平红, 2019）。然而，遗憾的是，这些研究尚未深入考察人工智能对日渐发展的全球价值链网络的影响问题，这也是本文的关键所在。

进一步地，人工智能会如何影响 GVC 网络发展？本文认为主要会通过替代劳动力和缓解资源错配这两种机制发挥作用。一方面，人工智能可以实现对劳动力的替代，这不仅降低了劳动力成本，而且提高了劳动生产率（Frey 和 Osborne, 2017; Graetz 和 Michaels, 2018）。随着劳动力成本的降低，以及劳动生产率的提升，一国在参与全球价值链的过程中，会具有相对更强的优势（吕越等, 2015; 祝树金等, 2022），因此 GVC 网络位置会更加位于中心。另一方面，人工智能可以畅通劳动力流通机制，推动生产要素在不同部门之间的流动（郭凯明, 2019），缓解资源错配（Hsieh 和 Klenow, 2009），这意味着市场扭曲程度的减轻以及资源配置效率得到有效提升，为企业参与全球价值链竞争营造了优势（刘斌和潘彤, 2020），因此促进了该国在全球价值链网络中的生产和合作，推动其逐渐向 GVC 网络中心发展。

基于现有研究，本文尝试提供的边际贡献主要有以下几点：①在研究主题上，本文探讨了人工智能对 GVC 网络的影响效应，相比已有文献聚焦于 GVC 网络的典型事实分析，本文的研究更有助于把握 GVC 网络的深化机制，能够更加清晰地阐释 GVC 网络深化背后的内在机理。同时，也在很大程度上丰富了人工智能影响效应的考察。②在理论研究上：本文拓展了 Melitz（2003）的异质性企业出口模型，通过将人工智能和资源错配引入企业的出口决策中，分析出了人工智能对 GVC 网络产生影响的内在机理，在一定程度上丰富了现有理论，为后续更加微观细致的研究提供了潜在的理论支持。③在研究数据上：本文结合了 2000 ~ 2014 年国际机器人组织（International Robot Federation, IRF）发布的各国行业层面的工业机器人数据，以及 UIBE GVC Indicators 数据库、World Development Indicators（WDI）数据库和 Worldwide Governance Indicators（WGI）数据库，形成了本文所需要的合并数据库。④指标测度上，本文基于 UIBE GVC Indicators 数据库构建并测算了基于增加值贸易视角的国家—行业层面的全球价值链网络指标，并从社会网络分析的角度，测度了不同维度的全球价值链网络指标如平均度、全局效率、中心化的特征向量中心度、互惠性、同配性以及全局聚类系数等指标，从而确保了实证研究的稳健性。

二、文献综述

现有文献已从多角度对 GVC 网络的结构特征开展研究。Amador 和 Cabral（2017）利用 1995 年至 2011 年增值贸易数据分析了 GVC 网络的结构和变化，发现全球价值链是非常集中和不对称的网络，一些大型经济体充当着核心枢纽。随着全球价值链的扩大，出口中的外国增加值网络变得更加密集和复杂，联系变得更加紧密。区域化的全球价值链仍然占主导地位，正在逐步取代更全球化的网络。Xiao 等（2017）基于 1995 ~ 2011 年的双边制造业增加值出口数据分析了制造业 GVC 网络的结构特征，发现在基于国内增加值的 GVC 网络中，中

国、德国、美国和日本的出强度明显高于其他国家,说明这四个国家是流量的发送者。在基于国外增加值和纯重复计算部分的 GVC 网络中,中国的出强度比美国更高,但美国整体的出强度仍然要比中国更高,说明依靠提供高度复杂的中间品,美国在 GVC 网络中仍然更有优势。Wang 等(2021)发现传统引力模型的影响因素仍然可以解释制造业贸易网络及其增值贸易网络,而经济全球化的影响、欧盟的扩大以及企业的国际化战略使得 PTA 网络与制造业增值网络之间的关系在 2004 年从正向变为负向。但这些文献仅仅从描述 GVC 网络的结构特征或者描述性统计出发,并未使用实证方法分析影响 GVC 网络变化的深层次原因,本文则在构建 GVC 网络并分析其结构特征的基础上,理论推演并实证检验了人工智能在推动 GVC 网络发展方面的重要影响。

从人工智能的研究情况来看,国内外学者主要从以下几个方面探究人工智能的影响效应:

第一,就业与劳动力收入份额的效应。尽管人工智能能够在一定程度上创造新的劳动力(Acemoglu 和 Restrepo, 2020a),但当前人工智能产业的发展趋势侧重于替代劳动力,从而导致劳动力需求停滞,劳动力收入份额也因此下降(Acemoglu 和 Restrepo, 2022)。多个理论模型和数据模拟的预测结果认为人工智能的发展会导致失业增加(Frey 和 Osborne, 2017; 陈彦斌等, 2019; 林晨等, 2020)和劳动收入份额变化(郭凯明, 2019)。在实证分析层面上, Faber (2020) 基于 1990 ~ 2015 年间美国的机器人数据和墨西哥的劳动力数据分析了美国人工智能产业发展对墨西哥劳动力市场的影响,结果表明,由于人工智能产业的发展,美国对墨西哥的进口需求显著减少,对墨西哥的劳动力市场产生了显著的负面影响。Acemoglu 等(2020a)基于 2010 ~ 2018 年职位空缺的企业数据和职业信息数据,发现与 AI 接触的企业在扩大 AI 招聘的同时,减少非 AI 职位的招聘,说明人工智能正在替代一部分劳动力,但尚未对整个劳动力市场产生影响。

第二,劳动生产率的效应。人工智能对劳动生产率存在正面影响,一方面是因为其本身就有很高的劳动生产率;另一方面是因为人工智能具有很强的溢出效应,能够带动全行业甚至全社会劳动生产率的提高。在实证分析中, Graetz 和 Michaels (2018) 基于 1993 ~ 2007 年 17 个国家的工业机器人数据,分析了人工智能对劳动生产率的影响,发现人工智能使用对劳动生产率的贡献约为 0.36 个百分点。Acemoglu 等(2020b)利用 2010 ~ 2015 年法国企业层面的机器人数据分析了机器人应用对企业的影响,发现应用机器人的企业的增加值和生产率明显提高。

第三,经济发展的效应。蔡跃洲和陈楠(2019)采用归纳演绎法分析了人工智能对经济增长的影响机制,认为人工智能所具有的渗透性、替代性、协同性和创造性特征能够推动各经济部门的高质量增长。此外,人工智能带来的经济发展可能是不平等的, Korinek 和 Stiglitz (2021) 认为人工智能及其相关技术趋向于节省劳动力和资源,并有利于发达国家“赢家通吃”,从而加剧贫困和不平等。

由于数据限制等原因,当前对人工智能影响效应的研究侧重于就业、生产率和经济发展等与人工智能直接相关的现象上。与本文最为相关的一篇文献是探讨人工智能对 GVC 影响的相关研究。在理论层面上,荆林波和袁平红(2019)提出人工智能、机器人等新兴技术的发展重塑了生产者和消费者的行为方式,成为全球价值链升级的新动力、新方向。在实证层面上,吕越等(2020)通过合并 2000 ~ 2013 年的机器人数据、中国工业企业数据与海关数据,分析了人工智能对中国企业 GVC 参与的影响,发现人工智能会显著促进中国企业的

GVC 参与，同时会明显提升中国企业在全球价值链中的地位。刘斌和潘彤（2020）同样利用 IRF 的机器人数据，从国别—行业层面探究了各国人工智能的发展对其全球价值链参与程度和分工地位的影响，且认为其通过减少贸易成本、加强技术创新以及优化资源配置这三个渠道发挥作用。遗憾的是，鲜有文献分析人工智能的发展对于 GVC 网络的深化效应，这为本文留下了可以进一步突破的空间。

人工智能如何影响全球价值链网络的深化？本文认为主要有以下两种机制：一方面，人工智能的发展可以有效替代部分劳动力，从而促进全球价值链网络深化。人工智能可以通过替代部分劳动力来降低一国的劳动力成本，提高其生产率。在替代劳动力方面，Frey 和 Osborne（2017）计算了美国多个职业计算机化的可能性，结果表明，计算机化可能会减少 47% 的劳动力。李磊等（2021）利用中国的微观企业数据分析了机器人对工业企业就业的影响，发现机器人对劳动力的影响存在明显的行业异质性，显著抑制了劳动密集型行业的就业。在降低劳动力成本方面，吕越等（2020）的实证研究表明，人工智能对中国企业参与价值链的影响是通过替代劳动力以降低企业成本来实现的。在提高生产率方面，Graetz 和 Michaels（2018）基于 1993 ~ 2007 年的机器人数据，分析了工业机器人的应用对全要素生产率的影响，结果显示，工业机器人会降低产出价格，提高各国的全要素生产率。而随着劳动成本的降低和劳动生产率的提升，一国在参与全球价值链的过程中，会发挥相对更大的优势，促进其 GVC 网络中心度的提升。祝树金等（2022）利用 2003 ~ 2013 年的海关数据库和工业企业数据库，实证检验了智能化对价值链攀升的影响，发现降低劳动力成本是其中间机制之一。吕越等（2015）基于四种方法测算的全球价值链参与度分析了生产效率和融资约束对全球价值链参与的影响，发现企业生产率的改善会有效提升其在全球价值链中的参与度。因此，降低劳动力成本将有助于中国企业的价值链攀升。

另一方面，人工智能可以有效缓解资源错配，从而促进全球价值链网络深化。由于劳动力流通机制不畅通，产业结构调整困难，长期以来很多国家都存在着劳动力资源错配的现象。以中国为例，在户籍制度改革之前，中国的大量劳动力被限制在农业部门，使得农业部门的就业比重过大，阻碍了全要素生产率（TFP）的提高（袁志刚和解栋栋，2011）。在放开户籍制度后，农业与非农业部门之间的资源错配得到缓解，但又出现了过多劳动力滞留工业部门，导致服务业难以吸纳就业的资源错配现象（郑江淮和沈春苗，2016）。在这一背景下，人工智能可以通过三个方面缓解资源错配。首先，作为一种新的要素投入，人工智能的流通机制更加畅通，使用门槛更低，企业能够更加自由地决定自己的投入水平，从而缓解由一般劳动力流通不畅导致的资源错配。其次，如前所述，人工智能能够替代一部分劳动力，对就业比重过大的部门产生挤出效应，倒逼劳动力在不同生产部门之间的流动，从而优化劳动力畅通机制。最后，作为具有强溢出效应的高新技术，人工智能的发展会影响产业结构转型升级，促使生产要素在不同部门之间的流动（郭凯明，2019），从而缓解资源错配。而资源错配的缓解意味着市场扭曲程度的减轻，资源配置效率得到有效提升，企业也能在市场进行良性竞争，这为企业参与全球价值链竞争营造了优势（刘斌和潘彤，2020），因此促进了该国在全球价值链网络中的生产和合作，向 GVC 网络中心位置发展。

三、理论模型

本文在 Melitz（2003）的基础上，构建了包含消费者和生产者的异质性企业出口决策模型，用于分析企业在使用人工智能和面临资源错配（劳动力扭曲）时的出口决策行为。在

此基础上, 通过将企业层面的生产率加总到国家层面, 可以分析出人工智能水平和资源错配对一国增加值出口的影响, 进而将其延伸到 GVC 网络的研究中。

(一) 消费

根据 Melitz (2003), 代表性消费者的偏好由一系列商品 ω 的 CES 效用函数给出:

$$U = \left[\int_{\omega \in \Omega} q(\omega)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} d\omega \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (1)$$

其中, Ω 是表示提供产品的数量。 $q(\omega)$ 是对商品 w 的需求量。 σ 是不同商品之间的替代弹性, $\sigma > 1$ 。 给定 $p(\omega)$ 是商品 ω 的价格, 假设消费的商品集是生产的总商品, 即 $U = Q$, 此时对应的总价格为:

$$P = \left[\int_{\omega \in \Omega} p(\omega)^{1-\sigma} d\omega \right]^{\frac{1}{1-\sigma}} \quad (2)$$

(二) 企业生产率

假定一国内部的异质性出口企业同时生产一系列商品 ω , 企业在生产时只需要劳动力 l 这一种生产要素, 因此, 企业的生产同时受到劳动生产率 φ 、劳动力投入 l 以及固定成本即 f 单位的劳动力投入的影响。与此同时, 由于企业会在生产中使用人工智能来替代部分劳动力, 企业的劳动力投入 l 将由一般劳动力 la 和人工智能 ai 两个部分组成, 即 $l = la + ai$ 。此时企业的生产函数 $q(\varphi)$ 为: $la + ai = l = f + \frac{q}{\varphi}$ 。本文参考 Bai 等 (2019), 将资源错配引入企业出口模型。与此同时, 参考季书涵和朱英明 (2017) 等的设定, 将企业面临的劳动力扭曲设定为 τ_L , 则企业面临的用工成本即工资会受到扭曲的影响 ($w(\tau_L)$), 此时企业的利润最大化问题为:

$$\max_{p, q} pq - \frac{w(\tau_L)}{\varphi} q - w(\tau_L) f \text{ s. t. } q = \frac{p^{-\sigma}}{P^{-\sigma}} Q \quad (3)$$

其中, p 为企业面临的价格, pq 为企业的收益, $w(\tau_L)$ 为企业的工资水平, $\tau_L \in (0, \infty)$, $\tau_L > 1$ 意味着企业遭遇了最低工资等壁垒, 导致用工成本提高; $\tau_L < 1$ 意味着企业获得了政府补助等保护, 导致用工成本降低。考虑到最低工资等壁垒只作用于一般劳动力, 对于同样的人工智能, 不同企业的使用成本即支付给人工智能的工资是一致的, 因此本文假设只有使用一般劳动力时才会面临劳动力扭曲。则企业的工资水平由一般劳动力的工资 w_{la} 和人工智能的工资 (使用成本) w_{ai} 两部分组成, $\frac{w(\tau_L)}{\varphi} q + w(\tau_L) f = w(\tau_L) l = \tau_L w_{la} la + w_{ai} ai$

即为企业的总成本。现有研究表明, 人工智能的应用会显著降低工资水平 (Acemoglu 和 Restrepo, 2020b), 这实际上意味着一般劳动力的实际工资远高于人工智能的工资, 即 $w_{la} \gg w_{ai}$, 则 $\tau_L w_{la} > w_{ai}$ 。由此可得: $\frac{\partial p}{\partial w(\tau_L)} = \frac{\sigma}{\sigma-1} \frac{1}{\varphi} > 0$, $\frac{\partial w(\tau_L)}{\partial ai} = \frac{w_{ai}}{l} < \frac{\partial w(\tau_L)}{\partial la} = \frac{\tau_L w_{la}}{l}$,

$\frac{\partial p}{\partial \tau_L} = \frac{\sigma}{\sigma-1} \frac{w_{la} la}{\varphi l} > 0$, 以及 $\frac{\partial \tau_L}{\partial ai} = \frac{-w_{ai}}{w_{la} la} < 0$ 。

由此可见, 企业面临的价格 p 与工资水平 $w(\tau_L)$ 呈正相关关系, 企业的工资水平越高, 其面临的价格也就越高。与此同时, 由于增加一单位人工智能导致的工资水平上升小于增加一单位一般劳动力导致的工资水平上升, 在总的劳动投入不变的情况下, 人工智能水平

越高，企业的工资水平就越低，即企业的工资水平 w 与人工智能占总的劳动投入的比例呈负相关关系。因此，人工智能水平的提高会通过替代一般劳动力来降低企业的工资水平，从而降低其面临的价格。此外，企业的价格 p 与其面临的劳动力扭曲 τ_L 呈正相关关系，企业面临的壁垒越严重，其面临的价格越高；企业获得的保护越多，其面临的价格越低。进一步地，企业面临的劳动力扭曲 τ_L 与人工智能水平呈负相关关系，人工智能水平越高，劳动力市场扭曲就越弱^①。因此，人工智能水平的提高会通过减少企业面临的劳动力市场的资源错配来降低其面临的价格。

当企业的利润为 0 时，企业会停止生产，立即退出市场，此时对应的生产率 $\varphi^*(\tau)$ 为^②：
$$\varphi^*(\tau) = \frac{\sigma^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}}{\sigma-1} \left[\frac{w(\tau_L) f}{P^\sigma Q} \right]^{\frac{1}{\sigma-1}} w(\tau_L) = \frac{\sigma^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}}{\sigma-1} \left[\frac{f}{P^\sigma Q} \right]^{\frac{1}{\sigma-1}} (\tau_L w_{la} la + w_{ai} ai)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}},$$
 由此可得：

$$\frac{\partial \varphi^*(\tau)}{\partial w(\tau_L)} = \frac{\sigma^{\frac{2\sigma-1}{\sigma-1}}}{(\sigma-1)^2} \left[\frac{f}{P^\sigma Q} \right]^{\frac{1}{\sigma-1}} w(\tau_L)^{\frac{1}{\sigma-1}} = \frac{\sigma^{\frac{2\sigma-1}{\sigma-1}}}{(\sigma-1)^2} \left[\frac{f}{P^\sigma Q} \right]^{\frac{1}{\sigma-1}} (\tau_L w_{la} la + w_{ai} ai)^{\frac{1}{\sigma-1}} > 0 \quad (4)$$

$$\frac{\partial \varphi^*(\tau)}{\partial \tau_L} = \frac{\sigma^{\frac{2\sigma-1}{\sigma-1}}}{(\sigma-1)^2} \left[\frac{f}{P^\sigma Q} \right]^{\frac{1}{\sigma-1}} (\tau_L w_{la} la + w_{ai} ai)^{\frac{1}{\sigma-1}} w_{la} la > 0 \quad (5)$$

根据式 (4)，企业停止生产时的生产率与企业的工资水平呈正相关关系，说明企业的工资水平越高，企业停产时的生产率越高，企业越容易停产。由式 (5)，企业停止生产时的生产率与劳动力扭曲呈正相关关系，说明企业遭受的壁垒越严重，企业停产的生产率越高，则企业越容易停产。而企业的工资水平和遭受的壁垒与人工智能水平呈负相关关系，说明人工智能水平的提高会降低企业停产时的生产率，使得企业更不容易停产。

(三) 加总的生产率

假设在均衡时市场上有 M 家企业（也有 M 种商品），总收益可以写为^③：

$$R = PQ = Mp(\tilde{\varphi})q(\tilde{\varphi}) \quad (6)$$

由式 (6) 可见，一国的出口总收益与企业数量 M 成正相关关系，当保持生产状况的企业越多时，国家的出口越多。如前所述，总的劳动投入不变的情况下，人工智能水平越高，企业越不容易停产，则保持生产状况的企业数量越多；企业遭遇的壁垒越严重，越容易停产，则保持生产状况的企业数量越少。因此，一国的出口总收益与人工智能占比呈正相关关系，与企业遭遇的壁垒呈负相关关系。

(四) 企业的进入与退出

假定存在大量的潜在进入者，企业在进入时会从共同的生产率分布 $g(\varphi)$ 中随机抽取生产率 φ ， $\varphi \in (0, \infty)$ ， $g(\varphi)$ 的连续累积分布为 $G(\varphi)$ 。由于企业停止生产时的生产率为 φ^* ，因此只有当企业抽中的生产率 $\varphi > \varphi^*$ 时，企业才会继续生产，否则会马上退出。因此，均衡时的生产率分布 $\mu(\varphi)$ 并不会受到企业退出过程的影响，只由初始抽取的生产率

① 本文附表和附图详见《数量经济技术经济研究》，杂志网站，下同。关于人工智能削弱资源错配的进一步分析详见附录 2。

② 关于企业生产率的具体推导详见附录 3。

③ 关于加总的生产率的具体推导详见附录 4。

决定。所以 $\mu(\varphi)$ 是 $g(\varphi)$ 在 $[\varphi^*, \infty)$ 上的条件分布：

$$\mu(\varphi) = \begin{cases} \frac{g(\varphi)}{1 - G(\varphi^*)} & \text{if } \varphi > \varphi^* \\ 0 & \text{if } \varphi \leq \varphi^* \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\int_{\varphi^*}^{\infty} \frac{g(\varphi)}{1 - G(\varphi^*)} d(\varphi) = 1$, $p_{in} = 1 - G(\varphi^*)$ 是企业进入成功的概率。由于 $G(\varphi^*) = P(\varphi \leq \varphi^*)$, 在其他条件不变的情况下, φ^* 的值越小, $P(\varphi \leq \varphi^*)$ 的值就越小, 则 $1 - G(\varphi^*)$ 的值越大, 即企业进入成功的概率越高, 会有更多的企业参与出口。而 φ^* 与企业的工资水平和企业面临的劳动力扭曲呈正相关关系, 企业的工资水平和企业面临的劳动力扭曲都与人工智能水平呈负相关关系。根据 Xiao 等 (2017) 与 Amador 和 Cabral (2017), GVC 网络反映的主要内容之一就是一国贸易伙伴的数量, 贸易伙伴越多, GVC 网络的深化程度越高, 越可能处于 GVC 网络的核心位置。而一国参与出口的企业越多, 企业将出口到更多不同的国家, 这意味着企业的贸易伙伴也会越多, 因此该国向 GVC 网络的核心位置发展。

(五) 企业的出口国内增加值

在已经证实了人工智能水平的提高会导致出口企业数量增多的情况下, 本文进一步关注人工智能水平的提高对企业出口国内增加值的影响。参考 Kee 和 Tang (2016), 考虑人工智能的使用后, 企业的总收入可以表示为:

$$PY_i \equiv \pi_i + w_{la}la_i + w_{ai}ai_i + rK_i + P^D M_i^D + P^I M_i^I \quad (8)$$

其中, $P^D M_i^D$ 表示国内材料的使用, $P^I M_i^I$ 表示国外材料的使用。考虑到国内材料和国外材料中都有国内和国外成分, 因此可以将其分别表示为: $P^D M_i^D \equiv \delta_i^F + q_i^D$ 以及 $P^I M_i^I \equiv \delta_i^D + q_i^F$ 。其中, δ_i^F 表示国内材料的进口成分, δ_i^D 表示国外材料的国内成分。 q_i^D 表示国内材料的进口成分, q_i^F 表示国外材料中的进口成分。基于此, 企业的国内出口增加值 (DVA_i) 可以表示为:

$$DVA_i \equiv \pi_i + w_{la}la_i + w_{ai}ai_i + rK_i + q_i^D + \delta_i^D \quad (9)$$

因此, 企业的出口国内增加值与人工智能的水平正相关, 随着人工智能水平的提高, 企业乃至一国的出口国内增加值也会增加。根据 Xiao 等 (2017) 与 Amador 和 Cabral (2017), GVC 网络反映的另一个重要内容是增加值出口, 一国的增加值出口越多, 就越容易处于 GVC 网络的核心位置。因此, 人工智能的发展导致的增加值出口额的增加, 有助于一国 GVC 网络的深化。基于此, 本文提出假设 1 和假设 2:

假设 1: 人工智能水平的提高会替代部分劳动力, 提高增加值出口总额, 从而深化 GVC 网络。

假设 2: 人工智能水平的提高会缓解资源错配程度, 提高增加值出口总额, 从而深化 GVC 网络。

四、研究设计

(一) 模型设定

参考王博等 (2019)、李小帆和马弘 (2019) 的研究, 为检验人工智能对全球价值链网络的影响, 本文构建了同时控制了国家—行业固定效应以及年份固定效应的回归模型 (10) 进行回归:

$$\ln outstr_{int} = \beta_0 + \beta_1 \ln market_{int} + X_{in} \beta + \gamma_{in} + \theta_t + \varepsilon_{int} \quad (10)$$

其中, $\ln outstr_{int}$ 代表国家 i 的行业 n 在第 t 年基于国内增加值 (DVA) 计算的全球价值链网络的出强度的对数, 其值越高, 说明一国在全球价值链网络中越处于中心位置。 $\ln market_{int}$ 代表国家 i 的行业 n 在第 t 年的机器人密度的对数, 以此来衡量人工智能水平。 X_{in} 代表本文的控制变量。此外, 本文加入了国家—行业固定效应 γ_{in} 以控制所有国家行业维度且不随时间变化的因素的影响, 以及时间固定效应 θ_t 以控制仅随年份变化的因素影响, ε_{int} 为随机扰动项。

(二) 主要指标与数据说明

1. 全球价值链网络

全球价值链网络指标结合了贸易网络中心度和全球价值链测度两类指标的优点。一方面, 贸易网络中心度可以有效衡量一国在全球贸易网络中是否处于中心位置, 全面地反映真实世界中复杂的国与国贸易“关系”, 既能以一种全局的视角描绘全球贸易网络系统的特征 (洪俊杰和商辉, 2019; 马述忠等, 2016), 又能体现单个国家的异质性和复杂性 (De Benedictis 和 Tajoli, 2011); 另一方面, 贸易网络中心度指标在统计方式上也存在和传统贸易类似的缺陷。在全球价值链分工合作的背景下, 中间品跨越多个国家进行生产的现象愈加常见, 传统贸易统计方法在出口产品的价值溯源方面存在局限, 贸易网络中心度指标是基于传统进出口额进行测算的, 因此也存在类似的问题。以 Wang 等 (2013) 为代表的 WWZ 方法对各国的贸易流进行分解, 测度出了各国出口的不同增加值部分。

因此, 基于 WWZ 方法对各国出口增加值进行分解, 使用各国之间的出口国内增加值作为各国网络之间的贸易流, 则可有效结合贸易网络中心度和 WWZ 方法的优点, 真实测度一国在全球价值链网络下的中心程度。参考 Xiao 等 (2017) 与 Amador 和 Cabral (2017), 本文根据出口国内增加值 (DVA) 计算了贸易网络中心度的典型指标——出强度 ($outstr_{int}$), 以此来衡量各国的全球价值链网络中心程度。具体测算方式如下:

①增加值分解。Wang 等 (2013) 将基于中间品被最终吸收的目的地情况对各国双边贸易流进行分解, 得到国家—部门层面最终产品生产所吸收的各个部分。具体来说, 双边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_G)、国外增加值 (FVA) 以及纯重复计算部分 (PDC)。为了更加清晰明了地显示增加值在贸易网络中发挥的作用, 本文仅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”, 因为其可以直接反映一国向另外一国出口中的国内增值部分, 在构建 GVC 网络的过程中体现了更为直观的经济含义。

②网络的构建。GVC 网络由节点和连边组成, 每个国家是网络中的节点, 而国家之间的国内增加值贸易关系形成了网络中的连边。其中, 向量 $V_i = [v_i]$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 代表起始“节点” (即国内增加值来源国), 向量 $V_j = [v_j]$ ($j = 1, 2, \dots, n$) 代表目的“节点” (即国内增加值流入国), n 表示网络中的节点 (即国家) 数目; 国与国之间的国内增加值贸易联系用邻接矩阵 $A = [a_{ij}^m]$ 表示各国之间是否存在超过阈值的国内增加值贸易联系, 本文将邻接矩阵中元素的平均值作为阈值, 在 t 年 n 行业中, 当 i 国对 j 国的国内增加值贸易大于阈值, 则 $a_{ij}^m = 1$, 否则 $a_{ij}^m = 0$; 此外, 本文用权重矩阵 $W = [w_{ij}^m]$ 表示各国之间国内增加值贸易的大小, 即 $[w_{ij}^m]$ 表示在 t 年 n 行业中 i 国对 j 国的国内增加值

贸易额。以上的 V_i , V_j , A , W 构成一个完整的 GVC 网络, 本文将其记为 $G = (V_i, V_j, A, W)$ 。

③出强度 ($oustr_{int}$)。根据 Xiao 等 (2017) 和 Amador 和 Cabral (2017) 的测算方法, 本文计算各国的出强度指标, 计算公式为: $oustr_{int} = \sum_j w_{ij}^{nt}$ 。出强度 $oustr_{int}$ 越大, 则说明从该国此行业向其他国家发出的增加值额越多, 因此该国在 GVC 网络中越处于中心位置。需要强调的是, 首先, 出强度衡量的是世界各国的增加值出口关系, 这不同于基于出口总额衡量的出口贸易网络, 出强度能更真实地反映 GVC 网络中各国是否处于网络的中心位置; 其次, 出强度不仅可以衡量在 GVC 网络中一国进行增加值贸易的伙伴国数目的多少, 还可以体现增加值贸易强度的大小, 即在 GVC 网络中若一国某行业的出强度越大, 说明其不仅与网络中更多的国家进行增加值贸易, 且增加值贸易量也更大; 最后, 为了进一步体现出强度的经济学含义, 本文还绘制了 GVC 网络图, 通过将 GVC 网络指标和网络图结合, 可以更加直观地显示出强度的经济学含义。不仅如此, 不同年份之间 GVC 网络图的动态对比还可以体现 GVC 网络整体的结构和变化。

本文参考 Zhou 等 (2016) 的方法来绘制 GVC 网络图^①, 以期从整个网络中提取出最主要的信息。具体地, 本文只保留了各国最大 DVA 进口国的数据, 即将矩阵 A 中每列元素的最大值记为 1, 其余元素记为 0。在 GVC 网络图中, 节点大小体现了各国出强度的相对大小, 箭头方向表示一国向另外一国进行 DVA 出口的方向, 连边的粗细表示了 DVA 出口额的相对大小, 深色圆形的节点为亚太地区, 浅色方形的节点为欧洲地区^②。因此, 一国的出强度越高, 其在 GVC 网络中的体现为: 与其他国家的连边增多或与部分国家的连边变粗, 自身节点大小变大, 以及在网络中更加处于中心而非边缘位置。

图 1 和图 2 分别为 2000 年和 2014 年 GVC 网络图, 可以发现: ①从中心节点来看, GVC 网络呈现出“三足鼎立”的格局, 但随着时间的发展, 成员组成有所更新, 在 2000 年处于 GVC 网络中心的三个国家分别为美国 (USA)、德国 (DEU) 以及日本 (JPN), 而 2014 年则为中国 (CHN)、德国 (DEU) 以及美国 (USA)。②从地域特征来看, GVC 网络呈现出紧密的区域内价值链合作, 且区域间合作也在不断发展。具体来看, 不论是 2000 年还是 2014 年, 从图中可以发现, 亚太地区和欧洲地区区域内的联系更加紧密, 此外 2000 年亚太地区和欧洲地区区域间的联系较为稀疏, 而 2014 年中国 (CHN) 成为了德国 (DEU) 的最大 DVA 进口国, 打通了区域间 GVC 合作。③从整体结构来看, 从 2000 年到 2014 年, 网络的密集程度有所提升。不仅如此, 从图中也可以发现, 2000 年除了最大的三个中心节点, 还存在一些较小的中心枢纽, 如意大利 (ITA)、法国 (FRA) 以及英国 (GBR) 等, 呈现出多中心的格局, 但到了 2014 年较小的中心枢纽不复存在, GVC 网络的连接关系基本上由中国、德国以及美国三国主导。

从图 1 和图 2 可以了解到 GVC 网络的整体结构和变动趋势, 但是为了进一步精确量化整体 GVC 网络的结构特征和变动, 本文参考 Amador 和 Cabral (2017) 计算了一系列可以反映网络特征的指标, 包括平均度 (average degree)、全局效率 (global efficiency)、中心化的特征向量中心度 (centralisation of eigenvector centrality)、互惠性 (reciprocity)、同配性

① 绘图过程中仅保留一国的最大进口增加值来源国, 这样在美化图片的同时可以凸显出图中最为关键核心的信息。

② 需要注意的是, 在 GVC 网络图中, 两国之间没有“连边”并不意味着两国之间没有 DVA 出口, 而是两国不是各自最大的 DVA 进口国。

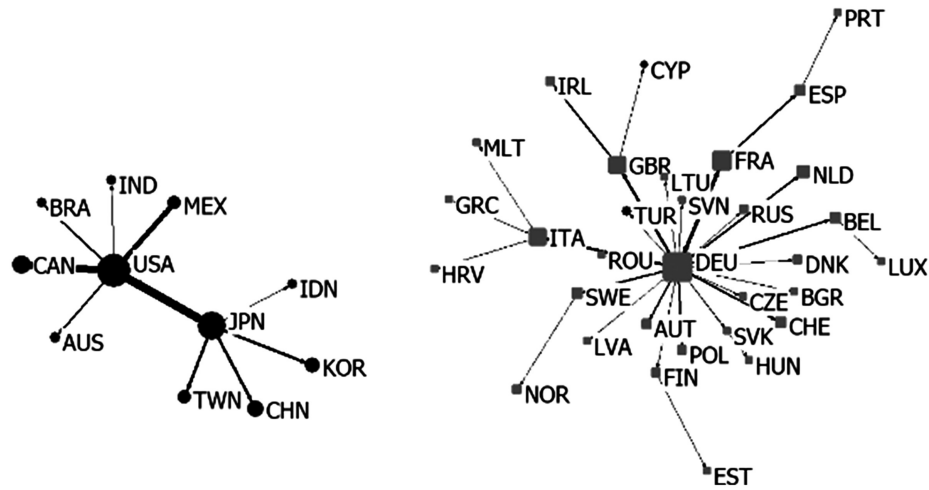


图1 2000年 GVC 网络图

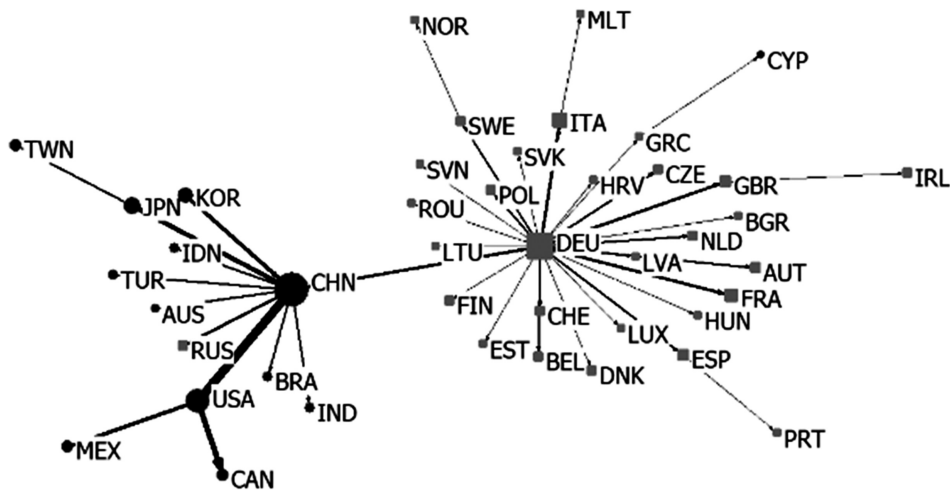


图2 2014年 GVC 网络图

(assortativity) 以及全局聚类系数 (global clustering coefficient)^①。

根据测算结果，本文绘制了时间趋势图来进行分析，如图3所示。具体来说：①平均度越大，则网络越密集，点与点之间的连接也越多，可以发现 GVC 网络的密集程度在 2000 ~ 2009 年呈现上升趋势，在 2009 年之后开始下降，但下降速度趋于缓慢，并且 2014 年的平均度依旧高于 2000 年的水平。②全局效率反映了网络中经济一体化的程度，体现了节点之间发送信息的效率，其值越大，经济一体化程度也越高。可以发现在金融危机前网络一体化程度不断上升，在金融危机后出现短暂下降，但在 2010 年后又趋于稳定。③中心化的特征向量中心度较高，说明该网络只有少量中心度特别高的节点，存在少数几个大国控制整个 GVC 网络。可以发现 2000 ~ 2008 年中心化的特征向量中心度先存在波动，而后在金融危机发生期间，中心化的特征向量中心度大幅下降，网络出现了去中心化的现象。2008 年之后呈现上升趋势，且 2014 年达到最高，说明金融危机后网络再次由少数几个大国掌控。这与本文在图 1 和图 2 中观察到的现象也一致。④互惠性越大，说明 GVC 网络中国与国之间双向增加值贸易联系的比例越多，单向联系的比例越少。可以发现，在金融危机前网络的互惠

① 具体的指标说明见附录 5。

性不断降低,金融危机后又快速上升。⑤同配性越高,意味着大国越倾向于与大国进行增加值贸易,小国越倾向于与小国进行增加值贸易,也即“富人俱乐部”现象越明显。可以发现,自 2004 年以来这种现象是逐渐减弱的,大国越来越倾向于和小国进行增加值贸易。⑥全局聚类系数可以反映 GVC 网络的整体聚集程度,其值越大说明网络中多国(至少 3 国)之间相互进行增加值贸易的情况越多。可以发现整体波动较大,呈现出先升后降、再升再降的趋势。其中,在金融危机前呈现不断下降的趋势,金融危机发生后突然攀升到高点,然后再次回落。

从图 3 不难发现,金融危机的发生对 GVC 网络整体结构产生了不可忽视的影响。首先,对于平均度和全局效率来说,金融危机造成的影响是中长期的,金融危机发生后阻碍了两者飞速上涨的趋势;其次,从中心化的特征向量中心度、同配性以及全局聚类系数来看,金融危机造成的影响是短期的,让大国在 GVC 网络中的话语权短暂下降,大国间的 GVC 联系短暂回升,并且让网络中的“三角形”增加值贸易关系增多;最后,金融危机的发生完全改变了 GVC 网络互惠性的发展趋势,金融危机前 GVC 网络中各国的双向联系是不断减少的,然而金融危机发生后各国更加倾向于进行互惠性的增加值贸易合作。

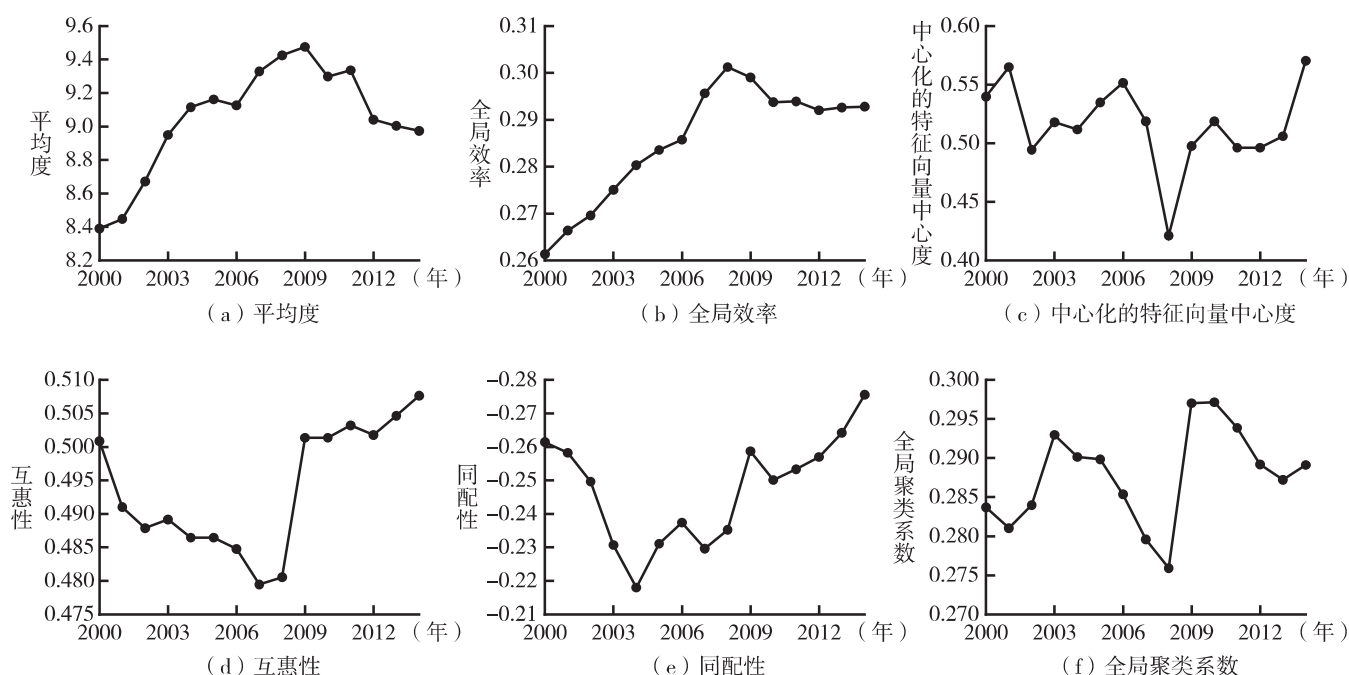


图 3 各类网络度量指标时间趋势图

2. 人工智能水平

参考 Graetz 和 Michaels (2018), 本文采用机器人密度的对数 ($\ln market$)^① 来衡量人工智能水平。为了进一步体现不同国家、行业的人工智能水平, 及其与 GVC 网络中心度的关系。本文将人工智能水平和 GVC 网络中心度分别按国家、行业取平均值, 从而绘制出各国以及各行业平均人工智能水平和 GVC 网络中心度的关系图。如附图 2 所示, 平均人工智能水平最高的国家为澳大利亚 (AUS)、日本 (JPN) 以及德国 (DEU)。GVC 网络中心度最高的国家为德国 (DEU)、美国 (USA) 以及中国 (CHN)。此外, 如附图 3 所示, 人工智

① 与通常意义上的密度不同, 该变量的值等于每百万小时工作的机器人数量 (the stock of robots per million hours worked)。

能水平最高的行业为机动车、挂车和半挂车制造（r20）、金属制品制造业（r16）以及塑料制造业（r13），最低的行业为采矿业（r4）。GVC 网络中心度最高的行业为食品、饮料和烟草制造业（r5）、机械和设备制造业（r19）以及化学品制造业（r11），最低的行业为水供应和处理（r25）。此外，附图 2 和附图 3 均显示，无论从国家层面还是行业层面，人工智能水平与 GVC 网络中心度呈现出明显的正向关系。

3. 其他控制变量

本文的控制变量包括：①劳动力比例（ $laborrate_{it}$ ），等于 15 ~ 64 岁人口占总人口的比重，用于衡量国家的劳动力水平。②人口密度的对数（ $lnperdens_{it}$ ），用于衡量国家的人口水平。③区域贸易协定数量的对数（ $lnRTA_{it}$ ），用于衡量国家的对外开放水平。④法律制度排名（ rlr_{it} ），用于衡量国家的制度水平。⑤收取的知识产权费用的对数（ $lntechpay_{it}$ ），用于衡量国家的科技水平。⑥GDP 增长率（ $grow_{it}$ ），用于衡量国家的经济发展水平。各变量的描述性统计见附表 2。

4. 数据说明

本文使用了 2000 ~ 2014 年国别—行业层面的合并数据，来自于 4 个不同的数据库：被解释变量的数据来自于 UIBE GVC Indicators 数据库，本文使用了其整理的 WIOD 2016 版本的双边总贸易流分解数据；核心解释变量的数据来自于 IRF 发布的工业机器人数据；控制变量中法律制度排名的数据来自于 WGI 数据库，而其他控制变量的数据均来自于 WDI 数据库。由于 WIOD 2016 版本中涉及的部门和 IRF 数据库中的行业并不一致，在进行分析前需要把两个数据中的行业进行匹配，因此本文通过人工逐个比对两个数据库的行业信息进行匹配，具体的对照表见附表 1。

五、计量结果与分析

（一）基准回归结果

根据上文的模型设定，本文的基准回归结果如表 1 所示。第（1）列显示，在分别控制了国家、行业以及时间固定效应后， $lnmarket$ 的系数在 1% 的水平上显著为正，意味着机器人密度平均增加 1%，一国的出强度平均增加约 0.07%。在第（2）列控制了一系列控制变量后，核心解释变量依旧在 1% 的水平上显著为正。在第（3）列本文进一步控制了国家—行业固定效应以及时间固定效应，以进一步控制国家—行业维度可能存在的遗漏变量的因素，核心解释变量的系数依旧在 1% 的水平上显著为正，说明人工智能对国家的全球价值链网络具有明显的促进效应，这验证了本文的基本观点。由此可见，一国若要深化其 GVC 网络，就必须高度重视人工智能的积极作用，大力推广发展人工智能产业，提高整个国家和各个行业的人工智能水平，从而增强其国际竞争力。

表 1 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
$lnmarket$	0.069 *** (2.670)	0.081 *** (2.900)	0.022 *** (3.070)
$laborrate$		-0.005 (-0.840)	-0.008 (-1.360)
$lnperdens$		-3.935 *** (-7.630)	-3.629 *** (-7.470)

(续)

变量	(1)	(2)	(3)
$\ln RTA$		0.040 (1.450)	0.042 (1.530)
rlr		1.701 *** (5.540)	1.689 *** (5.580)
$\ln techpay$		0.060 ** (2.130)	0.064 ** (2.240)
$grow$		0.002 (0.850)	0.002 (0.830)
国家固定	是	是	
行业固定	是	是	
年份固定	是	是	是
国家—行业固定			是
样本量	14196	12630	12630
R^2	0.665	0.663	0.975

注：回归结果聚类到国家—行业层面；括号中为回归系数的 t 值；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 水平上显著。以下各表同。

(二) 稳健性检验

1. 指标替换

本文探究了一国人工智能水平的发展是否对该国 GVC 网络的发展产生影响。事实上，人工智能水平以及 GVC 网络中心度指标还有其他不同的测度，为了增加本文实证结果的稳健性，本文分别对被解释变量和核心解释变量进行替换。

①替换被解释变量：出度。参考 Amador 和 Cabral (2017) 的做法，基于是否进行 DVA 出口计算出的无权有向全球价值链网络，即使用出度来替换原有的被解释变量，计算公式为： $outdeg_{int} = \sum_j a_{ij}^{nt}$ 。其中， $outdeg_{int}$ 为出度。回归结果见表 2 第 (1) 列，可以发现，核心解释变量的系数在 1% 的显著性水平上显著，人工智能水平的提升依旧促进了一国 GVC 网络出度的增长。

②替换被解释变量：贸易网络出强度。如前所述，相比贸易网络，基于出口增加值计算的 GVC 网络能够更加精准地反映一国国际贸易的实际情况及其在全球贸易网络中的真实地位。但为了增强研究结果的稳健性，本文基于出口贸易总额计算了一国的贸易网络出强度的对数 ($\ln traoutstr$)，以此来替换本文原有的被解释变量进行检验，贸易数据来自于 CEPII-BACI 数据库。基于贸易网络的再检验结果如表 2 中的第 (2) 列所示，根据第 (2) 列，在替换了被解释变量后，主要解释变量人工智能仍然在 1% 的水平上显著为正，说明即便使用贸易网络中心度进行测度，原来的结果依旧成立。

③替换核心解释变量：人工智能存量。此外，本文还采用人工智能存量的对数 ($\ln opstock$) 来替换原有的核心解释变量进行稳健性检验，该指标即为现有的机器人的数量。结果如表 2 中的第 (3) 列所示，人工智能的回归系数依旧显著为正，说明在替换了被解释变量和核心解释变量后，人工智能仍然对国家的全球价值链网络具有积极的促进效应，增强了基准回归的稳健性。

2. 样本处理

此外，本文还考虑了样本极端值的存在对回归结果的干扰。为增强研究结果的稳健性，本

文首先剔除了 GVC 网络中心度为 0 的值，然后对核心解释变量进行缩尾处理，在剔除 1% 和 99% 的极端值后重新进行回归检验，回归结果如表 2 中的第（4）列所示。根据第（4）列，在剔除异常值后，核心解释变量仍在 1% 的水平上显著为正，这增强了本文研究结果的稳健性。

表 2 稳健性检验回归结果 1

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	替换被解释变量		替换核心解释变量	剔除异常值
	<i>lnoutdeg</i>	<i>lntraoutstr</i>	<i>lnoutstr</i>	<i>lnoutstr</i>
<i>lnmarket</i>	0.017 *** (4.190)	0.029 *** (4.410)		0.025 *** (3.660)
<i>lnopstock</i>			0.016 * (1.930)	
控制变量	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
国家—行业固定	是	是	是	是
样本量	12636	11958	12630	11955
R ²	0.951	0.959	0.975	0.974

3. 内生性分析

人工智能对各国的全球价值链网络存在明显的促进效应，但这一积极效应成立的前提是需要满足识别假设，即没有内生性。也就是说，在给定所有控制变量的情况下，核心解释变量和误差项无关。本文可能存在的主要内生性问题有遗漏变量和反向因果问题。一方面，随着一国价值链网络深化，其产品面临更为激烈的国际市场竞争，这可能会倒逼企业引进更先进的设备与技术以提升人工智能水平。同时，随着价值链网络的深化，企业有更大概率接触到海外先进的技术、设备、高质量中间投入品、先进管理经验等，这也会给企业提供更多的机会和动力去发展人工智能。换言之，不仅人工智能会影响价值链网络深化，价值链网络深化也会影响人工智能的使用。因此可能存在反向因果的内生性问题，这会使得本文估计有偏。另一方面，虽然本文控制了国家—行业固定效应、时间固定效应，以及一系列国家—时间维度的控制变量。但是由于本文的核心解释变量是各国不同行业人工智能水平，因此可能遗漏国家—时间、行业—时间以及国家—行业—时间维度的遗漏变量。

①反向因果的解决。为进一步增强研究结果的稳健性，缓解反向因果内生性带来的影响，本文将核心解释变量滞后一期后再次进行回归检验，因为当期的 GVC 网络不太可能影响到上期的人工智能水平。检验结果如表 3 中的第（1）列所示。根据第（1）列，在滞后一期后，核心解释变量仍在 1% 的水平上显著为正，这增强了本文研究结果的稳健性。

②遗漏变量的解决。为了尽可能控制潜在遗漏变量对估计结果的影响，本文通过控制更加高维的固定效应以及控制变量，来缓解遗漏变量带来的影响。在基准回归的基础上，本文进一步控制了国家—时间固定效应，以控制各国随时间变化的因素，并控制行业—时间固定效应，以考虑全球各国共同面临的不同行业随时间变化的因素。回归结果如表 3 第（2）列所示，在控制了高维的固定效应后，核心解释变量的系数依旧在 5% 的水平上显著为正。此外，为了进一步考虑国家—行业—时间维度因素的影响，本文使用 WITS（World Integrated Trade Solution）数据库的各国进口关税数据，根据 WIOD 2016 版本行业分类计算各国的进口平均有效关税，测度各国不同行业随时间变化的贸易自由化水平，并予以进一步控制。回归

结果如表 3 第 (3) 列所示, 在控制了关税的影响后, 核心解释变量在系数大小以及显著性水平上均没有太大的变化。

③使用工具变量解决内生性。无论是使用核心解释变量滞后期还是控制更高维度的固定效应, 均只能在一定程度上缓解内生性。为了保证结果的稳健性, 且进一步解决可能存在的遗漏变量和逆向因果问题, 需要使用工具变量予以解决。而这一操作难点在于工具变量的选取, 合适的工具变量需要同时满足相关性和外生性两个要求, 即工具变量需要和核心解释变量相关, 但和误差项无关, 或者说工具变量只能通过核心解释变量对被解释变量产生影响。基于此, 本文采用 Frey 和 Osborne (2017) 计算出的行业自动化可能性指标 (*Probability*) 和各国各行业的工作时长的对数 (*lnworkhour*) 的交互项作为人工智能的工具变量, 进行两阶段 (2SLS) 回归检验。

行业自动化可能性的推导过程如下所示:

$$P[z_* | x_*, D] = N[z_*; m(z_* | x_*, D), V(z_* | x_*, D)] \quad (11)$$

$$N(z_*; m(z_* | x_*, D), V(z_* | x_*, D)) = \frac{1}{\sqrt{\det 2\pi(V + m)}} \exp\left(-\frac{1}{2}z_*^T (V + m)^{-1}z_*\right) \quad (12)$$

$$m[z_* | x_*, D] = k(x_*, X)k(X, X)^{-1}y \quad (13)$$

$$V(z_* | x_*, D) = k(x_*, x_*) - k(x_*, X)k(X, X)^{-1}k(X, x_*) \quad (14)$$

其中, $k(x_*, X)$ 是 x_* 和 X 的协方差矩阵, x_* 表示美国职业信息网络中 702 个职业的九个变量的矩阵, 所以 $x_* \in R^{702 \times 9}$, 该矩阵组成了测试集。 X 表示其中 70 个职业的变量的矩阵, 以此来组成训练集, 所以 $X \in R^{70 \times 9}$ 。 $\det$ 是求矩阵的行列式值的函数, D 是训练数据, $D = (X, y)$, 其中 $y \in \{0, 1\}^{70}$, $y = 1$, 意味着该职业“可计算机化”。 z_* 则表示需要预测的结果。综上所述, 该模型的目标是: 在给定训练集 D 的前提下, 经过训练, 预测 x_* 所对应的 z_* 的值。在具体的推导中, Frey 和 Osborne (2017) 采用了高斯过程, 其原因在于他们在采用了三种算法估计后发现, 高斯过程的准确率是最高的。

为什么行业自动化可能性和工作时长对数的交互项满足作为工具变量的条件? 一方面, 行业自动化可能性和行业人工智能水平直接相关, 自动化可能性越高的行业, 其人工智能水平往往越需要投入更多人力和资金来发展, 可以说行业自动化可能性大是人工智能水平发展的必要条件, 而为了稳妥起见, 参考 Graetz 和 Michaels (2018) 使用可替代工作时长作为工具变量的做法, 本文进一步交互上工作时长的对数。附图 4 工具变量和核心解释变量的散点图显示出了两者的正相关关系。另一方面, 作为一个可能性的指标, 反映了一个行业自动化的概率, 而概率性的因素无法直接对 GVC 网络的发展产生影响, 若要其发挥对 GVC 网络的影响作用, 必然是通过提升人工智能水平来促进 GVC 网络的发展。因此本文认为构建的工具变量满足了相关性和外生性这两个条件, 能够较好地解决文章可能存在的内生性问题。

两阶段回归检验的结果如表 3 所示, 根据第 (4) 列, 工具变量在 1% 的水平上显著为正, 说明计算机化可能性和雇工比例越高, 人工智能水平就越高。而根据第 (5) 列, 核心解释变量人工智能在 1% 的水平上显著为正, 这一结果与基准回归结果相同, 说明本文的研究结果通过了因果识别检验。与此同时, 本文的识别不足检验结果在 1% 的水平上显著为正, 说明本文采用的工具变量克服了识别不足的问题。此外, 弱识别检验结果为 17.83, 通过了 Stock-Yogo 10% 水平的显著性检验, 说明本文的工具变量并不是弱工具变量。

表 3 稳健性检验回归结果 2

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	lnoutstr	lnoutstr	lnoutstr	lnmarket	lnoutstr
L. lnmarket	0.019 *** (2.950)				
lnmarket		0.082 ** (2.380)	0.084 ** (2.430)		1.896 *** (4.120)
ln tariff			0.395 *** (3.080)		
Probability × lnworkhour				0.557 *** (4.220)	
控制变量	是	否	否	是	是
年份固定	是	否	否	是	是
国家—行业固定	是	否	否	是	是
国家—年份固定	否	是	是	否	否
行业—年份固定	否	是	是	否	否
样本量	10985	14196	14196	12252	12252
R ²	0.979	0.674	0.677		
识别不足检验					16.620
					[0.000]
弱识别检验					17.830
					{16.380}

注：[] 内为统计检验的 p 值，{} 内为 Stock-Yogo 检验 10% 水平上的临界值。

（三）异质性检验

在基准回归部分，本文的结果显示一国人工智能的进步显著促进了其全球价值链网络的发展。进一步地，首先，人工智能水平与一国的经济水平紧密相关，发达国家和发展中国家人工智能的发展对 GVC 网络深化发展的贡献程度可能有所区别，不仅如此，由于不同国家在 GVC 网络中的发展模式不同，国家对于 GVC 或者出口的依赖程度也不同，人工智能促进效应的发挥可能也存在区别。其次，在国家内部，由于行业间存在较大异质性，对于生产的技术要求存在明显差异，人工智能水平也有所差距。这使得本文有必要关注国家和行业层面存在的异质性。再次，从图 3 可以看出，金融危机的发生对 GVC 网络的整体结构特征造成了不可忽视的影响，那么人工智能使得一国不断扩展 GVC 网络的过程中，是否会受到金融危机这一风险的干扰，或者是否强化了人工智能发挥促进效应的作用，这也是本文所感兴趣的地方。最后，从附图 3 的行业描述性统计可以看出，无论是人工智能水平还是 GVC 网络，在行业层面都存在较大的差异性。已有多篇文献探究了人工智能对劳动力的替代效应（Frey 和 Osborne，2017；李磊等，2021），对于劳动密集型的行业，人工智能水平的提升是否会加速对劳动力的替代？发展人工智能往往需要大量资本的投入，而由于资本密集型行业在生产过程中对资本投入的需求较高，其是否会对同样需要大量资本投入的人工智能造成“挤出效应”？人工智能作为技术水平发展的体现，其影响效果的发挥可能与行业本身的技术特征有关，技术密集型行业是否会使得人工智能发挥的作用更强？因此，本文接下来将区分发达国家与发展中国家、高出口依赖型国家与低出口依赖型国家、金融危机前与金融危机后以及不同要素密集型行业，来进行异质性分析。

1. 区分发达国家与发展中国家

本文建立了二值变量国家发展程度 (*develop*), 当国家为发达国家时, 该变量的值等于 1, 否则等于 0。将该变量及其与人工智能的交互项加入回归模型中进行检验, 回归结果如表 4 中的第 (1) 列所示。根据表 4 中的第 (1) 列, 交互项在 1% 的水平上显著为负, 说明国家的发展程度会削弱人工智能对全球价值链网络的促进效应, 即人工智能对发展中国家的全球价值链网络的影响更大。

2. 区分高出口依赖型国家与低出口依赖型国家

本文构建了二值变量出口依赖型 (*exdepen*), 当一国的出口总额占 GDP 比重超过 50% 时, 该变量的值为 1, 否则为 0。将该变量及其与人工智能的交互项加入基准回归模型中进行检验, 回归结果如表 4 中的第 (2) 列所示。由表 4 的第 (2) 列, 交互项在 1% 的水平上显著为负, 说明相比于高出口依赖型国家, 人工智能对全球价值链网络的积极效应在低出口依赖型国家中更强。

3. 区分金融危机前和金融危机后

本文将样本区分为金融危机前和金融危机后, 并设置虚拟变量 *frisk*, 当样本处于 2008 年及以后时, *frisk* 为 1, 否则为 0。从表 4 第 (3) 列的回归结果可以看出, 金融危机显著削弱了人工智能对于 GVC 网络发展的促进效应, 这可能是因为金融危机对整体 GVC 网络结构和诸多特征造成了负面冲击, 从而阻碍了人工智能对 GVC 网络深化效应的发挥。

4. 区分不同的要素密集型行业

本文参考廖涵和谢靖 (2018) 对行业要素密集型的划分, 将 WIOD 涉及的行业划分为劳动密集型、资本密集型以及技术密集型三类行业, 进一步分子样本进行异质性分析。回归结果见表 4 第 (4) ~ (6) 列, 结果显示人工智能对劳动密集型行业和技术密集型行业的 GVC 网络的深化作用十分显著, 但是对资本密集型行业的作用不明显。因此可以发现, 对于劳动密集型行业, 人工智能可能会加速对劳动力的替代以节省劳动力成本, 促进 GVC 网络朝着中心发展; 对于技术密集型行业, 由于行业本身对技术要素的要求更高, 而人工智能是技术发展水平的一个体现, 因此在技术密集型行业, 人工智能对 GVC 网络中心度也能发挥积极的促进作用; 对于资本密集型行业, 其行业自身对于资本投入的需求较高, 可能会对人工智能的资金投入造成“挤出效应”, 因而对 GVC 网络的发展无法起到显著的促进作用。

表 4 异质性检验回归结果

变量	(1) 发达与发展 中国家	(2) 高与低出口 依赖型国家	(3) 金融危机 前与后	(4) 劳动密集型	(5) 资本密集型	(6) 技术密集型
<i>lnmarket</i>	0.076 *** (5.290)	0.034 *** (4.380)	0.041 *** (5.700)	0.087 *** (4.660)	0.016 (1.370)	0.037 *** (3.360)
<i>lnmarket</i> × <i>develop</i>	-0.074 *** (-4.930)					
<i>lnmarket</i> × <i>exdepen</i>		-0.054 *** (-4.380)				
<i>lnmarket</i> × <i>frisk</i>			-0.033 *** (-4.010)			
<i>exdepen</i>		0.303 *** (6.670)				

(续)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	发达与发展 中国家	高与低出口 依赖型国家	金融危机 前与后	劳动密集型	资本密集型	技术密集型
控制变量	是	是	是	是	是	是
国家—行业固定	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是
样本量	12630	12630	12630	1404	3276	3276
R ²	0.975	0.976	0.975	0.971	0.978	0.980

(四) 影响机制分析

一国人工智能水平的提升会显著促进其向 GVC 网络中心位置发展，而本文更需要关注的是人工智能如何促进一国 GVC 网络的扩张。通过文献梳理和理论模型分析发现，替代劳动力和缓解资源错配是两个可能的影响机制。本文参考江艇（2022）构建了下面的机制检验模型，来分析人工智能对 GVC 网络的可能影响机制，其中 $mechanism_{int}$ 为本文的一系列机制变量。

$$mechanism_{int} = \beta_0 + \beta_1 \ln market_{int} + \sum control_{in} + \gamma_{in} + \theta_t + \varepsilon_{int} \quad (15)$$

1. 替代劳动力

根据假设 1，人工智能水平的提高会替代部分劳动力，在总的劳动投入不变的情况下，人工智能投入占总的劳动投入的比例越高，企业停产时的生产率就越低，使得一国参与出口的企业增多，以此来促进一国的出口，提高其增加值出口总额，深化其 GVC 网络。本文将从劳动力数量和劳动力成本两个角度来对劳动力的替代效应进行分析。如果直接使用劳动力数量和劳动力支出的下降衡量对劳动力的替代，这可能存在一定的误差，因为人工智能的使用可能伴随着企业规模扩大、总产出上升，这会导致企业使用劳动力数量和支出的上升。应当剥离出企业规模或产出增加带来的影响，考虑单位产出下的劳动力人数（ $\ln pernum$ ）和劳动力支出（ $\ln percost$ ）作为代理变量，可以更合理地衡量出人工智能对劳动力的替代作用。单位产出下的劳动力数量和支出数据来源于 WIOD 数据库。

回归检验结果如表 5 中的第（1）～（2）列所示，可以看出无论是单位产出的劳动力数量还是成本，人工智能的回归系数均显著为负，说明人工智能的发展不仅减少了单位产出的劳动力数量，还降低了对劳动力的支出，这就验证了人工智能对劳动力的替代效应。根据文献综述中的分析，当一国人工智能对劳动力产生替代、劳动生产率发挥提升作用之后，其在参与全球价值链生产分工的过程中会发挥更大的竞争优势（吕越等，2015），从而促进其向 GVC 网络中心发展。由此可见，人工智能可以通过实现劳动力替代，提高一国内部各行业的劳动生产率来实现对全球价值链网络的促进效应。

2. 缓解资源错配

根据假设 2，人工智能能够减轻企业面临的壁垒，缓解一国的资源错配程度，从而使得更多企业参与出口，以此来提高一国的出口增加值，深化其 GVC 网络。由于没有企业层面的数据，本文无法估计企业层面的资源错配，但是除了企业层面的资源错配，企业的出口决策同时还会受到行业层面的资源错配的影响，行业层面的资源错配的减轻同样有助于深化一国的 GVC 网络。根据 Hsieh 和 Klenow（2009）和江艇等（2018），资源错配具体表现为生

产率的分布不均。因此,本文采用各行业生产率的对数的方差 ($dislnprod$),以及 90% 分位的劳动生产率与 10% 分位的劳动生产率的差异 ($diff$) 来衡量一国的资源错配程度,以此来构建与式 (15) 相似的机制检验模型。

机制检验结果如表 5 第 (3) ~ (4) 列所示,人工智能分别在 5% 和 1% 的水平上显著为负,说明人工智能显著缓解了资源错配程度。而资源错配的减轻使得一国整体的资源配置效率得到提升,这为参与全球价值链创造了竞争优势(刘斌和潘彤,2020),因此促进了该国 GVC 网络的深化发展。由此可见,人工智能可以通过降低资源错配程度来促进全球价值链网络发展^①。

表 5 机制检验回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	替代劳动力		缓解资源错配	
	$lnpernum$	$lnpercost$	std_lnprod	$diff$
$lnmarket$	-0.013 *** (-3.370)	-0.001 * (-1.740)	-0.002 ** (-2.450)	-0.012 *** (-4.610)
控制变量	是	是	是	是
国家—行业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
样本量	12321	12322	12636	12636
R^2	0.9906	0.8496	0.9438	0.9121

六、结论与建议

本文基于 Melitz (2003) 构建的用于分析产业内资源配置的异质性企业出口决策模型,参考 Bai 等 (2019) 引入资源错配的做法,考虑企业在使用人工智能替代劳动力及解决资源错配问题时的出口决策行为,将其加总到国别层面,从而得以构建了可用以分析人工智能与 GVC 网络深化的理论框架。进一步地,本文采用 2000 ~ 2014 年国际机器人组织发布的各国行业层面的工业机器人数据,并与本文测度的全球价值链网络指数进行合并,实证检验了各国人工智能的发展对其 GVC 网络深化的影响效应及其内在机理。本文的主要结论是:

首先,人工智能产业的发展有利于深化一国的全球价值链网络,这一结果在多重稳健性检验和考虑内生性的分析基础上仍然十分显著。其次,根据异质性分析,相比于发达国家,人工智能对全球价值链的促进效应对发展中国家影响更强;相比于高出口依赖型国家,人工智能对全球价值链网络的积极效应在低出口依赖型国家中更强;在时间区间上,金融危机后人工智能的 GVC 网络深化效应显著弱于危机前;在劳动密集型行业和技术密集型行业中,人工智能对 GVC 网络中心度的促进作用更强,但在资本密集型行业中不显著。再次,通过影响机制分析,本文发现这一积极效应能够通过劳动力替代和缓解资源错配来实现。最后,从扩展性分析来看,人工智能在促进各国全球价值链网络发展的同时,也会延长一国各行业的价值链长度,增强价值链竞争力,以及实现价值链位置的上游化。

基于这些结论,本文的研究成果存在如下政策启示:首先,大力发展人工智能,充分发挥其创新引领作用,将有利于实现在 GVC 网络的深化发展。在中国科学院第十九次院士大

^① 此外,本文还进行了一系列的扩展性分析,人工智能在促进各国全球价值链网络发展的同时,也会延长一国各行业的价值链长度,增强价值链竞争力,以及实现价值链位置的上游化。具体内容见附录 9。

会、中国工程院第十四次院士大会上，习近平总书记强调要推进人工智能与实体经济的深度融合，以智能制造为主攻方向推动产业技术变革和优化升级，推动制造业产业模式和企业形态根本性转变，促进中国产业迈向全球价值链中高端。在当前情况下，发展人工智能，对推进中国的产业结构全方位转型，实现中国在全球价值链中的跃升具有重要意义。

其次，基于资本要素、自然资源和劳动投入驱动的传统经济增长方式，正逐渐被科技和创新驱动型经济增长方式所取代，以人工智能为代表的前沿科技在经济发展中的地位越发重要。通过推进人工智能产业的高速发展，不仅能够降低劳动力成本、提高劳动生产率，更能通过缓解一国的资源错配，构筑各国参与全球价值链网络竞争制高点的有力支撑。

再次，人工智能对低出口依赖型国家和发展中国家参与全球价值链网络的深化效应更为突出，为当前“内循环为主、外循环赋能”的新发展格局构建提供了重要战略指引，也是中国突破美国等发达国家技术封锁、关键领域掣肘，实现战略赶超的新契机。

最后，在通过发展人工智能产业来促进各国参与全球价值链网络深化的同时，也要重点关注人工智能对延长价值链长度、增强在全球价值链竞争力以及促进 GVC 向上游攀升的积极效应。发展人工智能不仅有助于构建更合理、更完善的全球价值链网络，更能凭借其强溢出效应来带动其他产业的协同发展，延长所掌控的产业链长度，提升对全产业链的控制力和影响力。人工智能的发展增强了 GVC 竞争力，能更好地应对当今国际环境下的不确定性。与此同时，人工智能还能帮助一国打破“低端锁定”，实现向全球价值链上游的攀升。

参 考 文 献

- [1] 蔡跃洲, 陈楠. 新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业 [J]. 数量经济技术经济研究, 2019, 36 (5): 3 ~ 22.
- [2] 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.
- [3] 陈银飞. 2000—2009 年世界贸易格局的社会网络分析 [J]. 国际贸易问题, 2011, (11): 31 ~ 42.
- [4] 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.
- [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] 季书涵, 朱英明. 产业集聚的资源错配效应研究 [J]. 数量经济技术经济研究, 2017, 34 (4): 57 ~ 73.
- [7] 江静, 刘志彪, 于明超. 生产者服务业发展与制造业效率提升: 基于地区和行业面板数据的经验分析 [J]. 世界经济, 2007, (8): 52 ~ 62.
- [8] 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.
- [9] 江艇, 孙鲲鹏, 聂辉华. 城市级别、全要素生产率和资源错配 [J]. 管理世界, 2018, 34 (3): 38 ~ 50 + 77.
- [10] 荆林波, 袁平红. 全球价值链变化新趋势及中国对策 [J]. 管理世界, 2019, 35 (11): 72 ~ 79.
- [11] 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, 37 (9): 104 ~ 119.
- [12] 李小帆, 马弘. 服务业 FDI 管制与出口国内增加值: 来自跨国面板的证据 [J]. 世界经济, 2019, 42 (5): 123 ~ 144.
- [13] 廖涵, 谢靖. “性价比”与出口增长: 中国出口奇迹的新解读 [J]. 世界经济, 2018, 41 (2): 95 ~ 120.
- [14] 林晨, 陈小亮, 陈伟泽, 陈彦斌. 人工智能、经济增长与居民消费改善: 资本结构优化的视角 [J]. 中国工业经济, 2020, (2): 61 ~ 79.
- [15] 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.

[16] 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.

[17] 吕越, 罗伟, 刘斌. 异质性企业与全球价值链嵌入: 基于效率和融资的视角 [J]. 世界经济, 2015, 38 (8): 29 ~ 55.

[18] 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.

[19] 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.

[20] 王博, 陈诺, 林桂军. “一带一路”沿线国家制造业增加值贸易网络及其影响因素 [J]. 国际贸易问题, 2019, (3): 85 ~ 100.

[21] 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.

[22] 文东伟. 增加值贸易与中国比较优势的动态演变 [J]. 数量经济技术经济研究, 2017, 34 (1): 58 ~ 75.

[23] 袁志刚, 解栋栋. 中国劳动力错配对 TFP 的影响分析 [J]. 经济研究, 2011, 46 (7): 4 ~ 17.

[24] 郑江淮, 沈春苗. 部门生产率收敛: 国际经验与中国现实 [J]. 中国工业经济, 2016, (6): 57 ~ 72.

[25] 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.

[26] Acemoglu D., Restrepo P., 2020a, *The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labour Demand* [J], Cambridge Journal of Regions, Economy and Society, 13 (1), 25 ~ 35.

[27] Acemoglu D., Restrepo P., 2020b, *Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets* [J], Journal of Political Economy, 128 (6), 2188 ~ 2244.

[28] Acemoglu D., Restrepo P., 2022, *Demographics and Automation* [J], Review of Economic Studies, 89 (1), 1 ~ 44.

[29] Acemoglu D., Autor D., Hazell J., Restrepo P., 2020a, *AI and Jobs: Evidence from Online Vacancies* [R], NBER Working Paper, No. 28257.

[30] Acemoglu D., Lelarge C., Restrepo P., 2020b, *Competing with Robots: Firm-level Evidence from France* [J], AEA Papers and Proceedings, 110, 383 ~ 388.

[31] Amador J., Cabral S., 2017, *Networks of Value-Added Trade* [J], World Economy, 40 (7), 1291 ~ 1313.

[32] Antràs P., Fort T. C., Tintelnot F., 2017, *The Margins of Global Sourcing: Theory and Evidence from US Firms* [J], American Economic Review, 107 (9), 2514 ~ 2564.

[33] Antràs P., De Gortari A., 2020, *On the Geography of Global Value Chains* [J], Econometrica, 88 (4), 1553 ~ 1598.

[34] Antràs P., Chor D., Fally T., Hillberry R., 2012, *Measuring the Upstreamness of Production and Trade Flows* [J], American Economic Review, 102 (3), 412 ~ 416.

[35] Bai Y., Jin K., Lu D., 2019, *Misallocation under Trade Liberalization* [R], NBER Working Paper, No. 26188.

[36] Baldwin R., Venables A. J., 2013, *Spiders and Snakes: Offshoring and Agglomeration in the Global Economy* [J], Journal of International Economics, 90 (2), 245 ~ 254.

[37] De Benedictis L., Tajoli L., 2011, *The World Trade Network* [J], World Economy, 34 (8), 1417 ~ 1454.

[38] Faber M., 2020, *Robots and Reshoring: Evidence from Mexican Labor Markets* [J], Journal of International Economics, 127, 103384.

[39] Freeman L. C., 1979, *Centrality in Social Networks Conceptual Clarification* [J], Social Networks, 1 (3), 215 ~ 239.

[40] Frey C. B., Osborne M. A., 2017, *The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to*

Computerisation? [J], *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254 ~ 280.

[41] Garlaschelli D., Loffredo M. I., 2005, *Structure and Evolution of the World Trade Network* [J], *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 355 (1), 138 ~ 144.

[42] Graetz G., Michaels G., 2018, *Robots at Work* [J], *Review of Economics and Statistics*, 100 (5), 753 ~ 768.

[43] Hsieh C., Klenow P. J., 2009, *Misallocation and Manufacturing TFP in China and India* [J], *Quarterly Journal of Economics*, 124 (4), 1403 ~ 1448.

[44] Kee, H. L., Tang, H., 2016, *Domestic Value Added in Exports: Theory and Firm Evidence from China* [J], *American Economic Review*, 106 (6), 1402 ~ 36.

[45] Korinek A., Stiglitz J. E., 2021, *Artificial Intelligence, Globalization, and Strategies for Economic Development* [R], NBER Working Paper, No. 28453.

[46] Melitz M. J., 2003, *The Impact of Trade on Intra-Industry Reallocations and Aggregate Industry Productivity* [J], *Econometrica*, 71 (6), 1695 ~ 1725.

[47] Newman M. E., 2002, *Assortative Mixing in Networks* [J], *Physical Review Letters*, 89 (20), 208701.

[48] Wang B., Pu Y., Li S., Xu L., 2021, *The Influence of Regional Preferential Trade Agreements on International Manufacturing Trade in Value-added: Based on the Complex Network Method* [J], *Plos One*, 16 (2), e246250.

[49] Wang Z., Wei S., Zhu K., 2013, *Quantifying International Production Sharing at the Bilateral and Sector Levels* [R], NBER Working Paper, No. 19677.

[50] Wang Z., Wei S., Yu X., Zhu K., 2017, *Characterizing Global Value Chains: Production Length and Upstreamness* [R], NBER Working Paper, No. 23261.

[51] Xiao H., Sun T., Meng B., Cheng L., 2017, *Complex Network Analysis for Characterizing Global Value Chains in Equipment Manufacturing* [J], *Plos One*, 12 (1), e169549.

[52] Zhou M., Wu G., Xu H., 2016, *Structure and Formation of Top Networks in International Trade, 2001 – 2010* [J], *Social Networks*, 44, 9 ~ 21.

Artificial Intelligence and Deepening of the Global Value Chain Network

LV Yue¹ GU Wei² WEI Yaning³ BAO Qun⁴

(1. School of International Trade and Economics, University of International Business and Economics;

2. Department of Public and International Affairs, City University of Hong Kong;

3. College of Business, Shanghai University of Finance and Economics;

4. School of Economics, Nankai University)

Summary: China has recently achieved rapid developments in its manufacturing industry, by maximizing the advantages of its labor force to introduce many processing and assembly jobs. It has also deeply integrated itself into the global value chain (GVC) network. However, this growth has come with increased labor costs. As such, many countries are seeking new technological upgrades and breakthroughs as a primary strategy for developing individual GVC networks. In this context, many countries have successively formulated transformation and upgrade plans for manufacturing industries, especially industrial robots using artificial intelligence (AI), considered critical for future manufacturing development. This highlights the fact that promoting high-quality development and increasing integration into the GVC network requires the high-tech support provided by AI.

This research empirically studies the impact of AI on the GVC network and analyzes the relevant mechanism associated with the impact. Based on Melitz (2003) and Bai et al. (2019), this paper introduces AI and misallocation of resources into the export decision-making model of heterogeneous enterprises, which describes the conditions of firms' export decision first introduced by Melitz (2003). The study also analyzes how AI influences enterprise value-added exports. On this basis, we use industrial robot data from various countries, released by the International Robot Federation from 2000 to 2014, and measure the GVC network index from the perspective of value-added trade. We also empirically test the development of AI in different countries with respect to the deepening of GVC networks.

The results show the following. (1) The progress of the AI industry in different countries can significantly deepen GVC networks. (2) The positive impact of AI on the GVC network is mainly achieved through labor substitution and by mitigating the misallocation of resources. (3) AI has a stronger impact in deepening GVC networks in developing countries compared with developed countries. There is also a more prominent positive effect for low export-dependent countries compared to high export-dependent countries. In addition, the financial crisis may somewhat weaken the positive role of AI in deepening the GVC network. The effect of AI on GVC network centrality is more substantial in labor-intensive and technology-intensive industries, and is not significant in capital-intensive industries. (4) AI can also extend the length of GVCs, and enhance GVC competitiveness and the degree of upstream reach.

Based on previous studies, this paper makes the following key contributions. (1) In terms of research themes, this paper explores the impact of AI on GVC networks. Previous studies have focused on analyzing specific facts about GVC networks. In contrast, this paper concentrates on the internal mechanism behind the deepening of GVC networks. The study also significantly enriches the examination of AI impacts. (2) In terms of theory, this paper extends the heterogeneous firm exports model of Melitz (2003) and analyzes the mechanism by which AI influences GVC networks, by introducing AI and misallocation into firms' export decisions. This enriches existing theory. (3) In terms of data, this paper combines industrial robot data released by the International Robot Federation (IRF) at the industry level in each country from 2000 to 2014 with the University of International Business and Economics (UIBE) GVC Indicators database, the World Development Indicators (WDI) database, and the Worldwide Governance Indicators (WGI) database. Based on the UIBE GVC Indicators database, this paper constructs and measures country-industry-level GVC network indicators, based on value-added trade. It also measures different dimensions of GVC network indicators, such as the average degree, global efficiency, centralization of eigenvector centrality, reciprocity, assortative characteristics, and the global clustering coefficient.

Keywords: Global Value Chain; Artificial Intelligence; Value-added Trade; Social Network Analysis

JEL Classification: C49; F14; F19

(责任编辑: 张容嘉)