

DOI:10.20069/j.cnki.DJKX.2026044

数字基础设施与智能制造发展

戴魁早, 梁银笛, 黄 姿

湖南科技大学 商学院, 湖南 湘潭 411201



移动端阅读

摘要:智能制造已成为产业转型升级重要方向,由此探究数字基础设施如何影响智能制造发展,并考察数据市场关键环节发展在这一过程中的作用。研究发现,数字基础设施建设显著促进了中国智能制造发展。数字基础设施的促进作用主要通过数据要素价值实现机制以及智能技术创新与应用机制得以实现。数据开放和数据交易等数据市场关键环节发展状况影响着数字基础设施对智能制造的作用效果;数据开放程度提高强化了这一正向影响,但数据交易的影响并不明显。进一步地,数据开放程度提高强化了数字基础设施的数据要素价值实现机制及智能技术创新与应用机制,但数据交易并未明显改善数字基础设施的影响机制。异质性分析表明,数字基础设施对数据安全程度较高城市、资本禀赋优势城市及技术复杂度较低行业的促进作用更明显,但对竞争程度不同行业的影响没有明显差异。据此,提出强化数字基础设施对智能制造的促进作用、推进数据市场关键环节培育等政策建议。

关键词:数字基础设施;智能制造;技术创新;产业升级;要素配置;数据市场;数据开放;数据交易

文献标识码:A

文章编号:1002-2848-2026(04)-0068-19

智能制造已经成为全球制造业转型升级的重要方向。近年来,在各级政府相关政策推动下,中国智能制造得到了快速发展。2023年,中国智能制造装备产业规模超过3.2万亿元,市场满足率超过50%^①。相较于2019年,全国制造业智能制造能力成熟度提升显著,三级以上高成熟度企业数量增加14%,一级及以下低成熟度企业占比减少27%^②。然而,从国际格局上看,中国智能制造发展位列第二梯队,与第一梯队的美、日、德三国差距明显,并且存在数据互通难度大、数据价值释放难、人工智能技术创新与应用不足等突出问题。理论上,具有网络外部性^[1]、数字技术属性^[2]的数字基础设施,不仅是数据要素价值实现的重要前提,还能够促进先进适应性技术(包括智能技术)的推广与应用,因而,很可能破解智能制造发展的难点问题,进而对智能制造发展产生重要影响。由此,中国能否通过数字基础设施建设更好地推进智能制造发展呢?

近年来,中国数字基础设施建设取得显著进展。截至2024年末,中国建成第五代移动通信(5G)基站425.1万个,具备千兆服务能力的10G PON端口2 820万个,建成千兆城市207个,90%以上行政村实现5G网络覆盖;新型融合基础设施加速覆盖,累计建成5G虚拟专网5.5万个;建成工业互联网标识解析二

基金项目:研究阐释党的二十届三中全会精神国家社会科学基金重大专项项目(24ZDA016);国家自然科学基金面上项目(72173042);湖南省研究生科研创新项目(CX20251517)。

作者简介:戴魁早,男,湖南科技大学商学院教授,湖南省新型工业化研究基地研究员,博士生导师,研究方向为产业组织、产业升级与技术创新;梁银笛,女,通信作者,湖南科技大学商学院博士研究生,研究方向为数字经济与产业升级,电子邮箱为lyd012610@163.com;黄姿,女,湖南科技大学商学院博士后研究人员,研究方向为数字经济与产业升级。

① 参见<http://finance.people.com.cn/n1/2023/0711/c1004-40033053.html>。

② 参见中国电子技术标准化研究院发布的《智能制造成熟度指数报告(2022)》。

级节点 381 个,接入企业 50.6 万家;移动物联网终端达 26.6 亿户,加快向“万物智联”发展^①。然而,由于在数据流通利用设施、算力供给、网络支撑、数据安全和隐私保护等方面仍存在一些突出问题,中国数据基础设施完善的空间还非常大^②。因而,不断推动数字基础设施建设很可能是促进智能制造发展的一条重要路径,而探究数字基础设施影响智能制造的基本规律是值得研究的重要课题。

一、文献综述

与本文主题密切相关的研究大致可以归纳为三类。

第一类文献从不同视角探讨了智能制造的影响因素。如 Musalekar 等^[3]研究发现,信息技术和智能技术应用是推动智能制造发展的重要因素;Gumbi 等^[4]研究表明,创新文化和知识能力是影响智能制造的先决条件;肖静华等^[5]的纵向案例分析发现,数字化和智能化创新是智能制造发展的两个关键因素;陈勇兵等^[6]的政策评价结果显示,《中华人民共和国劳动合同法》实施通过要素技能—资本互补等效应促进企业智能制造发展;余明桂等^[7]研究发现,人才引进政策通过增加工业机器人投资等机制推动制造业智能化。然而,上述文献并未回答基础设施建设如何影响智能制造发展。

第二类文献探讨了数字基础设施对产业转型升级的影响。何玉梅等^[8]认为,新型数字基础设施能够通过技术创新影响产业结构升级;沈和斌等^[9]评估了第三代移动通信(3G)网络建设的政策效果,结果表明数字基础设施通过提高创新效率等机制推动出口产业升级;袁航等^[10]研究发现,“宽带中国”试点政策既促进了服务业结构升级,还推动产业结构合理化;Wu 等^[11]研究发现,数字基础设施能够驱动企业数字化转型,其作用主要是通过改善企业经营状况、降低转型成本、激励内部创新等途径实现的^[12]。然而,上述文献并未回答数字基础设施建设是否能够促进企业智能制造发展。

第三类文献与本文主题最为相关,探讨了“宽带中国”试点这一基础设施建设如何影响智能制造。程广斌等^[13]研究发现,“宽带中国”试点政策主要通过技术创新和成本降低等机制促进企业智能制造发展。

综上所述,现有文献仍存在三个方面的局限。第一,就研究对象而言,尚未专题探究数字基础设施对智能制造的影响。实际上,智能制造是数字化和智能化有机融合的一种新兴产业形态,具有自身独特的发展规律;鉴于数字基础设施可以促进科技创新和优化资源配置^[14-15],因而,依据产业结构理论,数字基础设施很可能对智能制造产生重要的促进作用。第二,就影响机制而言,并未从生产要素配置视角系统探讨数字基础设施的影响机制。实际上,数据要素与技术要素是驱动智能制造发展的核心要素,而数字基础设施是数据要素价值释放和先进适应性技术推广应用的重要条件,会对智能制造发展产生重要影响。第三,就研究内容而言,并未涉及数据市场关键环节发展的可能影响。理论上,数据开放和数据交易等数据市场关键环节发展状况决定着数据要素的供给数量、质量及流动性,很可能会影响数字基础设施对智能制造的作用效果。

与现有文献不同,本文在产业结构理论框架下研究数字基础设施对智能制造的影响,并从要素配置视角探究数字基础设施影响智能制造发展的内在机制。进一步地,探讨数据开放和数据交易等数据市场关键环节发展状况在数据基础设施促进智能制造发展中的作用。本文可能的边际贡献主要体现在三个方面。一是在产业结构理论框架下较为系统地分析了数字基础设施对智能制造的影响,拓展了基础设施与产业升级的研究领域,也为推动智能制造发展提供了经验证据,是对现有研究的有益补充。二是在机制分析方面,从要素配置视角,探究数字基础设施如何通过数据要素价值实现机制、智能技术创新与应用机制作用于智能制造发展。这有助于加深对数字基础设施影响智能制造内在规律的认识和理解。三是结合数据市场关键环节不断发展的客观事实,探讨数据开放和数据交易等在数据基础设施促进智能制造发展中的作用。此外,本文从城市和行业两个维度考察数字基础设施对智能制造的异质性影响,丰富了基础设施与产业升级的研究内容,在政策层面更具明确的启示意义。

① 据国家 IPv6 发展监测平台统计数据,2023 年 2 月,中国移动网络 IPv6 占比达到 50.08%,首次实现移动网络 IPv6 流量超过 IPv4 流量的历史性突破,标志着中国推进 IPv6 规模部署及应用工作迎来了新的里程碑。

② 参见 2024 年 12 月 31 日国家发展和改革委员会、国家数据局等部门发布的《国家数据基础设施建设指引》。

二、制度背景和理论分析

(一)制度背景与政策实践

1. 数字基础设施的政策实践

数字基础设施是支撑数字经济发展的硬件设备、软件系统和网络设施等构成的基础性体系。近年来,中国数字基础设施建设发展面临重要机遇。国家层面出台了《“十四五”国家信息化规划》《“十四五”数字经济发展规划》《数字中国建设整体布局规划》《数字经济2024年工作要点》等文件,为加快数字基础设施建设提供了政策支持。在国家大力推动下,地方政府也加快区域数字基础设施建设规划。这一系列政策的实施,旨在更好地引导数字基础设施发挥其基础支撑、创新引领、融合带动的关键作用。

2. 智能制造的制度背景

智能制造是通过人与机器的紧密协作,实现生产过程的数字化和智能化。近年来,中国出台并实施了多项配套政策,如《中国制造2025》《智能制造发展规划(2016—2020年)》《高端智能再制造行动计划(2018—2020年)》《“十四五”智能制造发展规划》等。同时,工业和信息化部积极开展智能制造试点示范项目,并组织智能制造系统解决方案“揭榜挂帅”工作,以及智能工厂梯度培育行动。在相关配套政策推动下,制造业智能化水平持续提升。截至2025年,中国智能工厂建设已形成分层推进格局,累计建成3.5万余家基础级、8200余家先进级、500余家卓越级智能工厂,并培育出15家领航级智能工厂。领航级智能工厂发挥引领作用,推动企业由单一产品供给向“产品—服务—解决方案”一体化转型,并带动上下游1300余家企业协同升级,实现生产效率平均提升29%,产品不良率降低47%^①。

(二)数字基础设施与智能制造典型事实

从总体趋势来看,中国数字基础设施与智能制造发展水平呈现出明显上升态势。以互联网宽带接入端口数反映的数据基础设施发展水平逐年上升,由2014年的4.05亿个增长至2021年的10.18亿个,增长2.51倍^②。与此同时,智能制造装备产业规模由2014年的0.7万亿元增长至2023年的3.2万亿元,年复合增长率为18.38%^③。这初步验证了,随着数字基础设施建设水平的提高,中国智能制造也在迅速发展。

从细分行业来看^④,智能制造水平存在明显行业差异:资本密集型和技术密集型行业智能制造水平较高,如电器机械和器材制造业(C38)、仪器仪表制造业(C40)等。劳动密集型行业智能制造水平较低,如农副食品加工业(C13)、纺织业(C17)等。

数字基础设施水平存在明显的行业差异。信息类行业的数字基础设施水平较高;如计算机、通信和其他电子设备业(C39)等;这可能与行业技术属性有关。传统行业的数字基础设施水平差异较大。如铁路、航空航天和其他运输设备制造业(C37)水平较高,而食品制造业(C14)等水平较低。这可能与行业的特性与功能以及政策扶持有关。

(三)理论分析与研究假说

智能制造是数字化和智能化有机融合的新型制造方式。从要素配置视角来看,智能制造发展的关键在于促进数据要素价值实现以及智能技术创新与应用。数字基础设施能够提升要素质量和优化要素配置,很可能对企业智能制造产生影响。结合数字基础设施建设过程中数据开放(如政府公共数据开放)

① 参见 <https://www.chinanews.com/gsztc/2025/11-28/10523160.shtml>。

② 参见 https://www.miit.gov.cn/gxsj/tjfx/txy/art/2022/art_e8b64ba8f29d4ce18a1003c4f4d88234.html。

③ 参见 http://gxt.hunan.gov.cn/gxt/xxgk_71033/gzdt/rdjj/202307/t20230712_29398926.html。

④ 测算数据来源于企业层面的智能制造指数和城市层面的数字基础设施水平,所使用企业数据所对应的行业代码分类以2017年发布的《国民经济行业分类与代码》(GB/T 4754—2017)为标准,行业范围包括二分位制造业代码为C13~C43的30个行业(除去行业代码为C16的烟草制品业)。

与数据交易(如数据交易所建设)等数据市场关键环节不断发展的客观事实,本文构建理论框架探讨数字基础设施对智能制造的影响,如图1所示。

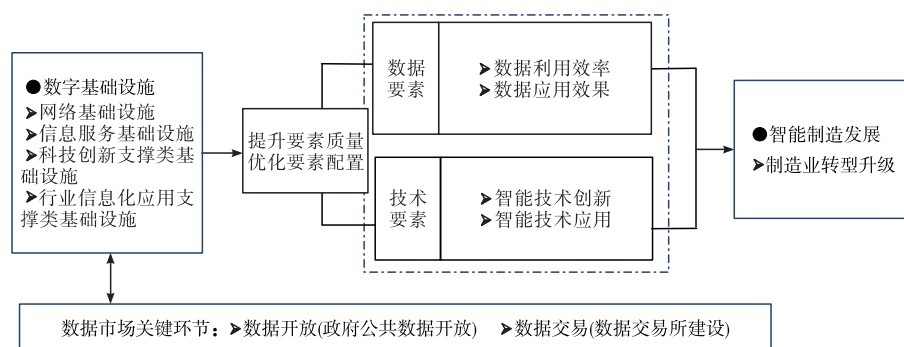


图1 本文理论分析框架

1. 数字基础设施对智能制造的影响

理论上,产业转型升级是要素资源从效率较低行业向较高行业转移的过程,表现为要素资源配置效率整体提高,受到技术研发和技术溢出等因素驱动^[16]^①。从微观层面看,作为产业(或企业)转型升级一种重要形态的智能制造,体现为企业研发、生产与管理等环节数字化和智能化水平的持续提升。

依据内生增长理论,基础设施是一项中间投入品,能够通过要素协同、技术溢出等效应推动经济增长^[17]。实际上,具有网络外部性、数字技术属性的数字基础设施,不仅是数据要素价值实现的重要前提,还能够促进先进适应性技术(包括数字技术和智能技术)的推广与应用。数字基础设施对上述两个方面的影响,既可以提高企业要素资源配置效率,还有助于提升企业数字化和智能化水平,进而促进智能制造发展。从生产要素视角来看,数字基础设施既有助于数据要素的价值实现,又有助于智能技术等要素的推广与应用,进而对智能制造产生重要影响。由此可以推测,数字基础设施可以通过数据要素价值实现、智能技术创新与应用等机制,促进智能制造发展。

第一,数据要素价值实现机制。依据产业结构理论,资源配置效率提高是产业(或企业)转型升级的关键驱动因素^[18]。数据基础设施建设带来的数据要素价值释放,能够缓解主体之间信息不对称问题、促进要素协同^[19],进而优化企业要素资源配置。由此可以推测,数字基础设施能够通过数据要素价值实现这一机制促进智能制造发展。数字基础设施可以从两个层面促进数据要素价值实现。其一,从数据利用过程看,数字基础设施能够提高数据利用效率。科技创新支撑类基础设施促进算力指数级增长,网络基础设施提供与计算能力高度匹配的网络支撑。算网高度协同实现并行计算,能够实时大规模处理复杂的数据问题,提高数据收集、处理与分析的效率。其二,从数据应用效果看,数字基础设施能够增强数据要素应用效果。信息服务基础设施在拓宽信息收集渠道基础上,将数据进行清洗与整合,能够减少数据分析过程中的噪声,提高数据分析结果准确性。行业信息化应用支撑类基础设施搭建的服务共享平台,将数据分析结果应用于企业生产、管理与服务等环节,能够打破数据孤岛,增强数据要素应用效果。

第二,智能技术创新与应用机制。依据产业结构理论,技术创新和技术溢出是推动产业转型升级的关键驱动力。数字基础设施的网络外部性不仅能够促进智能技术等先进适应性技术的推广与应用,还能够通过缓解研发环节信息不对称问题提高智能技术研发效率和成功率。由此可以推测,数字基础设施能够通过智能技术创新与应用这一机制促进智能制造发展。数字基础设施对智能技术创新与应用的影响主要表现在两个方面。其一,从技术创新角度看,数字基础设施能够促进智能技术创新。工业物联网等数字基础设施提供技术支撑平台和便捷的技术交流渠道,可以加快物联网、大数据、云计算、人工智能等多种通用性技术的深度融合,进而提高智能技术研发效率和成功率^[20]。其二,从技术应用角度看,数字基础设施能够推动智能技术的推广应用。数字基础设施不仅能够优化数据、算法和算力等布局,推

① 结构主义学派认为,经济系统产业结构变化对经济增长至关重要,而一个经济最优的产业结构由其要素禀赋结构内生决定。

动智能技术在制造业各行业普及与标准化^[21],还能够降低智能技术应用门槛。技术基础薄弱的企业可低成本获得技术支持,实现智能化应用程序的按需购置、快速部署和实时交付,从而促进智能技术推广应用。

综上所述,本文提出以下假设:

H1:数字基础设施能够促进企业智能制造发展。

H2:数字基础设施通过数据要素价值实现机制以及智能技术创新与应用机制,促进智能制造发展。

2. 数字基础设施、数据市场关键环节与智能制造

上述理论分析表明,在数据要素供给充分和自由流动的情况下,数字基础设施能够有效地促进智能制造发展。然而,由于中国数据要素市场仍存在数据产权界定难度大、数据价值难以有效衡量、数据交易体制机制待进一步完善等突出问题,数据要素供给并不充分,数据要素流动也还不自由。因此,数据开放和数据交易等数据要素市场^①关键环节的发展状况很可能会影响到数字基础设施对智能制造的作用效果。

中国政府非常重视数据要素市场建设,并采取了一系列举措推动数据开放与数据交易的发展。在数据开放方面,为了解决“不愿开、不敢开、不会开”的数据开放共享难题,国务院办公厅印发《关于加快公共数据资源利用的意见》,从制度建设、技术能力建设和全过程管理等方面提出了明确要求;国家数据局也采取六大举措,并制定配套政策,以加快公共数据资源开发利用。在数据交易方面,《关于构建数据基础制度更好发挥数据要素作用的意见》初步搭建起中国数据基础制度体系;中国持续推进数据交易市场建设,各级政府相继成立数据交易所,探索数据要素在金融、制造等多个场景中的应用。

理论上,数据市场关键环节的发展(包括数据开放和数据交易)可以从两个方面影响数字基础设施的作用效果。一方面,数据开放程度提高能够为数据基础设施提供更多高质量的数据资源。这既能更好地释放数据要素价值,进而提升企业各个环节要素资源配置效率,又为研发人员和技术改造提供了更为广泛的合作机会及资源,进而促进智能技术等先进适应性技术的创新和应用。可以推测,数据开放的上述影响都有助于更好地发挥数据基础设施在促进智能制造发展中的作用。另一方面,数据交易是数据要素市场的核心环节,对数据要素价值实现起着至关重要的作用。数据交易状况较好的地区,数据基础设施能够发挥在数据要素价值实现以及先进适应性技术创新与应用中的作用,进而更好地促进企业智能制造发展。

基于此,本文提出以下假设:

H3:数字基础设施对智能制造的促进作用受到数据市场关键环节发展的影响。

三、研究设计

(一) 计量模型

为了检验数字基础设施对智能制造的影响,本文构建如下计量模型:

$$IM_{i,t} = \partial_0 + \partial_1 DIG_{i,t} + \partial_2 X_{i,t} + \delta_i + \gamma_t + \epsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中,下标*i*表示企业,*t*表示年份;*IM_{i,t}*表示*i*企业在*t*时期的智能制造指数;*DIG_{i,t}*表示*i*企业在*t*时期的数字基础设施水平;*δ_i*表示企业固定效应;*γ_t*表示时间固定效应;*ε_{i,t}*为随机扰动项;*∂₀*表示常数项,*∂₁*和*∂₂*均为模型估计参数;*∂₁*是本文主要关心的系数,若*∂₁*显著为正,说明数字基础设施对智能制造具有显著的促进作用;*X_{i,t}*为控制变量,包括企业层面和城市层面两类变量,为了增强估计结果的稳健性,估计时将城市层面控制变量的数据匹配到企业层面。

① 数据开放和数据交易是数据市场发展的基础和核心,通过推动数据开放与数据交易的发展,能够打破数据垄断和信息孤岛,加速数据交易流通和促进数据高效配置利用。

(二)变量与数据说明

1. 核心解释变量: 数字基础设施的衡量

Bartik方法能够构建一个与地区数字基础设施水平相关又不受其他潜在干扰因素影响的变量^[22],有效剥离出数字基础设施建设的净效应,从而缓解模型内生性问题并提高估计准确性。参考Acemoglu等^[23]对工业机器人使用量的构造思路和沈坤荣等^[24]的做法,以各省份互联网接入端口数量的变化量与地区一行业层面计算机使用数量初始份额的内积构造Bartik变量,模拟不同年份各地区数字基础设施近似真实发展状况,加权测算得到数字基础设施建设水平。具体计算公式如下:

$$DIG_{c,t} = \sum_c [W_{c,t}^{2005} \times (Inf_{p,t} - Inf_{p,t-1})] \quad (2)$$

其中,下标 c 代表城市, p 代表省份; Inf 为构造数字基础设施指标的基础变量,以各省份互联网接入端口数量表示省份层面的数字基础设施建设水平; W 为外生权重,以期初各城市二位码行业层面计算机使用数量占全省的比重作为信息通信技术(ICT)普及程度的权重指数。

2. 被解释变量: 智能制造的衡量

借鉴王媛媛等^[25]的计算方法,选用经济合作与发展组织(OECD)数据库的投入产出数据,以投入产出分析法为基础,利用智能化产品投入计算得出不同行业直接消耗系数,再通过数据分解得到企业智能制造指数,具体步骤如下:

第一步,对作为投入品的智能化产业作出界定。从智能制造本质和特征出发,参照OECD分类方法将ICT产品制造业、ICT服务业和机械自动化产品制造业划分为智能化产业。

第二步,计算不同行业的直接消耗系数。根据OECD投入产出表,选取该表中横列的“计算机、电子和光学产品(C26)”“电信(J61)”“信息技术和其他信息服务(J62~J63)”“机械设备(C28)”等行业投入值作为智能化产品投入值,选取竖列中“食品、饮料和烟草”至“其他制造、机械设备的维修和安装”16个制造业行业的产出值^①,计算制造业各个分行业对这4类智能化产品投入的直接消耗系数。

第三步,消除不同行业技术效率差距的影响。不同行业的技术效率不同,为尽可能消除技术效率差距影响,得到1单位制造业分行业关于智能化产品的有效投入值,引入相对增加值率来衡量不同行业的技术效率。增加值率越高,表明行业投入产出效果越好,技术效率越高。

第四步,构造企业层面智能制造指数。借鉴王永钦等^[26]将行业层面数据分解到企业层面数据的思路^②,本文将各企业研发人员的数量占该企业所属行业研发人数总数的比值作为权重,加权测算得到企业层面的智能制造水平。经过数据分解,智能制造指数的计算公式如下:

$$IM = \sum a_{ij} \times TEA_j \times RS_{ij} \times 100 \quad (3)$$

其中, a_{ij} 表示制造业分行业对智能化产品的直接消耗系数; TEA_j 表示制造业分行业的相对增加值率; RS_{ij} 表示企业行业的研发人员数占该行业研发人员总数的比重。智能制造指数越高,表示单位产出所使用智能化产品有效数量越多,企业智能制造水平越高。

3. 控制变量

借鉴现有文献的做法,本文从企业和城市两个层面选取控制变量。企业层面控制变量主要包括资产负债率(LEV)、净资产收益率(ROE)、总资产周转率(ATO)、独立董事占比(IND)、长期获利能力(TOB)、上市年限(LIS)、股权集中度(TOP)、外部监督强度(INS)。城市层面控制变量主要包括经济发展水平(GDP)、金融发展水平(FIN)、人力资本水平(HUM)、传统基础设施水平(TRA)、地区产业结构(STR)。

① 具体包括OECD投入产出表中的C13、C16、C17、C19~C31等16个制造业行业。

② 需要说明的是,由于OECD与中国的行业分类标准不同,需先将行业进行匹配。本文根据《国民经济行业分类》(GB/T 4754—2017)与《上市公司行业分类指引》(2012版),将依照OECD标准划分的行业一一匹配至中国对应行业。在匹配过程中,存在一个OECD行业对应中国多个行业或者一个中国行业对应多个OECD行业的情形,处理方式为一对多中的多个行业进行加总,再取其算术平均值进行匹配。

4. 数据说明

考虑到数据的可获得性,本文样本区间设定为2005—2021年。研究所使用的上市公司数据来源于Wind数据库和中国经济金融研究(CSMAR)数据库。计算智能化产品的消耗系数原始数据来自OECD数据库。其他原始数据来自相关年度的《中国统计年鉴》《中国城市统计年鉴》和《中国科技统计年鉴》。其中,制造业上市公司隶属行业门类代码为C(制造业)^①。对部分缺失数据,采用年度均值替换法补齐。由于各指标的量纲、数量级及指标的正负取向均有差异,对初始数据做标准化处理;同时,为减轻异常值对估计结果可能带来的不利影响,对所有连续变量进行上下1%的缩尾处理。

主要变量的定义及描述性统计结果如表1所示。

表1 主要变量定义与描述性统计结果

变量类型	变量名称	变量符号	变量指标或测度方法	观测值数	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	智能制造	IM	企业层面的智能制造指数	23 733	0.142	0.212	0.002	2.860
核心解释变量	数字基础设施	DIG	城市层面的数字基础设施指数	23 733	268.953	28.034	16.094	896.665
企业层面 控制变量	资产负债率	LEV	企业当年年末总负债/年末总资产	23 733	0.327	0.219	0.007	0.655
	净资产收益率	ROE	(当期净利润/平均净资产)×100%	23 733	0.061	0.672	-0.759	0.379
	总资产周转率 (营运能力)	ATO	以营业收入/平均资产总额	23 733	0.587	0.493	0	2.455
	独立董事占比	IND	独立董事人数/董事会总人数	23 733	0.372	0.054	0.091	0.800
	企业长期 获利能力	TOB	企业市场价值与资本重置成本 之比	23 733	2.086	2.097	0.153	3.143
	上市年限	LIS	考察年份与企业上市年份的差 值,年	23 733	2.070	0.730	0.693	3.434
	股权集中度	TOP	上市公司第一大股东持股比例	23 733	0.347	0.145	0.029	0.900
地区层面 控制变量	外部监督强度	INS	机构投资者持股比例	23 733	0.277	0.253	0	0.767
	经济发展水平	GDP	城市人均生产总值,万元	23 733	8.258	4.570	2.005	21.549
	金融发展水平	FIN	城市金融机构贷款与金融机构存 款的比值	23 733	0.783	0.238	0.118	1.479
	人力资本水平	HUM	城市人均受教育年限,年	23 733	10.167	1.193	6.044	14.349
	传统基础设施	TRA	城市人均道路面积,平方米	23 733	9.477	11.732	5.020	44.296
	地区产业结构	STR	城市第二产业占国内生产总值 (GDP)的比值	23 733	0.399	0.170	0.094	0.531

四、实证结果和分析

(一)基准回归结果

为了避免自相关与异方差等问题的影响,本文所有回归均使用企业层面的聚类稳健标准误。数字基础设施影响智能制造的基准回归结果见表2。第(1)列为单变量检验以及未加入固定效应的回归结果,数字基础设施的系数在1%的水平下显著为正,说明数字基础设施建设越完善,企业智能制造水平越高,验证了数字基础设施能够促进企业智能制造发展。第(2)~(4)列分别加入企业和地区层面的控制变量及固定效应,回归结果显示,数字基础设施系数在1%的水平下显著为正,说明在控制其他影响因素后,数字基础设施建设仍然显著地促进了智能制造发展。结果表明,数字基础设施对推动企业智能制造发展具有积极作用,验证了本文的假说H1。

① 制造业是依据中国证券监督管理委员会《上市公司行业分类指引》(2012版)提供的行业代码而定。

(二)内生性讨论

1. 工具变量估计结果

合适的工具变量需要满足两个条件,既要与数字基础设施高度相关,又要与智能制造具有外生性。本文引入两个工具变量进行验证:

一是借鉴 Goldsmith-Pinkham 等^[27]的思路,采用移动份额法构造面板工具变量,即使用各城市 1984 年邮局数量乘以全国信息传输业固定资产投资增长率作为数字基础设施的工具变量(IV_1)。就相关性而言,1984 年各地级市的邮局数量用来衡量历史上各地区的数字基建程度,因而与核心解释变量紧密相关。就外生性而言,全国信息传输业固定资产投资增长率是国家层面生产力与效率提升的结果,并不直接影响本文企业智能制造水平,即与随机扰动项无关,满足外生性要求。

二是使用 Bartik 方法构造第二个工具变量(IV_2):

$$IV_{2,c,t} = \sum_c (W_c \times gNet_t) \quad (4)$$

其中, $gNet_t$ 表示省级层面的网民数量增长率,其余变量定义同前。

引入工具变量后两阶段最小二乘法(2SLS)的估计结果^①表明,第一阶段工具变量对数字基础设施的回归系数均在 1% 的水平下显著为正,满足相关性假设,且 F 统计量大于 10% 偏误水平下 16.38 的临界值,说明不存在弱工具变量问题。第二阶段估计结果表明,加入控制变量以后,内生变量数字基础设施的系数未发生明显变化,间接说明估计变量满足排他性约束,即工具变量是外生的。同时,从第二阶段估计结果可以看出,核心解释变量的系数均在 1% 的水平下显著为正,与基准回归中的结果无明显差异,证实了本文估计结果的稳健性。

2. 外生政策冲击

为了进一步排除其他政策冲击和不可观测因素的干扰,更好地识别数字基础设施影响企业智能制造的净效应,本文选取 2016 年开展的信息惠民试点城市设立作为一次准自然实验,采用双重差分法进行检验。2016 年,国家发展和改革委员会等 10 部门联合发布《推进“互联网+政务服务”开展信息惠民试点的实施方案》,提出通过加强数字基础设施建设实现政府数字化治理转型,很可能影响数字基础设施的建设。信息惠民试点城市设立旨在提升政府公共服务水平,较少受到企业智能制造水平影响,内生性问题相对较小。因此,可以将信息惠民试点城市设立视为对数字基础设施建设的冲击,检验其对企业智能制造发展的影响。具体模型设定如下:

$$IM_{i,t} = \varphi_0 + \varphi_1 DT_i \times Pol_t + \varphi_2 X_{i,t} + \varphi_3 [Z_i \times f(t)] + \delta_i + \gamma_t + \epsilon_{i,t} \quad (5)$$

其中, DT_i 表示处理组和对照组的分类样本,将所在地为信息惠民试点城市的上市公司作为处理组设为 1,否则为 0; Pol_t 表示政策时间虚拟变量,若在该政策出台之后的年份,设为 1,否则为 0; $DT_i \times Pol_t$ 为回归模型的核心解释变量;系数 φ_1 表示净效应。

为了避免控制事后变量导致估计结果存在的可能偏误,本文在模型中加入城市层面可能影响政策制定的前定变量 Z_i ,包括 2015 年各城市的互联网发展水平(INT)、城市创新水平(CRL)、城市化水平(URB)、人口密度(POD)、政府规模(GSC)5 个变量,并采用与时间趋势三阶多项式 $f(t)$ 的乘积项的形式

表2 基准回归估计结果

变量	(1)IM	(2)IM	(3)IM	(4)IM
DIG	0.257*** (40.950)	0.187*** (18.657)	0.069*** (4.864)	0.074*** (5.344)
控制变量	否	是	是	是
聚类到企业	否	是	是	是
时间固定效应	否	否	是	是
企业固定效应	否	否	否	是
观测值数	23 733	23 733	23 733	23 733
调整后的 R^2	0.066	0.106	0.143	0.773

注:1. () 内为 t 值。

2. *** 表示在 1% 的水平下显著。

3. 系数值为标准化后的回归结果。

① 篇幅限制,结果留存备索。

进行控制。

多期双重差分法的估计结果^①表明, $DT_i \times Pol_i$ 的系数在1%的水平下显著为正,说明相比于非试点城市,信息惠民试点城市能够更加显著地促进企业智能制造发展,即信息惠民试点城市建立通过提高地区数字基础设施水平,促进企业智能制造发展。此外,为了保证估计结果的可靠性,本文还对双重差分模型进行安慰剂检验,结果显示上述估计结果具有良好稳健性,前文的核心结论依旧成立。

为了进一步缓解内生性问题并分析数字基础设施对企业智能制造的动态影响,采用倾向得分匹配与双重差分相结合的方法(PSM-DID)进行检验。结果显示,估计系数为正且通过1%水平的显著性检验,说明相比于非试点城市,信息惠民试点城市的设立有效地促进了试点城市企业智能制造发展。数字基础设施建设对企业智能制造的促进效应在信息惠民试点城市设立当年开始显现。上述结果表明,在利用PSM-DID方法识别数字基础设施建设对企业智能制造的作用及动态影响后,本文结论依然成立。

(三)稳健性检验^②

为了尽可能确保本文上述估计结果的可靠性,本文通过对关键变量进行重新衡量、排除特殊城市影响、更换估计方法,纳入多维固定效应等方式,进行稳健性检验。

1. 数字基础设施的重新衡量

为了降低可能存在的测度误差,使用互联网普及率作为数字基础设施的替代变量重新进行回归。此外,选取长途光缆线路长度、移动电话交换机容量、工业机器人数量和互联网接入端口数4个维度的指标,采用熵权法确定各维度指标权重,通过加权得到各地区数字基础设施指标的替代变量。结果显示,数字基础设施的系数都为正且通过了1%水平的检验,证明本文结论具有稳健性。

2. 智能制造的重新衡量

采取文本分析法重新构建企业层面智能制造指数进行稳健性检验。具体而言,对制造业上市公司年报进行分析统计,得到57个与企业智能制造相关词汇在年报中出现的频率,用智能制造相关词汇频数总和衡量样本企业智能制造水平。结果显示,数字基础设施的系数仍在1%的水平下显著为正,与基准回归结果一致,表明前文基准回归结果具有较好的稳健性。

鉴于文本数据可能存在一定的噪声,而工业机器人是智能制造的基础装备,基于中国海关总署的进出口数据库,采用机器人进口数据作为智能制造指数进行估计。具体而言,以HS6位编码847950识别企业是否进口机器人,并将机器人进口数据进行企业一年度加总得到企业机器人数量。结果显示,数字基础设施的系数仍然显著为正,与基准回归结果保持一致,进一步证明本文结论具有稳健性。

3. 排除特殊城市影响^③

数字基础设施建设很可能受到不同城市资源倾斜与城市建设水平的影响,为了尽可能地减弱城市自身特征的影响,本文剔除上海、深圳、北京3个城市建设水平最高的城市以及重庆、天津两个直辖市的研究样本,重新进行回归分析。结果显示,数字基础设施的系数显著为正并通过1%水平的检验,数字基础设施对企业智能制造的影响仍然符合本文假设,进一步证实了基准回归结果的稳健性。

4. 更换估计方法

考虑到部分企业没有生产智能化产品,企业年报中也没有对智能制造进行披露,因而指标数据中有部分为0,为了尽可能地减少传统面板估计法可能导致估计结果产生偏差,借鉴Tenreiro等^[28]的研究方法,采用伪泊松最大似然法(PPML)重新估计。结果与主检验基本一致,表明基准回归结果具有可靠性。

① 篇幅限制,结果留存备案。

② 篇幅限制,结果留存备案。

③ 中国城市发展研究院发布的《城市建设水平综合评估报告》50强榜单中,上海、深圳、北京、广州、武汉、重庆、南京、天津、青岛、成都位列前十。

5. 纳入多维交互固定效应

在前文的动态固定效应模型基础上,加入省份、年份交互固定效应(省份固定效应与年份固定效应交互项)以控制省级层面随时间变化的不可观测效应,加入行业、年份交互固定效应(行业与年份交互项)以控制行业层面随时间变化的不可观测效应。结果显示,数字基础设施的系数均显著为正,表明本文的相关结论具有可靠性。

五、机制检验

(一)数字基础设施的影响

1. 模型与变量说明

前述理论分析表明,数字基础设施可以通过数据要素价值实现与加强智能技术创新应用推动企业智能制造发展。为验证以上影响机制是否成立,设定如下计量模型从两个层面进行检验。

$$Med_{i,t} = \omega_0 + \omega_1 DIG_{i,t} + \omega_2 X_{i,t} + \delta_i + \gamma_t + \epsilon_{i,t} \quad (6)$$

其中, $Med_{i,t}$ 表示机制变量,包括数据要素价值实现机制、智能技术创新与应用机制。这里主要关注 ω_1 ,若 ω_1 通过显著性水平检验,即验证了数字基础设施的影响机制存在。

数据要素价值实现机制变量的衡量,从数据利用效率、数据应用效果两个层面来反映^①。第一,采用文本分析法测算数据利用效率。基于上市公司披露年报,利用Python抓取数据要素利用效率的相关关键词^②,以相关关键词在年报中的出现次数,构造数据利用效率变量。具体而言,以数据利用效率相关关键词出现次数区间进行取值,当关键词出现次数 $x \geq 100$ 时取值为6,当 $100 > x \geq 80$ 时取值为5,当 $80 > x \geq 60$ 时取值为4,当 $60 > x \geq 40$ 时取值为3,当 $40 > x \geq 20$ 时取值为2,当 $20 > x$ 时取值为1,否则为0。第二,采用数字化转型指数衡量数据要素应用效果。以CSMAR数据库上市公司数字化转型研究数据库的企业数字化转型指数,表征企业数据应用效果^③。该指数越大,表明数据要素应用效果越好。

关于智能技术创新与应用机制变量的选取。第一,采用人工智能专利申请数衡量智能技术创新^④。该指标反映了企业智能技术的研发实力和创新能力,数量越多,表明企业智能技术创新水平越高。本文依据《关键数字技术专利分类体系(2023)》专利分类号——“人工智能”类技术编码,结合国家知识产权局的信息,搜索匹配每家公司每年的专利申请,筛选出“人工智能”数据进行统计。第二,采用工业机器人渗透度衡量智能技术应用。机器人渗透度反映智能技术在生产过程中精度、速度等方面的应用水平,该指标越大,意味着企业智能技术实际应用程度越高。具体而言,参考Acemoglu等^[23]的方法构造企业层面工业机器人渗透度指标。

第一步,计算行业层面工业机器人渗透度指标,记为 $PR_{i,t}$:

$$PR_{i,t} = MR_{i,t} / L_{i,2005} \quad (7)$$

其中, $MR_{i,t}$ 表示*i*行业*t*年的工业机器人存量, $L_{i,2005}$ 表示*i*行业2005年(基期)的就业人数。

第二步,构造企业层面工业机器人渗透度指标,记为 $CHF_{j,i,t}$:

$$CHF_{j,i,t} = PWP_{j,i,2006} \times PR_{i,2005} \quad (8)$$

其中, $PWP_{j,i,t}$ 表示制造业中*i*行业*j*企业2006年生产部门员工占比与制造业所有企业2006年生产部门员工占比中位数的比值。本文以此作为外生权重,将行业层面的工业机器人渗透度分解到企业层面。

① 依据前文的理论分析,数据价值实现程度主要体现在数据收集、处理与分析等过程中的数据利用效率上,以及数据要素应用在企业生产制造、运营管理与营销服务等环节所产生的应用效果。

② 参考《2021中国大数据产业发展白皮书》,将“大数据”“海量数据”“算力”“分布式文件”“数据预处理”“数据分析”“数据挖掘”“数据化”“机器学习”“可视化”“流式计算”“集中元式数据”“加密设备”作为反映数据利用效率的关键词进行检索。

③ 数字化转型指数量化评估了企业数字化活动的经济效应,数据要素在企业生产制造、运营管理与营销服务等环节的数字化转型过程中发挥着核心驱动作用,企业通过数据治理,提升数据价值及其可用性,影响了企业智能制造初始阶段数字化变革效果。

④ 人工智能为智能技术提供认知和决策能力,是运用智能技术实现智能化的核心手段。

2. 结果分析

第一,数据要素价值实现机制。表3第(1)列估计结果显示, DIG 的系数在1%的水平下显著为正,说明数字基础设施对数据利用效率提高具有显著的促进作用。第(2)列结果显示, DIG 的系数显著为正,说明数字基础设施对数字化转型产生了积极影响。验证了数字基础设施可以通过数据要素价值实现机制,促进企业智能制造发展。

第二,智能技术创新与应用机制。表3第(3)(4)列估计结果显示,核心解释变量 DIG 的系数在1%的水平下显著为正,说明数字基础设施对于人工智能专利申请数、工业机器人渗透度都具有显著提升作用,即数字基础设施建设有利于促进企业智能技术创新与应用。这验证了数字基础设施能够通过智能技术创新与应用机制,促进智能制造发展。

表3 数字基础设施的影响机制估计结果

变量	数据要素价值实现		智能技术创新与应用	
	(1)数据利用效率	(2)数据应用效果	(3)智能技术创新	(4)智能技术应用
DIG	0.050*** (2.963)	0.042** (2.093)	0.228*** (8.986)	0.222*** (7.812)
观测值数	23 733	23 733	23 733	23 733
调整后的 R^2	0.428	0.177	0.704	0.054

注:1. ()内为 t 值,标准误差聚类到企业层面。

2. **和***分别表示在5%和1%的水平下显著。

3. 系数值为标准化后的回归结果。

4. 时间和企业固定效应已控制,控制变量估计结果留存备索。

(二)数据市场关键环节的影响

1. 模型与变量说明

为检验数据市场关键环节在数字基础设施推动企业智能制造发展过程中的作用,本文采取构造交互项的方式进行检验。具体计量模型如下:

$$IM_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 DIG_{i,t} + \beta_2 DIG_{i,t} \times Data_i + \beta_3 Data_i + \beta_4 X_{i,t} + \delta_i + \gamma_t + \epsilon_{i,t} \quad (9)$$

$$Med_{i,t} = \tau_0 + \tau_1 DIG_{i,t} + \tau_2 DIG_{i,t} \times Data_{i,t} + \tau_3 Data_{i,t} + \tau_4 X_{i,t} + \delta_i + \gamma_t + \epsilon_{i,t} \quad (10)$$

其中, $Data_1$ 表示数据开放水平(DOP), $Data_2$ 表示数据交易水平(DDE), β_2 为数字基础设施与数据开放、数据交易交互项的估计系数,若 β_2 显著为正,说明数据市场关键环节发展显著地强化了数字基础设施对智能制造的促进作用。

式(10)检验数据开放与数据交易是否会强化数字基础设施的影响机制^①。该式重点关注 τ_2 ,若 τ_2 显著为正,说明数据开放水平和数据交易水平提高显著强化了数字基础设施的影响机制。

数据开放水平的衡量^②。鉴于复旦大学和国家信息中心数字中国研究院发布的“中国开放数林指数”^③是中国首个专注于评估政府数据开放水平的专业指数,具有权威性,本文使用该指数作为衡量地区数据开放水平的代理变量。设置虚拟变量 DOP_1 ,将开放数林指数地级市五十强的地区设为1,否则为0。

数据交易水平的衡量^④。数据交易所是数据要素流通交易的核心载体,集中了地区内大量的数据交易活动,能够促进数据供求双方高效对接,是数据交易水平的重要体现。因此,将城市是否设立数据交易所作为衡量地区数据交易水平的代理变量。具体做法是,构造地区虚拟变量 DDE_1 ,若企业所在地成立

① 此处是为了探讨数据市场关键环节对数字基础设施影响机制的作用强度和作用方向,在模型中引入交互项的研究目标与异质性检验不同。

② 为了增强估计可靠性,将是否被列为政府公共数据开放平台试点作为衡量地区数据开放水平代理变量(DOP_2)进行稳健性检验。

③ 该指数的指标体系包括准备度、平台层、数据层、利用层4个维度及下属多级指标,能够较为系统地评估数据开放水平。

④ 本文还将是否被列为数据交易平台试点城市作为衡量地区数据交易水平的代理变量,进行稳健性检验。这样处理是基于如下考虑:与具有更高专业性的数据交易所相比,数据交易平台试点城市更注重通过政策手段加强引导,以推动特定城市内数据交易市场的培育与发展,为检验数据交易市场培育效果提供了经验证据。构造试点虚拟变量(DDE_2),若企业所在地为试点城市则设为1,否则为0。

数据交易所则设为1,否则为0。

2. 影响分析

第一,数据开放的影响。表4第(1)(2)列报告了数据开放水平的影响估计结果。交互项 $DIG \times DOP$ 的系数在1%的水平下均显著为正,说明数据开放水平提高显著增强了数字基础设施对智能制造发展的促进作用。这表明,对于浙江、广东和上海等数据开放水平较高的地区来说,数字基础设施的完善更好地促进了智能制造发展。上述结论的重要政策含义是,对于青海、甘肃和宁夏等数据开放水平相对较低的省份,应出台明确的数据开放政策,建立数据开放激励机制,推动数据资源共享和利用,更有效地发挥数据开放在数字基础设施推动智能制造发展过程中的重要作用。

表4 数据开放与数据交易的影响估计结果

变量	加入数据开放变量		加入数据交易变量	
	(1) DOP_1	(2) DOP_2	(3) DDE_1	(4) DDE_2
DIG	0.092*** (8.066)	0.080*** (5.129)	0.036** (2.111)	0.092*** (7.782)
$DIG \times DOP$	0.021** (2.113)	0.054*** (5.914)		
DOP	-0.014 (-1.429)	-0.056*** (-4.961)		
$DIG \times DDE$			0.013 (1.329)	0.006 (0.529)
DDE			-0.054*** (-5.300)	0.037*** (3.436)
观测值数	23 733	23 733	23 733	23 733
调整后的 R^2	0.146	0.147	0.774	0.147

注:1.()内为 t 值,标准误差聚类到企业层面。

2.**和***分别表示在5%和1%的水平下显著。

3.系数值为标准化后的回归结果。

4.时间和企业固定效应已控制,控制变量估计结果留存备案。

第二,数据交易的影响。表4第(3)(4)列报告了数据交易水平的影响估计结果。交互项 $DIG \times DDE$ 的系数都为正但不显著,说明数据交易水平提高没有显著影响数字基础设施对智能制造发展的推动作用。一方面,数据交易市场建设尚处于初始阶段规模较小,积极作用尚未显现。数据显示,2023年中国数字经济核心产业增加值为12万亿元,数据生产总量为32.85ZB,而数据交易额只有0.12万亿元^①。在建设初期,数据交易不合规也增加了数据交易风险和数据购买成本,进一步减弱企业购买需求,从而影响数据价值变现,限制了数字基础设施的投资与建设动能。另一方面,数据交易保障机制尚不完善。交易中心之间交易规则 and 标准不统一,引发数据交易市场秩序混乱与市场壁垒,数字基础设施无法充分整合各类数据资源,影响数据可用性,不利于智能制造水平提高。

3. 机制检验

第一,数据开放的影响机制。表5第(1)(2)列结果显示,交互项 $DIG \times DOP$ 的系数值显著为正,说明数据开放程度提高显著增强了数字基础设施的数据要素价值实现机制。这表明,对于浙江、广东等数据开放程度较高的地区来说,数字基础设施更好地促进了数据要素价值实现。数据开放程度提高缓解了数据孤岛现象^②,不同部门和机构中的数据得以流动和共享,有助于强化数字基础设施算网协同能力,这

① 赛智产业研究院数据显示,从数据市场规模来看,2023年,中国数字经济核心产业增加值为12万亿元,数据生产总量为32.85ZB,而数据交易额只有0.12万亿元,可见,数据资源规模很大,但是数据交易和数据产品化严重不足。

② 复旦大学数字与移动治理实验室《中国地方公共数据开放利用报告(2024)》数据显示,中国开放的有效数据集总量从2017年的8398个增至2024年37万个,8年增长了44倍。同时,中国地方政府数据开放平台从2017年的20个增至2024年7月的243个,覆盖81.84%的省份。

提升了数据可用性和数据质量,进而增强了数据应用效果。第(3)(4)列结果显示,交互项 $DIG \times DOP$ 的系数显著为正,说明数据开放程度提高显著增强了数字基础设施的智能技术创新与应用机制。这表明,对于甘肃、青海等数据开放程度较低的省份来说,数字基础设施的智能技术创新与应用机制相对较弱^①。人工智能、机器学习等智能技术创新与应用高度依赖大量数据进行模型训练和优化,数据开放程度提高能够提供更为丰富的数据资源,从而表现为数字基础设施更好地发挥了在智能技术等适应性技术创新与应用中的作用。

第二,数据交易的影响机制。表5第(5)(6)列结果显示,交互项 $DIG \times DDE$ 的系数不显著,说明数据交易水平提升并未显著强化数字基础设施的数据要素价值实现机制;相较于贵州和山东等数据交易水平较高的省份来说,甘肃和宁夏等数据交易水平较低省份数字基础设施的数据要素价值实现效果并无显著差异。对此可能的解释是:数据交易标准化不足和平台监管不力等^②,导致交易数据质量不高,这增加了数据基础设施处理数据的复杂性和成本,因而数据基础设施并未促进山东等数据交易水平较高省份的数据价值实现。第(7)(8)列的结果显示,交互项 $DIG \times DDE$ 的系数值不显著,说明数据交易水平提高并未显著强化数字基础设施的智能技术创新与应用机制;对于山东和贵州等数据交易水平较高省份,数据基础设施的智能技术创新与应用机制并未明显好于数据交易水平较高地区。对此可能的解释是:数据交易领域的法律法规不完善、数据权属界定不清晰等问题使得数据交易中存在诸多风险和法律纠纷(如数据泄露、数据滥用、非法交易等),不利于发挥数据基础设施在促进智能技术创新与应用中的作用,因而在数据交易水平较高省份,数据基础设施的智能技术创新与应用机制并未明显更好。

表5 数据市场关键环节影响机制的估计结果

变量	加入数据开放变量				加入数据交易变量			
	(1)数据利用效率	(2)数据应用效果	(3)智能技术创新	(4)智能技术应用	(5)数据利用效率	(6)数据应用效果	(7)智能技术创新	(8)智能技术应用
DIG	0.033** (1.985)	0.054*** (2.714)	0.165*** (15.262)	0.216*** (8.374)	0.066*** (2.841)	0.162** (2.567)	0.075** (2.380)	0.325*** (14.003)
$DIG \times DOP$	0.100*** (11.805)	0.067*** (6.545)	0.116*** (14.060)	0.139*** (11.503)				
DOP	-0.059*** (-6.185)	-0.033*** (-2.887)	-0.211*** (-19.558)	-0.185*** (-13.568)				
$DIG \times DDE$					0.012 (1.314)	-0.017 (-1.129)	-0.018 (-1.028)	0.009 (1.045)
DDE					-0.038** (-2.509)	-0.007 (-0.207)	0.005 (0.316)	-0.061*** (-4.655)
观测值数	23 733	23 733	21 800	18 561	23 733	23 733	18 423	18 561
调整后的 R^2	0.432	0.178	0.338	0.065	0.158	0.476	0.041	0.391

注:1. ()内为*t*值,标准误差聚类到企业层面。
2. **和***分别表示在5%和1%的水平下显著。
3. 系数值为标准化后的回归结果。
4. 时间和企业固定效应已控制,控制变量估计结果留存备索。

六、异质性分析

不同的城市类型及行业特征,可能造成数字基础设施对智能制造的影响效果有所差异^[29]。本文从不同城市类型和不同行业特征两个方面讨论数字基础设施的异质性影响。采用学术界通常做法,在式

① 基于洞见数智联邦平台(Insight One)框架开发的省级政务数据开放平台,利用区块链和隐私计算技术,保证数据的不可篡改、可溯源性与安全共享,为企业提供了多样化且高质量的数据源,通过技术共创等方式加速可信智能技术在智慧政务、智慧金融等领域的创新应用,为企业提供了智能化应用解决方案。
② 一是国家标准与地方实践脱节,虽然国家发布了《信息技术数据交易服务平台通用功能要求》等标准,但地方标准与国家标准尚未完全衔接,导致跨区域交易的互操作性差;二是行业间标准化的差异,不同行业对数据质量、权属的定义不统一。

(1)中加入数字基础设施与城市类型和行业特征的虚拟变量的交互项。计量模型如下:

$$IM_{i,t}=\vartheta_0+\vartheta_1DIG_{i,t}+\vartheta_2DIG_{i,t}\times H_{i,t}+\vartheta_3H_{i,t}+\vartheta_4X_{i,t}+\delta_i+\gamma_t+\epsilon_{i,t}$$
 (11)

其中, $H_{i,t}$ 为异质性虚拟变量集,具体表示城市数据安全程度(SAF)及城市要素禀赋优势(CAD)两个城市特征的虚拟变量,以及行业技术复杂度(TC)和行业竞争度(HHI)两个行业特征虚拟变量, ϑ_2 为数字基础设施与虚拟变量交互项的估计系数,表示由城市类型及行业特征差异导致的异质性影响。

(一)城市数据安全程度的异质性

理论上,数据安全能够为数据开放和数据交易提供保障,更有利于发挥数字基础设施对智能制造的促进作用。可以推测,数字基础设施对数据安全程度较高城市智能制造的促进效果更为显著。参考戴魁早等^[30]的做法,采用《大数据蓝皮书:中国大数据发展报告》大数据安全指数衡量城市数据安全程度。具体而言,引入虚拟变量SAF,将高于该指数中位数地区划分为数据安全程度较高的城市,SAF设为1;将低于中位数地区划分为数据安全程度较低的城市,SAF设为0。

表6第(1)列结果显示,交互项DIG×SAF的系数在1%的水平下显著为正,说明在数据安全程度较高的城市,数字基础设施对智能制造的促进作用更明显。这表明,对于北京、广东、浙江等数据安全程度较高的省份,数字基础设施更好地加速了制造业企业智能化转型。这个结论的重要政策含义是,对于西藏、青海、海南等数据安全程度较低的省份来说,地方政府需采取政策措施提升区域内数据安全程度,以更好地发挥数字基础设施在制造业企业智能化转型中的作用。

表6 异质性检验估计结果

变量	城市层面异质性		行业层面异质性	
	(1)城市数据安全程度	(2)城市要素禀赋	(3)行业技术复杂度	(4)行业竞争度
DIG	0.145*** (6.051)	0.164*** (11.607)	0.449*** (21.289)	0.237*** (16.850)
DIG×SAF	0.111*** (4.939)			
SAF	-0.016*** (-3.945)			
DIG×CAD		0.103*** (9.046)		
CAD		-0.070*** (-13.753)		
DIG×TC			-0.207*** (-11.911)	
TC			0.121*** (14.597)	
DIG×HHI				0 (-0.029)
HHI				-0.013* (-1.949)
观测值数	23 733	23 733	23 733	23 733
调整后的R ²	0.757	0.759	0.760	0.757

注:1.()内为t值,标准误聚类到企业层面。

2.*和***分别表示在10%和1%的水平下显著。

3.系数值为标准化后的回归结果。

4.时间和企业固定效应已控制,控制变量估计结果留存备索。

(二)城市要素禀赋的异质性

依据要素禀赋理论,具有资本禀赋优势的地区,能够更好地配置要素资源,制造业转型升级的基础较好、难度较小。由此可以推测,对于具有资本禀赋优势的城市来说,数字基础设施能够更好地促进智能制

造发展。以资本劳动比来衡量地区是否具有资本禀赋优势^①。具体而言,以城市资本存量与劳动人数的比值计算资本劳动比,并引入虚拟变量 CAD ,将高于中位数城市划为资本禀赋优势城市,即具有资本禀赋优势城市 CAD 设为1;否则设为0。

表6第(2)列估计结果显示,交互项 $DIG \times CAD$ 的系数显著为正,说明具有资本禀赋优势的城市,数字基础设施对智能制造的促进作用更为明显。这表明,对于上海、广州、深圳等具有资本禀赋优势的城市,不仅制造业转型升级的难度较低,还能够投入更多资源用于研发和推广应用数字化技术、智能化技术及装备,因而,能够更好地发挥数字基础设施在智能制造发展中的作用。这个结论的重要政策含义是,对于贵州、云南、青海等资本劳动比较低的省份来说,政府需加强采取相应政策措施,改善资本禀赋状况,以更好地发挥数字基础设施对智能制造的促进作用。

(三)行业技术复杂度的异质性

行业技术复杂度反映了行业生产的专业化水平以及对技术型资本的使用密集程度。行业技术复杂度越高,技术创新和改造(包括数字技术和智能技术)的难度越大以及利用数字基础设施的要求越高,转型难度越大。由此可以推测,数字基础设施对技术复杂度较高行业智能制造的促进作用可能较弱。为了进行验证,基于各二位码行业产品的出口结构计算行业技术复杂度^②。在此基础上,引入虚拟变量 TC ,将高于技术复杂度中位数的行业划分为技术复杂度较高行业, TC 设为1;将低于中位数的行业划分为技术复杂度较低行业, TC 设为0。

表6第(3)列结果显示,交互项 $DIG \times TC$ 的系数在1%的水平下显著为负,说明相较于技术复杂度较高行业,数字基础设施对技术复杂度较低行业智能制造发展的积极作用更为显著。一是技术复杂度较高行业,技术创新和技术改造难度大,多数企业尚未完成数字化转型,与智能化技术融合还处在初级阶段,数字基础设施的积极作用尚未完全显现;二是纺织业(C17)及纺织服装、服饰业(C18)等技术复杂度较低的行业,转型难度较小,数字基础设施的积极影响较为明显。这个结论的政策含义是,政府需根据不同行业技术特性分类施策,充分发挥数字基础设施促进技术创新和技术改造的积极作用,以更好地推动智能制造发展。

(四)行业竞争程度的异质性

依据市场结构理论,不同行业竞争程度下,行业内企业研发或应用新技术(包括数字化技术和智能化技术)获取竞争优势的动力和行为存在明显的差异。因而,在不同竞争程度的行业中,企业借助数字基础设施实现智能制造发展的意愿、能力和行为可能存在差异。由此可以推测,数字基础设施对不同竞争程度行业内企业智能制造发展的影响程度也可能不同。为了验证,这里采用赫芬达尔指数来衡量二位码制造业行业竞争度,并引入虚拟变量(HHI)刻画不同竞争程度行业。具体而言,将低于赫芬达尔指数中位数的行业划分为竞争度较高行业, HHI 设为1;将高于中位数行业划分为竞争度较低行业, HHI 设为0。

表6第(4)列结果显示,交互项 $DIG \times HHI$ 的系数并不显著,说明数字基础设施对不同竞争程度行业的影响没有明显差异。这表明,相较于铁路、航空航天等运输设备制造业等竞争度较低行业,数字基础设施对农副食品加工业等竞争度较高行业智能制造发展的促进作用更小,这与理论预期不同。对此可能的解释是:竞争度较高行业内企业更有意愿利用数字基础设施进行技术改造(包括数字化技术和智能化技术)以获取竞争优势,然而这类企业利润率相对较低,制约了技术改造能力,这会抵消数字基础设施对竞争度较高行业数字技术和智能技术的推广应用效果。这个结论的重要政策含义是,政府需要为竞争程度不同行业技术改造提供配套的支持政策,以更好地发挥数字基础设施在促进智能制造发展中的作用。

① 用于生产活动的要素种类很多,比如自然资源、人口、物质资本和人力资本、企业家才能等,但是经济学家最关注(物质)资本和劳动两种生产要素,最初的比较优势理论也基于这两种生产要素的相对富裕程度来说明国际贸易产生的原因,因此首先衡量资本与劳动的禀赋优势。

② 各国使用的行业分类体系及二位码标准主要基于国际标准产业分类(ISIC)框架,各国在此产业分类框架下根据自身经济特点进行调整和补充,因而具有一致性和国际可比性。本文基于 ISIC 标准,根据各国官方行业对应表进行匹配,在匹配过程中,若某国分类更为细化,则将细分代码归并为两位码后再进行对应。

七、主要结论与政策启示

本文结合中国制造业亟须向智能制造这一主攻方向转型升级的现实背景,探讨了数字基础设施对智能制造的影响,理论分析了数字基础设施对智能制造的影响机理,以及数据市场关键环节发展状况在这一过程中的作用。在此基础上,结合中国2005—2021年城市数据和上市公司数据,运用多种计量方法对理论预期进行了验证。本文的主要研究结论包括四个方面。一是数字基础设施显著促进了中国智能制造发展。二是数据市场关键环节的发展状况影响了数字基础设施对智能制造的促进作用。具体而言,数据交易水平提高强化了数字基础设施对智能制造的促进作用,而数据交易水平提高的促进效果并不明显。三是数字基础设施可以通过数据要素价值实现机制以及智能技术创新与应用机制推动智能制造发展。进一步地,数据开放水平提高强化了数字基础设施的数据要素价值实现机制以及智能技术创新与应用机制,而数据交易水平提高对数字基础设施影响机制的作用并不明显。四是异质性分析表明,在数据安全程度较高城市、具有资本禀赋优势城市和技术复杂度较低行业,数字基础设施对智能制造的促进作用更为显著,而对不同竞争程度行业的智能制造影响差异不大。本文的研究结论具有如下重要的政策启示:

第一,高度重视数字基础设施对智能制造的促进效应,着力强化数字基础设施促进数据要素价值实现以及加强智能技术创新应用的积极作用。首先,夯实数字基础设施支撑体系。加大5G、物联网、工业互联网等建设部署,为企业提供软硬件完备的数字基础设施支持。推动大型数据中心有序建设,升级改造小型数据中心,引导通用数据中心、超算中心、边缘数据中心等合理梯次布局。其次,促进数据要素高效流通与价值释放。提升综合运用大数据技术深度挖掘和分析数据的能力,完善数据安全管理体系和应急响应机制,确保数据利用过程安全可靠。再次,推动智能技术创新与产业化应用。鼓励组建合作联盟,开展联合研发活动,支持产学研合力突破人工智能、大数据、云计算等关键技术瓶颈。大力推动工业机器人、智能检测、智能控制等智能装备研发与产业化。加强智能技术在智能工厂、智能车间、智能供应链等制造业各环节的深度融合应用。

第二,注重数据市场关键环节的培育与发展,将数字基础设施建设与推动数据市场关键环节发展相结合。首先,夯实数据开放支撑体系。构建安全可控的数据流通基础设施,融合隐私计算、区块链、数据授权等多种技术能力,建设可信数据空间。其次,加强数据质量标准化体系建设,推进数据采集和接口标准化。在此基础上,建立健全数据交易和流通规则。制定全国统一的数据交易、数据安全标准体系,促进数据多场景应用、多主体复用。同时,拓展数据应用场景与供需对接。深入挖掘企业实际数据需求,加强数据应用场景创新与拓展,实现数据资源高效供给。此外,推进数据分类分级保护制度。根据数据流通范围、影响程度、潜在风险等因素,建立数据分类分级授权使用规范,保障数据安全畅通。

第三,基于各城市与各行业特征及优势,探索数字基础设施差异化建设战略。首先,加强数据安全保障。打造龙头企业引领的特色化数据安全产业集群,培育第三方检测、评估等数据安全服务机构,推动数据安全产品与基础软硬件适配发展,增强数据安全内生能力。其次,明确区域比较优势和发展定位。结合地区资本与人才要素禀赋,明确自身在数字基础设施建设方面的比较优势,加强建设管理部门协作联动,科学布局并合理规划建设重点,制定详细建设时间表和路线图。再次,充分发挥不同技术特性优势。推进人工智能、新材料新能源等领域全链条、一体化关键核心技术攻关,同时支持传统行业开展创新发展专项行动,促进传统行业原材料、工艺装备等技术创新。最后,增强不同竞争程度行业转型动力。加大设备采购奖励、贷款贴息、保险和融资租赁补贴等力度,激励竞争程度较高行业内的企业加强智能化技术改造。

参考文献:

- [1] Krugman P. The new economic geography, now middle-aged [J]. *Regional Studies*, 2011, 45(1): 1-7.
- [2] 王海, 闫卓毓, 郭冠宇, 等. 数字基础设施政策与企业数字化转型: “赋能”还是“负能”? [J]. *数量经济技术经济研究*, 2023, 40(5): 5-23.

- Wang H, Yan Z Y, Guo G Y, et al. Digital infrastructure policy and digital transformation of enterprises: “empowerment” or “negative energy”? [J]. *Journal of Quantitative & Technological Economics*, 2023, 40(5): 5-23.
- [3] Musalekar D, Patalas-Maliszewska J. Modelling smart machining process towards intelligent manufacturing: a case study[J]. *IFAC-PapersOnline*, 2024, 58(19): 784-788.
- [4] Gumbi L, Twinomurinzi H. SMME readiness framework for smart manufacturing adoption using critical realism: knowledge and construction phase[J]. *Journal of Innovation & Knowledge*, 2025, 10(2): 100665.
- [5] 肖静华, 吴小龙, 谢康, 等. 信息技术驱动中国制造转型升级: 美的智能制造跨越式战略变革纵向案例研究[J]. *管理世界*, 2021, 37(3): 161-179.
- Xiao J H, Wu X L, Xie K, et al. IT-driven transformation of Chinese manufacturing: a longitudinal case study on leap-forward strategic change of midea intelligent manufacturing[J]. *Journal of Management World*, 2021, 37(3): 161-179.
- [6] 陈勇兵, 李辉, 林雄立. 劳动保护与企业智能制造转型: 来自机器人进口的证据[J]. *数量经济技术经济研究*, 2023, 40(6): 133-152.
- Chen Y B, Li H, Lin X L. Employment protection and intelligent manufacturing: evidence from imports of robots[J]. *Journal of Quantitative & Technological Economics*, 2023, 40(6): 133-152.
- [7] 余明桂, 贺蒙蒙, 张萌萌. 人才引进政策、劳动力优化配置与制造业智能化[J]. *中国工业经济*, 2024, 42(5): 116-134.
- Yu M G, He M M, Zhang M M. Talent introduction policies, optimal labor allocation and manufacturing intelligence [J]. *China Industrial Economics*, 2024, 42(5): 116-134.
- [8] 何玉梅, 赵欣灏. 新型数字基础设施能够推动产业结构升级吗: 来自中国 272 个地级市的经验证据[J]. *科技进步与对策*, 2021, 38(17): 79-86.
- He Y M, Zhao X H. Does the new digital infrastructure contribute to the upgrading of industrial structure: evidence from 272 cities in China[J]. *Science & Technology Progress and Policy*, 2021, 38(17): 79-86.
- [9] 沈和斌, 邓富华. 数字基础设施建设对出口产业升级的影响研究[J]. *中国软科学*, 2023, 38(12): 59-69.
- Shen H B, Deng F H. Research on the impact of digital infrastructure construction on export industry upgrading [J]. *China Soft Science*, 2023, 38(12): 59-69.
- [10] 袁航, 夏杰长. 数字基础设施建设对中国服务业结构升级的影响研究[J]. *经济纵横*, 2022, 38(6): 85-95.
- Yuan H, Xia J C. Research on the impact of digital infrastructure construction on the upgrading of China's service industry structure[J]. *Economic Review Journal*, 2022, 38(6): 85-95.
- [11] Wu W Q, Wang S Q, Jiang X, et al. Regional digital infrastructure, enterprise digital transformation and entrepreneurial orientation: empirical evidence based on the broadband China strategy [J]. *Information Processing & Management*, 2023, 60(5): 103419.
- [12] Li M, Wang Z Q, Shu L H, et al. Broadband infrastructure and enterprise digital transformation: evidence from China [J]. *Research in International Business and Finance*, 2025, 73(PB): 102645.
- [13] 程广斌, 李玮, 赵川. 信息基础设施建设与企业智能制造: 基于“宽带中国”试点的证据[J]. *经济体制改革*, 2024, 42(2): 193-200.
- Cheng G B, Li Y, Zhao C. Information infrastructure construction and enterprise intelligent manufacturing: evidence from the “broadband China” policy [J]. *Reform of Economic System*, 2024, 42(2): 193-200.
- [14] Rauch J E, Trindade V. Ethnic Chinese networks in international trade [J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2002, 84(1): 116-130.
- [15] 史丹. 数字经济条件下产业发展趋势的演变[J]. *中国工业经济*, 2022, 40(11): 26-42.
- Shi D. Evolution of industrial development trend under digital economy [J]. *China Industrial Economics*, 2022, 40(11): 26-42.
- [16] 刘国武, 李君华. 数字经济发展对产业结构转型升级的影响: 基于需求端视角[J]. *当代经济科学*, 2024, 46(1): 104-116.
- Liu G W, Li J H. The digital economy and China's structural transformation: a demand-side perspective [J]. *Modern Economic Science*, 2024, 46(1): 104-116.

- [17] Romer P M. Increasing returns and long-run growth[J]. *Journal of Political Economy*, 1986, 94(5): 1002-1037.
- [18] 干春晖, 郑若谷, 余典范. 中国产业结构变迁对经济增长和波动的影响[J]. *经济研究*, 2011, 46(5): 4-16.
Gan C H, Zheng R G, Yu D F. An empirical study on the effects of industrial structure on economic growth and fluctuations in China[J]. *Economic Research Journal*, 2011, 46(5): 4-16.
- [19] Cong L W, Xie D X, Zhang L T. Knowledge accumulation, privacy, and growth in a data economy[J]. *Management Science*, 2021, 67(10): 6480-6492.
- [20] 肖潇, 杨斯淇. 智能制造赋能新质生产力: 逻辑机理与实践指向[J]. *湖南科技大学学报(社会科学版)*, 2024, 27(6): 85-91.
Xiao X, Yang S Q. Intelligent manufacturing empowers new quality productive forces: logical mechanism and practical direction[J]. *Journal of Hunan University of Science and Technology (Social Science Edition)*, 2024, 27(6): 85-91.
- [21] 周杰琦, 陈达, 夏南新. 人工智能的绿色发展效应: 技术赋能和结构优化[J]. *当代经济科学*, 2023, 45(5): 30-45.
Zhou J Q, Chen D, Xia N X. Green development effects of artificial intelligence: technological empowerment and structural optimization[J]. *Modern Economic Science*, 2023, 45(5): 30-45.
- [22] Bartik T J. Who benefits from state and local economic development policies? [M]. Kalamazoo: Upjohn Institute for Employment Research, 1991: 282-287.
- [23] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [24] 沈坤荣, 林剑威, 傅元海. 网络基础设施建设、信息可得性与企业创新边界[J]. *中国工业经济*, 2023, 41(1): 57-75.
Shen K R, Lin J W, Fu Y H. Network infrastructure construction, information accessibility and the innovation boundaries of enterprises[J]. *China Industrial Economics*, 2023, 41(1): 57-75.
- [25] 王媛媛, 张华荣. G20国家智能制造发展水平比较分析[J]. *数量经济技术经济研究*, 2020, 37(9): 3-23.
Wang Y Y, Zhang H R. Comparative analysis on the G20 countries intelligent manufacturing development level[J]. *Journal of Quantitative & Technological Economics*, 2020, 37(9): 3-23.
- [26] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场: 来自制造业上市公司的证据[J]. *经济研究*, 2020, 55(10): 159-175.
Wang Y Q, Dong W. How the rise of robots has affected China's labor market: evidence from China's listed manufacturing firms[J]. *Economic Research Journal*, 2020, 55(10): 159-175.
- [27] Goldsmith-Pinkham P, Sorkin I, Swift H. Bartik instruments: what, when, why, and how[J]. *American Economic Review*, 2020, 110(8): 2586-2624.
- [28] Tenreiro S, Silva J S. The log of gravity[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2005, 88(4): 641-658.
- [29] 杨翹楚, 余典范. 数字基础设施建设对服务业“鲍莫尔成本病”的影响研究: 来自中国地级及以上城市的经验证据[J]. *当代经济科学*, 2024, 46(5): 32-46.
Yang Q C, Yu D F. Research on the impact of digital infrastructure construction on Baumol's cost disease in the service industry: empirical evidence from Chinese cities[J]. *Modern Economic Science*, 2024, 46(5): 32-46.
- [30] 戴魁早, 王思曼, 黄姿. 数据交易平台建设如何影响企业全要素生产率[J]. *经济学动态*, 2023, 64(12): 58-75.
Dai K Z, Wang S M, Huang Z. How the construction of data trading platform affects firms' TFP? [J]. *Economic Perspectives*, 2023, 64(12): 58-75.

编辑: 郑雅妮, 高原

Digital Infrastructure and the Development of Intelligent Manufacturing

DAI Kuizao, LIANG Yindi, HUANG Zi

School of Business, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China

Summary Intelligent manufacturing has become a key direction for the transformation and upgrading of the global manufacturing sector. China's economy is currently at a critical stage of transformation and upgrading. From an international perspective, China remains in the second tier of intelligent manufacturing development, with a considerable gap between itself and first-tier countries, namely the United States, Japan, and Germany. It is therefore imperative to advance intelligent manufacturing to seize the commanding heights of technological innovation. From a theoretical perspective, as a strategic cornerstone in the construction of Digital China, digital infrastructure exhibits features and advantages such as network externalities and embedded digital technology attributes. It constitutes a fundamental condition for realizing the value of data as a factor of production and facilitates the diffusion and application of advanced adaptive technologies, thereby potentially exerting a profound influence on the development of intelligent manufacturing. However, existing literature lacks a dedicated examination of the impact of digital infrastructure on intelligent manufacturing, and its potential effects have received limited attention.

This paper provides a theoretical analysis of the impact of digital infrastructure on intelligent manufacturing in China, its underlying mechanisms, and the role of key links in the data market in this process. Using panel data on Chinese listed companies from 2005 to 2021, the two-way fixed-effects model is employed for empirical testing. The results indicate that digital infrastructure development significantly promotes the development of intelligent manufacturing, and this finding remains robust across multiple robustness checks. The effect operates primarily through two channels: the value realization of data elements and the innovation and application of intelligent technologies. The development of key links in the data market, including data openness and data trading, affects the effectiveness of this impact. Specifically, greater data openness strengthens the positive effect of digital infrastructure on intelligent manufacturing, whereas the role of data trading is not statistically significant. Further analysis shows that data openness enhances both the value realization mechanism of data elements and the intelligent technology innovation and application mechanism, while data trading does not significantly reinforce these channels. Heterogeneity analysis reveals that the positive effect of digital infrastructure is more pronounced in cities with higher levels of data security and stronger capital endowments, as well as in industries with lower technological complexity. In contrast, no significant differences are observed across industries with varying levels of market competition.

The marginal contributions of this study are threefold. First, it offers a systematic examination of the relationship between digital infrastructure and intelligent manufacturing within the framework of industrial structure theory, thereby extending the literature on infrastructure and industrial upgrading and providing empirical evidence for the development of intelligent manufacturing. Second, from the perspective of factor allocation, it identifies and empirically tests the mechanisms through which digital infrastructure promotes intelligent manufacturing—namely, the value realization of data elements and intelligent technology innovation and application—thereby deepening the understanding of the underlying transmission channels through which digital infrastructure affects intelligent manufacturing. Third, by incorporating the fact that key links in the data market, such as data openness and data trading, evolve during the development of digital infrastructure, this study examines how these links shape the effectiveness of digital infrastructure in promoting intelligent manufacturing. It further explores heterogeneity across both urban and industrial dimensions, enriching the existing literature on infrastructure and industrial upgrading and offering more targeted policy implications.

Overall, the findings confirm the significant role of digital infrastructure in promoting intelligent manufacturing and provide useful insights for strengthening digital infrastructure development and advancing intelligent manufacturing in China.

Keywords digital infrastructure; intelligent manufacturing; technological innovation; industrial upgrading; factor allocation; data market; data openness; data trading