

人工智能、经济增长与财富分配

陈斌开 张梓润 夏俊杰 陈思*

摘要: 本文构建融合人工智能内生技术进步与家户异质性的动态一般均衡模型,将人工智能技术区分为岗位替代型与岗位增强型,考察其对经济增长和财富分配的影响。结果表明,人工智能呈现岗位替代特征,通过提高资本回报率和技能溢价扩大财富分配差距;其增长效应不足以抵消财富分配差距的扩大。政策模拟显示,创新政策、数字基础设施建设和再分配政策均有助于缓解分配影响,其中征收人工智能税与提供岗位增强型研发补贴的组合在财政约束下表现相对较好。

关键词: 人工智能;经济增长;财富分配

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2026.03.02

一、引言

随着人工智能技术快速发展,其广泛应用正深刻改变经济结构与财富分配格局。人工智能是提升生产率和形成新增长来源的重要力量,同时也可能通过自动化替代、技能重估和资本深化,改变不同要素及不同类型劳动者之间的相对回报。尤其是随着劳动密集型任务逐步被自动化替代,低技能劳动者面临更大的就业和收入压力,而资本所有者和高技能劳动者则可能分享技术红利,从而使得人工智能在推动经济增长的同时,也可能扩大财富分配差距。在此背景下,如何理解在岗位替代偏向的人工智能发展路径下,经济增长与财富分配之间的权衡,以及不同政策工具对这一权衡的影响,构成了本文的核心问题。

围绕这一问题,本文重点考察以下三个方面。第一,人工智能技术进步是否呈现岗位替代,这种特征将如何影响中国的经济增长与财富分配;第二,人

* 陈斌开,中央财经大学经济学院;张梓润,中央民族大学经济学院;夏俊杰,中央财经大学经济学院、北京大学新结构经济学研究院;陈思,北京大学新结构经济学研究院。通信作者及地址:陈思,北京市海淀区颐 and 园路 5 号北京大学朗润园,100871;电话:19962092718;E-mail:schen2022@nsd.pku.edu.cn。本研究是国家自然科学基金重大项目课题“人工智能对经济增长与收入分配的影响机制与制度优化”(72595873)的阶段性成果,并得到国家自然科学基金面上项目(72473172)、国家自然科学基金专项项目(72342031)和国家社会科学基金重大专项(24ZDA057)的资助。感谢匿名审稿人和期刊主编的宝贵建议,当然文责自负。

工智能通过何种机制改变劳动结构、资本回报和技能溢价,从而影响财富分配;第三,在财政约束下,不同政策组合将如何影响经济增长与财富分配之间的权衡。

为回答上述问题,本文构建了一个融合人工智能内生技术进步与家户异质性的动态一般均衡模型,在 Acemoglu and Restrepo(2018)与 Moll et al.(2022)的基础上加以扩展。模型有三个特点:其一,将人工智能技术区分为“岗位替代型”和“岗位增强型”,前者通过自动化替代劳动,后者通过创造新任务提升劳动生产率;其二,将经济增长内生生化,使增长率由创新部门中科学家规模及其研发效率共同决定;其三,引入技能与财富异质性的家户部门,使人工智能既通过技能溢价影响财富分配,也通过改变资本回报率与经济增长率之差($r-g$)影响财富分配格局。

在此基础上,本文结合专利数据识别中国人工智能技术中岗位替代型与岗位增强型技术的动态演进,并据此对模型进行校准与数值模拟。研究表明,中国人工智能技术总体上呈现较为明显的岗位替代偏向。该偏向使劳动密集型中间品比重下降,资本和高技能劳动需求上升,进而推高资本回报率和技能溢价,扩大财富分配差距。尽管人工智能提高了经济增长率,但增长效应不足以抵消财富分配差距的扩大,因此“回报—增长”缺口和财富基尼系数均呈上升趋势。进一步的政策模拟表明,不同政策工具通过不同渠道影响经济增长与财富分配。创新政策通过改变人工智能技术演进方向发挥作用,其中,人工智能税和岗位增强型研发补贴均有助于减缓人工智能偏向岗位替代型技术的趋势,从而抑制资本回报率和技能溢价的上升。数字基础设施建设则主要通过提升人工智能技术进步效率推动经济增长,并通过提高劳动生产率改善财富分配。再分配政策主要通过直接改善劳动者收入和财富积累条件来改善财富分配。福利分析进一步表明,在本文设定和财政约束下,人工智能税与岗位增强型研发补贴的财政组合表现出相对较好的综合效果。这意味着,创新导向与再分配导向政策的协调设计,对于改善人工智能背景下的经济增长与财富分配之间的权衡具有重要意义。

本文的主要贡献体现在以下三个方面。首先,本文构建了一个统一的模型框架,分析人工智能技术进步对中国经济增长和财富分配的双重影响。该框架不仅考虑了技术进步的内生性,还纳入了不同类型的人工智能技术和政策干预,从而拓展了对技术进步与财富分配关系的理解。其次,本文比较了不同类型政策工具的作用,通过模拟创新政策、数字基础设施建设和再分配政策对经济增长与财富分配的影响,刻画了不同政策工具之间的相对差异,为理解人工智能背景下的经济增长与财富分配之间的权衡提供了分析依据。最后,本文基于中国人工智能专利分类结果、劳动力市场、经济增长和财富分配等数据对模型

进行校准和反事实分析,从而为理解中国人工智能发展背景下的经济增长与财富分配问题提供了经验依据。

二、文献综述

本文将异质性家户纳入人工智能内生技术进步框架,分析人工智能技术偏向性如何共同影响技术进步、经济增长与财富分配,从而拓展内生技术进步文献。所谓技术进步的“偏向性”,是指技术对不同生产要素或不同类型劳动者产生不均衡影响。Hicks(1963)指出,若一项技术提高某一要素相对于另一要素的边际产出,则该技术偏向前者。在内生技术进步理论(Aghion and Howitt, 1992; Grossman and Helpman, 1991; Romer, 1990)基础上,Acemoglu and Restrepo(2018)构建了基于任务的理论模型,将人工智能技术进步区分为自动化旧任务和创造新任务两类,并指出劳动收入份额的变化取决于二者的相对力量:自动化压缩劳动需求,而新任务创造则可能对冲这一效应。Karabarbounis and Neiman(2014)则基于跨国证据表明,投资品相对价格下降推动企业以资本替代劳动,是全球劳动收入份额下降的重要原因。这意味着,如果人工智能主要体现为自动化替代,其可能强化资本相对劳动的报酬优势,表现出明显的资本偏向性。

除要素偏向外,人工智能还具有显著的技能偏向性,即其对不同技能劳动力的影响存在系统差异。人工智能和自动化技术主要替代程序化、重复性较强的中低技能任务,从而压缩低技能劳动需求并提升高技能劳动的相对回报。Acemoglu and Restrepo(2020)指出,自动化虽然提升总体生产率,但往往伴随工资下降和收入不平等扩大,其实证研究也表明自动化显著拉大了高低技能劳动者之间的工资差距。

已有不少研究关注人工智能对劳动力技能结构与技能溢价的影响。郭凯明(2019)构建多部门动态一般均衡模型,讨论人工智能对产业结构及要素收入分配的影响;杨飞和范从来(2020)提出包含高、中、低技能劳动的三部门模型,指出在特定替代弹性条件下,人工智能甚至可能提升低技能劳动的相对报酬;黄浩权等(2024)则在内生技术进步框架中引入劳动者技能异质性与“千中学”效应,发现若考虑低技能劳动者学习能力,新任务创造在长期有助于降低技能溢价。总体而言,现有研究多聚焦于劳动力市场和技能溢价,对人工智能通过资本回报影响财富分配的分析仍较有限。

这一不足与Piketty(2014)的观点形成呼应,他强调,当资本回报率长期高于经济增长率时,财富将持续向资本所有者集中,财富分配差距扩大。沿此思路,Moll et al.(2022)构建了含异质性家户的一般均衡模型,揭示自动化可通过

提升资本需求和资本回报率扩大财富分配差距。但其模型中经济增长率缺失或外生给定,未能刻画人工智能同时作用于资本回报率 r 和经济增长率 g 的机制,因此也难以系统分析人工智能如何通过改变“回报—增长”缺口 $r-g$ 影响财富分配。

本文在此基础上进一步拓展:在一个含异质性家户的内生技术进步框架中,同时内生决定劳动力技能结构、资本回报率和经济增长率,从而能够统一分析人工智能技术偏向性如何通过技能溢价和“回报—增长”缺口两条渠道,共同影响经济增长与财富分配,为理解人工智能背景下的经济增长与财富分配关系提供更完整的理论视角。

三、模型构建

为研究人工智能技术偏向性对经济增长与财富分配的影响,本文构建一个融合人工智能内生技术进步与异质性家户的动态一般均衡模型,并在 Acemoglu and Restrepo(2018)与 Moll et al.(2022)的基础上加以扩展。模型围绕三个关键传导渠道展开:第一,将人工智能区分为“岗位替代型”与“岗位增强型”,前者通过自动化促进资本替代劳动,后者通过创造新任务提升劳动生产率并扩展就业空间;第二,经济增长由创新部门内生决定,人工智能通过提高研发效率与扩大科学家规模推动增长;第三,家户在技能与财富两个维度上存在异质性,人工智能既通过技能溢价影响财富分配,也通过改变资本回报率与经济增长率之差 $r-g$ 影响财富分配演化。后文的数值模拟将围绕这三条传导渠道展开。

(一) 生产部门

本节先介绍生产部门。为便于分析,以下省略时间下标 t 。假设最终品部门生产单一最终产品 Y ,其生产依赖于区间 $[N-1, N]$ 内的一系列中间品 $y(i)$,生产函数为:

$$Y = \tilde{B} \left(\int_{N-1}^N y(i)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} di \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}, \quad (1)$$

其中, σ 为中间品替代弹性, \tilde{B} 为最终品部门生产率。中间品按指标 i 从低到高排序, i 越大表示复杂度和质量越高。中间品定义在区间 $[N-1, N]$ 内,反映人工智能推动中间品质量持续提升的过程。随着人工智能进步,更高质量的中间品不断替代原有产品,对应 N 上升,本文将此称为“增强效应”。最终品部门和中间品部门均处于完全竞争市场。

每种中间品的生产依赖两类投入:一是人工智能生成的技术产品 $q(i)$,其专利由垄断企业持有,且可零边际成本生产;其他企业可按较高边际成本 ψ 复

制,因此均衡中技术产品价格等于 ϕ 。二是资本和劳动投入,分别记为 $k(i)$ 与 $l(i)$,劳动生产率设为 $\gamma(i) = e^{Ai}$ 。

除增强效应外,人工智能还带来“替代效应”。随着自动化发展,部分生产任务可由机器完成,但在高复杂度中间品中,劳动仍不可完全替代。为刻画这一点,假设资本与劳动在中间品生产中可替代,并引入自动化技术门槛 $I^{\textcircled{1}}$ 。当 $i \leq I$ 时,资本与劳动均可用于生产;当 $i > I$ 时,仅劳动能够完成生产。于是,中间品生产函数为:

$$y(i) = \begin{cases} \bar{B} (q(i))^{\eta} (k(i) + \gamma(i)l(i))^{1-\eta} & i \leq I \\ \bar{B} (q(i))^{\eta} (\gamma(i)l(i))^{1-\eta} & i > I \end{cases}, \quad (2)$$

其中, $\eta \in (0,1)$ 表示技术产品在生产中的投入比重, $\bar{B} = \phi^{\eta}(1-\eta)^{\eta-1} \eta^{-\eta}$ 为简化记号的常数。

由于中间品市场完全竞争,中间品价格等于单位成本:

$$p(i) = \begin{cases} \min\{R, W/\gamma(i)\}^{1-\eta} & i \leq I \\ (W/\gamma(i))^{1-\eta} & i > I \end{cases}, \quad (3)$$

其中, W 表示工资, R 表示资本租金率。

式(3)表明,中间品生产中存在关键阈值 $\tilde{I} = \min\{I, I^*\}$,只有当 $i \leq \tilde{I}$ 时,生产部门才选择使用资本。其中, I 是技术门槛, I^* 是经济门槛,定义为:

$$W/\gamma(I^*) = R, \quad (4)$$

即资本租金率等于劳动有效工资率时的临界点。为突出人工智能进步的分配机制,本文作一项技术性假设:自动化门槛 I 足够小,从而 $\tilde{I} = I$ 。这意味着多数中间品仍依赖劳动生产,劳动岗位不会因技术进步而完全消失;同时, I 上升会使更多中间品转向资本生产,从而改变要素需求和相对价格。^②

根据以上假设,每个中间品部门的要素需求为:

$$k(i) = \begin{cases} B^{\hat{\sigma}-1} (1-\eta) Y R^{-\hat{\sigma}} & i \leq I \\ 0 & i > I \end{cases}, \quad (5)$$

^① 此外,本文假定自动化门槛 $I \in [N-1, N]$,以保证任一时点均同时存在被自动化与未被自动化的任务;在后文的稳态增长路径中, I 与 N 同步增长,从而稳态下自动化任务占比保持不变,避免模型退化为“完全自动化/完全不自动化”的平凡情形;因此,在增长情况下,中间定义域亦可以理解为 $[0, \infty)$ 。

^② 本文基准设定采用 $\tilde{I} = I$,将“技术可自动化”与“实际采用”合并处理,主要用于简化平衡增长路径(balanced growth path, BGP)推导并突出本文关注的自动化一新任务机制。就中国背景而言,制造业自动化近年扩散较快:国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)2024年发布的《世界机器人报告》(World Robotics 2024)显示,2023年中国工厂在运工业机器人约175.5万台、当年新增装机约27.6万台;机器人密度在2023年升至每名员工470台(较2022年的402台明显上升)。这些事实从经验上支持“可行性与采用强度高度相关”的近似。

$$l(i) = \begin{cases} 0 & i \leq I \\ B^{\hat{\sigma}-1} (1-\eta) Y \frac{1}{\gamma(i)} \left(\frac{W}{\gamma(i)} \right)^{-\hat{\sigma}} & i > I \end{cases}, \quad (6)$$

其中, $\hat{\sigma} = (1-\eta)\sigma + \eta$, $B = \tilde{B}^{\frac{1}{\hat{\sigma}-1}}$ 。

为简洁刻画人工智能的发展状态,定义 $n \equiv N - I$, 表示劳动密集型中间品在全部中间品中的比重。岗位增强型技术进步会提高 N , 在 I 不变时使 n 上升; 岗位替代型技术进步会提高 I , 在 N 不变时使 n 下降。因此, n 可视为增强效应与替代效应相对强弱的综合指标, 后文将据此刻画技术偏向变化对经济增长与财富分配的影响。在资本禀赋 K 和劳动禀赋 L 给定的静态均衡中, 总产出 Y 可以表示为:

$$Y = \frac{B}{1-\eta} \left[(I - N + 1)^{\frac{1}{\hat{\sigma}}} K^{\frac{\hat{\sigma}-1}{\hat{\sigma}}} + \left(\int_I^N \gamma(i)^{\hat{\sigma}-1} di \right)^{\frac{1}{\hat{\sigma}}} L^{\frac{\hat{\sigma}-1}{\hat{\sigma}}} \right]^{\frac{\hat{\sigma}}{\hat{\sigma}-1}}. \quad (7)$$

式(7)表明, 总产出可表示为资本和劳动之间替代弹性为 $\hat{\sigma}$ 的 CES 生产函数, 而两类要素份额由技术状态内生决定。自动化水平上升 (I 提高) 将提升资本份额、压缩劳动份额; 新任务创造 (N 提高) 则会提高劳动份额。由此, 人工智能技术偏向性将通过相对要素需求影响工资与资本租金。具体而言, 有如下命题。

命题 1(人工智能技术偏向性对要素相对价格的影响) 在 K 和 L 不变时, 岗位替代型人工智能技术进步降低劳动相对价格, 而岗位增强型技术进步提高劳动相对价格, 即

$$\frac{d \ln(W/R)}{dI} = - \frac{\gamma(I)^{\hat{\sigma}-1}}{\int_I^N \gamma(i)^{\hat{\sigma}-1} di} - \frac{I}{I - N + 1} < 0, \quad (8)$$

$$\frac{d \ln(W/R)}{dN} = \frac{\gamma(N)^{\hat{\sigma}-1}}{\int_I^N \gamma(i)^{\hat{\sigma}-1} di} + \frac{I}{I - N + 1} > 0. \quad (9)$$

定义标准化工资率为 $\omega = W/\gamma(I)$, 则有

$$\frac{d \ln(\omega/R)}{dn} = \frac{\gamma(n)^{\hat{\sigma}-1}}{\int_0^n \gamma(i)^{\hat{\sigma}-1} di} + \frac{I}{1-n} > 0. \quad (10)$$

为进一步分析人工智能技术进步对技能溢价的影响, 本文引入劳动力技能结构。借鉴 Jones and Yang(2016), 假设总劳动力 L 由高技能劳动力 L_B 和低技能劳动力 L_M 通过 CES 加总而成:

$$L \equiv [\omega(n) (L_M)^{1-\zeta} + (1-\omega(n)) (L_B)^{1-\zeta}]^{\frac{1}{1-\zeta}}, \quad (11)$$

其中, ζ 为高、低技能劳动之间的替代弹性, $\omega(n)$ 为低技能劳动的份额参数。参考 Acemoglu and Restrepo(2020) 以及黄浩权等(2024) 的研究结果, 为体现

低技能劳动者在自动化进程中所面临的更大冲击,本文设定 $\omega'(n) > 0$,即自动化程度提高时,低技能劳动的相对份额下降。进而,可以得到以下命题:

命题 2(人工智能技术偏向性对技能溢价的影响) 在高、低技能劳动力禀赋不变时,岗位替代型人工智能技术进步提高技能溢价,而岗位增强型技术进步降低技能溢价,即

$$\begin{aligned} \frac{d \ln(\omega_{PB}/\omega_{PM})}{dn} &= \frac{d \ln(W_{PB}/W_{PM})}{dN} = - \frac{d \ln(W_{PB}/W_{PM})}{dI} \\ &= - \left(\frac{1}{1-\omega(n)} + \frac{1}{\omega(n)} \right) \omega'(n) > 0, \end{aligned} \quad (12)$$

其中, W_{PB} 和 W_{PM} 分别是高技能劳动力和低技能劳动力在生产部门获得的工资, $\omega_{PB} \equiv W_{PB}/\gamma(I)$ 和 $\omega_{PM} \equiv W_{PM}/\gamma(I)$ 是对应的标准化工资率。

(二) 异质性家户

设单位区间上连续分布着异质性家户,家户按技能水平 $z \in \{M, B\}$ 区分,其中高技能与低技能家户占比分别为 l_B 和 l_M 。所有家户均无弹性供给劳动,并在标准连续时间框架下最大化消费效用:

$$\max_{\{c_z(t), a_z(t)\}_{t \geq 0}} \int_0^{\infty} e^{-\rho t} \ln c_z(t) dt. \quad (13)$$

$$\text{s.t. } \dot{a}_z(t) = \omega_z(t) + (r(t) - g(t))a_z(t) - c_z(t), \quad a_z(t) \geq - \frac{\omega_z(t)}{r(t) - g(t)}. \quad (14)$$

其中, $a_z(t)$ 为财富, $c_z(t)$ 为消费, $r(t)$ 为财富回报率, $g(t)$ 为经济增长率, $\omega_z(t)$ 为不同技能家户的工资率。由于部分高技能劳动者可进入创新部门成为科学家,高技能工资为 $\omega_B(t) = \omega_{PB}(t) + \gamma\omega_S(t)$,其中 $\omega_S(t)$ 为科学家工资, γ 为高技能劳动力中进入创新部门的比例,该比例及 $g(t)$ 将在下一节内生决定。

此外,为刻画财富分布异质性^①,本文借鉴 Moll et al.(2022)的设定,引入“财富消耗冲击”机制。该冲击以常数速率 $p > 0$ ^②到达,一旦发生,家庭全部财富被消耗殆尽并重置为零,即 $a_z = 0$ 。此后家庭从零重新开始积累财富。在这一设定下,时间 t 表示距离上一次消耗冲击发生以来的时长,而非日历时间。由于存在消耗冲击,家户的有效折现率为 $\rho = \rho + p$,其中 ρ 为纯时间偏好率。

这一设定旨在以简约形式刻画现实中财富积累和维持所面临的持续性风

① 为便于分析与常见做法保持一致,本文假定个体的技能类型(高/低)在初始时点给定,且与财富冲击过程(到达概率与冲击分布)相互独立。需要强调的是,该独立性仅针对事前风险过程与技能类型;模型中的财富分布主要由收入、储蓄决策及冲击共同内生决定,因此在一般情形下,事后财富与技能类型并不独立。

② p 的大小并不影响本文定性结论,只影响定量结果,具体稳健性检验详见附录 I。限于篇幅,附录未在正文列示,感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

险及代际传承中的不确定性。相关研究表明,财富分布顶端存在显著流动性(Gomez, 2023; Zheng, 2019),即便在高财富群体中,其成员构成也会持续更替。引入财富消耗冲击,有助于更真实地刻画财富积累过程中的结构性不确定性,并增强模型对长期财富分配动态的解释力。

令初始财富为零,即 $a_z(0) = 0$,则家户问题的解可写为有效财富^① $x_z(t) = a_z(t) + w_z(t)/(r(t) - g(t))$ 的线性政策函数,对应的最优资产积累与消费路径为:

$$\dot{a}_z(t) = (r(t) - g(t) - \rho) \left(a_z(t) + \frac{w_z(t)}{r(t) - g(t)} \right). \quad (15)$$

$$c_z(t) = \rho \left(a_z(t) + \frac{w_z(t)}{r(t) - g(t)} \right). \quad (16)$$

由此,家户以恒定速率 $r - g - \rho$ 积累财富,并按有效财富的固定比例消费。线性政策函数意味着,在本模型中,总体宏观行为不依赖于个体财富分布,即尽管家户在技能和财富上存在异质性,其最优行为在加总层面呈现“分布中性”特征。这一性质显著简化了模型求解,也为后续分析财富分布动态奠定了基础。

进一步考察稳态下的财富分布。尽管稳态时总资本存量 K 保持不变,个体家户仍持续积累财富;同时,部分家户以速率 p 遭遇财富消耗冲击,资产归零。两者共同决定了唯一且非退化的稳态财富分布。具体而言,有以下命题:

命题3(稳态下的财富分布与财富分配特征) 对于技能类型为 z 的家户,其有效财富 $x_z(t)$ 的稳态分布服从帕累托分布,概率密度函数为

$$f_z(x) = \left(\frac{w_z}{r - g} \right)^\nu \nu x^{-\nu-1}, \quad \frac{1}{\nu} \equiv \frac{1}{p} (r - \rho - g). \quad (17)$$

关于有效财富水平的条件和无条件分布满足

$$\begin{aligned} \Pr(\text{wealth} \geq a | z) &= \left(\frac{a + w_z/(r - g)}{w_z/(r - g)} \right)^{-\nu}, \\ \Pr(\text{wealth} \geq a) &= \sum_z \left(\frac{a + w_z/(r - g)}{w_z/(r - g)} \right)^{-\nu}. \end{aligned} \quad (18)$$

关于财富的基尼系数为

$$Gini_z = \frac{1}{2\nu - 1}, \quad Gini = \frac{1}{2\nu - 1} + \frac{l_B l_M (w_B/w_M - 1)}{l_B w_B/w_M + l_M}. \quad (19)$$

由命题3可知,财富分配格局主要由两个因素决定:一是不同技能劳动者之间的工资差距,二是资本回报率与经济增长率之差 $r - g$ 。因此,人工智能技术进步对财富分配的影响主要通过三条渠道实现:其一,技术偏向性改变不同技能劳动者的相对边际生产率,从而影响技能溢价;其二,技术进步改变资本与

^① 此处的有效财富是指经财富消耗冲击调整后的财富存量衡量指标,相当于在发生财富清零冲击时重新计算的财富量。

劳动的替代关系,进而影响资本回报率 r ;其三,人工智能作为增长引擎提升技术进步速度和创新产出,从而提高经济增长率 g ,并可能通过压缩 $r-g$ 改善财富分配结果。下文的数值模拟将围绕这三条机制展开。

(三) 创新部门

在上述基础上,本文进一步将人工智能技术进步和经济增长内生。为此,引入创新部门,雇用科学家从事人工智能技术产品研发,以刻画研发活动驱动下的技术演进及其对增长与分配的影响。

设创新部门由多家企业组成,企业通过雇用科学家研发人工智能技术产品,并在成功后获得专利,以较低边际成本向中间品部门提供技术产品 $q(i,t)$ 。该技术产品包括两类:岗位替代型技术使原本依赖劳动生产的中间品实现自动化,对应替代效应;岗位增强型技术创造新的复杂中间品,对应增强效应。对于每一种技术产品 $q(i,t)$,专利企业可零边际成本生产,其他企业只能以复制成本 ψ 模仿,因此均衡中技术产品价格等于 ψ ,专利利润构成持续研发的激励来源。

为简化分析,设技术产品沿中间品指标 i 顺序实现岗位替代或岗位增强。当岗位增强型技术研发成功时,新中间品被引入,任务边界上升,即 $N(t)$ 增加;当岗位替代型技术研发成功时,原本依赖劳动生产的中间品实现自动化,即 $I(t)$ 增加。若新的岗位增强型技术出现,原有最末端中间品 $N(t)-1$ 被淘汰;相应地,岗位替代型技术成功后,相关产品进入自动化生产阶段并产生利润。

本文假设科学家来自高技能劳动者群体。每位高技能劳动者从事科研需承担成本 $\chi_s Y(t)$,其中 χ_s 表示科研意愿异质性,服从参数为 λ_s 的指数分布,累计分布函数记为 $\Gamma(\cdot)$ 。因此,科研人员总量为:

$$S(t) = \gamma(t) l_B = \Gamma(W_S(t) Y(t)) \cdot l_B, \quad (20)$$

其中, l_B 表示高技能劳动力的总量, $\gamma(t)$ 为其参与科研的比例。

设从事岗位替代型研发和岗位增强型研发的科学家数量分别为 $S_I(t)$ 和 $S_N(t)$,满足 $S_I(t) + S_N(t) \leq S(t)$ 。若科学家从事岗位替代型研发,则每单位时间可产出 κ_I 单位技术产品,并获得工资 $W_S^I(t)$;从事岗位增强型研发则对应效率 κ_N 和工资 $W_S^N(t)$ 。于是,两类技术的演进速度为:

$$\dot{I}(t) = \kappa_I S_I(t), \quad \dot{N}(t) = \kappa_N S_N(t). \quad (21)$$

尽管科学家可在两类研发任务之间自由选择,但由于专业背景和研究方向不同,个体在两类研发中的成本并不相同;同时,在技术演进的不同阶段,两类研发的边际难度也存在系统差异。一般而言,在自动化水平较低时,岗位替代型技术较易开发,而随着自动化水平上升,其进一步推进的边际成本逐渐提高,相对地,岗位增强型技术的重要性和可行性会上升。为刻画这一动态,本文引入 $\phi_I(n(t))$ 与 $\phi_N(n(t))$,分别表示岗位替代型和岗位增强型研发效率随技术

状态 $n(t)$ 的变化,其中 $\phi_I(\cdot)$ 在 $[0,1]$ 上递增, $\phi_N(\cdot)$ 在 $[0,1]$ 上递减。

因此,对于任意科学家 j , 设定其从事岗位替代型技术产品的研发成本为 $\chi_j^I Y(t)/\phi_I(n(t))$, 从事岗位增强型技术产品的研发成本为 $\chi_j^N Y(t)/\phi_N(n(t))$ 。当 $\phi_I(n(t))W_S^I(t)/\phi_N(n(t))W_S^N(t) > \chi_j^I/\chi_j^N$ 时, 科学家 j 研发岗位替代型技术产品可以在更低成本下获得更高报酬, 因此其将选择从事该类技术的研发。为便于分析市场均衡附近各变量的连续性与稳定性, 本文进一步假设 χ_j^I/χ_j^N 在科学家群体中的分布由分布函数 G 描述, 其中 G 为连续且严格递增的函数且 $G(1) = \frac{\kappa_N}{\kappa_I + \kappa_N}$ 。

为描述内生技术变革下的均衡路径, 需要定义两类技术产品的专利价值, 分别记为 $V_I(t)$ 和 $V_N(t)$ 。其中, $V_I(t)$ 表示当 $i = I(t) + \epsilon$ 尚未自动化的中间品被成功自动化后, 专利企业所获得未来利润的贴现值; $V_N(t)$ 表示当 $i = N(t) + \epsilon$ 的新中间品被成功创造后, 专利企业未来利润的贴现值。在时间 t , 研发企业销售两类技术产品可获得的利润分别为:

$$\pi_I(i, t) = \eta Y(t) R(t)^{1-\hat{\sigma}}, \quad N(t) - 1 \leq i \leq I(t). \quad (22)$$

$$\pi_N(i, t) = \eta Y(t) (W(t)/\gamma(i, t))^{1-\hat{\sigma}}, \quad I(t) < i \leq N(t). \quad (23)$$

定义 $T_N(i)$ 为中间品 i 从被创造到实现自动化所经历的时间, $T_I(i)$ 为其中间品从实现自动化到最终被淘汰的时间。在平衡增长路径上, 企业可预期某技术的退出时点, 因此边界条件为:

$$V_I(i, T_I(i)) = 0, \quad V_N(i, T_N(i)) = 0. \quad (24)$$

据此, 岗位替代型与岗位增强型两类技术产品的净现值分别可定义为:

$$V_I(t) = \eta \int_t^{T_I(I(t))} e^{-\int_t^\tau (R(s)-\delta) ds} Y(\tau) R(\tau)^{1-\hat{\sigma}} d\tau. \quad (25)$$

$$V_N(t) = \eta \int_t^{T_N(N(t))} e^{-\int_t^\tau (R(s)-\delta) ds} Y(\tau) (W(\tau)/\gamma(N(\tau)))^{1-\hat{\sigma}} d\tau. \quad (26)$$

由于研发部门自由进入, 均衡下科学家工资等于所研发技术的专利价值乘以研发效率, 即

$$W_S^I(t) = \kappa_I V_I(t), \quad W_S^N(t) = \kappa_N V_N(t). \quad (27)$$

进一步地, 科学家在均衡中满足工资与其工作成本相匹配, 即 $\phi_I(n(t))W_S^I(t) = \chi_I Y(t)$, $\phi_N(n(t))W_S^N(t) = \chi_N Y(t)$ 。因此, 科学家在两类技术之间的分配为:

$$S_I(t) = S(t) G\left(\frac{\kappa_I \phi_I(n(t)) V_I(t)}{\kappa_N \phi_N(n(t)) V_N(t)}\right). \quad (28)$$

$$S_N(t) = S(t) \left[1 - G\left(\frac{\kappa_I \phi_I(n(t)) V_I(t)}{\kappa_N \phi_N(n(t)) V_N(t)}\right)\right]. \quad (29)$$

可见, 利润更高的一类研发将支付更高工资, 并吸引更多科学家进入。为简

洁起见,定义 $v_I(n) = \lim_{t \rightarrow \infty} V_I(I(t), t)/Y(t)$ 和 $v_N(n) = \lim_{t \rightarrow \infty} V_N(N(t), t)/Y(t)$, 分别表示两类技术产品在均衡时的单位价值。令 $n(t) = N(t) - I(t)$, 进一步有,

$$\dot{n}(t) = \kappa_N S - (\kappa_I + \kappa_N) G \left(\frac{\kappa_I \phi_I v_I}{\kappa_N \phi_N v_N} \right) S, \quad (30)$$

因此, $\dot{n} > 0$ 当且仅当 $\kappa_I \phi_I v_I > \kappa_N \phi_N v_N$ 。

本文所定义的稳态均衡增长路径,是指主要变量以共同且恒定的速度增长,同时各市场持续出清的动态均衡状态。在该路径上,资本价格保持不变,即 $R = r + \delta$; 资本存量 $K(t)$ 、总产出 $Y(t)$ 及各类工资均以统一增长率 g 增长。为描述长期均衡,定义去趋势变量 $k(t) = K(t)/\gamma(I(t))$ 、 $y(t) = Y(t)/\gamma(I(t))$ 、 $w(t) = W(t)/\gamma(I(t))$ 。同时,家户的资产-技能联合分布 $F(a, z)$ 在稳态路径上保持不变,高、低技能劳动供给固定,科学家总供给满足 $S = \gamma l_B$ 。

在此基础上,长期增长率由技术进步内生决定:

$$g = A \cdot S \cdot \frac{\kappa_I \kappa_N}{\kappa_I + \kappa_N}, \quad (31)$$

其中, A 为技术效率参数, S 为科学家数量, κ_I 与 κ_N 分别表示两类技术的研发效率。稳态下的技术结构 n 由式(32)确定:

$$\kappa_I \phi_I v_I = \kappa_N \phi_N v_N. \quad (32)$$

市场出清条件进一步确保了各部门资源的有效配置。在资本市场中,资本存量 k 必须等于所有家庭在面对财富消耗冲击下的加权平均资产累积,表达为:

$$k = \sum_z l_z \int_0^\infty a_{z,t} p e^{-pt} dt. \quad (33)$$

其中, $p e^{-pt}$ 表示连续 t 个期间未遭遇财富消耗冲击的家庭所占比重。劳动力市场的均衡条件规定,各类劳动力的需求等于其供给,即 $L_M = l_M$ 、 $L_B = l_B$, 同时科学家的总供给满足 $S = \gamma l_B$ 。

由于该多部门一般均衡系统难以获得解析解,本文将在下文通过数值模拟,系统考察人工智能技术偏向性对经济增长和财富分配的影响及其机制。

四、参数校准

(一) 人工智能技术进步相关参数的校准

根据模型设定,人工智能技术进步来源于创新部门的内生研发行为,因此有必要首先识别岗位替代型与岗位增强型两类人工智能技术的演进特征,并据此设定基准情形下的技术类型参数及后续情景模拟路径。

具体而言,本文首先基于专利数据识别人工智能相关专利。依据《战略性新兴产业分类与国际专利分类参照关系表(2021)》中“人工智能”对应的 IPC 分类,选取 7 个相关小类,并剔除与传统计算机硬件高度重合的类别(如 G06F 1/16)。

最终,在1985—2022年的3 571万条专利中识别出122 707条人工智能技术专利。

在此基础上,本文进一步利用大语言模型对人工智能专利进行分类,以判断其属于岗位替代型还是岗位增强型。参考刘青和肖柏高(2023)的做法,本文基于人工标注样本训练BERT模型,并据此对其余人工智能专利进行分类^①。分类标准为:若某项技术的应用会明显减少或取消相应岗位,则定义为岗位替代型;否则定义为岗位增强型。

图1显示,2007—2020年间人工智能专利数量总体快速增长,但岗位替代型专利始终多于岗位增强型专利。到2020年,岗位替代型专利数量约为岗位增强型的1.5倍,表明样本期内人工智能专利呈现较为明显的岗位替代偏向,这也为后文设定基准情形下的技术类型参数提供了依据。基于这一分类事实,本文将模拟初期岗位替代型与岗位增强型技术研发效率之比设定为 $\kappa_I/\kappa_N=1.5$ 。进一步地,本文在情景模拟中将该比值在后续30年设定为由1.5逐步上升至3,以刻画岗位替代偏向持续增强的情形;这一设定旨在提供一组可比较的模拟场景,而非对未来技术路径的直接预测。需要说明的是,基准模型中 κ_I/κ_N 外生给定,主要用于识别技术偏向变化对经济增长与财富分配的影响;与此同时,科研人员在两类研发赛道之间的配置仍由相对回报内生决定。

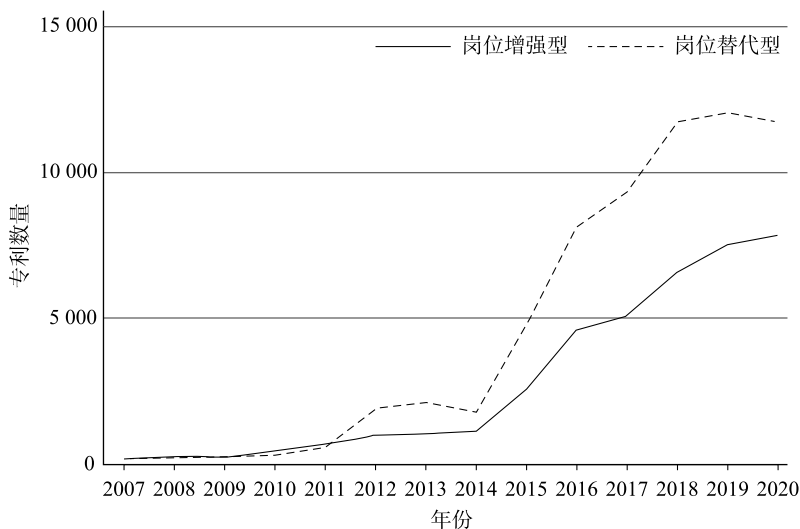


图1 不同类型人工智能专利数量(2007—2020年)

(二) 其余参数的校准

其余参数根据中国宏观统计数据 and 现有文献进行校准。如表1所示,根据《中国劳动统计年鉴(2021)》,2020年全国劳动力总量约为7.7亿人,其中大专

^① 专利文本分类口径和典型案例详见附录II。

及以上学历劳动力占比约为22%,据此设高技能劳动力占比 $l_B=0.22$,低技能劳动力占比 $l_M=0.78$ 。根据《中国科技统计年鉴(2021)》,2020年研究与试验发展(R&D)人员约为755万人,占高技能劳动力总量的4.47%,据此校准研发才能弹性 $\lambda_S=0.011$ 。

参考常用设定,纯时间偏好率 ρ 、资本折旧率 δ 和中间品替代弹性 σ 分别取0.01、0.1和1.05。根据中国信息通信研究院数据,2020年中国人工智能核心产业规模约为5080亿元,占当年GDP(约100.3万亿元)的比重约为0.5%,因此设人工智能技术产品在经济中的投入份额 $\eta=0.005$ 。

两类技术的相对研发成本设定为 $\phi_I(n)=(1-n)^\xi$ 和 $\phi_N(n)=n^\xi$,并取 $\xi=1.5$,以反映同类技术随着应用范围扩展,其边际研发成本逐步上升。技能份额函数设为 $\omega(n)=n^\iota/(n^\iota+\bar{\omega})$ 。根据中国家庭金融调查(China Household Finance Survey, CHFS)数据,2020年高技能与低技能劳动力的平均工资之比约为1.95,据此将 ι 和 $\bar{\omega}$ 分别校准为0.2和0.95。

考虑到除人工智能外,中国经济本身仍具有内生增长潜力,本文将全要素生产率 \tilde{B} 在2020年标准化为1,并设其按年均3%的速度增长,即 $g_B=0.03$ 。人工智能技术进步效率参数 A 用于匹配初始经济增长率。为降低新冠疫情冲击干扰,本文采用2019—2021年平均经济增长率5.6%作为基准,最终校准得到 $A=4$ 。此外,根据国家统计局公布的2020年基尼系数0.468,校准得到财富消耗冲击概率 $p=0.35$ 。上述参数设定主要用于匹配基准年份的经济增长与财富分配事实,并为后文情景模拟提供参照。

表1 基准模型参数取值^①

符号	参数含义	参数值
l_B	高技能劳动力占比	0.22
l_M	低技能劳动力占比	0.78
λ_S	研发才能弹性	0.011
ρ	纯时间偏好率	0.01
δ	资本折旧率	0.1
σ	中间品替代弹性	1.05
η	人工智能技术产品份额	0.005
ξ	研发成本弹性	1.5
ι	技能份额弹性参数	0.2
$\bar{\omega}$	技能份额形状参数	0.95

① 表中参数取值对应模型的基准情形,校准基准年设定为2020年。

(续表)

符号	参数含义	参数值
\tilde{B}	全要素生产率	1
g_B	生产率增长率	0.03
A	人工智能技术进步效率	4
p	财富消耗冲击的概率	0.35

五、数值模拟结果

基于上述模型,本文考察人工智能技术进步对中国经济增长与财富分配的影响,重点回答三个问题:第一,人工智能持续进步将如何影响经济增长和财富分配;第二,人工智能通过哪些机制作用于财富分配,各机制的相对重要性如何;第三,在财政约束下,不同政策工具和政策组合将如何影响经济增长与财富分配之间的权衡。

为此,本文首先在无政策干预情形下,模拟人工智能技术偏向性持续增强所引致的经济转型过程。具体设定为:岗位替代型技术相对于岗位增强型技术的研发效率之比 κ_I/κ_N 在30年内由1.5线性上升至3,以刻画技术偏向加深的情景。需要说明的是, κ_I/κ_N 仅反映两类技术的技术特征,不直接等同于最终研发成本或实际研发投入。基于该设定,本文分析人工智能偏向性增强对劳动力市场、经济增长和财富分配的动态影响。

此外,本文未显式引入“科研人才供给—研发效率”的内生反馈机制。现实中,某一技术方向收益率上升可能吸引更多科研资源流入,并进一步提升其研发效率、降低相对成本。考虑到本文校准结果显示,中期内岗位替代型技术的相对效率持续上升,若纳入上述反馈机制,在本文设定下,人工智能对长期财富分配的影响可能更强。

在此基础上,本文进一步引入创新政策、数字基础设施建设和再分配政策三类干预,并在政府预算约束和福利分析框架下比较不同政策组合对经济增长与财富分配的影响。

(一) 无政策干预下的人工智能技术进步

在转型动态模拟中,模型的一期对应现实中的一年,模拟区间设定为2020—2050年。选取2020年作为起点,主要是因为该时期人工智能已进入快速商业化扩散阶段;同时,相关研究(Maslej et al., 2024; Purdy and Daugherty, 2017)普遍认为未来30年人工智能将对生产率、劳动力市场与财富分配产生重要影响。

因而,该时段可用于刻画人工智能对中长期经济增长与财富分配格局的影响。

模拟结果表明,当 κ_I/κ_N 在 30 年内由 1.5 上升至 3 时,人工智能技术进步呈现较为明显的岗位替代偏向,经济结构随之向资本和高技能劳动更密集的方向调整。如图 2 所示,劳动密集型中间品比重 n 由 43.1% 降至 32.4%,表明劳动密集型任务持续被自动化替代。与此同时,企业对资本和高技能劳动的相对需求上升,资本回报率相比期初提高 10.3%,技能溢价相比期初上升 7.3%。

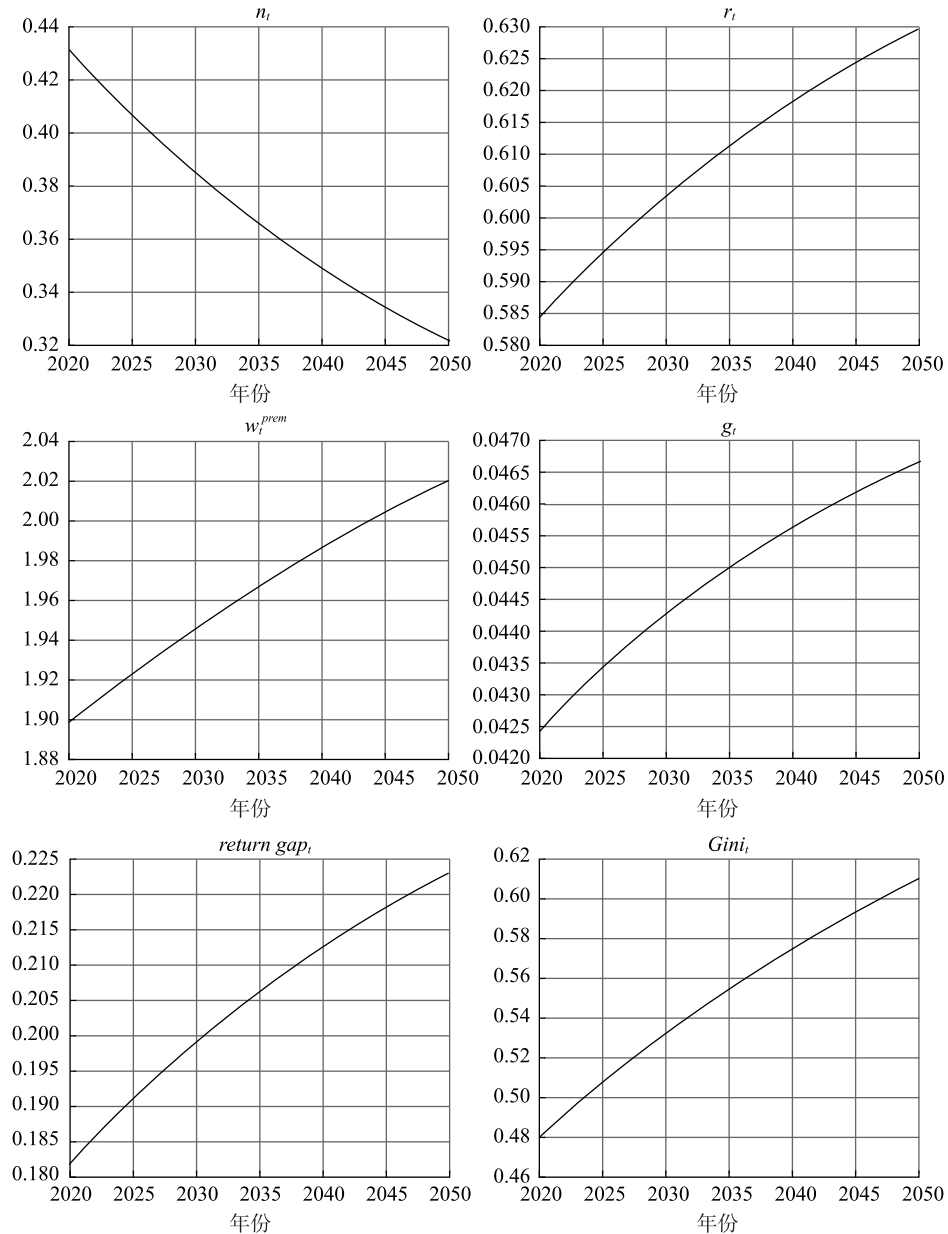


图 2 无政策干预下的人工智能技术进步

尽管人工智能推动经济增长率 g 提高约 0.5 个百分点,但该增幅不足以抵消资本回报率的上升,导致“回报—增长”缺口($r-g$)持续扩大。由于本文模型中长期财富分配格局主要由 $r-g$ 决定,因此人工智能对财富分配的影响取决于其对 r 和 g 的相对作用。前文已表明, r 主要受岗位替代型技术相对效率 κ_I/κ_N 的推动,而 g 更多取决于两类研发效率的总体水平。因此,当技术进步明显偏向岗位替代,或总体研发效率不足以显著抬升增长率时,人工智能更可能通过推升 $r-g$ 扩大财富分配差距。

结果显示,在技术偏向性不断增强的情形下,财富基尼系数由 0.480 上升至 0.613,表明财富分配差距明显扩大。这意味着,在本文设定下,人工智能带来的增长收益更可能向资本和高技能劳动者集中,从而加深经济增长结果与财富分配结果之间的权衡(Berg and Ostry, 2017)。

(二) 创新政策

本文首先考察创新政策的作用。由于模型中的人工智能进步由创新部门内生决定,针对不同类型技术的创新激励可以改变技术演进方向,从而缓解岗位替代偏向。具体分析两类政策:一是对岗位替代型技术研发征税,即“人工智能税”;二是对岗位增强型技术研发给予补贴,即“岗位增强型研发补贴”。在模型中,前者使岗位替代型技术净现值由 v_I 变为 $(1-\tau_I)v_I$,后者使岗位增强型技术净现值由 v_N 变为 $(1+\tau_N)v_N$ 。设定 $\tau_I=\tau_N=0.2$,且政策于第 5 期实施、不可预期。

如图 3 所示,两类政策均会抑制人工智能向岗位替代方向演化,并影响期末稳态中劳动密集型中间品比重 n ,分别达到 35.6% 和 34.9%。这表明,在本文设定下,两类创新政策均有助于减缓劳动被自动化替代的速度,并相应放缓生产结构向资本和高技能劳动更密集方向的调整。

政策实施后,资本回报率 r 和技能溢价 w^{prem} 均较基准情形明显下降。其中,人工智能税对生产结构的抑制作用更强,因此对资本回报率和技能溢价的压低幅度更大。但与此同时,人工智能税会削弱创新激励,从而使经济增长率下降;岗位增强型研发补贴则在改善财富分配结果的同时对增长更为有利。从 $r-g$ 缺口与基尼系数的变化看,两类政策在改善财富分配方面效果接近,但在增长维度上存在明显差异。

总体而言,在本文设定下,人工智能税和岗位增强型研发补贴均会影响经济增长与财富分配,但作用机制存在差异:前者更有利于缓解岗位替代偏向,后者则在改善财富分配的同时对增长更为有利。若从模型内比较结果看,岗位增强型研发补贴在经济增长与财富分配的权衡上表现相对较好。

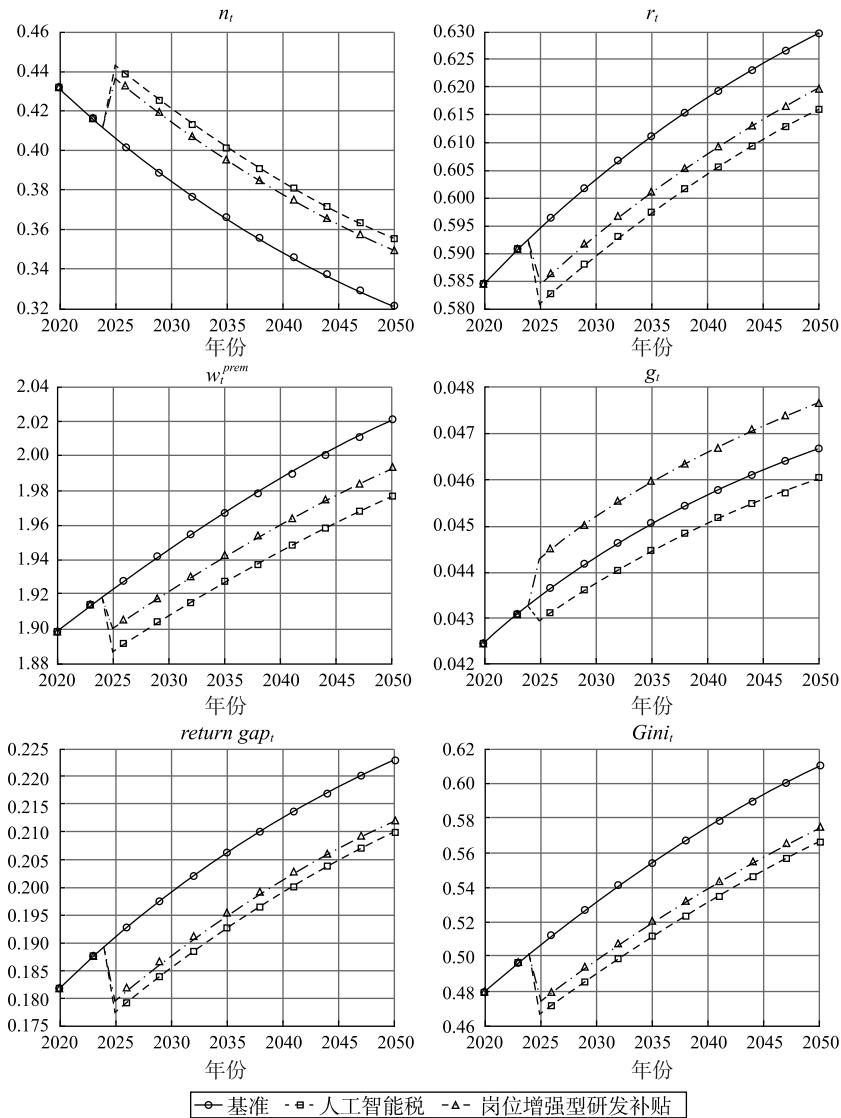


图 3 创新政策的影响

(三) 数字基础设施建设

本文进一步考察数字基础设施建设的影响。数字基础设施包括高速网络、云计算平台以及数据存储和处理设施等,其完善程度直接影响人工智能技术扩散和应用效率。模型中以参数 A 表征人工智能技术进步效率,并设第 5 期大规模数字基础设施建设使 A 提高为初始水平的两倍。

如图 4 所示,数字基础设施改善提升了人工智能技术进步效率。一方面,劳动生产率提高使劳动密集型中间品的相对生产效率上升,劳动密集型中间品比重 n 较基准情形有所提高,低技能劳动需求相对增加,技能溢价下降。另一

方面,生产率提升也推高了资本需求,使资本回报率 r 有所上升。然而,由于数字基础设施增强了整体技术进步和产出扩张,经济增长率较基准情形提高约 2%,足以抵消资本回报率上升的影响,从而缩小 $r-g$ 缺口并降低基尼系数。

因此,在本文设定下,数字基础设施建设既有助于提高经济增长率,也有助于通过改善生产效率和劳动力需求结构改善财富分配结果,从而在经济增长与财富分配之间呈现相对较好的效果。

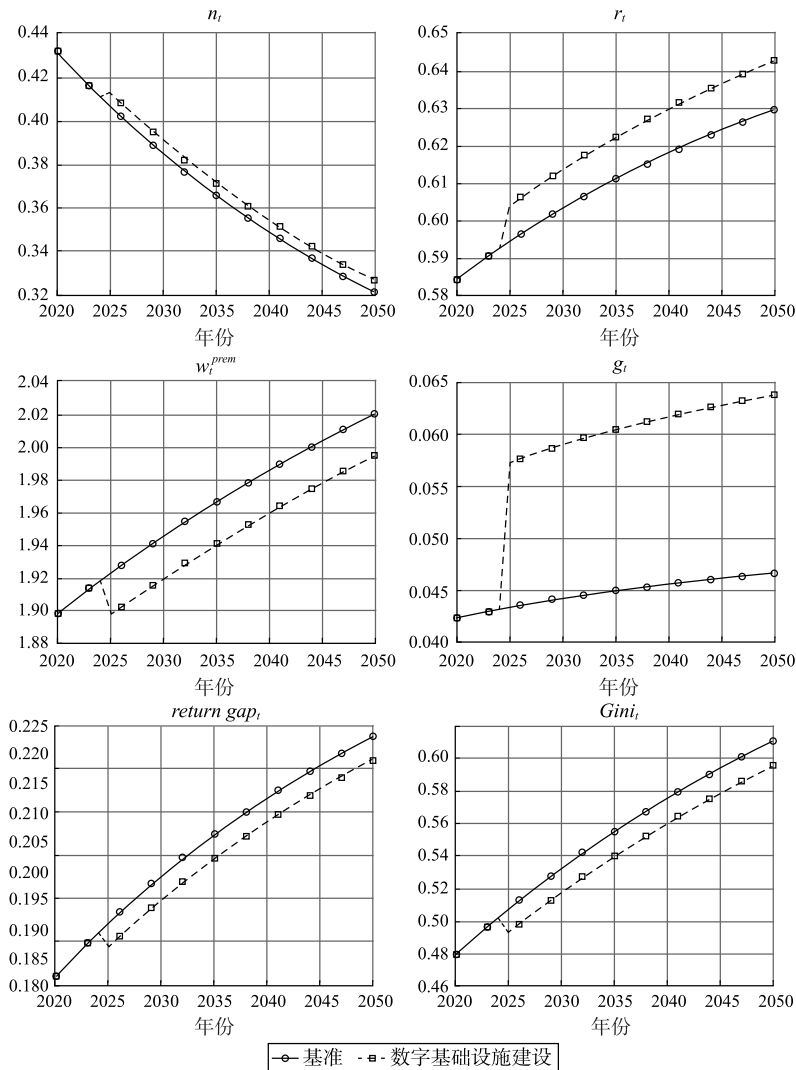


图 4 数字基础设施建设的影响

(四) 再分配政策

最后,本文分析再分配政策的作用。考虑到人工智能技术进步可能扩大财富分配差距,再分配政策可通过改善劳动者收入和财富积累条件减轻低技能劳

动者所受冲击。本文重点考察两类政策：一是全民基本收入(universal basic income, UBI),即对所有劳动者提供普遍转移支付；二是低技能补贴,即仅对低技能劳动者提供定向补助。模型中,UBI使所有劳动者工资由 w_z 变为 $w_z + T$,低技能补贴使低技能工资由 w_M 变为 $w_M + T_M$ 。为保证可比性,两类政策的总转移规模相同,且均在第5期实施、不可预期。

如图5所示,两类再分配政策对生产结构 n 的影响较小,但均有助于压低资本回报率 r 。其原因在于,再分配提高了家庭可支配收入和储蓄供给,从而增加资本供给并压低资本回报。由于两类政策总转移规模相同,因此其对资本回报率的影响相近。

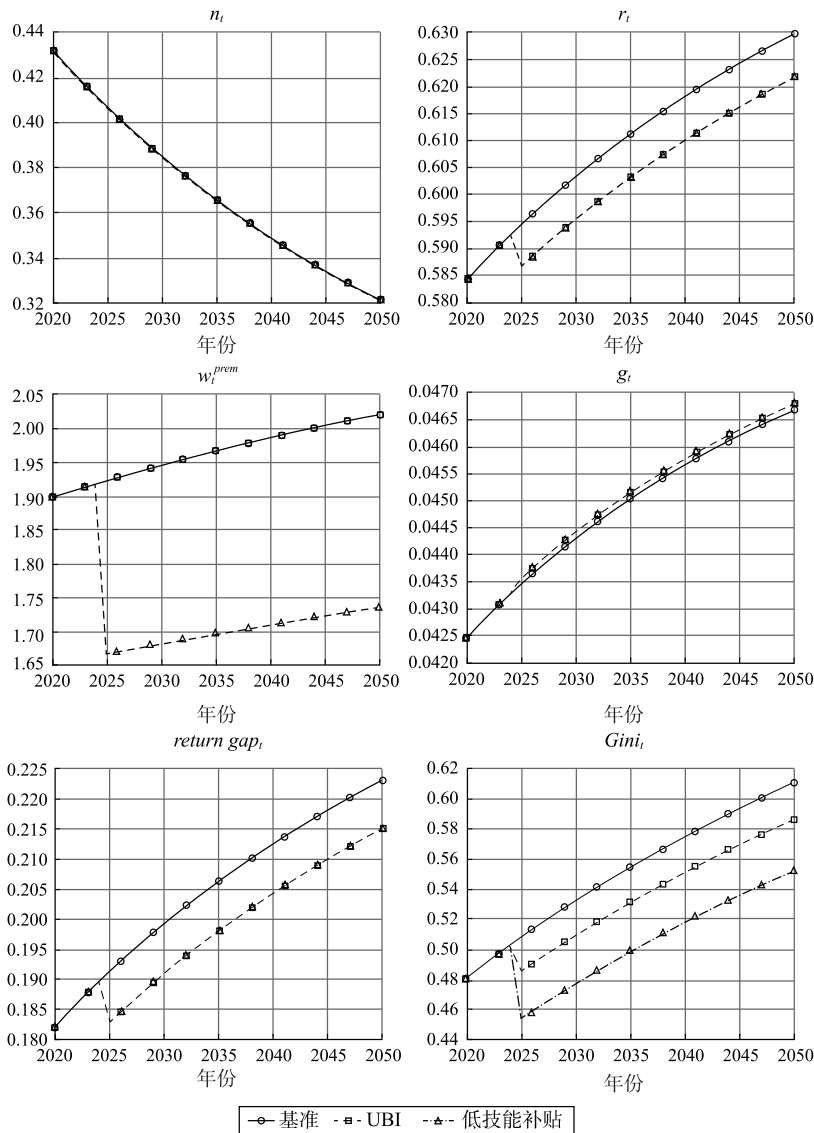


图 5 再分配政策的影响

不同之处在于,低技能补贴直接提高低技能劳动者收入,因而显著压低技能溢价;相比之下,UBI主要以普遍性收入支持方式改善分配,对技能溢价的直接调节作用较弱。由于两类政策对增长率 g 的影响均较小,资本回报率下降会同步缩小 $r-g$ 缺口,并改善财富分配结果。总体看,在本文设定下,UBI和低技能补贴均会降低财富基尼系数,但低技能补贴由于更具针对性,对财富分配的改善更为明显。若从模型内比较结果看,在两类政策对经济增长率影响均较小的条件下,低技能补贴在改善财富分配方面表现相对更好。

(五) 福利分析

为综合评估经济增长与财富分配之间的权衡,本文引入基于 Sen(1973,1976)的“增长-不平等”福利分析框架^①,将社会福利定义为 $W_t = (g_t)^\alpha (1 - G_t)^{1-\alpha}$,其中 g_t 为当期经济增长率, $1 - G_t$ 表示平等程度, $\alpha \in [0,1]$ 刻画政府对增长与分配的相对偏好。与单纯以产出或增长衡量福利的做法相比,该指标可以在统一框架下同时纳入增长与分配因素。

在政府预算平衡约束下,本文比较两组政策组合。第一组以20%的人工智能税为既定收入来源,考察三种财政支出方式:UBI、低技能工资补贴和岗位增强型研发补贴。第二组以20%的岗位增强型研发补贴为既定支出,考察三种融资方式:一次性总额税、高技能工资税和人工智能税。进一步地,设定三类政府偏好:增长导向型($\alpha = 0.9$)、兼顾型($\alpha = 0.5$)和公平导向型($\alpha = 0.1$)。

由表2可见,在人工智能税融资下,UBI和低技能工资补贴均会改善财富分配并降低基尼系数,但同时使增长率下降约2.08%,表明普惠性或劳动补贴型支出对经济增长与财富分配的影响存在一定权衡。相比之下,在本文设定下,岗位增强型研发补贴在经济增长与财富分配之间表现出较好的综合结果:经济增长率提高1.39%,劳动比例提高30.6%,基尼系数下降19.52%, $r-g$ 缺口缩小16.85%。福利比较进一步表明,在三类政府偏好下,该方案对应的福利水平相对较高,尤其在公平导向型政府下福利增幅为27.37%。这表明,在模型内比较中,将人工智能税收入用于支持岗位增强型研发,有助于在技术进步、劳动吸纳与财富分配之间取得较好的平衡。

表2 人工智能税财政组合的福利效应

单位:%

指标	UBI	低技能工资补贴	岗位增强型补贴
增长率(g)	-2.08	-2.08	1.39
劳动比例(n)	17.19	17.19	30.60
资本相对回报(R/w)	-4.53	-4.53	-8.42

① 标准效用的福利分析结果详见附录Ⅲ。

(续表)

指标	UBI	低技能工资补贴	岗位增强型补贴
工资溢价 (w^{prem})	-3.37	-3.60	-5.08
“回报—增长”缺口 ($return\ gap$)	-9.46	-9.46	-16.85
基尼系数 ($Gini$)	-11.48	-11.57	-19.52
利率 (r)	-3.51	-3.51	-5.87
福利 ($\alpha = 0.9$)	-0.24	-0.23	3.99
福利 ($\alpha = 0.5$)	7.50	7.56	15.08
福利 ($\alpha = 0.1$)	15.83	15.96	27.37

由表3可见,在岗位增强型研发补贴既定的情形下,不同融资方式对经济增长与财富分配的影响存在明显差异。一次性总额税和高技能工资税均能将经济增长率提高约3.15%,但财富分配改善幅度相对有限,基尼系数仅下降约8%。若对应增长导向型偏好,这两种融资方式的福利表现相对较好。相比之下,以人工智能税融资虽然使增长率提升较小(约1.37%),但劳动比例提高30.37%,基尼系数下降19.38%, $r-g$ 缺口缩小16.72%,在兼顾型和公平导向型偏好下对应的福利水平相对更高。由此可见,在本文设定下,不同融资方式在经济增长与财富分配之间呈现不同权衡:总额税和高技能工资税更侧重增长结果,而人工智能税融资对应的财富分配改善更为明显。

表3 岗位增强型研发补贴政策组合的福利效应

单位:%

指标	一次性总额税	高技能工资税	人工智能税
增长率(g)	3.15	3.15	1.37
劳动比例(n)	12.53	12.53	30.37
资本相对回报(R/w)	-2.38	-2.38	-8.34
工资溢价 (w^{prem})	-1.94	-2.37	-5.04
“回报—增长”缺口 ($return\ gap$)	-7.03	-7.03	-16.72
基尼系数 ($Gini$)	-8.40	-8.56	-19.38
利率 (r)	-2.26	-2.26	-5.82
福利 ($\alpha = 0.9$)	4.11	4.14	3.96
福利 ($\alpha = 0.5$)	8.05	8.17	14.98
福利 ($\alpha = 0.1$)	12.13	12.36	27.18

六、政策含义

本文结果具有如下政策含义。在人工智能加速扩散背景下,改善经济增长与财富分配之间的权衡,有赖于不同类型政策的协调配合,而非单一政策工具的强化。具体而言,应通过差异化创新政策引导技术演进方向,对岗位替代型技术适度征税,并加强对岗位增强型研发的支持,以缓解岗位替代偏向及其分配后果;应持续推进数字基础设施建设,通过提升技术扩散效率和劳动生产率,改善经济增长与财富分配结果;同时,还应完善面向受冲击群体的再分配政策,增强低技能劳动者的收入和财富积累能力。总体而言,人工智能不应仅仅被视为增长工具,其发展路径及配套制度安排同样关系到财富分配结果。通过合理配置创新激励、数字基础设施建设与再分配政策,有助于在提升经济效率的同时缓解技术进步带来的分配冲击,从而推动人工智能发展更好地兼顾经济增长与财富分配。

参考文献

- [1] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment", *American Economic Review*, 2018, 108(6), 1488-1542.
- [2] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "Unpacking Skill Bias: Automation and New Tasks", *AEA Papers and Proceedings*, 2020, 110, 356-361.
- [3] Aghion, P., and P. Howitt, "A Model of Growth Through Creative Destruction", *Econometrica*, 1992, 60(2), 323-351.
- [4] Berg, A. G., and J. D. Ostry, "Inequality and Unsustainable Growth: Two Sides of the Same Coin?", *IMF Economic Review*, 2017, 65(4), 792-815.
- [5] Gomez, M., "Decomposing the Growth of Top Wealth Shares", *Econometrica*, 2023, 91(3), 979-1024.
- [6] Grossman, G. M., and E. Helpman, "Quality Ladders in the Theory of Growth", *The Review of Economic Studies*, 1991, 58(1), 43-61.
- [7] 郭凯明, "人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动", 《管理世界》, 2019年第7期, 第60—77、202—203页。
- [8] Hicks, J., *The Theory of Wages*. Springer, 1963.
- [9] 黄浩权、戴天仕、沈军, "人工智能发展、干中学效应与技能溢价——基于内生技术进步模型的分析", 《中国工业经济》, 2024年第2期, 第99—117页。
- [10] Jones, J. B., and F. Yang, "Skill-Biased Technical Change and the Cost of Higher Education", *Journal of Labor Economics*, 2016, 34(3), 621-662.
- [11] Karabarbounis, L., and B. Neiman, "The Global Decline of the Labor Share", *The Quarterly Journal of Economics*, 2014, 129(1), 61-103.

- [12] 刘青、肖柏高,“劳动力成本与劳动节约型技术创新——来自 AI 语言模型和专利文本的证据”,《经济研究》,2023 年第 2 期,第 74—90 页。
- [13] Maslej, N., L. Fattorini, R. Perrault, V. Parli, A. Reuel, E. Brynjolfsson, J. Etchemendy, K. Ligett, T. Lyons, J. Manyika, J. C. Niebles, Y. Shoham, R. Wald, and J. Clark, *The AI Index 2024 Annual Report*. Stanford, CA: AI Index Steering Committee, Institute for Human-Centered AI, Stanford University, 2024.
- [14] Moll, B., L. Rachel, and P. Restrepo, “Uneven Growth: Automation’s Impact on Income and Wealth Inequality”, *Econometrica*, 2022, 90(6), 2645-2683.
- [15] Piketty, T., *Capital in the Twenty-First Century*. Belknap Press of Harvard Univ. Press, 2014.
- [16] Purdy, M., and P. Daugherty, “How AI Boosts Industry Profits and Innovation”, Accenture Research Paper, 2017.
- [17] Romer, P. M., “Endogenous Technological Change”, *Journal of Political Economy*, 1990, 98(5, Part 2), S71-S102.
- [18] Sen, A., “Behaviour and the Concept of Preference”, *Economica*, 1973, 40(159), 241-259.
- [19] Sen, A., “Poverty: An Ordinal Approach to Measurement”, *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1976, 44(2), 219-231.
- [20] 杨飞、范从来,“产业智能化是否有利于中国益贫式发展?”,《经济研究》,2020 年第 5 期,第 150—165 页。
- [21] Zheng, G., “Wealth Shares in the Long Run”, Working Paper, 2019.

Artificial Intelligence, Economic Growth, and Wealth Distribution

CHEN Binkai

(Central University of Finance and Economics)

ZHANG Zirun

(Minzu University of China)

XIA Junjie

(Central University of Finance and Economics; Peking University)

CHEN Si*

(Peking University)

Abstract: We distinguish artificial intelligence (AI) technologies into labor-replacing and labor-augmenting types and develop a dynamic general equilibrium model that integrates en-

* Corresponding Author: CHEN Si, Institute of New Structural Economics, Peking University, Langrun Garden, No. 5 Yiheyuan Road, Haidian District, Beijing 100871, China. Tel: 86-19962092718; E-mail: schen2022@nsd.pku.edu.cn.

ogenous AI-driven technological change and household heterogeneity to examine their effects on economic growth and wealth distribution. Results show that AI is overall biased toward labor-replacing technologies, which raise capital returns and skill premiums and thereby widen wealth distribution gaps. Although AI promotes growth, the growth effect is insufficient to offset widening wealth distribution gaps. Policy simulations suggest that innovation, digital infrastructure, and redistributive policies mitigate distributional pressures; under fiscal constraints, an AI tax combined with subsidies for labor-augmenting R&D performs relatively well.

Keywords: artificial intelligence; economic growth; wealth distribution

JEL Classification: O33, E61, D63