

AI 谜题——人机协同还是人工替代？*

内容摘要： 机器人应用对长期经济增长的影响正在引起广泛关注。本文建立了一个机器人-经济增长模型，并根据机器人本身的异质性，将机器人分为“人工替代”和“人机协同”两种类型。利用人工收集的中国城市层面两类机器人数据进行回归后发现，虽然“人工替代”机器人使用能提高人均产出，但长期内对均衡工资和经济增长缺乏实际效应。对比之下，“人机协同”机器人使用的增加不仅能有效提高工人的均衡工资，而且还能推动经济实现长期增长。机制检验发现，这一作用渠道主要是通过增加居民消费来实现的。本文的研究为数字时代如何更好发挥机器人对经济增长的正向效应提供了经验借鉴。

关键词： 机器人 人工替代 人机协同 增长陷阱

AI Puzzles - Human-machine collaboration or Human substitution?

Abstract: The impact of robot applications on long-term economic growth is attracting widespread attention. In this paper, a robot-economic growth model is established, and according to the heterogeneity of robots, robots are divided into two types: "artificial substitution" and "human-machine collaboration". Using the two types of robot data collected manually at the urban level in China, it is found that although the use of "artificial replacement" robots can increase per capita output, it has no real effect on equilibrium wages and economic growth in the long run. In

* 魏翔（1972-），男，湖北襄阳人，中国社会科学院财经战略研究院研究员，中国社会科学院大学应用经济学院教授，博士生导师，研究方向为休闲经济和产业发展；肖宇（1986-）（通讯作者），男，湖北十堰人，中国社会科学院亚太与全球战略研究院助理研究员，经济学博士，研究方向为宏观经济增长理论。电子信箱：wldx1010@foxmail.com, xiaoyu@cass.org.cn; 18611769983。

本文系中国社会科学院青年科研启动项目“双循环与中国周边经济战略体系构建”（2022YQNQD054）；中国社会科学院青年人文社会科学研究中心调研项目；中国社会科学院习近平新时代中国特色社会主义思想研究中心2024年度重点项目“社会学理论建构视角下人类命运共同体思想的国际关系理论化研究”（项目编号：2024XYZD13）；国家社科基金后期资助暨优秀博士论文项目：“数字贸易规则研究”（项目编号：22FGJB013）。

contrast, the increase in the use of "human-machine collaborative" robots will not only effectively increase the equilibrium wage of workers, but also promote long-term economic growth. The mechanism test found that this role channel is mainly achieved by increasing residents' consumption. The research of this paper provides experience for how to better play the positive effect of robots on economic growth in the digital age.

Key words: robot; Manual substitution; Man-machine coordination; Growth trap

一 引言

随着工业化的推进和信息时代的到来，机器人在智能制造、智能交通系统、物联网、医疗健康和智能服务等领域发挥着越来越重要的作用。但现实中机器人的大规模采用也引发了人们对就业的担心，2023年1月10日，国家发改委颁布新修订的《国家以工代赈管理办法》，提出能用人工尽量不用机器，优先吸纳无法外出劳动力参与建设。不断有研究发现机器人带来的“创造性毁灭”会导致工人失业（Schumpeter & Nichol, 1934; Ben-Nasr, 2019; Awad, 2019等）。当然，也有研究认为这种担忧纯属过虑，他们认为机器人技术会提高全行业生产率，继而创造出比人工更具比较优势的新岗位和新职业（Acemoglu and Restrepo, 2018; 2019）。与此同时，有关自动化或技术进步没有减少就业反而增进了就业的行业案例和实践证据也并非鲜见（Gaggl & Wright, 2014; Mann & Puttmann, 2017; Bessen, 2019; Koch et.al., 2019; 周晓光和肖宇, 2023等）。

作为数字时代一种日益常见的现象，机器人的经济影响并非仅限于就业领域，就业仅仅是其直接的、表象的影响。人工智能或机器人技术对国家发展的最大挑战在于它如何影响国家的战略能力和长期增长（Korinek & Stiglitz, 2021）。如果忽视这个问题，将自动化一味推向节省劳动力的方向，哪怕是一些高收入国家也会带来过度自动化的恶果（Stiglitz, 2014）。Diao et al. (2021)已经观察到，过度自动化还会通过要素流动给发展中国家的工人带来巨大的福利增长。

为了识别这一趋势对长期经济增长的影响，Acemoglu & Restrepo (2018)开发

了一个新的增长模型，模型中的技术变革包括人工替代自动化和新任务的创建，后者由劳动生产率更高的人类来从事。但现实经验显示，自动化创造出的新任务有时并非仅仅由人类来完成，更多的情况是由人类和自动化机器协同完成。但学术界对于机器人自动化技术与人类员工协同融合缺乏足够关注。劳动经济领域已有的各类机器人自动化综述更多关注自动化对人类劳动的单向替代，或基于替代效应发掘机器人对就业的积极作用（Acemoglu & Restrepo, 2019; David & Autor, 2019）。

通过文献梳理发现，这些研究尚未涉足于技术的关系本质（Hutchby, 2001）和技术与人之间的核心联结来充分梳理和研究人工对机器人的主观能动性和相互协同性（Tatnall and Gilding, 2005）。并且绝大多数有关机器人的研究都将工业机器人视为研究对象，而对服务机器人涉猎甚少。若不区分机器人对人工的替代深度，那么可能很难识别和捕捉机器人所带来的劳动力效应和增长效应。例如，大量文献都认为自动化会带来工人的技能溢价，但却无法解释一个谜题——美国 1990 年代中期后机器人自动化技术并未减速，但美国高技能工人的工资增长却减速了（Hémous & Olsen, 2022）。

这由此引出了本文的核心问题：不应将机器人视为属性相同的人工智能设备，而应基于机器人对人类劳动的不同替代程度考察机器人的异质性，进而克服人工智能发展过程的增长陷阱，使机器人产业的发展对经济系统渐次发挥促进作用。通过对自动化和人工智能产业的追踪观测和调研，我们根据机器人对人工的替代程度对机器人的要素禀赋进行了划分：一种是“人工替代”机器人（AR, **Alternative Robots**）；另一种是“人机协同”机器人（CR, **Collaborative Robots**）。我们试图通过区分与识别不同性质的机器人技术证实：在发展“人工替代”机器人的同时，需要更加重视和着重发展“人机协同”机器人，因为“人机协同”机器人在实现人类福利（如实际工资）和经济增长的共同利益上具有独特作用。正如 Korinek & Stiglitz (2020b, 2021)所指出的那样，应该将自动化等技术创新的注意力从节省劳动力转移到使用更多劳动力的技术上，以促进经济增长走向可持续。

本文可能的边际创新之处在于：第一，厘清了机器人异质性对生产及其增长性质所具有的不同动态角色。进而为解决人工智能与人类智能的发展矛盾、生产率与就业率的交互矛盾提供了理论可选项。第二，本文使用人工收集的各城市机

机器人岗位用工需求数据来反映各地区的机器人应用程度或安装规模，为当前该领域极为匮乏的实证数据提供了新素材，尤其是在各界对人机协同机器人的统计都十分困难的情况下，本文使用的数据也为此类研究提供了新的边际证据。

二 文献综述

传统观点认为，当存在一个外生的 TFP 增长时，劳动工资会随着劳动生产率的上升而提高，这会鼓励采用“机器替人”的资本密集型技术，从而造成人力短缺并进一步推高工资。简言之，劳动力短缺会导致劳动力节约型的创新，即人工替代机器人的发展（Acemoglu & Restrepo, 2020）。但 Hémous & Olsen（2022）对上述观点提出了批评，认为这些模型没有对技术创新进行全内生化和全动态化处理，因此才造成了上述结论。如果将自动化和水平创新同时内生化的话，就可以发现人工替代的自动化技术会降低实际工资并恶化收入分配（Phelps et al., 2020; Hémous & Olsen, 2022）。也有研究显示，单纯的“机器替人”技术会造成去人性化（impersonal）和组织与员工之间的数字距离（artificial distance）（Stone et al., 2015）。因此，对待机器替代人的问题上，我们不能走极端，尤其要警惕自动化模式的自我增强式恶性循环（谢小云等，2021）。

（一）“人工替代机器人”面临的挑战

1.对工人实际工资存在挤出效应。人工智能驱动的机器不仅在身体上比人类更强壮，它们不仅能比人类更好更快地处理信息，而且在越来越多的领域，还能比人类学习得更好更快。比如，ChatGPT 出现后，对部分文字工作者的可能冲击就引发了社会热议。从这个角度来看，人工智能可能比单纯的通用技术更具破坏性：人工智能程序已经成为它们自己的代理人，可能会越来越多地取代人类的工作，并可能最终使劳动力成为多余的因素（Korinek & Stiglitz, 2021）。在 Acemoglu & Restrepo（2018）建立的机器人对生产率、收入及经济增长影响的任务-生产函数模型中，如果机器可以从事所有传统上由劳动力完成的工作，并且可以更低成本完成这些工作，那么传统劳动力将变得多余。从这个意义来说，人类劳动力（至少是低技能劳动力）的边际产量不再能够支付维持一个人生存所需的生活成本（Korinek & Stiglitz, 2020b）。这代表了人工替代型自动化的极端情况：劳动力将被技术严格控制 and 压榨（Korinek & Stiglitz, 2020a）。即使它们发生的概率相对较低，我们也需要特别认真思考那些可能会对社会造成严重破坏的事件，现在就考虑其

后果，并为我们如何改善一些不利影响做好准备，大规模劳动力被机器人取代就是这样一件事（Korinek & Stiglitz, 2020a）。已有研究发现，自动化对劳动力的替代结果是压低人工劳动的实际工资，1990-2007年美国每千名工人中每增加一台工业机器人就会使就业人口比例减少0.18%-0.34%，并使工人的工资水平下降0.25-0.5%（Acemoglu & Restrepo, 2017）。

2.降低劳动收入份额，加剧收入失衡，抑制长期经济增长。人工替代技术对发展中国家可能会产生较强的收入分配效应。例如，在绿色转型中，人工替代技术会加大资源节约型创新、提高资本产出比，有降低石油出口国生活水平的风险（Korinek & Stiglitz, 2021）。沿袭了内生增长模型的研究证实，如果在生产中采用完全替代工人的人工智能机器人将导致真实工资的永久性下降，同时使劳动收入在国民收入中的份额不断减少（Phelps et al., 2020）。这会带来严重后果，一来工资下降意味着收入下降，随之而来的就是内需不足、生活质量下降和经济陷入停滞；二来劳动收入份额的不断下降会恶化收入不平等，造成社会割裂和国家动荡，这当然会抑制长期增长。此外，追求人工替代的自动化会导致技能溢价的增加（高技能工人的工资提高）和低技能工资的下降，而总的劳动收入占比下降，迅速增加收入不平等程度（Hémous & Olsen, 2022）。如果对人工替代机器人不加以制衡或调整（例如同时发展人机协同机器人），这种结局将成为经济发展的自然结果，并且无法避免。因为，当低技能工人的工资较高时就会激励更多的人工替代自动化创新，这会压低低技能工人的工资占比和总的劳动收入占比（Hémous & Olsen, 2022）。在赢者通吃格局下，人工替代技术可能会制造更多的劳动力进入壁垒，租金流向少数极其富有的个人和企业，一些发展中国家的人均收入甚至可能会下降，因为自动化创新侵蚀了劳动力的比较优势。其结果是，人均收入的下降将因技术动态而加剧，这种动态将使分配进一步从工人转向某一特定国家内新技术的受益者（Korinek & Stiglitz, 2021）。

（二）“人机协同机器人”的发展趋势

“人机协同”是人与机器平等合作，共同组成一个系统，共同认识、共同感知、共同思考、共同决策、共同工作、互相理解、互相制约和相互监护，人主要负责解决非结构化、非程序化问题，而机器主要负责解决复杂的结构化问题（杨灿军和陈鹰，2000）。为此，“人机协同”机器人必须和工人匹配在一起使用，

但它能提高或倍增人工的劳动能力（Phelps et al.,2020）。这其实包括两层含义，一是以人工的行为决策调控机器人的算法机制更好地服务人工主体；二是以机器作为人工的延伸，使人的能力效率得到提升（Mukherjee.,2022）。比如外科机器人可以提高医生手术的精度和速度，机械外骨骼可以帮助装卸工人举起数倍于人工力量的重物。显然，大多数工业机器人属于“人工替代机器人”范畴，汽车装配机器人、焊接机器人都属于此类。但也有机器人属于“人机协同机器人”，如送餐机器人、智能快递、机械外骨骼等。人机协同机器人更复杂，因为它能长期内同时解决效率、质量和可持续问题。

产业界比学术界更早看到并积极呼吁培养员工与自动化技术的融合技能（fusion skills）（Wilson & Daugherty, 2018）。这种融合技能意味着，在人机共商决策过程中，重要的是人和机器两者之间的决策既有分工又有协作，通过人机决策任务分配，将适合于机器做决策的任务交给机器去做，将适合于人做决策的任务交给人去，或是人和机器同时做出决策，最后通过综合评价得到最优选择（杨灿军和陈鹰，2000）。例如，号称“熄灯工厂”的智能工厂不是完全的机器替代人，也不是简单的将生产线、流水线彻底自动化，而是针对不同性质、不同规模的制造企业，在人与机器间进行不同的任务分配，实现人与机器的协同工作（Korinek & Stiglitz, 2021）。

对比来看，“人工替代机器人”是人工智能和机器人的早期阶段，机器人由人类单方面设定指令操控，通常不进行任何耦合协作，其目的较为单纯，就是替代人工、节省成本并提高生产效率。随着人工智能的成熟，人与机器的智能学习轨迹不再疏离，而具有很强的交互协作性。机器人可以通过情境分析、图像识别及深度学习等向人类的思维靠拢，这就形成了“人机协同”机器人。一个典型的事实是，人机协同机器人通过配置传感器拥有视觉和触觉功能，当感触周围人员接近时可以降低转速，调整方向来实现与人类同事安全相处。除共享工作区外，二者甚至还能达成目标共享，工作模式从相互替代发展到相互协作的飞跃（任宗强和陈淑娴，2021）。

整体而言，为了将自动化内生进经济增长框架，先行文献不断细化异质性分析，考虑了设备异质性（Krusell et al., 2000）、技能异质性（Acemoglu, 1998）和技术异质性（Buera & Kaboski, 2012），但这些研究共同缺憾是偏偏忽视了根

源上的异质性，即机器人本身的异质性，这为本文提供了一个宝贵的切入点。

三 特征事实

（一）两类机器人的发展态势

中国的机器人自动化产业发展迅猛，目前，中、美、日、德成为世界工业机器人制造的前四强。自 2013 年后，中国机器人安装量激增，投资增速年均高达 57%，约 40% 的制造业劳动力人口就业于机器人相关岗位（程虹等，2018）。不过，虽然国内现有的统计并不区分“人工替代”机器人和“人机协同”机器人，但是对标主要机构（如 IFR）对工业机器人和服务机器人的界定^①可知，工业机器人是人工替代机器人的主力，属于“人工替代”机器人。而运用在服务业中的大多数服务机器人则属于“人机协同”机器人。

虽然目前各城市、各行业机器人安装量（即使用量或需求量）数据普遍缺失，但我们依然可以利用现有统计中工业机器人和服务机器人的国家总量数据和行业产量数据窥探中国在“人工替代”和“人机协同”两类机器人上的态势。

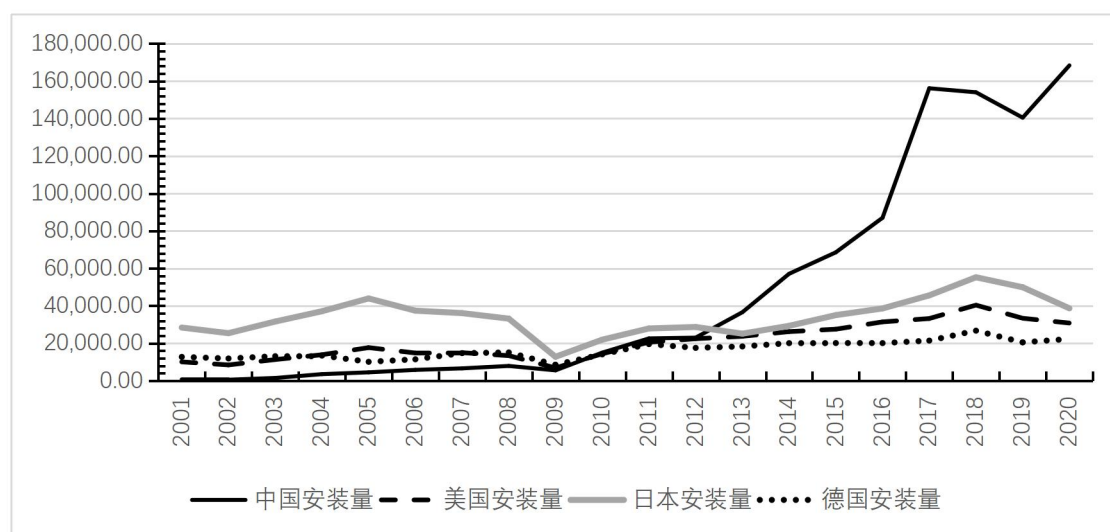


图 1：主要国家历年工业机器人安装量

数据来源：IFR（国际机器人联合会）；单位：万台

^① 根据 IFR（国际机器人联合会）的界定，工业机器人是指机器或装置在无人干预的情况下按规定的程序或指令自动进行操作或控制的设备。服务机器人也叫协作机器人，是为训练有素的专业操作人员设计的驱动设备，包括具有有限自主权的手动控制机器人设备。

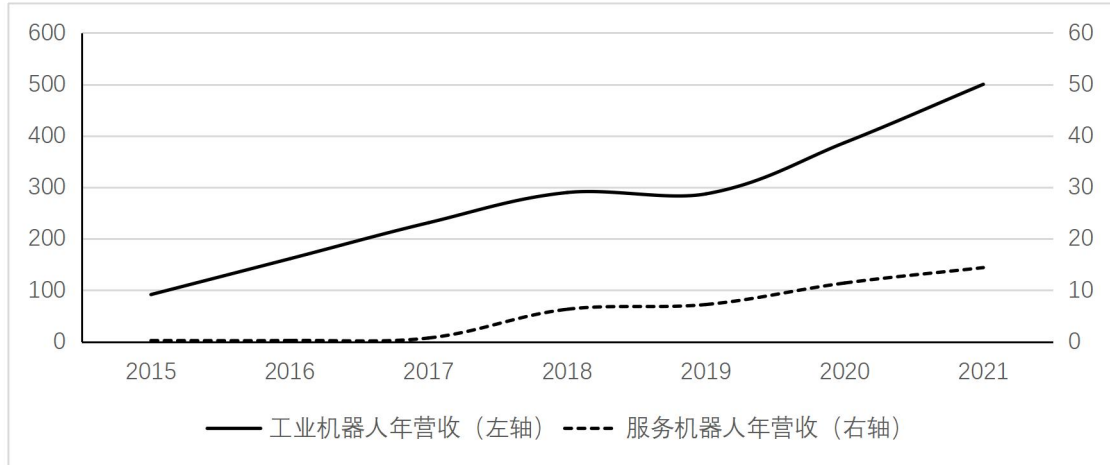


图 2：中国两类机器人的市场规模对比

数据来源：WIND 数据库；单位：亿元。

值得指出，最近三十年是中国工业机器人（人工替代机器人）突飞猛进的三十年。尤其是 2013 年后，中国工业机器人的安装量迅速赶超美、日、德，安装总量比欧洲和美洲的总和还要多出 50%（见图 1）。与之相比，做为人机协同机器人主力的服务机器人产值仅为工业机器人的约 3%（见图 2）。全球的情况也基本如此，IFR 的数据显示，2020 年人机协同机器人占工业机器人装机总量的比例约 3.3%（FIR,2021）。但是，近年来，随着人工智能技术的高速发展，以及中央对保就业、保增长的高度重视，中国服务机器人的增长势头十分迅猛。从整个行业的发展态势来看，服务机器人的行业热度已大大高于工业机器人（见图 3）。



图 3：中国两类机器人的行业指数^①对比

^① 该行业指数按主营业务收入占比和主营利润占比两项指标对所有上市公司中的服务机器人和工业机器人增长变化情况按天进行链式法计算指数，每月末对样本和权重进行迭代调整。

数据来源：WIND 数据库和中信证券公司

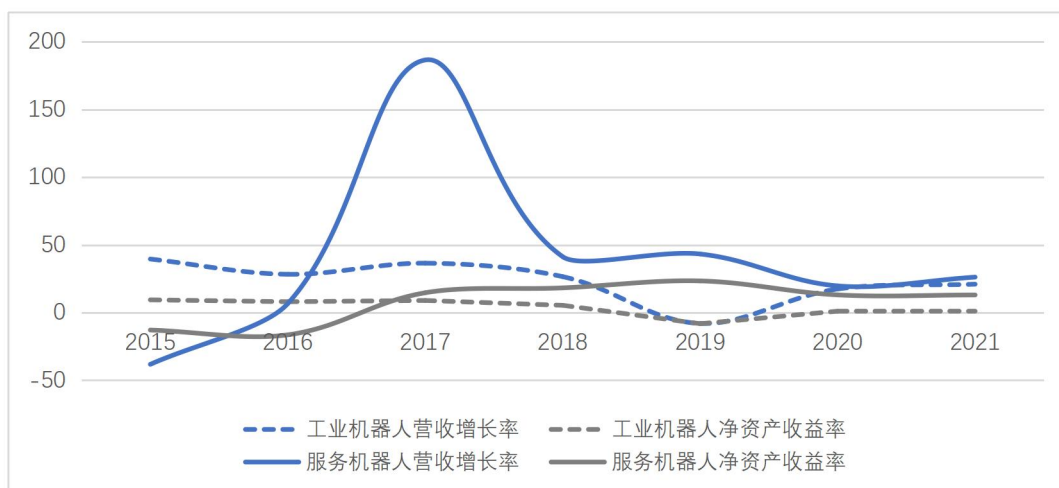


图 4：服务机器人和工业机器人的增长质量对比

数据来源：WIND 数据库

服务机器人比工业机器人更多样化、更智能、更精细，是下一代机器人的升级方向。工业和信息化部等 15 个部委联合印发的《“十四五”机器人产业发展规划》明确提出要“研制面向 3C、汽车零部件等领域的大负载、轻型、柔性、双臂、移动等协作机器人”。服务机器人中的 82% 属于专业服务机器人，如复杂精巧的医疗辅助机器人。例如，2022 年 1 月 7 日，我国首例机器人辅助全脑血管造影手术近日在首都医科大学附属北京天坛医院成功实施。此次手术的主角是我国自主研发的“鲁班”微创血管介入人机协同手术机器人，医生在监控室内通过远程遥控“鲁班”对一名陕西女患者左、右颈动脉，锁骨下动脉，椎间动脉等血管进行了精准的造影手术。服务机器人还是创新农业和智能制造的主要力量，离开了人的单纯自动化无法保证过程和结果的个性化、创新性和精细化。目前，47% 的服务机器人供应商来自欧洲，27% 来自(北美)，25% 来自亚洲，美国是服务型机器人供应商最多的国家，其次是德国、中国、日本和俄罗斯（IFR，2021）。

尤其，疫情催化了产业界对“人机协同”自动化的再认识，许多集成商和终端企业已经将人机协同机器人作为自动化升级的第一选择。新冠大流行为一些服务机器人应用创造了新场景和新需求，全球专业清洁的人机协同机器人销量增长了 92%，营业额增长了 51%（IFR，2021）。根据 MIR DATABANK 数据，2021 年，中国人机协同机器人出货量呈翻倍增长态势，同比增速达 108.5%，IFR 的数据也显示，2020 年，全球服务机器人供应商的名单增长到了 1067 家，市场规模在

2020 年增长了 12%，预计到 2025 年，人机协同机器人复合增长为 56.5%，是工业机器人增长率的 7 倍（IFR，2021）。与此同时，中国政府显然认识到了这个趋势，中国的人机协同机器人已成为增长最快的机器人自动化领域。服务机器人不论在营业收入还是资产回报上的增长态势均超越了工业机器人（如图 4 所示）。

值得注意的是，尽管我国的机器人总量走在了世界前列。但是，从人均量来看，我国的相对水平依然较低。例如，近年来我国企业的机器人使用密度约为 39 台/万人，显著低于世界平均水平（74 台/万人）（IFR，2021）。与墨西哥（31 台/万人）、马来西亚（34 台/万人）、泰国（49 台/万人）等新兴经济体处于同一水平，但与机器人发达国家如韩国（631 台/万人）、德国（309 台/万人）、日本（303 台/万人）以及瑞典（223 台/万人）仍存在很大差距（IFR，2021）。因此，未来我国机器人的发展空间还十分巨大。

（二）“人工替代”和“人机协同”，谁是关键？

机器人应该成为人类的助手还是替代人类劳动？有研究预测，2045 年将迎来机器人完全超越人类的技术奇点，机器人将完全可以替代人类（Mccarthy，2007）。真的如此吗？长期以来一个深入人心的误解是：人类决策是有偏见的，而机器人的算法决策是公平理性的（Dijkstra et al.,1998）。但实际上，完全替代人工的机器人系统决策也可导致偏见或歧视，影响决策的公平性和可信任性，并且机器的预测偏差和决策实物将导致人们无法承受的后果（Zou & Schiebinger,2018）。例如，自动驾驶汽车致死、医疗手术错误判断、智能司法审判失偏等问题。人们发现人工替代机器人在某些性能超越人工劳动时，其本身也存在信任风险、隐私安全、随机偏见、不公平性、不可问责性等内生性问题（孔祥维等，2022）。Raisch & Krakowski（2020）指出，替代人工的自动化技术大大提升了组织中的生产效率，但长此以往就会使得员工去技能化（de-skill），还会使得管理者在众多管理任务上让位于机器，进而造成长期内的失业和社会不平等问题。尤其，全自动机器人（如工业机器人）的崛起更有可能降低年轻工人和未来几代人的福利（Sachs et al，2015）。对此，清醒的研究者指出，在自动化的进程中人不应该被完全替代，应始终参与进技术中并持有选择权和能动性（Leonardi，2011）。

相比之下，人机团队的绩效可能比单纯人类或单纯机器人团队的绩效更高

(Steiner et al., 2018)。实际上，碳基人类具备柔性决策的非认知能力，有能力精准完成主观任务；硅基机器人则可通过自动化有效执行标准化、非人体工学的任务，能力上的互补为人机协同提供了动力 (Mukherjee et al., 2022)。人类与日趋“聪明”的机器协作是未来创新的主要范式，也是塑造未来发展新动能的关键 (任宗强和陈淑娴, 2021)。“人机协同”是人类与机器在认知、推演、选择等方面的竞合，并不意味着智能机器可以跨过智能边界来自主地定义智能，反而是人类抵抗智能机器反噬的动态显现 (Maguire et al., 2020)。随着发达国家工业自动化的深入，一个可见的趋势是，各场景下的自动化升级已从单纯的“机器替人”自动化，走向更加柔性的生产方式，即除了寻求机器人实现更大范围的人工替代，还希望机器人能更柔性、更灵活、更主观地协同或支持人类的创新创作。人机协同机器人正在深入大规模柔性定制的毛细血管中，在更高的层面形成人工、软件、硬件的一体化网络。可以说，人机协同机器人的发展正在成为未来产业智能化的关键拐点。从技术上讲，在人工替代的传统智能化中，要实现柔性化、个性化和人性化通常要以牺牲效率为代价，但在人机协同智能化框架下，企业构建问题发现、数据感知和自动计算的快速闭环就可以实现运营的灵活性、敏捷性和可持续性。如果说人工替代机器人很好完成了从人力劳动朝着自动化转型的原始跨越，那么近年来迅速崭露头角的人机协同机器人将完成未来人工智能升级的“惊险一跳”。因此，机器永远不可能完全替代人类，机器人由人类创造就决定了人工智能的终极目标是“人机物”等多元协同共生，协助人类成为更好的人类 (课题组, 2022)。当然，需要清醒地认识到，在人机协同体系中，机器不应只是被支配的工具，而是伴随着技术进步获得从简单机械化到认知智能化甚至情感拟人化、不断从效率型向创新型转变的能动要素 (enabler) (任宗强和陈淑娴, 2021)。

对此，著名经济学家诺德豪斯 (Nordhaus) 的判断是，人工智能机器人将走过三个阶段，阶段一是基于算法的计算阶段，该阶段的特征是高效的机器人将替代很多人类劳动 (即人工替代机器人阶段)；阶段二是机器人越来越拟人化以至于能和人类协同工作、相互提升的阶段 (即人机协同阶段)；阶段三是机器智能逼近甚至超过人类大脑的人工智能“奇点” (AI Singularity) 阶段 (即机器人再次替代甚至完全挤出人类劳动的阶段)。

不过，对应机器人终极未来会是什么依然存在争议。我们认为人工智能机器

人的本质是提高人类工作的质量和效率，而不是使人类永久退出劳动市场。劳动是人的本质，人类的劳动将永远存在，不应被机器替代。人工替代自动化不应是人工智能的终点，而只应是过渡和辅助，它解放出来的劳动力并非“无所事事”，而是将承担更复杂、更人性、更创新的人机协同工作。所以，人机协同技术将在未来居于人工智能的主要地位，它提高人类劳动生产的质量和效率，同时将人置于生产的中心地位、并强化人类劳动不可替代的比较优势，例如“脑机接口”就是未来人机协同的典型例子。长期看，人工替代机器人是人工智能的辅助方式，它替代一部分人工劳动，使人机协同中的“人”能集中于更具比较优势的协同工作中。

（三）人机协同的典型应用

在人与机器协同共生的背景下，企业的生产场景基于系统将业务问题转化为数据问题，应用 AI 技术提高人机共生程度，使企业发起的每个业务需求都在平台上形成“镜像”，而需求作为人机协同的传导链条，不同层次的需求动机又对应不同层次的数据驱动应用场景（课题组，2022）。由此，人机协同就形成了场景-协同-需求-生产-场景的闭环。

这方面的一个典型案例是，为提高骑手的安全度和生产率，美团集团 2019 年就推出了“人机协同” AI+IoT 产品矩阵智能系统：智能电动车、智能安全头盔、智能餐箱、智能语音助手和室内定位基站。五款新装备通过骑手 APP 联动和智能语音助手的交互控制形成 IoT 立体协同，以“人机耦合”的方式全面赋能骑手。配备全套智能装备系统，骑手在送餐全过程中可简化近 80% 的手机操作，订单派发后接单速度提升 50%^①。

四 机器人-经济增长模型

（一）对机器人建模

对机器人经济效应进行理论研究的难度在于如何区分机器人和物质资本？进而如何对机器人加以单独建模？尽管 Acemoglu & Restrepo（2018）对此建立了基于任务的生产函数模型，但是更普适性并更容易得到理解的建模方式是基于传统增长模型对机器人加以建模。本文认为，根据机器人对人工的替代度或互补度来对机器人进行经济学建模的思路具有理论吸引力和现实指导性。通过将机器

^① 数据来源于 <http://www.edit56.com/news/index.html>

人分为“人工替代”机器人和“人机协同”机器人可以将机器人劳动力和人类劳动力进行合理地折算、组合或合并，形成新的劳动力要素，由此进入生产函数和增长模型。

假设人类劳动力为 L 。“人工替代”机器人（AR）可完全替代人工劳动，假设一台 AR 可以一对一地替代一名工人，如果“人工替代”机器人（AR）的数量为 L_E ，则它折合的劳动力是 L_E 。“人机协同”机器人（CR）由人工指导、协助人工完成劳动、能提高人工的生产率（任宗强和陈淑娴，2021），设人类劳动力总量为 L ，其中 a 部分的劳动力被配备一台 CR（ $0 \leq a \leq 1$ ），CR 能使该工人的生产率提高 σ_s （ $\sigma_s > 0$ ），则“人机协同”机器人可折算成的劳动力是 $aL(1 + \sigma_s)$ 。于是，引入机器人后的总劳动力为：

$$\tilde{L} = (1 - a)L + aL(1 + \sigma_s) + L_E \quad (1)$$

以上建模思路的关键是，人工智能机器人不仅是一种物质投入，而且是一种人力投入或智力投入。机器人不同于一般的物质资本，它们能进行感知、推理和学习等智能活动，通过算法集成方程、逻辑和规则等，将数据转化为智能，为此，机器人是与人类密切协作、共同融入生产方式的能动要素（任宗强和陈淑娴，2021）。

1.消费均衡。根据 Barro & Sala-I-Martin（1995）的范式，设定总劳动力的年增长率是外生给定的常数，代表性当事人拥有连续的无限寿命，根据外生给定的时间偏好率 θ 基于消费进行效用最大化。消费市场的动态最大化行为如下：

$$\max(U) = \int_t^{+\infty} (e^{-\theta t} \ln C) dt \quad (2.1)$$

$$\text{s.t. } \dot{K} = rK + wL - C \quad (2.2) \text{ ①}$$

其中， C 是当事人的消费。（2.2）式是当事人面临的预算约束， K 表示当事人所拥有的非自动化机器、厂房等物质资本。 r 是实际利率，也等同于物质资本的投资回报率或租金率。此处为计算简便，不考虑资本折旧率。 \tilde{L} 是人类劳动力和机器人劳动力（折算成人类劳动力）的总和。 w 是人类劳动力的平均实际工资率。

值得注意，在消费系统中，工资率 w 和资本租金率 r 以及总劳动力 \tilde{L} 是外生给定的，投入要素 K 和 L 由生产均衡的过程内生决定。消费 C 是消费系统的内生变量，

① 为书写简便，下文中内生变量的时间 t 脚标均省略。

利用汉密尔顿函数可解出动态系统（2）的最优解：

$$C = \theta(K + R) \quad (3)$$

其中， $R = \int_t^{+\infty} wLe^{\int_t^{+\infty} -rdt} dt$ ，是总劳动力的工资性收入按实际利率贴现到当前的总收入。于是，劳动力（人工和机器人）的收入增量就等于当前总贴现收入超过当前工资收入的那部分增量，即：

$$\dot{R} = rR - wL \quad (4)$$

（4）式表示，总收入的增量等于总收入的利息收入减去人工的工资收入。

对（3）式求时间 t 的导数，得到：

$$\dot{C} = \theta(\dot{K} + \dot{R}) \quad (5)$$

将（2.2）式和（4）式代入（5）式可得 $\dot{C} = \theta(Kr + wL - C + rR - wL)$ ，即 $\frac{\dot{C}}{C} = \theta\left(\frac{Kr}{C} + \frac{rR}{C} - 1\right) = \frac{\theta(K+R)}{C}r - \theta$ ，于是可以得到在消费市场均衡的稳态中，最优的消费增长率为：

$$g_c = \frac{\dot{C}}{C} = r - \theta \quad (6)$$

（6）式中，实际利率或资本的租金率 r 取决于以下的生产均衡。

2、生产均衡。在完全竞争的产品市场中，产品价格是外生给定的 \bar{p} ，机器人的资本租金率^①为 r' 。在当事人参与的生产系统中，投入要素（ K 和 L ）是内生变量， L_E 、 σ_s 、 a 、 α 、 w 、 r 、 r' 是参数。不失一般性，给定完全竞争市场中企业采取规模报酬不变的生产技术，则生产函数为 $Y = F(K, \tilde{L}) = K^{1-\alpha}\tilde{L}^\alpha$ ，其中 α 是总劳动力的产出弹性。生产系统的利润最大化行为是：

$$\max(\pi) = \bar{p}F(K, \tilde{L}) - wL - rK - r'L_E - r'aL \quad (7)$$

（7）式对传统物质资本 K 的一阶条件为：

$$r = \bar{p}F'_K = \bar{p}(1 - \alpha)\left(\frac{K}{\tilde{L}}\right)^{-\alpha}$$

（8）

（7）式对人类劳动力 L 的一阶条件为：

$$r' = \left[\bar{p}\alpha(1 + a\sigma_s)\left(\frac{K}{\tilde{L}}\right)^{1-\alpha} - w \right] / a \quad (9)$$

^① 在均衡时两种机器人的租金率会趋同，即 r' 既是“人机协同”机器人的租金率也是“人工替代”机器人的租金率，否则企业就会选择租金率更低的机器人，直到租金率趋同。

$$\text{将(8)式代入(6)式可得: } g_c = \frac{\dot{c}}{c} = \bar{p}F'_K - \theta = \bar{p}(1 - \alpha)\left(\frac{K}{L}\right)^{-\alpha} - \theta \quad (10)$$

假定资本不具有专用性，而是具有适用性，可以在投资于传统物质资本（机器、厂房等）和投资于机器人之间完全流动（Phelps et al., 2020），那么在生产均衡时必然有：

$$r = r' \quad (11)$$

联立（8）、（9）和（11）式可得到均衡时的平衡增长路径：

$$\frac{K}{L} = \frac{(1-\alpha)(ar'+w)}{\alpha r(1+a\sigma_s)} \quad (12)$$

将（12）代入（10）可得到均衡时的长期增长率：

$$g_c = \bar{p}(1 - \alpha)\left[\frac{(1-\alpha)(ar'+w)}{\alpha r(1+a\sigma_s)}\right]^{-\alpha} - \theta \quad (13)$$

至此，建立了包含人工智能机器人的经济均衡模型，并求得人工智能环境下的均衡资本和长期增长框架，如（12）-（13）式所示。

（二）机器人异质性的经济效应

本文的特色在于识别人工智能机器人的异质性，按照机器人对人类劳动的不同替代程度，将机器人划分为“人工替代”机器人和“人机协同”机器人，这是因为这两类机器人对劳动力的实际工资和经济增长会产生显著不同的作用。

首先，机器人的使用改变了劳动力的结构和质量，必然会对人工劳动力的工资水平产生影响。为此，联立（8）（9）和（11）式并注意到（12）式，得到包含均衡工资率的关系：

$$w = \alpha \bar{p}^{1/\alpha} \left(\frac{1-\alpha}{r}\right)^{\frac{1-\alpha}{\alpha}} (1 + a\sigma_s) - ar' \quad (14)$$

观察均衡工资（14）式以及均衡增长（13）式，各式中均不包含 L_E （人工替代机器人），说明“人工替代”机器人对长期均衡处的工资水平和经济增长率都没有实际作用。此外，将（12）式代入生产函数，可得到均衡时的人均产出 $y = \frac{Y}{L} = \left[\frac{(1-\alpha)(ar'+w)}{\alpha r(1+a\sigma_s)}\right]^{1-\alpha} (1 + a\sigma_s + \frac{L_E}{L})$ ，显然 y 和 L_E 正相关，由此可得到如下引论：

“人工替代”的水平效应（引论）：“人工替代”机器人能提高人均产出，对经济体具有水平效应，但长期内对均衡工资和经济增长缺乏实际效应。

增长理论中的水平效应是指外生冲击能短暂提高经济产出水平，但在一段时期后产出水平会逐步回落至之前的水平，该冲击对长期增长率不会产生真实作用

（琼斯，2002，p35）。命题 1 的根本原因在于创新和增长的源泉是“人”而非“机”！尽管“机器替人”可以创造出新的工作岗位来缓解“创造性毁灭”（Acemoglu & Restrepo, 2018），但是“人工替代”机器人的目标是“完全替代”人类，长久以往会导致“增长悖论”：“人工替代”机器人虽然能代替常规任务、提高生产的效率，并创造出新岗位和新增长，但它同时也将“挤出”低技能工人（Acemoglu & Restrepo, 2017），不断压低人类劳动的收入占比、恶化收入分配，从而在长期内抑制就业和增长（菲尔普斯等，2021，p207）。因此，长期而全面地使用“人工替代”机器人，将不断抬高资本产出比和真实利率，从而对长期增长施加不利影响（菲尔普斯等，2021，p207）。

与“人工替代”机器人相对，“人机协同”机器人辅助人类思考和劳动，以增进人的主观能动性和创造性为己任，致力于提高劳动生产率而不是“消灭”劳动力。为此，“人机协同”机器人“即使在不存在技术进步时也可以为工资带来向上的增长趋势”（菲尔普斯等，2021，p202）。通过对均衡式（14）式的推演可证实上述判断，如命题 1 和命题 2 所示。

“人机协同”的工资效应（命题 1）：在“人机协同”的生产环境中，“人机协同”机器人的增加能有效提高工人的均衡工资率。

证明：为了考察“人机协同”机器人的工资效应，对（14）式两边对 a 求导，此处 a 是所有人工劳动力中配备了人机协同机器人的劳动力占比（ $0 \leq a \leq 1$ ）。

容易得到 $\frac{dw}{da} = \omega\sigma_s - r'$ ，其中 $\omega = \frac{w+ar'}{1+a\sigma_s}$ ，其经济涵义是“人”和“机”协同工作时所获得的综合劳均收入。 $\omega\sigma_s$ 则表示人机协同生产所获得的综合收益溢价。而 r' 是人机协同机器人的租金。

显然，只有在使用机器人的综合收益至少高于其租金时，机器人才会被使用。因此，在均衡时，必然存在 $\omega\sigma_s > r'$ 。由此可得到 $\frac{dw}{da} > 0$ ，即命题 1 得证。

类似地，可以推导出“人机协同”机器人的长期增长效应，得到如下命题 2。

“人机协同”的增长效应（命题 2）：“人机协同”机器人的使用在提高均衡工资的同时能推高长期增长率。

证明：为检验“人机协同”机器人对长期增长的边际作用，求得 $\frac{dg_c}{da} = G \frac{\bar{p}(1-\alpha)^2}{(1+a\sigma_s)^2} (\omega\sigma_s - r')$ ，其中， $G = [\frac{\alpha(1+a\sigma_s)}{(1-\alpha)(ar'+w)}]^{1+\alpha} > 0$ 。又由 $\omega = \frac{w+ar'}{1+a\sigma_s}$ 可得 $w =$

$(1 + a\sigma_s)\varpi - ar'$ ，即 $w - \varpi = a(\varpi\sigma_s - r')$ 。

由命题 2 可知 $\varpi\sigma_s - r' > 0$ ，于是有 $w > \varpi$ ，从而存在 $w\sigma_s - r' > \varpi\sigma_s - r' > 0$ ，将上式代入 $\frac{dg_c}{da}$ 的表达式可得 $\frac{dg_c}{da} > 0$ ，则命题 2 得证。

以上命题表明，“人工替代”机器人（AR）可以提高短期的产出水平和生产率，但是对经济缺乏长期效应，即只存在水平效应。相反，在生产中使用“人机协同”机器人（CR）则有利于提高人工劳动力的工资水平，进而有助于提高经济体的长期增长率，产生增长效应。

简言之，发展“人机协同”机器人技术即可以提高劳动力的效率，又不会恶化收入分配，进而促进经济长期增长。因此，在推进人工智能等自动化技术发展时，优先发展或兼顾发展“人机协同”机器人可规避自动化技术带来的“增长悖论”，在发挥人工智能产业独特优势的同时实现经济可持续增长。

五 实证检验

（一）计量模型设定

本文的实证研究试图用城市层面机器人数据对前文理论模型的结论进行检验，针对引论、命题 1 和命题 2 分别设定如下计量模型：

$$\text{Lncapitagpd}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{lnar}_{it} + \sum \beta_j Z_{it} + u_i + v_t + w_p \times v_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$\text{Lnwage}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{lncr}_{it} + \beta_2 \text{lncr}_{it-1} + \beta_3 \text{lncr}_{it-2} + \sum \beta_j Z_{it} + u_i + v_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

$$\text{Gdpyoy}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{lncr}_{it} + \beta_2 \text{Gdpyoy}_{it-1} + \sum \beta_j Z_{it} + u_i + v_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中，下标 i 和 t 分别表示城市和年份。模型的被解释变量 Lncapitagpd_{it} 、 Lnwage_{it} 、 Gdpyoy_{it} 分别为实际人均 GDP、工资水平和实际 GDP 增长率。模型的核心解释变量 lnar_{it} 和 lncr_{it} 分别表示工业机器人（人工替代）和服务机器人（人机协同）发展水平。 Z_{it} 是控制变量组。 u_i 为城市固定效应， v_t 为年份固定效应， $w_p \times v_t$ 为省份和年份交互固定效应， ε_{it} 为随机扰动项。

在模型（1）对引论的估计中，参考 Wang(2013)研究我国开发区经济效果的

做法，加入省份和年份交互固定效应，用来控制省份层面随时间变化的不可观测因素对实际人均 GDP 影响。例如，省份层面逐年变化的经济波动对实际人均 GDP 的影响，这样识别出来的 β_1 更加准确。

模型（2）对命题 1 的估计，要测度人机协同对工资水平的影响，因此人机协同的影响可能会有滞后性，因此加入解释变量的滞后 1 期和滞后 2 期。

模型（3）对命题 2 的估计，考虑到经济增长往往具有惯性，当期经济增长可能会受上一期经济增长的影响，因此，在模型中加入实际 GDP 增长率的一期滞后项（柳如眉等，2021）。

（二）变量的选择

被解释变量和核心解释变量源自本文的理论模型。

1. 被解释变量

（1）实际人均 GDP (Lncapitagdp_{it})。以 2018 年为基期计算实际人均 GDP 并取对数，用来表征本地人均产出水平（陆万军和张彬斌，2016）。用于检验“引论”，即工业机器人（人机替代）水平能提高人均产出。此时解释变量只有人机替代。

（2）工资水平 (Lnwage_{it})。采用各城市在岗职工平均工资的对数来衡量（钱茂川等，2022），用于检验命题 1：人机协同能提高工人的工资。此时自变量中只有人机协同。

（3）实际 GDP 增长率 (Gdpyoy_{it})。根据文献较为普遍做法，采用实际 GDP 增长率衡量经济增长水平（刘金全和郭整风，2002）。用于检验命题 2：人机协同水平能提高经济的长期增长率。

2. 核心解释变量

（1）人工替代水平 (lnar_{it})。本文用工业机器人表征人工替代水平。工业机器人主要用于制造部门、工厂等，工厂自动化生产线大多倾向于人工替代，即人与机器各司其职，互不交流，如机械臂、熄灯工厂都是基于 100% 的自动化生产，因此本文用工业机器人表征人工替代水平。在具体的处理过程中，根据前文对人工替代机器人定义，用招聘公司涉及人工替代机器人工作特征的年度岗位招聘数量（用工需求）来表示各个城市人工替代机器人的安装量或使用量，涉及人工替代机器人工作特征的岗位包括 IT 技术支持、汽车制造（所有人员）、普工/技工—CNC 数控操作、机电技师等。

(2) 人机协同水平 ($incr_{it}$)。本文用服务机器人表征人机协同水平。服务机器人是为人类提供全部或部分服务并能模仿人类行为的机器 (Chiang & Trimi, 2020)。人机协同是指人与机器之间通过交流经验和工作, 不断改进工作流程的过程, 即机器可以根据人类输入的信息和流程进行运算, 人类再根据机器产生的结果进行调整, 形成协作模型。服务机器人基于系统的自主和适应性界面, 可以与组织的客户进行交互、通信和交付服务 (Wirtz et al., 2018)。以近年来日益火爆的 AI 诊所为例, 引入 AI 软件辅助医生解读医学影像数据, 不仅准确率大幅提升, 医生解读影像的时间大为缩减。因此本文用服务机器人表征人机协同水平。根据引言中的人机协同机器人定义, 用招聘公司涉及人机协同机器人工作特征的年度岗位招聘数量 (用工需求) 来表示各个城市服务机器人的安装量或使用量, 涉及人机协同机器人工作特征的岗位包括网络运营、快递员、送餐员、主播和主播助理等。由于人机协同机器人中的家庭协作机器人 (如扫地机器人) 由于在家庭中使用, 无法反映在用工需求中, 因此, 人机协同机器人的使用水平存在被低估的可能。

3. 控制变量

(1) 实际人均 GDP 的控制变量。经济增长理论显示, 经济产出主要由人力资本、物质资本、技术、制度以及资源条件所决定, 为此需要控制: **人力资本 (Edu)**, 采用高等学校在学生人数占总人口比重作为人力资本代理变量; **宏观税负 (Burden)**, 采用财政收入占 GDP 比重进行衡量宏观税负; **固定资产投资占 GDP 的比重 (Inv)**, 用来控制投资对经济增长的影响 (孙希芳和王晨晨, 2022); **四是基础设施水平 (Infra)**, 以电话用户数占总人口的比例来控制基础设施对经济产出的影响 (王雪和何广文, 2019)。

(2) 工资水平的控制变量。根据劳动经济学理论, 实际工资取决于劳动力的供给和需求, 前者主要是人口增长、就业率、人力资本水平等; 后者主要是当地经济发展水平, 如城市的人均 GDP (胡浩然和宋颜群, 2022)、产业结构等。因此选取以下控制变量: **人口密度 (lnpop)**; **人力资本 (Edu)**; **宏观税负 (Burden)**; **储蓄率 (sav)**, 用城乡居民储蓄年末余额占城市 GDP 的比重衡量; **实际人均 GDP ($lncapitagdp_{it}$)**; **产业结构 (ind)**, 用第二产业产值占 GDP 比重衡量; **政府支持 (fis)**, 用财政支出占城市 GDP 比重衡量 (胡浩然和宋颜群, 2022)。

(3) 实际 GDP 增长率的控制变量。GDP 增长率作为经济产出变量，也需控制人力资本(Edu)、宏观税负(Burden)、固定资产投资占 GDP 的比重(Inv)、基础设施水平(Infra)，同时控制制度对经济增长作用，采用市场化指数(lnmarket)衡量；以及技术创新(lnpatent)，采用每万人专利授权量来表示技术创新指标，专利授权量是技术创新活动的主要产出，通常被视为一个地区科技创新能力和竞争实力的代表。但专利是由人创造出来的，显然与人口规模大小有关，为使不同地区更有可比性，用每万人专利授权量表示技术创新指标(王智勇和李瑞，2021)。市场化水平(lnmarke)和技术创新(lnpatent)由于地市级数据不可得，采用省级数据代替。

(三) 数据来源说明

本文要采集的机器人数据不是城市机器人的生产量而是使用量或安装量，前者只能表征该地区的自动化制造业水平，后者才能表征本文所研究的异质性机器人应用程度对劳动力工资和地区增长的影响。然而，国内对机器人安装量的数据极为匮乏。具体情况是，即便利用 IFR 的国内机器人数据，也只能通过行业分解的方法获得国内省级层面的工业机器人安装量数据，市级层面的工业机器人安装量信息空白(乔雅君和王军，2022)。但本文所重点关注的人机协同机器人(用服务机器人表征)，无论是省级还是市级层面均无数据。因此，必须找到一个符合两种机器人特征的岗位用工需求来衡量各城市的机器人使用程度的数据。

也就是说，找到一份能在市级层面表征服务机器人安装量的代理变量，既是本文的一个突出难点，也是一个边际贡献所在。在实际处理过程中，本文采用全国性招聘公司的机器人岗位用工需求来表征各城市异质性机器人的安装量(应用程度)，数据来自于“智联招聘”平台的机器人用工数据。选用“智联招聘”数据的原因在于：(1) 该公司是国内最重要的招聘平台之一，是众多用工企业的能在一定程度上代表新增劳动力的用工需求态势和趋势；(2) 由于求职者通常会在多个招聘网站上上传自己的求职信息，如果使用多个招聘网站的用工需求信息必然会产生重复计算，高估某岗位的用工需求，因此使用首位度高的用工需求信息更为合理和准确。

被解释变量和控制变量数据来源于《中国统计年鉴》《中国人口和就业统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》《中国城市统计年鉴》。鉴于服务机器人的兴起还

是近年来的新兴事件，且大量安装或使用服务机器人的地区有限，数据的覆盖城市 44 个，时间跨度为 2018 年-2021 年。

表 1 主要变量的描述性统计

变量	含义	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
Lncapitagdp	实际人均 GDP	176	11.4533	0.3608355	10.33846	12.07282
Lnwage	工资水平	167	11.52005	0.2076611	11.10568	12.21356
Gdpyoy	实际 GDP 增长率	176	6.111136	2.381112	-4.7	12.2
Lnar	人工替代水平	174	8.310503	0.9934352	5.883322	11.00045
Lncr	人机协同水平	176	8.044897	1.36571	3.465736	10.91752
Edu	人力资本	165	0.0512358	0.0251194	0.00624	0.10999
Burden	宏观税负	176	0.1002219	0.0287633	0.06525	0.20359
Inv	固定资产投资	176	0.6230978	0.2998424	0.15259	1.35574
Infra	基础设施水平	176	2.055636	2.444088	0	17.43888
Lnpop	人口密度	176	6.675378	0.98015	2.944439	9.088625
Sav	储蓄率	160	0.8759507	0.2712162	0.46523	1.5907
ind	产业结构	176	0.0370153	0.029935	0.00087	0.11991
fis	政府支持	176	0.1563782	0.0751253	0.08064	0.63394
lnmarket	市场化水平	176	2.170721	0.3012939	0.4114471	2.51689
lnpatent	技术创新水平	176	2.839869	0.8988205	0.7574208	4.508744

数据来源：作者计算而得。

（四）实证结果

如表 2 所示，列（1）、列（2）和列（3）对应的被解释变量分别对应实际人均 GDP、实际工资和 GDP 增长率。具体来看，人机替代水平与实际人均 GDP 正相关，结果在 5%的水平上显著；人机协同水平与工资水平和实际 GDP 增长率正相关，结果分别在 1%、5%水平上显著。由此可见，人机替代能够推动实际人均 GDP 增长。因为机器人使用量的增加会显著提高中国制造业企业的劳动力的生产率（李磊和徐大策，2020），随着生产力的提高，继而推动人均 GDP。Daron Acemoglu（2018）发现，工业机器人使用的增加会降低工人的就业率和整体工资。本文实证结果显示，人机协同（服务机器人）水平能够显著提高工资水平（列 2），并促进经济的长期增长（列 3）。这是因为人机协同可以通过弥补人和机器彼此的弱点发挥优势，将人类能力提升到一个新的水平。Gauri & Van Eerden（2019）将这种类型的合作比喻为人类和机器“一起跳舞”。通过共同努力并利用彼此的优势（而不是竞争），人类和机器可以为所有利益相关者实现协同和谐的结果。至此引论和命题 1 及命题 2 初步得证。

需要指出的是，在本研究涉及的时间段内，新冠疫情的大流行对我国经济产生了重大影响，而服务机器人成为疫情期间确保高度物理社交距离的有用工具，相关技术也得到加速发展，这更进一步增加了本文研究结论的信度。Noble et al (2022) 认为，第五次工业革命（5IR）包含了和谐的人机协作的概念，特别关注多个利益相关者（即社会、公司、员工、客户）的福祉。因此，它为思考和利用人机协作以实现更大的社会福祉的演变铺平了道路。

表 2 基准回归分析结果

变量	(1)	(2)	(3)
	$\ln\text{capitagdp}_{it}$	$\ln\text{wage}$	$\text{gdp}\text{yoy}_{it}$
$\ln\text{ar}$	0.1051** (0.0488)		
$\ln\text{cr}$	-0.0209 (0.0231)	0.0414*** (0.0125)	2.3791** (0.9187)
edu	3.9705* (2.0347)	-0.4700 (0.7370)	20.4355 (29.8939)
burden	-6.1188*** (2.0361)	1.5495* (0.9062)	36.1715 (41.2372)
inv	0.2387** (0.0883)		5.3974*** (1.8357)
infra	-0.0014 (0.0020)		-0.0069 (0.0116)
L. $\ln\text{cr}$		0.0011 (0.0130)	
L2. $\ln\text{cr}$		0.0162 (0.0236)	
$\ln\text{pop}$		-0.2327 (0.1420)	
$\ln\text{capitagdp}$		-0.2194* (0.1304)	
fis		0.5487*** (0.1284)	
sav		-0.3328*** (0.0984)	
ind		-2.3298 (1.4121)	
L. gdpyoy			-0.5619*** (0.1528)
$\ln\text{market}$			-5.3321 (3.7360)

lnpatent			3.5782** (1.4085)
_cons	11.1915*** (0.2320)	15.3760*** (2.3186)	-17.5966** (8.2919)
城市固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
省份年份交互固定	控制	未控制	未控制
N	80	88	132
Within R ²	0.32	0.268	0.391
F	22.1917	5.8702	3.8820

注：***、**和*分别表示在 1%、5%、10% 水平上显著，括号内为聚类在城市层面的异方差稳健标准误，下同。

（五）稳健性检验

1.省级面板分析。用省级面板数据进行稳健性分析，鉴于数据的可获得性，使用 30 个省份 2012-2019 年的数据进行分析。工业机器人用 IFR 行业分解数据，服务机器人数据用“百度年度搜索数据”，尽管人们对服务机器人职业的搜索不能完全反应该地的服务机器人应用情况。但是，搜索者或求职者对地区内是否有服务机器人通常会有大致了解，因而才会在该地搜索服务机器人的情况，因此搜索量和安装量即便没有精确关联，也能初步反映其趋势，二者具有同向性。其他经济数据用统计年鉴中的省级数据。结果显示，工业机器人（人机替代）水平对实际人均 GDP 的促进作用仍然成立，而服务机器人（人机协同）水平对实际工资水平的提升作用也同样成立，并且结果均在 5% 的水平上显著。但服务机器人（人机协同）水平对 GDP 增长率的提升作用变得不再显著。

这一方面的原因可能与样本选择期间 GDP 增长率的外生冲击有关，但更大的背景可能是随着我国进入高质量发展的新阶段，对 GDP 增速目标有所淡化所致。我们随即采用各省有光栅格亮度均值变化率代替 GDP 增长率，回归结果继续在 1% 水平上显著，这继续支持了我们的判断。

表 3 省级面板分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	$\ln\text{capitagdp}_{it}$	$\ln\text{wage}$	$\text{gdp}\text{yoy}_{it}$	dnyoy
lnar	0.0848** (0.0412)			
lncapitalstock	0.3516*** (0.1262)		-2.2378 (3.2843)	-0.3470* (0.1728)
lnaging	-0.0098 (0.0255)	-0.0076 (0.0178)	0.2715 (0.6988)	-0.0561 (0.0814)
lnpop	-0.0218	-0.0129	-0.2403	0.0723*

	(0.0428)	(0.0206)	(0.5214)	(0.0354)
edu	0.0012 (0.0025)	-0.0030** (0.0013)	0.2154** (0.0932)	-0.0041 (0.0098)
burden	-0.1880 (0.7806)	-0.0933 (0.7348)	35.1407** (14.8745)	-0.1165 (1.0725)
inv	0.0140 (0.0484)		0.9358 (1.3374)	0.0154 (0.0669)
lnmileage	0.1724** (0.0654)		-1.5206 (1.0806)	-0.1288 (0.1016)
lnmarket	-0.1564 (0.0947)	-0.0645 (0.0777)	-2.8692* (1.5512)	-0.0336 (0.2013)
lnpatent	0.0112 (0.0307)		0.8090* (0.4441)	0.0118 (0.0372)
lncr		0.0145* (0.0082)	0.0728 (0.2896)	0.0604*** (0.0179)
L.lncr		-0.0002 (0.0042)		
lncapitagdp		0.2385** (0.0951)		
gro		0.0059** (0.0024)		
fis		0.3373 (0.2891)		
sav		0.0019 (0.0221)		
ind		0.0700 (0.3560)		
L.gdpyoy			0.3291*** (0.0726)	0.0069 (0.0053)
_cons	6.5850*** (1.2595)	8.5605*** (1.0489)	28.8114 (30.4939)	2.9649* (1.5815)
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
N	240	209	210	210
r ²	0.4009	0.2159	0.3211	0.0709
F	3.8421	4.9775	55.3410	2.5902

2. 替换被解释变量。全球夜间灯光数据库（GNLD）是基于美国国家海洋与大气管理局(NOAA)的 DMSP/OLS 影像数据和 VIIRS/DNB 影像数据开发而成的，目前主要反映中国各省、地级市及县区夜间灯光数据。全国地级市的夜间灯光 DN 均值和像元总数是呈总体上升趋势的，符合我国这几十年来来的经济发展情况。因此，可以采用本市内有光栅格亮度均值的变化率作为经济增长的测度指标（孙希芳和王晨晨，2022），如表 4 列（1）所示，将其替换实际 GDP 增长率之后，回归结果依然在 10%的水平上显著。

表 4

稳健性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	lndnyoy	lncapitagdp	lnwage	gdpyoy
lncr	1.1797* (0.6231)	-0.0249 (0.0224)	0.0315** (0.0136)	2.1146** (0.8338)
L. gdpyoy	-0.0399 (0.0803)			-0.5779*** (0.1497)
edu	30.6555 (20.4424)	3.7872* (2.0340)	-0.1427 (0.6253)	26.2808 (29.9295)
burden	14.7133 (16.2954)	-7.2046*** (2.1431)	1.4224 (0.9429)	38.6275 (37.7285)
inv	-1.5884 (1.9633)	0.1976** (0.0786)		5.3943*** (1.6420)
lnmarket	-2.3222 (1.4532)			-10.5678** (5.1099)
lnpatent	1.2234 (1.2655)			2.9869** (1.4264)
infra	0.0073 (0.0096)	-0.0017 (0.0021)		-0.0088 (0.0761)
lnar		0.1028** (0.0452)		
L. lncr			0.0059 (0.0138)	
L2. lncr			0.0093 (0.0271)	
lnpop			-0.1853 (0.1501)	
lncapitagdp			-0.2034 (0.1404)	
fis			0.6418** (0.2400)	
sav			-0.3189*** (0.1059)	
ind			-2.0972 (1.4537)	
_cons	-13.1314* (6.5851)	11.3787*** (0.2709)	14.9322*** (2.4844)	-2.6590 (10.6976)
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
省份年份交互固定	未控制	控制	未控制	未控制
N	94	80	88	132
Within R ²	0.1068	0.3200	0.2679	0.3908
F	1.1244	17.8062	3.8089	6.1944

六 机制分析

以上研究证实了通过发展“人机协同”机器人，不仅能够有效提高工人的均衡工资，而且还能提高该经济体的长期增长率。但“人机协同”机器人究竟通过什么影响机制作用于长期经济增长率？接下来，本文从工作效率提升、稳定就业和促进消费三个角度进行中介效应分析。根据本文的分析框架，“人机协同”机器人和“人工替代”机器人不同的是，通过“人机协同”不仅能够稳定就业，而且还能够提升工作效率（居民更长的闲暇时间），继而作用于长期的经济增长。

为此，本文设定如下中介效应模型：

$$Med_{i,t} = \alpha_1 + \beta lncr_{i,t} + Z_{i,t} + \mu_i + v_t + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

$$Gdpyoy_{i,t} = \alpha_2 + \alpha lncr_{i,t} + \delta Med_{i,t} + Z_{i,t} + \mu_i + v_t + \varepsilon_{i,t} \quad (5)$$

其中，在式（4）和式（5）中， $Med_{i,t}$ 为本文重点关注的中介变量，即“人机协同”机器人对长期经济增长的影响机制。该部分的检验主要针对 β 和 δ ，若二者均显著，则说明存在中介效应，否则需要进行 Sobel 检验。在存在中介效应的前提下，为了进一步验证该模型究竟是完全中介效应还是部分中介效应，还需要继续对 α 进行检验，若 α 不显著，则说明该模型存在完全中介效应，反之则证明该模型存在部分中介效应。

1. “人机协同”的闲暇效应

劳动者的闲暇时间对生产和生产者具有两种作用，一是替代效应，即闲暇增加必然减少劳动时间，进而降低劳动者的平均工资水平，降低产出率。二是互补效应，工人在闲暇时间内可以从事阅读、旅游、休闲等非正式学习活动，从而提高自己的素质和生产率，对工资和产出起到积极的作用，即“玩中学效应”（魏翔和庞世明，2012；魏翔和王鹏飞，2022）。

人工替代机器人和人机协同机器人都能通过提高生产率来增加劳动者的闲暇时间，但是二者所产生的闲暇时间对工人和产出的影响却不同。人工替代机器人的安装和使用完全替代人类劳动，工人的绝对闲暇时间增加了，但却失去了继续劳动的机会，这部分闲暇时间仅仅对实际工资和长期产出起到了替代作用。人机协同机器人的安装和使用不需要工人退出劳动力市场，同时通过提高工人的生产率增加了工人的实际闲暇时间，在多出来的闲暇时间中，工人进行的休闲、娱

乐、文化等闲暇活动可以增进工人的素质和能力，这些素质和能力会被带回人机协同的生产环境，进一步提高人工的生产率，并对长期产出率带来积极影响。总之，在人工替代环境下，增加出来的闲暇时间只对经济系统产生替代作用，而在人机协同环境下，增加出来的闲暇时间对经济系统能产生互补作用。

并且，由于人机协同机器人比当下一般工业机器人要更为复杂，从系统软件到硬件配件都需要全新的设计。人机协同的主要特征在于机器智能可以不断迭代进化从而日益分担并提高人工生产的效能。并且相较于人工替代机器人，人机协同机器人的另一个特征是改变了工作的性质（世界银行，2019）。人机协同的工作方式不仅改变人的工作方式，而且改变人的工作条件，显著增强了工作或生产的时间灵活性。也就是说，人机协同自动化不是使“工作或闲暇”做出二选一的选择，而是使“工作-闲暇选择”的劳动参与决策可以更自由灵活地组合，从而带来要素配置的效率提高和产出提升。

工作效率指标 $leisuretime_{it}$ ，本文采用 44 个样本城市的居民闲暇时间调查数据来作为“人机协同”对工作效率影响的替代指标，本文认为工作效率的提高会带来更多的闲暇，因此用居民闲暇时间作为工作效率的替代指标具有一定的合理性。该指标由中央电视台 2018 年以来的居民问卷调查数据组成，样本量完全覆盖了本文的所有样本城市，数据区间为 2018-2022 年，本文选取了 2018-2021 年的数据。

由机制检验可知，“人机协同”对劳动者闲暇的影响系数显著，而闲暇时间对长期经济增长的影响同样为正，但由于其系数不显著，因此需要进一步进行 Sobel 检验，检验结果显示，虽然“人机协同”有助于增加劳动者闲暇时间，但引入这一中介效应对长期经济增长的影响不显著，这说明还存在其他中介效应。

2. “人机协同”的就业效应

相较于没有机器人介入的人-人组织系统，人机协同的数字化系统能降低均衡工资形成过程的实际成本，有利于实际工资达成更高均衡。人-机系统通过数字化技术可实现自动化的薪资过程-高效的薪资沟通、精简的薪资决策流程，并使雇主更加便利地获取内外部薪资的关键信息，从而使薪酬设定更快速、低成本逼近激励相容的均衡水平（Dulebohn & Marler，2005）。人机协同的组织还被认为能有效促进薪资的公平性：通过人机之间更高效的协同信息，能为人类员工

制定与其贡献相匹配的薪资水平，促进薪资政策的个体公平（individual equity），也可以优化薪资报酬在不同工种之间的平衡，促进组织的内部公平（internal equity）（Dulebohn & Marler, 2005）。

在人工替代技术下，我们面临着劳动力和储蓄过剩的潜在危机--即使在零利率下，总需求也会不足，即储蓄过剩（Korinek & Stiglitz, 2021）。而使用人机协同技术则不同，一方面它和人工替代技术一样能带来生产率的提高；另一方面，它不会削减劳动力需求和总需求，因此能够成为长期经济增长的积极变量。

居民就业指标本文采用的是各市城镇职工基本养老保险参保人数，数据来自于历年《中国城市统计年鉴》。

机制检验显示，虽然 β 值显著 δ 不显著，这说明虽然“人机协同”有助于稳定就业，但作为中介变量的机制检验没有通过，这说明“人机协同”并不能通过稳定就业来实现推动经济长期增长的目的。

3. “人机协同”的消费效应

被自动化赋能的人机协同机器人越来越具有人力资本属性：一方面人与机器形成一个生产共同体，两者在交互与协同中实现主动学习；另一方面该类机器人之间具有迭代学习功能，可以借助物联网和深度学习算法实现资源共享、自主分析和决策响应，并通过与人类的互动对元知识进行标识和复用，实现“信息深度自感知、智慧优化自决策、精准控制自执行”的自提升功能（任宗强和陈淑娴，2021）。例如，在许多涉及人类反应的动态系统中，能进行人机协同的机器人利用神经网络积累数据信息，将连续事件之间的关系（比如延迟知识）显性化，提高知识网络的解释能力。简言之，人机协同机器人可在人机交互中即帮助人类也帮助自身提高人力资本知识，比如此类机器人可通过超级算法解码已有信息，形成新的数据信息，构建更高级的知识系统库（任宗强和陈淑娴，2021）。

有研究认为应该将智能机器人和人作为具有等同性的分析对象，在此基础上探讨机器人和人共同形成的行动者联合体（alliances of actors），即人机协同系统（Tatnall & Gilding, 2005）。这意味着，从对“机器替人”的效率关注下有必要转向到关注人和机器之间互相影响和塑造的关系，以及它们共同组成的协作网络问题（Tatnall & Gilding, 2005）。因此，拟人化（anthropomorphism）是人机协同机器人的一个重要发展特征，自主学习、情绪表达、伦理判断等原本属于人

类主体的属性逐渐被迁移为算法并体现为机器智能。尤其值得注意的是，机器的这种拟人化还能脱离人的干预对人类进行直接影响（Leonardi,2011），反向塑造人类的动机、意向性和价值取向，进而塑形为人机协同系统的独特性质（Lindebaum et al.,2020）。

正是基于这种性质，人机协同中的机器人即能提高人工的人力资本，其自身也成为人力资本的一部分（Tatnall & Gilding,2005）。而人力资本的提高，会显著提高个人的自我认同和自信心，这会进一步反映在个人的消费能力和消费水平上，继而作用于长期经济增长。在具体处理过程中，本文采用的是各市的社会消费品零售总额数，数据同样来自于历年《中国城市统计年鉴》。

机制检验的结果显示， β 和 δ 都显著，并且 α 值也显著，这说明存在部分中介效应，也就是说居民消费是“人机协同”对经济长期增长的中介变量。

表 5 “人机协同”对中介变量的影响

变量	（一）闲暇效应	（二）就业效应	（三）消费效应
	leisuretime	lnemployee	lnconsumption
Lncr	0.1166** (0.0609)	0.1510*** (0.0274)	0.1096* (0.0607)
常数项	0.7922*** (0.7509)	13.2639*** (0.3418)	16.1830*** (0.4887)
控制变量	是	是	否
城市固定效应	是	是	是
时间固定效应	否	否	否
观测值	165	165	176
Adj-R ²	0.0544	0.5861	0.0322

表 6 中介变量对长期经济增长的影响

变量	（一）	（二）	（三）
Lncr	-0.9910** (0.5081)	-1.3854* (0.7192)	-1.0304** (0.4879)
leisuretime	0.0933		

	(0.4338)		
lnemployee		2.6832 (2.2408)	
lnconsumption			1.9611*** (0.5132)
常数项	12.6637** (6.4269)	-22.8516 (27.8762)	-20.9233* (12.1635)
控制变量	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
时间固定效应	否	否	是
观测值	165	165	165
Adj-R ²	0.1043	0.1134	0.1386
Sobel Z 统计量	0.2137 > 0.83	1.1701 < 0.83	1.6325 < 0.83

七 结论与政策建议

本文的理论和实证分析表明，“人工替代”机器人和“人机协同”机器人对劳动力的实际工资和经济增长会产生显著不同的作用。“人工替代”机器人能提高人均产出，但长期来看会抬高资本产出比和真实利率，从而对长期增长施加不利影响。与“人工替代”机器人相对，在“人机协同”的生产环境中，“人机协同机器人”的增加能有效提高工人的均衡工资率，同时能推高长期增长率。进一步的机制检验发现，这一作用渠道主要是通过增加居民消费来实现的。

为此，我们提出如下建议：

第一，以整体论的思维推进企业的机器人变革。企业应对人机行为模式进行整体意义建构，将之视为协同创新的整体。一方面，企业需要通过内部战略、组织、文化等全要素来为人机协同提供架构支撑，组织必要的沟通和培训，修正机器人就是“机器换人”的狭隘观念。另一方面，企业在实践时要时刻强调人与机协同时进行时进行全时空的开放式创新（任宗强和陈淑娴，2021）。

第二，加大对新基建的投入。应满足自动化和就业、工资、增长之间的共同进步，建议提高对非适用性资本（比如厂房、基础设施、尤其是新基建项目）的

投资力度,这样可以同时拉高对劳动力和机器人的需求,促使机器人和劳动供给、劳动收入的同向变动。

第四,刺激消费部门的创新。刺激消费品部门和服务业部门的创新,这样就能使被机器人“挤出”的工人转移到创新部门并提高均衡工资(Phelps et al., 2020)。

第四,高度重视以制造业为基础的非外包服务业。传统上,国家发展战略最重要的方面之一是工业政策,这些政策决定了经济发展的方向,特别强调第二部门。然而,在制造业日益自动化的时代,发展战略的重点必须从制造业扩大到包括农业和服务业在内的其他经济部门(Greenwald & Stiglitz, 2014)。能外包的服务更容易被人工替代进而被自动化的消极作用所影响,比如会降低从业者的实际工资、抑制地区增长。但是,事实证明,那些基于制造业的技能型出口服务业能使当地经济从出口拉动型增长中受益良多(Korinek & Stiglitz, 2021)。例如,医疗旅游和工业旅游。

第五,加快研究机器人税。为了防止过度自动化和过度机器人化带来的增长悖论和伦理困境,应提前研究机器人税,并提前研究如何将之融入到未来的全球统一税制(Global Tax Regime)改革中。

本文的政策启示是,发展机器人技术时必须注意推进逻辑和内在结构。各地在推进自动化的过程中,无论是在现阶段还是未来时期,都应将人机协同自动化的发展放在更为重要地位,保证人在自动化进程中的存在性、能动性和创新性,这样才能保证当地创新增长的可持续性。

参考文献:

陆万军、张彬斌, 2016: 《户籍门槛、发展型政府与人口城镇化政策——基于大中城市面板数据的经验研究》, 《南方经济》第 2 期。

刘金全、郭整风, 2002: 《我国居民储蓄率与经济增长之间的关系研究》, 《中国软科学》第 2 期。

孙希芳、王晨晨, 2022: 《农信社股份制改革对县域经济增长的影响研究》, 《财经研究》第 4 期。

王雪、何广文, 2019: 《县域银行业竞争与普惠金融服务深化-贫困县与非贫困县的分层解析》, 《中国农村经济》第 4 期。

胡浩然、宋颜群，2022：《跨境电商改革与工资收入：一个新开放视角》，《财经研究》第5期。

王智勇、李瑞，2021：《人力资本、技术创新与地区经济增长》，《上海经济研究》第7期。

乔雅君、王军，2022：《老龄化压力下自动化在经济增长中的内生机制分析》，《中国软科学》第4期。

李磊、徐大策，2020：《机器人能否提升企业劳动生产率？——机制与事实》，《产业经济研究》第3期。

钱茂川、肖胜男、李冬妍，2022：《共同富裕视角下西部大开发对收入水平的影响——基于城市面板数据的实证研究》，《河北经贸大学学报》第3期。

世界银行，2019：《2019年世界发展报告：工作性质的变革（中文版）》。

柳如眉、刘淑娜、柳清瑞，2021：《人口变动对东北地区经济增长的影响研究》，《中国人口科学》第5期。

魏翔、庞世明，2012：《闲暇效应与内生增长——基于中国和瑞典数据的分析研究》，《数量经济技术经济研究》第1期。

魏翔、王鹏飞，2023：《经济能悠闲增长吗？——有效闲暇的新人力资本效应研究》，《统计研究》第4期。

谢小云、左玉涵、胡琼晶，2021：《数字化时代的人力资源管理：基于人与技术交互的视角》，《管理世界》第1期。

周晓光、肖宇，2023：《数字经济发展对居民就业的影响效应研究》，《中国软科学》第5期。

杨灿军、陈鹰，2000：《人机一体化协同决策研究》，《系统工程理论与实践》第5期。

任宗强、陈淑娴，2021：《人机协同创新：面向智能制造的创新新范式》，《清华管理评论》第11期。

程虹、陈文津、李唐，2018：《机器人在中国：现状、未来与影响-来自中国企业—劳动力匹配调查的经验证据》，《宏观质量管理》第6期。

孔祥维、王子明、王明征，2022：《人工智能使能系统的可信决策：进展与挑战》，《管理工程学报》第6期。

《数据驱动型企业经营管理模式创新》课题组，2022：《人机协同视角下企业数据驱动的概念框架及功能实现》，《管理会计研究》第2期。

查尔斯.琼斯著，舒元等译，2002：《经济增长导论》，北京大学出版社。

埃德蒙.菲尔普斯等著，郝小楠译，2021：《活力》，中信出版社。

Awad, A. 2019. “Economic Globalisation and Youth Unemployment: Evidence from African Countries”, *International Economic Journal*, Vol.33:1~18.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. 2018, “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment”, *American Economic Review*, Vol.108, pp.1488~1542..

Acemoglu, D. and Restrepo, P. 2019, “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor”, *Journal of Economic Perspectives*, Vol.33, pp. 3~30.

Bessen, J. E. and Righi, C., 2019, “Shocking Technology: What Happens When Firms Make Large IT Investments”, *Boston University School of Law, Law and Economics Research Paper*, pp:19~6.

Acemoglu, Daron. 1998. “Why Do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality.” *Quarterly Journal of Economics*, 113 (4): 1055–89.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. 2017, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *National Bureau of Economic Research Working Paper* 23285.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. 2020. “Robots and Jobs: Evidence from U.S. Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 128(6):2188-2244.

Barro, R.J., Mankiw, N.G. and Sala-i-Martin, X. (1995) “Capital Mobility in Neoclassical Models of Economic Growth”. *American Economic Review*, 85,103-115.

Buera, Francisco J., and Joseph P. Kaboski. 2012. “The Rise of the Service Economy.” *American Economic Review* 102 (6): 2540–69.

Ben-Nasr, H. 2019 . “Do Unemployment Benefits Affect the Choice of Debt Source”, *Journal of Corporate Finance*, Vol:56, pp: 88~107.

Chiang A H, Trimi S. “Impacts of service robots on service quality”, *Service Business*, 2020, 14(3): 439-459.

Dulebohn, J. H. and Marler, J. H., 2005, "E-Compensation: The Potential to Transform Practice?", in Glikson, E. and Woolley, A. W., 2020, "Human Trust in Artificial Intelligence: Review of Empirical Research", *Academy Of Management Annals*, in press.

Dijkstra J J, Liebrand W B, Timminga E. 1998, "Persuasiveness of expert systems", *Behaviour & Information Technology*, 17(3):155-163.

Daron Acemoglu and Pascual Restrepo, "Robots and Jobs: Evidence from U.S. Labor Markets," 2018, <https://economics.mit.edu/files/15254>.

Diao, Xinshen, Mia Ellis, Margaret McMillan, and Dani Rodrik (2021), "Africa's Manufacturing Puzzle: Evidence from Tanzanian and Ethiopian Firms," *working paper, International Food Policy Research Institute*

David H. Autor., D.N., 2019, "Work of the Past, Work of the Future", *AEA Papers and Proceedings*, 109: 1–32.

Gaggl, P. and Wright, G.C., 2014, "A Short-run View of What Computers Do: Evidence from a UK Tax Incentive", *Working paper*.

Gauri P, Van Eerden J. "What the Fifth Industrial Revolution is and why it matters", *The European Sting*, 2019.

Greenwald, Bruce and Joseph E. Stiglitz, 2014b, "Industrial Policies, the Creation of a Learning Society, and Economic Development," *The Industrial Policy Revolution I: The Role of Government Beyond Ideology*, Joseph E. Stiglitz and Justin Yifu Lin (eds.), Palgrave Macmillan, pp. 43-71.

Hutchby, I., 2001, "Technologies, Texts and Affordances", *Sociology*, 35(2): 441~456.

Korinek, A and J.E. Stiglitz, 2021, "Artificial Intelligence, Globalization, and Strategies for Economic Development", *NBER Working Paper*. February No. 28453.

Hémous, D and Olsen, M. 2022, "The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation, and Income Inequality", *American Economic Journal: Macroeconomics* 14(1): 179–223.

IFR, 2021, "WORLD ROBOTICS 2021 -Executive Summary World Robotics 2021 Industrial Robots", [http://International Federation of Robotics \(ifr.org\)](http://International Federation of Robotics (ifr.org)).

Koch, M., Manuylov I. and Smolka,M., 2019, “Robots and Firms”, *Working paper*.

Krusell, Per, Lee E. Ohanian, José-Víctor Ríos-Rull, and Giovanni L. Violante. 2000. “Capital-Skill Complementarity and Inequality: A Macroeconomic Analysis.” *Econometrica* 68 (5): 1029–53.

Korinek, Anton and Joseph E. Stiglitz,2020a, “Will COVID-19 Drive Advances in Automation and AI that Exacerbate Economic Inequality?” accepted, *BMJ*.

Korinek, Anton and Joseph E. Stiglitz, 2020b, “Steering Technological Progress”, *working paper*.

Lindebaum, D., Vesa, M. and den Hond, F., 2020, “Insights from ‘The Machine Stops’ to Better Understand Rational Assumptions In Algorithmic Decision Making and Its Implications for Organizations”,*Academy of Management Review*, 45(1): 247~263.

Leonardi, P. M., 2011, “When Flexible Routines Meet Flexible Technologies: Affordance, Constraint, and The Imbrication of Human and Material Agencies”,*MIS Quarterly*,35(1):147~167.

Mann, K. and Püttmann,L., 2017, “Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts”, *Working paper*.

Mukherjee, D., Gupta, K., Chang, LH., Najjaran, H..A.2022, “Survey of Robot Learning Strategies For Human-Robot Collaboration in Industrial Settings”. *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*,2022(73):102-231.

Mccarth.J..2007,“From Here to Human-Like AI”. *Artificial Intelligence*, (18) :1174-1182.

Maguire, P., Moser,P., Maguire,R.2020, “Are People Smarter than Machines?”. *Croatian Journal of Philosophy*,(1):103-123.

Noble S M, Mende M, Grewal D, 2022, “The Fifth Industrial Revolution: How harmonious human–machine collaboration is triggering a retail and service r evolution”. *Journal of Retailing*.

Phelps.,E.S. Bojilov,R. Hoon,H.T. and Zoega,G, 2020, “Dynamics: The Values That Drive Innovation, Job Satisfaction, and Economic Growth”, the President and

Fellows of Harvard College, *Harvard University Press*.

Raisch, S. and Krakowski, S.,2020,“Artificial Intelligence and Management: The Automation-Augmentation Paradox”,*Academy of Management Review*,in press.

Sachs, Jeffrey D., Seth G. Benzell, and Guillermo LaGarda. 2015. “Robots: Curse or Blessing?”A Basic Framework.” *NBER Working Paper* 21091.

Schumpeter, J. A. and Nichol, A. J. 1934, “Robinson's Economics of Imperfect Competition”, *Journal of Political Economy*, 42: 249.

Stiglitz, J.E. 2014, “Unemployment and Innovation,” *NBER Working Paper* 20670.

Steiner D F, MacDonald R, Liu Y. 2018, “Impact of deep learning assistance on the histopathologic review of lymph nodes for metastatic breast cancer”,*The American journal of surgical pathology*, 42(12): 1636.

Stone, D. L., Deadrick, D. L., Lukaszewski, K. M. and Johnson,R.2015,“The Influence of Technology on the Future of Human Resource Management”,*Human Resource Management Review*,25(2):216~231.

Tatnall,A. and Gilding, A. 2005, “Actor-Network Theory in Information Systems Research”,in Khosrow-Pour, D. B. A, eds: *Encyclopedia of Information Science and Technology*,First Edition,IGI Global,Pennsylvania.

Wilson,H. J. and Daugherty, P. R., 2018, “Collaborative Intelligence: Humans and AI Are Joining Forces”,*Harvard Business Review*,96(4):114~123.

Wang J. “The economic impact of special economic zones: Evidence from Chinese municipalities”. *Journal of development economics*, 2013, 101: 133-147.

Wirtz J, Patterson P G, Kunz W H,2018, “Brave new world: service robots in the frontline”,*Journal of Service Management*.

Zou J, Schiebinger L. 2018, “AI can be sexist and racist: it’ s time to make it fair. *Nature Publishing Group*, 324-326.