

“协”中生智：产业链 数字化协同对企业智能制造的提升效应

李鹏举, 万寿超

(上海工程技术大学 管理学院, 上海 201620)

摘 要: 在全球数字浪潮的推动下, 产业链上下游协同呈现数字化发展趋势, 为企业智能制造的发展带来了新的机遇。本文以 2011—2023 年中国沪深 A 股制造业上市公司为研究对象, 考察了产业链数字化协同对企业智能制造水平的影响和作用机制。研究发现, 产业链数字化协同有助于提升企业智能制造水平, 且该结论在经过内生性分析和稳健性检验后依然成立。机制检验结果表明, 产业链数字化协同通过缓解融资约束、产生创新溢出效应提升了企业智能制造水平。异质性分析结果表明, 对采用离散制造模式、处于市场领先地位以及拥有较好智能制造基础的企业而言, 产业链数字化协同对其智能制造的提升效果更明显。本文从产业链数字化协同视角揭示了企业智能制造发展的微观机制, 对企业智能制造转型升级提出了相关对策建议。

关键词: 产业链数字化协同; 融资约束; 创新溢出; 智能制造

中图分类号: F425 **文献标识码:** A **文章编号:** 1008-2700 (2026) 01-0036-14

一、问题提出

制造业是构筑未来发展战略优势的重要支撑。目前, 在发达国家与发展中国家“前压后追”的背景下, 中国制造业亟待向智能制造转型升级^[1]。综观中国智能制造的发展现实可以发现, 虽然部分制造业企业正迈向智能化, 但大部分企业仍处在智能化转型的初级阶段, 制造业整体智能制造发展水平不均衡。在此背景下, 如何提升中国企业智能制造水平是目前亟须解决的重要问题。工业和信息化部等八部门发布的《“十四五”智能制造发展规划》(工信部联规〔2021〕207号)强调“推动产业链供应链深度互联和协同响应, 带动上下游企业智能制造水平同步提升”。因此, 从产业链数字化协同视角研究如何提高企业智能制造水平, 对中国实现制造业转型升级、建设现代化产业体系具有重要的现实意义。

产业链数字化协同是指数字化赋能的产业链协同, 即产业链的上下游企业通过与焦点企业保持一致的数字化转型步调, 借助数字化手段畅通信息与资源共享, 实现产业链各环节的无缝衔接, 从而形成与焦点企业的更高效联动。与本文研究相关的文献主要有两类。第一类文献关注产业链数字化协同的影响效应, 分为同群效应和溢出效应。在同群效应方面, 余典范等认为较高的上游企业数字化水平会带动下游企业进行相应的数字化改造^[2]。范合君等研究发现上下游企业的数字化转型会加强产业链联动效应^[3]。在溢出效应方面, 已有研究发现产业链数字化协同可以实现焦点企业价值共创^[4]、拓展企业嵌入全球价

收稿日期: 2025-05-13; 修回日期: 2025-08-27

基金项目: 国家社会科学基金青年项目“新型创新要素赋能未来产业发展的内在机理与政策保障研究”(23CJY044)

作者简介: 李鹏举, 上海工程技术大学管理学院副教授; 万寿超, 上海工程技术大学管理学院硕士研究生, 通信作者。

值链的长度^[5]。第二类文献侧重于探索企业智能制造的影响因素。在组织认知层面,王雪原和何美鑫认为企业信息化战略认知影响企业智能制造水平^[6];在企业能力层面,部分学者研究发现创新柔性 and 数字创新能力会加速企业智能化转型^[7-8];在组织结构层面,王海军等通过分析海尔集团的案例,发现模块化可以赋能企业智能制造的升级^[9]。然而,鲜有文献基于产业链数字化协同视角研究其对企业智能制造水平的影响。虽然部分学者提出以产业链数字化协同转型推动智能制造的发展^[10-11],但相关探讨停留在理论层面,缺乏严谨的实证研究支持。

与已有研究相比,本文主要的贡献包括三个方面。第一,创新性地测度了焦点企业与产业链上下游整体的数字化协同水平,将产业链协同研究推进到全链路整体协同的层面。第二,从产业链协同视角实证检验了提升企业智能制造水平的路径,是对智能制造影响因素研究的有益补充。第三,发现产业链数字化协同通过缓解融资约束、产生创新溢出效应提升企业智能制造水平,揭示了产业链数字化协同中的企业跨界互动机制。

二、理论分析与研究假设

(一) 产业链数字化协同与焦点企业智能制造水平的关系

根据资源依赖理论,任何企业都不能孤立存在,而是需要与产业链上下游企业协同,以获得生存和发展所需的资源^[12]。随着企业专业化分工的深化,产业链上下游企业间的协同合作已然成为企业核心竞争力的重要来源,协同联动愈加频繁,然而传统的产业链协同模式存在市场响应速度慢、上下游信息共享程度低以及运营风险高等问题。近年来,新一代数字技术因广覆盖性与强渗透性而削弱了空间距离、决策延迟以及信息壁垒等问题对产业链协同的不利影响,促进了产业链上下游企业高效联动,推动了传统的产业链协同向数字化协同转变。本文认为产业链数字化协同能够提升焦点企业的智能制造水平。一方面,产业链数字化协同利用数字技术的联结性,提升了产业链上下游企业的连接度、交互度以及沟通的及时性。各个环节产生的海量数据沿着产业链进行扩散,实现市场需求信息的整合与交互。焦点企业能够根据不同需求信息采取批量化和多样化生产,提升了企业柔性生产能力。另一方面,产业链数字化协同实现了上下游企业高效对接。焦点企业为了与上下游企业保持协同合作,主动探求产业链数字化协同溢出的技术与知识,并视其为提升自身创新能力的关键资源。智能制造是以数字技术为基础的新型生产方式,焦点企业通过吸收、消化和再创新产业链前沿数字技术,从而突破智能制造关键核心技术瓶颈,实现数字技术与制造流程的深度融合,推动智能制造技术水平的提高。基于此,本文提出如下研究假设。

H1: 产业链数字化协同可以提升焦点企业智能制造水平。

(二) 产业链数字化协同对企业智能制造的作用渠道

在资源依赖理论的假设下,发展智能制造难以靠企业自身实现资源自给自足,需要从外部环境中获取稀缺资源。现有研究认为资金、技术以及信息等要素是企业发展智能制造所需的重要稀缺资源^[13]。有鉴于此,本文认为产业链数字化协同会通过缓解融资约束、产生创新溢出效应两个渠道作用于企业智能制造水平。

1. 融资约束的渠道效应

产业链数字化协同可以缓解企业的融资约束。产业链数字化协同对焦点企业融资约束的改善主要体现在两个方面。其一,在传统产业链协同模式下,由于信息壁垒的影响,上下游企业存在供需信息的扭曲和滞后,供需长期结构性错位会导致企业产能过剩。产业链数字化协同构建了上下游供需连通的信息网络,实现了产业链的信息共享。链上企业可以根据精确的供需信息制订生产计划,削弱“长鞭效应”的影响,提高企业资源配置效率。资源配置效率提高意味着产品单位成本的降低以及企业盈利能力的上升,这能为企业发展智能制造提供内部资金支持。其二,参与产业链数字化协同的企业可以获得链上其他企业的信用背书。中国金融机构近年来推出了一系列与供应链相关的金融产品,链上企业的信用背书可以为金融机构提供可靠的企业信息,提高金融机构对其进行贷款的意愿。同时,基于信号传递理论,

产业链数字化协同会向外界传递链上企业发展现状和未来发展潜力的信息, 能够降低外部投资者对企业状况的不确定性感知、增强投资者的投资信心, 从而帮助企业获得更多外源性融资。企业内部盈利能力的提高和外部融资的增加, 能够为智能制造的发展提供稳定的资金支持。企业拥有充足的资金一方面可以淘汰落后的设备设施, 引进先进的机器设备和配套的管理系统, 实现智能制造固定资产的更新换代, 另一方面可以用高额薪酬招聘更多技能型人才。技能型人才凭借出色的学习能力和扎实的专业知识, 能够熟练操作智能化生产设备与机器操作系统, 从而提升企业智能制造人机协同的效率。已有文献也证实缓解融资约束有利于企业发展智能制造。例如, 邓玉萍等研究发现融资约束是企业发展智能制造的重要机制, 在内部资金不足的情况下, 企业发展智能制造将会依赖外部融资^[14]; 章潇萌和刘相波通过构建任务模型同样发现缓解融资约束有助于企业智能制造水平的提升^[15]。以上研究表明缓解融资约束是影响企业智能制造水平的重要途径。综上, 本文提出如下研究假设。

H2: 产业链数字化协同通过缓解融资约束促进焦点企业智能制造水平的提升。

2. 创新溢出的渠道效应

产业链数字化协同可以产生创新溢出效应。根据创新扩散理论, 创新扩散的要素包括创新源、扩散渠道、创新采纳过程及社会系统^[16]。在产业链中, 上下游企业先进数字技术与前沿数字知识的流动成为创新源, 产业链数字化协同则是扩散的渠道。现有研究认为, 创新溢出的动机可分为外生性动机和内生性动机^[17]。从外生性动机来看, 产业链数字化协同要求上下游企业必须具备适配的数字技术标准与同等的数字技术水平, 焦点企业也必须回应链上其他企业技术协同的需求, 由此产生了数字对接压力。为了维护产业链上下游企业的共同利益, 领军企业会主动与焦点企业分享数字知识以及先进数字技术, 帮助其加速数字化改造。对焦点企业而言, 中断现有产业链数字化协同会对企业发展产生重大的负面影响, 企业生存的压力转化为强烈的创新意愿, 从而主动学习领军企业分享的数字知识与先进数字技术来增强创新能力, 突破“数字孤岛”困境, 满足上下游数字化协同的技术要求。从内生性动机来看, 产业链数字化协同为上下游企业提供了更多沟通交流与协同合作的机会, 实现了知识与技术的跨界流动, 降低了技术与知识壁垒。一方面, 通过与上下游企业的沟通交流, 焦点企业可以了解不同产业环节异质性的数字技术与数字知识, 有利于突破固有技术视野的限制。另一方面, 通过与上下游企业合作研发, 焦点企业可以在“干中学”中获得宝贵的学习窗口, 能够系统性地接触到前沿数字知识与技术, 增强了创新应用能力。企业接收来自产业链上下游的前沿技术与知识有助于企业智能制造的发展。其一, 企业在产业链数字化协同中长期积累的前沿技术与多元化知识储备, 为实现企业智能制造的技术进步奠定基础; 其二, 根据二元创新理论, 企业研发人员通过吸收前沿技术与知识, 有利于形成创造性思维并催生突破性的技术创新方案, 从而有助于企业突破智能制造关键共性技术。已有文献也证实了知识与技术流动有利于企业发展智能制造。例如, 孟凡生等研究发现技术与知识的流动有助于提高企业智能制造关键技术研发的成功率^[18]; 杨瑾和同智文研究认为企业间的异质性和互补性的知识和技术流动能够实现企业智能制造颠覆性技术的创新^[19]。以上研究表明知识与技术的流动是影响企业智能制造水平的重要途径。综上, 本文提出如下研究假设。

H3: 产业链数字化协同通过产生创新溢出效应促进焦点企业智能制造水平的提升。

三、实证设计

(一) 样本选取与数据来源

本文选取 2011—2023 年中国 A 股制造业上市公司为研究样本。其中, 有关企业层面的数据来源于深圳希施玛数据科技有限公司 CSMAR 中国经济金融研究数据库、万得 (WIND) 数据库以及样本公司年报, 省级层面和城市层面数据来自中国统计年鉴。为了保证研究的严谨性, 本文对上述所获数据进行如下处理: (1) 剔除金融行业的样本; (2) 删除 ST、*ST 和 PT 公司; (3) 对所有连续变量数据进行 1% 分位数的缩尾并采用聚类到焦点企业层面的稳健标准误。最终得到 23 851 个样本。

（二）模型构建

为研究产业链数字化协同对企业智能制造水平的影响，本文构建如下基准回归模型：

$$IMC_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 DigCO_{i,t} + X'_{i,t} \beta + \lambda_i + \varphi_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中， i, t 分别代表企业与年份，被解释变量 $IMC_{i,t}$ 代表制造业企业 i 第 t 年的智能制造水平，解释变量 $DigCO_{i,t}$ 代表企业 i 第 t 年的产业链数字化协同水平， $X'_{i,t}$ 为控制变量向量。此外，进一步控制了个体固定效应 λ_i 和时间固定效应 φ_t ， $\varepsilon_{i,t}$ 代表误差项。本文使用聚类到焦点企业层面的标准误进行调整，以使回归结果更加稳健。

（三）变量说明

1. 被解释变量

智能制造水平（ IMC ）。借鉴黄启斌等^[20]的研究，采用中国电子技术标准化研究院发布的智能制造成熟度模型，从人员、技术、资源、制造等角度，构建多维指标体系，采用熵值法计算企业智能制造水平。

首先，智能制造成熟度模型是政府指导企业发展智能制造、评估企业智能制造水平的国家标准。该模型将智能制造能力拆分为人员、技术、资源、制造四大核心能力要素，覆盖了企业智能制造的关键环节，通过对各个能力要素的评价，能够有效识别企业真实的智能制造水平。因此，相对于单一指标，基于四大能力要素构建的智能制造综合指标体系更具权威性和合理性。

其次，智能制造成熟度模型中每个能力要素可细化为若干能力子域。其一，人员能力要素包括组织战略与人员技能两个子能力域，因此，本文采用研发人员占比和高学历人才占比两个变量识别企业人员能力要素。这两个指标选取的逻辑在于：组织战略制定需要高素质人才支撑，研发人员则具备智能制造技术所需的新技能与新知识。其二，技术能力要素由数据、集成、信息安全三个子能力域组成，因此，本文使用光缆长度、互联网端口、ipv4 地址数、人工智能专利来识别企业的技术能力要素。上述指标选取的逻辑在于：一方面，各个省份的光缆长度、企业互联网端口接入数、ipv4 地址数量是企业实现数据互联以及设备交互所需的数字基础设施；另一方面，人工智能专利数量是企业科学技术实力的重要体现，运用人工智能专利构建的先进集成技术架构能够实现不同生产设备人机协同，提高生产效率，此外，先进数字集成架构也能够间接保证企业信息的安全。其三，资源能力要素主要由设备与网络两个子能力域构成，本文采用数据资产、智能软件投入、数字化论文发表、创新投入进行识别。上述指标选取的逻辑在于：第一，数字资产的大小体现了企业设备数据采集的边缘计算能力；第二，智能制造需要多种先进技术的整合与运用，数字化论文的发表数量和创新投入能够较好地反映企业在先进技术方面的探索；第三，智能软件的投入可显示企业生产设备的智能化水平。其四，制造能力要素的核心是生产子能力域，因此，本文使用人工智能渗透度、工业智能化以及智能硬件投入进行识别。采用上述指标的逻辑在于：一方面，人工智能渗透度能够衡量人工智能技术在生产环节的应用深度；另一方面，智能硬件投入与工业智能化可以较好地反映企业内部“机器换人”的广度。

上述所有具体指标的衡量方式如表 1 所示。

表 1 企业智能制造测算指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	指标属性
人员	研发人员	研发人员/员工总数	正
	高学历人才	本科以上员工/员工人数	正
技术	光缆长度	各个省份的光缆长度	正
	互联网端口	企业互联网端口接入数	正
	ipv4 地址数	ipv4 地址数量	正
	人工智能专利	人工智能专利数量+1 取对数	正

表1(续)

一级指标	二级指标	三级指标	指标属性
资源	数据资产	数据资产词频+1 取对数	正
	智能软件投入	数字化无形资产/无形资产	正
	数字化论文发表	企业国内外数字化论文发表数量	正
	创新投入	研发支出/营业收入	正
制造	人工智能渗透度	(生产类员工/员工总数)×2021年生产类职业自动化率 ^[21]	正
	工业智能化	机器账面价值/员工总数	正
	智能硬件投入	数字化固定资产/固定资产	正

最后,采用熵值法计算各指标的权重,形成企业智能制造水平指标。本文选取熵值法的合理性在于:第一,熵值法作为一种客观赋权方法,根据选用数据的分布特征来确定权重,能够克服权重赋权过程中主观因素的干扰,使得最终结果更加合理;第二,与熵值法相比,在综合评价时主成分分析法会出现“乱序”的现象,导致最终结果不可靠;第三,熵值法根据指标间的离散程度来确定指标权重,能够包含更多的数据信息量,从而可以合理反映选用指标在综合评价中的作用,最终相对较好地显示不同企业智能制造发展水平的差异。

2. 解释变量

产业链数字化协同(DigCO)。首先,使用Python软件中的scrapy爬虫框架,从巨潮资讯网站获取企业年报文本。其次,借鉴杨鹏等^[22]的做法,选取大数据、互联网平台、云平台等共计75个关键词,采用Jieba库对企业年报进行分词处理,之后对上述关键词进行匹配和累计加总,以此衡量企业数字技术应用的水平。再次,在本文的样本期内国家统计局前后共发布过两次投入产出基础表,分别是在2012年和2017年,而后未再发布过新表,此外,由于固定年份的投入产出表不能反映上下游企业数字技术在时间维度的变化特征,而更早年份的投入产出表与样本期的上下游中间投入相差较大,会产生测量误差,因此考虑时序匹配,本文使用2012年投入产出表衡量早期(2011—2016年)样本,使用2017年投入产出表衡量近期(2017—2023年)样本,参考刘玉斌和能龙阁^[23]的研究方法,分别采用式(2)和式(3)计算出样本企业所处产业链上游行业的数字技术应用水平和下游行业的数字技术应用水平。接着,将焦点企业、上游企业和下游企业的数字技术应用水平分别采取极差法进行归一化处理,得到企业数字技术应用水平指标 U_1 、企业上游数字技术应用水平指标 U_2 、企业下游数字技术应用水平指标 U_3 。最后,由于耦合协调度修正算法更适用于子系统较多的全国区域研究,而经典耦合协调模型在子系统个数较少时通常能够提供足够有效的信息且结果传达和解释相对直观,因此本文使用经典耦合协调度模型计算产业链数字化协同指数,运用式(4)和式(5),分别计算出耦合度 C 和协调度 T ,运用式(6)计算出产业链数字化协同指数。

$$digi_up_{mj} = \sum_{a \neq m} \frac{input_{a,m,j}}{\sum_a input_{a,m,j}} \times digi_{a,j} \quad (2)$$

其中, m 代表样本企业所在行业, a 代表样本企业的上游行业, $input_{a,m,j}$ 代表第 j 年上游行业 a 对企业所在行业 m 的中间产品投入, $\sum_a input_{a,m,j}$ 代表第 j 年行业 m 中间产品投入之和, $input_{a,m,j}$ 与 $\sum_a input_{a,m,j}$ 的比值代表第 j 年上游行业 a 向 m 行业的中间产品投入占 m 行业总中间产品投入的大小, $digi_{a,j}$ 代表第 j 年上游行业 a 的平均数字技术应用水平。

$$digi_down_{mj} = \sum_{c \neq m} \frac{output_{m,c,j}}{\sum_c output_{m,c,j}} \times digi_{c,j} \quad (3)$$

同理，式（2）中 m 代表样本企业所在行业， c 代表样本企业的下游行业， $output_{m,c,j}$ 代表第 j 年企业所在行业 m 向下游行业 c 的中间产品投入， $\sum_c output_{m,c,j}$ 代表第 j 年行业 m 中间产品需求之和， $output_{m,c,j}$ 与 $\sum_c output_{m,c,j}$ 的比值代表第 j 年 m 行业向下游行业 c 提供的中间产品占 m 行业总中间产品需求的大小， $digi_{c,j}$ 代表第 j 年下游行业 c 的平均数字技术应用水平。

$$C = \frac{3\sqrt[3]{U_1 U_2 U_3}}{U_1 + U_2 + U_3} \quad (4)$$

$$T = \sum_{i=1}^3 w_i U_i \quad (5)$$

$$D = \sqrt{C \times T} \quad (6)$$

其中， w_i 代表权重，本文将 w_i 赋值为 1/3。 T 代表协调度，权重 w_i 是每个子系统的重要性程度系数，合计为 1。产业链包括上游、下游、焦点企业三方，根据本文对产业链数字化协同的定义，要求上游、下游、焦点企业在数字化转型中保持协调一致，如果产业链上下游企业与焦点企业数字化转型水平不一致，就难以实现产业链各个节点相互协调与配合，从而可能会导致“断链”现象出现。也就是说，上游、下游、焦点企业三个子系统的重要性程度应当一致，因此本文将权重 w_i 总和进行三等分，即上游、下游、焦点企业三者的重要程度系数为 1/3。

3. 控制变量

本文参考李婉红和王帆^[8]的研究选取控制变量。企业治理层面包括两职合一、企业年龄，企业独立董事比例、企业董事会规模、股权集中程度、企业规模。企业财务层面包括资本结构、流动比率、资本密集度、盈利能力、现金流量。

上述所有变量的定义详见表 2。

表 2 变量详细定义

变量类型	变量名称	变量符号	变量含义
被解释变量	企业智能制造水平	<i>IMC</i>	具体构造方法见上文
解释变量	产业链数字化协同	<i>DigCO</i>	具体构造方法见上文
控制变量	资本结构	<i>leverage</i>	总负债/总资产
	流动比率	<i>liquid</i>	流动资产/流动负债
	资本密集度	<i>capinten</i>	总资产/营业收入
	盈利能力	<i>roa</i>	净利润/总资产
	现金流量	<i>cash</i>	货币资金/总资产
	两职合一	<i>dual</i>	董事长和总经理是否两职合一
	股权集中度	<i>top1</i>	第一大股东持股比例
	企业独立董事比例	<i>indep</i>	企业独立董事人数占企业董事会总人数的比例
	企业董事会规模	<i>board</i>	企业董事会总人数加 1 后取自然对数
	企业规模	<i>size</i>	员工数对数值
	企业年龄	<i>age</i>	观测年份减去上市年份之差

（四）变量描述性统计

本文的描述性统计结果如表 3 所示。企业智能制造水平（*IMC*）的平均值为 0.101 3，最大值为 0.705 0，最小值为 0.001 2，标准差为 0.076 6，表明样本中不同企业的智能制造水平具有差异，右偏态分布表明大多数制造业企业处于智能制造转型的初步阶段，少部分制造业企业智能制造水平较高，智能制造存在发

展不均衡现象,这也与中国大部分制造业企业处于智能制造追赶阶段的时代背景相吻合。产业链数字化协同度(*DigCO*)的平均值为0.2718、最大值为0.6169、最小值为0.0000,标准差为0.1395,右偏态分布表明企业的产业链数字化协同整体水平偏低,大部分企业该值低于平均水平较多,只有少部分企业该值达到很高的水平,这表明产业链数字化协同有较高的提升空间。控制变量的值分布在合理范围内。

表3 描述性统计结果

变量	样本量	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>IMC</i>	23 851	0.101 3	0.076 6	0.001 2	0.082 4	0.705 0
<i>DigCO</i>	23 851	0.271 8	0.139 5	0.000 0	0.264 8	0.616 9
<i>leverage</i>	23 851	0.394 1	0.190 9	0.050 9	0.385 9	0.865 8
<i>liquid</i>	23 851	2.657 5	2.614 1	0.451 5	1.799 6	17.973 2
<i>capinten</i>	23 851	2.150 7	1.329 7	0.475 4	1.820 0	8.657 3
<i>roa</i>	23 851	0.038 4	0.062 4	-0.219 6	0.038 3	0.209 4
<i>cash</i>	23 851	0.181 4	0.122 0	0.019 8	0.149 8	0.649 5
<i>dual</i>	23 851	0.329 8	0.470 1	0.000 0	0	1
<i>top1</i>	23 851	32.941 1	14.002 5	8.860 0	30.780 0	72.840 0
<i>indep</i>	23 851	37.662 5	5.331 6	33.330 0	35.710 0	57.140 0
<i>board</i>	23 851	9.347 5	1.511 6	6.000	10.000 0	14.000 0
<i>size</i>	23 851	4 466.502	7 402.4670	179.000 0	2011.000 0	49505.000 0
<i>age</i>	23 851	9.494 5	7.289 6	1	7.000 0	28

四、实证结果与分析

(一) 基准回归结果分析

表4报告了本文的基准回归结果。本文通过逐步添加固定效应探究产业链数字化协同对企业智能制造水平的影响。结果显示,产业链数字化协同的回归系数在1%水平下显著为正,初步验证产业链数字化协同能够提升企业智能制造水平。之后,在添加控制变量的基础上,加入个体固定效应和时间固定效应。结果显示,产业链数字化协同的回归系数依旧在1%水平下显著为正,初步证明基准回归结果具有一定的稳健性。从经济意义来看,在控制其他变量的情况下,产业链数字化协同水平每增加一个标准差,企业智能制造水平会提升7.42%。综上,产业链数字化协同能提升企业智能制造水平,背后可能的原因是:产业链数字化协同缓解了上下游信息不对称,加强了产业链上下游企业的关联,促进了上下游的合作交流,从而为提高智能制造创造了良好的条件。从上述结果可知,本文的H1得到了验证。

表4 基准回归结果

变量	(1)	(2)
<i>DigCO</i>	0.230 4*** (25.552 5)	0.053 9*** (7.512 6)
<i>leverage</i>	0.036 5*** (4.966 6)	0.003 3 (0.796 7)

表4(续)

变量	(1)	(2)
<i>liquid</i>	0.002 2*** (4.860 3)	0.000 4 (1.479 6)
<i>capinten</i>	0.003 7*** (5.308 9)	0.001 8*** (3.895 4)
<i>roa</i>	0.020 0 (1.340 1)	0.003 4 (0.518 3)
<i>cash</i>	0.053 2*** (5.518 2)	-0.005 7 (-1.304 5)
<i>dual</i>	-0.000 2 (-0.108 9)	-0.000 1 (-0.049 3)
<i>indep</i>	0.001 0*** (3.826 4)	0.000 2 (1.324 2)
<i>board</i>	0.014 9 (1.547 1)	0.005 7 (1.007 2)
<i>Top1</i>	-0.000 1 (-0.853 9)	-0.000 0 (-0.057 3)
<i>Size</i>	0.010 6*** (5.926 5)	0.001 2 (0.990 8)
<i>age</i>	-0.000 2 (-1.304 1)	-0.002 5 (-0.854 8)
个体固定效应	未控制	控制
时间固定效应	未控制	控制
样本量	23 851	23 851
R^2	0.249 1	0.274 3

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%的水平下显著，括号内为 t 值。后表同。

（二）内生性分析

为解决估计结果中可能存在的内生性问题，本文采取安慰剂检验与工具变量法进行分析^①。第一，为了排除其他不可观测的因素对基准回归结果的影响，本文采用安慰剂检验随机生成试验组，重复模拟 1 000 次检验。结果显示，绝大部分 P 值不显著，估计系数呈现正态分布且远离真实估计系数。第二，为解决基准回归中可能存在的反向因果问题，本文采用工具变量法缓解可能的反向因果带来的内生性问题。首先，本文参考已有研究^[24]，第一步，计算样本期内所有企业产业链数字化协同均值的年增长率，并将其作为总体增长率。第二步，剔除样本企业所属行业和所在城市，计算其余每家企业所属行业与所在城市前一年产业链数字化协同的平均值，并将其设定为单元的初始份额。第三步，用总体增长率和单元的初始份额的乘积构造 Bartik 工具变量 ($lv1$)。其次，参考黄群慧等^[25]的研究，采用 1984 年各城市每百人固定电话数量和每百万人邮局数量作为工具变量。由于上述两个工具变量无法直接用于面板数据匹配，

① 囿于篇幅，内生性分析相关结果省略，留存备索。

本文采用滞后一期的产业链数字化协同与1984年各城市每百人固定电话数量的交互项($lv2$)和滞后一期的产业链数字化协同与1984年各城市每百万人邮局数量的交互项($lv3$)进行两阶段最小二乘(2SLS)回归。结果显示,所选工具变量均通过不可识别检验和弱工具变量检验,第一、第二阶段工具变量与自变量回归系数分别在10%和1%的水平下显著为正,同时第二阶段回归系数大于基准回归结果,表明考虑内生性问题后本文的主结论是可靠的。

(三) 稳健性检验

为确保估计结果的可靠性,本文进行了多项稳健性检验^①。第一,更换解释变量。采用(焦点企业数字化转型-企业上下游数字化转型)/焦点企业数字化转型^[3],以及使用综合指数代入耦合协调模型中重新估计测度产业链数字化协同^[26]并重新回归。第二,子样本回归。为排除新冠疫情的影响,将样本区间缩减为2011年到2019年;直辖市数字基础设施完善、创新活跃度高,剔除直辖市样本重新回归。第三,加入城市-年份和省份-年份的交互固定效应重新回归。第四,使用多时点PSM-DID法。选取宽带中国战略为外生冲击,以产业链数字化协同水平为分组变量,以基准回归控制变量为协变量,采取1:1近邻匹配、logit回归。第五,将自变量滞后一期,代入基准模型重新回归。第六,采用随机森林算法的双重机器学习模型,对样本按1:2和1:7的比例进行分割,重新进行基准模型回归。第七,从微观(产权性质、高管薪酬)和宏观(政府补助、地方经济发展水平以及所属地域)两个维度添加控制变量。上述七项检验结果均显示,产业链数字化协同估计系数显著为正,表明本文基准回归结果是稳健的。此外,参考已有研究^[27]提出的遗漏变量敏感性分析,选取基准回归控制变量中显著性最高的资本密集度作为遗漏变量的对比变量进行分析。结果表明,加入对比变量1倍、2倍、3倍强度的遗漏变量后,产业链数字化协同的回归系数依然为正。此外,即使在遗漏变量解释剩余方差的50%、75%、100%的极端情况下,本文的结论需要远超资本密集度3倍以上强度的遗漏变量才能推翻。综上,本文结论受到遗漏变量影响的可能性较小,基准回归结果可靠。

(四) 机制检验

根据前文理论分析,产业链数字化协同可以通过缓解融资约束、产生创新溢出提升企业智能制造水平。参考已有研究^[28],构建以下模型进行验证,其中 $Z_{i,t}$ 代表机制变量,其余变量定义与上文均保持一致。

$$Z_{i,t} = \theta_0 + \theta_1 DigCO_{i,t} + X'_{i,t} \beta + r_i + \varphi_t + \epsilon_{i,t} \quad (7)$$

1. 融资约束的机制检验

通过产业链数字化协同,企业可以快速响应市场需求、优化生产过程中的要素投入规模,从而提高企业内部资源配置效率。资源配置效率提高意味着产品单位成本的降低以及企业产出能力的上升,从而降低了企业内部资金约束。此外,参与到产业链数字化协同的上下游企业能够为链上其他企业提供商业信用背书,提高投资者与金融机构对企业的信任,从而提高企业外部信贷的可得性、降低企业融资约束成本,为企业发展智能制造提供外部融资。为此,本文从内源性融资约束和外源性融资约束两个维度刻画产业链数字化协同的融资约束缓解效应。对内源性融资约束,一方面,参考王永贵和张二伟^[29]的研究,使用由OP法计算的全要素生产率衡量企业内部资源配置效率;另一方面,参考王锋和葛星^[30]的做法,使用销售收入衡量企业的产出能力。对外源性融资约束,参考刘少波等^[31]的研究,采用FC指数衡量企业的融资约束程度,FC指数越大,表明企业融资约束程度越严重。

回归结果如表5所示。在内源性融资约束方面,表5列(1)的结果显示,资源配置效率对产业链数字化协同的回归系数在1%的水平下显著为正,说明企业通过产业链数字化协同可以有效优化企业内部资源配置效率。表5列(2)的结果显示,产出能力对产业链数字化协同的回归系数在1%的水平下显著为正。上述结果表明企业通过产业链数字化协同可以提高内部资源配置效率、降低产品成本、提高销售能

① 囿于篇幅,稳健性检验回归结果省略,留存备索。

力，为发展智能制造缓解内源性融资约束。在外源性融资约束方面，表 5 列（3）的回归结果显示，产业链数字化协同的估计系数为负且在 1% 的水平下显著，说明产业链数字化协同能缓解企业融资约束问题，为企业发展智能制造提供外部资金支持。上述结果表明产业链数字化协同能够通过缓解内源性融资约束和外源性融资约束，为企业发展智能制造提供资金来源。

表 5 融资约束的机制检验回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
	资源配置效率	产出能力	融资约束
<i>DigCO</i>	0.190 4 *** (3.575 1)	0.301 5 *** (4.552 7)	-0.057 3 *** (-2.878 7)
控制变量	控制	控制	控制
个体固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
样本量	19 290	23 286	23 851
<i>R</i> ²	0.649 0	0.772 2	0.453 9

2. 创新溢出的机制检验

产业链数字化协同会产生技术对接压力，能够加速先进技术与知识向落后企业溢出。技术落后的企业会主动或被动与产业链上下游企业开展合作交流，从而学习先进技术与知识，并将这些先进技术与知识转化为自身的创新能力，为企业发展智能制造奠定技术基础。有鉴于此，本文从技术流动性、知识流动性和企业创新成果三个维度刻画创新溢出效应。首先，参考戴魁早等^[32]的研究，采用技术市场成交额来衡量技术的流动性，在此基础上采用 2005 年固定基期的工业生产者指数进行折算；其次，知识流动性体现在产业链上下游的知识交流与合作，参考刘玉斌和能龙阁^[29]的研究，本文使用企业联合专利申请数量来衡量；最后，参考杨志浩^[33]的研究，使用企业的独立专利申请总量来衡量企业创新能力。

回归结果如表 6 所示。表 6 列（1）的回归结果显示，产业链数字化协同的回归系数为正且在 5% 的水平下显著，说明产业链数字化协同能够促进数字技术的流动。表 6 列（2）和列（3）的回归结果显示，产业链数字化协同回归系数在 1% 的水平下显著为正，表明企业能将产业链数字化协同中流动的技术与知识转化为自身的创新能力，从而缩小企业间的数字化水平差距。上述结果综合表明产业链数字化协同能够产生创新溢出效应，为提升企业智能制造水平提供技术支撑。

表 6 创新溢出的机制检验回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
	技术的流动性	企业联合专利申请总量	企业专利申请总量
<i>DigCO</i>	3.326 2 ** (2.405 0)	0.535 2 *** (5.028 2)	0.447 8 *** (3.294 6)
控制变量	控制	控制	控制
个体固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
样本量	23 828	23 846	23 851
<i>R</i> ²	0.724 2	0.129 7	0.284 7

(五) 异质性分析

本文从制造模式、市场地位、智能制造基础方面进行异质性分析^①

1. 制造模式的差异性

工业和信息化部等八部门印发的《“十四五”智能制造发展规划》(工信部联规〔2021〕207号)将智能制造划分为离散型制造、流程型制造、网络协同制造、大规模个性化定制以及远程运维服务等五种智能制造模式。由于离散型模式企业和流程型模式企业都可以实施网络协同制造、大规模个性化定制与远程运维服务三种智能制造模式,因此本文将智能制造模式划分为离散型和流程型两种。两种智能制造模式的差异主要在于工艺不同,离散型模式工艺重点为产品零件的组装,流程型模式工艺注重对产品进行物理和化学加工。

理论上,产业链数字化协同对不同智能制造模式的促进效应存在异质性。一方面,离散型模式产品零件组成复杂且数目众多,因而其产业链层级更深,对信息跨界传递的要求更高;而流程型模式依赖大批量原料采购,产业链节点少,因而产业链层级复杂性低于离散型模式。另一方面,离散型模式主要以面向客户订单的个性化生产为主,需要针对客户多样化需求进行定制化生产和柔性制造,由于其设计工艺变化频繁,需要上下游企业的密切配合;而流程型模式工艺标准化程度高,主要以产品固定的大批量生产为主,与上下游企业的协同需求程度低。基于上述原因,本文判断产业链数字化协同通过信息共享与实时联动可以支撑离散型模式的柔性制造需求,对其智能制造水平的影响较大。

相比于离散模式,流程型模式虽然同样会受益于产业链数字化协同,但其智能制造水平得到的提升效果相对较低。为了验证上述推断,借鉴中国电子技术标准化研究院发布的《流程型智能制造白皮书》,将石油冶炼、化工、钢铁、有色金属等行业划分为流程型制造模式,将汽车零件加工等其他行业划分为离散型制造模式,分别进行回归。结果显示,相较于流程型智能制造,产业链数字化协同对离散型智能制造水平的提升效果更明显,符合预期推断,同时,基于费舍尔检验的结果表明组间系数存在显著差异。

2. 市场地位的差异性

产业链数字化协同对链主与非链主企业的促进效应存在异质性。链主企业一般具备较高的市场地位与市场影响力。与非链主企业相比,链主企业凭借市场优势地位对产业链上下游企业产生强大的虹吸效应,能最大程度从产业链中吸收研发人才与数字化资源,因此更多受益于产业链数字化协同的影响。非链主企业可能因链主企业虹吸效应而流失资金、人才等资源,从而影响自身智能制造发展的空间。

基于上述原因,本文推断产业链数字化协同对链主企业的智能制造水平提升效果更大。为了验证上述推断,本文采用企业勒纳指数衡量企业市场地位,并按照该指标均值进行分组,高于均值的企业市场地位高,低于均值企业市场地位低。结果显示,产业链数字化协同对链主企业的智能制造水平的促进效应更强,基于费舍尔检验结果表明组间系数存在显著差异,与本文的预期判断一致。

3. 智能制造基础的差异性

产业链数字化协同对不同智能制造基础企业的促进效应存在异质性。智能制造基础较好的前沿企业凭借其自身学习能力的优势,可以从产业链中更高效地吸收创新资源以及先进技术要素^[3],更容易受益于产业链数字化协同的影响。相反,由于追赶型企业自身技术薄弱,技术消化能力不足,短期内难以有效转化外部资源,因而在产业链数字化协同中获益较少。

基于上述原因,本文推断与追赶型企业相比,产业链数字化协同对前沿企业的智能制造水平提升效果更明显。为了验证上述推断,本文根据智能制造水平的高低将企业划分为前沿企业和追赶企业。具体做法如下:采用企业智能制造水平减去制造业智能制造水平的平均值,得到企业智能制造水平的顺差和逆差,将顺差企业划分为智能制造前沿企业、逆差企业划分为追赶企业,分别进行回归。结果显示,产

^① 限于篇幅,异质性分析的详细回归结果省略,留存备案。

业链数字化协同对前沿企业和追赶企业智能制造水平都有提升效果,但对前沿企业的提升效果更大,验证了本文推断,即产业链数字化协同的提升效果受到企业间技术落差的影响,同时基于费舍尔检验结果表明组间系数存在显著差异。

五、结论与建议

本文综合利用2011—2023年中国沪深A股上市制造业企业数据,在构建产业链数字化协同衡量指标的基础上,考察了产业链数字化协同对企业智能制造水平的影响和作用机制。研究结论表明:第一,产业链数字化协同能够提升企业的智能制造水平;第二,产业链数字化协同主要通过缓解融资约束和产生创新溢出效应两条作用机制提高企业的智能制造水平;第三,对不同制造模式、不同市场地位以及不同智能制造基础的企业来说,产业链数字化协同的提升效应存在差异性,具体而言,对离散制造模式、市场地位高以及智能制造基础较好的企业效果更明显。总体而言,本文为进一步巩固中国制造业大国地位,推动中国进入世界制造强国前列提供了理论依据和政策参考。

根据以上研究结论,本文提出三方面的对策建议。

第一,推出政府激励政策,推动上下游企业数字化转型,提高产业链数字化协同水平。本文的结论显示,产业链数字化协同产生的溢出效应能够提升企业智能制造水平。正如前文所述,目前中国产业链数字化协同水平相对较低,因此政府要进一步完善顶层设计,发挥政策的引领性作用。一方面,设立链主专项引导基金,引导链主企业推动链上企业数字化转型,同时制定政策建立共同发展、协同共生的制度环境,防止链主企业过度侵占链上其他成员发展空间,扭曲市场竞争格局;另一方面,建设产业链数字化协同标杆示范场景,借由新闻媒体及数字经济会议、人工智能大会等活动平台,宣传推广产业链数字化协同标杆模式,发挥最佳实践的示范作用,提高行业整体产业链数字化协同水平。

第二,产业链数字化协同可以通过缓解融资约束和产生创新溢出效应两条路径提升企业智能制造水平。从政策引导角度,其一,要加大信贷等金融支持力度,鼓励金融机构向参与产业链数字化协同的企业提供专项授信额度及供应链金融产品服务,降低其融资成本。其二,超前布局未来数字基础设施建设,推动产业链数字化协同在更大范围的互联互通,充分发挥产业链数字化协同知识和技术的溢出效应。加强对数字知识产权的保护,保护企业的创新成果不受侵犯,激发企业创新活力。从企业角度,企业应积极融入产业链数字化协同中,与产业链上下游企业在数字核心技术领域开展合作与沟通,要积极响应产业链协同的数字对接需求,引进先进数字化设备,推进企业数字化协同转型,从而提高产业链数字化协同水平。

第三,因企施策,推动企业智能制造发展。本文的异质性分析表明,制造生产模式、市场地位以及智能制造基础差异都会影响产业链数字化协同的效果。对享受到产业链数字化协同的收益的企业而言,一方面,政府应引导企业互补合作,鼓励企业发挥牵引作用,通过建立宣传网络平台,有效整合产业链上下游资源,促进行业内的经验交流与共同发展,带动链上其他企业同步提高数字化转型水平,构建产业链数字化生态体系;另一方面,政府应在土地、资金、人才等方面采取政策倾斜,助推企业利用产业链数字化协同的持续赋能作用。对于难以享受到产业链数字化协同的收益的中小型企业,要加强针对性政策调研,了解其产业技术和工艺特点,引导其上游位置的、提供数字化改造方案的供应商强化问题意识,降低方案成本,提高技术适应性。

参考文献:

- [1] ZHOU G, ZHANG C, LI Z, et al. Knowledge-driven digital twin manufacturing cell towards intelligent manufacturing[J]. International Journal of Production Research, 2020, 58 (4): 1034-1051.
- [2] 余典范, 王超, 陈磊. 政府补助、产业链协同与企业数字化[J]. 经济管理, 2022, 44 (5): 63-82.

- [3] 范合君, 吴婷, 何思锦. 企业数字化的产业链联动效应研究[J]. 中国工业经济, 2023 (3): 115-132.
- [4] 王娇. 上下游数字化转型实现了价值共创吗? ——基于数字溢出的微观证据[J]. 上海财经大学学报, 2024, 26 (5): 92-106.
- [5] 刘宇英, 盛斌. 数字经济与全球价值链国内链长[J]. 财经研究, 2023, 49 (4): 35-49.
- [6] 王雪原, 何美鑫. 信息化战略认知与建设行为对制造企业智能化转型的影响[J]. 科技进步与对策, 2022, 39 (3): 87-95.
- [7] 孟凡生, 赵刚. 创新柔性对制造企业智能化转型影响机制研究[J]. 科研管理, 2019, 40 (4): 74-82.
- [8] 李婉红, 王帆. 数字创新、战略柔性与企业智能化转型——考虑环境复杂性的调节效应[J]. 科学学研究, 2023, 41 (3): 521-533.
- [9] 王海军, 赵惠妍, 金姝彤. 模块化如何赋能企业智能制造升级? 一个探索性案例研究[J]. 科技进步与对策, 2024, 41 (1): 149-160.
- [10] 任保平. 以产业数字化和数字产业化协同发展推进新型工业化[J]. 改革, 2023 (11): 28-37.
- [11] 陈瑾, 李若辉. 新时代我国制造业智能化转型机理与升级路径[J]. 江西师范大学学报(哲学社会科学版), 2019, 52 (6): 145-152.
- [12] HILLMAN A J, WITHERS M C, COLLINS B J. Resource dependence theory: a review[J]. Journal of Management, 2009, 35: 1404-1427.
- [13] ZHOU Y, LI X, WU Z, et al. Green bonds and intelligent manufacturing: Evidence from listed firms in China[J]. Economics Letters, 2025, 247: 112150.
- [14] 邓玉萍, 吴麟, 刘佳美. 外资并购与智能制造——基于工业机器人应用视角[J]. 南开经济研究, 2025 (4): 208-226.
- [15] 章潇萌, 刘相波. 融资约束、人工智能与经济增长[J]. 财经研究, 2022, 48 (8): 63-77.
- [16] MACK P, ROGERS E. Diffusion of innovations[J]. Technology and Culture, 1985, 26: 109.
- [17] 俞荣建, 王妮娜, 何新伟, 等. 产业链上下游组织间双向创新溢出机制研究——组织间依赖视角[J]. 南开管理评论, 2025, 28 (10): 197-208.
- [18] 孟凡生, 赵艳, 冯耀辉, 等. 人工智能专利网络对企业智能化发展的影响[J]. 科研管理, 2024, 45 (7): 118-126.
- [19] 杨瑾, 同智文. 颠覆性技术创新何以驱动装备制造企业智能化转型? [J]. 技术经济, 2024, 43 (5): 82-94.
- [20] 黄启斌, 熊曦, 宋婷婷, 等. 智能制造能力对制造型企业竞争优势的影响机制研究[J]. 经济问题, 2023 (3): 76-83.
- [21] 陈琳, 高悦蓬, 余林徽. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求? ——来自招聘平台大数据的分析[J]. 管理世界, 2024, 40 (6): 74-93.
- [22] 杨鹏, 尹志锋, 孙宝文. 企业数字技术应用与创新效率提升[J]. 外国经济与管理, 2024, 46 (11): 51-67.
- [23] 刘玉斌, 能龙阁. 数字化转型的溢出效应: 扩散还是虹吸? ——基于行业内领军企业与行业间产业链双重视角[J]. 经济与管理研究, 2024, 45 (6): 38-57.
- [24] GOLDSMITH-PINKHAM P, SORKIN I, SWIFT H. Bartik instruments: what, when, why, and how[J]. American Economic Review, 2020, 110 (8): 2586-2624.
- [25] 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[J]. 中国工业经济, 2019 (8): 5-23.
- [26] 卢福财, 王雨晨, 徐远彬. 头部企业在数字化转型中的作用[J]. 数量经济技术经济研究, 2024, 41 (5): 92-112.
- [27] CINELLI C, HAZLETT C. Making sense of sensitivity: extending omitted variable bias[J]. Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology, 2020, 82 (1): 39-67.
- [28] 姚正海, 李昊泽, 姚佩怡. ESG 表现对企业供应链韧性的影响[J]. 首都经济贸易大学学报, 2025, 27 (2): 95-112.
- [29] 王永贵, 张二伟. 国际化扩张对企业内部资源配置效率的影响机理研究——基于冗余资源视角的实证分析[J]. 国际贸易问题, 2025 (6): 38-59.
- [30] 王锋, 葛星. 低碳转型冲击就业吗——来自低碳城市试点的经验证据[J]. 中国工业经济, 2022 (5): 81-99.
- [31] 刘少波, 卢曼倩, 张友泽. 数字化转型提升了企业风险承担的价值吗? [J]. 首都经济贸易大学学报, 2023, 25 (2): 61-80.
- [32] 戴魁早, 杨开开, 黄姿. 两业融合、技术溢出与企业创新绩效[J]. 当代经济科学, 2023, 45 (3): 29-43.
- [33] 杨志浩. 跨国资本“联姻”提升了中国企业的全球资源配置权吗? ——中间品贸易网络视角[J]. 经济管理, 2023, 45 (7): 38-55.

The Enhancing Effect of Digital Collaboration of Industrial Chains on Enterprise Intelligent Manufacturing

LI Pengju, WAN Shouchao

(Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620)

Abstract: Driven by the global digital wave, the upstream and downstream of the industrial chain shows a digitalized trend of collaboration, which brings new opportunities for the development of intelligent manufacturing in enterprises. Taking the A-share manufacturing listed companies in China from 2011 to 2023 as the research object, this paper empirically examines the impact and mechanism of digital collaboration of industrial chains on the intelligent manufacturing of enterprises. This paper finds that digital collaboration of industrial chains enhances the intelligent manufacturing of enterprises, and this conclusion remains valid after robustness tests and endogeneity tests. The mechanism test shows that digital collaboration of industrial chains improves the intelligent manufacturing of enterprises by alleviating financing constraints and generating innovation spillover effects. The heterogeneity analysis results show that for enterprises adopting discrete manufacturing models, in leading market positions, and with a good foundation in intelligent manufacturing, the effect of digital collaboration of industrial chains on their intelligent manufacturing is greater. Further analysis shows that the enhancing effect of digital collaboration of industrial chains has a long-term nature, which can help manufacturing enterprises become global leaders in intelligent manufacturing. This paper reveals the micro-mechanism of enterprise intelligent manufacturing development from the perspective of digital collaboration of industrial chains and puts forward suggestions for enterprises to transform and upgrade to intelligent manufacturing.

The contributions of this paper are as follows. First, this paper extends empirical research on the digital economic effects of industrial chains to the field of intelligent manufacturing. By drawing on the intelligent manufacturing maturity model and using the entropy method to construct a comprehensive indicator of the intelligent manufacturing of enterprises, it overcomes the limitations of existing measurement methods. Second, exploring the path to improve the intelligent manufacturing of enterprises from the perspective of inter-enterprise collaboration in the industrial chain is a beneficial supplement to research on the influencing factors of intelligent manufacturing. Third, through empirical analysis, it is found that digital collaboration of industrial chains enhances the intelligent manufacturing of enterprises through mechanisms such as alleviating financing constraints and promoting innovation spillovers, thereby revealing the cross-border interaction mechanism of enterprises in digital collaboration of industrial chains. Finally, this paper further discovers that digital collaboration of industrial chains has a continuous enabling effect on enterprise intelligent manufacturing, promoting enterprises to move towards the highest level of global intelligent manufacturing, which has important practical significance for building a manufacturing power and achieving high-quality development of the real economy.

Keywords: digital collaboration of industrial chains; financing constraints; innovation spillover; intelligent manufacturing

(编校: 李 叶; 姚望春)