

人工智能与劳动力就业

——理论模型和来自上市公司的证据

谢贞发,朱东霞

(厦门大学 经济学院,福建 厦门 361005)

摘要:基于社会福利最大化,构建社会最优劳动力配置理论模型,从供给和需求两个方面分析人工智能对就业的影响和作用机制,并利用2011—2021年上市公司数据,建立实证模型进行检验。研究发现:人工智能有助于提高劳动生产率和推动企业扩大经营规模,但会降低企业有效劳动边际产出。人工智能对就业的影响具有阶段性特征,样本期内人工智能对劳动力的互补效应大于替代效应,人工智能可以促进就业。该促进效应只发生在高受教育程度群体和技术人员中;在不同行业中,人工智能对就业的影响存在差异。拓展分析发现,客户或供应商采用人工智能均会对本企业劳动力雇佣数量产生正向影响;2017年后,人工智能对劳动力就业的促进作用更强。

关键词:人工智能;劳动力;结构性差异;劳动生产率;有效劳动边际产出

DOI:10.13956/j.ss.1001-8409.2025.05.03

中图分类号:F249.2;F832.5;TP18

文献标识码:A

文章编号:1001-8409(2025)05-0009-10

Artificial Intelligence and Employment of Labor: Theoretical Model and Evidence from Chinese Listed Companies

XIE Zhen-fa, ZHU Dong-xia

(School of Economics, Xiamen University, Xiamen 361005)

Abstract: Based on the maximization of social welfare, this paper constructs a theoretical model of optimal labor allocation in society, and analyzes the mechanisms and effects of artificial intelligence on employment from both the supply and demand sides, tested by a panel fixed effects model using data of Chinese listed companies from 2011 to 2021. The results show that AI can contribute to improving labor productivity and enlarge the scale of business, meanwhile, it reduces the marginal product of effective labor. Overall, the impact of AI on employment has a phased characteristic. Within the sample period, the complementary effects of AI on labor are greater than the substitution effects. AI can promote employment. The positive effect of AI on employment only occurs among highly educated groups and technical personnel. In addition, the impact of AI on employment varies among different industries. Further analysis suggests that the adoption of AI by customers and suppliers has a positive externality impact on the number of labor employed by the enterprises. The role of AI in promoting employment has strengthened since 2017.

Key words: artificial intelligence; labor force; structural difference; labor productivity; marginal product of effective labor

引言

近年来,人工智能作为新一代信息技术发展迅猛,逐渐成为各国保持国家竞争力、促进经济高质量发展的重要驱动力。2022年末,美国OpenAI发布生成式人工智能ChatGPT,全球范围内爆发了热烈讨论和广泛应用;2024年,我国《政府工作报告》强调深化人工智能研发应用,开展“人工智能+”行动。人工智能旨在利用计算机模拟人的思维过程和智能行为,不断与产业加速融合,正深刻重构人类社会生产、分配、交换、消费等各个

环节,引发了人们对其如何影响就业市场的广泛关注。当前中国经济从高速增长阶段转向高质量发展阶段,党的二十大报告提出,实施就业优先战略,保障就业是保障和改善民生的基本。在人工智能与人们工作、生活结合日益紧密的当代社会,人工智能与就业的关系是怎样的?人工智能究竟会如何影响就业?该如何发挥人工智能对高质量就业的促进作用?理顺这些问题的答案对中国实现共同富裕、建设社会主义现代化强国十分重要。

现有文献广泛探讨了人工智能对劳动力的影响,这

收稿日期:2024-04-26

基金项目:中央高校基本科研业务费项目(20720241063);福建省自然科学基金项目(2024J01032)

作者简介:谢贞发(1976—),男,福建邵武人,博士、教授,研究方向为财税政策与理论;朱东霞(1997—),女,山东蒙阴人,博士研究生,研究方向为财税政策与理论(通讯作者)。

些讨论主要集中在劳动力就业总体数量和性别、技能结构^[1-6];劳动收入以及收入差距^[7-8];劳动力的跨岗位、地区和行业流动^[9-13]等方面。大部分学者认同人工智能对就业同时存在正向和负向的影响。一方面,人工智能会取代劳动力完成简单、重复性高的非认知型任务,从而对劳动力产生替代效应;另一方面,人工智能可以提高生产效率,扩大企业经营,从而促进企业增加对劳动力的需求,也能够创造新的工作岗位,即存在与劳动力互补的生产力效应和就业创造效应。然而,人工智能对劳动力的替代性还是互补性占主导地位,各文献尚未达成统一结论^[1-4,14]。并且,有关理论分析聚焦于经济效率,而忽略了社会整体福利;相关实证研究大多关注国家、省份和行业等中、宏观层面人工智能的就业效应^[7,9,10,14],企业和个体等微观层面的解读不足。同时,各学者对人工智能发展程度的衡量方式并不相同。其中,较多学者基于工业机器人进口数量计算企业人工智能技术水平。但是,Johnson等利用涵盖2020年122家报纸上发表的956篇文章的国际新闻数据,发现人工智能主要用于增强人类活动,而非自动化^[15]。工业机器人仅代表了人工智能在自动化方面的一个应用领域,且主要与制造业有关,因此无法用于全面且准确地描述人工智能对就业的影响。此外,一些学者尝试通过人工智能硬件设备、软件服务投资增加值^[16]、人工智能专利申请数量^[4,11]和上市公司年报中人工智能相关词频^[6]等,更合理地评估企业人工智能渗透情况。

基于此,本文基于社会福利最大化,建立起社会最优劳动力配置理论模型,分析人工智能对就业的影响和作用机制,然后选取2011—2021年上市公司为研究对象,利用上市公司年报中人工智能相关词频衡量人工智能发展水平并进行实证检验。本文研究表明:人工智能可以显著促进就业,具体而言,企业人工智能每提高1个标准差,雇佣员工数量可以增加1.48%。一方面,人工智能可以通过提高劳动生产率和促进企业产品和服务的销售对劳动力产生互补性;另一方面,因劳动力的比较优势下降,人工智能会降低企业有效劳动边际产出,从而对劳动力产生替代性。综合来看,人工智能对就业的影响具有阶段性特征,且样本期内人工智能对劳动力的互补性大于替代性。此外,人工智能对就业的促进效应存在结构性差异,这种正向影响仅出现在受教育程度较高的群体和技术人员中;不同行业在人工智能应用方向和产业融合程度上的差异,导致了人工智能就业效应的不同。进一步分析发现,人工智能对就业的影响会通过产业链传递,企业上、下游采用人工智能可以通过销售和采购对本企业雇佣员工数量产生影响,同时,样本期内人工智能对就业的影响逐渐增强。

本文的边际贡献在于:第一,与多数文献从不同任

务类型和经济效率出发构建理论模型不同,本文建立社会最优劳动力配置模型,从社会福利最大化、社会公平的视角以及供给和需求两个方面分析人工智能对就业的影响和作用机制,为此类问题研究提供了新的视角和差异化的机制解读。第二,本文利用上市公司数据进行实证分析,丰富了人工智能的微观就业效应研究。第三,本文以上市公司年报中涵盖人工智能各底层技术的词频衡量人工智能发展程度,能够更全面地评估全国各地、行业企业人工智能对就业的影响,减少偏误。第四,本文从理论和实证层面为人工智能对就业影响的阶段性特征提供了证据,同时,本文的发现支持了人工智能会对就业产生正向影响,为我国推动人工智能发展和利用人工智能等新技术促进劳动力更好就业提供了新思路。

1 理论分析

社会中劳动力就业情况主要涉及劳动力市场供需双方:一方面,劳动力与其他生产要素共同作用于最终产品;另一方面,劳动者将劳动视为自然禀赋,通过劳动换取收入,并消费闲暇和商品。为了分析人工智能对就业的影响,本文考虑社会规划者的最优劳动力配置问题,将Korinek和Juells单一消费品^[17]假设扩展到多家企业且生产差异化产品,更贴近现实情景,建立一个简单的理论分析模型。

假设一个封闭的经济体中有 M 个经济人,政府为每个经济人提供外生的满足其维持基本生存所需的最低消费 c^0 。每个经济人既是消费者也是劳动提供者,这 M 个经济人分布在 N 家企业工作或者选择失业,假设 $M \geq N$,每个经济人同一时间只能为一家企业工作,一家企业可以雇佣多名员工,每家企业生产唯一的差异化产品,对于任意经济人 $i \in \{1, 2, \dots, M\}$,消费束 c^i 为 $\{c_1^i, c_2^i, \dots, c_N^i\}$ 。

此外,为了简化分析,本文假设没有储蓄,经济人的全部收入均用于消费,经济人的效用来源于消费和闲暇两部分,消费越多或闲暇时间越长,经济人的效用水平也越高,对于任意经济人 $i \in \{1, 2, \dots, M\}$,效用函数的具体形式为:

$$u^i = u(c^i + c^0) + v(1 - l^i) \quad (1)$$

式(1)中, u^i 代表经济人的效用, c^i 代表经济人的消费, l^i 代表经济人的劳动时间,本文将劳动力可用于工作的最长时间标准化为1,则 $1 - l^i$ 代表闲暇时间, $u(\cdot)$ 和 $v(\cdot)$ 均为严格单调递增的凹函数,并满足稻田条件。

每家企业的产出由投入的劳动力数量、资本数量和采用的技术共同决定,本文重点关注人工智能对劳动力的影响,因此只考虑人工智能技术进步作用于劳动力生产效率的生产函数形式,省略其他形式的技术进步。假设对于任意经济人 $i \in \{1, 2, \dots, M\}$,劳动生产率为 w^i ,受人工智能技术进步的影响。则对于任意一家企业 $j \in$

$\{1, 2, \dots, N\}$, 生产函数可以表示为:

$$y_j = f_j(\sum w^i l^i, K_j) \quad (2)$$

式(2)中, y_j 代表企业 j 的总产出, K_j 代表企业 j 投入的包括人工智能在内的资本数量, $\sum w^i l^i$ 代表企业 j 投入的有效劳动力总额。具体地, 假设生产函数满足 Cobb-Douglas 函数形式, 那么生产函数也可以表示为:

$$y_j = (A_j L_j)^{\beta_1} (K_j)^{\beta_2} \quad (3)$$

式(3)中, A_j 代表企业 j 以人工智能为代表的创新技术水平, $A_j L_j$ 代表企业 j 投入的有效劳动力, 衡量掌握人工智能知识和拥有人工智能研发、应用能力的有效率的劳动力水平, 且 $\beta_1 + \beta_2 = 1$ 。

社会规划者的目标是在满足生产力约束的条件下使得社会福利最大化, 那么劳动力最优配置问题可以表示成:

$$\max_{\{c_j^i, l^i \geq 0\}} \sum_{i=1}^M \theta^i [u(c^i + c^0) + v(1 - l^i)] \quad (4)$$

$$s. t. f_1(\sum w^i l^i, K_1) \leq \sum_{i=1}^M c_1^i$$

$$f_2(\sum w^i l^i, K_2) \leq \sum_{i=1}^M c_2^i \quad (5)$$

...

$$f_N(\sum w^i l^i, K_N) \leq \sum_{i=1}^M c_N^i$$

式(4)、式(5)中, θ^i 表示经济人 i 的效用在社会福利函数中的权重, 代表经济人 i 的效用水平对社会福利的重要性。求解该最大化问题可得, 对于任意经济人 $i \in \{1, 2, \dots, M\}$, 劳动时间和保留生产率的表达式为:

$$v'(1 - l^i) = w^i \sum_{j=1}^N \frac{\partial u^i(\cdot)}{\partial c_j^i} \times \frac{\partial f_j(\cdot)}{\partial (\sum w^i l^i)} \quad (6)$$

$$\bar{w}^i = \frac{v'(1)}{\sum_{j=1}^N \frac{\partial u^i(\cdot)}{\partial c_j^i} \times \frac{\partial f_j(\cdot)}{\partial (\sum w^i l^i)}} \quad (7)$$

式(6)中, $v'(1 - l^i)$ 代表函数 $v(1 - l^i)$ 的一阶导数; $\bar{w}^i$ 代表经济人 i 的保留生产率。结合式(6)和式(7)可以发现, 经济人的就业状态取决于其劳动生产率和保留生产率的相对关系: 当经济人 i 的劳动生产率等于其保留生产率时, 其劳动时间 l^i 为 0, 经济人 i 在选择不工作和工作之间无差异; 只有当经济人 i 的劳动生产率 w^i 大于保留生产率 $\bar{w}^i$ 时, 经济人 i 才会参与到劳动中去, 此时 $l^i > 0$, 如图 1 所示。此外, 保留生产率 $\bar{w}^i$ 与企业产出水平 $f_j(\cdot)$ 及社会总产出水平 $\sum_{j=1}^N f_j(\cdot)$ 成正比, 即企业或社会产出水平越高, 保留生产率也越高。

已有研究表明, 人工智能可以促进人机协作, 将劳动力从简单、重复性高的例行性工作中解放出来, 辅助劳动力从事更加富有创造性的工作, 减少人为因素造成的工作失误, 使得劳动力决策更加准确和高效, 突破人类能力上限, 提高劳动生产率^[18-21]; 企业应用人工智能还能够提高产品或服务的质量, 向消费者提供更适配的

个性化服务和更好的消费体验, 为企业产品赋予更高的价值, 促进企业扩大销售或服务规模^[22,23]。当然, 人工智能具有明显的技能偏向性, 劳动力掌握的技能只有与人工智能相互匹配、协调, 才能充分发挥各自效能, 二者才能形成良好的互补关系, 否则, 低技能或者技能与岗位要求不匹配的劳动力会阻碍企业生产效率的进一步提升^[24], 人工智能的高速发展加剧了劳动力供需结构性矛盾^[25], 而资本的回报却随之不断上升, 劳动力在生产中的稀缺性和比较优势下降, 导致企业有效劳动边际产出降低。

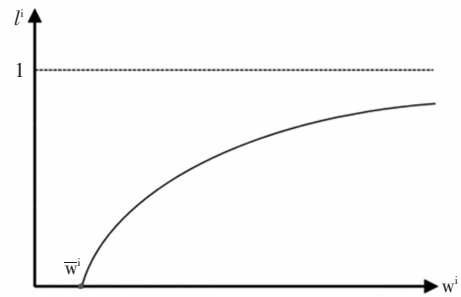


图 1 劳动时间与劳动生产率关系

结合已有文献和本文的理论模型可知: 一方面, 人工智能可以通过提高劳动力的劳动生产率 w^i , 提高劳动价值, 增强劳动力就业意愿, 优化企业产品或服务质量 $\partial u^i(\cdot)/\partial c_j^i$, 推动企业扩大销售规模, 促使企业创造更多的岗位, 从而促进就业; 另一方面, 人工智能的全方位快速进步导致劳动力相对于资本的比较优势逐渐减弱, 人工智能会降低企业有效劳动边际产出 $\partial f_j(\cdot)/\partial (\sum w^i l^i)$, 强化资本对劳动力的替代效应, 从而抑制就业。但总体而言, 人工智能对就业的影响具有阶段性特征: 人工智能对劳动力就业影响的净效应与当前社会产出水平以及人工智能对劳动力劳动生产率和保留生产率产生的作用强弱有关。如图 2 所示, 当社会总产出水平 $\sum_{j=1}^N f_j(\sum w^i l^i, K^j)$ 较低时, 假设该产出水平为 $\underline{Y}$, 且 $w_{\min} = \min\{w_1, \dots, w_i, \dots, w_M\} \geq \bar{w}_1$, 在社会规划者最优劳动力配置决策下, 经济体中所有经济人都会参与到劳动中去, 人工智能除非实现跳跃式发展, 否则其微小变化不会对就业产生影响; 当社会总产出水平较高时, 假设此时产出水平 $\bar{Y} = \sum_{j=1}^N f_j(K^j)$, 且 $w_{\max} = \max\{w_1, \dots, w_i, \dots, w_M\} < \bar{w}_3$, 此时经济体的产出全部由包括人工智能在内的资本创造, 经济体中的劳动力被完全挤出。而当社会总产出居于中间水平时, 与之相对应的 $w_{\min} < \bar{w}_2 < w_{\max}$, 人工智能对劳动力就业影响的净效应与当下人工智能发展规律及其对劳动生产率和保留生产率的影响大小有关, 并不能得到简单一致结论。

本文由此推断: 样本期内人工智能的发展仍有巨大空间, 机器智能尚未超越人类智能, 人工智能依赖于人

类实现进一步的发展,人工智能与劳动力的协作互补仍占主体地位;此外,受劳动法和劳动合同等的限制,企业解雇员工存在刚性约束,国有企业作为我国国民经济的重要支柱,承担着吸纳就业的社会责任,人工智能对劳动力的替代过程缓慢进行,替代性尚未完全显现。因此,样本期内人工智能对劳动力的互补效应超过替代效应,人工智能对就业影响的净效应为正。

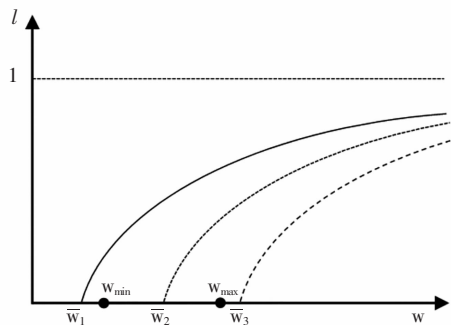


图2 不同社会产出水平下劳动力的最优配置

综上所述,本文提出研究假说:人工智能可以通过提高劳动生产率和企业产品或服务的销售促进就业,也会通过降低企业有效劳动边际产出抑制就业。总体而言,样本期内人工智能对劳动力就业产生正向影响。

2 数据来源、模型设计及变量描述

2.1 数据来源

本文选取的样本为2011—2021年A股上市公司,数据主要来源于CSMAR数据库、Wind数据库和上市公司年报。行业代码采用《国民经济行业分类》(GB/T 4754-2017)三位大类行业编码方式。本文对数据进行了以下处理:剔除金融类上市公司;删除关键变量缺失的数据;删除变量之间存在矛盾的数据,如员工总人数与各受教育程度员工人数加总后不相等的的数据;删除员工人数、工资等小于0的不合理数据;对连续型变量在上下1%分位进行缩尾处理,最后共得到包含4459家企业的23406个样本。

2.2 模型设计

在理论分析的基础上,为进一步检验人工智能发展

对企业劳动力就业的影响,本文设计的回归模型如下:

$$\ln labor_{it} = \beta_0 + \beta_1 AI_{it} + \beta_2 X_{it} + year_t \times \gamma_{ind} + year_t \times \varphi_{pro} + \lambda_i + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

式(8)中, i 表示企业个体, t 表示年份, ind 表示行业, pro 表示省份。 $\ln labor_{it}$ 表示企业 i 在年份 t 雇佣劳动力数量的对数,本文的核心解释变量是 AI_{it} ,表示企业的人工智能发展程度。 $year_t \times \gamma_{ind}$ 表示时间乘行业固定效应, $year_t \times \varphi_{pro}$ 表示时间乘省份固定效应,本文还控制了企业个体固定效应 λ_i , ε_{it} 表示随机扰动项,标准误差聚类在企业个体层面。

2.3 变量说明和描述性统计

2.3.1 被解释变量

本文的被解释变量是员工数量。为使数据平滑,减轻数据量级差异对估计结果产生的影响,本文对被解释变量取对数处理。

2.3.2 核心解释变量

本文的核心解释变量是人工智能。借鉴吴非等利用上市公司年报中数字化转型相关词频衡量企业数字化转型程度的做法^[26],采用上市公司年报中人工智能相关词频衡量企业人工智能发展程度。年报信息披露是投资者获取上市公司经营状况、战略方向的重要途径,人工智能是当前引领科技和产业变革、获取竞争优势的战略性技术,上市公司倾向于披露人工智能的开发和应用情况,以获得投资者的支持;同时,在上市公司信息披露规范和质量要求下,公司年报中披露人工智能的频次能体现人工智能在企业经营管理中的重要性,也能体现人工智能在企业未来发展中的战略地位。因此,采用人工智能信息披露词频统计的方式能较为恰当地衡量企业人工智能技术的发展程度。

2.3.3 控制变量

企业雇佣员工数量与企业规模、财务状况和战略定位等息息相关。本文控制了企业层面一系列特征变量,包括资产负债率、经营杠杆、财务杠杆、净资产收益率(ROE)、企业规模、市盈率(PE)、股利分配率等。主要变量定义和描述性统计详见表1。

表1 主要变量定义和描述性统计

变量名称	变量定义	观测值	平均数	标准差	最小值	最大值
员工数量	企业雇佣员工数量的对数值	23406	7.6294	1.2891	2.3979	13.2147
人工智能	上市公司年报中人工智能相关词频	23406	1.4543	7.4192	0	258
资产负债率	企业负债总额/资产总额	23406	0.4028	0.2017	0.0497	0.8670
经营杠杆	边际贡献/息税前利润	23406	1.5340	0.6504	1.0104	5.1175
财务杠杆	息税前利润/归属普通股股东的税前利润	23406	1.3642	0.9761	0.4482	7.6169
净资产收益率	企业净利润/股东权益平均余额	23406	0.0976	0.0723	0.0026	0.3904
企业规模	企业资产总额的对数值	23406	22.1633	1.3010	19.8680	26.1644
市盈率	股价/每股收益	23406	77.7197	130.0987	4.4976	920.4428
股利分配率	每股现金股利/每股收益	23406	0.2968	0.3058	0	1.8675

2.3.4 描述性统计

由表 1 可知,样本期内各上市公司人工智能平均发展程度处于相对较低的水平,平均值为 1.4543;且各上市公司人工智能水平差异较大,最小值为 0,最大值为 258,标准差为 7.4192,图 3(a)列示了上市公司人工智能年度均值变化趋势,可以发现:上市公司人工智能发

展程度呈逐年上升的趋势,说明企业日益重视人工智能的开发和应用;同时,上市公司人工智能发展程度年度均值在 2017 年发生较为明显的跳跃式上升。图 3(b)报告了企业人工智能年度均值和就业数量年度均值的正相关关系,初步验证了本文的假说。

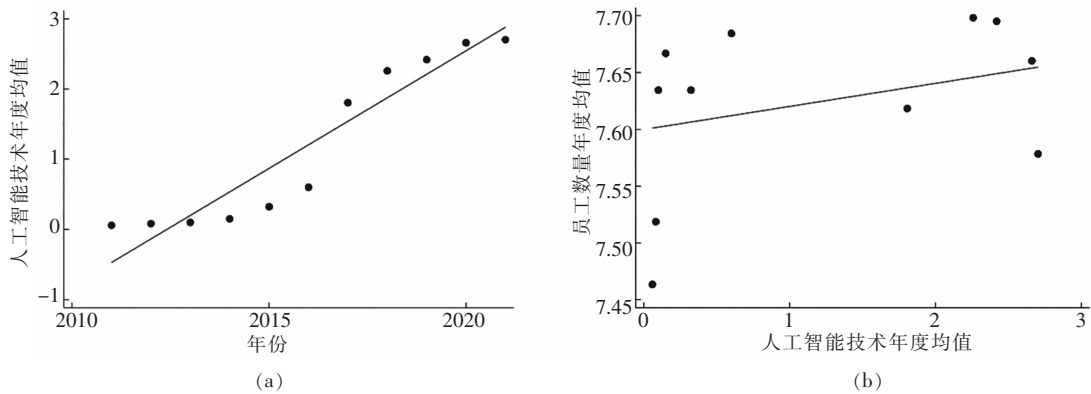


图 3 人工智能年度均值变化及其与就业数量年度均值关系

3 实证分析

3.1 基准回归结果

表 2 报告了企业人工智能水平对就业影响的基准回归结果。其中,列(1)是没有加入控制变量、仅控制了时间和个体固定效应的估计结果,可以看到人工智能估计系数在 1% 水平上显著为正;列(2)在列(1)的基础上加入了控制变量,估计结果仍然在 1% 的水平上显著;列(3)不仅加入了控制变量,还同时控制了个体、时间乘行业和时间乘省份固定效应,人工智能估计系数为 0.0020,在 1% 水平上显著,这也就意味着人工智能每提高 1 个标准差,企业雇佣员工数量可以提高 1.48%,相当于企业平均雇佣人数增加约 86 个。

表 2 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
人工智能	0.0077 *** (0.0011)	0.0028 *** (0.0006)	0.0020 *** (0.0007)
控制变量	否	是	是
个体固定效应	是	是	是
时间固定效应	是	是	否
时间-行业固定效应	否	否	是
时间-省份固定效应	否	否	是
观测值	22750	22750	21772
adj. R ²	0.8918	0.9340	0.9539

注:***、**和*分别代表 1%、5%和 10%显著性水平,括号内为企业聚类标准误。下表同

3.2 内生性问题

人工智能对就业的影响研究可能存在内生性问题。一是反向因果,雇佣员工数量较多的企业可能更倾向于

开发和应用人工智能,以实现生产流程的自动化和提升管理效率等;二是遗漏变量,因数据限制等,难以穷尽和量化所有可观测和不可观测的且同时影响人工智能和就业的因素。本文采用工具变量法和外生事件冲击法来检验内生性问题对估计结果的影响。

3.2.1 工具变量法

(1)参考肖土盛等的研究^[27],选取年度本地区同行业企业人工智能的平均水平(IV1)作为工具变量进行两阶段最小二乘回归(2SLS)估计。因知识共享、市场竞争和相似的发展趋势等,某企业人工智能水平会受到同一地区和行业企业人工智能水平的影响,满足相关性的要求;同行业和地区企业人工智能发展水平并不能直接影响本企业的劳动力雇佣决策,满足外生性要求。表 3 列(1)报告了 2SLS 第一阶段估计结果,IV1 估计系数在 1% 的水平上显著为正;此外,Kleibergen - Paap rk LM 统计量在接近 5% 的水平上显著,说明工具变量通过了识别不足检验,Cragg - Donald Wald F 统计量为 2852.476,大于 Stock - Yogo 弱工具变量 10% 临界值 16.38,拒绝了弱工具变量的原假设,证明了本文选取工具变量的有效性。表 3 列(2)2SLS 第二阶段估计结果显示,人工智能估计系数在 5% 的水平上显著为正,表明本文基准回归结果具有稳健性。

(2)以各省份政府工作报告中人工智能词频(IV2)作为工具变量。参考金灿阳等的做法^[28],利用 Python 软件获取各省份政府工作报告有关人工智能词频代表各省人工智能政策强度。各省人工智能的政策支持力度会影响省内企业人工智能的发展程度,满足相关性要求,省级政府对人工智能的政策态度并不会直接影响某

个企业的劳动力雇佣情况,满足工具变量的外生性要求。表3列(3)报告了2SLS第一阶段回归结果,结果显示工具变量估计系数在1%的水平上显著为正;同时,工具变量可以有效识别,也并非弱工具变量,因此工具变量的选取是合理的。表3列(4)报告了2SLS第二阶段估计结果,人工智能在10%水平上可以显著促进就业,验证了本文基本结论的稳健性。

3.2.2 外生事件冲击法

为发挥地方在推动人工智能应用上的主观能动性和

引领带头作用,国家科技部于2019年印发了《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》,2023年布局建设20个左右试验区,提出申请的试验区需要具备人工智能科教资源、支持政策、基础设施、产业基础等条件。因科技部和地方政府对试验区的资源投入发挥作用需要一定时间,为确保政策实施效果能够更加充分地显现,本文以2019年上半年获批的北京市和上海市企业为实验组,其他城市企业为对照组,且删除了在北京市、上海市之后陆续获批的城市企业,建立双重差分(DID)模型。

表3 工具变量法和外生事件冲击法内生性检验结果

变量	(1) 人工智能	(2) 员工数量	(3) 人工智能	(4) 员工数量	(5)
人工智能		0.0036 ** (0.0018)		0.0515 * (0.0270)	
IV1	0.7884 *** (0.2628)				
IV2			0.1579 *** (0.0479)		
post × treated					3.3724 *** (0.1334)
控制变量及固定效应	是	是	是	是	是
观测值	21772	21772	20970	20970	15409
Kleibergen - Paap rk LM 统计量	5.724 **		10.924 ***		
Cragg - Donald Wald F 统计量	2852.476		15.736		
adj. R ²					0.9421

注:因各省份政府工作报告中人工智能词频与时间乘省份固定效应共线,所以列(3)、列(4)改为控制时间和个体固定效应

$$\ln labor_{it} = a_0 + a_1 post_t \times treated_i + a_2 X_{it} + year_t \times \gamma_{ind} + year_t \times \varphi_{pro} + \lambda_i + \varepsilon_{it} \quad (9)$$

式(9)中,post_t表示政策实施时间虚拟变量,2019年之后的时间取值为1,2019年及之前的年份取值为0,treated_i表示个体虚拟变量,如果上市公司注册地址在北京市或者上海市,则取值为1,否则取值为0,其他变量定义同模型(8)。

表3列(5)报告了DID估计结果,post_t × treated_i估计系数在1%水平上显著为正,表明国家新一代人工智能创新发展试验区的设立能够促使试验区内企业在发展人工智能政策支持下,提高劳动力雇佣数量,与本文基准回归结果相吻合。

3.3 其他稳健性检验

3.3.1 改变人工智能度量方式

对人工智能词频进行标准化处理,使其取值范围缩减至0到1,减轻极端值对本文估计结果的影响。一是在每一年度层面进行标准化处理,记为AI_1;二是在行业层面进行标准化处理,记为AI_2;三是在省份层面进行标准化处理,记为AI_3。表4列(1)至列(3)分别列示了3种人工智能度量方式的估计结果,估计系数显著为正。

3.3.2 删减样本

首先,样本上市公司信息披露质量会影响数据准确性,本文删除了样本期内上海、深圳证券交易所信息披露质量评价等级为“不合格”的上市公司,回归结果如表4列(4)所示,估计系数显著为正。

其次,上市公司可能存在夸大人工智能信息披露的倾向,以释放利好消息,操纵市值、获取资源。参照赵璨等的研究^[30],本文建立如下回归模型,以估算人工智能正常披露频次。

$$AI_{it} = \eta_0 + \eta_1 AI_mean_{it} + \eta_2 X_{it} + year_t \times \gamma_{ind} + year_t \times \varphi_{pro} + \lambda_i + \varepsilon_{it} \quad (10)$$

式(10)中,AI_mean_{it}表示年度行业内其他企业人工智能信息披露频次中位数,其他变量定义同式(8)。如果估计残差(ε)大于0,则说明该企业夸大披露人工智能相关信息。本文删除这类企业后重新估计式(8),回归结果如表4列(5)所示,估计系数显著为正。

最后,创业板上市公司通常在新兴领域或技术创新方面具有优势,为减轻样本企业间的系统性差异,本文删除了创业板上市公司重新回归,回归结果如表4列(6)所示,估计系数依然显著为正。

表 4 改变人工智能度量方式和删减样本稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人工智能				0.0020 *** (0.0007)	0.0058 ** (0.0029)	0.0020 *** (0.0007)
AI_1	0.2535 ** (0.1166)					
AI_2		0.1049 ** (0.0426)				
AI_3			0.1474 ** (0.0670)			
控制变量及固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	21772	21730	21772	21652	10514	21628
adj. R ²	0.9413	0.9413	0.9413	0.9418	0.9522	0.9411

3.4 异质性分析

3.4.1 受教育程度异质性

不同的受教育程度往往代表着技能水平的差异,受教育程度高的劳动者学习和利用人工智能的能力更强,这类群体在执行非常规型任务时更具有优势,人工智能对劳动力的影响更多地体现为互补性。相反,在抵御新技术的冲击时受教育程度较低的劳动者的应变能力更弱,人工智能对劳动力的替代性上升^[16]。本文将上市公司雇员按照受教育程度分成低、中、高三组,其中低受教育程度组是指学历为高中及以下的员工,中受教育程度组是指拥有专科学历的员工,高受教育程度组包括本科及以上学历的员工。将式(8)的被解释变量替换成公司各组别员工人数的对数值分别进行回归分析,估计结果如表5列(1)至列(3)所示,人工智能对就业的促进效应

只在高受教育程度的群体中显著。这一结果表明,随着新技术的快速涌现和更新迭代,就业机会更多地偏向接受过较高程度教育的劳动力。

3.4.2 岗位异质性

人工智能可能会改变企业劳动技能需求结构,促使企业增加对 AI 相关岗位的需求,降低对非 AI 相关岗位的需求^[5]。本文分别以企业技术人员数量对数值、非技术人员^①数量对数值和技术人员占比为被解释变量对式(8)重新进行回归分析,表5列(4)至列(6)的估计结果显示,人工智能不仅促进了企业技术人员绝对数量的上升,还提高了技术人员占比,但是人工智能对就业的促进效应对非技术人员并不显著,人工智能等新技术的演进会不断催生并壮大与之相关的新工作岗位,改变企业现有岗位结构。

表 5 劳动力受教育程度和岗位异质性分析

变量	受教育程度			岗位		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人工智能	0.0010 (0.0031)	0.0013 (0.0011)	0.0014 ** (0.0006)	0.0034 *** (0.0010)	-0.0006 (0.0013)	0.0489 ** (0.0220)
控制变量及固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	11378	18715	14717	20834	17029	20834
adj. R ²	0.9229	0.9357	0.9600	0.8993	0.9429	0.8558

3.4.3 人工智能对就业影响的行业异质性

各行业内企业人工智能的应用场景和技术成熟度存在相似性,人工智能对就业的影响可能会呈现行业特性。本文对式(8)按照行业分别进行回归分析,制造业各大类行业人工智能估计系数如图4所示,因各行业人工智能发展阶段和应用方向并不相同,我国各行业人工智能对就业的影响存在明显差异。例如,在“汽车制造业”“化学原料和化学制品制造业”和“造纸和纸制品

业”中,人工智能可能主要用于替代劳动力、实现自动化生产,人工智能估计系数显著为负;“铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业”和“仪器仪表制造业”属于技术密集型行业,人工智能与生产制造和产品的融合发展对企业扩大竞争优势十分重要,人工智能显著促进就业;“橡胶和塑料制品业”和“木材加工和木、竹、藤、棕、草制品业”等行业与人工智能结合方式尚未成型,人工智能估计系数并不显著。

①包括销售、财务、生产和其他人员等。

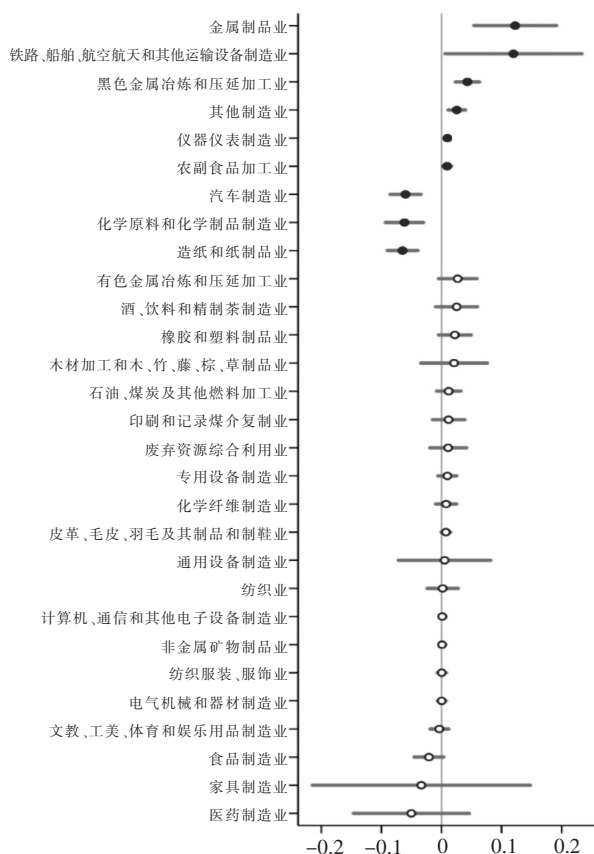


图4 各制造业大类行业人工智能对就业的影响系数10%置信区间

3.5 人工智能对就业的影响机制分析

3.5.1 人工智能可以提高员工劳动生产率

本文将人均工资作为个体劳动生产率的代理变量对式(8)重新进行回归,人均工资用应付职工薪酬与员工人数的比值表示,估计结果如表6列(1)所示,人工智能显著提高了员工劳动生产率,提升了劳动价值。

3.5.2 人工智能可以促进企业业务发展和运营

本文以企业营业收入加1后的对数值作为被解释变量重新对式(8)进行回归,估计结果如表6列(2)所示,人工智能显著提高了企业营业收入,促进了企业产品和服务质量的上升。

3.5.3 人工智能会降低企业有效劳动边际产出

基于前文的假设和理论分析,企业有效劳动边际产出对数值的表达式为:

$$\ln\left(\frac{\partial f_j(\cdot)}{\partial(\sum w^i l^i)}\right) = \ln\left(\frac{\partial y_j}{\partial A_j L_j}\right) = \ln\left(\frac{\beta_1 y_j}{A_j L_j}\right) = \ln MPL - TFP \quad (11)$$

式(11)中, $MPL = \beta_1 y_j / L_j$,表示劳动边际产出;TFP表示全要素生产率。

首先,本文分别用 Olley 和 Pakes 发展的 OP 法^[31]以及 Levinsohn 和 Petrin 发展的 LP 法^[32]对企业全要素生产率 and 劳动边际产出进行估计。然后,本文分别将 OP 法和 LP 法估计出的企业全要素生产率以及劳动边际产出代入式(11),计算各样本企业有效劳动边际产出并作为被解释变量重新对式(8)进行回归。估计结果如表6列(3)和列(4)所示,人工智能显著降低了企业的有效劳动边际产出,增强了资本对劳动力的替代性。以上检验验证了本文提出的研究假说。

表6 人工智能对就业的影响机制分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
人工智能	0.0010 *	0.0011 **	-0.0010 ***	-0.0021 ***
	(0.0005)	(0.0005)	(0.0003)	(0.0005)
控制变量及固定效应	是	是	是	是
观测值	21772	21772	19194	19194
adj. R ²	0.8151	0.9568	0.9016	0.9065

4 拓展分析

4.1 人工智能对就业的影响在企业上、下游之间的传导链条

人工智能对就业的影响不仅仅来源于本企业内部,企业对劳动力需求的上升可能会受到上游企业更廉价或更高质量的原材料供给的影响,也可能受到下游企业产品需求上升的影响,人工智能的正外部性会在企业上、下游链条中传导,产生连锁反应。借鉴 Autor 和 Salomons 的做法^[33],本文建立以下回归模型:

$$\ln labor_{it} = \theta_0 + \theta_1 AI_{it} + \theta_2 AI_{sup_{it}} + \theta_3 X_{it} + year_t \times \gamma_{ind} + year_t \times \varphi_{pro} + \lambda_i + \varepsilon_{it} \quad (12)$$

$$\ln labor_{it} = \varphi_0 + \varphi_1 AI_{it} + \varphi_2 AI_{cus_{it}} + \varphi_3 X_{it} + year_t \times \gamma_{ind} + year_t \times \varphi_{pro} + \lambda_i + \varepsilon_{it} \quad (13)$$

式(12)、式(13)中, $AI_{sup_{it}}$ 代表供应商人工智能水平,用上市公司前五大供应商人工智能水平与采购额占年度总采购额比率的加权平均值衡量^①; $AI_{cus_{it}}$ 代表客户人工智能水平,用上市公司前五大客户人工智能水平与销售额占年度总销售额比率的加权平均值衡量;其他变量定义同式(8)。估计结果如表7列(1)和列(2)所示,供应商人工智能和客户人工智能系数均显著为正,说明当前阶段人工智能对就业的影响会产生较强的外溢性,本企业可以通过向上游企业采购和向下游企业销售,获得上、下游企业人工智能发展带来的红利,形成良性互动关系。

4.2 人工智能对就业影响的阶段性

人工智能与劳动力的替代或互补关系强弱随着人工智能及社会生产力的发展而改变。2017年7月8日

①因无法获取非上市公司年报信息,本文中供应商人工智能水平仅包含了上市公司前五大供应商中的上市公司人工智能数据,客户人工智能水平亦如此。

国务院印发《新一代人工智能发展规划》,强调了发展人工智能的战略目标和任务内容,将人工智能的重要性提升到了国家层面。以 2017 年《新一代人工智能发展规划》的印发实施为分界点,2017 年后人工智能发展迈向新的台阶,发展环境更加优化,人工智能知识和技术产生的正外部性更强,人工智能对劳动力的互补性提高。表 7 列(3)是 2017 年及以前年份分样本回归结果,列(4)是 2017 年后分样本回归结果,可以看到列(4)人工智能估计系数大小和显著性水平都要高于列(3),2017 年后人工智能对就业的促进效应更强。

表 7 拓展分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
人工智能	-0.0331 (0.0522)	0.0113 ** (0.0048)	0.0019 * (0.0011)	0.0022 *** (0.0007)
供应商人工智能	0.8410 *** (0.3196)			
客户人工智能		0.7700 *** (0.2471)		
控制变量及固定效应	是	是	是	是
观测值	626	852	11543	9352
within. R ²	0.9952	0.9767	0.9443	0.9820

5 研究结论与政策启示

研判人工智能对就业的影响,有助于为政府防范劳动力市场风险、促进高质量就业提供政策参考。本文基于社会福利最大化,从社会规划者的劳动力最优配置问题出发建立理论模型,同时考虑了劳动供给方和需求方的最优决策,为研究人工智能对就业的影响提供了新的视角和差异化机制解读。此外,本文揭示了人工智能对就业影响的阶段性特征,并为人工智能可以促进就业提供证据支持。接着,本文利用 2011—2021 年上市公司微观数据进行实证检验和深入分析,得出的主要结论如下:

第一,人工智能对就业的影响具有阶段性特征;在样本期内,人工智能可以有效促进就业。具体而言,一方面,人工智能可以提高劳动生产率,提升劳动价值,进而增强劳动力的工作效用水平和工作意愿;另一方面,人工智能有助于提升企业产品、服务质量,增强其市场竞争力,促进企业扩大生产、销售规模,增加企业对劳动力的需求数量。但是,人工智能也会降低劳动力相对于资本在企业生产中的比较优势。综合来看,样本期内,人工智能对劳动力的互补效应强于替代效应。未来人工智能会如何影响就业仍然具有不确定性。第二,异质性分析发现,人工智能对就业的影响存在结构性差异,其促进效应主要体现在受教育程度较高的劳动力群体和技术人员中。同时,人工智能发展阶段和产业融合方式具有行业特色,不同行业人工智能对就业的影响存在

差异。第三,拓展分析发现,人工智能对就业的影响可以通过企业上、下游之间的采购和销售关系传递,具有较强的外部性;2017 年后人工智能对劳动力就业的促进作用更加强。

根据本文的研究结论,提出如下政策建议:

一是加快人工智能发展,促进其与产业深度融合。建议政府加大对人工智能基础研究的资金投入,重点支持具有长远社会效益的创新项目,并鼓励社会资本参与其中。同时,完善人工智能相关法律法规,优化人工智能人才培养和引进机制,通过搭建人工智能政产学研合作平台,促进政府、企业、高校和研究机构之间的协同创新。此外,推动各行业探索人工智能应用场景,促进人工智能技术的高质量、均衡发展。

二是加强劳动力教育和技能培训。建议政府联合企业、培训机构等,定期开展面向低技能劳动力、失业人员的人工智能技能培训,帮助这部分人群提升就业竞争力。对于其他在职员工,政府可以鼓励其自主学习人工智能相关技术,增强其适应新技术快速变化的能力,从而应对人工智能等技术革新带来的挑战。

三是建立人工智能发展评估与预测机制。建议政府应积极推进人工智能影响评估体系的建设,系统预测不同领域和行业人工智能的发展趋势及其对劳动力市场的潜在影响。通过前瞻性政策引导,规避可能的风险,确保人工智能的可控性和良性发展。

参考文献:

[1] 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,2020,55(10):159-175.

[2] 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.

[3] 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.

[4] 尹志锋,曹爱家,郭家宝,等. 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[J]. 中国工业经济,2023(5):137-154.

[5] Acemoglu D, Autor D, Hazell J, et al. Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies[J]. Journal of Labor Economics, 2022, 40(S1): 293-340.

[6] Xue M, Cao X, Feng X, et al. Is College Education Less Necessary with AI? Evidence from Firm-Level Labor Structure Changes[J]. Journal of Management Information Systems, 2022, 39(3): 865-905.

[7] 孙早,韩颖. 人工智能会加剧性别工资差距吗? ——基于我国工业部门的经验研究[J]. 统计研究,2022,39(3):102-116.

[8] Cheng C, Luo J Y, Zhu C, Zhang S F. Artificial Intelligence and the Skill Premium: A Numerical Analysis of Theoretical Models[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2024, 200: 123140.

[9] 陈媛媛,张亮,周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置[J]. 经

- 济研究,2022,57(1):172-188.
- [10] 綦建红,付晶晶.“机器换人”时代低技能劳动力何去何从?——基于中国劳动力动态调查数据的检验[J].人口研究,2022,46(4):114-128.
- [11] 王林辉,钱圆圆,宋冬林,等.机器人应用的岗位转换效应及就业敏感性群体特征——来自微观个体层面的经验证据[J].经济研究,2023,58(7):69-85.
- [12] 毛日昇.工业机器人应用与就业再配置[J].管理世界,2024,40(9):98-122.
- [13] Wang S, Wang Y Z, Li C Y. AI-Driven Capital-Skill Complementarity: Implications for Skill Premiums and Labor Mobility[J]. Finance Research Letters, 2024, 68: 106044.
- [14] 郑丽琳,刘东升.机器人应用与劳动力就业:替代还是互补?——基于22个经济体数据的经验分析[J].统计研究,2023,40(3):126-138.
- [15] Johnson P C, Laurell C, Ots M, et al. Digital Innovation and the Effects of Artificial Intelligence on Firms' Research and Development-Automation or Augmentation, Exploration or Exploitation?[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2022, 179 (121636).
- [16] Acemoglu D, Restrepo P. Tasks, Automation, and the Rise in U. S. Wage Inequality[J]. Econometrica, 2022, 90(5): 1973-2016.
- [17] Korinek A, Juelfs M. Preparing for the (Non-Existent?) Future of Work[J]. National Bureau of Economic Research Working Paper, 2022 (30172).
- [18] 胡晨明,王林辉,赵贺.人工智能应用、人机协作与劳动生产率[J].中国人口科学,2021(5):48-62+127.
- [19] 惠炜.人工智能与劳动收入份额——来自中国城市数据的经验证据[J].北京工业大学学报(社会科学版),2022,22(6):99-112.
- [20] 孙早,陈玉洁.机器人角色、生产分割与生产方式转换[J].中国工业经济,2023(4):5-23.
- [21] 肖兴志,解维敏.人工智能与企业韧性——基于工业机器人应用的经验证据[J].系统工程理论与实践,2024,44(8):2456-2474.
- [22] Acemoglu D, Koster H R A, Ceren O. Robots and Workers: Evidence from the Netherlands[R]. National Bureau of Economic Research Working Paper, 2023(31009).
- [23] 彭树宏.人工智能应用与企业就业吸纳——来自中国上市公司年报文本分析的证据[J].经济管理,2024,46(8):42-64.
- [24] 谢萌萌,夏炎,潘教峰,等.人工智能、技术进步与低技能就业——基于中国制造业企业的实证研究[J].中国管理科学,2020,28(12):54-66.
- [25] 王林辉,周慧琳,钱圆圆,等.机器人应用冲击、职业可迁移技能和职业-技能合意性[J].管理世界,2024,40(11):85-104.
- [26] 吴非,胡慧芷,林慧妍,等.企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J].管理世界,2021,37(7):130-144+10.
- [27] 肖土盛,孙瑞琦,袁淳,等.企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额[J].管理世界,2022,38(12):220-237.
- [28] 金灿阳,徐蒿婷,邱可阳.中国省域数字经济发展水平测度及其空间关联研究[J].统计与信息论坛,2022,37(6):11-21.
- [29] 贺梅,王燕梅.制造业企业数字化转型如何影响员工工资[J].财贸经济,2023,44(4):123-139.
- [30] 赵璨,陈仕华,曹伟.“互联网+”信息披露:实质性陈述还是策略性炒作——基于股价崩盘风险的证据[J].中国工业经济,2020(3):174-192.
- [31] Olley G S, Pakes A. The Dynamics of Productivity in the Telecommunications Equipment Industry[J]. Econometrica, 1996, 64(6): 1263-1297.
- [32] Levinsohn J, Petrin A. Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables[J]. Review of Economic Studies, 2003, 70(2): 317-341.
- [33] Autor D, Salomons A. Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share[R]. National Bureau of Economic Research Working Paper, 2018(24871).

(责任编辑:李 镜)