

人工智能与制造业韧性:内在机制与实证检验*

刘鑫鑫¹ 韩先锋²

(1. 西安邮电大学经济与管理学院,陕西 西安 710061;

2. 昆明理工大学管理与经济学院,云南 昆明 650504)



内容提要:面对国内外多重超预期因素冲击,探究人工智能如何影响制造业韧性对推动制造业高质量发展具有重要意义。本文将人工智能纳入提升制造业韧性分析框架,从抵抗力、恢复力、革新力三个维度构建制造业韧性指数,并利用2006—2020年中国省级面板数据检验人工智能对制造业韧性的影响机制。结果表明:①人工智能能够显著促进制造业韧性提升,该结论经内生性处理和稳健性检验后仍然成立;②人工智能对制造业韧性的促进作用存在明显的异质特征,在信息基础设施水平较高、对外开放程度较低和中部地区更为显著;③人工智能不仅可以直接增强制造业韧性,还能通过促进产业专业化集聚和提升自主创新能力的方式间接对制造业韧性产生积极影响,而产业多样化集聚和模仿创新的传导路径还不明显;④人工智能对制造业韧性的影响具有正向边际效率递增的非线性动态演化特征,但这种网络效应主要体现在东部地区,中西部地区则表现出正向“N”型的门槛特征。本研究为新发展格局下政府和企业更好地释放人工智能赋能红利以及提升制造业发展韧性提供了重要启示。

关键词:人工智能 制造业韧性 产业集聚 自主创新

中图分类号:F062.9; F426 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2023)11—0048—20

一、引言

制造业是立国之本、强国之基,为了加快实体经济发展、构建现代化产业体系和实现经济高质量发展,国家审时度势做出“制造业高质量发展”的重大战略部署,而制造业安全稳定是实现制造业高质量发展的基本前提。维护全球产业链供应链韧性和稳定是推动世界经济的重要保障,二十大报告明确指出,着力提升产业链供应链韧性和安全水平。目前,中国已拥有门类齐全、独立完整、实力雄厚的制造体系,但仍存在关键技术受制于人、产品附加值低、自动化程度不高等系列问题,面临随时“断链”的风险,提升制造业韧性成为亟需解决的重点问题。然而,理论界很少关注制造业韧性,多数学者探究了经济韧性的内涵和测度(Martin等,2015^[1];Holl,2018^[2]),对于如何提升经济韧性也仅集中于人力资本(胡艳和张安伟,2022)^[3]、产业多样化(徐圆和邓胡艳,2020)^[4]、空间集聚(陈安平,2022)^[5]等传统要素,忽略了人工智能这一新型要素产生的赋能作用。人工智能作为新一轮产业革命的核心驱动力,呈现出深度学习、人机协同、群智开放、自主操控等技术特征,持续为经济增长、创新发展、产业升级等赋能,可能会成为提升制造业韧性的新动能。遗憾的

收稿日期:2023-02-20

* 基金项目:陕西省社会科学基金项目“人工智能赋能陕西省制造业韧性的机理、效应和路径研究”(2023D015);国家自然科学基金一般项目“人工智能加速赋能制造业创新升级的演化机制及实现路径研究”(20BGL010)。

作者简介:刘鑫鑫,女,讲师,博士,研究方向是数字经济与产业经济,电子邮箱:xyjglxx@163.com;韩先锋,男,校聘教授,博士,研究方向是数字化创新,电子邮箱:hanxianfeng2008@163.com。通讯作者:韩先锋。

是,现有文献没有对人工智能与制造业韧性的内在关联给出正面回应,尚不清楚人工智能提升制造业韧性的传导机制,也无法判断人工智能对制造业韧性是否具有网络效应。因此,系统分析人工智能对制造业韧性的内在机制与影响效应,对于充分释放人工智能赋能红利以及增强制造业发展韧性具有重要的理论价值和现实意义。

目前人工智能与制造业韧性关系的直接研究还很少见,但多数学者已经证实人工智能在提升制造业生产效率(孙早和侯玉琳,2021)^[6]、优化制造业就业结构(Acemoglu和Restrepo,2020^[7];蔡跃洲和陈楠,2019^[8])及促进制造业改革创新(Liu等,2020^[9];孟凡生等,2022^[10])等方面的重要作用,侧面为人工智能赋能制造业韧性提供了证据。与本研究联系最为紧密的一支文献是分析数字经济对经济韧性的影响,张春敏(2021)^[11]、毛丰付等(2022)^[12]从区域层面指出,数字经济能够优化经济结构,提高城市提前预测灾害、恢复经济秩序、积累抗灾经验等能力;单宇等(2021)^[13]、陈俊华等(2023)^[14]从企业层面证实,数字技术能够在危机情境下推动资源的变革和升级,加快企业对危机变化的主动响应和适应性重构;朱金鹤和孙红雪(2021)^[15]、刘莉和陆森(2023)^[16]进一步提出,数字经济可以通过提高人力资本水平、扩大金融规模、激发技术创新等方式增强经济韧性。可见,部分学者从不同角度肯定了数字经济对经济韧性的提升作用,但人工智能赋能作用是否与数字经济相似,该效应是否适用于制造业行业等尚不得而知。

综合来看,现有文献对经济韧性研究已经得出了一些有益结论,但很少有学者考虑人工智能对制造业安全稳定的赋能效应,对于人工智能是否以及如何影响制造业韧性尚未有清晰认识。因此,本文基于2006—2020年中国30个省份面板数据,从理论和实证层面探究人工智能影响制造业韧性的赋能作用。本文的边际贡献主要有:第一,基于演化韧性的思想解析制造业韧性内涵,从抵抗力、恢复力和革新力三个维度构建制造业韧性指标体系,测度省级层面制造业韧性指数,为制造业韧性相关研究提供数据支撑;第二,将人工智能这一新型要素纳入提升制造业韧性分析框架,系统研究人工智能赋能制造业韧性提升的直接作用、异质影响及网络效应,为人工智能助推制造业韧性提升提供理论支持和经验证据;第三,深度挖掘人工智能提升制造业韧性的传导渠道,从促进产业集聚和驱动科技创新两个途径进行验证,为人工智能背景下提升制造业韧性提供路径参考。

二、理论分析与研究假设

1. 人工智能赋能制造业韧性的直接作用机制

“韧性”最早出自于物理学科的工程韧性,它假设系统存在单一的均衡稳态,认为系统受到外力变形后具有恢复至原始状态的能力。Holling(1973)^[17]将其引入生态学科,提出生态韧性的概念,他强调系统存在多重均衡,生态系统遭受扰动后会由原始的均衡进入另一个均衡状态。然而,社会经济长期处于动态的非均衡过程中(李连刚等,2019)^[18],工程韧性和生态韧性的均衡观不适合社会经济系统,故而越来越多的学者从动态演化的视角将韧性引申到经济学领域(Martin,2012^[19];Boschma,2015^[20];徐圆和邓胡艳,2020^[4]),衍生出演化韧性的概念,指出系统会不断调整自身结构来适应外部冲击,最终推动系统可持续发展。考虑到制造业发展呈现持续动态的非均衡特征,本文将借助演化韧性的思想,结合制造业高质量发展的现实要求,将制造业韧性界定为:制造业在面对复杂的外部冲击和危机时能够维持系统稳定或迅速适应冲击,恢复到原始均衡态势,并通过革新系统结构探索出一条更优发展路径的能力。具体可将其分为制造业抵抗外部冲击维持自身稳定、制造业受到冲击后恢复到初始状态、制造业调整产业结构以探索新发展路径三个连续过程。基于此,本文将结合人工智能呈现的渗透性、替代性、协同性和创造性的技术经济特征(蔡跃洲和陈楠,2019)^[8],在技术-经济范式理论分析框架下,从这三个过程阐释人工智能增强制造业韧性的影响机制。其中,渗透性体现为人工智能对制造业原始运行方式的改变;替代性表现为人工智能

对劳动资本的就业替代;协同性反映为人工智能提高了资源要素的配合效率;创造性表现为人工智能与制造业的融合催生出新产业、新业态和新模式。

第一,人工智能提高了制造业的抵抗能力。一方面,人工智能强化了制造业的风险防控能力。基于人工智能的自学习和仿真技术,制造业企业可以对未来走向与风险投资进行成本和收益预测分析(李廉水等,2020)^[21],做出正确科学的投资决策,有效控制了决策风险。同时,人工智能强大的储存和计算功能能够对海量用户产生的消费信息进行数据分析,预测市场走势,使企业生产供给与市场需求精准匹配,显著降低了制造业面临的市场风险。另一方面,人工智能增强了制造业抵御冲击的能力。动态能力理论认为,为了适应快速变化的环境,企业会持续开发、调配和重组内外部技术或资源,以保持稳步发展。人工智能则是企业应对内外部冲击的重要手段,对内,人工智能的动态监控系统可以从企业运营的实时数据中捕捉流程故障,对于设备运行异常情况和人员违规操作及时做出反应;对外,人工智能能够时刻感知外部环境的变化,利用自身储存的知识对外部信息进行分析,并基于实际情况辅助制造业企业及时制订最优的解决方案。而且,借助智能管理系统,制造业企业能够有效实现可视化管理,合理规划全产业链的生产安排,科学调配上下游资源要素,保障企业资金、人力、物资等资源的持续供给,从而提高了制造业的抗风险能力。

第二,人工智能加速了制造业的生产恢复。人工智能贯穿制造业全流程,实现了自动化和智能化生产,助力制造业产能的有序恢复。产前,人工智能通过算法分析企业经验数据,制订出高效合理的需求规划、产能规划、采购规划等,显著优化了资源要素配置(温湖炜和钟启明,2021)^[22];产中,人工智能通过机器学习不断完善生产流程,工厂设备可以24小时自动运转,促使产线能效达到最大;产后,人工智能通过感官识别可以完成自动分拣、运送、配送等智慧物流作业,大幅度提高了生产效率。另外,人工智能表现出明显的成本优势,缓解了企业复工复产的资金压力。具体表现为:人工智能能够完成程序性、重复性的任务,代替部分低技能劳动力的工作岗位(Acemoglu和Restrepo,2020)^[7],根据摩尔定理可知,ICT硬件的相对价格会持续下降,由此使得人工智能的替代效应会在一定程度上降低企业生产成本;而且,人工智能还能够实时监管员工的作业情况,提高劳动生产效率,有效节省了企业在人力方面的开支。此外,人工智能的人机交互系统通过识别关键词就能解释个体的文字和语言,使得企业内部交流更加智慧、便捷,明显降低了企业信息交流的成本。

第三,人工智能促进了制造业的转型革新。首先,将人工智能与制造技术结合的智能工厂,实现了制造业流程线全程可视,工厂订单信息数字化管理,生产工艺参数明显优化,能够处理一系列结构复杂的产品生产,且云检测平台可以对产品瑕疵自动判读,显著提升了产品质量,加快推进传统制造业的转型升级。其次,长尾理论认为,人工智能革新了传统生产模式,制造业不再是大规模地批量生产,企业可以接受来自全球的个性化定制订单,并及时整合供应链上下游资源,统一进行订单数据处理,根据消费者的实际需求和个人喜好,对部件进行定制化制作,从而实现了大规模的个性化、定制化、柔性化生产(唐晓华和迟子茗,2021)^[23],推动传统制造业向新型高附加值产业转型。最后,人工智能技术对传统机械化设备和生产工艺进行智能化改造,显著提高了制造业企业设备性能,降低生产过程中能源的不必要消耗(张万里和宣畅,2022)^[24],废水、废气、废渣等污染物的排放量也大幅度减少,且基于智能监控、智能预警等人工智能技术,企业能够实时按照生产现场的污染源强度、设备运行状态、仪器仪表显示数据等参数完成动态的资源调配,促使整个生产过程的资源利用达到最大,污染物排放控制在最低水平,促进制造业的绿色转型。

因此,本文提出以下假设:

H₁:人工智能能够显著促进制造业韧性提升。

2. 人工智能赋能制造业韧性的间接传导机制

人工智能直接促进制造业韧性提升的同时,还会通过促进产业集聚和驱动科技新闻间接作用

于制造业韧性。

基于促进产业集聚的传导机制。面对复杂多变的外部环境,产业集聚成为保持产业韧性发展的重要途径(贺正楚等,2023^[25];胡志强等,2021^[26])。产业集聚理论提出,资源共享、技术外溢、区位优势等产生的外部性是推动产业集聚的主要来源,而人工智能的数据分析、智能计算、深度学习和自主决策等技术特征,能够成为激发产业集聚的内在动力。一方面,人工智能通过促进产业专业化集聚提升制造业韧性。工业区理论指出,企业会选择成本最低的地区投资发展,从而引发相应企业的不断聚集。而人工智能强化了同类企业的集聚效应,其通过复杂的算法能够精准计算企业在不同地区的投资成本,帮助企业做出明智的投资决策,然而同类企业的成本结构具有相似性,在区域红利的驱使下,同行业企业会选择在成本优势明显的地区集聚。另外,人工智能强大的数据管理能力使其能够将全球资源信息整合分析,形成了巨大的要素供需数据库,为了低成本获取行业的资源要素,同行业企业之间倾向于以产业聚集的方式,通过设备共享、人力共享、资金共享、技术共享和服务共享实现共同发展。与此同时,产业专业化集聚能够显著增强制造业韧性,依据马歇尔外部经济理论,同行业企业集聚带来的专业化优势能够降低企业成本,缓解制造业恢复生产的资金压力,且当某个环节出现故障时,相似组件能够快速代替,保障制造业产业链的稳定运转(Martin和Sunley,2015)^[27]。进一步,同类企业集聚也会产生激烈的竞争,为获取差异化竞争优势,其争相开展改造革新活动,推动制造业产业结构的调整升级。另一方面,人工智能通过促进产业多样化集聚提升制造业韧性。人工智能的出现增强了企业之间的技术经济联系,加快了信息在企业之间的流动传播,当某个企业由于地区优势获得快速发展时,在技术外溢吸引下会通过前向关联和后向关联推动产业链上各类企业的靠近,促进产业多样化集聚的形成(谭玉松等,2023)^[28]。此外,人工智能应用引发了生产生活方式的深刻变革,在需求引致作用下,企业对创新的要求越来越高,创新思维的产生则需要大量交叉学科的隐性知识支撑。由雅格布斯外部性理论可知,行业间的差异化和多样化更有助于知识溢出,从而推动不同产业以集聚方式展开协同创新。与此同时,产业多样化集聚显著提升了制造业韧性,它不仅能够促进制造业和服务业协同联动发展,推动企业价值链延伸,形成多元化经营形态,缓解外部冲击带来的负面影响,而且能够促使互补性知识交叉融合(贺正楚等,2023)^[25],加快制造业领域核心技术攻关,降低对国外技术的依赖,增强制造业抵抗风险能力。因此,本文提出以下假设:

H_{2a}:人工智能可以通过促进产业专业化集聚间接增强制造业韧性。

H_{2b}:人工智能可以通过促进产业多样化集聚间接增强制造业韧性。

基于驱动科技创新的传导机制。中国制造业长期以来核心技术受制于人,在遇到冲击的时候经常面临着技术壁垒的威胁。由内生增长理论可知,提升科技创新能力是保障制造业可持续发展的重要途径,而人工智能作为新一轮科技革命核心引擎,驱动着科技创新能力的提升。一方面,人工智能通过提高模仿创新能力提升制造业韧性。人工智能具有记忆、储存、处理知识的功能,它不仅能够将杂乱无章的分布式、碎片化信息凝练整理成知识体系(孟凡生等,2022)^[10],而且能通过对隐性知识提取标签信息,降低其不可编码性,促使隐性知识的显性表达,显著拓宽了知识溢出效应,提高了研发人员的吸收能力,使其能够尽快消化引进技术并进行模仿创新,产生符合中国制造业实际的产品、工艺和方法。与此同时,模仿创新带来的技术和模式改进,明显优化了企业的资源配置、生产流程和组织管理,促使制造业企业在面对冲击时能够合理安排生产,快速调配资源,及时应对外部环境变化,从而推动企业生产经营的平稳运行。另一方面,人工智能通过提高自主创新能力提升制造业韧性。自主创新是对未知领域的探索,面临着许多市场不确定性,而人工智能极大提高了制造业收集信息和处理信息的能力,它能及时捕捉用户需求,通过神经网络算法处理大量的跨领域数据,预测分析消费者的创新需求并将其反馈至研发环节。研发人员则能借助人工智能技术模拟

创新过程,且经过不断积累经验,制订最优的创新方案,生产出满足大众需求的新产品,有效打破了需求和研发之间的壁垒,提高了研发部门自主创新能力。与此同时,技术观的企业核心能力理论认为,自主创新有利于制造业企业形成自主核心技术,打造自身核心竞争优势,使企业不再受技术断链的威胁,显著增强了企业抵抗外部冲击能力。另外,自主创新加快了制造业部门的技术革新,实现要素驱动向创新驱动的动力转型,推动产业结构做出适应性调整,探索出适合新发展格局的发展路径(徐圆和邓胡艳,2020)^[4],从而加速实现制造业韧性的可持续。因此,本文提出以下假设:

H_{2c} :人工智能可以通过提高模仿创新能力间接增强制造业韧性。

H_{2d} :人工智能可以通过提高自主创新能力间接增强制造业韧性。

3. 人工智能赋能制造业韧性的动态网络机制

人工智能作为新一代信息技术的重要组成部分,呈现出明显的网络效应。梅特卡夫定律认为,网络价值随着网络技术的发展呈现指数增长趋势,这就意味着人工智能对制造业韧性的赋能作用并不是简单的线性影响,而是在不同阶段表现出明显的非线性动态演化特征。

初期,人工智能的应用将劳动力从程式化工作中解放出来,显著提高了制造业劳动生产效率。但由于人工智能技术水平有限,尚不能完成多变环境的识别以及复杂问题的处理,且引进成本也相对较高,低回报高投入的特征使得很多企业放弃投资人工智能。同时,人工智能属于新型科技,与其相匹配的高端人才、工艺设备等相对缺失,制造业企业对于人工智能的应用需要一定的适应期,故而这一阶段人工智能与制造业融合效应不佳,限制了人工智能对制造业韧性的促进作用。中期,人工智能基础设施、技术水平、应用规模均得到了扩展,其“自感知、自控制、自学习”等核心功能被激发,人工智能逐渐渗透到制造业各环节,传统的人工作业、人工调度和人工管理的模式被颠覆,生产流程实现了自动化,生产效率显著提高,加快了制造业复工复产的速度。同时,这一时期人工智能技术的提高使得很多智能功能被开发,制造业能够时刻感知外部环境的变化,借助智能决策系统迅速做出响应,显著提高了制造业抵抗风险的能力。后期,人工智能在制造业领域的应用场景不断丰富,通过机器学习可以实现智能分拣、智能决策、设备健康监测等,通过声纹识别和视觉识别可以实现产品质量检测与产品缺陷修复,通过复杂的神经算法可以创建数字孪生过程以及定制化生产,人工智能与制造业的融合进一步加深。这一阶段,人、机、物、系统全面连接,衍生出来个性化定制服务、产业链协同、数字化研发设计、自动化生产制造等多种新模式,人工智能对制造业韧性的促进作用呈现爆发式增长。因此,本文提出以下假设:

H_3 :人工智能对制造业韧性呈现正向边际效率递增的非线性动态影响。

三、研究设计

1. 变量定义

(1)被解释变量:制造业韧性(IR)。目前,学术界对于制造业韧性的测度尚未形成统一的标准,大部分学者选择经济实际增长水平与其未受到冲击的预期水平之间的差值(胡志强等,2021^[26];李兰冰和刘瑞,2021^[29]),及产业链增加值与总投入的比值等单一指标来简单刻画(贺正楚等,2023)^[25]。然而,制造业韧性是涵盖制造业抵御力、恢复力、演化力等多维能力的综合体(张伟等,2023^[30];蔡乌赶和许凤茹,2022^[31]),单一指标难以全面反映出其重要内涵。因此,本文在已有研究基础上,结合制造业韧性的内涵界定和过程分解,将制造业韧性归纳为抵抗力、恢复力和革新力三方面能力。其中,抵抗力是指制造业在面对冲击时能够维持系统稳定,表现为制造业防范风险以及承受损失的能力;恢复力是指制造业受到冲击后能够快速适应冲击并再次恢复经济,表现为制造业适应冲击以及修复经济的能力;革新力是指制造业遭受冲击后能够自我优化升级、开拓出新的发展路径,表现为制造业转型升级和开拓创新的能力。基于此,本文从抵抗力、恢复力和革新力

三个维度选取 19 个细分指标构建制造业韧性综合指标体系,具体指标如表 1 所示。考虑到熵值法具有计算简单、客观准确的特点,本文将采用熵值法测度 2006—2020 年中国 30 个省份的中国制造业韧性指数,为明晰核心解释变量对制造业韧性的弹性影响,对该指数做对数化处理。

表 1 制造业韧性综合指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	衡量指标	方向
抵抗力	防范能力	外资风险度	外商及港澳台商工业企业资产/工业企业总资产	负向
		技术依存度	工业企业技术引进经费与技术购买国内经费之和/工业企业研究与试验发展(R&D)内部经费	负向
		企业国有化	国有控股工业企业资产/工业企业总资产	正向
	承受能力	主营业务利润率	制造业营业利润/制造业主营业务收入	正向
		企业亏损率	制造业亏损总额/制造业利润总额	负向
		企业规模	制造业资产总额	正向
恢复力	适应能力	产业结构基础	高技术产业主营业务收入/制造业主营业务收入	正向
		保供稳价效果	工业生产者出厂价格	负向
	修复能力	物质资本投入	制造业全社会固定资产投资	正向
		人力资本投入	制造业平均用工人数/总就业人数	正向
		劳动生产效率	工业增加值/制造业平均用工人数	正向
		创新产品增利	工业企业新产品销售收入/工业企业开发新产品经费	正向
革新力	转型能力	服务化转型	生产性服务业城镇单位就业人数/制造业城镇单位就业人数	正向
		高端化转型	高技术产业新产品销售收入/工业企业新产品销售收入	正向
		数字化转型	电子信息制造业主营业务收入/制造业主营业务收入	正向
		绿色化转型	能源消耗总量/工业增加值	负向
	创新能力	创新潜力	工业企业 R&D 人员全时当量	正向
		创新投入	工业企业 R&D 内部经费/制造业主营业务收入	正向
		创新贡献	工业企业有效发明专利申请数	正向

(2)核心解释变量:人工智能(AI)。国内有关人工智能数据相对匮乏,Liu等(2020)^[9]、唐晓华和迟子茗(2021)^[23]、谭玉松等(2023)^[28]选取工业机器人安装密度相关指标来表征,然而该指标仅体现了人工智能在工业领域的应用,且最初机器人仅有一般操作功能,具有智能算法的机器人在2015年前后才开始投用(陈楠和蔡跃洲,2022)^[32]。因此,为了全面反映人工智能的技术水平和应用范围,本文借鉴董直庆等(2023)^[33]、陈楠和蔡跃洲(2023)^[34]的做法,从专利的视角来刻画人工智能。具体做法为:依据《人工智能中国专利技术分析报告》对人工智能类别的划分,选取深度学习、语音识别、自然处理、计算机视觉、智能驾驶、云计算和智能机器人七类技术为关键词,在PatentHub全球专利数据库中检索出2006—2020年中国30个省份的人工智能专利申请数,考虑到某些地区的人工智能专利申请数为0,故以人工智能专利申请数加1的自然对数来表征。

(3)中介变量。为验证人工智能影响制造业韧性的传导机制,本文从促进产业集聚和驱动科技创新两个途径选取相关的中介变量。

1)产业集聚水平。根据产业间的关联性,可将产业集聚细分为专业化集聚和多样化集聚两种方式,专业化集聚是指相同或相似产业在地理空间上的集聚,而多样化集聚则指不同业务范围的经营主体在地理空间上的集聚,不同的集聚方式产生的影响机制可能存在差异,故本文分别构建产业

专业化集聚和产业多样化集聚两个指标。目前对于集聚测度的方法有赫芬达尔指数、区位熵指数、EG 指数等,考虑到区位熵指数可以消除地区间的差异,本文采用该方法测度产业专业化集聚 (*sagg*),具体为: $sagg_{it} = (ES_{it}/E_{it}) / (ES_t/E_t)$,其中 ES_{it} 代表 i 省份 t 年的工业增加值, E_{it} 代表 i 省份 t 年的地区生产总值, ES_t 代表 t 年的全国地区生产总值, E_t 代表 t 年的全国工业增加值。有关产业多样化集聚的测度,本文借鉴 Castaldi 等(2014)^[35]的做法,将产业多样化集聚 (*dagg*) 定义为: $dagg_{it} = \sum_{j=1}^n p_{ij} \ln(1/p_{ij})$,其中 n 代表行业总数, p_{ij} 代表 i 省份 t 年 j 行业的制造业平均用工人数占 i 省份 t 年全行业的占比。

2) 科技创新能力。从动力来源看,科技创新模式有模仿创新和自主创新,模仿创新是对引进外来技术消化吸收再创造的过程,而自主创新是从 0 到 1 的开拓探索、发现、创造的活动,不同的创新模式在人工智能提升制造韧性过程中所起的作用不同,因而本文将从模仿创新和自主创新两方面来表征科技创新能力。模仿创新能力 (*imitat*),基于创新投入的视角,选取工业企业引进技术经费、消化吸收经费和技术改造经费之和与工业企业主营业务收入的比值来反映。自主创新能力 (*inno*),专利被认为是自主创新的核心指标(卿陶和黄先海,2022)^[36],而专利数包括专利授权数与专利申请数,考虑到专利授权具有 1~3 年的滞后期,故本文采用每十万人国内专利申请数来衡量。

(4) 控制变量。为了提高回归结果的精准度,本文控制了以下变量:市场规模 (*mark*),采用社会消费品零售总额与地区生产总值的比值来衡量;金融发展水平 (*fin*),选取金融机构各项贷款与存款余额与地区生产总值的比值来体现;政府干预程度 (*gov*),运用地方一般公共预算支出占地区生产总值比重来表征;人力资本水平 (*edu*),以每十万人人口高等教育学校平均在校人数的自然对数来测度;基础设施建设 (*infra*),采取人均城市道路面积来反映;人均 GDP (*pergdp*),选择地区生产总值与年末总人数的比值来刻画。

2. 模型设定

本文将人工智能纳入提升制造业韧性的分析框架,设定如下基准模型:

$$IR_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \sigma X_{it} + u_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, i 和 t 分别表示省份和时间; IR_{it} 是被解释变量,表示制造业韧性; AI_{it} 是核心解释变量,表示人工智能; X_{it} 是控制变量组; α_0 是待估截距项; α_1 和 σ 分别是解释变量的估计系数; u_i 和 δ_t 分别是不可观测的个体固定效应和时间固定效应; ε_{it} 是随机扰动项。

为进一步探究人工智能影响制造业韧性的具体机制,本文借鉴温忠麟和叶宝娟(2014)^[37]的做法,在式(1)基础上构建如下中介效应检验模型:

$$media_{it} = \beta_0 + \beta_1 AI_{it} + \sigma X_{it} + u_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

$$IR_{it} = \theta_0 + \theta_1 AI_{it} + \theta_2 media_{it} + \sigma X_{it} + u_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, $media_{it}$ 是中介变量,分别代表产业专业化集聚 (*sagg*)、产业多样化集聚 (*dagg*)、模仿创新能力 (*imitat*) 和自主创新能力 (*inno*);其他变量定义与式(1)相同。

考虑到人工智能对制造业韧性可能存在非线性动态影响,本文借鉴 Hansen(2000)^[38]的做法,构建门槛面板回归模型进行检验,假设存在 n 个门槛值,具体模型设定如下:

$$IR_{it} = \vartheta_1 AI_{it} \cdot I(AI_{it} \leq \gamma_1) + \vartheta_2 AI_{it} \cdot I(\gamma_1 < AI_{it} \leq \gamma_2) + \dots + \vartheta_{n+1} AI_{it} \cdot I(\gamma_n < AI_{it}) + \sigma X_{it} + u_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中, AI_{it} 既是核心解释变量也是门槛变量,代表人工智能; γ_i 是第 i 个门槛值; $I(\cdot)$ 是指示函数,当括号内条件满足时,取值为 1,否则为 0;其他变量定义与式(1)相同。

3. 数据说明

本文以人工智能与制造业韧性关联性为切入点进行研究,由于中国人工智能发展较迟,2006

年之前智能化水平很低(蔡跃洲和陈楠,2019^[8];唐晓华和迟子茗,2021^[23]),故本文以2006年为基期,同时考虑到西藏、香港、澳门和台湾数据存在严重缺失,最终选取2006—2020年中国30个省份的面板数据为研究样本。原始数据来源于PatentHub全球专利数据库、《中国工业统计年鉴》《中国统计年鉴》《中国科技统计年鉴》《中国电子信息产业统计年鉴》《中国人口和就业统计年鉴》《中国环境统计年鉴》《中国能源统计年鉴》以及各省份统计年鉴。对于部分指标缺失的制造业数据用规模以上工业企业的数据来代替,其中缺失数据采用均值法、增长率的方法补充。所有变量的描述性统计分析结果如表2所示,其中制造业韧性(IR)均值为-1.884,最大值为-0.329,可见现阶段我国制造业韧性水平还不高;人工智能(AI)最大值和最小值分别为0和10.025,标准差为2.040,说明不同区域之间的人工智能发展水平存在明显差异;其余变量取值均处于正常范围内,不存在极端值。

表2 变量的描述性统计

变量类型	变量名称	符号	均值	标准差	中位数	最小值	最大值	观测值
被解释变量	制造业韧性	IR	-1.884	0.467	-1.928	-2.874	-0.329	450
核心解释变量	人工智能	AI	5.185	2.040	5.179	0.000	10.025	450
中介变量	产业专业化集聚	sagg	0.926	0.219	0.949	0.327	1.411	450
	产业多样化集聚	dagg	2.623	0.144	2.655	2.110	2.856	450
	模仿创新能力	imitat	0.737	0.644	0.490	0.053	4.349	450
	自主创新能力	inno	1.531	1.954	0.824	0.057	11.611	450
控制变量	市场规模	mark	0.369	0.064	0.368	0.222	0.538	450
	金融发展水平	fin	3.016	1.142	2.797	1.400	8.131	450
	政府干预程度	gov	0.231	0.100	0.210	0.083	0.643	450
	人力资本水平	edu	7.762	0.350	7.752	6.807	8.839	450
	基础设施建设	infra	14.536	4.795	13.940	4.040	26.780	450
	人均GDP	pergdp	4.593	2.767	4.072	0.618	16.493	450

四、实证结果分析

1. 基准回归分析

人工智能对制造业韧性影响的基准回归结果如表3所示,经F检验、LM检验、Hausman检验发现,采用固定效应模型较为科学合理。模型1是仅考虑核心解释变量的个体固定效应模型结果,模型2在此基础上控制了时间固定效应,模型3是加入了控制变量的个体固定效应模型结果,模型4进一步展示了引入控制变量的双向固定效应模型结果。结果显示,模型1~模型4的调整R²逐渐提高,说明考虑控制变量的双向固定效应模型的拟合效果最好。从影响系数来看,无论是否考虑控制变量和固定效应,人工智能变量均在1%置信水平上显著为正,说明人工智能显著促进了制造业韧性提升,且该结果具有一定的稳健性,从而验证了假设H₁的成立,该结论从韧性这一新的视角肯定了人工智能对制造业发展产生的赋能效应。以模型4来看经济意义,人工智能水平每增加1%,制造业韧性就会提高0.046%。由此可见,人工智能能够降低制造业面临的内外部风险,实现全生产链的自动化,加快企业复工复产的步伐,探索出新发展格局的转型路径,可以成为制造业保持安全稳定的新引擎。

以模型4为准对控制变量进行简单分析,市场规模变量在1%置信水平上显著为正,表明市场规模扩大能给制造业提供可持续的市场需求,有利于制造业韧性的提高。金融发展水平变量显著

为负,说明当前的金融体系难以为制造业应对危机提供所需的资金保障,需要及时地更新金融体系。政府干预程度变量也为负但不显著,说明过度的政府干预反而不利于制造业韧性的提升,政府应当做好角色转变,构建服务型政府。人力资本水平变量在1%统计水平上显著为正,说明人力资本水平越高越有利于提高制造业抵抗风险的能力,为制造业复工复产和探索新路径创造更多有利条件。基础设施建设变量为正但不显著,说明传统基础设施对制造业韧性的提升作用不明显,应该加快新型基础设施的建设,激发新型基础设施带来的赋能作用。人均GDP变量没有通过10%的显著性检验,可见,当前经济增长已经不是促进制造业韧性提升的推动因素,坚持经济高质量发展才是增强制造业韧性的正确道路。

表3 基准回归结果

变量	模型1	模型2	模型3	模型4
<i>AI</i>	0.178 *** (38.517)	0.098 *** (5.995)	0.075 *** (6.139)	0.046 *** (3.074)
<i>mark</i>			0.628 *** (4.045)	0.669 *** (4.315)
<i>fin</i>			-0.016 (-0.804)	-0.120 *** (-4.569)
<i>gov</i>			-0.224 (-1.021)	-0.342 (-1.317)
<i>edu</i>			0.527 *** (8.906)	0.342 *** (4.881)
<i>infra</i>			0.008 ** (2.365)	0.001 (0.303)
<i>pergdp</i>			0.030 *** (5.111)	-0.013 (-1.373)
常数项	-2.806 *** (-113.448)	-2.551 *** (-46.510)	-6.756 *** (-16.193)	-4.820 *** (-8.819)
省份固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	否	是	否	是
观测值	450	450	450	450
调整 R ²	0.780	0.808	0.845	0.862

注:括号内数值表示 *t* 统计量;***、**、* 表示通过1%、5%和10%的显著性水平;若无特殊说明,下同

2. 内生性处理

本文回归估计存在内生性问题:一方面,人工智能与制造业韧性之间可能存在双向因果关系。人工智能具有感知、预测、决策等功能,能够增强制造业韧性,但同时制造业韧性较高的地区对于人工智能技术的需求也会增加,倒推人工智能的更新和应用。另一方面,模型可能存在遗漏变量。虽然模型中已经加入了一系列控制变量,但实际情况中仍有很多影响制造业韧性的不可观测因素。为此,这里将采取两种方法进行内生性处理,结果如表4所示。

第一,工具变量法(IV)。选择的工具变量既要满足与人工智能发展有较强的相关性,也要满足外生于制造业韧性。首先,借鉴陈楠和蔡跃洲(2023)^[34]的做法,基于份额移动法构造鲍尔蒂克(Bartik)工具变量,具体公式为: $ivAI_{it} = AI_{i,t-1}(1 + growthAI_t)$,其中, $AI_{i,t-1}$ 代表*i*省份*t-1*年的人工智能水平, $growthAI_t$ 代表*t*年的全国人工智能增长率, $ivAI_{it}$ 是*i*省份*t*年的人工智能水平预测值。由于全国人工智能增长率不受单个区域制造业韧性的影响,故而Bartik工具变量满足外生性的要求,同时,人工智能变量的预测值与区域人工智能发展水平存在紧密联系,又满足相关性要求,回归结果如模型1所

示。其次,借鉴黄群慧等(2019)^[39]的做法,选择各省份在 1984 年的邮局历史数据作为人工智能的工具变量,这是因为历史上电信基础设施建设会从技术水平和使用习惯影响新一代信息技术的空间布局,而当前的制造业韧性不会对历史上电信基础设施建设产生影响,满足工具变量的选取要求。同时,考虑到该工具变量是横截面形式,故以互联网普及率的滞后一期与 1984 年邮局数的乘积构造面板工具变量进行检验,结果如模型 2 所示。最后,依据学者普遍的做法(陈楠和蔡跃洲,2022^[32];郭家堂和骆品亮,2016^[40]),选取核心解释变量滞后一期作为当期 AI 的工具变量,省域制造业韧性主要受当期技术水平的影响,滞后期的人工智能对当前制造业韧性作用有限,但人工智能当期与滞后期的发展水平相关,故而符合工具变量选取标准,结果如模型 3 所示。通过工具变量检验发现,所有模型的 Anderson LM 统计量和 Cragg-Donald Wald F 统计量分别显著拒绝了“工具变量识别不足”和“弱工具变量”假设,说明本文工具变量的选取是合理的,且人工智能变量均在 1% 置信水平上显著为正,表明在考虑内生性问题后,人工智能对制造业韧性的促进作用仍然显著。

第二,广义矩估计法(GMM)。Blundell 和 Bond(1998)^[41]提出系统 GMM 估计技术能够有效缓解模型中产生的内生性偏误,同时,考虑到制造业韧性可能存在“路径依赖”,即当期制造业韧性会受到历史水平的影响,故本文进一步引入制造业韧性的滞后一期构建动态面板模型,并采用系统 GMM 进行估计,结果如模型 4 所示。序列相关性检验结果显示,模型显著通过一阶序列相关性检验 AR(1),而未通过二阶序列相关性检验 AR(2),且 Hansen 过度识别检验无法拒绝工具变量有效性的原假设,保证了模型设定的合理性。制造业韧性滞后一期在 1% 置信区间内显著为正,证实制造业韧性存在明显的路径依赖。人工智能变量也显著为正,说明内生性处理后,人工智能能够显著促进制造业韧性提升的研究结论仍然成立。

表 4 基准回归的内生性处理和稳健性检验结果

变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6	模型 7	模型 8	模型 9	模型 10
AI	0.144 *** (4.923)	0.381 *** (4.282)	0.097 *** (2.762)	0.078 * (1.703)	0.203 *** (10.070)	0.142 *** (2.936)	0.075 *** (8.771)	0.043 *** (2.696)	0.040 *** (2.745)	0.040 *** (2.703)
L IR				0.928 *** (4.261)						
常数项				1.742 (1.061)	-6.435 *** (-12.728)	-4.453 *** (-7.655)	-4.609 *** (-12.532)	-4.704 *** (-7.835)	-3.513 *** (-6.253)	-4.680 *** (-8.493)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
Anderson LM 统计量	125.906 ***	22.551 ***	72.227 ***							
Cragg-Donald Wald F 统计量	172.677 ***	22.696 ***	84.097 ***							
AR(1) test-P 值				0.002 ***						
AR(2) test-P 值				0.246						
Hansen test-P 值				1.000						
观测值	450	450	420	420	450	450	450	390	390	450
调整 R ²	0.844	0.687	0.863		0.888	0.862		0.853	0.884	0.862

注:L 表示变量的滞后一期;若无特殊说明,下同

3. 稳健性检验

上文已经通过加入控制变量及内生性处理等方法证实本文结果具有一定的可靠性,为了进一步增强研究结论的可信度,本文还进行了几种稳健性检验,结果如表 4 所示。第一,替换核心解释变量。目前学术界除了采用专利数据测度人工智能水平外,还有学者采用工业机器人安装密度指

标和信息传输、计算机服务和软件全社会固定资产投资与生产总值的比值指标表征人工智能的应用范围和使用规模(谭玉松等,2023^[28];Borland和Coelli,2017^[42]),因此,本文分别选取这两个指标作为人工智能的代理变量进行稳健性检验,结果如模型5和模型6所示。第二,改变估计方法。面板数据可能存在异方差和序列相关性而造成研究结果偏倚,本文采用广义最小二乘法再进行回归分析,结果如模型7所示。第三,考虑政策冲击。2008年金融危机和2020年全球疫情可能会使人工智能对制造业韧性的影响产生结构性断点,故而剔除掉2008年和2020年样本数据重新进行双向固定效应模型估计,结果如模型8所示。第四,剔除直辖市。地区之间经济发展的不均衡可能会导致人工智能赋能效应不一致,参考董直庆等(2023)^[33]的做法,将北京、天津、上海和重庆四个直辖市从总体样本中剔除重新回归,结果如模型9所示。第五,异常值处理。数据当中的极端值会使人工智能对制造业韧性的影响作用产生偏误,因此本文通过对连续变量的数据采取1%的双边缩尾处理后再重新回归,结果如模型10所示。可以发现,在每一种稳健性检验方法下,人工智能变量均在1%置信区间内显著为正,说明人工智能对制造业韧性具有显著的促进作用,进一步佐证了本文的研究结论。

五、拓展性分析

1. 影响机制检验

人工智能促进制造业韧性已经得到了证实,那么,人工智能通过何种路径提升制造业韧性呢?结合理论分析,本文从促进产业集聚和驱动科技创新两个渠道进行考察。表3中的模型4已经显示了人工智能对制造业韧性的总体影响,验证了人工智能对制造业韧性具有显著的促进作用,影响强度为0.046,满足中介效应检验的第一步,在此基础上,对式(2)和式(3)进一步检验,估计结果如表5所示。

表5 影响机制检验结果

变量	产业集聚路径				科技创新路径			
	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5	模型6	模型7	模型8
<i>AI</i>	0.045*** (4.030)	0.039*** (2.589)	-0.011 (-1.634)	0.048*** (3.229)	0.012 (0.221)	0.046*** (3.068)	0.275*** (3.692)	0.040*** (2.643)
<i>sagg</i>		0.148** (2.218)						
<i>dagg</i>				0.203* (1.903)				
<i>imitat</i>						0.004 (0.247)		
<i>inno</i>								0.022** (2.166)
常数项	1.055** (2.588)	-4.976*** (-9.074)	1.907*** (7.471)	-5.207*** (-8.954)	2.074 (1.084)	-4.827*** (-8.809)	5.017* (1.846)	-4.929*** (-9.021)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	450	450	450	450	450	450	450	450
调整R ²	0.122	0.864	0.318	0.864	0.602	0.863	0.831	0.864

从促进产业专业化集聚机制分析,模型 1 是以产业专业化集聚为被解释变量考察人工智能对中介变量的溢出效应,结果显示,人工智能变量显著为正,表明人工智能增加了同类企业在地理空间上合作的需求,加剧了产业专业化聚集。模型 2 是同时纳入人工智能变量和产业专业化集聚变量考察其对制造业韧性的联合作用,结果显示,产业专业化集聚变量显著为正,说明产业专业化集聚带来的系统冗余能够及时弥补冲击带来的负面影响,其产生的规模外部性能够降低成本、提高劳动生产效率,显著增强了制造业韧性。同时,考虑产业专业化集聚因素后,人工智能仍对制造业韧性具有明显的正向作用,且影响系数相较没有考虑该因素时有所降低,从而验证了产业专业化集聚是有效的部分中介变量,即人工智能能够通过促进产业专业化集聚提升制造业韧性,其中间接效应为 0.007,占到了总效应的 15.217%,证明假设 H_{2a} 是成立的。从促进产业多样化集聚机制分析,模型 3 和模型 4 分别显示了人工智能对产业多样化集聚的影响结果以及人工智能和产业多样化集聚对制造业韧性的联合影响结果,发现人工智能变量仍在 1% 的置信区间上显著促进制造业韧性提升,产业多样化集聚变量也显著为正,说明产业多样化集聚通过产品形态多元化和跨行协同创新显著增强了制造业韧性。但人工智能对产业多样化集聚的作用不显著,这可能是由于数字经济时代技术溢出和知识溢出的空间距离约束逐渐减弱,通过网络平台可以交流技术和传播知识,降低了各类企业地理聚集的动机,导致人工智能对产业多样化集聚的推动作用没有得到发挥。可见,考察期内,产业多样化集聚没有成为人工智能促进制造业韧性的有效途径,而且经 Sobel 检验发现,该中介效应没有通过显著性检验,证明假设 H_{2b} 是不成立的。综合而言,人工智能可以通过促进产业专业化集聚提升制造业韧性,而产业多样化集聚的传导路径尚不明显,本研究从产业集聚的视角探索出一条人工智能增强制造业韧性的新路径。

从提升模仿创新能力机制分析,模型 5 是人工智能对模仿创新能力的影 响结果,发现人工智能变量为正但不显著,说明人工智能在模仿创新活动中并未发挥出明显的促进作用,这可能是由于研发人员对于产业实际情况认识不足,导致很难将引进的技术改造为适应市场需求的新技术。将人工智能和模仿创新能力变量同时纳入模型 6 发现,人工智能变量仍显著为正,说明考虑模仿创新能力因素后,人工智能对制造业韧性的促进作用依然稳健,然而模仿创新能力变量却不显著,说明模仿创新能力更容易造成技术依赖,没有发挥出对制造业韧性的促进作用。可见,考察期内,人工智能尚不能通过提升模仿创新能力增强制造业韧性。同时,本文使用了 Sobel 方法进行检验,结果表明,模仿创新中介效应不显著,从而证实假设 H_{2c} 不成立。从提升自主创新能力机制分析,模型 7 显示了人工智能对自主创新能力的影 响作用,人工智能变量为正且通过 1% 的显著性检验,说明人工智能可以降低市场环境的不确定,打破用户需求和商家供给之间的信息不对称,显著提高自主创新能力的提升。模型 8 是将自主创新能力变量加入基准回归模型的估计结果,发现自主创新能力变量在 5% 置信区间上显著为正,表明自主创新有利于制造业打破技术壁垒,提升自身抵抗风险能力,促进传统产业的转型革新,实现韧性活力的持续显现。同时,人工智能变量也显著为正,且影响系数较不考虑自主创新能力因素时有所降低,从而满足部分中介效应的三步骤检验,证实自主创新是人工智能提升制造韧性的有效途径,其中间接效应为 0.006,在总效应中占比为 13.043%,验证了假设 H_{2d} 成立。综合来看,“人工智能—科技创新—制造业韧性”的传导路径在自主创新模式下成立,只有提升自主创新能力才能打破制造业关键技术受制于人的局面,在核心领域创造出制造业竞争优势,继而增强制造业韧性。

为了验证影响机制结论的可靠性,本文进行了以下稳健性检验:第一,参考唐晓华和迟子茗(2021)^[23]的做法,将核心解释变量人工智能与中介变量产业专业化集聚和自主创新能力的交互项纳入到模型中,检验人工智能影响制造业韧性传导路径的有效性,结果如表 6 模型 1 和模型 2 所示,发现 $AI \times sagg$ 和 $AI \times inno$ 显著为正,说明人工智能可以通过产业专业化集聚和自主创新提高

制造业韧性。第二,改变核心解释变量人工智能的度量方法,选取工业机器人安装密度作为人工智能的代理变量重新进行中介效应检验,同时,为了缓解异方差和序列相关性给结果带来的不一致,采用广义最小二乘法进行回归分析,结果如表6模型3~模型7所示,模型3、模型4、模型6分别是人工智能对制造业韧性、产业专业化集聚和自主创新能力的影晌结果,模型5和模型7分别是人工智能与产业专业化集聚以及人工智能与自主创新能力对制造业韧性的联合影响结果,发现产业专业化集聚和自主创新能力均通过了中介效应三步骤检验,证实促进产业专业化集聚和提高自主创新能力是人工智能提升制造业韧性的有效渠道。

此外,考虑到人工智能与自主创新能力之间存在的内生性问题^①,本文采用以下方法进行了内生性处理:第一,工具变量法(IV)。一方面,基于份额移动法构造 Bartik 工具变量^②进行 IV 检验;另一方面选取核心解释变量人工智能滞后一期作为工具变量进行 IV 估计,检验结果如表6模型8和模型9所示,发现工具变量显著通过了不可识别检验和弱工具变量检验,证实了工具变量选取的合理性,而且在内生性处理后,人工智能变量仍能显著促进自主创新能力提升。第二,系统 GMM。GMM 估计是处理内生性问题的有效方法,这里引入自主创新能力的滞后一期构建动态面板模型,采用系统 GMM 回归分析,结果如表6模型10所示,发现模型显著通过 AR(1)检验,而没有通过 AR(2)检验,且 Hansen 过度识别检验不显著,说明系统 GMM 估计效果较好,同时,人工智能变量在 10% 的置信水平上显著为正,证实了在考虑内生问题前提下,人工智能对自主创新能力的促进效应是稳健的。

表6 影响机制的内生性处理和稳健性检验结果

变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6	模型 7	模型 8	模型 9	模型 10
<i>AI</i>	0.012 (0.664)	0.040*** (2.671)	0.101*** (10.014)	0.054*** (8.039)	0.081*** (7.230)	0.115*** (3.391)	0.100*** (9.992)	0.708*** (3.790)	0.394*** (2.847)	0.280* (1.840)
<i>AI × sagg</i>	0.032*** (3.058)									
<i>AI × inno</i>		0.003*** (2.678)								
<i>sagg</i>					0.240*** (3.887)					
<i>inno</i>							0.032*** (3.363)			
<i>L. inno</i>										0.506*** (2.620)
常数项	-4.864*** (-8.989)	-4.915*** (-9.044)	-4.509*** (-12.343)	0.601** (2.500)	-4.726*** (-12.376)	-0.474 (-0.374)	-4.523*** (-12.508)			
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
Anderson LM 统计量								22.551***	104.703***	
Cragg-Donald Wald F 统计量								22.696***	132.830***	
AR(1) test-P 值										0.021**
AR(2) test-P 值										0.180

① 本文人工智能变量选取人工智能专利申请数加 1 的自然对数来衡量,自主创新能力采用每十万人国内专利申请数来衡量,两个变量的测度都含有专利,说明两者之间具有关联性,可能存在内生性问题。

② Bartik 工具变量构造方法与前文相同。

续表 6

变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5	模型 6	模型 7	模型 8	模型 9	模型 10
Hansen test-P 值										1.000
观测值	450	450	450	450	450	450	450	420	450	420
调整 R ²	0.866	0.865						0.819	0.825	

2. 异质影响检验

中国不同地区面临的冲击风险及经济实力、管理模式、资源禀赋等不尽相同,那么,人工智能对制造业韧性的影响是否存在明显差异?为了回答这一问题,本文按照学者的普遍做法,将全国分为东部、中部和西部三个样本进行区域异质性分析,回归结果如表 7 模型 1~模型 3 所示。从东部地区来看,人工智能变量不显著,说明人工智能对东部地区的制造业韧性并未发挥提升作用,这可能是因为东部地区制造业受到冲击的风险概率和程度相对较大,制造业韧性赋能效应的激发需要较高的人工智能技术门槛,而现有的人工智能还不能满足制造业韧性提升的技术要求,这也在后文研究中得到了证实。从中部地区来看,人工智能变量在 1% 置信水平上显著为正,说明中部地区人工智能对制造业韧性具有显著的促进作用,且影响强度高于东西部地区,这是因为中部地区的制造业发展基础相对较好,对新技术的要求相对较低,由此使得人工智能能够很快地融合到制造业各环节,加快制造业全流程的智能化改造,科学配置产业链、创新链、资源链,促进发展模式的转型革新,显著增强了制造业韧性。从西部地区来看,人工智能变量也显著为正,但显著性水平和影响系数均小于中部地区,说明西部地区人工智能对制造业韧性的促进作用已经显现,但其赋能效应并未充分释放,这是因为西部地区经济实力薄弱、基础设施落后,无法在人工智能驱动制造业韧性提升的过程中提供充足的要素支撑。因此,西部地区应借助新一轮科技革命的浪潮,加快新型基础设施建设,培养高素质人才队伍,为人工智能赋能效应的发挥提供支持。

人工智能功能的发挥很大程度上需要信息基础设施的支持,这就意味着信息基础设施建设可能会影响人工智能在提升制造业韧性过程中发挥的促进作用。因此,本文以互联网宽带接入端口数的中位数为分类标准,将低于该值的地区定义为低水平信息基础设施地区,高于该值的地区定义为高水平信息基础设施地区。表 7 模型 4 和模型 5 分别显示了低水平和高水平信息基础设施地区人工智能对制造业韧性的影响结果,可以看出,在低水平信息基础设施地区,人工智能对制造业韧性的影响作用为负,但不显著,这是因为信息基础设施是人工智能技术开发和应用的基础,低水平的信息基础设施无法为人工智能赋能效应的发挥提供所需的基础保障,反而会因为人工智能技术的应用对制造业原有运行机制造成破坏,对制造业韧性产生不利影响。在高水平信息基础设施地区,人工智能对制造业韧性的促进作用在 1% 统计水平上显著为正,且促进作用高于全国层面的平均水平(0.046)。可见,高水平信息基础设施有利于人工智能技术快速运用到制造业各环节,加深人工智能与制造业融合的深度和广度,充分释放出人工智能增强制造业韧性的红利。不难看出,信息基础设施是人工智能提升制造业韧性的关键因素,一定水平的信息基础设施才能支撑起人工智能对制造业韧性的提升作用,因此对于信息基础设施不完善的地区,应该加快新型数字基础设施建设的步伐,以便激发人工智能的赋能效应,推动制造业可持续发展的安全稳定。

双循环新发展格局下的对外开放既给中国制造业发展带来了机遇,同时也增加了制造业面临的风险,为了厘清不同程度的对外开放是否会造成人工智能影响制造业韧性的差异,本文以进出口总额与地区生产总值比值的中位数为基准,将全样本分为低水平对外开放地区和高水平对外开放地区,分别考察人工智能对制造业韧性的异质影响,结果如表 7 模型 6 和模型 7 所示。结果显示,人工智能变量在低水平对外开放地区显著为正,人工智能每提高 1%,制造业韧性就会提高

0.043%,然而人工智能对制造业韧性的促进作用在高水平对外开放地区却不显著,可见,人工智能对制造业韧性的促进作用会受到对外开放的约束。产生这种差异的原因可能是,对外开放程度越高的地区,制造业技术引进、原料进口、产品出口等对外依赖度相对较高,当遇到外部冲击或干扰时,该地区的制造业企业最先受到外部影响,随时面临着技术封锁、供应链断链、产品过剩等风险,使得高水平对外开放地区制造业的稳定发展对人工智能技术有着更高、更复杂的要求,但目前人工智能技术在解决复杂问题方面仍存在不足,故在该地区人工智能尚未发挥对制造业韧性的提升作用。因此,双循环战略背景下,中国应持续升级人工智能技术,提高其对复杂问题的处理能力,激发人工智能对高水平对外开放地区制造业韧性的赋能作用。

表7 异质影响回归结果

变量	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5	模型6	模型7
AI	-0.005 (-0.170)	0.092*** (3.253)	0.031* (1.705)	-0.004 (-0.286)	0.102*** (4.059)	0.043** (2.127)	0.006 (0.231)
常数项	-7.979*** (-7.314)	-5.929*** (-5.613)	-5.706*** (-6.495)	-3.135*** (-3.655)	-6.726*** (-8.744)	-2.217*** (-3.115)	-7.601*** (-8.757)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	165	120	165	225	225	225	225
调整R ²	0.854	0.963	0.891	0.810	0.909	0.892	0.862

3. 网络效应检验

为了揭示人工智能影响制造业韧性的网络效应,本文采用门槛面板技术进行实证检验,以此确定门槛值个数和模型的具体形式,检验结果如表8所示。可以看出,全国、东部、中部和西部地区的人工智能变量均显著通过单一门槛、双重门槛和三重门槛检验,说明人工智能与制造业韧性之间存在非线性动态演化特征。

表8 门槛存在性检验

门槛变量	门槛模型	F值	P值	门槛值	BS次数	临界值		
						10%	5%	1%
全国	单一门槛	22.029***	0.000	5.182	1000	2.683	4.085	7.207
	双重门槛	16.340***	0.000	7.118	1000	-4.140	-1.891	2.397
	三重门槛	8.087***	0.004	8.564	1000	2.834	4.082	6.671
东部地区	单一门槛	25.709***	0.000	5.953	1000	2.829	3.940	6.874
	双重门槛	6.385**	0.017	7.485	1000	2.573	3.781	7.287
	三重门槛	10.310***	0.000	8.564	1000	2.534	3.514	5.675
中部地区	单一门槛	7.142***	0.009	3.466	1000	2.900	3.997	6.963
	双重门槛	4.990**	0.029	3.807	1000	2.577	3.743	7.565
	三重门槛	4.878**	0.028	5.063	1000	2.653	3.915	6.587
西部地区	单一门槛	9.819***	0.000	3.932	1000	2.445	3.446	5.631
	双重门槛	6.676**	0.017	4.248	1000	2.695	4.056	7.619
	三重门槛	5.739***	0.002	5.609	1000	0.449	1.743	4.069

全国、东部、中部和西部地区的门槛回归结果如表 9 所示。从全国层面来看,根据门槛值可将样本分为四个门槛区间,分别为 $(-\infty, 5.182]$ 、 $(5.182, 7.118]$ 、 $(7.118, 8.564]$ 、 $(8.564, +\infty)$,当人工智能水平处于第一门槛区间时,人工智能变量为正,且通过了 1% 的显著性检验,说明这一阶段人工智能能够显著增强制造业韧性,人工智能水平每提高 1%,制造业韧性就会提升 0.045%;当人工智能水平提高到第二门槛区间时,人工智能变量仍在 1% 置信水平上显著为正,其对制造业韧性的促进作用增加了 0.016 个百分点;当人工智能水平持续提升到第三门槛区间时,人工智能仍能显著促进制造业韧性的提升,且促进效果进一步扩大到 0.073;当人工智能水平达到第四门槛区间后,人工智能变量仍显著为正,这时人工智能对制造业韧性的促进作用达到了最大值 0.083。不难发现,人工智能对制造业韧性的影响呈现正向且边际效率递增的网络效应,其中第四门槛区间为最优区间,从而验证了假设 H_3 的成立。然而,2020 年全国人工智能平均水平(6.644)处于第二门槛区间,与最优门槛还存在很远的距离,可见,持续推动人工智能发展是未来提升制造业韧性的关键之举。

从三个区域分析,人工智能对制造业韧性的非线性特征呈现明显差异。就东部地区而言,当人工智能水平低于 5.953 时,人工智能变量为正但不显著,表明低水平的人工智能并不能激发出推动制造业韧性提升的赋能作用;当人工智能水平介于 5.953 ~ 7.485 时,人工智能变量影响系数虽然有所提高,但仍未通过显著性检验,说明这一水平的人工智能对制造业韧性的促进作用仍不明显;当人工智能水平提高到 7.485 ~ 8.564 时,人工智能变量在 10% 的置信水平上显著为正,可见,人工智能对制造业韧性的提升效应在该水平的凸显,且促进作用进一步增强;当人工智能水平高于 8.564 后,人工智能对制造业韧性仍具有显著的促进作用,且影响强度持续提高。可以看出,东部地区人工智能对制造业韧性的非线性呈现出正向边际效率递增的门槛特征,但东部地区人工智能对制造业韧性赋能作用的发挥需要跨越 $AI > 7.485$ 的高门槛约束,目前仍有海南、天津、河北、辽宁和福建的人工智能水平仍未达到该门槛约束,这与上文东部地区人工智能对制造业韧性的促进作用不显著的结论相呼应。就中部地区而言,当人工智能水平低于 3.466 时,人工智能变量为正不显著,说明人工智能对制造业韧性的积极影响需要跨越一定的门槛约束;当人工智能水平提高到 $(3.466, 3.807]$ 时,人工智能对制造业韧性的促进作用凸显,人工智能水平每提高 1%,制造业韧性就会提高 0.061%;当人工智能水平处于 $(3.807, 5.063]$ 时,人工智能对制造业韧性的促进作用变得不再显著,这时人工智能在增强制造业韧性过程中遇到瓶颈,这可能是因为中部地区要素资源、技术水平、管理体系等尚不能为高水平人工智能技术赋能提供有效助力,故人工智能对制造业韧性的促进作用存在一定的高水平陷阱;当人工智能水平超过 5.063 后,人工智能赋能效应再次激发,人工智能又能显著促进制造业韧性的提升,但影响强度低于第二门槛区间,表明人工智能技术与制造业发展的科学匹配需要一定的动态过程方能实现。可以看出,中部地区人工智能对制造业韧性具有正向“N”型的非线性赋能作用,随着人工智能水平的提高,其对制造业韧性的促进作用表现为“不显著—显著—不显著—显著”的规律, $(3.466, 3.807]$ 为人工智能促进制造业韧性的最优区间。就西部地区而言,其影响规律与中部地区保持一致,具体来看,当人工智能水平低于 3.932 时,人工智能变量为正但不显著,这时人工智能对制造业韧性的提升作用没有显现;当人工智能水平提高到 3.932 ~ 4.248 时,人工智能变量在 5% 置信区间上显著为正,人工智能水平每提高 1%,制造业韧性就会提高 0.040%;当人工智能水平继续增加到 4.248 ~ 5.609 时,人工智能对制造业韧性的促进作用变为不显著;当人工智能水平跨越 5.609 后,人工智能对制造业韧性的促进作用再次显著,但此时影响强度为 0.038。可见,西部地区人工智能对制造业韧性也呈现出正向“N”型的非线性动态规律,当人工智能水平处于 3.932 ~ 4.248 时,人工智能对制造业韧性的促进作用达到最优,目前青海仍处于

第一门槛区间,内蒙古、新疆、贵州、甘肃和宁夏位于第三门槛区间,这些地区人工智能对制造业韧性仍未产生明显的积极影响,可见,西部地区充分激发人工智能赋能效应任重而道远。

表 9 门槛回归结果

变量	全国	东部	中部	西部
AI_1	0.045 *** (2.728)	0.028 (0.691)	0.038 (1.346)	0.008 (0.524)
AI_2	0.061 *** (4.059)	0.043 (1.176)	0.061 ** (2.202)	0.040 ** (2.235)
AI_3	0.073 *** (5.063)	0.058 * (1.694)	0.035 (1.425)	0.019 (1.233)
AI_4	0.083 *** (5.901)	0.070 ** (2.121)	0.050 ** (2.412)	0.038 ** (2.479)
控制变量	控制	控制	控制	控制
观测值	450	450	450	450

注:AI_1 ~ AI_4 表示不同门槛区间人工智能变量的影响系数

六、结论与启示

1. 主要结论

本文基于 2006—2020 年中国 30 个省份的面板数据,从抵抗力、恢复力和革新力三个维度设计制造业韧性综合指标体系,通过构建双向固定效应模型、中介效应模型和门槛面板模型实证检验人工智能对制造业韧性提升的赋能作用、异质特征、传导路径与网络效应。研究发现:第一,人工智能对制造业韧性具有促进作用,经过内生性处理和稳健性检验后,该结论仍然成立;第二,人工智能对制造业韧性的影响呈现明显的异质特征,表现为信息基础设施水平较高、对外开放程度较低和中部地区的人工智能促进效应更为显著;第三,人工智能可以通过促进产业专业化集聚和提升自主创新能力提升制造业韧性,但产业多样化集聚和模仿创新的传导路径还不明显;第四,人工智能对制造业韧性的影响呈现正向边际效率递增的非线性动态规律,这种网络效应主要体现在东部地区,中西部地区则呈现出正向“N”型的门槛特征。

2. 研究启示

本文研究结论对于政府和企业均具有一定的启示作用。

企业层面,制造业企业要从人工智能硬件层和软件层同时发力,加快推动制造业全产业链的智能化和数字化转型,拓宽人工智能在制造业各环节的应用场景,激发人工智能对制造业韧性边际效率递增的赋能效应。一是构建智能化监管体系,加强人工智能对内外部市场环境的监控和分析,对复杂性、风险性及不确定性等问题构建预警机制及提出解决方案,增强制造业应对内外部风险的综合能力。二是推进智能基础装备、核心支撑软件、工业互联网等系统集成应用,推动制造业全生命周期活动的智能化,如生产智能化、资源调度智能化、产品流通智能化、业务流程智能化等,提高制造业的生产效率,增强制造业恢复生产的能力。三是推动人工智能技术对商业模式的优化革新,打造个性化定制、网络协同制造、能源优化管理、全流程可追溯、近程运维服务等新模式,大力研发高技术、高品质、高性能和高附加值产品,促进制造业高端化、智能化和绿色化转型升级,增强制造业的转型革新能力。此外,企业管理层要注重产业专业化集聚和自主创新产生的催化作用,内部要着

力加大原始创新的投入力度,充分发挥人工智能在知识溢出、资源配置、创新扩散等方面的作用,形成具有自主知识产权的核心技术,摆脱经济冲击带来的技术封锁,有效应对内外部风险挑战;外部要与上下游及同行企业形成优势互补、分工明确、协调发展的产业网络体系,共同搭建行业资源对接平台、沟通交流平台、服务共享平台等,充分发挥产业专业化集聚产生的规模效应,推动制造业韧性持续提升。

政府层面,通过产业政策、税收优惠、财政补贴等方式鼓励制造业行业积极引入人工智能,因地制宜实施“人工智能+制造业”融合措施。东部地区政府要加大人工智能创新支持力度,着力研发智能化产业共性关键前沿科学技术,攻关类人脑计算、量子计算、高级机器学习等高端技术,加快在处理特别复杂问题和应对外部环境不确定方面的技术突破,深度激活人工智能潜能,充分释放人工智能提升制造业韧性的赋能红利。中部地区政府要贯彻落实人工智能发展的决策部署,解决人工智能产业化问题,全方位优化传统制造业结构,促进人工智能与制造业各领域的深度融合;但也要注意人工智能发展过快带来的高水平陷阱,在持续提高人工智能水平的同时增强其他配套措施的支撑能力。西部地区政府应紧抓新一轮西部大开发的政策红利,健全管理体制机制,加快新型基础设施建设,培养高端专业人才,丰富产业服务供给,为人工智能增强制造业韧性提供多方面支持。此外,各地方政府也要重视基础设施和对外开放产生的制约作用,积极建设诸如数据中心、智能计算机中心等覆盖广、通用性强的信息基础设施,为人工智能现实场景的应用提供基础支持;在对外开放过程中要注重提高开放质量,积极引进先进的技术和经验,同时也要把握对外开放的“度”,注意过度对外开放对本国制造业产生的挤出效应和冲击压力。

3. 研究局限与未来展望

本文虽然采用理论分析和实证检验的方法分析了人工智能对制造业韧性的直接影响、传导机制和网络效应,但仍存在一些有待完善的地方。一方面,由于目前有关制造业韧性的可借鉴研究较少,本文从抵抗力、恢复力和革新力三个维度选取19个细分指标构建制造业韧性综合指标体系,一定程度上具有局限性,随着制造业韧性相关理论研究的延伸,后续可进一步深化和丰富该综合指标体系;另一方面,囿于篇幅限制,本文基于产业集聚和科技创新两个视角探讨了人工智能对制造业韧性的影响机制,未来可从资源配置、产业升级等角度进一步探讨人工智能提升制造业韧性的有效渠道。同时,本文仅考察了人工智能对制造业韧性的非线性影响,后续可从外部环境和内部环境深入探讨人工智能影响制造业韧性的约束机制。

参考文献

- [1] Martin, R., P. Sunley, and P. Tyler. Local Growth Evolutions: Recession, Resilience and Recovery [J]. Cambridge Journal of Regions Economy and Society, 2015, 8, (2): 141 - 148.
- [2] Holl, A. Local Employment Growth Patterns and the Great Recession: The Case of Spain [J]. Journal of Regional Science, 2018, 58, (4): 837 - 863.
- [3] 胡艳, 张安伟. 人力资本如何增强城市经济韧性[J]. 成都: 财经科学, 2022, (8): 121 - 134.
- [4] 徐圆, 邓胡艳. 多样化、创新能力与城市经济韧性[J]. 北京: 经济学动态, 2020, (8): 88 - 104.
- [5] 陈安平. 集聚与中国城市经济韧性[J]. 北京: 世界经济, 2022, (1): 158 - 181.
- [6] 孙早, 侯玉琳. 人工智能发展对产业全要素生产率的影响——一个基于中国制造业的经验研究[J]. 成都: 经济学家, 2021, (1): 32 - 42.
- [7] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Market [J]. Journal of Political Economy, 2020, 128, (6): 2188 - 2244.
- [8] 蔡跃洲, 陈楠. 新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业[J]. 北京: 数量经济技术经济研究, 2019, (5): 3 - 22.
- [9] Liu, J., H. Chang, J. Y. L. Forrest, and B. Yang. Influence of Artificial Intelligence on Technological Innovation: Evidence from the Panel Data of China's Manufacturing Sectors [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2020, 158, (9): 1 - 11.

- [10] 孟凡生,徐野,赵刚.“智能+”对制造企业创新绩效的影响机制研究[J].北京:科研管理,2022,(9):109-118.
- [11] 张春敏.数字化转型中韧性城市建设的制度基础、演化机制与现实路径[J].贵阳:贵州社会科学,2021,(7):123-130.
- [12] 毛丰付,胡承晨,魏亚飞.数字产业发展与城市经济韧性[J].成都:财经科学,2022,(8):60-75.
- [13] 单宇,许晖,周连喜,周琪.数智赋能:危机情境下组织韧性如何形成?——基于林清轩转危为机的探索性案例研究[J].北京:管理世界,2021,(3):84-104,7.
- [14] 陈俊华,郝书雅,易成.数字化转型、破产风险与企业韧性[J].北京:经济管理,2023,(8):26-44.
- [15] 朱金鹤,孙红雪.数字经济是否提升了城市经济韧性?[J].南京:现代经济探讨,2021,(10):1-13.
- [16] 刘莉,陆森.数字经济、金融发展与经济韧性[J].蚌埠:财贸研究,2023,(7):67-83.
- [17] Holling, C. S. Resilience and Stability of Ecological Systems [J]. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 1973, 4, (1): 1-23.
- [18] 李连刚,张平宇,谭俊涛,关皓明.韧性概念演变与区域经济韧性研究进展[J].西安:人文地理,2019,(2):1-7,151.
- [19] Martin, R. Regional Economic Resilience, Hysteresis and Recessary Shocks [J]. *Journal of Economic Geography*, 2012, 1, (12):1-32.
- [20] Boschma, R. Towards an Evolutionary Perspective on Regional Resilience [J]. *Regional Studies*, 2015, 49, (5): 733-751.
- [21] 李廉水,鲍怡发,刘军.智能化对中国制造业全要素生产率的影响研究[J].北京:科学学研究,2020,(4):609-618,722.
- [22] 温湖炜,钟启明.智能化发展对企业全要素生产率的影响:来自制造业上市公司的证据[J].北京:中国科技论坛,2021,(1):84-94.
- [23] 唐晓华,迟子茗.工业智能化对制造业高质量发展的影响研究[J].南昌:当代财经,2021,(5):102-114.
- [24] 张万里,宣畅.智能化如何提高地区能源效率?基于中国省级面板数据的实证检验[J].北京:经济管理,2022,(1):27-46.
- [25] 贺正楚,李玉洁,吴艳.产业协同集聚、技术创新与制造业产业链韧性[J/OL].北京:科学学研究;1-16[2023-06-10].
<https://doi.org/10.16192/j.cnki.1003-2053.20230515.001>.
- [26] 胡志强,苗长虹,熊雪蕾,李瑞洋,冯丽荟.产业集聚对黄河流域工业韧性的影响研究[J].长春:地理科学,2021,(5):824-831.
- [27] Martin, R., and P. Sunley. On the Notion of Regional Economic Resilience: Conceptualization and Explanation [J]. *Journal of Economic Geography*, 2015, 15, (1): 1-42.
- [28] 谭玉松,任保平,师博.人工智能影响产业协同集聚的效应研究[J].成都:经济学家,2023,(6):66-77.
- [29] 李兰冰,刘瑞.生产性服务业集聚与城市制造业韧性[J].成都:财经科学,2021,(11):64-79.
- [30] 张伟,李航宇,张婷.中国制造业产业链韧性测度及其时空分异特征[J].长沙:经济地理,2023,(4):134-143.
- [31] 蔡乌赶,许凤茹.中国工业韧性的测度及时空演变特征研究[J].成都:经济体制改革,2022,(6):90-97.
- [32] 陈楠,蔡跃洲.人工智能、承接能力与中国经济增长——新“索洛悖论”和基于AI专利的实证分析[J].北京:经济学动态,2022,(11):39-57.
- [33] 董直庆,姜昊,王林辉.“头部化”抑或“均等化”:人工智能技术会改变企业规模分布吗?[J].北京:数量经济技术经济研究,2023,(2):113-135.
- [34] 陈楠,蔡跃洲.人工智能技术创新与区域经济协调发展——基于专利数据的技术发展状况及区域影响分析[J].北京:经济与管理研究,2023,(3):16-40.
- [35] Castaldi, C., K. Frenken, and B. Los. Related Variety, Unrelated Variety and Technological Breakthroughs: An Analysis of US State-level Patenting [J]. *Regional Studies*, 2014, 49, (5): 1-15.
- [36] 卿陶,黄先海.最低工资与企业技术进步路径:技术引进还是自主创新[J].北京:经济学动态,2022,(8):61-78.
- [37] 温忠麟,叶宝娟.中介效应分析:方法和模型发展[J].北京:心理科学进展,2014,(5):731-745.
- [38] Hansen, B. E. Sample Splitting and Threshold Estimation [J]. *Econometrica*, 2000, 68, (3): 575-603.
- [39] 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].北京:中国工业经济,2019,(8): 5-23.
- [40] 郭家堂,骆品亮.互联网对中国全要素生产率有促进作用吗?[J].北京:管理世界,2016,(10):34-49.
- [41] Blundell, R., and S. Bond. Initial Conditions and Moment Restrictions in Dynamic Panel Data Models [J]. *Journal of Econometrics*, 1998, 87, (1): 115-143.
- [42] Borland, J., and M. Coelli. Are Robots Taking Our Jobs? [J]. *Australian Economic Review*, 2017, 50, (4): 377-397.

Artificial Intelligence and Manufacturing Resilience: Intrinsic Mechanisms and Empirical Tests

LIU Xin-xin¹, HAN Xian-feng²

(1. College of Economic and Management, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi, 710061, China;

2. Faculty of Management and Economics, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan, 650504, China)

Abstract: In the VUCA (volatility, uncertainty, complexity, and ambiguity) era, the stable development of the manufacturing industry is the basic guarantee for achieving high-quality development. At present, the development of China's manufacturing industry has a series of problems that key technologies are subject to people, low added value of products, and low degree of automation, and faces the risk of "breaking the chain" at any time. Therefore, improving manufacturing resilience has become a practical problem that needs to be solved urgently. As the core driving force of a new round of industrial revolution, artificial intelligence (AI) shows deep learning, man-machine collaboration, autonomous control, and other technical characteristics, continue to empower the efficiency improvement, innovation-driven, transformation and upgrading of the manufacturing industry, and may become a new driving force to enhance manufacturing resilience. Unfortunately, the existing literature has not yet given a positive response to the intrinsic link between AI and manufacturing resilience. Therefore, the systematic analysis of the influence mechanism of AI on manufacturing resilience has important theoretical value and practical significance for fully releasing the enabling dividend of AI, ensuring the stable operation of the manufacturing industry, and accelerating the construction of manufacturing power.

Based on the panel data of 30 provinces in China from 2006 to 2020, this paper empirically examines the enabling effects, heterogeneous characteristics, transmission paths, and network effects of AI on manufacturing resilience by constructing two-way fixed effect models, intermediary effect models, and threshold panel models. The results show that: First, AI can significantly improve manufacturing resilience, and this conclusion is still valid after endogenous processing and robustness test; Second, the promotion effect has obvious heterogeneous characteristics, which is more significant in the higher level of information infrastructure, the lower degree of openness to the outside world, and the central region; Third, AI can not only directly enhance manufacturing resilience, but also indirectly have a positive impact on manufacturing resilience by promoting industrial specialization agglomeration and improving independent innovation ability, while the transmission path of industrial diversification agglomeration and imitation innovation is not obvious; Fourth, the influence of AI on manufacturing resilience has a nonlinear dynamic evolution characteristic of positive marginal efficiency increase, but this network effect is mainly reflected in the eastern region, and the central and western regions show a positive "N" type threshold feature. Based on this, the government should encourage the manufacturing industry to accelerate the intelligent transformation of the whole industrial chain through industrial policies, tax incentives, financial subsidies, and other means, pay attention to the catalytic role of industrial agglomeration and scientific and technological innovation, and formulate a variety of integration strategies of artificial intelligence and manufacturing industry that are differentiated and dynamic.

The marginal contribution of this paper is as follows: First, based on the idea of evolutionary resilience, the connotation of manufacturing resilience is analyzed, and the manufacturing resilience index is constructed from three dimensions of resistivity, recoverability, and innovation, which provides data support for related research on manufacturing resilience. Second, the new element of AI is included in the analysis framework of improving manufacturing resilience, and the direct effects, heterogeneous effects, and network effects of AI enabling manufacturing resilience are systematically studied, so as to provide theoretical support and empirical evidence for AI boosting manufacturing resilience. Third, this paper deeply explores the transmission channels of AI to improve manufacturing resilience, and verifies the two ways of promoting industrial agglomeration and driving scientific and technological innovation, so as to provide a path reference for improving manufacturing resilience in the context of AI.

Key Words: artificial intelligence; manufacturing resilience; industrial agglomeration; independent innovation

JEL Classification: L86, L60, O14

DOI: 10.19616/j.cnki.bmj.2023.11.003

(责任编辑: 闫梅)