

doi:10.16060/j.cnki.issn2095-8072.2025.03.003

人工智能对高技术产业韧性的影响研究*

姚莉 陆艳子 李奇璘

(上海第二工业大学经济与管理学院, 201209)

摘要: 在当前国内外多重超预期因素冲击下,探究人工智能对高技术产业韧性的作用机制,对促进高技术产业实现高质量发展具有重要意义。本文将人工智能纳入提升高技术产业韧性分析框架,从冲击韧性和断裂韧性两个维度构建高技术产业韧性指数,并利用2010~2023年中国省级面板数据检验人工智能对高技术产业韧性的影响机制。结果表明:人工智能显著促进高技术产业韧性提升,该结论经内生性与稳健性检验后仍然成立;人工智能对高技术产业韧性的促进作用存在明显的区域异质特征,在中部地区更为显著;人工智能不仅可以直接增强高技术产业韧性,还能通过促进产业升级的方式间接对高技术产业韧性产生影响,且对断裂韧性发挥的中介效应强于冲击韧性。本文为新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高技术产业韧性发展提供了重要启示。

关键词: 人工智能; 高技术产业; 韧性; 产业升级

中图分类号: F062.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-8072(2025)03-0043-16

一、引言

当今世界正经历百年未有之大变局,各国面临国际经济循环萎缩的严峻挑战(钱学锋和裴婷,2021)。在这样一个战略机遇与风险挑战并存的国际大背景下,如何提升对重大风险的预防与化解能力,加强经济韧性是确保国家安全稳定发展的关键举措。党的二十大报告强调“加快实施创新驱动发展战略,推动高水平科技自立自强”以及“提升产业链供应链韧性和安全水平”。作为技术和知识密集型产业,高技术产业在促进经济高质量发展和推动科技创新中扮演着重要角色。2024年上半年,我国规模以上高技术产业增加值同比增长8.7%,较规模以上工业整体增速高出2.7个百分点。推进产业升级的过程中,高技术产业有效化解了“高技术水平欠佳”和“产业低端化”等结构性矛盾,从而增强了产业韧性,为高质量发展注入了动力,这与实现高质量发展的目标高度契合。然而,当前我国高技术产业也面临诸多挑战,包括区域发展失衡、创新主体规模偏小、产业转型效率低下以及新兴数字产业应用尚未成熟等问题,这些短板使得外部冲击对高技术产业产生负面影响(苏耀华和李全,2024)。增强高技术产业韧性,提升其应对冲击的能力,成为推动产业突破困境的关键。在新一轮科技革命和产业全面深化改革新阶段,以技术创造应对外部危机成为提高经济韧

* 基金项目: 本文受上海市哲学社会科学规划课题“企业跨境数据安全治理的‘上海方案’研究”(项目编号: 2023BJL007)的资助。

性的重要方式。人工智能技术加速创新，正成为重组全球要素资源、重塑全球经济结构、改变全球竞争格局的关键力量。人工智能广泛渗透各行业，创造广阔发展契机。在提升工作效率、优化资源调配、革新生产模式等方面，发挥着关键作用（陈东和秦子洋，2022）。面向建设创新型国家与迈向世界科技强国的迫切需求，如何更有效地将人工智能技术融入生产领域，进而提高国家产业韧性和抵御外部风险的能力是当前亟须解决的问题（肖兴志和解维敏，2024）。

目前，关于人工智能的研究大多以工业机器人为代表探讨人工智能对劳动力市场、产业结构和生产力的影响（杨光和侯钰，2020；陈东和秦子洋，2022），而对高技术产业韧性影响的研究尚较少见。人工智能在提高制造业生产率（孙早和侯玉琳，2021）、优化制造业就业结构（蔡跃洲和陈楠，2019）以及通过自动化和智能化技术推动产业结构升级方面（李信芳和周茂清，2025）发挥了重要作用，而高技术产业又是中国制造业发展的先进性代表，这间接为人工智能在高技术产业方面的赋能效应提供了有力证据。在现有研究中，人工智能已经被广泛证实为提高生产效率和促进产业结构升级的重要驱动力，但这种赋能效应在高技术产业韧性的适应性尚不得知。当前研究尚未充分阐述人工智能与高技术产业之间的内在联系，人工智能提升高技术产业韧性的具体传导机制尚待深入探究。因此，探讨人工智能如何通过其内在机制和影响效应增强高技术产业的韧性，对全面发挥人工智能的赋能作用具有重要的理论价值与实际意义。

本文基于2010~2023年中国30个省份的面板数据，从理论与实证两个层面，探究人工智能对高技术产业韧性的影响作用。第一，通过文献梳理界定高技术产业韧性的涵义，并借鉴物理学中的韧性概念，从冲击韧性和断裂韧性两个维度构建高技术产业韧性的综合评估体系，运用熵值法测度高技术产业韧性指数；第二，将人工智能这一新兴生产要素纳入分析框架，分析其对高技术产业韧性的直接效应与异质性影响，为人工智能赋能高技术产业韧性的研究提供理论基础和实际证据；第三，探讨人工智能如何影响高技术产业韧性，从产业升级的视角进行了验证，为当前人工智能快速发展的背景下，如何有效促进高技术产业韧性的提升提供路径参考。

二、文献综述与研究假说

（一）文献综述

韧性概念最初在物理学与工程学领域应用，用于描述材料受外力发生形变后，恢复至原本状态，并且抵抗、吸收、转移载荷的能力（刘莉君和冉宇圆，2023）。物理学中，韧性又被细分为断裂韧性和冲击韧性，而后该概念逐渐应用到管理学、社会学和经济学中。经济韧性这一概念首先出现在经济学中，Comfort（1994）认为经济韧性是区域在经济市场中受到扰乱时，区域系统的自我恢复及重组更新能力。经济韧性引入了演化论思想，将经济系统的调整、更新以及转型升级纳入研究范畴（陈梦远，

2017)。在经济韧性的研究领域，学界更为关注其与经济结构和产业体系的关联。Evans & Karecha (2014) 认为慕尼黑经济结构的多样化，是其能够抵御冲击成为欧洲最成功城市之一的重要原因。产业结构多样性能够增强经济韧性，而产业结构专业化则会使该地区经济韧性下降 (Brown & Greenbaum, 2017)。也有学者持不同观点，认为后危机时代背景下，一个生产率和专业化程度较高的产业能为其所在地区带来更强的韧性 (Cuadrado-Roura & Maroto, 2016)。

在产业经济学中引入“韧性”概念后，一系列相关术语如产业集群韧性、供应链韧性、产业链韧性以及更广泛的产业韧性相继出现，迅速成为学者们关注的热点。其中，产业链供应链韧性核心内涵是指市场主体应对潜在风险与不确定性冲击时，能够通过调整其关联关系，恢复到正常状态乃至更优状态的能力 (陶锋等, 2023)。这一概念强调了产业部门间的相互作用与依赖关系。产业韧性并非最终的结果，而是产业系统内在能力的体现 (郝爱民和谭家银, 2023)，其核心在于产业系统在应对持续变化和不确定性环境时所展现的抵抗力、恢复力、调整力及更新能力 (Martin, 2012)。产业韧性以产业系统为核心研究对象，既聚焦于单一产业领域，也涵盖由部门协调联系构成的完整产业链，体现了其独特的发展特征与价值。产业链则是作为纽带，将各产业连接成一个完整的系统 (尤亮和任晴, 2024)。结合经济韧性内涵，产业韧性可以定义为产业在遭遇外部风险与不确定性挑战时，保持内在稳态、实现自我修复进而推动产业升级与转型的能力 (郑涛和杨如雪, 2022)。参考物理学中关于韧性的定义，高技术产业韧性可分为由内部因素决定的断裂韧性和由外部环境引发的冲击韧性。本文从断裂韧性和冲击韧性两个维度对高技术产业韧性进行研究。

目前，国内外学者对经济韧性的研究主要集中在发展经济学和区域经济学等领域，例如“区域经济韧性”和“城市韧性”。Davies (2011) 从产业结构视角分析了其对欧洲各国经济韧性的作用机制，研究发现，与以制造业和建筑业为主的地区相比，金融业比重较高的地区通常表现出更强的经济韧性。毛丰付等 (2022) 从企业层面研究表明，数字产业的发展能够促进城市经济韧性。然而，产业韧性的相关研究仍处于起步阶段，国内学者更多关注产业链韧性和工业韧性。吕越和邓利静 (2023) 以汽车产业链为研究对象，通过海关进口数据构建并测算了产业链安全指数，评估了我国汽车产业链的稳定性。此外，有研究分析了产业集聚对我国制造业产业链韧性的影响，认为产业集聚可以增强制造业产业链的韧性 (贺正楚等, 2024; 刘瑞和张伟静, 2021)。在工业韧性研究领域，胡志强等 (2021) 以黄河流域为研究对象，从抵抗力和恢复力两个维度评估了区域工业韧性，并探讨了产业集聚对工业韧性的影响。研究表明，过度集中的产业更容易受到外部冲击，而多样化且相互关联的产业则更有利于从外部扰动中恢复。殷为华 (2019) 则对长三角城市群的工业韧性水平进行了测量，并分析了其空间差异及空间关系的演变特征。在产业韧性研究中，除了对工业韧性的探讨，对更多细分领域如高技术产业的韧性水平及其影响因素仍需进一步挖掘。随着互联网技术的迅猛发展，我国人工智能赋能产业升级迎来了前所未有的发展机

遇，成为研究的热点领域。以人工智能为代表的数字信息技术的市场化催生了数字产业，为产业链韧性注入了新的动力（陈晓东等，2022）。为深入理解人工智能对产业链韧性的影响，需要准确分析其作用机制，并探究其对产业链韧性影响的具体路径。

现有研究主要集中在探讨人工智能的影响效应。第一，经济增长效应。韩永辉等（2022）探讨了人工智能对我国区域经济增长的异质性影响，结果表明人工智能不仅可以通过提升要素生产率促进地区转型升级，还可以通过提高劳动生产率促进经济增长。高志刚等（2023）通过工业机器人密度衡量人工智能的发展水平，研究发现人工智能促进了我国经济的高质量发展。Brynjolfsson et al.（2018）指出人工智能的突破性进展能加速创新速度，推动整体产出增长。第二，劳动收入与就业效应。工业机器人正逐步取代人工任务，导致劳动力市场技能需求及工资分配模式发生变革（余玲铮等，2021）。Acemoglu & Restrepo（2020）以1900~2007年间美国工业机器人存量数据进行研究，发现人工智能会降低就业率和工资收入。李磊等（2021）使用工业机器人进口数据检验了我国机器人的应用对就业的影响，与“机器人替代人”相反，机器人与人工智能的应用显著提升了我国工业企业的劳动力就业水平。部分学者认为，人工智能的出现可能导致劳动收入份额下降（Autor et al., 2017；程虹等，2021）。然而，也有学者指出，人工智能的应用并不一定会导致劳动收入减少，而是可能趋于稳定或增长，同时要素收入差距不会持续扩大（Autor & Salomons, 2019；金陈飞等，2020）。第三，全球价值链效应。刘斌和潘彤（2020）指出人工智能的运用有效削减贸易成本，激发技术创新活力，并进一步优化资源在全球范围内的配置效率，从而增强一国在全球制造业价值链中的参与度，并提升其在国际分工体系中的战略地位。吕越等（2023）运用企业微观数据进行分析，发现人工智能通过取代劳动力投入和提升企业生产效率，推动了中国企业在全价值链中的分工参与。总之，有关人工智能与高技术产业韧性的直接研究尚不充分，但是上述学者的研究从侧面为人工智能赋能高技术产业发展提供了证据。

（二）理论假说

近年来，人工智能对经济韧性的影响受到了学者们的关注。针对这一主题，已有不少学者展开相关研究。陈晓东等（2022）认为以大数据、人工智能等为代表的数字信息技术为产业链韧性提升提供新动能。刘月和郭亚红（2022）指出人工智能、物联网等数字技术引领产业链变革，并催生了一批新要素、新业态与新模式，这对产业链的提升有着重要的推动作用。吕越与张杰（2023）依托亚洲多区域投入产出模型，发现人工智能可以增强国家产业链韧性，并且这种促进作用在高技术制造业领域表现得更为强劲。微观方面，肖兴志和解维敏（2024）采用A股制造业上市公司数据所做的研究表明，企业工业机器人渗透率越高，其韧性表现越好。产业韧性作为经济韧性的重要组成部分，其冲击韧性和断裂韧性均与产业链韧性存在密切联系。

高技术产业具有智力密集、创新驱动和战略引领的显著特征。根据2017年国家统

计局发布的《高技术产业分类标准》，该产业涵盖航空航天、电子通信、信息化学和医药制造等六大行业和九大技术领域，人工智能的发展与这些行业领域密切相关。人工智能不仅能够帮助高技术产业维持其“高技术”特性，提升产品质量和人力资本水平（刘莉君和冉宇圆，2023），还可以增强其在面对外部冲击与挑战时的稳定性，确保产业生产运营的持续运行。这显著提升了高技术产业的抗风险能力和断裂韧性。人工智能具备高效的生产能力和灵活性，可以快速响应市场波动，及时调整生产策略，从而降低损失。以工业机器人自适应控制和学习能力为例，它可以通过持续的反馈与学习机制，不断优化任务执行过程。在企业遭受危机时，这种能力能够帮助企业快速适应新的市场需求，提高生产效率（姚加权，2024）。也即人工智能的应用使得企业生产调整速度加快进而提升企业竞争力，从而提高企业防范和应对风险的能力，增强韧性。因此，本文提出假说1：

H1：人工智能有利于增强高技术产业韧性。

人工智能技术在各产业的应用前景各异，其催生的新业态与模式将有力促进产业结构的转型与升级。郭凯明（2019）的研究表明，人工智能通过重新分配生产要素在不同产业间的配置，促进了产业结构的转型与升级。通过承担高机械化、强重复性的工作任务，人工智能有效实现对部分低端劳动力的替代（Graetz & Michaels, 2018），显著提升社会劳动生产率，推动产业结构优化升级，促使制造业岗位从低端生产向高端服务转型。（潘珊和郭凯明，2024），并提升生产性服务业的比重（王文等，2020）。此外，人工智能可以赋能技术创新推动高技术产业合理化，并改善区域发展不平衡，助力产业结构升级（付庆华和杨颜萌，2022）。潘珊等（2025）基于数值模拟的结果显示，人工智能通过推动制造业与生产性服务业的融合，提高其就业比重和产出比重，从而实现结构转型升级。

从产业升级对产业韧性的影响来看，生产要素合理配置、劳动生产率提升以及产业合理化能够使高技术产业在危机来临时有更强的反应能力。这是因为高新技术产业升级促进其内在价值创造能力的提升，提高在市场中的竞争地位，赋予产业在对外部冲击与挑战时保持稳定性、迅速恢复并创造新路径抵御冲击的能力，即提升高技术产业冲击韧性与断裂韧性的能力（刘莉君和冉宇圆，2023）。总体而言，产业韧性受到多种因素的影响，其主要路径包括产业结构的优化升级、技术创新的推动以及政府治理水平的提升（Clark et al., 2017；郑涛和杨如雪，2022；陈胜利和王东，2022），其中影响产业韧性的根本和关键因素是产业升级（徐圆和邓胡艳，2020）。基于以上分析，本文提出假说2：

H2：人工智能通过促进产业升级影响高技术产业韧性。

三、实证研究设计

（一）模型设定

为探究人工智能对高新技术产业韧性的影响，本文首先构建了如下基准回归模型：

$$R_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 I_{i,t} + \alpha_Z Z_{i,t} + \lambda_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

式(1)中, $R_{i,t}$ 为高技术产业韧性, $I_{i,t}$ 为人工智能水平, $Z_{i,t}$ 为一组控制变量; 下标 i 和 t 分别代表省市和年份; α_0 为截距项; α_1 为自变量人工智能; α_Z 为控制变量的系数; $\lambda_{i,t}$ 为 i 不可观测的固定效应; $\varepsilon_{i,t}$ 为随机干扰项。

人工智能可能对高技术产业韧性产生直接影响, 也可能通过推动产业升级间接作用于产业韧性。为检验产业升级是否在人工智能与高技术产业韧性之间发挥中介效应, 本文构建了以产业升级为中介变量的中介效应模型。

$$U_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 I_{i,t} + \beta_Z Z_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$R_{i,t} = \varphi_0 + \varphi_1 I_{i,t} + \varphi_2 U_{i,t} + \varphi_Z Z_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

式(2)~(3)中: $U_{i,t}$ 代表中介变量高技术产业升级; β_0 、 φ_0 为截距项; β_1 为人工智能对中介变量的影响系数; φ_1 为控制中介变量影响后, 人工智能变量的影响系数; φ_2 为控制人工智能影响后, 中介变量的影响系数; β_Z 、 φ_Z 为控制变量系数; $\varepsilon_{i,t}$ 为误差项; $\beta_1 \varphi_2$ 为中介效应大小。

(二) 变量选取

1. 被解释变量

高技术产业韧性水平, 用 $REIC$ 表示。参考已有学者的研究, 以断裂韧性和冲击韧性作为高技术产业韧性的2个一级指标(郑涛和杨如雪, 2022), 2个一级指标下设抵御能力、恢复能力、更新能力、控制能力和进化能力5个二级指标(Martin, 2012; 刘莉君和冉宇

圆, 2023), 构建我国高技术产业韧性水平综合评价指标体系(表1), 并使用熵值法对2010~2023年中国30个省份高技术产业韧性的发展水平进行测度。

表1 高技术产业韧性水平综合评价指标评价体系

一级指标	二级指标	三级指标	指标说明
断裂韧性	抵御能力	产业利润总额	高技术产业利润总额
		市场潜力	社会消费品零售总额/总人口
	恢复能力	资金流	R&D经费内部支出
		人才流	高技术产业R&D人员
		技术流	研发机构数
	更新能力	创新经费投入	R&D经费内部支出占GDP比重
		创新产出	新产品销售收入/主营业务收入
研发能力		有效发明专利数	
冲击韧性	控制能力	产业国内市场份额	高技术产业主营业务收入/全国高技术产业主营业务收入
		政府支持	政府资金
		外商控制程度	外商实际投资
	进化能力	国际竞争力	进出口总额
		消费潜力	城镇化率
		消费层次	恩格尔系数
		失业风险	失业率

2. 解释变量

人工智能($LnAI$)。国内有关人工智能的数据相对匮乏, 大多数学者选取工业机器人安装密度作为人工智能发展水平的度量指标(Acemoglu & Restrepo, 2020; 王林辉等, 2020; 李怀政等, 2023)。然而, 人工智能应用不仅限于工业机器人

这一领域，且结合人工智能算法的机器人2015年前后才投入使用（陈楠和蔡跃洲，2022）。因此，为全面反映人工智能的技术水平和应用范围，采用人工智能企业数量刻画人工智能发展水平（王林辉等，2022；陈志等2022）。本文采用关键词提取法识别企业，以天眼查企业信息数据库中公布的企业经营范围文本为分析对象。具体来说，通过提取经营范围中与人工智能相关的关键词（如语音识别、传感器、计算机识别等），将符合条件的企业归类为人工智能企业，随后根据企业所在地进行汇总，并对最终数据取对数，得到解释变量人工智能数据。在稳健性检验部分，所替换的核心解释变量用人工智能专利数衡量。主要是依据《战略性新兴产业分类与国际专利分类参照关系表（2021）》中的人工智能专利分类号，从国家知识产权局检索获得，最后对人工智能专利数取对数。

3. 中介变量

产业升级（*Upgra*）。在以往的研究中，学者们通常使用泰尔指数或第三产业增加值与第二产业增加值的比值度量产业结构升级。然而，由于近年来高技术产业产值数据并未公开，本文采用高技术产业业务收入数据代替（韦帅民，2023；张良成等，2023）。因此，本文使用地区高技术产业业务收入占地区工业总产值的比值来衡量高技术产业升级（刘莉君和冉宇圆，2023）。

4. 控制变量

参照以往学者的研究，本文引入以下控制变量：对外开放程度（*Open*），以各省进出口总额与GDP比值表示；金融发展水平（*Finance*），以金融机构贷款余额占GDP比值表示；城乡收入差距（*Incomgap*），以城镇居民人均可支配收入占农村居民人均可支配收入比值表示；交通基础设施（*LnRoad*），以公路里程数取对数表示；人口密度（*LnPopulation*），以地区总人口占地区行政区划面积比值的对数表示。

（三）综合指数的测定与权重的确定

本文采用熵值法确定高技术产业韧性各指标权重，具体如下：首先对数据进行标准化处理，其中正向指标和负向指标的计算公式有所区别。

$$\text{正向指标处理公式: } x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (4)$$

$$\text{负向指标处理公式: } x'_{ij} = \frac{\max(x_j) - x_{ij}}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (5)$$

式中， x_{ij} 表示第*i*个评价对象在第*j*个指标下的原始值， x'_{ij} 为标准化后的值； $\min(x_j)$ 表示第*j*个指标的最小值； $\max(x_j)$ 表示第*j*个指标的最大值。

$$\text{计算每个指标下各评价对象的比重: } p_{ij} = \frac{x'_{ij}}{\sum_{i=1}^n x'_{ij}}$$

$$\text{信息熵: } e_j = -k \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln(p_{ij}) \quad (6)$$

$$\text{差异系数: } d_j = 1 - e_j \quad (7)$$

$$\text{确定权重: } w_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^m d_j} \quad (8)$$

$$s_i = \sum_{j=1}^m w_j \cdot x_{ij}^k \quad (9)$$

式中， n 为评价对象的数量； m 为指标的数量； $k=1/\ln(n)$ 为归一化系数，确保 e_j 的取值范围在 $[0,1]$ 之间； w_j 是第 j 个指标的权重； s_i 是第 i 项指标的综合评价指数。

(四) 样本选择与数据来源

基于数据的可获得性，本文选取中国2010~2023年30个省级行政区为研究样本，剔除西藏自治区、香港特别行政区、澳门特别行政区和台湾省。其中被解释变量和控制变量的数据主要来源于《中国高技术产业统计年鉴》《中国工业统计年鉴》和国家统计局，解释变量原数据来源于天眼网，在稳健性检验部分替换的解释变量人工智能专利数则来源于国家知识产权局，对部分缺失数据采用插值法进行补齐。主要变量的描述性统计结果见表2。

表2 主要变量的描述性统计结果

变量符号	变量	均值	中位数	标准差	最小值	最大值
<i>REIC</i>	高技术产业韧性	0.086	0.048	0.111	0.014	0.841
<i>REICD</i>	断裂韧性	0.073	0.037	0.110	0.002	0.844
<i>REICC</i>	冲击韧性	0.180	0.124	0.142	0.045	0.818
<i>LnAI</i>	人工智能	2.059	2.065	0.201	1.504	2.500
<i>Upgra</i>	产业结构升级	0.365	0.093	0.697	0.001	3.089
<i>Incomegap</i>	城乡收入差距	0.852	0.897	0.160	-0.237	1.038
<i>Finance</i>	金融发展水平	3.447	3.213	1.103	1.688	8.164
<i>Open</i>	对外开放程度	0.275	0.147	0.286	0.008	1.464
<i>LnRoad</i>	交通基础设施	11.630	11.880	0.837	9.311	12.980
<i>LnPopulation</i>	人口密度	5.464	5.659	1.286	2.054	8.282

四、实证结果分析

(一) 基准回归结果

表3报告了总韧性基准回归的结果，列(1)考察了人工智能与高技术产业韧性的关系，结果显示人工智能系数估计值为0.116，在1%水平上显著，初步说明人工智能促进高技术产业韧性的提高。列(2)~(6)为在列(1)基础上依次引入控制变量的回归结果，其中除了列(3)在加入金融发展水平时，人工智能系数在5%水平上显著为正，其余人工智能系数均在1%水平上显著为正。以列(6)为例，当人工智能发展水平提升1%时，高技术产业韧性水平提升0.12%，这与假说1相吻合。在控制变量方面，列(2)~(6)显示收入差距显著为负，其原因可能是收入差距引发高技术人才流入其他行业或地区，导致人才短缺，削弱了高技术产业的创新能力与劳动力供给，进而影响产业韧性。金融发展水平在列(3)~(6)中显示为负但不显著，这可能是因为当前的金融体系难以为高技术产业应对危机提供所需的保障资金，导致其对高技术产业韧性的直接作用并不强。对外开放程度在列(4)~(6)也显示为负但不显著，这可能是因为对外部市场的依赖使高技术产业受到国际贸易摩擦和国外市场需求变化的冲击，但影响较弱。人口密度在列(6)显著为正，这可能是因为密集的人口

为高技术产业提供了充足的劳动力供给和市场规模，降低企业运营成本，提升资源配置效率，从而增强了产业的抗风险能力和可持续发展潜力。

表4分别汇报了断裂韧性和冲击韧性的回归结果，人工智能对断裂韧性的正向效应强于对冲击韧性的正向效应。这可能是因为断裂韧性强调

产业在内部结构和资源配置上的稳固性，而人工智能通过优化生产效率、增强创新能力和降低资源浪费，显著提升了产业的内在稳定性。相比之下，冲击韧性更依赖于产业对外部突发冲击的灵活应对能力，人工智能技术在此方面的作用相对间接且需要更长的部署周期，因此其影响较弱。这一差异在实证结果中得到了验证，人工智能对断裂韧性影响的系数为0.128，显著高于对冲击韧性的系数0.084，表现了人工智能在增强产业内在抗风险能力方面的作用。同时这也佐证了假说1：人工智能有利于增强高技术产业韧性。

表 3 总韧性基准回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>LnAI</i>	0.116*** (0.032)	0.132*** (0.038)	0.161** (0.059)	0.156*** (0.050)	0.118*** (0.037)	0.123*** (0.038)
<i>Incomegap</i>		-0.052* (0.026)	-0.045** (0.021)	-0.040** (0.017)	-0.050** (0.021)	-0.080** (0.031)
<i>Finance</i>			-0.015 (0.013)	-0.025 (0.018)	-0.026 (0.018)	-0.026 (0.017)
<i>Open</i>				-0.178 (0.136)	-0.183 (0.130)	-0.137 (0.106)
<i>LnRoad</i>					0.051** (0.022)	0.021 (0.014)
<i>LnPopulation</i>						0.413** (0.192)
常数项	-0.153** (0.065)	-0.141** (0.059)	-0.157** (0.069)	-0.064 (0.048)	-0.565** (0.237)	-2.478** (1.028)
样本量	420.000	420.000	420.000	420.000	420.000	420.000
R ²	0.222	0.240	0.250	0.374	0.405	0.492

注：*、**与***分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平，括号内为标准误，下同。

表 4 断裂韧性与冲击韧性基准回归结果

	断裂韧性						冲击韧性					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>LnAI</i>	0.118*** (0.034)	0.134*** (0.040)	0.167** (0.062)	0.161*** (0.053)	0.123*** (0.040)	0.128*** (0.041)	0.100*** (0.023)	0.112*** (0.027)	0.118** (0.046)	0.116** (0.046)	0.080** (0.036)	0.084** (0.034)
<i>Incomegap</i>		-0.054* (0.028)	-0.046** (0.022)	-0.040** (0.018)	-0.051** (0.022)	-0.081** (0.033)		-0.041** (0.019)	-0.039** (0.017)	-0.037** (0.016)	-0.047** (0.019)	-0.073*** (0.024)
<i>Finance</i>			-0.016 (0.013)	-0.028 (0.020)	-0.029 (0.019)	-0.029 (0.018)			-0.003 (0.013)	-0.006 (0.014)	-0.007 (0.013)	-0.007 (0.012)
<i>Open</i>				-0.194 (0.149)	-0.199 (0.143)	-0.152 (0.117)				-0.060 (0.046)	-0.064 (0.038)	-0.025 (0.035)
<i>LnRoad</i>					0.051** (0.023)	0.021 (0.016)					0.049** (0.021)	0.024* (0.014)
<i>LnPopulation</i>						0.421* (0.206)						0.351*** (0.124)
常数项	-0.170** (0.069)	-0.158** (0.063)	-0.175** (0.073)	-0.075 (0.050)	-0.578** (0.244)	-2.530** (1.092)	-0.026 (0.048)	-0.017 (0.042)	-0.020 (0.050)	0.011 (0.049)	-0.472* (0.244)	-2.097*** (0.710)
样本量	420.000	420.000	420.000	420.000	420.000	420.000	420.000	420.000	420.000	420.000	420.000	420.000
R ²	0.205	0.222	0.233	0.365	0.393	0.473	0.282	0.300	0.301	0.325	0.374	0.481

(二) 异质性分析

为更深入了解人工智能与高技术产业韧性之间的关系，本文进行了地区异质性检验，结果见表5。

鉴于地理区位的差异，人工智能及高技术产业领域的发展水平在不同区域存在差异。为剔除地域性干扰因素，本文将数据依据地理位置细分为东部、中部与西部三组，并分别进行回归分析。表5总韧性异质性检验中的列(2)~(4)表明，东部地区人工智能系数为0.132，在10%水平上显著；中部地区人工智能系数为0.094，在1%水平上显著为正；西部地区人工智能系数为0.023，不显著。这说明人工智能对中部地区高技术产业韧性的正向溢出效应最为显著，东部次之，但对西部地区并未发挥提升作用。东部地区较弱可能是因其高技术产业面临更高冲击风险，从而要求更高的人工智能技术作为门槛，以充分激发产业韧性的赋能效应(刘鑫鑫和韩先锋，2023)。反观西部地区，人工智能系数不显著，反映出该地区作为内陆地带，经济基础相对薄弱且基础设施建设落后，在人工智能赋能高技术产业韧性的过程中，其提供有力支撑的能力受限。

表5 异质性检验结果

变量	总韧性				冲击韧性				断裂韧性			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>LnAI</i>	0.123*** (0.038)	0.132* (0.072)	0.094*** (0.025)	0.023 (0.014)	0.084** (0.034)	0.208*** (0.050)	0.069* (0.030)	0.023 (0.014)	0.128*** (0.041)	0.122 (0.080)	0.097*** (0.026)	0.036** (0.014)
控制	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
常数项	-2.478** (1.028)	-7.741*** (1.973)	-1.420*** (0.269)	-0.082 (0.330)	-2.097*** (0.710)	-5.189*** (0.754)	-1.075*** (0.181)	-0.082 (0.330)	-2.530** (1.092)	-8.088*** (2.231)	-1.466*** (0.294)	-0.048 (0.368)
N	420	154	112	154	420	154	112	154	420	154	112	154
R ²	0.492	0.686	0.865	0.691	0.481	0.752	0.751	0.691	0.473	0.658	0.862	0.687

值得注意的是，人工智能对冲击韧性和断裂韧性的影响存在明显差异。东部地区人工智能对冲击韧性的影响在1%水平上显著为正，中部地区为10%水平上显著，而西部地区则不显著。这可能是因为东部地区高技术产业高度依赖国际市场，面临更频繁和复杂的外部冲击(如市场需求波动、国际贸易摩擦等)。人工智能通过提升数据分析能力、优化资源配置和增强市场响应速度，能够显著提高东部地区高技术产业在外部冲击下的适应与恢复能力。相比之下，中部和西部地区高技术产业的外部冲击较少，人工智能的作用更多体现在内部结构优化上，因此对冲击韧性的影响不明显。相反，人工智能对断裂韧性的影响在中部和西部地区分别在1%水平和5%水平上显著为正，而在东部地区不显著，这是因为中部和西部地区的高技术产业更多面临内部结构优化和资源配置效率提升的需求。人工智能通过优化生产效率、提升资源配置效率和增强创新能力，显著增强了中西部地区高技术产业的内在稳定性。而东部地区产业内部结构已相对成熟，人工智能对断裂韧性的边际贡献较小，因此其影响不显著。这种区域异质性反映了人工智能技术应用与区域经济特征的匹配性差异。

(三) 稳健性检验

为增强研究结论的可靠性，本文进行了多项稳健性检验。(1) 更换核心解释变量。为保证研究结论的稳健性，本文采用人工智能专利数作为核心解释变量的替代指标进行回归分析(陈楠和蔡跃洲, 2023)，结果如表6列(1)所示。回归结果表明，人工智能对高技术产业韧性的促进作用与前文结论保持一致，进一步验证了研究结论的可靠性。(2) 异常值处理。数据当中的极端值可能会导致人工智能对高技术产业韧性影响评估的偏差，鉴于此，本文对连续变量的数据采取1%的双边缩尾处理后再重新进行回归分析，结果如表6列(2)所示，人工智能的估计系数为0.125，且在1%水平上显著为正，与基准回归结果一致。为处理模型中可能存在的内生性问题，本文分别将被解释变量和解释变量滞后一期进行回归分析。表6列(3)和列(4)回归结果显示在1%水平上显著，表明回归结果具有稳健性。这进一步验证了人工智能的发展对高技术产业韧性具有显著的正向影响。

表 6 总韧性稳健性与内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	替换核心解释变量	异常值处理	被解释变量滞后一期	解释变量滞后一期
<i>LnAI</i>	0.142*** (0.039)	0.125*** (0.038)	0.121*** (0.041)	-
<i>L.LnAI</i>	-	-	-	0.131*** (0.044)
常数项	-2.330** (0.969)	-2.484** (1.005)	-2.429** (1.037)	-2.483** (1.080)
控制变量	是	是	是	是
样本量	420	420	420	420
R ²	0.626	0.723	0.684	0.675

此外，对断裂韧性和冲击韧性进行了稳健性检验，详见表7和表8。断裂韧性在更换核心解释变量、异常值处理以及将被解释变量和解释变量滞后一期后，发现人工智能均在1%水平上显著为正。而冲击韧性在替换核心解释变量且将被解释变量和解释变量滞后一期后，仍在5%水平上显著为正，进行异常值处理后在10%水平上显著为正，这说明“人工智能有利于增强高技术产业韧性”的结论仍然成立。

表 7 断裂韧性稳健性与内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	替换核心解释变量	异常值处理	被解释变量滞后一期	解释变量滞后一期
<i>LnAI</i>	0.125*** (0.024)	0.104*** (0.022)	0.106*** (0.028)	-
<i>L.LnAI</i>	-	-	-	0.106*** (0.024)
常数项	-2.034** (0.833)	-2.179** (0.873)	-2.240** (0.965)	-2.135** (0.919)
控制变量	是	是	是	是
样本量	420	420	420	420
R ²	0.545	0.531	0.500	0.507

表8 冲击韧性稳健性与内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	替换核心解释变量	异常值处理	被解释变量滞后一期	解释变量滞后一期
<i>LnAI</i>	0.091** (0.035)	0.073** (0.033)	0.061* (0.030)	-
<i>L.LnAI</i>	-	-	-	0.067* (0.033)
常数项	-1.839*** (0.649)	-1.949*** (0.691)	-1.824*** (0.648)	-1.841** (0.724)
控制变量	是	是	是	是
样本量	420	420	420	420
R ²	0.477	0.464	0.461	0.400

五、机制检验

本文证实了人工智能在提高高技术产业韧性方面发挥了显著作用。基于此，本文深入探讨人工智能影响高技术产业韧性的具体机制。

本文使用Soble检验方法，探究产业升级*Upgra*作为中介变量的影响路径及其作用效果。表9汇报了人工智能对高技术产业韧性的间接影响结果，其中列(1)为人工智能影响高技术产业韧性的总效应，列(2)~(3)则为中介效应。结果表明：总效应层面，列(1)中人工智能系数为0.196，表明人工智能对高技术产业韧性影响的总效应为0.196，且在1%水平上显著。产业升级层面，人工智能显著促进了产业升级，且产业升级对高技术产业的影响也显著为正。具体而言，表9列(2)显示人工智能系数为0.409，在1%水平上显著为正；表9列(3)中，人工智能系数为0.158，产业升级系数为0.093，均在1%水平上显著为正，且 $Z=2.426>0.97$ ，通过Sobel检验，表明人工智能可以通过促进产业升级来推动高技术产业韧性的提升。基于此，关于产业升级作为中介效应的假设2得到验证。

进一步对比人工智能对断裂韧

表9 总韧性中介效应检验结果

模型	总效应		产业升级中介效应
	(1)	(2)	(3)
路径	<i>AI</i> → <i>REIC</i>	<i>AI</i> → <i>Upgra</i>	<i>AI</i> → <i>Upgra</i> → <i>REIC</i>
变量	REIC	Upgra	REIC
<i>LnAI</i>	0.196*** (0.026)	0.409*** (0.167)	0.158*** (0.021)
<i>Upgra</i>	-	-	0.093*** (0.006)
常数项	-0.729 (0.060)	-4.236*** (0.392)	-0.335*** (0.054)
控制变量	控制	控制	控制
Adj.R ²	0.489	0.446	0.678
Sobel		$Z=2.426>0.97$ ，中介效应显著	
中介效应占比		中介效应/总效应=19.5%	

表10 断裂韧性中介效应检验结果

模型	总效应		产业升级中介效应
	(1)	(2)	(3)
路径	<i>AI</i> → <i>Rd</i>	<i>AI</i> → <i>Upgra</i>	<i>AI</i> → <i>Upgra</i> → <i>Rd</i>
变量	<i>Rd</i>	<i>Upgra</i>	<i>Rd</i>
<i>LnAI</i>	0.181*** (0.023)	0.409** (0.167)	0.145*** (0.018)
<i>Upgra</i>	-	-	0.088*** (0.005)
常数项	-0.690*** (0.296)	-4.236*** (0.392)	-0.317*** (0.306)
控制变量	控制	控制	控制
Adj.R ²	0.479	0.446	0.683
Sobel		$Z=2.428>0.97$ ，中介效应显著	
中介效应占比		中介效应/总效应=19.9%	

性与冲击韧性的影响过程。表10列(1)中人工智能系数为0.181,在1%水平上显著为正;列(2)中人工智能的系数为0.409,在5%水平上显著;列(3)中,人工智能系数为0.145,产业升级系数为0.088,均在1%水平上显著,且 $Z=2.428>0.97$,通过Sobel检验。表11列(1)中人工智能系数为0.193,在1%水平上显著,列(3)中,人工智能系数为0.157,产业升级系数为0.088,均在1%水平上显著,且 $Z=2.42>0.97$,通过Sobel检验。产业升级在人工智能影响冲击韧性和断裂韧性过程中均起到了显著的中介作用,但从Z值和路径系数来看,产业升级在影响断裂韧性过程中的中介效应更为显著。这表明,在人工智能正向推动高技术产业韧性增强的过程中,产业升级对高技术产业韧性的间接提升作用更多地是通过其对断裂韧性的正面效应实现的,并且人工智能对产业韧性的直接贡献也更多地体现在其对断裂韧性的直接影响上。

表 11 冲击韧性中介效应检验结果

模型	总效应		产业升级中介效应
	(1)	(2)	(3)
路径	$AI \rightarrow Rc$	$AI \rightarrow Upgra$	$AI \rightarrow Upgra \rightarrow Rc$
变量	Rc	$Upgra$	Rc
$LnAI$	0.193*** (0.025)	0.409** (0.167)	0.157*** (0.021)
$Upgra$	-	-	0.088*** (0.006)
常数项	-0.700*** (0.059)	-4.236*** (0.392)	-0.327*** (0.055)
控制变量	控制	控制	控制
Adj.R ²	0.686	0.446	0.792
Sobel		$Z=2.42>0.97$, 中介效应显著	
中介效应占比		中介效应/总效应=18.6%	

六、结论与政策建议

本文基于2010~2023年中国省级面板数据,探讨了人工智能对高技术产业韧性的影响效果及其作用机制,得出以下主要结论:人工智能显著提升了高技术产业韧性。这一结论在内生性处理、核心解释变量替换及异常样本处理等稳健性检验后仍然成立,其中人工智能对断裂韧性的促进作用强于对冲击韧性的影响。另外,人工智能对高技术产业韧性的影响呈现出异质性特点。就区位差异而言,其对中部地区影响最为显著,东部地区次之,西部地区影响较弱。产业升级在人工智能对产业韧性的正向作用中发挥着中介作用,即人工智能通过推动产业升级来间接提升产业韧性。并且,产业升级在人工智能对断裂韧性的中介效应占比要高于对冲击韧性的中介效应占比。基于以上结论,本文提出以下政策启示:

(1) 加快发展人工智能,推动高技术产业科技发展。针对东部、中部和西部地区人工智能发展水平的差异,制定差异化政策。中部地区应重点推动人工智能与本地优势产业的结合,例如在制造业中推广智能生产线,提升生产效率;东部地区应依托其技术优势,打造人工智能创新中心,吸引全球高端技术人才和企业;西部地区可通过政策扶持,优先在能源、农业等领域试点人工智能应用,逐步扩大技术覆盖面。一方面,高技术企业应持续投入资源进行人工智能技术的研发,特别是在关键技术和核心算法上的突破,利用人工智能技术优化生产流程,推动自动化和智能化生产,从而提高生产效率和产品质量。另一方面,政府可通过设立专项基金,支持高技术企业

在人工智能关键技术（如机器学习算法、自然语言处理等）上的研发。同时，鼓励企业与高校、科研机构合作，建立联合实验室，推动技术成果转化。对于中小企业，提供技术培训和低息贷款，帮助其实现智能化转型。此外，政府还可以通过税收减免、研发补贴等政策，降低企业创新成本，并加快5G网络、数据中心等新型基础设施建设，为人工智能应用提供硬件支持。

（2）增强改革驱动力，加快产业调整与升级进程。产业升级在人工智能提升高技术产业韧性的过程中起到了关键作用，应持续优化高技术产业结构，有效强化人工智能对高技术产业韧性的积极作用。首先，地方政府应结合本地产业特征，制定高技术产业发展规划。例如，中部地区可凭借其制造业优势，推动传统制造业向智能制造升级；东部地区可聚焦人工智能、集成电路等高端产业；西部地区则可依托资源优势，重点发展新能源、生态农业等特色产业。其次，重视科技型人才，建立高效的教育资源配置机制，实施更开放、务实、有吸引力的政策，吸引并留住人才，为高技术产业提供人才保障。地方政府还应审慎调控投资布局，将更多的财政与外资资源导向高技术产业领域，既积极吸纳外部先进技术，又严格把控市场准入门槛，确保高技术产业结构合理与优化，从而进一步提升高技术产业韧性。最后，政府还需加速部署新型信息化基础设施，例如在重点城市布局算力中心，支持企业搭建工业互联网平台。同时，推动数据开放共享，建立行业数据标准，为人工智能应用提供数据支持。这些措施将极大地促进高技术产业在弥补短板、加强薄弱环节、提升整体能力方面取得显著成效，最终实现产业的全面升级与转型，增强其应对危机和外部冲击的自我更新与进化能力。

参考文献

- [1] 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].数量经济技术经济研究,2019(5):3-22.
- [2] 陈东,秦子洋.人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据[J].经济研究,2022(4):85-102.
- [3] 陈梦远.国际区域经济韧性研究进展——基于演化论的理论分析框架介绍[J].地理科学进展,2017(11):1435-1444.
- [4] 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].经济学动态,2022(11):39-57.
- [5] 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].经济与管理研究,2023(3):16-40.
- [6] 陈胜利,王东.数字经济对经济韧性的影响效应及作用机制[J].工业技术经济,2022,(6):26-34.
- [7] 陈晓东,刘洋,周柯.数字经济提升我国产业链韧性的路径研究[J].经济体制改革,2022(1):95-102.
- [8] 陈志,程承坪,陈安琪.人工智能促进中国高质量就业研究[J].经济问题,2022(9):41-51.
- [9] 程虹,王华星,石大千.使用机器人会导致企业劳动收入份额下降吗[J].中国科技论坛,2021(2):152-160+168.
- [10] 付庆华,杨颜萌.数字经济如何赋能产业结构优化?[J].首都经济贸易大学学报,2022(5):29-42.
- [11] 高志刚,田丰,韩延玲.人工智能对中国区域经济高质量发展影响的理论机理与实证分析——以工业机器人为例[J].科技管理研究,2023(7):182-192.
- [12] 郭凯明.人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J].管理世界,2019(7):60-77+202-203.
- [13] 韩永辉,刘洋,王贤彬.人工智能对区域经济增长的异质性影响与机制识别——基于中国“机器换人”的实证检验[J].学术研究,2022(2):97-104.
- [14] 郝爱民,谭家银.农村产业融合赋能农业韧性的机理及效应测度[J].农业技术经济,2023(7):88-107.
- [15] 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].科学学研究,2024(3):515-527.

- [16] 胡志强,苗长虹,熊雪蕾,等.产业集聚对黄河流域工业韧性的影响研究[J].地理科学,2021(5):824-831.
- [17] 金陈飞,吴杨,池仁勇,等.人工智能提升企业劳动收入份额了吗[J].科学学研究,2020(1):54-62.
- [18] 李怀政,田晓宇,吴虹.人工智能渗透、劳动生产率与中国制造业出口韧性提升[J].西北人口,2023(6):29-42.
- [19] 李磊,王小霞,包群.机器人的就业效应:机制与中国经验[J].管理世界,2021(9):104-119.
- [20] 李信芳,周茂清.人工智能发展对现代商贸流通体系建设的影响效应研究——基于产业结构升级视角[J].商业经济研究,2025(1):102-106.
- [21] 刘斌,潘彤.人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究[J].数量经济技术经济研究,2020(10):24-44.
- [22] 刘莉君,冉宇圆.技术创新显著提升高技术产业韧性吗?——基于产业升级和产业集聚视角[J].中南林业科技大学学报(社会科学版),2023(4):28-38.
- [23] 刘瑞,张伟静.空间集聚能否提升中国制造业韧性——基于产业适应性结构调整的视角[J].当代财经,2021(11):16-27.
- [24] 刘鑫鑫,韩先锋.人工智能与制造业韧性:内在机制与实证检验[J].经济管理,2023,45(11):48-67.
- [25] 刘月,郭亚红.数字经济、产业链韧性与流通业高质量发展[J].商业经济研究,2022(19):176-179.
- [26] 吕越,邓利静.着力提升产业链供应链韧性与安全水平——以中国汽车产业链为例的测度及分析[J].国际贸易问题,2023(2):1-19.
- [27] 吕越,谷玮,尉亚宁,等.人工智能与全球价值链网络深化[J].数量经济技术经济研究,2023(1):128-151.
- [28] 吕越,张杰.人工智能与产业链韧性提升[J].西安交通大学学报(社会科学版),2024(2):29-38.
- [29] 毛丰付,胡承晨,魏亚飞.数字产业发展与城市经济韧性[J].财经科学,2022(8):60-75.
- [30] 潘珊,郭凯明.人工智能、岗位结构变迁与服务型制造[J].中国工业经济,2024(4):57-75.
- [31] 潘珊,李剑培,顾乃华.人工智能、产业融合与产业结构转型升级[J].中国工业经济,2025(2):23-41.
- [32] 钱学锋,裴婷.国内国际双循环新发展格局:理论逻辑与内生动力[J].重庆大学学报(社会科学版),2021(1):14-26.
- [33] 苏耀华,李全.中国高技术产业创新效率的时空演变特征[J].统计与决策,2024(9):106-111.
- [34] 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].经济学家,2021(1):32-42.
- [35] 陶锋,王欣然,徐扬,等.数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率[J].中国工业经济,2023(5):118-136.
- [36] 王林辉,胡晟明,董直庆.人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J].中国工业经济,2020(4):97-115.
- [37] 王林辉,姜昊,董直庆.工业智能化会重塑企业地理格局吗[J].中国工业经济,2022(2):137-155.
- [38] 王文,牛泽东,孙早.工业机器人冲击下的服务业:结构升级还是低端锁定[J].统计研究,2020(7):54-65.
- [39] 韦帅民.数字创新韧性对高技术制造业产业升级的影响[J].技术经济与管理研究,2023(8):62-66.
- [40] 肖兴志,解维敏.人工智能与企业韧性——基于工业机器人应用的经验证据[J].系统工程理论与实践,2024(8):2456-2474.
- [41] 徐圆,邓胡艳.多样化、创新能力与城市经济韧性[J].经济学动态,2020(8):88-104.
- [42] 杨光,侯钰.工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J].中国工业经济,2020(10):138-156.
- [43] 姚加权,张锟澎,郭李鹏,等.人工智能如何提升企业生产效率?——基于劳动力技能结构调整的视角[J].管理世界,2024(2):101-116+133+117-122.
- [44] 殷为华.长三角城市群工业韧性综合评价及其空间演化研究[J].学术论坛,2019(5):124-132.
- [45] 尤亮,任晴.产业韧性:内涵、影响因素与展望[J].江西财经大学学报,2024(4):33-44.
- [46] 余玲铮,魏下海,孙中伟,等.工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据[J].管理世界,2021(1):47-59+4.
- [47] 张良成,郭瑞硕,舒长江.数字经济赋能高新技术产业韧性:内在机理与实证检验[J].江西财经大学学报,2023(2):53-66.
- [48] 郑涛,杨如雪.高技术制造业的技术创新、产业升级与产业韧性[J].技术经济,2022(2):1-14.
- [49] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 2020,128(6):2188-2244.
- [50] Autor, D., and A. Salomons, “Robocalypse Now: Does Productivity Growth Threaten Employment”,

- NBER Working Papers, 2019.
- [51] Autor, D., D. Dorn, L. F. Katz, et al., “Concentrating on the Fall of the Labor Share”, *American Economic Review*, 2017,107(5):180–185.
- [52] Brown, L., and T. Greenbaumart, “The Role of Industrial Diversity in Economic Resilience: An Empirical Examination Across 35 Years”, *Urban Studies*, 2017,54(5):1347–1366.
- [53] Brynjolfsson, E., D. Rock, C. Syverson, “Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics”, NBER Working Paper,2018.
- [54] Clark, G. L., M. Feldman, M. S. Gertler, et al., *The New Oxford Handbook of Economic Geography*, Oxford: Oxford University Press,2017.
- [55] Comfort, L. K., “Risk and Resilience: Inter-organizational Learning Following the Northridge Earthquake of 17 January 1994”, *Journal of Contingencies and Crisis Management*, 1994,2(3):157–170.
- [56] Cuadrado-Roura, J. R., and A. Maroto, “Unbalanced Regional Resilience to the Economic Crisis in Spain: A Tale of Specialisation and Productivity”, *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 2016,9(1):153–178.
- [57] Davies, S., “Regional Resilience in the 2008–2010 Downturn: Comparative Evidence from European Countries”, *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 2011,4(3):369–382.
- [58] Evans, R., and J. Karecha, “Staying on Top: Why Is Munich so Resilient and Successful?”, *European Planning Studies*, 2014, 22(6):1259–1279.
- [59] Graetz, G., and G. Michaels, “Robots at Work”, *Review of Economics and Statistics*, 2018,100(5):753–768.
- [60] Martin, R., “Regional Economic Resilience, Hysteresis and Recessionary Shocks”, *Journal of Economic Geography*, 2012,12(1):1–32.

【作者简介】姚莉：上海第二工业大学经济与管理学院教授，经济学博士。研究方向：国际商务、数字经济与贸易、循环经济及相关交叉学科。

陆艳子：上海第二工业大学经济与管理学院硕士研究生。研究方向：国际贸易与互联网经济。

李奇璘（通信作者）：上海第二工业大学经济与管理学院讲师，经济学博士。研究方向：国际商务、人工智能与贸易。

Research on the Impact of Artificial Intelligence on the Resilience of High-tech Industries

YAO Li, LU Yan-zi & LI Qi-lin

(School of Economics and Management, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China)

Abstract: Under the multiple unexpected domestic and international shocks, exploring the impact of artificial intelligence (AI) on the resilience of the high-tech industry is of significant importance for promoting high-quality development in these sectors. This paper incorporates AI into the analytical framework for enhancing the resilience of the high-tech industry, constructs a resilience index from the dimensions of the impact toughness and fracture toughness, and examines the mechanisms of AI's impact on the high-tech industry resilience using provincial panel data from China between 2010 and 2023. The results indicate: AI significantly promotes the resilience of the high-tech industry, and this conclusion remains valid after endogeneity and robustness tests. The promoting effect of AI on the high-tech industry resilience exhibits notable regional heterogeneity, being more pronounced in the Central China. AI not only directly enhances the resilience of the high-tech industry but also indirectly influences it by fostering industrial upgrading, with a stronger mediating effect on impact toughness than on fracture toughness. This paper provides important insights for governments and enterprises to better unleash the empowering benefits of AI and enhance the resilience of the high-tech industry in the new landscape.

Keywords: artificial intelligence; high-tech industries; resilience; industrial upgrading

(责任编辑：任思雨)