

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

目录

附录I 稳健性检验	1
附录II 机制进一步验证	9
附录III 异质性分析	10
附录IV 智能制造模式的分解	12
附录V 智能制造的普惠效应	13

附录 I 稳健性检验

1. 替换关键变量

智能制造作为一种政府大力支持与倡导的生产方式,一些非试点企业也会自发进行智能制造的建设,以提升自身市场竞争力。因此,本文将企业自发进行智能制造的行为视为一次准自然实验,来探究智能制造的实施对企业劳动收入份额的影响。具体而言,对企业年报进行文本识别,将其年报中首次公开说明智能制造的时间作为智能制造试点的发生时间,重新构造智能制造实施的代理变量 (*IM*),基于新解释变量的回归结果见表I1 第(1)列。进一步,参考肖土盛等(2022)的做法,采用企业当期对职工支付的现金除以营业总收入衡量劳动收入份额,重新对模型(1)进行估计,回归结果见如表I1 第(2)列。观察结果可知,在替换关键变量的定义之后,智能制造(*IM*)的估计系数依旧显著为正,证明核心结论具有稳健性。在此需要说明的是,在考虑企业自发进行智能制造行为后,智能制造(*IM*)对企业劳动收入份额的提升效果明显降低($0.011 < 0.032$)。两者结果的差异也恰恰说明了实施智能制造试点示范政策的必要性,即由于缺少相关经验、资金保障不足、潜在失败风险较大等原因,单单依靠企业自身难以实现完全的智能化转型且通常动力不足,导致智能化技术的赋能效果大打折扣。因此,政府应积极出台相关智能化支持政策,采用由点到面的方式总结可行经验,为制造业企业智能化转型提供良好保障。

2. 更换固定效应

不同行业在样本期间可能经历了不同的周期变化,且潜在并难以观测的宏观因素也可能会对不同行业企业的劳动收入份额产生差异性影响。为此,参考潘越等(2019)的做法,在基准回归的基础上进一步控制行业—年度交互固定效应与省份—年份交互固定效应,尽可能地消除各种行业周期与宏观因素随时间变动对本文回归结果的干扰。回归结果如表I1 第(3)和(4)列所示,可以发现智能制造(*IM*)的系数依旧显著为正,证明本文核心结论具有稳健性。

表 I 1 替换变量与更换固定效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	改变 <i>IM</i> 定义	改变 <i>LS</i> 测度	改变固定效应	改变固定效应
	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>
<i>IM</i>	0.011*** (0.003)	0.020*** (0.007)	0.017* (0.009)	0.029*** (0.010)
<i>_cons</i>	0.238*** (0.008)	0.304*** (0.049)	0.465*** (0.072)	0.456*** (0.077)
观测值	16390	13405	13408	13408
调整 R ²	0.685	0.719	0.684	0.674
<i>Controls</i> × <i>T</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes

Year FE	Yes	Yes	No	No
Industry-Year FE	No	No	Yes	No
Province-Year FE	No	No	No	Yes

注：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。

3. 改变聚类方法

考虑到某些变量可能在更高维度上相关,于是本文将聚类维度从企业层面调整到行业层面与省份层面。重新回归的结果如表 I2 列 (1) 和 (2) 所示,智能制造 (*IM*) 的系数在 1% 的显著性水平下为正,表明基准回归具有稳健性。但由于行业与省份的数量较少,在此层级上进行聚类可能会使得标准误无法收敛到真实值。为此,本文参考邵朝对 (2021) 的做法将聚类调整到行业—年份以及省份—年份层面。回归结果如表 I2 列 (3) 和 (4) 所示,可以发现智能制造的系数仍显著为正。进一步,本文还借鉴 Roodman (2019) 的研究,采用 Wild Cluster Bootstrap 的方式对行业与省份聚类的标准误进行修正。结果发现,行业与省份聚类标准误与经过修正后对应的 P 值分别为 0.018 和 0.000。上述结果表明修正后的智能制造的系数依旧在 5% 与 1% 显著性水平下为正,证明本文核心结论的稳健性。

表 I 2 改变聚类方法

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	聚类到行业	聚类到省份	聚类到行业-年份	聚类到省份-年份
	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>
<i>IM</i>	0.032*** (0.009)	0.032*** (0.008)	0.032*** (0.005)	0.032*** (0.005)
<i>_cons</i>	0.403*** (0.069)	0.403*** (0.119)	0.403*** (0.048)	0.403*** (0.051)
观测值	13408	13408	13408	13408
调整 R ²	0.666	0.666	0.666	0.666
<i>Controls</i> × <i>T</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes

注：*、**和***分别代表 10%、5%和 1%的显著性水平。

4. 平衡面板与企业退出

进一步考虑到,智能制造试点示范政策实施后,更多的企业可能会进入市场,同时也可能影响到原有企业退出市场的概率。故需要关注企业在进入退出市场的情况下,智能制造对劳动收入份额的影响是否稳健。为此,参考赵仁杰和张子尧 (2023) 的做法,本文将非平衡面板转化为平衡面板,以使研究样本在时间序列上更具可比性。同时,参考彭飞等 (2022) 的做法,本文将 2015 年之后退出市场的企业样本删除。回归结果如表 I3 列 (1) 和 (2) 所示,结果表明在缓解了企业进入退出问题后,智能制造 (*IM*) 的系数显著为正,同时与基准回归结果相差不大 (0.032),证明核心结论具有稳健性。

表 13 平衡面板与企业退出

变量	(1)	(2)
	平衡面板	删去退出样本
	<i>LS</i>	<i>LS</i>
<i>IM</i>	0.029* (0.015)	0.029** (0.013)
<i>_cons</i>	0.226*** (0.078)	0.492*** (0.079)
观测值	6384	11581
调整 R ²	0.698	0.677
<i>Controls</i> × <i>T</i>	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes

注：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。

5. 匹配 DID 与合成控制 DID

考虑到智能制造试点企业的选取可能存在一定非随机性，本文首先采用匹配-DID 的方式缓解样本可能存在的自选择偏误问题。具体而言，本文采用 PSM-DID 与 EBM-DID 两种方式进行匹配。针对 PSM-DID，参考 Abadie et al. (2004)、公茂刚等 (2022) 做法，采用 1:4 最近邻匹配、半径匹配和核匹配的方法为实验组企业匹配合适的对照样本。在协变量的选取上，选取本文的控制变量作为匹配的协变量，并遵从 PSM 使用的一般使用原则。本文对选取的协变量进行了平衡性检验，以确定协变量选取的合理性。检验结果如图 I1 所示，可以发现在匹配之后，所有匹配变量的差异均明显缩小。这说明本文倾向得分匹配过程可较好缓解样本自选择偏差，应用匹配样本开展后续实证研究具有合理性。鉴于 PSM 过程中会造成一定的样本损失，从而降低估计效率，本文进一步采用 Hainmueller (2012) 提出的熵平衡 (EBM) 匹配法，采用调整权重的方式使得试点和非试点企业的各项特征更为相似，以最大限度消除样本选择中的内生偏误。PSM-DID 与 EBM-DID 的回归结果如表 I4 第 (1) 至 (4) 列所示，智能制造 (*IM*) 的系数依旧至少在 5% 的统计性水平下显著为正，表明核心结论具有稳健性。

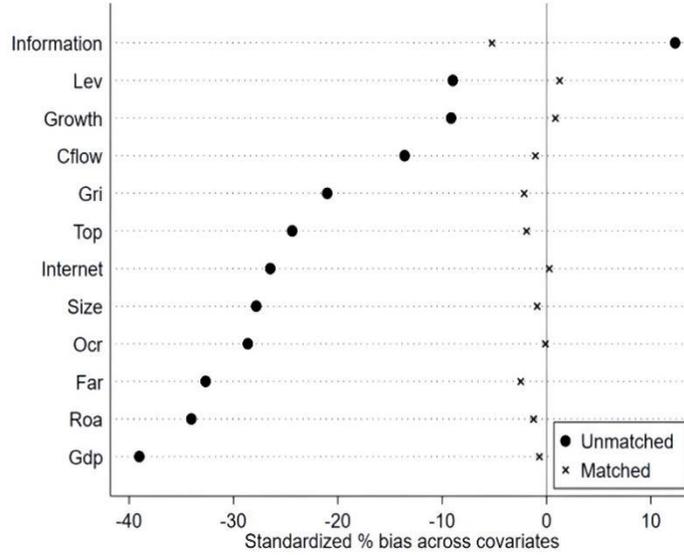


图 | 1 平衡性检验

表 | 4 匹配-DID 结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	近邻匹配	核匹配	半径匹配	熵平衡
	LS	LS	LS	LS
<i>IM</i>	0.035*** (0.009)	0.031*** (0.010)	0.028*** (0.010)	0.030*** (0.008)
<i>_cons</i>	0.121 (0.093)	0.405*** (0.071)	0.421*** (0.071)	0.273*** (0.072)
观测值	2924	13342	13211	13407
调整 R ²	0.729	0.667	0.666	0.759
<i>Controls</i> × <i>T</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes

注：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。

进一步考虑到本文的实验组企业仅有 84 个，在研究的整体企业中占比较小，非试点企业和试点企业各类特征分布可能存在较大差异，而前文所使用匹配-DID 的方式只能保证实验组与对照组样本在可观测的匹配变量特征上相似。为此，参考 Arkhangelsky et al (2021) 的研究，采用合成控制 DID 的方式重新对智能制造的实施效果进行评估，并绘制了各年合成控制 DID 的结果图。观察结果图可以发现，无论哪一年，在政策发生前，实验组和对照组的变化趋势相对一致；而在政策发生后，实验组的劳动收入份额相比于对照组有了明显提升，且在合成控制 DID 下，智能制造 (*IM*) 的估计系数为 0.022，在 10%的显著性水平下为正。上述检验均证明了本文核心结论的稳健性。

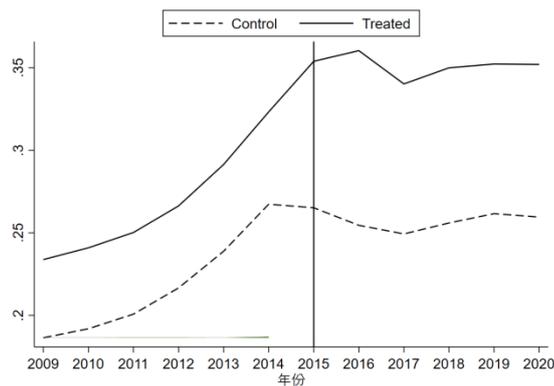


图 1 2 2015 年合成控制 DID 结果

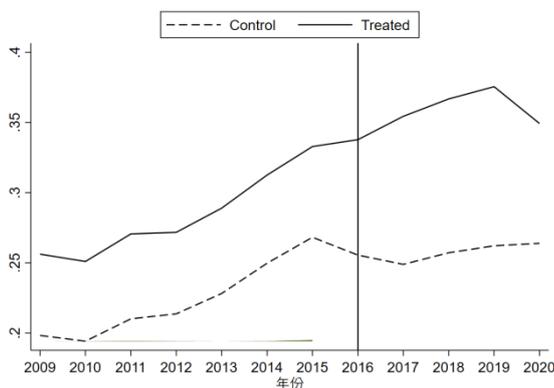


图 1 3 2016 年合成控制 DID 结果

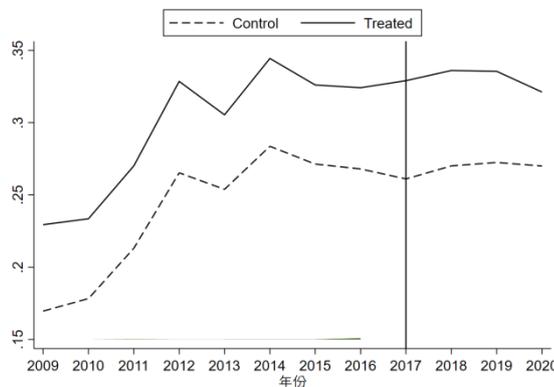


图 1 4 2017 年合成控制 DID 结果

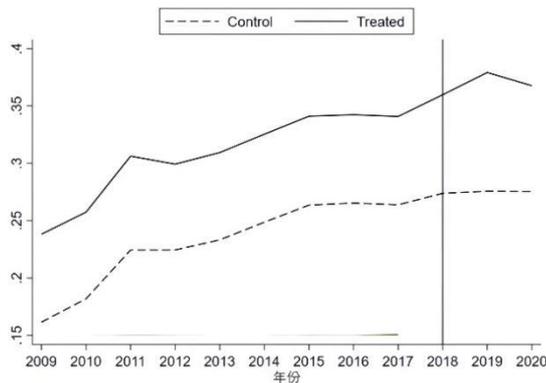


图 15 2018 年合成控制 DID 结果

6. 排除其他因素干扰

在样本期内,还存在其他政策冲击可能会影响企业劳动收入份额,从而对智能制造的效应评估造成干扰。换言之,基准回归结果可能并非是由智能制造的实施所引起,为此有必要对其他同时期的相关政策进行排除。

第一,国家发展改革、工信部和科学技术部等国家部门于 2012 年起相继提出一系列企业层面智能化相关的试点计划^①,考虑到这些计划也可能对企业劳动收入份额产生影响并干扰智能制造政策效果的评估。为此,本文借助企查查、爱企查等网站,手动对每一个试点名单进行细致筛查,挑选出实施过上述计划的上市企业并将其从回归样本中删除,以排除相关智能化政策对本文研究结论的干扰。结果见表 I5 列(1)。

第二,为加强对智能制造试点示范项目的支持,工信部亦加强了相关政策配套扶持,包括动员金融结构和地方政府参与等。这些相关金融和政策支持也可能直接影响企业生产组织形态和资源配置,从而影响其劳动收入份额。为排除上述影响,本文首先控制了政府补贴(*Sub*)以排除政府参与对企业劳动收入份额的干扰。其次,选取产融合作试点政策^②作为金融结构支持的表现,并构建产融合作试点政策实施的虚拟变量(*Industry_Policy*),将其纳入计量模型(1)进行回归。上述回归结果见表 I5 列(2)和(3)。

第三,数字化浪潮下,中国大力支持数字经济发展并出台一系列政策以鼓励各行各业数字化变革,孵化出数字普惠金融为代表的新型金融服务模式(郭峰等,2020),其所具备的便捷、共享、低成本和低门槛等特点,降低了企业融资难度与成本(唐松等,2020),进而对其劳动收入份额产生积极影响。为排除数字普惠金融对估计结果的影响,本文将北京大学数字金融研究中心构建的中国各地级市数字普惠金融指数(*DF*)作为控制变量纳入回归,重新对方程(1)进行估计,结果见表 I5 列(4)。

^① 具体而言,智能化相关的试点计划有 2013-2013 年工信部的《智能制造装备发展专项》、2012-2014 年工信部的《物联网发展专项资金拟支持项目》、2015 年工信部的《智能制造专项》、2016-2018 年工信部的《智能制造综合标准化与新模式应用项目》、2017 年发改委的《“互联网+”重大工程拟支持项目》、2018-2020 年工信部的《工业互联网创新发展工程》、2018-2019 年工信部的《工业互联网试点示范项目》、2018-2020 年工信部的《制造业与互联网融合发展试点示范项目》和 2018 年工信部的《人工智能与实体经济深度融合创新项目》。

^② 为贯彻落实《中国制造 2025》、《国务院关于深化制造业与互联网融合发展的指导意见》以及国务院关于工业稳增长调结构增效益的工作部署,推进供给侧结构性改革,工业和信息化部、财政部、人民银行、银监会于 2016 年开展产业与金融合作试点城市工作,并于 2017 年评选出首批产融合作试点城市。

第四, 为保障劳动力市场的健康稳定发展, 中国于 2004 颁布《最低工资标准》, 允许各地区政府结合自身情况制定符合实际的最低工资标准, 以调整经济成果中劳资比例, 保障劳动者应得利益(马双等, 2012)。最低工资标准的实施势必将对企业劳动收入份额产生影响, 为排除其对智能制造政策效应评估的影响, 本文从各省市政府发布的官方文件中收集到中国各地级市的最低工资标准, 并将其作为控制变量纳入回归, 估计结果如表 15 列 (5) 所示。

观察上述结果发现, 在控制了其他智能化政策、政府补贴、产融结合、数字普惠金融和最低工资标准后, 智能制造 (*IM*) 的估计系数仍显著为正, 表明核心结果依然稳健。

表 15 排除政策干扰结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	智能化	政府补贴	产融合作	数字金融	最低工资
	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>
<i>IM</i>	0.025** (0.012)	0.034*** (0.010)	0.032*** (0.010)	0.032*** (0.010)	0.029*** (0.009)
<i>Sub</i>		-0.000*** (0.000)			
<i>Industry_Policy</i>			-0.002 (0.004)		
<i>DF</i>				0.025 (0.018)	
<i>Low_Salary</i>					-0.015 (0.014)
<i>_cons</i>	0.406*** (0.074)	0.285*** (0.072)	0.398*** (0.072)	0.402*** (0.072)	0.319** (0.136)
观测值	12904	13408	13408	13408	11904
调整 R ²	0.662	0.670	0.666	0.666	0.680
<i>Controls</i> × <i>T</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

注: 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。

7. 异质性处理效应检验

近年来, 已有学者对交叠 DID 进行了重新审视, 发现由于个体与时间层面上的异质性处理效应, 无论在静态和动态层面, 采用传统双向固定效应模型估计量进行估计都存在潜在偏误(刘冲等, 2022; 黄炜等, 2022)。本文识别框架不可避免地也会面临异质性处理效应的干扰。为缓解异质性处理效应引致的估计偏误问题, 已有研究提出了一系列稳健估计量, 如组群-时期平均处理效应(De Chaisemartin and d'Haultfoeuille, 2020)、插补估计量以及堆

叠估计量 (Cengiz et al, 2019) 等。本文首先借鉴 De Chaisemartin and d'Haultfoeuille (2020) 的做法, 剔除“坏”的控制组, 估计出所有“好”的控制组的平均处理效应后加权, 得到修正后的平均处理效应。结果发现, 修正后的平均处理效应为 0.013, 在 5% 的水平下显著。其次, 借助 Sun and Abraham (2021) 的方式对政策的动态效果进行估计, 在 95% 的置信水平下绘制修正后的动态效应图 (图 I6)。修正后的动态效应图显示, 在智能制造实施之前, 智能制造 (IM) 的系数并不显著, 而在智能制造实施的当期及之后, 智能制造 (IM) 的系数显著为正。上述结果充分说明, 在考虑了异质性处理效应引致的估计偏误后, 智能制造 (IM) 依然对企业劳动收入份额具有积极提升作用, 充分表明核心结论具有稳健性。

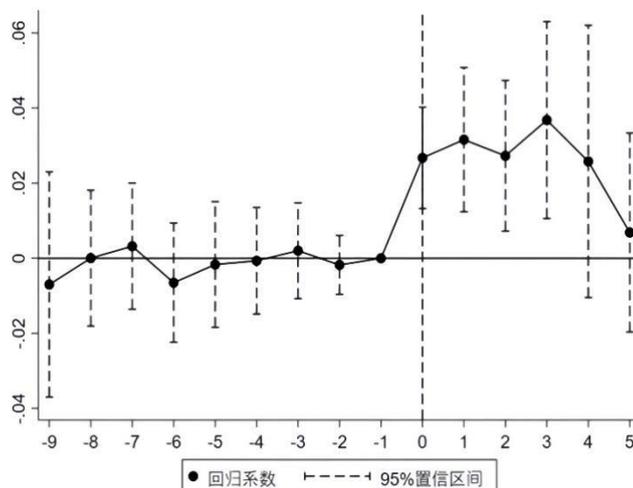


图 I 6 修正后的动态效应图

附录 II 机制进一步验证

理论上,如果智能制造所引致的人力资本升级是提升企业劳动收入份额的核心路径,那么该效应理应受到企业劳动力结构调整难易程度的影响:当企业可以轻易根据生产经营需要对劳动规模结构进行有效调整时,资本与劳动间的摩擦较小,预期智能制造对劳动收入份额的提升作用更强(肖土盛等,2022)。反之,当企业所面临的劳动力调整成本较高,难以对其规模结构做出灵活、及时的调整时,企业面临“设备易求,人才难得”的困境,将削弱智能制造对劳动收入份额的正向作用(方森辉和毛其淋,2021)。基于此,本文从外部劳动力市场供给的角度刻画企业人力资本调整的难易程度。从实际来看,企业实施智能制造所需要的人才往往是具有较高教育程度的高技能劳动力(张叶青等,2021)。为此,本文根据企业所在地劳动力市场中硕士就业者占比与企业所在地大学数量的年度中位数将企业分为人力资本调整难度高与人力资本调整难度低两组,进行分组检验。检验结果如表II1所示,发现在人力资本调整难度更低的组中,智能制造(IM)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。

表 II 1 进一步验证

变量	市场上硕士以上人数		大学数量	
	较多	较少	较多	较少
	LS	LS	LS	LS
<i>IM</i>	0.037*** (0.011)	0.011 (0.015)	0.044*** (0.012)	0.014 (0.016)
<i>_cons</i>	0.531*** (0.128)	0.281*** (0.088)	0.337** (0.135)	0.412*** (0.087)
观测值	6351	7057	6481	6927
调整 R ²	0.665	0.692	0.650	0.689
Controls×T	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes

注: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。

附录III 异质性分析

1. 企业要素密集度

相比于资本密集型企业,劳动密集型企业对劳动力的需求量更大、自动化程度较低、劳资结构更为简单化(孙早和侯玉琳,2019)。此时,智能制造所带来的技能偏向型技术进步将在更大程度上重塑其人力资本结构,并对其劳动收入份额产生更大影响。故本文推断,智能制造对劳动密集型企业劳动收入份额的提升效果更强。为证实这一推断,本文采用企业固定资产与员工人数的比值来度量企业资本密集度,并依据年度中位数将企业分为资本密集型企业与劳动密集型企业两组,并进行分组回归。结果显示,在劳动密集型企业中,智能制造(IM)系数显著为正。而在资本密集型企业中,智能制造(IM)系数并不显著。这说明智能制造对劳动密集型企业劳动收入份额的提升作用更强,与理论预期一致。

2. 地区法治环境

地区法治环境是维护、保障生产力和生产关系的基本制度,完善良好的法治环境能有效抑制企业侵权行为,保护劳动者合法权益(刘伟,2015),为智能制造政策的整体落实与发展提供保障。故本文推断,相对于法治水平较落后地区的企业,智能制造对劳动收入份额的提升作用在法治水平较完善地区中的企业更为明显。为证实这一推断,本文参考参考万良勇(2013)的做法,采用樊纲市场化指数中的市场中介组织发育和法律制度环境得分来衡量地区法治环境,根据企业所在省法治得分的年度中位数将企业划分为法治水平较完善与法治水平较落后两组,进行分组回归。结果显示,在较完善的法治环境中,智能制造(IM)的系数显著性更优,与理论预期较为一致。

3. 地区劳动力错配程度

地区劳动力资源错配在造成资源浪费、降低生产效率的同时,亦对劳动力供给规模与结构的合理性产生消极影响(黄晶和王琦,2021)。在劳动力错配程度相对较高的地区,企业可能无法以合理的价格从劳动力市场中获取与其资本相匹配的劳动力,在一定程度上挫伤了企业实施智能制造的积极性。故本文推断,智能制造对劳动收入份额的提升作用在劳动力错配程度较低地区的企业中更强。为证实这一推断,本文参考白俊红和刘宇英(2018)的做法,采用价格相对扭曲系数来衡量地区的劳动力错配程度,并根据企业所在省劳动力错配程度的年度中位数将企业划分为劳动力错配程度高与劳动力错配程度低两组,进行分组回归。结果显示,在劳动力错配程度相对较低地区的企业中,智能制造(IM)系数显著为正。而在劳动力错配程度相对较高地区的企业中,智能制造(IM)系数并不显著。这说明智能制造对劳动力错配程度低地区中的企业劳动收入份额的提升作用更强,与理论预期一致。

表III1 异质性分析

变量	要素密集度		法治水平		劳动力错配程度	
	资本密集型	劳动密集型	较落后	较完善	较高	较低
	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>	<i>LS</i>
<i>IM</i>	0.021 (0.016)	0.028** (0.013)	0.014 (0.014)	0.034** (0.013)	0.024 (0.018)	0.035*** (0.012)
<i>_cons</i>	0.328*** (0.089)	0.432*** (0.112)	0.149 (0.101)	0.648*** (0.099)	0.348*** (0.115)	0.480*** (0.103)
观测值	6521	6887	6697	6711	6046	7362
调整 R ²	0.662	0.718	0.669	0.690	0.667	0.704
Controls×T	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

注：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。

附录 IV 智能制造模式的分解

本文根据《2018 年智能制造试点示范项目要素条件》中对于每种试点模式的定义将中国智能制造的模式归为以下两类：生产型智能制造（离散型智能制造和流程型智能制造）与协同型智能制造（网络协同制造、大规模个性化定制和远程运维服务）。具体而言，若项目的描述中出现“生产”“车间”“工厂”等词语则将其归为生产型智能制造。而若项目的描述中出现“个性化”“定制”“服务”等词语，则将其归类于协同型智能制造。比较而言，前者更强调生产技术的创新与升级，后者则倾向于服务的外部协同化、柔性化与个性化定制。

相关回归结果如表 IV1 列（1）和列（2）所示，可以发现，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。这种差异性结果也恰恰从另一个角度印证了本文核心逻辑，即智能制造所带来的技能偏向型的技术升级是引致企业人力资本结构优化的关键因素。相比于协同型智能制造模式强调的交互化、柔性化服务，生产型智能制造所引入的大刀阔斧式技术变革为企业劳动收入份额的提升注入了更多“活力”。

表 IV1 智能制造类型拆分

变量	(1)	(2)
	生产型	协同型
	<i>LS</i>	<i>LS</i>
<i>IM</i>	0.034*** (0.012)	0.028** (0.013)
<i>_cons</i>	0.415*** (0.073)	0.410*** (0.075)
观测值	13220	12821
调整 R ²	0.665	0.660
Controls×T	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes

注：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。

附录V 智能制造的普惠效应

在现代公司治理理论中,信息不对称与代理问题所引起的高管超额薪酬的攫取是企业内部薪酬差距持续扩大的重要因素(Morse et al., 2011)。而以智能化技术为依托,承载着信息的数据在各部门间快速流转,打破传统公司内部“分离化”的状态,形成“扁平化”的治理结构(黄群慧等, 2019),缓解了股东与管理层之间的信息不对称,并对高管权力的滥用形成制衡,从而剔除高管薪酬中的“杂音”,抑制高管超额薪酬(权小锋等, 2010)。同时,数字技术提高了员工自主决策的能力,降低其对管理层的经验和知识的依赖,进而提高员工相对于管理层的价值和报酬(方明月等, 2022)。据此,本文认为智能制造的实施在提升企业劳动收入份额的同时,亦能够缩小企业内部薪酬差距,且具体表现为抑制高管超额薪酬。

为对上述问题进行探讨,本文参考孔东民等(2017)、柳光强和孔高文(2018)的做法,采用高管平均薪酬和普通员工平均工资的比值衡量企业内部薪酬差距(Gap)。同时,参考魏志华等(2022)的研究,对企业内部薪酬差距进行解构,将其分为高管超额薪酬带来的差距与高管合理薪酬带来的差距两个维度。具体而言,首先对高管的合理薪酬水平进行估算,实际薪酬水平与合理薪酬水平的差值即为高管超额薪酬。进一步,构建高管超额薪酬差距(Overgap)=高管超额薪酬/员工平均工资;高管合理薪酬差距

(Normalgap)=高管合理薪酬/员工平均工资。具体的估计方程如下:

$$AverageSalary_{it} = \beta_0 + \beta_1 TQ_{it} + \beta_2 Lev_{it} + \beta_3 Roa_{it} + \beta_4 Size_{it} + \sum Year + \sum Industry + \sum Province + \varepsilon_{it}, \quad (1)$$

其中AverageSalary代表高管的实际薪酬水平;TQ用托宾Q值表示;Lev为企业财务杠杆率,用资产负债率表示;Roa为企业盈利能力,用净利润率表示;Size为企业规模,用总资产的自然对数表示。 $\sum Industry$ 表示行业虚拟变量; $\sum Year$ 表示年份虚拟变量;

$\sum Province$ 表示省份虚拟变量,用于控制行业、年份与省份固定效应。

相关回归结果如表V1所示,结果显示,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。基于上述分析可得,智能制造在提高企业劳动收入份额的同时,亦对企业内不同劳动主体间的收入差距产生抑制作用,成为全方位“分好蛋糕”的重要助力。

表V1 智能制造的普惠效应

变量	(1)	(2)	(3)
	内部薪酬差距	超额薪酬差距	合理薪酬差距
	Gap	Overgap	Normalgap
IM	-0.665** (0.331)	-0.695** (0.288)	-0.008 (0.266)
_cons	2.282 (2.502)	-23.212*** (2.770)	23.201*** (2.136)
观测值	10461	10230	10230

变量	(1)	(2)	(3)
	内部薪酬差距	超额薪酬差距	合理薪酬差距
	<i>Gap</i>	<i>Overgap</i>	<i>Normalgap</i>
调整 R ²	0.640	0.605	0.701
Controls×T	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes

注：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。

参考文献

- [1] Abadie, A., Drukker, D., Herr, J. L., and Imbens, G. W., "Implementing Matching Estimators for Average Treatment Effects in Stata", *The Stata Journal*, 2004, 4(3), 290-311.
- [2] Arkhangelsky, D., Athey, S., Hirshberg, D. A., Imbens, G. W., and Wager, S., "Synthetic Difference-in-differences", *American Economic Review*, 2021, 111(12), 4088-4118.
- [3] 白俊红、刘宇英, "对外直接投资能否改善中国的资源错配", 《中国工业经济》, 2018 年第 1 期, 第 60-78 页。
- [4] De Chaisemartin, C., and d'Haultfoeuille, X., "Two-way Fixed Effects Estimators with heterogeneous Treatment Effects", *American Economic Review*, 2020, 110(9), 2964-96.
- [5] 方明月、林佳妮、聂辉华, "数字化转型是否促进了企业内共同富裕?——来自中国 A 股上市公司的证据", 《数量经济技术经济研究》, 2022 年第 11 期, 第 50-70 页。
- [6] 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", 《经济学》(季刊), 2021 年第 6 期, 第 1993-2016 页。
- [7] 公茂刚、张梅娇, "承包地 '三权分置' 与农业补贴对农业机械化的影响研究——基于 PSM-DID 方法的实证分析", 《统计研究》, 2022 年第 4 期, 第 64-79 页。
- [8] 郭峰、王靖一、王芳等, "测度中国数字普惠金融发展:指数编制与空间特征", 《经济学》(季刊), 2020 年第 4 期, 第 1401-1418 页。
- [9] Hainmueller, J., "Entropy Balancing for Causal Effects: A Multivariate Reweighting Method to Produce Balanced Samples in Observational Studies", *Political Analysis*, 2012, 20(1), 25-46.
- [10] 黄晶、王琦, "技能和无技能劳动力工资扭曲、利率扭曲与效率损失", 《统计研究》, 2021 年第 1 期, 第 65-78 页。
- [11] 黄群慧、余泳泽、张松林, "互联网发展与制造业生产率提升:内在机制与中国经验", 《中国工业经济》, 2019 年第 8 期, 第 5-23 页。
- [12] 黄炜、张子尧、刘安然, "从双重差分法到事件研究法", 《产业经济评论》, 2022 年第 2 期, 第 17-36 页。
- [13] 孔东民、徐若丽、孔高文, "企业内部薪酬差距与创新", 《经济研究》, 2017 年第 10 期, 第 144-157 页。
- [14] 刘冲、沙学康、张妍, "交错双重差分:处理效应异质性与估计方法选择", 《数量经济技术经济研究》, 2022 年第 9 期, 第 177-204 页。
- [15] 刘伟, "市场经济秩序与法律制度和法治精神", 《经济研究》, 2015 年第 1 期, 第 14-16 页。
- [16] 柳光强、孔高文, "高管海外经历是否提升了薪酬差距", 《管理世界》, 2018 年第 8 期, 第 130-142 页。
- [17] 马双、张劼、朱喜, "最低工资对中国就业和工资水平的影响", 《经济研究》, 2012 年第 5 期, 第 132-146 页。
- [18] Morse, A., Nanda, V., and Seru, A., "Are Incentive Contracts Rigged by Powerful CEOs?", *Journal of Finance*, 2011, 66(5), 1779-1821.
- [19] 潘越、宁博、纪翔阁、戴亦一, "民营资本的宗族烙印:来自融资约束视角的证据", 《经济研究》, 2019 年第 7 期, 第 94-110 页。
- [20] 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。
- [21] Roodman, D., Nielsen, M. Ø., MacKinnon, J. G., and Webb, M. D., "Fast and Wild:

Bootstrap Inference in Stata Using Boottest”, *The Stata Journal*, 2019, 19(1), 4-60.

[22] 权小锋、吴世农、文芳,“管理层权力、私有收益与薪酬操纵”,《经济研究》,2010 年第 11 期,第 73-87 页。

[23] 邵朝对、苏丹妮、杨琦,“外资进入对东道国本土企业的环境效应:来自中国的证据”,《世界经济》,2021 年第 3 期,第 32-60 页。

[24] Sun, L., and Abraham, S., “Estimating Dynamic Treatment Effects in Event Studies with Heterogeneous Treatment Effects”, *Journal of Econometrics*, 2021, 225(2), 175-199.

[25] 孙早、侯玉琳,“工业智能化如何重塑劳动力就业结构”,《中国工业经济》,2019 年第 5 期,第 61-79 页。

[26] 唐松、伍旭川、祝佳,“数字金融与企业技术创新——结构特征、机制识别与金融监管下的效应差异”,《管理世界》,2020 年第 5 期,第 52-66 页。

[27] 万良勇,“法治环境与企业投资效率——基于中国上市公司的实证研究”,《金融研究》,2013 年第 12 期,第 154-166 页。

[28] 魏志华、王孝华、蔡伟毅,“税收征管数字化与企业内部薪酬差距”,《中国工业经济》,2022 年第 3 期,第 152-170 页。

[29] 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。

[30] 张叶青、陆瑶、李乐芸,“大数据应用对中国企业市场价值的影响——来自中国上市公司年报文本分析的证据”,《经济研究》,2021 年第 12 期,第 42-59 页。

[31] 赵仁杰、张子尧,“补齐共同富裕的民生短板:税收激励与特殊群体稳就业”,《世界经济》,2023 年第 7 期,第 165-190 页。

注:该附录是期刊所发表论文的组成部分,同样视为作者公开发表的内容。如研究中使用该附录中的内容,请务必在研究成果上注明附录下载出处。