
人工智能应用如何推动中国制造企业技术创新“增量提质”：来自 A 股上市公司的微观经验证据

内容提要：智能制造已成为引领中国制造产业体系现代化的重要引擎，也为破解中国企业技术创新“一高两低”困境提供了关键支撑。文章基于 A 股制造业上市公司 2011-2019 年数据对企业层面机器人渗透度进行了测度，进而在构建理论假说的基础上，运用多种计量模型考察了人工智能应用对企业技术创新的“增量提质”效应与作用机理。结果发现，人工智能应用促进了企业技术创新“增量提质”，要素结构优化和运营效率提升是其重要传导渠道，且“同群效应”有利于激发企业创新“提质”，不同所有制、政府补助水平、自动化程度以及所在地企业的作用效果存在异质性，行业竞争的门槛作用呈高低区平滑过渡特征，较低的竞争强度和较强的市场势力能更大程度上发挥人工智能的创新效应。

关键词：人工智能应用 企业技术创新 创新增量 创新提质 同群效应

所属专业委员会领域：企业与产业经济学

人工智能应用如何推动中国制造企业技术创新“增量提质”：来自 A 股上市公司的微观经验证据

刘维林 李雪家

内容提要：智能制造已成为引领中国制造业体系现代化的重要引擎，也为破解中国企业技术创新“一高两低”困境提供了关键支撑。文章基于 A 股制造业上市公司 2011-2019 年数据对企业层面机器人渗透度进行了测度，进而在构建理论假说的基础上，运用多种计量模型考察了人工智能应用对企业技术创新的“增量提质”效应与作用机理。结果发现，人工智能应用促进了企业技术创新“增量提质”，要素结构优化和运营效率提升是其重要传导渠道，且“同群效应”有利于激发企业创新“提质”，不同所有制、政府补助水平、自动化程度以及所在地企业的作用效果存在异质性，行业竞争的门槛作用呈高低区平滑过渡特征，较低的竞争强度和较强的市场势力能更大程度上发挥人工智能的创新效应。

关键词：人工智能应用 企业技术创新 创新增量 创新提质 同群效应

一、引言与文献综述

技术创新是经济增长最持久的动力源泉，也是新时代背景下推进中国制造高质量发展和中国式现代化的重要引擎。党的二十大报告中首次将教育、科技和人才战略部署单独成章，做出科技是第一生产力、人才是第一资源、创新是第一动力的重要论述，加快创新驱动发展战略已成为决胜中国式现代化建设全局的重中之重。走创新驱动发展之路，应夯实企业技术创新主体地位，从而形成持续性的新动能新优势（崔静波等，2021）。而在当今以人工智能应用为代表的新一轮科技革命和产业革命浪潮下，人工智能正是新动能培育的引擎和构建技术竞争优势的关键所在（程文，2021）。习近平总书记强调，人工智能是新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量，加快发展新一代人工智能是事关我国能否抓住新一轮科技革命和产业变革机遇的战略问题^①。以智能化为代表的第四次产业革命所波及的范围将远超前三次分别以蒸汽机、电力技术和信息化技术为代表的产业革命，几乎渗透到所有的行业和领域（张文魁，2022）。特别是以工业机器人为代表的人工智能，在制造业领域内已实现广泛渗透及规模化应用，深入实施智能制造工程已成为当前世界各国先进制造业竞争以及推进制造业复兴战略的关注焦点。

中国作为全球制造业第一大国，制造业增加值约占全球的 30%，但创新能力不足是长期制约中国制造实现“由大变强”的关键约束。近年来在国家鼓励创新政策的积极推动下，虽然专利数量高速增长，但呈现出创新数量高、质量低、效率低的“一高两低”困境（诸竹君

* 刘维林（通讯作者）、李雪家，南开大学经济与社会发展研究院，邮政编码：300071，电子邮箱：liuwl@nankai.edu.cn, lixuejiazz@163.com。本研究得到国家社科基金重大项目“新一代人工智能对中国经济高质量发展的影响、趋向及应对战略研究”（20&ZD067）和国家自然科学基金面上项目“新发展格局下中国产业全要素生产率提升的理论机制与效应测度：基于全球生产网络视角”（72373075）的资助。

^① 习近平总书记 2018 年 10 月 31 日在中共中央政治局第九次集体学习时的讲话。

等，2022)。在以人工智能技术为代表的新一轮科技革命背景下，如何发挥人工智能在制造业高质量发展中的创新引领作用，实现由“中国制造”向“中国智造”转型，对于我国激发制造业发展潜能，提高经济增长质量和内生动力，步入创新型国家前列具有重要的参考价值。

与本文密切相关的一类文献是人工智能的经济效应研究，相关议题主要关注于人工智能对劳动力市场和企业转型升级的影响。在劳动力市场方面，以往研究大多认为以工业机器人为代表的人工智能既会产生劳动岗位的替代效应，又会带来就业的创造效应。如 Aghion & Howitt (1994)、Borjas & Freeman (2019) 都认为机器人使用将扩大失业率，而 Acemoglu & Restrepo (2018) 则重点发展了任务模型，认为替代效应虽然会减少就业和劳动份额，并拉大生产型和技能型劳动力收入差距 (Acemoglu, 2022)，但新任务的创造可以增加工资、总产出、就业和劳动收入份额 (Acemoglu & Restrepo, 2020)。国内的实证研究表明，目前人工智能的这两种相反作用力会在整体上抑制劳动密集型行业的劳动需求 (王永钦和董雯, 2020; 李磊等, 2021)，从而引发收入差距扩大、劳动收入份额下降等问题，但产业智能化通过新工作创造效应和生产率效应也能促进益贫式发展 (杨飞和范从来, 2020)，同时可以缓解人口老龄化带来的经济增长问题 (陈彦斌等, 2019)。在企业转型升级方面，研究表明工业机器人与人工智能等新兴生产方式有助于提高企业生产率 (Kromann et al., 2011; Graetz & Michaels, 2018)、改善产品与服务质量 (蔡震坤和綦建红, 2021; Dixon et al., 2021)，深度嵌入全球价值链网络 (吕越等, 2020; 吕越等, 2023)，并将更多的生产环节留在或吸引至本国 (Jäger et al., 2015; Faber, 2020)。

本文相关的第二类文献是企业创新行为研究，相关研究主要从微观层面、中观层面和宏观层面三个方面考察。基于微观层面的研究发现，企业规模是决定中国企业技术创新的关键内部因素 (冯根福等, 2021)，关于何种企业规模更有利于创新，学术界并未达成一致 (聂辉华等, 2008; 高良谋和李宇, 2009; 张璇等, 2017)。其次是企业的异质性特征导致企业在创新决策、投入和产出方面的差异性，主要包括基本财务特征、治理结构特征等方面，其中企业规模和融资约束是产业经济研究领域较为关注的因素。中观层面的因素主要包括市场竞争 (张杰等, 2014)、金融发展 (钟腾和汪昌云, 2017)。宏观层面的创新因素涉及政府补贴 (郭玥, 2018)、知识产权保护 (史宇鹏和顾全林, 2013; 吴超鹏和唐菂, 2016) 等等。

上述代表性研究为寻找人工智能时代的企业技术创新动力提供了有益视角，但鲜有文献探讨人工智能应用推动企业技术创新的机制与效应。诸竹君等 (2022) 利用中国工业企业创新调查和海关匹配数据构建实证模型，发现工业自动化对企业创新数量的作用方向存在差异。黄先海等 (2023) 采用上市公司创新数据样本证明，工业机器人应用可以通过人力资本提升效应显著促进企业创新。区别于上述文献，本文试图从“增量”与“提质”双重角度，揭示人工智能应用对企业创新行为影响及其多维度的异质性，并考察要素结构优化、运营效率提升的传导机制以及同群效应机制，进而扩展到行业竞争条件的交互影响和过程视角下的创新驱动源泉。研究发现，人工智能作为新型通用技术渗透到多部门、多领域，扩展了企业创新边界，通过优化企业要素供给结构和提升企业运营效率，推动了企业创新的“增量提质”。

同时，在同群效应下，企业为抢占新一轮产业革命的制高点，将更加重视提升创新质量，争取形成技术垄断，提升企业市场势力，人工智能应用尤其有助于提升高市场势力企业的获益能力，从而进一步扩大了对技术创新的促进作用。研究还发现目前人工智能驱动技术创新的源泉仍主要来自于创新要素投入，而非创新效率的提升。

本文余下部分的安排如下：第二部分为理论机制与研究假说；第三部分为数据与模型设定；第四部分为回归结果与分析；第五部分为进一步分析；最后一部分为结论与政策建议。

二、理论分析与研究假说

（一）人工智能应用推动企业技术创新“增量提质”的作用逻辑

人工智能可以在多个层面推动制造企业技术创新量与质的提升。首先，人工智能技术作为一种先进的通用性技术，其自身有着巨大的技术突破和成本下降空间，不断催生新工艺、新功能、新产品、新业态和新模式（Bresnahan & Trajtenberg, 1995），而企业通过对前沿技术的消化和吸收，加速新场景应用与业态融合发展，会不断突破科技创新的边界。其次，人工智能与实体经济的不断融合、渗透，使得企业面临的非正式支付成本及制度性交易成本降低，促进了思想和知识的碰撞、交流和传播，激发了企业研发创新的潜力和动机。第三，人工智能应用带来的产出规模增长易于平摊制造企业的研发固定成本，并且能够享受各级政府的补贴政策，为企业自主创新提供“规模激励”。第四，新技术与制造业深度融合会加剧制造环节的竞争程度，驱使企业通过“竞争逃离效应”从微笑曲线的底端向两边的研发端和品牌端跃升以重构新的价值链优势（高翔等，2022）。基于以上的分析，提出本文的假说 1：

假说 1：人工智能应用会拓展企业的创新可能性边界，延展企业的可创新领域与对象，促进企业创新“增量提质”。

（二）人工智能应用通过优化要素供给结构作用于企业技术创新

人工智能应用需要企业配备更多高技能型和专业技术型的劳动要素以实现人机高效协同，同时其带来的生产模式变化也将改变企业的资本劳动配比，从而优化企业的要素结构进而推动技术创新。

其一，人工智能应用驱使企业加强对高技术工人的配置，例如算法工程师、程序开发工程师等，而高技能人才是具有高知识密集度的创新型人力资本，能够更好地助推企业实现创新和知识驱动转型，是企业实现创新升级的关键。高技能人才善于利用数据知识和实践经验，发挥“干中学”效应，充分吸收与利用智能制造条件下数据要素同其他生产要素协同融合形成的数字化知识，促进经验积累与知识外溢，将知识资本融入产品的生产和经营过程，进而提高企业创新水平（黄先海等，2023）。其次，在数智化转型过程中，企业为提升信息技术与员工的适配度，会对员工进行技能培训，同时，员工为适应生产模式以及消费者的个性化需求，会主动通过学习数字化知识以减少摩擦和提高工作效率，从而提升了企业整体的人力资本水平，且人工智能应用带来的“收入效应”和“规模效应”将会进一步强化这一趋势（王永钦和董雯，2020；高翔等，2022）。

其二，人工智能应用会进一步重塑企业资本劳动配比，改变劳动需求结构，提高要素利

用效率（孙早和侯玉琳，2019）。一方面，人工智能应用需要配套的机器设备和技术支持，因此企业会积极进行设备更新和技术改造等固定资产投资，增加资本投入。另一方面制造领域的人工智能应用属于资本偏向型技术进步，在短期内将替代低端劳动力，从而促进资本劳动比的提高。资本劳动比的提高对制造业企业技术进步具有促进作用（Acemoglu, 2010; Liu & Mao, 2019）。因此，人工智能应用将激励企业增加固定资产投资，降低劳动力规模，这一资本深化过程有利于促进企业技术创新。因此，本文提出以下假说：

假说 2a：人工智能应用通过增加对技术人才的需求，发挥“干中学”效应，加速经验积累与知识溢出，从而促进企业技术创新“增量提质”。

假说 2b：人工智能应用通过提高资本劳动比优化企业要素配置，促进全要素生产率的提升，进而促进企业技术创新“增量提质”。

（三）人工智能应用通过提升企业运营效率促进企业技术创新

其一，人工智能通过大量通用性和标准化技术的应用，显著提高了信息流通的效率和数量，有利于降低企业内部交易成本，提高企业运营效率（刘斌和潘彤，2020），并有助于推动生产要素流动（郭凯明，2019），缓解行业和企业间资源错配（Hsieh & Klenow, 2009; 吕越等，2023）。其二，人工智能降低了资源冗余和闲置成本。在传统的工业化生产体系中，大量的专用性资产很难转做其他用途，而在数字化智能化条件下，企业控制资源的方式发生改变，利用大数据和智能算法更容易实现对闲置或零散资源要素的精准调配和利用，使企业资源信息高度集成和互联，优化企业资源管理，最大化发挥要素价值（吴义爽等，2016; 黄群慧等，2019）。其三，人工智能技术通过与智能设备、系统与平台等之间数据互联互通可以降低外部交易成本，实时分析与科学决策，合理安排生产材料采购，精确把控生产制造的用材消耗与产能监控，减少库存率，提升资金利用效率，从而促进企业研发投入水平的提高。例如，代表当今全球制造业领域智能制造和数字化最高水平的“灯塔工厂”在运营表现和可持续性指标上均取得了显著成效^①。因此，本文提出如下假说：

假说 3：人工智能应用可以畅通要素流动和提高资源利用效率来降低内部交易成本，并利用数据互联互通来降低外部交易成本，提升企业运营效率，进而促进企业技术创新。

（四）人工智能应用推动技术创新过程中的“同群效应”

“同群效应”打破了企业创新决策的独立性假设，具体表现为企业的创新策略往往会跟随并模仿相似企业的策略行动。对于处于同一行业群体的企业来说，由于面临相似的资源环境、市场空间和行业风险，这些企业具备竞争性或模仿性学习的条件与动机，诸多行为存在“同群效应”（Manski, 2000; Kaustia & Rantala, 2015; 邓慧慧和赵家羚，2018）。而创新是制造业企业实现高质量发展、占领价值链高端的第一驱动力，理性的企业会选择高度关注同一行业内其他企业的技术创新策略以实现“趋利避害”，维持市场地位（Matray, 2021）；此外，考

^① 根据世界经济论坛和麦肯锡公司在 2023 年 1 月共同发布的《全球灯塔网络：续写工业 4.0 新篇章》白皮书，灯塔工厂在可持续性指标上浪费减少 4%-95%，在运营表现指标上产品成本、运营成本、质量成本和库存成本分别降低 2%-70%、1%-100%、2%-100%和 5%-100%，交货时间和换线时间均缩短 10%-100%。

考虑到创新活动具有高风险及高成本的特点,当企业从同群企业获得有效信息时便会关注和跟随相似群体的技术创新活动(罗福凯等,2018;王旭和褚旭,2022)。微观层面的人工智能冲击因“同群效应”而产生乘数效果(Kaustia & Rantala, 2015)的作用逻辑可以从竞争论和信息论两方面加以阐释。基于竞争论,同一行业内的企业主要是凭借自己的相对优势占据市场份额获得市场收益,而为保持其竞争优势的持续性,企业会观察同群企业的创新行为并作出积极的回应(Pacheco & Dean, 2015),而数转智改是当今企业培育新竞争优势的关键所在,当同一行业内的企业利用人工智能推进技术创新时,市场竞争的加剧和未来的不确定性将会促使企业积极研发新的技术壁垒构筑“护城河”,以巩固和扩大其市场份额。基于信息论,大数据、人工智能应用降低了信息流通成本,提高了企业之间的信息传递效率,企业获得有用信息的概率将大大提高,从而更方便搭乘优势企业便车,模仿同群企业的创新行为,降低决策失误,从而强化技术创新的同群效应。

基于上述理论逻辑,在人工智能冲击下,企业的技术创新策略会受到同行企业的影响,即企业创新存在同群效应。上市公司是行业内优势企业,上下游之间联系密切,企业往往会模仿同群企业采取“增量提质”的技术创新策略,但在新一代信息技术的风口浪尖上,为了尽快分享数字红利,搭乘技术快车,培育持久的竞争优势,企业会将更加聚焦于创新质量的提升。因此,本文提出如下假说:

假说 4: 企业技术创新的“同群效应”使得企业技术创新策略趋同,在人工智能技术冲击下,同群企业会更加重视技术创新质量,此时“同群效应”将诱导单个企业更加重视企业创新提质而非增量。

(五) 不同竞争强度下企业技术创新效应的非线性门槛特征

人工智能使得企业通过投入固定成本降低边际成本成为可能,从而提高了企业成本加成(綦建红和蔡震坤,2022;柏培文和喻理,2021),但对于不同市场势力的企业而言,由于行业竞争程度的差异,人工智能对企业创新行为的影响是不确定的(诸竹君等,2022)。目前学术界就竞争与创新的关系尚未形成定论,存在两种相悖的观点,一是大企业和高市场集中有利于企业创新活动的发生(Schumpeter, 1942; Liu et al., 2021),二是市场竞争更促进创新(Arrow, 1962),后来也有学者提出了折衷的观点认为竞争与创新存在倒“U”型关系(Aghion et al., 2005)。因此,当自动化技术引发企业间市场势力分化而使得行业整体偏向寡头垄断市场结构时,需要考虑企业策略性行为的影响。假定行业内不同市场势力的企业采用伯川德竞争策略(Bertrand Competition),市场势力较弱的企业由于即期利润水平显著下降,开展创新活动的动机降低,倾向于以减少产品线甚至退出市场的方式对冲更为激烈的行业竞争,即表现为负向的竞争挤出效应;市场势力较强的企业由于即期利润水平下降相对有限,可以通过实施技术创新进一步提升生产效率,对冲更为激烈的行业竞争是占优选择,即呈现正向的竞争逃避效应(Bombardini et al., 2017)。因此,本文提出如下假说:

假说 5: 人工智能应用对企业技术创新的影响在不同竞争强度的市场中的存在差异,竞争强度较低的市场更有利于发挥人工智能的创新效应。

三、数据与模型设定

(一) 数据来源

本文使用的工业机器人数据来自国际机器人联合会 (International Federation of Robotics, IFR) 的全球机器人制造商调查数据, 该数据库提供了“国家—行业—年度”层面的机器人应用统计数据, 在与中国国民经济行业分类进行匹配的基础上^①, 本文从中提取出制造行业中的工业机器人数据作为分析样本。中国的微观企业数据主要源自于制造业上市公司数据库。基于微观层面数据有助于分析机器人应用对企业创新的微观机制, 为政策制定提供更准确可靠的依据, 但本文并未采用以往研究中经常采用的规模以上工业企业数据库 (以下简称工企数据库), 主要是考虑到中国的工业机器人应用在 2010 年之后才呈现出快速上升趋势, 而工企数据库在 2007 年之后数据缺失较多且数据质量不佳, 因此本文选择了中国沪深两市 A 股制造业上市公司为样本进行分析, 覆盖范围为 2011—2019 年。除上述以外还用到其他数据集, 包括 (1) 企业信息数据来自万得数据库 (Wind) 数据库和国泰安数据库 (CSMAR); (2) 企业专利数据来自中国研究数据服务平台 (CNRDS) 和万得数据库 (Wind), 包括发明专利、实用新型和外观设计的专利申请量和授权量, 并与企业信息库进行比对; (3) 中国和美国制造业分行业就业数据分别来自《中国工业统计年鉴》和 NBER-CES 工业数据库。

(二) 变量定义与描述性统计

1. 被解释变量

包括企业技术创新数量 (*inno1*) 和企业技术创新质量 (*inno2*)。参考 Hall & Harhoff (2012) 以及张国胜和杜鹏飞 (2022) 的做法, 以企业年度全部专利的申请量衡量企业技术创新的“增量” (*inno1*) 特征; 借鉴黎文靖和郑曼妮 (2016)、Fang *et al.* (2014)、Levine *et al.* (2017) 的做法, 采用企业年度发明专利的申请量来衡量企业技术创新的“提质” (*inno2*) 特征, 并对两个变量均作对数处理。

2. 解释变量

企业人工智能应用 (*robot*), 通过对中国制造业企业的机器人渗透度取对数进行衡量。借鉴 Acemoglu & Restrepo (2020)、王永钦和董雯 (2020) 的思路, 本文依据行业层面的机器人渗透度与企业层面的生产部门员工占比估算各企业人工智能的应用水平。

第一步, 计算行业层面的工业机器人渗透率 PR_{jt}^{CH} :

$$PR_{jt}^{CH} = \frac{MR_{jt}^{CH}}{L_{j,t=2010}^{CH}} \quad (1)$$

其中, 下标 j 代表行业, 上标 CH 表示中国, MR_{jt}^{CH} 为中国行业 j 在第 t 年的工业机器人存量, 单位为台, $L_{j,t=2010}^{CH}$ 表示中国行业 j 在 2010 年 (基期) 的就业人数, 单位为万人, 因此 PR_{jt}^{CH} 表示每万名员工所配备的工业机器人数量。

第二步, 构造企业层面的工业机器人渗透度指标:

^① 本文参照《GB/T4754—2011 国民经济行业分类与代码》将中国二位数制造业行业分类代码统一到 2011 年标准, 并根据中国国民经济行业分类代码与《所有经济活动的国际标准行业分类 (第四版)》的对应关系将中国的行业就业数据与 IFR 的机器人存量数据进行匹配。由于篇幅所限, 具体匹配标准留存备案。

$$robot_{ijt} = \ln \left(\frac{Wshare_{ijt=2011}}{\text{Median}(Wshare_{t=2011})} * PR_{jt}^{CH} \right) \quad (2)$$

该指标衡量了 j 行业 i 企业在 t 年的工业机器人渗透度。其中 $\frac{Wshare_{ijt=2011}}{\text{Median}(Wshare_{t=2011})}$ 表示制造业行业 j 企业 i 在 2011 年（基期）生产部门员工占比与制造业所有企业 2011 年生产部门员工占比中位数的比值。由于工业机器人主要配置在生产制造环节，因此生产部门员工占比越高的企业，每万名员工配备的工业机器人数量也随之更高。

3.工具变量

选取美国工业机器人渗透度 ($robot^{US}$) 作为本文的工具变量，具体地，工具变量的构造如下：

$$robot^{US} = \ln \left(\frac{Wshare_{ijt=2011}}{\text{Median}(Wshare_{t=2011})} * \frac{MR_{jt}^{US}}{L_{j,t=1990}^{US}} \right) \quad (3)$$

其中， MR_{jt}^{US} 表示美国行业 j 在第 t 年的工业机器人存量， $L_{j,t=1990}^{US}$ 表示美国行业 j 在 1990 年（基期）的就业人数， $\frac{MR_{jt}^{US}}{L_{j,t=1990}^{US}}$ 表示美国行业 j 在 t 年的工业机器人渗透度，该变量能够同时满足工具变量的相关性和排他性约束条件（王永钦和董雯，2020；盛丹和卜文超，2022）。

4.门槛变量

市场势力 ($market$) 和赫芬达尔指数 (hhi)。其中，市场势力 ($market$) 采用各家企业的所有者权益合计在本行业全部企业所有者权益中所占的份额来衡量，赫芬达尔指数 (hhi) 采用本行业市场势力的平方累加得到。

5.控制变量

参照以往国内外研究企业创新及其影响因素的文献（Atanassov et al., 2015；Hall et al., 2016；吴超鹏和唐葑，2016；董香书等，2022），本文选择的控制变量包括：企业年龄 (age)、员工规模 ($employ$)、资产规模 ($asset$)、两权分利率 ($depart$)、营业利润率 ($profit$)、股权集中度 (top)、融资约束 ($finance$)、资产负债率 ($debt$)、企业成长性 ($growth$) 和市场势力 ($market$)^①。所有变量的计算方法与描述性统计见表 1。

表 1 变量的描述性统计

变量	变量定义	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>inno1</i>	企业全部专利申请量取对数	9088	3.103	1.588	0	8.875
<i>inno2</i>	企业发明专利申请量取对数	9088	2.174	1.506	0	8.830
<i>robot</i>	企业机器人渗透度取对数	9088	2.662	1.373	0	6.377
<i>age</i>	当年年份-企业成立年份	9088	16.733	5.624	2	52
<i>employ</i>	企业员工人数取对数	9088	7.860	1.094	5.493	10.935

^① 其中企业的年龄、员工规模和资产规模与企业创新能力和创新经验相关，其他控制变量反映企业股权结构、盈利能力、融资能力、举债经营能力、企业成长性以及企业市场影响力等，影响企业创新意愿和条件，因此和企业创新活动相关。

<i>asset</i>	企业总资产大于中位数取1	9088	0.579	0.494	0	1
<i>depart</i>	实际控制人控制权与所有权之差	9088	5.064	7.724	0	28.313
<i>profit</i>	净利润与营业收入的比率	9088	0.057	0.135	-0.693	0.378
<i>top</i>	前十大股东持股占比	9088	56.669	14.530	10.370	95.070
<i>finance</i>	KZ指数 ^①	9088	0.832	1.971	-5.322	5.314
<i>debt</i>	总负债占总资产比例	9088	0.408	0.196	0.052	0.894
<i>growth</i>	总资产增长率	9088	0.129	0.228	-0.291	1.230
<i>market</i>	企业市场势力 ^②	9088	0.057	0.051	0.012	0.270

(三) 计量模型设定

为研究人工智能应用对企业技术创新“增量提质”的影响，本文设定如下基准模型：

$$inno_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 robot_{it} + \delta X + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

式(4)中，下标*i*表示企业，*t*表示年份， μ_i 和 λ_t 分别表示个体和年度固定效应， ε_{it} 表示随机扰动项。*inno_{it}*是本文的被解释变量，为第*i*个企业第*t*年的专利申请量和发明专利申请量，分别用*inno1*和*inno2*表示；*robot_{it}*是本文的核心解释变量，为企业机器人渗透度，代表企业人工智能应用水平，*X*表示控制变量。

四、回归结果与分析

(一) 基准回归

基于公式(1)，我们采用面板固定效应模型来控制企业与年份固定效应，并使用聚类到企业层面的稳健标准误进行估计，表2提供了人工智能应用对企业技术创新的基准回归结果。

表2 基准回归结果

变量	<i>inno1</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>inno2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>robot</i>	0.113*** (0.0398)	0.0905** (0.0356)	0.211*** (0.0396)	0.192*** (0.0361)
<i>age</i>		0.0869*** (0.0124)		0.0524*** (0.0120)
<i>employ</i>		0.540*** (0.0466)		0.459*** (0.0433)
<i>asset</i>		0.158*** (0.0457)		0.117*** (0.0424)
<i>depart</i>		0.00983** (0.0041)		0.00833** (0.0033)

^① 借鉴 Kaplan and Zingales (1997) 的思想，参考谭跃和夏芳 (2011)、魏志华等 (2014) 的方法计算出每一家上市公司每年的融资约束程度的 KZ 指数，KZ 指数越大，意味着公司面临的融资约束程度越高。

^② 企业市场势力定义为各个企业的所有者权益合计在本行业全部企业所有者权益中所占的份额，份额越大表示企业市场势力越大。

变量	<i>inno1</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>inno2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>profit</i>		0.133		0.219**
		(0.1185)		(0.1043)
<i>top</i>		0.00224		0.00316*
		(0.0019)		(0.0019)
<i>finance</i>		0.0121		0.000665
		(0.0102)		(0.0096)
<i>debt</i>		-0.157		0.0549
		(0.1621)		(0.1485)
<i>growth</i>		0.109**		0.0727
		(0.0514)		(0.0459)
<i>market</i>		0.337		1.172*
		(0.7289)		(0.6027)
常数项	2.365***	-3.090***	1.289***	-3.268***
	(0.0672)	(0.3725)	(0.0658)	(0.3666)
企业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
观测值	9088	9088	9088	9088
R ²	0.1836	0.2396	0.1828	0.2316

注：***、** 和 * 分别表示 1%、5%和 10%的显著性水平，括号内为聚类到企业层面的稳健标准误。

下同。

第（1）、（2）列为人工智能对企业技术创新数量影响的估计结果。其中，第（1）列仅控制企业和年份固定效应，第（2）列进一步加入控制变量，结果发现，*robot* 的估计系数在 5%的显著性水平上为正，表明人工智能应用促进了企业技术创新“增量”，且人工智能应用水平每提升一倍，企业的技术创新数量增加 9.05%。第（3）、（4）列为人工智能应用对企业技术创新质量影响的估计结果，第（3）列仅控制企业和年份固定效应，第（4）列加入控制变量，结果显示，*robot* 的估计系数在 1%的显著性水平上为正，说明人工智能应用促进了企业技术创新“提质”，人工智能应用水平每提升一倍，企业技术创新质量上升 19.2%。综合上述估计结果，人工智能应用同时促进了企业技术创新的“增量”和“提质”，这一效应与黄先海等（2023）的研究结论相同，符合本文提出的假说 1，佐证了当前我国企业技术创新在数字经济驱动下“增量提质”的特征事实。

控制变量的回归结果基本符合预期。企业年龄的系数显著为正，说明存续时间越久的企业，容易捕捉行业发展动态，越擅长在市场竞争中寻找创新机会。企业员工规模的系数显著为正，说明员工人数可以提升企业创新能力。原因在于，企业员工人数越多越可以促进知识流动与溢出，对企业创新产生正向影响。资产规模的系数显著为正，验证了“熊彼特假说”，说明大企业在整合创新资源与平衡创新损益方面具有显著优势，能灵活制定与自身发展相适应的创新驱动发展战略。企业盈利能力的系数显著为正，原因在于盈利能力越强的企业，其受到的融资约束较小，越容易进行创新投资，从而促进企业创新。两权分离度的影响系数显

著为正，由于创新具有高风险与高收益的特点，高管更倾向于增加研发投入来满足自身利益的需要（顾海峰和朱慧萍，2021），因此如果高管掌握更强的话语权会更有利于推动企业的创新决策。前十大股东持股比例的影响系数均为正，但只有对创新质量的影响通过了显著性检验。股权集中有助于决策股东集中创新资源，瞄准优势项目投资，同时能够降低中小股东对高管施加的短期业绩压力，使高管关注企业长期发展，增加创新投资并致力于开展高质量的创新活动。融资约束的系数为正，但未通过显著性检验，系数为正的逻辑可能在于，融资约束通过减少自由现金流、迫使管理者为更有价值的创新项目提供资金支持，优化创新资源配置，同时缓解企业组织惰性约束，促进企业对创新机会的搜寻。企业资产负债率对创新数量的影响系数为负，对创新质量的影响系数为正，但均未通过显著性检验，原因在于，一方面，企业负债率下降会提升企业的偿债能力，使企业面临较小的偿债风险，有利于激发企业以内部融资促进创新研发，但同时也会倒逼企业寻找创新机会。企业成长性对企业技术创新的影响系数均为正，说明成长性越高的企业越容易催生创新活动，但仅对创新数量的系数通过了显著性检验。市场势力对创新数量和质量的的影响系数均为正，原因在于，由于研发活动需要持续的利润支持，因此拥有垄断地位的企业有更强的创新能力，同时为避免垄断租金耗散，垄断企业会进行持续创新活动以维持其市场势力，但仅对创新质量的影响通过了显著性检验。

（二）机制检验

在前文仅针对人工智能应用对企业技术创新的影响进行了分析，并未考察其作用渠道，为了检验假设 2 和假设 3 所提出的两种作用机制，借鉴邓峰等（2021）的经验做法，本文构造如下经典中介效应模型：

$$M_{it} = \eta_0 + \eta_1 robot_{it} + \Phi X + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$inno_{it} = \theta_0 + \theta_1 robot_{it} + \theta_2 M_{it} + \xi X + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

其中， M 代表中介变量，其余变量设定与式（4）一致。根据前文所述，人工智能应用改变了企业的组织模式，加快了信息流动、知识溢出与资源集聚，从而有利于企业进一步整合与升级现有生产要素，形成“要素结构优化”和“运营效率提升”两方面效应，进而促进企业技术创新。因此，在中介变量的选取上，我们首先选取人力资本升级（*technician*）和资本劳动比（*kl*）检验企业的“要素结构优化”机制，选取全要素生产率（*TFP*）和外部交易成本（*cost*）检验企业的“运营效率提升”机制。

1. “要素结构优化”的作用机制检验

要素结构优化包括人力资本升级和资本劳动结构变化两个方面，人力资本升级通过企业技术工人数，并取对数计算得到，资本劳动结构变化使用企业总资产与员工总数的比值，并取对数计算得到。

表 3 提供了人力资本升级中介机制的估计结果，其中，列（1）显示，人工智能的应用显著提升了技术工人数。列（2）和列（3）在基准回归的基础上加入技术工人数变量，结果

发现,技术工人数变量的系数显著为正,说明技术人才的增加会提升企业技术创新能力,同时人工智能应用的系数由于中介变量的引入而有所降低,这说明了人力资本传导机制的存在,进一步计算得出人力资本对企业创新数量和质量中介效应占比分别为6.58%和3.90%。说明人工智能应用需要适配更多的高技术技能人才,充分利用智能化工具促进经验积累和知识外溢,从而推进产业链上各环节的技术创新。

表3 要素结构优化机制检验

变量	<i>technician</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>kl</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>robot</i>	0.0392** (0.0177)	0.0781** (0.0356)	0.177*** (0.0355)	0.0687*** (0.0158)	0.0608* (0.0350)	0.158*** (0.0343)
<i>technician</i>		0.131*** (0.0432)	0.176*** (0.0416)			
<i>kl</i>					0.433*** (0.0564)	0.496*** (0.0557)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是
观测值	8983	8983	8983	9088	9088	9088
R ²	0.5623	0.2428	0.2365	0.5938	0.2515	0.2498

表3同时提供了对资本劳动比传导机制的估计结果,列(4)的结果显示,人工智能应用对于提升企业资本与劳动要素的最优配比具有显著作用。列(5)和列(6)的结果显示,人工智能应用的系数至少在10%的水平下显著为正,意味着人工智能应用可能会通过对低端劳动力的替代,压缩了企业员工人数,同时扩大了对相关高端仪器设备等有形资产和专利、技术、软件、数据等无形资产投入,从而推动企业的智能化转型,形成先进的生产制造和智能服务体系。

2. “运营效率提升”的作用机制检验

“运营效率提升”包括企业内部运营效率以及企业外部协同效率两个方面。借鉴权小锋和李闯(2022)的方法,采用企业全要素生产率(TFP)^①来测度企业内部运营效率。借鉴吴海民等(2015)的做法,采用“财务费用/总负债”所代表的市场性交易成本(*cost*)来衡量企业的外部协同效率。

表4中列(1)表明,当被解释变量为全要素生产率时,人工智能应用的回归系数在1%的水平上显著为正,该结果说明企业人工智能应用能够显著促进企业内部运营效率的提升。人工智能的规模化应用可以使得数据要素渗透到企业各个领域,企业的资源信息高度集成和互联,依托平台系统实现一体化全操控,激发传统制造产业全产业链数字化转型活力,更好发挥数据赋能作用,减少信息搜寻与沟通成本,提高了资源的利用效率。列(2)和列(3)在基准回归的基础上加入了全要素生产率,结果发现企业全要素生产率的系数显著为正,人

^① 全要素生产率采用 Levinsohn and Petrin (2003) 的方法进行测算,即LP法。

工智能应用的系数出现下降,说明人工智能应用通过提升企业全要素生产率促进技术创新的影响渠道存在。

表 4 运营效率机制检验

变量	<i>TFP</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>cost</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>robot</i>	0.0545*** (0.0166)	0.0840** (0.0357)	0.185*** (0.0362)	-0.00458* (0.0027)	0.0869** (0.0356)	0.189*** (0.0361)
<i>TFP</i>		0.119*** (0.0439)	0.138*** (0.0434)			
<i>cost</i>					-0.881*** (0.3182)	-0.908*** (0.2883)
控制变量	是	是	是			
企业固定	是	是	是			
年份固定	是	是	是			
观测值	9088	9088	9088	9086	9086	9086
R ²	0.5290	0.2408	0.2336	0.1541	0.2409	0.2334

进而考察企业外部交易成本在企业技术创新中的中介机制。表 4 列 (4) 回归结果显示,人工智能应用显著降低了企业的外部交易成本。列 (5) 和列 (6) 在基准回归的基础上考虑外部交易成本的作用,结果发现,财务费用率变量的系数显著为负。说明企业外部交易成本的确会降低企业技术创新能力,同时人工智能应用的系数随着中介变量的引入而有所降低,这说明了交易成本传导机制的存在,也就是说,企业通过智能化生产降低了信息沟通成本和服务成本,促进企业全链条的资源分割与整合,企业间分工、协调能力得以提升,进而发挥数据要素的网络效益,持续为产品生产制造赋能,促使其在产品研发、绩效管理、装配加工、质量控制、设备维护、产品交付等各环节之间流动,实现产品端到端的全生命周期管理,提高企业产品存货周转率与营运资金周转率。企业存货周转率和营运资金率越高,则企业变现能力越强,营运资本的运用效率越高,使企业可以有更多的资金用于研发支出,以此提升企业创新水平。

3. “同群效应”的机制检验

为考察假说 4 所提出的“同群效应”机制,本文首先检验应用人工智能的企业间在开展技术创新活动中是否存在“同群效应”,借鉴赵颖(2016)、张国胜和杜鹏飞(2022)的思路,构建如下方程:

$$inno_{it} = \varphi_0 + \varphi_1 pinnovation_{ji(t-1)} + \rho X + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

模型 (7) 的估计均在人工智能应用和技术创新大于零的样本中进行。其中, *pinnovation* 代表除企业自身以外的同行业其他企业滞后一期技术创新的均值, *inno* 和 *X* 含义与上文保持一致。如果 φ_1 显著为正,意味着企业的技术创新活动会受到同群企业技术创新的影响。表 5 中第 (1) 列和第 (3) 列的估计结果显示,估计系数显著为正,说明单个企业技术创新数量和创新能力会随同群企业技术创新数量和品质的变化而同方向变化,即企业技术创新数量

和质量均存在“同群效应”。

表 5 同群效应机制检验

变量	<i>innol</i>	<i>innol</i>	<i>inno2</i>	<i>inno2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>robot</i>		0.123*		0.017
		(0.0740)		(0.068)
<i>pinnovation</i>	0.158***	0.170***	0.313***	0.070
	(0.0484)	(0.0635)	(0.061)	(0.088)
<i>robot</i> × <i>pinnovation</i>		-0.0134		0.050**
		(0.0165)		(0.020)
控制变量	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
观测值	7050	7050	6563	6563
R ²	0.256	0.257	0.225	0.231

第二步，以此为基础，进一步验证“同群效应”对人工智能应用中企业技术创新“增量”和“提质”的影响，构建如下检验模型：

$$\begin{aligned}
 inno_{it} = & \gamma_0 + \gamma_1 robot + \gamma_2 pinnovation_{ji(t-1)} \\
 & + \gamma_3 robot \times pinnovation_{ji(t-1)} + \vartheta X + \mu_i + \mu_t + \varepsilon_{it}
 \end{aligned} \tag{8}$$

表 5 第 (2) 和第 (4) 列分别展示了“同群效应”在人工智能应用促进技术创新“增量”和“提质”两方面的估计结果。其中第 (2) 列中 *robot* × *pinnovation* 的回归系数未通过显著性检验，说明“同群效应”对人工智能应用的技术创新“增量”效应并不显著。第 (4) 列中 *robot* × *pinnovation* 的回归系数在 5% 的显著性水平下显著为正，说明同群企业的创新质量越高，单个企业越有动机提升创新的质量，从而强化了企业层面人工智能应用的技术创新“提质”效应。

(三) 异质性分析

考虑到不同的企业、行业、政策和地区特征均可能会影响人工智能对技术创新的作用效果，本文选取了企业所有制、行业自动化水平、政府补贴程度以及区域分布四个角度分别对数据进行异质性检验。

1. 企业所有制

为考察人工智能应用在不同所有制企业中所发挥作用的差异，本文按照国有企业、民营企业 and 外资企业进行分组回归。回归结果见表 6 第 (1) ~ (6) 列。可以发现，人工智能应用对技术创新的“增量”效应在民营和外资企业样本中均显著为正，仅国有企业样本中未通过显著性检验。而人工智能应用对技术创新的“提质”效应在三种所有制类型企业中均通过了显著性检验，且民营和外资企业的影响系数更大。可能的原因在于，民营企业和外资企业受市场化的影响较大，较早运用人工智能技术，其创新效应也较强，而国有企业大多集中于能源、交通、基建等传统行业，人工智能的渗透和应用的时间较晚，且常常面临“矮化适配”与人才队伍紧缺等问题，难以迅速形成技术研发的实施能力。

表 6

企业性质异质性分析

变量	<i>inno1</i>	<i>inno1</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>inno2</i>	<i>inno2</i>
	国有企业	民营企业	外资企业	国有企业	民营企业	外资企业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>robot</i>	0.0190	0.0924*	0.253**	0.113*	0.216***	0.276**
	(0.0528)	(0.0500)	(0.1205)	(0.0581)	(0.0514)	(0.1100)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是
观测值	3142	5379	468	3142	5379	468
R ²	0.2587	0.2360	0.2054	0.2653	0.2182	0.2087

2.行业自动化水平

根据 IFR 的工业机器人统计数据，工业机器人的使用和普及程度在不同行业中存在较大差异，其中在电子、计算机和汽车制造行业的应用较为广泛。由于不同自动化水平行业所要求的劳动力和技术水平不同，人工智能应用的技术创新效应可能有所不同。因此，本文根据行业层面机器人渗透度的中位数将样本分为高自动化行业和低自动化行业进行分组回归。结果如表 7 显示，人工智能应用对低自动化行业的企业技术创新“增量”效应更为显著，而在高自动化行业中，人工智能应用的影响主要体现在“提质”方面，且相对于低自动化行业的影响幅度更大。由于高自动化行业往往是资本和技术密集型行业，资金充足，往往需要追求效率更高的创新型技术，因此对企业创新质量的影响更大。低自动化行业往往是劳动密集型行业，对渐进式技术进步的需求更大，因此更多体现在创新数量方面。

表 7

行业自动化水平异质性分析

变量	<i>inno1</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>inno2</i>
	高自动化行业	低自动化行业	高自动化行业	低自动化行业
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>robot</i>	0.0249	0.177***	0.222***	0.173***
	(0.0834)	(0.0670)	(0.0835)	(0.0535)
控制变量	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
观测值	4710	4378	4710	4378
R ²	0.1911	0.1717	0.1812	0.1647

3.政府补贴程度

近年来，中共中央和国务院出台了一系列鼓励创新的政策文件，尤其强调应充分发挥财政资金的引导作用，帮助企业提高自主创新能力和核心竞争力。但对于政府补贴的有效性，学界仍有分歧。那么在人工智能条件下，政府补贴是否有助于促进企业自主创新呢？因此，本文按照政府补助金额与企业注册资本之比的中位数将样本划分为高政府补贴组和低政府补贴组分别回归，结果见表 8。可以发现，在高政府补贴企业中，人工智能应用对企业技术创新的“增量”和“提质”效应均更为显著，系数均超过了基准回归，说明政府补贴的的确在

很大程度上助推了企业创新水平的提升。其作用逻辑在于两个方面：第一，创新特别是高质量的创新必然具备高投入和高风险双重特征，在政府补贴规模较大时，企业认为创新的回报高于风险，才会做出创新行动。第二，政府补贴传递了企业创新能力或行业发展前景受到政府认可的积极信号，企业更容易吸引社会中各类零散创新资源，进而提升企业创新能力（吴伟伟和张天一，2021）。

表 8 政府补贴异质性分析

变量	<i>inno1</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>Inno2</i>
	高政府补贴	低政府补贴	高政府补贴	低政府补贴
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>robot</i>	0.113**	0.0992	0.194***	0.159***
	(0.0549)	(0.0612)	(0.0632)	(0.0573)
控制变量	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
观测值	3791	3823	3791	3823
R ²	0.1896	0.2085	0.1992	0.2083

4. 区域分布

为检验人工智能应用是否对处于不同区域的企业技术创新产生不同的影响，本文按照国家统计局的分类将样本划分为东部和中西部两个组别，回归结果见表 9。可以发现人工智能应用显著促进了东部企业技术创新的“增量提质”，而对于中西部地区，人工智能应用仅在技术创新“提质”方面表现显著。原因可能在于中西部地区企业在人工智能应用等方面远低于东部地区。此外，相比于中西部地区，东部地区有着更完善的软、硬件配套设施，人工智能可以更好地为传统要素赋能，激发企业创新活力。

表 9 区域异质性分析

变量	<i>inno1</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>inno2</i>
	东部	中西部	东部	中西部
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>robot</i>	0.0894**	0.0886	0.183***	0.217***
	(0.0432)	(0.0603)	(0.0454)	(0.0558)
控制变量	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
样本量	6057	3031	6057	3031
R ²	0.2484	0.2284	0.2287	0.2426

（四）内生性与稳健性检验

在基准回归的基础上，本部分进一步通过内生性检验、替换解释变量、替换被解释变量、更换模型、缩尾处理、调整聚类标准误来检验本文结果的稳健性。

1. 内生性检验

针对基准回归中可能存在的潜在内生性问题，本文通过控制交互固定效应、Heckman 两

步法和工具变量法进行内生性检验。

首先，考虑到同处于某个行业或某个城市的企业可能在特定年份受到行业政策或地区政策等潜在因素的共同冲击，我们首先在基准回归的基础上加入行业与年份的交互项，控制这样一组固定效应的好处在于，可以使识别关键解释变量系数所用的变异是来自于同一年份、同一个行业内部的不同企业之间，避免了因共同冲击所导致的伪相关，然后又通过加入地区与年份的交互项来控制地区政策的共同冲击，结果见表 10 第（1）、（2）列显示，结论依然与前文基准回归结果相一致。

第二，考虑可能的样本选择偏差。在基准回归中我们只选取了有专利研发活动的企业样本，考虑到并非所有企业都开展了专利的研发活动，为排除此类潜在的样本选择偏差对估计结果产生的影响，本文使用 Heckman 两步法，第一阶段使用面板 Probit 模型估计全样本下的逆米尔斯比率（Inverse Mills Ratio, IMR），再将其代入第二阶段进行估计。Heckman 两步法第二阶段的回归结果见表 10 的第（3）、（4）列^①。从结果来看，加入逆米尔斯比率（IMR）后，人工智能应用的系数依然显著为正，其中逆米尔斯比率（IMR）的系数显著，表明即使考虑样本选择偏差问题，人工智能应用对企业创新的影响仍与前述分析结果保持一致，说明核心结论具有较强稳健性。

表 10 多维固定效应与 Heckman 两步法回归结果

变量	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>robot</i>	0.337*	0.501**	0.132***	0.268***
	(0.196)	(0.198)	(0.036)	(0.0380)
<i>IMR</i>			1.780***	2.382***
			(0.656)	(0.449)
控制变量	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是
年份固定	否	否	是	是
行业×时间固定	是	是	否	否
城市×时间固定	是	是	否	否
观测值	8478	8478	8405	7763
R ²	0.833	0.835	0.286	0.268

第三，本文潜在的内生性问题还包括遗漏变量导致的核心解释变量估计偏误，以及创新能力更强的企业可能更倾向于使用人工智能技术所造成的反向因果问题。本文使用工具变量法来同时处理因遗漏变量、反向因果和测量误差导致的内生性问题，工具变量选取上文测算的美国工业机器人渗透度。结果见表 11 所示，列（1）和列（2）分别是对企业技术创新数量和创新质量的工具变量回归结果，依然与前文研究保持一致，进一步支持了本文假设。

2. 替换解释变量

考虑到企业层面人工智能应用的测量误差问题，本文使用行业层面的机器人渗透度作为

^① 限于篇幅，Heckman 两步法中第一阶段创新决策方程的估计结果参见附录 2。

解释变量对企业技术创新作进一步回归。结果见表 12 第 (1)、(2) 列, 显示回归结果依然稳健。

表 11 工具变量回归结果

变量	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>
	(1)	(2)
<i>robot</i>	1.212*	1.125***
	(0.3491)	(0.3001)
控制变量	是	是
企业固定	是	是
年份固定	是	是
观测值	9060	9060
第一阶段回归结果	0.170***	0.170***
	(0.025)	(0.025)
Kleibergen-Paap rk LM statistic	69.306	69.306
	[0.000]	[0.000]
Kleibergen-Paap rk Wald F statistic	46.476	46.476
	{16.38}	{16.38}

注: [] 数值为 P 值, {} 数值为 Stock-Yogo 弱识别检验 10% 水平上的临界值。

3. 替换被解释变量

进而考虑对创新数量和质量选取不同的衡量方法, 对于企业创新数量: ①使用企业专利授权总量加以替换; ②借鉴权小锋和尹洪英 (2017), 采用发明专利、实用新型和外观设计专利按 3:2:1 加权后的总申请量加 1 取自然对数来衡量创新数量。对于企业创新的质量: ①使用企业发明专利授权量; ②借鉴张杰和郑文平 (2018) 的做法, 使用知识宽度法测算企业专利质量。结果见表 12 的第 (3)~(6) 列, 人工智能应用对企业技术创新的影响均保持为正且通过了显著性检验。

表 12 稳健性检验回归结果 (1)

变量	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>inno1_award</i>	<i>inno1_weight</i>	<i>inno2_award</i>	<i>inno2_braedth</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>density</i>	0.001*	0.002***				
	(0.000)	(0.000)				
<i>robot</i>			0.112***	0.099**	0.207***	0.024**
			(0.034)	(0.041)	(0.032)	(0.010)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是	是	是
观测值	9088	9088	9088	9088	9088	7407
R ²	0.239	0.231	0.212	0.217	0.177	0.052

4. 更换估计模型

由于专利为计数变量, 企业专利申请数的分布往往存在过度分散特征, 因此借鉴沈国兵

和袁征宇(2020)的做法,采用负二项回归模型进行稳健性检验^①。结果见表13第(1)、(2),人工智能应用对企业技术创新的影响依然显著为正。

5.缩尾处理

为了排除极端异常值的影响,本文将解释变量和被解释变量在最高和最低1%的样本分别进行缩尾处理,重新进行回归估计。表13中第(3)~(6)列报告了缩尾处理后的回归结果。从表中可以看出,人工智能应用的估计系数与显著性水平均未发生明显变化。由此可以说明,在剔除极端异常值之后,基准回归的结果依然是稳健的。

表13 稳健性检验回归结果(2)

变量	<i>Patent_all</i>	<i>Patent_cre</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>inno1_winsor</i>	<i>inno2_winsor</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>robot</i>	0.118***	0.117***			0.086**	0.185***
	(0.015)	(0.018)			(0.036)	(0.036)
<i>robot_winsor</i>			0.090**	0.191***		
			(0.036)	(0.036)		
α	1.480***	1.842***				
	(0.029)	(0.040)				
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定	否	否	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是	是	是
观测值	9088	9088	9088	9088	9088	9088
R ² /伪R ²	0.060	0.073	0.240	0.232	0.237	0.228

6.调整聚类稳健标准误

对于企业面板数据来说,同一个行业内部之间或同一个城市之间的扰动项往往存在相关性,这个时候同方差假设并不满足,因此本部分进一步将标准误分别聚类到行业层面和城市层面,对结果的稳健性进行检验。结果如表14所示,列(1)和列(2)为聚类到行业层面的结果,列(3)和列(4)为聚类到城市层面的结果,人工智能应用的显著性水平与基准回归结果基本保持一致。

表14 稳健性检验回归结果(3)

变量	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>robot</i>	0.0905*	0.192***	0.0905**	0.192***
	(0.052)	(0.044)	(0.036)	(0.037)
控制变量	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
观测值	9060	9060	9060	9060
R ²	0.7881	0.7939	0.7881	0.7939

^① 在负二项回归模型中,此时被解释变量变成了未取对数的企业专利申请量和企业发明专利申请量。

五、进一步分析

（一）竞争强度对人工智能技术创新效应的非线性门槛影响

为进一步探究行业竞争强度在人工智能应用与企业技术创新中的非线性影响,本部分使用面板平滑转换模型(Panel Smooth Transition Regression, PSTR)探讨当以行业竞争强度为转换变量时,人工智能应用与企业创新的非线性关联。不同于传统门槛模型假设回归系数在门槛值附近出现跳跃式突变,平滑转换模型能够体现事物由一种状态向另一种状态过渡的渐进性和连续性(Gonzalez *et al.*, 2005),通过引入连续变化的转换函数使得回归系数得以在高低区制平滑过渡。本文首先将行业竞争强度设定为转换变量构建 PSTR 模型,以平滑曲线刻画人工智能应用对企业创新的边际影响,得出不同竞争强度下回归系数的变动区间。本文采用赫希曼—赫芬达尔指数(*hhi*, 以下简称为赫芬达尔指数)作为行业竞争程度的指标进行考察人工智能技术创新效应的非线性特征。赫芬达尔指数的计算方法为 j 行业内每个企业的所有者权益与 j 行业内所有者权益合计比值的平方累加,赫芬达尔指数越大,行业竞争程度越低。

具体计量方程设定如式(9)和式(10)所示:

$$inno_{it} = \theta_0 + \theta_1 robot_{it} + \theta_1' robot_{it} \cdot g(hhi_{jt}; \gamma, c) + \varphi X + \varepsilon_{it} \quad (9)$$

式中, θ_0 表示截距项,赫芬达尔指数 hhi_{jt} 作为转换变量纳入转换函数 $g(hhi_{jt}, \gamma, c)$ 中,首先通过对 $g(hhi_{jt}; \gamma, c)$ 的四阶泰勒展开式构造辅助回归模型进行非线性检验, χ^2 统计量在 1% 的显著性水平上拒绝线性原假设,表明样本数据具有非线性特征,进而结合剩余非线性检验确定当转移函数 $g(hhi_{jt}; \gamma, c)$ 的个数为 1 时, χ^2 统计量不能拒绝剩余部分为线性关系的原假设,因此模型只设定一个转移函数。

$$g(hhi_{jt}; \gamma, c) = \left(1 + \exp \left(-\gamma \prod_{n=1}^m (hhi_{jt} - c_n) \right) \right)^{-1} \quad (10)$$

式(10)中的转移函数采用了 Logistic 函数形式,该函数的取值区间为 $[0, 1]$,同时采用 Normal 转换函数形式作为稳健性检验。式中的 γ 为平滑参数,决定了机制转换的速率,参数 c 为位置参数,决定机制转换的位置, m 为位置参数的个数。本文综合运用 Escribano and Jorda (1999) 与 Teräsvirta (1993) 的方法确定函数形式以及模型参数 m 和 c 的取值^①,最终确定技术创新的数量和质量均为 $r = 1, m = 1$ 的 LSTR 模型,借助非线性最小二乘法估计回归系数,结果见表 15。

根据表 15 可知,当 $g(hhi_{jt}, \gamma, c)$ 为 0 时,对于创新数量,人工智能应用的影响系数为 0.0756 (θ_1),模型为低机制状态。随着行业竞争程度的下降,当 $g(hhi_{jt}, \gamma, c)$ 为 1 时,人工智能应用的影响系数上升为 0.2006 ($\theta_1 + \theta_1'$),达到高机制状态。人工智能应用对企业创新的影响围绕 c 值 0.0740,以 $\ln \gamma = 6.038$ 的转换速率,在 $[0.0756, 0.2006]$ 的区间内平滑转换。

^① 限于篇幅,模型参数设定的详细检验过程参见附录 1。

对于创新质量，人工智能应用的影响系数为 0.186 (θ_1)，模型为低机制状态。当行业竞争程度下降， $g(hhi_{jt}, \gamma, c)$ 为 1 时，人工智能应用的影响系数上升为 0.290 ($\theta_1 + \theta_1'$)，达到高机制状态。人工智能应用对企业创新的影响围绕 c 值 0.0714，以 $\ln \gamma = 6.351$ 的转换速率，在 [0.186, 0.290] 的区间内平滑转换。这表明在行业竞争调节下，人工智能应用对企业创新的边际影响呈现出非线性的过渡特征，当行业竞争程度较低时，人工智能应用能够对企业创新发挥更大促进作用。通过计算可以得出，对于企业技术创新数量，非线性影响占比为 62.313%，对于创新质量，非线性影响占比为 35.826%，说明行业竞争程度对人工智能技术创新数量效应的非线性影响更大。此外，我们还直接利用微观企业层面的市场势力作为转换变量，结果同样显示市场势力较强的企业可以收取垄断租金，使得人工智能应用对企业创新的影响将进一步扩大^①。

表 15 PSTR 回归结果

变量	<i>inno1</i>	<i>inno1</i>	<i>inno2</i>	<i>inno2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>robot</i>	0.0756*** (0.0239)	0.125*** (0.0204)	0.186*** (0.0224)	0.104*** (0.0191)
<i>age</i>	0.0872*** (0.0084)		0.0446*** (0.0078)	
<i>employ</i>	0.546*** (0.0280)		0.467*** (0.0263)	
<i>asset</i>	0.164*** (0.0342)		0.118*** (0.0320)	
<i>depart</i>	0.0097*** (0.0027)		0.0082*** (0.0026)	
<i>profit</i>	0.134 (0.0893)		0.203** (0.0837)	
<i>top</i>	0.0021 (0.0013)		0.0028** (0.0012)	
<i>finance</i>	0.0176** (0.0075)		-0.0021 (0.0071)	
<i>debt</i>	-0.152 (0.113)		0.0887 (0.106)	
<i>growth</i>	0.100**		0.0654	

^① 基于市场势力的 PSTR 模型的检验过程及结果参见附录 1。

	(0.0450)		(0.0422)
c	0.0740***		0.0714***
	(0.0033)		(0.0046)
lny	6.038***		6.351***
	(0.577)		(0.766)
观测值	9088		9088
R ²	0.2423		0.2329

(二) 基于过程视角的创新驱动源泉

实现技术创新的源泉既有可能来自于创新要素投入的增长,也有可能来自于创新效率的提升。为了更好地解析人工智能推动技术创新的过程,我们进一步加入了对企业创新投入与创新效率影响的考察,其中创新投入用企业研发资金和研发人员来衡量,创新效率用专利申请量和发明专利申请量的对数值与研发支出对数值的比值来衡量。回归结果如表 16 所示,列(1)和列(2)是人工智能应用对创新投入的影响,结果显示人工智能应用显著提高了企业的两种创新要素投入。列(3)和列(4)是人工智能应用对企业创新效率的影响,系数虽然为正值,但其显著性并未支持人工智能应用对企业创新效率的促进作用,说明现阶段人工智能应用背景下技术创新的渠道仍然是以更多的投入要素驱动,而不是微观企业整体技术创新效率的提高。

表 16 效率驱动抑或是要素驱动

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>RD_input</i>	<i>RD_employ</i>	<i>InnoEff1</i>	<i>InnoEff2</i>
<i>robot</i>	0.0021**	0.8420**	0.0022	0.0023
	(0.0009)	(0.4285)	(0.0020)	(0.0023)
控制变量	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
观测值	9088	5378	9029	9029
R ²	0.0474	0.0563	0.1606	0.1334

六、结论与政策建议

本文采用 2011—2019 年中国 A 股制造业上市公司数据库和 IFR 的工业机器人数据库匹配后的微观样本,从“增量”和“提质”的双重角度,揭示了人工智能应用对企业技术创新行为的影响,以及要素结构、运营效率和同群效应等方面的作用机制,进一步考察了不同行业竞争强度下创新效应的变动。实证结果表明:(1)人工智能应用促进了企业技术创新的“增量提质”,该结论在加入控制变量后依旧成立,且通过了多项稳健性检验;(2)机制检验表明,要素结构优化、运营效率提升是人工智能应用促进企业技术创新“增量提质”的重要作用渠道,且在同群效应下,企业将更倾向于致力于创新质量的提升;(3)通过异质性分析发现,人工智能应用在民营和外资企业、高政府补贴企业的组别中发挥了更为突出的创新“增

量提质”效应，在高自动化行业和中西部企业中发挥了更为突出的“提质”效应；（4）行业竞争的门槛作用呈现出高低区平滑过渡特征，竞争程度较低的行业有助于人工智能“增量提质”效应的发挥，且尤其有利于市场势力较强的企业个体。

本文的研究结论对于在新一代信息技术革命下充分利用人工智能的创新促进效应并加快构建以实体经济为支撑的现代化产业体系提供了重要政策启示。

第一，充分释放人工智能应用的创新效应，推进中国制造企业的数智化转型。本文的研究发现，人工智能应用对制造业企业技术创新具有“增量提质”的双重作用，应尽可能推进企业整体数智化转型从而促进“要素结构优化”和“运营效率提升”效应的发挥。建议扩大智能制造试点示范的支持范围和推广力度，支持企业运用工业机器人等人工智能和数字技术改造传统的生产工艺、作业流程和管理模式，实现全方位的数智化转型升级，转而依靠技术创新树立中国制造的竞争优势。同时，应加大对机器人芯片和核心元器件等基础领域的投入，自主可控推进国产工业机器人的研发制造，充分利用国内统一大市场，形成人工智能红利的长效机制。

第二，构建与智能化相适配的人力资源体系，打造适宜创新的组织架构与政策环境。人才是企业最为活跃的创新要素，也是企业在人工智能应用过程中实现创新一跃的关键一环。人工智能应用创新效应的发挥需要大量的高素质、高技能人才，企业要充分利用人工智能应用所引发的人才引致需求，加快博士后科研流动站、科研工作站以及重点实验室建设，创造数字化知识，提高创新产出质量，加速成果转化。同时，应进一步增加员工的数字技术培训投入，加强人力资本积累，提高其捕捉和应用信息资源的能力，发挥“干中学”效应，更好地与企业智能化生产模式相匹配，提高劳动力配置效率。政府应为企业做好人才引进的配套政策和相关服务，推动劳动要素尤其是高质量人才跨区域流动的自由化和集聚化。

第三，针对不同企业的异质性特征，“因地制宜”分类施策推进人工智能应用。首先，政府提供的财政补贴对于企业技术创新的“增量提质”具有明显效果，应充分利用这一政策工具激发企业的创新动能，不断优化政府补贴的结构配置，尤其是对数智化转型面临资源约束紧的企业进行适当倾斜补贴，形成“四两拨千斤”的效果，提升我国制造业整体的创新水平；其次，国有企业囿于所处的行业特点，普遍缺少人工智能落地的发展战略和实施路径。人工智能在国企数字化转型过程中需解决“矮化适配”倾向，将企业业务与数据治理模式向智能化阶段“拔高”，利用人工智能机遇全面提升国有企业的活力和创新能力。

第四，营造适于技术创新的竞争环境，利用“同群效应”促进企业形成高质量创新产出。本文的研究结果表明，在智能化时代下，集中程度较高的行业和市场势力较大的企业往往能凭借垄断租金获得更强的创新效能。因此，在高市场集中度的行业，一方面要引导大型企业利用垄断租金持续加大创新投入，另一方面要保持市场具有一定的可竞争性，让大型企业维持较高市场势力的同时，也面临其他大型企业或潜在进入者的竞争，形成持续的创新活力。

“同群效应”能够激发企业的创新意愿，但也容易导致创新策略趋同的负面效果。政府部门在创新政策的实施过程中，应采取重点培育策略，激励引导行业内领导型企业率先开展数智

化转型和高质量创新，借助“同群效应”带动提升全行业创新水平。但与此同时，先发企业的技术创新往往具有溢出效应，后发企业可能通过搭便车的方式选择创新策略，政府应对那些为行业技术发展作出重大贡献的原创企业给予奖励，鼓励其不断引领行业变革，形成永续创新和技术溢出的良性循环。

参考文献

柏培文、喻理,2021《数字经济发展与企业价格加成：理论机制与经验事实》，《中国工业经济》第11期。

程文,2021《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》，《经济研究》第10期。

蔡震坤、基建红,2021《工业机器人的应用是否提升了企业出口产品质量——来自中国企业数据的证据》，《国际贸易问题》第10期。

陈彦斌、林晨、陈小亮,2019《人工智能、老龄化与经济增长》，《经济研究》第7期。

崔静波、张学立、庄子银、程郁,2021《企业出口与创新驱动——来自中关村企业自主创新数据的证据》，《管理世界》第1期。

邓峰、杨国歌、任转转,2021《R&D补贴与数字企业技术创新——基于数字经济产业的检验证据》，《产业经济研究》第4期。

邓慧慧、赵家羚,2018《地方政府经济决策中的“同群效应”》，《中国工业经济》第4期。

董香书、王晋梅、肖翔,2022《数字经济如何影响制造业企业技术创新——基于“数字鸿沟”的视角》，《经济学家》第11期。

冯根福、郑明波、温军、张存炳,2021《究竟哪些因素决定了中国企业的技术创新——基于九大中文经济学权威期刊和A股上市公司数据的再实证》，《中国工业经济》第1期。

高良谋、李宇,2009《企业规模与技术创新倒U关系的形成机制与动态拓展》，《管理世界》第8期。

高翔、张敏、刘启仁,2022《工业机器人应用促进了“两业融合”发展吗？——来自中国制造企业投入服务化的证据》，《金融研究》第11期。

顾海峰、朱慧萍,2021《高管薪酬差距促进了企业创新投资吗——基于中国A股上市公司的证据》，《会计研究》第12期。

郭凯明,2019《人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动》，《管理世界》第7期。

郭玥,2018《政府创新补助的信号传递机制与企业创新》，《中国工业经济》第9期。

黄群慧、余泳泽、张松林,2019《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》第8期。

黄先海、虞柳明、袁逸铭,2023《工业机器人与企业创新——基于人力资本视角》，《科学学研究》第2期。

黎文靖、郑曼妮,2016《实质性创新还是策略性创新？——宏观产业政策对微观企业创新的影响》，《经济研究》第4期。

李磊、王小霞、包群,2021《机器人的就业效应：机制与中国经验》，《管理世界》第9期。

刘斌、潘彤,2020《人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究》，《数量经济技术经济研究》第10期。

罗福凯、李启佳、庞廷云,2018《企业研发投入的“同侪效应”检验》，《产业经济研究》第6期。

吕越、谷玮、包群,2020《人工智能与中国企业参与全球价值链分工》，《中国工业经济》第

5期。

吕越、谷玮、尉亚宁、包群,2023《人工智能与全球价值链网络深化》,《数量经济技术经济研究》第1期。

聂辉华、谭松涛、王宇锋,2008《创新、企业规模和市场竞争:基于中国企业层面的面板数据分析》,《世界经济》第7期。

綦建红、蔡震坤,2022《机器人应用有助于提高出口国内附加值吗》,《国际经贸探索》第8期。

权小锋、李闯,2022《智能制造与成本粘性——来自中国智能制造示范项目的准自然实验》,《经济研究》第4期。

权小锋、尹洪英,2017《中国式卖空机制与公司创新——基于融资融券分步扩容的自然实验》,《管理世界》第1期。

沈国兵、袁征宇,2020《企业互联网化对中国企业创新及出口的影响》,《经济研究》第1期。

盛丹、卜文超,2022《机器人使用与中国企业的污染排放》,《数量经济技术经济研究》第9期。

史宇鹏、顾全林,2013《知识产权保护、异质性企业与创新:来自中国制造业的证据》,《金融研究》第8期。

孙早、侯玉琳,2019《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》,《中国工业经济》第5期。

谭跃、夏芳,2011《股价与中国上市公司投资——盈余管理与投资者情绪的交叉研究》,《会计研究》第8期。

王旭、褚旭,2022《制造业企业绿色技术创新的同群效应研究——基于多层次情境的参照作用》,《南开管理评论》第2期。

王永钦、董雯,2020《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》,《经济研究》第10期。

魏志华、曾爱民、李博,2014《金融生态环境与企业融资约束——基于中国上市公司的实证研究》,《会计研究》第5期。

吴超鹏、唐菡,2016《知识产权保护执法力度、技术创新与企业绩效——来自中国上市公司的证据》,《经济研究》第11期。

吴海民、吴淑娟、陈辉,2015《城市文明、交易成本与企业“第四利润源”——基于全国文明城市与民营上市公司核匹配倍差法的证据》,《中国工业经济》第7期。

吴伟伟、张天一,2021《非研发补贴与研发补贴对新创企业创新产出的非对称影响研究》,《管理世界》第3期。

吴义爽、盛亚、蔡宁,2016《基于互联网+的大规模智能定制研究——青岛红领服饰与佛山维尚家具案例》,《中国工业经济》第4期。

杨飞、范从来,2020《产业智能化是否有利于中国益贫式发展?》,《经济研究》第5期。

张国胜、杜鹏飞,2022《数字化转型对我国企业技术创新的影响:增量还是提质?》,《经济管理》第6期。

张杰、郑文平,2018《创新追赶战略抑制了中国专利质量么?》,《经济研究》第5期。

张杰、郑文平、翟福昕,2014《竞争如何影响创新:中国情景的新检验》,《中国工业经济》第11期。

张文魁,2022《数字经济的内生特性与产业组织》,《管理世界》第07期。

张璇、刘贝贝、汪婷、李春涛,2017《信贷寻租、融资约束与企业创新》,《经济研究》第5期。

赵璨、曹伟、姚振晔、王竹泉,2020《“互联网+”有利于降低企业成本粘性吗?》,《财经研究》第4期。

-
- 钟腾、汪昌云, 2017《金融发展与企业创新产出——基于不同融资模式对比视角》,《金融研究》第12期。
- 诸竹君、袁逸铭、焦嘉嘉, 2022《工业自动化与制造业创新行为》,《中国工业经济》第7期。
- Acemoglu, D., 2010, “Institutions, Factor Prices, and Taxation: Virtues of Strong States? ”, *American Economic Review*, 100(2), 115-119.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2018, “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment”, *American Economic Review*, 108(6), 1488-1542.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2020, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2022, “Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality”, *Econometrica*, 90(5), 1973-2016.
- Aghion, P., N. Bloom, R. Blundell, R. Griffith, and P. Howitt, 2005, “Competition and Innovation: an Inverted-U Relationship”, *The Quarterly Journal of Economics*, 120(2), 701-728.
- Aghion, P., and P. Howitt, 1994, “Growth and Unemployment”, *The Review of Economic Studies*, 61(3), 477-494.
- Arrow, K. J., 1962, “The Rate and Direction of Inventive Activity”, Princeton: Princeton University Press.
- Atanassov, J., and T. Leng, 2016, “The Bright Side of Political Uncertainty: The Case of R&D ”, SSRN Electronic Journal.
- Bombardini, M., B. Li, and R. Wang, 2017, “Import Competition and Innovation : Evidence from China”, University of British Columbia Working Paper.
- Borjas, G. J., and R. B. Freeman, 2019, “From Immigrants to Robots: The Changing Locus of Substitutes for Workers”, NBER Working Paper, 25438.
- Bresnahan, T. F., and M. Trajtenberg, 1995, “General Purpose Technologies ‘Engines of Growth?’ ”, *Journal of Econometrics*, 65(1), 83-108.
- Dixon, J., B. Hong, and L. Wu, 2021, “The Robot Revolution: Managerial and Employment Consequences for Firms”, *Management Science*, 67(9), 5586-5605.
- Escribano, A., and O. Jordá, 1999, “Improved Testing and Specification of Smooth Transition Regression Models”, Boston, MA: Springer US.
- Faber, M, 2020, “Robots and Reshoring: Evidence from Mexican Labor Markets” , *Journal of International Economics*, 127, 103384.
- Fang, V. W., X. Tian, and S. Tice, 2014, “Does Stock Liquidity Enhance or Impede Firm Innovation?” , *The Journal of Finance*, 69(5), 2085-2125.
- Gonzalez, A., T. Teräsvirta, and D. Van Dijk, 2005, “Panel Smooth Transition Regression Models”, SSE /EFI Working Paper Series in Economics and Finance.
- Graetz, G., and G. Michaels, 2018, “Robots at Work ” , *The Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753-768.
- Hall, B. H., and D. Harhoff, 2012, “Recent Research on the Economics of Patents” , *Annual Review of Economics*, 4(1), 541-565.
- Hall, B. H., P. Moncada-Paternò-Castello, S. Montresor, and A. Vezzani, 2016, “Financing Constraints, R&D Investments and Innovative Performances: New Empirical Evidence at the Firm Level for Europe” , *Economics of Innovation and New Technology*, 25(3), 183-196.
- Hsieh, C.-T., and P. J. Klenow, 2009, “Misallocation and Manufacturing TFP in China and India” ,

The Quarterly Journal of Economics, 124(4), 1403-1448.

Jäger, A., C. Moll, O. Som, C. Zanker, and R. Lichtner, 2015, "Analysis of The Impact of Robotic Systems on Employment in The European Union" , Luxembourg, Publications Office of the European Union.

Kaplan, S. N., and L. Zingales, 1997, "Do Investment-Cash Flow Sensitivities Provide Useful Measures of Financing Constraints?" , *The Quarterly Journal of Economics*, 112(1), 169-215.

Kaustia, M., and V. Rantala, 2015, "Social Learning and Corporate Peer Effects" , *Journal of Financial Economics*, 117(3), 653-669.

Kromann, L., J. Skaksen, and A. Sørensen, 2011, "Automation, Labor Productivity and Employment: A Cross Country Comparison" , CEBR, Copenhagen Business School.

Levine, R., C. Lin, and L. Wei, 2017, "Insider Trading and Innovation" , *The Journal of Law and Economics*, 60(4), 749-800.

Levinsohn, J., and A. Petrin, 2003, "Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables" , *The Review of Economic Studies*, 70(2), 317-341.

Liu, Q., R. Lu, Y. Lu, and T. A. Luong, 2021, "Import Competition and Firm Innovation: Evidence from China" , *Journal of Development Economics*, 151, 102650.

Liu, Y., and J. Mao, 2019, "How Do Tax Incentives Affect Investment and Productivity? Firm-Level Evidence from China" , *American Economic Journal: Economic Policy*, 11(3), 261-291.

Manski, C. F, 2000, "Economic Analysis of Social Interactions" , *Journal of Economic Perspectives*, 14(3), 115-136.

Matray, A, 2021, "The Local Innovation Spillovers of Listed Firms" , *Journal of Financial Economics*, 141(2), 395-412.

Pacheco, D. F., and T. J. Dean, 2015, "Firm Responses to Social Movement Pressures: A Competitive Dynamics Perspective" , *Strategic Management Journal*, 36(7), 1093-1104.

Schumpeter, J. A, 1942, "Capitalism, Socialism, and Democracy" , New York: Harper Perennial.

Teräsvirta, T., C. F. J. Lin, and C. W. J. Granger, 1993, "Power of The Neural Network Linearity Test" , *Journal of Time Series Analysis*, 14, 209-220.

How does AI Application Promote Chinese Manufacturing Enterprises "Quality Increment & Quantity Improvement" in Technological Innovation: Micro Empirical Evidence from A-share Listed Companies

LIU Weilin and LI Xuejia

(Institute of Economic and Social Development, Nankai University)

Summary: The scope of the fourth industrial revolution represented by intelligence will far exceed that of the previous three industrial revolutions represented by steam engine, electric power technology and information technology, and will penetrate into almost all industries and fields. Especially with industrial robots as the representative of artificial intelligence, in the field of manufacturing industry has achieved a wide range of penetration and large-scale application, in-depth implementation of intelligent manufacturing project has become the focus of attention of the current competition in the advanced manufacturing industry in all countries of the world and

promote the renaissance strategy of the manufacturing industry. How to play the leading role of artificial intelligence in the high-quality development of manufacturing innovation, to achieve the transformation from “Made in China” to “Intelligent Manufacturing in China”, for China to stimulate the development potential of the manufacturing industry, to improve the quality of economic growth and endogenous momentum, into the forefront of innovation-oriented countries It has important reference value.

Based on the 2011-2019 data of A-share manufacturing listed companies, the article measures the penetration of robots at the enterprise level, and then, on the basis of constructing theoretical hypotheses, examines the effect of AI application on enterprise technological innovation in terms of “incremental and qualitative improvement” and the mechanism of its role by using a variety of econometric models. It is found that AI application promotes the “increase in quantity and quality” of enterprise technological innovation, and the optimization of factor structure and the improvement of operational efficiency are the important conduction channels, and the “peer effect” is conducive to stimulating the “improvement in quality” of enterprise innovation. There is heterogeneity in the effect of different ownership, government subsidy level, automation degree and location of the enterprise, the role of the threshold of industry competition is characterized by a smooth transition between high and low zones, and lower competitive intensity and stronger market power can play a greater role in the innovation effect of artificial intelligence.

Based on these findings, this paper proposes the following policy insights. First, fully release the innovation effect of AI applications and promote the digital and intellectual transformation of Chinese manufacturing enterprises. Second, build a human resource system that is compatible with intelligence, and create an organizational structure and policy environment that is suitable for innovation. Third, promote the application of AI in a categorized manner according to the heterogeneous characteristics of different enterprises. Fourth, create a competitive environment suitable for technological innovation, and utilize the “peer effect” to promote the formation of high-quality innovation output by enterprises.

This paper is innovative in terms of research methodology and research perspective. A large amount of existing literature focuses on the practice of intelligent transformation of Chinese enterprises and its economic effects, but pays less attention to the innovation effects of AI applications. This paper reveals the impact of AI applications on the innovation behavior of enterprises and its multidimensional heterogeneity from the dual perspectives of “incremental” and “quality enhancement”, and examines the transmission mechanism of factor structure optimization, operational efficiency improvement, and the mechanism of the peer effect, and then extends it to the industry, the interaction of competitive conditions, and the process perspective. It also examines the transmission mechanism of factor structure optimization, operational efficiency improvement, and cohort effect mechanism, and then extends to the interaction of competitive conditions and the source of innovation drive under the process perspective.

The research in this paper may have innovative points in the following three aspects. First, theoretically, this paper is the first to explore the impact path of AI application on enterprise innovation in Chinese manufacturing industry from the perspective of factor structure optimization, operational efficiency improvement and peer effect, which provides a theoretical basis for the use of AI to promote enterprise innovation, and adds the application scenario of enterprise innovation theory. Secondly, empirically, this paper examines the impact of industrial robots on enterprise

innovation from the micro level, and at the same time utilizes the panel smoothing transformation model to examine the role of threshold of industry competition, so as to enrich the quantitative research of enterprise innovation theory. Third, policy-wise, this paper proposes more active policies to enhance the use of industrial robots in manufacturing firms, and how to promote the application of artificial intelligence to play an active role in innovation development.

Keywords: Artificial Intelligence Application; Enterprise Technology Innovation; Innovation Quantity Increment; Innovation Quality Improvement; Peer Effect

JEL Classification: O31, O32, D22, D24