

机器换人的储蓄效应

——技术变革中的收入冲击、消费变动与风险偏好演化

李超 宁光杰*

内容提要 机器换人与居民高储蓄率是近些年中国经济的重要现象，而关于二者的内在关联及影响机理尚待系统研究。本文基于技术变革视角，对中国持续居高的居民储蓄提出了新解释。研究表明：人工智能带来的机器换人显著增强了储蓄偏好，其他因素不变时，微观主体受机器换人的影响每提高一个标准差，储蓄平均增加 21.45%。该结论在利用不同机器换人和储蓄指标、区域双重差分、工具变量、惩罚回归等方法进行稳健性与内生性检验时均成立。影响机制在于，机器换人虽降低了收入，但会通过减少双倍消费增加储蓄。深层次原因是，机器换人降低了居民的风险偏好，促使其减少享受型与发展型消费。研究还发现，人工智能是任务偏向型而非技能偏向型技术进步，提升劳动者教育水平不足以弱化其影响，但促进劳动者自由流动、加强劳动保护有助于降低其不利冲击。因此应充分重视人工智能的潜在冲击，积极出台与新技术相适应的配套措施，着力激发消费潜能、释放内循环的经济活力。

关键词 机器换人 储蓄偏好 收入冲击 风险偏好

一 引言

持续的高储蓄与消费不足是中国国民经济的重要特征，如何通过扩大内需畅通内循环是当前中国经济面临的重大现实问题。世界银行数据显示，中国的储蓄率不仅显

* 李超，山东大学商学院、山东大学生活质量与公共政策研究中心，电子邮箱：chao_li@sdu.edu.cn；宁光杰（通讯作者），山东大学商学院，电子邮箱：gjning@sdu.edu.cn。本研究得到国家自然科学基金项目（23CJL007）的资助。

著高于欧美发达国家，也远高于印度、巴西等发展中国家，同时还高于文化背景相近的大多数东亚和东南亚国家^①，这一现象被称为“中国储蓄之谜”。分部门来看，中国非居民部门的储蓄水平在国际上并不突出，而居民部门的储蓄率却显著高于其他国家（尹志超等，2020）。已有文献主要从公共投资（闫芷毓等，2023）、养老模式（曹伟等，2023）、家庭关系（田子方等，2022）、风险感知（胡龙海等，2023）、收入分配（甘犁等，2018；薛熠等，2023；周少甫、孟雪珂，2022；Cozzi，2023）、金融素养（吴卫星等，2021）、家庭房产（Li et al.，2022）、房价（姚曼曼、张泽宇，2022）、预防动机（Painter et al.，2022）、社会支持与保障（成前等，2023；Breza & Chandrasekhar，2019；Mohanta & Dash，2022）等角度解释了中国居民高储蓄偏好的原因。

但是，近些年两个重要的特征事实尚未受到关注。21世纪初中国居民的储蓄规模增长趋缓，储蓄率以平稳波动为主、略有上升，甚至在2000-2005年有所下降，但2010年后储蓄率与储蓄额又经历了显著的快速增长。2000-2009年间中国居民储蓄率年均增长率为0.98%，明显低于1990-1999年间5.19%的年均增长率。但2010年后，储蓄额与储蓄率又快速上升，储蓄率在2010-2021年间的平均增长率达到1.95%。2010年中国经济达到刘易斯拐点，劳动成本迅速上升（蔡昉，2022），这时恰逢以人工智能为主要驱动技术的新一轮科技革命。以上两方面因素共同推动了企业利用人工智能实现机器换人，通过资本深化抵消劳动成本上涨的影响。以人工智能的主要产业化应用领域工业机器人为例，根据国际机器人联盟数据，2010年后中国工业机器人安装存量迅速增长，2010-2021年间增长了20倍以上。2010年后随着工业机器人安装存量迅速提高，居民储蓄偏好也显著增强。以上两个几乎同时出现的特征事实是否只是一种时间序列意义上的共同趋势，还是二者存在深层次的内在逻辑关联，机器换人是否影响了中国居民的储蓄偏好，是尚待研究的重要问题。

机器换人方面的已有研究主要从经济结构（丁焕峰等，2023；孙早、侯玉琳，2021）、资本深化（宁光杰、张雪凯，2021）、工作质量（侯俊军等，2020）、就业（王晓娟等，2022；尹志锋等，2023；Acemoglu & Loebbing，2022）、收入（何小钢等，2023；王林辉等，2022；Acemoglu & Restrepo，2020）等角度探讨了机器换人的影响，但尚未涉及其储蓄效应。一方面，已有研究表明机器换人会降低劳动收入（王永钦、董雯，2023；Acemoglu & Restrepo，2020；Bessen et al.，2023），那么理论上可能会进一步减少储蓄。另一方面，机器换人也可能通过增加收入的不确定性增强预防动机，

^① 参见 <https://data.worldbank.org/indicator>。

从而增加储蓄。因此二者关系尚不明确。基于此，本文利用中国综合社会调查数据实证考察了机器换人对居民储蓄偏好的影响，使用不同机器换人和储蓄指标、区域双重差分（DID）、工具变量（IV）、惩罚回归等方法从多角度进行了稳健性与内生性检验，探究了机器换人对储蓄偏好的影响机制及其对消费结构的进一步效应。此外，本文还从人力资本、劳动保护等角度考察了弱化技术冲击的可行路径。

《第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》指出，中国一方面要“深入实施扩大内需战略、增强消费对经济发展的基础性作用”，另一方面要“培育壮大人工智能、大数据、区块链、云计算、网络安全等新兴数字产业”。如何在积极利用以人工智能为核心的新一轮技术革命推动机器换人与产业转型升级的同时，着力激发消费潜能、推动消费升级、释放内循环的经济活力，是中国当前面临的重大现实问题。在此背景下，系统探究人工智能带来的机器换人与高储蓄偏好的内在关系无疑具有重要的现实意义。与已有文献相比，本文的贡献主要体现在两方面。一方面，本文从储蓄、消费与风险偏好演化视角深化了对机器换人的社会经济影响的认识。人工智能领域的已有研究主要关注了其对产业、就业、生产率等经济生产领域因素的直接影响，尚缺乏关于其对储蓄偏好等深层次社会经济因素影响的评估。本文在这一方面进行了有价值的探索。另一方面，本文基于技术进步视角丰富了居民储蓄偏好决定机理的研究。有关储蓄偏好的文献主要从经济体制、收入分配、金融知识、社会保障等角度考察了居民储蓄偏好的形成机制，但相对忽视了技术变革对储蓄决策的影响，而这一因素在当前人工智能与第四次科技革命背景下的重要性逐渐凸显，本文研究有助于从新的角度解释近些年中国居民储蓄偏好提升的新趋势。

本文余下内容结构如下：第二部分是文献综述；第三部分介绍了数据来源与主要变量；第四部分为基准回归分析、稳健性与内生性检验；第五部分考察了机器换人对储蓄偏好的影响机制，并从风险偏好角度讨论了深层次原因及其对消费结构的进一步影响；第六部分为异质性分析与优化路径探讨；第七部分为研究结论和政策建议。

二 文献与理论回顾

（一）关于储蓄偏好影响因素的研究

已有文献主要从五个方面探讨了储蓄偏好的影响因素。第一，经济收入因素。收入及其不确定性决定了微观主体的预防动机，因此是决定储蓄偏好的基础性因素

(Baker et al., 2022; Painter et al., 2022)。由于资产具有抵御风险冲击的作用，所以资产特征也是影响储蓄意愿的重要因素 (Bayer et al., 2019)。由此基于宏观视角，收入分配影响了经济体中居民的平均储蓄意愿 (甘犁等, 2018; 杨天宇、朱光, 2020; Cozzi, 2023)。第二，保险与社会保障因素。储蓄是一种应对未来风险的资产配置行为，因此医疗和养老保险是储蓄的替代品。研究表明，医疗保险具有减少家庭重大支出不确定性的作用，从而更完善的医疗保障会弱化储蓄动机 (Chen et al., 2019)。相反，如果政府提供的养老保险不足或者养老金减少，则会显著提高居民储蓄 (Imrohorglu & Zhao, 2020)。第三，人力资本因素。教育等人力资本是影响微观个体收入的基础性因素，因而也会影响储蓄。此外，健康水平决定了个体未来可能面临的风险冲击，也是影响储蓄的基础性因素。比如，Ameriks et al. (2020) 发现当居民预期健康状况更差时会通过储蓄加强自我保险，因此健康状况会影响储蓄意愿。第四，家庭层面因素。婚姻具有风险分担的作用，离婚风险会强化预防性储蓄偏好 (Fischer & Khorunzhina, 2019)。家庭在进行储蓄决策时也会考虑子女因素，如为子女未来的教育、在婚姻市场中的竞争甚至应对子女的收入风险而储蓄，因此子女数量越多，储蓄偏好越强 (汪伟、吴坤, 2019; Boar, 2021)。第五，制度与文化因素。比如，谭静等 (2014)、Chen (2018) 在考察中国流动人口的储蓄偏好时发现，由于农业户籍家庭面临更大收入风险、更缺乏社会保障，因而农业户籍流动人口的储蓄倾向更高。

(二) 关于机器换人及其经济效应的研究

关于机器换人的经济效应，既有文献重点考察了其对经济发展、产业结构与劳动力市场的影响。已有研究多数肯定了机器换人对经济发展与产业转型升级的积极效应，研究表明机器换人有助于促进创业和提升全要素生产率 (Ciarli et al., 2021)，改善经济发展模式、促进循环经济 (Di Maria et al., 2022)，推动产业结构优化升级 (孙早、侯玉琳, 2021) 等。关于机器换人对劳动力市场的影响，相关文献主要从替代效应、互补效应、创造效应、极化效应四方面考察了人工智能的影响。机器换人具有资本深化和节约劳动的作用，对于可编码和重复性常规任务，机器相比人工更具成本优势，因此机器换人会就对就业产生替代效应 (孔高文等, 2020; 王永钦、董雯, 2020; 周广肃等, 2021; Acemoglu & Restrepo, 2020; Bessen et al., 2023)。但对高级认知、社会互动型的非常规任务而言，机器换人对就业具有互补效应 (余玲铮等, 2021)。同时，由于机器换人有助于增加总产出，因此还具有就业创造效应 (李磊等, 2021)。此外，机器换人是基于任务而非技能的技术进步 (Acemoglu et al., 2022)，会增加高技能与低

技能劳动需求，降低中等技能劳动需求，从而产生极化效应（屈小博，2019；Acemoglu & Loebbing，2022）。因此，理清机器人对劳动力市场的影响需要针对工作的任务结构与劳动者的人力资本禀赋，结合多种效应进行系统考察。除直接经济效应外，一些研究从更微观的视角考察了人工智能对工作质量、劳动关系、主观感受、创新意识等因素的影响。研究发现，机器人能够通过改善工作环境提升劳动者的工作质量，但其对劳动的替代会导致劳动者对劳动过程的控制权减弱，造成一线工人劳动降级，产生失业恐惧和工作的不安全感（Yam et al.，2023）。

（三）关于机器换人与储蓄偏好可能关系的研究

目前尚没有文献直接探讨机器换人与储蓄偏好的关系。从两类文献中可以初步推测二者之间或许存在某种内在关联，但从理论层面来看关系并不明确。一些研究关注了人工智能带来的机器人对劳动收入的影响，多数发现人工智能会降低劳动收入（Acemoglu & Restrepo，2020；Bessen et al.，2023）。结合上述关于收入与储蓄偏好关系的文献，可以推测机器人可能通过降低收入减少储蓄，但也可能通过增加收入的不确定性提高预防动机，从而增加储蓄。Sachs & Kotlikoff（2012）基于世代交叠模型在理论层面考察了人工智能的影响，指出人工智能会通过降低收入减少储蓄，不利于资本积累与长期经济增长，但并未对此进行实证检验。此后，Gomes et al.（2023）实证发现机器人会降低收入和财富，但未探讨其对储蓄偏好的影响。

综上，关于储蓄偏好的影响因素，现有文献从多角度考察了储蓄决策的形成机理，但相对忽视了技术进步对居民储蓄的影响。同时，围绕人工智能的研究多侧重考察其对经济、产业与劳动力市场的直接效应，尚缺乏其对储蓄偏好等深层次社会经济因素影响的评估。本文旨在系统考察机器人对居民储蓄意愿的影响，以此深化对人工智能技术变革条件下居民储蓄决策机制的认识。

三 数据来源与研究设计

（一）数据来源

本文使用的数据主要来自中国综合社会调查（CGSS）。CGSS 是中国最早的全国性、综合性、连续性学术调查项目，旨在系统、全面收集社会、社区、家庭、个人多个层次的数据，追踪社会变迁的趋势。CGSS 调查了家庭总收入、各种类型的支出以及较为全面的储蓄偏好的影响因素，从而便于测算不同口径的储蓄及其控制变量。此外，CGSS 数据在本文研究中独具两方面优势：第一，CGSS 提供了个体所从事工作

的国际劳工组织 2008 年修订版国际标准职业分类 (ISCO2008) 编码, 从而可以利用其匹配和测算人工智能带来的机器换人对劳动者的影响程度; 第二, 由于需要基于个体职业刻画人工智能的微观影响, 因此较高的个体样本完访率是避免样本选择偏误的关键, 与家庭等其他层面的调查相比, CGSS 在个体完访率方面具有突出优势, 因此可以避免样本选择的内生性干扰。CGSS 目前拥有 2003 - 2021 年间的 12 期调查数据, 由于 2017 年以前数据中的职业编码不是 ISCO2008 标准编码, 2021 年数据不含消费信息, 因此本文使用了 2017 - 2018 年数据。同时, 这一时期在工信部 2013 年出台《关于推进工业机器人产业发展的指导意见》之后, 恰逢中国人工智能技术迅速发展、工业机器人显著增长、机器换人方兴未艾, 人工智能的影响也已充分显现, 因此这一时段的数据非常适合本文主题的研究。

(二) 研究设计

为考察机器换人对居民储蓄偏好的影响, 本文构建了如下基准回归模型:

$$\ln_savings_i = \rho_0 + \rho_1 Machine_i + \mathbf{x}'_i \boldsymbol{\phi} + \epsilon_i \quad (1)$$

$\ln_savings_i$ 、 $Machine_i$ 分别代表储蓄对数与机器换人对微观个体影响程度的指标, \mathbf{x}'_i 为控制变量向量, ϵ_i 为随机扰动项。具体而言, 相关变量设置如下。

1. 被解释变量

本文的主要被解释变量为刻画储蓄偏好的家庭储蓄的对数^①, 以下简称“储蓄对数”。储蓄等于家庭总收入减去消费性支出, 其中消费性支出包括食品、衣着、交通通信、教育、医疗、耐用消费品、非耐用消费品、文化休闲娱乐等方面的支出。在此基础上, 本文构造了储蓄率指标 (扣除消费性支出的储蓄/总收入), 以下简称“储蓄率”。此外, 在稳健性检验中, 本文还使用了其他口径的储蓄额与储蓄率指标作为被解释变量进行分析。

2. 解释变量

刻画人工智能带来的机器换人对微观主体影响程度最常用的指标是 Autor & Dorn (2013) 构造的任务常规性强度 (routine task intensity)。他们发现人工智能引领的新一轮技术进步对微观个体的替代效应是基于任务 (task-based) 而非技术 (skill-based) 的, 工作任务在常规认知性 (routine cognitive) 与常规操作性 (routine manual) 方面的程度越强, 可编码性就越强, 从而越易于被机器学习算法替代, 受机器换人影响越大 (Acemoglu et al., 2022; de Vries et al., 2020)。因此, 该团队基于美

① 为避免样本损失, 在取对数时均对原始变量加 1 后再取对数。

国劳工部《职业名录词典》(Dictionary of Occupational Titles) 中不同职业的工作任务特征, 测算了职业在常规认知性与常规操作性任务方面的强度, 以此刻画人工智能带来的机器换人对微观主体的影响。这一指标是基于 2009 版美国标准职业分类系统(SOC2009) 测算的, 本文利用美国劳工部的职业分类匹配体系将该指标转换为 ISCO2008 标准指标, 并匹配到 CGSS 数据中, 记为“机器换人”。在这一转换中, ISCO2008 标准中的职业可能会对应于多个 SOC2009 职业, 对此本文测算了其均值作为 ISCO2008 职业的机器换人指标, 同时使用了其他测算方式进行稳健性分析。此外, 本文还利用其他刻画机器换人影响的指标(Frey & Osborne, 2017) 进行了稳健性检验。

3. 控制变量

基于居民储蓄偏好方面的文献(曹伟等, 2023; 章元、黄露露, 2022; Baker et al., 2022; Painter et al., 2022), 本文尽可能全面地控制了影响储蓄偏好的经济资产、家庭人口、社会保障、人力资本、人口社会、地区与时间等 6 个方面控制变量, 以最大程度避免遗漏变量偏误。(1) 经济资产变量包括家庭收入对数、是否有房产、是否有汽车。(2) 家庭人口特征变量包括家庭规模、是否已婚、子女数量。(3) 社会保障变量包括家庭代表人是否有医疗保险、是否有养老保险。(4) 人力资本变量包括家庭代表人的教育程度、是否自评健康。(5) 人口社会特征变量包括家庭代表人的户籍、宗教信仰、性别、年龄及其平方项。(6) 地区与时间特征变量包括省份虚拟变量和年份虚拟变量。此外, 为避免金额类变量离群值干扰, 本文对金额类变量进行了上下 1% 的缩尾处理。相关变量的描述性统计结果如表 1 所示。

表 1 主要变量的描述性统计

| 变量 | 观测数 | 均值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 |
|-----------|------|--------|-------|--------|--------|
| 储蓄(元)对数 | 3379 | 7.723 | 4.439 | 0 | 13.437 |
| 储蓄(元)对数_2 | 3352 | 8.824 | 3.657 | 0 | 13.442 |
| 储蓄(元)对数_3 | 3379 | 7.115 | 4.715 | 0 | 13.437 |
| 储蓄率 | 3342 | 0.392 | 0.300 | 0 | 0.950 |
| 储蓄率_2 | 3315 | 0.519 | 0.289 | 0 | 0.968 |
| 储蓄率_3 | 3342 | 0.342 | 0.296 | 0 | 0.936 |
| 机器换人 | 3379 | -0.462 | 1.324 | -6.190 | 4.235 |
| 机器换人_2 | 3379 | -0.258 | 2.542 | -7.407 | 5.887 |
| 机器换人_3 | 3332 | -0.296 | 2.871 | -7.976 | 6.221 |

续表

| 变量 | 观测数 | 均值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 |
|--------------|------|----------|----------|-----|--------|
| 控制变量（经济资产特征） | | | | | |
| 收入（元）对数 | 3379 | 10.556 | 1.646 | 0 | 13.459 |
| 是否有房产 | 3368 | 0.920 | 0.272 | 0 | 1 |
| 是否有汽车 | 3377 | 0.315 | 0.464 | 0 | 1 |
| 控制变量（家庭人口特征） | | | | | |
| 家庭规模 | 3379 | 2.925 | 1.398 | 1 | 10 |
| 是否已婚 | 3379 | 0.821 | 0.384 | 0 | 1 |
| 子女数量 | 3379 | 1.544 | 1.018 | 0 | 7 |
| 控制变量（社会保障特征） | | | | | |
| 是否有医疗保险 | 3379 | 0.938 | 0.240 | 0 | 1 |
| 是否有养老保险 | 3378 | 0.746 | 0.436 | 0 | 1 |
| 控制变量（人力资本特征） | | | | | |
| 教育程度 | 3378 | 5.313 | 3.329 | 1 | 13 |
| 是否自评健康 | 3376 | 0.626 | 0.484 | 0 | 1 |
| 控制变量（人口社会特征） | | | | | |
| 是否城镇户籍 | 3371 | 0.293 | 0.455 | 0 | 1 |
| 是否信仰宗教 | 3379 | 0.089 | 0.284 | 0 | 1 |
| 是否女性 | 3379 | 0.476 | 0.500 | 0 | 1 |
| 年龄 | 3379 | 45.850 | 13.104 | 18 | 80 |
| 年龄的平方 | 3379 | 2273.898 | 1237.319 | 324 | 6400 |

注：虚拟变量含义均为“是=1，否=0”；教育程度取值1~13，依次代表没有受过教育、扫盲班、小学、初中、职业高中、普通高中、中专、技校、成人大学专科、正规大学专科、成人大学本科、正规大学本科、研究生及以上；控制变量还包括地区与时间特征变量，由于变量数量较多，未呈现相关结果。

资料来源：根据2017-2018年中国综合社会调查（CGSS）数据计算得到。

四 机器换人对储蓄偏好影响的实证分析

（一）基准回归结果

本文首先使用普通最小二乘（OLS）法对式（1）进行估计。基准回归结果如表2所示，第（1）~（6）列依次加入了经济资产特征、家庭人口特征、社会保障特征、人力资本特征、人口社会特征、地区与时间特征等六类控制变量。结果表明，在所有回归中，机器换人的估计系数均在1%的水平上显著为正，这表明受机器换人影响程度越大，储蓄偏好越强。此外，随着逐步增加各类控制变量，机器换人系数的估计值略

有增加且保持显著，表明机器换人与储蓄偏好之间的正相关关系较为稳健，不受其他方面因素的影响，因此机器换人对储蓄偏好具有独立的解释力。平均而言，在控制其他因素不变的条件下，微观主体受机器换人的影响每提高一个标准差，储蓄随之增加 21.45% ($=0.162 \times 1.324$)，这体现出机器换人对储蓄的影响具有较强的经济显著性。控制变量的估计结果基本符合理论预期并与已有文献一致。比如，收入越高，储蓄越多（甘犁等，2018）；资产具有一定的抵御风险冲击的功能，因此会降低储蓄意愿；宗教信仰与储蓄偏好负相关，或许源于信仰宗教能够带来一定的社会资本，从而有利于微观主体抵御风险冲击，减少储蓄（章元、黄露露，2022）。

表 2 基准回归结果

| | 储蓄对数 | | | | | |
|--------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | OLS | OLS | OLS | OLS | OLS | OLS |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| 机器换人 | 0.149 *** (0.048) | 0.158 *** (0.048) | 0.158 *** (0.048) | 0.169 *** (0.047) | 0.172 *** (0.048) | 0.162 *** (0.048) |
| 经济资产特征 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 家庭人口特征 | 否 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 社会保障特征 | 否 | 否 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 人力资本特征 | 否 | 否 | 否 | 是 | 是 | 是 |
| 人口社会特征 | 否 | 否 | 否 | 否 | 是 | 是 |
| 地区与时间特征 | 否 | 否 | 否 | 否 | 否 | 是 |
| 常数项 | -8.111 *** (0.783) | -7.082 *** (0.855) | -6.905 *** (0.870) | -7.220 *** (0.849) | -6.495 *** (1.115) | -7.174 *** (1.213) |
| 样本量 | 3366 | 3366 | 3365 | 3361 | 3353 | 3353 |
| 调整的 R ² | 0.303 | 0.312 | 0.312 | 0.319 | 0.320 | 0.335 |

注：括号内数值为异方差稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。
资料来源：根据 2017-2018 年中国综合社会调查（CGSS）数据计算得到。

（二）稳健性与内生性检验

本文使用其他机器换人与储蓄指标进行稳健性检验，并利用区域 DID 与工具变量法进行内生性检验，考察机器换人对储蓄偏好解释力的重要性与稳健性。

1. 使用其他机器换人指标

在将 Autor & Dorn (2013) 的 SOC2009 指标转换为 ISCO2008 指标时，若 ISCO2008 职业对应于多个 SOC2009 职业，基准回归中使用的是 SOC2009 指标的均值。这一方式没有考虑不同职业的就业规模，还易受离群值影响，从而未必能够客观刻画 ISCO2008

职业受机器换人的影响。基于这一考虑，本文以 2017 年美国就业调查（Occupational Employment Survey, OES）中不同职业的就业规模为权重构造了机器换人的加权平均指标以及中位数指标，分别命名为“机器换人_加权平均”“机器换人_中位数”。此外，为更全面刻画职业的其他维度特征，考虑到职业非常规性（non-routine）程度越强，受机器换人影响越低，本文将基准指标减去了职业的非常规认知分析（non-routine cognitive analytic）和非常规人际沟通（non-routine interpersonal）方面的强度，构造了“机器换人_2”指标；进一步减去非常规体力操作（non-routine manual physical）与非常规人际操作（non-routine manual interpersonal）强度得到“机器换人_3”指标。

此外，本文还参考周广肃等（2021）的做法，利用 Frey & Osborne（2017）构造的机器换人指标进行了稳健性检验。该指标基于美国劳工部职业信息网络（O*NET）数据库中不同职业在认知与操作任务、创新创造技能、社会智能水平等方面的多维特征，利用机器学习算法测算了机器换人对不同职业的影响程度，记为“机器换人_Frey”。考虑到家庭储蓄偏好可能不仅取决于被调查者个体受到的机器换人的影响，如果个体已婚的话也会受其配偶的影响，本文对已婚被调查者测算了夫妻双方受机器换人影响程度的均值指标，记为“机器换人_夫妻均值”。本文利用上述六种机器换人指标进行了稳健性检验，结果如表 3 所示。结果表明无论使用哪种指标，机器换人对储蓄偏好的影响均显著为正，进一步证实了本文结论的稳健性。

表 3 使用其他机器换人指标的回归结果

| | 储蓄对数 | | | | | |
|-----------|----------------------|----------------------|---------------------|---------------------|---------------------|----------------------|
| | OLS | OLS | OLS | OLS | OLS | OLS |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| 机器换人_加权平均 | 0.126 *** (0.048) | | | | | |
| 机器换人_中位数 | | 0.165 *** (0.048) | | | | |
| 机器换人_2 | | | 0.058 ** (0.027) | | | |
| 机器换人_3 | | | | 0.048 ** (0.023) | | |
| 机器换人_Frey | | | | | 0.112 ** (0.054) | |
| 机器换人_夫妻均值 | | | | | | 0.140 *** (0.048) |

续表

| | 储蓄对数 | | | | | |
|--------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | OLS | OLS | OLS | OLS | OLS | OLS |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| 常数项 | -7.136 *** (1.213) | -7.179 *** (1.213) | -7.190 *** (1.222) | -7.055 *** (1.222) | -8.367 *** (1.331) | -6.942 *** (1.074) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 3353 | 3353 | 3353 | 3307 | 3382 | 4196 |
| 调整的 R ² | 0.334 | 0.335 | 0.333 | 0.333 | 0.292 | 0.326 |

注：括号内数值为异方差稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。
资料来源：根据 2017 - 2018 年中国综合社会调查（CGSS）数据计算得到。

2. 使用其他储蓄偏好指标

基准回归中刻画储蓄偏好的指标为家庭总收入减去消费性支出获得的储蓄。为检验结论的稳健性，本文还构造了其他口径的储蓄指标。一方面，考虑到教育和医疗支出很大程度上取决于年龄与健康特征，具有较强刚性，未必能够客观衡量微观决策主体的主动选择，本文构造了总收入减日常性支出（不含教育与医疗支出的消费性支出）的储蓄额，取对数后记为“储蓄对数_2”。另一方面，由于住房支出具有消费与投资双重属性，因此在构造基准储蓄指标时本文未考虑住房支出。为检验估计结果的稳健性，本文进一步构造了总收入减总支出（含消费性支出与住房支出）的储蓄额，取对数后记为“储蓄对数_3”。此外，本文将上述三种储蓄额除以总收入测算了三种口径的储蓄率。使用以上多种储蓄偏好指标进行回归的结果如表 4 所示。由于储蓄率是一种比例观测值，因此使用了基于比例响应模型（FRM）的 Probit 与 Logit 模型。表 4 结果表明无论使用哪种口径的储蓄，无论使用储蓄额还是储蓄率作为被解释变量，机器换人的估计系数大部分在 1% 的水平上显著为正，不同口径指标间的估计值差别不大，进一步证明了基准回归结果的稳健性。

表 4 使用其他储蓄偏好指标的回归结果

| | 储蓄对数_2 | 储蓄对数_3 | 储蓄率 | 储蓄率 | 储蓄率_2 | 储蓄率_2 | 储蓄率_3 | 储蓄率_3 |
|------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | OLS | OLS | FRM Logit | FRM Probit | FRM Logit | FRM Probit | FRM Logit | FRM Probit |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) |
| 机器换人 | 0.095 ** (0.040) | 0.112 ** (0.054) | 0.058 *** (0.015) | 0.035 *** (0.009) | 0.048 *** (0.014) | 0.029 *** (0.009) | 0.067 *** (0.016) | 0.040 *** (0.010) |
| 常数项 | -7.080 *** (0.958) | -8.367 *** (1.331) | -8.946 *** (0.412) | -5.382 *** (0.246) | -7.504 *** (0.379) | -4.613 *** (0.230) | -9.694 *** (0.427) | -5.802 *** (0.255) |

续表

| | 储蓄对数_2 | 储蓄对数_3 | 储蓄率 | 储蓄率 | 储蓄率_2 | 储蓄率_2 | 储蓄率_3 | 储蓄率_3 |
|--------------------------------------|--------|--------|-----------|------------|-----------|------------|-----------|------------|
| | OLS | OLS | FRM Logit | FRM Probit | FRM Logit | FRM Probit | FRM Logit | FRM Probit |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) | (8) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 3326 | 3382 | 3317 | 3317 | 3290 | 3290 | 3346 | 3346 |
| 调整的 R ² /准 R ² | 0.353 | 0.292 | 0.099 | 0.099 | 0.068 | 0.069 | 0.098 | 0.098 |

注：括号内数值为异方差稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著；OLS 等线性回归模型的估计结果中报告的是调整的 R²，FRM 等非线性回归模型的估计结果中报告的是准 R²。

资料来源：根据 2017-2018 年中国综合社会调查（CGSS）数据计算得到。

3. 利用区域 DID 检验

虽然本文已基于文献尽可能全面控制了影响储蓄偏好的多方面因素，但仍可能存在一些与机器换人指标有关的未观测特征，导致基准计量结果存在一定的内生偏误。对此本文借鉴 Gomes et al.(2023) 的做法，利用不同地区受机器换人影响的异质性，构建了一个区域 DID 模型进行了稳健性检验：

$$\ln_savings_i = \theta_0 + \theta_1 Machine_i + \theta_2 Machine_i \times p_PRobot_p + \mathbf{x}'_i \boldsymbol{\vartheta} + \varepsilon_i \quad (2)$$

$$PRobot_{p,t=2017} = \sum_{s=1}^S \frac{employment_{sp,t=2005}}{employment_{s,t=2005}} Robot_{s,t=2017} \quad (3)$$

$\ln_savings_i$ 、 $Machine_i$ 分别代表储蓄对数与机器换人指标， p_PRobot_p 为 2017 年省级工业机器人密度 $PRobot_{p,t=2017}$ 的分位数， \mathbf{x}'_i 为控制变量向量。由于控制了省份虚拟变量因此不需要单独控制 p_PRobot_p 。 ε_i 为随机扰动项。式 (3) 中，本文借鉴 Acemoglu & Restrepo (2020)，利用国际机器人联盟（IFR）数据，构建了刻画中国省级机器人密度的巴蒂克工具变量（Bartik instrument）， S 表示各行业集合， $PRobot_{p,t=2017}$ 为省份 p 在 2017 年的机器人密度（每万名就业人口的机器人安装存量）， $Robot_{s,t=2017}$ 是行业 s 在 2017 年的机器人密度， $employment_{s,t=2005}$ 表示行业 s 在 2005 年（基期）的城镇就业规模， $employment_{sp,t=2005}$ 为省份 p 的 s 行业在 2005 年的城镇就业规模。由此获得的省级机器人密度均值为 2113.57，而机器换人指标的绝对值小于 10，为避免量纲差异过大导致交互项中 $Machine_i$ 的解释力被掩盖，本文使用了区域机器人密度的分位数进行回归，并对机器换人指标通过 z-score、min-max、mean normalization 三种标准化处理进行了稳健性检验。由于区域层面的机器人密度是一个宏观指标，不直接受个体微观特征影响，因此 θ_2 的估计量更不易受内生因素干扰，同时也能够更好刻画区域层面外生的机器换人冲击对微观储蓄的影响。表 5 估计结果显示，机器换人指标与区域机器人密度交互

项的估计系数显著为正。这意味着当微观主体所从事的职业受机器人影响更大，同时所在地区的机器人密度即机器人换人程度更高时，储蓄偏好会显著增加，从而进一步证实了机器人换人对储蓄偏好的正效应。此外，无论是否对机器人换人指标进行标准化处理，无论使用何种标准化方式，估计结果均稳健^①。

表 5 区域 DID 回归结果

| | 储蓄对数 | | | |
|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| | DID | DID | DID | DID |
| | (1) | (2) | (3) | (4) |
| 机器人换人 × 区域机器人密度 | 0.395** (0.192) | | | |
| 机器人换人_标准化1 × 区域机器人密度 | | 0.523** (0.254) | | |
| 机器人换人_标准化2 × 区域机器人密度 | | | 4.119** (2.001) | |
| 机器人换人_标准化3 × 区域机器人密度 | | | | 4.119** (2.001) |
| 常数项 | -6.986*** (1.104) | -6.938*** (1.104) | -6.383*** (1.352) | -6.938*** (1.104) |
| 机器人换人指标与控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 3353 | 3353 | 3353 | 3353 |
| 调整的 R ² | 0.330 | 0.330 | 0.330 | 0.330 |

注：括号内数值为异方差稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。
资料来源：根据 2017 - 2018 年中国综合社会调查 (CGSS) 数据计算得到。

4. 利用工具变量检验

针对可能存在的内生性问题，本文进一步利用工具变量法进行了检验。本文使用的工具变量来自 Marcolin et al.(2019)，他们基于经济合作与发展组织国家劳动技能调查 2011 - 2012 年数据中不同职业在工作流程 (*sequentiability*)、工作内容与方式 (*flexibility*)、工作计划 (*plan_own*)、工作组织 (*organize_own*) 四个维度的常规性特征

① 在计算省份机器人密度时，需要将 IFR 行业分类标准中的不同行业机器人规模匹配到中国证监会行业分类标准中的不同行业，其中存在一些无法合理匹配的机器人，本文剔除了这部分机器人。同时本文还根据不同行业机器人规模所占份额，将未匹配的机器人分配到不同行业，计算出了调整后的行业、区域机器人规模，本文使用调整后的指标进行了稳健性检验，结果与表 5 基本一致，限于篇幅未能展示，备案。

测算了常规任务密度加权指标 (RII):

$$RII = \omega_{seq} sequentiability + \omega_{flex} flexibility + \omega_{plan} plan_own + \omega_{org} organize_own \quad (4)$$

RII 越高代表常规性越强, 从而越易于受机器人换人影响, 因此这一工具变量满足相关性假设。理论上该指标也满足外生性假设, 主要源于两方面原因。第一, 从时间维度上, RII 是基于 2011 - 2012 年调查数据测算的职业特征, 不会通过机器人换人以外的渠道影响 2017 - 2018 年从事该职业劳动者的储蓄意愿与其他未观测特征。第二, 从测量层次维度上, 本文在基准回归中使用的指标是基于 ISCO2008 四位编码的机器人换人指标, 在测量层次上是最微观的职业指标; 而 RII 是基于 ISCO2008 三位职业编码的 127 种职业调查数据测算的, 是一种测量层次更高的相对宏观的指标, 因此理论上外生于微观主体的特征。基于以上两点, RII 满足工具变量的外生性假设。接下来本文进一步实证检验了该工具变量的相关性与外生性假设。

本文使用了最常用的两阶段最小二乘 (2SLS) 模型进行了工具变量估计, 同时考虑到有限信息最大似然估计 (LIML) 在存在弱工具变量时的小样本性质更优, 还使用了 LIML 估计; 考虑到广义矩估计 (GMM) 在异方差和自相关条件下更有效, 进一步利用了两步最优 GMM 和迭代 GMM 进行估计。表 6 第 (1) 列为第一阶段回归结果, 表明职业在 2011 - 2012 年的常规性强度在 1% 水平上显著增强了当前该职业受机器人换人的影响。第一阶段的 F 值为 21.610, 远大于 10 这一经验准则。此外, LIML 与 2SLS 估计结果一致。Kleibergen-Paap rk LM 统计量检验的 p 值为 0, 拒绝了不可识别假设。这均证明这一工具变量满足相关性假设。由于工具变量模型恰好识别, 因此无法检验不可识别假设。为检验工具变量的外生性, 本文将基准模型的残差项对工具变量进行了回归, 表 6 第 (6) ~ (7) 列结果表明, 工具变量与表 2 基准回归 (1) 和 (6) 的残差项均无关, 表明 RII 仅通过机器人换人影响储蓄偏好, 与其他未观测因素无关, 证实了工具变量的外生性。工具变量法的第二阶段估计结果均显示, 机器人换人的估计系数显著为正, 估计值略大于基准回归结果, 并在保留三位小数时结果一致, 这进一步证明本文结论不受内生性干扰并且非常稳健。

5. 机器人对储蓄偏好解释力的重要性与稳健性检验

既有文献中尚未关注机器人换人对储蓄偏好的影响, 那么与其他因素相比, 机器人对解释和预测储蓄偏好的重要性如何呢? 对此, 本文进一步检验了与文献已关注的诸多影响因素相比, 机器人对储蓄偏好是否具有重要和稳健的解释力。首先, 本文利用套索 (Lasso) 线性回归进行了分析, 使用 10 折交叉验证获得最优惩罚力度 λ (当惩罚力度 $\lambda = 0$ 时即等价于基准回归中的 OLS 估计) 为 0.059, 最优惩罚力度下模型有

20 个非零自变量，包含机器换人，并且其估计值为正，结果如表 7 所示，证明机器换人是预测储蓄偏好的必要指标。

表 6 工具变量法回归结果

| | 机器换人 | 储蓄对数 | 储蓄对数 | 储蓄对数 | 储蓄对数 | 基准回归 (1) 的残差 | 基准回归 (6) 的残差 |
|--------------------------|----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-------------------|-------------------|
| | 一阶段 | 2SLS 二阶段 | LIML 二阶段 | GMM 二阶段 | IGMM 二阶段 | OLS | OLS |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) |
| 机器换人 | | 0.238 ** (0.116) | 0.238 ** (0.116) | 0.238 ** (0.116) | 0.238 ** (0.116) | | |
| 常规任务密度 (<i>RII</i>) | 0.829 *** (0.032) | | | | | 0.049 (0.095) | 0.063 (0.097) |
| 常数项 | -0.756 ** (0.338) | -7.268 *** (1.216) | -7.268 *** (1.216) | -7.268 *** (1.216) | -7.268 *** (1.216) | -0.120 (0.839) | -0.151 (1.240) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 3400 | 3400 | 3400 | 3400 | 3400 | 3400 | 3400 |
| 调整的 R ² | 0.208 | 0.343 | 0.343 | 0.343 | 0.343 | 0.000 | 0.000 |

注：括号内数值为异方差稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。

资料来源：根据 2017 - 2018 年中国综合社会调查 (CGSS) 数据计算得到。

表 7 机器换人对储蓄偏好解释力的稳健性检验结果

| | 储蓄对数 | | | | | |
|--------------------|---------------|----------------|---------------|----------------|---------------------|----------------------|
| | Lasso (十折) | Lasso (二十折) | Ridge (十折) | Ridge (二十折) | Elastic Net (十折) | Elastic Net (二十折) |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| 机器换人 | 0.112 | 0.107 | 0.112 | 0.112 | 0.112 | 0.107 |
| 非零自变量数 | 20 | 19 | 46 | 46 | 20 | 19 |
| 样本外 R ² | 0.327 | 0.326 | 0.313 | 0.312 | 0.327 | 0.326 |
| λ | 0.059 | 0.065 | 0.243 | 0.243 | 0.059 | 0.065 |
| α | | | | | 1 | 1 |
| 样本量 | 3353 | 3353 | 3353 | 3353 | 3353 | 3353 |

资料来源：根据 2017 - 2018 年中国综合社会调查 (CGSS) 数据计算得到。

在此基础上，以惩罚力度 λ 为横轴作 Lasso 回归中各自变量系数的变化路径，如图 1 所示，机器换人的系数路径为图中黑色加粗线。可见在最优惩罚力度下机器换人的估计系数为正，并且当惩罚力度提高到最优 λ 的四倍左右时其系数才会收敛到 0，此时在全部的 46 个自变量中只有 5 个自变量没有收敛到 0。这表明与其他因素相

比，机器换人是解释和预测储蓄偏好的重要指标，具有非常稳健的解释力。利用 20 折交叉验证法以及岭回归（Ridge）和弹性网回归（Elastic Net）模型获得的估计结果与上述模型所得结论一致，机器换人在所有惩罚模型中都是解释储蓄偏好的必要指标，其中最优 α 下获得的弹性网回归模型与套索回归模型等价。此外，由于三种模型估计中没有公认的标准误可供统计推断，本文使用基于套索线性模型的偏回归（partialing-out regression）、双重选择回归（double selection regression）与双重机器学习方法（double machine learning）分别对解释变量进行了统计推断，三种方法获得的解释变量估计系数均在 1% 的水平上显著为正，进一步证明了机器换人对储蓄影响的稳健性。

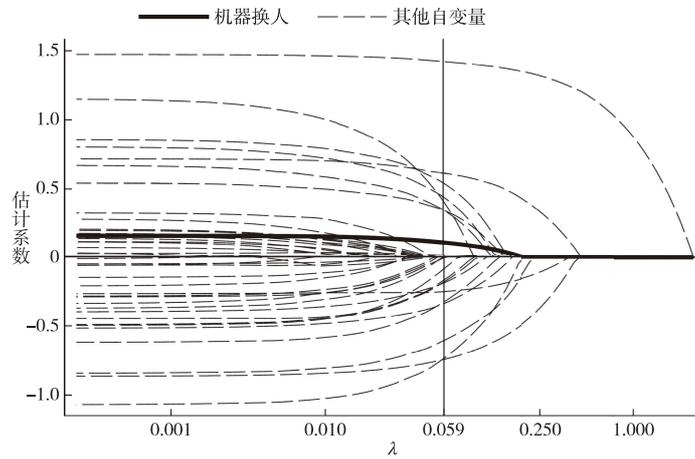


图 1 储蓄偏好影响因素的估计系数变化路径

资料来源：根据 2017 - 2018 年中国综合社会调查（CGSS）数据计算得到。

五 机制及进一步效应：技术变革中的收入冲击、消费变动与风险偏好演化

（一）储蓄增加：收入的作用还是消费的影响

从理论分析来看，储蓄提高有可能源于收入增加或消费下降，也可能源于收入与消费同时提升但收入增幅更大，或二者同时降低但消费下降更多，以及其他多种类型的原因。对此，本文借鉴 Alesina & Zhuravskaya（2011）的做法构建了以下模型，在处

理内生性的基础上从收入与消费角度探究了机器换人对储蓄偏好的影响机理。

$$Machine_i = \alpha_0 + \alpha_1 instrument_i + z_i' \varphi^1 + \epsilon_i^1 \quad (5)$$

$$\ln_savings_i = \beta_0 + \beta_1 \widehat{Machine}_i + z_i' \varphi^2 + \epsilon_i^2 \quad (6)$$

$$mediator_i = \gamma_0 + \gamma_1 \widehat{Machine}_i + z_i' \varphi^3 + \epsilon_i^3 \quad (7)$$

$$\ln_savings_i = \delta_0 + \delta_1 \widehat{Machine}_i + \delta_2 mediator_i + z_i' \varphi^4 + \epsilon_i^4 \quad (8)$$

$Machine_i$ 、 $\ln_savings_i$ 、 $instrument_i$ 、 $mediator_i$ 分别是机器换人指标、储蓄对数、工具变量与机制变量。由于收入与消费是机制变量，因此 z_i' 为不含收入的控制变量向量（以下简称其他控制变量）。式（5）为 2SLS 的第一步回归，式（6）~（8）分别利用式（5）中机器换人的估计值进行 2SLS 的第二步回归，因此基于上文工具变量法检验结果，这一做法能在处理机器换人指标内生性的基础上检验其影响机制。如果式（7）中 γ_1 与式（8）中 δ_2 均显著，则证明 $mediator_i$ 是机器换人影响储蓄偏好的机制变量。

表 8 第（1）列为不控制收入与消费时机器换人对储蓄偏好的 2SLS 估计结果，显示机器换人显著提高了储蓄。表 8 第（2）、（4）列结果表明，机器换人对收入与消费都有显著负效应，但对消费的影响是其收入效应的两倍左右，并且显著性更强。第（3）列显示，收入会显著提高储蓄，当控制收入后，机器换人的估计系数仍显著为正，估计值甚至有所提高。第（5）列结果表明，消费会显著降低储蓄，当控制消费后，机器换人的估计系数明显下降并且不再显著，因此与收入相比，消费传导了更多的机器换人影响。第（6）~（7）列显示，即使控制收入，机器换人对消费的效应以及消费的中介机制同样成立。此外，第（7）列表明，当同时控制收入与消费时，消费的估计系数略大于收入的系数，结合第（2）、（4）列结果中机器换人对消费的影响是其收入效应的两倍，这进一步证明了消费传导了更多的机器换人对储蓄偏好的影响。以上结果意味着，机器换人虽会通过降低收入减少储蓄，但同时通过降低消费增加了储蓄，而后者的效应是前者的两倍左右，从而净效应为正。因此，机器换人虽然降低了收入，但通过更大程度地减少消费提高了微观主体的储蓄水平。

（二）深层次原因：机器换人对风险偏好的影响

为什么机器换人会促使微观主体通过更大程度地降低消费来提高储蓄呢？基于预防性储蓄理论，本文提出假说：当感受到机器换人对自身工作带来的影响时，微观主体的风险偏好可能会减弱，从而未雨绸缪，增加储蓄以抵御未来收入下降的风险。基于此，本文通过考察机器换人是否弱化了风险偏好来检验这一假说。

表 8 收入与消费机制检验结果

| | 储蓄对数 | 劳动收入对数 | 储蓄对数 | 消费对数 | 储蓄对数 | 消费对数 | 储蓄对数 |
|--------------------|----------------------|----------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | 2SLS | 2SLS | 2SLS | 2SLS | 2SLS | 2SLS | 2SLS |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) |
| 机器换人 | 0.218 * (0.128) | -0.047 ** (0.024) | 0.327 *** (0.112) | -0.092 *** (0.025) | 0.115 (0.125) | -0.090 *** (0.024) | 0.061 (0.105) |
| 劳动收入对数 | | | 2.754 *** (0.067) | | | 0.174 *** (0.020) | 1.821 *** (0.129) |
| 消费对数 | | | | | -1.122 *** (0.092) | | -1.981 *** (0.105) |
| 常数项 | 7.105 *** (0.969) | 9.881 *** (0.201) | -20.023 *** (1.060) | 9.297 *** (0.192) | 17.534 *** (1.256) | 7.602 *** (0.276) | 7.789 *** (1.263) |
| 其他控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 3353 | 3317 | 3317 | 3353 | 3353 | 3353 | 3353 |
| 调整的 R ² | 0.142 | 0.539 | 0.406 | 0.489 | 0.186 | 0.530 | 0.455 |

注：括号内数值为异方差稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。
资料来源：根据 2017-2018 年中国综合社会调查（CGSS）数据计算得到。

一方面，本文利用 CGSS 2018 年拓展问卷中两个直接衡量主观风险偏好的问题进行了检验，这两个问题为是否同意“充满风险和机会的生活比平凡而稳定的生活更令人向往”和“即使是有风险，如果有多余的钱我会投资在报酬高的东西上”，对应的变量分别记为“主观风险偏好_1”和“主观风险偏好_2”。另一方面，本文从市场参与角度，利用被调查者客观的风险投资行为刻画其风险偏好。具体而言，本文考察了机器换人对微观主体投资于风险性金融资产（包括股票、基金、债券、期货、权证、外汇投资）、从事风险性投资活动（炒房与投资于风险性金融资产）以及具体的资产投资行为的影响。表 9 回归结果表明^①，无论是从主观风险态度还是客观风险投资行为角度，机器换人对风险偏好的影响均显著为负，机器换人会促使微观主体更偏好稳定的生活，更不倾向于参与风险性金融资产投资和炒房等有风险的投资活动。这证实了预防性储蓄理论的解释，机器换人降低了风险偏好从而提高了储蓄意愿。

^① 由于股票和基金是中国居民的主要风险性金融资产投资渠道，限于篇幅只展示了这两种金融资产的估计结果。债券、期货、权证、外汇等金融资产的回归结果类似，备索。此外，主观风险偏好来自 CGSS 2018 年数据的拓展模块问卷，资产投资信息来自 2017-2018 年核心模块问卷，因此不同回归的样本量有所差异。

表 9 机器人对风险偏好影响的回归结果

| | 主观风险 偏好_1 | 主观风险 偏好_2 | 是否投资 风险性金融 资产 | 是否从事 风险性投资 活动 | 是否投资 股票 | 是否投资 基金 | 是否炒房 |
|------|----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|
| | IV Probit | IV Probit | IV Probit | IV Probit | IV Probit | IV Probit | IV Probit |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) | (7) |
| 机器人 | -0.120 ** (0.053) | -0.148 *** (0.053) | -0.146 *** (0.029) | -0.130 *** (0.030) | -0.104 *** (0.033) | -0.120 *** (0.035) | -0.197 ** (0.095) |
| 常数项 | 1.654 *** (0.452) | 1.046 ** (0.444) | -5.480 *** (0.587) | -5.463 *** (0.575) | -5.999 *** (0.667) | -5.511 *** (0.750) | -10.314 *** (1.468) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 2030 | 2025 | 14012 | 14012 | 14012 | 13287 | 14063 |

注：括号内数值为异方差稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。
资料来源：根据 2017 - 2018 年中国综合社会调查 (CGSS) 数据计算得到。

(三) 进一步讨论：消费结构变化

机器人技术变革带来的收入与储蓄效应是否影响了微观主体的消费结构呢？对此本文从两方面进行了分析。首先，本文细致考察了机器人对不同消费的影响。本文参照章元和刘茜楠 (2021) 对享受型消费和非享受型消费的划分，结合 CGSS 对支出的分类，将食品、衣着、交通、教育、医疗、住房支出作为非享受型消费，将文化休闲、娱乐、耐用与其他非耐用消费品等支出作为享受型消费。其次，根据张翼 (2016) 对生存型消费 (满足基本需求的消费) 和发展型消费 (满足未来发展需要的消费) 的分类，将教育、交通、耐用与其他非耐用消费品、文化休闲、娱乐支出划分为发展型消费，将食品、衣着、住房、医疗支出划分为生存型消费，记为“生存型消费_1”。考虑到在住房方面的支出既有生存型消费特征也有投资属性，本文同时构建了不含住房支出的生存型消费，记为“生存型消费_2”。表 10 估计结果表明，机器人对享受型消费和发展型消费的负效应更大，分别是对非享受型消费和生存型消费影响的两倍左右，对不含住房支出的生存型消费影响不显著。这表明机器人会改变居民的消费结构，在降低总消费时促使其更大程度减少了享受型与发展型消费。

表 10 机器换人对不同类型消费影响的回归结果

| | 享受型 消费对数 | 非享受型 消费对数 | 发展型 消费对数 | 生存型 消费_1 对数 | 生存型 消费_2 对数 |
|--------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|----------------------|
| | 2SLS | 2SLS | 2SLS | 2SLS | 2SLS |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
| 机器换人 | -0.183 *** (0.045) | -0.075 *** (0.024) | -0.125 *** (0.041) | -0.070 *** (0.025) | -0.035 (0.024) |
| 常数项 | 4.931 *** (0.518) | 7.489 *** (0.280) | 4.271 *** (0.503) | 7.806 *** (0.279) | 7.468 *** (0.280) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 3444 | 3352 | 3296 | 3356 | 3370 |
| 调整的 R ² | 0.423 | 0.483 | 0.443 | 0.435 | 0.437 |

注：括号内数值为异方差稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。
资料来源：根据 2017 - 2018 年中国综合社会调查（CGSS）数据计算得到。

六 异质性分析与优化路径探讨

前文研究结果表明，人工智能带来的机器换人会通过降低微观主体的风险偏好减少消费，从而提高了其储蓄意愿，并改变了消费结构。但本文并非因此主张放弃这一重要的技术进步，而是旨在探究如何科学弱化其对劳动者的冲击，从而更好发挥促消费、扩内需在内循环中的引擎作用。基于这一立足点，本文进一步从人力资本、劳动保护等角度探究了弱化机器换人冲击的可行路径。

（一）人力资本的作用

如果人工智能是一种技能偏向型技术进步（skill-biased technological change），那么通过提升劳动者的教育与技术水平可以直接降低人工智能的替代性，减少机器换人对劳动者的影响，本文对此进行了检验。表 11 第（1）~（2）列结果表明，机器换人对大学专科及以上的高技能劳动者影响更大^①。这与已有文献的研究结论一致，即人工智能是一种任务偏向（task-biased）而非技能偏向型技术进步（Acemoglu et al., 2022），因此其影响并非像传统技术进步那样主要替代低技能劳动者的工作，这意味

^① 我们对本文分样本回归结果都进行了邹检验，p 值均接近 0，表明机器换人估计系数在不同群体之间的差异是显著的。

着简单通过提升劳动者教育水平无法弱化机器换人的影响。从迁移这种重要的人力资本维度来看，机器换人对移民影响不显著，表明迁移能够降低机器换人的效应，这或许源于移民在工作被替代时更易于通过迁移来转换工作。此外，关于语言技能的回归结果也证实了同样的逻辑，机器换人主要提高了普通话水平较低的劳动者的储蓄偏好，对普通话较好的群体影响不显著。普通话能力是一种重要的认知能力，有利于劳动者跨地区进行工作转换，因而提高普通话能力可以弱化机器换人的影响。这意味着破除劳动力市场中的流动壁垒，促进劳动者自由流动，有助于降低机器换人带来的不利冲击。

表 11 机器换人对不同人力资本禀赋群体影响的回归结果 (2SLS 模型)

| | 储蓄对数 | | | | | |
|--------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|
| | 高技能 | 低技能 | 非移民 | 移民 | 普通话较差 | 普通话较好 |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| 机器换人 | 0.381 * (0.228) | 0.212 (0.132) | 0.231 * (0.132) | 0.224 (0.258) | 0.424 ** (0.184) | 0.127 (0.152) |
| 常数项 | -18.362 *** (4.662) | -5.631 *** (1.344) | -7.806 *** (1.331) | -10.834 ** (4.895) | -4.286 *** (1.564) | -10.056 *** (2.210) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 712 | 2641 | 2886 | 459 | 2003 | 1349 |
| 调整的 R ² | 0.241 | 0.320 | 0.331 | 0.205 | 0.318 | 0.280 |

注：括号内数值为异方差稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。

资料来源：根据 2017-2018 年中国综合社会调查 (CGSS) 数据计算得到。

(二) 劳动保护的作用

本文揭示出机器换人会降低微观主体的收入和风险偏好并减少消费，从而增强其储蓄意愿，那么能否通过加强劳动保护来弱化机器换人对储蓄偏好的影响呢？本文根据《中国劳动统计年鉴》2017 年各地区城镇登记失业率的中位数将省级区域划分为高失业率与低失业率地区，根据劳动争议案件数将其划分为高劳动争议与低劳动争议地区，在此基础上进行了区域异质性分析。表 12 计量结果表明，机器换人对储蓄偏好的影响在高失业率地区更大，这说明通过提供更多的工作机会降低失业风险，可以弱化机器换人对储蓄偏好的效应。此外，机器换人对储蓄偏好的影响在劳资争议多、劳资矛盾突出地区更显著，表明劳资关系紧张会加剧机器换人对劳动者的不利影响。为进

一步检验此结果的稳健性，考虑到中国体制内工作者受到了更好的劳动保护^①，本文根据就业的体制特征进行了分样本回归，结果表明机器换人只影响了体制外劳动者，对体制内劳动者影响不显著。这证实了加强对劳动者的权益保护、构建和谐劳动关系将有助于弱化机器换人对储蓄偏好的影响，减少其对劳动者带来的冲击^②。

表 12 机器换人对不同劳动保护程度群体影响的回归结果 (2SLS 模型)

| | 储蓄对数 | | | | | |
|--------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|-----------------------|
| | 高失业率地区 | 低失业率地区 | 高劳动争议地区 | 低劳动争议地区 | 在非体制内工作 | 在体制内工作 |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| 机器换人 | 0.281* (0.165) | 0.252 (0.158) | 0.249* (0.134) | 0.136 (0.219) | 0.246* (0.139) | 0.237 (0.212) |
| 常数项 | -4.600*** (1.416) | -9.765*** (2.264) | -9.650*** (1.717) | -4.492*** (1.618) | -6.303*** (1.339) | -21.138*** (2.613) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 样本量 | 1805 | 1548 | 2236 | 1117 | 2699 | 638 |
| 调整的 R ² | 0.321 | 0.355 | 0.338 | 0.329 | 0.327 | 0.287 |

注：括号内数值为异方差稳健标准误；***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。

资料来源：根据 2017 - 2018 年中国综合社会调查 (CGSS) 数据计算得到。

七 结论与启示

本文系统考察了机器换人对居民储蓄偏好的影响，有以下发现。第一，机器换人显著增强了居民储蓄偏好，在控制其他因素不变的条件下，受机器换人的影响程度每提高一个标准差，储蓄平均增加 21.45%。这一结论在利用不同机器换人和储蓄指标、区域 DID、工具变量、惩罚回归等方法进行稳健性与内生性检验时均稳健。第二，机器换人虽会通过降低收入减少储蓄，但同时通过降低消费更大程度地增加储蓄，后者的效应是前者的两倍，因此对储蓄偏好的净效应为正。更深层次原因在于，机器换人会降低居民的风险偏好，促使其更大程度减少了享受型与发展型消费。第三，由于机器

① 此处体制内是指党政机关、事业单位、社会团体和村居委会、国有或集体控股企业。如果不将社会团体和村居委会、国有或集体控股企业作为体制内工作单位，也可以得到同样结论。

② 将消费等变量作为被解释变量的分样本回归可获得类似结论，限于篇幅未能展示，备案。

换人是一种任务偏向而非技能偏向型技术进步，单纯提升劳动者教育水平无法弱化机器换人的影响，但通过破除劳动力市场中的流动壁垒、促进劳动者自由流动，可以降低机器换人的影响。此外，构建和谐劳动关系、保障劳动者权益有助于弱化机器换人对储蓄的影响，减少这一技术变革对劳动者带来的冲击。

本文研究结果呼应了 Acemoglu (2021) 的观点，在利用人工智能抢抓新一轮科技革命和产业变革这一历史机遇的同时，也要充分重视人工智能对社会经济带来的潜在冲击。当前中国正在深入实施扩大内需战略，亟须发挥扩内需、促消费在内循环中的引擎作用，本文研究具有重要的政策价值和实践意义。具体的政策启示如下。

第一，完善与人工智能技术变革相适应的社会保障制度，着力激发消费潜能，扩大内需。本文研究结果表明机器换人显著影响了收入、消费与储蓄，因此应高度重视技术革命对居民经济偏好与决策带来的深刻影响。政策制定者应积极完善与新一轮科技革命相适应的、更有针对性的福利保障措施，加强养老保险、失业保险、医疗保险等社会保障制度建设，为劳动者提供更加全面稳定的福利保障，从而弱化技术变革的冲击，缓解机器换人带来的潜在问题。在此基础上，应着力激发消费潜能，扩大内需，释放内循环的经济活力，通过制定科学合理的消费引导政策，鼓励居民理性有序扩大消费，促进社会经济实现更高质量发展。

第二，统筹优化教育与培训体系，培养与人工智能技术变革相适应的新型人才。针对人工智能技术发展的新趋势，应切实优化教育培训体系，促进人力资本与人工智能更好地分工协作与深度融合，以此弱化人工智能技术变革对劳动者风险偏好、储蓄与消费意愿的影响。需认识到在任务偏向型技术进步的背景下，仅仅提高劳动者的教育水平不足以削弱人工智能的就业替代效应，因此亟须基于任务比较优势视角建立与新技术进步相适应的教育体系，培养一批能够更好地实现人机合作与人机协同的新型人才。此外，应为劳动者在人工智能时代的继续教育与职业转型提供充分有力的支持，这不仅要在传统教育体系中融入新技能的培养，还要为在职劳动者提供灵活多样的人力资本升级机会，从而帮助其快速适应新技能需求。

第三，完善与人工智能技术变革相适应的劳动力市场流动机制，优化人力资本配置。本文研究结果表明促进劳动者自由流动可以降低机器换人带来的不利冲击。因此，应集中力量打破劳动力流动壁垒，破除妨碍劳动力流动的体制机制障碍，充分发挥劳动者的主观能动性，拓展其面临机器换人冲击时的就业选择，弱化技术变革带来的不利影响。应为劳动者创造更充分的流动机会，推动常住人口享有与户籍人口同等的教育、就业、社会保险、医疗卫生等基本公共服务，以更人性化的户籍制度和公共服务

促进人力资本的自由流动和优化配置，降低技术冲击的影响。此外，应扩大灵活就业和新就业形态的发展空间，为劳动者在流动中提供更灵活、更多样的就业选择，促进更广泛的社会经济参与，从而有效弱化机器换人的冲击。

第四，在技术变革中更加注重保障劳动者权益，构建和谐和谐的劳动关系。需进一步加强对劳动者的劳动保护，积极构建高效的劳动纠纷多元化解机制，完善与新一轮技术变革相适应的劳动保障体系，以此改善劳动关系，弱化机器换人对劳动者的冲击。通过完善劳动保障体系来提高劳动者对新技术的适应能力，确保在技术变革中充分保障劳动者的福利。对此，需通过完善劳动法律法规，加强对劳动者权益的保障，提升劳动者的健康与福利水平，弱化技术变革的影响。通过建立公正、快速的劳动纠纷调解和仲裁机制，解决技术进步中劳动关系面临的新问题。此外，随技术发展，还应进一步完善新型就业形态中的劳动保障措施，确保劳动者在新技术环境下能够享有充分的劳动保护。

参考文献：

- 蔡昉(2022)，《刘易斯转折点——中国经济发展阶段的标识性变化》，《经济研究》第1期，第16-22页。
- 曹伟、刘桂岭、曾利飞(2023)，《家庭养老与社会养老融合对居民储蓄率的影响研究》，《经济研究》第3期，第172-190页。
- 成前、陆杰华、郑保丰(2023)，《长期护理保险制度对中老年消费的影响探究——基于CHARLS追踪调查数据的检验》，《中国人口科学》第3期，第82-96页。
- 丁焕峰、张蕊、周锐波(2023)，《工业智能化、要素流动与创新经济地理格局》，《统计研究》第8期，第71-85页。
- 甘犁、赵乃宝、孙永智(2018)，《收入不平等、流动性约束与中国家庭储蓄率》，《经济研究》第12期，第34-50页。
- 何小钢、朱国悦、冯大威(2023)，《工业机器人应用与劳动收入份额——来自中国工业企业的证据》，《中国工业经济》第4期，第98-116页。
- 侯俊军、张莉、窦钱斌(2020)，《“机器换人”对劳动者工作质量的影响——基于广东省制造企业与员工的匹配调查》，《中国人口科学》第4期，第113-125页。
- 胡龙海、黄炜、任昶宇(2023)，《风险感知、网络搜索与消费扭曲》，《经济学(季

- 刊)》第 2 期,第 425-446 页。
- 孔高文、刘莎莎、孔东民 (2020),《机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析》,《中国工业经济》第 8 期,第 80-98 页。
- 李磊、王小霞、包群 (2021),《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》第 9 期,第 104-119 页。
- 宁光杰、张雪凯 (2021),《劳动力流转与资本深化——当前中国企业机器替代劳动的新解释》,《中国工业经济》第 6 期,第 42-60 页。
- 屈小博 (2019),《机器人和人工智能对就业的影响及趋势》,《劳动经济研究》第 5 期,第 133-143 页。
- 孙早、侯玉琳 (2021),《工业智能化与产业梯度转移:对“雁阵理论”的再检验》,《世界经济》第 7 期,第 29-54 页。
- 谭静、余静文、饶璨 (2014),《二元结构下中国流动人口的回迁意愿与储蓄行为——来自 2012 年北京、上海、广州流动人口动态监测数据的经验证据》,《金融研究》第 12 期,第 23-38 页。
- 田子方、李涛、伏霖 (2022),《家庭关系与居民消费》,《经济研究》第 6 期,第 173-190 页。
- 汪伟、吴坤 (2019),《中国城镇家庭储蓄率之谜——基于年龄-时期-组群分解的再考察》,《中国工业经济》第 7 期,第 81-100 页。
- 王林辉、姜昊、董直庆 (2022),《工业智能化会重塑企业地理格局吗》,《中国工业经济》第 2 期,第 137-155 页。
- 王晓娟、朱喜安、王颖 (2022),《工业机器人应用对制造业就业的影响效应研究》,《数量经济技术经济研究》第 4 期,第 88-106 页。
- 王永钦、董雯 (2020),《机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据》,《经济研究》第 10 期,第 159-175 页。
- 王永钦、董雯 (2023),《人机之间机器人兴起对中国劳动者收入的影响》,《世界经济》第 7 期,第 88-115 页。
- 吴卫星、张旭阳、吴锴 (2021),《金融素养与家庭储蓄率——基于理财规划与借贷约束的解释》,《金融研究》第 8 期,第 119-137 页。
- 薛熠、王韡、徐朝阳 (2023),《构建扩大内需的长效机制:收入不平等及其宏观经济效应》,《经济研究》第 7 期,第 52-68 页。
- 闫芷毓、袁宇菲、薛熠 (2023),《“挤入”还是“挤出”:基础设施投资对居民消费的

- 影响》，《世界经济》第7期，第116-139页。
- 杨天宇、朱光（2020），《劳动报酬上涨与中国国民储蓄率的演变趋势》，《金融研究》第11期，第21-39页。
- 姚曼曼、张泽宇（2022），《房价上涨如何影响流动人口家庭储蓄率》，《劳动经济研究》第3期，第93-112页。
- 尹志超、刘泰星、张诚（2020），《农村劳动力流动对家庭储蓄率的影响》，《中国工业经济》第1期，第24-42页。
- 尹志锋、曹爱家、郭家宝（2023），《基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据》，《中国工业经济》第5期，第137-154页。
- 余玲铮、魏下海、万江滔（2021），《信息技术、性别红利与要素收入分配》，《学术月刊》第3期，第63-72页。
- 张翼（2016），《当前中国社会各阶层的消费倾向——从生存性消费到发展性消费》，《社会学研究》第4期，第74-97页。
- 章元、黄露露（2022），《社会网络、风险分担与家庭储蓄率——来自中国城镇居民的证据》，《经济学（季刊）》第1期，第87-108页。
- 章元、刘茜楠（2021），《“活在当下”还是“未雨绸缪”？——地震对中国城镇家庭储蓄和消费习惯的长期影响》，《金融研究》第8期，第80-99页。
- 周广肃、李力行、孟岭生（2021），《智能化对中国劳动力市场的影响——基于就业广度和强度的分析》，《金融研究》第6期，第39-58页。
- 周少甫、孟雪珂（2022），《金融周期、收入差距与居民消费——基于收入来源和收入群体视角》，《中国人口科学》第2期，第46-60页。
- Acemoglu, Daron (2021). Harms of AI. *NBER Working Paper*, No. 29247.
- Acemoglu, Daron & Jonas Loebbing (2022). Automation and Polarization. *NBER Working Paper*, No. 30528.
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128 (6), 2188 - 2244.
- Acemoglu, Daron, David Autor, Jonathon Hazell & Pascual Restrepo (2022). AI and Jobs: Evidence from Online Vacancies. *NBER Working Paper*, No. 28257.
- Alesina, Alberto & Ekaterina Zhuravskaya (2011). Segregation and the Quality of Government in a Cross Section of Countries. *American Economic Review*, 101 (5), 1872 - 1911.
- Ameriks, John, Joseph Briggs, Andrew Caplin, Matthew Shapiro & Christopher Tonetti

- (2020). Long-Term-Care Utility and Late-in-Life Saving. *Journal of Political Economy*, 128 (6), 2375 – 2451.
- Autor, David & David Dorn (2013). The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *American Economic Review*, 103 (5), 1553 – 1597.
- Baker, Scott, Efraim Benmelech, Zhishu Yang & Qi Zhang (2022). Fertility and Savings: The Effect of China's Two-Child Policy on Household Savings. *NBER Working Paper*, No. 29856.
- Bayer, Christian, Ralph Luetticke, Lien Pham-Dao & Volker Tjaden (2019). Precautionary Savings, Illiquid Assets, and the Aggregate Consequences of Shocks to Household Income Risk. *Econometrica*, 87 (1), 255 – 290.
- Bessen, James, Maarten Goos, Anna Salomons & Wiljan van den Berge (2023). What Happens to Workers at Firms That Automate? *The Review of Economics and Statistics*, forthcoming.
- Boar, Corina (2021). Dynastic Precautionary Savings. *The Review of Economic Studies*, 88 (6), 2735 – 2765.
- Breza, Emily & Arun Chandrasekhar (2019). Social Networks, Reputation, and Commitment: Evidence from a Savings Monitors Experiment. *Econometrica*, 87 (1), 175 – 216.
- Chen, Xiaofen (2018). Why Do Migrant Households Consume So Little? *China Economic Review*, 49, 197 – 209.
- Chen, Yi, Maurizio Mazzocco & Béla Személy (2019). Explaining the Decline of the U. S. Saving Rate: The Role of Health Expenditure. *International Economic Review*, 60 (4), 1823 – 1859.
- Ciarli, Tommaso, Martin Kenney, Silvia Massini & Lucia Piscitello (2021). Digital Technologies, Innovation, and Skills: Emerging Trajectories and Challenges. *Research Policy*, 50 (7), 104289.
- Cozzi, Marco (2023). Public Debt and Welfare in a Quantitative Schumpeterian Growth Model with Incomplete Markets. *Journal of Macroeconomics*, 77, 103539.
- de Vries, Gaaitzen, Elisabetta Gentile, Sébastien Miroudot & Konstantin Wacker (2020). The Rise of Robots and the Fall of Routine Jobs. *Labour Economics*, 66, 101885.
- Di Maria, Eleonora, Valentina De Marchi & Ambra Galeazzo (2022). Industry 4.0 Technologies and Circular Economy: The Mediating Role of Supply Chain

- Integration. *Business Strategy and the Environment*, 31 (2), 619 – 632.
- Fischer, Marcel & Natalia Khorunzhina (2019). Housing Decision with Divorce Risk. *International Economic Review*, 60 (3), 1263 – 1290.
- Frey, Carl Benedikt & Michael Osborne (2017). The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254 – 280.
- Gomes, Francisco, Thomas Jansson & Yigitcan Karabulut (2023). Do Robots Increase Wealth Dispersion? *The Review of Financial Studies*, 37 (1), 119 – 160.
- Imrohorglu, Ayse & Kai Zhao (2020). Household Saving, Financial Constraints, and the Current Account in China. *International Economic Review*, 61 (1), 71 – 103.
- Li, Yu, Kai Liu, Xiaoying Lu, Ben Zhe Wang & Xuan Zhou (2022). Welfare Housing and Household Consumption in Urban China. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 195, 326 – 334.
- Marcolin, Luca, Sébastien Miroudot & Mariagrazia Squicciarini (2019). To Be (Routine) or Not to Be (Routine), That Is the Question: A Cross-Country Task-Based Answer. *Industrial and Corporate Change*, 28 (3), 477 – 501.
- Mohanta, Giridhari & Ashutosh Dash (2022). Do Financial Consultants Exert a Moderating Effect on Savings Behavior? A Study on the Indian Rural Population. *Cogent Economics & Finance*, 10 (1), 2131230.
- Painter, Gary, Xi Yang & Ninghua Zhong (2022). Housing Wealth as Precautionary Saving: Evidence from Urban China. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 57 (2), 761 – 789.
- Sachs, Jeffrey & Laurence Kotlikoff (2012). Smart Machines and Long-Term Misery. *NBER Working Paper*, No. 18629.
- Yam, Kai Chi, Pok Man Tang, Joshua Conrad Jackson, Runkun Su & Kurt Gray (2023). The Rise of Robots Increases Job Insecurity and Maladaptive Workplace Behaviors: Multimethod Evidence. *Journal of Applied Psychology*, 108 (5), 850 – 870.

The Saving Effect of Machines Replacing Workers: Income Shock, Consumption Changes and Evolution of Risk Preferences in Technological Revolution

Li Chao^{1,2} & Ning Guangjie¹

(Business School, Shandong University¹;

Center for Quality of Life and Public Policy Research, Shandong University²)

Abstract: Machines replacing workers and high household saving rates have become important phenomena in the Chinese economy during recent years, while the association between the two and the impact mechanism await systematic analysis. From the perspective of technological revolution, this paper proposes a new explanation for the persistently high household savings in China. Analytical results demonstrate that machines replacing workers brought about by artificial intelligence significantly enhances saving preferences. For each increase of one standard deviation of the machine replacement parameter, savings rise by an average of 21.45%. This conclusion is robust against different machine replacement and savings indicators, regional DID, instrumental variable models, placebo analysis, etc. The mechanism of the impact is that although the replacement by machines reduces income, it increases savings by reducing consumption twice as much as the decrease in income. The fundamental reason is that machine replacement reduces people's risk preferences and thus cuts their entertainment consumption and development consumption. This study also finds that artificial intelligence is task-biased rather than skill-biased technological progress, and consequently its impact cannot be weakened simply by improving workers' education levels. Promoting the free migration of workers and strengthening labor protection can mitigate the adverse impacts of artificial intelligence. This paper implies that great attention must be paid to the potential negative effects of artificial intelligence. Suitable policies compatible with the new technological progress should be introduced to promote consumption and enhance internal circulation of the economy.

Keywords: machine replacing workers, saving preferences, income shock, risk preferences

JEL Classification: G51, D14, O30

(责任编辑: 合羽)