

人口结构对人工智能的影响与作用机制研究

黄乾 方守林¹

(南开大学 经济学院, 天津 300071)

【摘要】: 本文构建了一个世代交叠模型以分析人口结构对人工智能的影响与机制, 使用中国 2009—2019 年省级面板数据, 运用工具变量法实证分析了人口结构对人工智能的影响并进行了稳健性、异质性检验与机制分析。研究表明, (1) 年轻劳动人口比例的减少导致了人工智能的采用。(2) 使用不同指标衡量人工智能的实证分析结果表明基本结论是稳健的, 异质性检验结果表明人口结构对人工智能的影响存在时间和区域异质性。(3) 工资水平是年轻劳动人口比例影响人工智能的一个机制。研究结果为理解人工智能的采用提供了一个视角, 对于制定人工智能发展政策具有参考意义。

【关键词】: 人口结构 替代效应 人工智能 中介效应

【中图分类号】: F241 **【文献标识码】:** A **【文章编号】:** 1006—2912(2022)08—0106—13

一、引言

第七次全国人口普查结果显示, 中国 15—59 岁人口为 8.9 亿人, 占总人口的比例为 63.35%, 与 2010 年相比, 比重下降 6.79 个百分点(宁吉喆^[1], 2021)。国家统计局数据显示, 从 2010 年开始中国劳动年龄人口逐年下降。2010 年中国 15—64 岁人口所占比例为 74.53%, 到 2020 年这一比例下降为 68.60%, 下降了 5.93 个百分点。劳动年龄人口减少导致劳动力供给数量减少, 进而影响了中国的工资水平。2010 年来中国工资水平逐年上涨。国家统计局数据显示, 2010 年中国城镇单位就业人员工资为 3.7 万元, 2020 年为 9.7 万元, 年平均增长率为 10.12%。不断上涨的工资水平使得企业面临的用工成本逐年上升。为了积极应对用工成本不断上升的压力, 从 2012 年开始, “机器换人”在浙江省和江苏省的传统制造业企业中逐渐兴起。东莞市《东莞市推进企业“机器换人”行动计划(2014—2016 年)》与各项扶持政策在 2014 年逐步出台, 推动了东莞市“机器换人”行动的开展。随后这场“机器换人”的浪潮在全国兴起。

“机器换人”本质是人工智能技术的应用。工业机器人和人工智能作为新一轮科技革命的主要标志受到了全球各个国家的重视。中国政府在 2017 年发布了《新一代人工智能发展规划》并在 2018 年发布了《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划(2018—2020 年)》加速了中国人工智能的快速发展。从 2013 年开始中国始终是世界上最大的工业机器人市场, 2020 年中国工业机器人的安装数量为 16.88 万台, 比 2019 年增长 20%, 占世界工业机器人安装数量的 44%, 中国工业机器人安装的台数超过了美国和欧洲的总和(10.64 万台)^[2]。

机器人和其他工业自动化技术的发展受到人口变化尤其是老龄化的巨大推动(Acemoglu and Restrepo^{[3][4]}, 2018, 2021), 本文认为年轻劳动力(青年和中年工人)在体力生产性任务中相对于老年工人具有相对优势, 人口结构的转变降低了年轻劳动力在劳

¹作者简介: 黄乾(1973—), 男, 湖北仙桃人, 南开大学经济学院教授、博士生导师, 研究方向: 劳动经济学、人口经济学与公共政策; 方守林(1986—), 男, 山东滨州人, 南开大学经济学院博士生, 研究方向: 劳动经济学。

基金项目: 国家自然科学基金项目“全面二孩政策对老年人健康的影响、作用机制与社会支持政策模拟”(72074128), 项目负责人: 黄乾; 天津市研究生科研创新项目“生育政策优化对居民收入分配的影响、作用机制与政策支持模拟”(2021YJSB032), 项目负责人: 方守林

动人口中的占比，增加了年轻劳动力的工资水平。工资水平的变化通过替代效应和规模效应影响生产要素需求(Ehrenberg R G et al.^[5], 2021; 曾湘泉^[6], 2011; 杨河清^[7], 2018)。因此，人口结构的变化对年轻劳动力、老年劳动力和人工智能的使用均有不同影响。本文在年轻劳动力和人工智能相互替代，老年劳动力和人工智能是互补的假设下构建了一个两期的世代交叠模型，分析了人口结构对人工智能的影响与机制。这为理解人工智能采用的原因提供了一个新的视角。在中国人口老龄化程度不断加深的背景下，本文的研究对于中国更好地制定人工智能发展的政策和更加积极应对老龄化具有一定的参考意义，对客观评估人口结构对人工智能的影响具有一定的指导意义。

二、国内外研究现状

人口结构对人工智能影响的相关研究包括人工智能对劳动力市场影响的研究和人工智能采用的影响因素研究。前者包括人工智能对工资、就业的影响，后者主要分析并检验了人口老龄化对自动化采用的影响。

人工智能对工资影响的研究从高低技能的互补效应和替代效应展开，主要观点有互补效应占主导、替代效应占主导和人工智能对工资水平影响不显著。(1) 互补效应占主导的研究结果表明人工智能的采用使得低技能和高技能工人的工资水平均上升。从行业层面来看，人工智能采用使得行业内人力资本上升导致平均工资上升。以制造业为例，人工智能采用使得制造业就业人员平均工资增长 0.2%~0.3%(杨晓锋^[8], 2018)。从企业层面来看，人工智能采用使得企业提供更多技能培训提升了人力资本导致企业职工的工资上涨。这一效应使企业职工的平均工资上涨 13.21%(余玲铮等^[9], 2019)。人工智能对工资水平影响在个体层面也仍然存在(程虹等^[10], 2020)。(2) 替代效应占主导的研究结果表明人工智能减少了工资水平(彭代彦等^[11], 2021)。(3) 人工智能对工资水平的影响不显著。人工智能对工资收入的整体影响是不明显的(闫雪凌等^[12], 2020)。互补效应和替代效应影响工资的同时导致了就业结构的转变，人工智能导致了劳动者在不同行业之间的流动，但是工资总水平保持均衡(蔡跃洲等^[13], 2019)。但是，从长期来看，人工智能对劳动者的替代效应将占主导，劳动力工资水平可能会呈现下降趋势(De Canio, Stephen J^[14], 2016)。人工智能对就业影响的研究围绕数量效应和结构效应展开。数量效应是指人工智能对就业的破坏和促进效应，主要研究结论是短期内破坏效应占主导，长期内促进效应占主导。基于中国微观企业数据的经验研究表明，企业劳动力的需求因机器人的使用显著上升，但是并非所有行业都从工业机器人的使用中获益，劳动密集型企业 and 低技能劳动力的就业受到抑制(李磊等^[15], 2021)。结构效应的研究表明，新工业革命造成了制造业就业比例的大幅下降的同时也大幅度提高了服务业就业占比(Autor 和 Dorn^[16], 2013)。老龄化对自动化的研究表明人口老龄化促进了自动化。机器人和其他工业自动化技术的发展受到人口变化尤其是老龄化的巨大推动，中国的人口老龄化对自动化具有显著的正向效应(邓翔等^[17], 2018)。该研究虽然对年轻劳动力的比例进行建模，但是，在两期 OLG 模型中不能推导出人口增长和两类劳动力比例的关系，因此也就不能建立自动化资本与两类劳动比例之间的关系，同时也不能够得出自动化采用与老龄化的关系。此外，人口结构对人工智能的影响机制也有待分析。

目前已有较多文献研究了人工智能对劳动力市场的影响，但是人工智能采用的原因还有探讨的空间。与现有研究相比，本文可能的创新在于，第一，构建了一个两期世代交叠模型分析年轻劳动力比例减少对人工智能采用的影响，其中年轻劳动力与人工智能是替代的、老年劳动力与人工智能是互补的。理论模型和数值模拟表明年轻劳动力比例的减少导致了更多的人工智能采用。第二，使用中国省级面板数据(2009—2019)运用工具变量法验证了年轻劳动力比例对人工智能采用的影响，实证检验的结果与理论模型的预期相一致。稳健性检验的结果表明这一结果是稳健的，异质性检验的结果表明，人口结果对人工智能的影响存在时间和区域的异质性。第三，提出了工资水平是年轻劳动力比例影响人工智能采用的一个机制，这对于理解中国人工智能采用的原因提供了新的视角。

三、理论模型

(一) 家庭

在经济体中，时间是离散并且是趋于无穷的。个体与家庭是一一对应的，代表性个体存活两期 $t=\{1, 2\}$, $t=1$ 代表年轻期，

$t=2$ 代表老年期。假定出生于 t 期的个体效用函数形式为

$$U(c_{1,t}, c_{2,t+1}) = u(c_{1,t}) + \gamma u(c_{2,t+1}) \quad (1)$$

其中, $c_{1,t}$ 是代表性家庭在第一期的消费, $c_{2,t+1}$ 是第二期的消费, 家庭的瞬时效用函数为

$$u(c_{s,t}) = \frac{(c_{s,t})^{1-\sigma} - 1}{1-\sigma}, \sigma \geq 1 \quad (2)$$

其中, σ 是常相对风险厌恶系数, $\gamma \in (0, 1)$ 为贴现因子。家庭在 t 期和 $t+1$ 期均无弹性地提供劳动力, 数量分别用 $L_{1,t}$ 和 $L_{2,t+1}$ 表示, 分别获得工资 w_t 和 w_{t+1} , 在第一期家庭做出消费和储蓄的决策, 在第二期家庭花光所有储蓄没有遗赠。

代表性家庭最大化问题可以表述为

$$\begin{aligned} \max_{\{c_{s,t+2-1}\}_{t=1}^{\infty}, \{b_{2,t+1}\}} & u(c_{1,t}) + \beta u(c_{2,t+1}) \\ c_{1,t} &= w_t - b_{2,t+1} \\ c_{2,t+1} &= w_{t+1} + (1 + r_{t+1}) b_{2,t+1} \end{aligned} \quad (3)$$

根据对年轻人数量和老年人数量的假设, 可以描述经济体中的人口变动。 $L_{1,t}$ 是 t 期年轻人数量, $L_{2,t}$ 是 t 期老年人的数量。经济体中的总人数用 N_t 表示,

$$N_t = L_{1,t} + L_{2,t} \quad (4)$$

g_N 为人口增长率, 根据增长率的定义

$$g_N = \frac{N_t - N_{t-1}}{N_{t-1}} \quad (5)$$

使用

$$\theta = \frac{L_{1,t}}{L_{1,t} + L_{2,t}} = \frac{L_{1,t}}{N_t} \quad (6)$$

表示年轻劳动力占总劳动力的比重, 根据该式可以求出年轻劳动力和老年劳动力的比例,

$$\mu = \frac{L_{1,t}}{L_{2,t}} = \frac{\theta}{1 - \theta} \quad (7)$$

根据(4)、(5)、(6)和(7)式可以得出：

$$g_N = \frac{N_t - N_{t-1}}{N_{t-1}} = \frac{N_t}{N_{t-1}} - 1 = \frac{L_{1,t} + L_{2,t}}{L_{1,t-1} + L_{2,t-1}} - 1 = g_{L_1} = g_{L_2} \quad (8)$$

因此，通过两期 OLG 模型，可以得出劳动力的增长率和人口增长率是相同的，但并不能够得出人口增长率和年轻劳动力或老年劳动力占总劳动力的比重的关系，也不能够得出人口增长率和两类劳动力比重的关系。

(二) 厂商

假设厂商使用物质资本、人工智能资本和劳动力进行生产，年轻劳动力和人工智能资本是相互替代的，老年劳动力和人工智能资本是互补的。因此，假设厂商采用以下生产函数进行生产。

$$Y(t) = K_{p,t}^\alpha L_{2,t}^\beta (K_{a,t} + L_{1,t})^{1-\alpha-\beta} \quad (9)$$

$Y(t)$ 是厂商的产出， $K_{p,t}$ 是物质资本， $L_{2,t}$ 是老年劳动力 $K_{a,t}$ 是人工智能资本， $L_{1,t}$ 是年轻劳动力。代表性厂商选择物质资本、人工智能资本、雇佣年轻劳动力和老年劳动力的数量以最大化其利润。厂商利润最大化问题表示为：

$$\max_{K_{p,t}, K_{a,t}, L_{1,t}, L_{2,t}} K_{p,t}^\alpha L_{2,t}^\beta (K_{a,t} + L_{1,t})^{1-\alpha-\beta} - R_{p,t} K_{p,t} - R_{a,t} K_{a,t} - w_{1,t} L_{1,t} - w_{2,t} L_{2,t} \quad (10)$$

对 $K_{p,t}$, $L_{2,t}$, $K_{a,t}$ 和 $L_{1,t}$ 求一阶导数便可以得到厂商使用四种要素的原则。

$$\begin{aligned} R_{p,t} &= \alpha K_{p,t}^{\alpha-1} L_{2,t}^\beta (K_{a,t} + L_{1,t})^{1-\alpha-\beta} \\ R_{a,t} &= (1 - \alpha - \beta) K_{p,t}^\alpha L_{2,t}^\beta (K_{a,t} + L_{1,t})^{-\alpha-\beta} \\ w_{1,t} &= (1 - \alpha - \beta) K_{p,t}^\alpha L_{2,t}^\beta (K_{a,t} + L_{1,t})^{-\alpha-\beta} \\ w_{2,t} &= \beta K_{p,t}^\alpha L_{2,t}^{\beta-1} (K_{a,t} + L_{1,t})^{1-\alpha-\beta} \end{aligned} \quad (11)$$

结合资本市场是完全竞争的假设与厂商使用四种要素的原则，可以得出

$$R_{p,t} = R_{a,t} = w_{1,t} \quad (12)$$

(三) 市场出清与均衡

模型中劳动力市场、资本市场和产品市场必须是出清的。两种劳动力的供给等于需求、资本市场的供给和需求相等，产品市场满足供给与需求相等。

$$\begin{aligned}
L_{1,t} &= L'_{1,t} \\
L_{2,t} &= L'_{2,t} \\
K_{p,t} + K_{a,t} &= b_{2,t} \\
Y_t &= C_t + I_t
\end{aligned} \tag{13}$$

其中， $L_{1,t}$ 和 $L'_{1,t}$ 分别代表年轻劳动力的供给和需求， $L_{2,t}$ 和 $L'_{2,t}$ 分别代表老年劳动力的供给和需求，第三个方程和第四个方程分别代表资本市场和产品市场的均衡。

$$I_t = K_{p,t+1} + K_{a,t+1} - (1 - \delta)K_{p,t} + K_{a,t} \tag{14}$$

其中， δ 为资本折旧率。根据产品市场均衡和 I_t 的方程可以求得资本运动方程

$$K_{p,t+1} + K_{a,t+1} = sY_t + (1 - \delta)K_{p,t} + K_{a,t} \tag{15}$$

竞争均衡是指一组数量向量和价格向量的路径使得家庭满足效用最大化、厂商满足利润最大化以及市场出清，资本存量 $\{K(t)\}_{t=0}^{\infty}$ 由方程(15)决定。稳态均衡是指稳态时变量以不变的速率增长。

定义人均物质资本和人均人工智能资本，

$$k_{s,t} = \frac{K_{s,t}}{N_t} k_{a,t} = \frac{K_{a,t}}{N_t} \tag{16}$$

并将 $R_{p,t}$, $R_{a,t}$, $w_{1,t}$, $w_{2,t}$ 带入资本运动方程(15), 根据在稳态时的以下事实:

$$K_{p,t+1} = K_{p,t} = K_p^*, K_{a,t+1} = K_{a,t} = K_a^*, w_{1,t+1} = w_{1,t} = w_1^*, w_{2,t+1} = w_{2,t} = w_2^* \tag{17}$$

以及年轻劳动力和老年劳动力的关系， $L_1^* = \mu L_2^*$ 可以得出稳态时的人均人工智能资本存量由下式隐含地决定。

$$s \left(\frac{\alpha}{1 - \alpha - \beta} (1 - \theta)^\beta (k_a^* + \theta)^{(1-\beta-\alpha)} \right) = \delta \left(\frac{\alpha}{1-\alpha-\beta} ((k_a^* + \theta) + k_a^*) \right) \tag{18}$$

(四)数值模拟

上式隐含地确定了稳态时的人工智能资本存量和年轻劳动力比例的关系，但是难以求解出两者之间的具体显性关系表达式，因而不能够直观判断两者之间的关系。本文采取数值模拟的方法观察年轻劳动力比例和最优人工智能资本存量之间的关系。根据黄贇琳^[18]等(2015)年的研究，将产出中资本份额 α 校准为 0.503, 所以，老年劳动力与人工智能资本和年轻劳动力的份额相加等于 0.497。首先将 β 取值为 0.166, 即假设老年劳动力、年轻劳动力和人工智能资本的份额是相等的。为了保持结果的稳健本

文模拟了 β 不同取值情况。根据王弟海和龚六堂^[19] (2007)的研究, 将 σ 校准为 0.5, 根据张开、龚六堂^[20] (2018)的研究将资本折旧率校准为 0.02。不失一般性将老年劳动力的数量取值为 1, 这样我们可以根据稳态时的人均人工智能资本存量方程模拟 θ 的不同值对稳态时人工智能资本的影响。

(1) 年轻劳动力比例与稳态人均人工智能存量的关系。

将 β 取值为 0.150, 0.166, 0.200 和 0.250 四种情况进行了模拟, 模拟的结果如图 1 所示。模拟的结果表明, 随着年轻劳动力所占比例的减少, 人均人工智能资本存量增加了, 年轻劳动力比例与人均人工智能资本存量负相关。 β 取值较低时人均人工智能资本存量较高, 这是由于此时, 人工智能资本和年轻劳动力的收入份额较大, 这使得稳态时人均人工智能资本存量较高。不同的文献对资本折旧率的计算也不全相同, 比如李稻葵等^[21] (2012)通过参数校准将其分别设定为 0.041 和 0.03, 本文也模拟了不同资本折旧率下年轻劳动力比例和人均人工智能资本存量之间的关系。模拟的结果如图 2 所示。模拟的结果表明, 在不同的资本折旧率下年轻劳动力比例与人均人工智能资本存量负相关。因为, 较低的折旧率对应较高的稳态人工智能资本, 所以, 较低的折旧率对应较高的稳态人均资本存量。

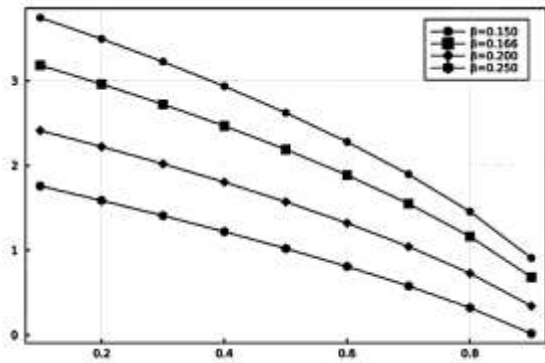


图 1 β 取不同值时 θ 与稳态人均人工智能资本关系

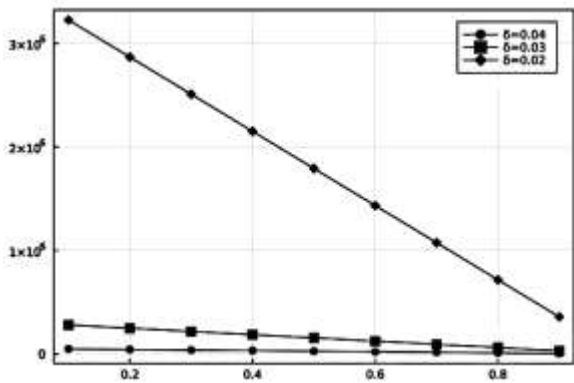


图 2 δ 取不同值时 θ 与稳态人均人工智能资本关系

以上的模拟结果表明, 年轻劳动力比例与人工智能人均资本负相关, 因此, 本文提出以下假说:

假说 1: 年轻劳动力的减少导致了更高人工智能的采用, 即由于年轻劳动力和人工智能技术存在互补效应, 因此, 年轻劳动

力的减少增加了人工智能技术的采用。

(2) 年轻劳动力比例对工资水平的影响。

① 年轻劳动力比例变动对年轻劳动力工资水平的影响。

根据劳动力供求理论，劳动力供给数量的减少使得劳动力工资水平的上升。将年轻劳动力的工资决定方程写为人均人工智能资本的形式。

$$w_{1t} = (1 - \alpha - \beta) \left(\frac{\alpha}{1 - \alpha - \beta} \right)^{\alpha} \left(\frac{1 - \theta}{k_a + \theta} \right)^{\beta} \quad (19)$$

然后，模拟了将 β 取值为 0.150, 0.166, 0.200 和 0.250 时， θ 与稳态年轻劳动力工资水平的关系。数值模拟的结果表明，随着 θ 上升，年轻劳动力工资水平下降了(见图 3)。在 β 较低时对应更高的工资水平，这是因为在 β 较低时年轻劳动力和人工智能资本分配的份额上升了。

② 年轻劳动力比例变动对老年劳动力工资水平的影响。

将老年劳动力的工资决定方程写为人均人工智能资本的形式。

$$w_{2t} = \beta \left(\frac{\alpha}{1 - \alpha - \beta} \right)^{\alpha} \left(\frac{k_a + \theta}{1 - \theta} \right)^{1-\beta} \quad (20)$$

然后，模拟了将 β 取值为 0.150, 0.166, 0.200 和 0.250 时， θ 与稳态老年劳动力工资水平的关系。数值模拟的结果表明，随着 θ 上升，老年劳动力工资水平上升了(见图 3)。这是由于年轻劳动力比例的增加意味着老年劳动力数量的减少，因此，老年劳动力的工资水平上升了。在 β 较低时对应更低的工资水平，这是因为在 β 较低时老年劳动力分配的份额更少了。

③ 年轻劳动力比例变动对总工资水平的影响。

模拟的结果表明，年轻劳动力的比例的增加对总工资水平的影响是非线性的， θ 与总工资水平呈倒 U 型关系。本文以 0.01 为步长，模拟了 θ 在 0.1 到 0.9 之间的 81 个取值，模拟的结果表明在 β 取值为 0.150, 0.166, 0.200 和 0.250 时，拐点的取值分别为，0.82, 0.80, 0.79 和 0.78。

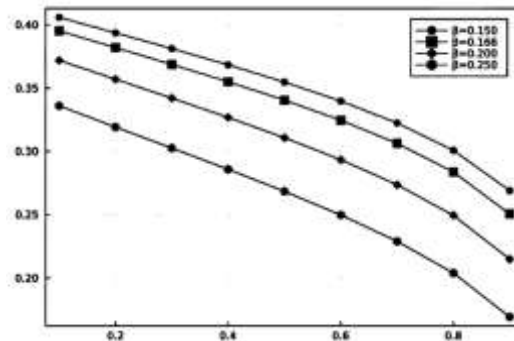


图 3 β 取不同值时 θ 与年轻劳动力工资水平的关系

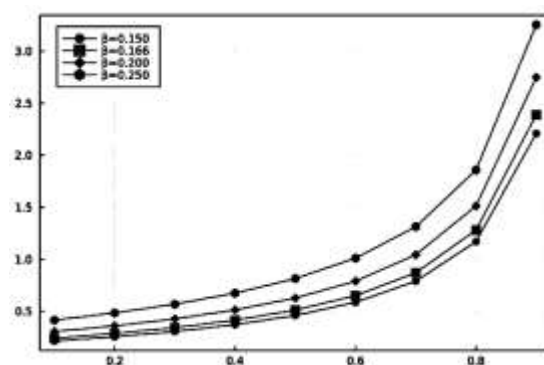


图 4 β 取不同值时 θ 与老年劳动力工资水平关系

根据以上分析，可以得出以下结论。结论 1: 年轻劳动力比例的上升导致了年轻劳动力工资水平的下降，导致了老年劳动力工资水平的上升。对总工资水平的影响呈倒 U 型关系， θ 较低时总工资水平上升， θ 较高时工资水平下降。

(3) 工资水平对人工智能采用的影响。

由于年轻劳动力和人工智能是相互替代的，老年劳动力和人工智能是互补的。因此，工资水平的变动会对人工智能采用产生影响。

① w_1 与稳态人均人工智能资本存量的关系。

根据年轻劳动力的工资决定方程，本文模拟了将 β 取值为 0.150, 0.166, 0.200 和 0.250 时， w_1 与稳态人均人工智能资本存量的关系。模拟的结果表明，随着 w_1 上升，稳态时的人均人工智能资本存量上升了 (见图 5)，这是由于年轻劳动力工资水平的上升，劳动力成本上升，厂商更多地采用人工智能替代年轻劳动力。在 β 较低时对应更高的工资水平，这是因为在 β 较低时年轻劳动力和人工智能资本分配的份额上升了。

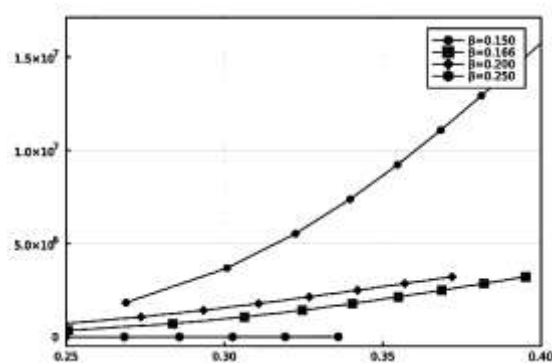


图 5 β 取不同值时 w_1 与稳态人均人工智能资本关系

② w_2 与稳态人均人工智能资本存量的关系。

根据老年劳动力的工资决定方程，本文模拟了将 β 取值为 0.150, 0.166, 0.200 和 0.250 时， w_2 与稳态人均人工智能资本存量的关系。模拟的结果表明，随着 w_2 上升，稳态时的人均人工智能资本存量下降了（见表 6）。老年劳动力工资水平的上升带来的规模效应和替代效应均使得更少采用人工智能资本。在 β 较低时对应更低的工资水平，这是因为在 β 较低时老年劳动力分配的股份更少了。

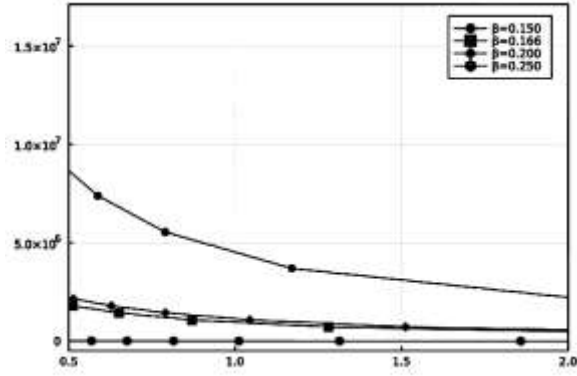


图 6 β 取不同值时 w_2 与稳态人均人工智能资本关系

③总工资水平对人工智能资本存量的影响。

根据总体工资水平和人均自动资本存量的关系可以得出，总体工资水平和人均资本存量之间存在倒 U 型关系。在人工智能水平程度较低时，总工资水平和人工智能水平程度正相关，人工智能水平程度较高时，总工资水平和人工智能水平程度负相关。这是因为在人工智能水平程度较低时，替代效应为主，人工智能水平程度较低时，规模效应为主。

根据以上分析可以得出以下结论。结论 2: 年轻劳动力工资水平的上升导致了更高的人均人工智能资本，老年劳动力工资水平的上升导致了较低的人均人工智能资本。总体工资水平与人工智能呈倒 U 型关系，在人工智能水平程度较低时，总体工资水平与其正相关，较高时负相关。根据结论 1 和 2 本文提出假说 2:

假说 2: 工资水平是年轻劳动力比例影响人工智能采用的中介效应。即年轻劳动力数量的减少，导致了工资水平的上升，进而导致了人工智能的采用。

四、实证分析

(一) 计量模型、变量说明与数据来源

前文的理论模型阐明了人口结构对人工智能的影响及其作用机制。接下来本文使用中国 2009 年到 2019 年的省级面板数据对理论假说进行实证检验。

1. 计量模型

基于第三部分的理论分析，本文构建如下计量模型。

$$R_{it} = \beta_0 + \beta_1 Ratio_{it} + \beta ControlVariable_{it} + u_{it} \quad (21)$$

其中 i 代表地区, t 代表时间。被解释变量 R_{it} 为人工智能, $Ratio_{it}$ 为核心解释变量, 即年轻劳动力在劳动力中所占的比例。Control Variable $_{it}$ 是一组控制变量, u_{it} 为残差项。 β_0 为常数项, β_1 为年轻劳动力对人工智能的边际影响, β 是控制变量的系数向量。实证分析重点关注 β_1 的符号及其显著性, 根据理论模型可以预期 β_1 的符号显著为负。本文首先使用混合 OLS 模型、固定效应模型和随机效应进行估计, 然后进行模型的选择。由于在实证方程中可能存在双向因果和遗漏变量等内生性问题, 使得估计结果不一致, 因此, 本文选择工具变量法以解决内生性问题。

2. 变量说明与数据来源

(1) 人工智能 (R_{it})。

本文使用每万人雇工所拥有的工业机器人数量衡量人工智能。参考闫雪凌 (2020)^[22]、康茜 (2021)^[23] 和芦婷婷 (2021)^[24] 的计算方法进行计算, 具体计算公式为细分行业各个省份的就业人数占全国总就业人数的百分比 $\times$ 全国各行业机器人安装数量/10000。其中, 细分行业各个省份的就业人数来源于中国统计年鉴, 全国各行业工业机器人安装数量来源于世界机器人联合会 (IRF) 联盟公布的中国各行业工业机器人的安装数量。

(2) 年轻劳动力在劳动力总量中所占比例 ($Ratio_{it}$)。

本文使用 16 岁到 50 岁劳动力数量占 16 岁到 60 岁劳动力的比例度量年轻劳动力数量在劳动力中所占的比例。这一数据来源于中央财经大学数据共享平台《人力资本数据库 2021》。中央财经大学的人力资本项目在估算劳动力人力资本时, 使用的年龄区间是 16 岁到 60 岁, 并且估计了分城乡、年龄、性别和教育程度的劳动力的数量, 本文在该数据的基础上计算 31 个省市自治区 (不包含中国的香港特别行政区、澳门特别行政区和台湾省) 16 岁到 60 岁的劳动年龄人口, 然后计算 16 岁到 50 岁劳动力数量占总体劳动力数量的比例。

(3) 控制变量。

本文选取以下控制变量以控制影响人工智能的其他因素。①工资水平 ($\lnuravwage$)。使用城镇平均工资水平衡量工资水平。根据理论模型的预测, 工资水平与人均人工智能资本存量存在负相关, 因此, 将工资水平加入控制变量。该数据来源于中央财经大学数据共享平台的《人力资本数据库 2021》。②人均 GDP ($\lnavgdp$)。人工智能采用受到经济发展水平的影响, 经济发展水平较高的地区有更好的人工智能采用的条件。因此, 在控制变量中加入经济发展水平。本文使用人均 GDP 度量经济发展水平, 该数据来源于中央财经大学数据共享平台的《人力资本数据库 2021》。③人力资本 ($\lnedupc$)。较高人力资本存量的区域更具备安装和使用人工智能的人才条件, 本文使用平均受教育年限度量人力资本水平, 计算方法参考闫淑敏, 秦江萍 (2002)^[25] 的方法计算。④人口数量 ($\lnpop$)。人口数量一方面通过影响劳动力的供给影响人工智能采用, 另一方面影响产品的需求, 通过规模效应影响人工智能的采用。所以, 人口数量给人工智能新技术的发展提供了非常广阔的应用平台^[26], 因此, 将人口数量加入控制变量。⑤工业增加值 ($\lnindusadd$)。工业产值通过规模效应和替代效应影响机器人采用。所以, 在控制变量中加入了工业增加值以控制工业产值对人工智能采用的影响。⑥老年抚养比 ($\lnldr$)。老龄化使得年轻劳动力数量减少, 影响了人工智能的采用 (Abeliansky and Prettnner^[27], 2017)。因此, 将老年抚养比加入控制变量。人口数量、工业增加值和老年抚养比的数据均来自于中国统计年鉴。所有的控制变量均取对数以控制模型可能存在的异方差。

(二) 实证分析结果

首先选择使用混合 OLS、固定效应还是随机效应进行估计, 随机效应的 Breusch and Pagan Lagrangian 乘数检验的结果表明, 不能拒绝“不存在个体随机效应”的原假设, 因此, 混合 OLS 模型优于随机效应模型。随机效应和固定效应的豪斯曼检验强烈拒绝了“误差项与解释变量不相关”的原假设, 因此, 应当使用固定效应模型。误差项等于零的 F 检验拒绝了“随机误差项等

于零”的原假设，因此，固定效应模型优于混合 OLS 回归模型。由于在实证方程中可能存在双向因果和遗漏变量等内生性问题，本文选择 1974—1984 年生育率和其他省份工业机器人配置数量的平均值作为工具变量(吕冰洋等^[28], 2021)作为 $Ratio_{it}$ 的工具变量。固定效应及其工具变量的回归结果如表 1 所示。

表 1 固定效应与工具变量的回归结果

变量	模型 1(FE)	模型 2(IV)	模型 3(FE)	模型 4(IV)	模型 5(FE)	模型 6(IV)
ratio	-13.57* (-1.75)	-108.3*** (-2.94)	-13.64* (-1.80)	-130.5*** (-2.94)	-12.33 (-1.56)	-126.4*** (-2.87)
ln _{dr}					-0.0949 (-1.27)	0.0637 (0.55)
控制变量	否	否	是	是	是	是
时间效应	是	是	是	是	是	是
个体效应	是	是	是	是	是	是
N	341	315	341	315	341	315

t statistics in parentheses* $p<0.05$, ** $p<0.01$, *** $p<0.001$ 模型 2 不可识别检验的 P 值为 0.0006, Kleibergen-Paap rk Wald F statistic 统计量的值为 7.080。模型 4 不可识别检验的 P 值为 0.0311, Kleibergen-Paap rk Wald F statistic 统计量的值为 4.985。模型 6 不可识别检验的 P 值为 0.0236, Kleibergen-Paap rk Wald F statistic 统计量的值为 5.508。

表 1 报告了年轻劳动力对人工智能采用影响的固定效应和对应工具变量的回归结果，所有的模型均控制了时间效应和个体效应。模型 1 没有加入任何控制变量，模型 2 是模型 1 工具变量的回归结果。回归结果中年轻劳动力的比例的系数符号小于零，这与年轻劳动力数量减少增加了人工智能采用的理论假设相一致。使用工具变量回归之后，回归系数的符号没有变化，但年轻劳动力数量变化对人工智能采用的影响更大了。模型 3 在模型 2 的基础上加入了控制变量，加入了控制变量后估计系数的符号没有变化，模型 4 是对应的工具变量的估计结果。在控制了其他变量之后，年轻劳动力的比例的系数符号仍然是显著小于零。工具变量的回归结果仍然与理论预期一致并且影响更大了。模型 5 在模型 4 的基础上增加了老龄化以考察老龄化对人工智能采用的影响，模型 6 是模型 5 对应的工具变量的回归结果。结果表明加入了老龄化以后，年轻劳动力的比例的系数符号仍然是显著小于零，并且工具变量的回归结果仍然与理论预期相一致并且影响更大了。在模型 5 和模型 6 中老龄化对人工智能采用的影响是不显著的。这表明老龄化程度相同时，年轻劳动力比例的减少导致了更高的人工智能采用；年轻劳动力比例相同时，老龄化对人工智能采用没有显著影响。根据表 1 的回归结果可以得出，年轻劳动力数量的减少导致了更高的人工智能采用。

(三)稳健性与异质性检验

本文首先使用工业机器人专利的申请数量替换每万雇佣工人中工业机器人的配置数量衡量人工智能以进行稳健性检验。使用中国知网的专利数据库，选定申请年限为 2009 到 2019 年，在专利名称中输入“工业机器人”，共搜索到 5447 条记录。剔除掉重复申请的数据和个人申请的数据，根据申请地址匹配到 31 个省市自治区(不包含中国的香港特别行政区、澳门特别行政区和台湾省)，然后将该变量命名为 number。使用该变量对 R_{it} 和控制变量进行回归，并且考虑到内生性问题使用 1973 年到 1984 年的生育率和其他省份工业机器人配置数量的平均值作为工具变量。表 2 的第一列报告了回归结果，结果表明年轻劳动力数量减少一个百分点，专利申请数量显著平均增加 1499.6 件。其次，使用中国综合社会调查 2013、2015 和 2017 年的数据计算各个

省份 16 到 50 岁劳动力的数量占有所有劳动力的比例。先根据过去一周是否参与了工作，删除掉没有参与工作的个体，然后使用对应年份减去出生分年计算被调查样本的年龄。据此计算各个省份年轻劳动力的比例，然后与省级面板匹配之后再行回归。考虑到可能存在遗漏变量与双向因果等内生性问题，本文使用其他省份工业机器人配置数量的平均值和其他省份 16 到 50 岁劳动力的数量占有所有劳动力的比例的平均值作为工具变量进行回归，回归的结果如表 2 的第二列所示。回归结果显示在控制了其他变量以后，年轻劳动力下降 1 个百分点，每万人雇佣工人中工业机器人的配置数量显著平均增加 4.821 台。

表 2 稳健性和异质性检验结果

变量	稳健性检验		异质性检验						
	number	R	09-16(FE)	09-16(IV)	17-19(FE)	17-19(IV)	东部	中部	西部
ratio	-1499.6* (-1.82)		-28.15* (-1.92)	-488.4** (-2.13)	-20.59 (-0.49)	-732.5 (-0.94)	-58.55*** (-3.78)	-4.386 (-0.16)	-32.08 (-0.56)
cgssratio		-4.821*** (-2.61)		39.55	-7.800	-25.40			
控制变量	是	是					是	是	是
时间效应	是	是					是	是	是
个体效应	是	是					是	是	是
N	156	83					118	88	132

t statistics in parentheses *p<0.05, **p<0.01, ***p<0.001, 第一列不可识别检验的 P 值为 0.0000, Kleibergen-Paap rk Wald F statistic 统计量的值为 212.384, 过度识别检验的 P 值为 0.0019。第二列不可识别检验的 P 值为 0.0076, C 统计量值为 5.236, Kleibergen-Paap rk Wald F statistic 统计量的值为 6.113。时间异质性检验的不可识别检验的 P 值均小于 0.05。区域异质性检验中工具变量不可识别检验的 P 值均小于 0.05, Kleibergen-Paap rk Wald F statistic 统计量均大于 10% maximal IV size 对应的统计量。

2012 年 3 月，科技部印发了《智能制造科技发展“十二五”专项规划》和《服务机器人科技发展“十二五”专项规划》用以指导中国自动化和人工智能的发展。浙江、广东等城市率先开展“机器换人”的行动计划，提升制造业水平。两省的行动方案分别在 2015 年和 2016 年完成。因此，人口结构对人工智能采用的影响可能存在时间异质性。同时，中国在人口和经济发展存在区域上的差异，人口结构对人工智能采用的影响也可能存在区域差异。因此，本文分时间和区域进行了异质性检验。检验时间异质性时，按照 2009—2016 年、2017—2019 年进行样本的划分，检验区域异质性时，按照国家统计局对东部地区、中部地区和西部地区的划分。检验结果如表 2 所示。第三列到第六列是时间异质性检验的结果，第七列到第九列是区域异质性的检验结果。第三列和第五列是固定效应的回归结果，第四列和第六列是对应的工具变量回归结果。第七列到第九列是使用工具变量回归的结果。异质性检验的结果表明，2009 年到 2016 年年轻劳动力的数量对人工智能采用的影响显著为负，年轻劳动力数量减少 1 个百分点，每万人雇佣工人中配置的机器人的数量显著增加 488.40 台。2017 年到 2019 年年轻劳动力对人工智能的采用为负，与理论预期一致但不显著。这表明存在时间的异质性。这种异质性存在的原因可能在于机器人配置存在空间溢出效应。机器换人的浪潮导致企业存在配置和使用机器人的竞赛，由于同一地区或者同一行业的竞争对手采取了机器换人的生产方式，本企业也上马机器人的生产设备。区域异质性检验结果表明，在东部地区、中部地区和西部地区，年轻劳动力数量减少 1 个百分点，每万人雇佣工人中工业机器人的配置数量平均增加 58.55 台、4.386 台和 32.08 台。但是从显著性上来看，人口结构对人工智能的采用存

在区域差异。东部地区年轻劳动力比例对工业机器人配置的影响是显著的，中部地区和西部地区不显著。东部地区显著的原因在于东部地区率先面临用工荒和工资水平上升等问题，这导致东部地区的企业使用“机器换人”动机强于西部，并且由于东部地区经济发展提供了良好的“机器换人”的人力资本和物质资本，使得人口结构对人工智能采用的影响在东部地区显著。

(四)影响机制分析

根据前文的理论分析，年轻劳动力数量影响人工智能采用的一条路径是通过工资机制传递的。因此，本节将基于理论分析的结论检验年轻劳动力数量影响人工智能采用的工资机制。参照 Baron 和 Kenny^[29] (1986) 的中介效应检验方法，设定计量模型如下。

$$R_{it} = \beta_{01} + \beta_{11}Ratio_{it} + \beta_{c1}ControlVariable_{it} + v_{it} \tag{22}$$

$$M_{it} = \beta_{02} + \beta_{12}Ratio_{it} + \beta_{c2}ControlVariable_{it} + v_{it} \tag{23}$$

$$R_{it} = \beta_{03} + \beta_{13}Ratio_{it} + \beta_m M_{it} + \beta_{c3}ControlVariable_{it} + v_{it} \tag{24}$$

其中， M_{it} 是年轻劳动力数量影响人工智能采用的中介变量，即工资水平。工资水平使用城镇平均工资水平的对数 ($\lnurwage$) 和农村平均工资水平的对数 ($\lnruwage$) 度量，其他变量的定义和基准模型相同。城镇平均工资水平和农村平均工资水平来自于中央财经大学数据共享平台《人力资本数据库 2021》。中介效应的估计结果见表 3。

表 3 影响机制分析

变量	rob	lnurwage	rob	lnruwage	rob
ratio	-26.79*** (-4.82)	-1.367*** (-4.01)	-20.74*** (-4.30)	-1.317*** (-3.33)	-19.64*** (-3.78)
lnurwage			4.429** (2.52)		
lnruwage					5.437*** (3.52)
N	341	341	341	341	341

t statistics in parentheses *p<0.10, **p<0.05, ***p<0.01, 所有的方程中均控制了其他变量。

表 3 中第一列报告了模型 (2) 的估计结果，估计了年轻劳动力数量影响人工智能采用的总效应，第二列和第四列分别报告了年轻劳动力数量对城镇工资水平和农村工资水平的估计结果，即模型 (3) 的估计结果。第三列和第五列分别报告了模型 (4) 的估计结果，即加入中介变量后，年轻劳动力数量对人工智能采用的影响。这里主要关注年轻劳动力数量对人工智能采用的影响系数 β_{13} 和中介变量对人工智能采用影响系数 β_m 的显著性。如果 β_{12} 、 β_{13} 和 β_m 均是显著的，则中介变量发挥了显著的中间传递机制。 $(\beta_{12} * \beta_m) / \beta_{11}$ 可以测算劳动力数量对人工智能采用影响的总效应中中介变量引致的比重。表 3 第二列和第四列的估计结果显示，随着年轻劳动力比重的减少，显著提高了工资水平。第三列和第五列的估计结果显示，随着工资水平的上升，企业更多地采用人工智能。工资水平起到了正向的传递作用，城镇工资水平和农村工资水平占总效应的比重分别为 22.60% 和 26.73%。因此，影响机制的实证检验表明工资水平是年轻劳动力数量影响人工智能采用的一个机制。

五、结论与建议

随着人工智能和工业机器人的快速发展，这些新技术对就业和工资的影响得到了充分关注。本文则分析了人工智能使用的原因。在理论层面，本文基于年轻劳动力和人工智能是相互替代的，老年劳动力和人工智能是互补的假设，构建了一个二期世代交叠模型。一方面，使用该模型分析了年轻劳动力比例对人工智能采用的影响。理论分析表明，年轻劳动力比例的减少导致了更多的人工智能采用。另一方面，使用该模型分析了年轻劳动力比例影响人工智能的机制。理论分析表明，工资水平是年轻劳动力比例影响人工智能的一个机制，年轻劳动力比例的减少导致了工资水平的提高，导致了更多的人工智能采用。

以理论分析为基础，本文使用 2009 年到 2019 年中国省级面板数据检验了年轻劳动力比例对人工智能采用的影响及作用机制。本文的研究结果表明，首先，年轻劳动力比例的减少显著地提高了人工智能的采用。通过更换不同指标度量人工智能采用进行稳健性检验，检验结果表明这种影响是稳健的。异质性检验的结果表明，2009 年到 2016 年间人口结构对人工智能采用的影响显著，2017 年到 2019 年影响不显著。中国东部地区人口结构对人工智能采用的影响显著，西部和中部地区的影响不显著。第二，工资水平是年轻劳动力影响人工智能采用的机制，使用城镇工资总水平和农村工资总水平进行检验的结果表明这种影响机制均存在。综合以上分析，本文在理论分析的基础上进行实证检验，分析了中国人工智能采用的原因。在中国大力发展人工智能技术的背景下，为理解人工智能采用的原因提供了一个新的视角，对中国更好地制定人工智能发展的政策和更加积极应对老龄化具有一定的参考意义。

参考文献：

- [1] 宁吉喆. 第七次全国人口普查主要数据情况[J]. 中国统计, 2021(05):4-5.
- [2] IFR.Executive summary world robotics 2021 industrial robots[EB/OL].https://ifr.org/img/worldrobotics/Executive_Summary_WR_Industrial_Robots_2021.pdf, 2012-12-21/2021-12-14.
- [3] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Demographics and automation[J]. Review of Economic Studies, 2021, 89(1):1-44.
- [4] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs:evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(06):2188-2244.
- [5] EHRENBURG R G, SMITH R S, et al. Modern labor economics:theory and public policy[M]. London:Routledge, 2021.
- [6] 曾湘泉. 劳动经济学(第二版)[M]. 上海: 复旦大学出版社, 2003.
- [7] 杨河清. 劳动经济学(第3版)[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2010.
- [8] 杨晓峰. 智能制造是否有助于提升制造业平均工资?——基于 2001~2016 年 17 省工业机器人数据研究[J]. 经济体制改革, 2018(06):169-176.
- [9] 余玲铮, 魏下海, 吴春秀. 机器人对劳动收入份额的影响研究——来自企业调查的微观证据[J]. 中国人口科学, 2019(04):114-125.
- [10] 程虹, 王泽宇, 陈佳. 机器人与工资: 基于劳动力质量中介效应的解释——来自中国企业综合调查(CEGS)的经验证据[J]. 宏观质量研究, 2020(03):1-13.

-
- [11]彭代彦, 李亚诚, 彭旭辉. 人工智能对流动人口工资收入的影响及其作用机理[J]. 经济体制改革, 2021 (03):32-38.
- [12]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(01):74-87.
- [13]蔡跃洲, 陈楠. 新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业[J]. 数量经济技术经济研究, 2019(05):3-22.
- [14]DECANIO,STEPHEN,J.Robots and humans ccomplements or substitutes?[J]. Journal of Macroeconomics,2016,49:280-291.
- [15]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, 2021,37(9):104-119.
- [16]AUTOR D,DORN D.The growth of low skill service jobs and the polarization of the US labor market[J].IZA Discussion Papers,2012:1553-1597.
- [17]邓翔, 张卫, 王文静. 人口老龄化能否引致自动化[J]. 现代经济探讨, 2018(12):17-24.
- [18]黄贇琳, 朱保华. 中国的实际经济周期与税收政策效应[J]. 经济研究, 2015, 50(3):4-17, 114.
- [19]王弟海, 龚六堂. 增长经济中的消费和储蓄——兼论中国高储蓄率的原因[J]. 金融研究 2007(12):1-16.
- [20]张开, 龚六堂. 开放经济下的财政支出乘数研究——基于包含投入产出结构 DSGE 模型的分析[J]. 管理世界, 2018, 34(6):24-40, 187.
- [21]李稻葵, 徐欣, 江红平. 中国经济国民投资率的福利经济学分析[J]. 经济研究, 2012, 47(09):46-56, 71.
- [22]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, 37(01):74-87.
- [23]康茜, 林光华. 机器人与农民工就业: 替代抑或促进[J]. 山西财经大学学报, 2021, 43(02):43-56.
- [24]芦婷婷, 祝志勇. 人工智能是否会降低劳动收入份额——基于固定效应模型和面板分位数模型的检验[J]. 山西财经大学学报, 2021, 43(11):29-41.
- [25]闫淑敏, 秦江萍. 人力资本对西部经济增长的贡献分析[J]. 数量经济技术经济研究, 2002, 19(11):17-20.
- [26]隆云滔, 刘海波, 蔡跃洲. 人工智能技术对劳动力就业的影响——基于文献综述的视角[J]. 中国软科学, 2020(12):56-64.
- [27]ABELIANSKY A,PRETTNER K.Automation and demographic change[J].Center for European,Governance and Economic Development Research Discussion Papers,2017.
- [28]吕冰洋, 李钊, 马光荣. 激励与平衡: 中国经济增长的财政动因[J]. 世界经济, 2021, 44(09):3-27.
- [29]BARON R M,KENNY D A.The moderator-mediator variable distinction in social psychological research:

conceptual, strategic, and statistical considerations [J]. Journal of personality and social psychology, 1986, 51(6):1173-1182.