

引用格式:徐斌,吕波. 工业智能化对企业产能利用率的影响研究——基于制造业上市公司的经验证据[J]. 技术经济, 2024, 43(9): 126-140.

XU Bin, LÜ Bo. Impact of industrial intelligence on capacity utilization of enterprises: Empirical evidence based on listed manufacturing companies[J]. Journal of Technology Economics, 2024, 43(9): 126-140.

# 工业智能化对企业产能利用率的影响研究

## ——基于制造业上市公司的经验证据

徐斌<sup>1,2</sup>, 吕波<sup>2</sup>

(1. 南昌师范学院旅游与经济管理学院, 南昌 330013; 2. 江西财经大学应用经济(数字经济)学院, 南昌 330013)

**摘要:** 数字技术的快速发展缓解了制造业的生产压力。为了证明工业智能化能否解决企业的产能过剩问题,本文利用2011—2019年沪深A股上市的制造业企业数据,研究工业智能化对产能利用率的影响。研究表明,工业智能化可以显著提高企业的产能利用率,通过利用“WinGo相似词数据库”完善工业智能化指标衡量范围,依然证实这一结论。工业智能化可以通过提高资源配置效率、增加人力资本要素的投入和增加企业出口需求三个机制渠道来促进企业的产能利用率的提升,在非国有企业、西部地区、非高新技术企业和技术密集型企业中影响更大。

**关键词:** 工业智能化; 产能利用率; 资源配置效率; 人力资本要素投入; 企业出口需求

**中图分类号:** F49; F272.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-980X(2024)09-0126-15

**DOI:**10.12404/j.issn.1002-980X.J23081709

## 一、引言

实体经济是国家强盛的重要支撑,党的二十大报告中强调“坚持把发展经济的着力点放在实体经济上”。而制造业是实体经济和整个国民经济的重要组成部分,对实体经济的快速发展起着重要的作用。然而,我国制造业的韧性和安全性目前面临重大挑战,产能过剩现象较为严重,导致经济波动和各种资源的过度浪费<sup>[1]</sup>。2015年以前,我国工业的平均产能利用率为74.65%,按国际标准来看产能相当过剩,而且东部、中部、西部地区的产能利用率差距较大。2015年我国颁布了《中国制造2025》,对去产能等政策落地生效有了推动作用。党的十九大报告提出要坚持“三去一降一补”,其中去产能是经济企稳转好的重中之重。相关部门发布了《2021年振兴工业经济促进工业高质量发展实施方案》,2022年3月,还宣布了一系列促进工业经济稳定增长的措施,其中强调了解决产能过剩是关键,提高产能利用率是核心和根本的解决方案。

随着大数据和互联网时代的到来,工业智能化的概念逐渐被引入,企业逐渐启动了智能生产,通过升级换代来提升企业产品和服务的附加值,自2015年《中国制造2025》出台以来,智能化工程扎实推进,其中最重要的就是工业机器人的应用,用机器人的发展来近似反映工业智能化水平切实可行。那么在互联网、大数据、人工智能等领域逐步向传统制造业渗透的大背景下,工业智能化能否为企业先进的生产技术和设备,从而消除其产能过剩?是否会提高产能利用率?它背后的传导路径又是什么呢?

目前,关于工业智能化和产能利用率之间的内在逻辑关系的学术文献相对较少,研究多从单方面角度展开论述。一方面,关于工业智能化的研究大多集中在智能化所带来的效益,包括企业的技术创新<sup>[2]</sup>、企业的劳动力结构和就业<sup>[3-4]</sup>、产业结构的改善<sup>[5]</sup>和经济发展<sup>[6]</sup>等方面。智能化发展通过更新企业的传统生产

收稿日期: 2023-08-17

**基金项目:** 国家社会科学基金重大项目“新一代人工智能对中国经济高质量发展的影响、趋向及应对战略研究”(20&ZD068);江西省科技厅管理科学类项目“加快建设数字江西的推进机制研究”(20232BAA10024);国家自然科学基金地区项目“‘互联网+’联驱动制造业转型升级的机制及多元效应研究”(71963016)

**作者简介:** 徐斌,博士,南昌师范学院旅游与经济管理学院教授,江西财经大学应用经济(数字经济)学院博士研究生导师,研究方向:创新经济与产业发展;吕波,硕士,江西财经大学应用经济(数字经济)学院,研究方向:数字经济。

流程,引进技术型生产设备,增加对高技能人才的需求,优化了企业的劳动力结构<sup>[7]</sup>。这是因为智能发展的过程具有劳动力替代和创造效应。它在导致“技术性失业”的同时<sup>[8]</sup>,也迫使低技能劳动被高技能劳动替代,企业的生产力和产出质量得到提高<sup>[2]</sup>,但是这也造成了劳动力两极化现象<sup>[9]</sup>。智能化还可以通过新一代信息技术改造整个生产过程,实现整个产品生命周期的智能化,减少企业内部的信息不对称和成本粘性<sup>[10]</sup>,提高制造业企业的全要素生产率。另一方面,关于产能利用率的文献主要集中在产能过剩的原因和如何消除产能过剩上。市场失灵和制度缺陷是导致产能过剩的重要原因<sup>[11]</sup>,因为这可能导致市场资源的低效率配置<sup>[12-13]</sup>,降低产能利用率。而在解决产能过剩问题上,现有文献主要从市场机制<sup>[14]</sup>、税制结构<sup>[15]</sup>和政府干预<sup>[16]</sup>等方面分析对企业产能利用率的影响。总的来说,很少将工业智能化和产能利用率之间建立起联系。在此基础上,本文旨在进一步深入分析工业智能化与企业产能利用率之间的关系,并探讨相关的传导机制。

本文主要从工业智能化和产能利用率两方面着手,采用双向固定效应模型的回归分析,研究了2011年至2019年沪深A股上市公司样本中工业智能化对企业产能利用率的影响,并探究了其中可能的传导渠道。本文的边际贡献主要有三个方面:第一,目前从工业智能化角度研究对产能利用率影响的文献较少,本文以智能化角度展开分析,为企业缓解产能过剩和提升产能利用率提供了微观证据。第二,现有衡量工业智能化的指标大多局限于省级和地级市层面<sup>[3,17]</sup>,本文采用企业层面的机器人渗透度对工业智能化进行近似衡量,有利于更全面、细致的探讨微观企业智能化发展对产能利用率的影响。同时,本文采用词频统计方法扩大工业智能化指标的衡量范围,强化了工业智能化与企业产能利用率之间的关系。第三,本文从内部效应和外部效应两个视角剖析工业智能化对企业产能利用率影响的作用机制,主要通过资源配置效率、人力资本要素投入和企业出口需求三个方面提升企业的产能利用率。

## 二、文献综述和研究假设

### (一) 文献综述

近年来,国内外学者对工业智能化进行了深入探讨,但关于智能化与产能利用率的文献还比较少。在这种情况下,本文分别对工业智能化和产能利用率的已有文献展开论述。

#### 1. 工业智能化

工业智能化推动我国从“中国制造”向“中国创造”转变,成为引领第四次科技革命的战略技术。数字化和智能化技术在互联网快速发展之后,已经影响到企业的生产流程,并进一步渗透到企业运营的各个环节。现有文献集中讨论了工业智能化发展所带来的经济后果,主要从微观和宏观两个角度展开。

从微观角度来看,智能化技术的发展有助于优化生产和公司的运作。一是劳动力就业结构。智能化技术带来的替代和创造效应会导致劳动力结构的两极分化<sup>[9]</sup>,使得高技能工人的就业份额增加,低技能工人的就业份额减少<sup>[18]</sup>,从而调整并优化企业原有的劳动力结构<sup>[19]</sup>,但这种效应在不同技能和性别的工人就业方面有很大的区域差异<sup>[4]</sup>。也有学者认为,尽管工业智能化替代了那些低技能和低薪资的工作,但这并不表示低技能工人将失去工作。相反,他们将被重新分配到那些工业智能化无法完全替代的职位上,协助他们适应新的工作环境并在新的工作领域发挥自身优势<sup>[20]</sup>。二是企业地理分布。智能化的发展带来了技术进步和企业区位结构升级,这使得大量技术型企业涌入,促进了人工智能企业集群的形成和传统企业的分散,即存在企业的选择性偏向<sup>[3]</sup>,正是因为选择性偏向的存在,所以地区小规模制造业企业很容易被挤出,而规模企业会集聚<sup>[21]</sup>。三是企业创新。随着工业智能化程度的提高,企业内部管理机制的调整将加快,经济和产业的竞争优势将得到发挥,企业的创新能力也将不断提高<sup>[2,22]</sup>。智能化水平越高,“互联网+”对促进企业的技术创新的作用更大<sup>[23]</sup>。为了推动经济社会的绿色发展,智能化还能加快企业的绿色技术创新<sup>[24]</sup>,提升工业的碳排放效率<sup>[25]</sup>,实现绿色可持续发展。四是企业绩效。企业的智能化发展会对整个传统生产过程进行改造升级,从而提升企业的生产效率和产品质量,促进了企业绩效的提高<sup>[10]</sup>。针对企业绩效,国内外学者从企业全要素生产率角度出发研究智能化的经济效应,且均认为智能化发展对中国制造企业全要素生产率具有显著的正向作用<sup>[26]</sup>,但这种效应只是在长期内有意义<sup>[27]</sup>。

从宏观角度来看,智能化的发展会促进经济增长和结构优化。一是经济高质量发展。工业智能发展为经济发展创造了良好的环境,并能通过高、中等技术工人促进经济增长,这种关系是正向的<sup>[6]</sup>。此外,人工智能会吸引资金流向实体经济,从而优化资本结构,增强实体经济资本对经济增长的拉动效果<sup>[28]</sup>。但是工业智能化和制造业发展质量之间也存在着“U”型关系,而且这种影响随着时间的推移而增加<sup>[29]</sup>。二是结构升级。智能化的发展不但可以推动产业结构的升级,还可以推动城市层级结构的升级。产业是发展的基础和经济的引擎。智能技术可以使制造业的生产模式持续改善,从而使制造业的生产效率得到提升,加快推动制造业结构的合理化和高度化建设<sup>[30]</sup>,但是制造业智能化对产业结构优化还存在着空间外溢效应<sup>[31]</sup>。而也有学者认为制造业智能化升级有助于促进企业在高层级城市的集聚,加快城市层级的分化,促进城市和大城市经济比重的提高<sup>[32]</sup>。三是出口贸易。数字化通过减少人为错误和生产偏差等提升其出口产品质量和产品定价,提升企业出口市场势力,促进出口贸易高质量发展<sup>[33]</sup>。同时,智能技术的发展降低了企业的出口信息成本,提高了出口商与潜在贸易伙伴的匹配度,影响出口方的贸易决策<sup>[34]</sup>。一般来说,一般贸易企业的出口产品质量要比加工制造企业的出口产品质量受到的影响更大<sup>[35]</sup>。

## 2. 企业产能利用率

产能利用率是衡量是否存在产能过剩的最直接和最广泛的指标。为了消除产能过剩,提高企业的产能利用率,需要认识到产能过剩产生的特殊性。现有文献主要从以下几个方面研究对产能的影响。

第一,弱化政府干预。产能过剩很大一部分原因是由于政府的过度干预造成的。政府的财政补贴虽能显著改善战略新兴产业的经济表现,但对其创新绩效的影响甚微,反而会使产能过剩更为严重<sup>[36]</sup>。进一步加强地方政府的干预(如政府采购和政府补助),将会引起大量的投资和重复建设,从而产生非周期性的产能过剩<sup>[37]</sup>。然而一些研究者认为,政府补贴会显著提高企业的产能利用率,而且这种效果是持续的,并随着补贴期限的延长而逐步增强<sup>[16]</sup>。

第二,矫正体制缺陷。税制结构也是造成产能过剩的一个重要原因。地方财政压力的增大会导致企业税负增加,从而降低了企业的产能利用率<sup>[15]</sup>,地方政府税收留成越多,企业产能利用率也会越低<sup>[38]</sup>,即企业税负与产能利用率之间的关系为负相关。随着绿色经济的发展,征收环境税可以大幅提高制造业的产能利用率,有利于消除产能过剩<sup>[39]</sup>。而《中华人民共和国环境保护税法》和《中华人民共和国环境保护税法实施条例》的出台,让环境保护费改税提高企业产能利用率成为现实,而且这种提升效应随着时间的推移不断加强<sup>[40]</sup>。此外,产能过剩也可以通过改善市场机制来缓解<sup>[41]</sup>。

第三,加快出口贸易发展。出口可以加快产能的利用,减少企业的库存积压,和非出口企业相比,出口企业的产能利用率比非出口企业高1.5~2个百分点<sup>[42]</sup>。所以,减少企业产能过剩最重要的一步仍然是增加海外出口<sup>[43]</sup>。而“一带一路”倡议是促进进出口贸易发展的重要手段,大大提升了企业的产能利用率<sup>[44]</sup>,FDI是其中有效的传导渠道。但一些研究者认为,“一带一路”倡议还没有为中国的产能过剩问题提供一个重要的解决方案<sup>[45]</sup>。而出口贸易方式的变化将淘汰低产能企业,导致高产能利用率和更高的生产力<sup>[46]</sup>。他们认为,这可以有效地促进行业市场的再配置,使资源密集度较低的企业获得更多的市场份额,最终导致整个部门的产能利用率提高。

第四,加快企业创新和数字化建设。要扩大企业产能利用率,企业应该挖掘自身实力,扩大自主创新。目前学界将企业创新分为产品创新和工艺创新两类<sup>[47]</sup>。企业产品创新提高产品差异化有助于提高产能利用率,以降低成本为目的而进行的工艺创新也能提高产能利用率<sup>[48]</sup>。在数字经济快速涌现的时代,数字化不免会受到学术界的关注,从数字基础设施建设角度研究发现,数字基础设施的发展大大提升了企业的产能利用率,而且这种影响随着时间的推移逐渐增加<sup>[49]</sup>。从企业数字化转型的角度来看,要实现“双碳”目标和经济高质量发展需要促进企业的数字化转型,这将提高企业的产能利用率<sup>[50]</sup>。

第五,促进资源配置优化。资源低效率使用是导致产能过剩的一个主要原因,无论劳动力错配还是资本错配,均会加剧工业产能过剩<sup>[51]</sup>,若存在劳动力错配,即某些地区或行业劳动力供过于求,而其他地区或行业却出现劳动力短缺的情况,这就会导致资源的浪费和产能过剩。同样,如果资本配置不合理,会造成资金集中于某些行业或地区,而其他行业或地区则缺乏资金支持,导致资源浪费和产能过剩。从金融资源配

置角度发现,通过倒逼企业提高资源利用效率,能够有效促进产能利用率的提升<sup>[52]</sup>。而宏观区域市场整合作为提升效率和凸显资源优势的重要策略,可以消除地区之间的壁垒和障碍,促进资源的流动和配置,使得生产要素能够更加高效地匹配到具有优势的产业和企业,从而提高企业的产能利用率<sup>[53]</sup>。

综上所述,现有文献对工业智能化带来的经济效应和提升产能利用率的影响因素进行了多方面的探讨,相关的研究非常丰富。然而在数字化背景下,工业智能化对企业产能利用率的影响还缺乏全面的理论分析和实证研究。与以往的研究不同,本文重点讨论了工业智能化的发展是否对企业产能利用率有影响,如果存在,则继续探讨其中的传导路径。本文一方面丰富了工业智能化和产能利用率的相关研究,为后续研究提供了参考,另一方面为我国化解企业产能过剩,实现企业效率化生产和经济高质量发展提供了重要的政策建议。

## (二) 研究假设

产能过剩是指企业的预期生产能力与实际生产能力之间的偏差,差额越大,说明产能过剩越严重。产能过剩是发展中国家特有的市场失灵现象,要解决产能过剩造成的市场失灵问题,必须避免对潜在产能的盲目扩张,促进现有产能的快速利用<sup>[54]</sup>。从早期信息通信技术的角度来看,信息技术可以直接提高企业的生产率,并提高企业的产能利用率<sup>[48]</sup>。但工业智能化可以从内部和外部两个渠道影响产能利用率。从内部渠道角度出发,资源配置不当是产能过剩的主要原因<sup>[55-56]</sup>,只有加速制造业企业的智能化生产和管理体系的建设,改善资源配置不平衡的现状,加快资源的充分流转和利用,才能缓解产能过剩,提振企业生产活力。而工业智能化带来的劳动力结构优化,提升了企业的人力资本水平,从而保证了企业生产要素的有效利用,帮助企业快速、高效地解决生产过程中遇到的各种问题,解决产能过剩现象<sup>[7]</sup>。从外部渠道角度出发,仅仅依靠提振国内需求来消化过剩产能是不切实际的,在双循环的宏观背景下,外循环和内循环应该协调发展,所以通过提升企业出口需求、优化出口渠道也是提升产能利用率的重要手段。此外,随着数字经济时代的到来,许多研究者也专注于研究数字化能否提高企业的产能利用率,其中数字基础设施建设的不断完善能够有序推进去产能的工作,促进产能利用率的上升<sup>[49]</sup>。而数字化转型可以通过优化生产模式和准确匹配供应和需求来提高产能利用率,从而提高绩效<sup>[50]</sup>。

基于此,本文提出假设:

工业智能化可以帮助提高企业的产能利用率(H1)。

工业智能化加速了企业之间的信息交流,企业通过获取有效信息,进而对自己的生产经营决策做出调节。其中优化企业资源配置是工业智能化带来的最有效的经济效应,是实现帕累托改进的过程<sup>[57]</sup>。工业智能化通过加快企业生产要素从低效率向高效率生产转移,促进传统产业和智能化的有机融合,利用数字技术普及智能化生产可以优化企业的生产要素配置结构<sup>[58]</sup>,进而提高资源配置效率<sup>[59]</sup>,有效缓解产能过剩现象。一方面,互联网带来的智能化生产主要是通过降低市场分割程度,提高市场整合程度,减少市场内的要素价格差异,来提升要素配置效率<sup>[60]</sup>;另一方面,工业智能化的发展则保证了信息的高效传递,减少生产过程中的信息不对称<sup>[61]</sup>,加快了生产要素的流动和资源配置的优化。资源错配等导致的资源配置效率低是导致新兴行业产能过剩的主要原因,解决产能利用率低下等问题就亟须提升资源配置效率,而这是减少产能过剩并提升产能利用率的重要途径<sup>[55]</sup>。通过提高资源配置效率可以有效消除产能过剩,以避免产能的周期性波动<sup>[62]</sup>。毫无疑问,优化资源配置可以显著提高企业的产能利用率。

基于此,本文提出假设:

工业智能化通过提升企业资源配置效率来提高企业产能利用率(H2)。

工业智能化的发展将取代一些低技能的劳动力,并创造一些高技能的劳动力<sup>[63]</sup>,即智能化技术能够带来替代效应和创造效应。而其中需要复杂理解能力的高技术研究和开发岗位,以及需要沟通能力的销售工作,是最难被取代的<sup>[64]</sup>。这说明智能化变革将增加科技研发、销售等复杂职业的高技能工人的比例,而重复性且低门槛职业的低技能工人的比例将下降<sup>[65]</sup>,这将导致企业劳动力结构的调整和优化。高技能劳动力的增加,促使其与智能化技术的高效率结合,优化传统生产过程,不断提升生产效率并加快生产价值链分工附加值的提升。高技能工人一般拥有高等教育水平,他们可以缩短研发周期,提高研发成功率,提升创新思维

和解决问题的能力,进而通过促进企业生产创新来缓解产能过剩问题。而高技能劳动力是人力资本的重要组成部分,人力资本的优化对产业结构转型升级有着引导和助推作用,通过优化社会经济结构,来淘汰落后产能。“大学扩招”政策的出台对人力资本的持续扩张产生了极大的影响,为企业提供了大量受过高等教育的高素质人才,显著提高了企业的产能利用率<sup>[66]</sup>。

基于此,本文提出假设:

工业智能化通过优化人力资本要素投入提升企业产能利用率(H3)。

在工业 4.0 时代,云计算、大数据和人工智能等数字技术正在迅速发展。一方面,人工智能等可以有效检测出产品质量和设备故障等问题,使企业实现柔性化生产,最后帮助企业提升企业产品质量<sup>[30]</sup>。产品生产质量的提高促进了产品的技术复杂度提升,提高产品质量,进而刺激了内部需求的提升,但内部需求对缓解产能过剩的影响有限。随着“双循环”战略的提出,国际循环的重要性被提上日程,而依靠外部需求成为企业的关注重点,通过开拓外部市场机会有效减少产能的积压。另一方面,智能技术的应用加强了国际贸易关系,降低了国际贸易的交易成本。同时,智能物流的发展降低了运输、仓储和配送等成本<sup>[67]</sup>,利用成本低、便捷且高效的精准营销优势助推了企业产品的出口贸易,提升企业的出口贸易需求。大量研究表明,进出口贸易规模扩张是提高企业产能利用率的重要途径<sup>[42,68]</sup>。在“一带一路”倡议下,对“一带一路”沿线国家的出口也可以提高制造业企业的产能利用率<sup>[44]</sup>。强劲的外部需求可能促使企业将产能从国内市场转向出口市场,有利于企业消化过剩产能,拓展企业新出口市场<sup>[69]</sup>。其中,出口贸易过程中的贸易方式转变也可以在提高产能利用率方面发挥重要作用<sup>[46]</sup>。显而易见的是,企业的出口可以减少企业库存,缓解产能过剩现象,促进产能利用率的提高。

基于此,本文提出假设:

工业智能化通过提高企业出口需求提升企业产能利用率(H4)。

基于研究假设,本文技术路线如图 1 所示。

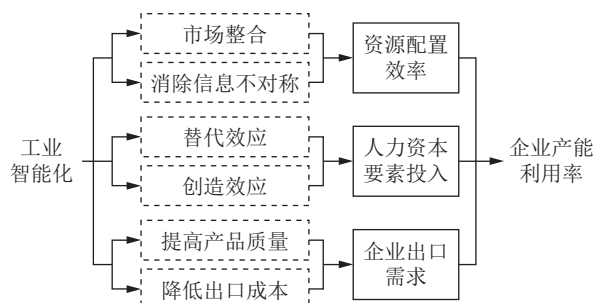


图 1 技术路线图

### 三、研究设计

#### (一) 样本选择和数据来源

我国工业机器人的应用在 2010 年之后开始逐渐增加,特别是 2015 年颁布的《中国制造 2025》标志着我国智能化发展的重要转折点,所以利用工业机器人数据来近似衡量工业智能化较为可信,但基于数据的可得性,本文以 2011—2019 年沪深 A 股制造业上市企业为研究样本,研究工业智能化对企业产能利用率的影响。解释变量、被解释变量和控制变量的数据来自于国际机器人联合会(IFR)、国泰安(CSMAR)数据库和 Wind 资讯金融终端数据库;美国制造业细分行业就业数据来自《国际统计年鉴 1995》。为了保证数据的准确性和可用性,本文对原始数据进行如下处理:其一,剔除了样本期内存在财务或其他异常状况、有退市风险的上市企业当年数据;其二,剔除财务数据缺失和指标异常的企业样本;其三,对部分原始数据在 1%和 99%分位上进行缩尾处理;其四,删除行业分类缺失的企业样本,以保证已有样本均能与 IFR 数据进行匹配;其五,剔除主营业务收入不足 2000 万元的企业样本<sup>[70]</sup>。最终确定的研究观测值为 1188 个。

#### (二) 变量选取

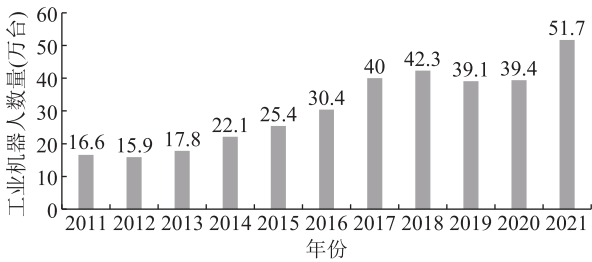
##### 1. 被解释变量

企业产能利用率(lnCU)。关于企业产能利用率的计算还没有统一的衡量方式,已有研究多采用总资产周转率和固定资产周转率等单个指标、生产和成本函数方法、数据包络分析法(DEA)、随机前沿法(SFA)和其他计算方法来估计产能利用率<sup>[11,71-74]</sup>。但是,不同的估计方法有不同的缺点:单一指标法不能很好地衡量利用率,数据包络分析法在国内研究中不太成熟,而生产和成本函数法在国内研究中则主要用于衡量企业的产能利用率,其中成本函数法的估计没有考虑到内生性带来的估计偏差<sup>[75]</sup>。相比之下,更成熟的生产函

数估计方法可以避免内生性估计偏差的发生。鉴于此,本文借鉴余东华和吕逸楠<sup>[11]</sup>的生产函数法计算企业层面的产能利用率。

2. 解释变量

工业智能化( $\ln INT$ )。目前关于工业智能化的衡量主要有三种方式:一是在省级层面构建指标体系<sup>[3]</sup>,二是用工业机器人投入量来衡量<sup>[76]</sup>,三是计算工业机器人渗透度<sup>[9]</sup>。由于省级层面指标不足以将研究细化到微观层面,单纯依靠机器人投入量不能综合反映工业智能化水平,而机器人又作为工业智能化中最为重要的一部分,如图2所示,2021年全球工厂安装51.7万台新的工业机器人,比前一年增长了31%,增速迅猛。所以本文借鉴王永钦和董雯<sup>[63]</sup>的计算方法,用工业机器人渗透度近似衡量智能化水平,将IFR行业层面的工业机器人渗透度分解到企业层面,从而考察企业层面的工业智能化程度。



数据来源:《2022年世界机器人报告》

图2 2011—2021年全球每年安装的工业机器人数量

3. 控制变量

为了进一步考察工业智能化水平对企业产能利用率的影响,本文借鉴李雪松等<sup>[73]</sup>对控制变量的选取,在控制变量组中加入了以下因素:上市年限( $ListAge$ )是指为当年年份减去上市年份再加1的自然对数;董事人数( $Board$ )是指董事人数的自然对数;公司规模( $Size$ )是指年度总资产的自然对数;总资产净利润率( $ROA$ )是企业净利润与总资产平均余额的比值;资产负债率( $Lev$ )是指年末总负债除以年末总资产的比值;管理费用率( $Mfee$ )是指管理费用除以营业收入的比值;融资成本( $Debcost$ )是指利息支出与营业收入的比值;两职合一( $Dual$ )是指当董事长与总经理是同一个人时,取值为1,否则为0。

(三) 基准模型构建

为了检验工业智能化对企业产能利用率的影响,本文构建了如式(1)的基准回归模型。

$$\ln CU_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln INT_{it} + \sum_{k=2}^n \beta_k X_{itk} + \mu_i + \sigma_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中:为了缩小数据的绝对数值和消除数据的异方差性,使被解释变量产能利用率和解释变量工业智能化之间的关系更加线性,本文对工业智能化和产能利用率均取对数处理。 $\ln CU_{it}$ 和 $\ln INT_{it}$ 分别指企业*i*在*t*年的产能利用率和工业智能化的对数值,所以本文均进行弹性解释。 $\sum_{k=2}^n \beta_k X_{itk}$ 为可能影响产能利用率的系列控制变量; $\beta_k$ 为系列控制变量的系数值; $\mu_i$ 和 $\sigma_t$ 分别为企业和年份的固定效应; $\varepsilon_{it}$ 为随机误差项。

(四) 描述性统计

描述性统计结果如表1所示,用机器人渗透度近似衡量的工业智能化( $\ln INT$ )的最小值为-3.760,最大值为3.911,表明目前我国制造业企业工业智能化水平有显著的差距。企业产能利用率( $\ln CU$ )的最大值为6.399,最小值为-5.920,表明制造业企业间产能利用程度的差异也较为明显。将产能利用率和工业智能化

表1 主要变量的描述性统计

| 变量        | 观测值   | 均值     | 标准差   | 最小值    | 最大值    |
|-----------|-------|--------|-------|--------|--------|
| $\ln CU$  | 10130 | 2.414  | 1.728 | -5.920 | 6.399  |
| $\ln INT$ | 10130 | -0.063 | 0.660 | -3.760 | 3.911  |
| $ListAge$ | 10130 | 2.196  | 0.748 | 0.000  | 3.332  |
| $Board$   | 10130 | 2.133  | 0.192 | 1.386  | 2.890  |
| $Size$    | 10130 | 22.095 | 1.170 | 19.525 | 26.395 |
| $ROA$     | 10130 | 0.038  | 0.063 | -0.415 | 0.222  |
| $Lev$     | 10130 | 0.410  | 0.200 | 0.031  | 0.925  |
| $Mfee$    | 10130 | 9.011  | 5.817 | 1.146  | 36.366 |
| $Debcost$ | 10130 | 0.019  | 0.082 | -0.054 | 7.527  |
| $Dual$    | 10130 | 0.265  | 0.441 | 0.000  | 1.000  |

续表

| 变量                | 观测值   | 均值    | 标准差   | 最小值   | 最大值    |
|-------------------|-------|-------|-------|-------|--------|
| <i>Efficiency</i> | 10130 | 0.717 | 0.235 | 0.000 | 4.537  |
| <i>Humcap</i>     | 10130 | 7.477 | 9.842 | 0.000 | 84.660 |
| <i>ED</i>         | 10130 | 5.014 | 8.611 | 0.000 | 24.989 |

注：*Efficiency* 为机制分析中的资源配置效率；*Humcap* 为机制分析中的人力资本要素投入；*ED* 为机制分析中的企业出口需求。

的数值取对数,结果可能会存在负值。这是因为在对数运算中,只需要满足被取对数的数值大于 0 即可进行运算,不要求必须大于等于零。而控制变量的结果与已有研究并无不同。

## 四、实证分析

### (一) 基准回归结果

表 2 列出了工业智能化对企业产能利用率的基准回归结果,列(1)和列(3)是没有加入控制变量的回归结果,而列(3)进行了双向固定。回归结果显示,列(1)的工业智能化系数为 0.047,即工业智能化水平每提高 1% 导致企业产能利用率提升 0.047%,列(3)中工业智能化系数为 0.036,说明工业智能化提高 1%使得产能利用率提高 0.036%,且均在 1%水平上显著,但由于列(3)控制了时间和个体对回归的影响,所以系数值较列(1)偏低。列(2)和列(4)为加入一系列控制变量后的回归结果,其中列(4)控制了企业和时间固定效应,列(2)和列(4)中工业智能化的系数分别为 0.033 和 0.034,在 1%的水平上显著。列(2)表明工业智能化水平每提高 1%可以提升企业产能利用率 0.033%,列(4)则表明在控制企业和时间固定效应后工业智能化每提高 1%可以提升企业产能利用率 0.034%,两者回归结果差别不大。基准回归结果均说明工业智能化对产能利用率的影响是一个正向的影响,即使排除了企业和时间的干扰,控制了一系列因素,这种影响也是显著的,H1 得到验证。

表 2 基准回归结果

| 变量             | (1)                | (2)                | (3)                | (4)                |
|----------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
|                | $\ln CU$           | $\ln CU$           | $\ln CU$           | $\ln CU$           |
| $\ln INT$      | 0.047 *** (0.004)  | 0.033 *** (0.003)  | 0.036 ** (0.015)   | 0.034 *** (0.013)  |
| <i>ListAge</i> |                    | 0.049 *** (0.007)  |                    | 0.013 *** (0.004)  |
| <i>Board</i>   |                    | -0.147 *** (0.026) |                    | -0.044 ** (0.017)  |
| <i>Size</i>    |                    | 0.152 *** (0.005)  |                    | 0.039 *** (0.004)  |
| <i>ROA</i>     |                    | 1.693 *** (0.089)  |                    | 0.505 *** (0.068)  |
| <i>Lev</i>     |                    | 0.291 *** (0.032)  |                    | 0.082 *** (0.021)  |
| <i>Mfee</i>    |                    | -0.050 *** (0.001) |                    | -0.043 *** (0.002) |
| <i>Debcost</i> |                    | -0.439 *** (0.060) |                    | -0.284 *** (0.064) |
| <i>Dual</i>    |                    | -0.031 *** (0.011) |                    | -0.014 ** (0.007)  |
| <i>_cons</i>   | -0.177 *** (0.011) | -3.010 *** (0.114) | -0.148 *** (0.016) | -0.634 *** (0.094) |
| 企业固定效应         | 不控制                | 不控制                | 控制                 | 控制                 |
| 年份固定效应         | 不控制                | 不控制                | 控制                 | 控制                 |
| 观测值            | 10130              | 10130              | 10130              | 10130              |
| 组内 $R^2$       | 0.015              | 0.447              | 0.157              | 0.379              |

注：\*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1%水平上显著；括号内是聚类在企业层面的稳健标准误。

### (二) 稳健性检验

#### 1. 替换被解释变量

产能利用率存在多种衡量方式,本文将固定资产周转率作为产能利用率的代理变量进行回归<sup>[71]</sup>,并用  $\ln CU^*$  表示,以探求工业智能化对产能利用率的影响是否稳健,固定资产周转率用营业收入与固定资产之比来衡量。固定资产周转率是反映企业固定资产周转和利用效率的主要指标,具备可行性。替换后回归结果如表 3 的列(1)所示,工业智能化的系数仍然显著为正。

#### 2. 剔除直辖市

由于直辖市的经济政策与其他城市不同,且直辖市率先接触智能化技术,并使用智能化技术,所以工业

智能化发展水平与其他非直辖市差距较大,本文剔除掉位于直辖市的企业后重新进行回归,以减少回归结果的误差,回归结果如表 3 的列(2)所示,回归结果与基准回归一致。

3. 解释变量滞后一期

由于企业购买和安装智能设备需要时间,而且在智能设备投入使用后也需要时间来检验是否能提高产量和产品质量,所以对企业利用率的影响具有滞后性,本文将解释变量工业智能化滞后一期,用  $L \cdot \ln INT$  表示,对企业产能利用率进行了回归。回归结果见表 3 的列(3)所示,结果在 5%水平下显著。

4. 遗漏变量检验

本文采用李磊和徐大策<sup>[77]</sup>的研究方法,在基准模型的基础上,逐步加入支付给工人的工资对数  $\ln wage$ ,同时还加入企业年龄的平方项  $Age^2$ ,并控制年份和地区的交互固定效应,以控制不同地区逐年变化的不可观测因素对企业劳动生产率的影响。结果如表 3 的列(4)显示,回归结果依然稳健。

5. 进一步控制行业-年度交叉固定效应

制造业不同行业拥有不同的政策,这导致不同制造业企业发展存在着政策影响的差异,为了消除不同行业政策对各行业影响的异质性,本文在基准回归模型中加入行业-年度交叉固定效应,来剔除上述影响,结果如表 3 的列(5)所示,结果依旧在 1%的水平下显著。

表 3 稳健性检验回归结果

| 变量                | (1)               | (2)                | (3)                | (4)                | (5)                |
|-------------------|-------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
|                   | $\ln CU^*$        | $\ln CU$           | $\ln CU$           | $\ln CU$           | $\ln CU$           |
| $\ln INT$         | 0.050 *** (0.014) | 0.041 *** (0.014)  |                    | 0.035 *** (0.013)  | 0.060 *** (0.022)  |
| $L \cdot \ln INT$ |                   |                    | 0.022 ** (0.010)   |                    |                    |
| $Age^2$           |                   |                    |                    | 0.011 *** (0.004)  |                    |
| $\ln wage$        |                   |                    |                    | 0.047 ** (0.019)   |                    |
| $_{-cons}$        | 1.090 *** (0.112) | -0.719 *** (0.102) | -0.614 *** (0.097) | -1.464 *** (0.392) | -0.528 *** (0.104) |
| 控制变量              | 控制                | 控制                 | 控制                 | 控制                 | 控制                 |
| 企业固定              | 控制                | 控制                 | 控制                 | 控制                 | 控制                 |
| 年份固定              | 控制                | 控制                 | 控制                 | 控制                 | 控制                 |
| 年份-地区固定效应         | 不控制               | 不控制                | 不控制                | 控制                 | 不控制                |
| 年份-行业固定效应         | 不控制               | 不控制                | 不控制                | 不控制                | 控制                 |
| 观测值               | 10130             | 8815               | 8815               | 10130              | 10130              |
| 组内 $R^2$          | 0.075             | 0.385              | 0.385              | 0.403              | 0.433              |

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1%水平上显著;括号内是聚类在企业层面的稳健标准误。

(三) 内生性处理

在考虑工业智能化影响企业产能利用率的同时,产能利用率较高的企业往往会拥有较完善的智能化工厂和自动化生产线,所以企业产能利用率高的企业会倾向于加快企业的智能化发展,倾向于使用大数据平台和工业机器人进行生产,即工业智能化与企业产能利用率之间存在双向因果关系,同时考虑影响企业产能利用率的因素无法穷尽,所以还会造成遗漏变量等问题,若不考虑内生性问题,则会导致回归参数估计值不准确以及不一致等问题。为了避免内生性问题的出现,工具变量是解决这类问题的最佳方法,但是要选择

一个合适的工具变量需要满足相关性和排他性的条件。本文借鉴王永钦和董雯<sup>[63]</sup>的做法,使用“Bartik IV”方法构建美国工业机器人渗透度,对应的计算过程与上文我国工业机器人渗透度相同。使用美国工业机器人数据主要基于以下考虑:一是美国工业机器人和我国发展趋势一致,满足相关性条件;二是美国工业机器人应用在全球处于领先地位,其发展对机器人等智

表 4 两阶段最小二乘(2SLS)回归结果

| 变量             | (1)                | (2)                 |
|----------------|--------------------|---------------------|
|                | 第一阶段               | 第二阶段                |
|                | $\ln INT$          | $\ln CU$            |
| $\ln INT^{US}$ | 0.0003 *** (0.000) |                     |
| $\ln INT$      |                    | 0.2285 ** (0.110)   |
| $_{-cons}$     | -0.5594 ** (0.218) | -0.8073 *** (0.129) |
| 第一阶段 $F$ 值     | 86.89              |                     |
| 控制变量           | 控制                 | 控制                  |
| 企业固定效应         | 控制                 | 控制                  |
| 年份固定效应         | 控制                 | 控制                  |
| 观测值            | 10130              | 10130               |
| 组内 $R^2$       | 0.921              | 0.839               |

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1%水平上显著;括号内是聚类在企业层面的稳健标准误。

能化行业的影响较大;三是美国工业机器人应用只能间接通过我国工业智能化影响我国企业的生产,影响较小且途径唯一,所以满足工具变量排他性的条件。鉴于此,使用美国工业机器人渗透度解决内生性问题比较合理且可靠。

表4是进行工具变量两阶段最小二乘回归之后的结果, $\ln INT^{US}$ 为美国工业机器人渗透度,(1)列是第一阶段,(2)列是第二阶段。第一阶段回归结果中的 $F$ 统计量86.89大于10,说明不存在弱工具变量问题。同时,美国工业机器人渗透度指标呈现显著的正相关关系,满足工具变量的相关性要求。第二阶段的结果显示,工业智能化水平的提高对我国企业产能利用情况的影响依然显著为正。在借助工具变量法重新对基准模型进行估计之后,本文的研究结论依然稳健。

## 五、机制分析

根据上文的理论部分,工业智能化的发展可能通过资源配置效率、人力资本要素投入水平和企业出口需求三条路径提升企业产能利用率。因此,本文针对资源配置效率、人力资本要素投入水平和企业出口需求三个渠道变量,就工业智能化是如何影响企业产能利用率进行检验。本文借鉴江艇<sup>[78]</sup>对机制分析的做法,只需检验工业智能化是否对渠道变量有显著影响。

### (一) 资源配置效率

为了检验资源配置效率是否为工业智能化提升企业产能利用率的渠道之一,本文参考刘满凤等<sup>[55]</sup>的经验,选取企业营业收入作为产出指标,以年平均固定资产净值、年末从业人员数量、营业总成本作为投入指标,采用投入导向的DEA方法测算资源配置效率,效率值越大表明企业资源配置越合理,用 $Efficiency$ 表示。从表5的(1)列可以得出,工业智能化能够在1%水平上显著提升企业资源配置效率,这意味着工业智能化可以有效改善企业的资源配置情况。据理论部分分析可知,资源错配是导致产能利用率低下的重要原因,所以企业资源配置效率的提升能够显著提升企业产能利用率。可见,资源配置效率是工业智能化提升企业产能利用率的一个渠道,H2得到验证。

### (二) 人力资本要素投入

工业智能化的发展能够给企业带来先进的技术设备,同时能够通过替代效应和创造效应改变企业内部的劳动力结构,本文以企业的研发人员数量占比衡量企业的人力资本要素投入,用 $Humcap$ 表示。表5的(2)列汇报了以研发人员数量占比为因变量的回归结果,工业智能化的系数为1.111,显著为正,即工业智能化每提升1%会导致人力资本要素投入上升1.111%,表明工业智能化明显带来了企业的人力资本要素投入。而人力资本要素投入的增加能够优化企业内部劳动力结构,提振企业内部创新动力,减少企业低质量产品的生产,解决产能过剩问题,从而提升企业产能利用率,所以人力资本要素投入是工业智能化提升企业产能利用率的渠道,H3得到验证。

### (三) 企业出口需求

已有研究表明,扩大内循环可以促进外循环,内部需求的增加可以扩大企业的出口,即企业出口对产能利用存在正向促进作用,总体上出口有利于削减企业过剩产能<sup>[43]</sup>,因此本文从扩大内需情况下检验企业出口需求是否为工业智能化促进企业产能利用率的渠道,采用企业海外营业收入的对数衡量企业的出口,用 $ED$ 表示。从表5的(3)列可知工业智能化系数在5%水平下显著,即工业智能化的发展可以明显提升企业的出口需求,这是因为工业智能化提升了企业的生产效率和质量,降低了企业的交易成本,同时扩大了与国际的贸易联系,所以表明工业智能化可以通过扩大企业的出口需求提升企业的产能利用率,H4得到验证。

表5 机制检验结果

| 变量         | (1)                  | (2)                  | (3)                 |
|------------|----------------------|----------------------|---------------------|
|            | $Efficiency$         | $Humcap$             | $ED$                |
| $\ln INT$  | 0.019 ***<br>(0.006) | 1.111 ***<br>(0.213) | 0.599 **<br>(0.232) |
| $_{-cons}$ | 0.584 ***<br>(0.063) | -1.340<br>(1.543)    | 0.578<br>(1.511)    |
| 控制变量       | 控制                   | 控制                   | 控制                  |
| 企业固定效应     | 控制                   | 控制                   | 控制                  |
| 年份固定效应     | 控制                   | 控制                   | 控制                  |
| 观测值        | 10130                | 10130                | 10130               |
| 组内 $R^2$   | 0.048                | 0.618                | 0.340               |

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1%水平上显著;括号内是聚类在企业层面的稳健标准误。

## 六、异质性分析

### (一) 企业所有制异质性检验

不同产权性质的企业对于工业智能化的意愿和倾向有不同,同时两类企业受到的国家政策也有差异。本文根据是否为国有企业将样本分为两组,回归结果如表6的(1)列和(2)列所示,结果显示,工业智能化对非国有企业的企业产能利用率具有显著影响,而对国有企业的影响不显著。国有企业相比非国有企业,在工业智能化上具有先天优势,通常拥有丰富的政策和资金的支持,这使得它们在工业智能化方面有更好的条件和资源。正因如此,国有企业缺乏资源的竞争,在市场化水平和生产运行方面长期处于低效率状态,进而对工业智能化的投入意愿不够,导致对企业产能利用率的影响也较小。相反,非国有企业虽然没有国有企业的优势,但它们通常具有更强的竞争力和创新意愿。这些企业意识到通过加快内部智能化发展来提升企业实力的重要性。因此,非国有企业更愿意投入工业智能化,并在产能利用率方面获得显著的影响。

### (二) 区域异质性检验

由于我国不同地区经济发展水平和政策支持力度不同,不同地区的企业智能化水平会产生很大的差异,因此对企业产能利用率的影响也有较大区别。本文根据企业所在地区的不同,将样本分为东部、中部和西部,回归结果如表6的(3)列~(5)列所示,结果显示西部地区和中部地区在5%的水平上显著,而东部不显著。其中,西部地区的工业智能化回归系数0.082大于中部地区的回归系数0.037。对此可能的解释是西部地区工业智能化水平发展较为缓慢,企业的传统生产流程容易出现大规模的产能过剩和资源消耗,而工业机器人的引进和大数据平台的建设可以大幅度减少人力、物力和财力,对企业生产效率具有较大的提升作用。而中部地区的企业在智能化方面有一定的基础,但发展仍旧不够完善,所以对中部地区的企业产能利用率的提升效果则介于东部和西部之间。东部地区多为沿海省份,由于经济发展水平较高且聚集了优势产业,拥有较高的智能化水平。在这些地区,智能化对企业的产能利用率的提升作用相对较小。虽然企业在智能化方面取得了较大的进展,但由于已经相对接近生产效率的上限,因此智能化对产能的提升作用已经相对有限。

### (三) 行业属性异质性检验

科学技术是发展的内在推动力,为了加大对科技型企业的扶持,加快促进大众创业、万众创新,培育新型技术研究基地,促进全国经济向更高阶段发展,有关部门修订了《高新技术企业认定管理办法》。本文根据上市公司的资质,将企业划分为高新技术企业和非高新技术企业,并进行回归。根据表6的列(6)和列(7),可以看出在工业智能化过程中,非高新技术企业在提升产能利用率方面表现出显著的效果,而高新技术企业的的影响则不显著。这可能是因为非高新技术企业在智能化转型过程中更注重解决产能过剩等问题,通过引入工业机器人和建设大数据平台等智能化手段,实现了生产效率的提升和内部资源利用效率的提升。相比之下,高新技术企业可能更注重技术创新和研发能力的提升,在智能化转型过程中更着重于引入新型技术和开展创新研究。除此之外,高新技术企业通常处于技术前沿,已经具备相对先进的生产流程和管理方式,因此他们的产能利用率可能已经相对较高,工业智能化的进一步推进对产能利用率的提升作用相对较小。因此,在回归结果中,高新技术企业对产能利用率的提升效果不显著。

### (四) 企业密集型异质性检验

本文参考董屹宇和郭泽光<sup>[79]</sup>对企业密集型的分类,将企业划分为劳动密集型、资本密集型和技术密集型企业,并对其进行了实证分析。回归结果如表6的(8)列~(10)列所示,结果发现劳动密集型企业工业智能化水平对产能利用率的促进作用并不明显,结果不显著,可能是由于劳动密集型企业对工业智能化的需求相对较小,因此智能化的发展并不能明显提升其产能利用率。相比之下,资本密集型在10%的水平上显著,而技术密集型企业则在5%的水平上显著。造成这一结果的原因可能是:一方面,技术密集型企业通常具有高技术含量和创新能力,对工业智能化的需求和应用程度较高。这使得它们能够通过智能化技术提高生产效率、降低成本,从而提高产能利用率。相比之下,资本密集型企业更依赖传统生产方式和设备,对工业智能化的需求较低,因此智能化技术对其产能利用率的影响相对较小。另一方面,资本密集型企业通常拥

有丰富的有形资产,这些有形资产可以用于创新活动,将其转化为资金,用于研发、生产、销售等方面,为企业提供持续性的资金支持。而技术密集型企业主要依赖无形资产进行创新,难以直接用于融资,因此更需要智能化技术提升竞争力和降低成本,以提升企业产能利用率。综合来看,工业智能化对产能利用率的影响,技术密集型企业大于资本密集型企业,但是对劳动密集型企业的影

表 6 异质性回归结果

| 变量                | 企业所有制                 |                       | 企业所属区域                |                       |                      | 行业属性                  |                       | 企业密集类型                |                    |                       |
|-------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|--------------------|-----------------------|
|                   | 非国有企业                 | 国有企业                  | 东部                    | 中部                    | 西部                   | 高新技术                  | 非高新技术                 | 劳动密集型                 | 资本密集型              | 技术密集型                 |
|                   | (1)                   | (2)                   | (3)                   | (4)                   | (5)                  | (6)                   | (7)                   | (8)                   | (9)                | (10)                  |
| lnINT             | 0.042 ***<br>(0.013)  | 0.021<br>(0.022)      | 0.018<br>(0.015)      | 0.037 **<br>(0.017)   | 0.082 **<br>(0.034)  | 0.018<br>(0.015)      | 0.041 ***<br>(0.016)  | 0.018<br>(0.025)      | 0.071 *<br>(0.041) | 0.036 **<br>(0.017)   |
| _cons             | -0.684 ***<br>(0.126) | -0.553 ***<br>(0.154) | -0.534 ***<br>(0.100) | -0.981 ***<br>(0.226) | -0.668 **<br>(0.298) | -0.555 ***<br>(0.116) | -0.625 ***<br>(0.152) | -0.796 ***<br>(0.248) | -0.212<br>(0.174)  | -0.819 ***<br>(0.119) |
| 控制变量              | 控制                    | 控制                    | 控制                    | 控制                    | 控制                   | 控制                    | 控制                    | 控制                    | 控制                 | 控制                    |
| 企业固定效应            | 控制                    | 控制                    | 控制                    | 控制                    | 控制                   | 控制                    | 控制                    | 控制                    | 控制                 | 控制                    |
| 年份固定效应            | 控制                    | 控制                    | 控制                    | 控制                    | 控制                   | 控制                    | 控制                    | 控制                    | 控制                 | 控制                    |
| 观测值               | 6832                  | 3298                  | 6715                  | 1941                  | 1474                 | 5049                  | 5081                  | 1050                  | 3211               | 5869                  |
| 组内 R <sup>2</sup> | 0.391                 | 0.355                 | 0.360                 | 0.416                 | 0.438                | 0.387                 | 0.391                 | 0.460                 | 0.364              | 0.400                 |

注：\*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1%水平上显著;括号内是聚类在企业层面的稳健标准误。

七、进一步分析

工业智能化的发展会提升企业内部智能化水平,通过技术、装备、平台等领域提升企业内部运行效率,但截至目前,仅用工业机器人来近似代替工业智能化还存在一些研究的不足。为了优化工业智能化的指标,避免仅利用工业机器人代表企业智能化发展水平的局限性,更加精确的探讨工业智能化水平对企业产能利用率的影响。本文借鉴郭磊等<sup>[80]</sup>的做法,通过“WinGo 相似词数据库”提取制造业上市公司 2011—2019 年年报语境下智能化发展的相似词,形成工业智能化的主题关键词集。其中,主题关键词集类型分为宏观特征、范式特征、使用技术、设备及工具以及延伸领域 5 个方面,且包括企业机器人的使用情况,拓展了工业智能化的衡量范围,并对提取的主题关键词的词频数进行统计,关键词集详细内容见表 7。

鉴于此,本文将词频数量加 1 取对数来衡量工业智能化水平,用 *IM* 表示,回归结果如表 8 所示。工业智能化在 5% 显著性水平下提升了企业产能利用率,解释变量 *IM* 的系数 0.018 说明工业智能化每提高 1%,企业产能利用率会提高 0.018%,进一步验证了基准回归结果。可能的解释是:第一,制造业上市公司能

表 7 工业智能化的主题关键词集

| 类别    | 关键词                                     |
|-------|-----------------------------------------|
| 宏观政策  | 中国制造 2025;工业 4.0;互联网+                   |
| 范式特征  | 自动化;信息化、信息化管理、信息化应用;数字化;网络化、集成化、虚拟化;智能化 |
| 使用技术  | 物联网;虚拟现实;3D 打印                          |
|       | 人工智能、生物识别、模式识别、神经网络                     |
|       | 云计算、云平台、云服务、云技术                         |
|       | 大数据、海量数据、数据中心、数据存储、数据分析、数据挖掘            |
| 设备及工具 | 互联网、移动互联网                               |
|       | 机器人、工业机器人;数控机床;数控系统;传感器                 |
| 延伸领域  | 智能物流;智能服务;智能终端;绿色制造;高端装备制造              |
|       | 智能电网;能源互联网、智慧能源                         |
|       | 智能家居;智慧城市、智慧交通、智慧医疗、智慧社区、电子政务           |
|       | 新能源汽车、电动汽车、电动车、动力电池、充电桩                 |

表 8 进一步分析结果

| 变量                | lnCU               |
|-------------------|--------------------|
| <i>IM</i>         | 0.018 ** (0.008)   |
| _cons             | -0.649 *** (0.096) |
| 控制变量              | 控制                 |
| 企业固定效应            | 控制                 |
| 年份固定效应            | 控制                 |
| 观测值               | 10130              |
| 组内 R <sup>2</sup> | 0.377              |

注：\*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1%水平上显著;括号内是聚类在企业层面的稳健标准误。

够将智能化技术合理应用到企业的生产中,通过打造智能化生产平台、构建智能终端、建立数据存储中心等途径优化企业的生产运营,进而解决企业内部的过剩产能。第二,智能化技术的应用会提升企业资源的利用效率,降低企业的成本,通过自动化控制、机器人应用和智能监控系统等手段,实现生产过程的精细化管理和优化,减少物料损耗和能源消耗,以最大限度地利用生产设备和人力资源,从而提高生产效率,缓解产能过剩现象。第三,智能化技术的不断发展会增加企业的技术型人才需求,提高企业的生产创新水平。创新能力的提升有利于企业优化生产流程和工艺,减少传统生产过程的冗余和机械状态。第四,还能够为市场提供优质的产品或服务,增加市场对企业的认可度,继而提升市场对企业产品和服务的需求量,需求量的扩大会刺激企业动用全部生产线,加快企业生产速度,提升企业产能利用率。

## 八、结论及建议

我国经历了四次大范围的产能过剩现象,在不确定事件的影响下,全球制造业发展形式严峻,企业资源大量闲置,库存积累,加重了产能过剩现象,所以提升企业产能利用率极为迫切。而近年来,数字经济快速发展,机器人等工业智能化技术的应用快速增长,给实体产业带来了新的生命力,能够有效助推企业生产过程中的生产率的大幅度提升。为此,本文基于2011—2019年中国沪深A股制造业上市企业数据,研究企业在引入机器人等工业智能化技术之后对企业产能利用率的影响及其中间机制。研究发现,工业智能化的发展能够显著提升企业产能利用率,缓解企业的产能过剩情况,这一结论在考虑其他一切干扰估计结果的因素后依然成立;检验结果表明,智能化能够通过提升企业资源配置效率、加大人力资本要素投入、扩大企业出口需求来促进企业产能利用率的提升。进一步检验发现,在非国有企业、西部地区、非高新技术企业和技术密集型企业中,工业智能化对产能利用率的提升效果更大。同时,通过扩大工业智能化的衡量范围,依然证实了工业智能化对企业产能利用率的提升作用。

结合上述结论,提出以下政策建议:一是加强数字经济发展支持。政府应加大对互联网、大数据等数字经济领域的支持力度,为企业引入智能化技术提供良好的政策环境和资金支持。二是推动技术创新和研发投入。鼓励企业加大研发投入,提高自主创新能力,推动技术与产业深度融合,开发更多适用于企业生产流程的智能化技术解决方案。三是促进资源配置效率提升。政府可以通过减少行政审批、简化相关流程,推动企业资源的灵活配置,帮助企业更好地利用机器人等智能化技术提升生产效率。四是增加人力资本投入。提升员工的科技素养和技能水平,加强对智能化技术的培训和教育,提高员工运用智能技术的能力,从而更好地利用智能化技术提高企业产能利用率。五是拓展国际市场需求。政府可以积极扶持企业拓展国际市场,加大对外贸易合作力度,帮助企业更好地利用智能化技术提升出口竞争力,扩大出口需求,减少过剩产能积压,增加企业产能利用率。针对不同区域、不同行业、不同性质的企业,政府可以制定更加有针对性的支持政策,鼓励低智能化企业引入智能技术,提升产能利用率,促进经济发展的均衡性和包容性。

## 参考文献

- [1] 杨振兵,严兵. 对外直接投资对产能利用率的影响研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2020, 37(1): 102-121.
- [2] 邓悦,蒋琬仪. 智能化转型何以激发企业创新?——基于制造业劳动力多样性的解释[J]. 改革, 2022(9): 108-122.
- [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] 汪前元,魏守道,金山,等. 工业智能化的就业效应研究——基于劳动者技能和性别的空间计量分析[J]. 管理世界, 2022, 38(10): 110-126.
- [5] 唐晓华,李静雯,邱国庆. 工业智能化技术对产业结构升级影响研究[J]. 统计与信息论坛, 2022, 37(7): 36-44.
- [6] 陈晓,郑玉璐,姚笛. 工业智能化、劳动力就业结构与经济增长质量——基于中介效应模型的实证检验[J]. 华东经济管理, 2020, 34(10): 56-64.
- [7] 宣畅,张万里. 智能化对企业生产绩效的微观影响机理——以产能利用率和盈利能力为例[J]. 科学学与科学技术管理, 2021, 42(11): 96-119.
- [8] POSTEL-VINAY F. The dynamics of technological unemployment[J]. International Economic Review, 2002, 43(3): 737-760.
- [9] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. Journal of political economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [10] 李婉红,王帆. 智能化转型、成本粘性与企业绩效——基于传统制造企业的实证检验[J]. 科学学研究, 2022, 40(1): 91-102.
- [11] 余东华,吕逸楠. 政府不当干预与战略性新兴产业产能过剩——以中国光伏产业为例[J]. 中国工业经济, 2015(10): 53-68.

- [12] SHEN G, CHEN B. Zombie firms and over-capacity in Chinese manufacturing[J]. *China Economic Review*, 2017, 44: 327-342.
- [13] YU B, SHEN C. Environmental regulation and industrial capacity utilization: An empirical study of China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 246: 118986.
- [14] 周开国, 闫润宇, 杨海生. 供给侧结构性改革背景下企业的退出与进入: 政府和市场的作用[J]. *经济研究*, 2018, 53(11): 81-98.
- [15] 李建军, 刘元生, 王冰洁. 税收负担与企业产能过剩——基于世界银行调查数据的经验证据[J]. *财政研究*, 2019(1): 103-115, 129.
- [16] 曹亚军, 毛其淋. 政府补贴如何影响了中国企业产能利用率? [J]. *产业经济研究*, 2020(2): 58-72.
- [17] 王林辉, 姜昊, 董直庆. 工业智能化会重塑企业地理格局吗[J]. *中国工业经济*, 2022(2): 137-155.
- [18] 李舒沁, 王灏晨, 汪寿阳. 人工智能背景下制造业劳动力结构影响研究——以工业机器人发展为例[J]. *管理评论*, 2021, 33(3): 307-314.
- [19] 张琦, 蒋军锋, 贾窦洁. 工业智能化对绿色创新效率的影响研究——基于政府干预的调节效应分析[J]. *贵州财经大学学报*, 2023(5): 101-110.
- [20] 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.
- [21] 王辉, 董直庆. 中国工业智能化如何重塑制造业企业分布格局[J]. *求是学刊*, 2022, 49(1): 84-93.
- [22] 李逸飞, 苏盖美, 牛芮, 等. 智能化与制造业企业创新[J]. *经济与管理研究*, 2023, 44(8): 3-16.
- [23] 林峰, 林淑佳, 李宏兵. 互联网+、城市智能化与中国企业技术创新——来自腾讯研究院大数据与专利微观数据的分析[J]. *南方经济*, 2022(9): 75-96.
- [24] 占华, 后梦婷, 檀菲菲. 智能化发展对中国企业绿色创新的影响——基于新能源产业上市公司的证据[J]. *资源科学*, 2022, 44(5): 984-993.
- [25] 王艳秋, 陶思佳. 工业智能化对中国工业碳排放效率的影响及空间效应研究[J]. *技术经济*, 2023, 42(1): 130-140.
- [26] 李廉水, 鲍怡发, 刘军. 智能化对中国制造业全要素生产率的影响研究[J]. *科学学研究*, 2020, 38(4): 609-618, 722.
- [27] BRYNJOLFSSON E, ROCK D, SYVERSON C, 2017. Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics[J]. Georgia: NBER Working Paper, No. 24001. DOI 10.3386/w24001.
- [28] 林晨, 陈小亮, 陈伟泽, 等. 人工智能、经济增长与居民消费改善: 资本结构优化的视角[J]. *中国工业经济*, 2020(2): 61-83.
- [29] 唐晓华, 迟子茗. 工业智能化对制造业高质量发展的影响研究[J]. *当代财经*, 2021(5): 102-114.
- [30] 刘军, 常慧红, 张三峰. 智能化对中国制造业结构优化的影响[J]. *河海大学学报(哲学社会科学版)*, 2019, 21(4): 35-41, 106.
- [31] 张万里, 宣畅. 产业智能化对产业结构升级的空间溢出效应——劳动力结构和收入分配不平等的调节作用[J]. *经济管理*, 2020, 42(10): 77-101.
- [32] 王书斌. 工业智能化升级与城市层级结构分化[J]. *世界经济*, 2020, 43(12): 102-125.
- [33] 梁昊光, 秦清华. 制造业数字化、数字贸易壁垒与出口企业影响力[J]. *经济学动态*, 2023(7): 47-68.
- [34] 金祥义, 施炳展. 互联网搜索、信息成本与出口产品质量[J]. *中国工业经济*, 2022(8): 99-117.
- [35] 韩亚峰, 王全良, 赵叶. 价值链重塑、工序智能化与企业出口产品质量[J]. *产业经济研究*, 2022(4): 114-126.
- [36] 颜晓畅, 黄桂田. 政府财政补贴、企业经济及创新绩效与产能过剩——基于战略性新兴产业的实证研究[J]. *南开经济研究*, 2020(1): 176-198.
- [37] 王文甫, 明娟, 岳超云. 企业规模、地方政府干预与产能过剩[J]. *管理世界*, 2014, 30(10): 17-36, 46.
- [38] 杨龙见, 李世刚, 刘盛宇, 等. 增值税留成会影响企业产能利用率吗? [J]. *经济学(季刊)*, 2019, 18(4): 1397-1418.
- [39] 韩国高, 王昱博. 环境税对 OECD 国家制造业产能利用率的效应研究——兼议对中国制造业高质量发展的启示[J]. *产业经济研究*, 2020(2): 87-101.
- [40] 于连超, 孙帆, 毕茜, 等. 环境保护费改税有助于提升企业产能利用率吗? ——来自《环境保护税法》实施的准自然实验证据[J]. *上海财经大学学报*, 2021, 23(4): 32-47.
- [41] 何小钢, 陈锦玲, 罗奇, 等. 市场化机制能否缓解产能过剩——基于企业治理视角[J]. *产业经济研究*, 2021(5): 26-39.
- [42] TIAN X L. Participation in export and Chinese firms' capacity utilization[J]. *The Journal of International Trade & Economic Development*, 2016, 25(5): 757-784.
- [43] 张先锋, 蒋慕超, 刘有璐, 等. 化解过剩产能的路径: 出口抑或对外直接投资[J]. *财贸经济*, 2017, 38(9): 63-78.
- [44] 范德成, 方磷, 宋志龙. “一带一路”出口与中国制造业产能利用率[J]. *统计与决策*, 2020, 36(5): 95-99.
- [45] 韩永楠, 武宵旭, 葛鹏飞, 等. “一带一路”倡议能否提高中国工业产能利用率[J]. *中国科技论坛*, 2020(6): 54-62.
- [46] 毛其淋, 杨琦. 出口贸易方式转变与企业产能利用率[J]. *国际贸易问题*, 2022(7): 19-35.
- [47] SCHUMPETER J A. The theory of economic development: An inquiry into profits, capital, credit, interest, and the business cycle [M]. Cambridge: Harvard University Press, 1934.
- [48] 李后建, 张剑. 企业创新对产能过剩的影响机制研究[J]. *产业经济研究*, 2017(2): 114-126.
- [49] 罗奇, 陈梁, 赵永亮. 数字基础设施建设与企业产能利用率——来自“宽带中国”战略的经验证据[J]. *产业经济研究*, 2022(5): 1-14.

- [50] 韩国高, 陈庭富, 刘田广. 数字化转型与企业产能利用率——来自中国制造企业的经验发现[J]. 财经研究, 2022, 48(9): 154-168.
- [51] 韦朕韬, 张腾. 高铁开通、资源错配与我国工业产能过剩[J]. 经济经纬, 2021, 38(5): 80-90.
- [52] 刘和旺, 彭律, 郑世林. 绿色金融改革创新试验区能提升企业产能利用率吗? [J]. 中南财经政法大学学报, 2023(5): 134-148.
- [53] 卞元超, 白俊红. 区域市场整合能否提升企业的产能利用率? [J]. 财经研究, 2021, 47(11): 64-77.
- [54] 林毅夫, 巫和懋, 邢亦青. “潮涌现象”与产能过剩的形成机制[J]. 经济研究, 2010, 45(10): 4-19.
- [55] 刘满凤, 刘熙, 徐野, 等. 资源错配、政府干预与新兴产业产能过剩[J]. 经济地理, 2019, 39(8): 126-136.
- [56] 鞠蕾, 高越青, 王立国. 供给侧视角下的产能过剩治理: 要素市场扭曲与产能过剩[J]. 宏观经济研究, 2016(5): 3-15, 127.
- [57] 丁焕峰, 张蕊, 周锐波. 工业智能化、要素流动与创新经济地理格局[J]. 统计研究, 2023, 40(8): 71-85.
- [58] 魏下海, 郭凯明, 吴春秀. 数字技术、用工成本与企业搬迁选择[J]. 中国人口科学, 2021(1): 104-116, 128.
- [59] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753-768.
- [60] 白俊红, 王星媛, 卞元超. 互联网发展对要素配置扭曲的影响[J]. 数量经济技术经济研究, 2022, 39(11): 71-90.
- [61] 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.
- [62] 步晓宇, 郝尚卫, 王倩. 资源配置效率与中国工业产能过剩治理[J]. 经济与管理评论, 2019, 35(5): 30-42.
- [63] 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.
- [64] AUTOR D H. Outsourcing at will: The contribution of unjust dismissal doctrine to the growth of employment outsourcing[J]. Journal of Labor Economics, 2003, 21(1): 1-42.
- [65] 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.
- [66] 方森辉, 毛其淋. 人力资本扩张与企业产能利用率——来自中国“大学扩招”的证据[J]. 经济学(季刊), 2021, 21(6): 1993-2016.
- [67] 袁其刚, 嵇泳盛, 于舒皓. 人工智能促进了制造业企业出口产品升级吗? ——基于技术复杂度视角的分析[J]. 产业经济评论, 2022(3): 69-82.
- [68] 毛其淋, 杨琦. 中间品贸易自由化如何影响企业产能利用率? [J]. 世界经济研究, 2021(8): 32-48, 135-136.
- [69] 魏浩, 涂悦. 外部需求变化与中国企业出口市场调整[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(11): 28-50.
- [70] 宋旭光, 左马华青. 工业机器人如何影响制造业就业变动——基于上市公司微观数据的分析[J]. 经济学动态, 2022(7): 70-89.
- [71] 周泽将, 徐玉德. 技术独董能否抑制企业产能过剩? [J]. 财政研究, 2017(11): 96-106.
- [72] 余森杰, 金洋, 张睿. 工业企业产能利用率衡量与生产率估算[J]. 经济研究, 2018, 53(5): 56-71.
- [73] 李雪松, 赵宸宇, 聂菁. 对外投资与企业异质产能利用率[J]. 世界经济, 2017, 40(5): 73-97.
- [74] KIRKLEY J, MORRISON PAUL C J, SQUIRES D. Deterministic and stochastic capacity estimation for fishery capacity reduction[J]. Marine Resource Economics, 2004, 19(3): 271-294.
- [75] 范林凯, 吴万宗, 余典范, 等. 中国工业产能利用率的测度、比较及动态演化——基于企业层面数据的经验研究[J]. 管理世界, 2019, 35(8): 84-96.
- [76] 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.
- [77] 李磊, 徐大策. 机器人能否提升企业劳动生产率? ——机制与事实[J]. 产业经济研究, 2020(3): 127-142.
- [78] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济, 2022(5): 100-120.
- [79] 董屹宇, 郭泽光. 风险资本与企业技术创新——基于要素密集度行业差异性的研究[J]. 财贸研究, 2021, 32(8): 99-110.
- [80] 郭磊, 贺芳兵, 李静雯. 中国智能制造发展态势分析——基于制造业上市公司年报的文本数据[J]. 创新科技, 2020, 20(2): 61-71.

# Impact of Industrial Intelligence on Capacity Utilization of Enterprises: Empirical Evidence Based on Listed Manufacturing Companies

Xu Bin<sup>1,2</sup>, Lü Bo<sup>2</sup>

(1. School of Tourism and Economic Management, Nanchang Normal University, Nanchang 330013, China;

2. School of Applied Economics (Digital Economy), Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** The rapid development of digital technology has eased the pressure on manufacturing. In order to prove that industrial intelligence can solve the problem of excess capacity of enterprises, the data of manufacturing enterprises listed on Shanghai and Shenzhen A-shares from 2011 to 2019 were used to study the impact of industrial intelligence on capacity utilization. The research results show that industrial intelligence can significantly improve the capacity utilization rate of enterprises, and the impact of industrial intelligence on capacity utilization of enterprises is still confirmed by using the “WinGo similar word database” to improve the measurement range of industrial intelligence indicators. Industrial intelligence can promote the improvement of the capacity utilization rate of enterprises by improving the efficiency of resource allocation, increasing the input of human capital elements and increasing the export demand of enterprises, and has a greater impact on non-state-owned enterprises, western regions, non-high-tech enterprises and technology-intensive enterprises.

**Keywords:** industrial intelligence; capacity utilization rate; resource allocation efficiency; Human capital factor input; enterprise export demand