

# 人工智能如何促进贸易强国建设

张亚斌 谢岳峰 王振国 秦梦舟

**摘要：**本文基于企业的微观数据，重新修正了贸易强国指数，量化检验了人工智能对中国贸易强国建设的影响。研究表明：人工智能为中国贸易强国建设做出了重大贡献，且经过多重稳健性检验和考虑工具变量后的检验仍然显著。人工智能给中国贸易强国建设带来的推动作用，目前主要集中在非国有企业；而在具有良好劳动保护机制的国有企业中，人工智能对贸易强国建设的促进效应会有所减弱。进一步考虑金融危机冲击时发现，人工智能可以部分缓解金融危机带来的负面影响，促进中国贸易强国建设。人工智能主要通过两条机制促进中国贸易强国建设：一是通过降低成本和提高全要素生产率来巩固传统外贸优势；二是通过促进探索性技术创新来提升中国在全球价值链中的地位，形成新的竞争优势。

**关键词：**人工智能；贸易强国；全球价值链

[中图分类号] F740 [文献标识码] A [文章编号] 1002-4670 (2023) 9-0001-18

## 一、引言和文献综述

党的二十大报告提出，要推进高水平对外开放，加快建设贸易强国。当前，我国处于新的国际形势与新的发展起点，“低成本或低价格”的外贸传统优势正面临挑战，而要突破在全球分工体系与全球价值链中被“低端锁定”的局面又受到压制（杨翠红等，2020）<sup>[1]</sup>。在国内外深刻变革背景下，习近平总书记指出，要加快从贸易大国走向贸易强国，巩固外贸传统优势，培育竞争新优势，拓展外贸发展空间。人工智能作为能够带动产业变革、具有强溢出效应的通用技术（Brynjolfsson et al., 2018<sup>[2]</sup>；Agrawal et al., 2019<sup>[3]</sup>），无疑是塑造新一轮竞争优势的重要着力点（裴长洪和刘洪愧，2020）<sup>[4]</sup>，既可以降低生产成本，节约资源和劳动力，也可以提高研发创新效率。因此，如何利用人工智能打造中国对外贸易竞争新优势，成为

[收稿日期] 2023-04-08

[基金项目] 国家社会科学基金重大项目“全球价值链背景下中美新型大国贸易关系与贸易利益研究”（18ZDA068）；国家自然科学基金青年项目“中国嵌入全球价值链的分工格局、功能升级效应与政策优化研究”（72203058）；湖南省哲学社会科学基金项目“湖南嵌入国内国际双重价值链的功能分工格局、升级效应与政策路径研究”（22JD009）

[作者信息] 张亚斌：湖南大学经济与贸易学院教授；谢岳峰（通讯作者）：湖南大学经济与贸易学院博士研究生，电子邮箱 embalmu@163.com；王振国：湖南大学经济与贸易学院博士后、副研究员；秦梦舟：湖南大学经济与贸易学院博士研究生

了当前研究的热点。人工智能会促进中国贸易强国建设吗？如果有促进作用，是通过巩固外贸传统优势与培育竞争新优势来实现的吗？探究以上问题，将为中国贸易强国建设的相关研究提供新的视角，并为人工智能相关政策的制定提供具有方向性与目标性的参考。

探讨中国贸易强国建设问题，首先必须明确什么是贸易强国。现有文献对于贸易强国评估标准及评价指标大致可分为两类。第一类文献是对已有贸易强国进行归纳，并凝练出典型特征。如钟山（2012）<sup>[5]</sup>从贸易规模、进出口结构、贸易模式、产品质量（标准）、品牌国际化、技术先进性等方面来判断是否为贸易强国；盛斌（2015）<sup>[6]</sup>综合运用数量型指标（即贸易规模与市场占有率）和质量型指标（即贸易的结构、质量与效率上体现出可持续发展和核心竞争力）来评判贸易强国；裴长洪和刘洪愧（2017）<sup>[7]</sup>的视角则更为宏大，将在产品市场上具有强大国际竞争力、占据全球价值链主导位置、全球范围内有较强资源配置能力、本国货币在世界上有较强流通能力、有提供全球公共产品能力等纳入贸易强国评价体系。这一类文献考虑的因素比较全面，有利于系统了解一个贸易强国所具有的经验特征，但存在口径不一致、指标难选取、赋权主观性等问题。第二类文献则是从数量与质量、规模与结构相统一的逻辑来定义贸易强国。如姚枝仲（2019）<sup>[8]</sup>和毛日昇（2019）<sup>[9]</sup>结合贸易份额与价格因子两方面来衡量贸易利益的相对大小，进而构造贸易强国指数。贸易份额指数体现了市场占有率与贸易规模，但这一规模有可能是通过低成本与低价格的传统外贸优势实现。因此，再加入一个价格因子，如果实现了贸易份额指数与价格因子的双双提升，那就说明在巩固了传统贸易优势的基础上，还培育了新的竞争优势。该指数最大的优点是逻辑明了、口径一致、数据客观、容易测度，但尚停留在国家、行业与产品层面，未能从微观企业层面进行分析与测度，因此，难以从微观市场主体企业的视角反映贸易强国建设情况。

近年来，学术界对人工智能的研究日益丰富。在对生产率的影响方面，Graetz和Michaels（2018）<sup>[10]</sup>使用17个国家的面板数据分析工业机器人对劳动力市场的影响，发现机器人应用能显著提升劳动生产率，并使得经济增长率提升了0.37%。在对成本的影响方面，Acemoglu和Restrepo（2020）<sup>[11]</sup>通过研究1990年至2007年间工业机器人使用量的增加对美国本地劳动力市场的影响，发现机器人应用对劳动力就业有负面效应，每千人中增加一个机器人，就业人口比例会降低约0.18%~0.34%，工资会减少0.25~0.5%。Frey和Osborne（2017）<sup>[12]</sup>利用对美国就业数据进行研究也发现，约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。作为一种通用技术，人工智能不仅显著影响了微观企业的要素利用结构，还影响了宏观国际贸易分工格局（郭凯明，2019）<sup>[13]</sup>。Goldfarb和Trefler（2018）<sup>[14]</sup>从贸易政策角度分析发现，若人工智能产业在本国范围内产生了知识外溢效应，战略性贸易保护政策能够有效提高企业竞争力；吕越等（2020）<sup>[15]</sup>、刘斌和潘彤（2020）<sup>[16]</sup>使用国际机器人联合会（IFR）提供的机器人数据实证研究表明，人工智能会通过促进技术创新、优化资源配置、提高生产率、降低贸易成本等来促进

全球价值链位置的提升。尽管以上文献从人工智能提高要素生产率、降低贸易成本、促进技术创新以及提升全球价值链位置等方面进行了有益探索,但仍聚焦于人工智能对全球价值链的单一影响,而缺乏人工智能对贸易影响的系统性分析,特别是结合目前新的国际形势和新的发展起点,将人工智能的影响纳入贸易强国建设的统一分析框架中,从巩固传统贸易优势与培育竞争新优势两方面系统检验人工智能影响中国贸易强国建设的内在机制仍有待研究。这也给本文的研究提供了空间。

相较于已有文献,本文可能的边际贡献在于:第一,在研究视角上,本文是国内较早将人工智能的影响纳入贸易强国建设统一分析框架中的经验研究,本文的研究可以为今后贸易强国建设的研究提供一个新的视角;第二,在数据指标上,本文利用联合国贸易产品数据库(UN-Comtrade Database)与工企、海关数据库、专利数据库进行匹配,将姚枝仲(2019)的贸易强国指数从国家、行业、产品层面拓展到微观企业层面,为从国际竞争市场主体企业的视角考察贸易强国建设,提供了理论与方法的支持。并通过与行业层面的工业机器人数据进行对接,基于中国微观企业层面的异质性分析发现,在不同贸易类型、不同所有制、不同要素密集型企业差异下,人工智能对中国贸易强国建设的影响存在差异,从而丰富了相关研究的政策含义;第三,在机制检验方面,本文创新性地选取了代表传统外贸优势的贸易竞争优势指数(TCI),和代表新型竞争优势的全球价值链位置(Upstreamness)作为调节变量,从巩固传统外贸优势与培育竞争新优势两个方面检验人工智能影响中国贸易强国建设的内在机制,从而为寻求人工智能如何更好地促进中国贸易强国建设提供了可靠的路径支持。

## 二、理论分析与研究假说

姚枝仲(2019)的贸易强国指数由贸易份额指数与价格因子综合而成。我国传统贸易优势主要依靠成本与价格优势获得较高的贸易份额指数,但价格因子较低,具体表现为贸易价格条件走低、贸易要素条件偏弱,而贸易收入条件较强。随着我国人口红利逐步消减、劳动成本上升、资源环境约束日益明显,这种传统贸易优势正面临衰减。人工智能可以对冲劳动成本上升、降低管理及营销成本,以及提升全要素生产率以巩固我国传统的外贸优势:(1)一是人工智能可以有效对冲劳动成本上升。通过替代人工劳动力来提升产品生产阶段的自动化水平,从而减少生产成本(Frey and Osborne, 2017; David, 2017<sup>[17]</sup>; Acemoglu and Restrepo, 2018<sup>[18]</sup>)。二是人工智能还可以有效降低管理与运输成本,比如利用大数据对机器设备进行学习、制定科学配送方案、科学生产方案,降低在生产过程中材料的浪费和物料运输成本(Brynjolfsson et al., 2019)<sup>[19]</sup>。(2)人工智能可以有效提高企业全要素生产率。一方面,通过智能化系统实现生产流程的一体化与层次化,利用机器人包装、搬运、分拣、筛选等步骤进行自动化加强,从而提高生产效率。Graetz和Michaels(2018)的实证也发现,增加机器人使用不仅能促进劳动生产率

增长,还能提高全要素生产率水平并降低产品价格。另一方面,人工智能可以有效解决信息不对称问题,提升协调沟通效率。利用互联网、大数据以及云计算的优势,人工智能能够在较短时间内获取到全球市场的消费者需求信息,从而显著提升信息沟通的效率及质量。通过即时化和智能化的沟通路径,人工智能能够为贸易伙伴提供更为灵活和准确的生产设计方案。以智能工厂为例,人工智能借助智能视觉和识别系统,能够实时获取消费需求信息,并有效提升企业的灵活性和应变能力。这一技术应用可缩短产品的生产周期,提升设备的利用率和员工的劳动生产率。由此,本文提出人工智能影响贸易强国建设的第一个机制假说1。

假说1:人工智能可以通过降低生产成本和提高全要素生产率来巩固传统外贸优势,以保贸易份额的方式促进中国贸易强国建设。

贸易竞争新优势主要表现为价格因子的提高,即获取贸易利益能力的提升。而价格因子的提高则主要来源于在全球价值链中位置的提升。一方面,随着全球价值链位置的提升,产品的需求价格弹性与供给价格弹性都在变小,价格因子也随之走强;另一方面,由于产品在全球的可替代性降低,在实现价格因子走强的同时,贸易份额指数并不一定降低,甚至可能继续走高。人工智能通过企业价值链的重构,促进创新形成迈克尔波特所说的差异化优势,即通过创新给客户带来额外效用,从而获得一个超过创新成本的市场溢价。提升全球价值链位置的核心在于技术升级(Gallagher and Shafaeddin, 2010)<sup>[20]</sup>,进一步研究发现,技术升级可以区分为一般性和探索性两类,而探索性技术升级对一国实现全球价值链升级起着更关键的作用(Azadegan and Wagner, 2011)<sup>[21]</sup>。由贸易大国迈向贸易强国,并不仅仅是由于劳动生产率上升和成本下降带来的廉价产品市场份额上升,还可能是由于探索性核心技术的突破带动价值链位置的提升(Antràs and De Gortari, 2020)<sup>[22]</sup>,从而增强获取贸易利益的能力,二者的综合作用促进中国贸易强国建设。利用人工智能技术解决中国贸易结构不合理、附加值创造有限、关键核心技术受制于人等问题,提升获取贸易利益的能力,才能真正实现由贸易大国向贸易强国的迈进。与前三次工业革命不同,在第四次工业革命中,Cockburn等(2018)<sup>[23]</sup>认为人工智能所产生的“深度学习”可能成为一种新的通用的“发明方法”,可以改变创新过程的本质和研发组织的性质。这种“发明方法的发明”有可能比开发任何单一的新产品产生更大的经济影响。人工智能会从更常规化的劳动密集型替代工业机器人向深度学习的智能机器人转变,通过大型数据集和不断增强的预测算法之间的相互作用,人工智能将不断提高创新能力,促进技术进步,使国际分工格局发生变化(刘斌和潘彤, 2020)。由此,本文提出人工智能影响贸易强国建设的第二个机制假说2。

假说2:人工智能通过促进探索性技术进步来提升中国在全球价值链中的位置,形成新的竞争优势,提高贸易利得的获益能力,从而促进中国贸易强国建设。

在人工智能时代,人工智能技术与制造业融合将为贸易强国建设提供新动力。但需要指出的是,由于企业的所有制不同,人工智能与各企业的融合发展程度也不尽相同(何小钢等, 2023<sup>[24]</sup>;余玲铮等, 2021<sup>[25]</sup>),进而可能导致人工智能对各



企业贸易强国建设的促进作用也会有所差异。这就产生了一个非常有意义的问题：人工智能技术对不同类型的中国企业贸易强国建设是否会产生不同影响？如果说上述异质性影响确实存在，那么其在不同类型企业之间具有怎样的差异性表现？通常而言，考虑到人工智能的自身特点以及其与不同所有制企业的适配程度，其投入使用带来的影响在不同所有制的企业之间可能会存在异质性。国有企业在应用人工智能时可能面临一些制约因素。首先，国企通常要承担稳定就业的政策性目标，其强大的劳动保护机制可能会减缓人工智能对劳动力的冲击（Acemoglu 和 Autor, 2011<sup>[26]</sup>；何小钢和刘叩明, 2023<sup>[27]</sup>）。其次，由于国有企业的管理体制相对复杂，决策流程相对缓慢，这可能会影响人工智能在某些应用场景下的快速响应能力，对其在自主性和灵活性上的优势产生影响。相比之下，非国有企业通常规模更小、管理结构简洁、自主决策权更高，其用工制度更为灵活，雇佣或者解除劳动力的成本较低，能够及时地根据技术进步调整用工偏好，这使得它们更容易采用人工智能技术。由此，本文提出第三个假说3。

假说3：人工智能对国有企业贸易强国建设的促进效应可能并不明显，这种促进效应主要出现在非国有企业中。

### 三、研究设计

#### （一）模型设定

本文借鉴吕越等（2020），以制造业各行业人工智能的应用水平为自变量，以企业层面贸易强国指数为因变量，建立了计量回归模型（1）来实证检验人工智能对贸易强国建设的影响：

$$TPI_{jt} = \beta_0 + \beta_1 den_{pt} + \sum control_{pjct} + year_t + prov_c + industry_p + firm_j + \varepsilon_{pjct} \quad (1)$$

其中， $p$  表示行业， $t$  表示年份， $j$  表示企业， $c$  表示区域， $TPI_{jt}$  表示企业  $j$  第  $t$  年的贸易强国指数， $den_{pt}$  表示行业  $p$  第  $t$  年的机器人密集度， $\sum control_{pjct}$  表示控制变量， $\varepsilon_{pjct}$  表示随机扰动项。此外，本文用  $year_t$ 、 $prov_c$ 、 $industry_p$ 、 $firm_j$  分别表示年份固定效应、省份固定效应、行业固定效应、企业固定效应。

#### （二）主要指标与数据说明

##### 1. 贸易强国指数构建

根据姚枝仲（2019）的理论分析框架，贸易强国建设主要取决于两个因素：一是贸易份额，二是贸易相对利益。因此，其构建思路为：出口规模越大且出口价格越高，则其出口贸易强国指数越高；进口规模越大且进口价格越低，则其进口贸易强国指数越高。出口贸易强国指数和进口贸易强国指数加权之和为综合贸易强国指数。因此，本文参考姚枝仲（2019），使用贸易大国指数<sup>①</sup>与价格因子<sup>②</sup>

①根据姚枝仲（2020）的构建方法，使用贸易大国指数来衡量国际贸易的相对份额。

②根据姚枝仲（2020）的构建方法，使用价格因子来衡量贸易相对利益。

的乘积构建贸易强国指数，并测算出企业层面的贸易强国指数（ $TPI$ ）。具体计算步骤如下。

(1) 计算产品层面的中国贸易大国指数。中国  $j$  企业  $i$  产品的出口贸易大国指数可表示为：

$$TLC_{ji}^E = \frac{r_{ji}^E}{R_i} \quad (2)$$

(2) 分别计算产品层面的中国进出口贸易强国指数。中国  $j$  企业  $i$  产品的出口贸易强国指数  $TPI_{ji}^E$  是中国  $j$  企业  $i$  产品的出口贸易大国指数  $TLC_{ji}^E$  与中国  $j$  企业  $i$  产品的出口价格因子  $FP_{ji}^E = \frac{P_{ji}^E}{P_i}$  的乘积，即：

$$TPI_{ji}^E = TLC_{ji}^E \times FP_{ji}^E = \frac{r_{ji}^E}{R_i} \times \frac{P_{ji}^E}{P_i} \quad (3)$$

其中， $r_{ji}^E$  为中国  $j$  企业在产品  $i$  上的出口贸易额， $R_i$  为产品  $i$  在全球的国际贸易总额， $p_{ji}^E$  为中国  $j$  企业产品  $i$  的出口贸易价格， $P_i$  为  $i$  产品在全球的平均国际贸易价格。

类似地，进口贸易强国指数的价格因子是世界平均价格与本国进口价格之比，即：

$$TPI_{ji}^M = TLC_{ji}^M \times FP_{ji}^M = \frac{r_{ji}^M}{R_i} \times \frac{P_i}{P_{ji}^M} \quad (4)$$

其中， $r_{ji}^M$  为中国  $j$  企业在产品  $i$  上的进口贸易额， $p_{ji}^M$  为中国  $j$  企业产品  $i$  的进口贸易价格。

(3) 分别计算企业层面的中国进出口贸易强国指数。中国  $j$  企业总体的进出口贸易强国指数是  $j$  企业各产品的进出口贸易强国指数的加权之和：

$$TPI_j^E = \sum_{i=1}^n TPI_{ji}^E \times \frac{Value_{ji}^E}{Value_j^E} \quad (5)$$

$$TPI_j^M = \sum_{i=1}^n TPI_{ji}^M \times \frac{Value_{ji}^M}{Value_j^M} \quad (6)$$

其中， $Value_{ji}^E$  为中国  $j$  企业  $i$  产品的出口总值， $Value_{ji}^M$  为中国  $j$  企业  $i$  产品的进口总值， $Value_j^E$  为中国  $j$  企业的出口总值， $Value_j^M$  为中国  $j$  企业进口总值。

(4) 计算企业层面的中国综合贸易强国指数。中国  $j$  企业总体的贸易强国指数可以用出口贸易强国指数与进口贸易强国指数的加权之和来表示：

$$TPI_j = \frac{E}{E+M} TPI_j^E + \frac{M}{E+M} TPI_j^M \quad (7)$$

其中， $TPI_j^E$  为中国  $j$  企业的出口贸易强国指数， $TPI_j^M$  为中国  $j$  企业的进口贸易强国指数。 $E$  为中国出口贸易总额， $M$  为中国进口贸易总额。

基于此，本文计算出了 2006—2013 年中国企业层面的贸易强国指数（ $TPI$ ）。

## 2. 中国人工智能指标

本文借鉴 Acemoglu 和 Restrepo (2018)、Graetz 和 Michaels (2018)、刘斌和潘彤 (2020) 的做法, 使用 IFR 发布的“国家—年份—行业”层面的工业机器人数据, 使用永续盘存法, 测算出工业机器人密度 (每千名从业人员使用机器人数量) 作为衡量人工智能的指标<sup>①</sup>。具体计算步骤如下:

$$den_t^k = \frac{sto_{t-1}^k \times 0.9 + inc_t^k}{user_t^k} \quad (8)$$

其中,  $sto_{t-1}^k$  表示中国  $k$  行业  $t-1$  年的工业机器人库存量,  $inc_t^k$  表示中国  $k$  行业  $t$  年的工业机器人新增量,  $user_t^k$  表示中国  $k$  行业  $t$  年的从业人数,  $den_t^k$  表示中国  $k$  行业  $t$  年的工业机器人密度。

## 3. 其他控制变量说明

基于人工智能影响贸易强国建设的文献和本文研究的具体问题, 本文选取的控制变量包括: 资本劳动密集度 ( $lnkl$ ), 在本文中为企业的固定资产净值的年平均余额除以年末从业人员数量, 再对其取对数; 企业年龄 ( $age$ ), 在本文中为当年年份减去企业登记注册年份, 然后加 1; 研发投入水平 ( $lnap$ ): 用申请专利总数加 1, 然后对其取对数; 赫芬达尔指数 ( $hhi$ ), 在本文中为企业的行业集聚化水平; 企业规模 ( $lnassets$ ), 用企业的固定资产总值衡量, 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 IFR, 企业层面的数据来自海关库、工企库、中国专利数据库及联合国贸易产品数据库 (UN-Comtrade Database), 价值链位置的测算数据主要来源于世界投入与产出数据库 (WIOD2016)。考虑到 2006 年以前中国的机器人数据基本为 0, 因此选取数据跨度为 2006—2013 年。在此基础上, 本文参考田巍和余淼杰 (2013)<sup>[28]</sup> 对工企和海关两大数据库进行精确匹配, 具体见步骤 (1) 和 (2), 在完成工企海关数据合并后, 本文将工企海关数据与 UN-Comtrade Database HS6 位码的贸易产品数据库进行合并, 具体过程见步骤 (3)。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 (4) 和 (5)。各步骤具体做法为: (1) 合并年份和名称。以企业名称为识别码, 匹配中国工业企业数据库和海关数据库。(2) 合并电话号码和邮政编码, 以企业的六位邮政编码和电话号码的后七位, 构成 13 位识别码, 并以此匹配中国工业企业数据库和海关数据库。本文对前两步中匹配成功的样本, 均予以保留。(3) 本文通过 UN-Comtrade Database HS6 位码的贸易产品数据库中获取得到全球双边贸易品数据, 再从中提取中国与其他经济体间详细的双边贸易品数据, 接

<sup>①</sup>本文中的工业机器人数据主要来源于国际机器人联合会 (International Federation of Robotics, IFR), 以下简称 IFR。该机构通过对全球工业机器人供应商的调查形成年份—国别—行业层面数据, 数据覆盖多个国家 1993—2019 年的机器人安装量和存量。由于覆盖范围广、权威性强, 这一数据也是目前人工智能相关实证研究中最常用的数据之一 (Acemoglu and Restrepo, 2018; Graetz and Michaels, 2018; 刘斌和潘彤, 2020)。

着通过 HS6 位码与工企海关数据库进行匹配。(4) 在行业层面的机器人数据上, 本文首先通过 IRF 获取了我国机器人的原始数据, 接着将机器人数据中的行业与工企海关合并数据里的行业进行匹配, 由于 IFR 的行业分类 (ISIC Rev. 4 行业分类) 与世界海关组织行业分类 (HS 码行业分类) 标准不一致, 为方便匹配, 本文整理了一套对照表<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。(5) 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 描述统计

变量	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
<i>TPI</i> (贸易强国指数)	296 119	0.222	0.180	0.010	0.767
<i>den</i> (人工智能指标)	296 119	0.198	0.331	0.000	1.235
<i>lnap</i> (研发投入水平)	296 119	0.195	0.604	0	3.135
<i>age</i> (年龄)	296 119	10.901	6.960	2	48
<i>hhi</i> (赫芬达尔指数)	296 119	0.270	0.178	0.087	1
<i>lnasset</i> (企业规模)	296 119	10.813	1.430	7.934	14.914
<i>lnkl</i> (资本集聚化水平)	296 119	3.804	1.339	0.340	7.112

## 四、实证结果与分析

### (一) 基准回归结果

本文根据“人工智能—贸易强国”的基准关系进行实证检验, 回归结果见表 2。列 (1) 控制了时间固定效应和企业固定效应, 结果发现主要解释变量人工智能 (*den*) 对贸易强国指数 (*TPI*) 的影响系数在 1% 的水平上显著为正, 说明人工智能可以促进中国贸易强国建设。为了进一步增强本文研究结果的稳健性, 本文在逐步控制行业固定效应和省份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)、(3) 列所示。由第 (2)、(3) 列可见, 在逐步控制行业和省份固定效应后, 主要解释变量的估计系数在 1% 的水平上均显著为正。根据基准回归结果, 人工智能显著促进了中国贸易强国建设。

<sup>①</sup>本文整理了一套对照表, 将 IFR 的行业分类 (ISIC Rev. 4 行业分类) 与世界海关组织行业分类 (HS 码行业分类) 进行对照, 该对照表可登录对外经济贸易大学学术刊物部网站“刊文补充数据查询”栏目查阅、下载。



表2 基准回归结果

变量	<i>TPI</i>	<i>TPI</i>	<i>TPI</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>den</i>	0.0045 *** (5.7372)	0.0144 *** (7.9172)	0.0144 *** (7.9168)
控制变量	是	是	是
<i>_cons</i>	0.1793 *** (29.6849)	0.2005 *** (32.1444)	0.2005 *** (32.1428)
时间固定效应	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应	未控制	控制	控制
省份固定效应	未控制	未控制	控制
样本数	296 119	277 500	277 500
F	437.8229	35.2829	35.2792
R <sup>2</sup>	0.0438	0.8670	0.8670

注：括号内为标准误；\*、\*\*、\*\*\*分别表示10%、5%、1%的显著水平。下同。

## （二）稳健性检验

根据基准回归结果，人工智能对中国贸易强国建设具有积极的促进作用，为了验证本文实证结果的稳健性，本文共采用五种方法进行稳健性检验。（1）替换核心解释变量。本文采用机器人存量的对数（*lnsto*）和机器人新增数的对数（*lninc*）作为主要解释变量人工智能（*den*）的替代变量分别来进行回归。（2）剔除地理位置因素的影响。由于中国的东部沿海发达省份存在较大的经济特殊性，人工智能、企业外贸的发展水平也可能存在不同。对此，本文删除了东部沿海发达省份的样本重新进行回归检验。（3）更换估计方法。由于样本中的贸易强国指数 *TPI* 均介于 0 和 1 之间，数据截留可能导致估计结果的不一致，故参照吕越等（2018）<sup>[29]</sup> 的做法，使用随机效应的面板 Tobit 模型进行估计。此外，考虑到被解释变量可能存在自相关，参照张杰等（2013）<sup>[30]</sup> 的做法，将基准模型调整为动态模型。（4）排除其他技术进步的影响。为排除与人工智能相关的其他技术进步对贸易强国建设的影响，本文在模型中进一步控制了衡量省域信息技术发展水平的相关变量。具体而言，利用省域互联网宽带用户数量（取对数）作为省域互联网发展水平的代理变量（*internet*）。控制该变量后有助于更准确地识别人工智能对贸易强国建设的影响。（5）剔除人工智能应用较多的行业。参考吕越等（2020）的中国分行业人工智能水平，剔除通用及专用设备制造业、电子和电气设备制造业这两个人工智能企业较多的行业。如表 3 所示，五种稳健性检验的结果均支持人工智能促进中国贸易强国建设的结论，可见结果具备一定的稳健性。

表3 稳健性检验

变量	<i>TPI</i>	<i>TPI</i>	<i>TPI</i>	<i>TPI</i>	<i>TPI</i>	<i>TPI</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>lnsto</i>	0.0032*** (11.7879)					
<i>lninc</i>		0.0009*** (5.2626)				
<i>den</i>			0.0110*** (2.6216)	0.0142*** (9.9874)	0.0146*** (7.9954)	0.0118*** (6.0164)
<i>internet</i>					0.0040*** (5.7628)	
控制变量	是	是	是	是	是	是
<i>-cons</i>	0.1912*** (30.3042)	0.2004*** (32.0379)	0.2303*** (16.6062)	0.2197*** (51.6057)	0.1375*** (10.8913)	0.2083*** (30.9219)
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	未控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本数	277 500	277 500	55 529	296 119	277 500	245 585
F	47.3185	30.3518	2.8808		34.9283	27.0989
R <sup>2</sup>	0.8670	0.8669	0.8747		0.8670	0.8710

### (三) 内生性问题处理

在前述研究中，本文证实了人工智能对中国贸易强国建设具有积极的促进作用。在人工智能促进中国贸易强国建设的同时，随着贸易全球化带来生产技术和收益水平的提升，可能会反向影响人工智能应用水平，因此人工智能应用与贸易强国建设之间可能存在反向因果的问题。为了验证结果的稳定性，本文采用了一系列方法来进行对比检验，结果依然稳健。此外，考虑到影响贸易强国建设的因素众多且无法穷尽，遗漏解释变量可能造成估计结果非一致性。为了解决回归模型由双向因果关系和遗漏变量导致的内生性问题，本文参考王永钦和董雯（2020）<sup>[31]</sup>，采用IFR中的美国工业机器人数据（*robot*）构造工具变量，具体计算公式与前文指标体系中中国人工智能指标一致。美国人工智能发展与中国人工智能发展具有相关性，其2006—2013年的发展趋势与中国同期比较接近，且美国的人工智能水平受发展中国家的影响较低，其各行业人工智能应用水平对中国对外贸易的影响应该仅反映比较外生的技术进步带来的影响，故也满足了工具变量的排他性约束要求。表4报告了人工智能对中国贸易强国建设影响的IV 2SLS估计结果。回归结果如表4所示，工具变量和主要解释变量均在1%的水平上显著为正，结果与基准回归一致，进一步证明回归结果稳健可信。

表4 内生性问题处理

变量	IV-2SLS		Heckman	
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
	<i>den</i>	<i>TPI</i>	<i>dumden</i>	<i>TPI</i>
<i>robot</i>	0.0361 <sup>***</sup> (55.0326)			
<i>den</i>		0.0265 <sup>***</sup> (12.5948)		0.0142 <sup>***</sup> (7.7626)
<i>IMR</i>				0.0116 <sup>***</sup> (2.8481)
控制变量	是	是	是	是
<i>_cons</i>			1.1439 <sup>***</sup> (28.9061)	0.1995 <sup>***</sup> (31.9825)
时间固定效应	控制	控制	未控制	控制
企业固定效应	控制	控制	未控制	控制
行业固定效应	控制	控制	未控制	控制
省份固定效应	控制	控制	未控制	控制
样本数	277 500	277 500	296 119	277 500
F	5111.7038	73.1465		30.5673
R <sup>2</sup>	0.9582	0.0014		0.8670

为了考虑由自选择或样本选择偏差导致的内生性问题，本文采用 Heckman 两步法加以解决。首先使用面板 Probit 模型对企业层面的全体样本进行估计，控制变量与基准回归保持一致，将计算出的逆米尔斯比率 (*IMR*) 匹配至企业层面，并加入基准模型。结果如表 4 所示，核心解释变量不仅依然显著为正，且系数大小也与基准结果接近，再次证明回归结果稳健可信。

#### (四) 异质性分析

##### 1. 区分加工贸易和一般贸易

人工智能能够显著促进企业的贸易强国建设，但其对加工贸易企业和一般贸易企业的影响都是同质的吗？为检验这一点，本文根据是否存在加工贸易行为，将所有样本企业按照加工贸易企业和一般贸易企业划分为两种类型，采用与式 (1) 相同的模型回归，结果如表 5 第 (1) 列和第 (2) 列显示，主要解释变量人工智能的系数分别在 1% 和 10% 的水平上显著为正，表明人工智能应用同时促进了加工贸易企业和一般贸易企业的贸易强国建设。由此可见，通过推广人工智能的使用，会提高不同类别企业的贸易发展水平，助力中国贸易强国建设。

表5 区分贸易类型和企业所有制的异质性检验

变量	一般贸易	加工贸易	国有企业	非国有企业
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>den</i>	0.0182*** (8.2590)	0.0061* (1.7046)	0.0235 (1.0395)	0.0145*** (7.8942)
控制变量	是	是	是	是
<i>_cons</i>	0.1946*** (25.5505)	0.2259*** (19.1604)	0.2161*** (2.6759)	0.2004*** (32.0492)
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本数	195 513	71 608	1 304	276 046
F	40.0691	2.6874	2.0435	35.2152
R <sup>2</sup>	0.8820	0.8470	0.8470	0.8669

## 2. 区分企业所有制

人工智能对贸易强国建设的正面效应是否会受到企业所有制的影响？考虑到国有企业兼具商业和公益性质，在考虑效益的前提下，还兼顾着稳就业、稳民生等方面的责任（林毅夫等，2004）<sup>[32]</sup>，因此，即使采用机器人也难以在短期内大规模裁员。相比之下，非国有企业的用工制度更加灵活，解除劳动力的成本更低。因此有理由推测，在“机器换人”时代背景下，非国有企业更容易受到人工智能的冲击，且替代后的影响更为显著。为验证这一假设，本文将总样本划分为国有企业和非国有企业，回归结果如表5列（3）、列（4）所示。在第（4）列中，人工智能的回归系数在1%的水平上显著为正，表明人工智能显著促进了非国有企业贸易强国建设。而在第（3）列中，人工智能的系数虽然为正但并不显著，即对于国有企业来说，人工智能对其贸易强国建设的推动作用并不明显，人工智能对国有企业的外贸促进作用仍然有待激发。

## 3. 区分企业密集型

通常认为，人工智能的影响主要表现在对低端劳动力的替代上，而在技术密集型产业上，人工智能的替代效应则有所降低。然而事实是否如此呢？为了考察在不同密集型企业中人工智能对贸易强国建设的差异性，本文参考吕越等（2020）的分类方法将总样本划分为技术密集型企业和非技术密集型企业，然后分别进行回归。根据表6的列（1）和列（2）所示，交互项的系数均在1%的统计水平上显著为正。这意味着，人工智能对不同密集型企业的贸易强国建设均有促进作用，人工智能会从更常规化的劳动密集型替代工业机器人向深度学习的智能机器人转变，不仅表现在对低端劳动力的替代，还表现在对高新技术岗位的助推和补充。

表 6 区分企业密集型的异质性检验和考虑金融危机冲击的检验结果

变量	技术密集	非技术密集	2008 年金融危机
	(1)	(2)	(3)
<i>den</i>	0.0512 *** (9.3674)	0.0084 *** (3.7285)	0.0079 ** (2.2899)
<i>den</i> × <i>eco2008</i>			0.0043 ** (2.2543)
控制变量	是	是	是
<i>_cons</i>	0.1353 *** (9.2483)	0.2274 *** (30.6792)	0.2015 *** (32.2251)
时间固定效应	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制
样本数	69 853	199 470	277 500
F	19.5291	24.7694	30.6122
R <sup>2</sup>	0.8369	0.8741	0.8670

#### (五) 考虑 2008 年国际金融危机冲击的再分析

2008 年全球金融危机的爆发对区域经济和全球治理架构带来了负面影响。面对新冠疫情等新一轮潜在风险，各国积极调整并优化产业结构，以应对不确定性的挑战。由于人工智能既能提高生产率又能有效抗击不确定风险（吕越等，2020），无疑是推动产业转型升级，加快贸易强国建设的重要抓手。为了考察在金融危机冲击后，人工智能对贸易强国建设的影响效应是否有所不同，本文引入一个虚拟变量反映金融危机（记为 *eco2008*，即以 2008 年为界分两组：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），并将这一变量及其与人工智能的交互项引入计量方程（1）。根据表 6 的列（3），交互项的系数至少在 5% 的统计水平上显著为正，说明金融危机以来人工智能对中国贸易强国建设的促进效应得到了更大的发挥。因此，可以认为，人工智能应用能够缓解一部分金融危机带来的负面影响，并促进中国贸易强国建设。

#### (六) 影响机制分析

基于前述分析，本文进一步对人工智能通过贸易份额指数与价格因子两个主要渠道影响贸易强国指数进行检验，以厘清人工智能对巩固传统贸易优势与培育竞争新优势的作用。本文用贸易竞争优势指数来表征贸易份额的传统贸易优势，用全球价值链位置来表征价格因子的贸易竞争新优势。

##### 1. 通过提升传统外贸竞争优势的机制分析

本文参考茅锐和张斌（2013）<sup>[33]</sup> 使用贸易竞争优势指数（Trade Competitive-



ness Index, *TCI*) 来度量企业的传统外贸竞争优势, 具体计算公式设定如下:

$$(1) \text{ 计算产品层面贸易竞争优势指数 } (TCI) = \frac{v_x/q_x - v_m/q_m}{v_x/q_x + v_m/q_m}, \text{ 其中 } v_m \text{ 和 } v_x$$

分别为产品进出口贸易流的价值,  $q_m$  和  $q_x$  分别为产品进出口数量。(2) 参考施炳展和邵文波 (2014)<sup>[34]</sup> 的方法将产品层面的数据加权到企业层面。

通过引入人工智能和中国企业 *TCI* 的交互项 ( $den \times TCI$ ), 分析人工智能是否通过提升中国传统外贸竞争优势从而促进中国贸易强国建设。如表 7 列 (2) 所示, 估计结果显示交互项系数显著为正, 表明人工智能能够通过促进中国企业的传统外贸竞争优势从而推动中国贸易强国建设。

表 7 影响机制检验的估计结果

变量	<i>TPI</i>	<i>TPI</i>	<i>TPI</i>	<i>TPI</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>den</i>	0.0140*** (7.8415)	0.0133*** (7.4627)	0.0137*** (6.8075)	0.0136*** (6.7042)
<i>TCI</i>	0.0237*** (43.1800)	0.0237*** (43.1273)		
$den \times TCI$		0.0031*** (3.7774)		
<i>upstreamness</i>			-0.0235*** (-12.3731)	-0.0236*** (-12.4147)
$den \times upstreamness$				0.0044*** (2.8193)
控制变量	是	是	是	是
<i>_cons</i>	0.1722*** (27.9710)	0.1723*** (27.9937)	0.2758*** (31.6717)	0.2762*** (31.7113)
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本数	277 500	277 500	225 256	225 256
F	289.9862	254.3236	52.8906	47.4220
R <sup>2</sup>	0.8705	0.8705	0.8727	0.8728

## 2. 通过提高价值链位置的机制分析

许多发展中经济体仍停留在加工制造等低端环节, 而发达国家则牢牢控制着价值链的高端环节 (王振国等, 2020)<sup>[35]</sup>。因此, 贸易强国还关乎一国在全球价值链中的分工地位。人工智能带来的技术进步, 能够有效提高出口中的国内附加值水平, 改变世界分工格局, 促进中国企业价值链位置的提升, 从而促进中国贸易强国

建设。本文参考唐宜红和张鹏扬（2018）<sup>[36]</sup>的研究方法，测算出企业层面的中国外贸企业全球价值链位置（*Upstreamness*）。在此基础上，在回归模型中引入人工智能与中国企业全球价值链位置的交互项（ $den \times Upstreamness$ ）。如表7列（4）所示，估计结果中交互项的系数均显著为正，由此证明人工智能可以通过改善中国参与全球价值链的分工模式，提升中国企业全球价值链的地位，进而促进中国的贸易强国建设。

## 五、结论与政策建议

本文基于企业层面的微观数据，重新修正了贸易强国指数，实证考察了人工智能对中国贸易强国建设的影响并分析了相关作用机制。主要研究结论为：（1）基于微观企业的数据发现，人工智能应用能显著促进中国贸易强国建设，在经过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）通过企业异质性分析发现，人工智能应用在非国有企业中的贸易强国促进效应更为明显，对国有企业的贸易强国建设促进效应不够显著，可能是由于国有企业具有良好的劳动保护机制；（3）人工智能应用能够缓解一部分金融危机带来的负面影响，促进中国贸易强国建设；（4）人工智能主要通过两条机制促进中国贸易强国建设：一是通过降低成本和提高全要素生产率来巩固传统外贸优势；二是通过促进探索性技术创新来提升中国在全球价值链中的地位，形成新的竞争优势。

本文的研究结论对进一步发挥人工智能对中国贸易强国建设的驱动作用具有以下几方面的政策启示：

第一，应当把握住科技转型升级的历史机遇，利用人工智能巩固传统外贸优势，同时培育外贸竞争新优势。以人工智能为代表的新技术不仅能改变企业生产方式，还会引发全球范围内的社会生产力变革和全球价值链重构，无疑是新一轮产业竞争优势的重要战略抓手。当前，中国企业智能化转型的比例仍然较低，特别是中小微企业智能化转型能力与水平均低于全国均值。因此，中国应该积极引导和帮扶企业实现智能化转型，利用人工智能技术对冲劳动成本上升、节约交易费用、降低管理成本、提高要素生产率、提升产品品质及性价比等方式来巩固我国传统的外贸优势，稳住基于成本与价格优势的市场份额；同时，要加大对人工智能关键技术领域基础性研发的资助力度，使人工智能成为引领创新发展的智慧“头雁”，帮助其在巩固成本优势的同时，建立差异化优势，提升全球价值链嵌入位置，实现价格因子稳中有升。加快发展新一代人工智能是事关我国能否抓住新一轮科技革命和产业变革机遇的战略问题。因此中国应继续推动人工智能技术研发，培育战略性新兴产业，提高高新技术产业出口竞争力，实现从“制造大国”到“智造强国”的转变。

第二，充分挖掘中国国有企业的智能化转型潜力，发挥国有企业的龙头作用。目前人工智能在非国有企业中表现出更为显著的外贸促进效应，而在国有企业中的外贸促进作用仍然有待激发。国有企业作为技术转型的龙头，具有技术优势和资本优势，政府应该充分挖掘国有企业智能化转型的潜力，适度控制生产活动过程中的

自动化规模,差异化推行人工智能应用,在一些艰苦危险岗位率先使用人工智能替代人力,积极引导人工智能技术朝着“人机协作”的方向发展,使国有企业发挥示范性引领作用,持续推动人工智能与中国企业的深度融合,通过国有企业转型来带动整体的转型。此外,随着人工智能技术的发展,非国有企业中相对弱勢的劳动力群体更容易被替代,这可能会造成贫富差距进一步分化的现象。因此,政府应该采取更多措施,如通过职业教育或培训来提升其劳动技能,帮助劳动力市场中相对弱勢的群体(如女性、低教育程度、老年人和低收入群体),使其为人工智能时代实现贸易强国建设发挥积极作用。

第三,积极建立人工智能领域应对化解外界冲击的机制。本文研究表明,人工智能可以有效缓解一部分2008年金融危机带来的负面影响,促进中国贸易强国建设。因此可以认为,人工智能在面对重大不确定风险面前具有一定的抗冲击能力。在当前形势下,受金融危机、疫情、地缘政治紧张局势升级以及产业链供应链时有梗阻等因素影响下,经济不确定性进一步增大。鉴于此,本文认为,可以利用人工智能技术实现对生产线的改造,加速企业智能化转型,实现企业“停工不停产”。持续推动人工智能与我国制造业深度融合,不仅有助于提升我国制造业生产效率和竞争力,还有助于应对新冠肺炎等突发公共事件带来的不利影响,有利于提升我国外贸企业的韧性,以“鼎新”带动“革故”,不断赢得外贸竞争新优势,助力中国从贸易大国向贸易强国转变。

#### [参考文献]

- [1] 杨翠红,田开兰,高翔,等.全球价值链研究综述及前景展望[J].系统工程理论与实践,2020,40(8):1961-1976.
- [2] BRYNJOLFSSON E, MITCHELL T, ROCK D. What Can Machines Learn, and What Does it Mean for Occupations and the Economy? [J]. AEA Papers and Proceedings, 2018, 108: 43-47.
- [3] AGRAWAL A, GANS J, GOLDFARB A. Economic Policy for Artificial Intelligence [J]. Innovation Policy and the Economy, 2019, 19 (1): 139-159.
- [4] 裴长洪,刘洪愧.中国外贸高质量发展:基于习近平百年大变局重要论断的思考[J].经济研究,2020,55(5):4-20.
- [5] 钟山.中国外贸强国发展战略研究:国际金融危机之后的新视角[M].北京:中国商务出版社,2012.
- [6] 盛斌.建设国际经贸强国的经验与方略[J].国际贸易,2015(10):4-14.
- [7] 裴长洪,刘洪愧.中国怎样迈向贸易强国:一个新的分析思路[J].经济研究,2017,52(5):26-43.
- [8] 姚枝仲.贸易强国的测度:理论与方法[J].世界经济,2019,42(10):3-22.
- [9] 毛日昇.贸易强国指数的跨国经验分析[J].世界经济,2019,42(10):23-48.
- [10] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at Work [J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100 (5): 753-768.
- [11] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets [J]. Journal of Political Economy, 2020, 128 (6): 2188-2244.
- [12] FREY C B, OSBORNE M A. The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation? [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 114: 254-280.

- [13] 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.
- [14] GOLDFARB A, TREFLER D. AI and International Trade [R]. NBER Working Paper, 2018, No. 24254.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] DAVID B. Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan: An Evaluation [J]. Journal of the Japanese and International Economies, 2017, 43: 77-87.
- [18] 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.
- [19] BRYNJOLFSSON E, HUI X, LIU M. Does Machine Translation Affect International Trade? Evidence From a Large Digital Platform [J]. Management Science, 2019, 65 (12): 5449-5460.
- [20] GALLAGHER K P, SHAFI A. Policies for Industrial Learning in China and Mexico [J]. Technology in Society, 2010, 32 (2): 81-99.
- [21] AZADEGAN A, WAGNER S M. Industrial Upgrading, Exploitative Innovations and Explorative Innovations [J]. International Journal of Production Economics, 2011, 130 (1): 54-65.
- [22] ANTRÀS P, DE GORTARI A. On the Geography of Global Value Chains [J]. Econometrica, 2020, 88 (4): 1553-1598.
- [23] COCKBURN I M, HENDERSON R, STERN S. The Impact of Artificial Intelligence on Innovation: An Exploratory Analysis [M] // AGRAWAL A, GANS J, GOLDFARB A, The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda. University of Chicago Press, 2018: 115-146.
- [24] 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.
- [25] 余玲铮, 魏下海, 孙中伟, 等. 工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据 [J]. 管理世界, 2021, 37 (1): 47-59+4.
- [26] ACEMOGLU D, AUTOR D. Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings [J]. Handbook of Labor Economics, 2011, 4: 1043-1171.
- [27] 何小钢, 刘叩明. 机器人、工作任务与就业极化效应——来自中国工业企业的证据 [J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40 (4): 52-71.
- [28] 田巍, 余淼杰. 企业出口强度与进口中间品贸易自由化: 来自中国企业的实证研究 [J]. 管理世界, 2013 (1): 28-44.
- [29] 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.
- [30] 张杰, 陈志远, 刘元春. 中国出口国内附加值的测算与变化机制 [J]. 经济研究, 2013 (10): 124-137.
- [31] 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.
- [32] 林毅夫, 刘明兴, 章奇. 政策性负担与企业的预算软约束: 来自中国的实证研究 [J]. 管理世界, 2004 (8): 81-89+127-156.
- [33] 茅锐, 张斌. 中国的出口竞争力: 事实、原因与变化趋势 [J]. 世界经济, 2013, 36 (12): 3-28.
- [34] 施炳展, 邵文波. 中国企业出口产品质量测算及其决定因素——培育出口竞争新优势的微观视角 [J]. 管理世界, 2014 (9): 90-106.
- [35] 王振国, 张亚斌, 牛猛, 等. 全球价值链视角下中国出口功能专业化的动态变迁及国际比较 [J]. 中国工业经济, 2020 (6): 62-80.
- [36] 唐宜红, 张鹏杨. 中国企业嵌入全球生产链的位置及变动机制研究 [J]. 管理世界, 2018, 34 (5): 28-46.

## How Artificial Intelligence Promotes the Construction of a Trade Powerhouse

ZHANG Yabin XIE Yuefeng WANG Zhenguo QIN Mengzhou

**Abstract:** This paper, based on microdata from enterprises, recalibrates the Trade Powerhouse Index and quantitatively examines the impact of artificial intelligence on the construction of a trade powerhouse in China. The results show that artificial intelligence has made a significant contribution to China's trade powerhouse construction, and this effect remains significant even after multiple robustness tests and instrumental variable test. The driving force of artificial intelligence in promoting China's trade powerhouse construction is currently concentrated in non-state-owned enterprises, while its promotion effect on state-owned enterprises with strong labor protection mechanisms is lower. Furthermore, considering the impact of financial crises, it is found that artificial intelligence can partially mitigate the negative effects of financial crises and promote China's trade powerhouse construction. Artificial intelligence primarily promotes China's trade powerhouse construction through two mechanisms: firstly, by reducing costs and improving total factor productivity to strengthen traditional foreign trade advantages, and secondly, by promoting exploratory technological innovation to enhance China's position in the global value chain and create new competitive advantages.

**Keywords:** Artificial Intelligence; Trade Powerhouse; Global Value Chain

(责任编辑 白光)