

# 智能制造、人力资本升级与企业劳动收入份额

黄卓 陶云清 刘兆达 叶永卫\*

**摘要:**本文采用交叠双重差分法探究智能制造对企业劳动收入份额的影响及机制。研究发现,智能制造主要通过“互补效应”引致人力资本升级,进而提升企业劳动收入份额,且该效应在劳动密集型、法治水平较完善和劳动力错配程度低地区的企业中更为明显。同时,相比于协同型智能制造模式,生产型智能制造模式对企业劳动收入份额的提升作用更强,且智能制造亦缩小了企业内部薪酬差距。

**关键词:**智能制造;人力资本升级;劳动收入份额

**DOI:** 10.13821/j.cnki.ceq.2024.05.03

## 一、引言

随着人工智能、大数据、云计算、区块链、物联网等新一代数字技术的蓬勃发展,数字红利逐渐从居民生活领域向实体经济领域渗透(黄益平和黄卓,2018;李三希和黄卓,2022),数实融合成为经济社会高质量发展的新动能。在此背景下,智能制造作为一种全新的生产形态应运而生(权小锋和李闯,2022)。<sup>①</sup>应对即将到来的智能时代,技术变革对劳动力市场的重大影响还需进一步细致量化。在劳动力市场方面,党的二十大报告强调要增加低收入者收入进而规范收入分配秩序。劳动收入份额切实体现了初次分配的公平程度,在改善分配格局与推动社会平衡发展中发挥着愈发重要的作用(Piketty et al., 2019)。但从1990年至2008年前后,中国的劳动收入份额呈现持续下降态势,之后虽有所缓解但仍和世界发达国家存在一定差距(刘亚琳等,2022),广大劳动者并未充分享受到收入“蛋糕”做大而带来的红利,收入差距较大问题依旧严峻。<sup>②</sup>作为一种全新的生产方式,以智能制造为代表的技术变革究竟对制造业的劳动力市场尤其是劳动收入份额产生了怎样的影响?这种影响背后的逻辑理论又是如何?本文试图评估智能制造对企业劳动收入份额的影响,为技术变革如何影响劳动力市场提供重要启示。

\* 黄卓,北京大学中国经济研究中心、北京大学国家发展研究院;陶云清,上海财经大学金融学院;刘兆达,中央财经大学经济学院;叶永卫,上海财经大学公共经济与管理学院。通信作者及地址:陶云清,上海市杨浦区国定路777号,200433;电话:13657200206;E-mail:taoyunqingzuel@126.com。本文受到国家自然科学基金项目(21ZDA010、72271010、72241418)的资助与支持。感谢匿名审稿人对本文的建设性意见。当然,文责自负。

<sup>①</sup> 在工业和信息化部、财政部于2016年12月发布的《智能制造发展规划(2016—2020年)》中,智能制造被定义为将新一代信息通信技术与先进制造技术深度融合,贯穿于设计、生产、服务等制造活动的各环节,具有自感知、自学习、自决策、自执行、自适应等功能的新型生产方式。

<sup>②</sup> 根据《中国收入分配报告2021:现状与国际比较》,中国基尼系数和高低收入比仍处于较高水平,收入基尼系数从2008年的峰值0.491见顶回落,近年来维持在0.46—0.47区间。2013—2020年高低收入比的均值为10.64,在较高水平区间运行。

理论上,一方面,云计算、机器学习等技术的引入,使得承载着多维信息的数据集成为一种全新的生产要素,进入企业设计、生产和服务的各个阶段。人、机、网的动态结合赋予机器感知、挑选并进行决策的能力,使得高度柔性、集成与自动的生产方式成为可能(乔非等,2023),无人工厂和车间应运而生,减少了企业对机械化劳动力的需求,产生“机器换人”的“替代效应”(Acemoglu and Restrepo, 2017; 陈彦斌等, 2019),这会导致企业劳动收入份额下降。另一方面,由于资本-技能的互补性,这使得拥有智能化技术的企业对掌握深度学习、数据挖掘等技术的高技能劳动力产生更为迫切的需要,从而表现出智能制造对劳动力结构的“互补效应”(Michaels et al., 2014; 申广军, 2016),这会促使企业劳动收入份额趋于上升。概言之,上述两种效应在一定程度上重塑了企业人力资本结构,从而对其劳动收入份额产生影响。

基于此,本文试图细致剖析智能制造所带来的“替代效应”与“互补效应”如何共同作用于企业劳动收入份额。这一工作不仅有助于全面评估智能制造推广的微观经济效应,而且可以为兼顾效率与公平的高质量发展提供理论借鉴和实践参考。具体地,本文将中国智能制造试点示范项目视为准自然实验,采用沪深A股制造业上市公司数据系统考察了智能制造对企业劳动收入份额的影响和机制。实证结果发现:智能制造显著提升了企业劳动收入份额,且该效应在劳动密集型企业、劳动错配程度较低以及法治水平较完善地区的企业中更为明显。机制分析表明:智能制造所带来的人力资本升级是提升企业劳动收入份额的关键。此外,相比于协同型智能制造模式,生产型智能制造模式对企业劳动收入份额的提升作用更强,且智能制造有利于缩小企业内部薪酬差距。

相较于既有文献,本文贡献主要体现在如下两方面:第一,有别于以往企业劳动收入份额基于生产方式不变假设下的研究,本文考察了智能制造这一生产方式革新对企业劳动收入份额的影响及内在机理,丰富了技术变革影响企业劳动收入份额的相关研究。已有研究从结构性因素(罗长远和张军,2009;李稻葵等,2009)、经济波动(贾坤和申广军,2016)、不完全竞争(文雁兵和陆雪琴,2018)和经济全球化(蒋为和黄玖立,2014)等方面对影响劳动收入份额的因素进行了有益探讨,这些均认为企业维持目前的生产方式不变,而忽视了技术变革带来的影响。第二,本研究扩展了智能制造实施的微观经济效应研究。囿于数据限制,以往关于智能制造的经济效应研究大多停留在理论分析层面(乔非等,2023),而对于智能制造微观经济效应的实证研究相对较少,仅仅只有两篇文献从成本粘性和企业创新的角度就智能制造试点项目的经济效果进行了评估(权小锋和李闯,2022;尹洪英和李闯,2022)。本文从全新的劳动力市场角度,有助于丰富现有关于智能制造实施的微观经济效应的研究。

## 二、制度背景与理论分析

### (一) 制度背景

2008年金融危机之后,去工业化发展的弊端愈演愈烈,重返制造业的呼声日益高涨。得益于新一代信息技术与制造业深度融合,智能制造正式成为培育经济增长新动能、抢占

未来科技发展制高点的核心技术范式,受到世界各国重视。<sup>①</sup>就中国而言,国务院于2015年颁布纲领性文件《中国制造2025》,提出“以加快新一代信息技术与制造业深度融合为主线,以推进智能制造为主攻方向”。而后出台的《智能制造发展规划(2016—2020年)》《智能制造工程实施指南(2016—2020)》等一系列政策文件标志着国家层面的智能制造总体战略框架基本成型。

虽然智能制造是一个宏观概念,但其最终的落脚点依然是微观企业。因此,在智能制造战略总体框架的引领下,中国采取先试点后推广,以点带面的方式于2015年3月9日首次启动智能制造试点示范专项行动,并下发《2015年智能制造试点示范专项行动实施方案》。明确了试点主体与试点目标,即以企业为主体、市场为导向、应用为切入点,持续推进试点示范。通过试点示范,大幅提升关键智能部件、装备和系统自主化能力;显著提高产品、生产过程、管理、服务等智能化水平;初步建立建成智能制造标准化体系、智能制造体系和公共服务平台。最终实现试点项目运营成本降低20%,产品研制周期缩短20%,生产效率提高20%,产品不良品率降低10%,能源利用率提高4%。例如,内蒙古蒙牛乳业(集团)股份有限公司的乳制品智能制造入选了2016年智能制造试点示范项目,其通过全产业链自动化、信息化和智能制造集成化,财务结账速度提高50%,生产效率提高20%,人员效率提升6%。

具体而言,工业和信息化部于2015年7月22日公布了首批入选的46个试点项目。为了进一步扩大试点规模、加快制造业智能化转型步伐,分别于2016、2017、2018年继续开展了第二、三、四批项目试点,最终累计形成试点示范项目共305个,已然形成了地区、行业、企业协同推进,系统集成商、装备制造、研究机构、用户联合实施的良好局面。考虑到试点项目的选取并非仅仅针对上市企业,同时,囿于非上市企业缺乏公开可得数据,不在研究范畴。为此,本文借助企查查、爱企查等网站,对《工业和信息化部关于公布智能制造试点示范项目名单的通告》中的所有企业进行手工识别并筛选出其中的上市企业,在删去PT、ST、\*ST类以及主要财务数据缺失严重的上市企业后,总共得到84个关于上市企业的智能制造试点项目。图1给出了每年进入智能制造试点示范项目的上市企业数量变化图,可以看出随着时间推移,越来越多的上市企业进入智能制造行列。

值得一提的是,少数研究从工业机器人(何小钢等,2023)、数字化转型(肖土盛等,2022)等视角对其影响企业劳动收入份额的机制进行了分析,但智能制造与工业机器人、数字化转型存在本质区别。具体就概念而言,工业机器人通常仅能处理已设定好的、标准化、流程化的生产任务,其更类似于自动化技术。相比于智能制造赋予机器自主决策并处理个性化的、多元化非机械任务的能力而言,工业机器人对企业生产方式革新的赋能效果明显不足。同样地,数字化则更多是改变企业的思维模式,是业务本身,而对于决策执行、运营管理、生产革新的提升效果相对较小。就测量方式而言,数字化转型多采用文本分析(词频)等方式衡量企业数字化程度,这面临着词库构建偏差、虚假数字化等棘手问题,进而降低研究可信度。与机器人和数字化转型测量方式不同,智能制造可视为一次准自然

<sup>①</sup> 美国于2012年推出《先进制造业国家战略计划》,同年美国通用电气公司率先提出了建设工业互联网的构想。德国在2013年正式提出“工业4.0”战略,为智能制造落地提供了切实可行的战略体系。

实验,通过构建 DID 方法来缓解内生性问题,有助于得到因果关系。

由上述制度背景可知,智能制造试点项目具有“分批实施、逐步推广”的特征,这种在时间和个体维度的改革差异性恰好提供了合适的准自然实验。因此,本文将智能制造试点示范项目的评选视为准自然实验,以企业劳动收入份额为切入点,对智能制造实施的收入分配效果进行细致因果评估。

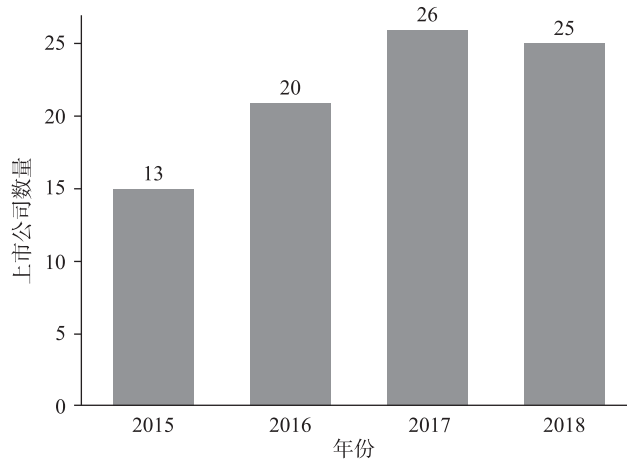


图1 智能制造试点示范时段的示意图

## (二) 理论分析

在人类社会发展历程中,每一次技术进步均会对劳动力结构产生深远影响,且这种影响天然具有两面性。为此,学界进行了广泛讨论(Autor, 2015)。智能制造作为数实融合的现实承接,同时兼具了“制造”的自然属性与“智能”的社会属性,势必会以一种更深远、更广泛的态势对企业的劳动力需求与劳动力结构以及收入分配结构产生重要冲击。Autor et al.(2003)首次提出“任务模型理论”,将技术与劳动置于统一框架下,分析其在不同生产任务中的比较优势,弥补了新古典经济增长模型因忽视技术进步对劳动力需求可能存在替代效应的缺陷,这为探究智能制造对劳动力结构与收入的冲击提供了更为完整的分析范式(王永钦和董雯,2020)。

熊彼特“创造性破坏理论”指出,一种新生产力的产生势必伴随着旧生产力的消亡。在智能制造替换落后生产工艺、优化生产流程、拓宽企业生产能力的同时,不可避免地会使部分工作岗位减少甚至消失。除去直观的劳动生产率进步因素以外,这种岗位的消减也在一定程度上体现了技术与劳动比较优势的更替(姚战琪和夏杰长,2005;肖土盛等,2022)。在任务模型框架下,智能制造与劳动力在不同任务中具有各自的比较优势,当智能制造相对于劳动力更具备比较优势时,劳动力就会被智能制造所取代,表现为“机器换人”(陈彦斌等,2019)。在人力资本投资备受重视的背景下,个体受教育程度、工作经验以及技能掌握的差异在技术与劳动的比较中发挥着不可忽视的作用(Acemoglu, 2002)。通常而言,低技能化、弱情感化、少经验化的劳动者因其所执行的任务程序化、常规化,在与技术的比较中,更容易处于劣势地位,从而被智能制造模仿替代(Autor et al., 2003;李磊

等,2021),如自动化技术的普及使得无人工厂、无人车间运作成为可能,极大程度上对机械化、重复性劳动力产生挤出效应;深度学习、神经网络等技术的成熟与使用,赋予机器感知、判断和决策的能力,从而降低企业对简单行政辅助人员的需求(赵烁等,2020;Brynjolfsson and McElheran, 2016)。上述“替代效应”的存在,会促使企业减少对低技能员工需求,表现为企业整体劳动力雇佣规模下降。因此,在其他条件不变的前提下,企业整体劳动力雇佣规模下降会引发劳动收入份额随之下降。

相比于“替代效应”,智能制造的“互补效应”会通过提高企业对高技能劳动的需求,进而优化其人力资本结构。根据“资本-技能互补效应”,技术内化于资本之中,需要通过多种方式与技能形成互补,才能充分发挥其作用。因此,智能制造要成为企业转换生产方式、调整失衡结构、重构竞争优势的关键举措,离不开以机器设备为载体的物质资本与劳动力资本之间的良性互动。作为新一代信息技术与先进制造技术深度融合的产物,智能制造所引致的技术升级天然具有很强的低技能偏向性(Autor et al., 1998; Acemoglu, 2002; 王林辉等,2020),其所依赖的大数据、云计算等先进数字技术对互补劳动者的技能结构提出了更高的要求。相对于低技能劳动者,高技能劳动者展现出更好的技术适应能力(申广军,2016)。因此,在智能制造实施过程中,企业势必将增加对高技能劳动的需求并引起自身人力资本结构调整,如加大对数字化人才、机器人工程师、软件研发人员的雇用,以对信息化设备进行安装调试维修;加强员工培训支出,提升员工技能水平,以实现更好的人机协同与岗位匹配(Alexopoulos and Cohen, 2016; 赵烁等,2020; 谢小云等,2021)。

由于“互补效应”的直接拉动,智能制造提升了企业对于高技能劳动力的需求,从而实现其人力资本结构升级。而这些蕴藏在人力资本中的新技术与新方法在确保企业智能制造成功“落地”的同时,亦提高了员工的“知识溢价”,从而提升企业劳动收入份额(邓玉林等,2006; 江轩宇等,2019)。具体逻辑如下:由于产品市场往往处于不完全竞争状态,企业可以从中获得部分垄断利润,但其所获得的垄断利润在劳动和资本之间的分配比例并不总是对等的,这主要取决于劳动者在劳资谈判中的议价能力。一般来说,劳动者在劳资谈判中往往处于相对劣势的地位,所以对垄断利润分成比例相对较低,这也是企业劳动收入份额降低的重要原因(白重恩等,2008; 文雁兵和陆雪琴,2018)。但鉴于高技能劳动力的“知识议价”,以及中国的劳动力市场基础性人力资本供过于求,而专业技能人员等高技术人才供不应求(刘方龙和吴能全,2013)的典型事实,高技能劳动力将具有更高的谈判地位与更强的议价能力,从而在利润分配中占据主导地位,最终表现为企业劳动收入份额提高。

综上所述,一方面,智能制造的“替代效应”将导致企业整体劳动力雇佣规模减小,进而导致劳动收入份额下降;另一方面,智能制造的“互补效应”将优化企业人力资本结构,进而提升劳动收入份额。因此,智能制造对企业劳动收入份额的影响将取决于“替代效应”和“互补效应”的相对强弱。有鉴于此,本文提出以下竞争性研究假说:

**假说 1** 其他条件不变的情况下,智能制造的实施将降低企业劳动收入份额。

**假说 2** 其他条件不变的情况下,智能制造的实施将提升企业劳动收入份额。

### 三、研究设计

#### (一) 模型设计

为检验智能制造对企业劳动收入份额的影响,本文将在制造业中实施的智能制造试点项目视为一次准自然实验,并参考权小锋和李闯(2022)的做法构造如下计量模型:

$$LS_{it} = \alpha_0 + \beta IM_{it} + \theta X_{it} + \eta_i + \delta_t + \varepsilon_{it}, \quad (1)$$

其中,下标  $i$  和下标  $t$  分别代表企业和年份,被解释变量  $LS$  表示企业劳动收入份额,解释变量  $IM$  表示智能制造实施的虚拟变量。 $X$  代表一系列企业和地区层面的特征变量,用以控制企业和地区初始特征差异对回归结果的影响; $\eta_i$  和  $\delta_t$  分别代表企业固定效应与时间固定效应,用以控制不随时间变化的企业固有特征和不同年份里的宏观因素对模型估计的干扰; $\varepsilon_{it}$  为随机干扰项。在具体实证分析中,为排除异方差和序列相关对回归结果的影响,本文对回归系数的标准误在企业层面进行聚类调整。本文重点关注的估计系数为  $\beta$ ,它捕捉了智能制造对企业劳动收入份额的实际影响。根据理论分析,如果  $\beta$  显著小于 0,则表示智能制造的实施降低了企业劳动收入份额,即假说 1 成立;如果  $\beta$  显著大于 0,则表示智能制造的实施提升了企业劳动收入份额,即假说 2 成立。

#### (二) 变量选取及定义

**劳动收入份额( $LS$ ):**参考彭飞等(2022)的做法,本文采用劳动要素收入占企业增加值的比重衡量劳动收入份额,即  $LS = \text{支付给职工以及为职工支付的现金} / (\text{利润总额} + \text{支付给职工以及为职工支付的现金} + \text{固定资产折旧} + \text{流转税税额})$ ,其中流转税税额的计算方式参考范子英和彭飞(2017)的做法,采用教育费附加及其相应费率逆推而得。

**智能制造( $IM$ ):**本文结合工业和信息化部发布的《工业和信息化部关于公布智能制造试点示范项目名单的通告》,借助企查查、爱企查等网站,从试点示范项目的名单中手动识别出上市公司,最后得到 84 家上市企业作为处理组,其余制造业企业作为对照组。但考虑到在国家大力提倡智能制造的大环境下,一些对照组企业也会自发开展智能制造建设,这将会对研究结果造成干扰,混淆智能制造带来的政策效应。因此,参考权小锋和李闯(2022)的做法,对上市公司年报的“公司业务概要”和“管理层讨论与分析”部分进行文本识别。如果该公司在年报中上述部分未出现智能制造相关内容,则认为其为一个“好”的对照组,予以保留。<sup>①</sup> 进一步,根据交叠 DID 的做法对核心解释变量进行定义,若处理组企业当年实施智能制造,则当年和之后年份取值为 1,反之取值为 0。

**相关控制变量( $X$ ):**值得说明的是,本文采用交叠 DID 的方式进行研究,那么智能制造试点示范政策本身具有的内生性可能会对政策效果估计产生干扰。为了使得模型(1)

<sup>①</sup> 智能制造属于制造业企业着力发展的工业智能化策略,受到各级政府的大力倡导和支持,我们判定企业如果有实施智能制造,一定会公开申报和大力宣传,如果没有,则判断其没有实施(权小锋和李闯,2022)。

中核心解释变量  $IM$  系数的估计量具有无偏性,还应加入一系列企业与地区的特征变量  $X$  以使得  $IM$  与  $\epsilon_{it}$  无关,即模型在加入相关的控制变量后,需要满足智能制造试点示范项目开展时间的相对外生以及智能制造试点示范项目企业选择的相对外生。

### 1. 智能制造试点示范时间的外生性

本文在模型(1)中加入了年份固定效应,控制了不同年份间的差异,并且追本溯源,中国最早的智能制造研究始于1986年,杨叔子院士对人工智能在制造领域中的应用进行了有益探索。进入21世纪后,中国愈发重视工业智能化的发展,更多的人工智能与智能系统研究课题获得国家自然科学基金重点和重大项目的支持。智能制造试点示范项目的实施恰恰是中国工业智能发展不断深化的产物,故其政策试点时间具有一定的不可预期性。

### 2. 智能制造试点示范企业选择的外生性

在政策文件中,智能制造试点示范项目优先在运营状况稳定以及基础条件好、需求迫切地区的企业中进行试点,故在实验组的选取上可能具有一定的内生性。为此,本文对影响企业被选择的前定变量( $Z$ )进行控制,以保证试点企业选取具有相对的外生性。具体而言,本文手动查找并参考《智能制造试点示范项目申报书》《工业企业信息化和工业化融合评估规范》和《信息化和工业化融合管理体系评定管理办法(试行)》等大量政策文件,并借鉴权小锋和李闯(2022)、尹洪英和李闯(2022)的研究,梳理出可能影响智能制造试点示范项目选择的前定变量( $Z$ ),包括企业的营业成本率( $Ocr$ )、现金流量状况( $Cflow$ )、固定资产比率( $Far$ )、资产负债状况( $Lev$ )、企业规模( $Size$ )、盈利能力( $Roa$ )、股权集中度( $Top$ )、成长性( $Growth$ )和信息化状况( $Information$ ),以及地区的经济发展水平( $Gdp$ )、工业增加值增长率( $Gri$ )和互联网普及率( $Internet$ )。各前定变量的具体衡量方式见表1变量的定义与说明。最后,借鉴孙天阳等(2020)的做法,上述前定变量( $Z$ )均选取2014年的数据。最终控制变量  $X_{it} = Z_{i2014} \times \gamma_t$ ,其中  $\gamma_t$  为时间趋势。

表1 变量的定义及说明

变量名称	变量符号	变量定义与计算
劳动收入份额	$LS$	根据鹏飞等(2022)的做法测度而得
智能制造	$IM$	若企业在当年进入《工业和信息化部关于公布智能制造试点示范项目名单的公告》,则为处理组企业,当年和之后年份取值为1,反之取值为0
企业规模	$Size$	总资产的自然对数
资产负债状况	$Lev$	总负债除以总资产
盈利能力	$Roa$	净利润除以总资产
股权集中度	$Top$	企业第一大股东持股比例
成长能力	$Growth$	(当年营业收入—上年营业收入)/上年营业收入
现金流量状况	$Cflow$	经营活动产生的现金流净额/总资产
固定资产比率	$Far$	固定资产/总资产
营业成本率	$Ocr$	营业成本/营业收入

(续表)

变量名称	变量符号	变量定义与计算
信息化状况	<i>Information</i>	信息化相关资产 <sup>①</sup> /总资产
经济发展水平	<i>Gdp</i>	地区人均GDP的自然对数
工业增加值增长率	<i>Gri</i>	(地区当年工业增加值-地区上年工业增加值)/地区上年工业增加值
互联网普及率	<i>Internet</i>	地区互联网用户数/常住人口

### (三) 数据来源与描述性统计

智能制造于2015年开始实施,为保证改革前后有足够样本,同时避免研究区间过长引致过多政策混淆效应,本文选取2009—2020年沪深A股制造业上市公司作为研究样本。其中企业层面的数据主要来自国泰安(CSMAR)、万德(Wind)和上市公司年报,地区层面的数据则来自《中国城市统计年鉴》《中国统计年鉴》与各省统计年鉴。考虑到数据质量对回归结果的影响,本文还对样本数据做了如下处理:(1)剔除PT、ST、\*ST类以及金融类的上市公司;(2)删除主要变量缺失、财务数据缺失严重的上市公司;(3)删除资不抵债的上市公司;(4)对所有连续变量进行了前后各1%水平的缩尾(Winsorize)处理。最终得到13408条企业-年度观测值。

表2为变量描述性统计的结果,可以发现劳动收入份额的样本均值为0.2391,最小值和最大值分别为0.031和0.5075,表明企业间劳动收入份额存在较大差异,为本文的回归分析奠定了良好基础。其他控制变量的分布也均处于合理区间。

表2 变量描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>LS</i>	13 408	0.239	0.100	0.031	0.233	0.508
<i>Size</i> <sub>2014</sub>	13 408	21.388	1.144	18.744	21.279	24.904
<i>Ocr</i> <sub>2014</sub>	13 408	0.697	0.179	0.001	0.723	1.392
<i>Far</i> <sub>2014</sub>	13 408	0.250	0.143	0.014	0.229	0.638
<i>Lev</i> <sub>2014</sub>	13 408	0.408	0.197	0.048	0.398	0.947
<i>Growth</i> <sub>2014</sub>	13 408	0.246	0.762	-1.108	0.086	4.199
<i>Cflow</i> <sub>2014</sub>	13 408	0.059	0.117	-0.798	0.052	0.801
<i>Roa</i> <sub>2014</sub>	13 408	0.062	0.070	-0.228	0.054	0.284
<i>Top</i> <sub>2014</sub>	13 408	36.831	15.614	9.890	35.110	83.810
<i>Information</i> <sub>2014</sub>	13 408	0.003	0.014	0	0.001	0.350
<i>Internet</i> <sub>2014</sub>	13 408	27.134	12.700	3.480	25.920	113.640
<i>Gdp</i> <sub>2014</sub>	13 408	11.491	0.758	9.135	11.477	13.118
<i>Gri</i> <sub>2014</sub>	13 408	0.048	0.047	-0.302	0.050	0.216

① 参考尹洪英和李闯(2022)的研究,信息化相关资产指的是:固定资产(硬件)中电子设备、办公电子设备、计算机(电脑)设备、自动化、电子仪器仪表、通讯、邮电、管理设备、检测设备等相关资产;无形资产(软件)中软件、系统、计算机、平台、数据库、信息化、网站、Windows、微信公众号等相关资产。数据来源于企业财务报表附注部分有关数字化固定资产投资和无形资产投资的明细数据。



## 四、实证结果分析

### (一) 基准回归

为检验智能制造与企业劳动收入份额之间的因果关系,本文基于计量模型(1)对样本数据进行回归,结果报告于表3。其中,第(1)列结果显示,在仅控制企业固定效应和年份固定效应下,智能制造(IM)的估计系数为0.025,通过了5%水平的显著性检验,表明智能制造显著提升了企业劳动收入份额。第(2)列结果显示,在进一步加入所有控制变量之后,智能制造(IM)的估计系数依旧显著为正,这意味着上述结论具有一定稳健性。特别地,以第(2)列结果为例说明智能制造实施的经济意义。可以发现,IM估计系数为0.032,由于企业政策发生前劳动收入份额的均值为0.222,故平均而言智能制造的实施使得企业劳动收入份额提升14.4%,具有显著的经济意义。整体而言,上述回归结果表明智能制造的实施对企业劳动收入份额具有提升作用,即互补效应占据主导地位,假说2得证。

表3 基准回归结果

变量	LS	LS
	(1)	(2)
IM	0.025** (0.010)	0.032*** (0.010)
Size <sub>2014</sub> × T		-0.001*** (0.000)
Ocr <sub>2014</sub> × T		0.002 (0.003)
Far <sub>2014</sub> × T		-0.006** (0.003)
Lev <sub>2014</sub> × T		-0.000 (0.002)
Growth <sub>2014</sub> × T		0.000 (0.001)
Cflow <sub>2014</sub> × T		0.001 (0.005)
Roa <sub>2014</sub> × T		0.032*** (0.009)
Top <sub>2014</sub> × T		0.001 (0.002)
Information <sub>2014</sub> × T		-0.153** (0.074)

(续表)

变量	LS	LS
	(1)	(2)
$Internet_{2014} \times T$		0.004 (0.004)
$Gdp_{2014} \times T$		0.000 (0.001)
$Gri_{2014} \times T$		-0.001 (0.008)
_cons	0.239*** (0.000)	0.403*** (0.072)
观测值	13 408	13 408
调整 $R^2$	0.656	0.666
Firm FE	是	是
Year FE	是	是

注:未加特殊说明,括号内的标准误均为经企业层面聚类调整的稳健标准误;\*、\*\*和\*\*\*分别代表10%、5%和1%的显著性水平。下同。

## (二) 平行趋势与动态效应

双重差分方法的重要前提是需要满足平行趋势假设,即在假定没有政策干预的情况下,处理组和对照组企业的潜在变化趋势是一致的,只有满足这一假设,使用对照组作为处理组的反事实参照才是合理的。据此,本研究采用事件研究法考察了智能制造实施对劳动收入份额的动态效应。具体而言,本文构建了如下跨期动态模型:

$$LS_{it} = \sum_{-9, x \neq -1}^5 \theta_x D_x \times Treat_i + \alpha X_{it} + \eta_i + \delta_t + \varepsilon_{it}, \quad (2)$$

其中,  $D_x$  是相对于政策实施年的年份虚拟变量,如果当年相对于政策实施年相差  $x$  个年度,那么  $D_x$  取值为1,否则为0。 $\theta_x$  是重点关注的估计系数,其刻画了智能制造对企业劳动收入份额的动态影响。其他变量的定义与计量模型(1)相一致,考虑样本时间跨度与多重共线性,删除政策发生前一期作为基期对照。

为更加直观地呈现智能制造试点示范政策的动态效应,本文结合回归系数和95%的置信区间绘制了图2与图3。可以发现,无论是否加入控制变量,交互项的估计系数在智能制造实施前大多在0附近波动,且均未通过显著性检验。进一步,进行联合性显著检验发现,事前系数联合性检验的  $P$  值大于0.1,表明实验组企业与对照组企业的劳动收入份额的变化趋势在智能制造实施前并不存在显著差异。而交互项的估计系数在智能制造实施后显著为正,说明智能制造试点示范政策在实施当年就对实验组企业劳动收入份额发挥了正向促进作用,而且该作用持续存在于随后数年。整体而言,上述结果增强了平行趋势假设成立的信心,同时也揭示了智能制造的实施确实产生了显著政策效果。

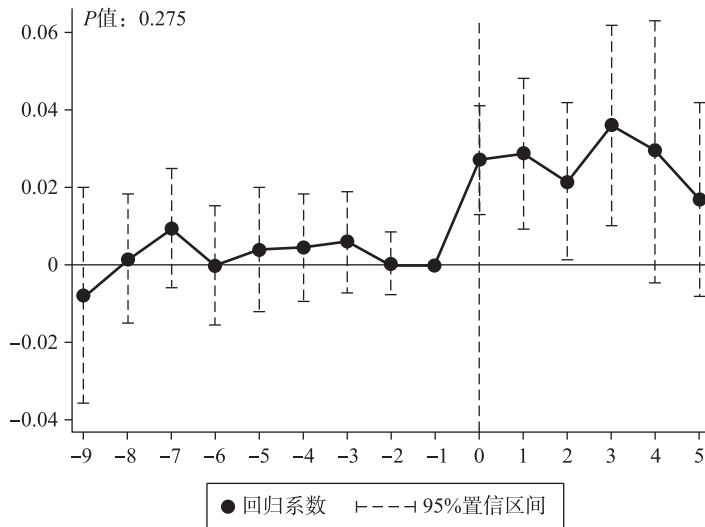


图2 动态效应图(不加协变量)

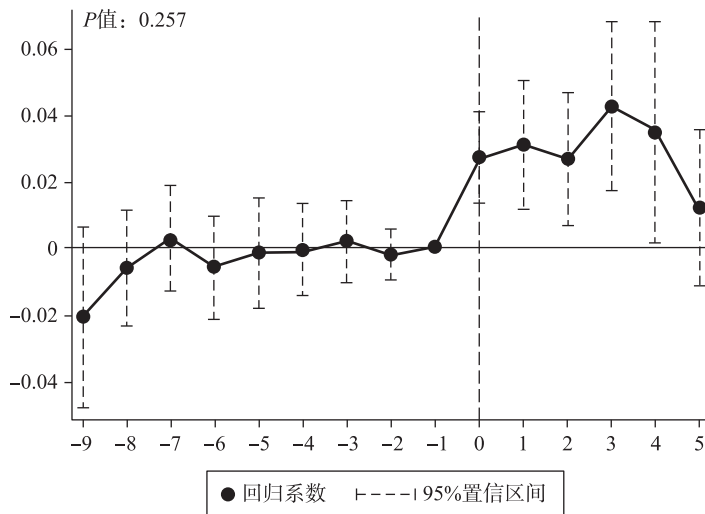


图3 动态效应图(加入协变量)

### (三) 稳健性检验

为了进一步检验结果的稳健性,本文还进行了如下系列检验:①更换智能制造与劳动收入份额的衡量方式;②加入行业-年份固定效应与省份-年份固定效应;③改变聚类方法;④使用平衡面板并考虑企业退出问题;⑤匹配-DID与合成控制DID分析;⑥排除其他因素对智能制造效应评估的影响;⑦对交叠DID所存在的异质性处理效应问题进行缓解。结合所有的稳健性检验结果,均一致表明基准结果仍然稳健。<sup>①</sup>

① 限于篇幅,结果见附录I,感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

## 五、进一步分析

### (一) 机制检验

#### 1. 机制直接验证

一方面,智能制造的“替代效应”导致企业整体劳动力雇佣规模减小,进而造成劳动收入份额下降;另一方面,智能制造的“互补效应”优化了企业人力资本结构,进而提升劳动收入份额。尽管基准结果间接印证了“互补效应”的主导地位,但具体机制还需要进行多方面检验。

首先,本文对智能制造的“替代效应”机制进行验证。尽管基准结果已初步证实该机制不占主导地位,但为了提供更多经验证据,本文仍对此机制进行了检验。根据理论分析,如果“替代效应”占据主导地位,那么理应可以观察到企业整体劳动力雇佣规模减小。由此,本文以员工总数的自然对数来度量企业劳动力雇佣规模(*Lab*),随后考察智能制造对其带来的影响,结果列示于表4第(1)列。可以发现,智能制造(*IM*)的系数显著为正,这说明智能制造增加了企业劳动力雇佣规模,即“替代效应”不占主导地位。

其次,本文对智能制造的“互补效应”机制进行验证。“互补效应”的具体表现为企业人力资本升级,因而本文做了如下几方面工作:①借鉴刘啟仁和赵灿(2020)的研究,将技术人员视作技能劳动力,而其他人员视作非技能劳动力,随后采用技能劳动力的自然对数刻画企业人力资本存量(*Rela*);②使用技术人员与其他人员之比(*RelaProp*)衡量企业人力资本结构,该比值越大表明企业人力资本结构越高级;③一般而言,学历越高的劳动者对于新事物、新知识的包容与接受能力越强,故参考权小锋和李闯(2022)的研究,使用企业硕士及以上员工占比(*LabStru*)重新刻画企业人力资本结构;④考虑到当企业无法在市场上招募到拥有合适技能的员工或者招募成本相对过高时,其将选择对现有员工进行定向培训,以实现更好的劳资协同(姚先国和翁杰,2005)。因此,企业员工培训费用在一定程度上反映了企业员工整体技能水平。本文参考尹洪英和李闯(2022)的做法用企业员工培训费用(*OJT*)的自然对数再次刻画企业人力资本结构。回归结果如表4第(2)—(5)列所示,无论采用哪一个指标作为被解释变量,智能制造(*IM*)的系数均显著为正,充分说明了智能制造实施所带来的技能偏向型技术进步,优化了企业人力资本结构,从而提升了其劳动收入份额。

表4 作用机制检验结果

变量	员工总数	高技能	相对占比	学历占比	员工培训费
	<i>Total</i>	<i>High-Skill</i>	<i>RelaProp</i>	<i>LabStru</i>	<i>OJT</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>IM</i>	0.178** (0.084)	0.306*** (0.080)	0.048** (0.024)	0.009** (0.004)	0.171* (0.104)
<i>_cons</i>	6.200*** (0.596)	4.622*** (0.844)	0.117 (0.261)	0.097*** (0.029)	11.549*** (1.078)

(续表)

变量	员工总数	高技能	相对占比	学历占比	员工培训费
	<i>Total</i>	<i>High-Skill</i>	<i>RelaProp</i>	<i>LabStru</i>	<i>OJT</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
观测值	13 405	10 337	10 337	11 822	9 984
调整 $R^2$	0.869	0.847	0.750	0.754	0.803
Controls $\times$ T	是	是	是	是	是
Firm FE	是	是	是	是	是
Year FE	是	是	是	是	是

## 2. 机制进一步验证

为保证上述传导路径的可靠性,本文进一步采用分组回归的方式从侧面对该路径进行补充性探讨,以保证全文逻辑机制的完整与稳健。<sup>①</sup> 分组检验结果表明,在人力资本调整难度更低的组中,智能制造(IM)的系数具有更强的显著性,进一步佐证了人力资本结构优化是智能制造提升企业劳动收入份额的核心机制。

### (二) 异质性分析

前文更多的是基于整体层面的讨论,由于企业自身条件差异与其所处外部环境的不同,均可能影响到智能制造积极作用的发挥。基于此,本文进一步通过横截面分组来检验这种异质性影响。<sup>②</sup> 异质性分析发现,智能制造对企业劳动收入份额的提升作用在劳动密集型企业、劳动错配程度较低以及法治水平较完善地区的企业中更为明显。

### (三) 进一步分析

第一,针对智能制造模式的分解。根据《智能制造发展规划(2016—2020年)》《智能制造工程实施指南(2016—2020)》以及各年度智能制造试点示范项目要素条件,中国智能制造试点示范的模式可以分为以下五类:离散型智能制造、流程型智能制造、网络协同制造、大规模个性化定制和远程运维服务。值得说明的是,每一种模式均体现了数字技术与传统生产的融合碰撞,但细化来看每种试点示范模式的偏向点亦有所不同,如流程型智能制造偏向于生产工艺流程的总体设计与优化,而远程运维服务则将工作重心放在数据采集、通信和远程控制上。为了进一步细化分析智能制造对企业劳动收入份额的提升作用,本文按照智能制造开展模式的不同对其进行解析,分别考察其劳动收入份额提升效应。<sup>③</sup> 结果发现,相比于协同型智能制造,生产型智能制造模式对企业劳动收入份额的提升效果更为明显。

第二,针对智能制造的普惠效应。前文已从理论与实证两个方面证实了智能制造对企业劳动收入份额的提升作用,接下来本文将探讨智能制造能否抑制企业内不同劳动主

① 限于篇幅,结果见附录II。

② 限于篇幅,结果见附录III。

③ 限于篇幅,结果见附录IV。

体间的收入差距,从而更为清晰全面地论证智能制造的普惠效应。<sup>①</sup> 结果发现,智能制造的实施显著降低了企业内部薪酬差距,且这种降低作用具体表现为降低高管超额薪酬差距,而并未对高管自身合理利益进行侵害。

## 六、政策含义

本文研究结论的政策含义主要体现在以下几点。首先,政府应当持续扩大推进智能制造试点项目。本研究发现智能制造可以显著提升企业劳动收入份额,并抑制企业内部薪酬差距。这表明智能制造的技术“红利”,已然从生产领域向收入分配领域溢出。故此,政府应提高对智能制造的重视程度,并大力推进智能制造试点项目的落实,以提升企业劳动收入份额。其次,就现实而言,智能化技术的冲击在加大对高技能劳动力需求的同时势必会对简单、重复性劳动力的就业产生负向冲击。结合人力资本升级效应,政府应树立提升劳动者技能与数字技术的互补性的目标,建立合理的人才培养体系,扩大数字化、智能化人才的培养规模,提升劳动者技能适配性。最后,保持良好的市场环境并加强法治建设,以确保智能制造所带来的收入分配优化效应充分发挥。本研究发现,智能制造对企业劳动收入份额的提升作用在法治水平相对较完善和劳动力错配程度较低地区的企业中更为明显。这表明政府应保障市场机制的良性运转,同时优化法治环境,加强司法独立,提高执法效率,充分发挥市场机制的调节作用,为深化智能制造的收入分配效应提供适配的外部环境。

## 参考文献

- [1] Acemoglu, D., “Directed Technical Change”, *Review of Economic Studies*, 2002, 69(4), 781-809.
- [2] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation”, *American Economic Review*, 2017, 107(5), 174-179.
- [3] Alexopoulos, M., and J. Cohen, “The Medium Is the Measure: Technical Change and Employment, 1909—1949”, *Review of Economics and Statistics*, 2016, 98(4), 792-810.
- [4] Autor, D. H., “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation”, *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3), 3-30.
- [5] Autor, D. H., L. F. Katz, and A. B. Krueger, “Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?”, *Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113(4), 1169-1213.
- [6] Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane, “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration”, *Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4), 1279-1333.
- [7] 白重恩、钱震杰、武康平,“中国工业部门要素分配份额决定因素研究”,《经济研究》,2008年第8期,第16—28页。
- [8] Brynjolfsson, E., and K. McElheran, “The Rapid Adoption of Data-Driven Decision-Making”, *American Economic Review*, 2016, 106(5), 133-139.
- [9] 陈彦斌、林晨、陈小亮,“人工智能、老龄化与经济增长”,《经济研究》,2019年第7期,第47—63页。
- [10] 邓玉林、达庆利、王文平,“知识工作设计与知识型员工薪酬策略”,《中国工业经济》,2006年第8期,第93—

<sup>①</sup> 限于篇幅,结果见附录V。

- 100页。
- [11] 范子英、彭飞,“‘营改增’的减税效应和分工效应:基于产业互联的视角”,《经济研究》,2017年第2期,第82—95页。
- [12] 何小钢、朱国悦、冯大威,“工业机器人应用与劳动收入份额——来自中国工业企业的证据”,《中国工业经济》,2023年第4期,第98—116页。
- [13] 黄益平、黄卓,“中国的数字金融发展:现在与未来”,《经济学》(季刊),2018年第4期,第1489—1502页。
- [14] 贾坤、申广军,“企业风险与劳动收入份额:来自中国工业部门的证据”,《经济研究》,2016年第5期,第116—129页。
- [15] 江轩宇、朱琳、伊志宏、于上尧,“工薪所得税筹划与企业创新”,《金融研究》,2019年第7期,第135—154页。
- [16] 蒋为、黄玖立,“国际生产分割、要素禀赋与劳动收入份额:理论与经验研究”,《世界经济》,2014年第5期,第28—50页。
- [17] 李稻葵、刘霖林、王红领,“GDP中劳动份额演变的U型规律”,《经济研究》,2009年第1期,第70—82页。
- [18] 李磊、王小霞、包群,“机器人的就业效应:机制与中国经验”,《管理世界》,2021年第9期,第104—119页。
- [19] 李三希、黄卓,“数字经济与高质量发展:机制与证据”,《经济学》(季刊),2022年第5期,第1699—1716页。
- [20] 刘方龙、吴能全,“‘就业难’背景下的企业人力资本影响机制——基于人力资本红利的多案例研究”,《管理世界》,2013年第12期,第145—159页。
- [21] 刘啟仁、赵灿,“税收政策激励与企业人力资本升级”,《经济研究》,2020年第4期,第70—85页。
- [22] 刘亚琳、申广军、姚洋,“我国劳动收入份额:新变化与再考察”,《经济学》(季刊),2022年第5期,第1467—1488页。
- [23] 罗长远、张军,“经济发展中的劳动收入占比:基于中国产业数据的实证研究”,《中国社会科学》,2009年第4期,第65—79页。
- [24] Michaels, G., A. Natraj, and J. Van Reenen, “Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from Eleven Countries Over Twenty-Five Years”, *Review of Economics and Statistics*, 2014, 96(1), 60-77.
- [25] 彭飞、许文立、吴华清,“间接税减税与劳动收入份额——来自‘营改增’政策的证据”,《经济学》(季刊),2022年第6期,第2021—2040页。
- [26] Piketty, T., L. Yang, and G. Zucman, “Capital Accumulation, Private Property, and Rising Inequality in China, 1978-2015”, *American Economic Review*, 2019, 109(7), 2469-96.
- [27] 乔非、孔维畅、刘敏、王坚、张浩,“面向智能制造的智能工厂运营管理”,《管理世界》,2023年第1期,第216—225页。
- [28] 权小锋、李闯,“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》,2022年第4期,第68—84页。
- [29] 申广军,“‘资本-技能互补’假说:理论、验证及其应用”,《经济学》(季刊),2016年第4期,第1653—1682页。
- [30] 孙天阳、陆毅、成丽红,“资源枯竭型城市扶助政策实施效果、长效机制与产业升级”,《中国工业经济》,2020年第7期,第98—116页。
- [31] 王林辉、胡晟明、董直庆,“人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估”,《中国工业经济》,2020年第4期,第97—115页。
- [32] 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”,《经济研究》,2020年第10期,第159—175页。
- [33] 文雁兵、陆雪琴,“中国劳动收入份额变动的决定机制分析——市场竞争和制度质量的双重视角”,《经济研究》,2018年第9期,第83—98页。
- [34] 肖土盛、孙瑞琦、袁淳、孙健,“企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额”,《管理世界》,2022年第12期,第220—237页。
- [35] 谢小云、左玉涵、胡琼晶,“数字化时代的人力资源管理:基于人与技术交互的视角”,《管理世界》,2021年第1期,第200—216页。

- [36] 姚先国、翁杰,“企业对员工的人力资本投资研究”,《中国工业经济》,2005 年第 2 期,第 87—95 页。
- [37] 姚战琪、夏杰长,“资本深化、技术进步对中国就业效应的经验分析”,《世界经济》,2005 年第 1 期,第 58—67 页。
- [38] 尹洪英、李闯,“智能制造赋能企业创新了吗?——基于中国智能制造试点项目的准自然试验”,《金融研究》,2022 年第 10 期,第 98—116 页。
- [39] 赵烁、施新政、陆瑶、刘心悦,“兼并收购可以促进劳动力结构优化升级吗?”,《金融研究》,2020 年第 10 期,第 150—169 页。

## Intelligent Manufacturing, Human Capital Upgrading and Labor Income Share of Enterprises

HUANG Zhuo

(Peking University)

TAO Yunqing\*

(Shanghai University of Finance and Economics)

LIU Zhaoda

(Central University of Finance and Economics)

YE Yongwei

(Shanghai University of Finance and Economics)

**Abstract:** We use the staggered DID method to investigate how intelligent manufacturing affects enterprises' labor income share. The results indicate that intelligent manufacturing significantly increases the labor income share, especially for labor-intensive enterprises, and those in regions with lower labor mismatch and better rule of law. Human capital upgrading from intelligent manufacturing is key to increasing the labor income share and production intelligent manufacturing has a stronger impact on labor income share compared to collaborative intelligent manufacturing. Intelligent manufacturing also helps narrow the pay gap within enterprises.

**Keywords:** intelligent manufacturing; human capital upgrading; labor income share

**JEL Classification:** D33, G38, O16

---

\* Corresponding Author: TAO Yunqing, School of Finance, Shanghai University of Finance and Economics, Guoding Road, Shanghai 200433, China; Tel:86-13657200206; E-mail:taoyunqingzuel@126.com.