

# 智能制造应用与出口企业加成定价\*

陈创练 王舒丹 王浩楠 姜富伟

**内容提要：**国家智能制造政策以及企业的智能制造转型是否有助于提高中国出口的成本加成率，这是能否增强中国企业在国际竞争中市场势力的关键所在。鉴于此，本文构建一个嵌入需求侧和供给侧的寡头垄断模型，分析价格黏性或灵活定价时智能制造应用对企业成本加成率影响的直接效应和间接效应。实证表明，智能制造应用显著提高出口企业的成本加成定价水平，该效应在非国有、高科技和不受融资约束的企业中表现更为显著，且仅在数字技术发展成熟期或数字基础设施完善地区显著成立。机制分析发现：短期内企业智能制造应用的成本加成率效应直接通过资本效率和劳动效率渠道发挥作用；从长期看，智能制造应用是通过行业内和行业间的竞争渠道间接提升企业成本加成率。进一步研究表明：国家智能制造试点政策显著提高企业成本加成率的行业内竞争效应和行业间竞争效应；但市场集中度效应并未全面显现，而仅对处在产业链低端的企业群发挥作用。文章最后就如何利用智能制造转型契机重塑中国出口竞争新优势提出对策建议。

**关键词：**智能制造政策 出口企业 智能制造 成本加成率

## 一、引言

成本加成率高通常反映企业的市场势力，但与跨国企业普遍具有“高加成率、高利润、持续创新”的竞争优势相反，中国出口企业长期依赖低成本和低价的竞争优势承接国际分工中劳动密集型任务，导致中国出口企业的成本加成率普遍较低，在国际竞争中的市场势力处于劣势。尤其近年来国内产品的生产成本上升压力不断加大，国外其他发展中国家凭借更低劳动力成本优势对中国出口的中低端产业逐渐形成替代。叠加发达国家再工业化和贸易保护主义冲击，可能使中国出口企业进一步陷入“高成本、低价格、低加成率”困境。党的十九大报告提出“加快培育国际经济合作和竞争新优势”，党的二十大报告提出“推动货物贸易优化升级”“加快建设贸易强国”。由此延伸的问题是：如何改变以往我国出口企业低成本加成率困境，提高中国企业的国际竞争新优势？这是实现中国贸易优化升级和建设贸易强国需要破解的关键问题。

事实上，成本加成率取决于价格与边际成本之比，因此提升生产效率或降低边际成本是提高出口企业成本加成率的直接路径。该数值越大，则表示中国出口企业定价高于边际成本的幅度越大，即中国企业在国际层面的竞争力越强。随着信息化和工业化不断深化融合，智能制造正逐渐改变企业的经营管理模式、生产效率和生产成本，为提高中国出口企业的成本加成率以及逆转现有国际竞争中的市场劣势提供了重要契机。据国际机器人联合会(international federation of robotics)统计，自2013年以来中国机器人消费和安装量连续位居全球第一，且制造领域中机器人密度已达每万名工人470台，同比增长19.9%，跃居世界第二。由此，党的二十大报告提出“推动制造业高端化、智能

\* 陈创练、王舒丹，暨南大学金融研究所、暨南大学经济学院，邮政编码：510632，电子信箱：chenchuanglian@aliyun.com；王浩楠（通讯作者），广东金融学院金融与投资学院，邮政编码：510521，电子信箱：whn2020@aliyun.com；姜富伟，厦门大学经济学院、计量经济学教育部重点实验室（厦门大学），邮政编码：361005，电子信箱：jifuwei@gmail.com。本文研究得到国家自然科学基金面上项目（72072193）、专项项目（72342019）和基础科学中心项目（71988101）、广东省自然科学基金（2024A1515012673）和广州科技菁英领航项目（2024A04J6373）的资助。作者感谢匿名审稿专家的宝贵建议。当然，文责自负。

化、绿色化发展”,要以智能制造为主攻方向推动产业技术变革和优化升级,提高中国产业在国际竞争中的新优势。鉴于此,本文从微观企业层面论证中国智能制造应用是否有助于提高出口企业的成本加成率?如是则表明,智能制造在某种程度上提高了我国出口企业在国际竞争中的市场势力,即具有更强的能力参与全球产业链和价值链的利润分成。

特别是,为了促进中国产业迈向全球价值链中高端,中央政府出台一系列政策支持智能制造转型升级,这为推动制造类出口企业形成新的生产方式、产业形态和商业模式,以构筑国际竞争新优势提供强有力的支撑。<sup>①</sup>其中,为加大智能制造试点示范推广力度,工业和信息化部于2015年以来持续实施智能制造试点示范专项行动,遴选一批智能制造试点企业,通过纳入专项支持范围实现与国家相关产业基金、金融机构、社会资本和智能制造试点示范项目有效衔接等方式推动企业实施智能化改革。据工业和信息化部统计,中国智能制造试点示范项目累计立项目数从2015年首期的46项迅速增长到2023年的817项。更重要的是,该政策从多维度对智能制造示范企业建设成效进行考核,<sup>②</sup>为本文探讨国家智能制造试点政策实施是否有助于提高中国企业的出口竞争力及其在国际竞争中的市场势力提供了准自然实验条件。因此,本文将检验国家智能制造试点政策是否有助于加速企业智能制造应用并提高其出口成本加成定价能力,从而为后续如何通过智能制造政策的改革与实施来有效提升中国出口企业参与全球竞争提供重要的决策参考依据。

对于企业在全市场中的定价能力,一个重要的测度指标是企业加成定价,又可称之为企业成本加成率,被定义为产品或服务价格对边际成本的偏离程度,是衡量企业在市场中竞争力和获得利润能力的重要指标(Peters, 2020)。具体的测算方法包括需求法(demand approach)和生产函数法(production approach),其中,需求法主要是根据消费者需求价格弹性来测算企业的成本加成率(Bresnahan, 1981),但由于需要用到详细的企业增加值、中间投入品成本等较难获得的数据,因此,早期大部分文献均使用该方法测算行业层面的成本加成率(Domowitz et al., 1986),难以对微观企业层面的成本加成定价水平进行精准测度。生产函数法是对成本加成率测算的重大突破,该方法以企业利润最大化或者企业成本最小化为理论前提,利用生产函数推导出企业加成定价表达式。Hall(1986)最早基于市场规模报酬不变、要素投入无调整成本等严格假设,利用索洛余值性质推导出在不完全竞争市场下二分位数行业层面的成本加成率,而Domowitz et al.(1988)在前者的框架内加入了中间消费产品,从而更精准地测算出四分位数行业的成本加成定价水平,Roeger(1995)基于前两者进一步利用原始索洛残差与对偶索洛残差的关系推导出从企业层面测量成本加成率的方法,这是成本加成定价测算向微观层面推进的重大进步。此后,众多学者在该方法的基础上开展深入探索,如De Loecker & Warzynski(2012)考虑到生产函数与生产率之间的内生性问题,分析了企业产品多样化时的成本加成定价,De Loecker et al.(2020)放松了对市场结构和企业生产技术的假设。生产函数法利用经济统计数据而非会计利润数据测算了企业成本加成率,避免了会计数据被认为存在调整问题,而且具有不需要对市场结构、企业生产技术等进行严格假设的优势。因此,与现有文献保持一致,本文也采用生产函数法测算企业的成本加成定价水平。

关于提高成本加成定价水平是否有助于增强出口企业的市场竞争力,现有研究表明,在一些特殊情形下,如在流动性约束较强(Amountzias, 2019)或价格敏感型市场中(Edmond et al., 2015),出口企业更倾向于选择降低成本加成率来维持市场份额。但随着公司规模增大,企业成本加成率也

<sup>①</sup> 2009年国务院出台的《装备制造业调整和振兴规划》就提到装备智能化是技术进步和工业改造的重点之一;2012年科技部印发《智能制造科技发展“十二五”专项规划》强调要发展智能装备;2015年3月工业和信息化部印发《2015年智能制造试点示范专项行动实施方案》,决定从2015年启动实施智能制造试点示范专项行动,以促进工业转型升级和加快制造强国建设进程。紧接着,同年5月国务院发布《中国制造2025》,明确指出实现制造业强国的“五大工程”之一是发展智能制造。

<sup>②</sup> 因篇幅所限,智能制造试点示范企业建设成效的考核要点详见本刊网站登载的附录1。

会随着提高,跨部门的不对称进入壁垒也往往会导致部门的成本加成率存在显著差异(Ge et al., 2019)。事实上,成本加成率是企业市场势力的一个重要表现,直接影响企业在全球价值链中所处的地位(De Loecker et al., 2020)。Melitz & Ottaviano(2008)首次构建内生定价的垄断竞争模型,研究表明出口企业通常比非出口企业具有更高的成本加成率,因此,能够获取更多超额剩余利润并且具备更强的市场竞争力。但相比较而言,中国出口企业成本加成率却长期低于非出口企业,表明中国出口企业在国际市场中的竞争地位相对较低(祝树金等,2018)。因此,迫切需要通过提高企业的出口潜力和成本加成率以增强其参与国际市场竞争的能力(刘洪愧,2022;戴翔和马皓巍,2023)。

至于出口企业成本加成率的影响因素,已有文献可以归为两类,即生产率因素和非生产率因素。其中,前者认为技术创新或劳动效率和资本效率(黄先海,2016;Acemoglu & Restrepo, 2020)的改善均有助于通过成本渠道提升成本加成率;后者则认为成本加成率更多受外部环境因素的影响,如汇率波动(Weinberger, 2020)、市场竞争(Lashkari et al., 2024)或贸易自由化政策(Brandt et al., 2017)等。在正常贸易环境下,高生产率企业能够克服出口面临的固定成本约束而轻松进入国际市场,低生产率企业则因无法承担这些成本而退出市场,从而使得出口企业整体上具有更高的生产率和成本加成率(Melitz, 2003)。但是,反观当前中国实际,却存在“出口—生产率悖论”,即内销企业的生产率高于出口企业,同时生产率越低的企业出口越多,特别是在贸易自由化和汇率波动环境中,企业面临的内外部竞争加剧,促使出口企业为争夺市场份额而压低产品价格,势必降低企业的成本加成率和利润率,而正是由于这些非生产率因素和“出口—生产率悖论”典型事实的存在,限制了中国出口企业成本加成率的提升(许明和李逸飞,2018)。

近年来,随着机器人、人工智能、大数据等智能制造的迅猛发展(Carballo et al., 2022),中国出口企业能否借助新一轮科技革命打破低成本加成率陷阱逐渐成为当前学界关注的焦点问题。智能制造与企业原有的生产要素进行重新组合,将对从事简单的、重复性工作的低端劳动力形成替代效应(Babina et al., 2024),而智能制造将有利于提高企业的资本效率和劳动效率(Hjort & Pouslen, 2019; Acemoglu & Restrepo, 2020)以及全要素生产率(Graetz & Michaels, 2018),最终通过降低边际成本渠道提高企业的成本加成率。此外,国内学者关注到政府关于智能制造相关产业政策对企业的生产经营产生显著影响,余明桂等(2016)基于中央“五年规划”对一般鼓励和重点鼓励产业规划的信息,结合双重差分方法证实中国产业政策主要通过信贷、税收等企业技术创新和产业结构升级形成激励;郭玥(2018)通过构建政府创新补助模型论证政府干预对企业创新投入与产出存在显著促进作用。权小锋和李闯(2022)以中国智能制造示范项目的推广为准自然实验,实证研究表明智能制造有助于抑制企业成本黏性,该研究是对智能制造政策影响企业定价机制的有益探索。因此,在智能制造发展和转型的关键时期,深入评估国家政策以及企业智能制造转型对中国出口企业成本加成率的影响具有重要的现实意义。

纵观现有文献,目前研究大多关注企业成本加成定价的测度或产品差异化、贸易自由化等因素对成本加成定价的影响(尹恒和张子尧,2021),虽然已有部分学者关注数字技术革新对企业生产经营活动产生的影响,且大多肯定信息技术在降低企业生产成本、提高生产效率方面的积极作用,但鲜有文献探索智能制造转型对企业成本加成定价的影响。更重要的是,中国出口企业长期处在低加成定价的困境中,然而现有学者更多关注与智能制造相关产业政策对企业业绩或者创新能力的影响,并未深究产业政策对企业成本加成定价的影响。在当前国际环境日益复杂背景下,系统研究制造类出口企业智能制造转型能否提高自身成本加成定价能力,以及中国智能制造相关产业政策在促进出口企业成本加成定价能力提升中发挥了何种作用?具有极其重要的现实意义:一方面,厘清智能制造与出口企业成本加成定价能力之间的关系,有助于破解中国出口企业落入低成本加成率陷阱,利用技术革命契机重塑中国出口竞争新优势;另一方面,探析中国智

能制造政策在企业智能制造转型时期和成本加成定价提升进程中扮演的角色,能够为政府通过积极的产业政策来转变发展方式、优化资源配置、重构国际贸易新格局,从而为实现中国经济高质量发展目标提供重要的理论基础与决策依据。

有鉴于此,(1)本文构建一个嵌入需求侧和供给侧的异质性寡头垄断模型,假设智能制造将对企业的生产要素产生影响,推导出企业定价行为具有价格黏性或者灵活定价时,智能制造应用对企业成本加成率影响的直接效应和间接效应两个作用渠道。(2)基于61785份上市公司年报,采用文本分析方法测度中国出口企业智能制造水平的代理指标,基于中国上市制造类出口企业2006—2023年数据对理论模型推导结论进行实证检验,并且探讨了企业在进行智能制造转型中择时和择地的重要性。此外,还从企业所有权、融资约束情况以及企业所处行业特征三个方面进行异质性探讨。(3)在政策影响方面,以2015年国务院发布的《2015年智能制造试点示范专项行动实施方案》及其之后历年公布的参与试点企业名单为依据,采用多重差分方法探究了国家智能制造试点政策对出口企业成本加成定价能力影响的作用机制。

本文的边际贡献有如下三点:第一,理论创新与实证检验相结合,在企业生产函数中创新性地引入智能制造影响因子,进而在异质性寡头垄断模型中推导出智能制造对企业成本加成定价能力影响的具体作用机制,发现资本效率和劳动效率是两个最重要的直接效应影响渠道,而间接效应是由行业内和行业间的产品替代弹性以及市场集中度所共同决定,这为后续如何重塑并提高中国出口企业的成本加成定价优势提供了重要的理论基础。第二,基于前沿计量方法将出口企业成本加成率分解为行业内竞争效应、行业间竞争效应、市场再分配效应(即市场集中度效应)和净进入效应四个部分,并采用因果中介效应模型和分解实证方法揭示中国出口企业智能制造应用对成本加成率的影响机制,发现是通过资本效率和劳动效率直接渠道以及行业内和行业间竞争效应的间接渠道发挥作用,这是对该领域研究文献的有益补充。第三,对国家产业政策效果进行深入探讨,重点考察中国推行“智能制造试点示范专项行动”是否有助于促进企业推广智能制造应用并实现提高中国企业出口竞争力的目的。从微观企业层面研究国家智能制造政策对企业成本加成率的影响,并基于典型事实、动态效应、安慰剂检验、PSM样本匹配法和多重DID法等做稳健性检验,以增强研究结论的可信度。此外,本文从产业链视角探究智能制造政策对产业链中处于不同地位企业的成本加成率的影响效应,以期为政府如何支持不同类型出口企业进行智能制造转型,从而提升其国际竞争中的市场势力提供重要的理论基础与决策建议。

## 二、智能制造应用与企业成本加成率模型

本文构建一个嵌入需求侧和供给侧的寡头垄断模型,在生产函数中引入智能制造影响因子,推导智能制造应用对企业成本加成率影响的直接效应和间接效应。<sup>①</sup>其中,直接效应是短期影响,即在价格黏性时智能制造通过资本效率和劳动效率渠道降低边际成本进而提高成本加成率;间接效应是长期影响,即在灵活定价时成本加成率取决于行业内和行业间的产品替代弹性以及市场集中度。

### (一)需求侧

借鉴Melitz(2003)关于需求端的常替代弹性(CES)效用函数的设定形式,将区分行业内和行业间产品替代弹性的两层嵌套CES引入模型。考虑到智能制造应用会改变行业内和行业间的产品替代弹性以及市场集中度,令上述三个参数均为可变,由此设定代表性消费者的偏好为:

$$Q_t \equiv U_t = \left[ \sum_{g=1}^G \left( \sum_{i \in g} q_{git}^{\rho_{git}} \right)^{\frac{\sigma_{gij}}{\rho_{git}}} \right]^{1/\sigma_{gij}} \quad (1)$$

<sup>①</sup> 因篇幅所限,模型结果的推导过程详见本刊网站登载的附录2。

其中,  $Q_i$  为企业面临的市场总需求指数,  $q_{git}$  为消费者对差异化产品的需求。第一层行业间替代效应: 总效用由  $G$  个行业构成, 行业间替代弹性  $1/(1 - \sigma_{gt}) > 1$ ; 第二层行业内替代效应: 每个行业  $g$  内有  $N_{git}$  家企业生产差异化产品, 行业内替代弹性  $1/(1 - \rho_{git})$  由  $\rho_{git} \in (0, 1)$  决定,  $\rho_{git}$  越小表示行业内产品差异化越显著, 则替代弹性越小, 即产品相互替代越弱。

## (二) 供给侧

参考 David & Klundert (1965) 的研究, 在异质性企业的寡头垄断模型中引入智能制造作为要素增强型技术进步, 并将企业  $i$  在行业  $g$  中的生产函数设定为:

$$q_{git} = \left[ \kappa (A_{git} K_{git})^{(\theta-1)/\theta} + (1 - \kappa) (B_{git} L_{git})^{(\theta-1)/\theta} \right]^{\theta/(\theta-1)} \quad (2)$$

其中,  $L_{git}$  和  $K_{git}$  分别为劳动和资本的投入量,  $A_{git}$  和  $B_{git}$  分别为资本效率和劳动效率,  $\theta$  为要素替代弹性。当  $\theta \in (0, 1)$  时, 表明资本与劳动要素为互补关系; 当  $\theta > 1$  时, 表示两者呈替代关系;  $\kappa \in (0, 1)$  为资本密集系数,  $(1 - \kappa)$  为劳动密集系数。与 Acemoglu & Restrepo (2020) 观点一致, 本文认为企业智能制造属于要素增强型技术进步, 对劳动效率和资本效率均会产生影响且影响的相对大小并不确定。故此, 设定  $A_{git} = A_{git0} e^{\gamma_k + \phi \ln(A_{it0}/A_{it0}) + \varepsilon_{ki}}$  和  $B_{git} = B_{git0} e^{\gamma_l + \varphi \ln(A_{it0}/A_{it0}) + \varepsilon_{li}}$ , 其中,  $A_{it0}$  为智能制造水平,  $\phi > 0$  和  $\varphi > 0$  分别为智能制造应用对资本效率和劳动效率的提升强度,  $\gamma_k$  和  $\gamma_l$  分别为资本和劳动增强型技术的平均增长率,  $A_{git0}$  和  $B_{git0}$  分别为初始资本效率和劳动效率,  $\varepsilon_{ki}$  和  $\varepsilon_{li}$  均为随机冲击。从理论上讲, 企业智能制造应用会提高投入要素成本, 如企业需要对原有员工进行培训、聘用高级工程师等, 这将提高劳动成本, 而企业引入智能化生产设备和智能化管理运营系统等, 也必将提高资本成本。鉴于此, 假设企业  $g$  的总成本函数为:

$$TC_{git} = w_{git} (1 + \tau_{git}) L_{git} + r_{git} (1 + \nu_{git}) K_{git} \quad (3)$$

其中,  $w_{git}$  和  $r_{git}$  分别为工资率和资本利得率,  $\tau_{git}, \nu_{git} \geq 0$  为智能制造应用引致劳动成本和资本成本的提升程度,  $TC_{git}$  为企业总成本。对上述模型求最优解, 可得边际成本函数:

$$MC_{git} = \partial TC_{git} / \partial q_{git} = \Phi(r_{git}, w_{git})^{1/(1-\theta)} \quad (4)$$

其中,  $\Phi(r_{git}, w_{git}) = [(1 + \nu_{git})^{1-\theta} A_{git}^{\theta-1} r_{git}^{1-\theta} \kappa^{\theta} + (1 + \tau_{git})^{1-\theta} B_{git}^{\theta-1} w_{git}^{1-\theta} (1 - \kappa)^{\theta}]$ , 表明企业的边际成本由劳动效率、资本效率和智能制造应用所需资本和劳动投入的要素成本等共同决定。

## (三) 寡头垄断均衡求解

考虑到现实当中企业调整价格存在菜单成本, 故此, 将价格黏性引入成本加成定价模型。

### 1. 价格黏性机制

采用 Calvo 定价模型, 假定每期企业有概率  $\lambda$  ( $0 < \lambda < 1$ ) 调整价格,  $\lambda$  越小表示价格黏性越强。令  $p_{git}^*$  为最优调整价格, 则设定企业定价由理想价格与上一期价格水平加权平均所得:

$$p_{git} = \lambda p_{git}^* + (1 - \lambda) p_{git-1} \quad (5)$$

### 2. 需求函数

基于需求侧效用函数设定, 假设代表性消费者的总支出约束条件为  $Y = \sum_{g=1}^G p_{git} q_{git}$ , 对家庭做效用最大化求解, 可得企业  $i$  面临的需求函数为:  $q_{git} = Y p_{git}^{-1/(1-\rho_{git})} P_{gt}^{1/(1-\rho_{git}) - \sigma_{gt}} / P_t^{1-\sigma_{gt}}$ , 其中,  $P_{gt} = (\sum_{i \in g} p_{git}^{-\rho_{git}/(1-\rho_{git})})^{-(1-\rho_{git})/\rho_{git}}$  为行业  $g$  的价格指数,  $P_t = (\sum_{g=1}^G P_{gt}^{1-\sigma_{gt}})^{1/(1-\sigma_{gt})}$  为总价格指数。由此可推导出消费者的实际需求弹性为:  $\varepsilon_{git} = 1 + [\sigma_{gt} (N_{git} - 1)] / (N_{git} - \rho_{git})$ 。

### 3. 企业动态最优化问题

基于供给侧企业生产函数, 可得企业最大化预期折现利润的函数为:

$$\pi_{git} = E_i \left( \sum_{s=0}^{\infty} (1 - \lambda)^s \beta^s \left[ (p_{git+s}^* - MC_{git+s}) q_{it+s} (p_{git+s}^*) \right] \right) \quad (6)$$

其中,  $\beta$  为折现因子,  $(1 - \lambda)^s$  为未来  $s$  期末调整价格的概率,  $s$  为保持价格黏性的时间长度, 该数值越大表示企业保持价格黏性的时间越长。对上述问题求动态最优化可得企业最优定价公式为:  $p_{git}^* = [\varepsilon_{git} \sum_{s=0}^{\infty} (1 - \lambda)^s \beta^s MC_{git+s}] / [(\varepsilon_{git} - 1) \sum_{s=0}^{\infty} (1 - \lambda)^s \beta^s]$ 。故此, 最优定价为未来边际成本的预期加权平均, 权重为  $\lambda$  与  $\beta$  的线性组合。由成本加成率公式  $\mu_{git} = (p_{git} - MC_{git}) / MC_{git}$  可得:

$$\mu_{git} = \frac{\lambda \frac{\varepsilon_{git}}{\varepsilon_{git} - 1} \sum_{s=0}^{\infty} \left[ (1 - \lambda)^s \beta^s \Phi(r_{git+s}, w_{git+s})^{1-\theta} \right] / \sum_{s=0}^{\infty} (1 - \lambda)^s \beta^s}{\Phi(r_{git}, w_{git})^{1-\theta}} + (1 - \lambda) p_{git-1} - 1 \quad (7)$$

由式(7)可得两点结论: 第一, 当企业定价存在价格黏性时, 短期内企业的产品定价与边际成本并未同步调整, 此时出口企业的成本加成率由式(7)给定。第二, 当企业定价灵活调整并不存在价格黏性时, 则企业可瞬时依据其边际成本同步调整定价, 即  $\lambda = 1$ 。此时  $p_{git} = p_{git}^*$ , 由此出口企业的成本加成率由式(8)给定。其中, 令  $\lambda = 1$ , 则由式(7)可得:

$$\mu_{git} = 1 / (\varepsilon_{git} - 1) = (N_{git} - \rho_{git}) / [\sigma_{git} (N_{git} - 1)] \quad (8)$$

可见, 企业的长期成本加成率由行业内和行业间的产品替代弹性以及市场集中度(企业数量  $N_{git}$  越少, 表示市场集中度越高)共同决定。

#### (四) 智能制造应用与企业成本加成率关系探讨

##### 1. 智能制造应用与存在价格黏性情形下的企业成本加成定价: 直接效应渠道分析

结合比较静态分析方法考察企业智能制造应用的成本加成率效应及其直接传导机制。基于式(7), 通过企业成本加成率对智能制造应用水平求一阶偏导可得:

$$\partial \mu_{git} / \partial AI_{git} = t \left[ \lambda \Gamma_{git} + (1 - \lambda) p_{git-1} \right] / \left[ AI_{git} \Phi(r_{git}, w_{git})^{(2-\theta)/(1-\theta)} \right] \Theta(\phi, \varphi) > 0 \quad (9)$$

其中, 令变量  $\Gamma_{git} = \left[ \varepsilon_{git} / (\varepsilon_{git} - 1) \right] \left[ \sum_{s=1}^{\infty} (1 - \lambda)^s \beta^s \Phi(r_{git+s}, w_{git+s})^{1-\theta} / \sum_{s=1}^{\infty} (1 - \lambda)^s \beta^s \right]$ ,  $\Theta(\phi, \varphi) = (1 + \nu_{git})^{1-\theta} \phi A_{git}^{\theta-1} r_{git}^{1-\theta} \kappa^\theta + (1 + \tau_{git})^{1-\theta} \varphi B_{git}^{\theta-1} w_{git}^{1-\theta} (1 - \kappa)^\theta$ 。由此可得第一个研究假说:

H1: 智能制造应用将有助于提升企业的成本加成率。

(1) 资本效率渠道。求导:  $\partial A_{git} / \partial AI_{git} = A_{git0} \phi t e^{[\gamma_k + \phi \ln(A_{git}/A_{git0})]t + \varepsilon_k} / AI_{git} = \phi t A_{git} / AI_{git} > 0$ , 同时, 基于式(7)求解得:

$$\partial \mu_{git} / \partial A_{git} = (1 + \nu_{git})^{1-\theta} A_{git}^{\theta-2} r_{git}^{1-\theta} \alpha^\theta [\lambda \Gamma_{git} + (1 - \lambda) p_{git-1}] / \Phi(r_{git}, w_{git})^{(2-\theta)/(1-\theta)} > 0 \quad (10)$$

可见, 存在如下作用机制: 智能制造应用有利于提高企业的资本效率, 而资本效率的提升必将抬高企业的成本加成率, 即  $\partial A_{git} / \partial AI_{git} > 0 \rightarrow \partial \mu_{git} / \partial A_{git} > 0$ , 由此可得第二个研究假说:

H2: 智能制造应用将通过提升资本效率渠道提高企业的成本加成率。

(2) 劳动效率渠道。求导:  $\partial B_{git} / \partial AI_{git} = B_{git0} \varphi t e^{[\gamma_l + \varphi \ln(B_{git}/B_{git0})]t + \varepsilon_l} / AI_{git} = \varphi t B_{git} / AI_{git} > 0$ , 同时, 基于式(7)可求解得:

$$\partial \mu_{git} / \partial B_{git} = (1 + \tau_{git})^{1-\theta} B_{git}^{\theta-2} w_{git}^{1-\theta} (1 - \alpha)^\theta [\lambda \Gamma_{git} + (1 - \lambda) p_{git-1}] / \Phi(r_{git}, w_{git})^{(2-\theta)/(1-\theta)} > 0 \quad (11)$$

可知, 存在如下作用机制: 智能制造应用有利于提高企业的劳动效率, 而劳动效率的提升有助于提高企业的成本加成率, 即  $\partial B_{git} / \partial AI_{git} > 0 \rightarrow \partial \mu_{git} / \partial B_{git} > 0$ 。由此可得第三个研究假说:

H3: 智能制造应用将通过提升劳动效率渠道提高企业的成本加成率。

综上, 智能制造应用对出口企业的成本加成率具有显著的提升作用, 且主要是通过提高资本效率和劳动效率两个直接渠道得以实现, 例如企业智能制造应用将改进生产过程的机械化和自动化程度而提升劳动效率, 或优化生产流程和资源配置进而提高资本效率, 而劳动效率和资本效

率的改进均有助于降低企业的边际成本,并在价格黏性条件下进一步提高企业的成本加成定价水平。

## 2. 智能制造应用与价格灵活调整情形下的企业成本加成定价:间接效应渠道分析

当企业灵活调整定价,智能制造对企业成本加成率的间接影响存在三种效应:(1)行业内竞争效应。智能制造对行业内产品竞争性强弱的影响取决于生产产品的专业化和标准化程度。由  $\partial\mu_{gi}/\partial\rho_{gi} = -1/[\sigma_{gi}(N_{gi} - 1)] < 0$  可知,如果智能制造使得出口企业生产的产品越发专业化(标准化),则行业内产品的差异化程度越高(低),即行业内替代弹性越小(大)和  $\rho_{gi}$  越小(大),此时成本加成率越高(低)。(2)行业间竞争效应。智能制造对行业间产品竞争性强弱的影响取决于生产产品的专业化和标准化程度。由  $\partial\mu_{gi}/\partial\sigma_{gi} = -(N_{gi} - \rho_{gi})/[\sigma_{gi}^2(N_{gi} - 1)] < 0$  可知,如果智能制造使得出口企业生产的产品越发专业化(标准化),则削弱(增强)行业间的产品竞争,即行业间替代弹性越小(大)和  $\sigma_{gi}$  越小(大),此时成本加成率越高(低)。(3)市场集中度效应。长期看,智能制造会使得高效率企业率先降低边际成本,并通过降价方式挤出低效率企业以获得更多垄断利润,由此市场中企业数量  $N_{gi}$  将变小。由  $\partial\mu_{gi}/\partial N_{gi} = (\rho_{gi} - 1)/[\sigma_{gi}(N_{gi} - 1)] < 0$  可知,一旦  $N_{gi}$  变小,则市场集中度变大,并使得企业成本加成率变大。由此可得第四个研究假说:

H4:当企业灵活调整定价时,智能制造通过减少市场中的企业数量和提高市场集中度抬高企业成本加成率;但行业内竞争效应或行业间竞争效应对企业成本加成率的影响并不明确,取决于智能制造到底是通过专业化削弱行业内或行业间产品的竞争程度,还是通过标准化加剧竞争程度。

## 三、测算方法及结果分析

本部分介绍企业成本加成率和智能制造应用水平的测算方法及测算结果。数据来源 Wind 数据库、CSMAR 数据库、CEIC 数据库、上海证券交易所和深圳证券交易所,选取 2006—2023 年 A 股上市制造类出口企业作为研究对象,同时剔除 ST、ST\* 等异常股或财务数据异常和缺失样本。<sup>①</sup>

### (一) 测算方法

#### 1. 企业成本加成率测算及其分解

本文采用 De Loecker & Warzynski(2012)的方法对企业成本加成率进行测算,测算出单个企业的成本加成率后,通过加权加总的方式计算出整体市场的成本加成率,并将总成本加成率的变化基于企业层面进行分解。由式(12)可知,第一部分行业内竞争效应  $\Delta_{within}$ ,衡量的是企业  $i$  所占市场份额  $\eta_i$  在  $t$  期和  $t - 1$  期之间未发生改变,而  $\bar{\mu}_{i,t}$  是发生改变所引起的总加成定价变化情况,若该值为正,则表示企业自身加成定价提高;第二部分市场集中度效应  $\Delta_{marketshare}$ (该值变大相当于第二部分模型中  $N_{gi}$  变小),度量的是仅有企业所占市场份额发生  $\eta_i$  改变的部分,如果该值为正,表明企业所占市场份额提高,其更具竞争力;第三部分行业间竞争效应  $\Delta_{crossterm}$ ,代表的是企业自身成本加成率和市场占比同时发生变化的情况,若该值为正,表明企业自身加成定价和所占市场份额同时增加;第四部分企业净进入效应  $netentry$ ,代表在  $t$  期新进入企业与退出市场的企业所引起的成本加成率变化情况,如果该值为负,表示新进入企业有更高成本加成率或市场所占份额更高。

$$\Delta\mu_t = \underbrace{\sum_i \eta_{i,t-1} \Delta\mu_{i,t}}_{\Delta_{within}} + \underbrace{\sum_i \bar{\mu}_{i,t-1} \Delta\eta_{i,t}}_{\Delta_{marketshare}} + \underbrace{\sum_i \Delta\mu_{i,t} \Delta\eta_{i,t}}_{\Delta_{crossterm}} + \underbrace{\left( \sum_{i \in exit} \bar{\mu}_{i,t-1} \eta_{i,t-1} - \sum_{i \in entry} \bar{\mu}_{i,t} \eta_{i,t} \right)}_{netentry} \quad (12)$$

其中,  $\bar{\mu}_{i,t-1} = \mu_{i,t-1} - \mu_{t-1}$  为在时间  $t - 1$  期企业  $i$  的加成定价减去总成本加成率,如果该值为正

<sup>①</sup> 因篇幅所限,企业成本加成率测算及其分解的具体步骤,被解释变量、解释变量、控制变量的定义、测算方法、数据来源和描述性统计详见本刊网站登载的附录3。关键词库详见本刊网站登载的附录4。同时,通过分析年报词频数据与股价之间的关系, MNIR 模型能够自动学习并调整关键词的权重,从而更客观地反映各关键词对智能制造应用水平的诠释能力。

值,表示该企业的成本加成率在总成本加成率之上,反之则反是; $\bar{\mu}_{i,t} = \mu_{i,t} - \mu_{t-1}$ 为企业*i*在时间*t*期的成本加成率减去*t-1*的总成本加成率,其含义同上。测算结果见图1。

### 2. 企业智能制造应用水平测算

本文参考Chen et al.(2023)的思路,采用文本挖掘法构建智能制造衡量指标。具体步骤:首先,在61785份上市公司年报文本上,运用Python爬取*i*上市公司*t*年度年报中的“管理层讨论与分析”相关文本;其次,综合政策文件(《中国制造2025》《智能制造发展规划》等)和学术研究(Chen et al., 2023)及上市公司年报,从人工智能技术、互联网技术、大数据技术、价值链智造技术四个维度入手构建关键词库,并将*m*个关键词添加到R语言中的JiebaR库中,对“管理层讨论与分析”文本进行分词,得到总词频 $w_{i,t}$ ;进而运用word2vec词袋模型对分好词的文本进行相关词提取,得到关键词*j*的词频 $w_{j,t}$ ,并依据上述步骤对*m*个关键词均提取得到词频,最终生成了特征词频率矩阵 $V_{i,t} = [w_{i1,t}, w_{i2,t}, \dots, w_{ij,t}, \dots, w_{im,t}]$ 。同时,传统文本分析方法只考虑关键词使用频率对文本信息的影响,但随着现实技术迭代,关键词的智能制造信息含量会出现衰减。基于此,本文借鉴Gaspar et al.(2024)的思路,将股价作为监督者,利用Taddy(2013)提出的多项式逆回归模型(MNIR)来评估关键词的信息含量。基于优化后的权重重新构建特征词频率矩阵 $V'_{i,t} = [w_{i1,t}p_{i1,t}, w_{i2,t}p_{i2,t}, \dots, w_{ij,t}p_{ij,t}, \dots, w_{im,t}p_{im,t}]$ , $p_{j,t} \in [-1, 1]$ 代表关键词*j*关于智能制造的相对信息含量,最终构建智能制造应用水平指数:

$$AI_i = \log\left(\sum_{j=1}^m w_j p_j\right), i \in 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

### (二) 测算结果及分析

由图1可知,自2011年起,除行业间竞争效应为负外,其他三类效应均为正,表明行业间竞争效应削弱了中国出口企业的成本加成率,但行业内竞争效应、市场集中度效应和净进入效应均推高中国出口企业的成本加成率,而且行业内竞争效应扮演最重要角色。由图2可知,2012年以前中国的智能制造水平相对较低,此后呈现明显上升趋势,虽然在2018—2019年间曾有小幅下降,但自2020年起表现出显著反弹趋势,表明近年来中国智能制造水平呈现逐步增强态势。从分样本看,融资紧约束企业的智能制造水平反而高于融资宽约束企业,但民营企业的智能制造水平高于国有企业,高科技企业的智能制造水平显著高于非高科技企业,究其原因,民营企业和高科技企业为了适应和参与市场竞争,会比国企和非高科技企业更加热衷于推动企业的智能制造转型。

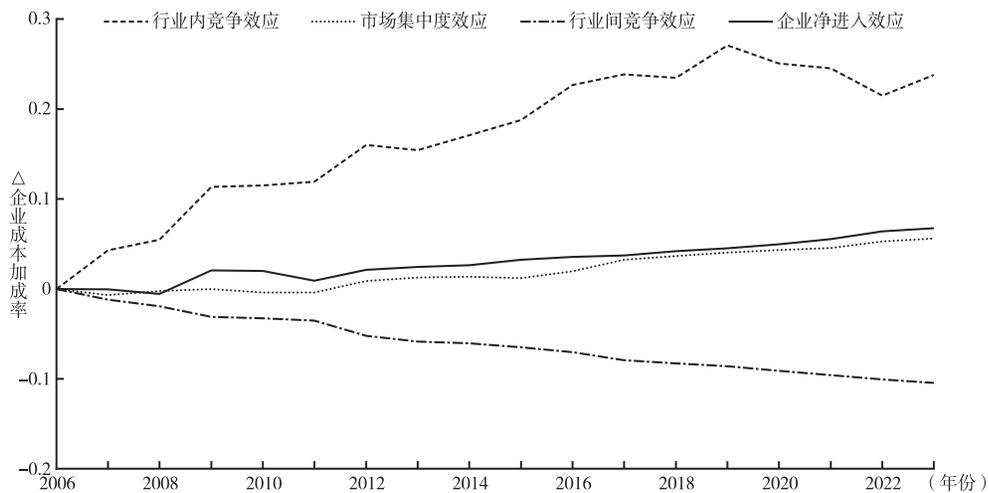


图1 总成本加成率在企业层面分解结果

资料来源:CEIC数据库、Wind数据库和CSMAR数据库,经作者计算。

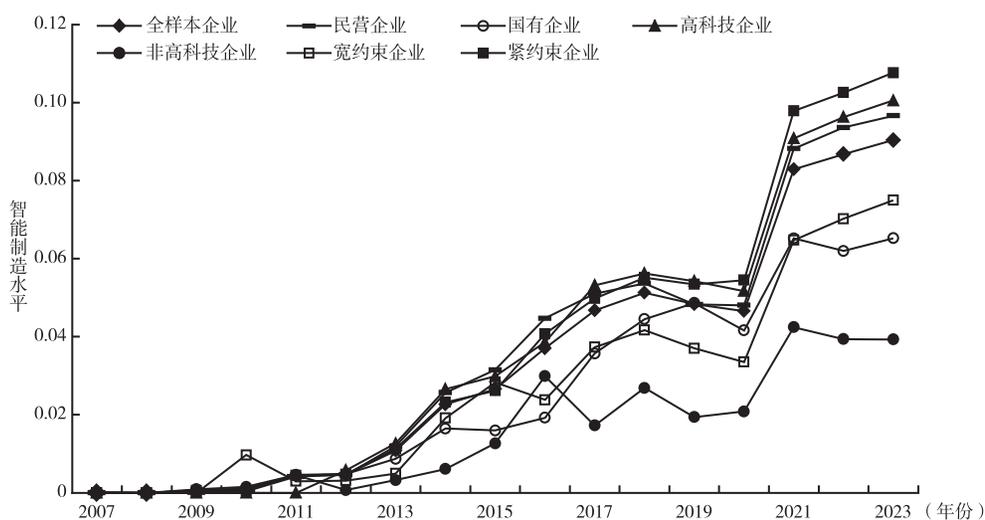


图2 企业智能制造水平测算结果

资料来源：巨潮资讯网，经作者计算。

#### 四、实证检验与结果分析

##### (一)实证模型构建

基于理论模型对企业成本加成率与智能制造应用关系的理论推导,本文建立基准模型:<sup>①</sup>

$$\mu_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \alpha_2 control_{sit} + \varpi_s + v_t + \varepsilon_{it} \quad (14)$$

其中, $\mu_{it}$ 为企业成本加成率, $AI_{it}$ 为智能制造应用水平, $control_{sit}$ 为一系列控制变量, $\varpi_s$ 为行业固定效应以控制企业所在不同行业的非时变异质性影响, $v_t$ 为时间固定效应以吸收样本时间内对企业成本加成率产生的共同影响, $\varepsilon_{it}$ 为残差项, $\alpha_0$ 为截距项, $\alpha_1$ 为回归系数,度量智能制造变化导致企业成本加成率的变化情况, $\alpha_2$ 为控制变量回归系数向量。

##### (二)基准模型估计结果及分析

本文的基准模型实证检验企业智能制造应用的成本加成率效应,结果见表1。表1列(1)–(3)分别汇报了未控制固定效应和未加入控制变量、控制固定效应但未加入控制变量、控制固定效应且加入所有控制变量后的三种不同情况下的估计结果。实证结果表明,智能制造应用水平的提升能够显著提高企业的成本加成率,与本文的预期相符合,说明智能制造应用有助于提高中国出口企业参与国际竞争的市场势力。同时,经过更换被解释变量进行基准回归、更换核心解释变量进行基准回归的稳健检验,以及将内生解释变量滞后一期后再进行基准回归、采用两阶段最小二乘法(TSLS)进行基准回归的内生性处理后,上述结果仍具有稳健性,实证结果验证了理论模型的研究假说H1。

表1 企业智能制造应用对出口企业成本加成率影响的实证结果

变量	(1)	(2)	(3)	替换 被解释变量	替换 解释变量	解释变量 滞后一期	两阶段最小 二乘法
	成本加成率						
智能制造 应用水平	0.1617*** (0.0126)	0.0336*** (0.0111)	0.0638*** (0.0102)	0.1063*** (0.0069)			0.0535*** (0.0187)

<sup>①</sup> 因篇幅所限,稳健性检验与内生性分析结果,因果中介分析方法的原理、因果中介敏感性分析结果详见本刊网站登载的附录5。结果表明基于因果中介效应分析(causal mediation analysis)计算的平均中介效应、直接效应、总效应与中介效应率具有稳健性。

续表 1

变量	(1)	(2)	(3)	替换 被解释变量	替换 解释变量	解释变量 滞后一期	两阶段最小 二乘法
	成本加成率						
机器人使用水平					0.0013*** (0.0002)		
智能制造应用水平 滞后一期						0.0302*** (0.0112)	
控制变量	否	否	是	是	是	是	是
固定效应	否	是	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.0101	0.3075	0.4183	0.5158	0.4189	0.4038	0.1820
观测值	18025	18025	17871	17474	17566	15230	12989

注：\*、\*\*和\*\*\*分别表示在10%、5%和1%水平上显著，下表同。括号内为标准误。生产函数的参数估计法主要有OP法、LP法和ACF法，本文的基准估计采用ACF法，此处替换被解释变量的成本加成率为基于生产函数OP法估计得到成本加成率（具体估计过程详见本刊网站登载的附录3），并将其作为被解释变量的替代变量，以此作为稳健性检验。替换解释变量为机器人使用水平，本文从国际机器人联合会获得行业层面机器人的使用数据，并经单个企业员工人数与所有企业员工人数中位数的比值调整可测算得到企业层面的机器人使用水平。

### （三）传导机制的检验识别

结合理论模型推导，为了断定智能制造应用对企业成本加成率影响的直接传导机制，本文借鉴Imai et al.(2010)构建的基于潜在结果框架的因果中介分析方法，对出口企业智能制造应用的成本加成率效应以及资本效率和劳动效率的中介作用机制进行因果推断。此外，从长期看，当企业灵活定价时，智能制造对企业成本加成率的影响取决于其对行业内竞争效应、行业间竞争效应以及市场集中度效应的共同影响。因此，将式(14)的被解释变量分别替换为行业内竞争效应、行业间竞争效应、市场集中度效应，以此识别智能制造应用对企业成本加成率影响的间接传导机制。具体结果见表2和表3。

#### 1. 直接传导机制

由表2估计结果可知，对于资本效率渠道，列(1)(2)中智能制造应用水平的系数均在1%的水平上显著为正，且列(2)资本效率的系数同样显著为0.4313，表明智能制造应用对于出口企业成本加成率有显著的直接与中介影响，且其中有23.89%来自资本效率的中介传导机制。结合列(1)(2)的实证检验结果可知，智能制造应用能够显著提升企业的资本效率，并由此提高了出口企业的成本加成率，故此可以验证存在资本效率中介渠道，即假说H2成立。究其原因，智能制造应用通过提高企业的生产效率，进一步降低产品的生产成本，使得出口企业能够以更低的单位成本生产更多高附加值产品，在短期存在价格黏性情况下，边际成本下降将由此抬高出口企业的成本加成率，并增强其参与国际竞争的市场势力。

对于劳动效率渠道，列(3)(4)中智能制造应用水平系数均在1%的水平上显著为正，与基准模型保持一致；列(4)劳动效率系数显著为0.0512，且能解释17.11%的中介效应。结合列(3)(4)实证检验结果可知，智能制造应用能够显著提升企业的劳动效率，进而有利于出口企业成本加成率的提高，由此可以验证存在劳动效率中介渠道，即假说H3成立。其主要原因可能在于，企业智能制造应用对中低端劳动力产生较强的替代效应，从而提高了单位劳动投入的产出效率，而智能制造应用相较于传统人力在一些重复性、常规性工作方面具有高效率、耐疲劳等比较优势。因此，企业将会大量减少对低技能劳动力的需求，转而提高对高技能劳动力的需求，以此最大化劳动资源利用效率，而生产效率的提高和总体人力成本的降低将有助于企业在价格黏性的情况下，通过降低边际成本途径以提高企业的成本加成率。

表 2 企业智能制造应用的成本加成率效应：直接传导机制

变量	资本效率渠道		劳动效率渠道	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	资本效率	成本加成率	劳动效率	成本加成率
智能制造应用水平	0.0548*** (0.0084)	0.0754*** (0.0133)	0.3310*** (0.0192)	0.0821*** (0.0138)
资本效率		0.4313*** (0.0118)		
劳动效率				0.0512*** (0.0053)
截距项	-2.5284*** (0.0375)	2.1168*** (0.0665)	-4.6787*** (0.0860)	1.2658*** (0.0663)
控制变量	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.7759	0.2402	0.6636	0.188
观测值	17871	17871	17871	17871
平均中介效应	0.0236***		0.0169***	
平均直接效应	0.0754***		0.0821***	
总效应	0.0990***		0.0990***	
中介效应率	23.89%***		17.11%***	

注：通过 1000 次准贝叶斯—蒙特卡罗 (MCMC) 近似估计获得平均中介效应、平均直接效应、总效应和中介效应率。其中，中介效应率=中介效应/总效应。

## 2. 间接传导机制

表 3 给出智能制造影响企业成本加成率间接效应的估计结果。首先，列(1)(2)结果显示智能制造应用水平的估计系数分别显著为 0.0021 和 0.0015，表明智能制造应用使得出口企业生产的产品越发专业化，并由此提高行业内产品的差异化程度（即  $\rho_{git}$  变小）和企业成本加成率。其次，列(3)(4)结果显示智能制造应用对市场集中度并不存在显著影响效应，原因可能在于出口行业长期存在政府补贴和较高资产专用性，使得低效率企业可能通过差异化或政府补贴维持市场份额，抵消成本劣势，且较高的退出壁垒可能延缓低效企业的退出，阻碍市场集中度的提升。最后，列(5)(6)显示，智能制造应用水平的估计系数分别显著为 0.0002 和 0.0003，在控制企业异质性与时间趋势后仍保持统计显著性。结果表明，智能制造应用通过行业间竞争渠道显著提升企业成本加成率。原因可能在于企业实际技术选择更集中于专业化创新方向，这种偏好源于技术应用的非对称性收益，通过智能制造赋能的柔性系统，企业能以更低成本实现小批量、高精度生产，此时在智能制造加持下企业生产的产品越发专业化，并导致行业间替代弹性变小（即  $\sigma_{git}$  变小），最终抬高了企业的成本加成定价水平。

表 3 企业智能制造应用的成本加成率效应：间接传导机制

变量	行业内竞争效应		市场集中度效应		行业间竞争效应	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
智能制造应用水平	0.0021*** (0.0007)	0.0015** (0.0007)	0.0002 (0.0002)	0.0001 (0.0002)	0.0002* (0.0001)	0.0003** (0.0001)
控制变量	否	是	否	是	否	是
固定效应	是	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.0633	0.0649	0.0174	0.0267	0.0508	0.0616
观测值	18025	17871	18025	17871	18025	17871

### (四) 异质性检验

智能制造应用对企业成本加成率的提高作用可能受到企业所有权性质、所处行业、融资约束和

时空因素的影响。本文接下来对上述五个层面做异质性检验,估计结果见表4。首先,基于企业所有权性质的异质性分析。表4的列(1)(2)汇报了基准回归的结果,其中,列(1)为非国有企业的实证结果,显示智能制造应用水平的回归系数在1%的水平上显著为0.0707,而列(2)国有企业智能制造应用水平的回归系数虽然为正,但不显著,这表明智能制造应用仅对非国有企业具有显著性影响,而对国有企业不产生影响效应。一方面,非国有企业以利润最大化为目标,因此,将会根据最优化原则更加积极地进行企业智能制造转型以提高自身成本加成定价能力;另一方面,国有企业通常体量庞大使得生产管理难以高效运营,特别是,国有企业还需要兼顾保利润和保就业等多重目标,市场竞争意识较弱,由此导致国有企业相对非国有企业不仅在智能制造转型中起步较晚,而且目前智能制造转型的成本加成率效应也尚未显现。

表4 异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	所有权差异效应		行业差异效应		融资能力差异效应	
	非国企	国企	高科技	非高科技	宽约束	紧约束
	成本加成率					
智能制造应用水平	0.0707*** (0.0116)	0.0203 (0.0222)	0.0639*** (0.0108)	0.0475 (0.0328)	0.0735*** (0.0122)	0.0307 (0.0194)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.3798	0.5133	0.2785	0.3838	0.4138	0.3133
观测值	12533	5338	13178	4693	12615	5256
变量	(7)	(8)	(9)	(10)		
	时间差异效应		空间差异效应			
	year<2012	year>=2012	东部区域	中西部区域		
	成本加成率					
智能制造应用水平	-0.0466 (0.1206)	0.0688*** (0.0103)	0.0766*** (0.0109)	0.0206 (0.0251)		
控制变量	是	是	是	是		
固定效应	是	是	是	是		
R <sup>2</sup>	0.2735	0.2899	0.4069	0.4870		
观测值	2049	15822	12824	5047		

注:是否为高科技行业及融资约束松紧企业的划分标准见本刊网站刊载的附录6。

其次,基于企业所在行业的异质性分析。表4列(3)(4)汇报高科技行业和非高科技行业两类企业的估计结果,其中,列(3)为高科技行业实证结果,显示智能制造应用水平系数在1%的水平上显著为0.0639,列(4)非高科技行业的企业智能制造应用水平系数虽然为正值但不显著,这表明智能制造应用对于提高高科技行业的企业成本加成率的成效明显,而对于非高科技行业的成效目前尚未显现。原因可能在于:一方面,高科技行业的企业具备更强的创新能力和革新意识,能够快速适应和接受新兴技术的冲击,并且更加积极高效地进行智能制造转型,最终实现企业成本加成率的提高;另一方面,对于非高科技行业企业,其创新的意识和能力较低,对新技术冲击的接受更为缓慢,因此,通过智能制造实现企业成本加成率提升的效果较差。

再次,基于企业融资约束松紧的异质性分析。表4列(5)的企业智能制造应用水平系数在1%的水平上显著为0.0735,列(6)的智能制造应用水平系数虽然为正但不显著,这表明智能制造应用能够有效提升融资约束宽松企业的成本加成率,而对于融资约束紧张的企业收效甚微。究其原因,融资约束宽松的企业相对融资约束紧张的企业具有获取外部资金成本较低且金额较大的优势,其更愿意投资于具有不确定性或者风险较高的项目,因此,企业会更加积极进行智能制造转型以提升其成本加成率。

最后,时空差异效应分析。表4列(7)(8)结果表明,智能制造对企业成本加成率的影响存在时间差异效应,智能制造对中国出口企业的积极影响仅对2012年后样本显著成立。可能原因是,2012年前智能制造技术尚处萌芽期,面临技术融合壁垒高、体系成熟度低、实践经验匮乏等瓶颈,企业转型升级需承担长期投资风险,导致初期难以实现正向收益。2012年后,随着技术迭代与模式创新,企业逐步突破技术融合瓶颈,智能制造对企业成本结构的优化效应显著增强,尤其在成本加成率维度形成可持续的正向驱动。列(9)(10)结果表明,智能制造能显著提高位于东部地区企业的成本加成率,而对于中西部地区企业的影响效果并不显著。可见,相对中西部地区,东部地区产业链集聚、数字基础设施相对完善使得企业能以更低的成本实现智能制造转型。

### 五、国家智能制造试点准自然实验的政策效应

智能制造作为一种产业政策,是国家干预或参与经济活动的一种重要手段。近年来,随着大数据、云计算、人工智能等信息技术的迅猛发展,智能制造逐渐成为企业技术革新、转型升级的关键战略。对此,政府高度重视智能制造的发展,2015年工业和信息化部印发《2015年智能制造试点示范专项行动实施方案》,并在之后每年公布参与试点示范项目的名单。为了研究国家智能制造试点政策对出口企业成本加成率的作用机制,且考虑到各企业参与智能制造试点的时间不尽相同,本文构建多期DID模型评估国家智能制造试点政策的企业成本加成率效应:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 treat_i \times post_t + \alpha_2 control_{it} + \varpi_s + v_i + \varepsilon_{it} \quad (15)$$

其中, $Y_{it}$ 包括企业成本加成率( $\mu_{it}$ )及其分解成分, $treat_i \times post_t$ 为企业当年是否参与智能制造试点。<sup>①</sup>表5列(1)结果显示,企业当年是否参与智能制造试点的估计系数( $treat_i \times post_t$ )显著为正,表明国家智能制造试点政策实施对企业成本加成率存在影响效应,即试点政策通过引入智能制造技术,降低边际成本,从而提升成本加成率;列(2)一(4)企业当年是否参与智能制造试点对行业内竞争效应( $\Delta_{within}$ )、市场集中度效应( $\Delta_{marketshare}$ )和行业间竞争效应( $\Delta_{crossterm}$ )的影响系数分别显著为正、不显著和显著为正,说明国家智能制造试点政策实施能显著提高行业内竞争效应和行业间竞争效应。究其原因,智能制造政策推动出口企业生产的产品越发专业化,同时也导致行业内和行业间产品的差异性变大,即行业内替代弹性越小,此时必将推高企业成本加成率。但长期看,智能制造应用并不会使得高效率企业率先降低边际成本,并通过降价方式挤出低效率企业以获得更多垄断利润,由此使得智能制造应用的市场集中度效应尚未显现。上述模型满足平行趋势检验,采用安慰剂检验和PSM-DID模型的检验结果依旧稳健。

表5 国家智能制造试点的政策效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	PSM-DID方法			
	成本加成率	行业内竞争效应	市场集中度效应	行业间竞争效应	成本加成率	行业内竞争效应	市场集中度效应	行业间竞争效应
企业当年是否参与智能制造试点	0.0517*** (0.0078)	0.0028*** (0.0005)	0.0002 (0.0002)	0.0004*** (0.0001)	0.0519*** (0.0077)	0.0029*** (0.0005)	0.0002 (0.0002)	0.0004*** (0.0001)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.4187	0.0643	0.0268	0.0627	0.4192	0.0653	0.0269	0.0638
观测值	17871	17871	17871	17871	17758	17758	17758	17758

<sup>①</sup> 当企业在样本期间内某一年参与智能制造试点时将该企业定义为实验组  $treat_i$  取1,反之取0。由于各企业参与智能制造试点的时间不尽相同,因此,当企业在某一年成为智能制造试点单位,则将当年及其之后年份  $post_t$  取1,反之取0。因篇幅所限,平行趋势、安慰剂检验、PSM-DID 稳健性和国家智能制造试点政策影响的详细结果详见本刊网站登载的附录7。

此外,国家产业政策的实施往往会对企业所处产业及其上下游产业均产生影响,如从上游企业购买原材料,加工制造以后销售至下游企业,这是制造业企业生产运营的主要模式,而这种购销活动在企业之间形成的借贷关系可将其称为商业信用。如果企业拥有大量的应付类款项,表明该企业占用大量上游资金,此时该企业在购销中处于强势地位;反之,如果企业具有大量应收类款项,表明该企业在购销活动中处于弱势地位。参考 Petersen & Rajan(1997)的研究构建衡量企业在上下游购销活动中的地位指标  $Power$ ,具体而言:(1)根据企业会计报表中的应收应付情况计算企业的商业信用依存度 ( $Credit$ ),商业信用依存度= $[(应付账款+应付票据+预收账款)-(应收账款+应收票据+预付账款)]/总资产$ 。从财务分析的角度来看,这个指标越大,说明企业占用上下游资金的能力越强,即行业地位越强势并且具有更强竞争力。(2)由商业信用依存度构建企业上下游购销地位指标 ( $Power$ ),当  $Credit < 0$  时,表示企业的资金被产业链的上下游企业占用,此时  $Power = 0$ ;反之,当  $Credit > 0$  时,表示企业占用产业链上下游企业的资金,此时  $Power = 1$ 。基于此,本文根据企业上下游购销地位划分为两个子样本,分别为占用上下游资金企业 ( $Power = 1$ ) 和被上下游占用资金企业 ( $Power = 0$ ),进而探究国家智能制造试点政策的实施对于购销活动中处于不同地位企业的成本加成率的影响效应,估计结果见表6。

首先,对于行业内竞争效应,列(1)(2)中企业当年是否参与智能制造试点的系数分别显著为 0.0028 和 0.0031;其次,对于市场集中度效应,列(3)中的该系数为 -0.0001 但不显著,而列(4)中的该系数为 0.0005,且在 5% 水平上显著,表明存在明显的市场集中度效应(即  $N_{gi}$  变小);再次,对于行业间竞争效应,列(5)企业当年是否参与智能制造试点的系数显著为正,而列(6)该系数不显著。结果表明,对于在购销活动中处于不同地位的企业,国家智能制造试点政策能显著增强其行业内竞争效应,但对市场集中度效应、行业间竞争效应的影响具有异质性。原因可能在于,对于在购销活动中处于强势地位、能够占用上下游资金的企业,其自身强势地位和较强的技术吸收能力,使得试点政策能够更直接地作用于其生产效率,强化其行业内竞争效应和行业间竞争效应,但由于其本身已占据较大的市场份额,试点政策对其市场份额的进一步提升作用可能有限。而对于在购销活动中处于弱势地位、资金被上下游占用的企业,其自身弱势地位和相对较弱的技术吸收能力,使得试点政策对其行业内竞争效应和市场份额效应的提升作用更为显著,但由于其在行业内的地位尚待提升,试点政策对其行业间竞争效应的影响相对有限。

表6 国家智能制造试点政策影响之产业链视角

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	占用上下游 资金企业 ( $Power=1$ )	被上下游占用 资金企业 ( $Power=0$ )	占用上下游 资金企业 ( $Power=1$ )	被上下游占用 资金企业 ( $Power=0$ )	占用上下游 资金企业 ( $Power=1$ )	被上下游占用 资金企业 ( $Power=0$ )
	行业内竞争效应		市场集中度效应		行业间竞争效应	
企业当年是否参与 智能制造试点	0.0028*** (0.0009)	0.0031*** (0.0005)	-0.0001 (0.0003)	0.0005** (0.0002)	0.0006*** (0.0001)	0.0001 (0.0001)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.0873	0.0635	0.0378	0.0436	0.0832	0.0647
观测值	7275	10596	7275	10596	7275	10596

## 六、结论与政策启示

在经济全球化时代,中国制造类出口企业的核心竞争力相对不强,由此使得出口企业长期在全球价值链分工中的位置相对较低,故此,当下提高中国出口企业在国际利润分配中的份额具有重要现实意义,而新一轮信息技术的快速发展正是中国出口企业进行智能制造应用进而重塑出口国际

竞争新优势的关键契机。鉴于此,本文构建一个异质性寡头垄断模型分析价格黏性和灵活定价不同情形下智能制造应用的成本加成率效应,并基于爬虫和文本分析方法从61785份上市公司年报提取2006—2023年中国出口企业的智能制造应用水平,进而实证检验企业智能制造应用对成本加成率影响的直接效应和间接效应。此外,本文还基于典型事实、PSM样本匹配法和多重差分DID法等进一步评估了政府智能制造试点政策的企业成本加成率效应,作为稳健性检验。

研究结果表明:(1)智能制造转型可通过优化资源利用效率显著提高企业成本加成率,不过此正向促进效应存在时空差异,在时间上,2012年后数字技术日渐成熟,企业在不断探索中积累了丰富的转型经验,这使得智能制造转型对企业成本加成率的积极影响得以凸显;在空间上,相对于中西部地区,东部地区拥有更为完善的智能技术相关基础设施和高级技术人才,企业能够依靠有利的外部环境快速实现智能制造转型从而提高企业成本加成率。异质性分析表明:企业智能制造对成本加成率的积极影响存在所有权差异效应、行业差异效应以及融资能力差异效应,即由于非国有企业在灵活性、激励机制和市场导向上具有优势,高科技行业企业的创新意识较强,而融资约束宽松企业在技术投资和人力资源开发上具有较强能力,因此,这些企业有需求、有能力和有意愿进行智能制造转型,由此通过改善企业的资本效率和劳动效率提高成本加成率。

(2)理论分析发现由于短期内存价格黏性,故智能制造应用能够通过提高资本效率和劳动效率来直接影响企业的成本加成率,同时长期中企业可以灵活定价,故智能制造将通过对行业内竞争效应、市场集中度效应和行业间竞争效应来间接影响企业的成本加成率。基于机制的实证结果表明,智能制造应用能够显著通过提高资本效率和劳动效率渠道直接提高企业的成本加成率,但仅通过行业内竞争效应和行业间竞争效应渠道间接提升企业成本加成率,而市场集中度效应的间接影响渠道并未显现。究其原因在于,中国智能制造应用使得企业生产的产品越发专业化,此时不仅降低了行业内产品的替代弹性,而且也降低了行业间产品的替代弹性,最终由于产品差异化程度变大而抬高了企业的成本加成率。但从长期看,中国智能制造应用并不会使得高效率企业率先降低边际成本,并通过降价方式挤出低效率企业以获得更多的垄断利润,因此,企业智能制造应用的市场集中度效应尚未显现。

(3)国家智能制造试点政策对成本加成率的影响存在结构性差异。其中,国家智能制造试点政策对企业成本加成率存在显著为正的影响效应,但长期看,国家试点政策的成本加成率效应仅存在于行业内竞争效应和行业间竞争效应。从产业链视角看,行业内竞争加剧对所有企业造成压力,尤其是购销地位较低的企业,其成本加成率的影响效应更为明显,即智能制造产业政策的实施更能够提升产业链中弱势企业的成本加成定价能力。在行业间竞争效应上,对于高购销地位的企业,国家试点政策通过增强行业间竞争效应提高企业的成本加成率,但该影响效应并不存在于低购销地位的企业群中。相对而言,被上下游占用资金的企业在市场集中度方面受益,即可通过技术提升和效率改进获得更高市场份额,并由此提高企业的成本加成率,存在明显的反马太效应。<sup>①</sup>可见,这类企业参与国家智能制造试点政策,将有助于提高其市场占有率,并进一步改善企业在国际市场中的地位,帮助企业在全球产业链和价值链中获得更高的定价权。

本文研究结论具有以下三点政策启示:第一,以企业智能制造应用的广泛覆盖和创新应用为切入口,实现要素生产率跃升和提高企业成本加成定价能力。研究表明,制造类出口企业的智能制造应用能够提高其成本加成率,主要机制在于智能制造应用提高了生产过程的机械化和自动化程度、优化生产流程和资源配置以及提高资本利用效率和产出水平,进而改善劳动效率和资本效率,同时

<sup>①</sup> 所谓“反马太效应”是指可以通过主动干预的方式对抗社会经济资源分配的两极分化问题,促进机会更加公平和资源更加合理分配的社会现象。故此,对于被上下游占用资金处于劣势的企业能够通过智能制造转型提高其市场份额,由此抬高企业的成本加成率,最终增强其参与国际竞争的市场势力,形成市场资源在优劣势企业之间的重新优化配置。本文借用此概念将该现象界定为“反马太效应”。

也通过增强行业内竞争效应和行业间竞争效应间接提高成本加成率。党的二十届三中全会提出：“加快推进新型工业化，培育壮大先进制造业集群，推动制造业高端化、智能化、绿色化发展。”因此，政府应该加大政策引导和支持：一是鼓励出口企业在生产、仓储、物流等各个关键环节广泛应用智能制造技术，提高整体生产效率；二是鼓励企业探索智能制造在新领域的创新应用，如服务机器人、协作机器人等，开拓新的市场和利润空间；三是利用智能制造收集的实时数据，进行大数据分析，优化资源配置和生产决策，提升生产灵活性和响应速度。通过以上措施，帮助出口企业充分利用智能制造技术的优势，实现要素生产率的全面提升和企业加成定价能力的跃升。

第二，建立健全因时、因地和因企施策的“精准滴灌”智能制造应用支持政策体系，充分释放智能制造应用的成本加成率赋能效应。本文发现智能制造应用的成本加成率效应存在时空差异，部分企业并没有充分发挥智能制造应用提高企业成本加成率的赋能效应。例如，国有企业需兼顾保利润和保就业多重目标，融资约束紧张的企业容易受资金约束限制，非高科技企业可能创新能力不足，这些企业由于自身在某些方面存在缺陷而使得智能制造应用的成本加成率效应受限。鉴于此，一是有针对性推动数字基础设施完善地区内企业开展智能制造转型，同时为西部落后地区完善数字基础设施建设，为智能制造转型的成本加成率赋能效应提供必要的基础条件；二是定期分析市场动态和需求变化，及时调整政策支持的重点领域和行业，确保政策与市场需求相匹配；三是根据企业规模、行业特点和技术水平，提供差异化的支持政策，如通过政策引导增强国有企业的竞争意识，为受融资约束企业提供资金扶持促使其有能力参与智能化改革浪潮的竞争，并逐步通过政策扶持增强非高科技企业的创新能力，以期改进上述类型出口企业生产产品的差异化和专业化，达到提高此类企业成本加成定价能力的目的。最终以此构建一个灵活性、适应性强的智能制造支持政策体系，充分释放其成本加成率的赋能效应，增强企业参与国际竞争的市场势力。

第三，积极促进智能制造行业应用示范，形成“优势企业带动，全产业链升级”的对外贸易高质量发展格局。本文研究为国家智能制造政策提高出口企业成本加成定价能力的有效性寻找到新的微观层面经验证据，为未来更加积极且坚定地孵育良好的发展环境支持企业智能制造转型提供了重要的决策依据。由此为进一步促进中国制造类出口企业完成智能制造转型升级，中央和地方政府可以根据实际情况，出台一系列倾向性支持制造类优势出口企业进行智能制造转型升级的政策文件和指导方针，如智能制造专项资金支持、放宽银行贷款限制、补贴减税免税、高质量产品出口补贴政策等，扶持制造类出口企业进行智能制造升级，从而能够有针对性地提高上述类型企业的出口加成定价能力。特别是，国家智能制造试点政策具有显著的反马太效应，故此，推动企业智能制造转型升级，还能够促使中国产业链中弱势企业显著增强其参与国际市场竞争的定价能力，并进一步提高中国企业参与全球贸易的利润分成以及在全球价值链分工中的地位。

#### 参考文献

- 戴翔、马皓巍, 2023:《数字化转型、出口增长与低加成率陷阱》,《中国工业经济》第5期。
- 郭玥, 2018:《政府创新补助的信号传递机制与企业创新》,《中国工业经济》第9期。
- 黄先海、金泽成、余林徽, 2018:《出口、创新与企业加成率:基于要素密集度的考量》,《世界经济》第5期。
- 刘洪愧, 2022:《不确定冲击下中国企业出口能力研究》,《经济研究》第10期。
- 权小锋、李闯, 2022:《智能制造与成本粘性——来自中国智能制造示范项目的准自然实验》,《经济研究》第4期。
- 许明、李逸飞, 2018:《中国出口低加成定价之谜:竞争效应还是选择效应》,《世界经济》第8期。
- 尹恒、张子尧, 2021:《产品市场扭曲与资源配置效率:异质性企业加成率视角》,《经济研究》第11期。
- 余明桂、范蕊、钟慧洁, 2016:《中国产业政策与企业技术创新》,《中国工业经济》第12期。
- 祝树金、钟腾龙、李仁宇, 2019:《进口竞争、产品差异化与企业产品出口加成率》,《管理世界》第11期。
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2020, “Robots and Jobs, Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188—2244.

- Amountzias, C., 2019, "Pricing Decisions and Competitive Conduct across Manufacturing Sectors: Evidence from 19 European Union Manufacturing Industries", *Journal of Industry Competition and Trade*, 19(3), 413—440.
- Babina, T., A. Fedyk, A. X. He, and J. Hodson, 2024, "Artificial Intelligence, Firm Growth, and Industry Concentration", *Journal of Financial Economics*, 151, 103745.
- Brandt, L., J. V. Biesebroeck, L.H. Wang, and Y.F. Zhang, 2017, "WTO Accession and Performance of Chinese Manufacturing Firms", *American Economic Review*, 107(9), 2784—2820.
- Bresnahan, T. F., 1981, "Departures from Marginal-Cost Pricing in the American Automobile Industry: Estimates for 1977—1978", *Journal of Econometrics*, 17(2), 201—227.
- Carballo, J., M. R. Chatruc, C. S. Santa, and C. V. Martincus, 2022, "Online Business Platforms and International Trade", *Journal of International Economics*, 137(7), 103599.
- Chen, C. L., S. D. Wang, S. J. Yao, and Y. T. Lin, 2023, "Does Digital Transformation Increase the Labor Income Share of Employees? From a Perspective of Resources Reallocation", *Economic Modelling*, 128(11), 106474.
- David, P. A., and T. V. Klundert, 1965, "Biased Efficiency Growth and Capital—Labor Substitution in the US, 1899—1960", *American Economic Review*, 55(3), 357—394.
- De Loecker, J., and F. Warzynski, 2012, "Markups and Firm-level Export Status", *American Economic Review*, 102(6), 2437—2471.
- De Loecker, J., J. Eeckhout, and G. Unger, 2020, "The Rise of Market Power and the Macroeconomic Implications", *Quarterly Journal of Economics*, 135(2), 561—644.
- Domowitz, I., R.G. Hubbard, and B.C. Petersen, 1986, "Business Cycles and the Relationship between Concentration and Price Cost Margins", *Rand Journal of Economics*, 17(1), 1—17.
- Domowitz, I., R.G. Hubbard, and B.C. Petersen, 1988, "Market Structure and Cyclical Fluctuations in U. S. Manufacturing", *Review of Economics and Statistics*, 70(1), 55—66.
- Edmond, C., V. Midrigan, and D. Y. Xu, 2015, "Competition, Markups, and the Gains from International Trade", *American Economic Review*, 105(10), 3183—3221.
- Gaspar, J. M., S. Wang, and L. Xu, 2024, "Digitalization and the Performance of Non-technological Firms, Evidence from the COVID-19 and Natural Disaster Shocks", *Journal of Corporate Finance*, 89(12), 102670.
- Ge, J., J. Luo, and Y. Yuan, 2019, "Misallocation in Chinese Manufacturing and Services, A Variable Markup Approach", *China & World Economy*, 27(4), 74—103.
- Graetz, G., and G. Michaels, 2018, "Robots at Work", *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753—768.
- Hall, R.E., O.J. Blanchard, and R.G. Hubbard, 1986, "Market Structure and Macroeconomic Fluctuations", *Brookings Papers on Economic Activity*, 2, 285—338.
- Hjort, J., and J. Poulsen, 2019, "The Arrival of Fast Internet and Employment in Africa", *American Economic Review*, 109(3), 1032—1079.
- Lashkari, D., A. Bauer, and J. Boussard, 2024, "Information Technology and Returns to Scale", *American Economic Review*, 114(6), 1769—1815.
- Imai, K., L. Keele, and T. Yamamoto, 2010, "Identification, Inference and Sensitivity Analysis for Causal Mediation Effects", *Statistical Science*, 25(1), 51—71.
- Melitz, M. J., 2003, "The Impact of Trade on Intra-Industry Reallocations and Aggregate Industry Productivity", *Econometrica*, 71(6), 1695—1725.
- Melitz, M. J., and G. I. P. Ottaviano, 2008, "Market Size, Trade, and Productivity", *Review of Economic Studies*, 75(1), 295—316.
- Peters, M., 2020, "Heterogeneous Markups, Growth and Endogenous Misallocation", *Econometrica*, 88(5), 2037—2073.
- Petersen, M. A., and R.G. Rajan, 1997, "Trade Credit: Theories and Evidence", *Review of Financial Studies*, 10(3), 661—691.
- Roeger, W., 1995, "Can Imperfect Competition Explain the Difference between Primal and Dual Productivity Measures? Estimates for U. S. Manufacturing", *Journal of Political Economy*, 103(2), 316—330.
- Taddy, M., 2013, "Multinomial Inverse Regression for Text Analysis", *Journal of the American Statistical Association*, 108(503), 755—770.
- Weinberger, A., 2020, "Markups and Misallocation with Evidence from Exchange Rate Shocks", *Journal of Development Economics*, 146, 102494.

## Adoption of Intelligent Manufacturing and Markups of Export Firms

CHEN Chuanglian<sup>a,b</sup>, WANG Shudan<sup>a,b</sup>, WANG Haonan<sup>c</sup> and JIANG Fuwei<sup>d,e</sup>

(a: Institute of Finance, Jinan University; b: School of Economics, Jinan University;

c: School of Finance and Investment, Guangdong University of Finance;

d: School of Economics, Xiamen University;

e: Key Laboratory of Econometrics (Xiamen University), Ministry of Education)

**Summary:** Whether China's intelligent manufacturing policies and the intelligent manufacturing transformation of firms can help increase the markups of export firms is the key to strengthening firms' market position in international competition. Based on this, this paper constructs a heterogeneous oligopoly model incorporating the supply and demand sides to analyze the impact of the adoption of intelligent manufacturing on firms' markups and then proposes some suggestions on how to improve the markups of Chinese export firms by adopting intelligent manufacturing.

Firstly, this paper extends the theoretical framework by constructing a heterogeneous oligopoly model incorporating both demand-side and supply-side factors, innovatively introduces the impact factor of the adoption of intelligent manufacturing into the firm production function, and derives the direct and indirect effects of the adoption of intelligent manufacturing on firms' markups under two pricing regimes: price stickiness or flexible pricing. This study finds that capital efficiency and labor efficiency are the two most important channels for the direct effects, while the indirect effects are primarily determined by the competition effects within and between industries. These findings provide an important theoretical foundation for reshaping and enhancing the markup pricing advantage of Chinese export firms. Secondly, using a causal mediation effect model and decomposition methods, this study reveals the direct and indirect effects of the adoption of intelligent manufacturing on the markups of Chinese export firms, helping to comprehensively understand the specific mechanisms through which industrial intelligent manufacturing applications influence firms' markup pricing and enrich the existing literature in this field. Thirdly, the study examines whether the implementation of the Intelligent Manufacturing Pilot Demonstration Special Action in China will help promote firms' adoption of industrial intelligent manufacturing and enhance their export competitiveness. This study uses the Implementation Plan for the Intelligent Manufacturing Pilot Demonstration Special Action released by the State Council in 2015 and the lists of pilot firms published in subsequent years as a basis and employs a multi-period difference-in-differences method to identify whether the implementation of intelligent manufacturing industrial policies will improve the markups of export firms by accelerating the adoption of industrial intelligent manufacturing. The findings provide important decision-making references for the reform and implementation of subsequent intelligent manufacturing policies. Additionally, the paper explores the impact of intelligent manufacturing policies on the markups of firms at different positions within the industrial chain, thereby providing important theoretical foundations and decision-making references for the government seeking to support export firms in their intelligent manufacturing transformation and enhance their pricing power.

Empirical research based on data from Chinese export firms from 2006 to 2023 demonstrates that the adoption of intelligent manufacturing significantly elevates the markups of export firms. Heterogeneity analysis reveals that the effect of the adoption of intelligent manufacturing on markups is more pronounced in non-state-owned enterprises, high-tech enterprises, and financially unconstrained firms, while this effect only becomes statistically significant during periods of relatively mature intelligent technology development or in regions with advanced digital infrastructure. Mechanism analysis indicates that the adoption of intelligent manufacturing directly impacts markups in the short term through asset efficiency and labor efficiency channels, while indirectly enhancing them in the long term through intra-industry and inter-industry competition channels. Furthermore, the national intelligent manufacturing demonstration pilot policy significantly amplifies intra-industry and inter-industry competition effects. However, the market concentration effect has not yet fully manifested but only affects the firm clusters at the low end of the industrial chain. Notably, the policy implementation strengthens the markup-enhancing effect of the adoption of intelligent manufacturing. Finally, this paper proposes some suggestions on adopting intelligent manufacturing to enhance the markups of Chinese export firms.

**Keywords:** Intelligent Manufacturing Policies; Export Firms; Intelligent Manufacturing; Markup

**JEL Classification:** D24, G32, M11

(责任编辑:刘莹)(校对:王红梅)