

数字经济浪潮下的人工智能技术：不可信泡沫还是高质量创新？¹

徐瑞峰

内容提要：作为数字经济新时代的新型生产力工具，人工智能技术是成功率尚较低、经常捏造错误答案的不可信泡沫，还是能够提升企业全要素生产率高质量创新？本文首次对中国 A 股上市公司人工智能专利与财务数据进行匹配，发现人工智能能够显著提升企业 TFP，每项专利估值 1088 万元，并通过工具变量法、系统 GMM、Heckman 两步法和熵平衡法确认了结论稳健性。机制分析表明，人工智能创新通过缓解融资约束、降低供应链集中度和信息不对称程度提升企业全要素生产率。异质性分析表明，计算机系统类人工智能专利价值最高，对 TFP 的提升效用是基准回归的 12 倍，人工智能创新对文化业企业全要素生产率提升最高，对 TFP 的提升效用是基准回归的 93 倍。

关键词：数字经济；人工智能；全要素生产率；高质量创新；索洛悖论

一、引言

不同于其他数字底层技术作为数字经济基础架构的特征，人工智能具备一定的逻辑推理能力和内容创造能力，是数字经济新时代的重要生产力工具。作为一种通用技术（General Purpose Technology, GPT），人工智能被认为能够以前所未有的深度嵌入到各行各业，替代人类劳动，引领第四次工业革命。习近平总书记强调，人工智能是引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术，具有溢出带动性很强的“头雁”效应。党的二十大报告提出“着力推进高质量发展，推动构建新发展格局”，要“加快建设现代化经济体系，着力提高全要素生产率”。提升全要素生产率是实现高质量发展的核心源泉（刘志彪等，2020），也是衡量企业高质量发展的重要衡量。那么，人工智能技术是能够通过提高全要素生产率促进企业高质量发展的高质量创新吗？

目前，虽然学界的研究结论一般认为企业研发创新与全要素生产率存在正相关关系（Balasubramanian et al., 2011; Fang et al., 2020），但 Solow（1987）提出“索洛悖论”，认为信息技术产业无处不在，而它对生产率的推动作用却微乎其微。不少人士也对人工智能技术的实际应用价值及其可信度提出了质疑。Stability AI 创始人兼 CEO Emad Mostaque 表示，人工智能将成为有史以来最大的泡沫，这个泡沫甚至还没有开始，就可能直接结束²。摩根大通首席市场策略师 Marko Kolanovic 认为，虽然人工智能未来将是一项变革性技术，但目前的炒作是由聊天机器人的普及引发的，而这些聊天机器人经常在基本问题上失败，偶尔会为更复杂的问题捏造错误的答案³。Hayes et al.（2021）也发现，AI 工具在检测网络社交贴文情绪方面非常不可靠。全球首只基于人工智能选股的基金 AI Powered Equity ETF 也在 2018 年标准普尔指数仅下跌 6% 的情况下暴跌 16%⁴。Zhou et al.（2023）则发现，基于 GPT-4 的人工智能系统在端到端任务上的成功率仅 10.59%。从技术角度分析，首先，人工智能技术可能因为其算法尚存在一定的局限性或偏差导致某些情形下出现误判。其次，训练数据的不足或其表现需要依赖于特定环境，也可能将导致人工智能在大多数情形下不可信。此外，人工智能还可能存在可解释性不足及价值取向不明等问题。

¹ 徐瑞峰（通讯作者），首都经济贸易大学金融学院，邮政编码：100070，电子信箱：rui Fengxu@whu.edu.cn。本研究得到国家社会科学基金重大项目“新形势下全球创新网络演化及风险治理研究”（20&ZD072）的资助。作者感谢匿名审稿专家的建设性意见，文责自负。

² <https://www.cnbc.com/2023/07/17/ai-will-be-the-biggest-bubble-of-all-time-stability-ai-ceo.html>

³ <https://seekingalpha.com/news/3990449-jp-morgan-bear-kolanovic-spies-ai-bubble>

⁴ <https://www.forbes.com/newsletters/jonmarkman/2022/01/03/popular-ai-powered-etf-suffers-from-human-flaw/>

人工智能技术作为近年来信息技术领域的最前沿创新之一，会和索洛提出的信息技术一样无法推动生产率的提升，而只是沦为企业仅仅为吸引资本市场正面反馈而制造的不可信泡沫，还是确实能够提高企业全要素生产率的高质量创新？如果人工智能创新能够提高企业的全要素生产率，人工智能创新专利能够为企业带来多少价值提升？实际应用价值几何？又是通过何种渠道、何种机制实现？不同类型的人工智能创新，以及人工智能创新对不同行业企业的影响有何不同？本文将基于中国 A 股上市公司人工智能专利数据与财务数据，回答上述疑问。

本文的贡献如下：第一，虽然已有较多研究者对人工智能技术的益处进行讨论，但亦有不少反对者认为人工智能技术不可信。本文首次基于专利微观视角探究企业人工智能创新行为对全要素生产率的影响，对人工智能专利的应用价值进行测算，从而对人工智能技术是高质量创新还是技术泡沫这一疑问进行解答。第二，本文首次基于中介效应模型对人工智能创新使企业获得全新投融资渠道、供应链智能化多样化、信息成本降低等内在机制进行研究，为未来人工智能创新发展战略的侧重点提供建议。第三，人工智能技术在新能源汽车、智慧医疗、智慧城市建设等实体经济的生产环节应用前景十分广泛，本文首次对不同类型人工智能创新专利的效用及价值、人工智能创新活动对不同行业上市公司的效用进行异质性分析，并据此对人工智能创新的产业政策提出建议。

二、文献综述与假设提出

人工智能不仅能够促进产业内的包容性增长（陈东和秦子洋, 2022），还能够对央行货币政策规则选择带来影响（吴立元等, 2023）。尹志锋等（2023）进一步基于中国上市公司 2009-2018 年人工智能专利数据发现，人工智能技术创新还能够显著促进就业。Wang et al.（2023）发现企业年报中人工智能词汇频率的提高能够提升制造业企业全要素生产率。Gao and Feng（2023）发现人工智能渗透率的提高能够提升企业全要素生产率。上述研究填补了全要素生产率与人工智能领域的研究空白，但尚未基于创新专利微观视角讨论企业人工智能创新行为对企业全要素生产率的影响，也没有据此估算人工智能专利的应用价值。本文参考 Chen et al.（2019）利用一个金融科技词典识别金融科技专利的研究方法⁵，对上市公司人工智能专利进行识别后，研究企业的人工智能创新行为对全要素生产率的影响，计算人工智能创新专利的实际应用价值，并据此回答人工智能技术是否是高质量创新这一疑问。为解答这一疑问，本文首先提出假设 1 如下：

假设 1：人工智能技术创新是能够提高企业全要素生产率的高质量创新

虽然人工智能技术的应用前景广阔，但鉴于人工智能技术发展仍处于早期阶段，本文基于目前人工智能技术的应用现状和数字经济领域既有文献，在机制分析部分对人工智能技术提升企业全要素生产率的具体渠道进行分析。首先，融资渠道的增加会提升企业的全要素生产率（Krishnan et al., 2015），而融资约束会降低企业的全要素生产率（Hopenhayn, 2014；Queraltó, 2020）。现有研究也表明，推进地区数字基础设施建设可通过缓解融资约束促进企业全要素生产率提升（郭金花等, 2021），而人工智能技术能够在一定程度上改善中小企业的融资环境（张一林等, 2021）。一方面，既有研究已证实股票市场投资者对人工智能创新概念反馈积极（Chen et al., 2019），可见人工智能技术创新是企业具有开拓性创新潜力的高质

⁵ Wang et al.（2023）使用年报中人工智能相关词汇频率作为人工智能代理变量的方法不适用于本文的全要素生产率部分研究，因为本文是研究企业的人工智能创新行为对全要素生产率的影响，而非研究人工智能创新在公开年报中作为一个信号对市场的带来的波动，而实际上年报中相关词汇的出现很多只是未来的模糊计划（Cheng et al., 2019），并不一定真正反映在当期进行了人工智能创新研发活动，因此此类研究方法无法真实反映人工智能创新行为对企业全要素生产率的影响。

量信号，能够使得企业可以获得更多融资。另一方面，使用人工智能技术的企业能够更好地预测信贷违约（Gambacorta et al., 2019），而人工智能和机器学习更进一步改变了传统投资者的工作方式，创造了新的融资渠道（Bertoni et al., 2022），使得企业的融资方式更加多元化。因此，本文将首先深入探究人工智能技术是否通过缓解融资约束而对全要素生产率带来提升。

人工智能技术正在彻底改变供应链金融的业务生态系统流程（Olan et al., 2022）。具体而言，人工智能能够对企业供应链弹性和供应链绩效产生积极影响（Singh et al., 2023; Wang and Pan, 2022）、提升供应链可持续性（Sanders et al., 2019）、降低供应链成本（Rana and Daultani, 2022）。研究表明，企业的数字化转型能够抑制供应基地过度集中带来的供应链成本与风险增高（Yang et al., 2023）。人工智能技术是企业数字化转型中的重要组成部分，能够有效通过供应链的智能化管理使得供应商来源更加多元化，而更加多元化的零售供应链体系能够带来制造业的全要素生产率显著提高（Javorcik et al., 2013），供应链的客户集中度也被认为与企业全要素生产率水平呈显著负相关关系（代雪平，2021）。因此，本文将研究企业的人工智能创新活动是否通过企业供应链体系的多元化而对全要素生产率带来提升。

人工智能技术不仅能够通过数据整合、快速分析、精确匹配等功能有效解决政府治理中的信息不对称问题（韩啸, 2019），通过提升企业分析、收集信息的能力解决中小企业融资中的信息不对称问题（孙文娜和苏跃辉, 2019），还能够通过更准确地预测损失概率而缓解保险业企业的信息不对称问题（Eling et al., 2022）。此外，宋敏等（2021）也在研究中发现，缓解企业的信息不对称是金融科技提升企业全要素生产率的主要影响渠道之一。从技术角度分析，人工智能技术在语音识别、自然语言处理、计算机视觉等方面的应用能大幅度降低信息交流成本。由少部分企业及个人垄断的数据库在人工智能通用大模型的训练下，能够通过模型计算得到并扩散共享。基于上述分析，本文认为人工智能技术是一种能够让信息更加共享开放透明、能够有效缓解企业信息不对称的前沿技术，而信息不对称的缓解能够进一步提升企业的全要素生产率。综上所述，本文提出假设 2 如下，并将在后续的机制分析中，利用中介效应模型进一步确认人工智能创新是否确实能通过以下三个渠道提升全要素生产率。

假设 2：人工智能技术创新能够通过缓解融资约束、降低供应链集中度和减少企业信息不对称程度三个渠道提升企业全要素生产率

三、研究设计

（一）样本选取与数据来源

为探究前文所述疑问，本文以 2012—2022 年中国沪深 A 股上市公司为研究对象展开研究。上市公司财务数据来源于 CSMAR 数据库。上市公司专利数据来源于本文爬取得到的国家专利局专利数据。金融科技领域，常使用构建关键词词典的方法识别特定专利技术⁶，因此本文提取核心人工智能技术关键词，并基于人工智能技术特征将部分核心词汇汇总如下：

表 1 人工智能专利识别词汇汇总表

词汇类型	人工智能专利识别词汇
人工智能核心词汇	人工智能、自主计算、遗传算法、认知计算、数据挖掘、深度学习、监督学习、无监督学习、半监督学习、机器学习、强化学习、机器智能、机器感知

⁶ 例如，Chen et al. (2019) 通过构建一个金融科技词典，将含有词典词汇的专利视为金融科技专利

人工智能算法词汇

邻近算法、神经网络、波尔茨曼机、人工神经网络、反向传播算法、波尔兹曼机、卷积神经网络、Hopfield 网络、多层感知器、径向基函数网络、受限波尔兹曼机、回归神经网络、尖峰神经网络、平均依赖估测算法、决策树、分类树、回归树、迭代 Dichotomiser3、C4.5 算法、C5.0 算法、卡方自动交互检测、决策残端、ID3 算法、随机森林、SLIQ 算法、线性分类器、Fisher 线性判别、朴素贝叶斯分类器、支持向量机、生成对抗网络、前馈神经网络、逻辑学习机、自组织映射、关联规则学习、先验算法、Eclat 算法、FP-Growth 算法、分层聚类算法、单连锁聚类、概念聚类、聚类分析、BIRCH 算法、DBSCAN 算法、模糊聚类、K-means 算法、K 均值聚类、K-medians 聚类、均值漂移算法、OPTICS 算法、生成模型、半监督低密度分离、基于图形的方法、联合训练算法、Q 学习、SARSA 算法、深度 Q 网络、策略梯度算法、基于模型强化学习、时序差分学习、深度信念网络、深度卷积神经网络、深度递归神经网络、分层时间记忆、深度波尔兹曼机、栈式自动编码器、K 最邻近算法、局部异常因子算法

人工智能应用词汇

TensorFlow、DistBelief、SageMaker Neo、Scikit-learn、Theano、Keras、ChatGPT、自然语言处理、图灵测试、语音识别、图像识别、情绪分析、文本分析、机器翻译、元学习、人机协同、人机协作、聊天机器人、启发式搜索、逻辑编程、智能交互

本文认为，若专利摘要与标题中包含以上词汇，则视为人工智能专利。本文基于上述规则对国家专利局专利数据进行识别后，共得到截至 2023 年 6 月 30 日前，国家专利局已公开人工智能专利共 454197 项，经过数据清洗与数据匹配⁷后，得到上市公司人工智能专利共 27274 项。图 1 显示，中国人工智能专利申请数量最多的申请人分别为百度、腾讯、平安科技等高科技企业和浙江大学、电子科技大学等理工科高校。图 2 显示，上市公司申请人中，人工智能专利数量最多的为工商银行、中国银行等大型国有银行，以及格力电器、视源电子、海康威视等高科技企业。图 3 显示，中国人工智能专利申请总量和公开总量呈现逐年增长趋势，专利申请数相较于公开数增长趋势略平缓，主要是因为在本数据采集数据的时间点，尚有部分 2022 年申请的人工智能专利数量未公开。图 4 显示，中国人工智能专利申请主要分布于 G06F（电数字数据处理）、G06K（数据识别、数据表示、记录载体等）、G06T（一般的图像数据处理或产生）、G06Q（专门适用于行政、商业、金融、管理、监督或预测目的的数据处理系统或方法）、G06V（图像或视频识别或理解）等。

⁷ 数据清洗和数据匹配的流程是：将人工智能专利中，申请人名称与中国上市公司企业名称匹配的专利予以保留，并将其与 A 股上市公司的财务数据进行匹配。

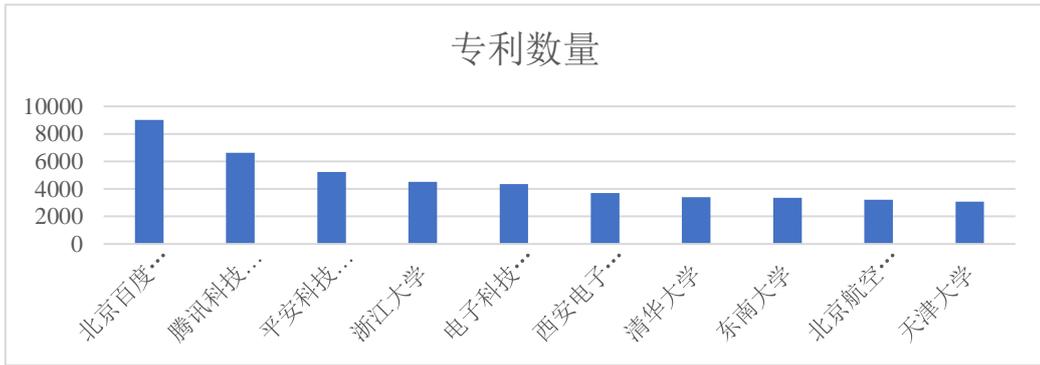


图 1 中国人工智能专利主要申请人

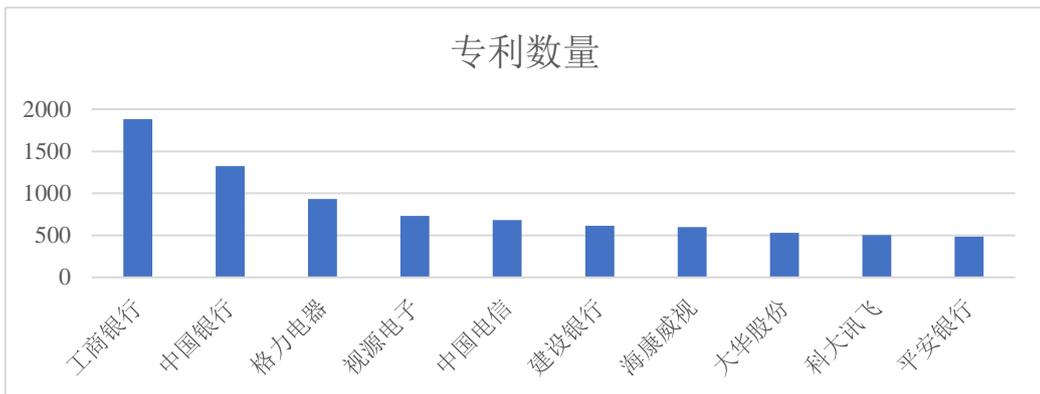


图 2 中国人工智能专利主要上市公司申请人

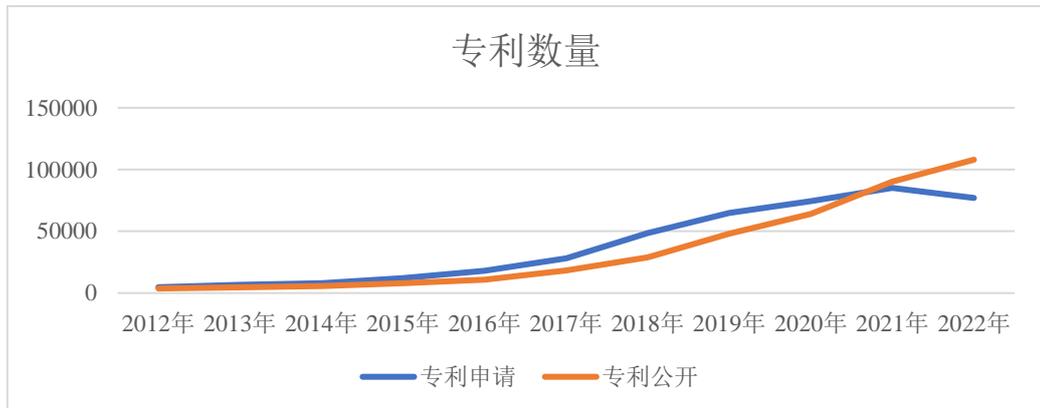


图 3 中国历年人工智能专利数量变化趋势图

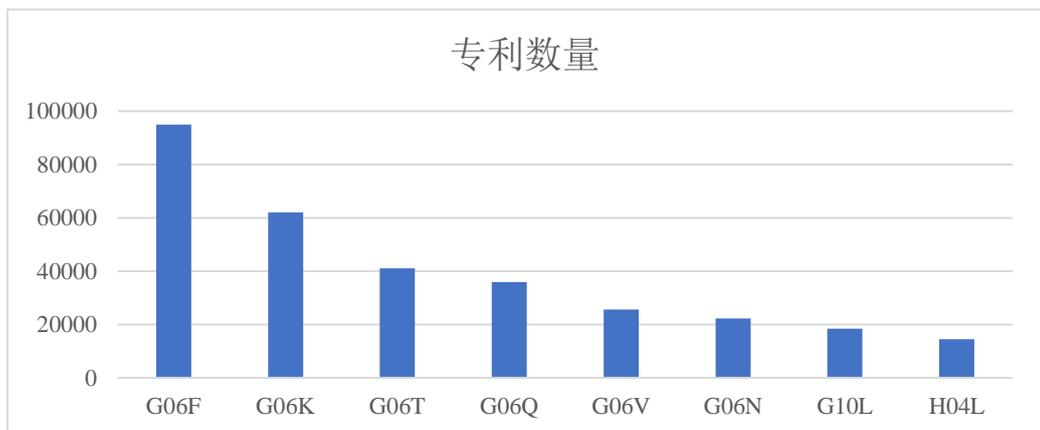


图 4 人工智能专利 IPC 分类号分布

（二）模型构建与变量定义

本文根据全要素生产率相关研究的惯例，删除金融类公司样本、股票受证监会特别处理的公司年度样本，最终得到 24775 项 A 股上市公司—年度观测值。鉴于人工智能技术创新自 2012 年起逐渐受到中国创新者的重视，本文仅对 2012 年后的人工智能创新专利进行研究，并将上述专利数据与上述 24775 项 A 股上市公司—年度观测值进行匹配，最终得到 8890 项样本期内人工智能专利。为避免异常值对实证结果的影响，本文进一步对所有连续型变量进行双侧 1% 的缩尾处理。为研究人工智能创新对全要素生产率的影响，本文构建模型如下：

$$TFP_{it} = \alpha + \beta AI_{it} + \gamma X_{it} + \delta_i + \varphi_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中， TFP_{it} 是企业 i 在 t 年份的全要素生产率， AI_{it} 是企业 i 在 t 年份的人工智能创新活动强度，使用当年申请的人工智能专利数量衡量， X_{it} 是控制变量， δ_i 和 φ_t 分别表示企业和年份固定效应， ε_{it} 为随机扰动项。既有关于企业创新的研究中，关于企业创新行为对企业内在运行机制的影响往往使用专利申请日数据，如 Buddelmeyer et al. (2010) 为探究高风险创新与企业生存率之间的关系，以专利申请作为高风险创新的代理变量。而关于企业创新行为带来的外部市场反应，则往往使用专利公开日的数据。如 Chen et al. (2019) 使用美国国家专利局金融科技专利的申请日数据和申请日前后事件窗口期企业股票的平均累计异常收益率，计算金融科技专利的市场价值。因此，本文在全要素生产率研究中使用当年申请的人工智能专利数量而非当年公开的专利数量作为人工智能创新强度的代理变量，因为本文主要聚焦于企业创新行为对企业内在的全要素生产率的影响，而非外部的市场反应。企业的全要素生产率本文则基于鲁晓东等 (2012) 的研究方法，以 OP 法计算，公式如下：

$$\ln Y_{it} = \beta_0 + \beta_k \ln K_{it} + \beta_l \ln L_{it} + \beta_i \ln I_{it} + \beta_a \ln Age_{it} + \beta_p \ln POE_{it} + \sum_m \delta_m Year_j + \sum_n \lambda_n Prov_n + \sum_k \gamma_k Ind_k + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中 Y_{it} 表示总产出，本文使用营业收入。 L_{it} 表示劳动投入，本文使用支付给职工以及为职工支付的现金。 K_{it} 表示资本投入，本文使用固定资产净额。 I_{it} 表示企业投资，本文使用购建固定资产无形资产和其他长期资产支付的现金。 Age_{it} 为企业年龄， POE_{it} 为企业产权性质，以上变量单位均为万元。 $Year_j$ 、 $Prov_n$ 、 Ind_k 分别表示时间、地区、行业固定效应。 ε_{it} 为残差项。同时，鉴于全要素生产率需要考虑企业退出变量，本文将企业 ST 或 PT 视为退出市场。

基于宋敏等 (2021) 的研究方法，本文还控制了企业年龄 (Age)、资产回报率 (ROA)、现金流 (Cashflow)、杠杆率 (LEV)、成长性 (Growth)、董事会独立性 (Indep) 等公司层面的特征，变量描述见表 2。此外，为进一步确认结论的稳健性，本文还在回归中加入利用 LP 法计算得到的全要素生产率。

表 2 变量描述

变量名	变量描述
<i>OP-TFP</i>	OP 法计算的企业全要素生产率
<i>LP-TFP</i>	LP 法计算的企业全要素生产率
<i>AI</i>	人工智能创新指标，为当年企业申请人工智能专利数量
<i>Age</i>	企业年龄
<i>ROA</i>	资产回报率，年末净利润与年末总资产的比值
<i>Cashflow</i>	现金流量，经营活动产生的现金流量净值与年末总资产之比
<i>LEV</i>	资产负债率，年末总负债与总资产的比值
<i>Growth</i>	企业成长性，营业收入的增长率
<i>Indep</i>	董事会独立性，独立董事人数在董事会中的占比

（三）描述性统计

表 3 显示的是描述性统计表，样本期内上市公司平均每年申请 0.35 项人工智能专利，最大值为 260 项专利⁸。TFP 均值为 7.12，而中位数为 7.01，表明数据结果无明显偏态。其它变量数值水平与既往文献一致。

表 3 描述性统计

变量名	均值	标准差	最大值	中位数	最小值
<i>TFP_OP</i>	7.1280	0.8699	9.7342	7.0191	4.7758
<i>TFP_LP</i>	8.2976	0.9757	11.0944	8.1889	5.4475
<i>AI</i>	0.3588	4.8108	260.0000	0.0000	0.0000
<i>Age</i>	11.8799	7.4688	32.0000	11.0000	2.0000
<i>ROA</i>	0.0305	0.0734	0.2396	0.0334	-0.5599
<i>Growth</i>	0.5341	1.5875	19.2054	0.1667	-0.6368
<i>Cashflow</i>	0.0428	0.0703	0.2774	0.0419	-0.2332
<i>Indep</i>	37.7006	5.3723	60.0000	36.3600	30.7700
<i>LEV</i>	0.4598	0.2068	0.9949	0.4526	0.0481

（四）相关系数表

表 4 为主要变量的皮尔逊（Pearson）相关系数矩阵。结果显示，各主要变量相关系数均小于 0.4。VIF 检验值为 1.22，说明本文实证结果不存在多重共线性问题，模型设定合理。

表 4 相关系数表

	TFP_OP	AI	ROA	Age	Growth	Cashflow	Indep	LEV
TFP_OP	1							
AI	0.0912	1						
ROA	0.114	0.0361	1					
Age	0.305	0.0266	-0.140	1				
Growth	-0.0325	-0.00960	-0.0106	0.0946	1			
Cashflow	0.0883	0.0390	0.338	-0.0267	-0.0844	1		

⁸ 人工智能创新专利数量均值远高于中位数，存在一定程度右偏特征，存在大量 0 专利企业-年度观测值。因此本文将分别在内生性检验与稳健性检验中使用 Heckman 两步法、熵平衡法和剔除零专利观测值缓解基准回归中的选择偏误问题。

Indep	0.00590	0.00840	-0.0304	-0.0188	0.0123	-0.00900	1	
LEV	0.375	0.0180	-0.377	0.331	0.0721	-0.172	0.00150	1

四、实证结果与分析

(一) 基准回归结果

表 5 的基准回归结果中，第 (1)、(2) 列分别报告使用 OP 法和 LP 计算得到的全要素生产率作为因变量的回归结果，显示 AI 的估计系数均至少在 5% 水平上显著且符号为正，说明在控制企业和年份固定效应⁹与主要控制变量后，人工智能技术创新确实能够提升企业的全要素生产率，是一种高质量创新，假设 1 得证。

从经济意义上分析，企业每申请百项人工智能专利¹⁰，将使企业的全要素生产率水平在均值水平上提升 1.12%¹¹，而中国全要素生产率平均增长率在 1952—1990 年仅 0.02%（舒元，1993），1979—2004 年仅 0.891%（郭庆旺等，2005），2011—2013 年出现停滞甚至下滑的趋势（朱沛华等，2020）。刘云霞等（2022）也发现，中国 2008—2019 年的全要素生产率相较于 1993—2007 年有所降低。上述事实说明，人工智能创新研发行为能够为进行人工智能创新研发的企业带来高于全国总体均值水平的全要素生产率提升。中国实施人工智能创新战略，将能够帮助扭转全要素生产率增长停滞的趋势，推动中国实体经济发展。

基于微观视角，从样本均值水平意义上分析，本文 OP 法所使用的产出变量——营业收入在样本期内的均值为 136 亿元，基于全要素生产率 $TFP_{it} = \ln Y_{it} - \beta_0 - \beta_1 \ln K_{it} - \beta_2 \ln L_{it}$ 的基本计算公式，本文可得产出增加值 $\Delta Y = \bar{Y}(e^{\Delta TFP} - 1)$ ，将表 5 第 (1) 列中每项人工智能专利所带来全要素生产率提升水平 0.0008 代入左式 ΔTFP ，营业收入在样本期的均值 136 亿元代入 \bar{Y} 后，即可得每项人工智能专利将给企业带来的平均应用价值为 1088 万元。

表 5 人工智能创新对企业全要素生产率的影响

	(1)	(2)
	OP-TFP	LP-TFP
AI	0.0008** (2.29)	0.0012** (2.21)
Age	0.0723 (42.75)	0.0762 (42.57)
ROA	1.7482*** (17.45)	1.9112*** (17.79)
Growth	-0.0002 (-0.05)	-0.0026 (-0.65)
Cashflow	0.3525*** (5.22)	0.3520*** (5.01)

⁹ 本文未控制地区、行业固定效应，因为在个体固定效应模型中，所有不随时间改变的变量均将被 omit，即已加入更强的企业固定效应，地区和行业虚拟变量能控制的因素已被企业固定效应控制。

¹⁰ 虽然单项专利带来的全要素生产率提升幅度有限，但人工智能行业两级分化严重，分为申请大量人工智能专利、积极实施人工智能创新战略的企业和不少未实施人工智能创新战略的企业。如格力电器、视源股份、海康威视等新兴高科技企业在样本期内每年均会申请数百项人工智能专利，较大幅度地提升了企业的全要素生产率水平。

¹¹ 该数值使用每百项人工智能专利能提升的全要素生产率 0.08 除以样本期内全要素生产率均值 7.12 得到。

Indep	-0.0008 (-0.61)	-0.0011 (-0.79)
LEV	0.5832*** (9.11)	0.7229*** (10.32)
_cons	5.9637 (97.77)	7.0222 (106.71)
企业/年份固定效应	控制	控制
观测值	24741	24741
调整后R ²	0.33	0.34

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平上的显著性，括号内为企业聚类稳健标准误对应的双侧检验 t 值。以下各表同。

（二）内生性问题

1. 工具变量法

虽然在前文的研究中，本文已在模型中加入各种可能影响企业全要素生产率的控制变量，以及企业、年份固定效应，但仍存在遗漏变量或反向因果的可能。首先，全要素生产率更高的企业可能本身有更高的动机顺应数字经济时代的新需要而申请更多的人工智能专利。其次，仍然存在其它可能影响全要素生产率的因素未被纳入考虑。因此，本文使用工具变量法，进一步缓解研究中可能存在的内生性问题。

目前数字经济领域使用工具变量法的文献中，黄群慧等（2019）首次使用历史上各城市 1984 年每百人固定电话数量和每百万人邮局数量分别与上一年全国互联网投资额的交互项作为地区互联网发展指数的工具变量，随后袁淳等（2021）在黄群慧等（2019）的基础上分别使用各城市邮电数据，以及 1984 年各地级市每万人固定电话数量分别与滞后一期的全国互联网上网人数的交乘项作为当期企业数字化程度的工具变量。人工智能技术是数字经济领域中重要的底层技术，因此上述工具变量可应用于本文研究。本文综合参考黄群慧等（2019）和袁淳等（2021）的工具变量研究方法，使用企业所在城市 1984 年邮电局数量 $Post1984$ 与上一年全国互联网上网人数 $L.Internet$ 的交乘项作为工具变量。一方面，邮电布局会在一定程度上影响互联网基础设施的先期布局（黄群慧等，2019），而人工智能作为数字经济领域重要的底层技术，其算法模型的训练依赖于互联网基础设施，因此企业所在地过往的邮电发展程度必然会在某种程度上影响企业对人工智能创新的接受程度，满足相关性条件。另一方面，邮电属于为民众提供通信服务的社会基础设施，不会直接作用于企业的内在经营机制并因此影响企业的全要素生产率，满足外生性条件。鉴于各城市 1984 年邮电局数量是截面数据，无法直接作为面板数据的工具变量在面板回归中进行计量分析，导致因固定效应模型的应用出现难以度量的问题（黄群慧等，2019），也将忽视不同年份的互联网发展程度存在的差异化因素。因此黄群慧等（2019）、袁淳等（2021）、赵涛（2020）等均参考了 Nunn and Qian（2014）对于这一问题的处理方法¹²，引入一个随时间变化的变量作为交乘项来构造面板工具变量。本文参考上述研究，使用企业所在城市 1984 年邮电局数量 $Post1984$ 与上一年全国互联网上网人数 $L.Internet$ 的交乘项作为工具变量。在经济意义上，该指标同时衡量了不同区域的人工智能发展潜质和全国整体的年度人工智能发展潜质。从上述角度分析，在控制其它变量后，本文使用的企业所在城市 1984 年邮电局数量与上一年全国互联网上网人数的交乘项能够较好地满足工具变量的排他性要求。

¹² Nunn and Qian（2014）研究了美国粮食援助对受援国冲突的影响，在研究中使用美国小麦产量的滞后一期数据和一个国家接受美国粮食援助倾向的交乘项作为工具变量。

为验证确实存在内生性，本文对核心解释变量 AI 进行 Durbin—Wu—Hausman 检验，以 OP-TFP 和 LP-TFP 分别作为被解释变量时，DWH 统计量分别为 276.58 和 290.68，P 值均为 0，说明 AI 确实存在内生性问题。表 6 报告了工具变量的两阶段回归结果。其中第（1）列为第一阶段回归结果，第（2）、（3）列为第二阶段回归结果。第（1）列结果显示，Post1984*L.Internet 的系数在 1%水平上显著为正，验证了工具变量法的相关性假定。Kleibergen-Paap rk LM 统计量显示，显著拒绝工具变量识别不足的原假设，Cragg-Donald Wald F 统计量均为 56.632，远大于 Stock-Yogo 弱工具变量识别 F 检验 10%显著性水平上的临界值 16.38，因此拒绝弱工具变量的原假设。第（2）、（3）列结果显示，AI 系数显著为正，说明本文主要结论在缓解内生性后依然成立。

表 6 工具变量法检验结果

	(1)	(2)	(3)
	AI	OP-TFP	LP-TFP
AI		0.7608***	0.8073***
		(3.69)	(3.70)
Post1984*L.Internet	0.0004***		
	(3.71)		
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	控制	控制	控制
样本数	21442	21442	21442
Kleibergen-Paap rk LM statistic		13.894**	13.894***
Cragg-Donald Wald F statistic		56.632	56.632
Stock-Yogo		[16.38]	

注：方括号内为在 10%的显著性水平上 Stock-Yogo 弱工具变量识别 F 检验的临界值。

2. 系统 GMM

鉴于企业层面的全要素生产率还可能存在序列相关，本文利用系统 GMM 模型确认前文结论的稳健性。表 7 的检验统计量显示，AR（2）统计量和 Hansen 统计量均大于 0.1，表明满足 GMM 使用条件。估计结果显示，在控制了全要素生产率的序列相关特性之后，AI 系数仍然在 1%水平上显著，前文结论稳健。

表 7 系统 GMM 估计

	(1)	(2)
	OP-TFP	LP-TFP
L. TFP_OP	0.9014***	
	(96.04)	
L. TFP_LP		0.9116***
		(129.49)
AI	0.0004***	0.0007***
	(6.31)	(9.47)
控制变量	控制	控制
年份效应	控制	控制
样本数	19715	19715
AR(1)	0.000	0.000
AR(2)	0.358	0.585

Hansen	0.209	0.255
--------	-------	-------

3.Heckman 两步法与熵平衡法

从人工智能创新活动与企业的全要素生产率之间的关联逻辑来看,还可能存
在样本选择偏误等其它内生性问题:一方面,全要素生产率更高的企业可能将更
倾向于开展人工智能创新活动,另一方面,基准回归忽略了大量没有申请人工
智能创新专利的企业样本的潜在可能性。因此,本文参考蔡竞等(2016)的
研究,使用 Heckman 两步法解决选择偏误问题。将企业-年份样本中存在人
工智能创新活动的样本的 AI_Dummy 赋值为 1, 而若企业该年度人工智能专
利数量为 0, 则该变量赋值为 0。Heckman 两步法回归模型如下:

$$\Pr(\text{AI_Dummy} = 1) = \Phi(\gamma Z_{it}) = \beta_0 + \beta_1 \text{Research}_{it-1} + \sum \beta_k \text{Controls}_{it} + \delta_i + \varphi_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

$$\text{TFP}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{AI}_{it} + \rho \sigma \hat{\lambda}(\gamma Z_i) + \sum \beta_k \text{Controls}_{it} + \delta_i + \varphi_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

式(3)为第一步选择方程,解释变量引入了企业研发投入金额对数值滞后一
期(L.Research),并且考虑年份、企业固定效应。表 8 第(1)、(2)列结果显
示,逆米尔斯比率系数和 AI 系数均显著,说明在考虑选择偏误后,人工智能
创新活动仍然对企业的全要素生产率有正向提升作用。

此外,参考王艳艳等(2020)的研究,本文还使用熵平衡法,通过缩小申
请人工智能专利与零人工智能专利两组样本之间的特征差异进行回归分析,
以缓解自选择问题的影响。表 8 第(3)、(4)列结果显示, AI 系数显著为
正,说明在排除两组样本之间的特征差异后,人工智能创新仍能够提升企
业的全要素生产率。

表 8 Heckman 两步法和熵平衡法回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	OP-TFP	LP-TFP	OP-TFP	LP-TFP
AI	0.0015*	0.0018*	0.0007**	0.0012***
	(1.68)	(1.75)	(2.04)	(2.70)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	控制	控制	控制	控制
选择模型				
L.Research	0.4484***	0.4484***		
	(32.55)	(32.55)		
控制变量	控制	控制		
企业/年份固定效应	控制	控制		
逆米尔斯比率				
Lambda	-1.0025***	-1.2687***		
	(-22.04)	(-23.98)		
样本数	21313	21313	20746	20746

(三) 稳健性检验

1.更换人工智能创新衡量指标

前文研究中主要使用人工智能核心词汇、算法词汇和应用词汇作为人工
智能创新专利的识别方法,但这一衡量方法所得到的上市公司人工智能专
利可能扩大了识别范围。特别是,算法类词汇可能含混部分其他非典型
人工智能专利,因此本文首先缩小人工智能专利识别范围,将人工智能算
法词汇全部予以剔除后重新识别得到核心人工智能专利,并将专利数量
记为 AI_2。表 9 第(1)列结果显示,核心解释变量仍显著为正,且系数略
有升高,说明本文结论稳健,且缩小识别范围后的核心人工智能专利对
企业全要素生产率的提升作用,略高于普通人工智能专利。

本文的研究主题是企业创新行为对企业全要素生产率的影响，因此在基准回归中使用专利申请日数据。为确认结论的稳健性，本文进一步基于专利公开日数据将人工智能创新指标替换为企业当年人工智能专利公开数量，将其记为 AI_3。此外，本文基准回归使用上市公司当年申请的实用新型专利、发明专利申请和发明专利授权总数作为人工智能创新的衡量指标。而已授权发明专利的申请门槛与质量相较于实用新型专利更高。因此本文将上市公司当年人工智能已授权发明专利申请数量记为 AI_4。表 9 第 (2)、(3) 列结果显示，替换人工智能创新指标后系数仍显著为正，且已授权发明专利对全要素生产率的提升作用是基准回归的 3 倍。

表 9 更换人工智能创新衡量指标

	(1)	(2)	(3)
	OP-TFP	OP-TFP	OP-TFP
	核心人工智能专利	专利公开日数据	发明专利申请日数据
AI_2	0.0012** (2.14)		
AI_3		0.0007* (1.81)	
AI_4			0.0025*** (2.62)
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	控制	控制	控制
样本数	24741	24741	24741
调整后R ²	0.33	0.33	0.33

2.剔除特定样本

直辖市因其具有的政治和经济特殊性，企业的数字化转型和人工智能创新活动情况可能与其它城市存在差异，因此本文参考吴非等（2021）的研究方法，剔除所在地为直辖市的上市公司样本数据。此外，考虑到外资企业的特殊性，本文参考沈国兵（2005）的研究方法，将外资企业予以剔除后，进一步探究本文结论的稳健性。表 10 第 (1)、(2) 列结果显示，人工智能创新指标系数仍然显著为正，前文结论稳健。

作为数字经济领域的革命性技术，并非所有企业均热衷于数字化转型和人工智能创新活动。为进一步缓解基准回归中可能存在的选择偏误，本文借鉴徐娟（2017）的研究方法，剔除零专利年份-企业观测值。表 10 第 (3) 列结果显示，AI 系数仍显著为正，结合前文 Heckman 两步法回归结果，说明在控制选择偏误后，结论仍然稳健。

表 10 剔除特定样本

	(1)	(2)	(3)
	OP-TFP	OP-TFP	OP-TFP
	剔除直辖市企业	剔除外资企业	剔除零专利观测值
AI	0.0008** (2.18)	0.0008** (2.29)	0.0006* (1.82)
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	控制	控制	控制
样本数	20308	24075	1255
调整后R ²	0.34	0.33	0.49

（四）机制分析

通过上述研究，本文发现企业确实能够通过人工智能创新活动提升全要素生产率。那么，企业的人工智能创新活动提升全要素生产率的影响机制是什么？为验证假设 2，本文将从缓解融资约束、降低供应链集中度和缓解信息不对称程度三个渠道进行讨论。

1. 融资约束

为确保结论的稳健性，本文分别使用 KZ 指数和 WW 指数指代企业的融资约束。KZ 指数主要借鉴 Kaplan et al. (1997) 的思想，计算公式如下：

$$KZ = KZ1 + KZ2 + KZ3 + KZ4 + KZ5 \quad (5)$$

其中 KZ1-KZ5 分别为企业净现金流/年初总资产、现金股利/年初总资产、现金持有/年初总资产、资产负债率和托宾 Q 是否低于中位数的哑变量。WW 指数主要借鉴 Whited et al. (2006) 的思想，计算公式如下：

$$WW = -0.091 * CF - 0.062 * DivPos + 0.021 * Lev - 0.044 * Size + 0.102 * ISG - 0.035 * SG \quad (6)$$

其中 CF、DivPos、Lev、Size、ISG 和 SG 分别指代企业的现金流与总资产比率、是否现金股利支付哑变量、长期负债与资产比率、总资产的自然对数、行业平均销售增长率和销售收入增长率。表 11 第 (1)、(3) 列结果显示，AI 系数显著为负，说明企业的人工智能创新活动能够显著降低企业的融资约束。表 11 第 (2)、(4) 列结果显示，KZ 指数、WW 指数在 1% 水平上显著为负，说明融资约束确实会显著降低企业全要素生产率。Sobel 统计量分别为 0.00004 和 0.0079，均较为显著，表明企业的人工智能创新活动确实能够通过缓解企业的融资约束而提升全要素生产率。本文认为，人工智能技术是能够得到市场投资者正向反馈的高质量信号，能够因此吸引更多投资者关注，从而缓解融资约束。此外，人工智能创新活动还能通过基于人工智能技术的各类新型投融资工具使企业的融资活动更加高效，从而缓解融资约束，并最终提高企业的全要素生产率。

表 11 融资约束机制检验

	(1)	(2)	(3)	(4)
	KZ 指数	OP-TFP	WW 指数	OP-TFP
AI	-0.0023*	0.0009**	-0.0012***	0.0004
	(-1.80)	(2.55)	(-13.64)	(1.24)
KZ 指数		-0.0330***		
		(-6.26)		
WW 指数				-3.2931***
				(-24.09)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本数	24236	24236	21394	21394
调整后 R ²	0.66	0.34	0.20	0.44
Sobel		0.00004*		0.0079***

2. 供应链集中度

代雪平 (2021) 认为，供应链客户集中度与企业全要素生产率水平显著负相关的机制在于，客户集中度越高，企业资本配置效率和技术创新水平越低，进而对全要素生产率产生不利影响。那么，企业的人工智能创新会通过降低供应链集中度而使得全要素生产率提升吗？本文使用企业向前 5 大供应商、客户采购销售比例之和的均值作为供应链集中度的代理变

量。表 12 第 (1) 列显示, AI 系数在 1%水平上显著为负, 说明企业的人工智能创新活动能够显著降低企业的供应链集中度。表 12 第 (2)、(3) 列结果显示, 供应链集中度在 1%水平上显著为负, 说明供应链的多元化确实会显著提升企业全要素生产率。Sobel 统计量分别为 0.0002 和 0.0005, 均较为显著。上述结果表明, 开展更多人工智能创新活动的企业确实能够通过降低企业供应链集中度显著提升企业全要素生产率。

表 12 供应链集中度机制检验

	(1)	(2)	(3)
	供应链集中度	OP-TFP	LP-TFP
AI	-0.0257** (-2.28)	0.0097*** (10.03)	0.0133*** (12.68)
供应链集中度		-0.0026*** (-9.31)	-0.0067*** (-22.08)
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	控制	控制	控制
N	24042	24042	24042
调整后R ²	0.06	0.31	0.35
Sobel		0.0002***	0.0005***

3.信息不对称

本文计算信息不对称指数参考了宋敏等 (2021) 和于蔚等 (2012) 的研究方法。首先, 本文基于 Amihud et al. (1997) 计算得到流动性比率指标 LR, 基于 Amihud (2002) 计算得到非流动性比率指标 ILL, 而后再计算收益率反转指标 GAM。随后, 本文基于这三个股票市场流动性指标进行主成分分析, 捕捉它们的共同变异信息, 即与非对称信息相关的成分, 记为信息不对称指标 ASY。具体而言, 本文首先提取流动性比率、非流动性比率以及反转指标的第一主成分作为信息不对称的代理变量, 记为 ASY1。其次, 为确保稳健性, 本文还基于第一第二主成分的累计方差解释率的结果, 计算综合第一第二主成分水平的指标作为信息不对称的代理变量, 记为 ASY2。

表 13 第 (1)、(3) 列结果显示, AI 系数显著为负, 说明企业的人工智能创新活动能够显著降低企业的信息不对称程度。表 13 第 (2)、(4) 列结果显示, 信息不对称指数系数在 1%水平上显著为负, 说明企业的信息不对称程度越低, 全要素生产率越高。此外, 表 13 第 (2)、(4) 列结果中 AI 系数不显著, 说明信息不对称对于人工智能缓解融资约束存在完全中介效应。Sobel 统计量均在 1%水平上显著。上述结果表明, 信息不对称的中介效应显著, 企业的人工智能创新活动确实能够通过降低企业的信息不对称而缓解融资约束。

表 13: 信息不对称机制分析

	(1)	(2)	(3)	(4)
	ASY1	OP-TFP	ASY2	OP-TFP
AI	-0.0038*** (-3.18)	-0.0004 (-1.24)	-0.0049*** (-3.22)	-0.0005 (-1.33)
ASY1		-0.3125*** (-19.88)		
ASY2				-0.2516*** (-19.42)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	控制	控制	控制	控制

样本数	24572	24572	24572	24572
调整后 R^2	0.40	0.37	0.38	0.37
Sobel	0.0078***		0.0078***	

（五）异质性分析

1. 基于专利类型的异质性分析

本文基于 IPC 分类号将人工智能专利中使用较为广泛的类型进行分类，包括 G06Q（专门适用于行政、商业、金融、管理、监督或预测目的的数据处理系统或方法）、G06K（图形数据读取）、G06V（图像或视频识别或理解）、G06N（基于特定计算模型的计算机系统）。表 14 第（1）-（4）列结果显示，G06Q 类人工智能专利提升全要素生产率效果不显著，而图形数据读取类、图像或视频识别或理解类、特定计算模型的计算机系统类人工智能专利能够有效提升企业全要素生产率，且提升效果分别是基准回归的 4 倍、8 倍、12 倍，每项专利的平均应用价值分别为 5041 万、1.04 亿元、1.59 亿元。

本文认为，G06Q 类人工智能创新活动对全要素生产率的提升效果不显著，可能是因为这一类别的人工智能技术以金融类创新为主，而与实体经济融合度不够，导致企业出现金融化倾向。而学界一般认为企业金融化与全要素生产率之间存在复杂的倒 U 型关系（胡海峰等, 2020; 冉芳等, 2022），因此金融类人工智能创新与企业全要素生产率之间并非简单的线性关系，而可能是复杂的、非线性关系。图形数据读取类、图像或视频识别或理解类、特定计算模型的计算机系统类人工智能专利在新能源汽车、智慧医疗、智慧城市建设等诸多实体经济领域均有广泛应用，能够更加深度地融合实体产业，从而能够更加显著提升企业全要素生产率，应用价值也更高。

表 14 不同行业人工智能创新效用异质性分析

	(1)	(2)	(3)	(4)
	OP-TFP	OP-TFP	OP-TFP	OP-TFP
G06Q	0.0020 (0.51)			
G06K		0.0037*** (2.73)		
G06V			0.0076* (1.77)	
G06N				0.0116* (1.73)
控制变量	控制	控制	控制	
企业/年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本数	24741	24741	24741	24741
调整后 R^2	0.33	0.33	0.32	0.32

2. 基于企业行业分类的异质性分析

人工智能技术创新还可能在不同行业中带来不同效用，因此本文对人工智能技术提升不同行业企业全要素生产率的异质性进行分析。表 15 结果显示，人工智能技术创新对制造业企业，文化、体育和娱乐业企业以及信息传输、软件和信息技术服务业的全要素生产率的影响系数均显著为正。其中制造业企业人工智能创新对全要素生产率的提升与基准回归差异不大，但文化、体育和娱乐业企业以及信息传输、软件和信息技术服务业企业的系数高于基准回归，分别是基准回归的 93 倍和 5 倍，说明虽然目前人工智能创新已经在制造业中有所应用并能够一定程度提高企业全要素生产率，但应用深度尚待提升。而人工智能目前已在文化

产业中快速扩散，能够基于人工智能算法替代部分人类艺术家的工作，直接生成音乐、绘画和文字，给文化创作带来全新可能。人工智能算法的出现还能够，将部分繁琐、重复的代码工作交由人工智能算法处理，提升信息产业中程序员的工作效率，从而提升企业的全要素生产率。

表 15 基于企业行业的异质性分析

	(1) OP-TFP 制造业	(2) OP-TFP 文化、体育和娱乐业	(3) OP-TFP 信息传输、软件和信息 技术服务业
AI	0.0006** (2.52)	0.0746*** (4.81)	0.0047* (1.70)
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份效应	控制	控制	控制
样本数	16897	352	1158
调整后 R^2	0.42	0.21	0.34

五、结论和启示

数字经济领域的新型数字技术中，能够作为革命性的新型生产工具、可能引发第四次工业革命的人工智能技术，正受到业界和学界高度关注，但也被部分反对者认为是不可信泡沫而将重蹈“索洛悖论”的覆辙。人工智能技术是不可信泡沫还是高质量创新？作为数字技术中将给企业的生产经营活动带来革命性变化的新技术，人工智能会给企业的生产效率带来何种影响？又是通过何种渠道何种机制实现的？

为回答人工智能技术是否是高质量创新这一疑问并估算人工智能专利的应用价值和对企业全要素生产率的影响，本文使用人工智能专业词汇识别人工智能创新专利，对 2012 年-2022 年中国沪深 A 股上市公司的人工智能专利与企业全要素生产率数据进行匹配。在充分考虑控制变量与控制年份和企业固定效应后，本文发现企业的人工智能创新活动能够显著提升全要素生产率。在均值意义上，基于每项人工智能专利对全要素生产率的提升水平，本文估算得到每项人工智能专利应用价值均值为 1088 万元。为解决基准回归中可能存在的反向因果、遗漏变量、序列自相关和选择偏误等内生性问题，本文还进一步使用工具变量法、系统 GMM、Heckman 两步法和熵平衡法确认了结论的稳健性。

为探究人工智能创新活动对企业全要素生产率的影响机制，本文利用中介效应模型展开进一步分析，发现企业的人工智能创新活动主要通过缓解融资约束、降低供应链集中度、缓解企业信息不对称程度三个渠道提升企业的全要素生产率。具体而言，人工智能技术创新不仅作为企业具有开拓性创新潜力的高质量信号，能够使得企业获得更多融资，还能够开发全新融资渠道使企业的融资方式更多元化，并因此缓解企业的融资约束，进而提升全要素生产率。此外，人工智能技术还能够推动企业供应链的智能化管理，抑制供应链的过度集中，降低可能存在的供应链风险。最后，人工智能技术还能大幅度降低信息交流成本，实现一定范围内的数据共享，缓解企业的信息不对称问题。

专利类型异质性分析表明，金融类人工智能创新回归系数不显著，而图形数据读取类、图像或视频识别或理解类、特定计算模型的计算机系统类人工智能专利能够有效提升企业全要素生产率，且提升效果分别是基准回归的 4 倍、8 倍、12 倍，每项专利的平均应用价值分别为 5041 万、1.04 亿元、1.59 亿元。企业行业异质性分析结果表明，制造业企业人工智能创新对全要素生产率的提升则与基准回归差异不大，但文化、体育和娱乐业企业以及信息传

输、软件和信息技术服务业企业的系数高于基准回归，分别是基准回归的 93 倍和 5 倍。

基于上述结论，本文提出政策建议如下：（1）推动企业开展人工智能创新活动，缓解后疫情时代中国企业“融资难”、“融资贵”等问题。（2）推动人工智能技术在企业供应链管理领域的落地，推动供应链智能化、多样化进程，提高供应链效率，化解可能存在的供应链风险。（3）进一步推动人工智能模型及其数据库的开源共享，降低企业间、企业与市场之间的信息不对称。（4）加大扶持图形数据读取类、图像或视频识别或理解类、特定计算模型的计算机系统类人工智能创新，同时注意防范金融类人工智能创新的潜在风险。（5）加大扶持文化、体育和娱乐业企业以及信息传输、软件和信息技术服务业企业的人工智能创新，同时强化人工智能技术在制造业企业的应用深度，使其能够更高程度提升企业的全要素生产率。

参考文献

- [1] Amihud, Y., “Illiquidity and Stock Returns: Cross-section and Time-series Effects”, *Journal of Financial Markets*, 2002, 5 (1), 31-56.
- [2] Amihud, Y., H. Mendelson, and B. Lauterbach, “Market Microstructure and Securities Values: Evidence from the Tel Aviv Stock Exchange”, *Journal of Financial Economics*, 1997, 45 (3), 365-390.
- [3] Balasubramanian, N., and J. Sivadasan, “What Happens When Firms Patent? New Evidence from U.S. Economic Census Data”, *Review of Economics and Statistics*, 2011, 93 (1), 126-146.
- [4] Bertoni, F., S. Bonini, V. Capizzi, M. G. Colombo, and S. Manigart, “Digitization in the Market for Entrepreneurial Finance: Innovative Business Models and New Financing Channels”, *Entrepreneurship Theory and Practice*, 2022, 46 (5), 1120-1135.
- [5] Buddelmeyer, H., P. H. Jensen, and E. Webster, “Innovation and the determinants of company survival”, *Oxford Economic Papers-New Series*, 2010, 62 (2), 261-285.
- [6] Chen, M. A., Q. X. Wu, and B. Z. Yang, “How Valuable Is FinTech Innovation?”, *Review of Financial Studies*, 2019, 32 (5), 2062-2106.
- [7] Cheng, S. F., G. De Franco, H. B. Jiang, and P. K. Lin, “Riding the Blockchain Mania: Public Firms' Speculative 8-K Disclosures”, *Management Science*, 2019, 65 (12), 5901-5913.
- [8] 蔡竞、董艳, “银行业竞争与企业创新——来自中国工业企业的经验证据”, 《金融研究》, 2016 年第 11 期, 第 96-111 页。
- [9] 陈东、秦子洋, “人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据”, 《经济研究》, 2022 年第 4 期, 85-102 页。
- [10] 代雪平, “客户集中度对企业全要素生产率的影响研究——来自中国上市公司的经验证据”, 《郑州航空工业管理学院学报》, 2021 年第 3 期, 第 69-82 页。
- [11] Eling, M., D. Nuessle, and J. Staubli, “The impact of artificial intelligence along the insurance value chain and on the insurability of risks”, *Geneva Papers on Risk and Insurance-Issues and Practice*, 2022, 47 (2), 205-241.
- [12] Fang, J., H. He, and N. Li, “China's rising IQ (Innovation Quotient) and growth: Firm-level evidence”, *Journal of Development Economics*, 2020, 147 (6) .
- [13] Gambacorta, L., Y. Huang, H. Qiu, and J. Wang, “How do machine learning and non-

- traditional data affect credit scoring? New evidence from a Chinese fintech firm”, BIS Working Papers, 2019.
- [14] Gao, X. Y., and H. Feng, “AI-Driven Productivity Gains: Artificial Intelligence and Firm Productivity”, *Sustainability*, 2023, 15 (11), Article 8934.
- [15] 郭金花、郭檬楠、郭淑芬, “数字基础设施建设如何影响企业全要素生产率? ——基于“宽带中国”战略的准自然实验”, 《证券市场导报》, 2021年第6期, 第13-23页。
- [16] 郭庆旺、贾俊雪, “中国全要素生产率的估算:1979—2004”, 《经济研究》, 2005年第6期, 第51-60页。
- [17] Hayes, J. L., B. C. Britt, W. Evans, S. W. Rush, N. A. Towery, and A. C. Adamson, “Can Social Media Listening Platforms' Artificial Intelligence Be Trusted? Examining the Accuracy of Crimson Hexagon's (Now Brandwatch Consumer Research's) AI-Driven Analyses”, *Journal of Advertising*, 2021, 50 (1), 81-91.
- [18] Hopenhayn, H. A., “Firms, Misallocation, and Aggregate Productivity: A Review”, *Annual Review of Economics*, 2014, (6), 735-770.
- [19] 韩啸, “让信息流动起来:人工智能与政府治理变革”, 《社会主义研究》, 2019年第4期, 第79-86页。
- [20] 胡海峰、窦斌、王爱萍, “企业金融化与生产效率”, 《世界经济》, 2020年第1期, 第70-96页。
- [21] 黄群慧、余泳泽、张松林, “互联网发展与制造业生产率提升: 内在机制与中国经验”, 《中国工业经济》, 2019年8期, 第5-23页。
- [22] Javorcik, B. S., and Y. Li, “Do the biggest aisles serve a brighter future? Global retail chains and their implications for Romania”, *Journal of International Economics*, 2013, 90 (2), 348-363.
- [23] Kaplan, S. N., and L. Zingales, “Do investment-cash flow sensitivities provide useful measures of financing constraints?”, *Quarterly Journal of Economics*, 1997, 112 (1), 169-215.
- [24] Krishnan, K., and D. K. Nandy, M. Puri, “Does Financing Spur Small Business Productivity? Evidence from a Natural Experiment”, *Review of Financial Studies*, 2015, 28 (6), 1768-1809.
- [25] 刘云霞、赵昱焜、曾五一, “关于中国全要素生产率测度的研究——基于一阶差分对数模型和有效资本存量的再测算”, 《统计研究》, 2022年, 第1-12页。
- [26] 刘志彪、凌永辉, “结构转换、全要素生产率与高质量发展”, 《管理世界》, 2020年第7期, 第15-29页。
- [27] 鲁晓东、连玉君, “中国工业企业全要素生产率估计:1999—2007”, 《经济学(季刊)》, 2012年第2期, 第541-558页。
- [28] Nunn N, and N. Qian, “US food aid and civil conflict”, *American Economic Review*, 2014, 104 (6), 1630-1666.
- [29] Olan, F., E. O. Arakpogun, U. Jayawickrama, J. Suklan, and S. F. Liu, “Sustainable Supply Chain Finance and Supply Networks: The Role of Artificial Intelligence”, *Ieee Transactions on Engineering Management*, 2022, 60 (14), 4418-4433.
- [30] Rana, J., and Y. Daultani, “Mapping the Role and Impact of Artificial Intelligence and Machine Learning Applications in Supply Chain Digital Transformation: A Bibliometric Analysis”, *Operations Management Research*, 2022.
- [31] 冉芳、谭怡、康文静, “实体企业金融化如何影响全要素生产率: 基于中国A股上市公司的实证检验”, 《国际金融研究》, 2022年第12期, 第82-93页。

- [32] Sanders, N. R., T. Boone, R. Ganeshan, and J. D. Wood, “Sustainable Supply Chains in the Age of AI and Digitization: Research Challenges and Opportunities”, *Journal of Business Logistics*, 2019, 40 (3), 229-240.
- [33] Singh, R. K., S. Modgil, and A. Shore, “Building artificial intelligence enabled resilient supply chain: a multi-method approach”, *Journal of Enterprise Information Management*, 2023.
- [34] Solow, R. M., “We'd better watch out”, *New York Times Book Review*, 1987, 36.
- [35] 沈国兵, “贸易统计差异与中美贸易平衡问题”, 《经济研究》, 2005年第6期, 第82-93页。
- [36] 舒元, 《中国经济增长分析》。上海: 复旦大学出版社, 1993年。
- [37] 宋敏、周鹏、司海涛, “金融科技与企业全要素生产率——“赋能”和信贷配给的视角”, 《中国工业经济》2021年第4期, 第138-155页。
- [38] 孙文娜、苏跃辉, “征信机构如何破解中小企业融资信息不对称难题”, 《人民论坛》, 2019年第29期, 第84-85页。
- [39] Wang, K. L., T. T. Sun, and R. Y. Xu, “The impact of artificial intelligence on total factor productivity: empirical evidence from China's manufacturing enterprises”, *Economic Change and Restructuring*, 2023, 56 (2), 1113-1146.
- [40] Wang, M. M., and X. M. Pan, “Drivers of Artificial Intelligence and Their Effects on Supply Chain Resilience and Performance: An Empirical Analysis on an Emerging Market”, *Sustainability*, 2022, 14 (24), Article 16836.
- [41] Whited, T. M., and G. J. Wu, “Financial constraints risk”, *Review of Financial Studies*, 2006, 19 (2), 531-559.
- [42] 王艳艳、王成龙、于李胜、郑天宇, “银行高管薪酬延付政策能抑制影子银行扩张吗?”, 《管理世界》, 2020年第12期, 第175-185+211+186-189页。
- [43] 吴非、胡慧芷、林慧妍、任晓怡, “企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据”, 《管理世界》, 2021年第7期, 第130-144+110页。
- [44] 吴立元、王忾、傅春杨、龚六堂, “人工智能、就业与货币政策目标”, 《经济研究》, 2023年第1期, 第56-72页。
- [45] 徐娟, “基于二元技术能力调节作用的技术多元化与企业绩效”, 《管理学报》, 2017年第1期, 第63-68页。
- [46] Yang, Z. W., W. J. Hu, J. A. Shao, Y. Y. Shou, and Q. L. He, “How does digitalization alter the paradox of supply base concentration? The effects of digitalization intensity and breadth”, *International Journal of Operations & Production Management*, 2023.
- [47] 尹志锋、曹爱家、郭家宝、郭冬梅, “基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据”, 《中国工业经济》, 2023年第5期, 第137-154页。
- [48] 于蔚、汪淼军、金祥荣, “政治关联和融资约束:信息效应与资源效应”, 《经济研究》, 2012年第9期, 第125-139页。
- [49] 袁淳、肖土盛、耿春晓、盛誉, “数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化”, 《中国工业经济》, 2021年第9期, 第137-155页。
- [50] Zhou, S., F. F. Xu, H. Zhu, X. Zhou, R. Lo, A. Sridhar, X. Cheng, Y. Bisk, D. Fried, and U. Alon, “WebArena: A Realistic Web Environment for Building Autonomous Agents”, 2023, arXiv preprint arXiv:2307.13854.
- [51] 张一林、郁芸君、陈珠明, “人工智能、中小企业融资与银行数字化转型”, 《中国工业经济》, 2021年第12期, 第69-87页。

- [52] 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”,《管理世界》,2020年第10期,第65-76页。
- [53] 朱沛华、陈林,“工业增加值与全要素生产率估计——基于中国制造业的拟蒙特卡洛实验”,《中国工业经济》,2020年第7期,第24-42页。

AI technology in the wave of digital economy: an untrustworthy bubble or high-quality innovation?

Ruifeng Xu

(School of Finance, Capital University of Economics and Business)

Summary: As a new productivity tool in the new era of the digital economy, is AI technology an untrustworthy bubble with a low success rate and often can only fabricate wrong answers, or high-quality innovation which can improve the total factor productivity of enterprises? We are the first to match the artificial intelligence patents and financial data of Chinese A-share listed companies. It is found that artificial intelligence can significantly improve the TFP of enterprises, with a valuation of 10.88 million yuan per patent. The robustness of the conclusion is confirmed through instrumental variable method, system GMM, Heckman two-step method, and entropy balancing method. Mediation analysis shows that artificial intelligence innovation improves total factor productivity of enterprises by alleviating financing constraints, reducing supply chain concentration, and information asymmetry. Heterogeneity analysis shows that computer system artificial intelligence patents have the highest value, with a 12 times improvement effect on TFP compared to baseline regression. Artificial intelligence innovation has the highest improvement on total factor productivity of cultural industry enterprises, with a 93 times improvement effect on TFP compared to baseline regression.

Keywords: digital economy, artificial intelligence, total factor productivity, high-quality innovation, productivity paradox

JEL Classification: Q32 G34 J24