

人工智能对青年就业的影响研究*

——来自 OECD 国家工业机器人使用的证据

刘金东 徐文君 王佳慧

【摘要】在人工智能为新质生产力注入动力的同时,世界范围内青年就业形势日趋严峻,关于人工智能是否会加剧青年失业的问题引发了广泛关注。文章使用工业机器人数据和 OECD 国家面板数据,实证检验了人工智能对青年失业的影响。研究发现人工智能并未加剧青年失业,反而显著降低了青年失业率。不过,人工智能缓解青年失业的效应部分来自对临退休年龄员工的替代。由于失业回滞现象和“机器换人”的不可逆性会部分抵消人工智能对青年就业的正向影响,人工智能对青年失业的缓解效应在经济下行期更为显著,但在经济上行期有所抑制,表现出反周期性特征。文章认为推动新质生产力发展与就业优先战略并行不悖,但应同时关注人工智能等新技术在缓解青年失业方面的局限性。

【关键词】人工智能 青年失业 新质生产力 岗位替代

【作者】刘金东 山东财经大学财政税务学院,副教授;徐文君 山东财经大学财政税务学院,硕士研究生;王佳慧 山东财经大学财政税务学院,硕士研究生。

一、引言

人工智能是当今科技热点,芯片、存储器、移动通信、大数据等相关技术不断革新,正在为加快发展新质生产力注入活力。人工智能可以促进技术革新,带动技术进步,增强经济增长内生动力,因而成为各国竞相推动的核心领域。根据国际机器人联合会(The International Federation of Robotics,后文简称“IFR”)统计数据,世界范围内工业机器人渗透度从 2009 年每千人平均拥有 2.766 台机器人增加到 2019 年的 5.595 台。习近平总书记在 2018 年 10 月 31 日中央政治局集体学习会议上指出:“人工智能是新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量,加快发展新一代人工智能是事关我国能否抓住新一轮科

* 本文为国家社会科学基金一般项目“失业风险冲击下青年群体收入差距的动态演化与长效治理研究”(编号:23BGL241)的阶段性成果。

技革命和产业变革机遇的战略问题。”根据中国电子信息产业发展研究院发布的统计数据,2017~2021年中国人工智能产业规模增长了2.6倍,在全球中的占比提升到16.8%;专利申请量在全球中的占比也持续扩大,从2012年的13%增长到2021年的70.9%。

人工智能高速发展的同时,近年来青年失业问题日益突出。OECD国家统计数据显示,各国青年失业率平均维持在15%以上,普遍高于其他年龄段失业率。青年失业问题在中国也引起了关注:在需求收缩、供给冲击和预期转弱的三重压力冲击下,中国自2018年国家统计局定期公布相关数据以来,城镇16~24岁青年人口调查失业率呈现波动中持续上升的现象。青年群体因技能和经验不足,往往成为最难获得工作、却又最易被解雇的对象(Dauth等,2021;李建奇、刘翠花,2024)。在此背景下,探讨人工智能对青年失业的影响,特别是对就业的“双刃剑”效应,具有更为突出的现实意义。一方面,发展人工智能有助于提升生产率和创造新的工作岗位,从而扩大劳动力市场需求;另一方面,人工智能的一个重要作用是实现对体力劳动和脑力劳动的自动化和智能化,因而可能出现“机器换人”的现象,挤出就业。

关于人工智能对就业的影响,学术界已经有大量研究成果。既有研究主要关注不同学历和技能水平的就业群体之间、不同特征的行业和地区之间的差异(王永钦、董雯,2020;陈东、秦子洋,2022),较少有研究考察人工智能对不同年龄群体就业的影响,关于青年就业的研究更为少见。人工智能对青年群体就业的影响可能与其他群体存在一定差异:一是这一群体有可能凭借知识结构优势快速实现“再技能化”,从而抵御“机器换人”的冲击,在岗位替代效应中受到的负面影响低于中老年群体(李磊等,2021;王林辉等,2023);二是青年群体凭借其创新精神和技能知识优势,在岗位创造效应中受到的正面影响可能强于中老年群体(Trautenberg,2018)。从OECD国家的工业机器人应用水平与青年失业率的关系来看(见图),二者总体呈负相关关系,由此推断,青年群体可能是人工智能时代的净受益者。

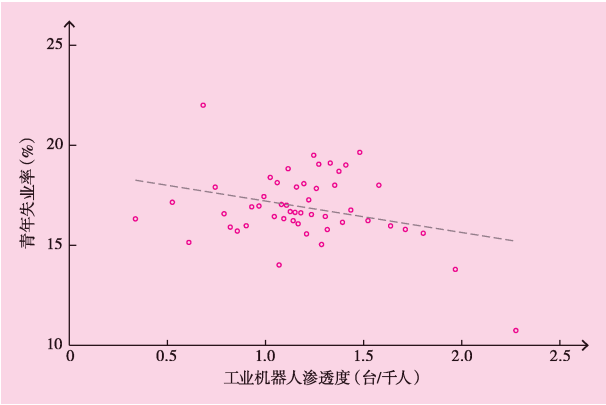


图 青年失业率与机器人渗透度

探讨人工智能对青年就业的影响,在中国尤其具有现实意义:一方面,中国的青年失业率在一段时期内处于相对较高水平,缓解青年失业、促进青年实现更加充分更高质量就业已经成为实施就业优先战略的重要工作内容;另一方面,中国经历了大规模的高等教育扩招,年轻人的平均受教育水平快速提升,考虑到不同年龄的劳动者之间存在明显的人力资本差距,有必要系统研究

不同年龄段劳动者如何应对人工智能的冲击。

本文使用 OECD 国家面板数据,以工业机器人渗透度为代理变量,重点考察如下问题:人工智能技术的应用如何影响青年就业现象?与年龄相关的就业结构变化在人工智能影响青年就业的关系中发挥什么样的作用?人工智能对青年就业的作用是否随经济发展阶段变化而有所不同,它倾向于反周期性趋势还是顺周期性趋势?相比已有研究,本文可能的边际贡献主要体现在两个方面:第一,文章探究了人工智能对不同年龄群体就业的异质性影响,论证了人工智能对青年失业的缓解效应,这对厘清人工智能和促进青年更充分更高质量就业之间的关系具有重要的理论意义;第二,文章也考虑了“机器换人”不可逆性的负面影响,着重考察人工智能在经济周期不同阶段的差异化影响,这对优化宏观调控政策、促进就业机会公平具有一定现实意义。

二、理论分析与研究假设

(一) 理论分析

人工智能对就业的影响是复杂多样的,而且具有一定的动态属性。一方面,人工智能的应用通过自动化替代了部分工作岗位的传统人力劳动,直接导致就业岗位减少和劳动力需求下降(Acemoglu 等,2020)。另一方面,随着人工智能的应用,企业的生产规模和盈利能力得到了提升(Graetz 等,2018)。在生产率提升效应的推动下,企业可能会扩大生产,这不仅会增加企业对人工智能等自动化设施的需求,也会增加其对非自动化岗位的劳动力需求(陈东、秦子洋,2022)。此外,人工智能的引入还能够改变劳动力的工作内容,创造新的、具有比较优势的生产任务,即通过创造新的工作岗位来增加劳动力需求(Dauth 等,2021)。

为了更直观地阐释人工智能发展影响青年就业的路径,本文首先参考 Acemoglu 等(2020)和李磊等(2021)的研究,构建了一个企业生产任务的简化模型,假设一个代表性企业在某一时期的生产函数如下:

$$X=\min\{x(s)\} \tag{1}$$

其中, X 表示企业在该时期的产出水平,代表性企业需要完成一系列生产任务 s 才能最终形成产出, $x(s)$ 为生产任务 s 所对应的产量水平。在 $s \in [0, S]$ 的定义域上,存在一个门槛值 M :位于 $[0, M]$ 区间的生产任务能够由机器代替人工完成,而 $(M, S]$ 的区间则只能由人工完成; M 实质上代表了企业自动化的范围,即机器人的最大有效使用量。因为并非所有的生产任务都能由机器人完成,代表自动化范围的 M 并非一成不变。随着技术进步,“机器换人”的范围越来越广, M 的取值可能不断提高。由此,企业任务 s 的生产函数可表示为:

$$x(s)=\begin{cases} r(s)+A \cdot l(s), & s \leq M \\ A \cdot l(s), & s > M \end{cases} \quad (2)$$

上式中, r 代表机器人投入量, l 代表常规人工劳动力投入量。常规劳动力投入量与机器人投入量具有一定的替代关系, 将机器人生产率标准化为 1, A 可以视为劳动力相对于机器人的劳动生产率, 那么 $1/A$ 就是相同产出水平下机器人对劳动力的替代率。在既定的产出水平下, 基于成本最小化原则, 可以得到任务 s 的最优常规劳动力需求量和机器人需求量:

$$l(s)=\begin{cases} 0, & s \leq M \\ \frac{X}{A}, & s > M \end{cases} \quad (3)$$

$$r(s)=\begin{cases} X, & s \leq M \\ 0, & s > M \end{cases} \quad (4)$$

除常规劳动力投入量之外, 还须考虑衍生劳动力投入量, 衍生劳动力投入量与机器人投入量是互补关系, 随着机器人投入量的增加而同步增加, 代表了伴随机器人应用而创造的新岗位。此处假设衍生系数(即每单位机器人应用衍生的劳动力需求)为 δ , 则衍生劳动力投入量为 $\delta r(s)$ 。

由于 $s \in [0, S]$, 代表性企业的总劳动力需求量可表示为:

$$L = \int_M^S \frac{X}{A} dl + \int_0^M \delta X dl = \frac{(S-M)}{A} X + MX\delta \quad (5)$$

由此可以得到机器人应用水平 M 对总劳动力需求量 L 的影响:

$$\frac{dL}{dM} = \frac{\partial L}{\partial M} + \frac{\partial L}{\partial X} \cdot \frac{\partial X}{\partial M} = \left(\delta - \frac{1}{A} \right) X + \frac{\partial X}{\partial M} \left(\frac{S-M}{A} + M\delta \right) \quad (6)$$

上述公式将人工智能对就业的影响分解为 3 种不同的效应: 一是生产率效应, 即 $\frac{\partial X}{\partial M} \left(\frac{S-M}{A} + M\delta \right)$; 二是岗位创造效应, 即 δX ; 三是岗位替代效应, 即 $-\frac{1}{A}X$ 。这 3 种效应可能对青年群体的就业产生多方面的影响, 具体作用将在下文探讨。

(二) 研究假设

从生产率效应来看, 随着人工智能的引入, 生产率水平提高, 促使代表性企业扩大生产规模, 带动总体就业容量提升(陈东、秦子洋, 2022)。生产率效应是一种无偏效应, 不会带来群体之间的结构性变动, 即生产率提升带来的就业量变化在不同群体之间是无差别的, 仍然延续原有的就业结构吸纳新的劳动者, 故而生产率效应会同步提升青年和中老年就业。然而, 岗位创造效应和岗位替代效应是两种有偏的就业效应, 可能会共同造成岗位更迭。从岗位创造效应来看, 人工智能的引入会派生一系列与人工智能操作、执行有关的工作岗位和工作任务, 在总体上有助于扩大岗位供给(Acemoglu 等, 2020; 陈东、

秦子洋,2022),但岗位创造效应具有偏向性,具有专用知识技能储备的劳动者更有可能从中受益(李磊等,2021)。从岗位替代效应来看,其对岗位供给的影响总体为负,通过“机器换人”将原有工作岗位上的劳动者替代,从而降低了劳动力需求。岗位替代效应也是有偏的,不掌握专用知识的低技能劳动者更可能遭受负面冲击(李磊等,2021)。进一步来看,岗位创造效应也可能具有年龄偏向性。Trajtenberg(2018)在阐述人工智能岗位创造效应时提出,岗位创造红利更多是由具有创新精神和拥有先进技术知识的青年群体享有,相对年轻的群体接受了更为现代化的教育和技能培训,更容易填补人工智能运维师、算法工程师等新岗位的空缺。同理,岗位替代效应对青年群体的影响也可能相对更弱。青年群体拥有更高的人力资本,相对更能抵御机器人应用对岗位转换的冲击;即使出现岗位转换问题,青年人借助于自身的知识结构优势也更有可能是迅速地实现“再技能化”(李磊等,2021;王林辉等,2023)。邓悦和蒋琬仪(2022)基于中国企业—员工匹配调查(CEES)数据的研究,从经验层面印证了岗位创造效应和岗位替代效应联合作用下的岗位更迭更有利于青年群体。基于此,本文提出研究假设1:人工智能发展有助于降低青年失业率。

如上文所述,青年群体在岗位创造效应中受益最多,且在岗位替代效应中受损最少;与之相比,中老年群体在岗位创造效应中受益偏少,而在岗位替代效应中受损偏大,故而岗位更迭的一种可能结果是青年群体进入、中老年群体退出,从而造成年龄间的差异化影响。换言之,人工智能对青年就业的积极效应可能主要是由青老交替造成。在严格的劳动保护之下,选择解雇中老年员工的成本远比少雇佣青年员工的成本更高(刘金东、唐诗涵,2023),而且中老年员工已经积累了较高的专用技能和工作经验,因而在劳动力市场竞争中占据一定优势(Jovanovic,1979)。但随着人工智能发展、机器人引入,原有的劳动技能与岗位任务的稳定匹配状态被打破,中老年员工因“数字鸿沟”等问题更容易出现“技能折旧”,从而面临岗位转换。新式人工智能相比旧式人工智能对新知识的需求更为迫切,掌握前沿知识的青年群体比中老年群体更能适应新岗位和新技能的需求(王林辉等,2022),中老年群体则因原有的技能经验难以满足新式人工智能对默会知识(Tacit Knowledge)的要求而加速折旧。基于此,本文提出研究假设2:青老交替是人工智能促进青年就业的一个重要作用机制。

除此之外,人工智能在经济周期不同阶段的差异化影响也值得关注。各国的经验研究发现存在“失业回滞(Unemployment Hysteresis)”现象,即就业率易跌难升,在经济上行期和下行期的变化是非对称的(Blanchard等,1986)。这种非对称性表明,新古典经济学理论中劳动要素可变假定太过理想化(丁守海,2010)。现实中由于存在长期合同关系和严格的劳动保护,招工容易裁员难,雇主对扩大雇佣规模的招聘决策较为谨慎。青年初次

就业群体对经济周期性波动的敏感度更高,更容易受到周期性波动的影响(刘金东、唐诗涵,2023)。虽然人工智能应用增加的趋势是相对明确的,但经济增长存在周期性波动,如果在经济复苏阶段青年就业存在失业回滞现象,那么人工智能的应用可能会对青年就业的周期性恢复产生制约效应。一方面,人工智能的应用一旦形成“机器换人”效应,这种效应将表现出较强的不可逆性,即便经济复苏也较难出现人对机器的逆向替换。另一方面,青年群体在经济复苏期的企业招聘中并不占优势,复苏期的企业更偏好有一定工作经验、不需要投入太多培训成本的中老年劳动者,从而在整体上抑制了青老交替趋势。由此,本文提出研究假设3:人工智能对青年失业的缓解效应可能在下行期偏大、上行期趋弱的反周期性特征。

三、研究设计

(一) 数据来源

本文使用 OECD 国家面板数据,实证检验各国人工智能应用对青年失业率的影响。主要数据来源包括:(1)OECD 统计数据库(<https://stats.oecd.org>),该数据库统计了 1960 年以来各成员国历年分年龄段的失业人数,为计算青年失业率提供了基础信息;(2)国际机器人联合会(IFR)数据库,该数据库提供了全球 100 多个国家或地区的工业机器人数据,其工业机器人的统计口径覆盖所有在生产经营过程中使用的具有“自动控制、可重新编程、多用途”特征的机器人,IFR 是目前最权威的机器人研究数据库;(3)世界银行数据库,该数据库收集了各国经济社会发展多维度的丰富信息。鉴于 OECD 国家中哥斯达黎加、韩国、卢森堡、斯洛伐克 4 个国家的工业机器人统计数据不完整,本文将分析范围限定为除上述 4 个国家的其余 34 个 OECD 成员国,时间跨度为 1999~2019 年。

(二) 变量选取

在变量选取方面,本文的被解释变量为青年失业率,由各国 15~24 岁失业人数(没有工作但有工作意愿的青年人口数)与该年龄段失业人数和就业人数之和相除求得。

本文的关键解释变量为人工智能应用水平,参考陈东和秦子洋(2022)等的做法,以各国每千人拥有的工业机器人数量(工业机器人渗透度)来衡量。由于变量分布明显右偏,本文在分析过程中对其进行对数化处理。人工智能从技术上被划分为机器人、机器学习、自然语言处理、计算机视觉、专家系统 5 个细分领域,而专利数据的统计显示机器人相关专利占 45.39%,超过了第二和第三个细分领域占比之和,居于最主要地位(尹志锋等,2023),因而机器人数量是现实中应用最广泛的指标,也是人工智能技术在生产领域的最主要体现(孙早、陈玉洁,2023)。因此,使用工业机器人渗透度来衡量人工智能应用程度,具有较高的有效性和代表性。

在控制变量方面,本文选取 GDP 增长率、对外开放程度、人均消费支出、城镇化率等反映经济基本面的变量来控制经济因素对失业率的影响。其中,对外开放程度以进出口总额与 GDP 的比值表示。根据菲利普斯曲线的理论预测,通货膨胀率与失业率可能存在相关性,因此本文也控制了通货膨胀率。除此之外,考虑到各国的人口结构可能影响其劳动力市场表现,本文同时控制了人口增长率、城镇化率和抚养比。其中,城镇化率以城镇人口占总人口之比表示,抚养比以非劳动年龄(15 岁以下和 64 岁以上)人口与劳动年龄(15~64 岁)人口之比表示。

(三) 模型设定

本文通过实证回归检验人工智能应用对青年失业率的影响,基准回归方程如下:

$$unempr_{it} = \alpha + \beta persto_{it} + \lambda X_{it} + \vartheta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \tag{7}$$

其中,下标 i 代表不同国家, t 表示年份, $unempr_{it}$ 为被解释变量,表示 i 国 t 年份的青年失业率, $persto_{it}$ 表示该国人工智能应用水平。 X_{it} 代表国家层面的一系列控制变量,主要包括 GDP 增长率、对外开放程度、人均消费支出、城镇化率等。模型还纳入了国家固定效应 ϑ_i 和年份固定效应 μ_t 。 ε_{it} 为随机扰动项。

在机制分析部分,本文在式(7)的基础上,以不同年龄段(中年、临退休群体)的失业率、青老交替程度和实际平均退休年龄为被解释变量,探讨人工智能影响青年失业率的作用机制。为了验证人工智能对青年失业缓解效应的反周期性特征,本文在拓展分析部分将式(7)的核心解释变量替换为 GDP 增长率(包括经济上行期和经济下行期的 GDP 增长率),以及人工智能应用水平与 GDP 增长率的交乘项。

本文主要变量的描述性统计如表 1 所示。样本中各国的青年失业率均值为 16.914%,与中国现阶段青年失业率统计结果相近,介于去除在校生口径(2023 年 12 月约为 14.9%)和未去除在校生口径(2023 年 1~7 月平均约为 20%)的失业率之间。考察期间各国的人工智能应用水平存在较大差异,其中既包括考察期内各年份的发展变化,也包括分析

样本中高收入国家和中等收入国家的差异。从控制变量所展现的国家特征来看,样本中各国在不同特征变量上存在明显差异,但样本的分布区间整体上与中国当前的发展状况相近。因而,本文的研究结论可能对中国具有借鉴意义。

表 1 描述性统计(N=644)

变 量	均值	标准差	最小值	最大值
青年失业率(%)	16.914	9.018	3.658	59.250
人工智能应用水平	0.162	1.999	-6.662	3.155
通货膨胀率(%)	2.292	2.288	-4.478	16.332
人口增长率(%)	0.545	0.753	-2.258	2.891
城镇化率(%)	76.837	10.972	50.728	98.041
抚养比(%)	50.798	4.728	40.233	68.280
对外开放程度	0.680	0.389	0.134	1.821
人均消费支出(百美元)	183.810	90.117	32.960	448.770
GDP 增长率(%)	2.326	2.999	-14.839	25.176

四、实证分析

(一) 人工智能对青年失业的影响

1. 基准回归结果

表 2 汇报了本文的主要模型结果。表 2 模型 1 的基准回归显示,人工智能应用水平的系数估计值为 -0.993,在 1%的水平上显著,这意味着,工业机器人渗透度每增加 1%,对应的青年失业率下降约 0.010($=-0.993 \times \ln 1.01$)个百分点。因此,人工智能应用可以

表 2 人工智能对青年失业率的回归结果

变 量	基准回归	替换核心解释变量	
	模型 1	模型 2	Bartik-IV 回归 模型 3
人工智能应用水平	-0.993***(-3.621)	-0.126***(-4.859)	-0.754***(-2.805)
通货膨胀率	-0.569***(-4.863)	0.175(0.810)	-0.549***(-4.948)
人口增长率	-3.802***(-7.717)	-4.132***(-6.683)	-3.828***(-8.210)
城镇化率	0.376*** (3.031)	-0.843*(-1.900)	0.393*** (3.339)
抚养比	-0.415***(-5.066)	-0.090(-0.566)	-0.403***(-5.193)
对外开放程度	-8.679***(-4.425)	-13.274***(-3.427)	-9.026***(-4.855)
人均消费支出	-0.153***(-8.518)	-0.421***(-9.028)	-0.152***(-8.961)
GDP 增长率	-0.524***(-6.880)	-0.272***(-2.801)	-0.518***(-7.179)
常数项	37.451*** (3.677)	164.687*** (4.340)	44.968*** (3.913)
观测值	644	252	644

注:模型 1 和模型 3 以机器人渗透率衡量人工智能应用水平,模型 2 以 ICT 接入和使用占比衡量人工智能应用水平,由于 ICT 统计指标缺失值较多,模型 2 的观测值较少。各模型均控制了国家固定效应和年份固定效应。*、**和 *** 分别表示在 10%、5%和 1%的水平上显著,括弧内为 t(或 z)统计值。

模型 1 中控制变量的回归结果显示,通货膨胀率、人口增长率、抚养比、GDP 增长率、对外开放程度、人均消费支出系数估计值均显著为负。其中,GDP 增长率、对外开放程度、人均消费支出 3 个指标是经济发展水平的正向指标,这些变量与青年失业率负相关,与阳义南和谢予昭(2014)等的发现相一致。通货膨胀率的系数估计值为负,印证了菲利普斯曲线的理论预测。人口增长率能够促进经济增长,在奥肯定律下也对青年失业率表现出负向影响。抚养比越高,意味着劳动年龄人口相对越少,青年失业率相应越低。城镇化率的估计系数显著为正,可能原因是城镇化进程吸引大量农业转移人口,造成本地区就业压力增大(郭贝贝,2022)。

2. 核心解释变量的有效性检验

工业机器人不能代表所有类型的人工智能,将其作为人工智能的代理变量可能有一定的局限性。鉴于信息通信技术(ICT)是旧式人工智能和新式人工智能的共同基础(蔡跃洲、陈楠,2019),本文以各国企业信息通信技术接入和使用占比来替换核心解释变量,进

显著降低青年失业率,具有失业缓解效应。这一结果与此前一些研究的观点一致(李磊等,2021;陈东、秦子洋,2022),可能的原因是,产业智能化进程会创造更多高技能要求的就业岗位,具有知识优势的青年人更有可能抵御职业更替风险,适应人工智能时代的技能要求。由此,本文研究假设 1 得到验证。

行有效性检验,结果如模型 2 所示。模型 2 的回归结果与基准回归基本一致,印证了基准结果的有效性。

3. 内生性探讨

考虑到人工智能与青年失业之间可能存在因果倒置的问题,本文借鉴陈东和秦子洋(2022)的方法,使用移动份额法构建 Bartik 工具变量,根据行业份额和不同行业受人工智能冲击的程度来代理测量不同国家受人工智能冲击的程度,以此作为相对外生的冲击变量,在此基础上重新拟合模型,结果如模型 3 所示。模型 3 的结果显示,人工智能应用水平的估计系数依旧在 1%的水平上显著为负,再次验证了基准结果的有效性。

除使用 Bartik 工具变量进行回归以外,本文还尝试了其他 3 种不同的变量设定以更好地处理内生性问题。第一,补充控制其他可能的影响因素,包括青年人均受教育年限和第三产业占比。考虑到劳动力市场环境因素会影响就业表现,本文进一步控制了劳动保护程度、工会组织集体谈判覆盖率、劳动力平均工作时长、国家就业扶持力度共 4 个与劳动力市场环境紧密相关的指标。其中,国家就业扶持力度以 OECD 数据库的劳动力市场激活计划(Active Labour Market Policies)支出占比来衡量。在补充控制变量后,回归结果如表 3 模型 4 所示,其主要结论与基准回归结果差异不大。第二,采用控制变量初始值与年份虚拟变量的交乘项进行估计。考虑到模型中部分变量既会对被解释变量产生影响,又有可能对解释变量产生影响,将其作为模型的控制变量可能导致估计结果不准确。为此,本文借鉴孙天阳等(2020)的方法,选取相应变量在考察基期的取值,将其与时间虚拟变量交乘,对基准回归重新进行估计。表 3 模型 5 的结果表明,更换控制变量并不影响基准模型的主要结论。第三,加入不同国家的时间趋势项,以尽可能控制各国随时间线性

变化的技术进步因素,缓解遗漏变量的内生性问题。模型 6 的回归结果依然与基准模型结果相近。

表 3 考虑不同模型设定的有效性检验

变 量	新增控制变量	控制变量初始值与年份的交乘项	加入国别时间趋势项
	模型 4	模型 5	模型 6
人工智能应用水平	-1.139***(-3.809)	-1.062*(-1.659)	-1.062*(-1.680)
观测值	515	493	493

注:*,** 和 *** 分别表示在 10%、5%和 1%的水平上显著,括弧内为 t(或 z)统计值。除模型 4 增加控制变量以外,其余各模型均控制了基准回归中的国家层面控制变量和国家、年份双向固定效应。如无其他说明,下表同。

为了进一步检验不可观测的遗漏变量是否影响结论,本文参考 Oster(2019)的方法进行检验:首先,取 $\delta=1, R_{max}$ 取当前回归拟合优度的 1.3 倍,如果 $\beta^*=\beta^*(R_{max}, \delta)$ 落在了 95%的置信区间内,则结果通过检验;然后,设 R_{max} 取值与前一步相同,反过来计算 $\beta=0$ 时的 δ 取值,若 δ 取值大于等于 1 或者小于 0,则通过检验。表 4 结果显示,两种检验均通过,这意味着遗漏不可观测变量所造成的影响很小,不影响基准回归分析结论的有效性。

表 4 考虑不可观测遗漏变量影响的 Oster 检验

检验方法	判断标准	实际计算结果	是否通过
(1)	$\beta^* = \beta^*(R_{max}, \delta) \in [-2.389, 0.403]$	-2.376	是
(2)	$\delta \geq 1$ 或 < 0	-4.707	是

4. 长期影响分析

考虑到青年失业率本身存在波动性,人工智能应用水平对其影响可能是短期波动的结果,而非长期影响。

为了验证人工智能应用水平对青年失业率的影响是否具有长期性,本文参考马光荣等(2016)的方法,对被解释变量青年失业率和核心解释变量人工智能应用水平分别进行了多期移动平均处理,以尽可能熨平波动因素的干扰。表 5 模型 7 至模型 9 的回归结果显示,无论是取 3 年期、4 年期,还是 5 年期移动均值,人工智能应用水平的系数估计值均显著为负,表明人工智能对青年失业的缓解作用不仅仅是短期效果,还具有一定的长期性。随着移动平均的期数越多,系数估计值反而越大,表明人工智能对青年失业的长期影响具有累积效应。

为了增强结论的稳健性,本文也采用 Hodrick–Prescott(HP)滤波进行了长短期影响的分析,分解出来的周期项和趋势项分别作为被解释变量,再重复基准回归,结果如模型 10 和模型 11 所示,周期(短期)项和趋势(长期)项均受到人工智能的负向影响,这些影响均在统计上显著。

表 5 人工智能对青年失业率的长期影响分析

变 量	使用 3 年期	使用 4 年期	使用 5 年期	因变量更换为	因变量更换为
	移动均值	移动均值	移动均值	趋势项	周期项
	模型 7	模型 8	模型 9	模型 10	模型 11
人工智能应用水平	-1.250***(-3.869)	-1.419***(-4.264)	-1.469***(-4.303)	-0.773***(-3.110)	-0.220**(-2.353)
观测值	574	539	504	644	644

(二) 机制分析

正如研究假设部分所述,人工智能对就业的影响可能存在年龄异质性,相比中老年群体而言,青年群体在岗位创造效应中受益更多,而在岗位替代效应中受损最少。依此推测,人工智能对就业的影响可能存在“青年群体进入、中老年群体退出”的青老交替现象。为了验证这一推测,下文从三重视角进行交叉验证。

1. 人工智能缓解失业的年龄递减特征

为了探究人工智能对不同年龄劳动力就业的影响,模型 12 和模型 13 分别将被解释变量替换为中年失业率和临退休群体失业率。与青年失业率相同,中年失业率和临退休群体失业率均为 OECD 数据库提供的官方统计指标,分别对应于中年群体(25~54 岁)和临退休群体(55~64 岁)中有就业意愿但处于失业状态者的占比。表 6 的回归结果显示,人工智能应用水平对中年失业率有显著的负向影响,而对临退休群体失业率的影响在统计上不显著。因而,临退休群体从生产率效应和岗位创造效应的获益较小。相比中

青年就业群体从人工智能应用过程中获得的就业净收益,临退休群体的就业反应相对落后,其中既有

表 6 青老交替效应的检验

变 量	中年失业率	临退休群体失业率	青年失业率
	模型 12	模型 13	模型 14
人工智能应用水平	-0.300**(-2.247)	0.092(0.733)	
人工智能应用水平(低于门槛)			-0.221(-0.853)
人工智能应用水平(高于门槛)			-1.273***(-2.604)
观测值	617	612	612

不同年龄劳动者之间学历水平(即旧知识)差异的缘故,也有人工智能时代“数字鸿沟”(即新知识)带来的年龄差异的效应。结合基准回归模型 1 中青年失业率的回归结果可见,人工智能应用水平对青、中、老(临退休)3 个群体的影响依次递减,部分验证了本文关于研究假设 2 的推断。

2. 青老交替效应

进一步地,为了探究青年群体和临退休群体之间是否存在替代效应,本文使用Hansen (1999)的非线性面板门槛回归模型进行验证,以临退休群体失业率为门槛变量、以人工智能应用水平作为核心解释变量。单一门槛 F 检验无法拒绝“存在一个门槛值”的原假设;进一步的回归结果(见模型 14)则表明,当临退休群体失业率偏低(低于 11.375%)时,人工智能对青年失业率无显著影响,而当临退休群体失业率偏高(不低于 11.375%)时,人工智能应用水平的估计系数(-1.273)显著为负。这意味着只有在临退休群体失业率偏高时,人工智能应用水平的青年失业缓解效应才能凸显,支持了劳动力市场的青老交替可能是人工智能降低青年失业的重要作用路径。

为了构建能直接衡量青老交替程度的指标,本文用 5 年内青年就业率的变动对临退休群体失业率的变动进行回归。例如,截取一个国家在 2001~2005 年间(5 年)的序列数据,以青年就业率的变动为被解释变量、以临退休群体失业率的变动为解释变量,进行回归,并将回归系数估计值作为 2005 年各国青老交替程度的衡量指标。依此类推,可以得到每个国家一年份样本点上的青老交替程度指标,将其作为被解释变量代入基准回归。由于构建青老交替程度指标会损失一些样本,平均退休年龄的统计缺失值也较多,相应分析的样本量有所下降。表 7 模型 15 回归结果显示,人工智能对青老交替程度存在显著的正向影响。本文也尝试将 5 年期移动回归得到的青老交替指标赋值到相应时期的首年和中间年份,回归系数也均显著为正。

3. 人工智能的提前退休效应

在人工智能的岗位更迭过程中若临退休群体被迫失业,除了继续寻求再就业以外,还可能选择提前退休,退出劳动力市场。因此,如果上文提出的青老交替的观点成立,那么可以预见“人工智能显著推动临退休群体提前退休”的现象。基于此,本文参考阳义南和谢予昭(2014)的做法,以 OECD 数据库统计的各国实际平均退休年龄作为被解释变量

表 7 人工智能对青老交替程度和实际退休年龄的影响分析

变 量	青老交替程度	青老交替程度	青老交替程度	各国实际平均	男性实际平均	女性实际平均
	(赋值于末年)	(赋值于中间年份)	(赋值于首年)	退休年龄	退休年龄	退休年龄
	模型 15	模型 16	模型 17	模型 18	模型 19	模型 20
人工智能应用水平	0.329*** (3.693)	0.264*** (3.097)	0.145* (1.904)	-0.117 (-1.449)	-0.052 (-0.672)	-0.180* (-1.669)
观测值	445	445	445	367	367	367

进行回归。模型 18 的回归结果显示,一国平均退休年龄受人工智能应用水平的影响不显著。为排除总样本中性别结构对分析结果的影响,模型 19 和模型 20 分性别分别拟合回归,结果表明,人工智能应用水平越高,女性群体退休年龄显著更低,而男性的相应系数在统计上不显著。这可能与女性的家庭分工角色和劳动供给弹性有关:一旦遭遇外在冲击,女性更有可能退出劳动力市场;这一观察也与王林辉等(2023)的研究结论一致。本文基于三重视角的分析,共同验证了研究假设 2。

五、进一步拓展:反周期性特征分析

前文理论分析提出,人工智能对青年失业的缓解效应可能存在下行期偏大、上行期趋弱的反周期性特征。为了检验这一反周期性特征,本文将样本划分为经济上行期和经济下行期,分别考察人工智能对青年失业的影响。本文参考马光荣等(2016)的移动平均法,对 GDP 增长率进行了 5 年期移动平均,将短期波动因素尽可能熨平,然后将当年计算得到的 5 年期移动均值与上一个 5 年期移动均值求差值,如果差值大于 0,则界定为经济上行期,反之则为经济下行期。表 8 模型 21 和模型 22 的回归结果显示,在经济上行期,人工智能应用水平的估计系数为 -0.649,且在 5%的水平上显著,而在经济下行期,人工智能应用水平的估计系数为 -2.757,且在 1%的水平上显著。对比两个模型的估计结果可知,人工智能整体上降低了青年失业率,但在经济下行期对青年失业的缓解效应更加明显,体现出一定的反周期性特征。

为检验“失业回滞”现象是否为人工智能产生反周期性就业影响的重要诱因,本文以样本中所有国家的人工智能应用水平均值为标准进行分组,高于均值的归入人工智能偏高组,其余归入人工智能偏低组,并进行分组回归。表 8 模型 23 和模型 24 回归结果表明,在人工智能偏高组,经济上行期与经济下行期的估计系数均在 1%的水平上显著为负,且经济下行期系数绝对值更大;在人工智能偏低组,经济上行期对青年失业率存在显著的负向影响,经济下行期的影响却不显著。比较两组结果,发现人工智能的确加剧了青年群体的“失业回滞”现象。不过,即使是经济下行期,人工智能总体上也并未挤出青年就业,反而能够降低青年失业,其对青年就业的净影响是积极的。

为了进一步验证人工智能在青年失业回滞中的影响,本文选取了经济上行期样本,

并在解释变量中进一步加入 GDP 增长率及其与人工智能应用水平的交乘项。模型 25 的回归结果显示,交乘项在 5%的水平上显著为正,这表明在经济上行期,虽然人工智能和经济增长均对青年失业表现出积极的缓解作用,但人工智能负向调节了经济增长对青年就业的影响。换言之,人工智能可能拖累经济复苏给青年就业带来的正向修复作用,由此验证了研究假设 3。

表 8 人工智能影响青年失业的反周期性特征与失业回滞现象

变 量	模型 21	模型 22	模型 23		模型 25
	经济上行期样本	经济下行期样本	人工智能偏高组	人工智能偏低组	交乘项回归
人工智能应用水平	-0.649**(-2.069)	-2.757***(-3.845)			-1.127***(-2.942)
人工智能应用水平×GDP 增长率					0.076**(2.152)
经济上行期×GDP 增长率			-0.410***(-4.124)	-0.573***(-5.922)	
经济下行期×GDP 增长率			-0.573***(-4.389)	-0.061(-0.305)	
GDP 增长率					-0.309**(-2.526)
观测值	414	230	362	282	414

六、结论与启示

本文使用工业机器人数据和 OECD 国家面板数据,实证检验了人工智能对青年失业的影响,发现人工智能并未加剧青年失业,反而显著降低了青年失业率。机器人渗透度每提高 1%,青年失业率降低约 0.010 个百分点。由于样本期内机器人渗透度总体均值增长到原来的 202.3%,人工智能应用在 20 年内平均将青年失业率压低了 0.70 个百分点($=-0.993\times\ln2.023$)。机制分析显示,人工智能缓解青年失业的效应并非完全来自就业规模扩容,而是部分来自对临退休员工的岗位替代。因此,要辩证看待对人工智能和包容性增长的关系,在未来出台延迟退休等政策时,须统筹考虑其对青年就业的影响。进一步地,失业回滞现象和“机器换人”的不可逆性部分抵消了人工智能对青年就业的正面影响,使得人工智能的青年失业缓解效应在经济下行期更为显著,却在经济上行期有所抑制,延缓了经济复苏给青年就业带来的正向修复作用,表现出反周期性特征。

基于以上结论,本文提出如下 3 条政策建议。第一,加强青年初次就业群体的人工智能技术培训。鉴于人工智能技术的快速发展,青年群体面临的就业挑战仍不容忽视。建议加大对青年初次就业群体的人工智能及相关前沿技术的培训力度。这不仅有助于青年群体掌握必要的技术技能,提升其在就业市场的竞争力,还能预防因技术迭代导致的知识过时问题。同时,应当为失业青年提供再培训机会,以减缓其人力资本的折旧速度,确保其能迅速重新融入就业市场。第二,协调好青年就业政策和延迟退休政策的关系。当前,人工智能技术的发展总体上未导致青年群体被人工智能“挤出式替代”,但存在青年对临退休群体的“挤出式替代”现象。为避免因延迟退休政策导致的青年与临退

休群体之间的就业竞争加剧,建议适度控制延迟退休政策的推进速度,并通过教育和培训提升所有年龄段就业者的数字技能,以促进人工智能技术的“补位式替代”。同时,应鼓励企业和社会采取措施帮助中老年群体跨越数字鸿沟,确保各年龄层的劳动者都能适应新的技术环境。第三,优化财税政策以支持就业优先战略。考虑到当前财税政策可能通过促进“机器换人”而间接增加用工成本,建议调整增值税和企业所得税政策,以减轻企业用工负担,避免因税收优惠导致的劳动力与机器之间成本比例失衡。具体措施包括调整税前扣除政策,鼓励企业增加对人力资源的投资,以及通过社保征管改革确保用工成本的合理性。这样的政策调整将有助于促进实施就业优先战略,避免用工成本相对价格提高触发“机器换人”的替代效应。

参考文献:

1. 蔡跃洲、陈楠(2019):《新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业》,《数量经济技术经济研究》,第5期。
2. 陈东、秦子洋(2022):《人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据》,《经济研究》,第4期。
3. 邓悦、蒋琬仪(2022):《工业机器人、管理能力与企业技术创新》,《中国软科学》,第11期。
4. 丁守海等(2010):《经济周期中就业波动研究新进展》,《经济理论与经济管理》,第9期。
5. 李建奇、刘翠花(2024):《教育改革、人工智能与农村青年就业》,《经济学动态》,第3期。
6. 李磊等(2021):《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》,第9期。
7. 刘金东、唐诗涵(2023):《劳动力市场冲击下青年初次就业的疤痕效应》,《财贸经济》,第8期。
8. 马光荣等(2016):《财政转移支付结构与地区经济增长》,《中国社会科学》,第9期。
9. 孙天阳等(2020):《资源枯竭型城市扶助政策实施效果、长效机制与产业升级》,《中国工业经济》,第7期。
10. 孙早、陈玉洁(2023):《机器人角色、生产分割与生产方式转换》,《中国工业经济》,第4期。
11. 王林辉等(2022):《人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据》,《管理世界》,第7期。
12. 王林辉等(2023):《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》,《经济研究》,第7期。
13. 王永钦、董雯(2020):《机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据》,《经济研究》,第10期。
14. 阳义南、谢予昭(2014):《推迟退休年龄对青年失业率的影响——来自 OECD 国家的经验证据》,《中国人口科学》,第4期。
15. 尹志锋等(2023):《基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据》,《中国工业经济》,第5期。
16. Acemoglu D., Restrepo P.(2020), Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*. 128(6):2188-2244.
17. Blanchard O.J., Summers L.H.(1986), Hysteresis and the European Unemployment Problem. *NBER Macroe-*

conomics Annual. 1:15–78.

18. Dauth W.,Findeisen S.,Suedekum J.,et al.(2021),The Adjustment of Labor Markets to Robots. *Journal of the European Economic Association*. 19(6):3104–3153.

19. Graetz G.,Michaels G.(2018),Robots at Work. *The Review of Economics and Statistics*. 100(5):753–768.

20. Hansen B.E.(1999),Threshold Effects in Non-Dynamic Panels:Estimation,Testing and Inference. *Journal of Econometrics*. 93(2):345–368.

21. Jovanovic B.(1979),Job Matching and the Theory of Turnover. *Journal of Political Economy*. 87(5):972–990.

22. Oster E.(2019),Unobservable Selection and Coefficient Stability:Theory and Evidence. *Journal of Business & Economic Statistics*. 37(2):187–204.

23. Trajtenberg M.(2018),AI as the Next GPT:A Political-Economy Perspective. NBER Working Paper. No.24245.

The Impact of Artificial Intelligence on Youth Employment: Evidence from Industrial Robots Application in the OECD Countries

Liu Jindong Xu Wenjun Wang Jiahui

Abstract: Youth unemployment becomes an increasingly severe issue recently in the world, which coincides with the artificial intelligence (AI) development, and therefore raises concerns about whether AI exacerbates youth unemployment. This article empirically tests the impact of AI on youth unemployment using the panel data of industrial robots application in OECD countries, finding that instead of aggravating effect, AI has significantly reduced the youth unemployment rate. The effect partly stems from the substitution of older employees' positions. Furthermore, the phenomenon of unemployment hysteresis and the irreversibility of "machines replacing humans" partially offset the positive impact of AI on youth employment, which makes the effect of AI in alleviating youth unemployment more significant during economic downturns but suppressed during economic upturns, exhibiting countercyclical characteristics. The article concludes that the strategy of prioritizing employment is in line with that accelerating the development of new quality productive forces, but it is important to caution the limitations of new technologies like AI in alleviating youth unemployment.

Keywords: Artificial Intelligence; Youth Unemployment; New Quality Productive Forces; Job Substitution

(责任编辑:许 多)