

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2026.01.006

智能制造提升了企业投资效率吗?^①

陶云清¹, 黄卓^{2,3}, 刘兆达⁴, 叶永卫⁵

(1. 上海财经大学金融学院, 上海 200433; 2. 北京大学国家发展研究院, 北京 100871;
3. 北京大学中国经济研究中心, 北京 100871; 4. 中央财经大学经济学院, 北京 102206;
5. 上海财经大学财税投资学院, 上海 200433)

摘要: 全球智能化浪潮下, 智能制造成为中国制造业从“制造”走向“智造”的必经之路. 本文将中国智能制造试点示范项目的推广视为一项准自然实验, 采用 PSM-DID 方法考察智能制造对企业投资效率的因果关系. 基准结果显示, 智能制造的实施显著提升了企业投资效率, 该结论在一系列稳健性检验后依然成立. 机制分析发现, 智能制造重塑了企业的内外部信息环境, 通过提升内部信息获取能力与吸引外部关注实现对企业投资效率的双向赋能. 异质性分析发现, 在非国有企业、员工知识水平较高、行业竞争程度较弱的企业以及数字经济发展相对落后、法治环境相对完善地区的企业中, 智能制造提升企业投资效率的效果更为明显. 进一步研究发现, 智能制造对企业投资效率的提升作用更多体现为纠正企业的过度投资行为, 而并未对投资不足产生显著影响; 且并不局限于物资资本投资领域, 智能制造亦会对企业劳动资本投资效率产生正向影响. 本文以企业实际运营效应为主线, 将投资效率作为切入点评估了智能制造的微观效果, 为企业实施智能制造并提升企业投资效率提供了有益参考.

关键词: 智能制造; 投资效率; 信息获取; 外部关注; 劳动投资效率

中图分类号: F83 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2026)01-0091-22

0 引言

作为实体经济的“压舱石”, 制造业发展的质量与效率决定着中国经济高质量发展的进程与深度. 近年来, 尽管制造业成长迅速,^② 但大而不强、全而不精等问题依然存在. 更为重要的是, 随着国际形势动荡以及国内疫情反复, 制造业所遭受的需求收缩、环境不确定性增加和供给冲击加剧等多重压力未减反增, 其高质量发展面临极大挑战. 面对这一形势, 政府部门多次强调要加快推动制

造业优化升级. 比如, 党的二十大报告明确指出“实施产业基础再造工程和重大技术装备攻关工程, 支持专精特新企业发展, 推动制造业高端化、智能化”. 高效的资源配置效率是提升制造业企业发展韧性并保障其向高质量转型升级的一个重要抓手. 因此, 如何提升制造业企业投资效率, 进而推动其由大到强、由全到精是亟待解决的重大问题.

当前, 数字经济发展趋势下的人工智能、大数据、云计算、区块链、物联网等现代化数字技术不

① 收稿日期: 2022-12-11; 修订日期: 2024-03-08.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72271010; 72241418); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2024110608); 中国博士后基金会资助第76批博士后面项目(2024M761910); 国家资助博士后研究人员计划项目(GZC20252438); 上海市晨光计划项目(24CGA39).

作者简介: 陶云清(1994—), 男, 湖北武穴人, 博士, 讲师. Email: taoyunqing@pku.edu.cn

② 制造业增加值从2012年的16.98万亿元增加到2020年的26.6万亿元. 数据源于中国政府网: http://www.gov.cn/shuju/2022-03/10/content_5678190.htm.

断涌现并持续与传统产业深度融合,数字红利逐渐从居民生活领域向实体经济领域渗透并掀起全球智能化的浪潮^[1]。智能制造作为技术领域的新范式,是指基于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、自适应等功能的新生产方式,^③其所带来的资源节约和产消合一等效应,在一定程度上缓解了无限发展的生产能力与有限消费能力之间的矛盾,并受到世界各国重视。^④中国拥有大而全的制造体系,面临多元化且波动的市场需求,也通过《宽带中国试点政策》、《云计算发展三年行动计划》、《推动企业上云实施指南》等顶层设计建立了相对完备的信息基础设施。这些顶层设计不仅为智能制造的实施提供了肥沃的土壤,同时也确保了其所带来的机遇可以落到实处。那么,智能制造的实施是否能够提升制造业企业投资效率,进而推动制造业优化升级?厘清上述问题不仅可以从企业投资效率角度揭示智能制造的微观经济效应,而且可以为政府落实“推动制造业高端化、智能化”的工作目标提供理论借鉴和实践参考。

理论上,作为一种全新的生产方式,智能制造势必会对企业投资活动产生多方面冲击。一方面,智能制造带来的先进信息技术能够提升企业捕捉市场信息的能力,在一定程度上打破企业面临的“信息困境”,进而提升其投资效率^[2]。另一方面,智能制造作为一种国家大力倡导的生产方式,亦会引起媒体以及公众的广泛关注,而这些注意力配置所带来的“监督效应”又会对企业的非效率投资活动造成一定压力^[3],促使企业及时调整并优化投资支出,提升投资效率。有鉴于此,本文认为智能制造可以通过改善企业的内外部信息环境,进而提升企业投资效率。

基于上述理论分析,本文以企业投资效率为切入点,结合智能制造正如火如荼开展这一典型事实,借助企查查、爱企查等网站手工筛选出上市企业,并借助文本分析、倾向得分匹配等方法对研究样本进行处理后,采用 PSM-DID 方法考察以中

国智能制造试点示范项目为标志的智能制造对企业投资效率的影响。研究发现:智能制造的实施显著提升了企业投资效率,主要体现在对企业过度投资行为的抑制作用;机制分析表明,智能制造的实施通过提升企业内部信息获取能力和吸引外部关注进而提升企业投资效率;异质性分析发现,在非国有企业、员工知识水平较高、行业竞争程度较弱的企业以及数字经济发展相对落后、法治环境相对完善地区的企业中,智能制造提升企业投资效率的效果更为明显;进一步讨论发现,智能制造不仅提升了传统物质资本的投资效率,亦有效促进了企业劳动投资效率。

相较于已有文献,本文贡献主要集中在以下三方面:第一,不仅揭示了更多关于智能制造实施所产生的微观经济效应,而且丰富了企业投资效率影响因素的相关文献。一方面,已有研究从宏微观层面^[4, 5]对投资效率的影响因素进行了有益探讨,而企业信息运营模式的革新对投资效率的影响却鲜有关注。而本文聚焦信息运营模式革新——智能制造视角,分析了其对企业投资效率的影响和机制,对已有研究形成良好补充。另一方面,利用实证演绎方法,详细检查智能制造微观效应的研究相对匮乏^[6, 7]。本文借助企查查、爱企查等网站,从《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》文件中手动识别出实施智能制造的上市公司,并进一步分析其对企业投资效率的影响,对智能制造实施的效果进行了及时评估,具有重要现实意义。

第二,在因果识别等研究方法上具有创新。智能制造试点示范政策的实施是分批次进行的,在研究方法上属于交叠 DID 情形。而近年来关于交叠 DID 的研究发现,由于处理效应存在个体或时间层面的差异,采用传统的双向固定效应模型估计出的政策效应往往有偏,甚至会得出与真实效应完全相反的估计结果^[8, 9]。因此,考虑到智能制造先试点后推广的特点,本文在传统的双向固定效应回归的基础上,进一步借用相对前沿的交叠 DID 研究成果,包括组别 - 时期平均处理效应^[10]

③ 智能制造定义源自《智能制造发展规划(2016-2020年)》。

④ 例如,2012年美国推出《美国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;2013年德国正式推出工业4.0战略,为智能制造落地提供了切实可行的战略体系。

和插补 DID 法^[11, 12],对“异质性处理效应”带来的潜在偏误进行缓解并得到更为稳健的政策效果估计量,使得本文的因果识别过程更为细致可信。

第三,在实践应用上,为数字经济促进实体经济高质量发展,以及智能制造的实施与推广提供了政策建议。《“十四五”智能制造发展规划》将智能制造列为新时代制造强国建设的主攻方向。党的二十大报告也明确指出“实施产业基础再造工程和重大技术装备攻关工程,支持专精特新企业发展,推动制造业高端化、智能化”。本文聚焦于微观企业投资效率角度对智能制造的实施效果进行检验,分析了智能制造的推广对企业投资效率的影响与机理,发现智能制造可以通过信息获取机制与外部关注机制提升企业投资效率,并进一步将企业自身与外部环境异质性特征纳入研究框架深入分析。一方面,为企业结合自身条件积极智能制造打了一剂“强心针”。另一方面,为政府推广智能制造以高效发挥数实融合的实体经济效应提供了重要实践启示,使得智能制造切实成为中国制造业由大到强、由全到精,进而实现高质量发展的可靠抓手。

1 制度背景与理论分析

1.1 制度背景

全球“智能革命”浪潮之下,智能制造已成为世界各国培育经济增长新动能、抢占未来科技发展制高点、重构竞争优势的关键举措,具有深远意义。中国于 2015 年正式发布纲领性文件《中国制造 2025》,明确了制造业要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。随后发布的《智能制造发展规划(2016—2020 年)》、《“十四五”智能制造发展规划》等一系列重要文件均证明了加快发展智能制造将是中国从“制造大国”转向“制造强国”的必由之路。

上述政策文件的出台,标志着国家层面智能制造战略框架的逐步完善。而在微观企业智能化发展推广层面,中国采用先试点后推广的方式进行。具体地,工信部于 2015 年 3 月 9 日正式启动首次智能制造试点示范项目,并下发《2015 年智

能制造试点示范专项行动实施方案》。该方案指出要以企业为主体、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%的目标。

具体地,2015 年 7 月 22 日中国公布了首批 46 个试点项目。在此基础上,为进一步促进工业转型升级,加快制造强国建设,后续于 2016 年、2017 年、2018 年又开展了第二批、第三批、第四批项目试点并持续增加试点示范项目的数量,最终累计形成试点示范项目 305 个。考虑到智能制造试点示范项目的选取针对的是全部制造业企业,其中部分企业并非上市企业,这部分企业鉴于数据可得性与准确性较差等问题,不在本文的研究范畴内。因此,本文借助企查查、爱企查等网站,从《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》文件中手动识别出实施智能制造的上市公司,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 78 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到智能制造行列。

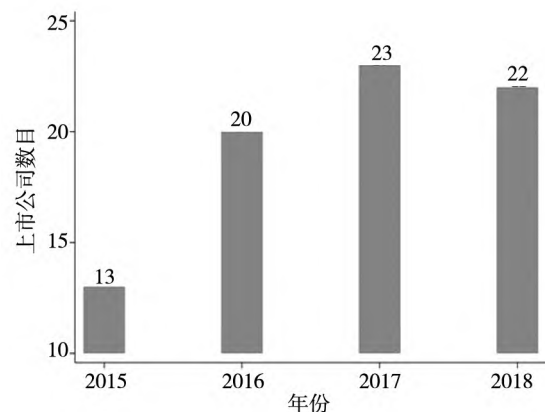


图 1 历年智能制造试点企业数量

Fig. 1 Number of smart manufacturing pilot enterprises over the years

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

个体维度的制度改革差异性恰好为本文研究提供了一个良好的“准自然实验”环境。因此,本文将智能制造试点示范项目的评选视为一次外生冲击,以企业投资效率为切入点,对智能制造实施的微观效果进行详细评估。

1.2 理论分析

作为新一代信息通信技术与先进制造技术深度融合的结晶,智能制造重塑了企业的内外部信息环境,革新了企业的信息运营方式,势必会对企业投资决策产生冲击。结合已有相关文献和政策特点,本研究认为智能制造主要通过信息获取机制与外部关注机制两条路径提升企业投资效率。

1.2.1 信息获取机制

企业进行投资决策时所面临的核心问题就是市场需求相关信息的获取与利用,市场需求不确定性带来的风险严重阻碍着企业投资规模与效率的提升^[13]。传统的实地调研、问卷调查、电话采访等方法具有两方面劣势。一方面,得到信息的数量有限、质量参差不齐且存在一定时滞。另一方面,相对高昂的搜集、加工、整理成本亦对企业信息挖掘的意愿与程度形成阻碍^[14]。而智能制造的实施不仅改变了企业获取和分析内外部信息的方式,降低了信息搜集与处理的成本,并使得及时处理整合大量信息成为可能,进而赋能企业投资效率。

首先,智能制造所带来的新一代信息技术可以帮助企业建立多元化的数字平台,如交易平台、知识共享平台和社交平台等^[15]。这些数字平台:一方面,使得企业可以快速且低成本的与市场消费者直接进行对话,缩小企业与终端用户之间距离并形成以用户为中心的决策网络,最终提高企业对需求缺口捕捉的敏感性与准确度^[16],进而确定投资的方向与时机,提升投资效率。^⑤另一方面,通过知识共享、网络互通等手段,企业可以更为便捷的获取同行业、相同规模企业投资成败、投资经历的相关信息^[17],置身于“整体网络”中甄别自身的优势与劣势,进而选择适合自身的投资项目,提升投资效率^[18]。

其次,数字时代,人类社会逐渐从“人与信息对话”时期进入到了“数据与数据对话”的时期。^⑥数据承载着信息成为一种全新的资源。而大数据所具有数据量大、类型多、处理速度快、价值密度低等特点,使得其处理起来相对困难,并需要通过合理的算法才能从中抽取有用的信息^[19]。智能制造所带来的机器学习、云计算等数据分析技术,使企业可以在高效获取数据的同时,通过神经网络、数据挖掘等技术,充分且低成本的提取数据中有用的信息,提升企业信息获取的意愿^[20],进而可以更精准地把握投资方向,提高投资效率。

1.2.2 外部关注机制

注意力配置理论指出,公众注意力是有限性的,其会重点关注其感兴趣的领域,并产生“按类别学习行为”,将注意力分配到某个市场或行业上^[21]。在国家大力倡导并推广智能制造的背景下,制造业企业智慧化转型、数字化投资已经得到社会各界的认可^[22],实施智能制造的企业势必会受到更多的公众关注。^⑦这种注意力配置的倾斜并不会仅仅局限于智能制造实施这一单一层面,也会对企业治理水平、资本市场表现、投资决策产生“溢出效应”。同时,媒体作为信息传递功能的重要中介,其所具有庞大的舆情引导和动员能力,在公众了解和评判企业的过程中起着重要的作用^[23]。在利益驱动下,媒体会优先报道能吸引公众注意力的新闻。因此,不难推测,实施智能制造的企业亦会受到更多的媒体报道。

新制度主义指出,社会制度环境会对组织个体的经营活动造成影响。该学说主要代表是科斯,其认为制度是影响企业资源配置等相关问题的重要因素,提出企业资源配置决策会受到外部正式或非正式制度的约束。在公众视野下,为提升自身在激烈的竞争环境中生存和发展的能力,企业会尊重外部合理的期望和要求,及时调整自身经营决策。而这种外部监督力量会约束企业的盲目投资行为,减少非效率投资,提升企业投资效率。且

^⑤ 例如,海尔集团通过互动平台吸取用户创意并通过虚拟设计系统、智能制造系统将其从概念化为现实,最终实现公司价值的提升。

^⑥ 在没有计算机的历史阶段,行为主体与外部世界的信息输入和输出,可解释为是“人与信息对话”时期;当互联网出现,人类进入了“人与数据对话”时期;当互联网、大数据、云计算、机器学习等广泛使用人类便步入“数据与数据对话”时期^[14]。

^⑦ 在百度指数上搜索“智能制造”一词,其年度搜索的日均值从2016年的585上升到了2020年的711。且艾媒数据(iiMedia Research)显示,疫情期间“智能制造”网络口碑值达78.5,54.2%的受访网民表示对行业未来发展态度有所改善。

已有研究充分证明了媒体具有监督治理功能，媒体报道的增加可以减少控制权的私人收益，缓解委托代理问题，打破管理层“个人帝国”的构建与对“享乐主义”的追求，进而提升企业投资效率^[24]。

据此，本研究提出两个假说：

假说1 智能制造的实施可以提升企业投资效率。

假说2 智能制造的实施提升企业投资效率的机制在于：增加企业信息获取能力和吸引更多外部关注。

2 研究设计

2.1 模型设计

本文将智能制造的实施视为一次准自然实验，借助企查查、爱企查等网站，从《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》文件中手动识别出实施智能制造的上市公司，并进一步剔除PT、ST、*ST类以及财务数据缺失严重的公司，最后得到78家上市企业作为本文的处理组，其余的制造业企业作为对照组。然而，本研究也发现一些非试点企业也会自发开展智能制造建设，这就对本文的研究形成了干扰，混淆了智能制造试点带来的政策效应。因此，参考权小锋和李闯^[6]的做法，文本识别上市公司年报的“公司业务概要”和“管理层讨论与分析”部分。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。^⑧

同时，考虑到智能制造试点示范企业选取存在一定的非随机性，即在政策文件中，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的企业中进行试点，而这种依条件选取处理组的做法不可避免的带来相应内生性问题。为缓解样本选择所带来的估计偏误，本文进一步参考余东升等^[25]的做法选取一系列企业层面的特征变量，

在剔除不满足共同支撑假设的样本后，计算每个处理组和对照组企业的倾向得分。采用“一比一，有放回”的最近邻匹配方式为处理组企业匹配特征最为相近的对照组样本。而在特征变量的选取上参考相关政策性文件^⑨和权小锋和李闯^[6]的研究，选取企业规模、年龄、盈利情况、资产负债状况、成长性、股权集中度作为协变量进行匹配。最后，借助匹配好的样本，采用交叠DID的方式对智能制造对企业投资效率的影响进行检验，构造如下计量模型

$$InvEff_{i,t} = \beta IM_{i,t} + \alpha X_{i,t} + \eta_i + \delta_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中*i*和*t*分别表征企业和年份，被解释变量*InvEff*表示企业投资效率，解释变量*IM*表示企业智能制造的虚拟变量，*X*代表一系列企业层面的特征变量，用以控制企业初始特征差异对回归结果的影响； η_i 和 δ_t 分别代表行业固定效应与时间固定效应，用以控制控制行业层面和宏观层面不可观测因素对参数估计的干扰； $\varepsilon_{i,t}$ 为随机干扰项。此外，本研究汇报企业层面聚类稳健性标准误以排除异方差和序列相关问题。最后，本文重点关注的估计系数为 β ，它捕捉了智能制造对企业投资效率的实际影响。根据理论分析，本文预期 β 显著小于0，即智能制造的实施抑制了非效率投资，即提升了企业投资效率。

2.2 变量选取

企业投资效率(*InvEff*)：借鉴Richardson^[26]采用实际投资支出与目标投资支出的偏差的绝对值作为投资效率的代理变量。该值越大表明企业投资效率越低，测算模型如下

$$Invest_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 Growth_{i,t-1} + \beta_2 Lev_{i,t-1} + \beta_3 Cash_{i,t-1} + \beta_4 Age_{i,t-1} + \beta_5 Size_{i,t-1} + \beta_6 Ret_{i,t-1} + \beta_7 Invest_{i,t-1} + \sum Year + \sum Industry + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中*Invest*为企业的实际新增投资支出，用(购建固定资产、无形资产和其他长期资产支付的现金+取得子公司及其他营业单位支付的现金净

⑧ 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，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，则认为其并没有实施。

⑨ 相关政策性文件包括《智能制造发展规划(2016—2020年)》、《智能制造工程实施指南(2016—2020年)》和《智能制造试点示范项目要素条件》。

额 - 处置固定资产、无形资产和其他长期资产收回的现金净额 - 处置子公司及其他营业单位收到的现金净额) - (固定资产折旧、油气资产折耗、生产性生物资产折旧 + 无形资产摊销 + 长期待摊费用摊销)/总资产计算; *Growth* 为公司成长机会,用营业收入增长率计算; *Age* 为公司年龄,用上市年限计算; *Lev* 为企业财务杠杆率,用资产负债率计算; *Cash* 为公司现金资产,用(货币资金 + 短期投资净额)/总资产计算; *Size* 为资产规模,用总资产的自然对数计算; *Ret* 为公司股票收益率,用考虑现金红利再投资的年个股回报率计算, $\sum Industry$ 和 $\sum Year$ 分别用于控制行业固定效

应与年份固定效应。

智能制造 (*IM*): 结合《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》利用企查查、爱企查等网站手动筛选并整理出处理组企业,并确定处理组企业实施智能制造的年份。最后,根据交叠 DID 的做法,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。

控制变量 (*X*): 参考权小锋和李闯^[6]、代昀昊和孔东民^[27]的研究,本文选取企业年龄、规模、资产负债率、盈利能力、成长能力和股权集中度作为控制变量,详细的变量定义如表 1 所示。

表 1 变量的定义及说明

Table 1 Definition and description of variables

变量名称	变量符号	变量定义与计算
投资效率	<i>InvEff</i>	根据 Richardson ^[26] 和 Chen 等 ^[28] , 计算残差绝对值而得
智能制造	<i>IM</i>	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通告》,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	<i>Size</i>	企业总资产取自然对数
资产负债状况	<i>Lev</i>	总负债除以企业总资产
盈利能力	<i>Roa</i>	净利润除以企业总资产
股权集中度	<i>Top1</i> (%)	企业第一大股东持股比例
企业年龄	<i>Age</i>	企业成立年限取自然对数
成长能力	<i>Growth</i>	企业托宾 Q 值

2.3 数据来源与描述性统计

本研究涵盖 2010 年—2020 年中国 A 股制造业企业,企业层面数据来自国泰安 (CSMAR)、万德 (Wind) 和公司年报,地区层面数据则来自于《中国城市统计年鉴》、《中国法律年鉴》。并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:一是剔除 PT、ST、*ST 类企业,并剔除主要变量缺失、财务数据缺失严重的企业;二是对所有连续变量前后各 1% 水平缩尾处理。最终得到 7 719 条原始公司 - 年度观测值,倾向得分匹配后得到 1 373 条公司 - 年度观测值。^⑩

表 2 为变量描述性统计的结果,其中 Panel A 是 PSM 之后的样本总体描述性统计结果,而

Panel B 是未进行匹配之前的样本分组描述性统计。从 Panel A 的结果可知,企业投资效率 *InvEff* 的平均值为 0.038 5, 标准差为 0.045 4, 表明不同企业之间投资效率存在显著差异;智能制造 *Treat* 的均值为 0.543 3, 这意味着样本中处理组企业和对照组企业占比较为均衡,分布较为均匀,适合用于 DID 分析。其他变量的描述性统计也均处于合理的区间。进一步,结合 Panel B 的分组描述性统计可以看出,对照组和处理组的企业特征变量存在显著差异,例如处理组企业具有更强的盈利能力,但也面临较高的杠杆水平等。特征变量的差异性检验结果表明,在利用计量模型 (1) 进行因果关系识别时有必要纳入这些变量,以控制处理组和对照组企业的系统性差异。

^⑩ 鉴于智能制造试点示范项目名单中的上市企业数量较少,本文进一步采用 1:1 匹配的方式对样本自选择问题进行缓解,必然导致实际使用的样本量存在一定衰减,但其数量依旧处于合理的研究区间,且与权小锋和李闯^[6]的研究相近。

表 3 显示了各变量之间 Pearson 相关系数检验结果. 其中智能制造 (*IM*) 与企业投资效率 (*InvEff*) 的相关系数为 -0.114 , 且通过了 1% 的显著性水平, 初步说明了智能制造与企业投资效率间

的正向关系. 另外, 其余各变量的相关系数均低于临界值 0.5, 且进一步进行 *VIF* 检验, 其均值只有 1.4, 远远小于经验值 5, 说明多重共线性问题并不严重, 模型设定较为合理.

表 2 变量描述性统计

Table 2 Descriptive statistics for variables

Panel A: PSM 后的样本						
变量	观测值	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>InvEff</i>	1 373	0.038 5	0.045 4	0.000 5	0.025 7	0.272 2
<i>IM</i>	1 373	0.238 2	0.426 1	0	0	1
<i>Treat</i>	1 373	0.543 3	0.498 3	0	1	1
<i>Size</i>	1 373	22.013 6	1.229 2	20.596 1	22.799 4	22.026 7
<i>Lev</i>	1 373	0.467 9	0.182 1	0.087 7	0.480 6	0.864 4
<i>Roa</i>	1 373	0.048 4	0.050 9	-0.093 4	0.039 5	0.195 5
<i>Top1</i>	1 373	32.249 1	15.007 9	9.890 0	33.600 0	74.870 0
<i>Age</i>	1 373	2.869 8	0.315 9	1.791 8	2.890 4	3.434 0
<i>Growth</i>	1 373	1.872 9	1.113 4	0.869 1	1.473 0	6.795 7
Panel B: 分样本						
变量	对照组		处理组		均值差异	
	均值	标准差	均值	标准差		
<i>InvEff</i>	0.044 3	0.048 7	0.034 8	0.038 9	0.009 5***	
<i>Size</i>	21.901 5	1.042 0	23.101 1	1.289 2	-1.202 8***	
<i>Lev</i>	0.398 1	0.199 2	0.468 7	0.171 7	-0.070 6***	
<i>Roa</i>	0.033 7	0.066 2	0.048 2	0.049 3	-0.014 6***	
<i>Top1</i>	32.645 0	13.439 7	35.480 5	14.876 1	-2.788 9***	
<i>Age</i>	2.864 2	0.315 0	2.845 5	0.325 0	-0.018 7	
<i>Growth</i>	2.265 4	1.114 6	1.870 1	1.121 8	0.395 3***	

表 3 相关系数检验

Table 3 Correlation coefficient test

变量	<i>InvEff</i>	<i>IM</i>	<i>Size</i>	<i>Lev</i>	<i>Roa</i>	<i>Top1</i>	<i>Age</i>	<i>Growth</i>
<i>InvEff</i>	1							
<i>IM</i>	-0.114***	1						
<i>Size</i>	-0.098***	0.175***	1					
<i>Lev</i>	-0.0030 0	-0.007 00	0.452***	1				
<i>Roa</i>	0.025 0	-0.031 0	-0.087***	-0.482***	1			
<i>Top1</i>	-0.043 0	-0.069**	0.093***	-0.055**	0.113***	1		
<i>Age</i>	-0.109***	0.248***	0.302***	0.205***	-0.094***	-0.115***	1	
<i>Growth</i>	0.029 0	-0.037 0	-0.344***	-0.419***	0.498***	0.038 0	-0.098***	1

注：*、** 和 *** 分别代表 10%、5% 和 1% 的显著性水平。

3 实证结果

3.1 PSM 结果

根据 PSM-DID 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. 结果如表 4 所示, 检验结果表明匹配后的变量的标准偏差的绝对值均在 5 以内, 而标准偏差的减少均在 75% 以上. 此外匹配前的协变量在 1% 水平上存在显著差异, 而匹配后的协变量并不存在显著差异, 表明倾向得分匹配结果良好, 能有效纠正样本自选择偏差问题.

表 4 平衡性检验

Table 4 Balance test

变量名称		均值		标准 偏差/%	标准偏差 减少/%	t 统计量	t 检验 ($p > t$)
		处理组	对照组				
Size	匹配前	23.102	21.906	101.0		28.57	0.000
	匹配后	22.093	23.094	-0.1	99.9	-0.01	0.988
Lev	匹配前	0.468 1	0.398 0	37.7		9.26	0.000
	匹配后	0.468 1	0.478 2	-5.4	85.6	-1.07	0.286
Roa	匹配前	0.048 4	0.034 2	24.4		5.71	0.000
	匹配后	0.048 4	0.047 6	1.3	94.6	0.27	0.785
Top1	匹配前	35.441	32.757	18.7		5.04	0.000
	匹配后	35.441	34.81	4.1	78.1	0.75	0.455
Growth	匹配前	1.870 9	2.265 4	-30.5		-7.25	0.000
	匹配后	1.873 4	1.860 6	1.0	96.8	0.21	0.836
Age	匹配前	2.448 2	2.243 6	33.8		8.50	0.000
	匹配后	2.447	2.470 4	-3.9	88.5	-0.78	0.435

3.2 基准回归结果

为检验智能制造与企业投资效率的关系,本文基于计量模型(1)对全样本与PSM后的样本均进行回归,结果报告于表5。其中,表5的列(1)结

果显示,在未进行PSM的全样本中,智能制造(IM)的估计系数为-0.008,且通过了1%水平的显著性检验,这初步表明智能制造提升了企业投资效率。表5的列(2)和列(3)结果显示,在进行

表 5 基准回归结果

Table 5 Baseline regression results

变量	(1)	(2)	(3)
	未 PSM	PSM 后	PSM 后
	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>
<i>IM</i>	-0.008 *** (0.003)	-0.011 *** (0.003)	-0.010 *** (0.004)
<i>Size</i>	-0.002 *** (0.001)		-0.002 (0.002)
<i>Lev</i>	0.014 *** (0.005)		0.009 (0.011)
<i>Roa</i>	0.042 *** (0.011)		0.031 (0.035)
<i>Top1</i>	-0.000 (0.000)		-0.000 (0.000)
<i>Age</i>	-0.011 *** (0.003)		-0.014 * (0.008)
<i>Growth</i>	-0.000 (0.001)		-0.000 (0.002)
<i>_cons</i>	0.126 *** (0.019)	0.041 *** (0.002)	0.128 *** (0.040)
<i>N</i>	7 719	1 373	1 373
<i>r2</i>	0.039	0.080	0.090
Industry	Yes	Yes	Yes
Year	Yes	Yes	Yes

注:未加特殊说明,括号内的标准误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)。

PSM 之后的样本中, 无论是否加入企业规模、年龄和资产负债率等控制变量, 智能制造 (IM) 的估计系数均显著为负, 说明基准回归结果具备一定的稳健性. 进一步, 表 5 以列 (3) 结果为例说明智能制造 (IM) 实施的经济意义. 可以发现, IM 估计系数为 -0.01, 这表明智能制造的实施使得企业投资效率提升 26% (0.01/0.038 5) 左右, 具有显著的经济意义. 据此, 本文初步发现智能制造的实施对企业投资效率起到促进作用, 凸显了智能制造推广的重要性.

3.3 稳健性检验

3.3.1 平行趋势检验

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投资效率的动态效应. 具体而言, 本文构建了如下跨期动态模型

$$InvEff_{it} = \alpha + \beta_1 D_{it}^{-5} + \beta_2 D_{it}^{-4} + \dots + \beta_{10} D_{it}^{+5} + \gamma X_{it} + \eta_t + \delta_i + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中 D_{it}^k 为虚拟变量, 用于表征智能制造实施. 记企业 i 实施智能制造的具体年份为 s_i , 那么 D_{it}^k 的取值规则为: 1) 当 $t - s_i \leq -5$ 时, $D_{it}^{-5} = 1$, 否则 $D_{it}^{-5} = 0$; 2) 当 $t - s_i = k$ 时, $D_{it}^k = 1$, 否则 $D_{it}^k = 0$ ($k = -5, -4, -3, -2, 0, 1, 2, 3, 4, 5$). 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.

图 2 描绘了交互项的逐年回归系数及 95% 水平的置信区间. 可以发现, 交互项的估计系数在智能制造实施前并没有通过 5% 水平的显著性检验, 且联合显著性检验的 P 值为 0.672 5. 表明处理组企业与对照组企业投资效率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后一年就对处理组企业投资效率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, 上述结果为本文平行趋

势假设提供了更为可靠的支撑, 同时也证明智能制造的实施确实产生了显著政策效果.

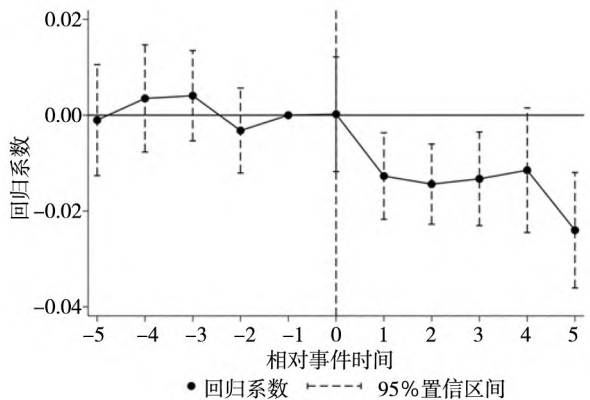


图 2 平行趋势检验

Fig. 2 Parallel trend test

3.3.2 替换关键变量

替换被解释变量: 参考代昀昊和孔东民^[27]做法, 采用企业的托宾 Q 值对企业的成长机会进行刻画, 重新借助模型 (1) 重新估计企业投资效率. 替换解释变量: 正如前文所述, 智能制造作为一种政府大力支持与倡导的生产方式, 一些非试点企业也实施了智能制造. 因此, 本研究换一种思路, 将企业自发实施智能制造的行为视为准自然实验, 以进行交叉验证. 具体而言, 对企业年报进行文本识别, 将其年报中首次公开实施智能制造的时间作为政策节点, 构造新的智能制造变量 (IM). 回归结果如表 6 的列 (1) 和列 (2) 所示, 智能制造 (IM) 的估计系数依旧显著为负, 证明本文核心结论的稳健性.

3.3.3 更换固定效应与聚类方法

考虑到样本期间, 不同行业可能经历了不同的周期变化, 且存在潜在并难以观测的宏观因素带来的干扰. 因此, 借鉴潘越等^[29], 进一步控制行业和年度的交互固定效应, 以消除宏观混淆因素的干扰. 结果见表 6 的列 (3), 智能制造 (IM) 的系数依旧在 1% 的显著性水平下为负, 证明本文核心结论的稳健性. 进一步, 考虑到由于变量可能在更高的水平上相关, 于是本文将聚类从企业级别调整到行业级别, 并重新回归, 回归结果如表 6 的列 (4) 所示, 智能制造 (IM) 的系数依旧在 5% 的显著性水平下为负, 支持基础结论.

表 6 稳健性检验结果
Table 6 Robustness test results

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	改变 <i>InvEff</i> 定义	改变 <i>IM</i> 定义	改变固定效应	聚类调整
	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>
<i>IM</i>	-0.010** (0.004)	-0.008*** (0.001)	-0.012*** (0.004)	-0.010** (0.004)
<i>Size</i>	-0.000 (0.002)	-0.001 (0.001)	-0.002 (0.002)	-0.002 (0.002)
<i>Lev</i>	0.000 (0.012)	0.010** (0.004)	0.007 (0.012)	0.009 (0.009)
<i>Roa</i>	0.001 (0.042)	0.028*** (0.008)	0.014 (0.040)	0.031 (0.030)
<i>Top1</i>	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
<i>Age</i>	-0.015* (0.008)	-0.010*** (0.002)	-0.013 (0.009)	-0.014 (0.010)
<i>Growth</i>	0.003 (0.002)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.002)	-0.000 (0.001)
<i>_cons</i>	0.094** (0.044)	0.093*** (0.016)	0.126*** (0.043)	0.128** (0.050)
<i>N</i>	1 373	14 930	1 373	1 373
<i>r2</i>	0.100	0.036	0.244	0.090
Industry	Yes	Yes	No	Yes
Year	Yes	Yes	No	Yes
Industry-Year	No	No	Yes	No

注：列(4)的标准误为经行业层面聚类调整的稳健标准误。

3.3.4 安慰剂检验

为了进一步排除结果随机性的担忧,保证结论的稳健性,本文采用随机构造伪处理组的方式进行安慰剂检验.具体而言,采用随机构造伪处理组的方式,随机抽取 78 家上市公司作为“新”的处理组企业,在进行 PSM 之后对模型(1)进行回归,重复上述过程 500 次.图 3 报告了 500 次随机抽取后,时间变量与组别变量的交互项的估计系数的分布与其对应的 *P* 值.图 3 中显示,估计系数在 0 附近且呈现正态分布,且大多数结果并不显著,^①真实的系数与随机构造的系数之间存在明显的差异,证明企业投资效率的提升是由智能制造实施造成的,而非随机因素.这表明本文基准

结果具有一定的稳健性.

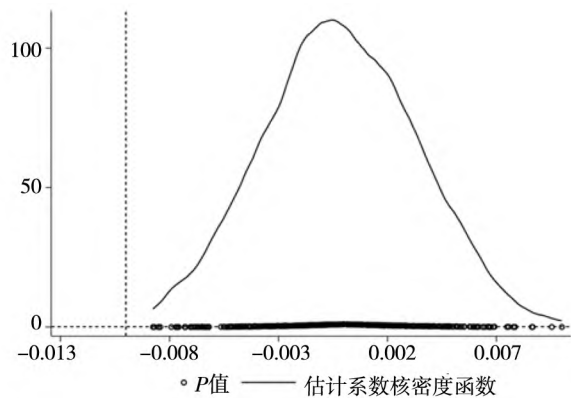


图 3 随机安慰剂检验图

Fig. 3 Randomized placebo test

① 由于纵轴过长,图形上判断显著性并不那么直观.本文对随机 500 次后的 *P* 值分别进行了梳理,发现 *P* 值小于 0.01 的次数仅有 6 次,*P* 值小于 0.05 的次数仅有 24 次,均为小概率事件.

3.3.5 更换匹配方式

本文进一步使用半径匹配与核匹配的方式，对原始样本重新进行匹配回归（匹配半径选取 0.01、带宽选取 0.06）。结果如表 7 列（1）和列（2）所示，智能制造（*IM*）的系数依旧在 1% 的显著性水平下为负，证明了本文核心结论的稳健性，即智能制造能够提升企业投资效率。^⑫

表 7 其他稳健性检验结果

Table 7 Results of other robustness tests

变量	(1)	(2)
	核匹配	半径匹配
	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>
<i>IM</i>	-0.008 *** (0.003)	-0.008 *** (0.003)
<i>Size</i>	-0.003 *** (0.001)	-0.003 *** (0.001)
<i>Lev</i>	0.015 *** (0.005)	0.015 *** (0.005)
<i>Roa</i>	0.046 *** (0.012)	0.046 *** (0.012)
<i>Top1</i>	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
<i>Age</i>	-0.011 *** (0.003)	-0.011 *** (0.003)
<i>Growth</i>	-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)
<i>_cons</i>	0.129 *** (0.019)	0.129 *** (0.019)
<i>N</i>	7 601	7 598
<i>r2</i>	0.039	0.039
Industry	Yes	Yes
Year	Yes	Yes

3.3.6 异质性处理效应检验

由前文的智能制造试点时段的示意图可以看出，智能制造试点是分批次进行的，其处理效应的估计方法为交叠 DID。但近年来，学者们对传统的包含双向固定效应的交叠 DID 模型进行了重新审视，发现由于异质性处理效应（即较早接受处理的组别会成为较迟接受处理组别的对照组）的存在，传统双向固定效应模型估计量进行估计，无论在静态和动态层面，都存在潜在偏误^[30]。同时，为缓解这类问题，已有研究提出了一系列稳健估

计量，主要可以分为组群-时期平均处理效应^[10]、插补估计量^[11, 12]和堆叠估计量^[31]三类。但由于堆叠估计量所依赖的前提假设和统计量的性质并未严格给出，使用相对较少。基于此，本文采用相对主流的组群-时期平均处理效应与插补法，对前文交叠 DID 存在的潜在偏误进行修正。

首先，本文借鉴 Callaway 和 Sant' Anna^[10]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。发现修正后的平均处理效应为 -0.049 2 并在 1% 的显著性水平下显著。进一步，采用 Sun 和 Abraham^[32]的方式对政策的动态效果进行估计，结果如图 4 所示。最后，参考插补估计量的研究思路，使用未处理个体的观测数据外推出处理个体的潜在结果，之后计算每个处理组个体的处理效应并进行加权，最终得到平均处理效应的估计。具体而言，本文采用两阶段 DID 的方法对前文智能制造实施的处理效应进行修正并画出修正后的事件研究图，如图 5 所示。观察修正后的事件研究图可以发现，在智能制造实施之前，智能制造（*IM*）的系数在 0 附近波动且并不显著，而在智能制造实施后一期到二期，智能制造（*IM*）的系数在 1% 或 5% 的显著性水平下显著为负。以上对于交叠 DID 偏误诊断的结果表明，在考虑了异质性处理效应后，智能制造依旧对企业的投资效率产生了积极作用，说明了本文研究结论的稳健性。

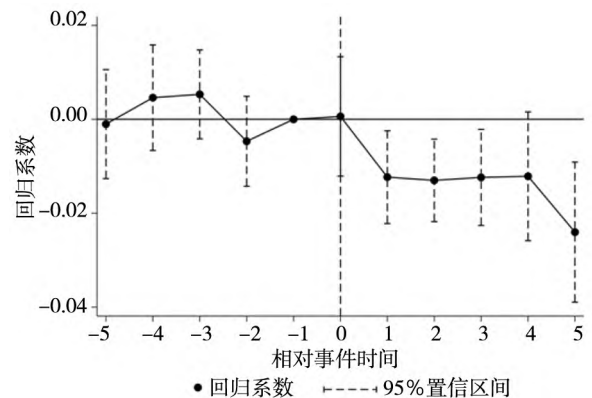


图 4 Sun 和 Abraham 结果

Fig. 4 Results of Sun and Abraham

⑫ 本文也对半径匹配与核匹配进行了平衡性检验，均通过，限于篇幅并未给出，留存备索。

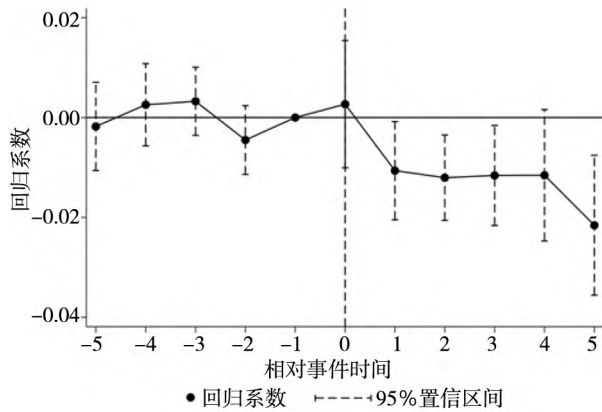


图5 两阶段 DID 结果

Fig.5 Results of the two-stage DID

3.4 机制检验

3.4.1 信息获取机制

本文从数据资产获取的意愿与程度两个方面对假说2的信息机制,即智能制造能够提升企业的信息获取与处理的能力从而优化企业投资效率进行探讨.数字时代,数据成为信息传递的重要载体,发挥着越来越重要的作用^[14].因此,数据资产在一定程度上映射了企业的获取、处理信息的能力.

参考权小锋和李闯^[6]的研究,采用硬件资产和软件资产中数据相关资产^⑬所占百分比对企业数据资产获取程度 (*Data Assets Level*) 进行刻画.而企业数据资产获取意愿,现有文献并没有给出很好的衡量.究其原因,可能是因为企业数据资产获取意愿这一指标具有较强的主观性,传统的结构数据并不能对此变量进行充分反应.上市公司发布的文本数据为这一指标的构建提供了合理的数据来源,上市公司的管理层讨论与分析(MDA)是上市公司年报的重要组成部分,包含了对公司当期重要信息的解释和分析,以及对下一年度的经营计划以及公司未来发展所面临的机遇、挑战和各种风险的阐释,在学术界有着广泛的使用.本文从数据收集、数据存储、数据分析以及数据应用四个维度构建的特征词词典^⑭并对公司年报的“管理层讨论与分析”部分进行文本挖掘,统计相

关键词出现词频占总词频的百分比,作为企业数据资产获取意愿 (*Data Asset Willingness*) 的代表.

回归结果如表8列(1)和列(2)所示.结果显示,智能制造显著提升了企业数据资产的获取程度与意愿.借助数据资产虚拟性、共享性、交换性和非消耗性等特征,企业破除了时间、空间等因素对信息获取、加工的限制,使得建立多元化数字平台成为可能.同时,企业信息网络大幅延展,从而加强其对同类企业投资动态、市场需求变动等问题的感知,精准把握投资方向与投资规模,最终提升投资效率.总体上,智能制造通过提升企业信息获取能力,进而提高其投资效率的机制得以验证.

表8 信息机制检验结果

Table 8 Information mechanisms test results

变量	(1)	(2)
	数据资产获取程度	数据资产获取意愿
	<i>Data Assets Level</i>	<i>Data Asset Willingness</i>
<i>IM</i>	0.159 * (0.092)	0.038 *** (0.013)
<i>Size</i>	-0.028 (0.029)	0.008 (0.006)
<i>Lev</i>	0.269 (0.170)	-0.024 (0.037)
<i>Roa</i>	0.224 (0.464)	-0.048 (0.127)
<i>Top1</i>	0.004 * (0.002)	0.000 (0.000)
<i>Age</i>	-0.128 (0.133)	0.037 (0.024)
<i>Growth</i>	0.055 * (0.028)	0.011 (0.007)
<i>_cons</i>	0.959 (0.663)	-0.246 ** (0.108)
<i>N</i>	1 373	1 373
<i>r2</i>	0.117	0.314
<i>Industry</i>	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes

3.4.2 外部关注机制

为对上文提出的外部关注机制进行验证,参

⑬ 数据相关资产指的是: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: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.

⑭ 词典留存备案,有需要者可向作者索要.

考 Xu 等^[33]和罗琦等^[34]的研究,本文上市企业全称、简称与代码作为关键词,从百度指数爬取上市企业搜索的日度平均值,将之加一取自然对数作为该企业公众关注程度^⑤(*Baidu_Index*)的替代指标。而考虑到面对“鱼龙混杂”的信息市场,媒体作为信息传递功能的中介,在公众了解和评判企业的过程中发挥着愈发重要的作用。本文进而参考杨道广等^[35]的做法,采用网络新闻与报刊新闻标题与正文内容出现上市公司的次数加一的自然对数来刻画企业的媒体关注程度(*Media*),以充分衡量企业面临的外部关注。

回归结果见表9列(1)和列(2)所示。结果显示,智能制造显著提升了企业外部关注水平。注意力配置倾斜所带来的“监督效应”,极大程度上规范了企业的投资行为,从而优化其投资效率。总体上,智能制造通过吸引更多外部关注从而提高企业投资效率的机制得以验证。

表9 外部关注机制检验结果

Table 9 External attention mechanism test results

变量	(1)	(2)
	公众关注	媒体关注
	<i>Baidu_Index</i>	<i>Media</i>
<i>IM</i>	0.242 ** (0.106)	0.185 ** (0.086)
<i>Size</i>	0.363 *** (0.089)	0.577 *** (0.045)
<i>Lev</i>	-0.720 * (0.411)	0.332 (0.242)
<i>Roa</i>	0.794 (0.995)	1.296 (0.935)
<i>Top1</i>	-0.002 (0.004)	-0.004 (0.003)
<i>Age</i>	-0.351 (0.254)	-0.041 (0.154)
<i>Growth</i>	0.206 *** (0.043)	0.233 *** (0.045)
<i>_cons</i>	-0.457 (2.143)	-7.850 *** (1.035)
<i>N</i>	1 292	1 373
<i>r2</i>	0.207	0.517
Industry	Yes	Yes
Year	Yes	Yes

4 异质性分析

上述研究显示,智能制造的实施确实对企业投资效率起到提升作用。在影响机制上发现,智能制造从企业内部信息获取和外部关注两个方面促进了企业投资效率。但前文更多的是基于整体层面的讨论,企业本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实施的效果。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。

4.1 基于企业微观特征的探究

4.1.1 企业产权性质

相比于国有企业,非国有企业引入智能制造的愿望更为强烈。一方面,国有企业获得了更多的政府照顾,面临相对较小的竞争^[36]。而非国有企业常深陷“竞争潮”中,因此其更迫切的需要引入智能制造,实现降本增效,提升自身在激烈的竞争环境中生存和发展的能力。另一方面,相对于非国有企业追求经济目标的单一目标,国有企业其鲜明的政治属性决定了其投资决策的多重性,如更多投资与公共基础设施和基础工业,而并不是紧密随着市场需求而变化。因此,总体推测预期,相较于国有企业,在非国有企业中,智能制造对企业投资效率的提升作用更为显著。据此,分组回归的结果显示,非国有企业组别中的智能制造(*IM*)系数为负,且在5%的水平下显著。而在国有企业组别中,智能制造(*IM*)系数不显著。这说明智能制造对非国有企业投资效率的提升作用更强,与预期一致。

4.1.2 员工知识水平

智能制造作为一种全新的生产方式,其所带来的先进自动化技术将在一定程度对从事简单、重复工作任务的员工形成替代,即产生“机器换人”效应。但同时智能制造的推进需要熟悉智能

⑤ 百度指数于2011年正式上线,故2010年的部分样本缺失。同时为了保持数据可靠性,本文并为采取插值或0填充等方式对缺失样本进行处理。

制造系统,并掌握相关操作技巧,其也对掌握数字技术等高精尖技术的员工产生新的需求^[37].通常而言,知识水平越高对新事物的接受和学习能力越强,因此,企业内部相对较高的知识环境可以更好促进智能制造的开展并最大程度发挥其积极作用.故本文推断当企业员工知识水平整体较高时,智能制造对企业投资效率的提升作用效果更强.据此,本文根据企业本科及以上员工占比的年度中位数将企业分为知识水平高与知识水平低两组,并进行分组回归.结果显示,知识水平较高组的智能制造(*IM*)系数为负,且在1%水平下显著.而在知识水平较高组中,智能制造(*IM*)系数不显著.这说明智能制造对知识水平较高企业投资效率的提升作用更强,与预期一致.

4.1.3 行业竞争程度

行业竞争作为外生因素在一定程度上发挥了治理作用^[38],降低了信息不对称,扩充企业经营视野,进而显著提升了企业投资效率^[39].因此,相比于竞争程度高行业的企业,竞争程度低行业的企业具有相对较差的投资效率,此时智能制造带来的投资效率提升的边际效应会更加显著.据此,本文根据企业所处行业的赫芬达尔指数(*HHI*)的年度中位数将企业分为行业竞争程度高与行业竞争程度低两组,进行分组回归.结果显示,行业竞争程度较低组的智能制造(*IM*)系数在5%的水平下显著为负,但在行业竞争程度较高组中,该系数并不显著.这说明智能制造对行业竞争程度较低组企业投资效率的提升作用更强,与预期一致.

表 10 企业特征的异质性分析结果

Table 10 Results of heterogeneity analysis of firm characteristics

变量	产权性质		员工知识水平		行业竞争程度	
	国有	非国有	较高	较低	较高	较低
	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>
<i>IM</i>	-0.002 (0.003)	-0.012 ** (0.005)	-0.014 *** (0.005)	-0.004 (0.005)	-0.006 (0.004)	-0.015 ** (0.006)
<i>Size</i>	0.000 (0.001)	-0.002 (0.003)	0.000 (0.003)	-0.005 *** (0.002)	-0.007 *** (0.002)	0.001 (0.002)
<i>Lev</i>	-0.014 (0.012)	0.035 ** (0.018)	-0.000 (0.018)	0.024 * (0.014)	0.015 (0.014)	0.013 (0.015)
<i>Roa</i>	0.011 (0.034)	0.016 (0.048)	0.047 (0.055)	0.051 (0.045)	-0.035 (0.039)	0.088 * (0.053)
<i>Top1</i>	-0.000 *** (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 ** (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
<i>Age</i>	-0.010 (0.007)	-0.001 (0.009)	-0.015 (0.012)	-0.014 (0.009)	-0.023 ** (0.009)	-0.005 (0.011)
<i>Growth</i>	0.002 (0.002)	-0.001 (0.002)	-0.002 (0.002)	-0.001 (0.002)	0.000 (0.002)	-0.001 (0.002)
<i>_cons</i>	0.067 ** (0.031)	0.091 (0.076)	0.092 (0.068)	0.189 *** (0.050)	0.264 *** (0.050)	0.032 (0.055)
<i>N</i>	647	723	645	728	687	686
<i>r2</i>	0.207	0.117	0.134	0.113	0.105	0.135
Industry	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

4.2 基于企业外部环境特征的探究

4.2.1 数字经济发展水平

完善的信息基础设施建设依赖较高的数字经济发展水平,同时以互联网为代表的数字技术与

企业的融合度相对较高.企业利用相关数字网络捕捉市场信息,减少非理性的投资决策,进而提升投资效率.因此,相比于数字经济发展水平高地区的企业,数字经济发展水平低地区的企业进行投

资决策时所面临更大的“信息孤岛”，投资效率基础差，对大数据、人工智能等技术的引入更为渴望，此时智能制造带来的投资效率提升的边际效应会更加显著。故本文推断，相对于数字经济发展水平高地区的企业，智能制造在数字经济发展水平低的企业中发挥着更强的作用。据此，本文参考赵涛等^[40]的做法，采用互联网普及率、相关从业人员情况、相关产出情况、移动电话普及率和数字普惠金融指数五个指标进行主成分分析后得到企业所在地的数字经济发展水平，^⑩并将其年度中位数将企业分为数字经济发展水平高与数字经济发展水平低两组。分组回归的结果显示，数字经济发展水平低组的智能制造(*IM*)系数在5%的水平下显著为负。但在数字经济发展水平高组，该系数不显著。这说明智能制造对数字经济发展水平较低组的企业投资效率的提升作用更强，与预期一致。

4.2.2 地区法治水平

中国执行统一的法律条文，但实际而言各地区的执法水平参差不齐，这也为本文探索法治环境异质性提供了可能。法治环境是维护、保障生产力和生产关系的基本制度，良好的法治环境能有效制约政府权力的滥用，减少非法且冗杂的审批环节^[41]，为智能制造政策的整体落实与发展提供保障，同时也会对公众关注等非正式制度发挥外部监督产生促进效果。故本文推断，相对于法治水平低地区的企业，智能制造在法治水平高地区的企业中发挥着更强的作用。据此，本文参考余明桂和潘红波^[42]的做法采用各省份的经济案件结案率(即结案数与收案数之比)企业所在地的法治水平，并将其年度中位数将企业分为法治水平高与法治水平低两组。分组回归的结果显示，地区法治水平高组的智能制造(*IM*)系数在5%的水平下，显著为负；而在地区法治水平低组中，智能制造(*IM*)系数并不显著，与理论预期一致。

表 11 外部环境特征的异质性分析结果

Table 11 Results of heterogeneity analysis of external environment characteristics

变量	数字经济发展水平		地区法治环境	
	较高	较低	较高	较低
	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>
<i>IM</i>	-0.006 (0.005)	-0.015 *** (0.005)	-0.014 ** (0.006)	-0.006 (0.004)
<i>Size</i>	-0.003 (0.002)	0.001 (0.002)	-0.002 (0.002)	-0.002 (0.002)
<i>Lev</i>	0.013 (0.014)	0.008 (0.018)	0.007 (0.018)	0.015 (0.012)
<i>Roa</i>	-0.009 (0.042)	-0.001 (0.047)	-0.008 (0.043)	0.083 * (0.048)
<i>Top1</i>	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
<i>Age</i>	-0.020 * (0.011)	-0.018 (0.011)	-0.008 (0.010)	-0.020 ** (0.010)
<i>Growth</i>	-0.001 (0.002)	0.002 (0.002)	-0.001 (0.002)	0.000 (0.002)
<i>_cons</i>	0.163 *** (0.058)	0.067 (0.055)	0.118 ** (0.053)	0.139 ** (0.054)
<i>N</i>	689	603	622	751
<i>r²</i>	0.108	0.116	0.096	0.149
Industry	Yes	Yes	Yes	Yes
Year	Yes	Yes	Yes	Yes

⑩ 指数构建过程和结果不再汇报，囿于篇幅，结果备索。

5 进一步讨论

5.1 非效率投资类型的细分

企业非效率投资包含投资过度和投资不足,本研究进一步考察智能制造对过度投资和投资不足的因果关系以全面把握其作用效果.已有研究表明企业投资过度通常是由管理层追求自身权力,建造“个人帝国”的代理问题造成的.而导致企业投资不足的重要原因则是资金约束.在现行经济环境下,由融资约束导致企业投资不足的现象更加凸显^[27].而智能制造所引发的外部管制可以有效缓解代理问题,但却未必能解决企业的资金约束,且智能制造的实施本身就需要大量资金支持(如雇佣高知识劳动力、数字相关设备购置以及智能系统的建设).因此,智能制造对企业过度投资行为具有约束作用.分组回归的结果如

表 12 的列(1)和(2)列所示,结果显示,投资过度组的智能制造(*IM*)系数为负,且在 1% 的水平下显著.而在投资不足组,智能制造(*IM*)系数并不显著.这说明智能制造对企业投资过度行为的抑制作用更强.

更进一步,本文利用企业 KZ 指数的年度中位数,将企业分为低融资约束与高融资约束两组.并利用企业董事会规模的年度中位数将企业划分为治理治理高与治理质量低两组(治理质量高的组的企业本身代理问题更弱),进行分组回归,以对上文的理论分析进行检验.发现智能制造对投资效率的提升作用,在低融资约束组与内部治理质量较低组的企业中更为显著.这证实了智能制造并不能缓解融资约束而是通过减少代理问题进而提升企业投资效率,并与智能制造抑制过度投资而对投资不足无显著影响相一致.

表 12 投资不足与投资过度

Table 12 Underinvestment and overinvestment

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	投资不足	投资过度	高融资约束	低融资约束	治理质量高	治理质量低
	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>	<i>InvEff</i>
<i>IM</i>	-0.002 (0.003)	-0.018 *** (0.007)	-0.008 (0.006)	-0.010 ** (0.004)	-0.001 (0.004)	-0.012 ** (0.006)
<i>Size</i>	-0.003 ** (0.001)	-0.002 (0.003)	-0.003 (0.003)	-0.002 (0.002)	-0.001 (0.002)	0.001 (0.003)
<i>Lev</i>	-0.012 * (0.007)	0.012 (0.021)	0.002 (0.015)	0.021 (0.018)	-0.002 (0.013)	0.013 (0.017)
<i>Roa</i>	-0.041 * (0.025)	0.072 (0.076)	0.060 (0.052)	0.014 (0.044)	0.007 (0.043)	0.029 (0.049)
<i>Top1</i>	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	-0.000 ** (0.000)	-0.000 * (0.000)	0.000 (0.000)
<i>Age</i>	-0.009 * (0.005)	-0.019 (0.012)	-0.004 (0.012)	-0.023 *** (0.008)	-0.008 (0.009)	-0.002 (0.009)
<i>Growth</i>	0.001 (0.001)	-0.000 (0.003)	-0.003 (0.003)	0.001 (0.002)	0.002 (0.002)	-0.002 (0.003)
<i>_cons</i>	0.125 *** (0.026)	0.162 ** (0.075)	0.130 * (0.070)	0.160 *** (0.046)	0.080 * (0.043)	0.015 (0.076)
<i>N</i>	927	446	731	642	708	665
<i>r2</i>	0.079	0.134	0.099	0.142	0.184	0.134
Industry	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

5.2 智能制造与企业劳动投资效率

在前文的研究中,从理论与实证两个方面证实了智能制造的实施通过提升企业信息获取能力与吸引外部关注两条路径提升企业物质资本投资效率.但近年来,中国“人口红利”下降,“用工荒”问题时有发生^[43],劳动力愈发重要.进而优化人力资本结构,增强竞争力,提高企业劳动投资效率是企业适应经济发展新常态的又一重要途径^[44].那么智能制造在提升企业物质资本投资效率的同时是否也能对企业劳动投资效率进行优化?

就此问题,本文参考 Jung 等^[45]的做法,采用企业实际劳动投资变动率与预期劳动投资变动率差额的绝对值衡量劳动投资的非效率程度 (*LabInvEff*),具体而言,采用企业员工数量增长率 (*Nethire*) 来作为实际劳动投资变化率,并对模型(4)进行回归,得到的估计值为企业预期劳动投资变动率,残差的绝对值则为企业劳动投资的非效率程度,该数值越大企业劳动投资效率越低

$$\begin{aligned}
 Nethire_{i,t} = & \beta_0 + \beta_1 Salegrowth_{i,t-1} + \\
 & \beta_2 Salegrowth_{i,t-1} + \beta_3 \Delta Roa_{i,t} + \\
 & \beta_4 \Delta Roa_{i,t-1} + \beta_5 Roa_{i,t} + \\
 & \beta_6 Return_{i,t} + \beta_7 Size_R_{i,t-1} + \\
 & \beta_8 Quick_{i,t-1} + \beta_9 \Delta Quick_{i,t-1} + \\
 & \beta_{10} \Delta Quick_{i,t} + \beta_{11} Lev_{i,t-1} + \\
 & \beta_{12} Lossbin1_{i,t-1} + \beta_{13} Lossbin2_{i,t-1} + \\
 & \beta_{14} Lossbin3_{i,t-1} + \beta_{15} Lossbin4_{i,t-1} + \\
 & \beta_{16} Lossbin5_{i,t-1} + \sum Year + \\
 & \sum Industry + \varepsilon_{i,t} \quad (4)
 \end{aligned}$$

其中 Δ 表示变化值; *Salegrowth* 为销售收入的增长率; *Roa* 为资产收益率; *Return* 为股票的年度回报率; *Size_R* 为市值的自然对数; *Quick* 为速动比率; *Lev* 为资产负债率; *Lossbin* 根据 *Roa* 的取值而定义.将 *Roa* 从 -0.025 到 0 划分为 5 个区间,若 *Roa* 在 $[-0.005, 0]$ 内则 *Lossbin1* = 1,反之则为 0; $\sum Year$ 表示年份固定效应; $\sum Industry$ 表示行业固定效应.

据此,本研究进一步检验智能制造对企业劳动投资效率的影响.回归结果如表 13 所示,表 13

列(1)和列(2)分别是全样本回归与 PSM 之后回归的结果,智能制造 (*IM*) 的系数均显著为负,表明智能制造的实施在提升企业物质资本投资效率的同时亦对其劳动投资效率产生促进作用.这进一步佐证了,智能制造作为一种先进的生产方式,从多方面实现了企业的“降本增效”,成为制造业高质量发展新的“助力剂”.

表 13 智能制造与企业劳动投资效率

Table 13 Smart manufacturing and corporate labor investment efficiency

变量	(1)	(2)
	未 PSM	PSM 后
	<i>LabInvEff</i>	<i>LabInvEff</i>
<i>IM</i>	-0.034 ** (0.013)	-0.031 * (0.017)
<i>Size</i>	0.008 ** (0.004)	0.001 (0.006)
<i>Lev</i>	0.054 *** (0.019)	0.082 (0.055)
<i>Roa</i>	-0.067 * (0.036)	-0.121 (0.135)
<i>Top1</i>	-0.000 ** (0.000)	-0.000 (0.001)
<i>Age</i>	-0.014 (0.011)	-0.031 (0.037)
<i>Growth</i>	0.002 * (0.001)	0.011 ** (0.005)
<i>_cons</i>	0.092 (0.084)	0.262 * (0.144)
<i>N</i>	9 067	1 440
<i>r2</i>	0.077	0.140
<i>Industry</i>	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes

6 结束语

全球“智能化”浪潮下,智能制造已然站在了新一轮工业革命的“潮头”,成为制造业高质量发展的重要抓手.在此背景下,本文以企业投资作为切入点,将中国智能制造试点示范项目的评选视为一次准自然实验,采用 PSM-DID 方法建立了智

能制造影响企业投资效率的因果关系. 研究发现: 第一, 智能制造的实施显著提升了企业投资效率, 且主要通过信息获取机制与外部关注机制两条路径提升企业投资效率; 第二, 基于企业微观特征的异质性分析表明, 非国有企业、员工知识水平高和行业竞争程度弱的企业对智能制造实施的吸收程度更好, 投资效率的提升效果更显著; 第三, 基于企业外部宏观环境的异质性分析表明, 智能制造对企业投资效率的提升作用在数字经济发展相对落后和法治环境相对完善地区的企业更为明显; 第四, 进一步研究发现, 智能制造对企业投资效率的提升作用更多体现为纠正企业的过度投资行为, 而并未对投资不足产生显著影响; 且并不局限于物资资本投资领域, 智能制造亦会对企业劳动资本投资效率产生正向影响, 从多方面实现了企业的“降本增效”.

结合上述研究结论, 本文提出如下建议:

第一, 中国制造业成长迅速, 但其结构不平衡、投资相对盲目的问题也逐渐凸显. 制造业发展步入爬坡过槛的攻坚阶段, 如何合理且有效的推动制造业转型升级成为各界着重思考的问题. 本文的研究结果表明, 智能制造的实施会对微观企业的生产运营产生多方面的影响, 特别是对企业投资效率产生提升效应. 因此, 政府应提高对智能制造的重视程度, 除去传统的补贴和资助政策外, 还应从设施建设、技术配套、人才培养等方面建立多层次的政策体系协调完善智能制造实施的顶层设计, 为企业智能化转型提供良好环境氛围和政

策保障. 同时, 机制分析发现, 外部关注所带来的“监督效应”在智能制造提升企业投资效率的过程中起到了不可或缺的作用. 因此, 政府应该为公众、媒体发挥监督作用提供一个公平的外部环境, 如加强法治建设、建立合理的民众发声渠道.

第二, 本文发现信息获取能力的提升是智能制造提升企业投资效率的重要渠道之一, 且智能制造对企业投资效率的提升作用会因为企业自身特征与所处环境的不同而发挥异质性作用. 因此, 企业应重新审视智能制造这一概念, 不可将其简单的等同于自动化生产, 认为工厂自动化即是智能制造完成的表现. 而应将互联网+、人工智能等信息技术与企业生产运营投资融合发展, 打破“信息孤岛”进而适应“云波诡谲”的市场环境, 提升投资效率, 实现健康持续发展. 同时, 企业应充分认识到智能制造的推进过程不能盲目追求速度且不存在普适性的转型策略, 应根据自身条件制定合适的智能制造推进计划, 并着手布置智能制造实施所需的软条件如加大对数字型人才的培养与吸纳, 从而放大智能制造所带来的积极作用. 本文研究发现, 智能制造为数字经济发展不发达地区的企业带来了更大的机遇. 因此, 处于数字经济发展相对落后地区的企业更应该趁早抓住智能制造带来的契机, 与其被动等待不如主动求变, 勇敢面对智能制造实施过程中的挑战, 主动探索, 深入布局, 分步平稳的实现智能化过渡. 最终借助智能制造带来的追赶效应, 实现后发优势, 提升自身竞争地位.

参 考 文 献:

- [1] 李三希, 黄 卓. 数字经济与高质量发展: 机制与证据[J]. 经济学(季刊), 2022, 22(5): 1699 - 1716.
Li Sanxi, Huang Zhuo. Digital economy and high-quality development: Mechanisms and evidence[J]. China Economic Quarterly, 2022, 22(5): 1699 - 1716. (in Chinese)
- [2] Bernard D, Blackburne T, Thornock J. Information flows among rivals and corporate investment[J]. Journal of Financial Economics, 2020, 136(3): 760 - 779.
- [3] Core J E, Guay W, Larcker D F. The power of the pen and executive compensation[J]. Journal of Financial Economics, 2008, 88(1): 1 - 25.

- [4] He J J, Huang J, Zhao S. Internalizing governance externalities: The role of institutional cross-ownership[J]. *Journal of Financial Economics*, 2019, 134(2): 400–418.
- [5] 柳建华, 卢锐, 孙亮. 公司章程中董事会对外投资权限的设置与企业投资效率——基于公司章程自治的视角[J]. *管理世界*, 2015, (7): 130–142.
Liu Jianhua, Lu Rui, Sun Liang. The setting of the board of directors' authority on outward investment in the company's articles of incorporation and the efficiency of corporate investment: Perspectives based on the autonomy of corporate statutes[J]. *Journal of Management World*, 2015, (7): 130–142. (in Chinese)
- [6] 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[J]. *经济研究*, 2022, 57(4): 68–84.
Quan Xiaofeng, Li Chuang. Cost stickiness mitigation effect of intelligent manufacturing: On a quasi-natural experiment of Chinese intelligent manufacturing demonstration project[J]. *Economic Research Journal*, 2022, 57(4): 68–84. (in Chinese)
- [7] 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[J]. *金融研究*, 2022, (10): 98–116.
Yin Hongying, Li Chuang. Can intelligent manufacturing empower enterprise innovation?: A quasi-natural experiment based on China's intelligent manufacturing demonstration project[J]. *Journal of Financial Research*, 2022, (10): 98–116. (in Chinese)
- [8] De Chaisemartin C, d'Haultfoeuille X. Two-way fixed effects estimators with heterogeneous treatment effects[J]. *American Economic Review*, 2020, 110(9): 2964–2996.
- [9] Goodman-Bacon A. Difference-in-differences with variation in treatment timing[J]. *Journal of Econometrics*, 2021, 225(2): 254–277.
- [10] Callaway B, Sant'Anna P H. Difference-in-differences with multiple time periods[J]. *Journal of Econometrics*, 2021, 225(2): 200–230.
- [11] Liu L, Wang Y, Xu Y. A practical guide to counterfactual estimators for causal inference with time-series cross-sectional data[J]. *American Journal of Political Science*, 2024, 68(1): 160–176.
- [12] Borusyak K, Jaravel X, Spiess J. Revisiting event study designs: Robust and efficient estimation[J]. *Review of Economic Studies*, 2024, 91(6): 3253–3285.
- [13] 李凤羽, 杨墨竹. 经济政策不确定性会抑制企业投资吗? ——基于中国经济政策不确定指数的实证研究[J]. *金融研究*, 2015, (4): 115–129.
Li Fengyu, Yang Mozhu. Can economic policy uncertainty influence corporate investment?: The empirical research by using China economic policy uncertainty index[J]. *Journal of Financial Research*, 2015, (4): 115–129. (in Chinese)
- [14] 何大安. 互联网应用扩张与微观经济学基础——基于未来“数据与数据对话”的理论解说[J]. *经济研究*, 2018, 53(8): 177–192.
He Daan. The expansion of internet applications and microeconomic foundations: A theoretical explanation based on the future “Data and Data Dialogue”[J]. *Economic Research Journal*, 2018, 53(8): 177–192. (in Chinese)
- [15] Nambisan S, Lyytinen K, Majchrzak A, et al. Digital innovation management: Reinventing innovation management research in a digital world[J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41(1): 223–238.
- [16] 陈剑, 黄朔, 刘运辉. 从赋能到使能——数字化环境下的企业运营管理[J]. *管理世界*, 2020, 36(2): 117–128, 222.
Chen Jian, Huang Shuo, Liu Yunhui. Operations management in the digitization era: From empowering to enabling[J].

- Journal of Management World, 2020, 36(2): 117 – 128, 222. (in Chinese)
- [17] De Franco G, Kothari S P, Verdi R S. The benefits of financial statement comparability[J]. Journal of Accounting Research, 2011, 49(4): 895 – 931.
- [18] 任之光, 李 金, 赵海川, 等. 大数据驱动的管理决策: 研究范式与发展领域[J]. 管理科学学报, 2023, 26(8): 152 – 158.
- Ren Zhiguang, Li Jin, Zhao Haichuan, et al. Big data-driven management and decision sciences: The research paradigm and directions[J]. Journal of Management Sciences in China, 2023, 26(8): 152 – 158. (in Chinese)
- [19] 黄丽华, 朱海林, 刘伟华, 等. 企业数字化转型和管理: 研究框架与展望[J]. 管理科学学报, 2021, 24(8): 26 – 35.
- Huang Lihua, Zhu Hailin, Liu Weihua, et al. The Firm's digital transformation and management: Toward a research framework and future directions[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(8): 26 – 35. (in Chinese)
- [20] Goldfarb A, Tucker C. Digitaleconomics[J]. Journal of Economic Literature, 2019, 57(1): 3 – 43.
- [21] Peng L, Xiong W. Investor attention, overconfidence and category learning[J]. Journal of Financial Economics, 2006, 80(3): 563 – 602.
- [22] Liu W, Long S, Wang S, et al. Effects of smart agricultural production investment announcements on shareholder value: Evidence from China[J]. Journal of Management Science and Engineering, 2022, 7(3): 387 – 404.
- [23] Fang L, Peress J. Media coverage and the cross-section of stock returns[J]. The Journal of Finance, 2009, 64(5): 2023 – 2052.
- [24] Dyck A, Zingales L. Private benefits of control: An international comparison[J]. The Journal of Finance, 2004, 59(2): 537 – 600.
- [25] 余东升, 李小平, 李 慧. “一带一路”倡议能否降低城市环境污染? ——来自准自然实验的证据[J]. 统计研究, 2021, 38(6): 44 – 56.
- Yu Dongsheng, Li Xiaoping, Li Hui. Can the belt and road initiative reduce pollution in cities?: Evidence from quasi-natural experiments[J]. Statistical Research, 2021, 38(6): 44 – 56. (in Chinese)
- [26] Richardson S. Over-investment of free cashflow[J]. Review of Accounting Studies, 2006, 11(2): 159 – 189.
- [27] 代昀昊, 孔东民. 高管海外经历是否能提升企业投资效率[J]. 世界经济, 2017, 40(1): 168 – 192.
- Dai Yunhao, Kong Dongmin. Can executives with overseas experience improve corporate investment efficiency? [J]. The Journal of World Economy, 2017, 40(1): 168 – 192. (in Chinese)
- [28] Chen S, Sun Z, Tang S, et al. Government intervention and investment efficiency: Evidence from China[J]. Journal of Corporate Finance, 2011, 17(2): 259 – 271.
- [29] 潘 越, 宁 博, 纪翔阁, 等. 民营资本的宗族烙印: 来自融资约束视角的证据[J]. 经济研究, 2019, 54(7): 94 – 110.
- Pan Yue, Ning Bo, Ji Xiangge, et al. Clan genes in private companies: Evidence from financial constraints[J]. Economic Research Journal, 2019, 54(7): 94 – 110. (in Chinese)
- [30] 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[J]. 数量经济技术经济研究, 2022, 39(9): 177 – 204.
- Liu Chong, Sha Xuekang, Zhang Yan. Staggered difference-in-difference method: Heterogeneous treatment effects and choice of estimation[J]. Journal of Quantitative & Technological Economics, 2022, 39(9): 177 – 204. (in Chinese)
- [31] Cengiz D, Dube A, Lindner A, et al. The effect of minimum wages on low-wage jobs[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2019, 134(3): 1405 – 1454.
- [32] Sun L, Abraham S. Estimating dynamic treatment effects in event studies with heterogeneous treatment effects[J]. Journal

- of *Econometrics*, 2021, 225(2): 175 – 199.
- [33] Xu G, Feng X, Li Y, et al. Mediation effects of online public attention on the relationship between air pollution and precautionary behavior[J]. *Journal of Management Science and Engineering*, 2022, 7(1): 159 – 172.
- [34] 罗琦, 张志达, 吴希梅, 等. 股利情绪、股利迎合与股价崩盘风险——基于百度指数平台搜索量的经验证据[J]. *管理科学学报*, 2023, 26(2): 87 – 103.
- Luo Qi, Zhang Zhida, Wu Ximei, et al. Dividend sentiment, dividend catering and stock price crash risk: Evidence based on searching volume of Baidu Index platform[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2023, 26(2): 87 – 103. (in Chinese)
- [35] 杨道广, 陈汉文, 刘启亮. 媒体压力与企业创新[J]. *经济研究*, 2017, 52(8): 125 – 139.
- Yang Daoguang, Chen Hanwen, Liu Qiliang. Media pressure and corporate innovation[J]. *Economic Research Journal*, 2017, 52(8): 125 – 139. (in Chinese)
- [36] 申慧慧, 于鹏, 吴联生. 国有股权、环境不确定性与投资效率[J]. *经济研究*, 2012, 47(7): 113 – 126.
- Shen Huihui, Yu Peng, Wu Liansheng. State ownership, environment uncertainty and investment efficiency[J]. *Economic Research Journal*, 2012, 47(7): 113 – 126. (in Chinese)
- [37] 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.
- [38] Giroud X, Mueller H M. Does corporate governance matter in competitive industries? [J]. *Journal of Financial Economics*, 2010, 95(3): 312 – 331.
- [39] 陈信元, 靳庆鲁, 肖土盛, 等. 行业竞争、管理层投资决策与公司增长/清算期权价值[J]. *经济学(季刊)*, 2014, 13(1): 305 – 332.
- Chen Xinyuan, Jin Qinglu, Xiao Tusheng, et al. Industry competition, managerial investment, and equity value of growth/put options[J]. *China Economic Quarterly*, 2014, 13(1): 305 – 332. (in Chinese)
- [40] 赵涛, 张智, 梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据[J]. *管理世界*, 2020, 36(10): 65 – 76.
- Zhao Tao, Zhang Zhi, Liang Shangkun. Digital economy, entrepreneurship, and high-quality economic development: Empirical evidence from urban China[J]. *Journal of Management World*, 2020, 36(10): 65 – 76. (in Chinese)
- [41] 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[J]. *金融研究*, 2013, (12): 154 – 166.
- Wan Liangyong. Legal environment and investment efficiency: Evidence from China's listed companies[J]. *Journal of Financial Research*, 2013, (12): 154 – 166. (in Chinese)
- [42] 余明桂, 潘红波. 政治关系、制度环境与民营企业银行贷款[J]. *管理世界*, 2008, (8): 9 – 21, 39, 187.
- Yu Minggui, Pan Hongbo. The relationship between politics, institutional environments and private enterprises' access to bank loans[J]. *Journal of Management World*, 2008, (8): 9 – 21, 39, 187. (in Chinese)
- [43] 陶欣欣, 江轩宇, 谢志华, 等. 社会责任履行影响企业劳动投资效率吗[J]. *会计研究*, 2022, (6): 120 – 133.
- Tao Xinxin, Jiang Xuanyu, Xie Zhihua, et al. Does corporate social responsibility affect the labor investment efficiency[J]. *Accounting Research*, 2022, (6): 120 – 133. (in Chinese)
- [44] 申丹琳, 江轩宇. 社会信任与企业劳动投资效率[J]. *金融研究*, 2022, (9): 152 – 168.
- Shen Danlin, Jiang Xuanyu. Social trust and corporate labor investment efficiency[J]. *Journal of Financial Research*, 2022, (9): 152 – 168. (in Chinese)
- [45] Jung B, Lee W J, Weber D P. Financial reporting quality and labor investment efficiency[J]. *Contemporary Accounting Research*, 2014, 31(4): 1047 – 1076.

Can intelligent manufacturing empower corporate investment efficiency?

TAO Yun-qing¹, HUANG Zhuo^{2, 3}, LIU Zhao-da⁴, YE Yong-wei⁵

1. School of Finance, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China;
2. National School of Development, Peking University, Beijing 100871, China;
3. China Center for Economic Research, Peking University, Beijing 100871, China;
4. School of Economics, Central University of Finance and Economics, Beijing 102206, China;
5. College of Public Finance and Investment, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China

Abstract: Under the global wave of intelligence, intelligent manufacturing has become the only way for China's manufacturing industry to transition from "manufacturing" to "intelligent manufacturing". Taking the promotion of China's intelligent manufacturing demonstration project as a quasi-natural experiment, this paper uses a PSM-DID approach to identify the casual effect of intelligent manufacturing on corporate investment efficiency and to examine its underlying mechanisms. The results show that the implementation of intelligent manufacturing significantly improves corporate investment efficiency, and this finding remains robust after a series of robustness tests. Mechanism analysis reveals that smart manufacturing reshapes the internal and external information environments of firms, enabling a two-way empowerment of firms' investment efficiency by improving internal information acquisition and attracting external attention. In addition, heterogeneity analysis shows that the positive effect of intelligent manufacturing on corporate investment efficiency is more obvious in non-state-owned enterprises, enterprises with higher employee knowledge, enterprises with weaker industry competition degree, during non-declining period, and in regions with lower levels of digital economy development and better legal environment. Further research shows that intelligent manufacturing inhibits the over-investment behavior of enterprises but has no obvious effect on under-investment. Moreover, intelligent manufacturing will also have a positive impact on the labor capital investment efficiency of enterprises. This paper takes corporate investment efficiency as the breakthrough point to evaluate the micro-level effects of intelligent manufacturing, providing a useful reference for enterprises to implement intelligent manufacturing and improve investment efficiency.

Key words: intelligent manufacturing; investment efficiency; information acquisition; external attention; labor investment efficiency