

智能制造和企业信贷融资

——基于智能制造试点示范项目的准自然实验

胡俊敏¹汪方军¹孙俊勤²张志超¹

(1.西安交通大学 管理学院, 陕西 西安 710049; 2.兰州大学 管理学院, 甘肃 兰州 730000)

摘要: 本文以智能制造试点示范项目为准自然实验, 选取 2012–2019 年相关行业上市公司为样本, 研究企业智能制造对信贷融资能力的影响及其作用机制。研究发现, 智能制造能够提升企业信贷融资能力, 使得企业获得更多短期借款, 而非长期借款。进一步检验表明, 智能制造能够通过金融资源倾斜、降低信息风险和降低违约风险三种机制来提升企业信贷融资能力。异质性分析表明, 当企业员工学历水平和地区发展水平较高时, 智能制造对信贷融资能力的提升会更为显著。此外, 本文发现智能制造给企业带来更多银行借款的同时, 并未使得信贷融资成本减少。本研究实证检验了制造强国战略在企业层面的微观表现, 为智能制造的实施与推广提供了实践启示和理论指导。

关键词: 智能制造 信贷融资 信贷契约

中图分类号: F810.6 **文献标识码:** A

一、引言

制造业是国民经济的主体, 是立国之本、兴国之器、强国之基。随着美国、德国等发达国家率先实施“先进制造业国家战略计划”及“德国工业 4.0”战略布局, 全球制造业开始向智能化方向发展, 智能制造对于重塑我国制造业竞争新优势至关重要。智能制造是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、管理、服务等制造活动的各个环节, 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。¹面对发达国家“再工业化”浪潮和其他发展中国家低廉劳动力成本优势驱动的劳动密集型产业转移, 我国在 2015 年适时提出了《中国制造 2025》, 作为制造强国建设的行动纲领, 强调推进智能制造作为两化融合的主攻方向, 旨在新的生产力发展博弈中实现弯道超车。随后, 工信部联合财政部细化制定了《智能制造发展规划 (2016–2020)》, 并在 2015 年至 2018 年间, 逐年公布智能制造试点示范项目及企业名单, 以推动智能制造的实施; 同时不断完善国家智能制造标准的顶层设计, 制订、修订多项国家及行业标准。2021 年, 《“十四五”智能制造发展规划》再次强调了发展智能制造对于巩固实体经济根基、建成现代产业体系、实现新型工业化的重要作用。可见, 在未来很长一段时间内, 智能制造依然是我国提升发展质量的重要方向。

借由国家宏观战略创造的有利环境, 越来越多的企业已经将智能制造这一先进生产方式的变革视为自身发展的重要方向。例如京东方 (股票代码: 000725) 公开表示, 考虑到未来面临更多客户大规模定制的需求, 公司已着力布局技术储备, 投入智能工厂建设, 实现企业智能制造的全面升级。对于企业来说, 引入智能制造这一融合了新一代通信技术和先进制造

技术的新型生产方式，必然会推动企业在硬件（计算机和通信设施、智能制造装备等）和软件（制造技术、驱动软件、高端人才等）资产等方面的更新升级，重塑产品在设计、生产、管理、服务等全生命周期的价值创造活动过程，进而对企业的生产经营和投融资决策产生巨大影响。

企业的生产经营和投资离不开充足的资金。当企业内源融资不足时，债务融资由于其税盾效应，成为企业外部融资渠道的主要选择。其中，银行贷款是企业外部融资的主要来源，在社会总融资量中占有主要优势。此外，《中国制造 2025》、《智能制造发展规划（2016-2020）》和《“十四五”智能制造发展规划》都强调了要完善金融扶持方式，积极发挥政策性金融、开发性金融和商业金融的优势，加大对智能制造的投资力度，鼓励对制造业企业的贷款投放。那么，“良田”能否引“肥水”？金融资源是否对智能制造企业有所倾斜？基于此，本文从银行贷款的视角出发，探究智能制造对于企业投融资的影响，具体探究以下研究问题：（1）企业引入智能制造能否获得更多信贷融资？（2）除了贷款规模，是否会影响其贷款结构和利率？（3）智能制造影响企业信贷融资能力的机制如何？（4）智能制造对企业信贷融资能力的影响在生产要素和宏观环境不同的情况下是否存在异质性？

本文以 2015 年起逐年公布的智能制造试点示范项目为准自然实验，研究发现智能制造会通过政策效应、信息效应和管理效应增加企业信贷融资能力，使其获得更多短期银行贷款，但是并不会降低其信贷融资成本。该结论在经过样本倾向得分匹配、因变量替换等稳健性检验后依然成立。此外，本文进一步验证了智能制造通过金融资源倾斜、降低信息风险和降低违约风险这三种机制增加企业信贷融资。异质性检验发现，在员工学历水平、地区发展水平较高的情况下，智能制造对信贷融资的促进作用更显著。

本文的主要贡献有：首先，本文丰富了智能制造的管理学研究文献。智能制造的实现，离不开一系列先进智能技术发展的支撑，也离不开企业对于经济运行规律的应用以及管理实践。但管理学界对智能制造的研究还处于起步阶段（史竹琴等，2017），智能制造管理理论的研究滞后于企业智能制造的实践探索（肖静华和李文韬，2020），因而开展企业智能制造研究具有重大的理论价值和现实意义。同时，本文丰富了智能制造经济后果的实证研究，为智能制造如何影响企业投融资决策提供了实证证据。目前智能制造的管理研究大多集中在案例研究和规范演绎，相关的实证研究还较为匮乏。仅有部分实证研究对智能制造的经济后果进行了探讨，包括抑制企业成本粘性（权小锋和李闯，2022）、提升企业创新绩效（张树山等，2021a）和财务绩效（张树山等，2021b）。本文以示范项目作为准自然实验，将企业生产方式变革与其融资决策联系起来，进一步拓展了智能制造管理实践效应的研究。

其次，本文检验了企业生产方式变革对于企业信贷融资的影响，丰富了企业信贷契约的影响因素研究。以往研究从制度环境（Calomiris et al., 2017; Ponticelli & Alencar, 2016）、外来冲击（Huang & Wang, 2021）、企业行为（Francis et al., 2005; Bharath et al., 2008; Hasan et al., 2014）等视角切入，探究了信贷契约的影响因素。而本文从企业内部生产方式变革这一全新视角，分析了企业增加信贷融资能力的不同渠道，补充了企业内部积极行为对信贷契约影响的相关研究。

最后，本文探究了制造强国战略在企业层面的微观表现，为智能制造的实施与推广提供

了实践启示和指导。具体来说,本文检验了宏观政策的实施效应,从企业融资的视角探究了智能制造的实践效应,分析了智能制造对企业信贷融资的影响机理及其不同情境下的异质性表现,为后续我国智能制造的推广和强国战略的推进提供了重要启示。

本文剩余部分结构安排如下:第二部分是理论分析与研究假设,第三部分是研究设计,第四部分是实证结果与分析,第五部分是进一步分析,最后是研究结论和政策建议。

二、理论分析与研究假设

(一) 企业行为和信贷融资契约

企业债务融资有两种主要方式,银行贷款和企业债券。由于在筹资成本、信息不对称、契约特征等方面的差异,有良好发展潜质的企业,一般会采用银行贷款融资来避开债券融资所带来的高昂的筹资成本和逆向选择成本(Hadlork & James, 2002; 郭斌, 2005)。对于银行来说,由于信息不对称带来的信息生产机制差异,银行通常有权获得借款公司的专有非公开信息,在信息生产、克服逆向选择问题上具有比较优势(Leland & Pyle, 1977; Diamond, 1984)。相比于公开的债券持有者,银行会与借款公司保持长期关系(Bharath et al., 2011),并且更加倾向于对企业行为的风险和回报进行定价(Hasan et al., 2014),所以会对企业的违约风险(default risk)和信息风险(information risk)格外关注,能够更及时地对企业的经营风险等做出合理判断,以调整对企业的信贷政策。

以往研究表明,企业的盈余管理行为(Francis et al., 2005; Bharath et al., 2008)、避税行为(Hasan et al., 2014)、管理层能力(Francis et al., 2016; Bui et al., 2018)、员工待遇水平(Francis et al., 2019)、高管风险承担激励(Chen et al., 2021)、管理者和大股东的私人控制权(Lin et al., 2018)、数据泄露(Huang & Wang, 2021)等都会引起企业违约风险或信息风险的变动,从而影响企业的信贷融资规模、利率、期限结构和非财务条款等。这证明企业的内部决策、经营绩效、外来冲击等都会引起银行对其风险的识别和关注,从而影响信贷契约。

(二) 智能制造和信贷融资能力

智能制造这一融合了新一代通信技术和先进制造技术的新型生产方式的引入,会给企业的设计、生产、管理、服务等带来巨大变革。如前所述,企业行为能够通过引起违约风险或信息风险的变动从而影响信贷契约。参考Duffie & Lando (2001)和Huang & Wang (2021)提出的框架,本文认为智能制造能够通过信息风险(information risk)和违约风险(default risk)对企业信贷融资能力产生影响。结合中国的制度背景,本文认为智能制造会通过三种机制来影响企业信贷融资能力——金融资源倾斜、降低信息风险和降低违约风险。在下文中具体表述为智能制造引入带来的政策效应、信息效应和管理效应。

1. 政策效应——制造强国战略背景下的金融保障

在经济发达和体制完善的金融环境下,企业面临融资约束的主要原因是外部融资市场的信息不对称(Fazzari et al., 1988)。而在中国这样快速发展的转型经济体,企业面临的融资约束还与国家的发展战略和制度环境有关(林毅夫和姜烨, 2006)。在赶超战略下,政府的金融管控和战略资源配给使得中国信贷市场上长期存在“金融压抑”(祝继高等, 2015; 刘浩等, 2012),因此受产业政策支持的企业更容易获得较多的银行贷款(何熙琼等, 2016;

杨蓉等，2018）。2015 年国务院发布《中国制造 2025》作为制造强国战略的行动纲领，旨在多项制造业技术领域中实现赶超，达到国际领先水平。其中，智能制造被视作工业化和信息化两化融合的主攻方向，是制造强国战略目标下的重要产业政策（Liu et al., 2022）。因此，在制造强国战略的背景下率先实施智能制造的企业，能够获得金融资源供应的倾斜，从而获得较多的银行贷款。

2. 信息效应和管理效应——对信息风险和违约风险的双重影响

新一代信息技术和先进制造技术的不断融合发展，会引领智能制造经历数字化制造、数字化网络化制造和数字化网络化智能化制造这三类基本范式的次第展开、迭代升级（Zhou et al., 2018；孟凡生和赵刚，2018；吕文晶等，2019；李廉水等，2019）。智能制造的实施，有助于企业通过智能设备和新一代信息技术，提高信息处理能力（Braganza et al., 2017）。网络化的信息技术应用于设计、生产、管理、服务等制造活动的各个环节，使原本的“信息孤岛”和沟通效率低下的局面被打破，各个环节的信息流动更为高效（权小锋和李闯，2022）。信息处理能力和内部流动效率的提高，能够减少人工处理的错误，降低人为操纵的可能，增加信息的准确性和透明度。信息准确性和透明度增加会减少银行搜集专业信息的误判，缓解逆向选择问题，降低企业信息风险，从而提升信贷融资能力。

此外，新一代信息技术和先进制造技术的融合，使智能制造企业对外能够利用大数据高效获取并分析外部市场信息，进而准确预测市场需求；对内能够提高生产率和优化产品质量，减少人工成本上升和人口红利减少带来的不利影响（林汉川和汤临佳，2015；吕铁和韩娜，2015），实现技术和成本的双重优势（唐宜红和顾丽华，2022）；再加上高效的信息流动为智能制造企业带来内部信息使用效率和管理效率的提高（权小锋和李闯，2022），最终实现生产和外部市场的协同和内部管理质量的提升，形成较强的竞争力，为企业带来未来收益。企业良好的经营绩效会降低其违约风险，使银行对企业的偿债能力抱有一定的乐观预期，从而获得更多银行借款。

但另一方面，面对智能制造实施过程中带来的现金流的不确定性以及引入成本过高、技术管理脱节（林汉川和汤临佳，2015）带来的商业风险，银行作为企业信贷融资的供给方，可能会对企业偿债能力持有更加谨慎的态度，对企业提供的贷款规模、结构和利率会更为保守，以弥补其潜在风险的增加。

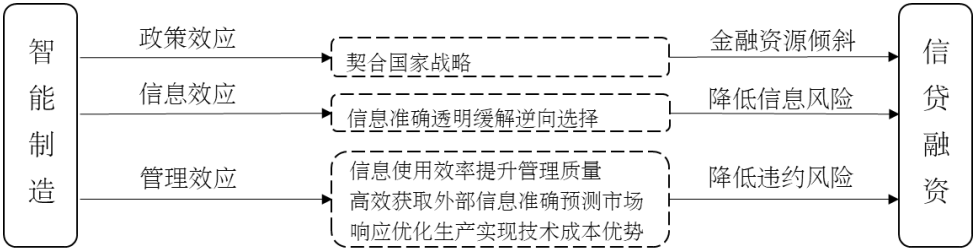


图 1 智能制造和信贷融资逻辑关系图

图 1 为智能制造影响信贷融资能力的逻辑框架图。基于以上分析，本文认为企业智能制造的引入，能够获得政策效应带来的金融资源倾斜，同时带来信息风险的降低，缓解逆向选

择问题，故能够提升其信贷融资能力，企业得以获得更多银行借款。但智能制造对违约风险的影响，存在一定的不确定性，可能会使得银行作为资金提供方，对企业信贷契约的结构和利率做出保守调整，以弥补其潜在风险的增加。由于银行与企业订立借贷合同是基于对前期和当期风险水平的评估（姚立杰等，2018），信贷期限越长，银行面临的违约风险越高，对债务人违约行为的观测成本越大（钟凯等，2016a），因此企业可能会获得更多短期借款而非长期借款。综上，本文提出如下假设：

H1：企业智能制造能够提升企业信贷融资能力，获得更多银行贷款。

三、研究设计

（一）样本和数据

智能制造试点示范项目信息来源于工信部官网发布的公告(<https://www.miit.gov.cn>)。根据工信部 2015 年到 2018 年发布的智能制造试点示范项目名单，来识别智能制造试点企业。经过手工整理，2015 - 2018 年智能制造试点示范项目共 306 项，覆盖 31 个省市自治区，其中包括了 185 个上市公司项目。除去获批试点示范项目当年未上市或已退市的企业，剩余 125 家企业中，有 117 家制造业企业，5 家采矿业企业，1 家信息传输、软件和信息技术服务业企业，1 家批发零售业企业，1 家电力、热力生产和供应业企业。

本文选取 2012 - 2019 年间，智能制造试点示范项目单位所处行业（B 采矿业、C 制造业、D 电力、煤气及水的生产和供应业、F 批发和零售业、I 信息传输、软件和信息技术服务业）的所有公司作为初始样本，将手工搜集的 2015 - 2018 年共四批智能制造试点示范项目中的上市公司作为实验组（*Treat*），其他则为控制组。对初始样本做如下处理：（1）剔除 ST 公司；（2）剔除财务数据缺失的样本；（3）保留 2015 年前后且有三年以上观测值的公司；

（4）保留样本中与实验组公司同行业的样本（B 采矿业、C 制造业、F 批发和零售业）。最终本文得到 6178 个“公司 - 年度”观测值，样本涉及 95 家实验组公司和 864 家控制组公司。研究所需要的财务数据来自于 CSMAR 数据库。所有连续变量作 1%winsorize 处理。

（二）模型构建和变量定义

由于智能制造试点示范项目是在 2015 - 2018 年分批逐年展开，处理时点并不一致。故为了检验企业实施智能制造对企业信贷融资的影响，本文采用交错双重差分法（Staggered DID）构建回归模型，并保留大量控制组样本，可以一定程度上减轻平均处理效应带来的估计偏误问题。回归方程模型如下所示：

$$Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 D_{it} + \alpha_2 Firmsize_{it} + \alpha_3 CFO_{it} + \alpha_4 ROA_{it} + \alpha_5 Loan_{it} \\ + \alpha_6 Tangible_{it} + \alpha_7 Growth_{it} + \alpha_8 Age_{it} + \alpha_9 Leverage_{it} + Firm_i \\ + Year_t + \varepsilon$$

对于被解释变量 Y 信贷融资能力的衡量，参照姚立杰等（2018）、段云和国瑶（2012）研究，本文采用信贷增量来测度信贷融资能力。其中， $Shortloan$ 和 $Longloan$ 为资产负债表中的短期借款和长期借款变动额， $Amount$ 为新增银行借款总额，包括短期借款、长期借款和一年内到期的流动负债，并利用资产总额剔除规模效应²。模型中 D_{it} 为交乘项 $Treat_i \times Post_t$ ，表示公司 i 在 t 期的处理状态，即实验组公司接受处理当期以及之后年度为 1，接受处理前为 0。控制组的公司 D_{it} 由于始终未接受处理，故交乘项始终为 0。如果回归系数 α_1

显著为正，则说明智能制造的引入带来了企业信贷融资能力的提升，能够在当年获得更多银行贷款。假设 H1 成立。

参考已有研究，本文在模型中引入了以下控制变量：公司规模（*Firmsize*）、经营活动现金流（*CFO*）、盈利能力（*ROA*）、银行借款比率（*Loan*）、有形资产负债比（*Tangible*）、销售增长率（*Growth*）、企业年龄（*Age*）、资产负债率（*Leverage*）。同时，本文在模型中控制了公司（*Firm*）固定效应和年度（*Year*）固定效应。所有模型都做了公司层面的聚类调整。变量定义表如表 1 所示。

表 1 变量定义表

变量名称	变量符号	变量定义
信贷融资增量	<i>Amount</i>	期末期初银行借款之差/总资产
短期借款增量	<i>Shortloan</i>	期末期初短期借款之差/总资产
长期借款增量	<i>Longloan</i>	期末期初长期借款之差/总资产
信贷融资成本	<i>Debtcost</i>	2*利息支出/（期末期初银行借款之和）
公司规模	<i>Firmsize</i>	总资产的自然对数
经营活动现金流	<i>CFO</i>	经营活动净现金流/营业收入
盈利能力	<i>ROA</i>	息税前利润/总资产
银行借款比率	<i>Loan</i>	银行借款/总负债
有形资产负债比	<i>Tangible</i>	（固定资产+存货）/总负债
销售增长率	<i>Growth</i>	（本期营业收入-上期营业收入）/上期营业收入
企业年龄	<i>Age</i>	企业年龄的自然对数
资产负债率	<i>Leverage</i>	总负债/总资产
企业性质	<i>SOE</i>	国有企业为1，其余为0

四、实证结果与分析

（一）描述性统计

表 2 列示了所有变量的描述性统计结果。可以看出，样本企业的年度信贷融资增量均值为 0.0174，依据总资产均值 230.6 亿来测算，银行借款平均每年增加约 4.012 亿。短期借款变动为 0.0122，而长期借款相对较少为 0.0045。短期借款变动明显高于长期借款，这与以往研究中企业难以获得长期贷款的情况吻合（孙铮等，2005；肖作平和廖理，2008；钟凯等，2016b）。企业的债务资本成本均值为 0.08，与先前研究接近（陈汉文和周中胜，2014；周楷唐等，2017）。*Treat* 均值为 0.1115，说明实验组样本占总样本的 11.15%，控制组样本保留较多，可以一定程度上减轻交错双重差分法（*Staggered DID*）平均处理效应带来的估计偏误。其他变量分布均为合理范围内，不再赘述。

表 2 描述性统计

变量	样本量	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>Amount</i>	6178	0.0174	0.0762	-0.2812	0.0122	0.2656
<i>Shortloan</i>	6178	0.0122	0.0608	-0.2601	0.0089	0.1895
<i>Longloan</i>	6178	0.0045	0.0409	-0.1528	0.0000	0.1953
<i>Debtcost</i>	6178	0.0800	0.0605	0.0105	0.0666	0.4612

<i>D</i>	6178	0.0465	0.2105	0	0	1
<i>Treat</i>	6178	0.1115	0.3148	0	0	1
<i>Firmsize</i>	6178	22.6911	1.2452	20.2117	22.5404	26.3142
<i>CFO</i>	6178	0.0428	0.0600	-0.1301	0.0411	0.2112
<i>ROA</i>	6178	0.0286	0.0560	-0.2402	0.0275	0.1795
<i>Loan</i>	6178	0.3678	0.1916	0.0000	0.3756	0.8163
<i>Tangible</i>	6178	0.9209	0.5353	0.1350	0.8144	3.3024
<i>Growth</i>	6178	0.1562	0.4068	-0.5023	0.0886	2.7894
<i>Age</i>	6178	2.7939	0.3572	1.6094	2.8332	3.4340
<i>Leverage</i>	6178	0.5036	0.1799	0.1152	0.5060	0.9560
<i>SOE</i>	6178	0.4553	0.4980	0	0	1

（二）回归结果分析

智能制造对企业信贷融资的影响的实证结果如表 3 所示。(1)(2)(3) 列分别列示了智能制造引入对于企业银行借款总额、短期借款以及长期借款变动的影响。从第 (1)(2) 列结果可以看出，智能制造交乘项 *D* 对信贷融资增量的回归系数在 5% 及以上的水平上显著为正，且智能制造引入前后，*Amount* 平均增加了 0.012，表明企业大约能拿到近 2.77 亿银行信贷融资 (230.6×0.012)，且基本上都是短期借款。结果证明智能制造引入给企业带来更多的银行借款，显著提高企业信贷融资能力，假设 H1 成立。同时，第 (2) 列中交乘项 *D* 的回归系数在 1% 水平上正向显著，而在第 (3) 列中则不显著，说明企业在引入智能制造之后，能够拿到更多的短期借款，而非长期借款。

综上，实证结果证明，智能制造能够对信贷契约产生影响，提升企业信贷融资能力，使得企业获得更多银行借款。同时，在整体借款规模增大的情况下，短期借款规模显著提升，长期借款下降但不显著。这说明，企业实施智能制造虽然能够获得更多银行贷款，但出于风险控制的考虑，银行对企业违约风险持有更加谨慎的态度，贷出更多短期贷款，以便及时评估企业的偿债能力和经营情况。

表 3 智能制造对企业信贷融资能力的主回归结果

	(1) <i>Amount</i>	(2) <i>Shortloan</i>	(3) <i>Longloan</i>
<i>D</i>	0.012** (2.15)	0.012*** (2.67)	-0.001 (-0.49)
<i>Firmsize</i>	0.014*** (3.87)	0.009*** (3.08)	0.004* (1.92)
<i>CFO</i>	-0.367*** (-16.11)	-0.300*** (-14.12)	-0.058*** (-4.37)
<i>ROA</i>	0.189*** (6.54)	0.130*** (5.38)	0.051*** (2.83)
<i>Loan</i>	0.266*** (25.48)	0.144*** (18.40)	0.111*** (15.54)
<i>Tangible</i>	-0.019*** (-4.19)	-0.013*** (-3.48)	-0.008*** (-2.76)
<i>Growth</i>	0.033*** (10.47)	0.022*** (8.55)	0.011*** (5.93)
<i>Age</i>	-0.073*** (-4.12)	-0.052*** (-3.82)	-0.017* (-1.79)

<i>Leverage</i>	0.041*** (2.60)	0.053*** (3.74)	-0.013 (-1.36)
公司固定效应	是	是	是
年度固定效应	是	是	是
观测值	6,178	6,178	6,178
调整后 R ²	0.328	0.207	0.071

注：***、**、*分别表示 1%、5%、10%的显著性水平；括号内为 t 值；模型标准误经过企业层面的聚类调整。下同。

（三）稳健性检验

1. PSM 倾向得分匹配

为了克服样本的自选择偏差问题，本文将 95 家实验组公司与样本中 864 家控制组公司进行倾向得分匹配（PSM）。参考 Huang & Wang（2021）的研究，将能够影响公司成为智能制造试点的上期变量纳入估计模型作为匹配协变量，包括前一年的公司规模、资产回报率、资产负债率、托宾 Q 值以及固定资产占比，在同行业同年度内对实验组（*Treat*）公司进行一比一不放回的最近邻匹配，最终 95 家实验组公司匹配到 79 家控制组公司³，共 174 家公司，1219 个“公司－年度”样本。图 2 为匹配前后得分差异图，匹配后实验组和控制组得分曲线基本贴合，可以看出本文倾向得分匹配过程较好地缓解了样本自选择问题。

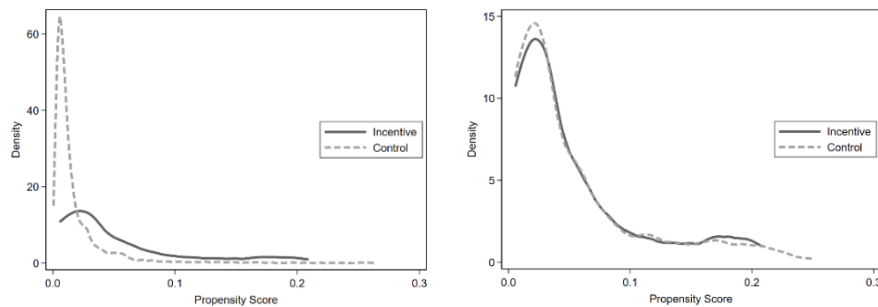


图 2 倾向得分曲线图

表 4 列示了经过 PSM 之后的样本的回归结果。可以看出匹配后样本的回归结果与主回归结果基本一致。结果说明在解决了样本自选择问题后本文的主要结论依然稳健，即智能制造的引入能够显著提升企业的信贷融资规模，且主要影响短期借款的增加，对长期借款的影响并不显著。

表 4 智能制造对企业信贷融资能力的 PSM 回归结果

	(1) <i>Amount</i>	(2) <i>Shortloan</i>	(3) <i>Longloan</i>
<i>D</i>	0.019*** (2.93)	0.018*** (3.20)	-0.001 (-0.32)
<i>Firmsize</i>	0.011 (1.62)	0.000 (0.01)	0.007 (1.30)
<i>CFO</i>	-0.393*** (-8.46)	-0.307*** (-6.87)	-0.088*** (-2.88)
<i>ROA</i>	0.314*** (4.14)	0.171*** (2.74)	0.119** (2.13)
<i>Loan</i>	0.290*** (11.63)	0.138*** (6.61)	0.140*** (8.45)

<i>Tangible</i>	-0.015 (-0.93)	-0.011 (-0.93)	-0.009 (-1.10)
<i>Growth</i>	0.037*** (5.11)	0.023*** (3.81)	0.015*** (2.90)
<i>Age</i>	-0.102*** (-2.75)	-0.076*** (-2.97)	-0.023 (-1.08)
<i>Leverage</i>	0.034 (0.97)	0.090*** (2.70)	-0.046 (-1.44)
公司固定效应	是	是	是
年度固定效应	是	是	是
观测值	1,219	1,219	1,219
调整后 R ²	0.360	0.192	0.155

2. 平行趋势检验

为了保证实证结果的稳健性,本文应用平行趋势检验来探究智能制造对于信贷融资能力的动态效应。相关实证检验模型如下:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Before2_{it} + \alpha_2 Before1_{it} + \alpha_3 Current_{it} + \alpha_4 After1_{it} + \alpha_5 After2_{it} + \alpha_6 After3_{it} + \alpha Controls_{it} + Firm_i + Year_t + \varepsilon$$

其中,虚拟变量 *Before2*、*Before1*、*Current*、*After1*、*After2*、*After3* 分别为企业引入智能制造发生年份的前两年、前一年、当年、后一年、后两年、后三年的分年度和 *Treat* 的交乘项。当样本年份是事件发生的 *t*-2 年时,则 *Before2* 为 1, 否则为 0; 其余变量同理。实证结果如表 5 所示。

表 5 智能制造对企业信贷融资能力的平行趋势检验结果

	(1) <i>Amount</i>	(2) <i>Shortloan</i>	(3) <i>Longloan</i>
<i>Before2</i>	0.006 (0.88)	0.002 (0.37)	0.004 (0.83)
<i>Before1</i>	0.005 (0.56)	0.003 (0.44)	-0.000 (-0.05)
<i>Current</i>	0.016** (2.01)	0.018*** (2.75)	-0.003 (-0.51)
<i>After1</i>	0.020** (2.40)	0.016** (2.34)	0.003 (0.66)
<i>After2</i>	0.000 (0.04)	0.005 (0.65)	-0.007 (-1.34)
<i>After3</i>	0.015 (1.52)	0.007 (0.72)	0.003 (0.46)
控制变量	是	是	是
公司固定效应	是	是	是
年度固定效应	是	是	是
观测值	6,178	6,178	6,178
调整后 R ²	0.328	0.207	0.070

结果表明,智能制造引入前的年份,企业信贷融资规模并未有显著变化。证明模型满足平行趋势假设。而 *Current* 和 *After1* 回归系数显著为正,证明在智能制造引入的当年和后一年,企业信贷融资规模显著增加,证明了主回归假设。本文认为,由于银行会关注企业当年和前一年的行为,来调整信贷契约,因此智能制造引入的下一年,企业信贷融资规模依然

有显著的增加，智能制造对于企业信贷融资的提升出现递延效应。

3. 替换因变量

本文将因变量替换为用营业收入、总负债剔除规模效应的信贷融资规模做稳健性检验，结果分别在表 6 第（1）至（3）列和第（4）至（6）列，由结果可知，替换因变量后，结果与主回归结果一致，结论依然成立。

表 6 因变量替换后的稳健性检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Amount</i>	<i>Shortloan</i>	<i>Longloan</i>	<i>Amount</i>	<i>Shortloan</i>	<i>Longloan</i>
<i>D</i>	0.040*	0.033***	-0.003	0.031***	0.032***	-0.001
	(1.84)	(3.05)	(-0.24)	(2.60)	(3.17)	(-0.24)
控制变量	是	是	是	是	是	是
公司固定效应	是	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	6,178	6,178	6,178	6,178	6,178	6,178
调整后 R ²	0.231	0.154	0.051	0.346	0.223	0.068

五、进一步分析

（一）作用机制检验

基于前文的研究结果，本文继续考察智能制造对于企业信贷融资能力的影响机制以及对信贷融资成本的影响。在理论分析部分，本文提出智能制造引入主要通过三条机制影响企业信贷融资能力。对此，本文进行以下验证：（1）检验智能制造引入是否在国有企业的子样本中更为显著；（2）检验智能制造是否通过提高信息的透明度来获得更多的银行借款；（3）检验智能制造是否提高企业内部的经营管理效率而提升了其信贷融资能力。

1. 政策效应——国家战略下的金融资源倾斜

中国信贷市场中长期存在的“金融压抑”，使得政府掌控的金融资源会有选择的进行分配，服务于赶超战略。《中国制造 2025》的发布，使得智能制造在制造强国战略中占据重要地位。以往研究发现，由于民营经济的发展和国有银行商业化改革对银行经营自主性的提高，目前国有企业和非国有企业之间不存在明显的信贷配给差异，更多的与企业自身禀赋和宏观环境有关（苟琴等，2014）。

由于国有企业相比民营企业天然承担了重要的政策性职能，服务国家战略的政策效应将更为显著。银行会更可能因为政策引导的金融资源保障而关注国有企业引入智能制造，从而给国有企业更多的银行借款。所以国有企业实施智能制造提升信贷融资能力更有可能是由于政策效应带来的金融资源倾斜。

表 7 智能制造影响信贷融资的政策效应检验

	(1) 非国企 <i>Amount</i>	(2) 国企	(3) 非国企 <i>Shortloan</i>	(4) 国企
<i>D</i>	0.003 (0.35)	0.016** (2.04)	0.007 (0.88)	0.013** (2.26)
控制变量	是	是	是	是
公司固定效应	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是
观测值	3,355	2,798	3,355	2,798
调整后 R ²	0.341	0.322	0.228	0.186

由表 7 可以看出，国有企业的子样本中交乘项系数显著为正，证明政策效应存在，智能制造实施带来的金融资源倾斜提升了企业信贷融资能力。整体结果和主回归结果相似，长期借款回归项系数不显著，故未列示。

2. 信息效应——信息技术带来的信息风险降低

作为融合了新一代信息技术和先进制造技术的生产方式，智能制造的实施对企业的信息流动、使用效率产生了质变的影响，进而能够在设计、生产、服务、管理等流程中减少人为操纵和人工错报的可能，提高公司的信息透明度。信息的准确透明可以减少事前研判时获取专有信息的成本，缓解逆向选择问题，因此银行更愿意向企业发放借款。由于透明度高的公司吸引了更多的财务分析师关注（李丹蒙，2007；Degeorge et al.，2013），本文借鉴钟凯等（2016）和姚立杰等（2018）使用分析师关注度（*AnaAttention*），即企业的年度分析师

关注数量，作为信息透明度的代理变量，来验证智能制造能够提升信息透明度，从而降低企业信息风险，增加信贷融资能力。

表 8 智能制造影响信贷融资的信息效应检验

	(1) <i>AnaAttention</i>	(2) 低透明度 <i>Amount</i>	(3) 高透明度	(4) 低透明度 <i>Shortloan</i>	(5) 高透明度
<i>D</i>	2.399** (2.47)	0.012 (1.18)	0.013* (1.92)	0.006 (0.66)	0.016*** (2.71)
控制变量	是	是	是	是	是
公司固定效应	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是
观测值	6,178	3,005	2,941	3,005	2,941
调整后 R ²	0.647	0.286	0.402	0.152	0.298

表 8 列示了信息效应的检验结果。从第（1）列可以看出，智能制造引入显著提升了企业信息透明度。根据企业信息透明度中位数分组后，发现智能制造对企业信贷融资能力的回归结果在透明度高的子样本中显著，这说明信息效应存在。

3. 管理效应——生产经营效率带来的违约风险关注

企业银行信贷契约中，银行授信的主要风险来自于企业不能按期偿债的风险(姚立杰等，2010)。以往研究表明，企业的经营决策、环境绩效、外来冲击等都会引起银行对其违约风险的感知，从而影响企业的信贷规模、利率、期限结构和抵押担保等非财务条款。

智能制造的引入，提升了企业从外部市场获取信息的能力，能够更准确地预测需求；大规模定制和协同制造的实现，能够更为高效的满足市场需求。而且智能制造能够优化资源配置效率，实现“降本增效”（权小锋和李闯，2022）。加之高效的内部信息流动，能够提升企业的经营管理效率，使得银行对于企业市场竞争力及其未来收益抱有一定的乐观预期。当预期的债务到期的偿债能力良好，则企业能够获得银行借款。本文对于管理效应的机制存在的进一步检验如下。

技术效率是衡量企业生产经营效率的重要指标。效率评价的主流研究方法有参数方法和非参数方法两种，参数方法主要以随机前沿分析方法（Stochastic Frontier Approach, SFA）为代表，非参数方法以数据包络分析（Data Envelopment Analysis, DEA）为代表，由于 SFA 模型可以基于数据随机假设更好地刻画出企业智能制造投入产出效率水平，所以本文利用面板随机前沿分析（PSFA），估算超越对数生产函数（Trans-Log），然后具体模型如下所示：

$$\ln(Q_i) = \beta_0 + \beta_1 \ln(K_i) + \beta_2 \ln(L_i) + \beta_3 [\ln(K_i)]^2 + \beta_4 [\ln(L_i)]^2 + \beta_5 \ln(K_i) \ln(L_i) + (v_i - u_i)$$

其中， Q_i 、 K_i 、 L_i 分别代表了企业前一年度的营业收入、固定资产以及员工总数。由于样本为面板数据，故使用 Cornwell et al. (1990)的模型和 Jondrow et al. (1982)的估计量，通过 $E(u|\epsilon)$ 对技术效率低下进行估计，得到非效率指标 u ，然后生成企业生产经营效率的代理变量：

$$TE_{it} = \exp(-u)$$

表 9 智能制造影响信贷融资的管理效应检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>TE</i>	低效率	高效率	低效率	高效率
		<i>Amount</i>		<i>Shortloan</i>	
<i>D</i>	0.007*** (3.50)	0.032 (1.32)	0.005 (0.85)	0.014 (0.96)	0.010** (1.98)
控制变量	是	是	是	是	是
公司固定效应	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是
观测值	6,178	3,021	3,029	3,021	3,029
调整后 R ²	0.913	0.305	0.375	0.195	0.247

由表 9 第 (1) 列可知, 智能制造实施显著提升了企业的生产经营效率, 初步支持了管理效应的存在。此外, 以生产经营效率中位数将样本分为较高组和较低组, 分别检验了智能制造对企业信贷融资能力的影响, 结果发现在生产经营效率较高的样本中, 智能制造引入显著增加了企业年度的短期借款。上述两步的检验结果证明管理效应的成立, 即智能制造引入改善了企业的生产经营效率, 使得银行对智能制造企业偿债能力抱有一定的乐观预期, 同时对企业违约风险持谨慎态度, 从而只增加了企业短期借款融资能力, 以便及时评估企业的经营情况和违约风险。

(二) 对信贷融资成本的影响

上述实证结果可知, 智能制造会对企业的信贷融资能力产生正向的影响, 但是, 只有短期借款显著增加, 这表明企业生产方式的变革引起了信贷契约的变动, 但银行作为资金供给方对企业未来的偿债能力还抱有较为谨慎的态度。为了检验这一推断, 本文采用利息支出 (Interest Expense) 与年度平均银行借款总额 (Average Bankloan) 的比值来衡量信贷融资成本 (Debtcost), 进一步研究银行对企业偿债能力抱有更为乐观的预期, 使得企业的信贷融资成本降低; 还是对企业智能制造感知到较高的违约风险, 要求更高的利率, 以期对企业信贷的违约风险进行补偿。

由表 10 所示, 实证结果并未显示智能制造引入后企业信贷融资成本的减少。说明银行对于企业智能制造还保有较为谨慎的态度, 为了防止其潜在信用风险的增加, 银行更倾向于发放短期借款且并不会给予其较低的借款利率, 企业的信贷融资成本并未因为智能制造的实施而减少。

表 10 智能制造对企业信贷融资成本

	(1) 主回归	(2) PSM
	<i>Debtcost</i>	
<i>D</i>	0.002 (0.38)	0.009 (1.32)
控制变量	是	是
公司固定效应	是	是
年度固定效应	是	是
观测值	6,178	1,219
调整后 R ²	0.461	0.564

(三) 异质性检验

1. 员工学历水平

智能制造使信息技术融合在先进制造技术之中，除了机器设备的硬件资产的更新投入，人力资源方面对于高学历人才的配套引入也必不可少。企业引入智能制造后，高学历人才的智力资源，能够缓解技术和管理脱节（林汉川和汤临佳，2015）带来的商业风险，使高效的信息流动效率和内外协同制造，转换为经营管理效率的提升，从而形成企业内部的独有知识，形成独特的市场的竞争力，从而提升企业的信贷融资能力。所以，本文根据本科以上学历员工占比的中位数进行分组回归。结果列示在表 11，可以看出，在员工知识水平较高的样本中，交乘项系数显著为正，支持了管理效应机制。

表 11 员工知识水平异质性结果

	(1) 低	(2) 高	(3) 低	(4) 高
	<i>Amount</i>		<i>Shortloan</i>	
<i>D</i>	0.005 (0.27)	0.018*** (2.64)	0.005 (0.32)	0.016*** (2.72)
控制变量	是	是	是	是
公司固定效应	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是
观测值	2,657	2,629	2,657	2,629
调整后 R ²	0.347	0.341	0.232	0.160
组间系数差异	-0.013** (p=0.010)		-0.011** (p=0.040)	

2. 地区发展水平

智能制造的管理效应除了企业内部要素的影响之外，还取决于企业所在地的外部经济环境。例如地区的基础设施建设、产业集群发展、生产性服务业的发达程度等。区域发展不平衡的中国情境为探究外部环境如何对企业智能制造产生影响提供了研究条件。本文将公司注册地在东部地区的样本作为地区发展水平较高的子样本，中西部地区的样本为地区发展水平较低子样本进行分组回归。

表 12 中第（2）列和第（4）列的检验结果发现，在地区发展水平较高的东部地区子样本中，交乘项系数显著为正。这说明，在较高的地区发展水平的外部环境下，企业引入智能制造，能够在更有利的外部环境中实现其信息获取、内外协同生产等，从而更好地生产经营发挥其融资优势，带来企业信贷融资能力的提升。

表 12 地区发展水平异质性结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	中西部地区	东部地区	中西部地区	东部地区
	<i>Amount</i>		<i>Shortloan</i>	
<i>D</i>	0.007	0.016**	0.004	0.018***
	(0.84)	(2.12)	(0.72)	(2.75)
控制变量	是	是	是	是
公司固定效应	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是
观测值	2,376	3,798	2,376	3,798
调整后 R ²	0.299	0.348	0.184	0.225
组间系数差异	-0.008* (p=0.080)		-0.014** (p=0.020)	

六、结论与政策建议

(一) 研究结论

在制造强国战略下,智能制造这一新一代信息技术和先进制造技术融合的先进生产方式,正在成为中国在新一代生产力发展博弈中实现跃迁的主攻方向,深刻改变着我国的经济结构。本文以智能制造试点示范项目作为准自然实验,检验了企业实施智能制造对其信贷融资能力的影响。实证研究表明,企业实施智能制造能够带来企业信贷融资能力的提升,获得更多的短期银行借款,这一结论在经过一系列稳健性检验后依然成立。同时,本文对智能制造对企业信贷融资能力的影响机制进行了深入探究,证明智能制造通过政策效应、信息效应和管理效应提升了信贷融资能力。此外,这种影响在员工学历水平较高、地区发展水平较高的情况下更为显著。进一步地,本文发现智能制造可以给企业带来更多银行借款,但信贷融资成本并没有降低。

(二) 政策建议

基于上述研究结论,本文提出以下几点政策建议:

第一,政府应全方位的支持企业智能制造的实施,例如推动新一代通信技术等基础设施建设、人才引进落户、构建产业集群或推进生产性服务业发展等措施。根据本文的研究,智能制造引入能够通过提升偿债能力来提升企业信贷融资能力,是企业获取外部资金的有效手段。但智能制造的有效实施,受到员工学历水平、地区发展水平等影响,故政府在引导企业向智能化转型的过程中,不能仅仅依靠财政补贴,而要更多地激发企业自身活力,优化其生产经营环境,为其生产方式转型发展提供必要的支持。

第二,企业发展智能制造的方向应重点把握在提升信息使用效率和经营管理能力上。未来的工业化竞争是由新一代信息技术驱动的智力的较量,无论是对市场的洞察,还是对内部生产经营的控制,都需要信息技术的助力。因此,企业需要结合自身特征,逐渐提高内部的信息化程度和信息处理能力,使智能制造融入产品生命全周期的各个环节。通过内外部信息的高效流动和效率提升,企业的经营管理能力得以逐步提高,最终实现内外部的协同生产,建立起企业独有的竞争优势。

第三,银行作为信贷契约缔结的主导方,在发放信贷资源时,可以适当放宽企业信贷契约的期限结构。作为生产性服务业的重要组成部分,金融服务是企业发展的源头活水,合理的信贷结构对企业的长期发展具有重要作用。本文的研究结果显示,智能制造的引入,给企

业带来了更多的银行借款，但在总体规模增加的情况下，短期借款规模显著提升，长期借款甚至有下降但不显著。这说明银行的风险控制较为严格，对于企业的长期发展抱有谨慎的态度。但智能制造的发展会经历数字化制造、数字化网络化制造和数字化网络化智能化制造这三类基本范式的次第展开、迭代升级，在此过程中还需要不断的硬件资产和软件资源的投入，所以银行信贷资源的支持在企业发展的过程中的作用尤为重要。

第四，企业也要根据自身情况，合理安排投融资决策。基于投融资结构匹配理论，企业应选择与发展战略一致或保证自身价值最大化的债务契约。尽管智能制造引入带来了更多的信贷资源，但在很难获得银行长期信贷的情况下，寻求其他的融资方式——例如商业信用、“短贷长用”等来弥补资金缺口，也是较为可行的替代机制。

（三）局限性和未来展望

本文的局限性在于：（1）在数据可得性不足的情况下，研究样本局限在上市公司，没有考虑到非上市公司；（2）未能进一步深入研究智能制造对于企业信贷契约具体金额、借款银行、利率和条款等的影响。通过整理企业公告披露的具体银行信贷的信息，发现企业在 2012-2019 年的样本量仅有 852 个。受限于企业公告披露的信贷契约样本量较少，本文只能选择次优的年报披露数据，来对企业信贷融资的规模、结构以及融资成本进行研究。

未来对智能制造影响因素和经济后果的研究还有待丰富，诸多有关企业智能制造的驱动因素和影响机制亟待探索。智能制造是两化融合的主攻方向，是我国实现制造强国战略中至关重要的工程。如何推动一个个市场主体实现智能化转型，企业在智能制造的选择上又有哪些驱动因素，从宏观环境政策（人才政策、研发加计扣除等财税政策）到企业外部利益相关者（股东、债权人、分析师跟踪、机构投资者等）再到企业内部（公司治理、管理层特征等），都是亟待研究的部分。同时，智能制造水平的提升，是否真正为企业实现技术和成本的双重优势，是否真正带来了竞争优势和溢出效应，其中是否有企业特征异质性的结果，影响的机理如何，还需要实证检验。此外，目前对于企业智能制造经济后果的检验可以兼顾短期视角和长期视角，以便为企业未来的决策及之后相关政策制定提供更为清晰的反馈和建议。

参考文献

- [1] 陈汉文、周中胜, 2014:《内部控制质量与企业债务融资成本》,《南开管理评论》第3期。
- [2] 段云、国瑶, 2012:《政治关系、货币政策与债务结构研究》,《南开管理评论》第5期。
- [3] 苟琴、黄益平、刘晓光, 2014:《银行信贷配置真的存在所有制歧视吗?》,《管理世界》第1期。
- [4] 郭斌, 2005:《企业债务融资方式选择理论综述及其启示》,《金融研究》第3期。
- [5] 何熙琼、尹长萍、毛洪涛, 2016:《产业政策对企业投资效率的影响及其作用机制研究——基于银行信贷的中介作用与市场竞争的调节作用》,《南开管理评论》第5期。
- [6] 李丹蒙, 2007:《公司透明度与分析师预测活动》,《经济科学》第6期。
- [7] 李廉水、石喜爱、刘军, 2019:《中国制造业40年:智能化进程与展望》,《中国软科学》第1期。
- [8] 林汉川、汤临佳, 2015:《新一轮产业革命的全局战略分析——各国智能制造发展动向概览》,《人民论坛·学术前沿》第11期。
- [9] 林毅夫、姜烨, 2006:《经济结构、银行业结构与经济发展——基于分省面板数据的实证分析》,《金融研究》第1期。
- [10] 刘浩、唐松、楼俊, 2012:《独立董事:监督还是咨询?——银行背景独立董事对企业信贷融资影响研究》,《管理世界》第1期。
- [11] 吕铁、韩娜, 2015:《智能制造:全球趋势与中国战略》,《人民论坛·学术前沿》第11期。
- [12] 吕文晶、陈劲、刘进, 2019:《工业互联网的智能制造模式与企业平台建设——基于海尔集团的案例研究》,《中国软科学》第7期。
- [13] 孟凡生、赵刚, 2018:《传统制造向智能制造发展影响因素研究》,《科技进步与对策》第1期。
- [14] 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。
- [15] 饶品贵、姜国华, 2013:《货币政策、信贷资源配置与企业业绩》,《管理世界》第3期。
- [16] 史竹琴、蔡瑞林、朱先奇, 2017:《智能生产共享商业模式创新研究》,《中国软科学》第6期。
- [17] 孙铮、刘凤委、李增泉, 2005:《市场化程度、政府干预与企业债务期限结构——来自我国上市公司的经验证据》,《经济研究》第5期。
- [18] 唐宜红、顾丽华, 2022:《智能制造对出口的影响——基于工业机器人的经验证据》,《国际经贸探索》第4期。
- [19] 王友发、周献中, 2016:《国内外智能制造研究热点与发展趋势》,《中国科技论坛》第4期。
- [20] 肖静华、李文韬, 2020:《智能制造对企业战略变革与创新的影响——资源基础变革视角的探析》,《财经问题研究》第2期。
- [21] 肖作平、廖理, 2008:《公司治理影响债务期限水平吗?——来自中国上市公司的经验证据》,《管理世界》第11期。
- [22] 杨蓉、刘婷婷、高凯, 2018:《产业政策扶持、企业融资与制造业企业创新投资》,《山西财经大学学报》第11期。
- [23] 姚立杰、付方佳、程小可, 2018:《企业避税、债务融资能力和债务成本》,《中国软科学》第10期。
- [24] 姚立杰、罗玫、夏冬林, 2010:《公司治理与银行借款融资》,《会计研究》第8期。
- [25] 张树山、胡化广、孙磊、张雷, 2021b:《智能制造如何影响企业绩效?——基于“智能制造试点示范专项行动”的准自然实验》,《科学学与科学技术管理》第11期。
- [26] 张树山、胡化广、孙磊, 2021a:《智能制造有利于增加企业技术创新投入吗——基于智能制造试点的准自然实验》,《科技进步与对策》第23期。
- [27] 钟凯、程小可、张伟华, 2016a:《货币政策、信息透明度与企业信贷期限结构》,《财贸经济》第3期。
- [28] 钟凯、程小可、张伟华, 2016b:《货币政策适度水平与企业“短贷长投”之谜》,《管理世界》第3期。
- [29] 周济, 2015:《智能制造——“中国制造2025”的主攻方向》,《中国机械工程》第17期。
- [30] 周楷唐、麻志明、吴联生, 2017:《高管学术经历与公司债务融资成本》,《经济研究》第7期。

- [31] 祝继高、韩非池、陆正飞, 2015:《产业政策、银行关联与企业债务融资——基于 A 股上市公司的实证研究》,《金融研究》第 3 期。
- [32] Bharath, S. T., Dahiya, S., Saunders, A., and Srinivasan, A., 2011, "Lending relationships and loan contract terms", *Review of Financial Studies*, 24(4), 1141—1203.
- [33] Bharath, S.T., Sunder, J., and Sunder, S.V., 2008, "Accounting quality and debt contracting", *The Accounting Review*, 83, 1—28.
- [34] Braganza, A., L. Brooks, D. Nepelski, M. Ali, and R. Moro, 2017, "Resource Management in Big Data Initiatives: Processes and Dynamic Capabilities", *Journal of Business Research*, 70(C), 328—337.
- [35] Bui, D. G., Chen, Y. S., Hasan, I., and Lin, C. Y., 2018, "Can lenders discern managerial ability from luck? Evidence from bank loan contracts", *Journal of Banking and Finance*, 87, 187—201.
- [36] Calomiris, C. W., Larrain, M., Liberti, J., and Sturgess, J., 2017, "How collateral laws shape lending and sectoral activity", *Journal of Financial Economics*, 123(1), 163—188.
- [37] Chen, Y., Hasan, I., Saffar, W., and Zolotoy, L., 2021, "Executive equity risk-taking incentives and firms' choice of debt structure", *Journal of Banking and Finance*, 133, 106274.
- [38] Cornwell, C., P. Schmidt, and R. C. Sickles., 1990, "Production frontiers with cross-sectional and time-series variation in efficiency levels", *Journal of Econometrics*, 46: 185—200.
- [39] Degeorge, F., Ding, Y., Jeanjean, T., and Stolowy, H., 2013, "Analyst coverage, earnings management and financial development: An international study", *Journal of Accounting and Public Policy*, 32(1), 1—25.
- [40] Diamond, D. W., 1984, "Financial intermediation and delegated monitoring", *The Review of Economic Studies*, 51(3), 393—414.
- [41] Duffie, D., and D. Lando., 2001, "Term structures of credit spreads with incomplete accounting information", *Econometrica*, 69 (3): 633—664.
- [42] Fazzari, S., Hubbard, R. G., and Petersen, B., 1988, "Investment, Financing Decisions, and Tax Policy", *The American Economic Review*, 78(2), 200—205.
- [43] Francis, B. B., Ren, N., Sun, X., and Wu, Q., 2016, "Do better managers get better loan contracts?" Available at SSRN 2793943.
- [44] Francis, B., Hasan, I., Liu, L., and Wang, H., 2019, "Employee treatment and contracting with bank lenders: An instrumental approach for stakeholder management" *Journal of Business Ethics*, 158(4), 1029—1046.
- [45] Francis, J., LaFond, R., Olsson, P., and Schipper, K., 2005, "The market pricing of accruals quality", *Journal of Accounting and Economics*, 39(2), 295—327.
- [46] Hadlock, C.J. and James, C.M., 2002, "Do Banks Provide Financial Slack?", *The Journal of Finance*, 57: 1383—1419.
- [47] Hasan, I., Hoi, C. K. S., Wu, Q., and Zhang, H., 2014, "Beauty is in the eye of the beholder: The effect of corporate tax avoidance on the cost of bank loans", *Journal of Financial Economics*, 113(1), 109—130.
- [48] Huang, H. H., and Wang, C., 2021, "Do Banks Price Firms' Data Breaches?", *The Accounting Review*, 96(3), 261—286.
- [49] Jondrow, J., C. A. K. Lovell, I. S. Materov, and P. Schmidt., 1982, "On the estimation of technical inefficiency in the stochastic frontier production function model", *Journal of Econometrics*, 19: 233—238.
- [50] Leland, H. E., and Pyle, D. H., 1977, "Informational Asymmetries, Financial Structure, and Financial Intermediation", *The Journal of Finance*, 32(2), 371—387.

- [51] Lin, C. Y., Tsai, W. C., and Hasan, I., 2018, "Private benefits of control and bank loan contracts", *Journal of Corporate Finance*, 49, 324—343.
- [52] Liu, X., Megginson, W. L., and Xia, J.J., 2022, "Industrial Policy and Asset Prices: Evidence from the Made in China 2025 Policy", *Journal of Banking and Finance*, 106554.
- [53] Ponticelli, J., and Alencar, L. S., 2016, "Court enforcement, bank loans, and firm investment: evidence from a bankruptcy reform in Brazil", *The Quarterly Journal of Economics*, 131(3), 1365—1413.
- [54] Zhou, J., Li, P., Zhou, Y., Wang, B., Zang, J., and Meng, L., 2018, "Toward new-generation intelligent manufacturing", *Engineering*, 4(1), 11—20.

The Bank Loan Financing Effect of Intelligent Manufacturing: On a Quasi-natural Experiment of Chinese Intelligent Manufacturing Demonstration Project

Abstract: Based on the pilot demonstration project of intelligent manufacturing as a quasi-natural experiment, this paper selected listed companies in relevant industries from 2012 to 2019 as samples to study the influence of intelligent manufacturing on bank loan financing ability and its mechanism. The results show that intelligent manufacturing can improve the bank loan financing ability of enterprises, so that enterprises can obtain more short-term loans rather than long-term loans. Further tests show that intelligent manufacturing can improve bank loan financing ability by obtaining policy support, reducing information risk and reducing default risk. In addition, the heterogeneity analysis shows that when the employee education level and regional development level are higher, intelligent manufacturing will improve the bank loan financing ability more significantly. In addition, this paper finds that although intelligent manufacturing brings more bank loans to enterprises, it does not reduce the cost of bank loan financing.

Keywords: Intelligent Manufacturing; Bank Loan Financing; Credit Contract

¹ 来源于工信部 2016 年 12 月发布的《智能制造发展规划（2016-2020 年）》。

² 有学者用企业营业收入来剔除规模效应，结果于后文稳健性检验部分列示。

³ 由于实验组公司匹配到同一家控制组公司的不同年度样本，故两组公司数不相等。