DOI:10.20069/j.cnki.DJKX.202505003

智能制造与新质生产力
——基于战略性新兴产业和未来产业全要素生产率视角

王 文，孙迎雪
西安交通大学 经济与金融学院，陕西 西安 710049

开放科学(资源服务)标识码(OSID)

摘要：以颠覆性技术和前沿技术催生新产业、新模式、新动能，发展新质生产力，是推动高质量发展的内在要求和重要着力点。作为第四次工业革命的核心驱动力，智能制造将对新质生产力发展产生重要影响。以战略性新兴产业和未来产业上市公司为研究对象，从企业层面详细考察智能制造如何影响新质生产力发展。研究发现，智能制造显著提高了新质生产力水平。影响机制方面，智能制造通过促进技术创新、人力资本结构优化、两业融合发展提升新质生产力水平。异质性分析表明，企业所有制性质和资产规模、企业所在行业的属性以及所在地区智能化发展水平、创新环境等因素对智能制造的新质生产力提升效应有较大影响。为充分发挥智能制造的新质生产力培育效应，需构建完备的智能制造基础设施建设支撑体系，优化创新服务生态，并实施分类指导政策。

关键词：智能制造；新质生产力；战略性新兴产业；未来产业；工业机器人；全要素生产率
文献标识码：A **文章编号**：1002-2848-2025(05)-0034-18

一、问题提出

经过改革开放四十多年的高速增长，中国经济发展的内外部环境发生了深刻变化。一方面，随着要素成本的上升和社会主要矛盾的转化，中国经济增长模式从过去以要素驱动为主转变为以创新驱动为主。另一方面，世界百年未有之大变局加速演进，国际政治经济格局经历深刻调整，科技创新成为当前国际战略博弈的主战场，突出表现在中美围绕科技制高点的地缘政治竞争空前激烈，中国面临改革开放以来最严峻的国际环境。2023年7月以来，习近平总书记在四川等地考察调研时提出“新质生产力”的概念，并在二十届中央政治局第十一次集体学习时明确指出：“发展新质生产力是推动高质量发展的内在要求和重要着力点”。更进一步，《中共中央关于进一步全面深化改革 推进中国式现代化的决定》将新质生产力培育作为推动经济高质量发展的首要方面，明确指出“健全因地制宜发展新质生产力体制机制”，“催生新产业、新模式、新动能，发展以高技术、高效能、高质量为特征的生产力”。在此背景下，围绕如何加快发展新质生产力进行深入研讨，对于推动生产力迭代升级、建设现代化产业体系和实现高质量发展具有重大意义。

与此同时，以互联网、大数据、人工智能为代表的新一轮科技和产业革命正在蓬勃发展。与前几次产业革命不同，中国在新一轮产业变革中不仅跟上了时代步伐，而且在数字经济、第五代移动通信技术、人工智能等领域处于全球领先地位。特别地，作为新一代信息技术与先进制造技术深度融合的产物，智能制造是全球制造业科技创新的制高点，中国作为制造大国，发展智能制造已成为制造强国建设的主攻方

收稿日期：2024-09-23。 **修回日期**：2025-05-30。
基金项目：陕西省软科学项目“工业机器人使用促进陕西省服务型制造发展的机制与路径研究”(2025KG-YBXM-092)。
作者简介：王文，女，西安交通大学经济与金融学院教授，博士生导师，研究方向为产业结构转型升级与工业智能化发展，电子邮箱为wangwen83@xjtu.edu.cn；孙迎雪，女，西安交通大学经济与金融学院博士研究生，研究方向为产业经济学。

向。显然，内含新一轮科技革命先进技术的智能制造必然会对以科技创新为引领的新质生产力发展产生深刻影响，然而目前鲜有文献对此在经验层面进行详细讨论，这为本文提供了一个有价值的切入点。

结合习近平总书记关于新质生产力的一系列重要论述可以发现，新质生产力以全要素生产率（TFP）大幅提升为核心标志，而战略性新兴产业和未来产业则是有效培育新质生产力的重要载体和主要阵地。在这个意义上，本文以中国沪深两市A股上市公司为基础样本，测算战略性新兴产业和未来产业上市公司TFP，以此衡量新质生产力水平，同时采用国际机器人联盟（IFR）发布的工业机器人使用数据衡量智能制造发展水平①，详细考察智能制造对新质生产力的影响。

与既有文献相比，本文的边际贡献有三方面。第一，新质生产力以TFP大幅提升为核心标志，但现有相关经验研究鲜有从TFP角度考察新质生产力。本文借助微观企业数据，从战略性新兴产业和未来产业TFP角度测算新质生产力水平，是对新质生产力指标度量的创新性尝试。第二，随着智能化生产技术改造的持续推进，智能制造所产生的经济社会效应成为学术研究热点，但已有研究大多着眼于“机器换人”对劳动力就业市场的冲击，尚无智能制造与新质生产力培育方面的经验证据。探讨智能制造对新质生产力发展的具体效应，并检验这一效应的作用机制和异质性特征，是对智能制造影响效应这一支文献的重要拓展，也丰富了新质生产力培育路径方面的经验研究。第三，智能制造和新质生产力都以前沿技术创新为核心，为克服由双向因果和遗漏变量因素等导致的内生性问题，本文基于Bartik工具变量的构造思想，将中国行业机器人使用数据匹配至上市公司，以此作为企业层面智能制造发展水平的度量指标，确保估计结果的准确性。

二、文献综述

（一）智能制造和工业机器人的相关研究

智能制造是基于新一代信息通信技术与先进制造技术深度融合，贯穿设计、生产、管理、服务等制造活动的各个环节，具有自感知、自学习、自决策、自执行、自适应等功能的新型生产方式②。作为智能化生产技术在制造业领域的重要载体，工业机器人是智能制造的重要组成部分和基础设备。围绕智能制造快速发展所带来的经济社会影响，近期有不少研究进行了广泛讨论，这些研究主要侧重考察以工业机器人使用来反映的智能化生产技术改造对制造业竞争力的重塑和对劳动力就业所带来的冲击。

在对制造业竞争力的影响方面，冯玲等[1]同时从理论层面和基于中国制造业的经验研究发现，工业机器人相对于低技能劳动者的成本节约优势，会降低企业边际生产成本，提高创新边际收益，激励企业创新。孙早等[2]则指出，现阶段工业机器人促进了纺织服装和通用设备等传统制造业的TFP提升，但对医药制造、计算机和仪器仪表制造这三个高端制造业的TFP提升没有显著作用。刘斌等[3]采用工业机器人与全球价值链行业层面的匹配数据研究发现，工业机器人使用提升了一国行业全球价值链参与程度与分工地位。类似地，黄亮雄等[4]也发现，目前发展中经济体与发达经济体之间工业机器人应用水平差异的缩小，显著降低了二者之间的全球价值链分工地位差异，推动全球价值链朝着更有利于发展中经济体的方向重构。邓悦等[5]进一步发现，工业机器人使用还促进了企业管理能力提升，直接表现为其可以改变人机互动方式和管理组织流程。

在对劳动力就业的冲击方面，已有文献主要聚焦工业机器人所带来的就业极化效应及其对劳动力就业结构的重塑。Acemoglu等[6]发现工业机器人在减少重复性工作岗位的同时，提升了复杂认知任务的岗位就业需求。与就业岗位的结构性变化相对应，工业机器人使得多个国家的劳动力就业结构呈现出类似变化特征，即对高技能劳动力的需求增加，而对较低技能劳动力的需求逐渐减少[7-8]，进而加剧了高、低技能劳动力之间的收入差距[9]。由于重复性岗位较多集中在制造业部门，工业机器人的大规模使用降低

① 根据IFR的定义，工业机器人是一种可自动控制、可多任务重复编程、应用多工作场景、完成多目标任务的机械设备，能带来更为深刻的生产组织方式和经营管理模式变革，是现阶段智能制造的主要载体。

② 参见《智能制造发展规划（2016—2020年）》。

了制造业就业份额，被替代的劳动力进入服务业，使得行业就业结构出现从制造到服务的分化[10]。

（二）新质生产力的相关研究

在新一轮科技革命和产业变革加速演进之际，习近平总书记统筹国内国际两个大局，创造性地提出新质生产力这一概念，引发了学界的广泛关注。已有研究主要从理论内涵、测度与培育路径等方面对新质生产力进行探讨。理论内涵方面，新质生产力着重体现在从依赖传统产业的增长模式向以新兴产业和技术创新为核心的动能转换上[11]。围绕这一核心内涵，余东华等[12]从新科学技术、新劳动者、新生产方式、新产业形态、新要素供给5个维度构建评价指标体系，测度2012—2022年国家重大战略区域的新质生产力发展水平，并比较分析不同区域新质生产力的时空格局和收敛性特征。韩文龙等[13]从实体性要素和渗透性要素两方面构建新质生产力指标体系，对新时代以来中国新质生产力的时间演变趋势和空间分布格局进行了多方位的研究。宋佳等[14]基于包括劳动力和生产工具的生产力二要素体系，利用熵值法测算了企业新质生产力水平。

关于新质生产力培育路径，已有研究主要从三个方面展开探讨。一是强调前沿技术创新的关键作用。新质生产力的形成与发展以科技创新为核心要素，以创新引领生产力发生质态转变，前沿技术创新是培育形成新质生产力的关键[15]。二是重视高素质劳动力的培育。新质生产力是人才引领驱动的生产力，应畅通教育、科技、人才“三位一体”良性循环，培育契合新质生产力发展亟需的战略型人才，深化重点领域人才发展体制机制改革[16]。三是探讨数字经济与新质生产力之间的内在联系。数据要素驱动下的数字经济以数字技术为核心，数字化与数字创新能够促进TFP水平提升，进而对新质生产力产生显著正向影响[17]。

上述关于理论内涵与测度、培育路径等方面的研究为理解新质生产力提供了富有启发性的线索与参考。然而，新质生产力概念出现时间较短，整体上这方面的研究仍然处于探索阶段。特别地，对于当前中国经济发展而言，仅从理论层面对内涵界定、形成逻辑、实现路径等进行宽泛的讨论并不足以深刻把握发展新质生产力的实践要求，当务之急是明确推动新质生产力发展的可落地的着力点，然而鲜有文献就特定领域如何赋能新质生产力展开实证研究以提供有力的经验证据。本文聚焦智能制造这一制造强国建设的主攻方向和第四次工业革命的核心技术，尝试就智能制造对新质生产力的影响展开实证研究并廓清背后的作用机制，为发展新质生产力的实践方向与科学路径选择提供经验支撑。

三、理论分析与研究假说

新质生产力是创新起主导作用，摆脱传统经济增长方式与生产力发展路径，符合新发展理念的先进生产力质态，具有高科技、高效能、高质量特征。它由技术革命性突破、生产要素创新性配置、产业深度转型升级而催生，以劳动者、劳动资料、劳动对象及其优化组合的跃升为基本内涵，以TFP大幅提升为核心标志[18]。智能制造所体现的新一轮科技革命前沿技术、所推动的劳动力技能结构调整优化以及先进制造业与现代服务业深度融合发展正是以上三方面催生因素的具体体现（见图1）。因此，本文从技术创新效应、人力资本结构优化效应和两业融合效应这三条作用机制分析智能制造对新质生产力的具体影响。

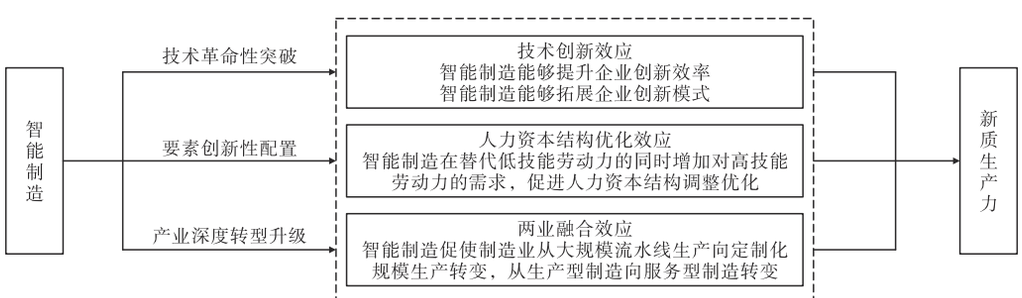


图1 智能制造对新质生产力的影响机制

（一）技术创新效应

新质生产力以前沿性技术创新为主导，旨在实现颠覆性技术突破，摆脱传统经济增长方式和生产力发展路径。以创新为第一动力，重塑生产力基本要素，催生新模式新业态，推动生产力向更高级、更先进的质态演进，是新质生产力的突出特征。智能制造作为先进制造技术与新一代信息技术深度融合的产物，体现了第四次工业革命的核心技术，能够极大提升企业创新效率，拓展企业创新模式，为新质生产力发展提供坚实的科技支撑。

首先，智能制造可以提升企业创新效率。创新活动具有复杂性、创造性和高度不确定性等显著特点，因此认识、发现、准确捕捉和利用相关信息是影响企业创新的关键。借助传感器、物联网等技术，智能制造使产业生态系统各个节点的运行数据被规模化采集并将其共享到云端，进一步基于大数据和人工智能算法对数据进行处理和分析，使企业能够实时掌握有关产品质量和客户需求等信息，减少创新风险。这一海量信息还能在更大程度上拓展企业创新的知识领域，从而降低创新成本并提高创新投入产出效率。在突破创新信息获取约束的同时，智能制造还能克服创新决策者的有限理性，提升创新信息处理效率[21]。智能制造借助智能设备，引入机器人、物联网等技术，实现生产线的智能化改造，使得大量流程实现自动化，进而通过高度集成的机器学习算法帮助决策者利用一系列基于算法的描述性、诊断性、预测性等方法进行各种战略创新。

其次，智能制造还能优化和拓展企业创新模式，主要体现在智能制造能够将生产活动模块化集成化，有助于推动新型产学研协同创新模式的形成，提高企业创新成功的概率。基于模块功能的独立性和接口标准化特征，企业与大学、科研机构等外部创新合作伙伴能够根据市场最新需求快速组合或解散，形成模块化“即用即走”合作模式，更便捷地开展创新，实现价值共创。类似地，沙学康等[19]研究发现，以工业机器人产业园区建立反映的智能制造带动了制造业创新规模和创新质量的提升，该创新驱动效应得以实现的关键在于机器人园区扮演了产学研协同创新平台的角色，通过平台整合的方式构建联合研究院、初创合资公司、创业孵化器等，打造资本与技术紧密结合的机器人产业集群，以此突破技术瓶颈，实现技术创新。事实上，依托人工智能和深度学习算法，智能制造通过嫁接大规模个性化定制、全生命周期管理、网络协同制造、智能运维服务等智能制造新模式新业态，极大拓展传统制造的边界，重塑传统的生产作业流程，促进生产模式全方位创新。近年来，中国涌现出的一大批智能制造示范项目——灯塔工厂①，就是智能化生产技术推动装备、产线、车间、工厂发生革命性变革的典范。由此，本文提出以下研究假说：

假说1：智能制造能够提升企业创新效率，拓展企业创新模式，通过技术创新效应提升新质生产力水平。

（二）人力资本结构优化效应

人是生产力中最活跃、最具有决定意义的因素，因此更高素质的劳动力是新质生产力的第一要素[16]。发展新质生产力，需要聚集大量能够创造新质生产力的高质量人力资本。与历史上的多次技术革命类似，在从传统制造向智能制造转型的过程中，由机器换人所产生的劳动力替代效应在减少大量重复性中低技能劳动岗位的同时，也将通过新职位创造效应与高技能劳动力形成互补[20]，这使得企业的智能化生产技术改造必然伴随着人力资本结构的优化，与发展新质生产力的内在要求相契合。

根据已有理论，生产活动通常由常规任务和非常规任务完成。常规任务主要是重复性的体力和认知任务，具有明确的流程和规则，只需要较低技能的劳动力，非常规任务则更具有灵活性、创造性和抽象性，需要高技能劳动力[21]。智能制造会优先替代从事常规任务的较低技能劳动力，这一现象已经在美国和欧洲多个国家得到证实[6-7]。姚加权等[22]基于中国上市公司的研究发现，人工智能对于常规低技能劳动

① “灯塔工厂”项目由达沃斯世界经济论坛与管理咨询公司麦肯锡合作开展遴选，被誉为“世界上最先进的工厂”，具有榜样意义的“数字化制造”和“全球化4.0”示范者，代表当今全球制造业领域智能制造和数字化最高水平。截至2023年12月，全球灯塔工厂共有153座，其中中国62座，占据了近半数份额。

力(从事生产、业务、市场和财务的人员)主要体现为替代作用。

与此同时,智能制造在替代常规任务的同时,也会创造出新的更加复杂的非常规任务,在这些新任务中,知识和技能型劳动力更具有比较优势[20]。首先,智能化生产技术的维护和发展本身就会产生系统集成技术开放、新型创新网络建设等知识技能密集型任务。其次,与智能化生产密切关联的人工智能作为一种通用目的技术,呈现出深度学习、跨界融合、人机协同等新特征,使历次科技革命和产业变革所积蓄的巨大能量得以释放,催生了一大批新业态和新模式,推动制造业从主要依赖中低技能劳动力向更加依赖高技能劳动力转变,由此带来的人力资本结构优化将推动新质生产力水平的提升。据此,本文提出以下研究假说:

假说2:智能制造通过减少从事常规任务的低技能劳动力、增加从事非常规任务的高技能劳动力的方式,实现人力资本结构调整优化,进而提升新质生产力水平。

(三)两业融合效应

新质生产力是由产业深度转型升级催生的先进生产力质态。先进制造业与现代服务业深度融合则是顺应新一轮科技革命和产业变革,实现产业深度转型升级的重要途径。智能制造通过推动制造业生产模式和产业形态的根本转变,促进了两业融合发展,并最终有助于新质生产力水平的提升。

一方面,智能制造促使制造业生产模式从大规模流水线生产转向定制化规模生产。柔性制造作为智能制造的突出特征之一,能够打通传统制造条块分割的研发设计、制造加工、经营管理等诸多环节,使企业开展定制化服务成为可能。随着数字组件深度嵌入传统产品,智能制造所内含的人工智能技术能够广泛收集产品使用过程中的数字足迹和客户意见反馈等数据资料,挖掘各类用户的使用习惯及其所关注的产品特征,对用户精准画像,从而有效应对大规模定制需求[23]。

另一方面,智能制造促使制造业产业形态从生产型制造向服务型制造转变。传统制造业企业能够借助智能制造打造人、机、物全面互联的网络管理平台,构建产品和服务相融合的全生命周期管理系统,使得生产商在提供核心产品的同时,突破传统制造界限,整合不同渠道的外部优质资源开展包括产品设计、材料采购、生产安装、系统互联、运维管理的一体化总集成总承包服务,为用户提供端到端的系统性解决方案,增强用户黏性,有效促进企业拓展多样化的产品增值服务,进而逐渐向服务型制造转型。基于上述分析,本文提出以下研究假说:

假说3:智能制造能够推动先进制造业与现代服务业深度融合,通过两业融合效应提升新质生产力水平。

四、数据、变量与研究设计

(一)数据来源

本文主要以中国沪深A股战略性新兴产业和未来产业上市公司作为研究样本①。企业层面基础数据整理自Wind和中国经济金融研究(CSMAR)数据库。制造业分行业就业数据与城市层面的相关经济数据分别来自对应年度的《中国工业统计年鉴》及《中国城市统计年鉴》。

如前文所述,智能制造是在新一代信息通信技术与先进制造技术深度融合基础上所形成的具有自感知、自学习、自决策、自执行、自适应等功能的新型生产方式,工业机器人则是现阶段智能制造的重要载

① 工业和信息化部联合科技部、国家能源局、国家标准化管理委员会印发的《新产业标准化领航工程实施方案(2023—2035年)》中提到,战略性新兴产业包括新一代信息技术、新能源、新材料、高端装备、新能源汽车、绿色环保、民用航空、船舶与海洋工程装备等8大类别;未来产业包括元宇宙、脑机接口、量子信息、人形机器人、生成式人工智能、生物制造、未来显示、未来网络、新型储能等9大类别。根据2012年中国证券监督管理委员会行业分类(较国民经济行业分类标准更为细致),本文将以下行业的上市公司样本定义为战略性新兴产业和未来产业:软件和信息技术服务业、计算机通信和其他电子设备制造业、计算机应用服务业、信息技术业、通信服务业、专业科研服务业、铁路船舶航空航天和其他运输设备制造业、电器机械及器材制造业、卫生保健护理服务业、医药制造业、生态保护和环境治理业。

体，因此本文以工业机器人使用情况反映智能制造发展水平。本文使用的工业机器人数据来自IFR，其提供了“国家—行业—年度”层面的机器人统计数据，涵盖100多个经济体工业机器人年均安装和累计保有量数据，广泛使用于国内外相关文献中[8,20]。考虑到中国工业机器人使用数据的可得性，本文将样本年限确定为2010—2023年。

（二）变量描述

1.被解释变量

本文的被解释变量为新质生产力，以战略性新兴产业和未来产业内企业的TFP来反映。结合已有文献的做法，本文基于柯布—道格拉斯生产函数对相关企业TFP进行测算：

$$Y_{it}=A_{it}L_{it}^{\alpha}K_{it}^{\beta} \tag{1}$$

其中，Y_{it}、L_{it}和K_{it}分别表示i企业t年的产出、劳动和资本投入，A_{it}为i企业t年的TFP，α和β分别表示劳动和资本的产出弹性。对式(1)取对数后的线性形式如下：

$$y_{it}=\alpha l_{it}+\beta k_{it}+u_{it} \tag{2}$$

其中，y_{it}、l_{it}和k_{it}分别为Y_{it}、L_{it}和K_{it}的对数形式，残差项u_{it}包含A_{it}的对数形式的信息。借鉴姚加权等[22]的做法，本文采用OP方法测算战略性新兴产业和未来产业的企业TFP。在指标选取上，产出、劳动投入和资本投入分别以企业营业收入、员工数量以及固定资产净值来衡量。OP估计涉及企业投资指标，考虑数据可得性，本文采用固定资产、无形资产和其他长期资产支付的现金来衡量。

2.核心解释变量

本文实证部分的核心解释变量为智能制造，用工业机器人使用情况来反映。借鉴Bartik工具变量构造思想[24]，本文将IFR提供的中国行业机器人保有量数据与战略性新兴产业和未来产业上市公司相对接，估算上市公司工业机器人渗透度。具体估算方法如下：

$$Rob_{ijt}=IRP_{jt}\times(PR_{ijt=2010}/TPR_{jt=2010}) \tag{3}$$

其中，Rob_{ijt}表示j行业i企业t年的机器人渗透度，IRP_{jt}表示行业层面机器人渗透度，以j行业t年工业机器人存量除以j行业基期(2010年)就业人数计算得到，$PR_{ijt=2010}/TPR_{jt=2010}$为将行业层面工业机器人渗透度分解到企业层面的权重。具体地，$PR_{ijt=2010}/TPR_{jt=2010}$表示$j$行业$i$企业基期生产部门员工占比与$j$行业所有企业生产部门员工占比中位数的比值，刻画$i$企业在$j$行业的重要程度。

3.控制变量

为进一步控制遗漏变量对本文估计结果的影响，本文对以下变量加以控制：企业年龄($\ln D$)，用企业年龄的对数值表示；托宾Q值(Tob)，用企业市值除以企业总资产表示；净资产收益率(ROE)，以企业净利润除以股东权益年平均余额来反映；总资产净利润率(ROA)，用企业净利润除以总资产年平均余额表示；企业利润($\ln P$)，用企业利润总额的对数值表示；企业资产结构(TA)，用企业固定资产净额与存货净额之和除以企业总资产表示。

（三）研究设计

为了检验智能制造对新质生产力的影响，本文构建如下回归模型：

$$\ln TFP_{ijt}=\alpha_0+\alpha_1 Rob_{ijt}+\alpha_2 X_{ijt}+\mu_i+\theta_{jt}+\varepsilon_{ijt} \tag{4}$$

被解释变量$\ln TFP_{ijt}$表示战略性新兴产业和未来产业上市公司TFP，用来衡量新质生产力水平；本文的核心解释变量Rob_{ijt}表示上市公司工业机器人渗透度，用来衡量智能制造发展状况；α_1捕捉了智能制造对新质生产力的效应，如果智能制造能够促进新质生产力的提升，则α_1应显著为正；X_{ijt}表示一系列控制变量；此外，μ_i表示企业固定效应，以控制企业层面不随时间变化的特征对回归结果的影响；θ_{jt}表示行业—年份固定效应，以控制行业层面随时间变化的无法观测因素的影响；ε_{ijt}为随机扰动项。除特殊说明外，本文将标准误聚类到企业层面。主要变量的描述性统计结果见表1。

表1 主要变量描述性统计结果

变量名称	变量符号	观测值数	平均值	标准差	最小值	最大值
全要素生产率	*TFP*	13 005	6.500	0.775	3.295	10.792
工业机器人使用	*Rob*	13 005	0.007	0.004	0	0.031
企业年龄	ln *D*	13 005	2.135	0.751	0.693	3.526
托宾Q值	*Tob*	12 717	2.434	1.623	0.901	10.066
净资产收益率	*ROE*	12 890	0.040	0.173	−1.011	0.339
总资产净利润率	*ROA*	13 005	0.030	0.085	−0.402	0.222
企业利润	ln *P*	11 136	18.913	1.508	11.232	24.710
企业资产结构	*TA*	12 826	0.304	0.161	0	0.940
专利申请	*Pat*	13 005	0.749	1.410	0	9.336
研发费用	*RD*	6 850	18.402	1.424	0	23.657
技术劳动力	*TL*	12 685	5.632	2.105	0	11.400
生产劳动力	*PL*	12 605	5.416	2.916	0	12.648
高学历劳动力	*HL*	12 708	3.324	2.205	0	10.201
两业融合	*IG*	13 005	0.004	0.019	0	0.131

五、实证结果与分析

(一)基准回归

本文利用式(4)检验智能制造对新质生产力的影响效应,估计结果见表2。其中,第(1)列仅对企业和年份固定效应加以控制,可以看出,*Rob*的估计系数为正且在1%的水平下显著。在第(2)列中加入了一系列控制变量,*Rob*的估计系数与第(1)列相比变化不大。由于本文选用战略性新兴产业和未来产业上市公司作为回归样本,而这类行业往往存在一些不随时间变化的固定特征从而影响估计结果的准确性,为了对此加以控制,加入行业—年份固定效应,回归结果见第(3)列。可以看出,在控制其他可能的因素后,智能制造每提高1个标准差,战略性新兴产业和未来产业上市公司TFP将会提高大约0.86%(0.004×2.146)[①]。这些估计结果表明,以工业机器人使用情况反映的智能制造能够显著提升战略性新兴产业和未来产业TFP,有助于新质生产力的培育和发展。

表2 基准回归估计结果

变量	被解释变量:ln*TFP*		
	(1)	(2)	(3)
Rob	3.202***	2.224***	2.146***
	(0.920)	(0.760)	(0.751)
控制变量	否	是	是
年份固定效应	是	是	否
行业—年份固定效应	否	否	是
观测值数	13 005	10 587	10 587
R^2	0.775	0.871	0.884

注:1. ***表示1%的显著性水平。

2.()内数值为企业层面聚类稳健标准误。

3. 已控制企业固定效应,控制变量与常数项估计结果留存备索。

(二)稳健性检验

1.标准误聚类到行业

在基准回归中,本文将稳健标准误聚类到了企业层面,但在现实中不同行业的智能制造发展程度存

① 行业—年份固定效应包含年份维度,可以吸收年份固定效应对回归结果的影响,同时包含行业—年份固定效应和年份固定效应会导致共线性问题,因此第(3)列没有再控制年份固定效应。感谢匿名审稿专家的意见。

在极大差异。与此同时，工业机器人在不同行业的功能和用途也有显著差异。在汽车制造业，工业机器人主要应用于汽车组装中的焊接、喷漆、零部件搬运等环节。而在电子信息制造业，工业机器人凭借其灵活的移动和操作方式，主要用于精准执行复杂的组装、检测、芯片生产等工艺，这些机器人通常需要具备高精度和高灵敏度，以及良好的视觉识别能力。此外，在食品加工、物流仓储等领域，工业机器人主要用于完成高速分拣、搬运等任务。考虑到行业之间的这些差异，本文进一步将标准误聚类到行业层面，估计结果见表3第(1)列。

表3　稳健性检验估计结果

变量	(1)标准误聚类到行业	(2)替换核心解释变量	(3)更换TFP测度方式	(4)替换被解释变量
Rob	2.146***		2.254***	0.166**
	(0.606)		(0.768)	(0.077)
AI		1.011**		
		(0.428)		
观测值数	10 587	6 905	10 587	10 471
R^2	0.884	0.853	0.863	0.867

注：1. **和***分别表示5%和1%的显著性水平。

2. ()内数值为企业层面聚类稳健标准误。

3. 已控制企业固定效应、行业—年份固定效应，控制变量与常数项估计结果留存备索。

2. 更换智能制造测度方式

本文的核心解释变量为智能制造发展水平，在基准回归中本文采用工业机器人使用情况来反映。虽然工业机器人是现阶段人工智能技术在制造业领域的主要载体，但考虑到智能制造是一个贯穿于设计、生产、管理、服务等制造活动各个环节的大系统，为了避免测量误差带来的估计结果偏误，本文借鉴姚加权等[22]的方法，根据战略性新兴产业和未来产业上市公司年报文本内容对73个人工智能的相关词频进行整理，统计出人工智能相关词频数之和(*AI*)①。根据本文的测算结果，年报中出现人工智能相关词的观测值占1/3，平均每个上市公司每年的人工智能词频为4.03。用这个指标替代工业机器人渗透度作为智能制造的代理变量重新进行回归，结果如表3中第(2)列所示。

3. 更换TFP测度方式

TFP测算的难点之一在于如何处理同时性偏误，OP法是基于结构模型的半参数法，以投资作为不可观察生产率的代理变量，从而获得参数的一致性估计，解决了生产要素与生产率的内生性问题。本文基准回归中以OP法测算的战略性新兴产业和未来产业上市公司TFP作为反映新质生产力的指标。然而，OP法的中间投入在一定程度上取决于企业生产率，可能导致新的内生性问题。由Ackerberg等[25]发展的新的TFP测算方法(ACF法)放松了OP法的假设，如资本投入决策先于其他要素，将劳动要素引入中间投入函数，提高了估计结果的准确性。本文进一步使用ACF法重新测算战略性新兴产业和未来产业上市公司TFP并对基准回归模型进行检验，实证结果如表3第(3)列所示。

4. 更换新质生产力测算方式

根据前文描述，新质生产力除了以TFP大幅提升为核心标志外，还以劳动者、劳动资料、劳动对象及其优化组合的大幅跃升为基本内涵，因此，有必要基于劳动力与劳动资料相关变量构建新质生产力指标体系，采用熵值法测算各上市公司新质生产力水平，以此对基准回归的被解释变量进行替换。具体地，劳动力方面，本文选用研发人员薪资与研发费用之比、技术人员与全部员工数之比衡量企业的活劳动；劳动对象方面，选用固定资产与总资产之比、固定资产与制造费用之比衡量企业的物化劳动；劳动资料方面，以企业的科技水平为衡量依据，选用研发费用中的直接投入费用与研发费用之比、无形资产与总资产之

① 完整处理过程分三个步骤：首先，将原始报告文本整理为面板数据，并统计年报全文中英文部分的文本长度；其次，构建人工智能术语词典，将词汇扩充到Python的jieba库；最后，去除停顿词，统计精确词汇、扩展词汇数目，并计算出二者之和。

比衡量企业的硬科技水平，选用托宾Q值和赫芬达尔指数衡量企业的软科技水平[①]。相应的估计结果如表3第(4)列所示。

以上结果均显示，在进行相应的稳健性检验后，本文的结论未发生变化，说明本文的估计结果是稳健的。

(三)内生性讨论

本文的估计结果可能因为智能制造与新质生产力之间存在逆向因果问题而产生内生性偏差。为缓解内生性问题对于本文基准结果的可能干扰，本文尝试从以下两种思路构造工具变量进行进一步检验。

首先，借鉴刘传明等[26]的做法，本文利用地级行政区平均高程构造智能制造工具变量。某点沿铅垂线方向到绝对水平基面的距离被定义为高程，地区的高程越高，信息基础设施的建设维护成本越高，这在很大程度上对信息技术的普及和应用造成障碍，进而抑制企业工业机器人的使用，因此与智能制造发展具有一定相关性。与此同时，高程作为天然形成的地理因素，与其他时变经济指标并不直接相关，满足外生性要求。考虑到本文内生变量工业机器人使用(*Rob*)具有时变特征，而区域平均高程不随时间变化，因此本文以地级行政区的平均高程与时间的交互项作为*Rob*的工具变量(IV_{geo})。表4第(1)(2)列给出了以地级行政区平均高程为工具变量的两阶段最小二乘(2SLS)估计结果：第(1)列的一阶段估计结果显著为负，表明此工具变量与本文基准回归模型中的核心解释变量负相关，这意味着高程越高的地区，工业机器人使用越少；第(2)列的二阶段估计结果显著为正，表明本文基准回归结果较为稳健。

其次，借鉴Acemoglu等[27]的思路，本文利用智能化生产技术前沿作为工具变量将影响本国人工智能技术创新中的混淆因素分离出来，即利用同期智能化生产水平领先于中国的国家(美国)来构建工具变量。同时，将美国工业机器人存量由国家层面分解到企业层面，重新构建Bartik工具变量(IV_{US})。表4第(3)(4)列给出了以美国工业机器人使用为工具变量的两阶段最小二乘估计结果：第(3)列结果显示，第一阶段结果显著为正，表明工具变量与核心解释变量具有正相关性；第(4)列的二阶段结果显著为正，同样表明本文基准回归结果是稳健的。

两种工具变量回归中，Cragg-Donald Wald F统计量分别为288.57和637.89，均大于Stock-Yogo weak ID在10%偏误的临界值(16.38)，说明不存在弱工具变量问题。Kleibergen-Paap rk LM统计量分别为84.08和125.70，均拒绝了工具变量识别不足的假设。值得注意的是，本文两种工具变量下的估计结果均略大于基准回归结果，可能的原因是工具变量局部因果效应的特性，这也从结论预期层面再次证实了本文基准回归结果的可靠性。

表4 工具变量估计结果

变量	地级行政区平均高程		美国机器人使用	
	(1)第一阶段	(2)第二阶段	(3)第一阶段	(4)第二阶段
IV_{geo}	−0.207***			
	(0.064)			
IV_{US}			0.001***	
			(0)	
Rob		270.837***		49.927*
		(85.588)		(29.931)
Cragg-Donald Wald F检验	288.570		637.890	
Kleibergen-Paap rk LM检验	84.080		125.700	
观测值数	10 180	9 916	4 678	4 675

注：1. *和***分别表示10%和1%的显著性水平。

2. ()内数值为企业层面聚类稳健标准误。

3. 已控制企业固定效应、行业—年份固定效应，控制变量与常数项估计结果留存备索。

① 具体指标体系构建方法留存备索。

六、进一步分析

（一）影响机制检验

智能制造是人工智能技术在制造业领域的核心体现。与此同时，智能制造在替代从事常规任务的低技能劳动力的同时，与从事非常规任务的高技能劳动力形成互补，这种人力资本结构的优化效应实现了生产要素的创新性配置。另外，智能工厂的个性化和定制化生产，促使传统制造向服务型制造延伸，通过先进制造业与现代服务业融合发展推动了产业深度转型升级。参考已有文献，本文采用基于两阶段回归的机制分析方法进行上述影响机制检验[28]。第一阶段将机制变量与核心解释变量进行回归后得到机制变量的预测值，第二阶段则将该预测值作为解释变量对被解释变量进行回归，回归系数的方向与显著性可帮助判断影响机制是否在经验层面成立。该方法的基本原理与工具变量法相似，能够克服混淆变量对识别因果中介效应的不利干扰。具体到本文的研究，第一阶段通过构建以下模型来检验智能制造对机制变量的影响：

$$M_{ijt}=\beta_0+\beta_1 Rob_{ijt}+\beta_2 X_{ijt}+\mu_i+\theta_{jt}+\varepsilon_{ijt} \tag{5}$$

其中，M_{ijt}表示机制变量，包括技术创新、人力资本结构优化和两业融合发展。在式(5)中，β_1表示智能制造对机制变量M_{it}的影响，当β_1显著为正时，说明智能制造促进了该机制变量水平的提升。根据式(5)的回归结果，可以得到M_{ijt}的预测值M_{ijt}^{hat}，以M_{ijt}^{hat}替换式(4)中的Rob_{ijt}，可以得到第二阶段的估计模型：

$$\ln TFP_{ijt}=\gamma_0+\gamma_1 M_{ijt}^{hat}+\gamma_2 X_{ijt}+\mu_i+\theta_{jt}+\varepsilon_{ijt} \tag{6}$$

其中，γ_1表示智能制造带来的技术创新效应、人力资本结构优化效应和两业融合效应对企业新质生产力的影响。

1.技术创新效应

与传统生产力相比，新质生产力是技术创新在其中发挥主导作用的生产力。作为引领新一轮科技革命和产业变革的新赛道，战略性新兴产业和未来产业具有技术密集、创新活跃等特点，是新质生产力的主要载体。根据内生增长理论，企业的研发投入推动了技术创新活动的开展和创新成果的实现，能够提高生产效率，优化资源配置，从而促进TFP的提升。也就是说，研发投入和高质量专利（如发明专利）的增加，可以带来新技术的开发和知识溢出效应，进一步提升企业的生产力。因此，对智能制造的技术创新效应的验证是完善“智能制造—技术创新—新质生产力”机制链条的关键。本文分别以战略性新兴产业和未来产业上市公司研发费用对数值（$\ln RD$）、发明专利申请量对数值（$\ln Pat$）作为反映技术创新的代理变量，对技术创新效应影响机制进行检验。考虑到企业的实用新型专利和外观设计专利多以“寻扶持、享优惠、获补贴”为目的获取，技术含量较低，而发明专利才能更好地反映企业真实创新能力，本文采用发明专利而非专利总量作为企业技术创新水平的代理变量。估计结果见表5第(1)～(4)列，其中，第(1)(3)列为第一阶段估计结果，第(2)(4)列为第二阶段估计结果，上标hat代表预测值。所有估计系数均显著为正，意味着智能制造有助于促进战略性新兴产业和未来产业上市公司创新投入力度和高质量创新产出的增加，进而推动新质生产力发展。由此本文假说1得到验证。

2.人力资本结构优化效应

新质生产力代表先进生产力演进方向，高质量人力资本是新质生产力的第一要素。根据技能偏向型技术变迁理论，以工业机器人使用为代表的智能制造技术将会替代从事常规任务的中低技能劳动力，并增加对从事非常规任务的高技能劳动力的需求，从而优化企业的人力资本结构。理论上，高技能劳动力与新技术具有较强的互补性，这种人力资本的重新配置能够显著提升企业的创新能力和TFP[6]。与理论分析相对应，下面将从企业的技术劳动力（TL）、生产劳动力（PL）和高学历劳动力（HL）三方面检验智能制造的人力资本结构优化机制。技术劳动力和生产劳动力分别采用技术人员数量和生产人员数量来衡量，高学历劳动力采用企业硕士和博士学历的员工数量之和来衡量，三个变量均取对数后进行回归，估计结果见表6。可以看出，技术劳动力和高学历劳动力的第一、二阶段估计系数均显著为正，而生产劳动力

第一、二阶段的估计系数虽为正但不显著。这表明智能制造与具备较高技能的技术劳动力和高学历劳动力形成互补，并在一定程度上替代了仅从事生产活动的较低技能劳动力，在整体上促进了企业人力资本结构的优化，进而提升新质生产力水平。由此本文假说2得到验证。

3.两业融合效应

产业深度转型升级是新质生产力的核心催生要素之一。在新一轮科技革命和产业变革背景下，先进制造业与现代服务业深度融合正是产业转型升级的重要途径。理论分析指出，智能制造对传统生产模式的颠覆性革新有效促进了新产品、新模式和新业态的发展，是现阶段两业融合发展的重要推动力。根据产业融合理论，制造业与服务业融合发展有助于打破要素壁垒、统筹优化资源配置并促进制造业价值链向高附加值方向延伸，进而提升企业TFP。因此，本文预测智能制造能够通过促进两业融合发展提升新质生产力水平。为检验这一影响机制，借鉴陈丽娴[29]的做法，本文以战略性新兴产业和未来产业上市公司服务业务收入①占主营业务收入的比重作为衡量两业融合发展的代理变量（*IG*）。第一、二阶段的实证结果分别见表5第(5)(6)列，可以看出，两个阶段估计系数均显著为正，证实了上述猜测。本文的假说3得到验证。

表5 影响机制检验估计结果：技术创新效应与两业融合效应

变量	研发费用		发明专利申请量		服务业务收入占比	
	(1)ln*RD*	(2)ln*TFP*	(3)ln*Pat*	(4)ln*TFP*	(5)*IG*	(6)ln*TFP*
Rob	3.319***		7.581**		0.204**	
	(1.200)		(2.939)		(0.091)	
RD^{hat}		0.450**				
		(0.224)				
Pat^{hat}				0.269**		
				(0.107)		
IG^{hat}						9.994**
						(3.993)
观测值数	4 582	4 582	9 834	9 677	9 834	9 677
R^2	0.962	0.959	0.506	0.885	0.473	0.885

注：1. **和***分别表示5%和1%的显著性水平。

2.()内数值为企业层面聚类稳健标准误。

3.已控制企业固定效应、行业—年份固定效应，控制变量与常数项估计结果留存备索。

表6 影响机制检验估计结果：人力资本结构优化效应

变量	技术劳动力		生产劳动力		高学历劳动力	
	(1)ln*TL*	(2)ln*TFP*	(3)ln *PL*	(4)ln*TFP*	(5)ln *HL*	(6)ln*TFP*
Rob	3.547**		0.011		3.242**	
	(1.533)		(1.530)		(1.422)	
TL^{hat}		0.660***				
		(0.232)				
PL^{hat}				4.133		
				(2.724)		
HL^{hat}						0.607**
						(0.255)
观测值数	9 645	9 491	9 554	9 405	9 655	9 499
R^2	0.931	0.889	0.968	0.887	0.955	0.889

注：1. **和***分别表示5%和1%的显著性水平。

2.()内数值为企业层面聚类稳健标准误。

3.已控制企业固定效应、行业—年份固定效应，控制变量与常数项估计结果留存备索。

① 根据《国民经济行业分类标准》(GB/T4754—2011)对服务业务的界定，制造业产出中的服务业务包括维修、保养、安装与检测等技术支持与售后服务，分销、批发、零售等销售服务，咨询服务，培训服务，租赁服务，研发与信息处理服务，金融服务，仓储物流与物业管理服务。

（二）异质性分析

前文检验了智能制造对新质生产力的整体影响，为得到更为具体的政策指向性结论，下面进一步从不同角度进行异质性分析。

1.企业异质性

在中国这样的转型经济体中，不同所有制企业的生产经营模式存在较大差异，因此有必要探讨智能制造对不同所有制企业新质生产力的异质性影响。本文根据CSMAR数据库提供的企业股权性质分类，将战略性新兴产业和未来产业上市公司按所有制属性划分为国有和非国有两类并进行分组回归，结果见表7第(1)(2)列。可以看出，与国有企业相比，智能制造更为显著地促进了非国有企业新质生产力水平提升。原因可能是非国有企业通常在管理机制、决策流程等方面更为灵活，有较强的激励进行智能化生产技术改造，智能制造的新质生产力提升效应更加明显。相比之下，国有企业在推进智能制造过程中更加注重平衡效率提升与社会责任，在技术升级中兼顾就业保障，这种更为稳健的策略可能使其当前的智能制造促进效应较弱。

另外，智能化生产技术改造投入大、试错成本高，本身就具备一定规模和资金优势的企业更易从中获益，本文进一步考察不同资产规模企业的异质性表现。如果某企业资产规模小于样本资产均值，则将其划分为资产规模较小企业组，否则为资产规模较大企业组，分组回归结果见表7第(3)(4)列[①]。

结果显示，智能制造的新质生产力提升效应在资产规模较大的上市公司中表现较好。可能的原因在于，资产规模较大的企业通常是行业领导者，有较强的技术研发和创新转化能力，且拥有大量高质量人力资本，因此可以更有效地集成和应用智能化生产技术，从而更高效地转化为现实的新质生产力。

表7　企业与行业异质性估计结果

变量	被解释变量：ln*TFP*						
	(1)国有	(2)非国有	(3)资产规模较小	(4)资产规模较大	(5)计算机制造和应用	(6)医药卫生	(7)机械制造
Rob	1.147	2.227***	1.403	3.015**	3.256***	2.186	0.859
	(1.661)	(0.838)	(1.085)	(1.300)	(1.176)	(1.335)	(1.330)
观测值数	2 778	7 693	5 309	1 925	5 008	2 213	2 082
R^2	0.890	0.885	0.841	0.892	0.878	0.864	0.923

注：1. **和***分别表示5%和1%的显著性水平。

2.()内数值为企业层面聚类稳健标准误。

3.已控制企业固定效应、行业—年份固定效应，控制变量与常数项估计结果留存备索。

2.行业异质性

如前文所述，不同行业智能化发展水平存在极大差异，导致智能制造的新质生产力提升效应也可能存在差异。按照所属行业性质，本文将全部样本分为计算机制造和应用、医药卫生以及机械制造三大类分别进行回归[②]。从表7第(5)～(7)列结果可以看出，智能化生产能够显著提升计算机制造和应用行业的新质生产力水平，对医药卫生和机械制造行业的效应则不显著。这可能是因为，计算机制造和应用的工业机器人使用更具精密性和创新性，尤其是在半导体制造、集成电路设计和软件开发等方面，而医药卫生和机械制造使用工业机器人主要承担实验室自动化、药品包装、切割、装配和涂装等任务，在创新性和生产力跃迁方面可能不如计算机制造和应用行业，因此智能制造带来的新质生产力提升效应主要体现在计算机制造和应用行业中。

① 在进行资产规模异质性分析时，为避免所有制因素干扰，仅使用上市公司数据库中占比最大的民营企业子样本，以确保结果更能反映资产规模差异本身的影响。

② 计算机制造和应用类包括软件和信息技术服务业，计算机通信和其他电子设备制造业，计算机、通信和其他电子设备制造业，以及信息技术业；医药卫生类包括卫生保健护理服务业以及医药制造业；机械制造类包括铁路船舶航空航天和其它运输设备制造业以及电器机械及器材制造业。通信服务业、专业科研服务业以及生态保护和环境治理业所包含的样本数量较少，本文此处未对这些行业进行考虑。

3.地区异质性

第一，智能化发展水平。由于禀赋条件和政策导向等方面的原因，中国区域经济发展不平衡问题突出，不同地区工业基础和创新水平差别较大，从而在智能化生产技术改造方面存在明显差异。为了进一步考察这种差异对智能制造的新质生产力提升效应的影响，本文按照所在地区（地级市层面）工业机器人安装密度的大小将全部样本分为智能化水平较高和较低两组（以均值为分组标准），分组回归结果见表8第（1）（2）列。可以发现，在智能化发展水平较高的地区，智能制造对新质生产力具有显著正向效应，而在智能化发展水平较低的地区，这种效应则不显著。这主要是因为，智能化水平较高的地区往往拥有更为丰富的人才资源和更加良好的创新环境，技术创新效应和人力资本结构优化效应的发挥在这些地区更易得到资源和环境要素的加持，从而有助于推动战略性新兴产业和未来产业集群化发展，搭建培育新质生产力的基础平台。

第二，创新水平和创新环境。中国城市创新能力的差异主要表现在研发投入、创新人才集聚、技术创新成果转化等方面，这种差异对智能制造的新质生产力提升效应可能存在重要影响。为了对此进行检验，本文基于《中国城市和产业创新力报告》公布的各城市创新能力指数①，将样本所在地区（地级市层面）按照创新能力分为较低和较高两组（同样以均值为分组标准），分样本回归结果见表8第（3）（4）列。结果表明，在创新能力较高的地区，智能制造对新质生产力的促进效应更强。原因可能在于，这些地区通常具备较为完善的创新生态系统，能够促进创新链产业链双向融合，更有助于发挥智能制造对新业态、新模式的催生作用，推动生产力向更先进的质态演进。

表8 地区异质性检验估计结果

变量	被解释变量：*TFP*					
	（1）智能化水平较低	（2）智能化水平较高	（3）创新能力较低	（4）创新能力较高	（5）知识产权保护水平较低	（6）知识产权保护水平较高
Rob	1.950	1.522**	1.601*	3.447**	1.084	2.506***
	（1.579）	（0.770）	（0.923）	（1.340）	（1.260）	（0.939）
观测值数	2 963	7 416	7 249	3 020	3 395	6 848
R^2	0.920	0.907	0.892	0.881	0.888	0.895

注：1. *、**和***分别表示10%、5%和1%的显著性水平。

2.（）内数值为企业层面聚类稳健标准误。

3.已控制企业固定效应、行业—年份固定效应，控制变量与常数项估计结果留存备索。

第三，知识产权保护。创新是经济持续增长的动力，而知识产权保护通过影响创新产出的价值对经济主体研发活动产生激励，是激励创新的重要制度安排[30]。因此，各地区知识产权保护体系的完善程度会对以创新为核心的智能制造和新质生产力产生影响。本文按照国家知识产权局发布的31个省份（不含港澳台）知识产权保护体系指数，以知识产权保护水平均值为标准将样本所在地区分为高低两组②。根据表8第（5）（6）列的估计结果，智能制造对于知识产权保护水平较高地区的新质生产力具有显著提升作用，对知识产权保护较低水平地区没有显著影响，说明良好的创新环境是发挥智能制造的新质生产力提升效应的基本前提和保障。

（三）经济效应分析

前文实证结论表明智能制造能够显著提升新质生产力水平，且这种效应在不同企业、行业和地区特征的样本组间存在异质性。那么与之相关的问题是智能制造带来的新质生产力提升效应能否转化为企业价值。该问题背后隐含了两个事实逻辑：一是企业的经营状况是否改善，二是这种经营状况的改善能否为增加社会价值做出贡献。为验证逻辑一，本文选取企业市场价值、盈利能力和企业偿债能力作为企

① 该指数基于国家知识产权局的专利数据和国家工商局的新注册企业数据这两组微观大数据构造，由复旦大学产业发展研究中心发布。

② 省份层面知识产权保护体系指数来自国家知识产权局发布的《2022年中国知识产权发展状况评价报告》。

业经济状况的代理变量；为验证逻辑二，选取企业投资和员工就业状况衡量企业社会价值贡献。指标测算方面，采用托宾Q值（*Tob*）衡量企业市场价值；采用企业总利润与固定资产平均余额的比值（即固定资产利润率，*PF*）衡量企业盈利能力；分别采用企业“（流动资产－存货）/流动负债”和“流动资产/流动负债”代表速动比率（*ATR*）和流动比率（*CR*），以此二者衡量企业偿债能力；采用企业固定资产增加值（*INV*）衡量企业投资；采用企业员工数量（*WK*）衡量员工就业。

将以上指标分别作为被解释变量进行回归，结果见表9。可以看出，各列中*Rob*的系数都显著为正，说明智能制造带来的新质生产力提升效应能够从市场价值、盈利能力以及偿债能力的提升方面完善企业价值创造体系，并能增加投资和就业为促进社会经济发展做出贡献。

表9　企业智能制造与新质生产力估计结果：经济效应

变量	企业经营状况				企业社会价值贡献	
	(1)*Tob*	(2)*PF*	(3)*ATR*	(4)*CR*	(5)*INV*	(6)*WK*
Rob	8.617**	38.871***	12.633**	13.000**	13.083***	2.050**
	(4.111)	(14.053)	(5.090)	(5.517)	(4.546)	(0.907)
观测值数	10 471	12 191	10 471	10 471	10 469	7 228
R^2	0.603	0.326	0.686	0.679	0.305	0.800

注：1. **和***分别表示5%和1%的显著性水平。

2.（）内数值为企业层面聚类稳健标准误。

3. 已控制企业固定效应、行业—年份固定效应，控制变量与常数项估计结果留存备索。其中，第(1)列的控制变量中不包含托宾Q值，第(2)列的控制变量中不包含企业利润，其余控制变量与基准回归相同。

七、结论与启示

当前，新一轮科技革命和产业变革方兴未艾，以人工智能为核心的前沿技术引领产业发展的新方向，与此同时，全球产业链面临重构，地缘政治不稳、局部冲突频发。在这一背景下，积极推动产业智能化发展，对提升中国产业整体实力，加快形成新质生产力具有重大的现实意义。本文基于中国沪深两市A股战略性新兴产业和未来产业上市公司数据，详细考察了智能制造对新质生产力的效应及其作用机制，并探讨了这种效应的异质性表现。结果发现：首先，智能制造能够显著促进新质生产力发展，这一结果经过一系列稳健性检验后仍然成立；其次，智能制造通过技术创新效应、人力资本结构优化效应和两业融合效应提升新质生产力水平；最后，对于非国有、较大资产规模、计算机制造和应用行业的上市公司以及所在地区智能化发展水平、创新能力、知识产权保护力度更高的上市公司，智能制造的新质生产力提升效应更强。进一步研究发现，智能制造还能够改善企业总体价值，例如提升市场价值、盈利和偿债能力，并能够促进企业投资、增加员工就业。本文的研究结论对于从微观层面依托智能制造培育新质生产力具有以下政策启示：

第一，为强化智能制造对新质生产力发展的促进作用，从健全完善信息基础设施等方面为智能制造发展构建完备可靠的支撑体系。首先，应加快推进智能制造基础设施建设，特别是在工业互联网、智能工厂和人工智能应用领域，优先投入资金和资源，提升企业在智能制造技术上的应用水平。其次，鼓励企业加大对智能制造技术的投资力度。为此可以提供专项补贴、低息贷款和税收减免政策，降低企业应用智能制造技术的资金压力，特别是在中小企业中推广这些支持政策，以缩小不同规模企业在智能制造能力上的差距。此外，搭建智能制造技术推广平台，组织行业展会和技术交流活动，帮助企业了解最新的智能制造技术动态和应用案例，加速技术推广和落地。

第二，为畅通智能制造促进新质生产力发展的作用渠道，应进一步完善技术创新环境、加大人才培养力度，并持续推进生产性服务业发展。一是要通过提供研发补贴、税收优惠和财政资助等措施，降低技术创新成本，支持企业开展智能制造关键核心技术攻关。建立健全知识产权保护机制，保护企业创新成果，激发企业创新动力。推动产学研合作，加强新型创新网络建设。二是要加大对教育和职业培训投入力度，提高劳动力的技能水平。打破高校与企业间的人才培养边界，推动校企合作，尤其在智能化技术和数

字化管理等领域开展定制化的培训项目，满足企业对人才的特定需求。三是要推动服务业的发展和升级，特别是信息技术服务、金融服务、物流服务等领域，为企业提供更加多样化和高质量的服务支持。鼓励企业将服务化作为一种战略方向，通过提供增值服务、定制化解决方案等方式，增强自身的竞争力，推动制造业服务化、智能化发展。

第三，为充分发挥智能制造的新质生产力提升效应，应坚持因企施策，推动实施差异化发展政策。针对非国有企业和资产规模较大企业，应提供更加灵活的金融支持政策，例如设立智能制造专项基金，为这些企业提供低息贷款和融资便利，鼓励其进一步增加智能制造投资力度。对于计算机制造和应用行业等技术密集型企业，通过出台专项支持政策，推动这些行业率先探索和应用智能制造技术，形成示范效应，带动其他行业加快转型升级。与此同时，在智能化水平较低的地区，优先投入智能制造基础设施建设，并提供更多的财政支持，帮助企业提升智能制造应用水平。在创新能力和知识产权保护力度较强的地区，政府应加强政策引导，推动企业利用现有优势加快智能制造技术的创新和应用从而提升区域产业竞争力。

参考文献：

[1] 冯玲，袁帆，刘小逸.工业机器人与企业创新：来自中国制造业企业的证据[J].经济学(季刊)，2023，23(4)：1264-1282.
FENG L，YUAN F，LIU X Y. Automation and innovation：evidence from Chinese manufacturing firms[J].China Economic Quarterly，2023，23(4)：1264-1282.

[2] 孙早，侯玉琳.人工智能发展对产业全要素生产率的影响：一个基于中国制造业的经验研究[J].经济学家，2021，33(1)：32-42.
SUN Z，HOU Y L. The influence of artificial intelligence development on industrial total factor productivity：an empirical research based on manufacturing industries in China[J].Economist，2021，33(1)：32-42.

[3] 刘斌，潘彤.人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究[J].数量经济技术经济研究，2020，37(10)：24-44.
LIU B，PAN T. Research on the impact of artificial intelligence on manufacturing value chain specialization[J].Journal of Quantitative & Technological Economics，2020，37(10)：24-44.

[4] 黄亮雄，林子月，王贤彬.工业机器人应用与全球价值链重构：基于出口产品议价能力的视角[J].中国工业经济，2023，41(2)：74-92.
HUANG L X，LIN Z Y，WANG X B. Industrial robot application and global value chain reconstruction：based on the perspective of bargaining power of export products[J].China Industrial Economics，2023，41(2)：74-92.

[5] 邓悦，蒋琬仪.工业机器人、管理能力与企业技术创新[J].中国软科学，2022，37(11)：129-141.
DENG Y，JIANG W Y. Industrial robot，management ability and enterprise technological innovation[J]. China Soft Science，2022，37(11)：129-141.

[6] ACEMOGLU D，AUTOR D. Skills，tasks and technologies：implications for employment and earnings[J].Handbook of Labor Economics，2011，4(4)：1043-1171.

[7] GOOS M，MANNING A，SALOMONS A. Job polarization in Europe [J].American Economic Review，2009，99(2)：5863.

[8] 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.
WANG Y Q，DONG W. How the rise of robots has affected China's labor market：evidence from China's listed manufacturing firms[J].Economic Research Journal，2020，55(10)：159-175.

[9] ACEMOGLU D，RESTREPO P. Tasks，automation，and the rise in US wage inequality[J].Econometrica，2022，90(5)：1973-2016.

[10] 王文.数字经济时代下工业智能化促进了高质量就业吗[J].经济学家，2020，32(4)：89-98.
WANG W. Does industrial intelligence promote high-quality employment in the digital economy era[J].Economist，2020，32(4)：89-98.

[11] 王树斌，侯博文，李彦昭.新质生产力要素机制、创新逻辑与路径突破：基于系统论视角[J].当代经济科学，2025，47(1)：120-133.
WANG S B，HOU B W，LI Y Z. New quality productivity forces element mechanism，innovation logic，and path breakthrough-through the lens of system theory[J].Modern Economic Science，2025，47(1)：120-133.

[12] 余东华，陈海谦，谭梦瑶.国家重大战略区域新质生产力发展水平的时空格局与收敛性分析[J].西安交通大学学报(社会科学版)，2025，45(3)：1-14.
YU D H，CHEN H Q，TAN M Y. Spatial-temporal patterns and convergence analysis at the level of development of new quality productive forces in national major strategic regions[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University (Social Sciences)，2025，45(3)：1-14.

[13] 韩文龙，张瑞生，赵峰.新质生产力水平测算与中国经济增长新动能[J].数量经济技术经济研究，2024，41(6)：5-25.
HAN W L，ZHANG R S，ZHAO F. The measurement of new quality productivity and new driving force of the Chinese economy[J].Journal of Quantitative & Technological Economics，2024，41(6)：5-25.

[14] 宋佳，张金昌，潘艺.ESG发展对企业新质生产力影响的研究：来自中国A股上市企业的经验证据[J].当代经济管理，2024，46(6)：1-11.
SONG J，ZHANG J C，PAN Y. Research on the impact of ESG development on new quality productive forces of enterprises empirical evidence from Chinese A-share listed companies[J].Contemporary Economic Management，2024，46(6)：1-11.

[15] 黄群慧，盛方富.新质生产力系统：要素特质、结构承载与功能取向[J].改革，2024，37(2)：15-24.
HUANG Q H，SHENG F F. New productive forces system：factor characteristics，structural bearing and functional orientation[J].Reform，2024，37(2)：15-24.

[16] 孙锐.为新质生产力发展提供人才引领支撑[J].人民论坛，2024，33(6)：26-30.
SUN R. Strengthening talent leadership and support for advancing new-quality productive forces[J]. People's Tribune，2024，33(6)：26-30.

[17] 史丹，孙光林.数据要素与新质生产力：基于企业全要素生产率视角[J].经济理论与经济管理，2024，44(4)：12-30.
SHI D，SUN G L. Data elements and new quality productive forces：a perspective from total factor productivity of enterprises[J].Economic Theory and Business Management，2024，44(4)：12-30.

[18] 习近平.发展新质生产力是推动高质量发展的内在要求和重要着力点[J].求是，2024，67(11)：4-8.
XI J P. Advancing new quality productive forces is essential and a key priority for fostering high-quality development[J]. Qiushi，2024，67(11)：4-8.

[19] 沙学康，朱开笛.区位导向型政策与创新驱动的制造强国战略[J].经济科学，2023，45(5)：30-54.
SHA X K，ZHU K D. Place-based policy and innovation-driven manufacturing power strategy[J]. Economic Science，2023，45(5)：30-54.

[20] ACEMOGLU D，RESTREPO P. The race between machine and man：implications of technology for growth，factor shares and employment[J]. American Economic Review，2018，108(6)：1488-1542.

[21] AUTOR D H，LEVY F，MURNANE R J. The skill content of recent technological change：an empirical exploration[J].Quarterly Journal of Economics，2003，118(4)：1279-1333.

[22] 姚加权，张锟澎，郭李鹏，等.人工智能如何提升企业生产效率：基于劳动力技能结构调整的视角[J].管理世界，2024，40(2)：101-116.
YAO J Q，ZHANG K P，GUO L P，et al. How does artificial intelligence improve firm productivity? Based on the perspective of labor skill structure adjustment[J].Journal of Management World，2024，40(2)：101-116.

[23] 陈剑，黄朔，刘运辉.从赋能到使能：数字化环境下的企业运营管理[J].管理世界，2020，36(2)：117-128.
CHEN J，HUANG S，LIU Y H. Operations management in the digitization era：from empowering to enabling[J]. Journal of Management World，2020，36(2)：117-128.

[24] GOLDSMITH-PINKHAM P，SORKIN I，SWIFT H. Bartik instruments：what，when，why，and how[J].American Economic Review，2020，110(8)：2586-2624.

[25] ACKERBERG D A, CAVES K, FRAZER G. Identification properties of recent production function estimators[J]. Econometrica, 2015, 83(6): 2411-2451.

[26] 刘传明，马青山.网络基础设施建设对全要素生产率增长的影响研究：基于“宽带中国”试点政策的准自然实验[J].中国人口科学，2020，34(3)：75-88.
LIU C M, MA Q S. Research on the influence of network infrastructure construction on total factor productivity growth: a quasi-natural experiment of “broadband China” pilot policy[J]. Chinese Journal of Population Science, 2020, 34(3): 75-88.

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

[28] 陈胜蓝，王鹏程，马慧，等.《中小企业促进法》的稳就业效应：基于政府信用体系建设视角[J].管理世界，2023，39(9)：52-68.
CHEN S L, WANG P C, MA H, et al. The stabilizing employment effect of Small and Medium-sized Enterprises Promotion Law: based on the perspective of government credit system construction[J]. Journal of Management World, 2023, 39(9): 52-68.

[29] 陈丽娴.制造业企业服务化战略选择与绩效分析[J].统计研究，2017，34(9)：16-27.
CHEN L X. Strategic choice and performance effect of servitization of manufacturing firms[J]. Statistical Research, 2017, 34(9): 16-27.

[30] 龙小宁，易巍，林志帆.知识产权保护的价值有多大：来自中国上市公司专利数据的经验证据[J].金融研究，2018，61(8)：120-136.
LONG X N, YI W, LIN Z F. How valuable is intellectual property right protection? Empirical evidence from patent data of China listed companies[J]. Journal of Financial Research, 2018, 61(8): 120-136.

[本刊相关文献链接]

[1] 曹玉平，刘竟威，郑展鹏.新一代人工智能发展驱动产业深度转型升级研究：生产函数变革与要素协同匹配视角[J].当代经济科学，2025，47(4)：80-96.

[2] 苏振东，官硕，李卓平.新质生产力：创新力与生产力的耦合协调分析[J].当代经济科学，2025，47(3)：96-114.

[3] 盖凯程，晏晨景，刘璐.因地制宜发展新质生产力：区域差异、动态演变与影响因素：基于生产关系视角[J].当代经济科学，2025，47(2)：1-18.

[4] 戴小勇，李朴.税收征管、有效税率差异与资源错配[J].当代经济科学，2025，47(2)：41-53.

[5] 徐春华，曾繁毅.人工智能、劳资关系与劳动收入份额[J].当代经济科学，2024，46(5)：89-104.

[6] 王树斌，侯博文，李彦昭.新质生产力要素机制、创新逻辑与路径突破：基于系统论视角[J].当代经济科学，2025，47(1)：120-133.

[7] 王宇，束容与.平台经济推动产业链高质量发展的机制与路径研究[J].当代经济科学，2024，46(5)：75-88.

[8] 白永秀，刘盼.中国特色社会主义政治经济学：学科定位、研究对象与研究主线[J].当代经济科学，2024，46(6)：1-11.

[9] 杨秀云，刘岳虎，高拴平.技术融合与企业出口产品质量：来自中国工业企业的经验证据[J].当代经济科学，2024，46(3)：111-124.

[10] 王国成，程振锋.新质生产力与基本经济模态转换[J].当代经济科学，2024，46(3)：71-79.

[11] 周杰琦，陈达，夏南新.人工智能的绿色发展效应：技术赋能和结构优化[J].当代经济科学，2023，45(5)：30-45.

[12] 晏国菀，夏雪.减税降费与企业高质量发展：来自全要素生产率的证据[J].当代经济科学，2023，45(2)：119-130.

编辑：郑雅妮，高原

Intelligent Manufacturing and New Quality Productive Forces —A Perspective Based on the Total Factor Productivity of Strategic Emerging Industries and Future Industries

WANG Wen, SUN Yingxue

School of Economics and Finance, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

Summary Over the past four decades of reform and opening up, China's economic development has entered the era of "innovation-driven growth" amid rising input costs and evolving social priorities. Concurrently, the external environment has undergone profound adjustments due to a "once in a century" global transformation and intensifying U. S. -China competition for technological leadership. High-quality development has become the strategic focus of the new era. In September 2023, General Secretary Xi Jinping first proposed the concept of "new quality productive forces" at a symposium on promoting the revitalization of Northeast China, and emphasized during the collective study of the Political Bureau of the CPC Central Committee in 2024: "Developing new quality productive forces is an inherent requirement and important focus for promoting high-quality development." The Decision of the Third Plenary Session of the 20th CPC Central Committee further incorporated the cultivation of new quality productive forces as the primary task of high-quality economic development, clearly proposing to "catalyze new industries, new models, and new drivers, and develop productivity characterized by high technology, high efficiency, and high quality." Based on this, in-depth research on how to accelerate the cultivation of new quality productive forces has important practical significance. In the wave of the Fourth Industrial Revolution represented by the internet, big data, and artificial intelligence, intelligent manufacturing has become the core highland of global manufacturing technological innovation. China holds a leading position in digital economy, 5G, and artificial intelligence, and has made intelligent manufacturing the main direction for building a manufacturing powerhouse. However, existing research has mostly focused on the impact of "machine replacing human" on the labor market, and there is still a lack of empirical examination of the role of intelligent manufacturing in cultivating new quality productive forces, which provides a valuable entry point for this research.

This paper selects A-share listed manufacturing companies in strategic emerging and future industries from the Shanghai and Shenzhen stock markets as research samples, uses micro-enterprise panel data to calculate total factor productivity (TFP) to characterize the level of new quality productive forces, and utilizes industry-level industrial robot usage data released by the International Federation of Robotics (IFR) to construct enterprise-level intelligent manufacturing intensity indicators. To address endogeneity issues, this paper draws on the Bartik instrumental variable approach, multiplying different industries' robot usage shares in the base period by industry robot increments to construct exogenous shocks, and estimates the impact of intelligent manufacturing on new quality productive forces under a two-stage least squares regression framework. Empirical results show that greater intelligent manufacturing intensity significantly enhances enterprise TFP, and the effect of cultivating new quality productive forces remains significant in various robustness tests. Mechanism tests indicate that intelligent manufacturing exerts its effects through three channels: promoting technological innovation (measured by R&D investment intensity and patent output), optimizing human capital structure (increasing proportion of technical workers), and strengthening industrial chain integration. Heterogeneity analysis finds that non-state-owned enterprises, larger enterprises, future industries, and enterprises in regions with better innovation environments benefit more. Moreover, robot applications also significantly improve enterprise market valuation and social contribution capabilities.

This study makes three key contributions. First, it measures the level of new quality productive forces from a micro perspective based on TFP for the first time. Second, it empirically reveals the causal relationship between intelligent manufacturing and the promotion of new quality productive forces and clarifies its working mechanism. Third, it employs the Bartik IV design to overcome reverse causality and omitted variable bias, ensuring the reliability of estimation results. The research conclusions provide important references for policy-making, suggesting the promotion of intelligent manufacturing through precise infrastructure investment, R&D incentives, and talent cultivation, tailored to local conditions, thereby accelerating the cultivation of new quality productive forces and achieving high-quality economic development.

Keywords intelligent manufacturing; new quality productive forces; strategic emerging industry; future industry; industrial robots; total factor productivity.