

融资约束、人工智能与经济增长

章潇萌¹, 刘相波²

(1. 首都经济贸易大学 经济学院, 北京 100070; 2. 中国人民大学 劳动人事学院, 北京 100872)

摘要: 智能制造是我国制造强国建设的主攻方向。推动人工智能技术应用和发展以及提升智能化生产水平, 对我国实现制造强国战略目标和构筑国际竞争新优势具有深远意义。文章构建包含融资约束、内生人工智能技术创新和劳动力市场摩擦的基于任务的模型, 讨论融资约束如何影响智能化生产水平, 进而如何影响产出和就业水平。文章研究发现: 第一, 由于不同任务实现智能替代的难易程度存在差异, 放松融资约束能够促进企业人工智能技术研发, 提高实现智能化生产的任务占比, 从而促进智能资本使用。第二, 智能化生产水平的提高通过机器替代效应和岗位创造效应对不同技能劳动力产生异质性影响, 而从总体层面上看, 智能化生产水平提高促进了产出增加, 降低了总体失业率。因此, 智能制造转型升级过程中应充分发挥金融市场的作用, 并需要协调智能制造与就业的关系, 以降低机器替代对就业的负向冲击。具体措施包括加强企业进入激励、促进行业融合发展、消除劳动力市场壁垒以及转变劳动力技能结构等。文章的研究对我国当前推动智能化生产转型升级有一定的参考价值。

关键词: 融资约束; 人工智能; 技术创新; 经济增长; 就业

中图分类号: F124.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-9952(2022)08-0063-15

DOI: [10.16538/j.cnki.jfe.20220413.401](https://doi.org/10.16538/j.cnki.jfe.20220413.401)

一、引言

智能制造是我国制造强国建设的主攻方向, 也是当前我国转变发展方式以及转换增长动力的主要手段。近十年来, 我国先后制定了多项以加快推动智能制造为核心的发展战略, 智能化生产水平得到显著提升。2013 年, 我国取代日本成为世界最大的工业机器人消费国。2015 年, 国务院印发《中国制造 2025》战略纲领, 提出“以推进智能制造为主攻方向, 实现制造业强国”的目标。2016 年, 我国工业机器人保有量超过日本, 成为世界工业机器人保有量最大的国家。2017 年, 国务院印发《新一代人工智能发展规划》, 提出“到 2030 年, 使我国人工智能理论、技术与应用总体达到世界领先水平, 成为世界主要人工智能创新中心”的战略目标。根据国际机器人联合会(IFR)的统计, 2020 年我国新增工业机器人总量达到约 16.8 万台, 占世界新增工业机器人总量的比重达到 44%。尽管如此, 《“十四五”智能制造发展规划》指出, 虽然我国智能制造发展取得了长足进步, 但与高质量发展的要求相比, 仍存在供给适配性不高、创新能力不强等问题。在全球科技和产业激烈竞争以及主要经济大国均以智能制造为主要手段的国际环境下, 我国想要抢占

收稿日期: 2021-12-13

基金项目: 国家社会科学基金青年项目(18CJL012); 中国人民大学科学研究基金(中央高校基本科研业务费专项资金资助)项目(21XNLG03)

作者简介: 章潇萌(1989-), 女, 辽宁沈阳人, 首都经济贸易大学经济学院讲师;

刘相波(1981-)(通讯作者), 男, 山西长治人, 中国人民大学劳动人事学院教授, 博士生导师。

全球制造业竞争制高点, 仍需坚持推动产业技术变革和智能制造转型升级。

提升智能化生产水平不仅需要政府制定发展策略进行系统布局, 还需要企业作为主体推进人工智能技术创新。《中国制造 2025》纲领指出, 推动生产过程智能化和提升智能化生产水平需要强化企业主体地位, 激发企业活力和创造力, 完善企业创新体系。《“十四五”智能制造发展规划》再次强调, 需要坚持创新驱动和市场主导, 充分发挥市场在资源配置中的决定性作用, 强化企业在发展智能制造中的主体地位。可见, 探讨如何激励企业人工智能技术创新, 对提升我国智能化生产水平和促进我国智能制造转型升级具有重要的现实意义。然而, 企业研发活动需要大量资金投入, 由于企业研发投入不确定性强, 并且存在信息不对称、知识外部性等问题, 使其更容易受到融资约束(Brown 等, 2012; Hsu 等, 2014; 鞠晓生等, 2013)。如果融资约束制约了企业人工智能技术创新, 则可能导致智能制造转型升级过程受到阻碍。从实证数据来看, 各个国家和地区智能化生产水平与金融规模、金融活跃度的确表现出正向关系, 如图 1 所示。因此, 本文试图探讨放松融资约束能否通过促进企业人工智能技术研发提升智能化生产水平, 进而讨论由此带来的经济影响。

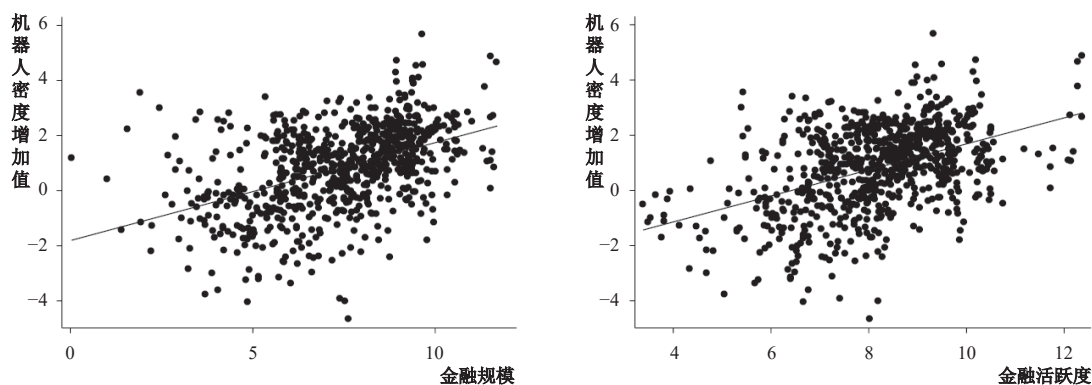


图 1 金融规模、金融活跃度与智能化生产水平

注: 本文参考 Acemoglu 和 Restrepo(2020), 使用工业机器人保有量与制造业部门就业人数之比, 即工业机器人密度(robot density)衡量智能化生产水平。工业机器人保有量数据来源为国际机器人联合会(IFR)数据库, 制造业部门就业人数来自联合国工业发展组织(UNIDO)数据库, 并对各年度机器人密度增加值取对数。遵循 Beck 和 Levine(2002)的构造方法, 使用金融中介对私人部门信贷余额和 GDP 之比与股票市场市值占 GDP 比重的对数之和度量金融规模, 使用金融中介对私人部门信贷余额和 GDP 之比与股票市场交易额占 GDP 比重的对数之和度量金融活跃度。样本包括 53 个国家和地区, 时间跨度为 1993 年至 2017 年。

现有文献对智能化生产水平决定因素的研究观点主要分为两类。一类文献认为智能化生产水平提高与劳动力成本上升有关。当人口结构变化等因素导致劳动力成本上升时, 企业更有激励使用智能资本替代劳动降低生产成本, 从而使得智能化生产快速发展(Abeliansky 和 Prettnner, 2017; Acemoglu 和 Restrepo, 2022)。另一类文献认为智能化生产水平取决于人工智能技术创新, 而人工智能技术创新由企业或研发部门内生决定。该类文献主要借鉴内生增长理论中的垂直创新或水平创新分析方法, 并将人工智能技术创新与其他类型技术创新的表现形式进行区分。具体而言, 人工智能技术创新可能体现为对传统生产技术的创造性毁灭(Acemoglu 和 Restrepo, 2018; Chu 等, 2019), 也可能体现为智能资本或人工智能产品种类增加等形式(Prettnner 和 Strulik, 2020; 杨飞和范从来, 2020)。无论采取何种形式, 人工智能技术创新均会促进智能化生产水平提升。

然而, 现有文献指出企业 R&D 投资相比固定资产投资更容易受到融资约束。一方面, 企业 R&D 投资不确定性较强, 存在信息不对称的委托代理问题, 并且由于研发活动的产出为知识边界的扩展, 存在知识溢出的外部性, 导致 R&D 投资回报率不确定, 外部融资成本存在明显溢价。

另一方面,与固定资产投资不同,企业研发投入大部分用于对高技能工人支付工资,无形资产比重较大,缺少抵押品,从而导致 R&D 投资更容易受到流动性约束(Brown 等, 2012; Hsu 等, 2014; 解维敏和方红星, 2011; 鞠晓生等, 2013; 贾俊生等, 2017; 庄毓敏等, 2020)。而放松融资约束能够促进企业增加 R&D 投入,激励企业创新,提高技术进步率,从而促进经济增长(Aghion 等, 2005, 2019)。尽管如此,人工智能技术作为一种深刻改变传统生产方式的技术类型,其研发创新过程中所受融资约束造成的影响却较少有文献提及,放松融资约束能否通过促进人工智能技术研发从而提高智能化生产水平?这仍然有待研究。

如果放松融资约束有助于推动智能制造转型升级,那么这将会带来怎样的经济影响?这问题值得关注。现有研究对智能制造如何影响产出水平的观点较为一致,认为人工智能技术的使用通过提高全要素生产率促进经济增长(Graetz 和 Michaels, 2018; Lu, 2021; 杨光和侯钰, 2020; 郑江淮和冉征, 2021)。而对劳动力市场的影响方面,现有研究并没有得到共识。文献认为人工智能对就业和工资水平的影响机制是多方面的。智能资本替代劳动不仅可能导致失业率上升,而且也可能通过智能资本与劳动技能的互补性、生产率提高带来的创新激励和成本降低带来的劳动力需求增加等渠道促进就业,并可能导致技能溢价,进而影响人力资本积累和劳动力技能结构(Acemoglu 和 Restrepo, 2018; Lankisch 等, 2019; Hémous 和 Olsen, 2022; 胡晟明等, 2021)。可见,人工智能技术应用和发展一方面促进了产出增加,另一方面也带来了关于就业的担忧。因此,智能化生产是否会通过机器替代造成劳动力大量失业?还是会通过其他机制产生促进就业的效果?使用实证数据对这些问题进行验证,这对于劳动力市场运行有重要意义(Cortes 等, 2017; Guimarães 和 Gil, 2019; Acemoglu 和 Restrepo, 2020; Cords 和 Prettnner, 2022; 孙早和侯玉琳, 2019; 孔高文等, 2020; 王林辉等, 2020; 王永钦和董雯, 2020; 闫雪凌等, 2020; 李磊等, 2021)。

基于此,本文从人工智能技术创新角度出发,构建包含融资约束、内生人工智能技术创新和劳动力市场摩擦的基于任务(task-based)的模型,讨论融资约束对智能化生产水平的影响机制,进而讨论其如何影响产出水平与劳动力市场。本文认为,放松融资约束促进了企业人工智能技术的研发,使智能制造的生产任务占比提高,智能资本使用量增加。本文使用上述框架讨论智能化生产水平提高对产出和劳动力市场的影响,研究发现智能化生产水平的提高能够通过机器替代效应和岗位创造效应影响产出和就业水平,并使用数值模拟方法对其进行了识别和验证。本文发现智能化生产水平提高对不同技能的劳动力产生异质性影响,从总量层面上看,智能化生产水平提高能够促进产出增加,并且能够降低总体失业率。

研究方法上,本文与 Acemoglu 和 Restrepo(2018)以及 Cords 和 Prettnner(2022)最为相似。前者在基于任务模型中将智能化生产对劳动力的替代过程和新岗位创造过程模型化。本文借鉴其构造方法,并根据实现智能化生产的难易程度区分不同的生产任务。后者在搜寻匹配模型中纳入智能资本作为一种生产要素,讨论其对劳动力市场的影响。本文同样使用搜寻匹配模型引入劳动力市场摩擦因素,而不同之处在于本文假设人工智能技术进步和智能化生产水平提高由企业研发决策内生决定。

本文的边际贡献为:第一,现有文献以讨论人工智能对经济的影响为主,而较少将人工智能技术进步内生化的,从而讨论影响人工智能技术应用和发展的经济因素。本文从企业人工智能技术研发角度讨论智能化生产水平的决定因素,并对其进行了机制研究。第二,现有人工智能研究中较少考虑劳动力市场或金融市场摩擦因素,本文将劳动力搜寻匹配与研发投入融资约束引入基于任务的模型框架,并且结果与李磊等(2021)的实证结果一致,从而为在智能化生产框架下讨论劳动力市场或金融市场摩擦等问题的研究提供可信的理论参考。第三,本文从融资约束角度

讨论金融市场在提高智能化生产水平和促进经济增长的作用,对于现有研究中金融市场对经济增长的影响机制进行了补充,并对我国当前推动智能化生产转型升级有一定的现实意义。

本文结构如下:第二部分为理论模型构建,第三部分提出命题并进行机制分析,第四部分对理论模型进行数值模拟和机制识别,第五部分为本文结论。

二、理论模型

本文建立包含融资约束、内生人工智能技术创新和劳动力市场摩擦的基于任务(task-based)的模型,分析融资约束对智能化生产水平及其对产出和就业水平的影响。其中,基于任务的模型为智能化生产研究中主流使用的理论框架,本文按生产任务可被人工智能技术替代的难度由低到高排列,构造企业选择人工智能替代劳动的最优决策,这一部分主要遵循 Acemoglu 和 Restrepo (2018)以及 Graetz 和 Michaels(2018)的设定。此外,本文将企业人工智能的技术研发投入内生化,考虑放松融资约束对企业研发决策的影响,这一部分主要借鉴 Aghion 等(2019)的模型设定。最后,本文将劳动力市场摩擦引入智能化生产框架,考虑智能化生产水平提高对劳动力市场的影响,这一部分主要参考 Cords 和 Prettnner(2022)的模型设定。

1. 模型设定

假设最终产品生产由测度为 1 的连续生产任务组成,并将不同生产任务(用*i*表示)按可被人工智能技术替代的难度由低到高进行排列,即指数*i*较低的生产任务容易被人工智能技术替代,指数*i*较高的生产任务较难被人工智能技术替代。^①总产出*Y*由不同生产任务产出*Y_i*进行 CES 加总得到:

$$Y = \left(\int_0^1 Y_i^{\frac{\varepsilon-1}{\varepsilon}} di \right)^{\frac{\varepsilon}{\varepsilon-1}}, \varepsilon > 0 \quad (1)$$

其中, ε 为不同生产任务之间的替代弹性。遵循 Graetz 和 Michaels(2018),假设所有任务都可以由劳动力生产,而仅有部分任务可能由人工智能替代劳动生产,这类任务占比为 α 。具体来说,任务*i* $\in (0, \alpha)$ 具备由人工智能替代劳动生产的可能性,且替代难度依次递增,任务*i* $\in (\alpha, 1)$ 无法使用人工智能技术替代劳动生产。本文用*N*表示无法由人工智能替代的任务,假设 $Y_{N,i} = e_{N,i}$, $e_{N,i}$ 为生产任务*N_i*的劳动力数量,用*R*表示能够使用人工智能替代的任务,假设智能资本与劳动力完全替代, $Y_{R,i} = e_{R,i} + \rho e_{A,i}$, $e_{R,i}$ 为生产任务*R_i*的劳动力数量, $e_{A,i}$ 为生产任务*R_i*的智能资本数量, $\rho \geq 1$ 为智能资本与劳动力的相对生产率。因此,劳动边际产出为:

$$y_{N,i} = (Y_{N,i}/Y)^{-1/\varepsilon}, y_{R,i} = (Y_{R,i}/Y)^{-1/\varepsilon} \quad (2)$$

为了分析智能化生产对就业的影响,我们需要引入劳动力市场摩擦。假设企业可以自由进入市场并以一定成本设立岗位,劳动力可以进入市场搜寻工作并与企业随机匹配。由于不同生产任务对应不同劳动力技能,本文假设不同生产任务的劳动力市场是分割的。失业劳动力通过搜寻工作与企业随机匹配,获得就业岗位。岗位*i*的匹配函数为 $M_{\kappa,i} = \psi_{\kappa,i} u_{\kappa,i}^\sigma v_{\kappa,i}^{1-\sigma}$,其中 $\kappa = \{N, R\}$ 表示岗位类型, $u_{\kappa,i}$ 为失业人数, $v_{\kappa,i}$ 为空置岗位数量。定义 $\theta_{\kappa,i} = v_{\kappa,i}/u_{\kappa,i}$ 为劳动力市场紧度,可知空置岗位成功匹配的概率为 $q_{\kappa,i} = \psi_{\kappa,i} \theta_{\kappa,i}^{-\sigma}$,失业劳动力获得就业岗位的概率为 $m_{\kappa,i} = \psi_{\kappa,i} \theta_{\kappa,i}^{1-\sigma}$ 。我们根据不同任

^① 我们没有按常规任务和非常规任务、简单任务和复杂任务来划分生产任务能否被人工智能替代。原因在于根据 Frey 和 Osborne (2017),机器学习、数据挖掘、机器视觉、大数据等领域人工智能技术的发展使得更多非常规任务与复杂任务被智能资本替代,而人工智能技术在感知和操控类任务、创造性智能任务和社交智能任务上仍有所欠缺,需要上述技能的生产任务被机器替代的可能性较小。因此,我们按照实现人工智能技术替代的难易程度由低到高对不同生产任务进行排序。

务类型分别进行说明。

(1)无法使用人工智能替代的任务 $i \in (\alpha, 1)$ 。假设 $\Pi_{N,i}$ 表示在无法使用人工智能生产的任务中匹配岗位 N_i 的价值, $V_{N,i}$ 表示空置岗位的价值, $w_{N,i}$ 为工资水平, s_L 为劳动力离职概率, r 为贴现因子。 $\Pi_{N,i}$ 可以表示为:

$$r\Pi_{N,i} = y_{N,i} - w_{N,i} - s_L(\Pi_{N,i} - V_{N,i}) \quad (3)$$

定义 $c_{N,i}$ 为企业设立空置岗位的成本,可知空置岗位 N_i 价值为:

$$rV_{N,i} = -c_{N,i} + q_{N,i}(\Pi_{N,i} - V_{N,i}) \quad (4)$$

假设 $E_{N,i}$ 为岗位 N_i 就业劳动力期望收入的贴现值, $U_{N,i}$ 表示失业劳动力期望收入贴现值,可以得到:

$$rE_{N,i} = w_{N,i} - s_L(E_{N,i} - U_{N,i}) \quad (5)$$

$$rU_{N,i} = m_{N,i}(E_{N,i} - U_{N,i}) \quad (6)$$

(2)可能实现人工智能替代劳动力生产的任务 $i \in (0, \alpha)$ 。对此类任务而言,企业可以选择投入固定的研发成本,以一定概率实现智能化生产,也可以选择不进行人工智能技术研发,继续使用劳动力进行生产。如果企业选择不进行人工智能技术研发,则该任务与任务 $i \in (\alpha, 1)$ 相同,仅能够使用劳动力生产,岗位状态为 N ,在此不进行重复说明。^①如果企业选择进行人工智能技术研发,则有一定概率实现智能化生产。我们用 ϕ_i 表示研发成本, μ_i 表示实现智能化生产的概率。根据上文设定,指数 i 表示生产任务实现人工智能技术替代的难易程度,指数 i 越大,研发成功从而实现智能化生产的概率 μ_i 越小,即 $\mu'_i < 0$ 。假设 $\Pi_{R,i}$ 表示选择进行人工智能技术研发的匹配岗位 R_i 的价值, $V_{R,i}$ 表示空置岗位的价值, $w_{R,i}$ 表示该岗位的工资水平,假设实现智能化生产后,岗位状态由 R 变为 A , $\Pi_{A,i}$ 表示智能化生产岗位的价值,可知:

$$r\Pi_{R,i} = y_{R,i} - w_{R,i} - \phi_i - s_L(\Pi_{R,i} - V_{R,i}) + \mu_i(\Pi_{A,i} - \Pi_{R,i}) \quad (7)$$

$$r\Pi_{A,i} = \rho y_{R,i} - z - s_A(\Pi_{A,i} - V_{R,i}) \quad (8)$$

其中, z 表示智能资本租金, s_A 表示智能资本折旧率。定义 $c_{R,i}$ 为设立该空置岗位的成本,可知:

$$rV_{R,i} = -c_{R,i} + q_{R,i}(\Pi_{R,i} - V_{R,i}) \quad (9)$$

假设 $E_{R,i}$ 为岗位 R_i 就业劳动力的期望收入贴现值, $U_{R,i}$ 表示失业劳动力的期望收入贴现值,可以得到:

$$rE_{R,i} = w_{R,i} - (s_L + \mu_i)(E_{R,i} - U_{R,i}) \quad (10)$$

$$rU_{R,i} = m_{R,i}(E_{R,i} - U_{R,i}) \quad (11)$$

由(10)式可知,对于可能实现人工智能机器替代的就业岗位而言,劳动力离职概率由两部分组成: s_L 为传统意义的外生离职率, μ_i 表示实现智能化生产后,劳动力被智能机器替代导致失业的概率。可知,人工智能机器替代导致岗位 R 劳动力离职率高于岗位 N 劳动力离职率。企业通过比较进行人工智能技术研发与继续使用劳动力生产的匹配岗位价值来决定是否进行人工智能技术研发。如果前者价值更高,企业最优决策为进行技术研发,反之则继续使用劳动力生产,即企业选择进行人工智能技术研发时,满足(12)式。

$$\Pi_{R,i} \geq \Pi_{N,i} \quad (12)$$

^① 虽然该任务与任务 $i \in (\alpha, 1)$ 均使用劳动力生产,但两者含义不同。前者表示该任务可以通过人工智能技术研发实现机器替代,但出于经济考虑,企业不进行研发,而是使用劳动力生产。后者表示该任务不具备人工智能机器替代劳动生产的可能性,仅能使用劳动力生产。由于两类岗位均使用劳动力生产,为了论证过程更简洁,我们在模型构建过程中没有区分两类岗位,而是均使用 N 表示其岗位状态。

假设企业自由进入劳动力市场,自由进入条件内生决定了各劳动力市场空置岗位数量。在稳态时,空置岗位的期望利润为零,可知:

$$c_{\kappa,i} = q_{\kappa,i} \Pi_{\kappa,i} \quad (13)$$

其中, $\kappa \in \{N, R\}$ 。工资水平由纳什谈判确定,企业和工人从岗位匹配中最大化净回报:

$$\max_{w_{\kappa,i}} (E_{\kappa,i} - U_{\kappa,i})^\beta (\Pi_{\kappa,i} - V_{\kappa,i})^{1-\beta} \quad (14)$$

其中, β 为工人谈判势力。求解可得两类岗位工资水平分别为:

$$w_{N,i} = \frac{\beta(r + s_L + m_{N,i})y_{N,i}}{r + s_L + \beta m_{N,i}} \quad (15)$$

$$w_{R,i} = \frac{\beta(r + s_L + m_{R,i} + \mu_i)(y_{R,i} - \phi_i + \mu_i \Pi_{A,i})}{r + s_L + \mu_i + \beta m_{R,i}} \quad (16)$$

代入(3)式和(7)式可以求解两类匹配岗位价值分别为:

$$\Pi_{N,i} = \frac{(1-\beta)y_{N,i}}{r + s_L + \beta m_{N,i}} \quad (17)$$

$$\Pi_{R,i} = \frac{(1-\beta)(y_{R,i} - \phi_i + \mu_i \Pi_{A,i})}{r + s_L + \mu_i + \beta m_{R,i}} \quad (18)$$

由(8)式可知智能化生产岗位价值为:

$$\Pi_{A,i} = \frac{\rho y_{R,i} - z}{r + s_A} \quad (19)$$

2. 基准模型的稳态

假设各劳动力市场的劳动力供给为 L_i , 由稳态时劳动力流入与流出相等可得稳态各劳动力市场就业人数与失业人数的表达式:

$$e_{N,i} = \frac{m_{N,i}L_i}{s_L + m_{N,i}}, u_{N,i} = \frac{s_L L_i}{s_L + m_{N,i}}, e_{R,i} = \frac{m_{R,i}L_i}{s_L + \mu_i + m_{R,i}}, u_{R,i} = \frac{(s_L + \mu_i)L_i}{s_L + \mu_i + m_{R,i}} \quad (20)$$

由稳态时新增智能资本数量与折旧数量相等可得稳态智能资本数量表达式为:

$$e_{A,i} = \frac{\mu_i e_{R,i}}{s_A} \quad (21)$$

将稳态劳动投入与智能资本数量代入各任务生产函数,可得稳态下任意任务 i 的产出水平。将各任务产出水平 Y_i 代入最终产品生产函数(1)式,可以求解稳态下的总产出。将岗位价值(17)式和(18)式代入企业自由进入条件(13)式,可以将稳态均衡表示如下:

$$\frac{c_{N,i}}{q_{N,i}} = \frac{(1-\beta)y_{N,i}}{r + s_L + \beta m_{N,i}} \quad (22)$$

$$\frac{c_{R,i}}{q_{R,i}} = \frac{(1-\beta)(y_{R,i} - \phi_i + \mu_i \Pi_{A,i})}{r + s_L + \mu_i + \beta m_{R,i}} \quad (23)$$

将(17)式和(18)式代入(12)式可以将企业人工智能技术研发决策表示为:

$$\frac{y_{R,i} - \phi_i + \mu_i \Pi_{A,i}}{r + s_L + \mu_i + \beta m_{R,i}} \geq \frac{y_{N,i}}{r + s_L + \beta m_{N,i}} \quad (24)$$

因此,对于任务 $i \in (0, \alpha)$, 如果(24)式成立,则企业选择进行人工智能技术研发。劳动边际产出、人工智能技术研发决策和工资水平分别由(2)式、(12)式、(15)式和(16)式表示。通过联立(22)式—(24)式,我们能够求解劳动力市场紧度 $\{\theta_{N,i}, \theta_{R,i}\}$ 稳态值,并可以证明在一定条件下存在圆

值 α^* ，如果 $\alpha^* < \alpha$ ，则对任意任务 $i \leq \alpha^*$ ，企业均选择进行人工智能技术研发。^①我们使用 μ^* 表示阈值 α^* 对应的任务实现智能化生产的概率，则 μ^* 可由如下方程决定：

$$\mu^* = \mu_{\alpha^*} = \frac{y_{N,\alpha^*} - (y_{R,\alpha^*} - \phi_{\alpha^*})}{\Pi_{A,\alpha^*} - (1-\beta)^{-1}\Pi_{N,\alpha^*}} \quad (25)$$

而对任务 $i \in (\alpha^*, \alpha)$ ，企业进行人工智能技术研发的预期收益更低。因此，企业会选择继续使用劳动力生产，而不使用智能资本替代劳动。如果对所有任务 $i \in (0, \alpha)$ ，(24)式均成立，则阈值 $\alpha^* = \alpha$ ，对所有任务 $i \in (0, \alpha)$ ，企业均进行人工智能技术研发。

本文将上述企业最优人工智能研发决策和生产方式总结如图2所示。

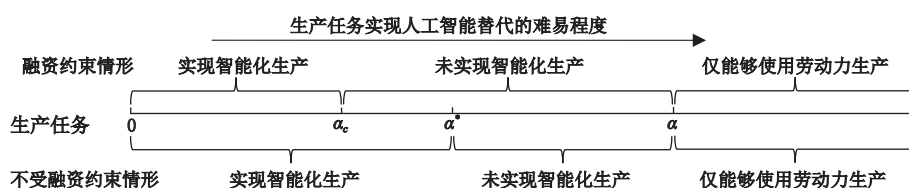


图2 企业人工智能研发决策和融资约束的影响

注：图2下半部分表示基准模型中企业的人工智能研发决策。其中，不同生产任务按照人工智能替代劳动难度递增排列， α^* 表示进行人工智能技术研发的任务阈值。上半部分表示受到融资约束情形时企业的人工智能研发决策， α_c 表示该情形下进行人工智能技术研发的任务阈值。

求解得出劳动力市场紧度 $\{\theta_{N,i}, \theta_{R,i}\}$ 稳态值和实现智能化生产的任务占比稳态值后，将其代入(1)式、(20)式和(21)式即可分别求解产出水平、失业人数和智能资本数量，得出总体失业率：

$$\frac{u}{L} = \frac{\int_0^{\alpha^*} u_{R,i} di + \int_{\alpha^*}^1 u_{N,i} di}{\int_0^1 L_i di} \quad (26)$$

三、机制分析

这部分遵循Aghion等(2019)的分析方法，将融资约束引入企业研发决策，分析以下问题：(1)融资约束对智能化生产水平的影响机制；(2)放松融资约束导致的智能化生产水平提高对产出与就业水平的影响机制。

首先，我们讨论融资约束如何影响智能化生产水平。遵循Aghion等(2019)，我们假设企业研发投入不能超过其匹配岗位价值的一定比例：

$$\phi_i \leq \gamma \Pi_{R,i} \quad (27)$$

其中， γ 表示融资约束水平。我们根据融资约束的松紧，分别讨论以下两种情形：

(1)如果 γ 高于临界值 $\gamma^* = \phi_i / \Pi_{N,\alpha^*}$ ，即对给定的研发成本 ϕ_i ，满足 $\phi_i < \gamma \Pi_{N,\alpha^*}$ 。这时，基准模型中选择进行人工智能技术研发的企业，其匹配岗位价值一定满足 $\phi_i < \gamma \Pi_{R,i}$ 。因此，融资约束不会影响企业研发决策。在均衡条件下，智能化生产任务占比仍为 α^* ，融资约束不会影响智能化生产水平。

(2)如果 γ 低于临界值 $\gamma^* = \phi_i / \Pi_{N,\alpha^*}$ ，则基准模型中选择进行人工智能技术研发的企业可能受到融资约束。我们将融资约束(27)式代入(18)式可以证明，当且仅当研发成功概率高于一定临界值 μ_c 时，企业才能够进行人工智能技术研发：

$$\mu_i \geq \mu_c = \frac{\phi_{\alpha_c} (r + s_L + \beta m_{R,\alpha_c}) - \gamma (1-\beta) (y_{R,\alpha_c} - \phi_{\alpha_c})}{\gamma (1-\beta) \Pi_{A,\alpha_c} - \phi_{\alpha_c}} \quad (28)$$

① 由于篇幅所限，文章的证明过程都省略，读者若是感兴趣可向作者索取。

其中, α_c 表示研发成功概率临界值 μ_c 对应的生产任务。对比(25)式和(28)式可知, 融资约束为紧约束的情形下, 企业进行研发投入的研发成功概率阈值 μ_c 高于研发成功概率阈值 μ^* :

$$\mu_c > \frac{y_{N,\alpha^*} - (y_{R,\alpha^*} - \phi_{\alpha^*})}{\Pi_{A,\alpha^*} - (1-\beta)^{-1}\Pi_{N,\alpha^*}} = \mu^* \quad (29)$$

由于本文将生产任务按人工智能技术替代的难易程度由低到高排列, 研发成功概率 μ_i 随 i 递减。因此, 选择人工智能技术研发的生产任务占比 $\alpha_c < \alpha^*$ 。我们将上述结论总结为如下命题:

命题 1: 融资约束为紧约束的情形下, 选择人工智能技术研发的生产任务占比 α_c 低于在基准模型中选择人工智能技术研发的生产任务占比 α^* 。

企业人工智能研发决策与基准模型的对比如图 2 所示。对任务 $i \in (0, \alpha_c)$, 企业能够进行技术研发, 以一定概率实现机器替代。对任务 $i \in (\alpha_c, \alpha^*)$, 企业由于融资约束的限制无法负担研发成本, 从而无法进行人工智能技术研发, 无法实现智能化生产。对任务 $i \in (\alpha^*, \alpha)$, 企业最优决策为使用劳动力生产, 而选择不进行技术研发。将(28)式中的阈值 μ_c 与实现智能化生产的任务占比 α_c 对融资约束程度 γ 求导, 可以得到如下命题:

命题 2: 融资约束为紧约束的情形下, 放松融资约束将会降低选择进行人工智能技术研发的成功概率阈值 μ_c , 提高进行人工智能技术研发的生产任务占比 α_c :

$$\frac{\partial \mu_c}{\partial \gamma} < 0, \frac{\partial \alpha_c}{\partial \gamma} > 0 \quad (30)$$

此外, 由于放松融资约束会提高选择人工智能技术研发的生产任务占比, 根据(21)式可知, 稳态条件下智能资本使用量随之增加。综上, 当融资约束为紧约束时, 融资约束限制了智能制造转型升级。放松企业融资约束能够提高实现智能化生产的任务占比, 增加智能资本使用量。当融资约束程度高于一定临界值时, 融资约束不影响智能化生产水平。

我们进一步讨论融资约束导致的智能化生产水平提高对产出与就业水平的影响机制。在企业研发投入受融资约束的情形下, 我们可以通过将企业研发投入决策(28)式代入企业自由进入条件(22)式和(23)式求解稳态劳动力市场紧度表达式, 并使用与基准模型相同的方法求解其他变量稳态值。求解得到稳态条件下就业人数和智能资本使用量表达式仍为:

$$e_{N,i} = \frac{m_{N,i}L_i}{s_L + m_{N,i}}, e_{R,i} = \frac{m_{R,i}L_i}{s_L + \mu_i + m_{R,i}}, e_{A,i} = \frac{\mu_i e_{R,i}}{s_A} \quad (31)$$

产出表达式为:

$$Y_{N,i} = e_{N,i}, Y_{R,i} = e_{R,i} + \rho e_{A,i}, Y = \left(\int_0^{\alpha_c} Y_{R,i}^{\frac{\epsilon-1}{\epsilon}} di + \int_{\alpha_c}^1 Y_{N,i}^{\frac{\epsilon-1}{\epsilon}} di \right)^{\frac{\epsilon}{\epsilon-1}} \quad (32)$$

其中, 失业劳动力获得就业岗位的概率为 $m_{k,i} = \psi_{k,i} \theta_{k,i}^{1-\sigma}$, 劳动力市场紧度由(22)式和(23)式求解得出。可知, 放松融资约束带来的智能化生产水平提高对就业和产出的影响存在两个不同的作用机制: 一方面, 人工智能技术应用导致劳动力被智能资本替代, 失业率上升, 即机器替代效应。研发成功的概率 μ_i 决定了智能资本对就业的替代效应大小。比较(31)式中两类岗位就业水平 $e_{N,i}$ 和 $e_{R,i}$ 表达式可知, 如果放松融资约束, 则更多企业能够从事人工智能技术研发, 会导致更多企业实现机器替代, 降低就业水平。因此, 机器替代效应对就业的影响为负。机器替代效应对产出水平的影响方向主要取决于智能资本的相对生产效率 ρ 。由(32)式可知, 如果智能资本的相对生产效率 ρ 较高, 产出水平 $Y_{R,i}$ 将会增加, 反之亦然。事实上, 我们可以证明, 如果智能资本的相对生产效率 $\rho \geq 1$, 产出 $Y_{R,i}$ 将会增加。另一方面, 如(32)式所示, 由于不同生产任务之间存在不完全替代性, 实现智能化生产不仅会影响自身产出水平, 还会对其他任务产生正向溢出效应。如果我们

假设智能资本的相对生产效率 $\rho \geq 1$,将(32)式代入(2)式并进一步代入(22)式和(23)式,则可以看出一项任务实现智能化生产将会导致其他任务劳动边际产出增加,从而增加企业预期收入,激励企业进入市场,增加劳动力需求,产生岗位创造效应。因此,一项任务实现智能化生产将会创造其他任务岗位数量,增加就业,进而提高产出水平,即岗位创造效应对就业和产出均产生正向影响。

四、数值分析

1. 参数赋值

本文假设不同任务的劳动力市场上的劳动力人数相同且均为1,假设人工智能技术研发成功概率为 $\mu_i = e^{-\beta i} / \bar{\mu}$,对指数 i 求导可知,研发成功概率随指数 i 递减, $\mu'_i = -e^{-\beta i} < 0$ 。需要赋值的参数包括贴现率 r 、匹配函数参数 σ 、工人谈判势力 β 、智能资本相对生产率 ρ 、替代弹性 ε 、离职率 s_L 、智能资本折旧率 s_A 、智能资本租金 z 、具备人工智能替代可能性的任务占比 α 、研发效率 $\bar{\mu}$ 、空置岗位成本 $c_{N,i}$ 和 $c_{R,i}$ 、匹配效率参数 $\psi_{N,i}$ 和 $\psi_{R,i}$ 、研发成本参数 ϕ_i 与融资约束参数 γ 。本文使用月度数据校准参数,因此贴现率取值为 $r = 0.004$ 。根据 Battisti 等(2018),匹配函数参数 σ 和工人谈判势力 β 取值为0.5。参考 Acemoglu 和 Restrepo(2020),智能资本相对生产率取值 $\rho = 3$ 。根据 Oberfield 和 Raval(2021),制造业内部各行业间替代弹性在1左右,行业内部(*plant level*)替代弹性在3—7之间,因此本文在基准模型中将不同任务替代弹性设定为2,并取不同参数值进行敏感性分析。张晓娣(2016)基于对中国健康与营养调查(CHNS)数据的分析得出,我国企业部门工人离职概率约为每年26.32%,因此我们取离职率月度值为 $26.32\% / 12 = 2.2\%$,即 $s_L = 0.022$ 。根据 International Federation of Robotics(2019),智能资本使用周期一般设定为12年,因此智能资本月度折旧率取值为 $s_A = 0.007$,智能资本租金 z 取值为 $r + s_A = 0.011$ 。对于人工智能技术对劳动力替代的可能性,根据 Frey 和 Osborne(2017),在当前技术水平下,人工智能技术由于在感知和操控能力、创造性智能、社交智能等方面仍面临瓶颈,因此需要上述能力的生产任务更不容易被自动化替代。文章使用 O*NET 数据将上述能力与不同职业相匹配,预测未来一段时期内美国可能被人工智能生产替代的职业占比为47%。Arntz 等(2017)认为,使用生产任务而非职业与上述能力进行匹配能够使度量更加准确,并估算美国可能被人工智能技术替代的生产任务占比仅为9%。Nedelkoska 和 Quintini(2018)借鉴上述方法,使用32个 OECD 国家 PIAAC 数据重新进行了估算,得出占比14%的生产任务有70%的概率在未来一段时期内被人工智能技术替代,而另外占比32%的生产任务有50%—70%的概率被人工智能技术替代。因此,本文假设具备人工智能替代可能性的生产任务占比为 $\alpha = 0.46$,而不受融资约束条件下实现人工智能生产的任务占比为 $\alpha^* = 0.14$ 。^①

其他参数取值通过将以下稳态结果代入均衡条件求解得到。首先,根据人社部《2020年度人力资源和社会保障事业发展统计公报》,2020年我国城镇登记失业率为4.24%,2020年第四季度,我国岗位空缺与求职人数比率约为1.52。为保证不同劳动力市场仅存在实现人工智能替代难易程度的异质性,剔除其他可能的干扰因素,本文假设不同劳动力市场稳态失业率均为4.24%,两类空置岗位成本相同,将其代入稳态条件得到空置岗位成本为0.641。其次,假设劳动力市场紧度均为1.52,两类劳动力市场匹配效率参数相同,代入稳态方程得到匹配效率参数为0.403。再次,根据 International Federation of Robotics(2019),世界范围内工业机器人密度最高的国家是新加坡,达到831/万人,本文使用该值近似作为不受融资约束情形下智能资本密度稳态值,

^① 使用可被人工智能替代的生产任务占比的不同值仅会导致定量结果差异,并不会导致不同的结论。

而不受融资约束条件下实现人工智能生产的任务占比为 14%，代入人工智能技术研发方程和人工智能技术研发的岗位价值方程，计算得到研发效率参数 $\bar{\mu} = 41$ ，研发成本参数 $\phi = 0.005$ 。由此可以得出，在基准模型中处于选择进行人工智能技术研发阈值的生产任务 α^* 实现智能化生产的预期研发成本为 $\phi/\mu^* = 60$ 。最后，我国工业机器人密度为 140/万人，将其代入融资约束条件，计算得到我国融资约束参数取值为 $\gamma = 0.0017$ ，具体参数取值见表 1。

表 1 参数取值

参数赋值	参考文献
贴现率 $r = 0.004$	月度贴现率
匹配函数参数 $\sigma = 0.5$ ，工人谈判势力 $\beta = 0.5$	Battisti 等(2018)
智能资本相对生产率 $\rho = 3$	Acemoglu 和 Restrepo(2020)
替代弹性 $\varepsilon = 2$	Oberfield 和 Raval(2021)
离职率 $s_L = 0.022$	张晓娣(2016)
智能资本折旧率 $s_A = 0.007$ ，智能资本租金 $z = 0.011$	International Federation of Robotics(2019)
具备人工智能技术替代可能的生产任务占比 $\alpha = 0.46$	Nedelkoska 和 Quintini(2018)
参数校准	参数说明
空置岗位成本 $c_{N,i} = c_{R,i} = 0.641$	稳态失业率
匹配效率参数 $\psi_{N,i} = \psi_{R,i} = 0.403$	稳态劳动力市场紧度
研发效率参数 $\bar{\mu} = 41$	基准模型下实现智能化生产的任务占比
研发成本参数 $\phi = 0.005$	基准模型下的智能资本密度
融资约束参数 $\gamma = 0.0017$	融资约束情形下的智能资本密度

2. 定量结果

首先，考虑放松融资约束对智能化生产水平的影响。图 3a 模拟了在放松融资约束(融资约束参数 γ 提高 25%)的情况下，实现智能化生产的任务占比和智能资本密度的稳态值。如图所示，随着企业融资约束放松，选择进行人工智能技术研发来实现智能化生产的任务占比不断增加，智能资本密度逐渐提高。图 3b 模拟了在不同融资约束参数 $\gamma_L = 0.0018$ 和 $\gamma_H = 0.0021$ 下，实现智能化生产的任务阈值和各生产任务 $i \in (0, 1)$ 的智能资本密度，横轴表示生产任务，纵轴表示各生产任务智能资本密度。^①由图 3b 可知，融资约束较强时，全部任务中实现智能化生产的任务占比为 2%，放松融资约束后，实现智能化生产的任务占比提高到 5%。比较两种情形可知，放松融资约束使得更多任务选择人工智能技术研发，从而提高了实现智能化生产的任务阈值 α_c ，使得智能化生产任务占比增加，智能资本密度提高。

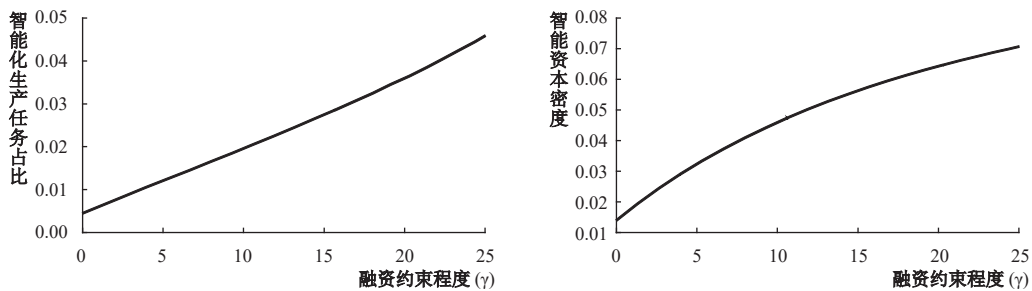


图 3a 融资约束对实现智能化生产的任务占比和智能资本密度的影响

① 任务 $i \in (\alpha_c, 1)$ 均由劳动力生产，稳态特征均相同，因此我们省略了任务 $(0.3, 1)$ 的区间。



图 3b 放松融资约束对智能化生产任务阈值和各生产任务智能资本密度的影响

其次,考虑智能化生产水平提高对产出和就业水平的影响。在本文研究框架下,人工智能技术应用通过机器替代效应和岗位创造效应影响产出和就业。一方面,人工智能技术的使用导致劳动力被智能资本替代,失业率上升,即机器替代效应。另一方面,人工智能技术的使用能够通过任务间的不完全替代性提高其他任务的劳动边际产出,增加其他任务的劳动需求,即岗位创造效应。图 4a 模拟了放松融资约束对产出水平和失业率的影响,如图所示,放松融资约束带来的智能化生产水平提高使得产出增加,失业率降低,即岗位创造效应的正向影响超过了机器替代效应的负向影响。图 4b 对不同融资约束参数下的不同技能的劳动力市场失业率进行了模拟。比较两种情形可知,虽然智能化生产水平提高能够降低总体失业率,但会对不同技能劳动力市场产生异质性影响。放松融资约束带来的智能化生产水平提高使得更多任务实现智能化生产。对于放松融资约束后实现智能化生产的任务而言,其对应技能的劳动力市场失业率上升,而对融资约束放松前后均未实现智能化生产的任务而言,更多其他任务实现智能化生产增强了岗位创造效应,使其失业率降低。将本文定量结果与现有文献的实证结论比较可知,上述智能化生产水平提高对就业影响的模拟结果与李磊等(2021)的检验结果一致,即智能化生产水平提高对不同技能劳动力产生异质性影响,而从总量层面上看,能够降低总体失业率。

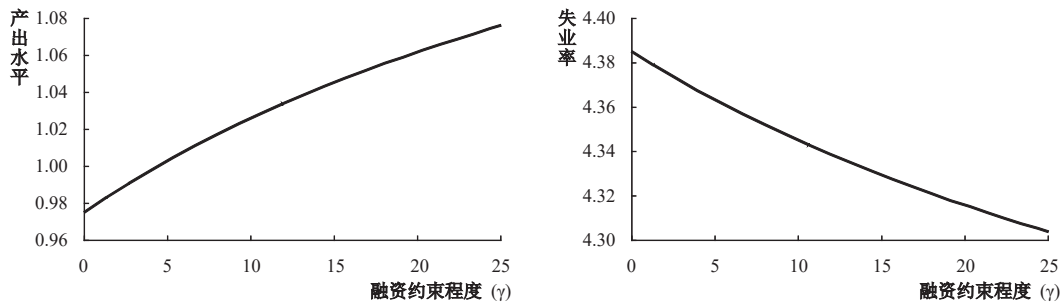


图 4a 智能化生产水平提高对产出水平和失业率的影响

3. 机制检验

通过模拟当放松融资约束时研发成功概率临界值、劳动边际产出、岗位数量和失业率的变化来进行机制检验。如图 5 所示,融资约束放松使得选择人工智能技术研发的概率阈值降低,即

放松融资约束使得更多企业能够选择人工技能技术研发,实现智能化生产,导致劳动力被智能资本替代,从而验证了机器替代效应。同时,放松融资约束使得未实现智能化生产任务的劳动边际产出提高,岗位数量增加,失业率下降。可见,放松融资约束不仅使得更多任务实现智能化生产,而且通过任务间的不完全替代性导致其他未实现智能化生产任务的劳动边际产出提高,从而增加企业预期收入,激励更多企业进入市场,增加劳动力需求,因此验证了岗位创造效应。

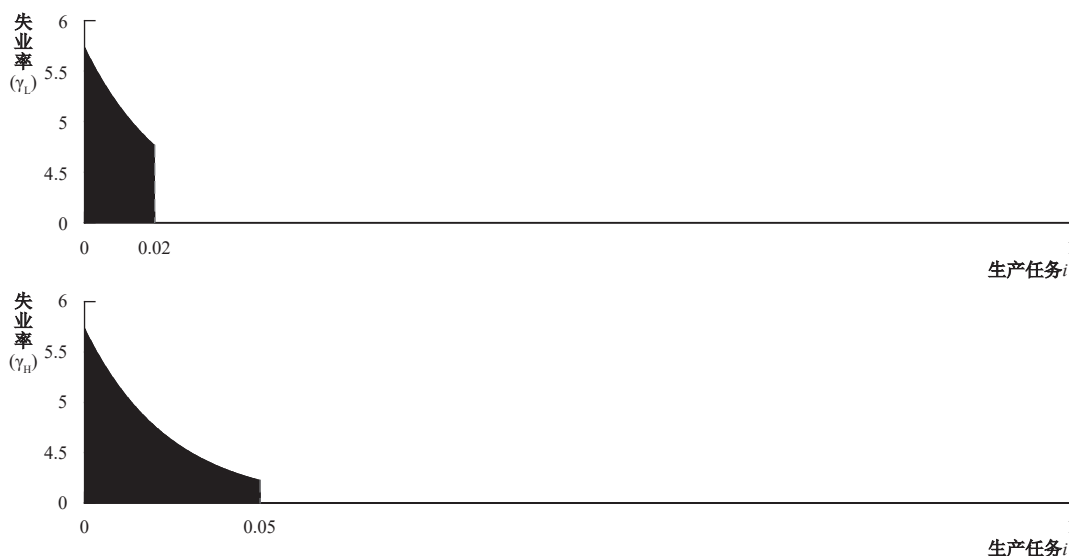


图 4b 放松融资约束对就业的影响

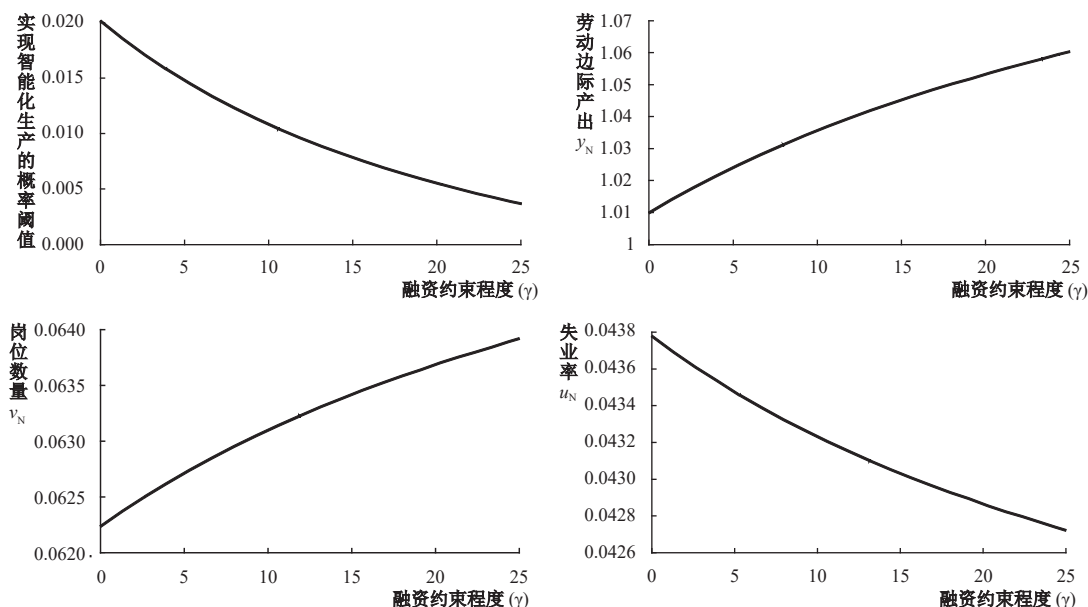


图 5 机器替代效应和岗位创造效应的机制检验

4. 敏感性分析^①

最后,我们对不同任务间的替代弹性、离职率、工人谈判势力和智能资本相对生产率等参数进行敏感性分析:(1)如上文所述,参考 Oberfield 和 Raval(2021),我们将不同任务间的替代弹性

^① 由于篇幅所限,分析表格省略,读者若是感兴趣可向作者索取。

ε 在1至7之间进行取值; (2)参考Ma等(2015)对我国制造业岗位破坏率的测算, 选取离职率月度值为 $12.5\%/12=1.042\%$; (3)根据Liu(2013)对我国工人谈判势力的估计, 选取 β 为0.26; (4)选取智能资本相对生产率较低或较高的不同取值进行敏感性分析。根据分析结果, 改变参数值并没有影响本文的结论, 仅在定量结果上有一定差异, 因此放松融资约束均能提高智能资本密度, 促进产出增加并降低总体失业率。

五、结 论

智能制造是我国制造强国建设的主攻方向。推动人工智能技术应用和发展以及提升智能化生产水平, 对我国实现制造强国战略目标和构筑国际竞争新优势具有深远意义。本文构造包含融资约束、内生人工智能技术创新和劳动力市场摩擦的基于任务的模型, 讨论融资约束对智能化生产水平的影响, 进而讨论其如何影响产出和劳动力市场, 并进行了数值模拟分析和机制检验。本文发现, 首先放松融资约束促进了企业人工智能技术研发, 使得在初始情形下较难实现机器替代的生产任务实现智能化生产, 从而提高智能化生产任务占比, 促进智能资本使用, 推动智能制造转型升级。其次, 智能化生产水平的提高是通过机器替代效应和岗位创造效应来影响产出和就业水平。对不同生产任务而言, 智能化生产水平提高的影响存在异质性, 从总量层面上看, 智能化生产水平提高促进了产出增加, 并且降低了总体失业率。

根据上述结论, 本文认为促进智能制造转型升级的过程中应充分发挥金融市场的资源配置作用, 并且在推动人工智能技术发展的同时, 应降低机器替代对劳动力市场的负向影响。基于本文对智能化生产影响机制的识别和验证, 本文认为可选择的方式包括: 首先, 通过放松企业融资约束和稳定市场预期等方法, 促进企业进入市场, 发挥岗位创造效应对就业的促进作用。其次, 通过增加产品多样性和加强行业融合发展等方式, 降低智能资本对劳动力的替代效应, 降低总体失业率。最后, 通过放松劳动力市场壁垒, 提高劳动力技能水平和转变劳动力技能结构, 使劳动力供给结构适应智能制造转型升级的需求, 降低机器替代效应的负向影响。本文不足之处在于, 仅考虑企业人工智能技术的研发决策, 没有将其他类型技术创新纳入研究框架, 从而无法讨论不同类型技术创新之间是否存在相互作用。在未来的研究中, 将企业创新、智能化生产和机器学习纳入统一框架, 进行深入探索和研究。

主要参考文献:

- [1]胡晟明, 王林辉, 朱利莹. 工业机器人应用存在人力资本提升效应吗[J]. 财经研究, 2021, (6): 61-75.
- [2]贾俊生, 伦晓波, 林树. 金融发展、微观企业创新产出与经济增长——基于上市公司专利视角的实证分析[J]. 金融研究, 2017, (1): 99-113.
- [3]解维敏, 方红星. 金融发展、融资约束与企业研发投入[J]. 金融研究, 2011, (5): 171-183.
- [4]鞠晓生, 卢荻, 虞义华. 融资约束、营运资本管理与企业创新可持续性[J]. 经济研究, 2013, (1): 4-16.
- [5]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.
- [6]李磊, 王小霞, 包群. 机器人的就业效应: 机制与中国经验[J]. 管理世界, 2021, (9): 104-118.
- [7]孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, 2019, (5): 61-79.
- [8]王林辉, 胡晟明, 董直庆. 人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J]. 中国工业经济, 2020, (4): 97-115.
- [9]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, (10): 159-175.

- [10]闫雪凌,朱博楷,马超.工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据[J].统计研究,2020,(1):74-87.
- [11]杨飞,范从来.产业智能化是否有利于中国益贫式发展?[J].经济研究,2020,(5):150-165.
- [12]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.
- [13]张晓娣.公共部门就业对宏观经济稳定的影响——基于搜索匹配模型的DSGE模拟与预测[J].中国工业经济,2016,(4):39-56.
- [14]郑江淮,冉征.智能制造技术创新的产业结构与经济增长效应——基于两部门模型的实证分析[J].中国人民大学学报,2021,(6):86-101.
- [15]庄毓敏,储青青,马勇.金融发展、企业创新与经济增长[J].金融研究,2020,(4):11-30.
- [16]Acemoglu D, Restrepo P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [17]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [18]Acemoglu D, Restrepo P. Demographics and automation[J]. *The Review of Economic Studies*, 2022, 89(1): 1-44.
- [19]Aghion P, Bergeaud A, Cetto G, et al. Coase lecture: The inverted-U relationship between credit access and productivity growth[J]. *Economica*, 2019, 86(341): 1-31.
- [20]Aghion P, Howitt P, Mayer-Foulkes D. The effect of financial development on convergence: Theory and evidence[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2005, 120(1): 173-222.
- [21]Arntz M, Gregory T, Zierahn U. Revisiting the risk of automation[J]. *Economics Letters*, 2017, 159: 157-160.
- [22]Battisti M, Felbermayr G, Peri G, et al. Immigration, search and redistribution: A quantitative assessment of native welfare[J]. *Journal of the European Economic Association*, 2018, 16(4): 1137-1188.
- [23]Beck T, Levine R. Industry growth and capital allocation: Does having a market- or bank-based system matter?[J]. *Journal of Financial Economics*, 2002, 64(2): 147-180.
- [24]Brown J R, Martinsson G, Petersen B C. Do financing constraints matter for R&D?[J]. *European Economic Review*, 2012, 56(8): 1512-1529.
- [25]Cortes G M, Jaimovich N, Siu H E. Disappearing routine jobs: Who, how, and why?[J]. *Journal of Monetary Economics*, 2017, 91: 69-87.
- [26]Frey C B, Osborne M A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2017, 114: 254-280.
- [27]Hémous D, Olsen M. The rise of the machines: Automation, horizontal innovation, and income inequality[J]. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2022, 14(1): 179-223.
- [28]Lankisch C, Prettner K, Prskawetz A. How can robots affect wage inequality?[J]. *Economic Modelling*, 2019, 81: 161-169.
- [29]Liu Y. Labor market matching and unemployment in urban China[J]. *China Economic Review*, 2013, 24: 108-128.
- [30]Lu C H. The impact of artificial intelligence on economic growth and welfare[J]. *Journal of Macroeconomics*, 2021, 69: 103342.
- [31]Ma H, Qiao X, Xu Y. Job creation and job destruction in China during 1998-2007[J]. *Journal of Comparative Economics*, 2015, 43(4): 1085-1100.
- [32]Nedelkoska L, Quintini G. Automation, skills use and training[R]. OECD Social, Employment and Migration Working Papers No.202, 2018.
- [33]Oberfield E, Raval D. Micro data and macro technology[J]. *Econometrica*, 2021, 89(2): 703-732.
- [34]Prettner K, Strulik H. Innovation, automation, and inequality: Policy challenges in the race against the machine[J]. *Journal of Monetary Economics*, 2020, 116: 249-265.

Financial Constraints, Artificial Intelligence, and Economic Growth

Zhang Xiaomeng¹, Liu Xiangbo²

(1. School of Economics, Capital University of Economics and Business, Beijing 100070, China;

2. School of Labor and Human Resources, Renmin University of China, Beijing 100872, China)

Summary: Intelligent manufacturing is considered to be a top priority for promoting manufacturing industry transformation. We must stay the course of AI technology application and develop intelligent manufacturing, in order to achieve the strategic goal of becoming a manufacturing power and grasp the opportunity of building new advantages in international competition. This paper constructs a task-based model that includes financing constraints, endogenous AI technological innovation and labor market frictions, and discusses the impact of financing constraints on the level of intelligent manufacturing, and thus how output and employment levels are affected.

This paper finds that: First, due to the heterogeneity in the possibilities of being replaced by AI for different tasks, easing the financing constraints of firms engaged in AI technological innovation can increase the proportion of automated tasks, and promote the use of automation capital. Second, the development of AI has a heterogeneous impact on the labor market of different skills through the negative displacement effect and the positive creation effect. Specifically, on the one hand, the application of AI technology leads to the replacement of labor with automation capital, increasing the unemployment rate. On the other hand, the development of intelligent manufacturing increases the expected profit and enhances the incentives for firms to enter the market, thereby promoting output growth and reducing the unemployment rate. Overall, intelligent manufacturing promotes the aggregate output and decreases the unemployment rate. Consequently, we suggest that the role of the financial market should be emphasized in the process of intelligent manufacturing transformation, and the relationship between automation and employment should be coordinated to reduce the negative effect of automation on the labor market. Feasible strategies include encouraging market entry, promoting industrial integration, eliminating labor market barriers, and making the skill structure of labor force adapt to the transformation and upgrading of intelligent manufacturing.

The contributions are as follows: First, the existing literature mainly focuses on the impact of AI but pays little attention to the endogenous progress of AI technology. We argue that the level of intelligent manufacturing is determined by AI technological innovation, and establish a theoretical model that includes endogenous AI technological innovation. Second, the existing literature on AI rarely considers the labor market or financial market frictions. We introduce the labor market search and matching frictions and financial constraints on R&D investment into the task-based model framework, to provide a credible theoretical framework for further research. Third, we analyze the impact of easing financial constraints on improving intelligent manufacturing and promoting economic growth, and propose policies that can mitigate or even reverse the negative displacement effect of automation on the labor market.

Key words: financial constraints; artificial intelligence; technological innovation; economic growth; employment

(责任编辑 顾 坚)