引用格式：刘蕾，吕雁琴，陈露，等. 数智化驱动双元创新的非对称效应——基于有调节的中介效应检验[J]. 技术经济，2026，45(6)：81-98.

Liu Lei，Lü Yanqin，Chen Lu，et al. The asymmetric effects of digitalization and intelligence on dual-track innovation：An examination based on moderated mediation analysis[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(6)：81-98.

数智化驱动双元创新的非对称效应

——基于有调节的中介效应检验

刘 蕾[1]，吕雁琴[1,2]，陈 露[1]，杨 平[1]

（1. 新疆大学经济与管理学院，乌鲁木齐 830046；2. 新疆大学新疆创新管理研究中心，乌鲁木齐 830046）

摘 要：数智赋能双元创新是抢占科技发展制高点、加快培育新质生产力的重要引擎。基于2010—2023年中国城市面板数据，考察数智化对双元创新的影响效应及作用机制。研究发现：数智化驱动双元创新具有非对称性，对突破式创新呈线性正向影响，对渐进式创新呈先抑后促的U型影响。数智化促进了双元创新协同，但对其互动关系呈“平衡性下降、互补性上升”的分化影响。机制检验表明，优化要素配置与促进知识集聚是重要的传导路径。其中，资本要素配置与劳动要素配置的传导效应存在“偏向性”，知识集聚的传导效应具有“选择性”。调节效应检验表明，知识扩散不仅正向调节数智化对双元创新及其协同的直接效应，还对知识集聚的后半传导路径具有正向调节效应。异质性分析表明，数智化对突破式创新的驱动作用在资源型和低科研水平城市中更突出；对渐进式创新的驱动作用仅在高科研水平城市中显著，而在资源型城市中则表现为显著抑制；对双元创新协同的驱动作用在资源型和高科研水平城市中更突出。本文研究深化了数智驱动区域创新的理论内涵，为优化数智化战略布局，因地制宜释放创新潜能提供了科学依据。

关键词：数智化；突破式创新；渐进式创新；双元创新协同；要素配置；知识集聚；知识扩散

中图分类号：F124.3 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)06-0081-18

DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J26013104

一、引言

创新是引领发展的第一动力，是建设现代化经济体系的战略支撑。作为国家创新体系的重要基石，双元创新在推动经济高质量发展、加快形成新质生产力中发挥关键作用[1]。《2025年全球创新指数》中指出，中国创新指数首次跻身全球前十，位列中等收入经济体首位。而从创新结构看，双元创新仍面临结构性失衡问题。国家知识产权局统计数据表明，截至2025年11月，国内授权专利总量约273.15万件，其中体现原始创新能力的发明专利授权量仅为82.63万件，占比30.3%，反映出中国在原始创新及关键核心技术突破上仍面临“卡脖子”困境，长期依赖传统技术路径的局面尚未根本扭转。“十五五”规划明确指出，要加强原始创新与核心技术攻关，同时推动技术改造升级，优化传统产业。在此背景下，如何协同推进以颠覆性技术为标志的突破式创新与以持续迭代改良为核心的渐进式创新，已成为激发双元创新活力、推动经济高质量发展的重要现实议题[2]。

收稿日期：2026-01-31

基金项目：国家社会科学基金西部项目“新疆文化与旅游深度融合的路径与对策研究”(22XJY036)；新疆大学优秀博士研究生科研创新项目“数智化赋能绿色创新质效：演化·效应与机制”(XJDX2025YJS013)；新时代党的治疆方略理论与实践研究课题“自贸试验区推动新疆开放式创新路径研究”(2025ZJFLS04)

作者简介：刘蕾(1997—)，新疆大学经济与管理学院博士研究生，研究方向：人口、资源与环境经济学；(通信作者)吕雁琴(1973—)，博士，新疆大学经济与管理学院教授，博士研究生导师，研究方向：区域经济与可继续发展、旅游经济；陈露(1997—)，新疆大学经济与管理学院博士研究生，研究方向：人口、资源与环境经济学；杨平(1994—)，新疆大学经济与管理学院博士研究生，研究方向：人口、资源与环境经济学。

数智化在重塑要素配置模式、重构知识生产范式及优化创新协同机制等方面提供了新路径，成为破解中国创新体系结构性矛盾的重要引擎[3]。一方面，数智化引导人才、资本、技术等要素向原始创新与前沿探索领域集聚，有助于缓解颠覆性创新面临的资源约束，打破传统技术路径依赖，为核心技术攻关创造条件[4]。另一方面，数智化赋能生产知识的系统性沉淀与流程范式重构，依托工业互联网等技术实现的精细化管控与供应链协同，不仅优化既有技术路径下的资源配置，也为持续工艺改进提供创新动力[5]。那么，数智化能否驱动双元创新并促进二者协同。其通过何种机制发挥作用。在城市功能定位与资源禀赋存在差异的背景下，数智化的赋能效应存在何种异质性。厘清上述问题，对揭示数智技术驱动区域创新的深层逻辑、制定差异化数智战略具有的重要理论与现实意义。

目前，关于数智化与双元创新的研究主要聚焦以下方面：一是数智化的内涵与测度，张云和柏培文[6]、王永贵等[7]、姚加权等[8]分别从数字化与智能化融合、构建数智融合体系及文本词频分析的视角测度数智化水平。二是双元创新的内涵与测度，彭迪等[9]从区域视角出发，构建包括知识创造、获取过程、创新环境及绩效表现等多维度的指标体系；随着双元创新理论的深化，“突破式”与“渐进式”或“探索式”与“利用式”的差异化研究逐渐丰富，前者强调原始创新与技术路径的根本变革，多采用发明专利申请数衡量[10]，后者强调既有技术路径的改良与效率提升，多采用实用型和外观设计型专利申请数衡量[11]。此外，戴魁早等[12]运用文本分析方法，采用企业年报词集构建与词频统计来表征双元创新。三是数智化与双元创新及其协同的内在联系。数智化提升了要素配置效率、知识转化效率与系统协同效率，强化了创新要素的跨区域流动与动态适配，进而催生创新要素集聚的规模效应与长尾效应[13]，为突破式创新拓展了知识重组空间，为渐进式创新提供持续优化的效率支撑。人工智能、机器学习等智能技术及大数据平台的深入应用，促进了异质性隐性知识的汇聚与重组[14]，推动创新要素从分散配置转向网络协同，降低突破式创新的不确定性与渐进式创新的试错成本。值得关注的是，两类创新之间存在一定资源竞争，而信息不对称与知识壁垒制约了二者有效互动，导致区域创新系统呈现非均衡偏向，难以实现协同增益。相较而言，数据要素的非竞争性与网络外部性，使创新资源能够实现增量共享，不仅缓解了资源层面的竞争困境，也避免了资源过度向单一创新类型倾斜[15]，从而提升双元创新平衡性。数智平台的应用则打破了两类创新的信息壁垒，促进跨单元的知识共享与技术协作，为二者功能互补奠定基础。

综上，现有研究为理解数智化与双元创新的关系提供了基础，但仍存在可拓展空间。基于此，本文边际贡献主要体现在以下方面：

第一，拓展了数智化与双元创新的研究视角。既有研究多从企业组织管理[7]、技术资源禀赋[13]及企业数字化能力[3]等微观视角探讨双元创新的影响因素，鲜有研究从新兴技术经济范式重构要素配置与知识生产模式的视角研究。本文将数智化这一新范式纳入分析框架，突破既有研究仅关注单类创新的局限，从协同演化视角揭示了数智化对突破式创新与渐进式创新的非对称影响，及其对二者协同关系的影响效应，为理解数智时代区域创新的结构转型提供了新的理论视角。

第二，丰富了数智化赋能双元创新的传导机制。本文基于“要素配置优化-知识集聚强化-知识扩散调节”的分析框架，分析了数智化驱动双元创新及其协同发展的内在机理。其中，要素配置优化强调通过数据驱动与算法匹配，引导资本与劳动力向高边际产出的原始创新领域集聚，缓解创新活动的资源约束；知识集聚表现为数智技术与平台降低知识获取与整合成本，促进异质性知识的跨域重组，打破信息壁垒；知识扩散调节则提升知识流动效率与成果转化能力，既调节数智化赋能效应，也调节知识集聚对双元创新的传导路径。由此，完善了数智时代创新系统运行的理论框架。

第三，揭示了数智化赋能效应的异质性规律。既有研究多从城市地理区位、城市等级规模等方面刻画异质性，难以厘清数智化赋能过程的内在条件约束，也未充分识别资源禀赋与科研水平双重约束下的差异化作用特征。本文将资源型与非资源型、高科研水平与低科研水平城市纳入统一分析框架，识别出数智化赋能效应在不同类型城市的分化特征。研究结论为推进区域创新协同发展、精准释放区域创新潜能及因地制宜制定数智化发展战略提供了更具针对性的经验参考。

二、理论基础与研究假设

（一）数智化对双元创新的影响

数智化以数据、算力、算法为核心，驱动技术经济范式根本跃迁，为双元创新发展注入全新动能。首先，对突破式创新而言，数智化从供需两端破除创新瓶颈。在供给侧上，数智化通过智能算法推演能力与多源异构数据实时处理功能，拓展了知识重组空间、降低搜寻成本，加速隐性知识的集聚整合，为颠覆性技术突破提供基础[16]。在需求侧上，突破式创新的核心障碍在于技术方向的不确定性，数智化凭借跨界搜索与数据匹配，破除行业壁垒，提升区域对颠覆性技术的感知力，从而降低技术路径的探索风险[17]。其次，对渐进式创新而言，数智化转型初期的先进设备、软件系统、组织流程及人员培训等增加了沉没成本，且新旧技术融合的适配摩擦也易挤占既有生产活动的资源，进而造成短期生产率下降[18]。但随着数据积累与算法优化，当创新主体跨越技术适配门槛后，数智化的效率补偿效应逐步凸显，并通过工艺优化与市场反馈的精准映射，缩短技术迭代周期，持续赋能渐进式创新。最后，突破式创新与渐进式创新需在动态平衡与功能互补中实现协同增效[19]。一方面，数智化提升双元创新平衡性。若过度侧重突破式创新，易出现技术成果落地转化困难，形成“创新孤岛”；若过度偏向渐进式创新，易出现能力刚性陷阱。依托数据驱动的动态决策机制与智能化资源配置平台，可实时感知市场动态，缓解这一结构性失衡问题[20]。另一方面，数智化提升双元创新的互补性。突破式创新产出的新知识具有较强模糊性，数智技术可对模糊的突破式知识完成编码化、模块化处理，将复杂成果拆解为标准化的数字组件，实现新范式的二次开发，拓展渐进式改良边界；而渐进式创新的场景数据，也为突破式创新指明转化方向[21]。因此，数智化能够推动双元创新实现平衡与互补，助力二者形成协同发展格局。

基于上述分析，本文提出假设：

数智化对双元创新具有非对称影响，对突破式创新具有线性促进影响，对渐进式创新具有先抑制后促进的 U 型影响（H1a）；

数智化对双元创新协同具有显著影响，包括双元创新的平衡性与互补性（H1b）。

（二）数智化对双元创新的传导机制

1. 数智化、要素配置与双元创新

新古典经济学指出，完全竞争市场中生产要素的边际产出与要素价格趋于均等，任何偏离都意味着要素错配[22]。据此，要素配置本质是资本、劳动等要素在市场机制下，从低效率部门向高效率部门流动的过程。若要素流动不畅，导致实际产出低于潜在产出，则会引发要素错配[23]。数智化驱动下，要素配置的优化主要依托数据、算力与算法的智能匹配，重塑要素流动格局、缓解要素错配造成的效率损失，为双元创新筑牢要素基础。一方面，数智化通过优化资本配置，为双元创新及其协同构建融资适配机制。首先，数智技术能够量化评估区域内企业研发投入与创新产出，科学识别创新项目的潜在风险与预期收益，缓解信息不对称导致的信贷歧视与融资约束，为突破式创新提供资金保障与风险补偿[24]。其次，数字交易平台与金融科技的发展，助力闲置资金流向现有产品、流程与管理优化，稳步提升既有技术范式下的生产效率[25]。最后，数智化完善资本要素循环机制，提升双元创新协同。数据与算力、算法结合的决策体系，能够消减不同创新路径之间的资源挤出效应[26]，缓解企业资源约束，维持渐进式创新与突破式创新的协调发展。同时，利用数据要素提升要素组合效率，推进渐进式创新的效率红利转化为前沿研发动力，助力前沿技术融入现有生产体系，实现两类创新深度互补。另一方面，数智化优化劳动力配置，为双元创新及其协同夯实人才保障。首先，智能匹配算法，打破了劳动力流动的地域限制与信息壁垒，纠正劳动力要素的存量配置偏差，助力高技能人才依托数智协同网络开展跨域协作，激发颠覆性技术研发[27]。其次，智能研发辅助系统，帮助区域各行业识别现有工艺路径的技能短板，依托在线培训、知识共享等方式，完成在岗劳动力的技能升级，支撑各行业在现有技术轨道上开展低成本、高频率的渐进式改良[28]。最后，数智化重构劳动力要素的分配模式，提升双元创新的平衡性与互补性。借助多维度量化评价与激励机制，扭转人力资本向短期、低风险项目扎堆的倾向，从人力资本层面保障创新活动的结构平衡[29]。同时，依托数智平台加速跨域资源整合，将生产数据转化为前沿研发经验，推动前沿技术落地应用，实现两类创新功能互补。

基于上述分析，本文提出假设：

数智化能够通过提升资本要素配置水平促进双元创新及双元创新协同(H2a);

数智化能够通过提升劳动力要素配置水平促进双元创新及双元创新协同(H2b)。

2. 数智化、知识集聚与双元创新

知识集聚是指知识生产主体及其承载者在特定地理空间的集聚状态,其核心是依托空间邻近性降低隐性知识传递成本,并借助知识溢出与专业化匹配实现创新要素规模效应[30]。数智化推动知识集聚从传统地理集聚向虚实融合的虚拟集聚演进,通过重构知识流动路径赋能企业双元创新。首先,数智化驱动的虚拟集聚强化多源异构知识的跨界重组,助力突破式创新。数智化平台打破传统地理边界的限制,缩短异质性知识交流的技术距离[31],使隐性知识能够低成本聚合。这种虚拟知识集聚有助于加速创新资源重组,有效激发突破式创新行为。其次,数智化依托精准的知识治理与整合机制,持续赋能渐进式创新[32]。智能搜索与知识管理系统对分散化、非结构化的显性知识进行深度解构,实现终端个性化需求与生产端实时数据的精准匹配,促使创新主体基于实时数据反馈对现有产品架构与工艺流程进行持续迭代,夯实渐进式创新的资源与技术基础。最后,数智化旨在加强知识集聚的动态循环,推动双元创新的协同演进[33]。一是,知识集聚打破了资源挤占格局,数智平台通过高效资源调度与信息共享,降低创新活动的搜寻、协调成本,缓解资源约束,使企业能够在维持现有技术优势的同时探索前沿领域,增强双元创新平衡性。二是,虚拟集聚释放了知识外溢效应[34],形成跨域知识的低成本溢出与反馈闭环,将渐进式创新的经验数据转化为突破式研发的创新素材,推动双元创新由资源竞争转向功能契合的深度协同。

基于上述分析,本文提出假设:

数智化能够通过提高知识集聚水平促进双元创新及双元创新协同(H3)。

(三)数智化对双元创新的调节机制

知识扩散加速异质性知识跨界流动与非线性重组,在数智化赋能区域双元创新及其协同中承担关键调节作用。对于突破式创新而言,高效的知识扩散能够为数智化系统提供前沿知识,并依托大数据、云计算和人工智能等技术,将隐性知识转化为可编码、可存储的数据资源[35],将无序信息搜索转化为启发式精准检索,为突破式创新指引方向。对于渐进式创新而言,知识扩散效率的提升,助推数智平台将企业内部的“干中学”拓展为跨组织的“网络共学”,显著提振创新效率。双元创新协同本质上是突破式创新与渐进式创新之间知识互溢与功能互补的演化过程,而知识扩散决定这一过程的渗透深度与覆盖广度[36]。高效率扩散下,数智平台汇聚的创新要素能够实现低成本流动,突破式创新成果快速渗透,为渐进式改良提供技术源泉;渐进式迭代经验与技术痛点实时反馈,为颠覆性创新锚定研发方向。这种双向知识流动既可强化两类创新的功能互补,又能依托资源均衡配置缓解结构失衡,进而提升双元创新协同水平。

进一步地,知识具备非竞争性与溢出性,其价值释放高度依赖知识流动与重组,因此,知识扩散在“数智化-知识集聚-双元创新”的传导路径中具有调节作用。在前半路径中,基于网络外部性逻辑,知识扩散的参与者越多,单个主体获取知识的边际收益越高。该正反馈效应促使数智化驱动的知识虚拟集聚呈现“滚雪球”式增长特征,强化数智化对知识资本化的赋能效应[37]。因此,知识扩散通过扩大集聚规模、加速知识流动,增强了数智化驱动知识集聚的深度与广度,充分释放虚拟集聚的规模效应。在后半路径中,知识集聚为双元创新提供了潜在知识基础,而知识扩散则进一步激活要素潜能。数智化赋能下的高效率与低成本知识扩散,促使创新主体突破传统学科与行业边界,实现更大范围知识搜索和筛选[38],优化知识重组质量,提升突破式创新与渐进式创新的产出效率。因此,知识扩散通过降低知识获取门槛、加速隐性知识显性化与重组转化,将知识存量转化为创新动能,放大知识集聚对双元创新的赋能成效。

基于上述分析,本文提出假设:

知识扩散在数智化赋能双元创新中发挥直接调节作用(H4a);

知识扩散在数智化赋能双元创新协同中发挥直接调节作用(H4b);

知识扩散在知识集聚机制的前半传导路径中发挥调节作用(H4c);

知识扩散在知识集聚机制的后半传导路径中发挥调节作用(H4d)。

本文的理论机制如图1所示。

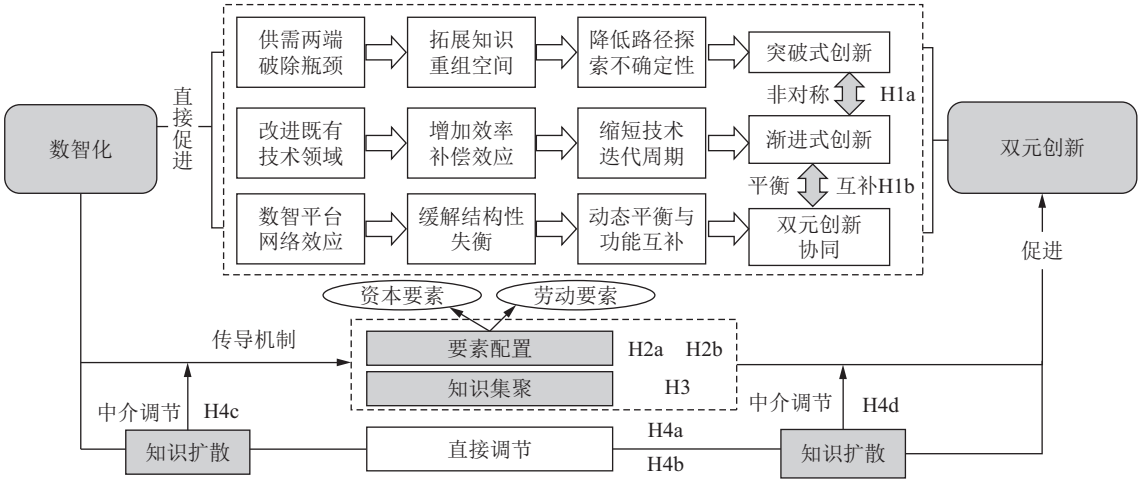


图 1　理论机制

三、研究设计

（一）模型构建

1. 基准回归模型

构建双向固定效应模型，验证数智化对双元创新的直接影响效应如式（1）所示。

$$Innov_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Dig_{it} + \alpha_2 Z_{it} + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中：i 为城市；t 为年份；*Innov* 为双元创新，包括突破式创新（*Brinnov*）、渐进式创新（*Grinnov*）、双元创新协同（*Synergy*）、双元创新平衡性（*Balance*）与互补性（*Comple*）的协同关系；*Dig* 为数智化；Z 为控制变量；μ_i 和 τ_t 分别为城市固定效应和年份固定效应；ε_{it} 为随机误差项；α 为待估系数。

2. 机制检验模型

参照江艇[39]的研究，构建机制模型，检验数智化对双元创新的传导机制如式（2）所示。

$$M_{it} = \rho_0 + \rho_1 Dig_{it} + \rho_2 Z_{it} + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中：M_{it} 为机制变量，包括要素配置（资本要素配置 *tk*、劳动要素配置 *tl*）和知识集聚（*Cooper*）；ρ 为待估系数。

3. 调节效应检验模型

检验知识扩散在数智化赋能双元创新及其协同中的直接调节作用，构建模型如式（3）所示。

$$Innov_{it} = \beta_0 + \beta_1 Dig_{it} + \beta_2 Diffu_{it} + \beta_3 Diffu_{it} \times Dig_{it} + \beta_4 Z_{it} + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中：$Diffu_{it}$ 为知识扩散；$Diffu_{it} \times Dig_{it}$ 为知识扩散与数智化的交互项；β 为待估系数。

进一步地，检验知识扩散在“数智化—知识集聚—双元创新及其协同”中的间接调节作用如式（4）和（5）所示。式（4）检验 $Diffu_{it}$ 对该传导路径前半段（数智化—知识集聚）的调节作用，式（5）检验 $Diffu_{it}$ 对该传导路径后半段（知识集聚—双元创新）的调节作用。

$$Cooper_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 Dig_{it} + \gamma_2 Diffu_{it} + \gamma_3 Diffu_{it} \times Dig_{it} + \gamma_4 Z_{it} + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

$$Innov_{it} = \lambda_0 + \lambda_1 Dig_{it} + \lambda_2 Diffu_{it} + \lambda_3 Cooper_{it} + \lambda_4 Diffu_{it} \times Cooper_{it} + \lambda_5 Z_{it} + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

其中：γ、λ 为待估系数。

（二）变量说明

1. 被解释变量

双元创新（*Innov*）包括突破式创新、渐进式创新、双元创新协同、双元创新平衡性及双元创新互补性。本文以专利 IPC 分类号的前 4 位为依据，对于在特定年份申请的专利，若其中任意 IPC 分类号在过去五年内曾出现过，则该类专利属于渐进式创新；若该专利的所有 IPC 分类号在过去五年均未曾出现，则该类专利属于突破式创新，分别以这两类专利的申请数来衡量突破式创新与渐进式创新[11]。进一步借鉴田庆锋等[14]的

做法，将双元创新协同关系分为平衡性与互补性两个维度，并采用（1 - |*Brinnov* - *Grinnov*|）衡量平衡性，以两者乘积衡量互补性，且各自赋予 0.5 的权重进行加权计算，测度双元创新协同。

2. 解释变量

从数据智能、数智技术、数智业务与数字智商四个层面构建数智化（*Dig*）评价指标体系（表 1），采用熵值法测算数智化指数。其中，数据智能是基础，区别于数字化，数智化强调将数据转化为智能决策的高阶信息，并依托算力与算法实现从原始数据向数据智能的跃迁[15]。算力基础设施建设水平参考王华和宫裕凯[40]的做法，以各城市已投入运营的大型及超大型数据中心数量取对数加 1 来衡量；人工智能算力水平借鉴刘亮等[33]的研究，以显卡进口额衡量。数智技术是核心驱动力，涵盖数据感知、存储、传输的数字技术及自主学习、推理与决策的智能技术[12]，其系统赋能为双元创新提供底层逻辑。其中，工业机器人渗透度参考王永钦和董雯[29]的方法。数智业务是应用场景，通过培育数据新质生产力与驱动数智技术应用，重构传统业务模式，创造更高效的商业与社会价值[5]。数字智商是保障，随着数智化重构社会生产与生活方式，经济社会亟需新型数智素养以应对数字时代的严峻挑战，数字智商应运而生。数字智商的培养不仅是提升公民数字素养的关键，也是赋能数字创造的保障[41]。综上，数智化是以数据、算力与算法为核心生产要素，依托数智技术来培育和发展新型生产力，并满足社会发展需求的新型社会经济形态。

表 1　数智化综合评价指标体系

目标层	准则层	维度层	测度层及单位	文献来源
数智化	数据智能	数据	*A1* 人均互联网宽带接入用户	赵涛等[35]
			A2 电子商务企业平均交易额（亿元）	张云和柏培文[6]
			A3 人均电信业务总量（万元/人）	赵涛等[35]
		算法	*A4* 长途光缆线路长度（万千米）	何伟等[25]
			A5 信息传输、计算机服务和软件业就业人数占比（%）	赵涛等[35]
			A6 每百万人金融科技公司数（个/百万人）	韩先锋和勾亚楠[42]
		算力	*A7* 信息传输、计算机服务和软件业全社会固定资产占比（%）	张云和柏培文[6]
			A8 人工智能算力水平（万元）	刘亮等[33]
			A9 算力基础设施建设水平（个）	黄珊等[43]
	数智技术	数字技术	*B1* 数字普惠金融指数	赵涛等[35]
			B2 每百万人 5G 产业企业数（个/百万人）	张云和柏培文[6]
			B3 每百万人拥有数字经济产业企业数（个/百万人）	王华和宫裕凯[43]
		智能技术	*B4* 每百万人工业互联网产业企业数（个/百万人）	王华和宫裕凯[43]
			B5 工业机器人渗透度（台/万人）	杨林和徐培栋[20]
	数智业务	业务规模	*C1* 政府工作报告中与数智化相关的词频数（次）	黄珊等[43]
			C2 每百万人区块链产业企业数（个/百万人）	韩先锋和勾亚楠[42]
		业务成果	*C3* 人工智能行业产值占 GDP 比重（%）	何伟等[25]
			C4 人工智能新产品销售收入（万元）	韩先锋和勾亚楠[42]
	数字智商	数字公民	*D1* 互联网普及率（%）	赵涛等[35]
		数字创造	*D2* 科研、技术服务和地质勘察业从业人员占比（%）	于元赫和霍兆昕[41]
		数字竞争	*D3* R&D 从业人员占从业总人数比重（%）	申晨荣和高波[18]
			D4 每百万在校大学生数（人/每百万人）	申晨荣和高波[18]

3. 机制变量

1）要素配置（*Fal*）

要素配置（*Fal*），基于边际生产力均等化原则，要素配置的帕累托最优状态要求各单元边际产出相等[22]。但由于信息摩擦或市场扭曲，这一理想状态难以实现。而通过测度实际配置与最优配置之间的偏离度，即要素错配程度，能够精确反映配置效率的损失规模。因此，本文以资本要素错配（*tk*）与劳动要素错配（*tl*）来表征要素配置。现有研究对要素错配的测算包括 Hsieh-Klenow 法[23]、前沿分析法[44]、生产函数法[45]及市场化指数法[46]。但上述方法在估计参数较多时可能存在自由度不足、变量间多重共线性等问题。相较而言，Hsieh-Klenow 法能够科学测算利润最大化条件下资源实际配置与最优配置之间的差距。因此，采用该方法测度 2010—2023 年中国各城市的资本与劳动错配系数，如式（6）所示。

$$\gamma_k = \frac{1}{1+\tau_k},\ \gamma_l = \frac{1}{1+\tau_l} \tag{6}$$

其中：γ_k 为资本价格绝对扭曲系数；γ_l 为劳动价格绝对扭曲系数。二者为要素价格偏离最优配置的程度。τ_k 为资本要素扭曲程度；τ_l 为劳动要素扭曲程度。

由于价格绝对扭曲系数在实际中难以直接观测，采用价格相对扭曲系数（$\hat{\gamma}_k$ 和 $\hat{\gamma}_l$）进行替代，如式（7）所示。

$$\hat{\gamma}_k = \frac{K_{it}/K}{S_{it}\beta_{kit}/\beta_k},\ \hat{\gamma}_l = \frac{L_{it}/L}{S_{it}\beta_{lit}/\beta_l} \tag{7}$$

其中：i 为城市；t 为年份；K_{it}、L_{it} 分别为各城市在2010—2023年的资本、劳动使用量，K 和 L 分别为全国资本和劳动总量；K_{it}/K 和 L_{it}/L 分别为各城市的资本使用量和劳动使用量占全国资本总量的比重；S_{it} 为各城市产值占全国总产值的比重；β_{kit} 和 β_{lit} 分别为各城市资本和劳动的产出弹性，可根据假定规模报酬不变的柯布-道格拉斯生产函数估计得到。其中，全国加权的资本和劳动贡献值分别为 $\beta_k = \sum_i^N S_{it}\beta_{kit}$ 和 $\beta_l = \sum_i^N S_{it}\beta_{lit}$。进一步地，$S_{it}\beta_{kit}/\beta_k$ 和 $S_{it}\beta_{lit}/\beta_l$ 分别为资本与劳动有效配置时，各城市资本与劳动投入的理论占比，用以反映实际投入偏离有效配置的程度。将式（7）分别代入式（6）得到资本与劳动的错配系数。

2）知识集聚

知识集聚（*Cooper*），采用城市间异地合作创新强度表征[47]。首先，从国家知识产权局专利公布网站获取2010—2023年的发明专利申请数据，并基于专利申请人信息，筛选出多主体合作参与的专利；其次，依据企业注册地信息，按年度归类生成各城市的合作创新集聚数据；最后，将联合申请专利数据与城市数据集匹配，识别企业跨城市合作创新强度，以此表征该变量。

4. 调节变量

知识扩散（*Diffu*），利用社会网络分析法，采用Ucinet 6测算点度中心度中的“点出度”来测度[36]，并采用修正引力模型构建知识扩散空间关联矩阵如式（8）所示。

$$Z_{ijt} = Q_{ijt} \times \frac{\sqrt{P_{it} \times K_{it}} \times \sqrt{P_{jt} \times K_{jt}}}{D_{ij}^2},\ Q_{ijt} = \frac{K_{it}}{K_{it} + K_{jt}} \tag{8}$$

其中：Z_{ij} 为城市 i 与 j 之间的知识扩散强度，用于构建空间权重矩阵并测算“点出度”；Q_{ij} 为修正引力系数，刻画城市 i 在城市间知识存量的贡献；P_{it} 为科研综合技术服务业从业人员规模；K_{it} 为城市知识存量；D_{ij} 为城市 i 与 j 的地理中心距离。知识存量既影响当期创新活动，还对未来创新活动产生持续影响，因此采用永续盘存法测算知识存量 K_{it}。其计算公式为 $K_{it} = (1-\delta)K_{i,t-1} + I_{it}$。其中，$K_{it}$ 和 $K_{i,t-1}$ 分别为城市 i 在 t 和 $t-1$ 期的知识存量；折旧率 δ 设定为15%；I_{it} 为实际R&D经费支出。价格指数采用消费价格指数与固定资产价格指数构建。假设基期知识存量增长率与R&D经费增长率一致，则基期知识存量为 $K_{i0} = I_{i0}/(g+\delta)$，$g$ 为研究期内实际R&D经费支出的几何平均增长率。

5. 控制变量

结合已有研究[25-29]，选择如下控制变量：经济发展水平（*Gdp*），以人均地区生产总值的对数表征，基期为2010年，对名义人均GDP进行价格平减；产业结构升级（*Indu*），以第三产业增加值占地区生产总值的比重表征；对外开放程度（*Open*），由当年实际使用外资金额占地区生产总值的比重表征；城镇化水平（*Urban*），以城镇常住人口与总人口的比重表征；政府支持力度（*Gov*），以地方财政一般公共预算支出占地区生产总值的比重表征；数字信息关注度（*Inform*），以各城市百度指数中与“数字经济”相关词汇出现的频次表征；人力资本水平（*Hum*），以科研综合技术服务业从业人员数占城市年末总人口的比重表征。

（三）数据来源

本文以2010—2023年中国地级及以上城市为研究对象，在剔除数据缺失严重及样本不连续的城市后，得到283个城市的平衡面板数据。数据主要来源于《中国城市统计年鉴》《中国统计年鉴》，以及国泰安数据库，缺失值采用线性插值法补充。表2展示了描述性统计结果。

表2 描述性统计结果

变量类型	变量名称	变量符号	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	突破式创新	*Brinnov*	3962	5.0888	1.9088	0	11.5888
	渐进式创新	*Grinnov*	3962	7.3868	1.6617	1.9459	12.3645
	双元创新协同	*Synergy*	3962	21.3819	11.5170	1.3863	67.6306
	双元创新平衡	*Balance*	3962	2.3119	0.7843	0.1431	6.3860
	双元创新互补	*Comple*	3962	40.4519	23.3205	0	133.8049
解释变量	数智化	*Dig*	3962	0.2903	0.5120	0.0261	8.2611
控制变量	经济发展水平	*Gdp*	3962	10.7767	0.5938	8.5762	12.4863
	产业结构升级	*Indu*	3962	1.0786	2.3758	0	6.3874
	对外开放程度	*Fdi*	3962	1.3189	2.0078	0	30.5202
	政府支持力度	*Gov*	3962	0.0081	0.0069	0.0001	0.0812
	人力资本水平	*Hum*	3962	0.0025	0.0073	0	0.0612
	数字信息关注度	*Inform*	3962	10.5562	20.9806	0	167.8930
机制变量	资本要素配置	*Tk*	3962	0.0060	0.0068	0.0006	0.0689
	劳动要素配置	*Tl*	3962	0.0008	0.0021	0	0.0265
	知识集聚	*Cooper*	3962	13.6731	40.1433	0	587.0000
调节变量	知识扩散	*Diffu*	3962	5.1321	2.7579	0	11.6753

四、实证结果

(一)基准回归分析

数智化对双元创新及其协同关系的检验结果见表3。(1)列和(2)列显示,数智化对突破式创新的回归系数在1%水平上显著为正,表明数智化能够显著促进突破式创新;对于渐进式创新,数智化一次项回归系数在5%水平上显著为负,二次项的回归系数在5%水平上显著为正,表明数智化对渐进式创新存在U型影响,假设H1a得到部分验证。(3)列~(5)列显示,数智化对双元创新协同的回归系数在1%水平上显著为正,

表3 基准回归检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	突破式创新	渐进式创新	双元创新协同	双元创新平衡性	双元创新互补性
Dig	0.1037***	−0.0686**	1.0585***	−0.2225***	2.2627***
	(0.0250)	(0.0271)	(0.1379)	(0.0711)	(0.2886)
Dig^2		0.0265**		0.0138	
		(0.0110)		(0.0107)	
ln*Gdp*	0.4116***	0.5507***	3.0399***	0.0431	6.0367***
	(0.0764)	(0.0420)	(0.2140)	(0.0606)	(0.4477)
Indu	−0.1392***	0.0729***	−0.4836***	0.2088***	−1.1761
	(0.0396)	(0.0237)	(0.1208)	(0.0342)	(0.2529)
Fdi	0.0109***	0.0008***	−0.0842***	−0.0061	−0.1624**
	(0.0050)	(0.0059)	(0.0300)	(0.0085)	(0.0628)
Gov	11.9879*	24.7878***	147.0400***	18.9402***	275.1397***
	(5.6629)	(4.4372)	(22.5800)	(6.3988)	(47.2520)
Hum	2.6091	1.2014***	−62.6710***	−4.9763	−120.3657***
	(3.0868)	(3.6238)	(18.4403)	(5.2256)	(38.5886)
Inform	0.0022***	−0.0025***	0.0565***	−0.0048***	0.1179***
	(0.0005)	(0.0006)	(0.0029)	(0.0082)	(0.0061)
Cons	3.7723***	2.4358***	9.1254***	−0.3491	18.6000***
	(1.0023)	(0.6920)	(3.1873)	(0.9032)	(6.6698)
固定城市	是	是	是	是	是
固定年份	是	是	是	是	是
样本量	3962	3962	3962	3962	3962
R^2	0.9425	0.8396	0.8813	0.6479	0.8722

注:括号内为聚类到地级市层面的标准误差;***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著。

表明数智化赋能双元创新协同。进一步观察数智化对双元创新协同关系的影响，发现数智化对双元创新平衡性的回归系数在1%水平上显著为负，且其二次项回归系数不显著，未发现非线性关系；而数智化对双元创新互补性的回归系数在1%水平上显著为正，表明数智化赋能双元创新协同主要体现在增强两类创新的互补性，假设H1b得到部分验证。

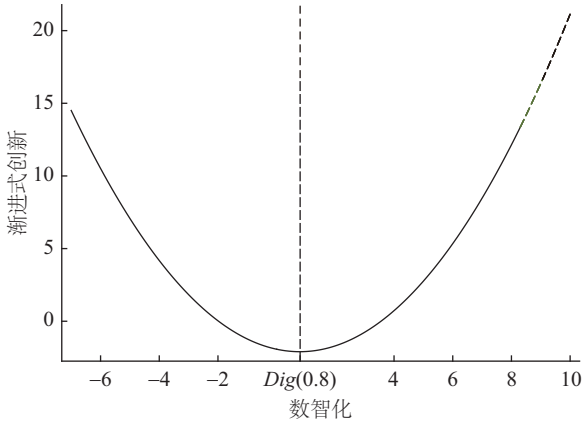


图2　数智化与渐进式创新的U型曲线

表3已初步证实数智化对渐进式创新具有非线性影响。本文进一步采用Lind和Mehlum[48]提出的三步程序法对这一非线性关系进行检验。从图2可以看出，二者关系呈现先下降后上升的U型变化趋势，且转折点为0.8。这表明当数智化水平低于转折点时，数智化对渐进式创新产生抑制作用；当跨越转折点后，数智化对渐进式创新产生显著促进作用。假设H1a得到完全验证。

综上可知，一方面，数智化驱动双元创新呈现“非对称”特征。组织学习理论提出，探索性活动具有高不确定性与长回报周期[19]。大数据技术与生成式算法的应用，降低了突破式创新的搜寻成本与认知距离，促进异质性知识重组。渐进式创新依赖既有知识积累与流程标准，转型初期数智化系统与传统流程存在适配冲突，导致高额转换成本与资源挤占。随着数据要素积累与平台能力提升，隐性经验转化为标准化流程，改进成本下降。当效率补偿效应超过初期转型成本时，数智化对渐进式创新的赋能效应由抑制转向促进。另一方面，数智化对双元创新协同具有“平衡性下降、互补性上升”的特征。受要素边际报酬重塑影响[8]，稀缺的数智要素在效率导向下优先向突破式创新集聚[14]，削弱了两类创新的均衡发展。同时，数智平台具备虚实交互机制，优化了突破式创新成果向渐进式创新转化的路径[21]。网络效应进一步强化知识溢出与反馈，推动新知识持续扩散，提升了两类创新的互补性。

（二）容忍不外生工具变量的内生性检验

为缓解潜在内生性偏误，本文采用工具变量法进行检验。鉴于传统工具变量严格外生的假设难以完全满足，借鉴杨刚强等[49]研究思路，采用容忍不外生工具变量的方法进行补充。工具变量的选择方式为：首先，将1984年每百万人邮局数与上一年全国互联网用户数进行乘积，构造交互项作为第一个工具变量（IV_1）[35]。其次，数智化不仅体现为普及基础设施，更体现为数据要素的实时捕捉与智能化响应。以微博为代表的自媒体平台集成了海量非结构化数据与社交网络算法，成为各行业感知市场变化的关键平台。借鉴已有研究[49]，以地区开通微博的公司数量作为第二个工具变量（IV_2）。最后，采用两阶段最小二乘法（2SLS）进行检验。

尽管2SLS的第一阶段估计可验证工具变量的相关性，但其外生性在实证上难以直接检验。因此，本文放松工具变量“严格外生”的假定，参考已有研究[49]，构建式（9）和式（10）两阶段方程。

$$Innov_{it} = \kappa_0 + \kappa_1 Dig_{it} + \kappa_2 IV_{it} + \alpha_3 Z + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \tag{9}$$

$$Dig_{it} = \nu_0 + \nu_1 IV_{it} + \alpha_3 Z + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \tag{10}$$

其中：IV为工具变量（IV_1和IV_2）；κ_0、κ_1、ν_0、ν_1均为待估系数。

若$\kappa_2 \neq 0$，表明IV并不严格外生；若$\kappa_2 \approx 0$，表明IV近似外生。借鉴Conley等[50]方法，采用置信区间集合（*UCI*）方法，在符合理论逻辑的前提下，给κ_2设置一个预期范围，再得到κ_1的点估计与置信区间。表4的（1）列表明，2SLS第一阶段的回归结果在1%水平上显著为正，Kleibergen-Paap rk LM统计量为13.3520且在1%水平上的显著，Kleibergen-Paap rk Wald F统计量为45.9260，超过1%水平上的临界值，工具变量有效且相关性得到验证；（2）列~（6）列表明，2SLS第二阶段中数智化回归系数均至少通过了5%的显著性检验，基准结果稳健。然而，工具变量的可靠性仍存在质疑。因此，进一步采用UCI方法得到*Dig*的置信区间，表明在允许IV存在一定程度外生性偏离的情况下，基准结果依然稳健，排除了因严格外生性假设不满足而导致的伪回归风险。

表 4　内生性检验

变量	2SLS 第一阶段	2SLS 第二阶段及 UCI				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Dig	突破式创新	渐进式创新	双元创新协同	双元创新平衡性	双元创新互补性
IV_1	0.5300*** (0.1430)					
IV_2	0.9790*** (0.3800)					
Dig		0.9641*** (0.3016)	−0.9964*** (0.3079)	0.5120*** (0.1554)	−0.4641*** (0.1590)	1.0214** (0.3101)
Cons	−2.3973*** (0.4621)	3.8240*** (0.4748)	−3.4881*** (0.4798)	−2.1920*** (0.2762)	−1.3012*** (0.2498)	4.4245*** (0.5520)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定城市	是	是	是	是	是	是
固定年份	是	是	是	是	是	是
样本量	3962	3962	3962	3962	3962	3962
UCI		[0.2105,1.7177]	[−1.7716,−0.2212]	[0.1235,0.9005]	[−0.8616,−0.0666]	[0.2966,1.7462]

注：( )内为聚类到地级市层面的标准误差；[ ]内为 95%置信区间(UCI)；***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平上显著。

(三)稳健性检验

1. 更换计量方法

进一步采用双重机器学习模型进行重新回归。该方法在处理高维数据与捕捉复杂非线性方面具有优势，能够缓解因模型设定偏误或自由度受限而引发的过拟合问题。本文将样本分割比例设定为 1:4，并采用随机森林算法进行估计，结果见表 8。(1)列~(3)列表明，数智化的回归系数在 1%水平上显著，基准回归稳健。

2. 外生冲击检验

尽管前文已处理潜在内生性问题，但双元创新仍可能受到未观测的城市资源禀赋或政策偏误的影响。为进一步识别数智化对双元创新及其协同的影响，借鉴赵涛等[35]的思路，引入“国家大数据综合试验区”与“智慧城市”两项国家级试点政策作为外生冲击。前者侧重数据要素的集约开发，后者侧重数智技术的场景应用，两项政策协同推动城市数智化水平提升。此外，试点名单由国家主管部门分批次批复，有效缓解了城市因自主决策而导致的选择性偏差。

1)模型设定

将“国家大数据综合试验区”和“智慧城市”两项政策试点作为准自然实验，检验数智政策对双元创新及其协同的影响。前者是 2016 年 2 月和 10 月分批试点，后者是 2013—2015 年分批试点，据此构建多期双重差分模型如式(11)所示。

$$Innov_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Dual_{it} + \alpha_2 Control_{it} + \mu_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \tag{11}$$

其中：$Dual_{it}$ 为“国家大数据综合试验区”(*Bigdata*)与“智慧城市”(*Smartcity*)政策，i 城市在 t 年均试点这两个政策时 $Dual_{it}$ 取值为 1，否则为 0。

2)政策效应的检验

采用事件分析法进行平行趋势检验的基础上①，进一步考察“单试点”与“双试点”政策对双元创新及其协同的影响，结果见表 5。首先，采用 *Bigdata* 单一试点时，以试点城市作为实验组，未试点城市作为对照组。(1)列~(3)列表明，*Bigdata* 对双元创新及其协同的回归系数均在 5%水平上显著为正，表明大数据试验区试点政策促进数据资源的集约化配置，为双元创新提供制度性激励。其次，采用 *Smartcity* 单一试点时，将试点城市作为实验组，未试点城市为对照组。(4)列~(6)列表明，*Smartcity* 对突破式创新及其协同的回归系数在 1%水平上显著为正，对渐进式创新的回归系数在 5%水平上显著为负，这表明智慧城市侧重数智技术的深度场景应用，初期渐进式改良难以适配复杂的数字环境。最后，将双政策(*Dual*)试点城市作为“实验组”，均无试点的城

① 限于篇幅原因，平行趋势检验结果，留存备索。

市作为对照组。(7)列~(9)列表明，*Dual* 对双元创新及其协同的回归系数均在1%水平上显著为正，说明双政策协同实现了要素与场景的深度融合，助力区域创新系统实现技术升级，推动双元创新协同发展。

表5　“单试点”与“双试点”的效应检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	突破式创新	渐进式创新	双元创新协同	突破式创新	渐进式创新	双元创新协同	突破式创新	渐进式创新	双元创新协同
Bigdata	0.0646** (0.0291)	0.1981*** (0.0244)	1.2600*** (0.1277)						
Smartcity				0.0782*** (0.0472)	−0.0864** (0.0337)	0.3943** (0.1633)			
Dual							0.1356*** (0.0364)	0.1535*** (0.0354)	1.5186*** (0.1695)
Cons	0.5338 (0.8453)	1.1116** (0.5364)	−14.0759*** (2.7574)	0.6036 (0.8454)	1.2096** (0.5405)	−13.1178*** (2.7857)	0.5383 (0.8442)	1.1978** (0.5390)	−13.6773*** (2.7654)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
固定城市	是	是	是	是	是	是	是	是	是
固定年份	是	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	3962	3962	3962	3962	3962	3962	3962	3962	3962
R^2	0.9424	0.9627	0.9798	0.9425	0.9623	0.9794	0.9425	0.9624	0.9797

注：括号内为聚类到地级市层面的标准误差；***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著。限于篇幅，双元创新协同中的双元创新平衡与互补的稳健性检验结果，留存备索。

3)异质性处理效应诊断及检验

由于政策分批次、多时点推进，各城市试点时间存在差异，处理组与对照组会产生交错。若处理效应在组间或时间维度上存在异质性，传统固定效应估计可能因“负权重”问题产生偏误。据此，借鉴 Goodman-Bacon 方法[51]，对样本中各类处理组与对照组配对的权重结构进行分解，将新实验个体作为处理组，已经实验过的个体作为对照组。表6表明，可能导致负权重的配对(Later T vs. Earlier C)占比极小，对估计系数的偏误较小，检验结果可信。为进一步提高稳健性，采用 Callaway 和 Sant'Anna[52] 提出的 CSDID 估计量进行检验。该方法通过计算“组群-时期”平均处理效应，有效解决了处理效应异质性带来的偏误，避免传统 DID 中的“负权重”问题。表7表明，简单加权平均处理效应(*Simple ATT*)与基准回归方向一致，在政策试点前均值均不显著，在试点后政策效应显著。同时，日历平均效应在至少5%水平上显著，表明政策效果在不同时间维度上具有普遍性，检验结果稳健。

表6　Bacon 分解结果

组别	权重	平均估计系数		
		突破式创新	渐进式创新	双元创新协同
Earlier T *vs.* Later C	0.1230	0.2350	−0.1250	1.6200
Later T *vs.* Earlier C	0.0310	0.1200	−0.0550	0.1050
T *vs.* Never treated	0.7160	0.1150	−0.0820	1.2100
T *vs.* Already treated	0.1300	−0.1350	0.0650	−0.4550

注：Earlier T 为早期处理组，Later C 为后期对照组，Later T 为后期处理组，Earlier C 为早期对照组，T 为处理组，Never treated 为从未接受处理组，Already treated 为已接受处理组。

表7　CSDID 异质性处理效应检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	突破式创新			渐进式创新			双元创新协同		
	简单加权处理效应	动态平均处理效应	日历平均处理效应	简单加权处理效应	动态平均处理效应	日历平均处理效应	简单加权处理效应	动态平均处理效应	日历平均处理效应
Simple ATT	0.1385*** (0.0352)			−0.0825** (0.0348)			1.5260*** (0.1655)		
Pre_avg		−0.0152 (0.0210)			−0.0086 (0.0175)			0.0652 (0.0985)	
*Post_*avg		0.1496*** (0.0415)			−0.0968** (0.0402)			1.6850*** (0.2112)	
CAverage			0.1298*** (0.0385)			−0.0795** (0.0321)			1.4855*** (0.1520)

注：括号内为聚类到地级市层面的标准误差；***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著。

3. 其他稳健性检验

其他稳健性检验见表8。第一,更换被解释变量。采用文本分析法抓取企业年报中关于突破式创新、渐进式创新的关键词[7],并根据企业注册地加总至城市层面,以各类创新关键词总数表征双元创新及其协同,并重新进行回归,结果见(4)列~(6)列。第二,消除极端值干扰。对连续变量进行1%分位数缩尾处理,结果见(7)列~(9)列。第三,剔除行政能级干扰。排除高行政能级城市因政策倾斜与要素集聚优势带来的系统性差异,结果见(10)列~(12)列。第四,增加城市与年份的交互固定效应,缓解因遗漏时变城市特征导致的内生性偏误,结果见(13)列~(15)列。第五,排除重大外生事件冲击。剔除2020—2021年新冠肺炎疫情期间样本,结果见(16)列~(18)列。综上,数智化回归系数均至少在10%水平上显著,基准回归结果稳健。

表8　稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	突破式创新	渐进式创新	双元创新协同	突破式创新	渐进式创新	双元创新协同	突破式创新	渐进式创新	双元创新协同
	Panel A								
	更换模型			更换被解释变量			消除极端值		
Dig	0.4767***	0.1975***	0.3172***	0.1543*	0.2372*	1.1321***	1.0068***	0.3176*	8.6968***
	(0.0556)	(0.0538)	(0.1165)	(0.0801)	(0.0589)	(0.2350)	(0.2094)	(0.1798)	(1.2010)
Constant	−0.0120	0.0007	−0.0064	6.5934**	1.8402***	9.6486	−5.1203***	0.8643***	−28.0463***
	(0.0106)	(0.0087)	(0.0063)	(2.5674)	(0.4932)	(7.0054)	(1.8033)	(1.3529)	(7.9594)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
固定城市	是	是	是	是	是	是	是	是	是
固定年份	是	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	3962	3962	3962	3906	3962	3962	3962	3962	3962
R^2				0.8687	0.4301	0.8711	0.6985	0.7981	0.7973
	Panel B								
变量	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)	(17)	(18)
	剔除行政能级干扰			增加交互固定			剔除特殊事件		
Dig	0.1252***	−0.0291	0.7594***	0.1042***	−0.0573**	0.7836***	0.1106***	−0.0885**	4.2820***
	(0.0453)	(0.0319)	(0.1621)	(0.0388)	(0.0264)	(0.1630)	(0.0385)	((0.0443)	(1.0141)
Constant	−0.9907	−0.0176	−19.5765***	−0.9148***	2.2750***	−20.6504***	0.1086	−0.5840	−14.9397**
	(0.6533)	(0.4594)	(2.3337)	(0.6702)	(0.4574)	(2.4661)	(1.4282)	(1.1111)	(5.7914)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
固定城市	是	是	是	是	是	是	是	是	是
固定年份	是	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	3906	3906	3906	3962	3962	3962	3113	3113	3113
R^2	0.7177	0.8397	0.8803	0.7177	0.8397	0.8803	0.6916	0.7726	0.8584

注:括号内为聚类到地级市层面的标准误差;***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著。

(四)传导机制分析

1. 要素配置机制

1)资本要素配置

表9的(1)列和(2)列表明,数智化对资本错配(*tk*)的回归系数在1%水平上显著为负,表明数智化能够缓解资本错配,优化资本要素配置。在此基础上,资本要素配置进一步促进双元创新及其协同。一方面,资本错配缓解降低了区域创新主体的融资约束,使资本向边际产出较高的创新部门流动,为具有资本依赖性的突破式创新提供支持。同时,资本配置效率提升有助于释放低效率部门的冗余资源,为依赖既有技术路径的渐进式创新提供要素保障。另一方面,资本要素从扭曲配置转向跨主体、跨部门的高效流动,降低了不同创新活动间的配置摩擦与交易成本,强化了区域创新的协同效率。然而,在市场化机制作用下,资本要素更倾向于流向预期回报更高的前沿创新领域,短期内对渐进式创新形成资源挤出效应,对双元创新平衡性产生挑战。与此同时,资本配置优化加速了技术扩散与成果转化,推动突破式创新成果向应用层转化,并通过关联效应提升渐进式创新的技术基础,强化了双元创新的功能互补。假设H2a得到验证。

2）劳动要素配置

表 9 的（3）列和（4）列表明，数智化对劳动错配（*tl*）的回归系数均不显著，表明数智化在短期内未能优化劳动要素配置。究其原因，劳动要素配置受到制度、结构与技能的约束。首先，相较于资本要素的高流动性，劳动力跨区域、跨部门流动受地理区域、户籍制度与公共服务等限制，具有较强黏性。尽管数智技术提高了信息匹配效率，但难以快速缓解劳动力流动的结构性障碍。其次，劳动力市场存在技能异质性。数智化转型强化了对高技能劳动力的需求，但数字技能的培育与劳动力结构的调整存在时滞，导致供需失衡，错配问题持续存在。最后，数智化具有技术偏向性，对低技能劳动力形成替代效应，加剧了劳动力市场内部分化，削弱了其对劳动配置效率的改善作用。假设 H2b 未得到验证。

综上，资本与劳动力要素配置在数智化赋能双元创新及其协同的过程中呈现显著“偏向性”，数智化主要通过优化资本配置驱动双元创新，劳动力配置未成为有效传导路径。

2. 知识集聚机制

表 9 的（5）列和（6）列表明，数智化回归系数在 5%水平上显著为正，表明数智化通过建设数字基础设施，发挥网络外部性效应[31]，能够降低知识流动成本、打破信息孤岛[36]，从而促进区域知识集聚，假设 H3 得到验证。知识集聚进一步通过知识溢出与学习效应影响双元创新及其协同关系，但其传导路径存在一定的选择性。一方面，推进突破式创新时，知识集聚增强了区域内知识多样性，为异质性知识重组提供基础，同时加剧了创新主体间的竞争，促使区域内开展高风险与高回报的颠覆性研发活动。对渐进式创新而言，其更多依赖既有技术与经验积累，对新兴知识体系的依赖程度较低，过度聚焦前沿知识或会挤占对既有技术改进的资源投入，因此，知识集聚对渐进式创新赋能作用相对较弱[19]。另一方面，知识集聚水平的提升不仅体现为知识要素的空间集聚，更依赖于区域创新主体对知识的吸收、整合与转化[18]。当区域具备较强的知识吸收与转化能力时，知识集聚所产生的溢出效应能够促进不同创新路径间的知识衔接与技术传导，从而在强化突破式创新的同时带动渐进式创新，同步提升双元创新的平衡性与互补性。

综上，知识集聚在数智化赋能双元创新及其协同的过程中呈现显著“选择性”，即对突破式创新与双元创新协同的赋能效应更为突出，而对渐进式创新的直接促进作用相对有限。

表 9　传导机制检验

变量	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）
	资本错配		劳动错配		知识集聚	
Dig	−0.0254***	−0.0172***	−0.6463	−0.7848	0.1202	0.2859***
	（0.0061）	（0.0064）	（1.2850）	（0.6721）	（0.1214）	（0.0987）
Cons	0.3180***	2.0542***	6.1586	−2.1631	1.5084	−1.5237
	（0.0369）	（0.1489）	（7.8131）	（30.4842）	（0.5935）	（2.2812）
控制变量	否	是	否	是	否	是
固定城市	是	是	是	是	是	是
固定年份	是	是	是	是	是	是
样本量	3962	3962	3962	3962	3962	3962
R^2	0.5681	0.6308	0.1070	0.1080	0.2679	0.2738

注：括号内为聚类到地级市层面的标准误差；***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平上显著。

（五）调节效应分析

1. 直接调节效应

表 10 的（1）列～（3）列展示了知识扩散在数智化驱动双元创新及其协同中的调节效应。结果显示，知识扩散与数智化交互项（*Diffu*×*Dig*）的回归系数均至少在 10%水平上显著为正，表明知识扩散发挥正向调节作用，假设 H4a 与 H4b 得到验证。一方面，知识扩散借助数智化网络将分散信息转变为精准的启发式搜索，为突破式创新提供研发指引，强化其知识重组与跨界融合。同时，知识扩散推动企业内部工艺经验转化为跨组织共享的标准化知识，扩散越充分，数智化对渐进式创新的赋能效应越强。另一方面，知识扩散通过提高知识转化效率强化两类创新间的协同。高效的知识扩散使前沿知识与场景数据在突破式与渐进式创新

之间流动;突破性创新为渐进改良提供新技术,而渐进创新积累的场景需求则为突破式探索提供研发指引。这种知识循环增强了创新系统的内部关联性,提升了数智化推动双元创新协同的整体效能。

2. 有中介的调节效应

表10的(4)列~(7)列展示了知识扩散在知识集聚传导路径中的调节作用。(4)列显示,*Diffu*×*Dig*并未通过显著性检验,这表明知识扩散在"数智化-知识集聚"前半路径未发挥调节作用,假设H4c未得到验证。究其原因,数智化驱动的知识集聚侧重于区域内部知识的结构化调整与重构,在高度竞争的市场环境下,创新主体会采取策略性知识保护来维持竞争优势,这制约了外部知识流动对内部知识结构化的边际贡献。(5)列~(7)列显示,知识扩散与知识集聚的交互项(*Cooper*×*Diffu*)均通过了1%的显著性检验,表明知识扩散在"知识集聚-双元创新"后半路径发挥了调节作用,假设H4d得到验证。知识集聚虽然形成了规模化知识储备,但知识价值的实现依赖于高效的知识流动与转化。知识扩散促进了异质性知识在创新主体间的交流、重组与迭代,既强化了知识存量对突破式创新的方向引领,又提升了渐进式创新的改进效率,从而放大知识集聚红利,提升双元创新协同水平。

表10　调节效应检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	突破式创新	渐进式创新	双元创新协同	知识集聚	突破式创新	渐进式创新	双元创新协同
Dig	0.1554***	−0.0283	0.7996**	6.8661**	0.3692***	−0.0200	1.6050***
	(0.0433)	(0.0494)	(0.3274)	(3.3262)	(0.0713)	(0.0504)	(0.4835)
Diffu	0.0002	0.0001	−0.0001	0.0001***	−0.0003	−1.1200	−1.3000
	(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)	(0.0002)	(0.0004)	(1.4900)	(1.7300)
Diffu ×*Dig*	0.0002**	0.0002*	0.6940**	0.0001	0.0008***	0.0005***	0.0054
	(0.0001)	(0.0001)	(0.3210)	(0.0001)	(0.0002)	(0.0001)	(0.0300)
Cooper					0.0004	0.0003	0.0025
					(0.0004)	(0.0003)	(0.0019)
Cooper×*Diffu*					0.0007***	0.0007***	0.0028***
					(0.0001)	(0.0001)	(0.0009)
Cons	−0.6190	−0.0776***	−20.4156***	−73.6773	−15.3572***	−12.2015***	−87.4665***
	(1.3113)	(0.0164)	(5.1394)	(107.5336)	(0.8706)	(0.5502)	(3.1213)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
固定城市	是	是	是	是	是	是	是
固定年份	是	是	是	是	是	是	是
样本量	3962	3962	3962	3962	3962	3962	3962
R^2	0.7193	0.8398	0.8546	0.0286	0.6404	0.7527	0.7994

注:括号内为聚类到地级市层面的标准误差;***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著。

五、异质性分析

1. 资源禀赋的异质性

资源型与非资源型城市在产业结构与发展路径上存在根本差异,对数智化赋能双元创新也会呈现不同效应。资源型城市对传统产业依赖度较高,易形成技术路径锁定,非资源型城市产业结构更为多元,技术路径灵活性更强。根据国务院2013年公布的资源型城市名单,将样本划分为资源型和非资源型城市。表11表明,在资源型城市中,数智化对突破式创新及双元创新协同显著为正,对渐进式创新显著为负;在非资源型城市中,数智化对突破式创新显著为正,对渐进式创新及双元创新协同均不显著。究其原因,资源型城市正处于转型窗口期,数智化通过跨界知识重组助其突破资源锁定诅咒,但转型初期要素重置与结构调整加剧资源配置摩擦,对渐进式改良产生挤出效应。非资源型城市产业结构多元,创新路径更为开放,数智化赋能更聚焦前沿创新领域,既有技术改良则进入边际收益递减阶段,其对双元创新协同的作用也下降。

2. 科研水平异质性

区域科研水平决定其识别、消化与转化前沿知识的能力,进而影响数智化赋能的方向与深度。高科研

水平城市凭借其强大的科研存量与吸收能力，能够将数智技术深度嵌入创新活动的全链条；低科研水平城市虽在吸收能力上存在短板，但数据要素的普惠性特征可能产生补短板效应。根据国务院在2008年发布的创新型城市建设名单，将样本城市划分为高科研水平城市与低科研水平城市。表11表明，高科研水平城市中，数智化对突破式创新、渐进式创新及双元创新协同均显著为正。低科研水平城市中，数智化对突破式创新显著为正，对渐进式创新显著为负。究其原因，高科研水平城市凭借雄厚的知识储备与技术吸收能力，使数智化赋能深度嵌入创新活动全链条，协同驱动两类创新活动。低科研水平城市中，数智化平台显著降低了前沿知识的获取门槛，激励突破式创新；但技术吸收能力有限，加之数智技术与既有体系适配成本较高，抑制了渐进式创新。而低科研水平城市因知识转化效率不足，协同效应未能有效发挥。

表11　异质性检验

变量	Panel A：突破式创新				Panel B：渐进式创新			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	资源型	非资源型	高科研水平	低科研水平	资源型	非资源型	高科研水平	低科研水平
Dig	0.1344***	0.1150**	0.0627**	0.1627***	−0.0745**	−0.0324	0.0623**	−0.0740*
	(0.0455)	(0.0630)	(0.0291)	(0.0611)	(0.0651)	(0.0409)	(0.0297)	(0.0408)
Cons	−0.6316***	−0.3843***	4.4169***	−1.5823**	−3.4136***	4.0420	8.9192***	−0.9556
	(0.8037)	(0.9736)	(1.0796)	(0.7564)	(−0.6610)	(0.6328)	(1.1010))	(0.5050)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
固定城市	是	是	是	是	是	是	是	是
固定年份	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	1400	2562	776	3186	1400	2562	776	3186
R^2	0.7534	0.7078	0.9062	0.6762	0.8327	0.8488	0.8407	0.8403
组间检验	0.000		0.020		0.020		0.000	

Panel C：双元创新协同				
变量	(9)	(10)	(11)	(12)
	资源型	非资源型	高科研水平	低科研水平
Dig	0.6435**	1.1215	1.0561***	0.7596
	(0.2759)	(0.6838)	(0.3431)	(0.4631)
Cons	−22.7915***	−11.8823***	22.2035**	−22.3967***
	(3.6078)	(3.9981)	(9.8449)	(2.7872)
控制变量	是	是	是	是
固定城市	是	是	是	是
固定年份	是	是	是	是
样本量	1400	2562	776	3186
R^2	0.8442	0.8638	0.9145	0.8375
组间检验	0.000		0.000	

注：括号内为聚类到地级市层面的标准误差；***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著。组间系数差异 p 值是基于Bootstrap的费舍尔组合检验法，重复抽样1000次得到。

六、研究结论与启示

（一）研究结论

本文系统考察了数智化对双元创新及其协同的影响效应及内在机制。研究发现：第一，数智化对双元创新具有显著非对称效应，对突破式创新呈线性正向影响，对渐进式创新呈先抑后促的U型影响；数智化促进了双元创新协同，对二者协同关系呈现“平衡性下降、互补性上升”的特征。第二，优化要素配置与促进知识集聚是数智化赋能双元创新及其协同的传导路径，但传导路径存在明显的偏向性与选择性。其中，资本要素配置发挥显著传导作用，劳动力要素配置的传导作用不显著。知识集聚虽促进了突破式创新，但对渐进式创新及其协同的传导作用不显著。第三，知识扩散在数智化赋能双元创新及其协同中发挥多层调节效应。其不仅正向调节数智化对双元创新及其协同的直接效应，还对知识集聚的后半传导路径具有正向调节作用。第四，数智化对突破式创新的驱动作用在资源型城市和低科研水平城市中更突出。其中，其对渐进

式创新的驱动作用仅在高科研水平城市中显著,而在资源型城市中产生抑制作用;对双元创新协同的驱动作用则在资源型城市和高科研水平城市中更突出。

(二)研究启示

第一,建立差异化数智化创新体系,引导突破式与渐进式创新协同发展。数智化对双元创新具有非对称影响,不同城市需分类施策,推进双元创新在动态互动中协调演进。首先,高科研水平城市应重点破解突破式创新供给强、转化弱的问题。依托现有资源,推动高校、科研院所与龙头企业共建数智化创新联合体,聚焦关键核心技术攻关;同步建设概念验证与中试平台,并设立首用首试风险分担基金,提供研发保险和损失补偿,推动重大基础研究成果的工程化开发和验证。其次,对于非资源型与产业基础薄弱城市,应着力解决新技术承接难、落地慢的瓶颈。引导本地企业围绕现有生产环节的痛点,引入技术成熟度高、适配性强的数智化方案,通过分批验证模式降低新技术导入门槛,形成持续改良能力。最后,强化两类城市之间的创新链接,建立前沿成果定向推送与应用场景需求发布的双向对接智能平台,促进突破式创新成果在产业链中扩散应用,为渐进式创新提供持续技术来源,形成研发、验证、迭代的发展格局。

第二,优化要素配置,提升数智化驱动双元创新的效率。资本要素配置是数智化促进双元创新的传导路径,劳动力要素的结构性错配制约了其传导效能,提高要素配置与双元创新需求的动态适配度至关重要。一方面,深化资本要素市场化配置,破解融资约束。构建以企业数智化创新能力为导向的信贷机制,将研发数据积累、技术成果转化等动态轨迹纳入授信评估体系,引导金融机构对具有突破式创新潜力的企业给予信贷支持。鼓励金融机构开发成果转化对赌保险等新型风险分担工具,由财政与保险机构共担前期验证损失,降低企业前沿探索与工艺改良风险。另一方面,建设区域性技能需求动态监测平台,实时采集企业岗位技能需求变化,结合劳动力技能画像识别紧缺技能方向,推送定向培训课程。政府依据监测结果组织转岗职工培训,允许劳动者自主选择培训模块,考核合格后优先推荐上岗,推动培训学分跨市互认,降低制度性流动壁垒,盘活存量人力资源。

第三,加强知识流动,构建全链条协同创新生态。知识集聚是数智化赋能创新的重要传导路径,但转化效率不足与扩散不畅制约了双元创新协同发展,需打通知识流动全链条。首先,聚焦知识生产,提升知识集聚质量。围绕产业关键问题,推动企业、高校、研究机构协同研发,建立重点产业知识图谱共建共享平台,减少知识分散与重复投入,提高知识供给的针对性与有效性。其次,畅通知识转化,降低落地成本。在产业集聚区布局共性技术验证平台,为中小企业早期成果提供工程化测试与场景适配服务;设立转化失败补偿基金,对因技术路线调整或市场变化导致的验证失败给予部分补偿,降低企业参与成果转化的后顾之忧,推动突破式创新向渐进式改良环节有序扩散。最后,加强知识扩散,促进协同共享。引导龙头企业建立行业级技术开源平台,将非核心算法、标准模块、工艺参数等有限度开源,降低技术获取门槛。建立知识流动动态监测机制,跟踪专利引用、技术许可等指标,及时识别扩散堵点,强化两类创新的协同发展。

参考文献

[1] 师磊, 阳镇, 钱贵明. 数字产业集群政策与关键核心技术突破式创新[J]. 中国工业经济, 2025(1): 100-117.

[2] 代飞, 郝韵, 李明. 双元创新的形成动因、经济效应与治理策略综述[J]. 科技管理研究, 2026, 46(3): 102-109.

[3] 张瑞琛, 唐慧, 周国琛. 城市数智化转型对企业数字创新的影响——以国家新一代人工智能创新发展试验为准自然实验[J]. 经济问题, 2025(4): 49-58.

[4] XUE J, LI G, IVANOV D. Digital transformation in the blockchain era: Balancing efficiency and resilience in operations management[J]. International Journal of Production Economics, 2025, 282: 109525.

[5] 蒋永穆, 李璇. 数智时代协作生产力的运行机理与优化路径[J]. 社会科学研究, 2025(1): 14-24, 227.

[6] 张云, 柏培文. 数智化如何影响双循环参与度与收入差距——基于省级-行业层面数据[J]. 管理世界, 2023, 39(10): 58-83.

[7] 王永贵, 张思祺, 张二伟, 等. 数智化赋能企业双元创新的组态路径研究——以计算机及相关制造业为例[J]. 科研管理, 2025, 46(4): 44-53.

[8] 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, 40(2): 101-116, 133, 117-122.

[9] 彭迪, 李健, 邱智怡, 等. 跨学科科学合作对专精特新"小巨人"企业双元创新的影响研究[J]. 科技进步与对策, 2026, 43(3): 90-99.

[10] 王群勇, 武文杰. 与星同行: 突破式创新、网络结构与技术扩散[J]. 经济与管理研究, 2026, 47(2): 55-71.

[11] 王象路，罗瑾琏，王育铭，等. 联席 CEO 对双元创新协同性的影响及作用机制研究——基于战略注意力广度的视角[J]. 科研管理，2025，46(9)：99-108.
[12] 戴魁早，黄姿，梁银笛. 数智技术、技术要素市场与服务型制造[J]. 中国工业经济，2025(1)：137-155.
[13] 沈剑飞，王思遥. 人工智能资源对双元创新绩效的影响机制——基于 2011—2022 年中国 A 股上市公司数据的分析[J]. 科技管理研究，2025，45(2)：17-31.
[14] 田庆锋，方聪聪，曾紫韬. 双元创新协同、资源错配与战略性新兴产业高质量发展[J]. 商业研究，2025(3)：20-30.
[15] 王秉. 何为数智：数智概念的多重含义研究[J]. 情报杂志，2023，42(7)：71-76.
[16] 王泽芸，吴福象. 创新链治理视角下数智融合促进科技成果转化效率的机制研究[J]. 现代经济探讨，2025(6)：66-79.
[17] 王钰莹，原长弘，张树满. 链主企业关键核心技术创新能力测度及其对新质生产力的影响研究[J]. 科研管理，2026，47(1)：80-89.
[18] 申晨荣，高波. 数实产业融合与区域创新生态系统韧性——基于“点-线-面”产业网络结构视角[J]. 华东经济管理，2026，40(1)：42-49.
[19] CAO Q，GEDAJLOVIC E，ZHANG H. Unpacking organizational ambidexterity：Dimensions，contingencies，and synergistic effects[J]. Organization Science，2009，20(4)：781-796.
[20] 杨林，徐培栋. 有无相生：数字化背景下“专精特新”单项冠军企业双元创新的前因组态及其效应研究[J]. 南开管理评论，2024，27(2)：137-151.
[21] 武常岐，车珍. 构建企业数字创新能力：信息获取和互补者匹配双重视角[J]. 经济管理，2025，47(2)：50-64.
[22] SOLOW R M. A contribution to the theory of economic growth[J]. The Quarterly Journal of Economics，1956，70(1)：65-94.
[23] HSIEH C T，KLENOW P J. Misallocation and manufacturing TFP in China and India[J]. The Quarterly Journal of Economics，2009，124(4)：1403-1448.
[24] 白俊红，王星媛，卞元超. 互联网发展对要素配置扭曲的影响[J]. 数量经济技术经济研究，2022，39(11)：71-90.
[25] 何伟，董影，孙中原. 数据要素对区域协调发展的影响研究——基于中国 279 个地级市面板数据的实证分析[J]. 城市问题，2024(6)：35-44.
[26] 庞瑞芝，郭慧芳. 数字经济能克服服务业“成本病”吗？——来自城市层面的经验证据[J]. 经济与管理研究，2023，44(10)：54-74.
[27] 宁静波，苏振坤. 数据要素市场化对产业链韧性的影响研究——基于数据交易平台设立的准自然实验[J]. 产业经济研究，2025(5)：43-57，86.
[28] 诸竹君，伍仪婷，房超. 数字贸易开放与中国劳动力市场困境破解——基于要素市场势力与资源配置的双重视角[J]. 数量经济技术经济研究，2026，43 (3)：104-128.
[29] 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.
[30] AUDRETSCH D B，FELDMAN M P. R&D spillovers and the geography of innovation and production[J]. The American Economic Review，1996，86(3)：630-640.
[31] 余煌，杨子璇，张景秋. 人工智能背景下虚拟集聚对城市产业链创新链融合的影响研究[J]. 科技进步与对策，2026，43(1)：57-69.
[32] 祝滨滨，张慧一. 集聚外部性、政府作用与区域创新——基于长三角地区 41 个地级市数据的门槛效应分析[J]. 经济纵横，2024(1)：119-128.
[33] 刘亮，阮俊杰，庄海涛. 数智化赋能长三角城市群绿色发展的效应研究[J]. 经济地理，2024，44(9)：123-132.
[34] 杨浩东，王高峰. 智慧城市试点与知识创新发展——基于空间 DID 的实证研究[J]. 科学学与科学技术管理，2025，46(1)：137-153.
[35] 赵涛，张智，梁上坤. 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，2020，36(10)：65-76.
[36] 马茜，张红兵，廖薏. 数字基础设施建设、知识流动与城市高质量发展——准自然实验与空间溢出的经验证据[J]. 产业经济研究，2022(6)：114-128.
[37] 袁保生，寺玉雪，张松. 制度型开放与创新跃迁：国际投资协定深度赋能企业创新机制研究[J]. 世界经济研究，2025(7)：3-16，135.
[38] 毛琦梁，陶浩铭. 知识网络密度、非线性知识扩散与地区新产业发展的关系[J]. 科技管理研究，2025，45(7)：124-134.
[39] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济，2022(5)：100-120.
[40] 于元赫，霍兆昕. 数字素养如何促进农村居民消费?[J]. 中国软科学，2026(1)：85-96.
[41] 黄珊，蒋金荷，李均超. 数字经济赋能人与自然和谐共生的现代化——基于城市层面经济与环境协调视角[J]. 经济问题探索，2025(3)：86-105.
[42] 韩先锋，勾亚楠. 中国数字生态文明建设时空格局及作用机制[J/OL]. 环境科学，1-25[2026-06-12]. https://doi.org/10.13227/j.hjkx.202507103.
[43] 王华，宫裕凯. 算力基础设施建设与企业人工智能技术发展[J]. 统计与信息论坛，2026，41(2)：42-55.
[44] SKOORKA B M. Measuring market distortion：International comparisons，policy and competitiveness[J]. Applied Economics，2000，32(3)：253-264.
[45] TROUT R. The welfare loss from price distortions[J]. Econometrica，1976，44(6)：1253-1257.
[46] LAU L J，YOTOPOULOS P A. A test for relative efficiency and application to Indian agriculture[J]. The American Economic Review，1971，61

(1): 94-109.
[47] 蒋伟杰, 单亦轲. 市场可达性对企业异地合作创新的影响[J]. 科研管理, 2025, 46(2): 139-148.
[48] LIND T J, MEHLUM H. With or without U? the appropriate test for a U-shaped relationship[J]. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 2010, 72 (1): 109-118.
[49] 杨刚强, 王海森, 范恒山, 等. 数字经济的碳减排效应:理论分析与经验证据[J]. 中国工业经济, 2023(5): 80-98.
[50] CONLEY T G, HANSEN C B, ROSSI P E. Plausibly exogenous[J]. The Review of Economics and Statistics, 2012, 94(1): 260-272.
[51] GOODMAN-BACON A. Difference-in-differences with variation in treatment timing[J]. Journal of Econometrics, 2021, 225(2): 254-277.
[52] CALLAWAY B, SANT' ANNA P H C. Difference-in-differences with multiple time periods[J]. Journal of Econometrics, 2021, 225(2): 200-230.

The Asymmetric Effects of Digitalization and Intelligence on Dual-track Innovation: An Examination Based on Moderated Mediation Analysis

Liu Lei[1], Lü Yanqin[1,2], Chen Lu[1], Yang Ping[1]
(1. School of Economics and Management, Xinjiang University, Urumqi 830046, China; 2. Xinjiang University, Xinjiang Center for Innovation Management Research, Urumqi 830046, China)

Abstract: Digital intelligence empowerment of ambidextrous innovation serves as a key driver for securing a leading position in technological development and accelerating the cultivation of new quality productive forces. Panel data from Chinese cities from 2010 to 2023 was used to examine the impact and mechanisms of digital intelligence on ambidextrous innovation. The findings are as follows. The role of digital intelligence in driving ambidextrous innovation is asymmetric. A linear positive effect on breakthrough innovation is exerted by it, while its impact on incremental innovation follows a U-shaped pattern, in which it is initially suppressed and then stimulated. The synergy in ambidextrous innovation is promoted by digital intelligence, but a differentiated influence on their interactive relationship is exerted, which is characterized by decreasing balance and increasing complementarity. Mechanism tests indicate that optimizing factor allocation and promoting knowledge agglomeration are key transmission pathways. Among these, the transmission effects of capital and labor factor allocation exhibit bias, while the transmission effect of knowledge agglomeration demonstrates selectivity. Moderation effect tests show that knowledge diffusion not only positively moderates the direct effects of digital intelligence on ambidextrous innovation and its synergy, but also exerts a positive moderating effect on the latter half of the transmission pathway for knowledge agglomeration. Heterogeneity analysis reveals that the driving effect of digital intelligence on breakthrough innovation is more prominent in resource-based and low-scientific-level cities. The driving effect of incremental innovation is significant only in high-scientific-level cities, whereas a significant inhibitory effect is observed in resource-based cities. The driving effect on ambidextrous innovation synergy is more prominent in resource-based and high-scientific-level cities. The theoretical understanding of digitally driven regional innovation is deepened, and a scientific basis is provided for optimizing the strategic layout of digital intelligence and unleashing innovation potential in a manner tailored to local conditions.

Keywords: digital intelligence; radical innovation; incremental innovation; dual innovation synergy; factor allocation; knowledge agglomeration; knowledge diffusion