生成式人工智能对制造业智能化的影响及其空间溢出效应

范　巧，李　玥，张鹏烨

（兰州大学 经济学院，甘肃　兰州　730000）

摘　要：在实体经济和数字经济深度融合的背景下，生成式人工智能如何赋能制造业转型，是发展新质生产力的重要议题。本文基于通用目的技术视角，构建了包含隐性知识编码化、技能再分配和无形资本积累的理论模型，利用2015—2024年中国271个地级市的面板数据，实证检验了生成式人工智能对制造业智能化的影响及其空间溢出效应。研究发现，生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应呈现阶段性非线性特征，该结论在内生性检验和一系列稳健性检验后依然成立。生成式人工智能通过增加技术与组织数字化投入和组织性费用投入赋能制造业智能化。生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应发生在高人力资本城市、低政府干预城市、强产业基础城市和高金融发展水平城市。生成式人工智能对制造业智能化的空间溢出效应突破了地理邻近性的约束，主要通过经济关联渠道实现跨区域的正向赋能。本文的研究为中国构建以先进制造业为骨干的现代化产业体系、推动科技创新和产业创新深度融合提供了理论依据与政策启示。

关键词：生成式人工智能；制造业智能化；通用目的技术；知识溢出

中图分类号：F426；F49　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1000-176X（2026）10-0041-17

一、问题的提出

当前，全球制造业正经历以智能化为核心的第四次产业变革，而中国正处于从制造大国向制造强国转型的关键阶段。党中央、国务院高度重视以科技创新引领现代化产业体系建设，持续推动人工智能与实体经济深度融合。2026年《政府工作报告》明确提出，持续推进制造业数字化转型和“人工智能+”行动，行业应用加快落地，深化拓展“人工智能+”，促进新一代智能终端和智能体加快推广，推动重点行业领域人工智能商业化规模化应用。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十五个五年规划纲要》将深入推进数字中国建设、提升数智化发展水平列为重要发展目标，并提出，全面实施“人工智能+”行动，加强人工智能同科技创新、产业发展、文化建

收稿日期：2026-03-23

基金项目：国家社会科学基金重大项目“发展新质生产力的政府职能研究”（24&ZD140）

作者简介：范　巧（1983–），男，重庆忠县人，教授，博士，博士生导师，主要从事空间计量经济理论与方法、区域与城市经济发展战略研究。E-mail：fanq@lzu.edu.cn

李　玥（1999–），女，山东日照人，博士研究生，主要从事数字经济发展与空间计量研究。E-mail：lyue24@lzu.edu.cn

张鹏烨（2005–），男，山西太原人，本科生，主要从事人工智能的经济效应研究。E-mail：zhpengye2023@lzu.edu.cn

设、民生保障、社会治理相结合，抢占人工智能产业应用制高点，全方位赋能千行百业。2026年3月，国家发展和改革委员会发布的《关于2025年国民经济和社会发展计划执行情况与2026年国民经济和社会发展计划草案的报告》强调，持续推进重点产业提质升级，促进制造业数智化转型，高质量建设国家人工智能应用中试基地。在此背景下，生成式人工智能为中国科技创新赋能产业创新、培育新质生产力提供了新方法与新视野。

生成式人工智能源于2014年Goodfellow等提出的生成对抗网络（Generative Adversarial Network，GAN）架构[1]，后经Transformer架构[2]等关键技术突破，逐步演化为以大语言模型为代表的新一代智能技术形态。与传统工业机器人主要执行标准化、重复性物理任务不同，生成式人工智能的核心优势在于其能够将原本难以编码、依赖面对面交流的隐性知识（Tacit Knowledge）转化为可实时分发的语言化建议[3]，并通过云服务、应用程序编程接口（Application Programming Interface，API）和低成本扩散方式实现跨时空扩散[4]。这一独特的知识溢出特征表明生成式人工智能对制造业智能化的影响难以完全由传统自动化理论解释，需要构建新的理论模型加以刻画。

探究生成式人工智能赋能制造业智能化的理论逻辑，需要构建一个兼具解释力与规范性的分析框架。Bresnahan和Trajtenberg将通用目的技术界定为同时具备技术渗透性、持续改进性和创新互补性三大特征的基础性技术范式[5]。而生成式人工智能符合上述三大特征：其多模态生成能力已广泛渗透到制造业各环节，体现技术渗透性；其从GAN架构[1]到大语言模型的持续迭代，体现持续改进性；其技术导入可激发流程再造、组织变革等配套的互补性创新，体现创新互补性。Brynjolfsson等提出生产率J曲线理论，认为通用目的技术在应用初期因无形资本积累与组织变革滞后，往往陷入索洛悖论（Solow Paradox），唯有进行持续的互补性创新才可能实现生产率跃升[6]。基于上述理论脉络，生成式人工智能对制造业智能化的赋能过程更可能呈现阶段性特征：在识别与导入阶段，由于无形资本投入会挤占当期可观测产出，生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应可能尚不明显；在生产协同阶段，无形资本跨越临界阈值，技能再分配效应充分释放，赋能效应达到峰值；在成熟阶段，过度依赖生成式人工智能可能引发组织能力退化和资源错配等问题，赋能效应趋于平缓。这种阶段性非线性特征的具体形态取决于样本所处的扩散阶段和所处地区的要素禀赋条件，需要通过实证检验进行识别。此外，生成式人工智能具有将隐性知识编码化的独特能力，这从根本上弱化了知识溢出对地理邻近性的依赖，使其存在突破传统地理边界的空间溢出潜力。

与本文相关的文献主要有两类：一类考察人工智能及生成式人工智能的经济效应，主要关注宏观经济增长、劳动力就业和产业转型；另一类研究制造业智能化的驱动因素和测度方法，主要从技术渗透、资本投入和要素结构等视角展开，并构建了多维度的评价指标体系。尽管现有研究成果丰硕，但仍存在进一步拓展的空间。第一，现有研究大多关注传统工业机器人或数字经济对制造业的线性促进作用，而忽视了生成式人工智能作为通用目的技术的独特作用。第二，学术界对于生成式人工智能影响制造业智能化的作用路径，特别是隐性知识编码化所引发的技能再分配和互补性创新效应，仍存在较大的理论探索空间。第三，现有研究较少从空间关联性视角考察生成式人工智能赋能制造业智能化的跨区域效应，对其能否突破地理邻近性约束这一关键问题缺乏系统性回答。鉴于此，本文构建包含隐性知识编码化、技能再分配和无形资本积累的理论模型，利用2015—2024年中国地级市的面板数据，实证检验生成式人工智能对制造业智能化的影响及其空间溢出效应。

相较于现有研究，本文可能的边际贡献包括三个方面。第一，研究视角的创新。本文聚焦生成式人工智能这一前沿技术，明确界定其作为新一代通用目的技术的属性，从隐性知识编码化的微观逻辑出发，刻画其区别于传统工业机器人的作用机制。第二，理论解释的深化。本文构建包

含隐性知识编码化、技能再分配和无形资本积累的理论模型，通过理论推演揭示生成式人工智能赋能制造业智能化的阶段性非线性特征，并进一步阐明这一影响过程对城市要素禀赋的依赖关系。第三，空间维度的拓展。本文将空间计量方法引入生成式人工智能赋能制造业智能化的研究框架，实证检验生成式人工智能对制造业智能化的空间溢出效应。

二、文献综述

（一）生成式人工智能与制造业智能化

在新一轮科技革命和产业变革的背景下，学术界对人工智能经济效应的研究已较为丰富。就理论基础而言，生产率J曲线理论指出，通用目的技术在应用初期因无形资本积累与组织变革滞后导致全要素生产率提升停滞，在长期可通过互补性创新实现生产率跃升[6]，这为理解生成式人工智能赋能制造业智能化提供了重要支撑。Aghion等、Acemoglu等则分别将人工智能纳入内生增长模型和资源再配置框架，强调其对研发边际递减规律的突破及对全要素生产率的提升作用[7-8]。

聚焦生成式人工智能本身，Brynjolfsson等基于客服场景的微观证据发现，生成式人工智能通过捕获与扩散高绩效员工的隐性知识，缩短了员工沿经验曲线成长所需的时间[3]，这一解释从根本上不同于传统工业机器人基于指令执行的自动化逻辑。国内学者亦展开了专题讨论。张夏恒和马妍认为，生成式人工智能凭借多模态大模型和人类反馈强化学习等技术，实现了数据感知、智能认知、动态决策和精准执行的全链条智能化[9]。黄旭和洪美玲构建了从新质生产力、产业转型升级到数字生态系统演进的分析框架，分析了生成式人工智能对数字经济高质量发展的影响机理[10]。郑世林等梳理了ChatGPT与产业融合的演进过程[11]。李雯轩则从生产要素结构出发，认为生成式人工智能可提升数据在生产函数中的作用，并加速制造业数字化转型进程[12]。阳镇和方莹莹认为，生成式人工智能的低成本扩散、开源生态和“垂直场景即插即用”等特性使其成为赋能现代化产业体系的基础[4]。

在制造业智能化的测度方面，学术界形成了单一指标法和评价指标体系法两种测度方法。Acemoglu和Restrepo用工业机器人渗透率衡量智能化水平[13]，王永钦和董雯在此基础上构造了中国企业层面的机器人渗透率指标[14]。在评价指标体系的构建方面，以往的体系往往涵盖某些非智能化因素[15]。李健旋从智能技术、智能应用和智能效益三个方面构建了包含智能化因素的评价指标体系，并对中国制造业智能化水平进行了总体、产业和企业三个维度的测度和评价[16]。王林辉等从智能化条件、智能化应用和智能化技术三个方面构建了评价指标体系，以此测度城市工业智能化水平[17]。

（二）知识溢出与人工智能

学术界对知识溢出的研究最早可追溯到Marshall和Guillebaud关于产业集聚与外部经济的经典论述，即地理集聚产生了劳动力市场共享、专业化中间投入品供给和知识溢出三类外部性[18]。Arrow认为，知识生产的不可专用性会导致知识溢出[19]。Romer将知识溢出纳入内生增长模型[20-21]。Glaeser等将知识溢出区分为聚焦同一行业的MAR（Marshall-Arrow-Romer）溢出与聚焦跨行业的Jacobs溢出[22]，这为后续实证研究奠定了基本框架。

Breschi和Lissoni对知识溢出的早期实证文献进行了系统梳理，将这类由地理邻近性所强化的知识外部性归纳为本地化知识溢出[23]。在此之前，Jaffe等利用专利引用数据证实了知识溢出的本地化效应[24]，Almeida和Kogut则将该效应归因于高技能人才在区域劳动力市场的流动[25]。然而，Breschi和Lissoni则认为，部分本地化知识溢出实质上是市场机制传导的“金钱外部性”，且复杂技术知识的传播更依赖跨空间的知识共同体[23]。在此基础上，Bathelt等提出“本地喧嚣”（Local Buzz）与“全球管道”（Global Pipelines）共存的框架，强调企业可利用有意识的投入与外

部知识源建立系统化的沟通渠道[26]。Boschma进一步将邻近性概念拓展为认知、组织、社会、制度和地理五个维度，认为认知邻近性是有效知识传递的必要条件，而地理邻近性可被其他维度替代[27]。Forman和Van Zeebroeck基于早期互联网数据的实证研究发现，新一代信息技术能够突破地理邻近性的约束，但仍受技术邻近性的限制[28]。

国内学者沿此脉络也展开了丰富的探索。王如玉等认为，新一代信息技术正催生“虚拟集聚”这一全新产业组织形态，使集聚摆脱对地理邻近性的依赖，并推动隐性知识编码化[29]。王向前则基于社会学习理论，将生成式人工智能定位为超越传统辅助工具的“知识共创者”，认为其可通过减少面对面交流需求、串联企业内外部创新主体，弱化企业边界与地理距离对创新溢出的约束，并实证检验了生成式人工智能对跨区域创新溢出的促进作用[30]。陈露和刘修岩在研究中引入“产业空间共聚”概念，并区分“主动共聚”“被动共聚”，发现后者可能导致负面知识溢出[31]。屠西伟和张平淡以知识溢出为关键机制考察非对称的供应链溢出，发现受隐性知识传播局限性的影响，地理邻近性仍然对供应链溢出具有较大程度的限制[32]。

据此，本文认为，生成式人工智能的技术特性为本地知识溢出和非本地知识溢出提供了全新的检验视角。一方面，如Breschi和Lissoni所指出的，知识溢出本质上依赖知识共同体而非地理距离[23]。另一方面，这些非本地知识溢出在实践中仍受到诸多制约。然而，生成式人工智能的应用可能正在打破上述束缚。作为一种非物质的通用目的技术，生成式人工智能的生成与涌现能力不仅强化了本地知识溢出，更将传统上依赖面对面交流的隐性知识予以编码化、显性化[30]，并通过云服务、API和低成本扩散方式，从根本上弱化了知识溢出对人才流动和地理邻近性的依赖。因此，生成式人工智能对制造业智能化的影响不仅局限于本地，更可能通过强大的知识溢出效应带动邻近乃至更远区域的产业升级。

三、理论分析与研究假说

（一）生成式人工智能影响制造业智能化的理论分析

现有研究多关注传统工业机器人对制造业的影响，但生成式人工智能在作用机制上与之存在本质差异。传统工业机器人更多执行显性指令，依赖工程师预设的明确规则和代码，擅长替代标准化、重复性的物理制造任务，本质上是体力劳动的自动化替代[13]。生成式人工智能是一种能够捕获隐性知识的技术，其通过对海量数据和专家经验的深度学习，自动提取难以用规则刻画的隐性知识，并以自然语言或代码形式生成内容，实时分发给一线生产者[3]。因此，传统工业机器人是物理层面的执行工具，生成式人工智能则是认知层面的知识中枢。正是这种差异决定了生成式人工智能对制造业智能化的作用机制不同于传统自动化理论。生成式人工智能被界定为新一代通用目的技术，具备Bresnahan和Trajtenberg提出的通用目的技术的三大特征，即技术渗透性、持续改进性和创新互补性[5]。

本文在Bresnahan和Trajtenberg的互补性创新框架[5]、Brynjolfsson等的生产率J曲线理论[6]、程文的通用目的技术三阶段扩散模型[33]的基础上，构建反映生成式人工智能特性的理论模型。

1.隐性知识编码化与技能再分配

假设某地区制造业劳动者的技能水平s在区间$[0,\ \bar{s}]$上连续分布，概率密度函数为$g(s)$，其均值为h，$\bar{s}$为前沿专家的技能上限。在无生成式人工智能的基准情形下，个体劳动者的有效产出取决于其自身技能水平，该地区制造业的有效产出为：

$$Q_0 = \int_0^{\bar{s}} sg(s)\mathrm{d}s = h \tag{1}$$

生成式人工智能的核心作用逻辑在于，通过对前沿专家隐性知识的捕获与编码，以接近于零的边际成本将其向全体劳动者分发，使普通劳动者能够获得接近前沿水平的辅助决策能力。假设

生成式人工智能对隐性知识的编码覆盖率为θ，且$\theta \in [0, 1]$，则技能水平为s的劳动者在生成式人工智能辅助下的有效产出为：

$$q(s,\theta) = (1-\theta)s + \theta\bar{s} = s + \theta(\bar{s} - s) \tag{2}$$

式（2）表达的含义为，在$1-\theta$比例的任务上，劳动者只能依赖自身技能水平s。而在θ比例的任务上，由于前沿专家的隐性知识已经被生成式人工智能编码化，所以劳动者可以借助生成式人工智能获得接近$\bar{s}$的处理能力。对全体劳动者加总，得到在生成式人工智能赋能下的该地区制造业的有效产出为：

$$Q(\theta) = (1-\theta)h + \theta\bar{s} \tag{3}$$

式（2）和式（3）反映出生成式人工智能区别于传统自动化技术的两个推论。首先，在编码覆盖率给定的条件下，$\frac{\partial q}{\partial \theta} = \bar{s} - s$，即劳动者自身技能水平$s$越低，所获得的边际赋能效果越大。这表明生成式人工智能并非替代低技能劳动者，而是通过将前沿专家的隐性知识扩散到劳动者技能链条的中下游，从而缩小低技能劳动者与前沿专家之间的能力差距。这与传统工业机器人侧重于替代重复性劳动的方式有明显区别。其次，对于地区整体而言，$\frac{\partial Q}{\partial \theta} = \bar{s} - h$。这表明前沿技术水平越高、初始能力差距越大的地区，编码覆盖率越高，生成式人工智能所释放的赋能红利越大，从而激励地区进行无形资本积累和互补性创新投入。

2.无形资本积累与阶段性非线性特征

编码覆盖率θ并非外生给定，而是由外生的生成式人工智能技术水平z与地区无形资本存量k共同决定，其函数形式设定为：

$$\theta(z,k) = 1 - \exp(-\lambda z k) \tag{4}$$

其中，λ为编码效率参数，且$\lambda > 0$。λ越大，表明在z和k给定的条件下，θ提升越快。该函数满足$\frac{\partial \theta}{\partial z} > 0$，$\frac{\partial \theta}{\partial k} > 0$。当$\theta$较小时，$z$与$k$表现出互补性；而当$\theta$趋近饱和时，$z$与$k$的边际互补性逐步减小。假设地区以$\sigma$比例的资源投入进行无形资本积累，根据Brynjolfsson等、程文的研究，这部分投入在当期被核算为成本而非可测量的产出[6, 33]，则可观测的该地区制造业智能化水平I为：

$$I = Q(\theta) - \sigma k = (1-\theta)h + \theta\bar{s} - \sigma k \tag{5}$$

由式（4）和式（5）可知，生成式人工智能赋能制造业智能化将依次经历三个阶段。首先，识别与导入阶段。z和k均处于较低水平，$\theta \approx 0$，技能再分配效应尚未释放，但无形资本投入σk已对可观测产出形成挤占，生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应较小。其次，生产协同阶段。k跨越临界阈值，θ快速提升至有效区间，技能再分配效应充分释放，生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应达到峰值。最后，成熟阶段。θ趋近于1，由式（4）显示的饱和特征可知，此时提升z的边际收益递减，加之过度依赖生成式人工智能导致的隐性知识积累受损和资源错配效应[34]，生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应趋于放缓。据此，本文提出如下假说：

H1：生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应呈现阶段性非线性特征，其具体形态取决于样本所处的扩散阶段。

（二）生成式人工智能影响制造业智能化的机制分析

前文分析表明，生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应并非仅取决于技术水平本身，还需要与之匹配的无形资本积累。信息技术的经济价值在很大程度上取决于企业在组织结构、工作流程和管理实践等方面的配套调整，组织性费用投入能够显著影响信息技术投资的实际收益[35]。Bresnahan等基于企业层面的数据研究发现，信息技术、工作组织重构与产品创新之间存在明显

的互补关系[36]。Brynjolfsson等、程文则从通用目的技术扩散的角度认为，互补性无形资本的积累具有一定时滞，是新技术由导入走向生产率提升的重要条件[6, 33]。由此，本文从技术与组织数字化投入和组织性费用投入两个方面考察生成式人工智能对制造业智能化的作用机制。

1.技术与组织数字化投入的机制分析

由式（4）和式（5）可知，在编码覆盖率尚未趋于饱和时，生成式人工智能与无形资本之间具有互补性，即生成式人工智能水平的提高会提升无形资本投入的边际收益。生成式人工智能的作用并不局限于为企业提供单一的智能工具，而是需要企业同步推进数据治理、信息集成、流程重构和生产管理系统建设，将分散于企业内部的知识、数据和生产经验转化为能够被识别、调用和共享的信息资源。随着这些配套投入不断完善，企业对生成式人工智能的应用能力随之提高，隐性知识的编码覆盖范围进一步扩大，从而使技术赋能更深入地嵌入生产流程和组织管理。智能化转型能够推动企业生产、研发和销售等环节的信息互联互通，打破内部信息壁垒，优化部门协同和生产管理流程，并进一步提升劳动管理效率、资产运营效率和创新产出效率，促进企业生产力升级[37]。这表明数据治理、信息集成、流程重构和生产管理系统建设等技术与组织数字化投入，不仅是智能技术有效嵌入企业生产经营体系的重要基础，也能够通过优化管理协同与资源配置、促进创新产出，为制造业智能化提供支撑。

因此，生成式人工智能技术水平越高，企业开展与其匹配的技术和组织调整的预期收益越高，进行数字化投入的激励也越强。特别是在生成式人工智能由识别与导入阶段向生产协同阶段推进的过程中，生成式人工智能与无形资本之间的互补作用逐步显现，企业的配套投入响应也将随之增强。据此，本文提出如下假说：

H2a：生成式人工智能通过增加技术与组织数字化投入赋能制造业智能化。

2.组织性费用投入的机制分析

与生成式人工智能匹配的无形资本投入还表现为企业内部的组织性调整，包括管理流程优化、跨部门协调、员工培训、业务整合和信息系统运行维护等。这类投入具有较强的无形性，通常难以直接从企业资产负债表中完整识别。Eisfeldt和Papanikolaou利用企业财务数据构造了组织资本指标[38]，Peters和Taylor进一步将部分销售、一般及管理费用视为组织资本投资的重要来源[39]，这表明企业的费用支出中包含了具有投资性质的组织资本投入。

生成式人工智能的应用越深入，企业为实现技术与现有生产体系、管理体系的有效衔接，需要投入更多资源进行组织性调整。与可直接形成固定资产或可辨认无形资产的投资不同，这类组织性费用投入在当期更多表现为费用支出，这与式（5）中无形资本投入形成当期成本的设定相对应。当相关组织性调整尚未完成时，其投入成本已经发生，而由此产生的赋能效应尚未得到充分释放，从而形成投入成本与产出收益之间的时间错配。这也是通用目的技术在扩散初期可能出现生产率增长滞后的重要原因[6, 33]。据此，本文提出如下假说：

H2b：生成式人工智能通过增加组织性费用投入赋能制造业智能化。

（三）生成式人工智能对制造业智能化空间溢出效应的理论分析

传统知识溢出受地理邻近性的强烈约束，其根源在于隐性知识难以脱离具体情境进行编码与远距离传播。Boschma进一步指出，真正决定知识溢出效应的是认知邻近性而非地理邻近性，但受制于隐性知识的编码瓶颈，认知邻近性的作用在传统技术背景下难以充分释放[27]。

生成式人工智能的两大特性则能够重塑这一格局。由式（2）和式（3）揭示的隐性知识编码化可知，生成式人工智能将原本只能通过面对面交流的隐性知识转化为可大规模分发的文本和代码。与此同时，生成式人工智能还可依托云服务、API和低成本扩散方式突破传统技术扩散的时空限制[4]，并可充当企业引进外部知识的数字桥梁，串联跨企业、跨地区的创新主体，降低合作伙伴甄别成本和人际关系维护成本[30]。考虑到外部知识进入本地后仍需经过本地吸收与转化

才能形成有效覆盖，可得到地区n的有效编码覆盖率θ_n^{eff}，且$\theta_n^{eff} \in [0, 1)$，具体计算公式如下：

$$\theta_n^{eff} = 1 - \exp(-\lambda z_n k_n - \psi \sum_{m \neq n} \omega_{mn} \theta_m) \tag{6}$$

其中，ω_{mn}为地区m对地区n的溢出权重。ψ为溢出吸收系数，衡量其他地区溢出的知识中能够被本地区实际吸收、并转化为有效编码的部分，且$\psi > 0$。由于编码知识的数字化分发不再受物理距离约束，ω_{mn}不再以地理距离为主导维度，而转向以经济关联和认知邻近性为核心。经济发展水平、产业结构和技术基础相近的地区，在数据格式、业务场景和应用标准等方面具有更高的相似度，从而具备更强的编码知识吸收与转化能力。据此，本文提出如下假说：

H3：生成式人工智能对制造业智能化的空间溢出效应突破了地理邻近性的约束，主要通过经济关联渠道实现跨区域的正向赋能。

四、研究设计

（一）变量选择

1.被解释变量

本文构建制造业智能化评价指标体系，利用主成分分析法计算制造业智能化指数，以此衡量制造业智能化（*IM*）。具体地，借鉴李健旋、王林辉等的研究，本文从智能化条件、智能化技术、智能化应用和智能化效益四个方面，选取九个指标构建制造业智能化评价指标体系[16-17]。其中，在智能化条件方面，本文选取移动通信基础（*Cond*1）和经济发展基础（*Cond*2）两个指标，移动通信基础用移动电话用户数与常住人口数之比的自然对数衡量，经济发展基础用各地级市人均地区生产总值的自然对数衡量。在智能化技术方面，本文选取发明专利申请强度（*Tech*1）和财政科技投入强度（*Tech*2）两个指标，发明专利申请强度用当年发明专利申请数量与常住人口数之比的自然对数加1衡量，财政科技投入强度用科学技术支出占公共财政支出的比重衡量。在智能化应用方面，本文选取电信业务应用强度（*App*1）和邮政业务应用强度（*App*2）两个指标，电信业务应用强度用电信业务收入占地区生产总值的比重衡量，邮政业务应用强度用邮政业务收入占地区生产总值的比重衡量。在智能化效益方面，本文选取工业盈利能力（*EffI*1）、污水集中处理绩效（*EffE*1）和固废治理绩效（*EffE*2）三个指标，工业盈利能力用规模以上工业企业利润总额与常住人口数之比的自然对数衡量；污水集中处理绩效用污水处理厂集中处理率除以100衡量，固废治理绩效用生活垃圾无害化处理率除以100衡量。

2.解释变量

本文用生成式人工智能关注度衡量生成式人工智能（*GAI*）。具体而言，借鉴郑世林和熊丽的研究，本文基于百度搜索指数构建生成式人工智能综合搜索指数，以此衡量生成式人工智能关注度[40]。本文从基础技术概念、通用生成式人工智能平台和国内主流大语言模型产品三个方面选取了13个代表性词条，以全面捕捉该技术的完整扩散链条，具体词条如下：“人工智能”“深度学习”“LLM”“ChatGPT”“OpenAI”“AIGC”“Sora”“Midjourney”“文心一言”“通义千问”“智谱清言”“Kimi”“豆包”。本文通过百度指数平台抓取2015—2024年中国271个地级市对上述13个词条的逐年搜索数据，将各词条搜索量加总后取自然对数，构建城市层面的生成式人工智能综合搜索指数。该指数越大，表明该城市居民与企业对生成式人工智能的关注度越高，也反映出当地生成式人工智能相关信息的扩散程度越高。

3.机制变量

技术与组织数字化投入（*org_digi*），借鉴赵宸宇等的研究，本文基于制造业上市公司年报“管理层讨论与分析”部分的文本信息，围绕数据治理、信息集成、信息系统、生产执行和生命周期管理等组织与应用场景构建数字化关键词词库，统计上市公司年报中相关关键词的词频，将

企业层面的词频加1取自然对数，按照企业注册地聚合至城市—年份层面，以此衡量技术与组织数字化投入[41]。

组织性费用投入（*admin_int*），借鉴Eisfeldt和Papanikolaou的研究，本文用城市内制造业上市公司管理费用合计占营业收入的比重衡量，从财务口径反映企业为维持和调整组织运行所发生的当期费用投入[38]。

4.控制变量

借鉴现有研究，本文选取以下控制变量：教育水平（*edu_imp*），用教育支出占公共财政支出的比重衡量，反映地级市对人才培育的财政投入力度[15]，教育资源的充裕程度直接影响制造业企业在智能化转型过程中的技术学习与吸收能力；人力资本水平（*hcap_imp*），用普通高等学校在校学生数与常住人口数之比衡量[17]，高素质劳动力是制造业智能化升级的重要基础要素；金融发展水平（*fin_imp*），用年末金融机构各项贷款余额与地区生产总值之比衡量[42]，金融体系的健全程度影响制造业企业获取外部融资的便利性，进而影响其智能化投资的规模与节奏；产业结构（*ind_imp*），用第二产业增加值占地区生产总值的比重衡量，制造业在地区经济中的比重越高，制造业智能化转型的需求基础越雄厚，生成式人工智能技术赋能效应的空间也越大[33, 43]；政府干预程度（*gov_imp*），用公共财政支出占地区生产总值的比重衡量，政府的财政介入可以通过补贴与政策引导加速智能化技术的导入和扩散，但过度干预也可能造成资源错配[44]。

（二）模型构建

1.基准回归模型

根据理论分析，生成式人工智能对制造业智能化的影响至多存在一个拐点，因而本文借鉴Lind和Mehlum的研究，在模型中引入平方项，以识别理论模型所刻画的阶段性非线性特征[45]。本文构建如下基准回归模型：

$$IM_{it} = \beta_0 + \beta_1 GAI_{it} + \beta_2 GAI_{it}^2 + \gamma X_{it} + \lambda_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \tag{7}$$

其中，i为城市，t为年份，IM_{it}为城市i在t年的制造业智能化，GAI_{it}为城市i在t年的生成式人工智能关注度，X_{it}为上述一系列控制变量，λ_i为城市固定效应，μ_t为年份固定效应，ε_{it}为随机扰动项。

2.机制检验模型

借鉴江艇的研究，本文通过考察解释变量对机制变量的影响[46]来检验本文提出的作用机制。本文构建如下机制检验模型：

$$M_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 GAI_{it} + \alpha_2 GAI_{it}^2 + \alpha_3' X_{it} + \lambda_i + \mu_t + u_{it} \tag{8}$$

其中，M_{it}为本文的机制变量，具体包括技术与组织数字化投入（*org_digi*）和组织性费用投入（*admin_int*），其他变量含义同式（7）。

3.空间计量模型

借鉴Elhorst的研究，本文以通用嵌套空间模型（General Nesting Spatial Model，GNSM）的两种可识别特殊形式——空间杜宾模型（Spatial Durbin Model，SDM）和空间自相关模型（Spatial Autoregressive Combined Model，SAC）为起点，通过LR检验判断其能否逐步退化为空间自回归模型（Spatial Autoregressive Model，SAR）和空间误差模型（Spatial Error Model，SEM），以确定最优模型设定[47]。本文构建如下SDM：

$$IM_{it} = \rho \sum_{j=1}^{N} \omega_{ij} IM_{jt} + \alpha_1 GAI_{it} + \alpha_2 GAI_{it}^2 + \theta_1 \sum_{j=1}^{N} \omega_{ij} GAI_{jt} + \theta_2 \sum_{j=1}^{N} \omega_{ij} GAI_{jt}^2 + \gamma X_{it} + \eta \sum_{j=1}^{N} \omega_{ij} X_{jt} + \tau_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \tag{9}$$

其中，ρ为空间自回归系数，反映邻近城市制造业智能化对本地的溢出效应；θ_1和θ_2分别为

生成式人工智能一次项和二次项的空间滞后系数，用以捕捉邻近城市生成式人工智能对本地制造业智能化的溢出效应；ω_{ij}为空间权重矩阵W中第i行第j列的元素；N为纳入空间面板回归中的地级市总数；其他变量含义同式（7）。

（三）数据来源

本文选取2015—2024年中国271个地级市作为研究样本。本文数据源于中国研究数据服务平台数据库和中经网统计数据库。在样本筛选方面，本文在所有地级市的基础上，剔除了缺失值较多的城市，最终保留271个地级市构建城市—年份面板数据。本文主要变量的描述性统计结果如表1所示。

表1　主要变量的描述性统计结果

变　量	符　号	观测值	均　值	标准差	最小值	最大值
制造业智能化	*IM*	2 710	0. 000	0. 979	−4. 879	3. 066
生成式人工智能	*GAI*	2 710	11. 157	1. 418	0. 000	15. 718
技术与组织数字化投入	*org_digi*	2 710	0. 883	0. 597	0. 000	2. 708
组织性费用投入	*admin_int*	2 710	0. 063	0. 042	0. 010	0. 262
教育水平	*edu_imp*	2 710	0. 174	0. 035	0. 015	0. 311
人力资本水平	*hcap_imp*	2 710	0. 020	0. 020	0. 000	0. 137
金融发展水平	*fin_imp*	2 710	1. 261	0. 740	0. 310	12. 817
产业结构	*ind_imp*	2 710	0. 419	0. 096	0. 088	0. 638
政府干预程度	*gov_imp*	2 710	0. 218	0. 149	0. 059	1. 699

五、实证结果与分析

（一）基准回归结果与分析

表2为生成式人工智能对制造业智能化的基准回归结果。

表2　基准回归结果

变　量	（1）	（2）	变　量	（1）	（2）
GAI	0. 597*** （3. 361）	0. 381** （2. 402）	*gov_imp*		−1. 272** （−2. 387）
GAI^2	−0. 023*** （−2. 662）	−0. 013* （−1. 725）	城市FE	控制	控制
edu_imp		−3. 625*** （−4. 113）	年份FE	控制	控制
hcap_imp		0. 882 （0. 306）	常数项	−3. 688*** （−3. 723）	−1. 733* （−1. 740）
fin_imp		0. 051* （1. 733）	观测值	2 710	2 710
ind_imp		0. 018*** （4. 876）	R^2	0. 881	0. 886

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%水平上显著，小括号内为聚类到地级市层面的t值，下同。

表2列（1）为加入生成式人工智能、生成式人工智能平方项、城市固定效应和年份固定效应的结果，列（2）为在列（1）的基础上加入上述一系列控制变量的结果。由表2列（2）可知，生成式人工智能的系数为0. 381，且在5%水平上显著；生成式人工智能平方项的系数为−0. 013，且在10%水平上显著。这表明当前样本期内大多数城市处于生成式人工智能扩散的生产协同阶段，赋能效应占主导地位，但部分领先城市的生成式人工智能趋近拐点水平，边际报酬递减效应开始显现，生成式人工智能通过隐性知识编码化显著促进制造业智能化。然而，随着生成式人工

智能关注度持续提高并趋近成熟阶段，边际报酬递减效应开始显现。过度依赖生成式人工智能可能挤出企业内部的人力资本投资与隐性知识的原生积累。同时，当编码覆盖率趋近饱和时，进一步提高生成式人工智能技术关注度的边际收益递减，而配套的流程改造和组织变革所需的无形资本投资却在递增。由此，生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应呈现阶段性非线性特征，H1得到验证。

（二）内生性检验

尽管本文基准回归模型中已控制城市固定效应、年份固定效应及一系列城市层面的控制变量，但模型仍可能受到反向因果关系的影响。Wooldridge认为，在内生变量以线性形式进入模型的基本情形下，控制函数法（Control Function，CF）估计与两阶段最小二乘法（Two-Stage Least Squares，2SLS）估计在数值上完全等价；而当内生变量以多个非线性函数形式同时进入模型时，2SLS估计需要把每一个函数形式都当作独立的内生变量分别寻找工具变量进行识别，效率相对较低，CF估计则只需对内生变量进行一次识别，是更为简洁高效的处理方式[48]。由于本文解释变量以平方项的形式进入模型，直接使用2SLS的估计效率较低，故本文采用CF估计进行工具变量识别。具体做法为，以解释变量滞后一期作为工具变量，第一阶段将生成式人工智能对工具变量回归，取残差项；第二阶段将生成式人工智能及其平方项、残差项一并纳入模型，并进行估计。内生性检验结果如表3所示。结果显示，在缓解内生性问题之后，生成式人工智能对制造业智能化的影响在方向和显著性上均保持稳定，表明基准回归的核心结论具有稳健性。

表3　内生性检验结果

变　量	（1）	（2）	变　量	（1）	（2）
	第一阶段	第二阶段		第一阶段	第二阶段
L. *GAI*	0.517***		控制变量	控制	控制
	（11.554）				
GAI		0.468***	城市FE	控制	控制
		（2.895）			
GAI^2		−0.012*	年份FE	控制	控制
		（−1.828）			
残差项		−0.168**	观测值	2 439	2 439
		（−2.170）			
F统计量	106.18		R^2	0.983	0.896

（三）稳健性检验①

为进一步验证基准回归结果的可靠性，本文进行以下稳健性检验。其一，更换被解释变量衡量方式。本文用移动通信基础（*Cond*1）和经济发展基础（*Cond*2）衡量制造业智能化，并进行回归。其二，缩短样本期。考虑到2015—2016年生成式人工智能应用于实体经济的水平相对较低，本文将样本期调整至2017—2024年，重新进行回归。其三，利用Bootstrap方法重复抽样。本文进行1 000次Bootstrap重复抽样，以检验统计推断对有限样本偏误与异方差的敏感性。以上结果显示，生成式人工智能的系数为正，且至少在5%水平上显著；生成式人工智能平方项的系数为负，且至少在10%水平上显著。这表明本文的基准回归结果是稳健的。

六、机制检验与异质性分析

（一）机制检验

1.技术与组织数字化投入

表4列（1）为技术与组织数字化投入的机制检验结果。结果显示，生成式人工智能的系数

① 稳健性检验结果未在正文中列出，留存备索。

为-0.361，生成式人工智能平方项的系数为0.020，二者均在5%水平上显著。这表明生成式人工智能对技术与组织数字化投入的影响并非简单的线性关系，而是表现出明显的凸性特征，即随着地区生成式人工智能关注度的提高，其对企业配套数字化投入的边际影响逐步增强。这与前文的理论分析一致，在生成式人工智能应用初期，企业现有数据、流程和组织体系尚未启动系统性的调整。随着生成式人工智能进一步嵌入生产经营活动，技术与无形资本之间的互补性逐步显现，企业推进数据治理、信息集成和流程重构等配套投入的激励随之增强。生成式人工智能通过增加技术与组织数字化投入赋能制造业智能化，H2a得到验证。

2.组织性费用投入

表4列（2）为组织性费用投入的机制检验结果。结果显示，生成式人工智能的系数为0.005，且在1%水平上显著，表明在生成式人工智能关注度提高的同时，制造业企业的组织性费用投入显著增加。生成式人工智能通过增加组织性费用投入赋能制造业智能化，H2b得到验证。

表4　机制检验结果

变　量	（1）	（2）	变　量	（1）	（2）
	org_digi	*admin_int*		*org_digi*	*admin_int*
GAI	-0.361** （-2.256）	0.005*** （2.806）	年份FE	控制	控制
GAI^2	0.020** （2.469）		常数项	2.486*** （2.744）	-0.004 （-0.187）
控制变量	控制	控制	观测值	2 710	2 710
城市FE	控制	控制	R^2	0.675	0.817

注：由于组织性费用投入对应无形资本在当期的费用，其与生成式人工智能之间的关系更多体现为线性，不存在拐点，因而列（2）的回归中不包含生成式人工智能平方项。

（二）异质性分析

1.人力资本水平

生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应在很大程度上依赖劳动者对新技术的吸收与转化能力。生成式人工智能的核心作用是将前沿专家的隐性知识编码化，但劳动者能否有效利用这种编码化知识，取决于其自身的知识储备与学习能力。在人力资本水平较高的城市，劳动者具备更强的知识吸收能力，更容易理解生成式人工智能输出的语言化建议和代码内容，并将其转化为实际生产决策。同时，这类城市也更容易推动与生成式人工智能相配套的技术与组织数字化投入，从而加快无形资本的积累进程。本文以各城市人力资本水平的均值为界，将全部样本划分为高人力资本城市和低人力资本城市，并分别进行回归，结果如表5列（1）和列（2）所示。结果显示，在高人力资本城市，生成式人工智能的系数为0.541，且在1%水平上显著；生成式人工智能平方项的系数为-0.020，且在5%水平上显著。在低人力资本城市，生成式人工智能及其平方项的系数均不显著。这表明生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应发生在高人力资本城市。

2.政府干预程度

在生成式人工智能应用初期，政府能够通过基础设施建设、财政支持和政策引导降低企业的技术导入成本，但过度的政府干预也可能造成资源配置扭曲，并制约生成式人工智能赋能效应的释放。本文以各城市政府干预程度的均值为界，将全部样本划分为高政府干预城市和低政府干预城市，并分别进行回归，结果如表5列（3）和列（4）所示。结果显示，在低政府干预城市，生成式人工智能的系数为0.527，且在5%水平上显著；生成式人工智能平方项的系数为-0.021，

且在5%水平上显著。在高政府干预城市，生成式人工智能及其平方项的系数均不显著。这表明生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应发生在低政府干预城市。

3.产业基础

生成式人工智能需要嵌入具体的生产、设计和运维等场景才能形成实际的智能化产出，其赋能效应的释放需要丰富的制造业应用场景。产业基础较强的城市拥有更密集的制造业企业和更丰富的生产场景，企业面临的技术改造需求更为迫切，也更有动力推进与生成式人工智能配套的数据治理、信息集成和流程重构。产业基础较弱的城市可能缺少充足的应用场景，即便生成式人工智能关注度和使用水平提高，也难以转化为制造业智能化的实际提升。本文以各城市第二产业增加值占地区生产总值比重的均值为界，将全部样本划分为强产业基础城市和弱产业基础城市，并分别进行回归，结果如表5列（5）和列（6）所示。结果显示，在强产业基础城市，生成式人工智能的系数为0.528，且在5%水平上显著；生成式人工智能平方项的系数为-0.024，且在5%水平上显著。在弱产业基础城市，生成式人工智能及其平方项的系数均不显著。这表明生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应发生在强产业基础城市。

4.金融发展水平

生成式人工智能赋能制造业智能化并非无成本的过程，企业需要持续投入资源用于数据治理、系统建设、员工培训和流程调整，这部分无形资本投入在当期主要表现为成本支出，且回收周期相对较长。在高金融发展水平城市，企业能够更为便利地获取外部融资支持，从而更好地承担这些前期投入成本，为无形资本积累提供必要的资金支持。而在低金融发展水平城市，企业可能因融资约束而难以持续投入相应的配套资源，从而制约生成式人工智能赋能效应的释放。本文以各城市金融发展水平的均值为界，将全部样本划分为高金融发展水平城市和低金融发展水平城市，并分别进行回归，结果如表5列（7）和列（8）所示。结果显示，在高金融发展水平城市，生成式人工智能的系数为0.657，且在1%水平上显著；生成式人工智能平方项的系数为-0.023，且在5%水平上显著。在低金融发展水平城市，生成式人工智能及其平方项的系数均不显著。这表明生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应发生在高金融发展水平城市。

表5 异质性分析结果

变 量	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）	（7）	（8）
	高人力资本	低人力资本	高政府干预	低政府干预	强产业基础	弱产业基础	高金融发展水平	低金融发展水平
GAI	0.541***	-0.016	-0.371	0.527**	0.528**	0.199	0.657***	-0.204
	（2.764）	（-0.060）	（-1.102）	（2.574）	（2.294）	（0.953）	（3.113）	（-0.755）
GAI^2	-0.020**	0.008	0.026	-0.021**	-0.024**	-0.002	-0.023**	0.013
	（-2.302）	（0.577）	（1.432）	（-2.373）	（-2.059）	（-0.210）	（-2.398）	（0.950）
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市/年份FE	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	-2.712**	-0.180	1.141	-1.242	-2.024	-1.578	-3.702***	1.782
	（-2.040）	（-0.120）	（0.710）	（-0.830）	（-1.480）	（-1.330）	（-2.640）	（1.110）
观测值	1 370	1 340	1 330	1 380	1 350	1 360	1 350	1 360
R^2	0.885	0.869	0.823	0.884	0.867	0.896	0.900	0.851

七、进一步分析：空间溢出效应

（一）空间权重设定

本文构建两类空间权重矩阵，一是基于两地间通勤距离的倒数构建地理距离矩阵（*W*1），用来刻画传统的地理邻近关系。二是借鉴邵帅等的研究，以城市间人均地区生产总值之差的倒数构

建经济距离矩阵（*W*2），用来捕捉跨越地理邻近性限制的经济关联与认知邻近[44]。两类空间权重矩阵均进行了行标准化处理。鉴于本文样本期内西部地区部分城市数据缺失较多，本文在原有271个地级市的基础上进一步剔除了儋州、吐鲁番、山南、日喀则、昌都、普洱、林芝、毕节、海东、那曲、铜仁共11个城市，最终保留260个地级市样本进行空间计量回归。

（二）空间相关性检验①

在估计空间计量模型之前，本文先计算全局莫兰指数（Moran's I），以判断制造业智能化与生成式人工智能的空间相关性。结果显示，在经济距离矩阵下，制造业智能化与生成式人工智能的Moran's I为正，且在1%水平上显著，表明经济发展水平相近的城市在制造业智能化与生成式人工智能关注度方面呈现显著的空间集聚特征。但是，在地理距离矩阵下，制造业智能化与生成式人工智能的Moran's I普遍接近于零，且大多不显著，反映出空间集聚特征并不主要受地理距离约束。这一统计事实初步印证了H3的理论判断，即生成式人工智能的知识溢出可突破地理邻近性的约束，主要通过经济关联渠道实现。基于此，本文以经济距离矩阵作为核心权重矩阵进行空间面板回归。

（三）空间面板回归结果与参数效应分解

表6为基于经济距离矩阵的四种空间面板模型的估计结果。在模型设定检验方面，SDM退化为SAR的LR统计量为54.410，SDM退化为SEM的LR统计量为59.351，二者均在1%水平上拒绝原假设，表明SDM不能退化为SAR或SEM，此时模型遴选不需要进一步考虑SAR的延伸模型SAC。综合LR检验和对数似然函数值，本文最终选择SDM作为基准空间面板模型。

表6　空间计量结果

变　量	（1）	（2）	（3）	（4）
	SDM	SAC	SAR	SEM
GAI	0.226* （1.788）	0.451*** （4.228）	0.463*** （3.883）	0.459*** （3.758）
GAI^2	−0.004 （−0.558）	−0.016*** （−2.895）	−0.016*** （−2.615）	−0.016** （−2.519）
ρ	0.066* （1.762）	0.493*** （9.654）	0.121*** （3.375）	
空间误差系数		−0.454*** （−7.150）		0.095** （2.523）
*GAI*直接效应	0.240* （1.873）	0.473*** （4.179）	0.468*** （3.821）	
*GAI*间接效应	1.287*** （4.338）	0.428*** （3.457）	0.063** （2.509）	
*GAI*总效应	1.528*** （5.495）	0.901*** （4.083）	0.532*** （3.866）	
GAI^2直接效应	−0.004 （−0.674）	−0.017*** （−2.875）	−0.016*** （−2.592）	
GAI^2间接效应	−0.068*** （−4.370）	−0.015*** （−2.613）	−0.002** （−2.034）	
GAI^2总效应	−0.072*** （−4.971）	−0.032*** （−2.856）	−0.019*** （−2.613）	
控制变量	控制	控制	控制	控制
城市/年份FE	控制	控制	控制	控制
观测值	2 600	2 600	2 600	2 600
对数似然值	−610.222	−626.077	−637.427	−639.897

① 空间相关性检验结果未在正文中列出，留存备索。

由表6可知，在SDM中，生成式人工智能的系数为0.226，且在10%水平上显著；生成式人工智能平方项的系数为-0.004，但不显著；空间自回归系数为0.066，且在10%水平上显著，表明经济关联城市的制造业智能化水平对本地制造业智能化具有一定的正向关联。但是，对于包含空间滞后因变量和空间滞后解释变量的空间计量模型，核心解释变量的系数并不能直接等同于其边际影响。根据Elhorst的空间计量解释框架，需要进一步将变量影响分解为直接效应、间接效应和总效应，以更准确地识别本地影响和跨区域溢出效应[47]。

从SDM的效应分解结果看，生成式人工智能对制造业智能化的影响在本地与跨区域层面均表现出显著差异。生成式人工智能的直接效应为正，且在10%水平上显著；生成式人工智能平方项的直接效应不显著。这表明其对本地制造业智能化具有一定促进作用，但本地层面的赋能效应相对有限。相比之下，间接效应更为显著，生成式人工智能的间接效应为正，且在1%水平上显著；生成式人工智能平方项的间接效应为负，且在1%水平上显著。这表明生成式人工智能在经济关联城市之间呈现明显的空间溢出特征，即随着生成式人工智能关注度的提高，其跨区域促进作用先增强后减弱，体现出倒U型的空间溢出规律。这表明生成式人工智能的核心影响更多通过跨区域知识扩散与经济关联渠道实现。

本文同时汇报了其他模型的参数效应分解结果，SAC与SAR的效应分解结果与SDM在符号方向上基本一致，生成式人工智能的直接效应、间接效应为正，且至少在5%水平上显著；生成式人工智能平方项的直接效应、间接效应为负，且至少在5%水平上显著。这表明生成式人工智能对制造业智能化的非线性影响及其空间溢出效应在不同模型设定下具有稳健性。SEM的空间相关性通过误差项体现，因而不适用同类的效应分解解释框架。

综上所述，空间计量结果表明，生成式人工智能对制造业智能化的影响不仅体现为本地赋能，更能够产生显著的跨区域溢出效应，这验证了其知识扩散更多依托经济关联，而非依赖传统的地理邻近性，H3得到验证。

八、研究结论与政策建议

（一）研究结论

在实体经济和数字经济深度融合的背景下，探究生成式人工智能如何赋能制造业智能化转型，是发展新质生产力的重要议题。本文构建了包含隐性知识编码化、技能再分配和无形资本积累的理论模型，利用2015—2024年中国271个地级市的面板数据，实证检验了生成式人工智能对制造业智能化的影响及其空间溢出效应。研究发现，生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应呈现阶段性非线性特征，该结论在内生性检验和一系列稳健性检验后依然成立。机制检验结果表明，生成式人工智能通过增加技术与组织数字化投入和组织性费用投入赋能制造业智能化。异质性分析结果表明，生成式人工智能对制造业智能化的赋能效应发生在高人力资本城市、低政府干预城市、强产业基础城市和高金融发展水平城市。进一步分析结果表明，生成式人工智能对经济关联城市的间接溢出效应显著大于本地直接效应，即生成式人工智能对制造业智能化的空间溢出效应突破了地理邻近性的约束，主要通过经济关联渠道实现跨区域的正向赋能。

（二）政策建议

其一，在推进“人工智能+”行动中建立分阶段、分行业的精准施策机制，防范技术过度渗透风险。2026年《政府工作报告》作出了推动重点行业领域人工智能商业化规模化应用的部署。在落实这一部署时，需要针对不同领域制定生成式人工智能应用成熟度评估标准。对处于赋能阶段的行业，依托“上云用数赋智”行动加大数据治理、流程改造等无形资本投入的税收抵扣力度；对生成式人工智能技术应用水平较高、边际收益趋于递减的行业，及时引导企业将资源从生成式人工智能部署转向人力资本培育和组织能力建设。

其二，聚焦人力资本、政府治理、产业基础和金融支持四个维度，补齐制约生成式人工智能赋能的城市短板。建议对中西部人力资本水平较低的城市定向增设人工智能应用型技能培训项目；对金融欠发达地区，畅通制造业智能化转型专项融资渠道，重点支持中小企业无形资本积累；对政府干预程度较高的地区，遵循综合施策整治“内卷式”竞争的思路，推动市场机制在互补性创新过程中发挥主导作用。

其三，依托全国一体化算力网和数据要素市场，构建以经济关联为纽带的跨区域生成式人工智能协同网络。建议在此基础上，打破行政区划壁垒，在经济发展水平相近的城市群之间搭建工业大模型共享平台、共建制造业知识库，促进生成式人工智能技术红利的跨区域扩散，切实将“人工智能+”行动由单点突破转向区域协同。

参考文献：

[1] Goodfellow I J, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets[C]//Advances in Neural Information Processing Systems,2014:2672-2680.

[2] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems ,2017:5998-6008.

[3] Brynjolfsson E, Li D, Raymond L. Generative AI at work[J]. The Quarterly Journal of Economics,2025,140(2):889-942.

[4] 阳镇,方莹莹.DeepSeek赋能现代化产业体系的理论逻辑与策略选择[J].改革,2025(4):119-131.

[5] Bresnahan T F, Trajtenberg M. General purpose technologies “engines of growth”?[J]. Journal of Econometrics,1995,65(1):83-108.

[6] Brynjolfsson E, Rock D, Syverson C. The productivity J-curve: how intangibles complement general purpose technologies[J]. American Economic Journal: Macroeconomics,2021,13(1):333-372.

[7] Aghion P, Jones B F, Jones C I. Artificial intelligence and economic growth[R]. NBER Working Paper No.23928,2017.

[8] Acemoglu D, Akcigit U, Alp H, et al. Innovation, reallocation, and growth[J]. The American Economic Review,2018,108(11):3450-3491.

[9] 张夏恒,马妍.生成式人工智能技术赋能新质生产力涌现:价值意蕴、运行机理与实践路径[J].电子政务,2024(4):17-25.

[10] 黄旭,洪美玲.生成式人工智能助力数字经济高质量发展的影响机制与提升路径[J].南方经济,2024(8):23-44.

[11] 郑世林,陶然,杨文博.ChatGPT等生成式人工智能技术对产业转型升级的影响[J].产业经济评论,2024(1):5-20.

[12] 李雯轩.生成式人工智能对我国产业体系的影响与应对策略[J].价格理论与实践,2023(9):26-30+208.

[13] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy,2020,128(6):2188-2244.

[14] 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.

[15] 孙早,侯玉琳.工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J].中国工业经济,2019(5):61-79.

[16] 李健旋.中国制造业智能化程度评价及发展路径研究[D].南京:东南大学,2021:81-82.

[17] 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.

[18] Marshall A, Guillebaud C W. Principles of economics[M]. London: Macmillan,1961:271.

[19] Arrow K J. Economic welfare and the allocation of resources for invention[M]//Nelson R R. The rate and direction of inventive activity: economic and social factors. Princeton: Princeton University Press,1962:609-626.

[20] Romer P M. Increasing returns and long-run growth[J]. Journal of Political Economy,1986,94(5):1002-1037.

[21] Romer P M. Endogenous technological change[J]. Journal of Political Economy,1990,98(5):S71-S102.

[22] Glaeser E L, Kallal H D, Scheinkman J A, et al. Growth in cities[J]. Journal of Political Economy, 1992, 100(6): 1126-1152.
[23] Breschi S, Lissoni F. Knowledge spillovers and local innovation systems: a critical survey[J]. Industrial and Corporate Change, 2001, 10(4): 975-1005.
[24] Jaffe A B, Trajtenberg M, Henderson R. Geographic localization of knowledge spillovers as evidenced by patent citations[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1993, 108(3): 577-598.
[25] Almeida P, Kogut B. Localization of knowledge and the mobility of engineers in regional networks[J]. Management Science, 1999, 45(7): 905-917.
[26] Bathelt H, Malmberg A, Maskell P. Clusters and knowledge: local buzz, global pipelines and the process of knowledge creation[J]. Progress in Human Geography, 2004, 28(1): 31-56.
[27] Boschma R. Proximity and innovation: a critical assessment[J]. Regional Studies, 2005, 39(1): 61-74.
[28] Forman C, Van Zeebroeck N. Digital technology adoption and knowledge flows within firms: can the Internet overcome geographic and technological distance?[J]. Research Policy, 2019, 48(8): 103697.
[29] 王如玉，梁琦，李广乾. 虚拟集聚：新一代信息技术与实体经济深度融合的空间组织新形态[J]. 管理世界，2018，34(2)：13-21.
[30] 王向前. 生成式人工智能、企业技术创新与发明者协同：基于社会学习理论视角[J]. 经济研究，2025，60(9)：156-176.
[31] 陈露，刘修岩. 产业空间共聚、知识溢出与创新绩效——兼议区域产业多样化集群建设路径[J]. 经济研究，2024，59(4)：78-95.
[32] 屠西伟，张平淡. 企业数字化转型、碳排放与供应链溢出[J]. 中国工业经济，2024(4)：133-151.
[33] 程文. 人工智能、索洛悖论与高质量发展：通用目的技术扩散的视角[J]. 经济研究，2021，56(10)：22-38.
[34] Acemoglu D, Restrepo P. Artificial intelligence, automation, and work[R]. NBER Working Paper No.24196, 2018.
[35] Brynjolfsson E, Hitt L M. Beyond computation: information technology, organizational transformation and business performance[J]. Journal of Economic Perspectives, 2000, 14(4): 23-48.
[36] Bresnahan T F, Brynjolfsson E, Hitt L M. Information technology, workplace organization, and the demand for skilled labor: firm-level evidence[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2002, 117(1): 339-376.
[37] 习明明，靳宇峥，夏若萱. 智能化转型对企业新质生产力的影响研究——基于智能制造试点政策的准自然实验[J]. 宏观质量研究，2025，13(3)：31-45.
[38] Eisfeldt A L, Papanikolaou D. Organization capital and the cross-section of expected returns[J]. The Journal of Finance, 2013, 68(4): 1365-1406.
[39] Peters R H, Taylor L A. Intangible capital and the investment-q relation[J]. Journal of Financial Economics, 2017, 123(2): 251-272.
[40] 郑世林，熊丽. 中国培育经济发展新动能的成效研究[J]. 技术经济，2021，40(1)：1-11.
[41] 赵宸宇，王文春，李雪松. 数字化转型如何影响企业全要素生产率[J]. 财贸经济，2021，42(7)：114-129.
[42] 王智新，王辰筱. 数字金融发展对居民消费升级影响的统计检验[J]. 统计与决策，2024，40(2)：150-154.
[43] 韦东明，顾乃华，韩永辉. 人工智能推动了产业结构转型升级吗——基于中国工业机器人数据的实证检验[J]. 财经科学，2021(10)：70-83.
[44] 邵帅，范美婷，杨莉莉. 经济结构调整、绿色技术进步与中国低碳转型发展——基于总体技术前沿和空间溢出效应视角的经验考察[J]. 管理世界，2022，38(2)：46-69+4-10.
[45] Lind J T, Mehlum H. With or without U? The appropriate test for a U-shaped relationship[J]. Oxford Bulletin of Economics and Statistics, 2009, 72(1): 109-118.
[46] 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.
[47] Elhorst J P. Spatial econometrics: from cross-sectional data to spatial panels[M]. Berlin: Springer, 2014: 24-26.
[48] Wooldridge J M. Control function methods in applied econometrics[J]. The Journal of Human Resources, 2015, 50(2): 420-445.

The Impact of Generative Artificial Intelligence on Manufacturing Intelligentization and Its Spatial Spillover Effects

FAN Qiao, LI Yue, ZHANG Pengye

(School of Economics, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Summary: Against the backdrop of the deep integration of the real and digital economy, understanding how generative artificial intelligence (AI), particularly large language models, can facilitate manufacturing transformation has become an important issue in developing new quality productive forces. Unlike conventional industrial robots, which primarily perform standardized and repetitive physical tasks, the distinctive advantage of generative AI lies in its ability to codify and make explicit tacit knowledge that has traditionally been transmitted through face-to-face interactions, and to diffuse such knowledge across space at near-zero marginal cost through cloud services and APIs. This distinctive form of "cognitive spillover" suggests that the mechanisms through which generative AI affects manufacturing intelligentization cannot be fully explained by conventional theories of automation, thereby calling for a new analytical perspective grounded in the general-purpose technology framework.

Using panel data for 271 Chinese prefecture-level cities from 2015 to 2024, this study employs a two-way fixed-effects panel model with a quadratic term, together with a set of spatial panel models. The results reveal significant stage-dependent nonlinearities in the enabling effect of regional generative AI on manufacturing intelligentization. During the early diffusion stage, generative AI generates enabling benefits through tacit knowledge codification and complementary innovation. As AI increases and complementary investments accumulate, however, diminishing marginal returns gradually emerge. Mechanism analysis reveals that greater generative AI stimulates both technology and organization-oriented digitalization investment and organizational expenditures by manufacturing firms. These complementary investments are undertaken before their productivity-enhancing benefits are fully realized, providing an important explanation for the observed stage-dependent pattern. Heterogeneity analysis indicates that the positive effect of generative AI is more pronounced in cities with stronger human capital endowments, lower government intervention, stronger industrial foundations, and higher levels of financial development. Spatial panel estimations reveal significant positive spatial spillover effects of generative AI on manufacturing intelligentization.

This study makes three marginal contributions. First, it conceptualizes generative AI as a new general-purpose technology and identifies mechanisms that distinguish it from traditional industrial robots from the micro-level perspective of tacit knowledge codification. Second, it develops a theoretical model to explain the stage-dependent nonlinear effects of generative AI on manufacturing intelligentization and their dependence on urban factor endowments. Third, it incorporates spatial econometric methods into the analysis and demonstrates that the cross-regional spillovers of generative AI operate primarily through economic linkages rather than geographic proximity.

Key words: generative artificial intelligence; manufacturing intelligentization; general-purpose technology; knowledge spillovers

（责任编辑：尚培培）（校对：孙　艳）

[DOI]10.19654/j.cnki.cjwtyj.2026.10.004

[引用格式]范巧，李玥，张鹏烨．生成式人工智能对制造业智能化的影响及其空间溢出效应[J]．财经问题研究，2026(10)：41-57.