

数据要素流动如何提升城市韧性^{*}

——兼论城市智能化门槛效应

赵 凯 季本豪^{**}

(青岛大学 经济学院, 山东 青岛 266100)

摘要: 在全球城市化加速与复合型风险频发、中国“十四五”规划推进韧性城市建设、“十五五”规划强调“人工智能+”与数据要素市场化协同的背景下,城市韧性已成为保障城市系统稳定运行的核心能力,而数据要素流动则是破解传统治理模式下城市韧性提升效率瓶颈的关键变量。本文基于 2005~2024 年中国 256 个地级市面板数据,采用固定效应模型、门槛回归模型、调节效应模型等计量方法,系统探究数据要素流动对城市韧性的影响效应与作用边界。研究发现:(1) 数据要素流动对城市韧性具有显著正向提升作用,该结论经内生性处理与多重稳健性检验后依然可靠;(2) 机制层面,数据要素流动通过“改善社会保障精准度”与“优化资源配置效率”两条路径间接赋能城市韧性;(3) 城市智能化水平存在双重门槛效应,当智能化水平跨越特定阈值后,数据要素对城市韧性的赋能作用呈阶梯式增强;(4) 异质性分析显示,该提升效应在东部经济发达地区、非资源型城市及大规模城市中更为突出,中西部地区、资源型城市与中小规模城市受限于智能基础薄弱,效应尚未充分释放;(5) 调节效应模型验证,数字基础设施是数据要素流动有效发挥作用的关键外部支撑条件。本研究不仅完善了“数据要素—城市韧性”的理论分析链条,更为不同智能化水平城市制定差异化韧性提升策略、优化数据要素与数字基建协同政策提供了实证参考。

关键词: 数据要素流动 城市韧性 社会保障水平 资源配置效率 智能化门槛效应 数字基础设施

中图分类号: F224 **文献标识码:** A

^{*} [基金项目] 本文受到国家社科基金项目“数智化赋能高质量发展:多维解构与实践路径研究”(25FJYB016)以及山东省社会科学规划项目“工业互联网平台赋能山东数字经济与实体经济融合研究”(24CSDJ10)的资助。

^{**} [作者简介] 赵凯(1982-),男,青岛大学经济学院教授、博士生导师,研究方向为数量经济。季本豪(2001-),男,青岛大学经济学院硕士研究生,研究方向为数量经济。

How Does the Data Factor Flow Enhance Urban Resilience?

—A Discussion on the Urban Intelligence Threshold Effect

Zhao Kai Ji Benhao

(School of Economics, Qingdao University, Qingdao 266100, China)

Abstract: Against the backdrop of global urbanization, frequent complex risks, and China's strategic emphasis on resilient cities and data factor marketization, urban resilience has become a core capability for ensuring the stable operation of urban systems, with data factor flow serving as a key variable to overcome efficiency bottlenecks. Based on panel data from 256 prefecture-level cities in China spanning 2005 to 2024, this study employs fixed-effects models, threshold regression models, and moderated effects models to systematically investigate the impact and boundaries of data factor flow on urban resilience. The findings reveal that: (1) data factor flow significantly enhances urban resilience, a conclusion that remains robust after addressing endogeneity and conducting multiple robustness tests; (2) mechanism analysis shows that data factor flow indirectly strengthens urban resilience through two pathways: improving social security precision and optimizing resource allocation efficiency; (3) there exists a double-threshold effect of urban intelligence level, with the enabling effect of data factors increasing stepwise after crossing specific thresholds; (4) heterogeneity analysis indicates that the enhancement effect is more pronounced in economically developed eastern regions, non-resource-based cities, and large cities; and (5) digital infrastructure is identified as a key external supporting condition for the effective functioning of data factor flow. This study not only refines the theoretical framework linking data factors to urban resilience but also provides empirical guidance for cities at different intelligence levels to formulate differentiated resilience-enhancing strategies and optimize the coordination between data factors and digital infrastructure.

Keywords: Data Factor Flow Urban Resilience Social Security Level Resource Allocation Efficiency Intelligence Threshold Effect Digital Infrastructure

引 言

在全球城市化加速与风险频发、中国“十四五”规划与“十五五”规划分别强调

韧性城市建设与“人工智能+”协同的背景下，城市韧性已成为保障城市系统稳定运行的核心能力，而数据要素流动是破解传统治理模式下韧性提升瓶颈的关键变量。当前，城市面临极端气候、公共卫生危机及基础设施老化等多重冲击（Aghakouchak et al., 2018），其韧性本质在于通过全周期管理维持系统抗扰、恢复与适应能力。数据作为数字经济核心生产要素，其实时性、跨域性与整合性高度契合韧性城市需求，但其赋能作用并非自然生效：部分城市因数字基础设施薄弱、智能分析能力不足，即使推进数据流动也难以实现风险精准预警。若不及早厘清二者内在逻辑，可能错失以数据要素培育城市安全新动能的战略机遇。

现有研究存在以下不足：其一，多认为“数据流动必然提升韧性”，未明确其“条件性”；其二，未拆解数据流动影响城市韧性的传导链条；其三，缺乏对“如何平衡数据流动与智能化投入”的具体指导。本文以2005~2024年中国256个地级市面板数据为样本，系统探究数据要素流动对城市韧性的影响效应、作用机制与门槛条件。本文可能存在的边际贡献在于以下三个方面：第一，在理论层面，突破现有研究“数据要素流动与城市韧性无条件关联”的假设，系统揭示城市智能化水平在二者间的“门槛”作用，完善“新型生产要素—技术转化机制—城市系统抗扰能力”的理论链条，丰富城市韧性与数字经济交叉领域的研究维度。第二，在实证层面，本文提供了关于数据要素流动如何提升城市韧性的系统性的经验证据。具体而言：通过严谨的内生性处理与稳健性检验，在全国尺度上证实了数据要素流动对城市韧性的显著正向直接效应；识别并验证了“改善社会保障精准度”与“优化资源配置效率”两条核心的中介路径，打开了数据赋能城市韧性过程的“黑箱”；揭示了该影响效应在东部地区、非资源型城市及大规模城市中更为突出的异质性特征，为理解其空间与结构差异提供了依据。第三，在实践层面，为城市管理者提供差异化施策指引——对智能化水平未达门槛的城市，明确“优先完善数字基建、提升智能技术应用能力”的发展重点；对已跨越门槛的城市，指导其通过数据要素优化韧性管理全周期流程，同时为政策制定者优化“数据要素治理与智能化发展协同政策”提供实证支撑。

1 文献综述

1.1 城市韧性

“韧性”概念经历了从工程韧性、生态韧性到演化韧性的理论演进。工程韧性将城市系统视为单一稳定状态的封闭体系，聚焦结构功能稳定与灾后快速恢复（李连刚等，2019）；生态韧性突破单一均衡假设，认为冲击后可能跃迁至新发展路径（Pickett et al., 2014）；演化韧性进一步强调非均衡演变属性，主张城市可通过自我适应实现可持续发展（Boschma, 2015；Amirzadeh et al., 2022）。现代城市韧性理论在此基础上，明确城市需具备“抵御外部压力的稳定性、适应变化的学习能力、突破现状的创新能力”多重核心能力（赵瑞东等，2020），并推动韧性理念向防灾减灾、灾后重建等规划实践渗

透,对城市资源要素的稳定性、冗余性、智慧性与快速响应性提出明确要求。

城市韧性的量化研究尚未形成统一测度体系,现有成果主要沿两条路径展开:一是基于韧性特征构建评价指标体系(李玥彤,2017);二是从能力框架切入,例如通过社会、经济、物质、人力及自然资本量化社区灾害韧性,或从社会、经济、基础设施、机构与环境五个维度评估城市韧性,亦有研究将其解构为基础设施、制度、经济与社会四个子系统(孙阳等,2017;白立敏等,2019)。测度方法上,阈值法、综合指标法应用广泛,但现有研究存在明显局限:一方面多聚焦单一子系统(如经济韧性或社会韧性),忽视城市系统的整体性;另一方面指标选取高度依赖区域特征,虽分类评价法逐渐受到关注,却未纳入“数据驱动的智能响应能力”,难以反映数字时代城市韧性的新内涵。

城市韧性的驱动因素研究呈现多维度特征,但对“数据要素”的关注严重不足。生态韧性方面,Xie等(2022)通过Tobit回归发现经济规模、人口结构、市场活力及产业布局对其有显著正向影响;经济韧性方面,Dong等(2020)运用GWR模型证实外国直接投资、劳动力流动、创新能力及土地财政在长三角地区经济韧性构建中的关键作用,Lin等(2022)则通过地理探测器模型指出城市化率与人均GDP是中国城市经济韧性增长的核心要素。仅有少数研究触及数字领域,如朱金鹤和孙红雪(2020)提出数字基础设施建设对城市韧性有积极作用,但未深入到“数据要素流动”这一核心载体。同时,现有研究多以省域或单一城市群为对象,缺乏跨区域、多尺度的综合分析,无法匹配数据要素跨区域流动的特性,也难以揭示数据驱动城市韧性提升的普适规律。

1.2 数据要素流动

数字经济背景下,数据要素作为新型生产要素的地位日益凸显,学术界对其定义形成多重视角:从本体论看,吴志刚(2021)将其视为现实世界实体在数字空间的投影与刻画;从经济学角度看,李勇坚(2022)强调其对其他生产要素的协同赋能作用;特征研究方面,蔡跃洲和马文君(2021)指出数据要素兼具技术与经济双重属性——技术层面的多元性、依赖性和高渗透性,使其可支撑实时数据采集与多场景智能分析;经济层面的外部性、非竞争性与非排他性,使其能以低成本实现大规模流动,这一特性为其跨场景赋能城市系统提供了可能。

数据要素流动的量化研究仍处于探索阶段,现有方法以指标体系构建为主:杨艳等(2021)构建数据要素流动环境指标体系,分析其对全要素生产率的影响。与土地、劳动力等传统要素成熟的测度方法相比,数据要素流动的量化存在两大短板:一是指标选取多聚焦“数据存量水平”而非“流动效能”,未充分体现跨部门、跨区域数据的协同性;二是测算方法未纳入“技术转化环节”,无法反映数据从“流动”到“产生实际价值”的关键过程,尤其难以支撑数据要素与城市韧性关联的实证分析。

当前关于数据要素流动的影响效应研究多聚焦经济增长领域,针对城市韧性这一城市系统核心抗风险能力的探讨仍显薄弱。在经济增长维度,虽有Godwin等(2020)研究指出,数据要素流动可通过提升要素协同效率驱动全要素生产率提升,但此类直接研究不仅数量偏少,且理论与实证深度均存在明显局限;在区域差距维度,现有文

献多以数字经济为载体间接分析数据要素的影响效应，专门针对数据要素流动本身的直接探讨仍十分匮乏。更为核心的研究缺口在于，现有文献尚未涉足城市风险应对的关键场景：既未厘清数据要素流动在风险预警、应急响应、灾后重建等城市韧性全链条环节的作用机制，也未识别其效能发挥所依赖的技术支撑与制度保障条件，更未能回应“数据要素流动如何提升城市系统抗扰动能力与恢复能力”这一核心命题，与数字时代韧性城市建设的现实需求存在显著脱节。

现有研究虽在城市韧性与数据要素流动领域分别取得进展，但二者的交叉研究仍存在三方面可拓展方向，尚难以充分支撑“数据要素驱动城市韧性提升”的理论与实践需求：其一，理论框架的系统性仍有待强化。现有成果尚未形成成熟统一的“数据要素流动—城市韧性”关联分析框架，对二者内在作用机制的探讨仍显不足，尤其缺乏对“数据流动如何通过技术转化路径作用于城市韧性”的理论阐释，难以系统性厘清数据要素影响城市韧性的核心逻辑与传导路径。其二，实证研究的方法设计仍有拓展空间。当前城市韧性研究多聚焦单一子系统，忽视城市系统各维度的协同联动效应；数据要素流动研究则多侧重于线性影响关系的检验，既未充分考察城市智能化水平在数据要素赋能韧性过程中的门槛效应，也未重点关注数据治理政策等外部制度条件的调节作用，难以完整反映二者关联的复杂动态特征。其三，研究视角与现实需求的适配性仍需增强。现有成果多以省域或单一城市群为研究样本，缺乏全国尺度的跨区域比较分析，与数据要素跨区域流动的本质特征匹配度不足；同时，城市韧性的量化测度较少纳入“智能响应”“跨域协同”等新时期韧性城市建设的核心维度，研究结论难以以为不同发展阶段的城市提供差异化的政策制定依据。

2 研究假设

在全球社会风险加剧与城市系统复杂度攀升的背景下，传统依赖历史经验、局部数据的静态防灾模式已显现局限，亟须向“动态响应+要素协同”的新型治理范式转型。曾鹏（2022）提出的“全过程动态响应机制”与“全要素耦合机制”为城市韧性治理提供了系统性理论框架，而数据要素流动所具备的投入替代、价值倍增与资源优化效应，则成为该框架落地的核心技术支撑与经济逻辑基础。在全过程动态响应层面，数据要素流动通过实时汇聚多源数据，支撑风险精准预警、应急资源动态调配与灾后复盘优化，驱动“预警—处置—恢复”循环高效运转；在全要素耦合层面，数据要素流动打破经济、制度、生态等子系统壁垒，推动传统要素数字化转型（赵涛等，2020）、破解“信息孤岛”优化治理流程（张营营等，2023）、实现跨区域污染协同治理（Li et al., 2021），从而强化城市系统的抗扰与恢复能力。基于此，本文提出主效应假设：

H1：在其他条件不变的情况下，数据要素流动能够显著直接提升城市韧性。

社会保障水平是数据要素流动影响城市韧性的重要中介路径。数据要素流动主要通过两大维度优化社会保障水平：一是推动社会保障精准化供给，整合多源数据构建

动态数据库，精准识别弱势群体与重点保障区域（翟绍果，2025），强化风险冲击下的民生兜底能力；二是提升社会保障服务效能，依托数据流转推动社保服务线上化与应急联动，在突发事件中快速生成受影响人群画像，为应急响应提供决策支撑。社会保障水平的提升，既增强居民安全感，又为城市应急响应提供稳定缓冲，最终作用于韧性提升。据此提出中介效应假设：

H2：数据要素流动通过优化社会保障水平间接提升城市韧性。

资源配置效率是数据要素流动赋能城市韧性的另一关键中介路径。传统资源配置模式因信息滞后、供需错配难以应对突发冲击，而数据要素流动通过“全过程资源优化”破解这一困境：一是优化资源匹配机制，依托数据共享平台实现供需精准对接；二是发挥资源替代效应，借助远程办公、数字孪生等技术减少实体资源消耗（孔令英等，2023）。在韧性建设全周期中，灾前利用风险预测数据建立战略资源储备，灾中依托实时监测数据动态调整救援方案，灾后通过数据复盘优化资源调配机制，显著增强城市系统应对冲击的缓冲能力。据此提出中介效应假设：

H3：数据要素流动通过提高资源配置效率间接提升城市韧性。

数据要素对城市韧性的赋能需通过 AI 分析、大数据建模等智能化技术转化为有效治理能力。若城市智能化水平未达临界标准，海量数据易沦为“数据冗余”，且跨部门协同缺乏智能平台支撑，“信息孤岛”问题难以破解，导致数据要素的促进作用被显著削弱。这种转化效能的释放并非线性递增，而是受“硬件基础—软件能力”双维度约束，呈现“低水平停滞、跨门槛跃升”的非线性特征。硬件层面，5G 基站、物联网传感器等基础设施决定数据采集与传输的规模与时效性；软件层面，机器学习算法、数字孪生平台等是实现数据价值挖掘的关键工具。任一维度短板均会形成效能瓶颈，凸显智能化水平的门槛属性。综上，城市智能化水平构成数据要素流动影响城市韧性的关键门槛条件。基于此，提出门槛效应假设：

H4：城市智能化水平存在特定阈值，当城市智能化水平跨越该阈值时，数据要素流动对城市韧性的提升作用会显著增强。

3 研究设计

3.1 数据来源与变量说明

本研究数据主要来源于历年《中国城市统计年鉴》《中国建设统计年鉴》及各地级市统计年鉴。剔除西藏自治区所辖地级市以及数据缺失严重的样本城市，对少量缺失值采用（线性）插值法与均值法补齐，最终构建 2005~2024 年 256 个地级市的平衡面板数据集。选取 2005 年为研究起点，主要基于三点考虑：一是政策背景连续性，“十一五”规划（2006~2010 年）明确提出信息化发展战略，为数据要素积累与流动奠定基础；二是数据可得性与一致性，自 2005 年起相关统计资料指标体系和口径趋于稳定，有利于保证跨期可比性；三是研究完整性需要，长周期数据有助于捕捉变量关系

的动态演进，增强结论稳健性。

核心解释变量“数据要素流动”（*DataFlow*）的测度是本研究的关键环节。引力模型作为要素流动研究的经典范式，已被广泛应用于技术扩散、人口迁移等领域。数据要素在空间流动过程中，既遵循“趋利性”原则，又受区域数字基础设施、通信能力等因素制约。借鉴白俊红等（2017）的做法，本文采用劳瑞引力模型测算数据要素流动，具体模型形式如下：

$$DataFlow_{ijt} = \frac{P_{it}^{\rho_1} P_{jt}^{\rho_2}}{D_{ij}^2} \times \frac{W_{jt}}{\sum_{k=1}^n W_{kt}} \quad (1)$$

其中， $DataFlow_{ijt}$ 表示 t 时期从地区 i 流向地区 j 的数据要素流动量； P_{it} 和 P_{jt} 分别表示地区 i 和地区 j 在 t 时期的信息传输、计算机服务和软件业从业人员数，用以表征城市数据要素供给与需求能力； D_{ij} 表示两地区间的地理距离，采用城市间球面距离计算； ρ_1 和 ρ_2 为引力参数，均设定为0.5，反映数据要素流动对供给和需求规模的弹性响应。

W_{jt} 为 j 地区在统计年度内的数据要素总流入潜力，计算公式为 $W_{jt} = \sum_{x=1}^4 w_x \times I_{jxt}$ ，其中， I_{jxt} 表示地区 j 的第 x 项数据要素发展指标。参考杨艳等（2021）的研究，这些数据要素发展指标主要包括地区规模以上工业企业平均利润（*profit*）、电信业务总量（*tel*）、国际互联网数（*net*）以及移动电话年末用户数（*mobile*）。 w_x 为采用熵值法测得的子指标权重系数，依次为0.112、0.109、0.067和0.712。

本文的被解释变量为城市韧性（*Res*）。参考张明斗和冯晓青（2019）研究框架，从经济韧性、制度韧性、生态韧性、基础设施韧性四个维度构建包含25项具体指标的评价体系。采用熵权法进行客观赋权，该方法基于数据本身的离散程度确定指标权重，避免主观赋值偏差，确保评价结果的科学性与客观性。具体测算过程中，首先对原始数据进行标准化处理，消除量纲影响；随后通过计算各指标的信息熵与信息效用值，最终确定指标权重。基于上述指标体系与权重计算，通过加权求和的方式得出各城市在样本期内的城市韧性综合指标。城市韧性指标体系具体构成如表1所示。

表1 城市韧性指标体系

二级指标	三级指标	指标权重	指标属性
经济韧性	人均地区生产总值	0.0315	正向
	地方财政一般预算内收入	0.1077	正向
	二三产业占比	0.0050	正向
	城乡居民储蓄年末余额	0.0800	正向
	单位固定资产投资	0.1302	正向
制度韧性	城镇居民人均可支配收入	0.0243	正向
	人口密度	0.0315	正向

续表			
二级指标	三级指标	指标权重	指标属性
制度韧性	城镇登记失业率	0.0047	负向
	就业和社保支出占财政支出的比重	0.0198	正向
	社会消费品零售总额	0.0809	正向
	城镇职工基本养老保险参保比重	0.0456	正向
	医院和健康中心单位密度	0.0365	正向
	万人拥有医生数	0.0191	正向
	人均财政支出	0.0443	正向
	公共管理和社会组织从业人员占比	0.0180	正向
生态韧性	一般工业固体废物综合利用率	0.0156	正向
	生活污水处理率	0.0412	正向
	绿化覆盖率	0.0045	正向
	人均公园绿地面积	0.0699	正向
	生活垃圾无害化处理率	0.0072	正向
基础设施韧性	公路货运量	0.0497	正向
	互联网普及率	0.0390	正向
	人均道路面积	0.0212	正向
	每万人拥有公共交通工具	0.0439	正向
	移动电话普及率	0.0290	正向

本文引入社会保障水平（*society*）与资源配置效率（*allocation*）作为中介变量，以考察数据要素流动影响城市韧性的作用路径。参考胡艳和高立鑫（2023）的做法，选取各地区失业保险和医疗保险参保人数作为核心指标，分别计算其与户籍人口的比值，再以二者的算术平均值作为社会保障水平（*society*）的替代变量。该测度方法基于两点考量：其一，失业保险与医疗保险是社会保障体系的核心险种，能够直接反映居民抵御失业风险与医疗风险的能力；其二，通过与户籍人口的比值计算，消除人口规模差异的影响，实现不同城市间的横向可比。资源配置效率（*allocation*）的测度参考陆铭等（2014）的研究思路，采用第二、第三产业增加值之和与建成区面积的比值来衡量。这一方法的合理性在于：第二、第三产业是城市经济活动的主要载体，其增加值总和能够直观反映资源投入转化为经济产出的效率；而建成区面积作为空间约束变量，将产业产出与土地资源相结合，有效刻画了城市资源在空间维度的配置效能。

为准确量化城市智能化水平（*AI*）这一门槛变量，本研究借鉴黄贇琳和蒋鹏程（2023）的测度方法，构建科学的指标体系。鉴于工业机器人作为智能化生产的核心载体，其应用规模与场景深度能直观反映城市智能化发展水平，我们首先对 IFR（国际机器人联合会）提供的行业分类标准与《国民经济行业分类》（GB/T4754-2002）进行系

统性匹配,通过数据清洗与交叉核对,获取我国各行业工业机器人的精准安装数量。在此基础上,采用“城市分行业就业份额×行业机器人渗透度”的复合计算方式,构建城市工业机器人渗透度指标。该计算逻辑基于双重考量:一方面,行业机器人渗透度(行业机器人安装数量/行业就业人数)反映了各行业生产环节的智能化深度;另一方面,结合城市分行业就业份额进行加权,能够体现不同行业在城市经济结构中的权重差异,从而更全面地刻画城市整体智能化水平。通过这一量化方法,既避免了单一行业数据的片面性,又能有效捕捉城市间因产业结构差异导致的智能化发展异质性。

为有效分离数据要素流动对城市韧性的影响,排除其他干扰因素,本研究选取了一系列控制变量。这些变量涵盖政府行为、经济结构、创新能力、人力资本等多个维度,具体包括:政府干预程度(gov)、工业化水平(ind)、收入水平($income$)、科研从业人员占比(rdr)、人力资本存量(hum)、产业结构高级化(ads)、财政分权度(fis)和金融发展程度(fin)。

3.2 模型构建

为精准探究数据要素流动对城市韧性的影响,本研究基于面板数据特性,构建双向固定效应模型。该模型能够有效控制时间趋势与个体异质性带来的干扰,从而更准确地识别核心变量间的因果关系。模型设定如下:

$$Res_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 DataFlow_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, Res_{it} 代表城市*i*在第*t*年的韧性水平; $DataFlow_{it}$ 表示城市*i*在第*t*年的数据要素流量; $\sum Control_{it}$ 代表一系列控制变量; δ_t 为时间固定效应, μ_i 为个体固定效应, ε_{it} 为随机误差项。 α_1 为核心解释变量数据要素流动的系数,其估计值反映了数据要素流动对城市韧性影响的方向与程度。

在此基础上,本研究采用逐步检验法探究数据要素流动对城市韧性的作用机制。具体步骤如下:第一步,根据式(2)考察数据要素流动的估计系数 α_1 ,若显著,则表明数据要素流动对城市韧性提升存在显著影响,为后续中介效应检验奠定基础。第二步,构建式(3)检验数据要素流动对中介变量的影响:

$$MV_{it} = \beta_0 + \beta_1 DataFlow_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, MV_{it} 代表社会保障水平、资源配置效率等理论预设的中介变量。若系数 β_1 显著,说明数据要素流动能够显著影响中介变量,满足中介效应存在的前提条件。第三步,在模型中同时纳入数据要素流动($DataFlow_{it}$)与中介变量(MV_{it}),构建式(4):

$$Res_{it} = \eta_0 + \eta_1 DataFlow_{it} + \eta_2 MV_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

通过检验系数 η_1 与 η_2 的符号及显著性判断中介效应类型:若 η_1 与 η_2 均显著,且 $|\eta_1| < |\alpha_1|$,则表明存在部分中介效应,即数据要素流动既通过中介变量间接影响城市韧性,也存在直接影响路径;若 η_1 不显著而 η_2 显著,则证实存在完全中介效应,说明数据要素流动仅通过中介变量对城市韧性产生影响。通过上述逐步检验流程,可系统

解构数据要素流动影响城市韧性的内在作用机制。

当智能化水平低于临界阈值时，数据要素受技术与制度壁垒限制，难以实现有效流通；只有跨越特定门槛值，才能充分激发数据要素的乘数效应。若忽视这一门槛特征，可能导致政策资源错配，进一步加剧区域间的“数字鸿沟”。基于此，为系统探究城市智能化水平在数据要素流动影响城市韧性过程中的门槛效应，本研究构建面板门槛回归模型，具体如下：

$$Res_{it} = \theta_0 + \theta_1 DataFlow \times I(AI_{it} \leq \gamma) + \theta_2 DataFlow \times I(AI_{it} > \gamma) + \sum Control_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

(5)

其中， AI_{it} 代表城市*i*在第*t*年的智能化水平，是模型中的门槛变量； $I(\cdot)$ 为示性函数，当括号内条件成立时，函数取值为1，否则取值为0，用于划分不同的门槛区间； γ 表示门槛值，是判断数据要素流动对城市韧性影响系数发生变化的关键节点。

4 实证分析

4.1 描述性统计

相关变量的描述性统计结果详见表2。各主要变量的取值均在合理范围内，数据质量良好，满足后续计量分析的要求。具体来看，核心解释变量“数据要素流动”的标准差适中，表明其在城市间的分布相对均衡，无极端异常值。被解释变量“城市韧性”的标准差与均值处于合理区间，反映了城市间韧性水平的差异。机制变量与门槛变量的最小值、最大值亦符合现实情况，分布具有现实代表性。控制变量的统计特征同样表明，政府干预、金融发展等指标未出现超出理论范围的异常值。整体而言，样本数据具有良好的内在一致性，为后续实证研究提供了可靠基础。

表 2 描述性统计

变量名称	均值	标准差	最小值	最大值	样本量
数据要素流动 (DataFlow)	12. 6435	1. 1578	6. 4218	14. 4631	5120
城市韧性 (Res)	14. 6758	7. 1066	2. 6985	60. 7693	5120
社会保障水平 (society)	17. 9292	22. 3768	0. 0000	263. 3968	5120
资源配置效率 (allocation)	15. 7299	9. 8029	0. 5508	83. 3278	5120
城市智能化水平 (AI)	4. 6196	2. 1448	0. 0000	11. 2930	5120
政府干预程度 (gov)	0. 1757	0. 0933	0. 0426	1. 0268	5120
工业化水平 (ind)	0. 3901	0. 2251	0. 0146	4. 3721	5120
城市收入水平 (income)	10. 7368	0. 6215	8. 5088	12. 2989	5120
科研从业人员占比 (rdr)	0. 0159	0. 0120	0. 0000	0. 0715	5120

续表					
变量名称	均值	标准差	最小值	最大值	样本量
人力资本存量 (<i>hum</i>)	0. 9245	1. 6923	0. 0005	11. 9168	5120
产业结构高级化 (<i>ads</i>)	1. 0180	0. 5837	0. 1349	5. 6970	5120
财政分权度 (<i>fis</i>)	0. 4728	0. 2282	0. 0544	1. 5413	5120
金融发展程度 (<i>fin</i>)	2. 3209	1. 1796	0. 5081	21. 3018	5120

4. 2 基准回归

本研究首先基于双向固定效应模型（见式（2）），检验数据要素流动对城市韧性的直接影响，回归结果如表 3 所示。在模型设定中，列（1）仅控制个体与年份固定效应，列（2）在此基础上引入前文所述的控制变量。结果显示，核心解释变量数据要素流动的系数在两列中均显著为正，表明数据要素流动对城市韧性具有显著的正向促进作用，研究假设 H1 得以验证。

表 3 基准回归结果

变量	(1)	(2)
	<i>Res</i>	<i>Res</i>
<i>DataFlow</i>	0. 1036 *** (0. 0244)	0. 0467 ** (0. 0234)
常数项	13. 3661 *** (0. 3115)	20. 9450 *** (3. 0744)
控制变量	否	是
城市固定效应	是	是
时间固定效应	是	是
观测值	5120	5120
拟合优度	0. 9445	0. 9509

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%和 10%水平上显著，括号内为稳健标准误。下表同。

4. 3 内生性探讨

本研究采用两种工具变量法进行内生性检验，以缓解潜在的内生性问题。首先，Bartik 工具变量法借鉴 Goldsmith-Pinkham 等（2020）的构造思路，将滞后一阶数据要素流动量与时间一阶差分的交互项作为工具变量。该工具变量既捕捉了影响数据要素流动的外生冲击，又与当期数据要素流动高度相关。回归结果（见表 4 列（1）和列（2））显示，Kleibergen-Paap rk LM 统计量在 1%水平上显著，拒绝识别不足的原假设；F 统计量为 185. 1370，远高于 Stock-Yogo 弱工具变量检验 10%水平上的临界值

(16. 38) ，表明工具变量有效。考虑内生性后，数据要素流动对城市韧性的提升作用依然显著。其次，历史邮局数交互工具变量法参考赵涛等（2020）的研究，构建 1984 年邮局数与上一年全国互联网用户数的交互项作为工具变量。该工具变量既与数据要素流动存在历史逻辑关联，又难以直接影响当前城市韧性，满足相关性与排他性要求。回归结果（见表 4 列（3）和列（4））显示，LM 统计量在 1%水平上显著，F 统计量为 39. 7760，同样通过弱工具变量检验。两种工具变量法的估计结果均与基准回归结论高度一致，进一步验证了核心结论的稳健性。

表 4 内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
	<i>DataFlow</i>	<i>Res</i>	<i>DataFlow</i>	<i>Res</i>
<i>DataFlow</i>		0. 4323 *** (0. 1026)		3. 5015 *** (0. 6561)
<i>IV1</i>	1. 1124 *** (0. 1569)			
<i>IV2</i>			0. 8809 *** (0. 1654)	
LM 统计量		47. 2950 *** [0. 0000]		33. 9710 *** [0. 0000]
F 统计量		185. 1370 { 16. 38}		39. 7760 { 16. 38}
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	4864	4864	5120	5120

注 I 数值为 P 值；{ } 数值为 Stock-Yogo 弱识别检验 10%水平上的临界值。

4. 4 稳健性检验

为检验基准结果的稳健性，本文从样本异质性处理、异常值控制、变量测度替代、特殊事件排除及缺失值处理等多维度展开分析。依次剔除直辖市样本、对连续变量进行（前后 1%）缩尾处理、采用主成分分析法重构城市韧性指标、将样本区间调整为 2005~2019 年以排除新冠疫情影响，以及删除存在缺失值的样本后重新回归。结果显示，核心解释变量“数据要素流动”的系数在所有稳健性检验中均保持显著为正^①，与基准回归结论一致，表明本文核心结论具有较好的稳健性。

① 因版面所限，稳健性检验结果表格备案。

4.5 作用机制分析

为探究数据要素流动对城市韧性的影响机制，本研究聚焦社会保障水平（*society*）与资源配置效率（*allocation*）这两条中介路径。从表 5 结果可知，列（1）和列（3）中的数据要素流动对社会保障水平、资源配置效率的回归系数分别为 0.7180 和 0.1428，且均在统计上显著，这表明数据要素流动能够显著促进社会保障水平提升与资源配置效率优化。列（2）纳入社会保障水平作为中介变量后，数据要素流动与社会保障水平的系数均显著为正，说明数据要素流动可通过提高社会保障水平这一渠道，提升城市韧性。列（4）显示，当资源配置效率作为中介变量时，数据要素流动与资源配置效率的系数均显著为正，证实资源配置效率的提升也是数据要素流动影响城市韧性的关键路径。综上，表 5 的实证结果验证了数据要素流动能够通过社会保障水平与资源配置效率双路径显著提升城市韧性，假设 H2 和假设 H3 得以验证。

表 5 中介效应检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>society</i>	<i>Res</i>	<i>allocation</i>	<i>Res</i>
<i>DataFlow</i>	0.7180 *** (0.1035)	0.0650 *** (0.0222)	0.1428 *** (0.0514)	0.0964 *** (0.0221)
<i>society</i>		0.0602 *** (0.0059)		
<i>allocation</i>				0.0802 *** (0.0101)
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	5120	5120	5120	5120
拟合优度	0.8657	0.9444	0.8649	0.9405

4.6 门槛效应分析

在开展面板门槛回归模型分析前，需先明确门槛的存在性及具体数量。我们采用 Bootstrap 法进行 500 次重复抽样，依次对单一门槛、双重门槛和三重门槛假设展开检验，发现城市智能化水平的单一门槛效应和双重门槛效应均通过显著性检验，而三重门槛效应未达显著水平。这一结果表明，当以城市智能化水平作为门槛变量时，数据要素流动与城市韧性之间存在显著的双重门槛效应。其中，城市智能化水平的第一门槛值为 2.0794，对应的置信区间为 [1.8688, 2.1972]；第二门槛值为 7.0501，置信区间为 [6.8459, 7.1373]。

在明确数据要素流动对城市韧性的影响存在城市智能化水平的双重门槛效应后，我们进行双重门槛的模型回归，结果如表 6 所示。研究发现，数据要素流动对城市韧性的影响随智能化水平提升呈现“先抑后扬”的动态特征。具体而言，当城市智能化水平处于低位区间（ $AI \leq 2.0794$ ）时，数据要素流动已能显著提升城市韧性；进入中等区间（ $2.0794 < AI \leq 7.0501$ ）后，影响系数出现阶段性下降，可能与智能化建设初期的“硬件投入边际效益递减”有关；而当城市智能化水平突破高阶门槛（ $AI > 7.0501$ ），数据要素流动的边际效应显著增强，印证了“数据—技术—应用”正反馈机制的形成，假设 H4 得以验证。

表 6 面板门槛回归模型的估计结果

变量	估计值	置信区间
$DataFlow \ (AI \leq 2.0794)$	0.1295 *** (0.0253)	(0.0799, 0.1791)
$DataFlow \ (2.0794 < AI \leq 7.0501)$	0.0729 *** (0.0243)	(0.0253, 0.1205)
$DataFlow \ (AI > 7.0501)$	0.1450 *** (0.0252)	(0.0955, 0.1944)
控制变量	是	
城市固定效应	是	
时间固定效应	是	
样本量	5120	
拟合优度	0.6431	

值得深入探讨的是，本研究所识别出的双重门槛值（2.0794 和 7.0501）的现实经济含义。本文构建的 AI 指数反映的是以工业机器人渗透率为核心的制造业智能化水平。这两个阈值实际上刻画了数据要素赋能城市韧性过程中的三个关键发展阶段：第一门槛值（2.0794）以下：代表智能化初级阶段。此阶段的城市，其制造业自动化和智能化应用水平较低，数据要素流动虽能提升韧性，但缺乏强大的智能分析能力来充分释放其价值。第一门槛值与第二门槛值之间（2.0794~7.0501）：代表智能化发展中期。城市已具备一定的智能硬件基础，但软件算法、数据整合和应用场景深度仍有待提升。第二门槛值（7.0501）以上：代表智能化成熟阶段。这些城市拥有高度发达的智能制造生态和先进的数据分析能力，能够将数据要素高效转化为精准的城市治理和风险应对能力，从而最大化其对城市韧性的赋能效果。

为直观呈现这一发展格局，本文依据所识别的双重门槛值（2.0794 和 7.0501），将样本城市划分为智能化发展初级阶段、中期阶段和成熟阶段。从区域分布来看，东部地区城市整体智能化水平领先，绝大多数已进入成熟阶段，形成以北京、深圳、杭州、苏州等为核心的高智能化城市群，但东部地区内部亦存在分化，部分城市仍处于

初级阶段；中部地区呈现“中部塌陷”特征，省会城市如武汉、郑州、长沙、合肥等已迈入成熟阶段，成为区域发展引擎，但大量地级市仍处于中期甚至初级阶段；西部地区则表现为“多点突破、整体追赶”，以成都、重庆、西安等中心城市为引领，已成功进入智能化成熟阶段，但广大的非省会城市多数仍处于初级或中期阶段，与东部发达地区差距明显。上述分布格局表明，我国城市智能化水平与区域经济发展、政策资源禀赋高度相关，呈现由核心城市引领、梯度差异明显的空间分异特征。

5 进一步分析

5.1 异质性分析

为深入探究数据要素流动对城市韧性影响的异质性特征，我们从地理区位、资源禀赋、城市规模三个维度展开分析。

其一，地理区位异质性。我国数字经济与城市韧性发展存在显著空间差异，东部地区发展显著领先于中西部。借鉴沈小波等（2021）的区域划分方法，将样本城市分为东部、中部、西部三组进行回归（见表7列（1）~列（3））。结果显示，东部地区数据要素流动对城市韧性的回归系数为0.2415，且在1%置信水平上显著；而中部和西部地区该系数则不显著。这种差异源于东部地区凭借发达的经济基础，率先完成5G网络、云计算中心等数字基础设施布局，政企数据共享机制成熟，数据要素得以高效融入城市治理。如长三角、珠三角地区搭建的跨区域数据协同平台，在灾害预警、应急调度等场景中展现出卓越效能。

表7 异质性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	东部	中部	西部	非资源型	资源型	中小规模	大规模
<i>DataFlow</i>	0.2415 *** (0.0540)	-0.0316 (0.0297)	0.0010 (0.0343)	0.2053 *** (0.0422)	-0.0144 (0.0266)	-0.0337 (0.0222)	0.2308 *** (0.0719)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	1880	1780	1460	3140	1980	3380	1740
拟合优度	0.9439	0.9422	0.9416	0.9425	0.9287	0.9316	0.9402

其二，资源禀赋异质性。自然资源禀赋深刻影响城市发展路径，资源型城市易陷入传统产业路径依赖，错失数字化转型机遇。我们依据《全国资源型城市可持续发展规划（2013—2020年）》，将城市划分为资源型与非资源型两类。回归结果（表7列

(4) 和列 (5)) 表明,非资源型城市数据要素流动对城市韧性的影响显著为正,而资源型城市则无显著效果。这是因为非资源型城市产业结构多元,制造业、服务业与高新技术产业协同发展,为数据要素提供了智慧物流、智能制造等丰富应用场景,有效提升城市运行效率与抗风险能力;而资源型城市经济过度依赖能源矿产开采,数字化改造滞后,生产数据多局限于安全监控,难以与城市治理系统深度融合,限制了数据要素对城市韧性的提升作用。

其三,城市规模异质性。大规模城市凭借强大的技术研发能力与雄厚经济基础,更易形成规模效应,为数字技术创新创造有利条件(张辽和姚蕾,2023)。我们依据国务院2014年城市规模划分标准,以城区常住人口为依据,将城市分为小城市(50万人以下)、中等城市(50万~100万人)、大城市(100万人以上),并将小城市、中等城市合并为中小规模城市组,大城市为大规模城市组。回归结果(表7列(6)和列(7))显示,大规模城市数据要素流动对城市韧性的影响在1%置信水平上显著,中小规模城市则不显著。这主要是由于大规模城市数据基础设施完备、数字经济活动密集,能够充分发挥数据集聚效应,通过智慧交通、公共卫生等复杂场景的数据融合应用,显著增强城市风险应对能力;而中小规模城市受限于数字基建投入不足、应用场景单一,且部门间数据壁垒更为突出,导致数据要素流动效率与应用深度受限,难以充分释放对城市韧性的提升潜力。

5.2 数据要素流动发挥作用的外部条件:基于数字基础设施视角

数据要素流动的效能发挥并非孤立过程,其高度依赖数字基础设施的物理承载(方福前等,2023)。从技术逻辑看,数据的高效采集、低延迟传输与深度分析,需依托5G网络密度、物联网终端覆盖率、云计算中心算力等硬件设施形成的技术基底。例如,灾害冲击预警系统要求传感器时空覆盖率与网络传输速率达到特定阈值,若低于该标准,数据采集的碎片化与传输延迟将导致风险研判失效。中小规模城市常因数字基建投入不足(如4G网络覆盖率较东部低27%),即便存在数据要素,其流动范围也局限于局部场景,难以转化为全域抗冲击能力。脱离基础设施条件孤立讨论数据流动效应,可能忽视“硬件瓶颈”对数据价值释放的约束,导致研究结论与实践需求脱节。数据要素流动的规模、速度与质量,在很大程度上被所在城市的数字基础设施建设水平所塑造,这种“设施完善—数据活化—应用创新—韧性增强”的循环,能够显著放大数据要素流动的边际效用。数字基础设施建设水平构成了数据要素流动影响城市韧性的关键情境条件。它并非直接作用于韧性,而是通过调节数据要素从“原始资源”转化为“韧性提升动能”这一过程的效率与深度,发挥其正向促进作用。基础设施的完善程度,决定了数据赋能潜力能在多大程度上被释放,从而使得数据要素流动对城市韧性的积极影响呈现出随数字基础设施建设水平提升而阶梯式增强的特征。因此,数字基础设施水平在数据要素流动提升城市韧性中起正向调节作用。为识别这种调节效应,本研究参考梁超等(2025)的做法,在式(2)的基础上构造如下公式:

$$Res_{it} = \lambda_0 + \lambda_1 DataFlow_{it} + \lambda_2 digital_{it} + \lambda_3 DataFlow_{it} \times digital_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

(6)

其中， $digital_{it}$ 表示数字基础设施建设水平，借鉴已有文献的做法（钞小静等，2021），以各地区的政府工作报告中与新型数字基础设施相关词汇的出现频次占总词汇量的比重作为数字基础设施建设水平的代理指标。具体测算过程如下：首先，系统搜集并整理各地区的政府工作报告文本，明确其中涉及新型数字基础设施的关键词表；其次，利用 Python 程序对报告文本进行分词处理，分别统计文本总词数以及关键词出现的次数，进而计算关键词占比；最后，考虑到信息产业从业人员规模与数字基础设施建设密切相关，使用各地级市信息传输、计算机服务和软件业从业人员数占该市总人口的比重，对上述词频比重进行加权调整，从而得到各城市数字基础设施建设水平的测度结果。其余变量的设定与式（1）相同。如果式（6）中的系数 λ_1 、 λ_3 显著，则说明数字基础设施建设水平对数据要素流动与城市韧性的关系起调节作用。

表 8 报告了数字基础设施建设水平的调节效应检验结果。结果显示，无论是否加入控制变量，数据要素流动（ $DataFlow$ ）与交互项（ $DataFlow \times digital$ ）的系数均在 1% 的水平上显著为正。这表明数字基础设施建设水平在数据要素流动与城市韧性之间具有显著的正向调节作用。具体而言，数字基础设施越完善的城市，数据要素流动对城市韧性的提升作用越强。数字基础设施作为关键的外部支撑条件，能够显著增强数据要素流动的赋能效果。

表 8 调节效应检验结果

变量	(1)	(2)
$DataFlow$	0. 2758 *** (0. 0434)	0. 1939 *** (0. 0408)
$digital$	0. 6176 *** (0. 1076)	0. 5026 *** (0. 0969)
$DataFlow \times digital$	0. 8310 *** (0. 1241)	0. 6686 *** (0. 1159)
控制变量	否	是
城市固定效应	是	是
时间固定效应	是	是
观测值	5120	5120
拟合优度	0. 9482	0. 9533

6 结论与建议

本文基于 2005~2024 年中国 256 个地级市面板数据，综合采用固定效应模型、门

槛回归、调节效应模型等计量方法,系统探究数据要素流动对城市韧性的影响效果与作用机理。研究得出核心结论:其一,数据要素流动对城市韧性具有显著正向提升作用,该结论经剔除直辖市样本、极值缩尾处理等多重稳健性检验后依然可靠;其二,机制检验证实,社会保障水平提升与资源配置效率优化是数据要素流动赋能城市韧性的两大核心路径;其三,异质性分析显示,该赋能效应在东部经济发达地区、非资源型城市及大规模城市中更为突出;其四,非线性研究揭示,城市智能化水平构成关键门槛,当跨越特定阈值时,数据要素流动对城市韧性的提升作用呈阶梯式增强;其五,调节效应模型验证,数字基础设施是数据要素流动发挥效能的重要外部支撑条件。

基于上述结论,本文提出三点核心政策建议:其一,筑牢数字基建底座,构建安全高效的数据流通体系。将数字基建作为韧性城市建设的战略支点,加快中西部及县域基建覆盖与关键场景终端部署,健全省级统筹的跨部门数据共享机制与全生命周期数据安全防护体系,打通数据治理全闭环。其二,深化数据场景应用,激活社会保障与资源配置双路径。推动数据要素向民生保障与应急治理深度渗透,以大数据实现社会救助精准投放与社保服务提质增效;依托政企协同平台实现应急资源精准调度,破解重应急、轻预防的资源错配难题。其三,实施梯度化发展策略,弥合区域数字鸿沟。针对不同区域、不同智能化水平城市实施差异化政策,分类推进城市智能化转型,深化东西部结对帮扶与协同发展,推广普惠型低成本数据治理方案,破解数字鸿沟带来的韧性能力失衡问题。

参考文献

- 白俊红,王钺,蒋伏心,等.2017.研发要素流动、空间知识溢出与经济增长[J].经济研究,52(7):109-123.
- 白立敏,修春亮,冯兴华,等.2019.中国城市韧性综合评估及其时空分异特征[J].世界地理研究,28(6):77-87.
- 蔡跃洲,马文君.2021.数据要素对高质量发展影响与数据流动制约[J].数量经济技术经济研究,38(3):64-83.
- 钞小静,廉园梅,罗鑒锴.2021.新型数字基础设施对制造业高质量发展的影响[J].财贸研究,32(10):1-13.
- 方福前,田鸽,张勋.2023.数字基础设施与代际收入向上流动性——基于“宽带中国”战略的准自然实验[J].经济研究,58(5):79-97.
- 胡艳,高立鑫.2023.数字经济对经济增长质量的影响研究——基于长三角市级面板数据的实证分析[J].价格理论与实践,(8):186-189.
- 黄贻琳,蒋鹏程.2023.数字低碳之路:工业机器人与城市工业碳排放[J].财经研究,49(10):34-48.
- 孔令英,董依婷,赵贤.2023.数字经济、资源错配与经济高质量发展——基于261个城市数据的实证分析[J].中国科技论坛,(5):123-133.
- 梁超,于鑫凡,张荣杰.2025.家庭借贷约束、人力资本形成与长期发展——基于大学生生源地助学贷款

- 款的研究 [J]. 管理世界, 41 (8): 109-134.
- 李连刚, 张平宇, 谭俊涛, 等. 2019. 韧性概念演变与区域经济韧性研究进展 [J]. 人文地理, 34 (2): 1-7+151.
- 李勇坚. 2022. 数据要素的经济学含义及相关政策建议 [J]. 江西社会科学, 42 (3): 50-63.
- 陆铭, 冯皓. 2014. 集聚与减排: 城市规模差距影响工业污染强度的经验研究 [J]. 世界经济, 37 (7): 86-114.
- 沈小波, 陈语, 林伯强. 2021. 技术进步和产业结构扭曲对中国能源强度的影响 [J]. 经济研究, 56 (2): 157-173.
- 孙阳, 张落成, 姚士谋. 2017. 基于社会生态系统视角的长三角地级城市韧性度评价 [J]. 中国人口·资源与环境, (8): 151-158.
- 吴志刚. 2021. 厘清数据要素内涵特征 提升数据治理硬核能力 [J]. 数字经济, (11): 12-18.
- 杨艳, 王理, 廖祖君. 2021. 数据要素: 倍增效应与人均产出影响——基于数据要素流动环境的视角 [J]. 经济问题探索, (12): 118-135.
- 曾鹏. 2022. 韧性城市与城市韧性发展机制 [J]. 人民论坛·学术前沿, (Z1): 35-45.
- 赵瑞东, 方创琳, 刘海猛. 2020. 城市韧性研究进展与展望 [J]. 地理科学进展, 39 (10): 1717-1731.
- 赵涛, 张智, 梁上坤. 2020. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据 [J]. 管理世界, 36 (10): 65-76.
- 张辽, 姚蕾. 2023. 数字技术创新对城市经济韧性的影响研究——来自中国 278 个地级及以上城市的经验证据 [J]. 管理学报, 36 (5): 38-59.
- 张明斗, 冯晓青. 2019. 长三角城市群内各城市的城市韧性与经济发展水平的协调性对比研究 [J]. 城市发展研究, 26 (1): 82-91.
- 张营营, 许钊, 彭硕毅. 2023. 大数据发展对中国城市低碳转型的影响及其机制研究 [J]. 城市问题, (9): 34-43+65.
- 翟绍果. 2025. 数字化转型中社会保障的结构改革与制度创新 [J]. 社会保障评论, 9 (2): 15-31.
- 朱金鹤, 孙红雪. 2020. 中国三大城市群城市韧性时空演进与影响因素研究 [J]. 软科学, 34 (2): 72-79.
- Aghakouchak A, Huning L S, Chiang F, et al. 2018. How do natural hazards cascade to cause disasters? [J]. *Nature*, 561 (7724): 458-460.
- Amirzadeh M, Sobhaninia S, Sharifi A. 2022. Urban resilience: A vague or an evolutionary concept? [J]. *Sustainable Cities and Society*, 81: 103853.
- Boschma R. 2015. Towards an evolutionary perspective on regional resilience [J]. *Regional Studies*, 49: 733-751.
- Dong X, Shi T, Zhang W, et al. 2020. Temporal and spatial differences in the resilience of smart cities and their influencing factors: Evidence from non-provincial cities in China [J]. *Sustainability*, 12 (4): 1321.
- Godwin M, Mehmet K, Justus H. 2020. Digitalization and economic growth: A comparative analysis of Sub-Saharan Africa and OECD economies [J]. *Telecommunications Policy*, 44 (2): 101856.
- Goldsmith-Pinkham P, Sorkin I, Swift H. 2020. Bartik instruments: what, when, why, and how [J]. *American Economic Review*, 110 (8): 2586-2624.
- Li Z, Li N, Wen H. 2021. Digital economy and environmental quality: Evidence from 217 cities in China [J].

- Sustainability*, 13 (14): 8058.
- Lin Y, Peng C, Shu J, et al. 2022. Urban resilience efficiency [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 29: 39807–39826.
- Pickett S T A, McGrath B, Cadenasso M L, et al. 2014. Ecological resilience and resilient cities [J]. *Building Research and Information*, 42: 143–157.
- Xie X, Fang B, He S. 2022. Is China's urbanization quality and ecosystem health developing harmoniously? An empirical analysis from Jiangsu, China [J]. *Land*, 11 (4): 530.