



数量经济技术经济研究

Journal of Quantitative & Technological Economics

ISSN 1000-3894, CN 11-1087/F

《数量经济技术经济研究》网络首发论文

题目：工业智能化能兼顾促增长和保民生吗？
作者：刘洋，韩永辉，王贤彬
DOI：10.13653/j.cnki.jqte.20230418.002
网络首发日期：2023-04-18
引用格式：刘洋，韩永辉，王贤彬. 工业智能化能兼顾促增长和保民生吗？[J/OL]. 数量经济技术经济研究. <https://doi.org/10.13653/j.cnki.jqte.20230418.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

工业智能化能兼顾促增长和保民生吗?

刘洋 韩永辉 王贤彬

摘要:当前,中国稳就业及保民生压力严峻,工业智能化转型升级能否促使中国兼顾“促增长”与“保民生”的发展目标,对推动经济实现平稳增长与共同富裕至关重要,据此有必要准确认知工业智能化对宏观经济可能带来的创造性与破坏性双重影响。本文在界定工业智能化本质的基础上构建包含异质性劳动力、异质性资本、技术研发与转化等特征的新凯恩斯动态随机一般均衡模型,模拟工业智能化投资专有技术冲击对中国宏观经济的影响机制。研发结果表明:工业智能化通过提高要素生产率、促进产品研发与创新等方式促进经济总产出,但同时也降低了对传统生产资本和非研发型劳动力的需求,引发收入差距扩大、劳动收入份额下降等民生问题,影响经济总需求。进一步研究发现,适度工业智能化更有利于中国兼顾实现“促增长”和“保民生”。反事实分析表明,充分重视创新研发战略及研发型人才的培养,可有效调节工业智能化的破坏性效应,促使经济体更好地实现可持续与高质量发展。

关键词:工业智能化促增长保民生 创新研发 智能化资本

中图分类号: F062.4 **文献标志码:** A

一、引言

在数字技术推动下,全球经济体掀起智能科技革命。工业智能化因显著的技术溢出效应成为各个国家或地区抢占未来经济发展制高点的重要方式。尤其在新冠肺炎全球蔓延以来,经济生产和信息交换方式的数字化、网络化和云端化为工业智能化的应用提供了更为强大的动力(Braxton和Taska,2023)。当前中国正处于新旧动能接续转换、促进经济高质量发展的关键阶段,政府陆续颁布包括《中国制造2025》《“十四五”智能制造发展规划》《“机器人+”应用行动实施方案》^①等一系列政策规划,提出以工业智能化赋能经济高质量发展的要求,力推智能化生产方式变革。党的二十大报告明确提出要“促进数字经济和实体经济深度融合,打造具有国际竞争力的数字产业集群”,这对中国促进制造业改造升级、提升实体经济竞争优势具有重要战略意义。

尽管实体经济发展对工业智能化存在强烈需求,但工业智能化与一般性技术进步相似,具备创造与破坏双重性质,引发人们对劳动力就业和收入分配的担忧。工业智能化作为一种新型的技术革命形式,意味着在生产中引入一种新型智能资本(Acemoglu和Restrepo,2020)。伴随科学技术的演进,这种智能资本不仅可以替代常规和重复性的劳动,甚至可能在认知和创造性任务中超过高技能劳动力,人类与人工智能的竞争空间逐步缩小。Berg

*刘洋,专职研究员,广东外语外贸大学广东国际战略研究院,电子邮箱:315007310@qq.com;韩永辉(通讯作者),教授,广东外语外贸大学广东国际战略研究院教授,电子邮箱:150149594@qq.com;王贤彬,副教授,暨南大学经济学院,电子邮箱:wangxianbin123@163.com。本文获得国家社会科学基金重大项目(21&ZD074)、国家自然科学基金资助项目(71873041;72073037)、广东省自然科学基金项目(2022B1515020008)、广东外语外贸大学全球治理与人类命运共同体重点实验室和广东省哲学社会科学创新工程2022年度特别委托项目(项目批准号GD22TWCXGC12)的资助。感谢匿名审稿专家的宝贵意见,文责自负。

^①2015年,中国启动《中国制造2025》计划,期望从制造大国转变为全球高科技制造强国。2021年12月28日,工业和信息化部等八部门联合印发了《“十四五”智能制造发展规划》,规划展望到2025年,规模以上制造业企业大部分实现数字化网络化,重点行业骨干企业初步应用智能化;到2035年,规模以上制造业企业全面普及数字化网络化,重点行业骨干企业基本实现智能化。2023年1月18日,工业和信息化部等十七部门联合印发《“机器人+”应用行动实施方案》,目标是培育机器人发展和应用生态、增强自主品牌机器人市场竞争力、推进中国机器人产业自立自强,为加快建设制造强国、数字中国,推进中国式现代化提供有力支撑。

等（2018）预测智能化会在未来 45 年内于 50% 的工作领域超越人类，并在 120 年内实现所有人类工作的智能化。年龄越大与受教育年限越短的劳动者被替代的风险越高（王林辉等，2022）。若劳动力持续被智能化所取代，经济体可能出现结构性失业、工资增长停滞、劳动收入份额减少等民生福利受损的问题。尤其对于经济水平及技术发展相对弱势的发展中国家，工业智能化对宏观经济的负向冲击更加不容忽视（Schlogl 和 Sumner，2020）。当前，中国工业智能化也存在一定的盲目性，部分企业在对工业智能化内容、要求等缺乏清晰认知的情况下，贸然“跟风”推进智能化升级改造，造成投资效益低下（杜传忠，2021）。同时，受中美贸易摩擦及疫情等客观因素影响，中国稳就业及保民生压力严峻，据此有必要准确认识工业智能化对宏观经济可能带来的双重作用机制，探讨如何利用工业智能化促使经济同时实现“促增长”与“保民生”的发展目标。研究有利于充分认知工业智能化对中国经济增长与民生福祉的影响，从而促使中国采取具有针对性的智能化产业发展政策，促进产业结构升级及实现经济高质量发展。

基于上述现实需求，本文基于内生经济增长与创造性破坏理论构建包含工业智能化、内生性技术研发与转化、异质性劳动力、异质性资本等捕捉中国宏观数据特征的动态随机一般均衡模型，模拟工业智能化投资专有技术冲击对经济体各主要变量的影响。相较于过往的研究，本文的边际贡献体现在四个方面。其一，充分结合人工智能技术发展趋势，探究工业智能化本质，更为准确地探讨工业智能化对宏观经济的影响特征。其二，研究基于“总供给—总需求”双重视角，分析工业智能化对宏观经济的创造性与破坏性双重影响机制，为智能化产业发展及相关经济调节政策等提供理论基础。其三，研究采用参数模拟的研究方法，试图探究兼顾实现保民生与促增长的工业智能化最优规模点。其四，在影响机制分析基础上，识别自主创新研发对当前调节工业智能化可能带来负面冲击等问题的启示意义。

二、文献综述

（一）工业智能化的定义与本质

工业智能化是本文研究的核心变量，但现有文献对此尚未有明确定义。工业智能化概念早期起源于自动化（Automation）一词，本义是指运转过程中不需要人为力量的参与。Diebold（1953）在《Automation-The New Technology》中首次将其定义为“自动操作”或“自动制造有形商品”，意味着在组织或控制生产过程尽量减少人的参与。伴随信息技术和机械系统相关性和集成性的不断增强，有学者提出“自动化是指利用编程命令和反馈控制系统替代人的体力劳动或部分脑力劳动，用于执行生产、诊断或认知等任务”（Parasurama 等，2000）。二十一世纪后，伴随人工智能等技术的迅猛发展，以往仅能由人类和传统资本共同完成的生产活动均可通过工业机器人予以实现（Aghion 等，2021）。运用智能机器人即投入大量的人工智能资本替代劳动力成为工业智能化的主要特征。

然而，劳动力是物质生产实践中的决定性主体，具有各种主观能动性的属性。Amber（1962）把人类属性分为体力、灵巧性、勤奋性、判断性、评价性、学习性、推理性与创造性，而工业智能化仅可替代人类的体力、灵巧性、勤奋性和判断性。Milgram 等（1995）则认为在工业智能化的后期阶段，智能化开始替代劳动力的部分脑力属性。随后，Acemoglu 和 Restrepo（2018）创造性地提出未来工业机器人可自主接受并执行“组装产品”命令，可完全或部分

替代人脑。以 ChatGPT 为例，2022 年 11 月美国“开放人工智能研究中心”研发的聊天机器人程序 ChatGPT 正式上线，它利用人类反馈强化学习技术，通过学习和理解人类的语言思维，帮助人类更为高效地完成数据处理、客户服务、翻译与报告撰写等任务。综上，工业智能化对劳动力的替代属性已由体力劳动逐步拓展至监督、控制等简单的脑力劳动，再到分析、学习、推理等复杂的脑力劳动。然而不论科学技术如何进步，劳动力的创造和研发能力是无法替代的。据此，本文将劳动力分为研发型劳动力与非研发型劳动力，在生产过程中工业智能化可替代非研发型劳动力，但仍无法替代研发型劳动力。

同时，以往学者大多把研究视角集中于工业智能化与劳动力的替代关系，忽略了工业智能化对传统资本的替代性。当前人工智能技术进步的重要特征就是创造一种基于计算机、机器人和人工智能的组合的新型资产，这些资产可以在最少人工干预的情况下进行自主生产(DeCanio, 2016)。以无人驾驶汽车为例，其本身是一种新型的颠覆性资产，并会在未来可能逐步取代传统汽车资产，其他的生产性领域同样如此(Jiang 等, 2015)。2018 年，国际机器人联盟正式赋予工业机器人明确定义：它是指面向工业领域的多关节机械手或多自由度机器人，是自动执行工作的机器装置，是靠自身动力和控制能力实现焊接、喷涂、组装、采集、放置、产品检测和测试等^①生产功能的一种机器。由定义可知，工业机器人既具备劳动力特征，同时也属于固定资产投资，本质是资本深化的过程，兼具劳动力属性与资本属性，可以被归于智能化资本。这就意味着以往的生产技术将发生结构性变化，每个特定部门可使用两种不同的技术生产最终产品：一类是采取传统的资本和劳动力，另一类是采取新型的智能化资本。在生产过程中伴随新型智能化资本投入的增加，智能化资本要素逐步替代传统资本和劳动力(Grace 等, 2018; Casas 和 Torres, 2023)，工业智能化发展进入新阶段。

根据以上工业智能化各阶段的定义及本质分析，本文提出工业智能化是指在人工智能技术的推动下，采用工业机器人等智能化资本来逐步替代非研发型劳动力和传统资本进行生产的一种生产方式的技术创新。

(二) 工业智能化的宏观经济影响

早在古典经济学时期，经济学家们已认识到技术进步的重要性，提出技术进步是促进经济增长的重要生产要素之一。熊彼特(1990)提出“创造性破坏”理论，认为技术进步是长期经济增长的根本动力。但在技术扩散过程中，技术创新通过提高要素生产率等方式促进经济总产出，又对以劳动力市场为代表的要素市场配置等带来破坏性影响，影响经济总需求。该理论同样适用于工业智能化。

伴随工业智能化生产方式的普及，越来越多的理论研究聚焦于工业智能化的宏观经济影响，但研究结论存在较大差异。部分学者认为工业智能化能够促进地区增长，如 Steigum(2011)利用 CES 函数将工业智能化以资本的形式及劳动力进行组合形成新的复合劳动力，通过对平衡增长路径的分析发现，如果劳动力和机器人之间的替代弹性足够高，工业智能化可以有效提高劳动生产率，实现长期性经济增长。陈彦斌等(2019)、杨光和侯钰(2020)等研究表明人工智能通过提高生产活动智能化程度、资本回报率、全要素生产率等机制影响经济增长。林晨等(2020)基于包含人工智能和异质性资本的动态一般均衡模型研究发现，人工智能一

^①International Federation of Robotics. *Industrial Robot as Defined by ISO 8373* [EB/OL] <http://www.ifr.org/industrial-robots:IFR.2018>.

方面能够增强实体投资对经济增长的拉动作用，另一方面可以减弱基建投资对居民消费投资的挤压效应，实现扩大居民消费和促进经济增长的双重目标。

但考虑到工业智能化对劳动力的替代作用，长期内工业智能对经济增长可能呈现抑制作用。Sachs 等（2015）基于复合劳动力理论建立具有生产功能的跨期叠代（OLG）模型，发现机器人生产率提高会降低对工人的需求，进而削弱对下一代人力资本的投资，连续几轮紧缩后，所有后代的民生福利都会减少，经济进入停滞状态。Lin 和 Weise（2019）首次将工业智能化纳入到 DSGE 模型中，研究结果表明工业智能化冲击会大幅度降低劳动力的份额，抑制经济增长。还有部分学者认为工业智能化对经济增长的作用受到外界调节因素的影响，如 Hémous 和 Olsen（2022）认为工业智能化程度的提高与低技能劳动力失业、劳动力收入份额下降是同步的，且对经济增长的影响在短期内并不显著；只有经济体中存在横向创新（Horizontal Innovation），对经济增长的增长效果才更为显著。

另有学者集中于研究工业智能化对劳动力市场的影响及引发的贫富差距、福利效应等问题。Autor 和 Dorn（2015）将生产任务分为制造产业与服务产业，二者之间产品替代弹性较低，当工业智能化降低重复性任务的生产成本时，机器对低技能劳动力的替代导致这类劳动力就业及工资收入的降低。Acemoglu 和 Restrepo（2019）提出相反观点，研究认为即便工业智能化在某些任务中替代劳动力，劳动力的主观能动性也会通过创建新的任务来进行自我就业调节。尤其是 21 世纪后，新的工作岗位如数据管理员、分析师等再次产生，创建新任务又会增加工资、就业和劳动份额。基于上述思想，Acemoglu 和 Restrepo（2020）进一步验证，只要经济体中高技能类型的劳动力数量足够多，工业智能化的应用可以创造更多的新产品及新任务，增加低技能劳动力的就业，工资也不会下降过快，收入不平等现象有所缓解。

相比于对发达国家的影响，Schlogl 和 Sumner（2020）推测工业智能化对发展中国家的负向影响更为严峻。由于发展中国家以劳动密集型为主的工作性质决定其劳动力更容易被替代。工业机器人本质仍然是资本，是低技能劳动力的替代品，若不限工业智能化的规模，长期内会造成拥有大量低廉劳动力的国家失业及国家的混乱。以中国为例，王永钦和董雯（2020）从企业层面研究分析发现工业机器人渗透度每增加 1%，企业对劳动力的需求下降 0.18%，而对劳动力工资水平的影响则与地区、行业、任务的常规性等息息相关（孔高文等，2020；余玲铮等，2021）。王晓娟等（2022）则认为尽管从中长期来看，机器人应用对制造业就业数量会产生正向影响，但对总体工资水平会造成负面冲击。何小钢和刘叩明（2023）基于机器人与不同工作任务替代弹性相异的思想，研究发现工业机器人使得非常规任务就业增长而常规任务就业减少，经济体出现就业极化效应。

（三）文献述评

首先，以往文献未对工业智能化与劳动力、传统资本的替代和互补关系进行明确区分，不同论文中工业智能化的概念各不相同，导致工业智能化对研究变量的影响结果存在较大差异。一方面，工业智能化与劳动力的替代关系不明确，部分文章按学历标准将劳动力分为低技能、中技能与高技能（陈东和秦子洋，2022），但随着工业智能化替代人的能力越来越强，按学历分类存在一定的不合理性。为避免该问题产生，结合前文对工业智能化本质的分析，本文在理论模型研究中把劳动力分为研发型劳动力及非研发型劳动力，生产由智能化资本、非研发型劳动力及传统资本共同完成，而研发型劳动力只进入产品研发与转化部门，研发型

劳动力的多少决定生产体系中新产品及新任务的数量。另一方面，大多文章阐述工业智能化与传统资本的关系为“互补”（Lin 和 Weise, 2019; Benzell 等, 2022）。本文遵循 Casas 和 Torres (2023) 将工业智能化解释为工业机器人和人工智能的结合，智能化资本是传统资本设备和劳动力的替代品。

其次，以往文献未对工业智能化影响宏观经济的路径进行全面梳理。现有文献分析工业智能化对宏观经济的影响机制尚缺乏系统性，仅从供给侧或劳动市场等角度单独考察工业智能化对生产率、就业结构的影响等。“总需求—总供给”系统是宏观经济理论的核心骨架，收入差距与劳动收入份额等民生福利的变化是影响总需求的重要因素，本文从需求侧和供给侧全面解析工业智能化对宏观经济的冲击路径，并试图探究适度的工业智能化规模以促进经济总需求与总供给均衡点的提升。

最后，以往文献对工业智能化的理论建模存在一定不足。现有关于工业智能化与宏观经济的理论建模文献中，多采用 OLG、RBC 或基于任务的研究模型。但这些文献往往只是通过理论模型推导得到可能的单一传导机制及其变动方向，无法估计出某项冲击对各内生经济变量造成影响的大小及其变动趋势。而 DSGE 模型则能较好地解决该问题，更容易体现冲击对各宏观经济变量短期及长期性的影响。尤其是新凯恩斯 DSGE 模型通过引入市场的不完全性、工资粘性、消费习惯等各类摩擦对现实经济的波动具备更强的解释能力。目前国内外使用新凯恩斯 DSGE 模型分析工业智能化冲击对宏观经济的影响及内在机制分析的文章比较缺乏，尤其在生产函数设定时未充分考察异质性劳动力与异质性资本的内在关联，本文在模型设定与分析中，本文将进行完善和补充。

三、理论模型构建

本部分在新凯恩斯 DSGE 理论模型的框架下，将工业智能化资本与非研发型劳动力、传统资本的替代关系引入生产函数，对由研发型劳动力推动的新产品“开发—转化—生产”过程进行完整刻画，构建包含厂商、家庭、产品研发和转化部门、资本品部门、政府部门的新的凯恩斯 DSGE 模型。模型逻辑框架如图 1 所示。

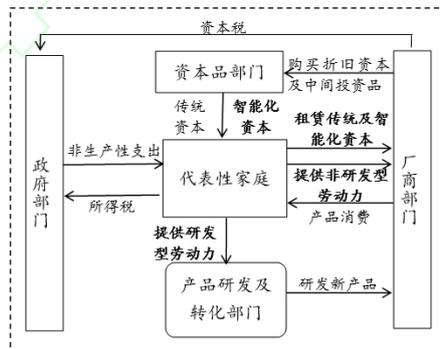


图 1 DSGE 基本框架图

(一) 厂商部门

最终产品组合 Y_t 为 Y_t^i 的 CES 加总： $Y_t = \left(\int_0^1 (Y_t^i)^{1/\eta} di \right)^\eta$ ， η 表示最终产品价格加成。假设存在 $[0, A_t]$ 连续统的垄断竞争中间品厂商 j 生产差别化产出 Y_t^j ，内生前定变量 A_t 表示生产活动中通过研发型劳动力研发与转化活动被成功创新的中间产品品类，有关新产品研发和转

化的细节会在后文详述。合成的中间品为各差别化的中间品 CES 加总，参数 $\vartheta > 1$ 用于控制中间产品之间的不变替代弹性 $\vartheta/(\vartheta - 1)$ 。

$$Y_t^i = \left(\int_0^{A_t} (Y_t^j)^{1/\vartheta} di \right)^\vartheta \quad (1)$$

文献中对工业智能化的刻画通常采用两种思路：第一类是以 Acemoglu 和 Restrepo (2018)、Aghion 等 (2019a) 等为代表，通过生产任务智能化来刻画人工智能。模型将部分由人工执行的任务逐步智能化，采用被智能化任务占有所有生产任务的比重来反映人工智能的发展程度。第二类以 Lin 和 Weise (2019)、Gasteiger 和 Prettnner (2022) 等为代表，假设智能化技术进步使得生产中出现与传统资本不同的工业智能化资本，生产包含三个要素—智能化资本、传统资本和劳动力，三者通过嵌套的 CES 生产函数来概念化生产流程。但以往的嵌套函数多认为工业智能化资本替代的是劳动力，与传统资本依然表现为较强的互补关系。Casas 和 Torres (2023) 首次将智能化资本替代传统资本的思想引入生产函数，即生产由两种不同的生产技术共同完成：一类是使用传统资本和劳动力组合的传统生产技术，另一类只需要采用智能化资本（人工智能与工业机器人的结合）的新兴技术。其中传统资本和劳动力是互补关系，两者都是工业智能化资本的替代品。本文认为这种生产技术有助于更准确地描述未来工业智能化过程的基本特征。研究假定中间品厂商 j 通过使用智能化资本存量 D_t^j 、传统资本存量 K_t^j 、非研发型劳动力 L_t^j 生产中间产品，生产函数如下所示：

$$Y_t^j = \varpi_t [\mu X_t^{j\chi} + (1 - \mu) D_t^{j\chi}]^{\frac{1}{\chi}} \quad (2)$$

其中， $\mu \in [0,1]$ 是最终生产 CES 技术中的分布参数， $1 - \mu$ 可解释为与传统技术相替代的新技术采用率，而 μ 是 CES 汇总生产函数中传统生产技术的份额，也可以理解为传统技术生产任务所占的百分比。如果 $\mu = 1$ ，表示生产函数演变为传统的标准 CES 生产函数；如果 $\mu = 0$ ，意味着经济体摒弃传统的资本和劳动力生产要素，完全采用智能化资本进行生产。 μ 的取值是工业智能化资本对经济影响的关键因素，后文将对其进行详细讨论。参数 χ 衡量传统生产技术和新技术之间的替代程度，二者间的替代弹性定义为 $\sigma = 1/(1 - \chi)$ 。 ϖ_t 表示外生生产率冲击，其动态变化遵循平稳的 AR(1) 过程。

传统生产技术则由另一个 CES 函数所表示， $\alpha \in [0,1]$ 代表资本要素收入占总收入的份额， $\varepsilon = 1/(1 - \theta)$ 代表资本与非研发型劳动力的替代弹性。以往文献研究证据表明 ε 通常小于 1（陈晓玲和连玉君，2013；Eden 和 Gaggli，2018），而 σ 则大于 1（DeCanio，2016；Acemoglu 和 Restrepo，2020）。

$$X_t^j = [\alpha K_t^{j\theta} + (1 - \alpha) L_t^{j\theta}]^{\frac{1}{\theta}} \quad (3)$$

令 R_{kt} 表示传统资本的实际收益率； R_{dt} 表示智能化资本的实际收益率，非研发型劳动力的实际工资为 w_t 。为使中间品厂商成本最小化，在构造拉格朗日算式后，依次对 K_t^j 、 D_t^j 、 L_t^j 进行一阶求导，得到如下—阶条件：

$$R_{kt} = \alpha \mu Y_t^{j1-\chi} X_t^{j\chi-\theta} K_t^{j\theta-1} \quad (4)$$

$$w_t = (1 - \alpha) \mu Y_t^{j1-\chi} X_t^{j\chi-\theta} L_t^{j\theta-1} \quad (5)$$

$$R_{dt} = (1 - \mu) Y_t^{j1-\chi} D_t^{j\chi-1} \quad (6)$$

(二) 产品研发和转化部门

本文把新产品 A_t 的创新归结为由研发型劳动力推动的产品研发 ($\emptyset \Rightarrow Z_t$) 与转化 ($Z_t \Rightarrow A_t$) 的内生性过程，分别交由研发部门和转化部门完成。 Z_t 表示当期的研发品存量， A_t 表示当期

被转化并采用的新产品存量。

1. 产品研发部门

假设经济体中存在中间研发部门 p 利用 L_{sr}^p 的研发型劳动力进行新产品研发，令 φ_t 为 $t+1$ 时刻每单位研发型劳动力利用 t 时刻可得技术所能生产的新技术数量，表示为： $\varphi_t = Z_t L_{srt}^{\rho_z - 1}$ 。其中 L_{srt} 是所有研发部门研发型劳动力的总和。同时假设研发技术弹性 $\rho_z < 1$ ，这就意味总体上研发支出的增加会降低个体层面的研发效率，这种拥挤外部性使单个研发者层面上虽然不断创造规模的新技术收益，但是却降低总体水平收益。

令 J_t 为研发品价格， $\Lambda_{t,t+1}$ 表示代表性家庭的随机贴现因子，而 w_{st} 表示研发型劳动力的实际工资。研发部门 p 最优化 L_{sr}^p 的问题表达为： $\max E_t \{ \Lambda_{t,t+1} J_{t+1} \varphi_t \} - w_{st} L_{srt}^p$ 。任何技术都存在存活期限，令 $1 - \phi$ 表示为给定技术的存活率，研发新产品存量表示为：

$$Z_{t+1} = \varphi_t L_{srt} + (1 - \phi) Z_t \quad (7)$$

2. 产品转化部门

通常从新产品研发到转化需要一定时间，假设存在竞争性的“转化者”，将未采用新产品核心技术转换为可用于生产的产品和技术。他们以有竞争力的价格 J_t 从研发者那里购买使用该新产品或新技术的权利，然后再通过雇佣研发型劳动力把刚研发出来的新产品转化为可以投入生产的产品。令 λ_t 为在给定时间内转化成功的概率，它由参与转化过程的每单位研发品转化所需要的研发型劳动力 L_{sat} 和所需转化的研发品数量共同决定，即 $\lambda_t = (Z_t L_{sat})^{\rho_\lambda}$ ，其中 ρ_λ 表示转化技术弹性。

技术转化者将转化后的新产品或技术出售给具有竞争性的中间产品生产商 j 。令 π_{mt} 是中间品厂商的利润，由垄断竞争性定价产生的。所被转化的新产品或技术的价格 V_t ，由下式给出：

$$V_t = \pi_{mt} + \phi E_t \{ \Lambda_{t,t+1} V_{t+1} \} \quad (8)$$

同时汇总所有被采用新产品 A_{t+1} ，为存活下来的当期新转化的未采用品类与现存的已采用品类的存量之和，即：

$$A_{t+1} = \lambda_t \phi (Z_t - A_t) + \phi A_t \quad (9)$$

其中， $Z_t - A_t$ 表示 t 期尚未被中间品厂商采用到生产活动中新产品存量。

(三) 代表性家庭

本文家庭部门与标准设置存在两方面不同：第一，家庭提供了两种类型的劳动力——非研发型劳动力 L_t （直接参与生产过程的劳动力）和研发型劳动力 L_{st} （参与产品研发 L_{srt} 和转化过程的劳动力 L_{sat} ）；第二，家庭对安全资产具有偏好，按照 Fisher（2015）把债券纳入效用函数，并引入流动性需求冲击 $\zeta_t \equiv \lambda_t / u'(C_t)$ ，代表家庭对无风险债券的偏好冲击，遵循外生冲击过程 $\zeta_t = (1 - \rho_\zeta) \bar{\zeta} + \rho_\zeta \zeta_{t-1} + \sigma_\zeta \varepsilon_t^\zeta$ 。家庭的效用最大化函数为：

$$\max_{C_t, B_{t+1}, L_t, L_{st}, K_{t+1}, IR_{t+1}, K_g, C_t^U} E_t \sum_{\tau=0}^{\infty} \beta^\tau \left\{ \begin{array}{l} \log(C_{t+\tau} - b C_{t+\tau-1}) + \lambda_t B_{t+1} \\ - \frac{[(L_t)^{1+\varphi} + (L_{st})^{1+\varphi}]}{(1+\varphi)} \end{array} \right\} \quad (10)$$

其中 C_t 为家庭总消费， B_t 为家庭无风险债券的持有量；参数 b 为消费者跨期消费因子， $1/\varphi$ 为劳动力供给弹性系数。

家庭的收入来源于：第一，通过劳动供给所获得劳动净收入；第二，出租智能化资本与传统资本的净收入；第三，持有无风险债券所获得净收益。家庭支出主要包括：第一，当期

消费；第二，传统资本和智能化资本投资；第三，购买政府无风险债券。消费者面临的预算约束为：

令 R_t 表示无风险债券实际收益率，家庭的预算约束表示为：

$$C_t + B_{t+1} + I_t + ID_t = w_t L_t + w_{st} L_{st} + R_{kt} K_t + R_{dt} D_t + R_t B_t \quad (11)$$

研发型与非研发型劳动力工资设定符合 Calvo 粘性工资设定方式。

（四）资本品部门

假设经济中存在完全竞争资本品厂商，从企业家部门购买折旧后安装资本 $(1 - \delta_k)K_t$ 和 $(1 - \delta_d)D_t$ ，从生产者部门购买投资品 I_t 和 ID_t ，并将二者组合用于生产新的资本品 K_{t+1} 和 D_{t+1} 卖给家庭，家庭进一步再将 K_{t+1} 和 RD_{t+1} 租给厂商部门。

资本品厂商的生产动态方程如下：

$$K_{t+1} = (1 - \delta_k)K_t + \psi_t^k I_t \quad (12)$$

$$D_{t+1} = (1 - \delta_d)D_t + \psi_t^d ID_t \quad (13)$$

其中， ψ_t^k 和 ψ_t^d 分别设定为传统资本投资专有技术冲击和智能化资本专有技术冲击。 ψ_t^k 和 ψ_t^d 遵循下列外生冲击过程，且 $\varepsilon_t^k \sim i.i.d.N(0,1)$ ， $\varepsilon_t^d \sim i.i.d.N(0,1)$ ：

$$\log(\psi_t^k) = (1 - \rho_k) \log \bar{\psi}^k + \rho_k \log(\psi_{t-1}^k) + \sigma_k \varepsilon_t^k \quad (14)$$

$$\log(\psi_t^d) = (1 - \rho_d) \log \bar{\psi}^d + \rho_d \log(\psi_{t-1}^d) + \sigma_d \varepsilon_t^d \quad (15)$$

自 Kydland 和 Prescott (1982) 将技术变化引入到影响经济周期波动因素的研究后，技术冲击尤其是总体性生产率冲击逐步被纳入随机增长模型。然而，技术进步并不总是中性的，投资类特定技术的变化使得新设备的功能性和应用性产生重要变革，例如功能性更强的计算机、更快更有效的电信和交通工具等。伴随新设备的技术进步，促使其成本价格逐步降低，引发短期和长期内生产设备积累的增加。新设备相对价格的下降和资本总量的积累是对特定投资技术变革直接和微观性的衡量。Greenwood 等 (2000) 首次采用动态一般均衡 (DGE) 模型，通过设定投资专有技术进步冲击，探讨资本生产率改进的技术进步对于经济波动的贡献，研究发现：20 世纪 50 年代中期至 90 年代，生产设备的价格以每年超过百分之三的速度递减，同一时期的设备投资显著，这表明在中性技术进步冲击之外，存在着设备投资的专有技术冲击。正向的投资专有技术冲击代表资本设备生产率的上升，导致设备相对价格的下降和资本重置成本的降低，改变资本的边际使用成本，诱发企业更多地使用现存设备并增加设备的投资总额，增加经济体就业总量，最终得以扩大经济总产出。全冰 (2017) 使用混频数据对中国经济进行估计，发现与投资相关的外生冲击能够解释经济波动的 30% 以上。韩民春和韩青江 (2020) 等设定智能化资本投资专有技术，衡量人工智能等技术的进步，对智能化资本价格、投资及资本存量的影响。

据智研咨询发布的《2019-2025 年中国智能制造市场运行态势及战略咨询研究报告》显示：至 2019 年，中国近 90% 的芯片、70% 的工业机器人、80% 的高档数控机床和 80% 以上的核心工业软件仍依赖于进口，导致国内工业智能化企业成本居高不下，严重制约中国工业智能化的应用与发展。2020 年起，中国工业机器人自主研发进程提速，工业机器人核心零部件自主化率不断提升，正逐步形成自主可控的产业链生态^①。这表明智能化资本转化技术不断

^①白宇,赵欣悦.我国工业机器人自主研发提速[N].人民日报,2021年9月15日,第11版.

提升，投资专有技术冲击正在发生。由此，本文将 ψ_t^d 设定为智能化资本投资转换率冲击。当经济体中由于技术进步等原因，发生正向智能化资本投资专有技术时，智能生产资本价格逐步下降，智能生产性投资增加，以表示中国生产中工业智能化应用规模的扩大。

（五）政府部门

政府部门作为经济系统中重要行为主体之一，通过使用财政政策与货币政策对经济进行宏观调控。

1. 财政部门

借鉴吴化斌等（2011）的研究，政府支出服从外生随机过程：

$$G_t = (1 - \rho_g)G + \rho_g G_{t-1} + \sigma_g \varepsilon_t^g \quad (16)$$

其中， G 表示政府支出和的稳态水平。

2. 中央银行

假设实际利率 R_t 与名义利率之间存在以下关系： $R_{nt} = R_t E_t \pi_{t+1}$ 。名义贷款利率 R_{nt} 由泰勒规则决定。

$$R_{nt+1} = r_t^m \left(\left(\frac{\pi_t}{\pi_0} \right)^{\phi_\pi} \left(\frac{Y_t}{Y_{ss}} \right)^{\phi_Y} R_n \right)^{1-\rho^R} (R_{nt})^{\rho^R} \quad (17)$$

其中，参数 ρ^R 为利率平滑系数，参数 ϕ_π 和 ϕ_Y 分别为通货膨胀缺口和产出缺口的反馈系数。 $\log(r_t^m)$ 用来表示货币政策冲击，遵循包含参数 ρ^{mp} 和 σ^{mp} 的AR(1)过程。另外，本文对名义利率施加零利率下限约束： $R_n \geq 1$ ，即名义利率的下调不能低于1。

（六）出清条件

产品市场出清时，产出被全部用于消费、传统资本投资、智能化资本投资、政府非生产性支出，均衡时总产出等于总需求。资源约束条件为：

产品市场出清的资源约束条件为：

$$Y_t = C_t + I_t + ID_t + G_t \quad (18)$$

研发型劳动力市场的出清条件为：

$$L_{st} = [Z_t - A_t]L_{sat} + L_{srt} = \left[1 - \frac{A_t}{Z_t} \right] L_{sat}^Z + L_{srt} \quad (19)$$

四、参数校准与估计

（一）参数校准

1. 常规参数

对于生产类常规参数，本文参照王文甫等（2020）将中间产品替代弹性 θ 校准为1.35，以使得中间品之间的替代弹性为3.85；参照许志伟和王文甫（2018）将最终产品加成 η 校准为1.18；资本收入占总收入的比重 α ，大多文献将其设定在0.33~0.5之间，本文校准为0.4（梁琪和郝毅，2019）；参照Eden和Gaggl（2018）将资本与非研发型劳动力的替代弹性 ε 设定为0.9；传统资本的折旧率 δ_k 较文献均校准为0.025，即传统资本的使用年限为10年（全冰，2017）。代表性家庭的主观贴现因子 β 是模型中名义利率稳态值的倒数，为了与现实数据匹配，通常校准为0.99（熊琛和金昊，2018），消费者跨期消费因子 b 设定为0.7（汪勇等，2019）， $1/\varphi$ 为劳动力供给弹性系数设定为1（邓红亮和陈乐一，2019）。

2. 智能化参数

模型的第一个关键参数是CES生产函数中传统生产任务的份额参数 μ ， $1 - \mu$ 则表示工业智能化生产技术相对于传统生产技术的采用率。根据Manyika等（2017）的调查和研究，目前现实世界生产中智能化任务承担的比重在1%到45%之间，因而技术分布参数 μ 的取值在0.55~0.99内。目前，中国对工业智能化承担任务的比重尚无标准统计，但从部分学者的社会调查中可以校准 μ 的取值范围。许怡和叶欣（2020）通过广东省实施“机器换人”的工厂进行社会学考察，调研发现“机器换人”的迅速推进使得工厂员工人数减少约三分之一；范长煜和邓韵雪（2022）基于2018年广东省制造业企业调查数据分析发现，近30%的工人承受技术性失业的风险，部分工人已经被工业机器人所替代。尽管从全国看，尚未出现大面积的工业智能化现象，但广东省的智能制造示范工厂数量居全国前列，人工智能与智能制造产业集群不断壮大，代表中国未来工业智能化的发展潜力。由此，本文首先假定 $\mu=0.7$ ，即工业智能化生产任务的比重达30%的情形下工业智能化冲击对宏观经济的影响，后文会继续探讨 μ 不同取值的宏观经济效应。

该模型的第二个关键参数是传统技术和工业智能化技术之间的替代弹性 χ 。尽管目前研究较少涉及到此参数的取值范围，但Berg等（2018）等认为如果工业机器人取代人类，那也将取代与人类职业相关的资本投入，对于新的工业智能化生产技术与传统技术之间的替代弹性，研究参考上述学者观点把 σ 设定为3。

智能化资本折旧率 δ_d 也是一个重要的附加参数。事实上，计算机、电信设备和软件等新技术设备的折旧率高于更传统的资本资产。Abeliansky等（2020）设定机器人的季度折旧为0.05，即智能化资本的使用年限约5年。本文采取此观点，校准智能化资本折旧率 δ_d 为0.05。

（二）参数估计

本文选取的实际宏观观测变量时间段为1998年第1季度~2020年第4季度，数据来源于中国经济信息网数据库。在观察变量的选择上，由于观察变量的个数不能超过模型外生冲击的个数，而本文模型的动态系统共包含6个外生冲击（外生技术冲击、流动性需求冲击、传统资本投资专有技术冲击、智能化资本投资专有技术冲击、政府支出冲击和利率冲击），选取的贝叶斯观测变量包含实际总产出、消费总额（零售品消费总额）、固定资产投资额、通货膨胀（居民消费价格指数）与名义利率（七天同业拆借利率数据）。

参考彭俞超和方意（2016）、仝冰（2017）的处理，将工资粘性参数、利率平滑系数、研发技术弹性、转化技术弹性和技术存活概率以及各冲击的自回归系数等取值在0~1间参数设定为Beta分布；将取值范围可能在零到正无穷之间的参数包括利率对通胀缺口的反应系数、利率对产出缺口的反应系数、工资价格加成系数设定为服从Gamma分布；各个冲击的标准差，按照习惯设定为服从自由度为2的逆Gamma分布。

五、模拟结果与影响路径

本部分基于上述理论模型和参数校准结果，从总供给和总需求两个角度识别工业智能化对经济增长和民生福利的创造性与破坏性效应。

（一）直接影响

图2为工业智能化资本存量、传统生产技术投入及经济均衡产出对于1%标准差正向智能化投资冲击20期的脉冲响应。结果表明：首先，智能化投资专有技术冲击促使工业智能化

资本存量增加，即本文采用投资专有技术冲击来刻画工业智能化应用程度的加深是合理并有效的。如图 2 (a) 所示，1 单位标准差的正向智能化投资专有技术冲击促使工业智能化资本存量提高 0.8 个百分点。这是由于在智能化投资专有技术的冲击下，工业智能化资本设备生产率逐步上升，工业智能化资本的边际成本出现下降趋势。在成本最小化的驱使下，企业会更多地使用现存智能设备并增加智能化设备的投资总额，智能化资本存量稳步提升，从而诱发企业偏好使用智能化技术进行生产。至第 10 期时，变量逐步回归至新的稳态值。

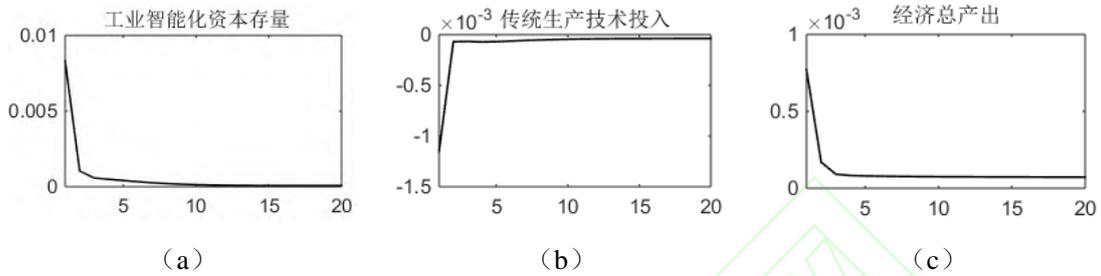


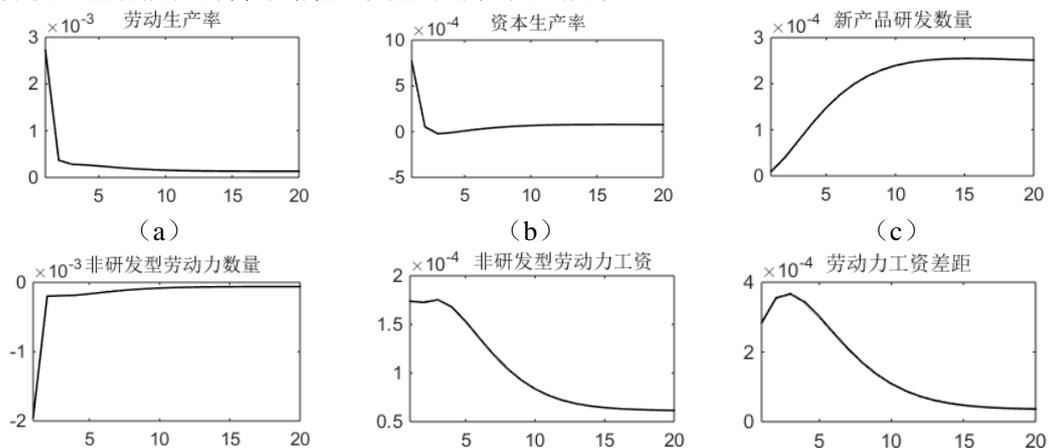
图 2 工业智能化投资技术冲击对智能化资本存量、传统生产技术投入及经济均衡产出的脉冲响应图

第二，智能化投资专有技术冲击对传统生产技术形成替代作用，传统生产要素投入呈现下跌趋势。如图 2 (b) 所示，伴随人工智能等技术进步，智能化资本实物逐步与传统资本和劳动力形成替代关系，1 单位标准差的正向智能化专有投资冲击使得传统生产技术投入下降 0.15 个百分点，对传统资本和劳动力投入均造成负向冲击，抑制传统机器设备的投资行为。自 1997 年起，中国国产工业机器人正式投入应用，工业机器人装机量及库存量逐年上升，产业链日益完善。2012~2021 年，中国工业机器人新增安装量从 22,987 台增长至 268,195 台，库存总量从 96,924 台增加至 1,224,236 台，年均增长率超过 30%。中国工业机器人安装密度从 2015 年的 49 台每万人增长至 2021 年的 322 台每万人，成为世界上增长最快的工业机器人市场之一。

第三，工业智能化对经济生产总值具有明显且持续的提升作用。如图 2 (c) 所示，在 1 单位标准差的智能化投资专有技术冲击下，经济均衡总产出迅速增加，在第 1 期的上涨幅度达到 0.08 个百分点。随后工业智能化对经济增长的促进作用逐渐回落，但直至第 20 期始终保持在正向促进趋势，表明工业智能化能够有效促进经济实现平稳增长。

(二) 从“供给侧”解析工业智能化影响路径

工业智能化会通过各种直接或间接的传导机制影响宏观经济，本节分别从供给侧和需求侧分析工业智能化的传导路径。具体结果如图 3 所示。



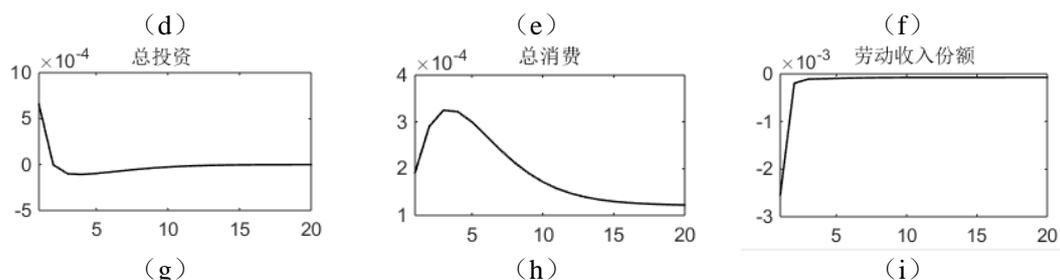


图3 工业智能化与传统投资技术冲击对宏观经济其他主要变量脉冲响应图

1. 工业智能化—生产—经济系统

第一，工业智能化通过提高劳动生产率，提升经济总产出。在生产制造部门，以工业机器人为代表的智能化资本可以接管重复、危险、不健康的任务，改善劳动力工作质量、减少错误并提高产品的生产质量与速度，甚至能实现人类力所不及的工作（Aghion 等，2019b）。工业智能化设备投资和工业机器人数量的增加为企业创造出“无限量人工劳动”，促使经济体使用更少的劳动力生产相同或者更多产量，提升劳动力生产率。图3（a）显示，1单位标准差的智能化投资专有技术冲击使得劳动生产率迅速提高，且持续时间较长。总体上，工业智能化通过提升单位产品总产量和降低劳动力需求数量两种方式提升劳动力生产效率，从而提高经济总产出。

第二，工业智能化有效提升资本回报率，促进资本积累并刺激经济总产出，但需谨防资本过度投资。工业智能化本质仍然是通过资本替代重复性工作，引进工业机器人等智能资本执行人类常规任务，改善资本要素的质量与配置效率。但由于资本本身存在边际收益递减规律，需要对资本投资规模有所限制，防止投资过度行为。图3（b）显示，第1期起，资本生产率在1单位标准差的智能化投资专有技术的冲击下迅速提升。但伴随资本积累规模的扩大，资本积累速度低于产出增加速度，资本生产率在第3期少许回落，在第5期左右恢复至0点。分析表明工业智能化虽然能够在一定程度上提升资本生产率促进经济增长，但也应根据市场需求进行适度规模的投资。

第三，工业智能化通过提升企业持续研发、创造新产品促进经济增长。在经济高质量增长的背景下，只有不断地研发新产品、新技术，才是经济增长具备持续性的根本保证。工业智能化促进企业提高要素生产率、扩大生产规模，企业利润得以提升，进而增加对原材料和中间投入品数量和质量的需求（Arntz 等，2017）。由此，工业智能化将刺激企业研发更多新产品及新任务，提升企业创新动力。由图3（c）显示，在1单位标准差的智能化投资专有技术下，新产品数量在第1期增加幅度较小，直至第10期达到增长最高峰。相比与劳动生产率与资本生产率，工业智能化对新产品的增长效应持续时间更长，这是由于产品研发过程中，需要一定的转化时间才能被真正的采用和生产。第10期后，工业智能化冲击对新产品的促进作用逐渐稳定，但始终保持正向促进趋势。

2. 工业智能化—生产—就业

通常情况下，由于工业智能化对传统生产技术的替代作用，导致经济体对非研发型的劳动需求显著下降，可能在一定程度上增加劳动力就业压力。如图3（d）所示，1单位智能化投资冲击导致非研发型劳动力就业数量在第1期下降0.2个百分点，第2期和第3期下降速度有所减缓，后期仍然持续维持下降趋势。但智能资本设备的增多会对这部分劳动力进行补充，并不会对生产过程产生较大影响。然而，研发型劳动力则是工业智能化无法替代的。部

分学者认为工业智能化对劳动力需求的影响更多是结构性变化，可能把被制造业被替代的劳动力吸引至服务业重新就业（王文等，2020）。还有一些学者提出智能化会推动经济分工更加细化和专业化，创造出更多种类的生产和服务部门，带来研发型劳动力需求数量的增加（孔高文等，2020）。由此，工业智能化虽然会对劳动力就业产生一定的替代作用，但也有可能会对劳动力就业产生创造作用，需要针对不同类型群体进行具体分析。尤其对于研发型劳动力，工业智能化反而增加对研发型劳动力的需求，这是由于在知识经济和信息技术深度发展的背景下，企业会投入更多的研发型人员进行生产研发，促进经济向创新驱动方向转变。

3. 工业智能化—生产—收入差距

研究工业智能化对收入分配效应的意义在于：经济发展不应仅取决于总产出，也取决于经济总需求，才能使得经济体需求与供给相均衡。收入水平的高低是影响经济体总需求消费和投资水平的重要变量，收入不平等也是制约经济增长重要的要素之一，严重的收入不平等将损害居民总福利。

从图 3（e）的脉冲相应分析可以看到，在劳动生产率提高的推动下，非研发型劳动力整体的工资水平略有上升，但与劳动生产率的提升幅度并未同比例增加。这表明尽管工业智能化促进了劳动生产率和非研发型劳动力工资水平的提高，但工业智能化对非研发型工人的福利水平提升作用有限。与非研发型劳动相比，工业智能化冲击则显著提高研发型劳动工人的工资水平，并使得经济中两类群体的工资差距越来越大。图 3（f）显示，1 单位智能化投资冲击导致研发型与非研发型劳动力工资水平差距在第 1 期上升 0.03 个百分点，随后工资差距越发增加。尽管 5 期后，二者间差距的增长速度逐渐放慢，但研发型劳动力工资水平与非研发型劳动力工资水平差距在整体上是不断拉大的，收入不平等现象越来越严重，平均工资水平也可能会被拉低，这与周广肃和丁相元（2022）利用中国家庭追踪调查和工业机器人使用数据的研究结果相一致。造成这种现象的原因可能在于：第一，在工业智能化趋势下，只有研发型劳动力无法被取代，对研发型劳动力的需求越来越多，工资将同步上涨；第二，研发型劳动力通过研发、创造更多类型产品，推动智能化及相关产品的生产，越发增加对研发型劳动力的需求，提升其工资水平。

为此，政府亟需关注如何应对工业智能化带来的收入不平等问题。Abbot 和 Bogenschneider（2018）提出对人工智能征税的策略，认为国家既然要对劳动力征收个人所得税，那么对生产相同价值产品的工业机器人也应当收取一样金额的税收。Gasteiger 和 Prettnner（2022）按照此想法提出应给予一定社会制度保护和财政补贴给没有时间和能力掌握新技能的劳动力群体，加强对劳动群体的二次分配，尽量减少由于工业智能化使用而带来的收入不平等效应。

（三）从“需求侧”解析工业智能化影响路径

1. 工业智能化—总投资

由前文可知，工业智能化投资专有技术冲击能够促进企业增加智能资本投资，同时也会在一定程度上抑制传统资本投资。但整体上工业智能化能够有效增加资本的投资回报率，提高实体经济吸引力。以往由于房地产市场具有更好的资本回报率，资本大量流入房地产企业，推东房价不断上涨。而在工业智能化提高实体经济生产率的情况下，资金便会从房地产流向实体经济（林晨等，2020），增强实体经济资本对经济增长的拉动作用。图 3（g）显示，在

1 单位标准差智能化投资专有技术冲击下，经济总体投资需求在第 1 期增加 0.05 个百分点，值得注意的是，从 3 期起工业智能化对总投资需求的促进作用有所下降，总体投资出现少许下降趋势，这是智能资本投资挤压传统资本投资需求的后果，且传统资本下降的幅度高于智能资本投资的幅度。第 5 期后，投资回归稳态值。研究结果再次表明企业或地区应适度推动工业智能化，以防止生产出现效率低下及资源浪费的情形。

2. 工业智能化—总消费

在粘性工资制度下，不论是研发型还是非研发型劳动力，均预计到未来工资水平可能会得以上升，从而调整消费水平，提升整体消费支出。但智能投资冲击对消费水平的提升幅度非常有限。如图 3（h）所示，在 1 单位标准差智能化投资专有技术冲击的刺激下，总消费在第 1 期出现 0.02 个单位的小幅上涨，随后上涨幅度缓慢下降，整体上涨幅度稍弱于投资需求上涨幅度。结合投资需求与消费需求分析可知，工业智能化对经济增长的促进作用更多表现为“投资拉动”，而非“消费拉动”。产生这种现象的原因在于工业智能化对经济体劳动收入份额的挤出。

工业智能化是导致过去十几年劳动份额下降的因素之一(Graetz 和 Michaels, 2018; Charalampidis, 2020)。劳动者报酬是居民收入的基本组成部分，其变化情况取决于以下三个要素：就业总量、实际工资及总产出。图 3（i）报告了工业智能化对劳动收入份额的脉冲响应，在 1 单位标准差智能化投资专有技术冲击的作用下，劳动收入份额在第 1 期就下降了 0.25 个百分点；随后虽然下降速度有所放缓，但直至第 20 期，1 单位标准差智能化投资冲击对劳动收入份额都是负向冲击。首先，由于智能化资本价格的下降，企业更加偏好于采用智能资本替代劳动力和传统资本，必然会引起在岗非研发型劳动力数量总量的减少。在这期间，非研发型劳动力的工资可能略微上涨，研发型劳动力及工资也有所提升，但其上升的幅度小于其劳动力失业的程度，工业智能化冲击对整体劳动收入份额必然是负向的作用，这与中国学者郭凯明（2019）的研究结论是相同的；第二，由于智能化生产方式是以机器人资本形式来体现，本身也属于资本的一部分，资本收入份额愈发提高，压缩劳动收入在总产出的份额。在过去几十年中，中国工业机器人的数量呈指数型上涨，劳动收入份额也在不断下降。中国现阶段劳动收入份额表现为“工资驱动型”的需求增长机制（钞小静和廉园梅，2019；刘盾，2020），如果劳动收入份额下降，将会对中国的国内消费需求及总储蓄产生抑制作用，不利于扩大内需政策的实施。

事实证明，中国长期处于依靠“投资及出口”维持经济增长的模式，在当前中国经济产能过剩、国际贸易摩擦增多、资本投资收益递减的情况下，继续依靠投资和出口维持经济高速增长已不适应现在的发展趋势。如果过度采用工业智能化生产方式，要素报酬份额逐步趋向于资本，使得生产过程中资本相对于劳动更加重要，加剧资本回报与劳动报酬之间的收入不平等，不利于“拉动内需”经济增长目标的实现。

六、进一步分析

本节在上文基础上进一步探索不同工业智能化生产技术采用率的宏观经济效应，并采用反事实分析的研究方法探究研发创新对工业智能化破坏性机制的调节效应，探讨工业智能化、创新研发与中国经济高质量发展的本质关联。

(一) 不同智能生产技术采用程度的冲击效应

伴随着人工智能技术水平的提高，原来无法用工业智能化替代非研发型和传统资本的生产任务会越来越多地实现工业智能化生产， $1 - \mu$ 的值随之提高。有鉴于此， $1 - \mu$ 反映人工智能技术水平提升为工业智能化采用率和应用范围带来的变化。这与陈彦斌等（2019）、林晨等（2020）对生产中自动化程度的表示方式是一致的。Casas 和 Torres（2023）认为经济体中对工业智能化的应用存在门槛：若工业智能化高于这个门槛，工业智能化对劳动力就业及劳动收入份额的破坏性，即对经济体传统资本投资、劳动力就业和居民福利的负向作用过高，不利于经济均衡水平的提升；若工业智能化低于这个门槛，尽管工业智能化对劳动收入份额的破坏性有所减弱，但对经济总产出的提升作用不足，同样不利于经济均衡总产出的提升。本文在此基础上，分别假设 $\mu=0.275$ 、 $\mu=0.225$ 试图以参数模拟的方式分析中国工业智能化发展应适度规模的合理性。图 4 阐释了不同工业智能化采用率下智能化冲击对宏观经济主要变量脉冲响应图。研究发现：

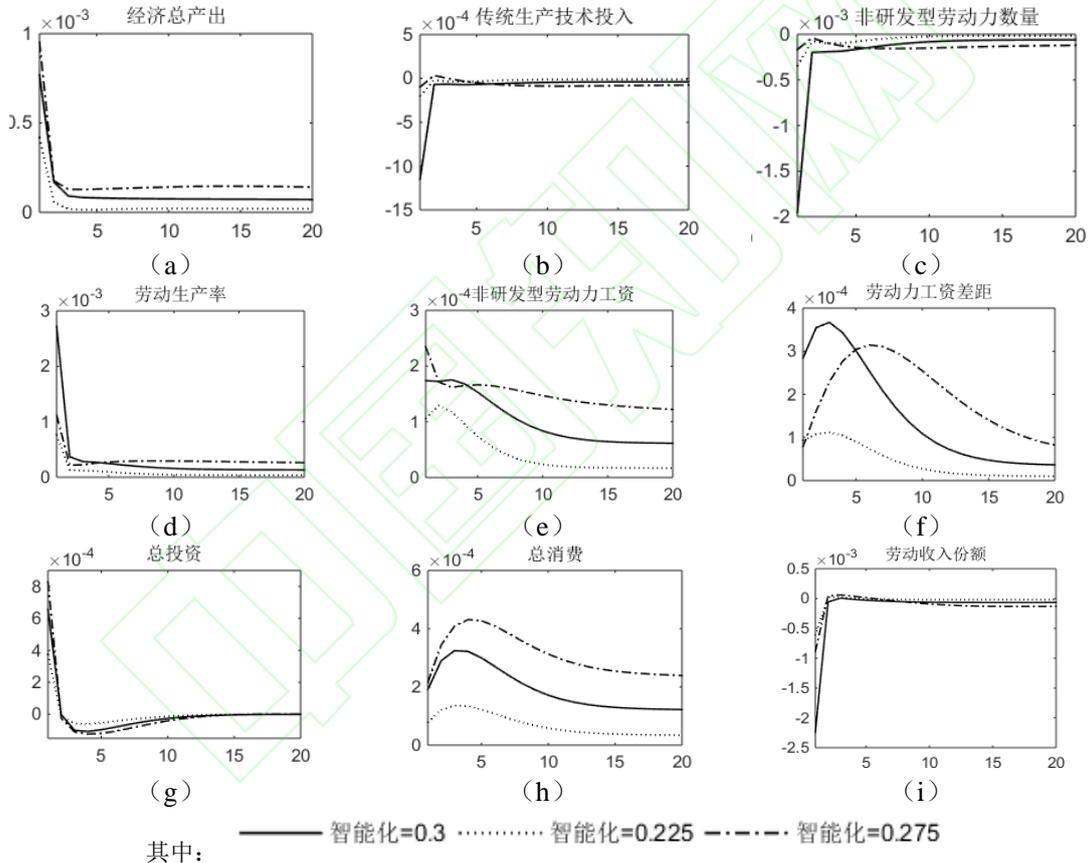


图 4 不同智能化采用程度下工业智能化对宏观经济主要变量脉冲响应图

第一，智能化技术采用率越低，工业智能化对传统生产技术和非研发型劳动力的负向冲击越小，进一步表明工业智能化对劳动力就业的确存在一定的抑制性作用。如图 4 (b) (c) 所示，在智能化技术采用率逐步缩小的影响下，1 单位标准差的工业智能化专有技术冲击对传统生产技术的抑制作用随之降低，对非研发型劳动力的替代程度也有所减弱。但如图 4(d) 所示，智能化技术采用率的降低也抑制了非研发型劳动力生产率的提升，工业智能化对生产的促进作用被放缓。

第二，工业智能化对劳动力工资的影响存在门槛效应。现有文献关于工业智能化对工资的影响并没有得到一致的结论。工业智能化可能因大量渗透进入企业，把工人从原有的工作

任务中替换出来（替代效应），对劳动力需求的减少从而降低工人工资；但工业智能化也会因为生产率的提升效应对劳动力工资产生正向影响。出现上述不一致的原因在于工业智能化在各个行业或地区渗透率的不同（Acemoglu 和 Restrepo, 2018）。David（2015）通过研究和观察发现在工业智能化应用水平较低时，经济体尚未显著减少就业，实际工资增长与劳动生产率增长挂钩。而一旦工业智能化应用程度过高，非研发型劳动力供给处于过剩状态，工资增长率逐渐回落，甚至可能降低工资水平。如图 4(e) 所示，在智能生产技术采用程度为 0.225 时，1 单位标准差的智能化投资专有技术冲击促使工资上涨 0.011 个百分点。伴随智能技术采用度上升至 0.275，工资上涨幅度达至 0.024。但智能技术采用度一旦超过 0.275 达到 0.3 时，工资上涨幅度反而开始下降，经济体对非研发型劳动力的供给量过剩，工资水平开始下跌。同时，如图 4(f) 所示，一旦超过工业智能化门槛，研发型和非研发型劳动力的工资差距被进一步拉大。

第三，工业智能化对经济均衡产出的影响同样存在门槛效应。经济均衡总产出是总需求和总供给共同作用的结果，尽管工业智能化采用率越高，能大幅提升经济体劳动、资本等要素生产率，促进经济总产出，但也对经济投资需求和消费需求产生异质性影响。一方面，投资需求包含智能化资本投资和传统资本投资两部分，增加智能化资本投资意味着减少传统资本的投资，工业智能化对经济体总投资的影响方向是不确定的，如图 4(g) 所示，智能技术采用度为 0.275 时，1 单位标准差的智能化投资专有技术冲击促进总投资上涨幅度是最高的。尽管从第 3 期起，正向促进作用有所减缓，但整体上适度工业智能化最为促进经济总投资的增长。另一方面，智能化投资冲击对消费需求刺激也是在智能技术采用度为 0.275 最为有效，这是由于在适度的智能技术采用度下，劳动力工资水平得到适度提升，劳动力失业程度也能够经济体可承受的范围之内，工业智能化对劳动力收入份额的破坏性作用有所减缓。

由以上理论和模型推导分析可知，当经济体智能化技术采用率较低时，工业智能化对经济体生产与投资的刺激性作用并未完全发挥；当经济体智能化技术采用率过高时，工业智能化对总体投资需求、消费需求、工资水平、劳动力就业等，均产生严重负向作用，经济总产出呈现过剩的状态，既不利于生产也不利于民生福利。只有适度采用工业智能化，才能在充分利用工业智能化促进经济总产出的同时，劳动力整体工资水平伴随劳动生产率上升而增加，总体性投资需求与消费需求得以提高，达到“保民生”与“促增长”的均衡点。

现今，工业智能化是中国制造业转型升级的主攻方向，也是制造强国的必由之路。在国家相关政策指引下，各地方政府和企业密切跟进，实施“人工智能+”行动，力推智能化生产方式变革。然而，若忽视工业智能化的内在逻辑及要求，尤其是在地区要素禀赋结构表现为自然资源或劳动力禀赋较为丰裕、资本及技术资源相对贫乏时，盲目攀比推进工业智能化，则违背了新结构经济学所提及的比较优势理论（韩永辉等，2023），对企业自身和存在一定危险性，造成经济失衡，制约经济高质量发展与民生福祉的提升。

（二）反事实分析—忽略创新研发部门下的冲击效应

相较于一般的 DSGE 模型，本文模型中引入由研发型劳动力推进的创新研发部门。从工业智能化投资专有技术冲击对宏观经济的供给传导路径得知，工业智能化对新产品研发正向冲击效应非常显著，且持续时间较长，是工业智能化促进经济总产出的重要机制之一。从工业智能化投资专有技术冲击对宏观经济学的需求传导路径可以看出，工业智能化能够有效提升

研发型劳动力的工资水平，扩大经济体总体的消费与投资需求。如果经济体并未重视产品的研发与创新，仅采用工业智能化方式进行生产性投入，工业智能化投资专有技术冲击对宏观经济可能产生怎样影响？本部分采取反事实分析的方式，在忽略产品研发和转化部门情形，将工业智能化冲击对宏观经济及传导路径的脉冲响应图与基准模型进行对比分析。

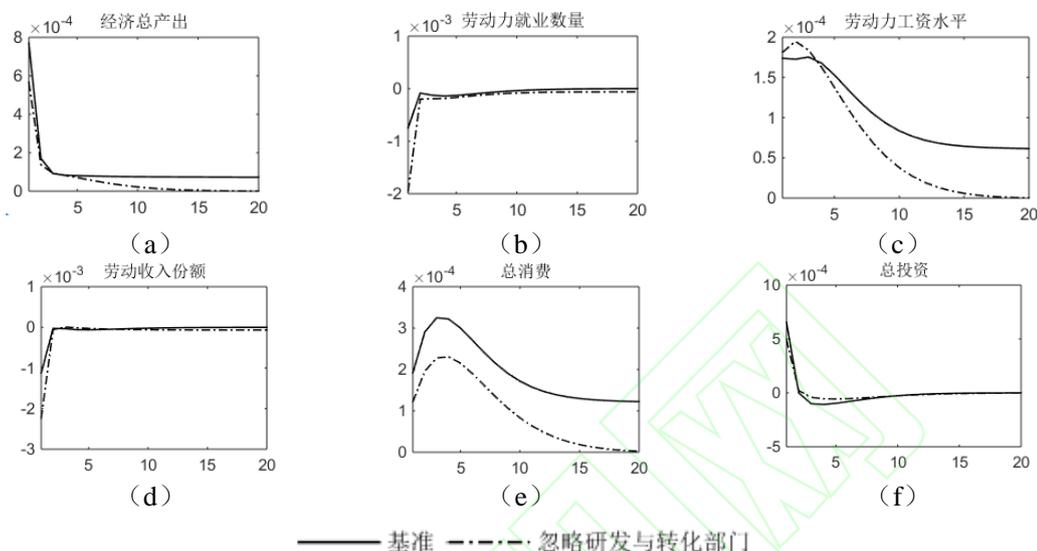


图 5 忽略产品研发和转换部门的反事实分析脉冲响应图

由图 5 可知，相比于基准情形，工业智能化冲击对经济总产出促进作用明显弱化。这是由于模型中忽略研发型劳动力的作用，工业智能化投资规模和资本积累的增加导致对劳动力的替代作用被放大，劳动力的失业效应更为凸显，平均工资水平也并未得以持续提升，经济体中劳动收入份额降低程度加深。同时，利用工业智能化提升生产率仍依赖于创新产品的投入，若缺乏持续的创新研发，工业智能化对经济增长的促进效果相对有限，对民生的福利影响更为恶化。在工业智能化背景下，内生性自主创新也就是经济体中产品研发及转化部门的作用就变得尤为关键。一方面，创新研发是由工业智能化难以替代的研发型劳动力所推动，是经济可持续发展的根本动力；另一方面，创新研发环节能够有效提高研发型劳动力的工资水平，调节工业智能化对劳动力就业、收入水平及劳动收入份额的破坏作用，促进经济体中的总需求。因此，在分析工业智能化冲击对宏观经济的影响时，应充分重视产品研发和转化部门的调节作用。只有利用研发型劳动力，不断地研发新产品、新技术，才能促进总产出的可持续增长，也能有效调节工业智能化对民生福利的负向冲击，促进经济实现高质量发展。

七、结论和建议

本文在明确工业智能化的资本属性与非研发型劳动力和传统资本的替代属性的前提下，基于创造性破坏和内生经济增长理论，构建包含工业智能化资本与传统资本、研发型与非研发型劳动力、产品研发与转化部门等特征的动态一般随机均衡模型，采用智能化资本投资专有技术冲击模拟工业智能化对宏观经济及民生福利的影响。研究表明：第一，工业智能化通过提高资本、劳动等要素生产率，持续推动技术研发和创新等机制，促进经济总产出。中国应充分重视工业智能化技术的应用，助力实体经济实现快速、稳定增长。第二，工业智能化生产技术与传统资本和非研发型劳动力呈现替代特征，导致经济体出现传统资本投资额

下降、收入差距扩大、劳动收入份额下降等问题，抑制民生福利的改善。第三，工业智能化应注重适度规模，谨防盲目智能化改造行为，过高或过低的工业智能化采用率均不利于“保增长”与“促民生”目标的实现。第四，重视新产品研发与提升研发型劳动力的数量既是经济总产出持续增长的根本动力，也可以有效调节工业智能化对民生福利的负向冲击。

据此本文得出如下政策启示：首先，加强工业智能化布局的同时谨防过度工业智能化行为。一方面，中国应采用大数据、人工智能等新一代的信息技术继续改造和提升传统产业，构建以高端制造、创新驱动的新型产业体系，利用工业智能化的创造性机制积极提升全要素生产率，促进经济实现平稳、快速发展；另一方面，遵循地区或企业比较优势，提高对工业智能化的认知，按照技术演变与创新发展的规律推行因地制宜、差异化的发展战略，避免盲目性地智能投资行为，积极且稳妥地推进中国工业智能化发展。其次，未雨绸缪防范工业智能化可能带来的失业和收入分配问题，尽量减少不必要的民生福利损失所造成经济中的需求结构扭曲。在以 ChatGPT 为代表的智能化软件应用程度不断加深的背景下，人工智能对就业的替代性不可逆转，这就需要政府发挥公共服务的职能，提高教育、医疗、卫生供给水平；做好相关社会保障服务，有效完善二次收入分配政策，保障低收入或失业者的基本生活水平，避免贫富差距过大导致的社会福利损失，缓解工业智能化带来的不利影响。最后，重视创新驱动战略及创新人才的培养。如果经济体以创新驱动为经济增长的根本方式，重视创新人才培养，工业智能化将与研发型劳动力形成互补关系，劳动力整体工资水平稳步提升，弱化工业智能化对民生福利的破坏性影响。因此，政府需提高整个社会的研发与教育支出，尤其是投资于未来难以人工智能替代的技能专业，加快人力资本积累，提升人力资本水平，促使经济向创新驱动、内需驱动转变。

参考文献

- [1] 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[J].经济研究,2022,57(4):85~102.
- [2] 陈晓玲,连玉君.资本—劳动替代弹性与地区经济增长——德拉格兰德维尔假说的检验[J].经济学(季刊),2013,12(1):93~118.
- [3] 陈彦斌,林晨,陈小亮.人工智能、老龄化与经济增长[J].经济研究,2019,54(7):47~63.
- [4] 钞小静,廉园梅.劳动收入份额与中国经济增长质量[J].经济学动态,2019,(9):66~81.
- [5] 邓红亮,陈乐一.劳动生产率冲击、工资粘性与中国实际经济周期[J].中国工业经济,2019,(1):23~42.
- [6] 杜传忠.警惕制造业盲目智能化带来的风险[J].人民论坛,2021,(1):37~41.
- [7] 范长煜,邓韵雪.“机器换人”背景下工人失业担忧研究——基于广东省制造业“企业—职工”匹配调查数据[J].社会学评论,2022,10(2):67~87.
- [8] 郭凯明.人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J].管理世界,2019,35(7):60~77+202~203.
- [9] 韩民春,韩青江.机器人技术进步对劳动力市场的冲击——基于动态随机一般均衡模型的分析[J].当代财经,2020,(4):3~16.
- [10] 韩永辉,刘洋,王贤彬.人工智能对区域经济增长的异质性影响与机制识别——基于中国“机器换人”的实证检验[J].学术研究,2023(2):97~104.
- [11] 何小钢,刘叩明.机器人、工作任务与就业极化效应——来自中国工业企业的证据[J].数量经济技术经济研究,2023,40(4):52~71.
- [12] 梁琪,郝毅.地方政府债务置换与宏观经济风险缓释研究[J].经济研究,2019,54(4):18~32.
- [13] 林晨,陈小亮,陈伟泽,陈彦斌.人工智能、经济增长与居民消费改善：资本结构优化的视角[J].中国工业经济,2020,(2):61~79.
- [14] 刘盾.中国的经济增长属于“利润拉动”还是“工资拉动”？——再测功能性收入分配对我国需求增长与结构的影响[J].南开经济研究,2020,(1):70~95.
- [15] 彭俞超,方意.结构性货币政策、产业结构升级与经济稳定[J].经济研究,2016,51(7):29~42+86.

- [16] 孔高文,刘莎莎,孔东民.机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J].中国工业经济,2020,(8):80~98.
- [17] 孙早,韩颖.人工智能会加剧性别工资差距吗?——基于我国工业部门的经验研究[J].统计研究,2022,39(3):102~116.
- [18] 全冰.混频数据、投资冲击与中国宏观经济波动[J].经济研究,2017,52(6):60~76.
- [19] 王林辉,胡晟明,董直庆.人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据[J].管理世界,2022,38(7):60~78.
- [20] 王晓娟,朱喜安,王颖.工业机器人应用对制造业就业的影响效应研究[J].数量经济技术经济研究,2022,39(4):88~106.
- [21] 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.
- [22] 王文,牛泽东,孙早.工业机器人冲击下的服务业:结构升级还是低端锁定[J].统计研究,2020,37(7):54~65.
- [23] 王文甫,王召卿,郭铃沂.财政分权与经济结构失衡[J].经济研究,2020,55(5):49~65.
- [24] 王曦,王茜,陈中飞.货币政策预期与通货膨胀管理——基于消息冲击的 DSGE 分析[J].经济研究,2016,51(2):16~29.
- [25] 吴化斌,许志伟,胡永刚,鄢萍.消息冲击下的财政政策及其宏观影响[J].管理世界,2011,(9):26~39.
- [26] 熊琛,金昊.地方政府债务风险与金融部门风险的“双螺旋”结构——基于非线性 DSGE 模型的分析[J].中国工业经济,2018(12):23~41.
- [27] 许怡,叶欣.技术升级劳动降级?——基于三家“机器人”工厂的社会学考察[J].社会学研究,2020,35(3):23~46+242.
- [28] 许志伟,王文甫.经济政策不确定性对宏观经济的影响——基于实证与理论的动态分析[J].经济学(季刊),2019,18(1):23~50.
- [29] 汪勇,马新彬,周俊仰.货币政策与异质性企业杠杆率——基于纵向产业结构的视角[J].金融研究,2018(5):47~64.
- [30] 杨光,侯钰.工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J].中国工业经济,2020,(10):138~156.
- [31] 余玲铮,魏下海,孙中伟,吴春秀.工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据[J].管理世界,2021,37(1):47~59+234.
- [32] 周广肃,丁相元.工业机器人应用对城镇居民收入差距的影响[J].数量经济技术经济研究,2022,39(1):115~131.
- [33] 约瑟夫·熊彼特.经济发展理论[M].商务印书馆,1990.
- [34] Abbott R., Bogenschneider B.,2018, *Should Robots Pay Taxes: Tax Policy in the Age of Automation*[J]. Harvard Law & Policy Review, 12(1), 122~145.
- [35] Abeliatsky A., Algur E., Bloom D., Prettnner K., 2020, *The Future of Work: Meeting the Global Challenges of Demographic Change and Automation* [J], International Labour Review, 159 (3), 285~306.
- [36] Acemoglu D., Restrepo P., 2020, *Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets* [J], Journal of Political Economy, 128 (6), 2188~2244.
- [37] Acemoglu D., Restrepo P., 2019, *Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor* [J], Journal of Economic Perspectives, 33 (2), 3~30.
- [38] Acemoglu D., Restrepo P., 2018, *Low-Skill and high-Skill Automation* [J], Journal of Human Capital, 12 (2), 204~232.
- [39] Acemoglu D., Restrepo P., 2017, *Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation* [J], American Economic Review, 107 (5), 174~179.
- [40] Aghion P., Antonin C., Bunel S., 2021, *The Power of Creative Destruction* [M], Cambridge: Harvard University Press.
- [41] Aghion P., Antonin C., Bunel S., 2019a, *Artificial Intelligence, Growth and Employment: The Role of Policy* [J],Economie et Statistique/ Economics and Statistics, 510 (1), 149~164.
- [42] Aghion P., Jones B. F., Jones C. I., 2019b, *Artificial Intelligence and Economic Growth*, in Agrawal A.,Gans J., Goldfarb A. (eds.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* [M], Chicago : University of Chicago Press.
- [43] Amber G. H., Amber P. S., Amber P. S.,1962, *Anatomy of automation*[M]. Upper Saddle River :Prentice-Hall.
- [44] Anzoategui D., Comin D., Gertler M., 2019, *Endogenous Technology Adoption and R&D as Sources of Business Cycle Persistence* [J], American Economic Journal: Macroeconomics, 11 (3), 67~110.
- [45] Arntz M., Gregory T., Zierahn U., 2017, *Revisiting the Risk of Automation* [J], Economics Letters, 159, 157~160.
- [46] Autor D.H.,Dorn D., Hanson G. H.,2015, *Untangling Trade and Technology: Evidence from Local Labour Markets*[J]. The Economic Journal, 125(584): 621~646.
- [47] Autor D. H.,2015, *Why Are There still so Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation*[J]. Journal of Economic Perspectives, 29(3): 3~30.
- [48] Benzell S. G., Kotlikoff L. J., Kazakova M., LaGarda G., Nesterova K., Ye V. Y., Zubarev A.,2022, *The Future of Global Economic Power* [R], NBER Working Paper, No. 30556.

- [49] Berg A., Buffie E. F., Zanna L. F., 2018, *Should We Fear the Robot Revolution?(The Correct Answer is Yes)* [J], *Journal of Monetary Economics*, 97, 117~148.
- [50] Braxton J. C., Taska B., 2023, *Technological Change and the Consequences of Job Loss* [J], *American Economic Review*, 113 (2), 279~316.
- [51] Casas P., Torres J. L., 2023, *Automation, Automatic Capital Returns, and the Functional Income Distribution* [J], *Economics of Innovation and New Technology*, 32 (1), 113~135.
- [52] DeCanio S. J., 2016, *Robots and Humans—Complements or Substitutes?* [J], *Journal of Macroeconomics*, 49, 280~291.
- [53] Diebold J., 1953, *Automation—the New Technology* [J], *Harvard Business Review*, 31 (6), 63~71.
- [54] Eden M., Gaggl P., 2018, *On the Welfare Implications of Automation* [J], *Review of Economic Dynamics*, 29, 15~43.
- [55] Fisher J. D., 2015, *On the Structural Interpretation of the Smets–Wouters “Risk Premium” Shock* [J], *Journal of Money, Credit and Banking*, 47 (2~3), 511~516.
- [56] Fueki T., Maehashi K., 2019, *Inflation Dynamics in the Age of Robots: Evidence and Some Theory* [R], No. 19-E-9, Bank of Japan Working Paper Series, Bank of Japan.
- [57] Gasteiger E., Prettner K., 2022, *Automation, Stagnation, and the Implications of a Robot Tax* [J], *Macroeconomic Dynamics*, 26 (1), 218~249.
- [58] Grace K. J., Salvatier A., Dafoe B., Zhang B. B., Evans O., 2018, *When Will AI Exceed Human Performance? Evidence From E AI Experts* [J], *Journal of Artificial Intelligence Research*, 62, 729~754.
- [59] Greenwood J., Hercowitz Z., Krusell P., 2000, *The Role of Investment-Specific Technological Change in the Business Cycle* [J], *European Economic Review*, 44 (1), 91~115.
- [60] Hémos D., Olsen M., 2022, *The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation, and Income Inequality* [J], *American Economic Journal: Macroeconomics*, 14 (1), 179~223.
- [61] Jiang T. S., Petrovic U., Ayyer A., Tolani A., Husain S., 2015, *Self-driving Cars: Disruptive or Incremental* [J], *Applied Innovation Review*, 1, 3~22.
- [62] Kydland F. E., Prescott E. C., 1982, *Time to Build and Aggregate Fluctuations* [J], *Econometrica*, 50 (6), 1345~1370.
- [63] Lin T., Weise C. L., 2019, *A new Keynesian Model with Robots: Implications for Business Cycles and Monetary Policy* [J], *Atlantic Economic Journal*, 47 (1), 81~101.
- [64] Manyika J., Chui M., Miremadi M., Bughin J., George K., Willmott P., Dewhurst M., 2017, *A Future That Works: AI, Automation, Employment, and Productivity* [R], McKinsey Global Institute Research, Technology Report, No. 60.
- [65] Milgram P., Rastogi A., Grodski J. J., 1995, *Telerobotic Control Using Augmented Reality* [C], Proceedings 4th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, IEEE.
- [66] Parasurama S. P., Samhita S., 2000, *Chaukhamba Orientalia* [J]. Varanasi, 1~6.
- [67] Sachs J. D., Benzell S. G., LaGarda G., 2015, *Robots: Curse or Blessing? A Basic Framework* [R], NBER Working Paper, No.21091.
- [68] Schlogl L., Sumner A., 2020, *Disrupted Development and the Future of Inequality in the Age of Automation* [M], Cham, Switzerland: Palgrave Pivot.
- [69] Steigum E., 2011, *Robotics and Growth* [A], in de La Grandville O. (ed.), *Economic Growth and Development* [C], New York: Emerald Group Publishing Limited.