

# 人工智能条件下人口老龄化对全球价值链攀升的影响\*



戴翔<sup>1</sup> 王如雪<sup>2</sup>

(1. 南京审计大学经济学院, 江苏 南京 211815;

2. 南京大学商学院, 江苏 南京 210008)

**内容提要:**人口老龄化进程的加快,正使中国嵌入全球价值链的传统优势逐步丧失。但人工智能的发展,一方面使劳动力的“体能型”要素在生产中的重要性下降;另一方面,随年龄增值的“技能型”要素有了更广阔的用武之地,成为中国参与全球价值链的新优势。本文基于中国制造业企业微观数据,对人口老龄化、人工智能和全球价值链攀升之间的关系进行实证检验。研究发现:人工智能弱化了人口老龄化对中国全球价值链分工地位的负面影响,并起到了一定的促进作用,这一结果在经过稳健性检验和内生性检验后依然成立。进一步区分“体能型”要素密集型行业和“技能型”要素密集型行业,研究表明,对于密集使用“体能型”要素的行业来说,人口老龄化会倒逼相关企业更大程度地应用人工智能,从而有利于其全球价值链分工地位的提高;对于密集使用“技能型”要素的行业来说,人工智能的应用使劳动力的年龄优势得到了充分发挥,从而有利于促进相关企业全球价值链分工地位的提高。上述研究从人工智能角度评估了人口老龄化对全球价值链攀升的影响,对辩证认识人口老龄化对价值链攀升的影响、加快制造业智能化转型发展从而弥补人口老龄化带来的传统优势丧失,有重要的政策含义。

**关键词:**人口老龄化 人工智能 全球价值链攀升 “体能型”要素 “技能型”要素

**中图分类号:**F742 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2023)03—0028—16

## 一、引言

20世纪80年代以来,中国凭借“人口红利”等低成本形成的比较优势,以“低端嵌入”的方式融入全球价值链分工体系,取得了开放型经济发展的巨大成功,成为全球最大的贸易国和世界第二大经济体。经过40多年的开放发展,目前中国的要素禀赋已经发生了显著变化,其中一个突出表现为人口老龄化问题逐渐显现。人口老龄化程度的加深,使未来一段时期中国持续面临人口均衡发展的压力,由此带来的长期性、趋势性和结构性的总需求不足,将使中国经济难以实现自身的潜在增长率(蔡昉,2020)<sup>[1]</sup>。毋庸置疑,人口结构变化也会对中国参与全球价值链分工带来深刻影响,尤其是“人口红利”的消失,必然使得“低端嵌入”全球价值链的传统模式不可持续。而如何认识人口结构对中国全球价值链分工地位的影响,显然是理论和实践部门面临的重要课题。与此同时,当前以人工智能等为代表的新一轮信息技术革命正在快速发展,并由此推动了全球数字经济的

收稿日期:2022-07-18

\* 基金项目:国家社会科学基金项目“‘一带一路’倡议与优化全球价值链研究”(22FKSB019)。

作者简介:戴翔,男,教授,博士生导师,经济学博士,研究领域为开放型经济理论与实践,电子邮箱:aufedx@163.com;王如雪,女,博士研究生,研究领域为开放型经济理论与实践,电子邮箱:wangruxue0620@163.com。通讯作者:王如雪。

兴起。作为引领未来的战略性技术,人工智能成为国际竞争的新焦点。毫无疑问,以人工智能等为代表的技术变革,同样会对中国参与全球价值链以及分工地位变迁带来深刻影响。中国要想进一步向全球价值链中高端攀升,抢抓人工智能发展的重大战略机遇、构筑人工智能发展的先发优势,是不可忽视的重要途径。因此,人工智能兴起背景下的人口老龄化究竟会对中国全球价值链攀升带来何种影响,以及其中可能的作用机制究竟是什么,是一个很有理论意义和实践价值的研究课题。

由于人口老龄化会直接带来劳动力数量的下降,因此探究人工智能背景下人口老龄化对全球价值链分工地位的影响,首先需要关注人工智能对劳动力的影响。事实上,有关技术进步对劳动力替代效应的探讨由来已久,即所谓的“技术性失业”。有研究表明,美国700多个职业中有47%可以在短期内被替代(Frey,2017)<sup>[2]</sup>。具体来看,机器人相比于人力劳动力在从事一些常规性、复杂性的劳动方面具有更加明显的比较优势,因此机器人对劳动力需求产生的替代效应主要表现在对于中等技能的劳动力的替代,而对于技能需要较低的工作来说,由于使用人力的生产成本比机器人成本更低,因此替代效应不太明显(王永钦和董雯,2020)<sup>[3]</sup>。然而,从过去两个多世纪的事实情况来看,虽然生产技术和自动化水平大幅提高,却并未有证据表明技术进步导致了失业的长期增加(Autor,2015)<sup>[4]</sup>。有学者对此展开研究后发现,这是因为技术进步应当是既有就业替代效应,也有就业创造效应的(程承坪和彭欢,2018<sup>[5]</sup>;程承坪,2019<sup>[6]</sup>;蔡宏波和韩金镛,2021<sup>[7]</sup>),人工智能的发展在替代了部分劳动力的同时,也创造了新的就业岗位。从另一方面来说,当人工智能发展到一定程度时,还可以填补人口老龄化带来的劳动力短缺问题,并有效缓解劳动生产率下降带来的对经济的负面影响(王森等,2020<sup>[8]</sup>;李翠妮等,2022<sup>[9]</sup>),或是通过增加消费需求和加快人力资本积累等途径促进产业结构升级(汪伟等,2015)<sup>[10]</sup>。

由此可见,人口老龄化带来的劳动力短缺所导致的负面影响很可能会因人工智能的发展而弱化,而人工智能的快速发展又可能得益于人口老龄化的“倒逼”作用。此外,人工智能对全球价值链分工地位攀升的促进作用已得到了学术界的广泛认可(刘斌和潘彤,2020<sup>[11]</sup>;吕越等,2020<sup>[12]</sup>;周洺竹等,2022<sup>[13]</sup>)。因此,人工智能兴起的大背景下人口老龄化影响全球价值链分工地位的问题,需要重新审视。因为人工智能作为一种新的生产技术条件,不仅与人口的劳动要素有着密切关系,而且人口结构变化在人工智能条件下对全球价值链攀升的意义和作用,可能与以往的惯常理解也有较大差异,毕竟人工智能在改变着生产过程中劳动的作用。但遗憾的是,现有文献鲜有对此进行专门探讨。鉴于此,本文基于中国制造业企业微观数据,着重从理论和实证层面探讨人口老龄化、人工智能和全球价值链攀升之间的关系。

相比于现有研究,本文可能的创新点在于:(1)在研究视角上,将人口老龄化和人工智能纳入统一框架,着重探讨二者的共同作用对全球价值链攀升的影响,有利于厘清三者之间的关系,从而更好地应对当下人口老龄化对中国比较优势的影响;(2)在研究内容上,除了探讨人口老龄化对全球价值链攀升影响的现实效应外,本文还根据劳动力体内与年龄相关的不同能力,测算出各行业随年龄贬值的“体能型”要素密集度和随年龄增值的“技能型”要素密集度,并以此为基础进一步探究了人工智能在人口老龄化对不同行业价值链攀升的影响中的异质性作用;(3)在政策启示上,基于研究结论,本文对新发展阶段如何提升全球价值链分工地位提出了政策建议。

## 二、理论分析与研究假设

目前,中国人口老龄化进程加快,促使劳动力年龄结构加速老化。从理论上讲,随着人口老龄化程度的加深,可用于生产的劳动力数量减少、劳动力体能优势不断衰减,对依托劳动力优势参与国际分工很可能会带来不利影响。但需要注意的是,伴随着人口老龄化的日益加深,人工智能的发展也在不断加强,其对劳动力的替代作用已在许多研究中被证实(李新娥等,2021<sup>[14]</sup>;周世军和赵

丹丹,2022<sup>[15]</sup>)。因此,在探讨人口老龄化对中国参与全球价值链分工的影响时,如果忽略了人工智能的影响,那么结果可能与现实有一定的偏差,因为人口老龄化对于中国参与全球价值链分工的负面作用很可能被人工智能所带来的技术进步弱化。更进一步地,人工智能的作用可能还远不止于此。人工智能的应用不仅会使人口老龄化带来的劳动力短缺等不利因素得到弥补,而且人口老龄化本身也有可能带来其他方面的优势,这主要体现在劳动力随着年龄的增加,其经验、知识等方面的技能在不断增加,而这正是人工智能发展所需要的。在不考虑人工智能的情况下,劳动力的经验、知识等年龄优势无法得到很好的体现,而在人工智能得到广泛应用的情况下,一方面,其对普通劳动力的“替代效应”显现,从而使劳动力的“体能”重要性逐步下降;另一方面,人工智能的应用会使随着年龄增长而积累的知识和经验等“技能”有了“用武之地”,在技术、信息、知识、经验越来越重要的背景下,年龄增值型的劳动力技能发挥积极作用(吴飞飞等,2022)<sup>[16]</sup>,能够为企业攀升价值链高端环节提供基础条件,从而有利于促进企业全球价值链分工地位的提升。总之,如果单独看人口老龄化对中国参与全球价值链分工地位的影响,结果可能会是负向的,但如果考虑了人工智能的应用,则可以在一定程度上弥补人口老龄化带来的负向影响,弱化其对价值链分工地位的冲击,最终可能表现为对全球价值链分工的正向影响。因此,本文提出如下假设:

H<sub>1</sub>:人工智能弱化了人口老龄化对中国全球价值链分工地位的负面影响。

通常而言,内含在劳动力体内的生产能力可以划分为“体能型”能力和“技能型”能力,前者主要包括柔性、韧性、耐力和肢体力量等,随着劳动力年龄的增长会逐渐衰退;后者包括表达能力、理解能力、知识、经验和技术等,随着劳动力年龄的增长而逐渐加强。

由于“体能型”能力会随着年龄的增加逐渐衰退,因此随着人口老龄化的到来,密集使用劳动力“体能型”要素的行业的劳动力优势将逐渐丧失,但这一优势的丧失对企业来说并非总是负面的。有研究表明,对体能型劳动力进行替代,最为重要的途径就是要推动人工智能发展,从而可以有效弥补传统优势丧失的负面影响(陈秋霖等,2018)<sup>[17]</sup>,因此,人口老龄化会在一定程度上促使这类企业率先进行智能化改革。同时,人工智能的发展不仅可以简单替代一般劳动力,由于其标准化的生产程序,在生产效率、生产质量等方面也会表现出超出一般劳动力的优势(程承坪,2021)<sup>[18]</sup>。此外,采用新技术的企业不仅能够扩大产能,还能获得丰厚的技术垄断利润,从而诱发企业采用更多新技术(王君等,2017)<sup>[19]</sup>,这无疑会对企业的持续发展及价值链攀升带来积极的促进作用。综上,人口老龄化可以倒逼密集使用劳动力“体能型”要素的行业加快人工智能的发展进程,而人工智能水平的提高又意味着相关企业可以从事价值链更高端环节的生产,生产增加值更高的产品,促进价值链攀升。因此,本文提出如下假设:

H<sub>2</sub>:人口老龄化会通过倒逼密集使用“体能型”要素的行业发展人工智能,从而提高相关企业的全球价值链分工地位。

伴随人工智能的发展,企业对普通体能型劳动力的需求虽然在下降,但对于知识和经验丰富的技能型劳动力的需求反而会上升(肖静华等,2021)<sup>[20]</sup>,在这种情况下,劳动力老龄化将不再是一种劣势。因为随着年龄的增长,劳动力的“技能型”能力,诸如知识、信息、技术和经验等,都将有一定程度的积累和提升,更加符合密集使用劳动力“技能型”要素的行业的行业需求,可以为相关企业的创新发展带来新的动力,成为一种竞争新优势。而在人工智能条件下,由于劳动力“体能型”要素的重要性下降,使劳动力随年龄增值的“技能型”要素可以得到更广泛的应用。同时,人工智能的发展对劳动力“技能型”要素也有着更为强烈的需求,此时劳动力老龄化所带来的“技能型”要素水平的提高,将成为推动这类企业向价值链高端环节攀升的动力之一。因此,与密集使用随年龄贬值的“体能型”要素的行业不同,对于密集使用随年龄增值的“技能型”要素的行业来说,年龄增长本身就是一种优势,而人工智能的应用恰好可以使这种优势得到更加充分的发挥,从而有利于推动企业

全球价值链分工地位的提高。因此,本文提出如下假设:

H<sub>3</sub>:人工智能会促进密集使用“技能型”要素的行业充分发挥劳动力的年龄优势,从而促进相关企业全球价值链分工地位的提高。

### 三、研究设计

#### 1. 模型设定

在前文理论分析的基础上,接下来使用实证研究方法进行检验。首先探讨在同时考虑人工智能和人口老龄化的情况下,企业价值链分工地位会产生什么变化,设立如下模型:

$$DVAR_{it} = \alpha_0 + \beta_1 old_{it} \times intel_{it} + \beta_2 old_{it} + \beta_3 intel_{it} + \gamma Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, $DVAR_{it}$ 为企业*i*的出口国内附加值率,本文以此来表示其全球价值链分工地位, $old_{it}$ 为本文的核心解释变量,代表企业*i*的人口老龄化程度, $intel_{it}$ 为调节变量,代表企业*i*的智能化水平,反映企业运用人工智能的程度, $old_{it} \times intel_{it}$ 为上述二者的交互项,其系数 $\beta_1$ 反映了在人工智能条件下人口老龄化对全球价值链分工地位的影响。 $Controls_{it}$ 为控制变量, $\mu_i$ 和 $\lambda_t$ 分别代表个体固定效应和时间固定效应, $\varepsilon_{it}$ 为标准误。

#### 2. 变量选取及测算

(1)企业出口国内附加值率( $DVAR$ )。如前所述,本文采用现有文献中的惯常做法,以企业出口国内附加值率作为企业全球价值链分工地位的表征变量。由于中间产品广泛参与到跨国市场活动中,单纯使用出口价值已经无法准确衡量各国在国际市场中所获贸易利得,而出口国内附加值率( $DVAR$ )表示出口中国内增加值的比重,能够更加准确地反映一国在全球价值链中的地位,因此被广泛应用于衡量各国的价值链分工地位(Hummels等,2001<sup>[21]</sup>;Koopman等,2012<sup>[22]</sup>;张杰等,2013<sup>[23]</sup>)。现有测算出口国内附加值率的方法主要分为两类,第一类是使用非竞争型投入产出表的宏观估算方法,即使用一国出口产品中进口产品的比例来反映一国的VS(垂直专业化指标),第二类方法是基于微观层面的中国工业企业数据库和中国海关贸易数据库测算出企业层面的出口国内附加值率。根据研究需要,本文选择第二类方法,并参照现有研究,给出企业出口国内附加值率的基本测算公式如下:

$$DVAR = 1 - \frac{V_F}{X} = 1 - \frac{M^p + X^o * \frac{M^o}{D + X^o}}{X} \quad (2)$$

其中, $DVAR$ 表示企业的出口国内附加值率, $V_F$ 表示企业出口中的国外增加值, $M$ 、 $X$ 和 $D$ 分别表示企业的进口、出口和国内销售,上标 $p$ 和 $o$ 表示加工贸易和一般贸易。在测算的过程中需要注意的是:首先,并不是所有进口产品都被用于中间投入,还有可能被用于国内销售,因此需要识别出进口产品中哪些产品属于中间品,进而得到一般贸易企业的中间品进口额,由于BEC分类中具有明确的中间品、消费品和资本品的分类,因此将进口数据使用的HS编码与BEC编码匹配后进行中间品识别。其次,要剔除贸易代理商的影响,将企业名称中含有“进出口”“贸易”“经贸”“科贸”“外经”等名称的企业归为中间贸易商,然后计算出通过这类中间贸易商进口的某一产品 $k$ 占这一产品总进口的份额 $m_k$ ,使用 $M_A = \sum_k \frac{M}{1 - m_k}$ 分别计算出考虑贸易代理商后调整过的一般贸易中间品进口额 $M_{Am}^o$ 和考虑贸易代理商后调整过的加工贸易进口额 $M_A^p$ 。然后,考虑到企业使用的原材料中也含有部分国外产品份额,因此在计算国外增加值时需要将这一部分包含进去,按照Koopman等(2012)<sup>[22]</sup>的方法,将这一份额设为5%。最后,考虑到进口资本品的折旧问题,参照单豪杰(2008)<sup>[24]</sup>、裴长洪(2013)<sup>[25]</sup>和江小敏等(2020)<sup>[26]</sup>的研究方法,将我国制造业固定资产折旧率设

为 10.9%,进口资本占资本形成的比例设为 38.08%,并使用折旧率与进口资本占资本形成的比例的乘积 0.0417 作为进口资本出口的附加值比重。综合考虑上述因素后,本文将企业的出口国内附加值率设置为:

$$DVAR = 1 - \frac{M_A^p + X^o \left( \frac{M_{AM}^o}{D + X^o} \right) + 0.05(M^T - M_A^p - M_{AM}^o) + 0.0417RCAP}{X} \quad (3)$$

其中, $M^T$ 表示企业中间投入额, $M_A^p$ 和 $M_{AM}^o$ 分别表示企业实际加工贸易进口额和实际一般贸易中间品进口额, $RCAP$ 为企业固定资产净值平均余额。

(2)企业人口老龄化程度(*old*)。由于《中国劳动统计年鉴》上没有细分行业的就业人员年龄结构统计,只有各行业的就业总人数,因此本文参照王有鑫和赵雅婧(2013)<sup>[27]</sup>的做法,使用第六次人口普查年鉴上提供的 2010 年细分行业就业人员年龄结构,并假设各个年龄段的劳动者在每个行业的就业比重不随时间变化,利用其他年份各行业的总人数乘以这一比重得到各年份各行业的年龄结构。根据老龄化计算的普遍做法,用老年抚养比来表示人口老龄化程度,即用 65 岁及以上的人口与 16~64 岁人口之比来表示,各年份各行业的人口老龄化程度计算公式如下:

$$industryold_n = \frac{\frac{labour_{65岁以上,r,t=2010}}{\sum_r labour_{65岁以上,r,t=2010}} \times labour_{65岁以上,t}}{\frac{labour_{16-64岁,r,t=2010}}{\sum_r labour_{16-64岁,r,t=2010}} \times labour_{16-64岁,t}} \quad (4)$$

其中, $r$ 表示制造业细分行业, $labour_{65岁以上,r,t=2010}$ 和 $labour_{16-64岁,r,t=2010}$ 分别表示行业  $r$  2010 年 65 岁以上的劳动力人数和 16~64 岁的劳动力人数, $labour_{65岁以上,t}$ 和 $labour_{16-64岁,t}$ 分别为  $t$  年制造业 65 岁以上的全部劳动人数和 16~64 岁的全部劳动人数。将上述行业层面的各年度人口老龄化程度扩展到企业层面,从而得到各个企业的人口老龄化程度指标,公式如下:

$$old_{int} = \frac{labour_{int}}{medianlabour_n} \times industryold_n \quad (5)$$

其中, $industryold_n$ 为式(4)计算出的行业人口老龄化程度, $labour_{int}$ 表示  $t$  年企业  $i$  的劳动力人数, $medianlabour_n$ 为当年  $r$  行业所有企业劳动力人数的中位数,用二者的比值衡量企业  $i$  受其所在行业人口老龄化的影响程度,近似得到企业层面的人口老龄化程度 $old_{int}$ 。

(3)人工智能水平(*intel*)。本文使用国际机器人联合会(IFR)公布的全球工业机器人数据库(后文简称 IFR 数据库)中的工业机器人数据反映人工智能的应用情况,并参照 Acemoglu 和 Restrepo(2020)<sup>[28]</sup>、王永钦和董雯(2020)<sup>[3]</sup>的研究,构造中国制造业企业层面的机器人渗透度,以更加精准地衡量企业的人工智能水平,具体测算方法如下:

首先,测算出行业层面的工业机器人渗透度:

$$indrobot_n = \frac{MR_n}{L_{r,t=2002}} \quad (6)$$

其中, $MR_n$ 为 IFR 数据库中中国  $r$  行业  $t$  年的工业机器人存量, $L_{r,t=2002}$ 为  $r$  行业 2002 年的就业人数, $indrobot_n$ 则为  $r$  行业  $t$  年的工业机器人渗透度,用来衡量行业层面的人工智能水平。

接下来,根据行业层面的工业机器人渗透度计算企业层面的机器人渗透度,并以此作为企业人工智能水平的代理变量。具体计算方法如下:

$$intel_{int} = \frac{labour_{int}}{medianlabour_n} \times indrobot_n \quad (7)$$

其中, $labour_{int}$ 为  $r$  行业中  $i$  企业  $t$  年的从业人数, $medianlabour_n$ 为  $r$  行业  $t$  年全部企业的从业人

数的中位数,用二者的比值衡量企业受其所在行业人工智能水平的影响程度,与其所在行业的人工智能水平 $indrobot_{it}$ 相乘便得到企业层面的人工智能水平 $intel_{it}$ 。

(4) 年龄相关能力要素密集度 ( $phy$  和  $ski$ )。与年龄密切相关的能力可以分为认知能力和体能。在认知能力中,有一些能力随年龄的增长逐渐增强,一些能力随年龄的增长而不断衰减 (Salthouse 等,1998<sup>[29]</sup>; Mazzonna 和 Peracchi,2012<sup>[30]</sup>)。关于年龄相关能力的研究在国内相对缺乏,在国外的各项研究中,虽然所得的结果不完全一致,但相关研究均表明,语言表达和理解能力是随着年龄的增长而增强的,记忆力、多任务处理能力等会在 30 ~ 50 岁逐渐下降,而体力的各个维度上的技能都会随着年龄的增长而不断降低。基于这一分析,本文参照 Cai 和 Stoyanov(2016)<sup>[31]</sup>、张明志和吴俊涛(2019)<sup>[32]</sup>的研究方法,用如下步骤计算各行业的年龄相关能力要素密集度:第一步,将 O\*NET 系统中每个职业的柔性、韧性、爆发力、伸展性、整体协调性、整体平衡性、耐力、静态力量和肢体力量归为“体能型”要素,将随年龄增值的口语表达能力、口语理解能力、写作表达能力和阅读理解能力归为“技能型”要素;第二步,对所有能力赋以相同的权重,求出每种职业的“体能型”要素重要性指数和“技能型”要素重要性指数;第三步,利用美国劳工局统计的 2013 年四位制造业 NAICS 码与六位标准职业代码匹配表,以行业内每种职业雇佣人数占该行业总雇佣人数的比例为权重,将行业内所有职业的年龄相关能力要素重要性指数加总,从而得到四位 NAICS 码行业的“体能型”要素密集度和“技能型”要素密集度;第四步,将四位数 NAICS 代码与中国国民经济行业分类表进行匹配,计算出中国制造业行业两位码层面的各行业的“体能型”要素密集度 ( $phy$ ) 和“技能型”要素密集度 ( $ski$ )。计算方法如下:

$$phy_{it} = \sum_{jr} \left[ \frac{labour_{jrt}}{labour_{it}} \times \left( \sum_{s=1}^n \frac{1}{n} \times physkill_{js} \right) \right] \quad (8)$$

$$ski_{it} = \sum_{jr} \left[ \frac{labour_{jrt}}{labour_{it}} \times \left( \sum_{s=1}^n \frac{1}{n} \times ageappskill_{js} \right) \right] \quad (9)$$

其中, $r$  表示行业, $j$  表示职业, $s$  表示劳动力能力, $labour_{jrt}$  为  $t$  年  $r$  行业  $j$  职业的劳动力人数, $labour_{it}$  为  $t$  年  $r$  行业所有职业的劳动力总人数, $physkill_{js}$  和  $ageappskill_{js}$  分别为  $j$  职业“体能型”相关能力  $s$  和“技能型”相关能力  $s$  的重要性指数。

(5) 控制变量。参照现有文献研究 (吕越等,2020<sup>[12]</sup>; 沈国兵和袁征宇,2020<sup>[33]</sup>; 江小敏等,2020<sup>[26]</sup>),结合本文研究需要,选取如下控制变量:一是企业年龄 ( $age$ ),采用当期年份减去企业开业年份,再对其加 1。企业年龄越大,意味着企业有更丰富的管理经验和更广泛和多样的销售渠道,对国内市场和国际市场更加熟悉,有利于企业增加国内中间品投入,从而提高全球价值链分工地位。因此,从理论上,企业年龄与出口国内附加值率成正比。二是企业规模 ( $scale$ ),用企业固定资产总额的对数来表示。相比于规模较小的企业,规模较大的企业往往具有充足的资金、更为优越人力资源和更强的应对风险的能力,因此更容易在全球价值链中占据有利地位,从而可能提高该企业的出口国内附加值率。三是政府补贴 ( $gov$ ),用政府补贴与企业销售额的比值测度。政府补贴可以在一定程度上节约企业成本,有利于企业形成比较优势,从而可能提高企业全球价值链分工地位。四是行业集聚化水平 ( $HHI$ ),使用四位编码的赫芬达尔指数反映行业集中度。行业集中程度越高,市场垄断性越强,企业面临竞争压力大,生存空间小,不利于形成自身的比较优势,从而不利于全球价值链分工地位的提高。五是资产负债率 ( $ul$ ):用企业负债总计与企业资产总计的比值表示。企业负债率较高反映了企业的经营风险较大,不利于与其他企业形成良好的合作关系,可能对企业全球价值链分工地位会造成负面影响。六是资本密集度 ( $klr$ ),用固定资产总计与职工人数的比值表示。资本密集度越高,意味着企业的固定成本越高,可变成本越低,这可能会使企业面临更大的经营风险,从而可能对企业全球价值链分工地位带来不利影响。七是融资能力 ( $fin$ ),借鉴“索

洛余值”的方法,构造出企业的融资能力指标。首先令企业的外部融资需求等于 $(1 - \xi')\Omega'$ ,其中 $\Omega'$ 为企业的资金需求, $\xi'$ 为企业通过内部融资满足资金需求的比率,进一步令外部融资能力为 $\eta$ ,企业利息支出可以表示为 $L = r\eta(1 - \xi')\Omega'$ ,其中 $r$ 为市场利率。该式说明在市场利率和内部融资能力相同的情况下,企业利息支出与资金需求的比率越高,企业的外部融资能力越强。外部融资能力越强,企业进行转型升级的可能性越大,从而可能有利于价值链分工地位的提升。

本文核心变量的定义如表 1 所示。

表 1 核心变量的定义

变量名称	变量符号	变量内涵
企业出口国内附加值率	<i>DVAR</i>	企业出口产品中来自国内的增加值的比例
企业人口老龄化程度	<i>old</i>	企业受其所在行业人口老龄化的影响程度与该行业人口老龄化程度的乘积
企业人工智能水平	<i>intel</i>	企业的工业机器人渗透度
“体能型”要素密集度	<i>phy</i>	随年龄贬值的“体能型”要素在生产过程中的重要性
“技能型”要素密集度	<i>ski</i>	随年龄增值的“技能型”要素在生产过程中的重要性

### 3. 数据来源及变量描述

本文的数据主要来源于以下几个数据库:第一,使用中国工业企业数据库和中国海关贸易数据库合并后的数据测算企业的出口国内附加值率。在合并的过程中首先按照企业代码和企业名称分别进行两次分组,使用交叉匹配的方法进行合并,并对一些不好判断的数据进行人工识别,再将匹配好的数据按照剔除关键指标缺失值、剔除不满足“规模以上”标准的观测值和剔除一些明显不符合会计原则的观测值等步骤进行清洗后使用。第二,使用《中国劳动统计年鉴》和《第六次人口普查年鉴》测算人口老龄化程度指标,首先使用《第六次人口普查年鉴》测算出制造业各细分行业的各年龄段人口占比,然后按照这一比重根据《中国劳动统计年鉴》推算出各年份各细分行业的年龄结构。第三,将 IFR 数据库与中国工业企业数据库按照两位数行业进行匹配,然后将 IFR 数据库中的机器人数据,根据行业 and 企业的从业人数按比例近似测算企业的智能化水平。第四,使用美国劳动统计局中的就业数据和 O\*NET 系统中的职业相关数据匹配后测算行业的年龄相关能力要素密集度。鉴于数据的可得性,本文实证研究的时间跨度为 2002—2013 年,主要变量的描述性统计如表 2 所示。

表 2 核心变量的描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>DVAR</i>	451712	0.8054	0.3170	0	1
<i>old</i>	451712	0.0089	0.0262	0	5.3954
<i>intel</i>	451712	0.0010	0.0618	0	8.1964
<i>phy</i>	451712	24.3369	4.7466	13.2534	31.4675
<i>ski</i>	451712	55.7292	5.1983	46.5642	66.1582

## 四、实证分析与结果

### 1. 基准回归结果

首先使用前文设定的基准模型,初步探究人口老龄化和人工智能对中国制造业企业出口国内附加值率的影响,基准模型的回归结果如表 3 所示。表 3 第(1)列是未加入控制变量且没有控制固定效应的结果,第(2)列加入了控制变量并控制了个体固定效应,第(3)列进一步控制了时间固

定效应。从表 3 中各列的回归结果来看,人口老龄化与企业人工智能水平的交互项的系数显著且为正,说明企业人工智能弱化了人口老龄化可能产生的负面影响,使人口老龄化没有成为抑制中国攀升全球价值链的因素。在人口老龄化和企业人工智能的共同作用下,企业的全球价值链分工地位得到了一定程度的提升,假设 H<sub>1</sub> 得到了初步验证。上述影响一方面可能通过前文所说的“倒逼”作用;另一方面可能意味着在人工智能条件下,劳动力不同能力的相对重要性发生了变化,后文将对此进行进一步的验证。

表 3 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
<i>old × intel</i>	0.4677 *** (0.0304)	0.3310 *** (0.0304)	0.3478 *** (0.0302)
<i>old</i>	0.1183 *** (0.0217)	0.2129 *** (0.0217)	0.0732 *** (0.0220)
<i>intel</i>	0.2056 *** (0.0081)	0.1287 *** (0.0083)	0.1440 *** (0.0082)
<i>age</i>		0.0070 *** (0.0001)	0.0089 *** (0.0002)
<i>scale</i>		0.0253 *** (0.0005)	0.0236 *** (0.0005)
<i>gov</i>		0.0183 (0.0150)	0.0175 (0.0149)
<i>HHI</i>		-0.0186 (0.0319)	-0.0294 (0.0317)
<i>tl</i>		-0.0098 *** (0.0017)	-0.0129 *** (0.0017)
<i>klr</i>		-0.0054 (0.0043)	-0.0046 (0.0043)
<i>fin</i>		0.0027 ** (0.0011)	0.0023 ** (0.0009)
常数项	0.7981 *** (0.0003)	0.9506 *** (0.0045)	0.8913 *** (0.0049)
个体/时间固定效应	否	是	是
观测值	451712	449107	449107
R <sup>2</sup>	0.0017	0.0151	0.0285

注:括号内为稳健的标准误;\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著,下同

## 2. 稳健性检验

为检验基准回归结果的稳健性,本文采用替换变量法。参照张杰等(2013)<sup>[23]</sup>、戴翔和秦思佳(2020)<sup>[34]</sup>的计算方法,重新计算各企业的出口国内增加值率,具体公式如下:

$$DVAR = \begin{cases} 1 - \frac{M_A^O + 0.05 * (M^T - M_A^O)}{Y_{it}^O}, shipment = O \\ 1 - \frac{M_{AM}^P + 0.05 * (M^T - M_{AM}^P)}{Y_{it}^P}, shipment = P \\ w_o \left( 1 - \frac{M_A^O + 0.05 * (M^T - M_A^O)}{Y_{it}^O} \right) + w_p \left( 1 - \frac{M_{AM}^P + 0.05 * (M^T - M_{AM}^P)}{Y_{it}^P} \right), shipment = M \end{cases} \quad (10)$$

其中,O、P、M 分别代表一般贸易、加工贸易和混合贸易,M<sup>T</sup>表示企业中间投入额,M<sub>A</sub><sup>P</sup>表示企业实际加工贸易进口额,M<sub>AM</sub><sup>O</sup>表示一般贸易中间品进口额,Y<sub>it</sub><sup>O</sup>和Y<sub>it</sub><sup>P</sup>分别表示一般贸易企业和加工贸易企业的总产出。替换变量之后进行重新回归,所得结果如表 4 所示,在依次加入控制变量、控制个体和时间固定效应之后,从各列的回归结果来看,人工智能和人口老龄化的共同作用对企业出口国内附加值率起到显著促进作用的结果依然成立,全球价值链分工地位得以改善,前文的假设 H<sub>1</sub> 得到再次验证。



表 4

稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)
<i>old × intel</i>	0.5370***(0.0375)	0.3403***(0.0376)	0.2413***(0.0374)
<i>old</i>	0.2781***(0.0268)	0.2560***(0.0268)	0.1631***(0.0273)
<i>intel</i>	0.2651***(0.0100)	0.1599***(0.0102)	0.1073***(0.0102)
控制变量		控制	控制
常数项	0.7121***(0.0004)	0.7776***(0.0056)	0.7287***(0.0061)
个体/时间固定效应	否	是	是
观测值	451712	449107	449107
R <sup>2</sup>	0.0022	0.0086	0.0256

### 3. 内生性处理

为缓解模型可能会存在的内生性问题,本文使用如下方法进行内生性处理:首先,为避免遗漏变量导致的内生性问题,在基准模型中再加入两个影响出口国内附加值率的新变量,分别为企业的劳动生产率(*lp*)和利润率(*profit*)。如表 5 第(1)列所示,加入这些控制变量后,结果依然表明人工智能和人口老龄化的共同作用对企业出口国内附加值率存在显著的正向促进作用。其次,分别将核心解释变量的滞后一期和将所有解释变量均滞后一期后的数据纳入基准模型进行重新回归,如表 5 第(2)列和第(3)列所示,人口老龄化程度和企业人工智能水平的交互项仍然显著为正,人口老龄化没有阻碍企业出口国内附加值率的提高。最后,考虑到企业人工智能水平这一指标可能与被解释变量具有反向因果关系,故使用工具变量法进行内生问题的处理,将企业人工智能水平的滞后一期作为工具变量纳入回归模型,并使用两阶段最小二乘法进行回归,如表 5 第(4)列所示,从 Anderson-LM 统计量和 Cragg-Donald Wald-F 统计量的结果来看,工具变量的选取通过了弱工具变量检验和不可识别检验,说明工具变量的选取是有效的,从回归结果来看,人口老龄化与企业人工智能水平的交互项的系数依然显著为正。综上,在考虑模型内生性问题后,假设 H<sub>1</sub> 仍然成立。

表 5

内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	控制遗漏变量	核心解释变量滞后一期	所有解释变量滞后一期	工具变量法
<i>old × intel</i>	0.3481***(0.0302)	0.3126***(0.0355)	0.3178***(0.0356)	0.4179***(0.0439)
<i>old</i>	0.0704***(0.0221)	0.0786***(0.0251)	0.0835***(0.0252)	0.0568**(0.0274)
<i>intel</i>	0.1435***(0.0082)	0.1513***(0.0103)	0.1538***(0.0103)	0.1738***(0.0121)
控制变量	控制	控制	控制	控制
常数项	0.8914***(0.0049)	0.9165***(0.0057)	0.8472***(0.0055)	
Anderson-LM 统计量				160000[0.0000]
Cragg-Donald Wald-F 统计量				200000 {7.03}
个体/时间固定效应	是	是	是	是
观测值	449107	340609	341043	336210
R <sup>2</sup>	0.0286	0.0218	0.0188	0.0217

注:括号内稳健的标准误;\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著;方括号内为 *p* 值;大括号内为 F 统计量 10% 统计水平上的临界值

#### 4. 异质性分析

制造业企业根据企业所有制和贸易类型等标准可以划分为不同的企业类型,不同类型的企业由于其自身发展条件、所处发展阶段、生产产品类型等方面的不同,对人口老龄化的感知程度有所差异,因此受到人口老龄化影响的程度也不同。首先,国有企业在经济运行中承担着重要的“稳就业”功能,因此受到人口老龄化的影响程度相比于非国有企业应当更强(随淑敏和何增华,2020<sup>[35]</sup>;倪克金和刘修岩,2021<sup>[36]</sup>),这难免会对两者参与国际分工产生不同影响。其次,从不同贸易类型来看,加工贸易企业由于生产环节具有明显的组装和加工等特点,因此无论在发展人工智能的积极性上,还是在利用人工智能的有效性上,都较一般贸易更为明显,这也会对人口老龄化对两类企业全球价值链攀升的促进作用产生一定差异。再次,企业所处行业类型的不同也会造成企业之间的差异,资本和技术密集度较高的行业,能够高效利用人工智能及其相关信息与知识,从而能够实现人工智能持续发展,提升产品的质量,巩固和提高其在全球价值链中的地位,而劳动力密集度较高的行业由于缺少充分利用人工智能的现实条件,因此当其面临人口老龄化程度加深的影响时,对企业全球攀升价值链的影响,相比于其他擅长使用人工智能的企业也应当有所差异。最后,从地区分布上来看,不同经济带的自然条件、社会条件、发展水平和阶段不同,也会导致人口老龄化对企业攀升全球价值链分工地位产生不同的作用程度。接下来,分别对上述可能存在的异质性问题进行实证检验。

(1)基于不同企业所有制。本文参照聂辉华等(2012)<sup>[37]</sup>、沈国兵和袁征宇(2020)<sup>[38]</sup>的研究方法,将国有资本和集体资本之和占总资本投入等于或超过 50% 的企业定义为国有企业,其余企业定义为非国有企业。将全样本划分为国有企业样本和非国有企业样本,使用基准模型分别进行实证分析,回归结果如表 6 所示。由于国有企业的就业相对于非国有企业较为稳定,因此老龄劳动力一般都是长期在该企业工作的员工,其特定工作经验的累积相较于就业稳定性较低的非国有企业来说更加丰富和有针对性,从而在人工智能的背景条件下,这部分劳动力可以更好地发挥“技能型”要素,这将有利于促进全球价值链攀升。

表 6 基于不同企业所有制的异质性分析

变量	(1)	(2)
	国有企业	非国有企业
<i>old × intel</i>	0.3443 *** (0.0348)	0.2912 (0.4431)
<i>old</i>	0.3666 *** (0.0779)	0.0246 (0.0299)
<i>intel</i>	0.0628 (0.0733)	0.1693 *** (0.0097)
控制变量	控制	控制
常数项	0.9005 *** (0.0453)	0.8890 *** (0.0056)
个体/时间固定效应	是	是
观测值	15611	346131
R <sup>2</sup>	0.0277	0.0350

(2)基于不同贸易类型。将样本中的企业区分为一般贸易企业和加工贸易企业后,基于分样本的回归结果如表 7 所示。从表 7 中可以看出,在人口老龄化对企业出口国内增加值率的影响中,企业人工智能水平的正向调节作用,在加工贸易企业更加显著。加工贸易“两头在外”的典型特征使其在国内的生产环节多以加工组装为主,具有常规性、复杂性的特征,在这一方面,机器人相对于人力劳动力具有更加明显的比较优势,加上长期以来加工贸易企业存在出口国内附加值率较低的特点,因此当人口老龄化程度逐渐加深之后,倒逼人工智能发展的效果更加显著,使加工贸易企业的出口国内附加值率的提升效果也更加显著。

表 7 基于不同贸易类型的异质性分析

变量	(1)	(2)
	一般贸易	加工贸易
<i>old × intel</i>	0.6369 (1.8952)	0.4093 <sup>***</sup> (0.1346)
<i>old</i>	-0.1456 (0.3426)	0.0530 (0.0540)
<i>intel</i>	-0.0675 (0.1302)	0.2751 <sup>***</sup> (0.0353)
控制变量	控制	控制
常数项	0.6182 <sup>***</sup> (0.0513)	1.1496 <sup>***</sup> (0.0070)
个体/时间固定效应	是	是
观测值	14092	192804
R <sup>2</sup>	0.1438	0.0974

(3) 基于不同行业类型。将企业所在行业分为劳动密集型、资本密集型和技术密集型<sup>①</sup>, 进行分样本回归, 结果如表 8 所示。除劳动密集型行业结果不显著外, 企业人工智能水平和人口老龄化对企业出口国内附加值率的促进效应在资本密集型行业和技术密集型行业都显著存在。形成这一差异的原因可能在于, 对于劳动密集型行业的企业来说, 其员工多为体力劳动者, 容易受到老龄化的影响, 而人工智能对于低端产业的替代性不是太强, 所以即使投入了人工智能的使用, 人口老龄化程度加深对劳动密集型行业企业的出口国内附加值率仍有可能产生负向影响。但是对于资本密集型行业和技术密集型行业来说, 具有快速发展和利用人工智能的基础条件, 此时年龄增加可以被快速转变为有利因素, 因此更有可能促进企业的价值链攀升。

表 8 基于不同行业类型的异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)
	劳动密集型	资本密集型	技术密集型
<i>old × intel</i>	-0.1783 (0.1317)	1.1233 <sup>***</sup> (0.2785)	0.7310 <sup>***</sup> (0.0788)
<i>old</i>	-0.0229 (0.0242)	0.2633 <sup>***</sup> (0.0550)	0.3153 <sup>***</sup> (0.0857)
<i>intel</i>	0.0558 <sup>***</sup> (0.0143)	0.2541 <sup>***</sup> (0.0322)	0.2123 <sup>***</sup> (0.0158)
控制变量	控制	控制	控制
常数项	0.8943 <sup>***</sup> (0.0064)	0.9351 <sup>***</sup> (0.0104)	0.8596 <sup>***</sup> (0.0114)
个体/时间固定效应	是	是	是
观测值	206428	122428	120251
R <sup>2</sup>	0.0310	0.0279	0.0320

(4) 基于不同地区。考虑到各地区之间的经济发展水平的差异, 包括基础设施建设、经济建设水平、经济发展条件和阶段等方面的不同, 人工智能在人口老龄化对全球价值链攀升的影响中的作用也应当有所差异。本文根据各地区的自然条件、经济发展水平、交通运输条件、经济效益等方面的差异将中国 31 个省份划分为东、中、西三大经济带<sup>②</sup>, 并进行分样本回归, 回归结果如表 9 所示。

① 三种行业分类情况如下: 劳动密集型企业, 具体类型包括农副食品加工, 食品制造, 饮料制造, 烟草制造, 纺织, 纺织服装、鞋帽制造, 皮革、皮毛、羽毛(绒)及其制品, 木材加工及木、竹、藤、家具制造, 造纸及纸制品, 印刷, 文教体育用品制造, 橡胶制品, 塑料制造, 工艺品及其他制造, 废弃资源和废旧材料回归加工; 资本密集型企业, 具体类型包括石油加工、炼焦及核燃料加工, 非金属材料, 黑色金属冶炼及压延加工, 有色金属冶炼及压延加工, 金属制品, 通用设备制造, 专用设备制造, 仪器仪表及文化、办公用机械制造; 技术密集型行业, 具体类型包括化学原料及化学制品制造, 医药制造, 化学纤维制造, 汽车制造, 其他运输制造, 电气机械及器材制造, 通信设备、计算机及其他电子设备制造。

② 东部地区包括辽宁、河北、天津、北京、山东、江苏、上海、浙江、福建、广东、广西、海南; 中部地区包括黑龙江、吉林、内蒙古、山西、安徽、江西、河南、湖北、湖南; 西部地区包括陕西、甘肃、宁夏、青海、新疆、重庆、四川、云南、贵州、西藏。

从实证结果中可以发现,东部地区的人口老龄化在人工智能条件下,对制造业企业出口国内附加值率的提高具有一定的正向影响,中部地区这一促进作用不太显著,而西部地区的人口老龄化即使在人工智能条件下仍然对企业全球价值链攀升带来了负面影响。出现上述异质性的原因可能在于东部地区的经济发展程度较高,相比于中部和西部地区人才储备较为充裕,无论是从发展人工智能的速度上看,还是从利用人工智能的效率上看,都远超过中部地区和西部地区,因此,人口老龄化的优势能够得到更为充分的体现,进而对提高企业出口国内附加值率的促进作用也较为显著。同时,这一结果还反映了对于中部和西部来说,加快发展人工智能从而提高全球价值链分工地位还有很大的发展空间。

表 9 基于不同地区的异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)
	东部地区	中部地区	西部地区
<i>old × intel</i>	0.7310***(0.0788)	0.0366(0.2321)	-0.8241***(0.3030)
<i>old</i>	0.3153***(0.0857)	0.1682**(0.0682)	0.0619(0.1511)
<i>intel</i>	0.2123***(0.0158)	0.0601(0.0390)	0.1564**(0.0703)
控制变量	控制	控制	控制
常数项	0.8596***(0.0114)	1.0215***(0.0227)	1.0341***(0.0396)
个体/时间固定效应	是	是	是
观测值	120251	23579	9983
R <sup>2</sup>	0.0320	0.0628	0.0710

### 五、机制检验

根据前文的理论分析可见,要想探讨人口老龄化对企业全球价值链攀升影响的具体机制,则需要对劳动力的能力进行细分,将其划分为“体能型”要素和“技能型”要素后,再进一步探讨人口老龄化和人工智能提高企业出口国内附加值率的作用机制。

#### 1. “体能型”要素机制作用

对于“体能型”要素来说,人口老龄化程度加深带来的体力劳动者减少和劳动力年龄增长会倒逼“体能型”要素密度高的企业进行智能化转型,从而有利于实现全球价值链攀升。此时,人工智能起到了中介作用。根据基准模型回归结果可以发现,人工智能的运用正向促进了人口老龄化对出口国内附加值率的提高作用,因此,对于这一作用机制的检验,重点在于检验人口老龄化是否会提高企业人工智能水平,构建如下模型:

$$DVAR_{it} = \alpha_0 + \beta_1 old_{it} \times phy_{it} + \beta_2 old_{it} + \beta_3 phy_{it} + \gamma Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (11)$$

$$intel_{it} = \alpha_0 + \beta_1 old_{it} \times phy_{it} + \beta_2 old_{it} + \beta_3 phy_{it} + \gamma Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (12)$$

其中,*phy<sub>it</sub>*表示*r*行业*t*年的“体能型”要素密集度,其与企业的人口老龄化*old<sub>it</sub>*的交互项*old<sub>it</sub> × phy<sub>it</sub>*可以衡量密集使用劳动力“体能型”要素的行业受到的人口老龄化的影响,从而探讨人工智能在密集使用劳动力“体能型”要素的企业中的机制作用效果。其余变量含义与基准模型一致。

劳动力的“体能型”能力随年龄的增加而逐渐衰退,会倒逼密集使用这一类劳动力能力的企业发展人工智能,然后进一步促进其出口国内增加值率的提高,改善企业的全球价值链分工地位。基于此,对模型(11)和模型(12)进行检验,从表 10 第(1)列中的结果可以发现,企业人口老龄化程度与企业所在行业的“体能型”要素密集度的交互项,对企业出口国内附加值率的影响结果显著为

正,且第(2)列中二者交互项对企业人工智能水平的影响结果显著也为正,由此可以说明,在“体能型”要素密集度较高的行业中,人口老龄化程度的加深显著促进了企业人工智能的发展和应用,提高了企业人工智能水平,从而对提高企业出口国内附加值率有促进作用。因此,可以认为人口老龄化会倒逼密集使用劳动力“体能型”要素的企业提高人工智能水平从而促进其全球价值链分工地位提升的这一作用机制在实证层面得到了逻辑一致性检验,假设  $H_2$  得到验证。

## 2. “技能型”要素机制作用

对于“技能型”要素来说,在企业使用人工智能替代体能型劳动力后,由于有了人工智能的生产环境,一些高龄劳动力的知识经验等优势可以得以体现,主要表现为人口老龄化在人工智能的调节作用下,促进了密集使用“技能型”要素的企业出口国内附加值率的提高,改善全球价值链分工地位。因此,使用企业层面的人口老龄化  $old_{it}$ 、企业所在行业“技能型”要素密集度  $ski_{it}$  和企业人工智能水平  $intel_{it}$  三者的交互项来反映这一情形,实证模型设置如下模型:

$$DVAR_{it} = \alpha_0 + \beta_1 old_{it} \times ski_{it} \times intel_{it} + \beta_2 old_{it} \times ski_{it} + \beta_3 old_{it} \times intel_{it} + \beta_4 ski_{it} \times intel_{it} + \beta_5 old_{it} + \beta_6 ski_{it} + \beta_7 intel_{it} + \gamma Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (13)$$

在人工智能发展日益迅猛的情况下,劳动力“技能型”要素得到了更大程度的激发,这对于密集使用“技能型”要素的行业和企业来说是一大发展机遇。根据前文理论部分的分析可见,人口老龄化带来的劳动力年龄增加在人工智能的发展下能够更好地激发“技能型”要素的作用,从而有助于提高企业的出口国内增加值率。从表 10 第(3)列的回归结果来看,人口老龄化、“技能型”要素密集度和企业人工智能水平三者的交互项,对企业的出口国内附加值率确实起到了显著的正向促进作用,因此可以认为人口老龄化在人工智能的调节作用下,显著提高了密集使用“技能型”要素企业的出口国内附加值率,或者说,人工智能进一步激发了人口老龄化带来年龄优势,从而提高了企业全球价值链分工地位,由此验证了本文提出的假设  $H_3$ 。

表 10 机制检验

变量	(1)	(2)	(3)
	“体能型”要素		“技能型”要素
	<i>DVAR</i>	<i>intel</i>	<i>DVAR</i>
<i>old</i> × <i>phy</i>	0.0085* (0.0050)	0.0107*** (0.0013)	
<i>old</i> × <i>ski</i> × <i>intel</i>			0.1024*** (0.0097)
<i>old</i> × <i>ski</i>			0.0207*** (0.0062)
<i>old</i> × <i>intel</i>			5.4191*** (0.5444)
<i>ski</i> × <i>intel</i>			0.0319*** (0.0019)
<i>old</i>	0.2896** (0.1467)	0.4843*** (0.0357)	-1.0329*** (0.3343)
<i>phy</i>	0.0009*** (0.0002)	0.0007*** (0.0001)	
<i>ski</i>			0.0018*** (0.0003)
<i>intel</i>			1.6990*** (0.1107)
控制变量	控制	控制	控制
常数项	0.8661*** (0.0074)	-0.0496*** (0.0018)	0.9912*** (0.0149)
个体/时间固定效应	是	是	是
观测值	449107	449107	449107
R <sup>2</sup>	0.0278	0.0417	0.0293

## 六、结论和启示

当前,中国参与全球价值链分工体系正面临着一系列因素的深刻调整 and 变化,其中人口老龄化

的结构性变迁,以及当前以人工智能为表现的新一轮信息技术革命,无疑是重要的变化之一。在新发展阶段,能否克服人口老龄化带来的劣势,进一步挖掘并利用人口老龄化的潜在优势,是当前面临的重要问题。针对这一问题,本文首先在理论上进行阐释,并使用制造业企业层面的微观数据,从实证层面对理论假设进行检验。研究发现:第一,虽然随着人口老龄化程度不断加深,中国劳动力的传统比较优势在逐渐丧失,但从本文的研究结果来看,人工智能可以弥补人口老龄化带来的人口红利丧失,促进中国企业全球价值链分工地位的提升。第二,异质性分析发现,上述作用效果在国有企业、加工贸易企业、资本和技术密集度较高的行业以及东部地区较为显著。第三,机制检验发现,随着人口老龄化程度的加深,“体能型”要素密集度较高的行业的劳动力优势在丧失,这倒逼企业发展人工智能,从而有利于企业全球价值链分工地位的提升;而“技能型”要素密集度较高的行业,人口老龄化带来的劳动力自身知识和经验的积累,正好是发展人工智能所需要的,为人工智能发展提供的生产条件和社会条件,又进一步激发了劳动者“技能型”要素的作用发挥,增创了新优势,从而对企业全球价值链分工地位的提升产生积极的促进作用。

本文的研究发现不仅有助于厘清人口老龄化、人工智能和全球价值链攀升之间的关系,而且对于如何把握人工智能带来的新机遇,应对中国当下人口老龄化日益严重的问题,保持向全球价值链高端环节攀升的持续动力,也有重要的政策含义。

一方面,要辩证认识人口老龄化对全球价值链攀升的影响。长期以来,中国依靠低成本劳动力优势取得了经济的飞速发展,在全球价值链中占据着重要的一环。人口老龄化带来的劳动力短缺和用工成本提高,无疑会弱化中国参与以及攀升全球价值链的传统优势。但是,考虑到当前人工智能的发展,人口老龄化至少可以在两个层面上对企业全球价值链攀升带来积极的促进作用。一是人口老龄化倒逼密集使用劳动力“体能型”要素的行业促进人工智能的发展,从而对全球价值链攀升起到积极影响;二是人工智能条件下人口老龄化程度的加深,激发了密集使用劳动力“技能型”要素行业的劳动力年龄优势,这一优势也将有助于促进全球价值链分工地位的提高。因此,对于人口老龄化问题,要结合人工智能的发展辩证地看待其可能产生的影响,并找到最优生产方式和政策对策,充分发挥年龄结构变化可能创造的新优势。

另一方面,要加快制造业智能化发展,弥补人口老龄化带来的传统优势丧失。进入第四次工业革命时代以来,以人工智能、智能制造等为主导的产业转型和产业升级成为主流,因此推动制造业智能化发展应当是抢抓第四次工业革命机遇的重要抓手。基于本文的研究发现,无论是何种劳动能力密集型的行业,都将受到人工智能的正向影响。这不仅说明了人工智能在攀升全球价值链中的重要作用,也进一步说明了大力发展人工智能的必要性。从国内来看,人工智能对社会发展带来的积极影响是不言而喻的,尤其是新冠疫情爆发之后人工智能在疫情防控、复产复工方面体现了巨大的优越性,这种积极影响也为人工智能的持续发展带来了巨大动力。从全球来看,各国都在发展人工智能,如果在这一关键时期落后了,可能会丧失在新一轮全球化中重塑竞争新优势的机会。因此,重视提高劳动力素质和“技能型”要素水平,加快制造业智能化发展,是弥补传统优势丧失和增创新优势的必由之路,也是抢占新一轮全球价值链分工制高点的必然要求。

#### 参考文献

- [1] 蔡昉. 中国应为下一个人口转折点未雨绸缪吗? [J]. 北京: 经济与管理研究, 2020, (10): 3-13.
- [2] 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, (C): 254-280.
- [3] 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]. 北京: 经济研究, 2020, (10): 159-175.
- [4] Autor, D. H. Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation [J]. The Journal of Economic

Perspectives, 2015, 29, (3): 3-30.

- [5]程承坪,彭欢.人工智能影响就业的机理及中国对策[J].北京:中国软科学,2018,(10):62-70.
- [6]程承坪.人工智能最终会完全替代就业吗[J].上海师范大学学报(哲学社会科学版),2019,(2):88-96.
- [7]蔡宏波,韩金镛.人工智能缓解人口老龄化压力:作用机理与实现路径[J].北京:新视野,2021,(6):20-26.
- [8]王森,王瑞瑜,孙晓芳.智能化背景下人口老龄化的产业结构升级效应[J].成都:软科学,2020,(1):90-96.
- [9]李翠妮,葛晶,赵沙俊.人工智能、老龄化与经济高质量发展[J].西安:当代经济科学,2022,(1):77-91.
- [10]汪伟,刘玉飞,彭冬冬.人口老龄化的产业结构升级效应研究[J].北京:中国工业经济,2015,(11):47-61.
- [11]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].北京:数量经济技术经济研究,2020,(10):24-44.
- [12]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].北京:中国工业经济,2020,(5):80-98.
- [13]周泓竹,基建红,张志彤.人工智能对全球价值链分工位置的双重影响[J].上海:财经研究,2022,(10):34-48,93.
- [14]李新娥,喻子君,夏静,唐少清.人工智能技术应用下制造业企业就业效应研究——基于101家上市公司的实证检验[J].北京:中国软科学,2021,(S1):277-286.
- [15]周世军,赵丹丹.人工智能重塑就业的未来趋势、特征及对策[J].成都:经济体制改革,2022,(1):188-194.
- [16]吴飞飞,张彤,汪伟.人口老龄化、劳动力价格扭曲与出口优势演进[J].南京:产业经济研究,2022,(3):41-55.
- [17]陈秋霖,许多,周羿.人口老龄化背景下人工智能的劳动力替代效应——基于跨国面板数据和中国省级面板数据的分析[J].北京:中国人口科学,2018,(6):30-42.
- [18]程承坪.人工智能促进经济发展的途径[J].石家庄:当代经济管理,2021,(3):1-8.
- [19]王君,张于喆,张义博,洪群联.人工智能等新技术进步影响就业的机理与对策[J].北京:宏观经济研究,2017,(10):169-181.
- [20]肖静华,吴小龙,谢康,吴瑶.信息技术驱动中国制造转型升级——美的智能制造跨越式战略变革纵向案例研究[J].北京:管理世界,2021,(3):161-179.
- [21]Hummels, D., J. Ishii, and K. M. Yi. The Nature and Growth of Vertical Specialization in World Trade[J]. Journal of International Economics, 2001, 54, (1): 75-96.
- [22]Koopman, R., Z. Wang, and S. J. Wei. Estimating Domestic Content in Exports When Processing Trade is Pervasive[J]. Journal of Development Economics, 2012, 99, (1): 178-189.
- [23]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].北京:经济研究,2013,(10):124-137.
- [24]单豪杰.中国资本存量K的再估算:1952—2006年[J].北京:数量经济技术经济研究,2008,(10):17-31.
- [25]裴长洪.进口贸易结构与经济增长:规律与启示[J].北京:经济研究,2013,(7):4-19.
- [26]江小敏,梁双陆,李宏兵.进口产品质量的提升促进了我国产业出口升级吗——基于产业关联视角的证据[J].广州:国际经贸探索,2020,(7):16-32.
- [27]王有鑫,赵雅婧.劳动力年龄分布、老龄化趋势与出口比较优势[J].兰州:西北人口,2013,(6):64-69.
- [28]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128, (6): 2188-2244.
- [29]Salthouse, T. A., D. Z. Hambrick., and K. E. Mcguthry. Shared Age-related Influences on Cognitive and Noncognitive Variables[J]. Psychology & Aging, 1998, 13, (3): 486-500.
- [30]Mazzonna, F., and F. Peracchi. Ageing, Cognitive Abilities and Retirement[J]. SSRN Electronic Journal, 2012, 56, (4): 691-710.
- [31]Cai, J., and A. Stoyanov. Population Aging and Comparative Advantage[J]. Journal of International Economics, 2016, 102: 1-21.
- [32]张明志,吴俊涛.人口老龄化对中国制造业行业出口的影响研究[J].北京:国际贸易问题,2019,(8):1-15.
- [33]沈国兵,袁征宇.互联网化、创新保护与中国企业出口产品质量提升[J].北京:世界经济,2020,(11):127-151.
- [34]戴翔,秦思佳.营商环境优化如何提升企业出口国内增加值率[J].北京:国际贸易问题,2020,(11):15-29.
- [35]随淑敏,何增华.人口老龄化对企业创新的影响——基于人口普查数据与微观工业企业数据的实证分析[J].北京:人口研究,2020,(6):63-78.
- [36]倪克金,刘修岩.数字化转型与企业成长:理论逻辑与中国实践[J].北京:经济管理,2021,(12):79-97.
- [37]聂辉华,江艇,杨汝岱.中国工业企业数据库的使用现状和潜在问题[J].北京:世界经济,2012,(5):142-158.
- [38]沈国兵,袁征宇.互联网化对中国企业出口国内增加值提升的影响[J].北京:财贸经济,2020,(7):130-146.

# The Impact of Population Aging on the Global Value Chain Upgrade under the Condition of Artificial Intelligence

DAI Xiang<sup>1</sup>, WANG Ru-xue<sup>2</sup>

(1. School of Economics, Nanjing Audit University, Nanjing, Jiangsu, 211815, China;

2. School of Business, Nanjing University, Nanjing, Jiangsu, 210008, China)

**Abstract:** The low-cost advantage formed by the “demographic dividend” is the key for China to embed in global value chains and harvest the benefits of open development in the past. However, with the accelerated process of population aging, the above advantages have gradually been lost, causing worry among theoretical and practical departments about their impact on global value chain participation. The worry mainly stems from the decrease in the number of working-age workers and the physical weakness of the workforce. However, the development of artificial intelligence will make the physical skills of the labor force relatively less important in production, and make the age-appreciating skills of the labor force have a broader “place to use”, and become a new advantage for China to participate in the global value chain.

With the deepening of population aging, the development of artificial intelligence is also constantly strengthening, and its replacement effect on the labor force has been confirmed in many studies, which can alleviate the labor shortage caused by population aging to a certain extent. Therefore, when discussing the impact of population aging on China's participation in the global value chain, if the impact of artificial intelligence is ignored, the results may have a deviation from practice, because the negative impact of population aging on China's participation in the global value chain is likely to be weakened by the technological progress brought about by artificial intelligence. Furthermore, the role of artificial intelligence may go far beyond this, mainly reflected in the fact that the application of artificial intelligence will not only make up for the negative effects such as labor shortage caused by population aging, but also potentially bring advantages to population aging itself. On the basis of theoretical analysis, this paper makes an empirical study. Based on the micro data of Chinese manufacturing enterprises, the empirical test of this paper finds that China's position in the global value chain has been improved under the combination of population aging and artificial intelligence. The result is still valid after the robustness test and endogeneity test. In addition, the sub sample test found that the above effects were more significant in state-owned enterprises, processing trade enterprises, industries with high capital and technology intensity, and the eastern region. On the basis of further distinguishing between physical factor intensive industries and age-appreciating skill factor intensive industries, the test of the mechanism of action shows that population aging will force the industries that use more physical factor to apply AI to a greater extent, and give full play to the age advantage of workers in the industries that use more age-appreciating skills factor under the application of AI, which is conducive to the improvement of the division of labor in the global value chain of relevant enterprises.

The findings in this paper not only help clarify the relationship between the population aging, artificial intelligence, and the upgrade of global value chains, but also have important policy implications for how to grasp the new opportunities brought by artificial intelligence, address the increasingly serious problems of China's population aging, and maintain the sustained momentum of climbing towards the high-end segments of the global value chain. Specifically, on the one hand, it is necessary to dialectically understand the impact of population aging on the upgrade of the global value chain. Regarding the population aging, it is necessary to take a dialectical view of its possible impact in combination with the development of artificial intelligence, and find the optimal production methods and policy countermeasures suitable for this age development stage, so as to fully exploit the new advantages that may be created by changes in the age structure. On the other hand, it is necessary to accelerate the intelligent development of the manufacturing industry and make up for the loss of traditional advantages brought by the aging population. Attaching importance to improving the quality of labor and age-appreciating skills and accelerating the intelligent development of manufacturing industry is an essential way to make up for the loss of traditional advantages and increase innovation advantages, and is also an inevitable requirement to seize the commanding heights of the new round of global value chain division.

**Key Words:** population aging; artificial intelligence; global value chain upgrade; “physical” factor; “skills” factor

**JEL Classification:** F14, F16, F66

**DOI:** 10.19616/j.cnki.bmj.2023.03.002

(责任编辑: 闫梅)