

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

祝树金 谈晓静 李丹

摘要：智能制造是我国制造强国建设的主攻方向，也是我国制造业实现价值链攀升的重要路径。本文纳入基础设施、服务保障、平台发展及综合效益四个指标，通过构建省际层面智能化综合指数，并将其与2003—2013中国海关数据库、中国工业企业数据库进行匹配，建立智能化影响我国制造业全球价值链攀升的计量模型进行实证研究。结果发现，平均而言，智能化综合指数每增加一个单位，企业出口国内增加值率增加约0.0705个单位，机制检验表明，这一促进效应是通过降低劳动力雇佣数量和提升劳动生产率以降低劳动力成本和通过提高劳动力质量以促进人力资本积累这两条路径实现的。智能化对制造业价值链攀升的影响主要集中在劳动密集型行业、低技术水平和东部地区企业。进一步研究发现，智能化对不同技能水平的劳动力具有差异化影响，随着智能化程度的提高，企业低技能劳动力占比下降，高技能劳动力占比上升。因此，在智能制造风口下，制造业转型升级势在必行。减少劳动力成本，提升劳动力平均质量，有助于中国制造业企业向全球价值链中高端攀升。

关键词：智能制造；全球价值链攀升；劳动力成本；人力资本积累

[中图分类号] F742 [文献标识码] A [文章编号] 1002-4670 (2022) 5-0051-18

引言

智能制造是信息技术与先进制造技术的高度融合，加快推动制造业智能化转型，是制造业升级的必然路径，也是我国经济高质量发展的重要方式。2020年中央全面深化改革委员会第十四次会议强调“以智能制造为主攻方向，加快工业互联网创新发展，加快制造业生产方式和企业形态根本性变革”^①。《“十四五”规划和2035

[收稿日期] 2021-12-16

[基金项目] 国家自然科学基金项目“‘双循环’新发展格局下我国制造业价值链嵌入影响区域碳排放的机制、模型及实证研究”(72173040)；国家自然科学基金青年项目“网络外部性影响数字平台捆绑销售策略的理论机制与实证研究”(72103062)；中国博士后第69批面上资助“开放经济下网络外部性影响数字平台搭售决策的机制、模型与实证研究”(2021M690972)

[作者信息] 祝树金：湖南大学经济与贸易学院教授、博士生导师；谈晓静：湖南大学经济与贸易学院硕士研究生；李丹（通讯作者）：湖南大学经济与贸易学院博士研究生，电子邮箱 lidan950113@163.com

①http://www.dangjian.com/shouye/zhuanti/zhuantiku/xuexihuoyewenxuan/202007/t20200708_5703663.shtml。

年远景目标建议》指出要“推动互联网、大数据、人工智能等同各产业深度融合，推动先进制造业集群发展”^①。2021年《政府工作报告》也明确提出要“加快数字化发展，打造数字经济新优势，协同推进数字产业化和产业数字化转型”^②。智能制造正逐渐成为制造业转型的必然趋势和关键内容，信息技术与制造业升级的加快融合对推动我国制造业高质量发展，迈向全球价值链中高端具有重要作用。

在全球价值链分工格局中，2020年我国工业增加值达到31.3万亿元，相比2019年增长约16.4%，对世界制造业贡献率约为1/3，然而作为全球价值链重要参与者，我国制造业与其他国家相比整体上仍然处于下游位置（王岚，2014）^[1]。近年来，由于新一轮技术革命引发的全球生产力变革和价值链重构，我国面临着内外部双重压力。一方面，要素成本上升对我国出口贸易产生影响，越来越多的制造业生产商更加偏好越南等东南亚国家，“中国制造”优势逐渐弱化（魏浩和李翀，2014）^[2]；另一方面，在智能化浪潮下，发达国家纷纷采取措施，试图通过工业化战略推动制造业再升级，重塑全球分工格局（孙早和侯玉琳，2019）^[3]。国内要素优势的持续弱化和国际上其他国家推行工业化战略对我国制造业转型升级提出挑战。为此，习近平总书记多次强调：要坚定不移地以智能制造为主攻方向，推动产业技术变革和优化升级，促进我国制造业迈向全球价值链中高端^③。基于此，如何调整自身优势，抓住当前发展机遇，研究智能化对于制造业价值链攀升的影响，既符合中国制造业转型升级的相应背景，又利于厘清制造业攀升的动力机制，具有一定的理论启示和现实意义。

一、文献综述

与本文相关的文献主要涉及智能化发展和制造业全球价值链攀升两方面。首先，关于智能化的研究大致围绕两个方向展开。一是智能化的相关概念。随着工业互联网、大数据技术等的发展，国内外研究学者对制造业智能化的相关概念也进行了归纳和界定。从技术角度来看，周佳军和姚锡凡（2015）^[4]提出智能化是在新一代智能技术和人工智能基础之上通过感知、人机交互等操作来实现产品出厂制造、设计管理和运营维护等产品生产周期。从价值链视角来看，韩江波（2017）^[5]认为智能制造是智能技术对于制造业价值链各环节的渗透过程，主要表现为体力劳动被资本智能化所取代。邵婧婷（2019）^[6]在研究中指出数字化、智能化是互联网化的后续延伸，在技术层面上各有侧重又相互促进。一方面，企业数字化侧重于信息收集和处理技术的运用，而智能化更注重生产者个人学习信息和人机互动的能力。另一方面，数字化和智能化相辅相成，企业引入数字化技术是通过探索大数据、云计算和物联网技术以走向智能化道路的必经过程。尽管定义视角不同，但其中共同的认识是将智能化描述成制造技术的普及，是以技术进步为基础，以人工智

①<http://www.ciac.cas.cn/djywh/xyyd/202011/P020201116609474294415.pdf>。

②<http://www.gov.cn/zhuanti/2021lhzfzgbg/index.htm>。

③<https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-12/28/5664996/files/a22270cdb0504e518a7630fa318dbcd8.pdf>。

能产业变革为契机逐步过渡到智能制造时代的过程。二是智能化对劳动力市场的影响。从就业整体效应来看,智能化对就业总量同时具有创造效应(补偿效应)和替代效应。一方面,技术水平的进步提升了劳动力生产率,并替代企业部分劳动力,从而减少就业机会(闫雪凌等,2020)^[7]。另一方面,智能技术的提升会通过资本化效应增加新的就业需求,原因在于人工智能带来的效率提升会扩大相关产业的生产规模,生产规模的扩大会产生新的就业机会以补偿单位产出对就业需求的降低(Pissarides, 2000)^[8]。此外,智能化对不同技能劳动力需求影响是不同的。有研究指出,智能化对于中等技能人员的替代是最为严重的,而处于技能水平两端的高技能和低技能的岗位数量往往因智能化而有所增加,即出现就业两极化现象(Graetz and Michaels, 2015^[9]; Acemoglu and Autor, 2011^[10])。孙早和侯玉琳(2019)从理论和经验两个层面证明了中国劳动力市场结构呈现“两极化”趋势:智能化程度的提升将减少中等技能水平就业岗位,具有初中及高中学历的劳动力将被智能化设备所替代,而市场对高教育和低教育程度的劳动力需求有所增加。Goos等(2014)^[11]通过实证研究发现高收入、高技能岗位和低收入、服务型岗位的占比随着智能化程度的提升而同步上升,即验证了就业结构极化现象。与之相反,Acemoglu和Restrepo(2017)^[12]研究得出收入低且技能要求低的岗位相对于收入丰厚和高技能岗位,更容易被人工智能所替代,即出现就业“单极”现象。

关于制造业全球价值链攀升的影响因素,相关的研究有:荆林波和袁平红(2019)^[13]认为,数字成为促进价值链升级的新驱动力,数字化不仅会降低贸易成本和提升交易效率,而且通过赋能生产者,增加生产者、消费者和政府的沟通频率,改变贸易对象与贸易方式,重构国际贸易格局(González and Jouanjean, 2017)^[14];进一步,徐金海和夏杰长(2020)^[15]研究发现,在数字贸易驱动的全球化新阶段,数字化能力决定一国在全球价值链中的地位,以及在全球价值链治理体系中的话语权;此外,刘斌和潘彤(2020)^[16]基于行业数据层面,从贸易成本降低、资源配置效率视角,考察了人工智能影响全球价值链的内在动力;吕越等(2020)^[17]从企业成本和企业生产率渠道分析了人工智能对价值链参与的影响;刘亮等(2021)^[18]从理论和实证两方面探讨了智能化发展对全球价值链攀升的影响机制,并将价值链攀升细分为出口增加值率和技术复杂度两个渠道进行检验。

与现有研究相比,本文的边际贡献在于:第一,研究视角方面,本文基于劳动力需求视角,细分劳动力数量、劳动力质量两个维度系统地考察了智能化对于制造业企业价值链攀升的影响效应,丰富了智能化发展与制造业价值链攀升的机制路径;第二,研究内容方面,采用中国工业企业数据库、中国海关贸易数据库、智能化综合指数的匹配数据,研究智能化发展水平对企业出口国内增加值率的影响,发现智能化对制造业企业价值链地位的影响效应因行业要素密集度、企业技术水平、区域异质性等而具有差异,为制造业企业如何抢抓智能化、数字化发展机遇进行转型升级提供了研究参考;第三,与以往研究关注智能化对行业或者地区层面就业结构变迁不同,本文从微观企业层面探讨劳动力数量和质量如何受到智能化发展的影响,通过实证表明智能化通过降低企业低技能劳动力就业比重并增加高技能劳动力就业比重从而提升企业整体就

业质量。本文研究关注了智能化和制造业价值链攀升的关系，对破解我国企业价值链低端锁定之困，实现智能制造强国和贸易强国具有较为重要的现实意义。

二、智能化影响制造业全球价值链攀升的机制与计量模型

（一）理论机制分析

当前我国制造业仍处于全球价值链分工体系的中低端，存在低端产能过剩和高端产品供给不足等问题（刘磊等，2018^[19]；李杨等，2017^[20]）。随着人工智能等新兴技术的迅猛发展，智能制造转型已成为全球制造业升级的必然趋势，深度影响了产业分工和发展。因此加快智能制造转型，对于我国重塑经济增长新动能、培育制造业竞争新优势具有重要作用。本节基于劳动力需求视角，从劳动力数量和质量两个方面分析智能化影响我国制造业全球价值链攀升的中介机制。

从劳动力数量而言，大量文献证实了智能化和劳动力要素投入之间的关系。智能化所带来的技术创新节约效应将会导致劳动力需求下降，这在一定程度上能有效解决人口老龄化、用工成本增加、劳动参与率低等问题（王广州，2020）^[21]。Graetz 和 Michaels（2018）^[22] 首次研究了工业机器人在 17 个高度发达国家的就业影响，发现机器人提高了劳动生产率，但减少了低技能劳动力的就业；Acemoglu 和 Restrepo（2017）发现在美国一个新的机器人会减少 6 个工人的就业；Frey 和 Osborne（2017）^[23] 通过对美国 702 种行业进行研究得出：47% 的行业都处于被人工智能替代的高风险范畴，其中运输和物流、办公室和行政岗位被取代风险较高，相关职业被智能化替代程度的研究也侧面反映了智能化会降低劳动力需求。国内研究也提供了一些经验证据，闫雪凌等（2020）通过制造业分行业数据研究得出，工业机器人保有量上升 1% 将导致就业岗位减少约 4.6%；孔高文等（2020）^[24] 匹配地区和行业两层面的机器人应用数据，研究发现机器人的使用对本地未来一年的劳动力就业水平具有负面影响。我国制造业行业低技能劳动力占比较大，伴随智能化发展，可重复利用的智能设备与这部分劳动力存在直接竞争关系，从事简单任务的工人更易被替代。

此外，Acemoglu（2010）^[25] 在理论模型中指出：当劳动力成本上升或缺乏时，企业更偏向用机器替代劳动。一方面，劳动和资本是企业生产投入的两个关键要素。过去我国具有劳动力成本优势，在制造业国际分工产业链中生产劳动密集型产品，但近年来我国人口红利消失，劳动力成本持续上升。我国适龄劳动人口在 2003 年达到顶点然后呈现下降趋势（韩会朝和徐康宁，2020）^[26]，2005—2016 年我国制造业人均工资增长 9.7%，企业通过智能化技术的投入来对冲劳动力成本上升的负面影响，尤其在沿海沿边地区劳动力成本上升空间大，用“机器换人”有利于提升企业劳动成本的节约效应。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（吕越等，2020）。另一方面，企业引入智能化设备后，在智能化环境下，闲置资源减少，劳动力与机器的适配意味着生产的精准和高效，使得企业劳动生产率提高，企业应用智能技术投入成本在一定程度上被智能化改造后的规模经济效应和生产率提升所补偿。Graetz 和 Michaels（2018）分析了 1993—2007 年 17 个国家机器人使用情况，研究发现增加机器人的

使用对劳动生产率增长的贡献约为 0.36%，而提高劳动生产率有助于全球价值链参与水平的提升。因此，在中国人口红利消失后，劳动力成本上升对制造业企业形成挑战，企业或将工厂迁往劳动力成本低的区域，或应用机器设备和引进先进技术进行资本深化（宁光杰和张雪凯，2021）^[27]。中国企业不得不通过各种方式促进自身价值链的嵌入，减轻对劳动力的依赖，通过提高劳动生产率实现全球价值链攀升将是至关重要的。因此提出如下假说：

假说 1：智能化可通过替代部分劳动力，减少劳动力数量的同时提升劳动生产率以降低劳动力成本，促进制造业企业全球价值链的攀升。

从劳动力质量来看，智能化水平的提高对不同技能水平的劳动力影响效应具有异质性。企业在生产过程中越智能化，对高技能劳动者需求越高，同时还会降低对低技能劳动者的需求（邵文波等，2018）^[28]。Acemoglu 和 Restrepo（2017）研究得出收入水平处于底层的低技能岗位相对于高收入和高技能岗位，更容易被人工智能所替代，造成就业结构呈现出“单极极化”趋势。智能化产生的技术溢出效应提升了企业劳动生产率，减少了对中低技能的劳动力需求（宋旭光和左马华青，2019）^[29]。结合我国实际发展情况，一方面，东南沿海地区由于过高的经济压力和生活成本，使得智能化进一步加剧了先进设备对低教育水平劳动力的替代程度，造成就业“单极化”现象凸显；同时，我国人工智能正处于技术成长期和弱发展阶段（程承坪和彭欢，2018）^[30]，在人工智能发展水平较低时，人工智能对低技能劳动者的替代效应占主导地位（陈利锋等，2021）^[31]。工业智能化后，将在很大程度上取代低技能劳动力，低技能劳动者被替代，而中高技能劳动者要想更快适应智能化办公环境和掌握岗位必备技术，必须加强技能培训和学习。这在一定程度上倒逼企业劳动者掌握智能技术和专业知识，并从整体上提升了劳动力平均技能，增强了企业人力资本积累。而人力资本的提升一方面决定企业是否能够通过提高技术吸收能力来实现知识扩散，进而影响企业的价值链参与（陈开军和赵春明，2014）^[32]；耿晔强和白力芳，2019^[33]）；另一方面，人力资本扩张扭转了加工贸易企业组织方式，由来料加工转变为进料加工，提高了贸易企业的国内附加值率（毛其淋，2019）^[34]。企业拥有丰厚的人力资本将更有助于自身的价值链嵌入（刘梦和戴翔，2018）^[35]，因此本文进一步提出假说：

假说 2：智能化发展会降低企业低技能劳动力需求并提高高技能劳动力需求占比，从而提升劳动力整体质量水平，使得人力资本得以优化，有利于制造业企业全球价值链攀升。

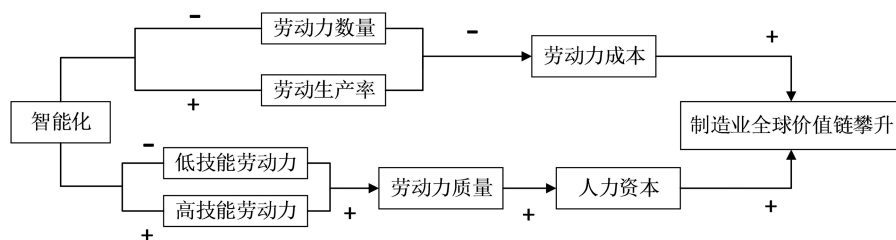


图 1 智能化影响制造业全球价值链攀升机制路线

(二) 计量模型、变量与数据

1. 计量模型设定

为了考察智能化对制造业企业全球价值链攀升的影响,借鉴吕越等(2020)、喻胜华等(2020)^[36]的研究构建计量回归模型如下:

$$DVAR_{fpt} = \beta_0 + \beta_1 intelligence_{pt} + \beta_2 \sum X_{fpt} + v_f + v_p + v_t + \varepsilon_{fpt} \quad (1)$$

其中, f 代表企业, p 代表省份, t 代表时间, $DVAR_{fpt}$ 表示企业 f 第 t 年的出口国内增加值率,反映制造业企业价值链攀升。 $intelligence_{pt}$ 表示企业所处省份 p 第 t 年的智能化综合指数, β_1 为其估计系数,表示智能化对企业出口国内增加值率的影响程度。 X_{fpt} 表示相关控制变量,包括企业规模、年龄、融资约束这些企业层面控制变量和省份规模、市场结构以及市场规模这些省份层面控制变量, v_f 、 v_p 和 v_t 分别为企业、省份和时间固定效应, ε_{fpt} 为随机扰动项。

2. 变量选择

(1) 被解释变量:企业全球价值链攀升。Kee和Tang(2016)^[37]指出,企业出口国内增加值率可用于评估新兴市场国家“向价值链高端攀升”,因此本文借鉴Kee和Tang(2016)的思路,合并中国工业企业数据库和中国海关数据库测算了企业的出口国内增加值率(DVAR),具体测算公式如下:

$$DVAR_{jt} = \begin{cases} 1 - \frac{PM_{f,adj}^p}{PY_f^p} - \frac{\delta_f^F}{EXP_f^p}, shipment = P(\text{加工贸易}) \\ 1 - \frac{IMP_{f,adj}^o + \delta_f^F}{PY_f^o}, shipment = O(\text{一般贸易}) \\ \gamma_p \times \left(1 - \frac{PM_{f,adj}^p}{PY_f^p} - \frac{\delta_f^F}{EXP_f^p}\right) + \gamma_o \times \left(1 - \frac{IMP_{f,adj}^o + \delta_f^F}{PY_f^o}\right), \\ shipment = M(\text{混合贸易}) \end{cases} \quad (2)$$

其中, γ_p 和 γ_o 分别代表混合贸易企业中加工贸易部分和一般贸易部分出口产值占企业总出口的比例; $PM_{f,adj}^p$ 和 $IMP_{f,adj}^o$ 分别表示经调整后的加工贸易和一般贸易企业实际的中间品进口额; δ_f^F 表示国内中间品中来自国外的价值; PY 、 EXP 分别表示企业总产值、总出口。这一指标越大,意味着企业在全价值链分工合作过程中能获得越高的贸易利得,从出口获得的产品附加价值也就越高。

(2) 核心解释变量:智能化变量。围绕智能化水平的测算大多以定性分析为主,关注智能化发展水平的定量研究相对较少。宏观层面上,学者们对于智能化综合指数的构建选取标准不一:孙早和侯玉琳(2019)使用软件普及和应用情况、智能制造企业情况和工企创新能力等十个细分指标概括了工业智能化的发展,构建了省份层面的智能化指标。李健旋(2020)^[38]从智能化基础、智能技术和智能化成果三个方面构建智能化评价指标体系。顾国达和马文景(2021)^[39]基于环境支撑力、知识创造力和产业竞争力等维度构建人工智能指标体系,选取2008—2018年的国家面板数据对智能化进行量化评估。中观层面上,学者们大多使用IFR发布的工业机器人密度作为智能化的度量指标,计算了各国每年细分行业的工业机器人使用密度(刘斌和潘彤,2020;吕

越等, 2020), 与之类似的还有闫雪凌等 (2020) 使用来自于 IFR 的工业机器人安装量来表示行业智能化水平。也有学者基于省份和行业交互层面, 综合中国商品贸易数据库和国际工业机器人统计数据反映机器人应用规模 (孔高文等, 2020)。但是无论是中国机器人产业联盟还是国际机器人联合会提供的数据, 都仅限于国家层面或行业层面的机器人年安装数量, 未能获得企业层面机器人的应用信息, 因此李磊等 (2021)^[40] 采用中国海关数据库中工业机器人进口数据, 涉及 HS 八位数编码为 84795010 (多功能工业机器人)、84795090 (多功能工业机器人除外的其他工业机器人) 和 84864031 (IC 工厂专用的自动搬运机器人) 这 3 类商品, 在一定程度上可以作为中国工业企业机器人技术应用的反映。何勤等 (2020)^[41] 采用上市企业机器设备账面价值与员工数量的比值作为衡量企业人工智能技术采纳程度的指标。张远和李焕杰 (2022)^[42] 采用 2003—2019 年上市公司企业数据作为考察样本, 从智能化投资和智能技术应用两方面利用熵值法构建企业层面智能化转型指数。

目前因缺乏直接测量智能化的统计数据而难以客观准确地衡量企业智能化发展情况。现有关于将国际工业机器人使用数据作为智能化替代变量的研究也有所不足, 比如机器人与智能技术在企业应用范畴的差异, 该数据对于能否全面反映企业整体智能化转型还有待商榷。有鉴于此, 本文借鉴孙早和侯玉琳 (2019) 关于工业智能化指数的思路构建省份层面的智能化综合指数, 主要涉及基础设施、服务保障、平台发展以及综合效益四大方面, 具体细分指标及衡量方法见表 1。基于以下数据, 通过主成分分析和标准化处理以构建智能化综合指数^①。

表 1 智能化指标测度

分类	细分指标	度量方法	数据来源
基础设施	软件使用情况	基础软件、中间件以及嵌入式应用软件的收入与规模以上工业企业主营业务收入的比值	《中国电子信息产业统计年鉴》软件篇
	智能设备投入情况	电子信息产业中计算机、家用电子电器和电子仪器设备进口额与规模以上主营业务收入的比值	《中国电子信息产业统计年鉴》综合篇
服务保障	互联网发展水平	互联网使用人数占总人口的比值	国家统计局
	智能产品生产情况	高技术产业新产品销售收入与工业企业主营业务收入的比值	中国科技部、中国国家统计局和中国国家发展和改革委员会
平台发展	创新潜力	国家专利授权量与 R&D 人员全时当量的比值	《中国科技统计年鉴》
	运营与维护情况	软件收入中系统集成业务收入占工业企业主营业务收入的比重	《中国电子信息产业统计年鉴》软件篇
综合效益	经济效益	总资产贡献率、资产负债率、工业成本费用利用率和产品销售率的加权平均	国家统计局
	社会效益	每万元国内生产总值的电力消耗量和煤炭消耗量的加权平均	国家统计局

①由于西藏自治区和山西省数据缺失严重, 故将其剔除; 鉴于数据可得性, 这里不包括港澳台地区。

(3) 其他控制变量说明。本文的控制变量包括企业层面和省份层面，企业层面的控制变量有：①企业规模 (*size*)，采用当年固定资产的对数表示。②企业年龄 (*age*)，采用当年年份减去企业成立年份加 1 并取对数衡量。③企业的融资能力 (*finance*)，外部融资约束表示为利息支出与固定资产合计的比值，比值越大说明企业外部融资能力越强。省份层面的控制变量包括：①省份规模 (*lnpop*)，采用省份年末总人口对数表示；②产业结构 (*structure*)，用第二、三产业与 GDP 的比值衡量；③市场规模 (*lnmarket*)，用全社会消费品零售总额的对数表示。

3. 数据说明

本文主要使用 2003—2013 年中国海关贸易数据库和中国工业企业贸易数据库中的制造业企业数据。参照田巍和余森杰 (2013)^[43] 的做法根据企业中文名称、邮政编码和企业电话号码后七位组合等信息对两个数据库进行匹配，进而测算企业出口 DVAR。在测算 DVAR 时主要考虑以下两个问题：(1) 考虑中间品问题，本文将各年份的 HS 产品编码匹配 BEC 编码，从而识别一般贸易企业的中间品进口额；(2) 考虑贸易代理商问题，本文通过将企业中含有“进出口”“经贸”等字样的企业识别为贸易代理商，剔除贸易代理商进口份额后对企业实际进口额进行修正。在中国海关贸易数据库和中国工业企业贸易数据库匹配完成的基础上，再次与省份智能化综合指数进行匹配得到本文研究数据，各项指标的描述性统计见表 2。

表 2 描述性统计

变量	样本量	均值	最大值	最小值	中位数	标准差
<i>dvar</i>	68 959	0.8139	1.0000	0.0003	0.9137	0.2311
<i>intelligence</i>	68 959	0.5414	1.0000	0.0000	0.5907	0.1851
<i>size</i>	68 959	9.6747	18.4332	1.0986	9.6688	1.7700
<i>age</i>	68 959	2.2303	4.9628	0.0000	2.3026	0.6036
<i>finance</i>	68 959	0.0515	192.4815	-31.3333	0.0027	0.7973
<i>lnpop</i>	68 959	8.3820	9.2728	6.3630	8.5587	0.7129
<i>structure</i>	68 959	0.9494	0.9940	0.6300	0.9490	0.0390
<i>lnmarket</i>	68 959	8.7242	10.1446	4.6895	8.7594	0.7569

三、智能化影响制造业全球价值链攀升的实证研究

(一) 基准回归及稳健性检验

采用固定效应模型进行估计。假定同一企业的随机扰动项具有一定的相关性，但在不同企业之间不相关，借鉴韩峰等 (2020)^[44] 的做法，为解决异方差问题，选择聚类到企业层面，结果如表 3 所示。第 (1) 列为仅加入核心变量和固定效应的估计结果，可以看到智能化在 1% 的显著性水平下促进了企业出口国内增加值率的提升。在此基础上，第 (2) 列控制了所有企业和省份层面变量，结果发现智能

化对企业 DVAR 的影响系数依然显著为正。平均而言,智能化指数增加一个单位,企业出口国内增加值率增加约 0.0705 个单位。智能化改变了制造业价值链驱动机制,不仅降低了企业生产成本,而且提高了企业工作效率,便捷了生产环节和经营环节,有助于制造业企业融入全球价值链。此外,本文采用两种方法进行稳健性检验。第一,考虑数据截留问题。由于企业出口国内增加值率取值范围为 0—1 之间,直接采用 OLS 估计可能会导致估计结果有偏,因此采用受限因变量模型(Tobit)进行稳健性检验。回归结果见表 3 第(3)列,采用不同方法进行模型估计不影响核心变量智能化对制造业国内增加值率的促进作用。第二,考虑样本区间选择。由于基准回归样本窗口为 2003—2013 年,但是样本期间发生了诸多对贸易有影响的重要事件,如 2008 年国际金融危机。为了检测样本时间段的选择会否对识别结果产生影响,参考唐宜红等(2019)^[45]的做法,随机间隔 1 年生成亚组样本进行回归,结果见表 3 第(4)列,发现智能化依然在 1% 的显著性水平下促进制造业国内增加值率的提升。

表 3 基准回归与稳健性检验结果

项目	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>dvar</i>	<i>dvar</i>	Tobit 模型	改变样本区间
<i>intelligence</i>	0.0571 *** (3.72)	0.0705 *** (4.31)	0.0736 *** (4.34)	0.0932 *** (3.68)
控制变量	否	是	是	是
企业固定效应	是	是	否	是
省份固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	69 993	68 959	90 096	29 410
R ²	0.770	0.772	—	0.776

注:括号内数值为 t 统计量,*、**、*** 分别代表在 10%、5% 和 1% 的水平上显著,以下各表同。

(二) 内生性问题讨论

本文所选的核心解释变量是省份层面的智能化水平,被解释变量是企业层面的出口国内增加值率。宏微观数据结合的优点在于企业出口国内增加值并不会直接影响宏观区域智能化发展,因此双向因果关系较弱,但基准模型可能存在部分影响企业出口国内增加值率的遗漏变量问题,从而导致可能的内生性。为克服估计偏误,参照 Faber (2020)^[46] 将世界其他地区机器人数量的增加作为墨西哥机器人数量增加的工具变量,我们选用其余省份智能化平均水平作为本省智能化水平的工具变量。一方面其他省份智能化平均水平可以反映当前整体智能化发展现状,与本省份智能化水平存在相关性。另一方面,企业的出口国内增加值率是企业出口选择和贸易方式所决定的,其他省份的平均智能化水平只通过影响本省份智能化进程从而对企业出口国内增加值率产生影响,从而在一定程度上满足无关性假定。对上述工具变量进行检验发现:LM 检验的 P 值为 0.0000,可以拒绝识别不足这一假设;Cragg-Donald Wald F 检验值为 6.3×10^7 ,可以拒绝弱工具变量问题这一假设,说

明工具变量的选取是合理的。表4第(1)列汇报了工具变量2SLS的估计结果,可以看出在充分考虑了内生性问题后,不影响智能化对企业出口国内增加值率的促进效果,但在以其他省份智能化水平平均值作为工具变量时,智能化对于企业出口国内增加值率的促进作用略有增加,系数从0.0705提升至0.0746。此外,我们也采用了其他方法以解决内生性问题。考虑智能化发展的时间趋势,在模型中控制省份的时间趋势项,结果如列(2)所示。另外,我们还选取了相邻省份的智能化平均水平^①作为工具变量,回归结果如列(3)所示。最后,本文还借鉴刘亮等(2020)^[47]的研究,采用地区专利授权数作为工具变量再次进行估计,估计结果见第(4)列。可以看到在缓解内生性问题后,智能化显著促进了制造业企业出口国内增加值率的提升,对价值链攀升具有正面效应,本文的核心结论依然稳健。

表4 内生性问题讨论

项目	(1)	(2)	(3)	(4)
	其余省份智能化平均水平	控制时间趋势	相邻省份智能化平均水平	地区专利授权数
<i>intelligence</i>	0.0746*** (4.55)	0.0721*** (4.44)	0.5622*** (10.13)	0.2845*** (5.58)
时间趋势项	否	是	否	否
企业固定效应	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
识别不足检验	2604.912 (0.0000)	2590.327 (0.0000)	774.935 (0.0000)	2491.494 (0.0000)
弱识别检验	6.3e+07 (16.38)	6.5e+07 (16.38)	9766.872 (16.38)	8101.906 (16.38)
N	68 959	68 959	68 959	68 959

(三) 异质性分析

智能化对于企业出口国内增加值率具有正向影响,但由于不同行业、不同企业技术水平、不同区域之间的差异,导致智能化对不同制造业企业价值链攀升的影响也会有截然不同的效应。因此,本文基于行业密集度、企业技术水平和区域经济发展水平进行分样本回归以期得到异质性企业价值链攀升受到智能化的影响差异。

1. 基于所属行业要素密集度的异质性分析

智能化对企业出口国内增加值率的影响主要是由不同类型企业对劳动力需求的影响程度不同产生的。不同行业对智能化的适应程度不同,Lehn(2019)^[48]研究得出在发达国家,低技术行业和高技术行业的就业受到机器人的冲击不大,反而是中等技术行业就业受到的冲击最大。为了检验不同行业企业出口国内增加值率受到智能化影响的差异性,根据高翔等(2019)^[49]对制造业行业要素密集度的划分方法,将行业划分为劳动密集型、资本密集型和知识密集型。三类制造业在全球价值

①感谢匿名审稿专家对工具变量选择提出的宝贵建议。

链中的地位受到智能化的影响具有不同的特征。根据表5，智能化对制造业企业全球价值链攀升的影响在劳动密集型行业较为显著，影响系数为0.1566。劳动密集型产业在智能化后将以往依靠劳动力生产加工的工作任务转变为通过自动化、数字化和智能化的机器进行操作，大大降低了劳动力占生产总成本的比重。在降低企业生产成本的同时，以技术优势替换劳动力优势后，有效解决了“用工荒”的问题，有利于劳动密集型行业优化转型升级。此外，智能化技术的高资本投入在不同要素密集行业的使用程度不同，资本密集型和知识密集型行业本身技术成分较高，相对于劳动密集型行业对智能化的反应不敏感，因而在智能化进程中并没有显著的价值链地位提升。

表5 基于所属行业异质性分析

项目	<i>dvar</i>		
	劳动密集型	资本密集型	知识密集型
<i>intelligence</i>	0.1566*** (5.02)	0.0390 (1.14)	0.0345 (1.47)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	是	是	是
省份固定效应	是	是	是
时间固定效应	是	是	是
观测值	18 853	15 029	32 198
R ²	0.809	0.766	0.761

2. 基于不同技术水平企业的异质性分析

企业技术水平不同，对智能化的敏感度也不同。为了考察智能化对于不同技术水平企业出口国内增加值的影响差异，根据国家统计局对于不同技术等级的企业分类标准，分组讨论智能化对企业出口国内增加值率之间的影响。由回归结果可知，对于高技术行业企业，智能化对企业出口国内增加值率具有促进作用，但效果并不显著；而对于非高技术行业的企业则具有显著正向效应。原因在于，高技术行业本身对于企

表6 基于企业技术等级的异质性分析

项目	(1)	(2)
	高技术企业	非高技术企业
<i>intelligence</i>	0.0442 (1.12)	0.0744*** (4.10)
控制变量	是	是
企业固定效应	是	是
省份固定效应	是	是
时间固定效应	是	是
观测值	7 999	59 662
R ²	0.802	0.770

业智能化环境要求较高，具有高技术、高投入等特点，例如研发设计和信息咨询等服务，其价值链处于高附加值环节，因而促进空间较小。而对于非高技术类企业，智能化转型能够更有效地深化其价值链参与。过去非技术企业主要以“微笑曲线”底部的低附加值环节为主，生产销售环节依赖劳动力等实物生产要素，技术类要素投入较低。但智能化转型无疑对企业生产和经营方式起到了革新作用，能够更好地促进企业向价值链两端攀升。

3. 基于所属区域的异质性分析

考虑各地区在经济发展、资源禀赋和技术吸收能力的差异，将不同地区进行分样本检验有助于我们更好地理解智能化与制造业价值链攀升之间的关系。智能化对于企业参与全球价值链在不同区域存在明显差异，根据表7结果，智能化一定程度上促进了东部地区企业出口国内增加值率，而对中西部地区影响不显著。样本期间东部地区智能化综合指数一直领先于国内平均水平且保持稳步增长，智能技术的应用通过提高企业劳动生产率以增强企业竞争力，有利于企业参与全球价值链（吕越等，2020）；此外，东部地区由于较高的生活成本，工业智能化中先进设备投入加剧了低技能劳动力的挤出（孙早和侯玉琳，2019），企业劳动力要素投入成本降低也在一定程度上有利于出口国内增加值率的提升。

表7 基于区域异质性分析

项目	<i>dvar</i>		
	东部	中部	西部
<i>intelligence</i>	0.0817 *** (4.78)	0.1879 (1.27)	0.0571 (0.53)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	是	是	是
省份固定效应	是	是	是
时间固定效应	是	是	是
观测值	66 187	1 600	1 171
R ²	0.771	0.783	0.780

四、智能化影响制造业全球价值链攀升的机制检验

综上，从劳动力需求视角去分析智能化对制造业企业出口国内增加值率的影响主要是基于降低劳动力成本和实现人力资本积累这两个路径。本文借鉴温忠麟等（2004）^[50]的中介效应检验方法对智能化影响企业出口国内增加值率的机制进行考察，具体见模型（3）—（5），其中模型（3）是将企业出口国内增加值率对智能化和其余控制变量进行回归，模型（4）是将中介变量作为被解释变量对核心变量和控制变量进行回归，模型（5）是将中介变量和核心变量同时加入到自变量当中

对因变量回归，模型中变量 M_{ect} 表示中介变量，包含劳动力数量^① $staff$ 、劳动生产率 $labourpro$ 以及劳动力质量^② $quality$ 三个变量，其余变量含义同基准回归。

$$DVAR_{fpt} = \beta_0 + \beta_1 intelligence_{pt} + \beta_2 \sum X_{fpt} + v_f + v_p + v_t + \varepsilon_{fpt} \quad (3)$$

$$M_{fpt} = \beta_0 + \beta_1 intelligence_{pt} + \beta_2 \sum X_{fpt} + v_f + v_p + v_t + \varepsilon_{fpt} \quad (4)$$

$$DVAR_{fpt} = \beta_0 + \beta_1 intelligence_{pt} + \beta_2 M_{fpt} + \beta_3 \sum X_{fpt} + v_f + v_p + v_t + \varepsilon_{fpt} \quad (5)$$

(一) 基于劳动力数量替代的机制检验

智能化发展对制造业行业存在就业效应，其中包括对岗位数量有显著的负向冲击效应（王永钦和董雯，2020）^[51]。这一就业效应主要表现为降低人工劳动强度，提高劳动生产率。在劳动总时间不变的情况下，每个岗位所需要的劳动力数量相应较少。智能化通过替代部分劳动力，降低劳动力成本并且提升劳动生产率，从而促进制造业企业全球价值链的攀升这一机制检验的结果如表 8 所示。根据表 8 第（1）列所示，智能化与企业劳动力雇佣数量在 1% 的显著性水平下负相关，第（3）列表明智能化会显著提升企业劳动生产率，从整体上降低了企业劳动力的雇佣成本，结合第（2）列和第（4）列可知，企业劳动力投入数量的降低和劳动生产率的提升都会间接促进企业出口国内增加值率，假说 H1 得以验证。智能化对我国就业具有替代效应，我国制造业劳动力水平以低技能为主，智能化机器使得重复性以及简单性的工作被替代，与传统劳动力产生竞争关系，从而降低了这部分劳动力的就业需求。劳动力需求减少、劳动生产率提升使得产品生产成本下降，从而在国际竞争中获得更大的价格差和利润率。工业智能化后，行业中的资本、劳动等要素会获得重新分配，在效率提升的前提下，同样的要素投入会获得更多的报酬收入，对制造业实现价值链攀升具有重要意义。

(二) 基于劳动力质量提升的机制检验

由表 8 第（5）列可知，智能化在 1% 的显著性水平上促进了劳动力质量的提升。结合第（6）列可知，劳动力质量提升间接促进了企业出口国内增加值率。智能化水平的提高使得企业对不同技能的劳动力需求不同（陈彦斌等，2019^[52]；吕越等，2020），为适应智能化进程，企业员工必须通过技术培训掌握智能技术，从而在整体上提升了企业的劳动力素质，实现人力资本积累，有利于企业通过知识扩散效应和知识学习效应提升自身技术水平，进而促进制造业向价值链高端攀升。在上述分析中我们检验了智能化水平的提升提高了劳动力整体质量，有利于制造业全球价值链攀升。为深入考察智能化如何通过改变企业内部劳动力需求结构进而影响企业出口国内增加值率这一路径，本文进一步研究智能化对于高低技能劳动力的不同需求。由于中国工业企业数据库中只有 2004 年包含劳动力学历水平的数据，不

①中国工业企业数据库中劳动力雇佣数量在 2011 年存在缺失，因此采用相邻年度均值作为 2011 年的观测值。

②平均劳动力雇佣成本用以衡量劳动力质量水平，由工资、福利、养老医疗保险、失业保险、住房公积金总和与劳动力数量比值衡量，工资缺失数据采用成本费用增长率预测得到。

能直接得出劳动力不同技能水平这一指标,因此借鉴申广军等(2020)^[53]的研究,使用工资数据^①分别构建企业低技能和高技能工人占比。本文以行业—省份—年份为一个单元,假设单元内部提供给低技能劳动力的工资水平是 W_L ,提供给高技能劳动力的工资水平为 W_H 。现有一企业,假设其低技能劳动力占总体劳动力比例为 T_L ,则其平均工资水平可表示为 $W = (1 - T_L)W_H + T_L W_L$ 。若单元内平均工资最高的企业和最低的企业低技能劳动力雇佣比例分别是 T_L^H 和 T_L^L ,平均工资分别为 W^H 和 W^L ,则 $W^H = (1 - T_L^H)W_H + T_L^H W_L$, $W^L = (1 - T_L^L)W_H + T_L^L W_L$ 。因 W_H 和 W_L 数据未知,无法计算真实的 T_L ,因此只能近似用 W^H 和 W^L 分别替代 W_H 和 W_L 以计算低技能劳动力雇佣比近似值 T'_L :

$$T'_L = \frac{W^H - W}{W^H - W^L} = \frac{(T_L^H - T_L)(W_H - W_L)}{(T_L^H - T_L^L)(W_H - W_L)} = \frac{T_L^H - T_L}{T_L^H - T_L^L} = \frac{T_L^H}{T_L^H - T_L^L} - \frac{T_L}{T_L^H - T_L^L} \quad (6)$$

由于 T'_L 和 T_L 之间的差异只与单元内部特征相关,因此在控制了行业、省份和时间固定效应后可一定程度上消除估计差异,同理可推导出企业高技能劳动力占比。将低技能劳动力占比(T_{low})作为因变量对智能化综合指数进行回归,结果如表8所示。根据列(7)可知,智能化水平的提升显著降低了低技能劳动力在企业中的占比^②,低技能劳动力需求降低而高技能劳动力需求提升,在整体上提升了劳动力平均质量,综上分析,假说H2得以验证。

表8 机制检验结果

项目	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	<i>staff</i>	<i>dvar</i>	<i>labourpro</i>	<i>dvar</i>	<i>quality</i>	<i>dvar</i>	T_{low}
<i>intelligence</i>	-0.2558*** (-4.91)	0.0722*** (4.16)	0.5623*** (5.47)	0.1356*** (6.36)	0.3213*** (4.36)	0.2154*** (8.71)	-0.1043*** (-2.64)
<i>staff</i>	—	-0.0077*** (-3.71)	—	—	—	—	—
<i>labourpro</i>	—	—	—	0.0127*** (8.40)	—	—	—
<i>quality</i>	—	—	—	—	—	0.0101*** (3.95)	—
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	否	否	否	否	否	否	是
观测值	61 157	61 157	42 110	42 110	35 113	35 113	34 619
R ²	0.917	0.783	0.849	0.778	0.927	0.784	0.642

①中国工业企业数据库中工资数据存在缺失,故本文采用成本费用增长率预测得到。

②由于高技能劳动力占比=1-低技能劳动力占比,因此高技能劳动力占比与智能化回归系数与列(7)低技能劳动力占比回归系数互为相反数,为0.1043,在1%的显著性水平下显著。

五、结论与政策建议

如今，全球制造业正在向数字化、智能化时代迈进，智能制造对制造业竞争力的影响越来越大。本文通过匹配省级层面的智能化综合指数、中国海关数据库和中国工业企业数据库考察了智能化对制造业全球价值链的影响，同时基于劳动力需求视角分析了智能化如何通过替代劳动力数量和提升劳动力质量影响企业全球价值链参与。研究结论主要为：（1）智能化水平的提升对我国制造业价值链攀升具有正向作用，平均而言，智能化综合指数增加一个单位，企业出口国内增加值率增加约0.0705个单位，在考虑计量模型设定、样本区间选择、内生性问题后结论依旧稳健。（2）分样本回归分析发现，智能化对于劳动密集型行业、低技术水平企业和处于东部地区的企业促进作用更加显著。（3）进一步分析发现，智能化主要通过替代劳动力数量和提升劳动生产率从而降低劳动力成本，以及提升劳动力平均质量来实现人力资本积累对制造业价值链攀升产生影响，具体表现为随着智能化发展，企业对低技能劳动力需求降低，对高技能劳动力需求提高。

基于此，本文提出以下三点政策建议。第一，以智能制造为契机，深化供给侧结构性改革，重构竞争优势。当前我们正处于百年未有之大变局和世界疫情叠加之时，应积极推动“双循环”新发展格局构建，以国内市场吸引国外市场，促进工业经济平稳运行。智能化便利了企业参与全球价值链的供应储备、物流运输及上下游产业互动等环节。应鼓励制造业企业采用新技术、新工艺和新设备对生产和服务环节进行数字化改造，优化业务流程，提高生产效率和产品质量，从而促进外贸企业全球价值链升级，尤其是劳动密集型制造业和低技术类制造业应抓住智能化契机向高附加值产业转型升级，从而推动产业链高端化。第二，以优势互补为原则，结合区域发展特色，增强区域发展平衡性和协调性。东部地区智能化发展势头迅猛，有望成为智能化发展增长极。要支持国家战略性新兴产业集群工程，着力培育“专精特新”企业，为经济高质量发展拓展新的空间。此外，继续推动西部地区大开发，中部地区高质量发展，东部地区加快推进现代化，为产业梯度转移和区域合作夯实基础。第三，以人才培养为目标，加大职业教育培训，提升劳动力素质。本文研究得出智能化的发展对中低技能劳动力产生不利影响，因此要落实落细稳就业举措。一方面，创新人才培养模式，继续开展大规模职业技能培训，完善产教融合办学体制，共建共享一批公共实训基地，加快培养制造业高质量发展的急需人才，让更多劳动者掌握一技之长，以匹配劳动力市场需求；另一方面，应多措并举打造人才高地，引进智能化、数字化、自动化领域高水平人才，培育能工巧匠、大国工匠。加大人工智能、区块链、5G技术等重点产业和基础研究领域的人才引进和培育，打造国家级实验室和世界级发展平台，完善人才发展体制机制，为人才筑巢，为企业引凤。

[参考文献]

- [1] 王岚. 融入全球价值链对中国制造业国际分工地位的影响 [J]. 统计研究, 2014, 31 (5): 17-23.
- [2] 魏浩, 李翀. 中国制造业劳动力成本上升的基本态势与应对策略 [J]. 国际贸易, 2014 (3): 10-15.
- [3] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构 [J]. 中国工业经济, 2019 (5): 61-79.
- [4] 周佳军, 姚锡凡. 先进制造技术与新工业革命 [J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21 (8): 1963-1978.
- [5] 韩江波. 智能工业化: 工业化发展范式研究的新视角 [J]. 经济学家, 2017 (10): 21-30.
- [6] 邵婧婷. 数字化、智能化技术对企业价值链的重塑研究 [J]. 经济纵横, 2019 (9): 95-102.
- [7] 闫雪凌, 朱博楷, 马超. 工业机器人使用与制造业就业: 来自中国的证据 [J]. 统计研究, 2020, 37 (1): 74-87.
- [8] PISSARIDS, CHRISTOPHER A. Equilibrium Unemployment Theory [M]. Cambridge: MIT, 2000.
- [9] GRAETZ G, MICHALES G. Robots at Work: The Impact on Productivity and Jobs [R]. Centre for Economic Performance, LSE, 2015.
- [10] ACEMOGLU D, AUTOR D. Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings [J]. Handbook of Labor Economics, 2011, 4b (16082): 1043-1171.
- [11] GOOS M, MANNING A, SALOMONS A. Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring [J]. American Economic Review, 2014, 104 (8): 2509-26.
- [12] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets [J]. NBER Working Papers, 2017.
- [13] 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.
- [14] GONZÁLEZ J, JOUANJEAN M A. Digital Trade: Developing a Framework for Analysis [J]. OECD Trade Policy Papers, 2017.
- [15] 徐金海, 夏杰长. 全球价值链视角的数字贸易发展: 战略定位与中国路径 [J]. 改革, 2020 (5): 58-67.
- [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] 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.
- [18] 刘亮, 刘军, 李廉水, 等. 智能化发展能促进中国全球价值链攀升吗? [J]. 科学学研究, 2021, 39 (4): 604-613.
- [19] 刘磊, 步晓宁, 张猛. 全球价值链地位提升与制造业产能过剩治理 [J]. 经济评论, 2018 (4): 45-58.
- [20] 李杨, 黄艳希, 谷玮. 全球价值链视角下的中国产业供需匹配与升级研究 [J]. 数量经济技术经济研究, 2017, 34 (4): 39-56.
- [21] 王广州. 中国劳动力就业状况及变化特征研究 [J]. 中国人口科学, 2020 (2): 2-14+126.
- [22] GRAETZ G, MICHALES G. Robots at Work [J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100 (5): 753-768.
- [23] FREY C B, OSBORNE M A. The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation? [J]. Technological Forecasting & Social Change, 2017, 114, 254-280.
- [24] 孔高文, 刘莎莎, 孔东民. 机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析 [J]. 中国工业经济, 2020 (8): 80-98.
- [25] ACEMOGLU D. When Does Labor Scarcity Encourage Innovation [J]. Journal of Political Economy, 2010, 118 (6): 1037-1078.
- [26] 韩会朝, 徐康宁. 智能化改造对我国企业生产率的影响研究 [J]. 南京社会科学, 2020 (4): 32-37+54.
- [27] 宁光杰, 张雪凯. 劳动力流转与资本深化——当前中国企业机器替代劳动的新解释 [J]. 中国工业经济, 2021 (6): 42-60.

- [28] 邵文波, 匡霞, 林文轩. 信息化与高技能劳动力相对需求——基于中国微观企业层面的经验研究 [J]. 经济评论, 2018 (2): 15-29.
- [29] 宋旭光, 左马华青. 工业机器人投入、劳动力供给与劳动生产率 [J]. 改革, 2019 (9): 45-54.
- [30] 程承坪, 彭欢. 人工智能影响就业的机理及中国对策 [J]. 中国软科学, 2018 (10): 62-70.
- [31] 陈利锋, 钟春平, 李良艳. 机器人、劳动收入份额与货币政策 [J]. 财贸经济, 2021, 42 (2): 103-118.
- [32] 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.
- [33] 耿晔强, 白力芳. 人力资本结构高级化、研发强度与制造业全球价值链升级 [J]. 世界经济研究, 2019 (8): 88-102+136.
- [34] 毛其淋. 人力资本推动中国加工贸易升级了吗? [J]. 经济研究, 2019, 54 (1): 52-67.
- [35] 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.
- [36] 喻胜华, 李丹, 祝树金. 生产性服务业集聚促进制造业价值链攀升了吗——基于277个城市微观企业的经验研究 [J]. 国际贸易问题, 2020 (5): 57-71.
- [37] Kee H L, Tang H. Domestic Value Added in Exports: Theory and Firm Evidence from China. *American Economic Review*, 2016, 106 (6): 1402-1436.
- [38] 李健旋. 中国制造业智能化程度评价及其影响因素研究 [J]. 中国软科学, 2020 (1): 154-163.
- [39] 顾国达, 马文景. 人工智能综合发展指数的构建及应用 [J]. 数量经济技术经济研究, 2021, 38 (1): 117-134.
- [40] 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.
- [41] 何勤, 李雅宁, 程雅馨, 等. 人工智能技术应用对就业的影响及作用机制研究——来自制造业企业的微观证据 [J]. 中国软科学, 2020 (S1): 213-222.
- [42] 张远, 李焕杰. 企业智能化转型对内部劳动力结构转换的影响研究 [J]. 中国人力资源开发, 2022, 39 (1): 98-118.
- [43] 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.
- [44] 韩峰, 庄宗武, 李丹. 国内大市场优势推动了中国制造业出口价值攀升吗? [J]. 财经研究, 2020, 46 (10): 4-18.
- [45] 唐宜红, 俞峰, 林发勤, 等. 中国高铁、贸易成本与企业出口研究 [J]. 经济研究, 2019, 54 (7): 158-173.
- [46] FABER M. Robots and Reshoring: Evidence from Mexican Labor Markets [J]. *Journal of International Economics*, 2020, 127: p103384.
- [47] 刘亮, 李廉水, 刘军, 等. 智能化与经济发展方式转变: 理论机制与经验证据 [J]. 经济评论, 2020 (2): 3-19.
- [48] Lehn C V. Labor Market Polarization, the Decline of Routine Work, and Technological Change: A Quantitative Analysis [J]. *Journal of Monetary Economics*, 2020, 110 (4): 62-80.
- [49] 高翔, 黄建忠, 袁凯华. 价值链嵌入位置与出口国内增加值率 [J]. 数量经济技术经济研究, 2019, 36 (6): 41-61.
- [50] 温忠麟, 张雷, 侯杰泰, 等. 中介效应检验程序及其应用 [J]. 心理学报, 2004 (5): 614-620.
- [51] 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.
- [52] 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.
- [53] 申广军, 姚洋, 钟宁桦. 民营企业融资难与我国劳动力市场的结构性问题 [J]. 管理世界, 2020, 36 (2): 41-58+217.

An Empirical Study for the Impact of Intelligence on
Manufacturing Industry Global Value Chain
Upgrading from the Perspective of Labor Demand

ZHU Shujin TAN Xiaojing LI Dan

Abstract: Intelligent manufacturing is the primary focus in transforming China into a manufacturing power and is a significant channel for upgrading the value chain of the manufacturing industry. From the perspective of infrastructure, service guarantee, platform development and comprehensive benefits, this paper constructs a comprehensive provincial index of intelligence and matches it with *China Customs Database* and *Chinese Industrial Enterprises Database* from 2003 to 2013, aiming to build an econometric model to reveal the intelligence affecting the climbing of global value chain in manufacturing industry. The analyses lead to the revelation that, on average, for each unit increases in the intelligence composite index, the domestic value-added rate of enterprises' exports gain about 0.0705 unit. The mechanism test shows that this elevation is realized through two paths: first, to reduce labor costs by decreasing labor employment and improving labor productivity; second, to promote human capital accumulation by improving the quality of labor force. Besides, intelligence helps upgrading manufacturing value chain more significantly in labor-intensive industries, low-tech enterprises and eastern enterprises. Further study finds that the impact of intelligence on labor force varies with different skilled levels. With the improvement of intelligence in manufacturing, the proportion of lower-skilled labor decreases, while high-skilled labor increases. Therefore, in the blooming of intelligent manufacturing, it's urgent for Chinese manufacturing enterprises by reducing labor cost and increasing labor quality to get transformed to climb up the global value chain.

Keywords: Intelligent Manufacturing; Global Value Chain Upgrading; Labor Cost; Accumulation of Human Capital

(责任编辑 白光)