

# 人工智能与中国企业参与全球价值链分工

吕越, 谷玮, 包群

**[摘要]** 人工智能是各国构筑核心竞争力的重要模块,更是关乎产业转型和价值链升级的主要抓手。本文使用 International Robot Federation 提供的机器人数据、中国海关数据库和中国工业企业数据库提供的企业数据构成了研究使用的高度细化的微观企业数据,在实证层面检验了人工智能对中国企业全球价值链参与的影响,数据跨度为 2000—2013 年。本文的主要结论是:①人工智能显著促进了中国企业参与全球价值链分工,且在多重稳健性检验和考虑工具变量的因果识别后仍然显著。②人工智能对中国企业全球价值链嵌入的影响目前主要集中在加工贸易企业。③2008 年国际金融危机以后,人工智能对中国参与价值链的促进效应得到进一步释放。④人工智能对价值链参与的影响主要是通过两个渠道实现:一是替代从事低端环节生产的劳动力来降低企业成本;二是提高企业的生产率来增强企业的竞争力。⑤针对行业层面的数据分析发现,人工智能会显著促进行业的全球价值链位置提升。因此,在劳动力成本不断提高的现实情况下,重视创新发展,就是要抓住人工智能高速发展的契机,减少人工投入、提高企业的生产率,从而助力中国企业以更高水平融入全球价值链分工体系。

**[关键词]** 人工智能; 全球价值链嵌入; 制造业企业

**[中图分类号]**F242 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2020)05-0080-19

## 一、问题提出

改革开放以来,中国凭借自身的劳动力成本和基础设施建设优势,已经日渐融入以发达国家为主导的全球价值链分工体系。但产业结构分布不合理、附加值创造有限、“卡脖子”技术缺失等问题,仍然掣肘着中国经济的高质量发展。尤其是随着人口红利的丧失,中国在加工代工方面的优势逐渐丧失,部分产业被人力成本更加低廉的东南亚和非洲国家所取代。基于此,如何实现全球价值链中的跃升,完成经济发展方式和产业结构的转型升级是当前中国必须认真面对和尽力解决的问题。现阶段,要实现世界的健康、高效和可持续发展,就必须走创新引领发展的道路。而在这个过程中,能够带动产业变革、具有很强溢出效应的人工智能,无疑是各国构筑核心竞争力的重要模块。

**[收稿日期]** 2020-02-18

**[基金项目]** 国家自然科学基金面上项目“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”(批准号 71873031);国家自然科学基金面上项目“从合资到独资:合作冲突与制度协调”(批准号 71973073);国家社会科学基金重大项目“逆全球化动向与国际经贸规则重构的中国方案研究”(批准号 17ZDA098)。

**[作者简介]** 吕越,对外经济贸易大学中国 WTO 研究院副教授,博士生导师,经济学博士;谷玮,中国香港中文大学社会科学院硕士研究生;包群,南开大学经济学院教授,博士生导师,经济学博士。通讯作者:吕越,电子邮箱:nklyue@126.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,当然文责自负。

2015年,习近平同志首次提出的“机器人革命”,正式拉开了中国人工智能产业高速发展的序幕。随后,在《关于积极推进“互联网+”行动的指导意见》中,人工智能被列为“互联网+”重点推进领域之一。党的十九届四中全会提出“要坚持和完善社会主义基本经济制度,推动经济高质量发展”,推动经济高质量发展,科技工作就要进一步发挥支撑引领作用。2019年底新冠肺炎疫情爆发以来,探索如何运用人工智能应对突发卫生公共事件引起的产业链冲击被提到了新的高度,如何运用人工智能技术建立国内供应链和全球供应链系统更高效的应急响应体制,将疫情导致的短期经济冲击限制在可控范围之内是事关国民经济健康发展的重要议题。因此,深入研究人工智能对中国企业全球价值链参与的影响效应问题,不仅有利于厘清人工智能如何服务于更高水平的对外开放战略的内在机理,更能为落实创新驱动战略和构建全面开放新体制提供有益的理论支持。

随着智能机器人和“互联网+”的兴起,实现生产销售等环节的信息化和自动化是当前世界各国共同的发展趋势,也是企业提高技术水平的主要方向。可以预见,人工智能和“互联网+”将会深刻且持续地影响一国的生产率、就业甚至全球价值链中的参与模式。现有研究已从多角度探究了人工智能对经济发展的影响。Graetz and Michaels(2018)使用了1993—2007年17个国家中使用机器人情况的面板数据首次分析了现代工业机器人的经济贡献。研究表明,在提高全要素生产率和降低产出价格的同时,增加机器人的使用对劳动生产率增长的贡献约为0.36个百分点。Acemoglu and Restrepo(2019)指出,人工智能作为一种新的技术平台,既可以实现原有劳动的自动化,又可以创造新的劳动。但目前人工智能的发展方向侧重于实现劳动的自动化而没有考虑创造新的有效劳动,从而使得劳动力的需求停滞,由此导致劳动力收入的比例以及生产率增长速度不断下降,不平等也因此加剧。Frey and Osborne(2017)则表示,47%的美国劳动者将因为人工智能带来的自动化而面临失业。来自中国的研究也表明,在劳动力方面,人工智能会替代部分劳动力,减少中间岗位劳动力需求,从而成为应对老龄化的重要工具(陈彦斌等,2019)。而在人工智能对全球价值链的影响方面,现有研究虽然也证明了人工智能对中国制造业的价值链参与具有明显的积极效应(石喜爱等,2018),但由于数据缺失,研究结果局限于省级层面。基于微观企业层面的视角,考察人工智能对价值链参与模式的影响文献尚不多见,这为本文的研究提供了一个可以突破的空间。

在已有文献的基础上,本文将利用International Robot Federation(IRF)提供的机器人数据,以及中国海关数据库(简称海关库)和中国工业企业数据库(简称工企库)提供的企业层面的数据来构成本文研究所需的数据,从而对人工智能对中国企业参与全球价值链模式的影响进行实证检验,时间跨度为2000—2013年。本文的贡献主要在于:①研究问题上,本文探讨了人工智能的发展对企业的全球价值链嵌入模式的影响问题,相比现有采用省级数据研究互联网对价值链分工的影响问题(如石喜爱等,2018),本文的研究更有益于捕捉微观企业层面的异质性特征——企业的价值链参与模式的差别,从而更好地阐释人工智能对微观企业的价值链嵌入模式的影响;②在研究数据上本文创新性地采用海关库、工企库提供的企业数据和IRF提供的机器人数据,构建了可用于研究人工智能对中国企业的全球价值链参与模式的影响的数据样本;③研究内容上,本文除了讨论人工智能对企业参与全球价值链的影响以外,还深入分析了人工智能如何影响企业参与全球价值链的内在机制问题,从而为寻求人工智能如何更好地促进企业更高水平参与全球价值链分工体系提供了可能的路径支持。

本文的后续安排为:第二部分为文献综述;第三部分为研究设计;第四部分为实证结果与分析;第五部分为进一步研究;最后是结论与启示。

## 二、文献综述

探讨企业的价值链参与问题,首先必须明确哪些因素会影响中国在全球价值链中的参与情况。从本国的角度看,空间结构是影响中国价值链参与的重要因素。如魏后凯(2007)的研究表明,城市网络的变化与全球价值链参与息息相关。具体而言,陈旭等(2019)利用2001—2011年制造业出口数据,检验了区域空间结构对制造业全球价值链参与的影响。基准结果显示,多中心结构对全球价值链参与具有明显的影响,形式上呈现出显著的U型结构。机制检验方面的结果显示,市场一体化的实现、要素流动速度的提高以及生产率的提高等对中国以更高水平融入全球价值链体系具有明显的积极效应。由此可见,区域空间结构对全球价值链参与的促进主要是通过优化产业布局、实现产业联动来实现的。但如果市场是割裂的,创新会遭到明显抑制,中间品进口则会显著提高,因此,企业的加工贸易占比也会发生明显变化,最终出口企业的国内附加值率会明显下降,以致削弱了中国制造业企业的全球价值链地位或比较优势(吕越等,2017;吕越等,2018)。产业的合理联动,是指服务业和制造业的联动,能够有效实现产业升级,从而提高企业在全价值链中的位置(刘奕等,2017)。此外,制造业服务化不仅能促进企业的价值链参与,更能有效提高企业在价值链中的位置(刘斌等,2016)。除了产业联动和制造业服务化,利用金融业的支持来增强地区市场整合,增大市场空间,扩大市场规模也对企业全球价值链地位的提升有着重要的促进作用(姚博,2014),市场规模的扩大能够降低中间品成本和交易成本,从而实现企业全球价值链地位的提升(Grossman and Helpman,2002;戴翔等,2017)。

事实上,优化产业布局不仅仅意味着实现产业之间的联动,更意味着产业集聚优势的产生。戴翔等(2018)利用世界投入产出数据库(WIOD)实证检验了产业集聚优势对促进制造业价值链跃升的影响,结果显示,行业集中度显著抑制了制造业价值链跃升,地区专业化则具有积极的促进效应。由此可见,在促进全球价值链的参与上,做大不重要,做强如改进企业的全要素生产率(郑丹青和于津平,2014;吕越等,2017),或提高企业的技术水平才重要。

Amsden(1989)首次提出,新兴国家更应该通过由代工向研发转变,建立起自主品牌,从而实现产业链升级。这一观点得到了国内外学者的验证,如殷宝庆等(2018)利用2002—2015年中国30个省级层面数据检验了绿色研发投入对制造业升级的影响,结果表明,绿色研发对制造业升级的影响是先削弱后提升的,其中知识产权保护扮演了非常重要的角色。汤碧(2012)立足于高技术产品,分析了中日韩三国相应的出口复杂度,发现技术水平对中国的价值链参与至关重要。陶锋(2011)将研究视角集中于珠三角地区的知识外溢,发现隐性知识溢出促进了相关企业价值链参与的提高。但是,单纯依靠他国提高本国的技术水平是不够的,马红旗和陈仲常(2012)分析了垂直专业化对价值链嵌入的影响,其研究表明,垂直专业化水平提高会导致生产环节的“低端锁定”,从而不利于发展中国家的全球价值链参与。由此可见,在价值链参与和升级的过程中,通过提高研发水平,加大研发力度,从而实现自主创新,建立自主品牌(Sturgeon and Kawakami,2011)是中国企业的必由之路(朱有为和张向阳,2005;张宗庆和郑江淮,2013;李强和郑江淮,2013;黄群慧和贺俊,2013)。

除了技术水平,人力资本也是做强企业、促进全球价值链参与的重点(马风涛,2015;戴翔和刘梦,2018)。具体来说,人力资本对价值链参与的影响存在两个释放途径,一个是贸易开放,另一个则是FDI,在这两个途径的共同作用下,企业能够不断地提高技术吸收能力,进一步实现知识扩散,进而影响企业的价值链参与(陈开军和赵春明,2014)。也就是说,人力资本决定了企业技术吸收和知识扩散的能力,从而对企业的价值链参与产生影响(Caselli et al.,2006)。实证层面上,李静(2015)

利用1992—2009年的投入产出数据和贸易数据,分析了人力资本选择与垂直专业化的适配对价值链参与水平的影响,结果表明,这两者的适配能够使生产链条与人力资本联系起来,从而尽最大可能发挥出人力资本的积极作用,最终促使发展中国家不断地提升全球价值链参与水平。无论是通过创新还是提高人力资本来改进全要素生产率从而实现更高水平的价值链参与,都要求企业加大投入,因此,企业获取资金的难度即融资约束会影响企业参与全球价值链的决策(吕越等,2016)。吕越等(2016)借助中国与多个经济体的贸易数据和投入产出数据,检验了融资约束对企业价值链嵌入的影响,结果显示,融资约束与中国企业的价值链嵌入息息相关。除了企业层面的因素,政府层面的因素特别是政府的政策也同样重要。如Pietrobelli(2008)认为,在最不发达的国家中,政府出台的公共政策是影响全球价值链参与的重要因素。戴翔和郑岚(2015)利用1993—2010年中国地区层面的面板数据进行了固定效应分析,发现制度质量对提升中国的全球价值链地位具有积极的正面效应。

从国际贸易的角度看,国际分工和贸易网络都是影响全球价值链参与水平的重要因素。马述忠等(2016)将研究视角放在了农产品贸易网络上,利用农产品贸易数据,分析了其对农业价值链的影响。分析结果显示,网络中心性、网络联系强度和网络异质性能显著提高国家在农业领域的价值链参与。而在全球生产网络方面,邱斌等(2012)的结果显示,该网络对中国制造业企业的全球价值链跃升具有积极的促进效应。李强和郑江淮(2013)则分析了其中存在的异质性,即国际分工参与度对价值链跃升的影响主要集中在技术密集型和资本密集型企业中。参与国际分工和构建国际贸易网络都能让中国和其他国家的生产销售环节联系在一起,使得中国部分产业的对外开放水平会有所提高,价值链参与程度也会有所提高(孙湘湘和周小亮,2018)。与此同时,中国将会获得更多的FDI,承接更多的产业转移。Lichtenberg and Potterie(1998)认为FDI与价值链参与之间存在正面的联系,Haddad and Harrison(1993)则对此持不同意见,认为FDI对制造业的价值链参与不具有显著影响,杨连星和罗玉辉(2017)认为这里存在行业异质性。实证层面上,刘斌等(2015)分析了FDI对中国企业价值链参与的影响,结果发现FDI能够显著提高企业的全球价值链参与度,其中多分支机构和研发加工型企业的FDI更有利于价值链参与水平的提高。而在产业转移方面,简晓彬和周敏(2013)将研究视角集中于江苏省,通过行业层面的数据检验了产业转移对制造业价值链参与的影响。回归结果显示,国际产业转移对价值链参与的正面效应并不明显。此外,随着对外开放水平的提高,中间品关税也会有所削减。刘斌等(2015)发现,中间品关税减让对中国企业参与全球价值链是有利的,并且显著提升了相关企业在全球价值链中的地位。

综上所述,提高融入全球价值链的水平,一方面要通过提高科技水平、加强人力资本、完善制度及优化区域空间结构等方式,提高企业的竞争力;另一方面则要通过参与国际贸易和国际分工优化外部环境,获取发达国家的资金和先进的技术及管理经验。随着智能机器人和“互联网+”的兴起,实现生产销售等环节的信息化和自动化是当前世界各国共同的发展趋势,也是企业提高技术水平的主要方向。可以预见,人工智能和“互联网+”将会深刻且持续地影响一国的全球价值链参与水平,如石喜爱等(2018)通过建立杜宾模型对“互联网+”对企业价值链参与的影响进行了分析,时间跨度为2005—2015年,数据维度为省级。结果表明,“互联网+”显著促进了中国制造业更高水平融入全球价值链。那么,人工智能具体会如何影响一国参与全球价值链分工呢?本文认为主要存在以下影响机制:

首先,人工智能能够实现对部分劳动力的替代。Frey and Osborne(2017)使用高斯过程分类器估计了702个详细职业计算机化的可能性,根据估计结果,大约47%的美国劳动力面临失业风险。

与此同时,工资和受教育程度与职业计算机化的可能性呈显著负相关。郭凯明(2019)通过构建多部门动态一般均衡模型分析了人工智能的发展对产业结构转型的影响,指出人工智能推动了生产要素在不同部门之间的流动情况,从而实现了产业结构的转变以及结构转变带来的劳动收入份额的变化。与之相似,陈彦斌等(2019)在动态一般均衡模型中纳入了人工智能和老龄化两个要素,以此检验了人工智能是否对老龄化具有正面效应。模型表明,人工智能可以通过减少劳动力需求、提高资本回报率和全要素生产率来应对老龄化的不利影响。而替代低端劳动力所带来的劳动力成本的降低能够显著促进中国企业全球价值链参与水平的提高,如刘梦和戴翔(2018)分析了中国的人口结构转型,发现两种路径的联合作用对中国企业的价值链参与产生了积极的促进效应。一种是人口优势消失后,中国企业不得不通过各种方式促进自身的价值链嵌入;另一种是人口结构转型导致劳动力质量结构优化后,中国企业拥有了更丰厚的人力资本,从而有助于促进自身的价值链嵌入。因此,本文认为,人工智能会通过替代低端劳动力,从而在降低劳动成本的同时提高劳动力平均素质来促进企业全球价值链参与水平的提高。

其次,人工智能会显著提高企业的生产率。Graetz and Michaels(2018)使用了1993—2007年17个国家采用机器人情况的面板数据,分析了现代工业机器人的经济贡献,其研究表明,在提高全要素生产率和降低产出价格的同时,增加机器人的使用对年度劳动生产率增长的贡献约为0.36个百分点。Acemoglu and Restrepo(2019)指出,过去30年就业增长放缓的原因是置换效应加速,尤其是在制造业,复苏效应较弱,生产率增速较前几十年放缓。而提高劳动生产率有助于全球价值链参与水平的提高,如陈旭等(2019)发现,区域内多中心城市网络能够通过提升全要素生产率来实现中国企业全球价值链参与水平的提高。肖宇等(2019)则通过测算2000—2009年中国制造业企业全球价值链的位置发现,中国制造业企业在全价值链中的参与较低,需要通过提升全要素生产率来提高。吕越等(2017)的研究也表明,提高全要素生产率对于提升企业的全球价值链参与水平非常关键。因此,本文认为人工智能促进企业参与全球价值链的另一个重要渠道,即通过提高企业生产率来促进中国企业全球价值链参与水平的提高。

### 三、研究设计

#### 1. 模型设定

本文在吕越等(2015)的基础上,建立了计量回归模型(1)来实证检验人工智能对中国企业价值链嵌入的影响:

$$FVAR_{et} = \beta_0 + \beta_1 \ln market_{it} + \sum control_{iect} + year_t + prov_c + industry_i + firm_e + \varepsilon_{iect} \quad (1)$$

其中, $i$ 代表行业, $t$ 代表年份, $e$ 代表企业, $c$ 代表区域。 $FVAR_{et}$ 表示企业 $e$ 第 $t$ 年的价值链嵌入程度, $\ln market_{it}$ 表示行业 $i$ 第 $t$ 年的机器人密集度, $\sum control_{iect}$ 表示其他控制变量。此外,本文用 $year_t$ 代表年份固定效应,用 $prov_c$ 代表省份固定效应,用 $industry_i$ 代表行业固定效应,用 $firm_e$ 代表企业固定效应。 $\varepsilon_{iect}$ 代表随机误差项。

#### 2. 主要指标与数据说明

(1)企业的全球价值链嵌入度指标。本文参考吕越等(2015)的做法,得到价值链嵌入的计算公式:

$$FVAR = \frac{V_{AF}}{X} = \frac{\{M_A^p + X^o [M_{Am}^o / (D + X^o)]\} + 0.05 \{M^T - M_A^p - [M_{Am}^o / (D + X^o)]\}}{X}$$

其中, $FVAR$ 表示企业的价值链嵌入程度, $M$ 、 $X$ 、 $D$ 代表企业的进口、出口和国内销售, $V_{AF}$ 是来

自国外的价值。 $M^T$ 是中间投入。 $M_{Am}^o$ 代表考虑了贸易代理商后调整过的一般贸易进口, $M_A^p$ 代表考虑了贸易代理商后调整过的加工贸易进口。 $o$ 代表一般贸易, $p$ 代表加工贸易。

基于此,本文计算出了2000—2013年中国分行业价值链嵌入水平,并绘制出了行业层面中国企业价值链嵌入的平均值。如图1所示,中国企业的价值链嵌入水平的行业差异较大,其中最低的是农副食品加工业(13),嵌入程度仅为0.03;最高的是化学纤维制造业(28),嵌入程度为0.34。

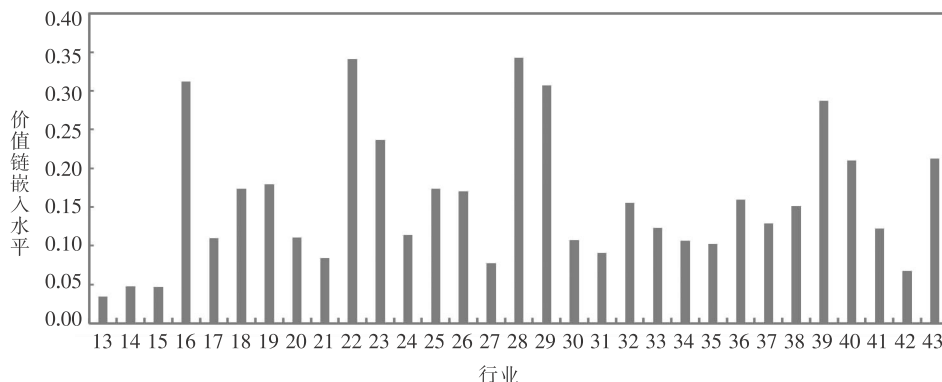


图1 中国分行业价值链嵌入水平

注:本文按照《国民经济行业分类》(2017)将所有企业进行分类,具体是:13(农副食品加工业)、14(食品制造业)、15(酒、饮料和精制茶制造业)、16(烟草制品业)、17(纺织业)、18(纺织服装、服饰业)、19(皮革、毛皮、羽毛及其制品和制鞋业)、20(木材加工和木、竹、藤、棕、草制品业)、21(家具制造业)、22(造纸和纸制品业)、23(印刷和记录媒介复制业)、24(文教、工美、体育和娱乐用品制造业)、25(石油、煤炭及其他燃料加工业)、26(化学原料和化学制品制造业)、27(医药制造业)、28(化学纤维制造业)、29(橡胶和塑料制品业)、30(非金属矿物制品业)、31(黑色金属冶炼和压延加工业)、32(有色金属冶炼和压延加工业)、33(金属制品业)、34(通用设备制造业)、35(专用设备制造业)、36(汽车制造业)、37(铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业)、38(电气机械和器材制造业)、39(计算机、通信和其他电子设备制造业)、40(仪器仪表制造业)、41(其他制造业)、42(废弃资源综合利用业)和43(金属制品、机械和设备修理业)。

(2)人工智能指标。参考 Graetz and Michaels(2018),本文采用机器人密度的对数( $\ln market$ )<sup>①</sup>衡量人工智能水平。将这个指标按年份平均,从而绘制出2000—2013年中国人工智能水平的变化趋势,如图2所示。由图2,2005年及其以前中国的人工智能水平几乎为0,2005年后则整体呈上涨态势,符合中国的实际情况。此外,本文还绘制了中国的分行业人工智能水平(见图3)和时间趋势(见图4)<sup>②</sup>。如图3所示,在机器人密度方面,中国水平最高的行业是汽车业(29),最低的是纺织业(13—15)。在时间趋势方面,如图4所示,中国各个行业的人工智能水平都有明显增长。

(3)其他控制变量说明。本文的控制变量包括:①资本的集聚化水平( $\ln k1$ ),在本文中为固定资产净值的年平均余额除以企业员工数量,再对其取对数。②年龄( $age$ ),在本文中为当年年份减去企业成立时的年份,然后对其加1。③外部融资能力( $extFinCap$ ),本文参考吕越等(2018),采用利息支出与资金需求的比率来衡量。④行业集聚化水平( $hhi$ ),在本文中为行业的赫芬达尔指数。⑤企业规

① 本文的主要解释变量人工智能密度来自 Graetz and Michaels(2018),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)。

② IRF 行业为 IRF 的行业分类,具体为:10—12(食品和饮料业)、13—15(纺织业)、16(木材和家具业)、17—18(造纸业)、19(药品和化妆品业)、20—21(其他化学制品业)、22(橡胶和塑料业)、23(玻璃、陶瓷、石材和矿产品业)、24(基本金属业)、25(金属制品业)、29(汽车业)、30(其他交通业)、91(其他制造业)、260(电子原件和设备业)和261(半导体业)。

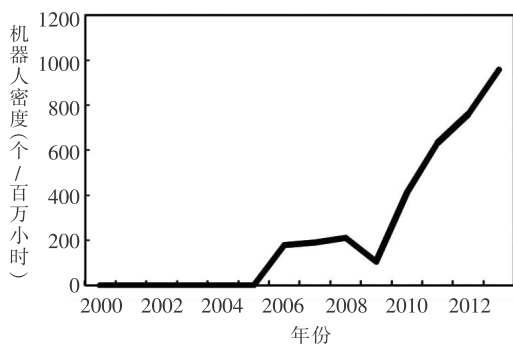


图2 2000—2013 中国人工智能水平

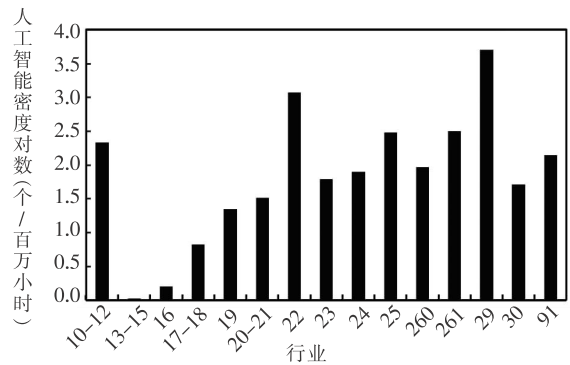


图3 中国分行业人工智能水平(IRF 行业)

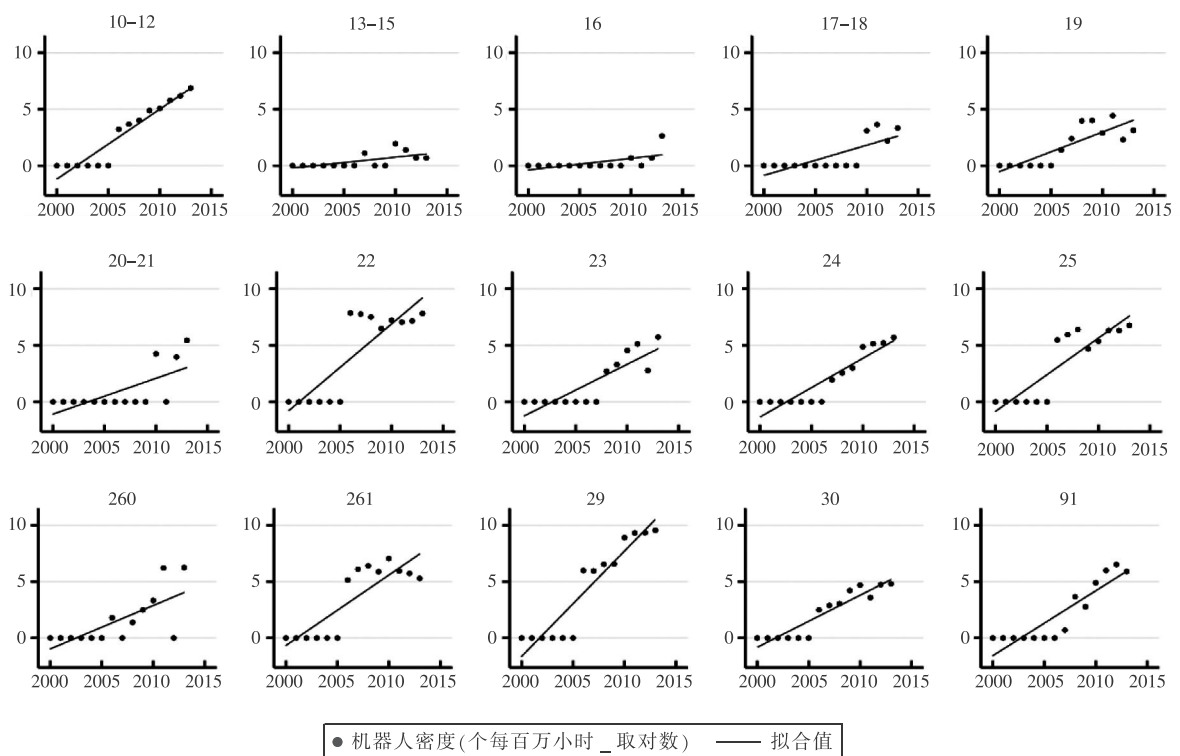


图4 2000—2013 年中国分行业人工智能水平时间趋势(IRF 行业)

模( $\ln assets$ ), 在本文中为固定资产的总值, 并对其取对数。

(4)数据来源说明。本文中的行业层面机器人数据来自 IRF, 企业层面的数据则来自海关库以及工企库, 数据跨度为 2000—2013 年。在此基础上, 本文参考 Upward et al.(2013)和吕越等(2015)的做法对企业层面的数据进行了整合, 具体为以下的①和②, 在完成企业层面的数据整合后, 本文将企业数据与机器人数据进行合并, 具体过程见③和④。详细步骤为: ①合并年份和名称。②合并电话号码和邮政编码, 其中, 考虑到现实中不同地区电话号码的位数之间可能是不一样的, 但基本上都是在首位添加数字, 因此, 本文只采用后 7 位的电话号码与①中没有成功识别的企业再次进行匹配。③在产业层面的机器人数据上, 本文首先通过 IRF 获取了机器人原始数据, 然后从中提取了中国所

有行业的机器人数据,接着本文将机器人数据中的行业与《国民经济行业分类》(2019)中的二位行业进行匹配,该环节的技术难点在于行业转化表的对接。因为IRF的行业分类与中国的国民行业分类标准不一致,因此本文手工整理了一套对照表<sup>①</sup>,从而得以将机器人数据与本文的企业数据进行整合。④本文成功合并了行业层面的机器人数据与企业层面的数据,从而得到了本文的研究数据,统计描述信息见表1。

表1 描述性统计

变量	样本量	均值	最小值	最大值	中位数	标准差
<i>FVAR</i>	440362	0.1542	0.0000	1.0000	0.0003	0.2873
<i>lnmarket</i>	440362	2.3145	0.0000	9.5616	0.6931	2.7610
<i>lnkl</i>	440362	9.9414	-5.5108	21.3337	10.2239	1.9322
<i>age</i>	440362	10.6347	1.0000	100.0000	9.0000	8.2047
<i>extFinCap</i>	440362	1.7338	0.0000	599.3178	0.4149	3.8481
<i>hhi</i>	440362	0.0234	0.0008	1.0000	0.0095	0.0535
<i>lnassets</i>	440362	8.9876	-0.4853	18.1266	8.9424	1.7087

## 四、计量结果与分析

### 1. 基准回归结果

本文的基准回归结果见表2。根据表2中的第(1)列,在控制了除企业固定效应外的所有固定效应的情况下,主要解释变量人工智能的估计系数在1%的水平上显著为正,与预期结果相符。为增强本文研究结果的稳健性,本文在同时控制年份和企业固定效应的情况下再次进行了回归检验,结果如表2中的第(2)列所示。由第(2)列可见,在同时控制年份和企业固定效应后,主要解释变量的估计系数在1%的水平上显著为正,说明人工智能显著促进了中国企业融入全球价值链。根据基准回归结果,人工智能显著促进了中国企业全球价值链参与水平的提高,这一结果与石喜爱等(2018)基于省份层面数据的结果相同。由此可见,要提高中国企业的全球价值链参与水平,就需要通过大力发展人工智能产业,提高全行业的人工智能水平,来逐步实现生产自动化、高效化和智能化,从而增强中国企业特别是中国制造业企业的国际竞争力。

### 2. 稳健性检验

根据基准回归结果,人工智能对价值链嵌入具有积极的促进效应,为了增强本文研究结果的稳健性,首先,本文采用Upwards et al.(2013)的方法测算的*FVAR<sub>up</sub>*和在Upwards et al.(2013)的方法基础上处理了BEC分类后的*FVAR<sub>bec</sub>*指标来替换原有的指标*FVAR*。其次,本文采用机器人存量的对数(*lnopstock*)作为主要解释变量人工智能的替代变量来进行回归。

稳健性检验结果见表3。由第(1)列和第(2)列可见,无论是*FVAR<sub>bec</sub>*还是*FVAR<sub>up</sub>*,人工智能系数均在1%的水平上显著为正,说明在替换了被解释变量的情况下,人工智能仍然显著促进了中国企业全球价值链嵌入水平的提高。而根据表3中的第(3)列,主要解释变量的系数在1%的水平上显著为正,说明在替换了解释变量的情况下,人工智能仍然显著促进企业的价值链参与。

### 3. 异质性分析

(1) 区分加工贸易和一般贸易。人工智能对全球价值链嵌入的影响对于所有企业都是同质的

① 具体内容详见《中国工业经济》网站(<http://www.ciejournal.org>)附件。



表 2 基准回归结果

	(1)	(2)
<i>lnmarket</i>	0.0035*** (0.0003)	0.0013*** (0.0002)
<i>lnkl</i>	0.0099*** (0.0007)	0.0006 (0.0006)
<i>age</i>	-0.0016*** (0.0001)	-0.0008*** (0.0001)
<i>extFinCap</i>	-0.0043*** (0.0003)	0.0003*** (0.0001)
<i>hhi</i>	0.0853*** (0.0138)	0.0017 (0.0079)
<i>lnassets</i>	0.0210*** (0.0007)	0.0100*** (0.0007)
年份固定效应	是	是
行业固定效应	是	否
省份固定效应	是	否
企业固定效应	否	是
样本数	440349	405627
R <sup>2</sup>	0.0278	0.0020

注:回归结果聚类到企业层面,括号中为回归系数的标准误,\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在 1%、5%、10%水平上显著。以下各表同。

表 3 稳健性检验

	(1) <i>FVAR_bec</i>	(2) <i>FVAR_up</i>	(3) <i>FVAR</i>
<i>lnmarket</i>	0.0013*** (0.0002)	0.0016*** (0.0002)	
<i>lnopstock</i>			0.0012*** (0.0003)
<i>lnkl</i>	0.0006 (0.0006)	0.0001 (0.0006)	0.0006 (0.0006)
<i>age</i>	-0.0008*** (0.0001)	-0.0009*** (0.0001)	-0.0008*** (0.0001)
<i>extFinCap</i>	0.0003** (0.0001)	0.0001 (0.0001)	0.0003*** (0.0001)
<i>hhi</i>	0.0029 (0.0076)	0.0040 (0.0083)	0.0010 (0.0079)
<i>lnassets</i>	0.0092*** (0.0007)	0.0112*** (0.0007)	0.0100*** (0.0007)
样本数	405627	405627	405627
R <sup>2</sup>	0.0019	0.0023	0.0019

注:表中所有的回归结果都同时控制了年份层面和企业层面的固定效应。以下各表同。

吗? 目前来看,人工智能的影响主要反映在对低端劳动力的替代上,因此,相比从事一般贸易的企业,由于对低端劳动力的依赖性更大,从事加工贸易的企业更容易受到人工智能的冲击,即加工贸易企业中的劳动力更容易被替代,替代后的影响也更加明显。为检验这一点,本文根据是否存在加工贸易行为,将所有样本划分为加工贸易企业和一般贸易企业,然后根据模型(1)进行分样本回归,回归结果如下表4中的第(1)列和第(2)列所示。根据表4,在第(1)列中,人工智能系数在10%的水平上显著为正,说明人工智能显著促进了加工贸易企业更高水平地融入全球价值链。而在第(2)列中,人工智能系数并不显著,说明人工智能对一般贸易企业的全球价值链参与水平的影响并不明显。由此可见,在通过提高人工智能水平来推动中国企业参与全球价值链的过程中,人工智能对一般贸易企业参与全球价值链的积极作用仍然有待激发。

表4 区分贸易类型和企业所有制的异质性检验

	(1) 加工贸易	(2) 一般贸易	(3) 国有企业	(4) 非国有企业
<i>lnmarket</i>	0.0007* (0.0004)	-0.0000 (0.0002)	0.0035*** (0.0012)	0.0010*** (0.0002)
<i>lnkl</i>	-0.0004 (0.0009)	0.0002 (0.0006)	0.0025 (0.0024)	0.0001 (0.0006)
<i>age</i>	-0.0005** (0.0002)	-0.0004*** (0.0001)	-0.0004 (0.0003)	-0.0008*** (0.0002)
<i>extFinCap</i>	0.0004 (0.0002)	0.0000 (0.0001)	-0.0002 (0.0003)	0.0004*** (0.0001)
<i>hhi</i>	0.0005 (0.0115)	0.0178 (0.0142)	0.0420 (0.0362)	0.0036 (0.0079)
<i>lnassets</i>	0.0066*** (0.0012)	0.0036*** (0.0007)	0.0078** (0.0034)	0.0108*** (0.0008)
样本数	206093	167649	25212	377760
R <sup>2</sup>	0.0005	0.0007	0.0017	0.0021

(2)区分企业所有制。人工智能对价值链嵌入的正面效应是否会受到企业所有制的影响? 为检验这一点,本文将样本分为两组,然后分别进行回归,回归结果如表4中的第(3)列和第(4)列所示。根据第(3)列和第(4)列,主要解释变量人工智能的系数均在1%的水平上显著为正,说明人工智能显著促进国有企业和非国有企业参与全球价值链分工体系。因此,通过推广人工智能的使用,会带动不同所有制企业更为深度地融入全球价值链分工,助力更高水平对外开放。

(3)区分企业密集型。人工智能对价值链嵌入的影响在不同密集型企业中存在异质性吗? 在前述研究中,本文认为人工智能对价值链嵌入的异质性影响主要是由不同类型企业对劳动力的依赖程度的差异导致的。但这是否是唯一的原因? 人工智能对价值链嵌入的影响是否会反映在技术密集型企业中? 为检验这一点,本文按照江静等(2007)的分类方法将样本分为两组:技术密集型企业和非技术密集型企业。然后分别进行回归,回归结果如下表5中的第(1)列和第(2)列所示。在第(1)列和第(2)列中,主要解释变量均在1%的水平上显著为正,说明人工智能水平的提升显著促进了技术密集型和而非技术密集型企业全球价值链参与水平的提高。

表 5 区分企业密集型的异质性检验、金融危机冲击

	(1) 技术密集	(2) 非技术密集	(3) 2008 年金融危机冲击
<i>lnmarket</i>	0.0054*** (0.0006)	0.0009*** (0.0003)	0.0016*** (0.0003)
<i>ficris</i> × <i>lnmarket</i>			0.0007** (0.0003)
<i>lnkl</i>	0.0005 (0.0013)	0.0003 (0.0007)	0.0002 (0.0005)
<i>age</i>	-0.0008*** (0.0002)	-0.0008*** (0.0002)	-0.0008*** (0.0001)
<i>extFinCap</i>	0.0003 (0.0003)	0.0004** (0.0001)	0.0004*** (0.0001)
<i>hhi</i>	-0.0023 (0.0334)	-0.0011 (0.0078)	-0.0017 (0.0078)
<i>lnassets</i>	0.0114*** (0.0016)	0.0096*** (0.0008)	0.0101*** (0.0006)
样本数	104756	286279	405409
R <sup>2</sup>	0.0030	0.0019	0.0025

#### 4. 考虑 2008 年国际金融危机冲击的再分析

金融危机给世界各国带来了不同程度的负面冲击,因此在危机发生后,受到冲击的世界各国都逐步开始了产业结构的调整和升级,从而提高本国应对新一轮潜在危机和风险的能力。在这一过程中,人工智能作为提高生产率和调整升级产业结构的重要工具开始受到重视并被逐渐推广。为了考察金融危机冲击后,人工智能对企业参与全球价值链的影响效应是否有所不同,本文增加金融危机(*ficris*)与人工智能的交互项,在 2008 年以前的时间点,本文设定该变量的值为 0,其余时间为 1,以此进行回归。金融危机冲击的检验结果如表 5 中的第(3)列所示。由第(3)列的结果,交互项 *ficris*×*lnmarket* 的系数在 5%的水平上显著为正,说明金融危机以来人工智能对价值链嵌入的积极效应得到了更大的发挥。因此,可以认为,人工智能积极作用的发挥可以抵御金融危机的负面影响,提高企业在全价值链中的参与水平。

#### 5. 影响机制分析

基于前述分析,本文认为人工智能会通过两个主要的渠道影响企业参与全球价值链,具体来说包括替代劳动力要素投入和提高生产效率。因此,本文接下来将针对这两个机制分析展开详细的实证检验。

(1)通过替代劳动力要素投入的机制分析。前述研究表明,人工智能显著促进了企业全球价值链参与水平的提高,但该效应只存在于加工贸易企业中。本文认为原因在于人工智能对全球价值链嵌入的影响主要是通过替代低端劳动力来实现的,对低端劳动力依赖性非常低的一般贸易企业不会受到正面影响。为了检验这一点,本文加入企业员工人数(*staff*)构建影响渠道模型(2)和模型(3):

$$staff_{ict} = \beta_0 + \beta_1 lnmarket_{it} + \sum control_{ict} + year_t + firm_e + \varepsilon_{ict} \quad (2)$$

$$FVAR_{et} = \beta_0 + \beta_1 \ln market_{it} + \beta_2 staff_{et} + \sum control_{iect} + year_t + firm_e + \varepsilon_{iect} \quad (3)$$

影响渠道检验结果见表6。根据表6中的第(1)列,人工智能对企业员工人数的影响在10%的水平上显著为负,说明人工智能的发展显著减少了企业的员工人数。而根据第(2)列,企业员工人数对价值链嵌入的影响在5%的水平上显著为负。由此可见,人工智能对价值链嵌入的影响是通过减少企业员工人数即替代低端劳动力来实现的。因此,减轻对低端劳动力的依赖,降低劳动力成本,与此同时,积极培养高素质的人才,依靠高水平的劳动力实现全球价值链参与水平的提高,对于当前正逐渐丧失“人口红利”的中国来说至关重要。在这一过程中,能够实现低端劳动力替代的人工智能将发挥越来越重要的作用。

表6 中间渠道检验(劳动力)

	(1) <i>staff</i>	(2) <i>FVAR</i>
<i>lnmarket</i>	-0.0013* (0.0007)	0.0013*** (0.0002)
<i>staff</i>		-0.0004** (0.0002)
<i>lnkl</i>	-0.1279*** (0.0059)	0.0005 (0.0005)
<i>age</i>	0.0000 (0.0002)	-0.0008*** (0.0001)
<i>extFinCap</i>	-0.0000 (0.0001)	0.0003*** (0.0001)
<i>hhi</i>	0.3711*** (0.1137)	0.0020 (0.0078)
<i>lnassets</i>	0.1045*** (0.0053)	0.0101*** (0.0006)
样本数	2825358	405627
R <sup>2</sup>	0.0043	0.0020

(2)通过提高生产率的机制分析。如前所述,除了加工制造企业和非国有企业,人工智能对全球价值链嵌入的影响主要体现在技术密集型企业中,这显然不能仅仅用替代低端劳动力来解释。因此,本文认为人工智能在替代劳动力要素的同时,也提高了企业的生产率,两种效应的结合共同推动了企业全球价值链参与水平的提高。为检验这一点,本文采用企业的全要素生产率(*lnfplp*)指标来衡量企业的生产率,并以此构建了影响渠道模型(4)和模型(5):

$$\ln fplp_{et} = \beta_0 + \beta_1 \ln market_{it} + \sum control_{iect} + year_t + firm_e + \varepsilon_{iect} \quad (4)$$

$$FVAR_{et} = \beta_0 + \beta_1 \ln market_{it} + \beta_2 \ln fplp_{et} + \sum control_{iect} + year_t + firm_e + \varepsilon_{iect} \quad (5)$$

囿于数据的可得性,本文分两个部分测算了全要素生产率:①按照LP方法(Levinsohn and Amil, 2003)估计了2007年以前的全要素生产率,即立足于4位数行业,估计了各个行业生产函数

的参数,然后以生产者价格指数为依据调整通货膨胀,数据来源于历年《中国统计年鉴》。②由于中间投入的缺失,本文基于李杨等(2018)的方法,使用收入法估算2007年及以后的全要素生产率,然后,本文用“工业总产值-工业增加值+增值税”的做法获取了中间投入值,以此对2007年及以后的中间投入和增加值进行了补充测算,从而得以估计出企业的全要素生产率。

影响渠道检验的结果如表7所示。根据表7中的第(1)列,人工智能对生产率的影响在1%的水平上显著为正,说明人工智能显著提高了企业的全要素生产率。而根据表7中第(2)列的结果,生产率对全球价值链嵌入的影响在5%的水平上显著为正,说明生产率的提高显著促进了企业全球价值链参与水平的提高。由此可见,人工智能对全球价值链嵌入的影响是通过提高企业的生产率来实现的。

表7 中间渠道检验(全要素生产率)

	(1) <i>ln<sub>t</sub>fp<sub>it</sub></i>	(2) <i>FVAR</i>
<i>lnmarket</i>	0.0019*** (0.0004)	0.0023*** (0.0003)
<i>ln<sub>t</sub>fp<sub>it</sub></i>		0.0019** (0.0008)
<i>lnkl</i>	-0.1784*** (0.0011)	-0.0068*** (0.0009)
<i>age</i>	0.0003 (0.0003)	-0.0019*** (0.0001)
<i>extFinCap</i>	-0.0002 (0.0002)	-0.0062*** (0.0005)
<i>hhi</i>	-0.2769*** (0.0174)	0.0390** (0.0158)
<i>lnassets</i>	0.1476*** (0.0013)	0.0300*** (0.0008)
样本数	2406574	377881
R <sup>2</sup>	0.0240	0.0025

## 五、进一步研究

### 1. 因果识别讨论

在前述研究中,本文证实了人工智能对中国企业的价值链嵌入具有积极的促进效应,且这一促进效应具有明显的异质性。但这些结果的成立有一个识别假设:在给定的所有控制变量的情况下,主要解释变量和误差项无关,即没有内生性。为解决这个问题,本文基于中国投入产出表和Frey and Osborne(2017)计算出的行业自动化可能性指标构建了下游行业平均自动化可能性指标,以此作为人工智能的工具变量。具体计算过程为:①通过中国投入产出表计算出了每个行业的下游行业对该行业的中间使用占该行业总中间使用的比重,即下游行业投入比。②将中国投入产出表中的每个行业与计算机化可能性中的行业(SOC)进行匹配,从而得到每个行业的自动化可能性。③用每个行业的下游行业投入比乘以该行业的自动化可能性,并对其取平均值,从而得到本文的工具变量:下游

行业平均自动化可能性。④将中国投入产出表中的行业与《国民经济行业分类》(2019)进行匹配,从而获得了每个制造业行业的平均下游投入自动化可能性。

Frey and Osborne(2017)的行业自动化可能性指标是由高斯过程推导而得:

$$P(z|x, D) = N(z; m(z|x, D), V(z|x, D))$$

$$N(z; m(z|x, D)) = \frac{1}{\sqrt{\det 2\pi(V+m)}} \exp\left(-\frac{1}{2} z^T (V+m)^{-1} z\right)$$

$$m(z|x, D) = k(x, X) k(X, X)^{-1} y$$

$$V(z|x, D) = k(x, x) - k(x, X) k(X, X)^{-1} k(X, x)$$

其中,  $\det$  是用于计算矩阵的行列式的值的函数,  $k(x, X)$  是  $x$  和  $X$  构成的协方差矩阵,  $x$  是美国职业信息网络中 702 个职业的 9 个变量的矩阵, 所以  $x \in R^{702 \times 9}$ , 该矩阵组成了测试集。  $X$  是其中 70 个职业的变量的矩阵, 以此来组成训练集, 所以  $X \in R^{70 \times 9}$ 。  $D$  是训练数据,  $D = (X, y)$ , 其中  $y \in \{0, 1\}^{70}$ ,  $y=1$ ,  $z$  是需要预测的值。

需要注意的是: ①2000—2013 年, 国家统计局没有发布 2001 年、2003 年、2004 年、2006 年、2008 年、2009 年和 2011 年 7 个年份的中国投入产出表, 因此本文根据其余 6 个年份计算出的下游行业平均自动化可能性推算出了这 7 个年份的下游行业平均自动化可能性。②考虑到 2000 年的中国投入产出表的行业与其他年份并不一致, 本文将 2000 年的中国投入产出表按照 2012 年的中国投入产出表扩展到了 42 个行业, 以此来获取 2000 年的下游行业平均自动化可能性指标。但为了增强结果的稳健性, 本文还基于其他 5 个年份的下游行业平均自动化可能性推算了 2000 年和 2001 年的下游行业平均自动化可能性。本文将通过第一种方法计算出的下游行业平均自动化可能性记为  $averpro\_up$ , 第二种方法计算出的下游行业平均自动化可能性记为  $averpro\_up\_con$ , 然后将其作为工具变量, 采用两阶段(2SLS)回归进行检验。

第一阶段回归结果如表 8 中的第(1)列和第(2)列所示, 可以看出, 工具变量均在 1% 的水平上显著为负, 说明下游行业平均自动化可能性显著降低了人工智能水平。这可能是由于现阶段人工智能的作用主要是替代低端劳动力, 自动化可能性越高的行业, 低端劳动力占比也就越高, 相对应地, 其上游的企业中低端劳动力占比就越低, 人工智能水平也就越低。第二阶段回归结果即表 8 中的第(3)列和第(4)列, 可以发现, 主要解释变量人工智能分别在 5% 和 1% 的水平上显著为正, 这一结果与基准回归结果相一致。

## 2. 人工智能与全球价值链位置的分析: 基于行业数据的再讨论

在前述研究中, 本文已经证明了人工智能对中国企业全球价值链参与的积极效应, 本文还关心的问题是人工智能是否会影响价值链的位置调整? 为检验这一点, 本文采用根据 Koopman et al. (2014) 和 Wang et al. (2013, 2017a, 2017b) 的方法计算出的两个指标来衡量行业层面价值链位置指标: ①基于平均传递步长 (Average Propagation Length, APL) 构建的行业层面的价值链位置指标 ( $pos\_apl$ ), ②基于总传递步长 (Total Propagation Length, TPL) 构建的行业层面的价值链位置指标 ( $pos\_tpl$ ), 以此来替换原来的价值链嵌入指标进行检验, 数据来源于 UIBE GVC Indicators 数据库。

根据表 9 的结果, 在两个回归中主要解释变量人工智能均在 1% 的水平上显著为正, 说明人工智能显著促进了全球价值链位置的提高。由此可见, 人工智能不仅提高了中国企业全球价值链的参与程度, 更提高了其在价值链中的位置。

表 8 因果识别分析

	(1) <i>lnmarket</i>	(2) <i>lnmarket</i>	(3) <i>FVAR</i>	(4) <i>FVAR</i>
<i>averpro_up</i>	-7.9717*** (2.5650)			
<i>averpro_up_con</i>		-15.7649*** (3.0687)		
<i>lnmarket</i>			0.1082** (0.0427)	0.0895*** (0.0221)
<i>lnkl</i>	0.0403*** (0.0042)	0.0411*** (0.0042)	-0.0075*** (0.0018)	-0.0068*** (0.0010)
<i>age</i>	0.0313*** (0.0024)	0.0311*** (0.0024)	-0.0089*** (0.0014)	-0.0083*** (0.0008)
<i>extFinCap</i>	-0.0038*** (0.0011)	-0.0038*** (0.0011)	0.0004* (0.0002)	0.0003* (0.0002)
<i>hhi</i>	0.1672 (0.2713)	0.1687*** (0.2712)	0.0013 (0.0295)	0.0043 (0.0245)
<i>lnassets</i>	0.0781*** (0.0069)	0.0768*** (0.0069)	0.0025 (0.0035)	0.0040** (0.0019)
样本数	405409	405409	405409	405409
R <sup>2</sup>	0.0013	0.0014	—	—

表 9 人工智能与全球价值链的位置

	(1) <i>pos_apl</i>	(2) <i>pos_tpl</i>
<i>lnmarket</i>	0.0010*** (0.0000)	0.0016*** (0.0000)
<i>lnkl</i>	-0.0001*** (0.0000)	-0.0003*** (0.0000)
<i>age</i>	-0.0000 (0.0000)	-0.0000** (0.0000)
<i>extFinCap</i>	-0.0000 (0.0000)	-0.0000 (0.0000)
<i>hhi</i>	-0.0063*** (0.0003)	-0.0010 (0.0006)
<i>lnassets</i>	0.0001*** (0.0000)	0.0003*** (0.0000)
样本数	3063458	3063458
R <sup>2</sup>	0.0055	0.0033

## 六、结论与启示

通过首次匹配 2000—2013 年 IRF 提供的机器人数据、海关库与工企库的企业微观数据,本文实证考察了人工智能对中国企业参与全球价值链分工的影响以及相关作用机制。本文的主要研究结论为:①大力发展人工智能有利于中国企业参与全球价值链分工,且这一积极影响效应会通过替代劳动力投入、提高企业生产率等途径来实现。②从区分不同贸易类型的分析看,相比一般贸易企业而言,人工智能对中国企业参与全球价值链的促进效应主要集中于加工贸易企业。③通过比较 2008 年金融危机前后的结果看,本文发现人工智能对中国企业参与全球价值链分工的促进效应在金融危机后得到进一步强化,并在一定程度上缓解了金融危机对企业参与全球价值链分工的负面冲击。④考虑到机器人数据的结构特征,本文还对行业层面的数据做进一步分析,结果显示,人工智能显著促进了行业全球价值链位置的提升。

本文的研究结论对进一步发挥人工智能对中国企业参与全球价值链分工的驱动作用具有以下几方面的政策启示:

(1)推动科技进步,完成产业结构转型升级,从而为实现全体制造业企业的高质量发展和更高水平的对外开放提供新动能,必须高度重视人工智能的创新引领作用。习近平同志在 2019 年 5 月 16 日国际人工智能与教育大会的致贺信中指出,人工智能是引领新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力,正深刻改变着人们的生产、生活、学习方式,推动人类社会迎来人机协同、跨界融合、共创分享的智能时代。自新冠肺炎疫情爆发以来,加快以人工智能、云计算、大数据中心、5G 等领域为核心的新基础设施建设已成为最热门的议题,这不仅关乎新冠疫情期间的有效防控和经济社会恢复发展,更关系未来更高水平的物流配送系统以及全球供应链应急响应系统建设,对实现经济的稳步增长和外贸的高质量发展都具有至关重要的意义。

(2)伴随着中国“人口红利”的缩减,传统的低成本劳动力优势对经济增长的驱动效应正在日渐式微,并且当前中国经济正处于优化经济结构的攻坚阶段,迫切需要寻求增长新动能。通过高度重视创新的驱动作用,抓住人工智能高速发展的契机,可以有效减少传统劳动力要素的投入,全面提升企业的生产效率,从而利用新一代人工智能等重大创新成果为中国经济添薪续力,从而提高抵御发展中国家低劳动力成本竞争和发达国家“再工业化”浪潮冲击的能力。此外,在继续发挥人工智能的重要引领作用的同时,也应当注意,当前人工智能对中国企业参与全球价值链分工的推动作用仍主要集中在加工贸易企业,如何激发人工智能对一般贸易企业的改造和升级,实现依托于人工智能的“智能+制造”效果的全面推广与应用是未来需要继续深入思考的议题和方向。

(3)2008 年国际金融危机以来,贸易保护主义日渐抬头,民粹主义、逆全球化等思潮一度阻挠业已成型的全球价值链分工体系的发展。根据世界银行发布的《2020 年世界发展报告:在全球价值链时代以贸易促发展》,截至 2008 年,基于全球价值链的贸易已占据全球贸易的 52%,但金融危机之后,随着全球经济和投资收缩,基于全球价值链的贸易增长实际上有所放缓。加之 2018 年以来中美贸易摩擦不断升级,全球经贸环境的不确定性进一步加剧,积极寻求抵御外部风险、实现经济高质量发展的新动能刻不容缓。持续推动人工智能与制造业的深度融合,将更有助于提升企业应对外部风险的抵御能力,对冲国际市场的不确定性影响,确保企业可以更安全、高效、稳健地融入全球价值链分工系统,不断赢得外贸竞争新优势,从而助力中国从全球价值链分工的“参与者”向“引领者”转变。

本文的研究为探讨人工智能如何影响企业参与全球价值链分工的问题提供了探索性的经验证



据。囿于数据的局限,本文现阶段尚无法对最新的企业层面的价值链参与问题,尤其是结合考虑中美贸易摩擦、新冠肺炎疫情等当前国际国内最新的重大事件以来的价值链重构新趋势展开前瞻性的分析。此外,微观企业层面的价值链模型仍然较为匮乏,且考虑人工智能这一较为前沿的研究课题,将这两个因素纳入到一个框架中的理论研究更为稀缺,因此,本文尚未从理论模型的角度提出人工智能影响企业参与价值链的内在框架。但随着国际贸易前沿理论模型的演进以及更加微观细化的企业层面的数据可得性的提高,后续更为深入的研究将得以在这两个方面实现进一步的突破。

#### [参考文献]

- [1]陈旭,邱斌,刘修岩,李松林. 多中心结构与全球价值链参与水平提高:来自中国企业的证据[J]. 世界经济, 2019, (8):72-96.
- [2]陈开军,赵春明. 贸易开放对中国人力资本积累的影响——动态面板数据模型的经验研究[J]. 国际贸易问题, 2014, (3):86-95.
- [3]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.
- [4]戴翔,刘梦. 人才何以成为红利——源于价值链跃升的证据[J]. 中国工业经济, 2018, (4):98-116.
- [5]戴翔,郑岚. 制度质量如何影响中国跃升全球价值链[J]. 国际贸易问题, 2015, (12):51-63+132.
- [6]戴翔,刘梦,张为付. 本土市场规模扩张如何引领价值链跃升[J]. 世界经济, 2017, (9):27-50.
- [7]戴翔,徐柳,张为付. 集聚优势与价值链跃升:阻力还是助力[J]. 财贸研究, 2018, (11):1-14.
- [8]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.
- [9]黄群慧,贺俊. “第三次工业革命”与中国经济发展战略调整——技术经济范式转变的视角[J]. 中国工业经济, 2013, (1):5-18.
- [10]简晓彬,周敏. 产业转移对制造业价值链跃升的影响[J]. 中国科技论坛, 2013, (1):93-99.
- [11]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.
- [12]李静. 初始人力资本匹配、垂直专业化与产业全球价值链跃迁[J]. 世界经济研究, 2015, (1):65-73+128.
- [13]李强,郑江淮. 基于产品内分工的中国制造业价值链跃升:理论假设与实证分析[J]. 财贸经济, 2013, (9):95-102.
- [14]李杨,闫蕾,章添香. 中国生产性服务业开放与制造业全要素生产率提升——基于行业异质性的视角[J]. 浙江大学学报(人文社会科学版), 2018, (4):94-110.
- [15]刘斌,魏倩,吕越,祝坤福. 制造业服务化与价值链升级[J]. 经济研究, 2016, (3):151-162.
- [16]刘斌,王杰,魏倩. 对外直接投资与价值链参与:分工地位与升级模式[J]. 数量经济技术经济研究, 2015, (12):39-56.
- [17]刘斌,王乃嘉,魏倩. 中间品关税减让与企业价值链参与[J]. 中国软科学, 2015, (8):34-44.
- [18]刘梦,戴翔. 中国制造业能否摘取全球价值链“高悬的果实”[J]. 经济学家, 2018, (9):51-58.
- [19]刘奕,夏杰长,李垚. 生产性服务业集聚与制造业升级[J]. 中国工业经济, 2017, (7):24-42.
- [20]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, (8):29-55.
- [21]吕越,罗伟,刘斌. 融资约束与制造业的全球价值链跃升[J]. 金融研究, 2016, (6):81-96.
- [22]吕越,盛斌,吕云龙. 中国的市场分割会导致企业出口国内附加值率下降吗[J]. 中国工业经济, 2018, (5):5-23.
- [23]吕越,吕云龙,高媛. 中间品市场分割与制造业出口的比较优势——基于全球价值链的视角[J]. 产业经济研究, 2017, (5):51-61.
- [24]马风涛. 中国制造业全球价值链长度和上游度的测算及其影响因素分析——基于世界投入产出表的研究[J]. 世界经济研究, 2015, (8):3-10+127.
- [25]马红旗,陈仲常. 中国制造业垂直专业化生产与全球价值链升级的关系——基于全球价值链治理视角[J]. 南方经济, 2012, (9):83-91.

- [26]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.
- [27]邱斌,叶龙凤,孙少勤. 参与全球生产网络对中国制造业价值链提升影响的实证研究——基于出口复杂度的分析[J]. 中国工业经济, 2012,(1):57-67.
- [28]石喜爱,李廉水,程中华,刘军. “互联网+”对中国制造业价值链跃升的影响分析[J]. 科学学研究, 2018,(8):1384-1394.
- [29]孙湘湘,周小亮. 服务业开放对制造业价值链跃升效率的影响研究——基于门槛回归的实证分析[J]. 国际贸易问题, 2018,(8):94-107.
- [30]陶锋. 国际知识溢出、社会资本与代工制造业技术创新——基于全球价值链外包体系的视角[J]. 财贸经济, 2011,(7):78-83.
- [31]汤碧. 中日韩高技术产品出口贸易技术特征和演进趋势研究——基于出口复杂度的实证研究[J]. 财贸经济, 2012,(10):93-101.
- [32]魏后凯. 大都市区新型产业分工与冲突管理——基于产业链分工的视角[J]. 中国工业经济, 2007,(2):28-34.
- [33]肖宇,夏杰长,倪红福. 中国制造业全球价值链跃升路径[J]. 数量经济技术经济研究, 2019,(11):40-59.
- [34]姚博. 金融支持、区域市场整合与价值链提升[J]. 产业经济研究, 2014,(2):11-20.
- [35]杨连星,罗玉辉. 中国对外直接投资与全球价值链升级[J]. 数量经济技术经济研究, 2017,(6):54-70.
- [36]殷宝庆,肖文,刘洋. 绿色研发投入与“中国制造”在全球价值链的跃升[J]. 科学学研究, 2018,(8):1395-1403+1504.
- [37]张宗庆,郑江淮. 技术无限供给条件下企业创新行为——基于中国工业企业创新调查的实证分析[J]. 管理世界, 2013,(1):115-130.
- [38]郑丹青,于津平. 中国出口贸易增加值的微观核算及影响因素研究[J]. 国际贸易问题, 2014,(8):3-13.
- [39]朱有为,张向阳. 价值链模块化、国际分工与制造业升级[J]. 国际贸易问题, 2005,(9):98-103.
- [40]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labor Demand[R]. NBER Working Paper, 2019.
- [41]Amsden, A. H. Asia's Next Giant: How Korea Competes in the World—economy [J]. Technology Review, 1989, 92(4):46-53.
- [42]Caselli, F., I. I. Coleman, and W. John. The World Technology Frontier [J]. American Economic Review, 2006,96(3):499-522.
- [43]Frey, C. B., and M. A. Osborne. The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017,114(1):254-280.
- [44]Graetz, G., and G. Michaels. Robots at Work[J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5):753-768.
- [45]Grossman, G. M., and E. Helpman. Integration versus Outsourcing in Industry Equilibrium[J]. Quarterly Journal of Economics, 2002,117(1):85-120.
- [46]Haddad, M., and A. Harrison. Are There Positive Spillovers from Direct Foreign Investment? Evidence from Panel Data for Morocco[J]. Journal of Development Economics, 1993,42(1):51-74.
- [47]Koopman, R., Z. Wang, and S. Wei. Tracing Value-added and Double Counting in Gross Exports [J]. American Economic Review, 2014,104(2):459-494.
- [48]Lichtenberg, F. R., and B. P. Potterie. International R&D Spillovers: A Comment [J]. European Economic Review, 1998,42(8):1483-1491.
- [49]Levinsohn, J., and P. Amil. Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables[J]. Review of Economic Studies, 2003,70(2):317-341.
- [50]Pietrobelli, C. Global Value Chains in the Least Developed Countries of the World: Threats and Opportunities for Local Producers [J]. International Journal of Technological Learning Innovation & Development, 2008,1(4):

459–481.

- [51]Sturgeon, T. J., and M. Kawakami. Global Value Chains in the Electronics Industry: Characteristics, Crisis, and Upgrading Opportunities for Firms from Developing Countries [J]. *International Journal of Technological Learning Innovation & Development*, 2011,4(1–3):120–147.
- [52]Upward, R., Z. Wang, and J. Zheng. Weighing China’s Export Basket: The Domestic Content and Technology Intensity of Chinese Exports[J]. *Journal of Comparative Economics*, 2013,41(2):527–543.
- [53]Wang, Z., S. Wei, and K. Zhu. Quantifying International Production Sharing at the Bilateral and Sector Levels[R]. NBER Working Paper, 2013.
- [54]Wang, Z., S. Wei., X. Yu, and K. Zhu. Characterizing Global Value Chains: Production Length and Upstreamness[R]. NBER Working Paper, 2017a.
- [55]Wang, Z., S. Wei, X. Yu, and K. Zhu. Measures of Participation in Global Value Chains and Global Business Cycles[R]. NBER Working Paper, 2017b.

## Artificial Intelligence and Chinese Enterprises’ Participate in Global Value Chains

LYU Yue<sup>1</sup>, GU Wei<sup>2</sup>, BAO Qun<sup>3</sup>

- (1. China Institute for WTO Studies, University of International Business and Economics, Beijing 427000, China;  
2. Department of Economics, The Chinese University of Hong Kong, Hongkong 999077, China;  
3. School of Economics, Nankai University, Tianjin 300071, China)

**Abstract:** Artificial intelligence (AI) is an important module for countries to build core competitiveness, and is also the main grasp of industrial transformation and global value chains participation. By using the robot data from the International Robot Federation (IRF) and the enterprise data from China Customs Data and Chinese Industrial Enterprise Database from 2000 to 2013, this paper provides highly detailed micro–enterprise data to research the impact of AI on Chinese enterprises’ participation in global value chains. The main findings are: First, AI has significantly promoted the participation of Chinese enterprises in the division of global value chains. This result is still stable under multiple robustness tests and causal identification of instrumental variables. Second, the impact of AI on the embedded global value chains of Chinese enterprises is mainly concentrated on processing trade enterprises. Thirdly, this paper finds that after the international financial crisis in 2008, the promotion effect of AI on Chinese enterprises’ participation in the global value chains has been further enhanced. Fourthly, in terms of influencing channels, this paper finds that the impact of AI on the leaping in global value chains is mainly achieved through two channels. One is to replace the labor engaged in low–end production to reduce costs; another is to improve the productivity of enterprises to improve the competitiveness of enterprises. Finally, the analysis at the industry level shows that AI will significantly promote the position of the industries in global value chains. Therefore, under the realistic situation of continuously rising labor costs, the emphasis on innovative development is to seize the opportunity of rapid development of AI, reduce manual input, and increase the productivity of enterprises, thereby helping Chinese enterprises integrate into the global value chains division of labor system at a higher level.

**Key Words:** artificial intelligence; global value chains embedding; manufacturing enterprises

**JEL Classification:** F14 L60 D24

[责任编辑:李鹏]