

城市人工智能发展对个人劳动参与 和工作时长的影响*

——基于人工智能技术密度的发现

沈可 石笑峰

【摘要】相对于传统的技术进步,人工智能在各产业领域的通用性和渗透性更强,因而对劳动力市场产生着多元而深远的影响。文章基于人工智能专利数据和中国家庭追踪调查数据,系统考察城市人工智能技术密度对当地劳动年龄人口的劳动参与和工作时长的影响。研究发现,人工智能通过挤出劳动力和阻碍劳动力进入两条路径显著降低了劳动年龄人口的劳动参与概率,并缩短了就业者的周工作时长。异质性分析表明,人工智能对中老年、低技能劳动力的劳动参与挤出效应更强,对青年和高技能就业者则表现为更强的工时缩减效应;在工资水平较高的地区,相应效应更为明显。进一步分析发现,人工智能有效降低了就业者的过度劳动发生风险和过度劳动程度。可见,人工智能与人力劳动存在竞争和协作的双重关系。文章建议,在人工智能时代进一步加强政府、企业和高校的多元协作,帮助弱势劳动者抵御失业风险、提升劳动者的技能匹配度;同时,积极利用人工智能的工时缩减效应,以技术创新赋能高质量就业。

【关键词】人工智能 劳动参与 工作时长 过度劳动

【作者】沈可 复旦大学社会发展与公共政策学院,教授;石笑峰(通讯作者) 复旦大学社会发展与公共政策学院,硕士研究生。

一、引言

随着大数据、云计算、物联网等信息技术的发展,新一代人工智能^①取得突破性进展并得到广泛应用,成为推动新一轮产业变革和赋能新质生产力的核心驱动力。近年来,

* 本文为国家社会科学基金重大项目“人口老龄化对科技创新的影响机制与战略协同研究”(编号:21&ZD189)的阶段性成果。

① 人工智能的概念最早于1956年在达特茅斯会议上被明确提出,新一代人工智能包括深度学习、自然语言处理、计算机视觉等,目前已广泛应用于智能制造、智能医疗、智慧城市、智慧农业等领域。

中国政府高度重视人工智能领域的创新发展和推广应用。2017年,国务院发布《新一代人工智能发展规划》,将人工智能上升至国家战略层面系统布局;2022年,党的二十大报告指出要推动战略性新兴产业融合集群发展,构建人工智能等一批新的增长引擎;2024年,党的二十届三中全会强调推动人工智能等战略性新兴产业发展,因地制宜发展新质生产力。在国家战略引领与政策支持下,人工智能领域蓬勃发展,核心产业规模由2016年的100.6亿元快速增长至2023年的5784亿元。截至2023年底,中国人工智能核心企业数已超过4400家,居全球第二^①。

作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,人工智能的应用场景不断拓展,广泛渗透于各产业领域,由此对劳动力市场产生了深远而多元的影响。现有关于人工智能就业效应的研究,主要从需求侧考察人工智能对就业的替代效应与创造效应(Acemoglu等,2020a;Acemoglu等,2020b;李磊等,2021)。事实上,人工智能不仅冲击就业的需求端,也会通过改变工资水平、劳动分工和工作效率影响就业的供给端。因此,有必要结合需求侧和供给侧,探讨人工智能发展对个体劳动参与和就业状况的影响,考察其对不同地区、不同特征的劳动者影响的异同。关于这些问题的探讨,对于制定前瞻性的就业政策、挖掘人工智能发展的机遇并积极应对其挑战具有重要的现实意义,也有助于进一步探索人工智能赋能人力、发挥“头雁”效应的思路。

鉴于此,本文结合城市人工智能专利数据和中国家庭追踪调查微观数据,系统考察城市人工智能发展对当地劳动者劳动参与和工作时长的影响,探讨其影响的异质性。与既有文献相比,本文的边际贡献包括以下方面。首先,本文以城市每万名从业人员的人工智能专利授权数来表征人工智能的研发状况,比以往文献中常用的工业机器人存量或安装量更为综合、全面;特别是随着新一代人工智能在农业、服务业的广泛应用,集中应用于制造业的工业机器人难以全面反映人工智能的发展状况及其对劳动力市场的一般性影响。其次,本文综合需求侧和供给侧视角,通过匹配城市与个体数据考察城市人工智能发展对当地劳动者就业的影响,为相关领域的文献补充了新的分析视角和经验证据。考虑到现有文献主要基于地区、行业或企业层面数据考察人工智能通过岗位替代或岗位创造对劳动力需求的影响,本文的研究发现补充了重要的微观证据,有望为制定精准有效的就业支持政策提供依据。再次,除对个体劳动参与的影响外,本文还考察了人工智能对就业者工作时长的影响,关注人工智能对缓解就业者过度劳动风险的可能作用,填补了相关领域的空缺。

① 参见《中国数字经济发展研究报告(2024)》,访问地址为 http://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/bps/202408/t20240827_491581.htm。

二、文献综述与研究假设

（一）人工智能对就业的影响

人工智能相对于传统技术进步而言具有更强的通用性和渗透性(王林辉等,2023),因而给劳动力市场带来前所未有的冲击。当前,学术界有大量研究探讨人工智能对就业的影响,相关文献主要从需求视角切入,探讨其就业替代效应与创造效应。其中,就业替代效应意味着人工智能通过替代部分岗位,从而对就业产生挤出效应。与传统技术进步不同的是,人工智能不仅能替代重复性、程式化的低技能岗位,还能依托前沿算法与超强算力进行规律识别和自主学习,从而替代文案创作、分析决策等高技能岗位(王林辉等,2023;尹志锋等,2023)。就业创造效应意味着,人工智能可能通过创造就业岗位,增加招聘需求。就业创造效应既包括直接创造与新技术相匹配的就业岗位,也包括通过人工智能应用促使企业降低生产成本、提高生产效率、扩大生产规模,从而增加对非自动化岗位的劳动力需求(王永钦、董雯,2020);还包括通过降低产品价格、扩大市场需求,从而增加企业各环节的劳动力需求(李磊等,2021)。现有研究认为,在人工智能的初始发展阶段,其就业替代效应通常高于就业创造效应(王永钦、董雯,2020;Acemoglu等,2020a)。

现有关于人工智能对就业影响的实证研究主要基于宏观层面的数据,以国家、地区、行业或企业为分析单位;到目前为止,这些研究的结论并不一致。具体来看,在国别研究中,张耀军和张睿勃(2024)基于跨国面板数据研究发现,工业机器人使用对就业率具有显著的负向影响,主要是因为自动化挤出了制造业就业。刘金东等(2024)基于OECD国家面板数据的研究则发现,工业机器人的使用显著降低了青年失业率,其部分原因在于人工智能导致临近退休年龄的群体提前退休,青年群体接替了他们的岗位。在地区或行业层面的研究中,基于中国省级、地市级或制造业行业面板数据的部分研究发现,工业机器人应用显著提高了制造业的就业规模和就业率(林欣、李春顶,2023;赵曼,2023);另有研究则发现,工业机器人应用对制造业就业规模具有显著的负向影响(韩民春等,2020;王晓娟等,2022);也有研究指出,人工智能与制造业就业规模之间存在U形关系(朱嘉蔚、金晓贝,2023)。在企业层面,王永钦和董雯(2020)发现,机器人应用对企业的劳动力需求存在显著的替代效应,该效应在市场集中度较高、外部融资依赖度较高的行业和非国有企业更为显著。与之相对,李磊等(2021)发现,工业机器人的应用显著扩大了工业企业的就业规模,但并非所有行业都从机器人应用中获益,传统劳动密集型企业的就业受到抑制;尹志锋等(2023)同样发现,企业人工智能专利申请量的增加,能够通过提升企业市场占有率来提升企业就业规模。

上述研究均聚焦于宏观就业指标,如就业规模或就业率,难以有效推断微观个体的劳动参与如何受人工智能发展的影响。目前,关于人工智能对劳动者劳动参与影响的研

究还非常有限。相应研究不仅需要考虑到前述劳动需求因素,还需纳入劳动供给视角。具体而言,当人工智能替代大量程式化、重复性、低创造性和低附加值的工作岗位后,从事此类岗位工作的中低技能劳动者的工资收入会受到挤压,由此可能降低其就业意愿和再就业努力。另外,以“机器换人”为标志的技术升级会导致工人的技能过时、劳动控制感降低甚至沦为“机器看守”(许怡、叶欣,2020),这不仅会降低劳动者的价值感和创造力,而且有可能损害其心理健康和身份认同,从而对个体的劳动参与意愿产生负面影响。综上,本文提出研究假设1:人工智能有可能降低劳动者的劳动参与概率。

(二) 人工智能对就业者工作时的影响

除了对劳动参与的影响外,人工智能对就业者工作状况的影响同样值得关注。既有研究着重考察了人工智能对工作时的影响,但研究结论并不一致。例如,周广肃等(2021)基于城市层面的数据研究发现,工作岗位的智能化替代概率越高,城市就业人群的工作时长越长;李小瑛和张宇平(2023)基于广东省企业抽样调查的截面数据同样发现,企业对机器人的使用显著增加了员工的工作时长。与之相反,王林辉等(2022a)和王林辉等(2022b)基于微观调查数据研究发现,工作岗位的人工智能可替代率和机器人应用水平均倾向于缩减就业者的工作时长。

从理论上来看,人工智能同时从需求侧和供给侧影响就业者的工作时长。在需求侧,人工智能通过机器换人的替代效应,可能导致在职员工需要承担已解雇员工的工作任务,从而被动延长工作时长(李小瑛、张宇平,2023);而企业考虑辞退员工需要支付离职补偿,往往采取间接方式实现劳动替代,即通过减少劳动者的工作时间以减少加班费用、降低用工成本(张桂金、张东,2019;王林辉等,2022b)。在供给侧,自动化设备和智能机器人能够在人机协作情形下替代劳动者执行部分繁重、重复性的生产任务(胡晟明等,2021),从而提升员工的工作效率、降低其工作强度(王林辉等,2022a);企业为适应人工智能相关的技能需求,也可能增加员工培训(张桂金、张东,2019),进而提高员工的工资收入。根据经典的劳动与闲暇选择理论,当收入增加时,闲暇相对于工作的边际效用提高,劳动者倾向于减少工作时间以享受更多闲暇(毛畅果、徐东烁,2024)。据此,本文提出研究假设2:人工智能有可能降低就业者的工作时长。

(三) 人工智能对劳动者就业状况影响的异质性

在人工智能冲击下,不同地区、不同特征的劳动者所受影响可能存在重要差异。首先,从年龄视角看,中老年劳动者因身体机能衰退和自身技术迭代能力较弱,其岗位被人工智能替代的风险较高(王林辉等,2022a)。与之相比,青年劳动者成长于数字时代,对新技术具有更强的适应和学习能力,因而更有可能胜任信息技术、创意产业领域等人工智能时代新兴的就业岗位(李建奇、刘翠花,2024),也更有可能会充分利用人工智能降低工作强度。其次,从技能视角看,高技能劳动者的知识结构更接近前沿,对新技术的适

应能力较强,因而被替代的风险较低,也更有可能是利用人工智能提高工作效率、缩短工作时长;相比之下,低技能劳动者的学习和适应能力较弱,更易被人工智能挤出劳动力市场(王林辉等,2022b)。再次,从宏观环境来看,人工智能对个人劳动参与和工作时长的影响可能因地区工资水平而异。在高工资地区,企业用工成本相对较高,因而更有动力使用人工智能替代人力,通过缩减用工规模或减少加班时长以降低劳动力成本。据此,本文提出研究假设3:人工智能对劳动参与和工作时长的影响,可能因劳动者的年龄、技能水平和所在地区的工资水平而呈现系统性差异。

三、研究设计

(一) 数据来源

本文使用的微观数据来自北京大学中国社会科学调查中心开展的中国家庭追踪调查(China Family Panel Studies, CFPS)项目。该调查以全国城乡家庭户为目标总体,采用内隐分层、多阶段、与人口规模成比例的概率抽样设计。2010年,CFPS在全国25个省份的162个区县实施基线调查,共调查19 986个家庭户,最终完成的有效调查样本包括14 960户家庭的33 600名成人和8 990名少儿,调查样本具有全国代表性^①。自2010年基线调查起,CFPS每两年追访一次,收集了丰富的个人和家庭特征变量、个人就业信息等,为本文提供了重要的微观数据基础。本文使用CFPS2010~2020年共6期调查中的个人和家庭层次数据进行研究。

除微观数据外,本文还使用了地级及以上城市的人工智能专利数据和经济统计数据。其中,人工智能专利数据来自智慧芽(Patsnap)数据库^②;经济数据及对应的价格指数来自2010~2021年《中国城市统计年鉴》和《中国统计年鉴》,部分缺失数据使用中国经济金融研究数据库(CSMAR)、各省市统计年鉴和统计公报进行填补。

与研究目的相适应,本文的分析样本为法定工作年龄的受访者,即16~55岁女性和16~60岁男性。样本的筛选程序如下:(1)根据CFPS问卷中“现在在上大学吗”的回答,剔除全日制学生样本;(2)根据“没有工作的原因”的回答,剔除退休/离休和因残障/疾病丧失劳动能力的样本;(3)剔除个人层次和城市层次关键变量取值异常或缺失较多的样本。将筛选后的CFPS微观数据与城市层面数据进行匹配^③,最终得到包含32 503

① 参见《中国家庭追踪调查用户手册(第三版)》,访问地址为<https://www.issp.pku.edu.cn/cfps/wdxx/yh-sc/index.htm>。

② 智慧芽专利数据库的数据来源于权威专利机构,包括中国国家知识产权局、美国专利商标局(USPTO)、欧洲专利局(EPO)等,访问地址为<https://www.zhihuiya.com/analytics>。

③ CFPS数据中城市信息属于限制性数据,本文相关分析工作在北京大学中国社会科学调查中心限制性数据机房进行。

名受访者的 97 108 个有效观测记录。

(二) 变量说明

本文的被解释变量包括是否参与劳动和就业者的工作时长两个指标。(1)是否参与劳动,根据历次调查时受访者的就业状态进行测量。在 2010 年调查中,本文参考马双等(2017)的做法,将填答“有工作”者和对问项“过去 1 个月,您是否积极努力地去找工作了?”填答“是”的受访者定义为参与劳动,赋值为 1,否则赋值为 0;在后续调查时点(2012~2020 年),将“当前工作状态”为“有工作”或“失业”的个体界定为参与劳动,赋值为 1,否则赋值为 0。(2)工作时长,参考张勋等(2023)的研究,使用问卷中“过去 12 个月,您这份工作一般每周工作多少个小时”的回答来衡量。由于 2010 和 2012 年问卷中工作模块的题项与后续年份不同,为保持变量测量的一致性,本文关于工作时长分析仅使用 CFPS2014~2020 年数据。

本文的核心解释变量为城市人工智能发展水平,使用智能化和自动化技术专利来测度。专利作为创新成果的表现形式,常用于衡量技术进步。本文参考 Acemoglu 等(2022)的研究,对授权发明专利的中英文标题和摘要信息进行检索,若出现“自动”“机器人”“数字控制”“无人”等关键词及相应英文同根词,则将该专利界定为代表人工智能发展的智能化和自动化技术专利^①。对识别出的专利数在城市层面加总,再转化为城市每万名从业人员的人工智能专利授权数量(件/万人),以表征城市的人工智能技术密度。为消除异常值对估计结果的影响,本文对核心变量周工作时长和人工智能技术密度分别在 1%和 99%分位水平上进行缩尾处理。

参考已有的研究发现(马双等,2017;王林辉等,2023;毛畅果、徐东烁,2024),本文选取了一系列可能影响个人就业状况的社会经济特征、家庭结构和地区人口经济因素作为控制变量。个人层次变量包括受访者的年龄及其二次项、性别、受教育年限、婚姻状态、户口类型、居住地类型、自评健康、0~5 岁子女数量、6~15 岁子女数量、与父母同住情况;城市层次控制变量包括城市经济发展水平(人均 GDP 的对数值)、人口规模(年末人口的对数值)、产业结构(三产与二产增加值之比)与工资水平(在岗职工年平均工资的对数值)。其中,人均 GDP 和在岗职工年平均工资分别以 2009 年为基期的 GDP 平减指数和居民消费价格指数进行了平减处理。

表 1 报告了上述变量的操作化方式和初次观测时样本的分布特征。初次观测时,分析样本的劳动参与率为 74.4%;就业者的周工作时长均值约 47 小时,明显高于法定工

① 智慧芽(Patsnap)数据库已为不同原始语言的专利提供了中英文翻译。本研究最终用于匹配识别的关键词包括:automatic、automation、automatization、automaticity、mechanization、robot、digital control、numerical control、unmanned、自动、机械化、机器人、数字控制、数控和无人;该关键词列表经由尝试、扩展,直至无法匹配更多相关专利而最终确定。

作时长(44 小时)^①。受访者的年龄均值为 36.317 岁,平均受教育年限为 8.719 年,男性占比(52.4%)略高于女性,在婚者占 76.8%。样本中,非农户口和居住在城镇的受访者占比分别为 25.9%和 45.3%。超过六成的受访者自评健康良好(非常健康 / 很健康 / 比较健康),超过 1/3 的受访者与父母或配偶父母同住,0~5 岁、6~15 岁子女数的样本均值分别为 0.229 个和 0.328 个。受访者所在城市每万名从业人员的人工智能专利授权数均值约为 0.65 件。

表 1 变量的描述性统计

变 量	变量说明	均值(标准差)	最小值	最大值
个人层面变量(N=32503)				
是否参与劳动	是 =1,否 =0	0.744	0	1
周工作时长 [#]	就业者周工作时长(小时 / 周)	47.004(21.276)	2	100
年龄	受访者实际年龄(岁)	36.317(11.616)	16	60
性别	男性 =1,女性 =0	0.524	0	1
受教育年限	受访者的受教育年限(年)	8.719(4.418)	0	22
婚姻状况	在婚 =1,离异 / 丧偶 / 单身 =0	0.768	0	1
户口性质	非农 =1,农业 =0	0.259	0	1
居住地类型	城镇 =1,农村 =0	0.453	0	1
自评健康	非常健康 / 很健康 / 比较健康 =1,一般 / 不健康 =0	0.639	0	1
0~5 岁子女数	健在的 0~5 岁子女数量(个)	0.229(0.485)	0	4
6~15 岁子女数	健在的 6~15 岁子女数量(个)	0.328(0.615)	0	6
是否与父母同住	与父母 / 配偶父母同住 =1,否 =0	0.386	0	1
城市层面变量(n=3124)				
人工智能技术密度	每万名从业人员的人工智能专利授权数量(件 / 万人)	0.650(1.036)	0	9.882
经济发展	人均 GDP(元)的对数值	10.496(0.655)	8.410	12.604
人口规模	年末人口数(万人)的对数值	5.884(0.694)	2.970	8.136
产业结构	三产与二产增加值之比	0.948(0.528)	0.109	5.168
工资水平	年平均工资(元)的对数值	10.595(0.331)	9.451	11.777

注:表中个人层面变量报告受访者在初次进入观测时的变量特征,追踪记录不重复统计;城市层面变量报告在未匹配微观数据时的地区层面统计结果。[#] 仅针对 CFPS2014~2020 年调查中的就业样本进行统计,初次观测的有效样本量较小(N=20919)。

(三) 模型设定

本文设定如下计量模型考察人工智能对个人劳动参与和工作时长的影响:

$$Y_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{jt-1} + \alpha_2 X_{ijt} + \alpha_3 Z_{jt-1} + \mu_j + \sigma_t + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

其中, i,j,t 分别表示个人、所在地级城市、年份;被解释变量 Y_{ijt} 表示是否参与劳动

① 《中华人民共和国劳动法》第三十六条规定:国家实行劳动者平均每周工作时间不超过四十四个小时的工时制度。访问地址为 https://www.gov.cn/banshi/2005-05/25/content_905.htm。

和周工作时长。核心解释变量 AI_{jt-1} 为城市的人工智能技术密度, X_{ijt} 和 Z_{jt-1} 分别为个人层次和城市层次的一系列控制变量。考虑宏观因素对个体的影响可能存在滞后,模型中城市层次的变量(包括人工智能技术密度)均使用滞后一年(即 $t-1$ 年)的观测值。 μ_j 为城市固定效应,以控制城市层次不随时间变化的特征; σ_t 为年份固定效应,以控制与个体特征无关的时间趋势; ε_{ijt} 为误差项。为了控制城市内个体之间的相关性对估计结果的影响,本文将标准误聚类到城市层面。本文重点关注系数 α_1 ,即人工智能对个人劳动参与和工作时长的影响。

四、实证分析结果

表 2 城市人工智能对当地劳动者的劳动参与和对就业者工作时长的影响

变 量	是否参与劳动	周工作时长
	模型 1	模型 2
人工智能技术密度	-0.022*** (0.007)	-1.428*** (0.531)
年龄	0.037*** (0.001)	0.092 (0.102)
年龄二次项 /100	-0.043*** (0.002)	-0.437*** (0.128)
性别	0.136*** (0.006)	6.452*** (0.446)
受教育年限	0.004*** (0.001)	-0.302*** (0.064)
婚姻状况	-0.025*** (0.006)	0.609 (0.460)
户口性质	-0.002 (0.006)	-0.856* (0.459)
居住地类型	-0.025*** (0.006)	2.414*** (0.658)
自评健康	0.002 (0.004)	0.577** (0.283)
0~5 岁子女数	-0.062*** (0.004)	-0.261 (0.348)
6~15 岁子女数	-0.007** (0.003)	0.548** (0.257)
是否与父母同住	0.007** (0.003)	-0.199 (0.325)
经济发展	0.115 (0.108)	4.658 (7.567)
人口规模	0.053 (0.071)	15.531** (6.514)
产业结构	0.003 (0.012)	0.545 (0.651)
工资水平	0.151 (0.094)	-14.241* (8.351)
常数项	-3.056*** (1.076)	56.893 (99.828)
观测值	97108	38118
R ²	0.117	0.071

注:各模型均控制了城市固定效应和年份固定效应;括号内为城市层面的聚类稳健标准误^①;*、**、*** 分别表示 10%、5%、1%的水平上显著;如无特别说明,以下各表同。

(一) 基准回归结果

利用上述数据和模型方法,表 2 模型 1 和模型 2 分别展示了人工智能影响个人劳动参与和工作时长的基准回归结果。模型 1 的结果显示,在考虑了模型中其他因素的影响后,城市人工智能技术密度对当地劳动年龄受访者的参与劳动概率具有显著的负向作用,假设 1 得以验证。具体来看,所在地级市每万名从业人员对应的人工智能专利授权数每增加 1 件,受访者参与劳动的概率平均下降 2.2 个百分点。这一发现与 Grigoli 等(2020)的研究结论一致,以人工智能为代表的技术进步对个人的劳动参与率产生了负向影响。模型 2 显示,城市人工智能技术密度的提高显著降低了就业者的周工作小时数,每万名从业人员对应的人工智能专利授权数每增加 1 件,就业者的周工作时长平均下降 1.4 小时,约相当于样

① 参考王林辉等(2022b)、王林辉等(2023)的研究,本文也分别将标准误聚类至省级层面、城市和年份层面双向聚类进行稳健性检验,研究结论保持不变。

本均值(47.551)的 3%。模型 2 的结果支持了研究假设 2。

控制变量的系数显示,个人的劳动参与概率随年龄呈倒 U 形变化特征,拐点在 43 岁左右,即劳动参与率在 43 岁左右达到峰值,此后随年龄逐渐下降。与女性相比,男性的劳动参与概率显著更高、工作时长更长。与低学历受访者相比,较高学历者的劳动参与概率显著更高、工作时长却更短。这可能是因为低学历者更多从事重体力、低保障的职业,其工作强度更大、工作时长更长,但劳动参与概率可能因年龄老化或健康变差而受到客观限制。城镇受访者的劳动参与概率较低,但就业者的工作时长显著较长;农业户口就业者的工作时长也显著较长,可能反映了农民工群体的高强度工作特征。已婚受访者的劳动参与概率明显较低,但婚姻状况对就业者的工作时长并没有显著影响。0~5 岁子女数和 6~15 岁子女数均对劳动参与概率具有显著的负向影响,且前者的负向影响更大,这可能反映了照料子女特别是婴幼儿会明显抑制个人的劳动参与。6~15 岁子女数会显著增加就业者的工作时长,这可能源于养育子女的经济压力。此外,与父母或配偶父母同住显著增加了受访者的劳动参与概率,可能的解释是老年父母通过分担家务和提供照料支持促进了成年子女的劳动参与(沈可等,2012)。

(二) 内生性处理

本文的计量模型设置能够较好地规避因反向因果导致的内生性风险;然而,受客观现实复杂性的影响,模型可能存在遗漏变量,进而导致内生性问题。例如,城市的创新氛围、劳动力市场的人才政策等因素既可能影响人工智能技术进步,也会影响当地劳动者的劳动决策。为排除相应内生性风险,本文借鉴 Acemoglu 等(2020a)、魏下海等(2020)的做法,采用 Bartik-IV 方法,利用机器人进口来源国分行业的机器人密度(机器人与人工劳动力之比),以 2009 年^①中国各城市分行业就业份额为权重,构建机器人进口来源国对中国各城市的机器人覆盖度作为工具变量,具体构造方法如下:

$$Rob_exp_{jkt} = \sum_{s=1}^n \frac{worker_{j,s,t=2009}}{worker_{j,t=2009}} \times \frac{robot_{kst}}{worker_{k,s,t=2009}} \quad (2)$$

其中, j 为中国的城市, k 为进口来源国, t 为年份, s 为行业, n 为行业数^②; $worker_{j,s,t=2009}$ 表示 2009 年中国 j 城市 s 行业的就业人数, $worker_{j,t=2009}$ 表示 2009 年 j 城市的就业总人数, $robot_{kst}$ 为 t 年 k 进口来源国 s 行业的工业机器人存量, $worker_{k,s,t=2009}$ 表示 2009 年 k 进口来源国 s 行业的就业人数^③。目前中国机器人进口来源国主要有美国、日本、德国、瑞典

① 本文在回归分析中对城市层面变量均进行滞后一期处理,因此基准年份选择 CFPS 2010 年调查的前一年,即 2009 年。

② 参考魏下海等(2020)的研究,本文选取农林牧渔业、制造业、采掘业、建筑业、电力业和教育业 6 个行业。

③ 数据来源:工业机器人存量数据来源于国际机器人联合会(IFR),中国的就业数据来源于《中国城市统计年鉴》,进口来源国的就业数据来源于国际劳工组织(International Labour Organization),获取网址为 <https://ilostat.ilo.org/>。

和韩国,因此分别使用这 5 个国家的工业机器人存量数据,构建相应的 Rob_exp_{ijt} 指标。然后,取其均值作为 t 年中国 j 城市人工智能技术密度的工具变量。该工具变量的合理性在于,一方面,在开放经济条件下,进口来源国工业机器人的存量情况会通过产品出口和技术外溢影响中国人工智能的发展,满足相关性条件;另一方面,进口来源国工业机器人应用状况通常不会直接影响中国劳动力市场,满足外生性条件。

利用上述工具变量,本文拟合的两阶段最小二乘回归模型结果如表 3 所示。模型 3 和模型 4 的第一阶段估计结果显示,工具变量与城市人工智能技术密度显著正相关,Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量大于 Stock-Yogo 检验 10%显著性水平对应的临界值,拒绝了弱工具变量的零假设;Kleibergen-Paap rk LM 统计量的 p 值远小于 0.01,拒绝了识别不足的零假设。模型 3 和模型 4 的第二阶段回归结果表明,城市人工智能技术密度显著降低了当地劳动者的劳动参与概率和工作时长,印证了基准回归结果的有效性。

表 3 工具变量回归结果

变 量	模型 3(N=97108)		模型 4(N=38118)	
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
	人工智能技术密度	是否参与劳动	人工智能技术密度	周工作时长
人工智能技术密度		-0.070*** (0.021)		-3.346** (1.622)
工具变量	0.022*** (0.004)		0.024*** (0.005)	
Kleibergen-Paap rk Wald F	33.799 [16.38]		22.822 [16.38]	
Kleibergen-Paap rk LM	15.874 [0.000]		11.594 [0.000]	
R ²	0.823	0.069	0.878	0.033

注:Wald F 统计量的方括号内为 Stock-Yogo 检验 10%水平下的临界值,LM 统计量的方括号内为 p 值。受限于篇幅,未汇报控制变量的估计系数,以下各表同。

(三) 稳健性检验

1. 变换样本

为进一步检验分析结果对样本选择的敏感性,本文通过以下方式替换样本重新进行分析。首先,考虑到 2019 年正式实施的个人所得税改革及 2019 年底暴发的重大突发性公共卫生事件会影响劳动力市场(蔡昉等,2021;毛畅果、徐东烁,2024),由此对估计结

表 4 基于变换样本的稳健性检验

变 量	剔除 2020 年样本		剔除农业劳动样本	
	是否参与劳动	周工作时长	是否参与劳动	周工作时长
	模型 5	模型 6	模型 7	模型 8
人工智能技术密度	-0.026*** (0.008)	-1.297** (0.534)	-0.039*** (0.010)	-0.804** (0.361)
观测值	86311	28912	63920	24536
R ²	0.118	0.077	0.191	0.099

果产生干扰,本文剔除 2020 年样本进行稳健性检验,结果见表 4 模型 5 和模型 6。其次,考虑到农业劳动者的劳动参与和工

作时长等特征与非农劳动者差异较大,本文剔除从事农业劳动的样本进行稳健性检验,结果见模型 7 和模型 8。表 4 中各模型的估计结果一致显示,在替换样本后,城市人工智能技术密度对个人的劳动参与和工作时长仍然具有显著的负向影响,本文基准回归结果具有稳健性。

2. 更换核心解释变量的测度方法

为检验核心解释变量的测度方式对分析结果稳健性的影响,本文主要从以下几个方面考虑替换城市人工智能技术密度的测量方式。首先,鉴于人工智能的外溢效应会扩散至非生产领域,本文将核心解释变量替换为基于城市总人口计算的人均人工智能专利授权数。其次,以往研究大多采用工业机器人作为人工智能的代理变量,本文也尝试将核心解释变量更换为工业机器人存量渗透度进行稳健性检验,以便与同类研究发现进行交叉验证。参考王林辉等(2022b)的做法,本文采用 Bartik-IV 方法构建中国城市层面工业机器人存量渗透度指标^①。表 5 各模型的结果表明,替换核心解释变量后,主要研究发现与前文基准模型结论一致。

表 5 更换核心解释变量的测度方法

变 量	是否参与劳动(N=97108)		周工作时长(N=38118)	
	模型 9	模型 10	模型 11	模型 12
每万人对应的人工智能专利授权数	-0.084*** (0.018)		-5.960*** (1.257)	
工业机器人存量渗透度		-0.001*** (0.4E-3)		-0.071** (0.035)
R ²	0.118	0.118	0.071	0.070

3. 更换估计方法

鉴于是否参与劳动为二分类变量,本文将基准回归的线性概率模型更改为 Probit 模型,同时计算各变量的平均边际效应。表 6 模型 13 的结果表明,人工智能技术密度的边际效应在 1%的水平上显著为负,验证了基准回归结果的稳健性。

由于未就业者的工作时长无法观测,本文在考察城市人工智能技术密度对就业者工作时长的影响时,仅对就业样本进行回归可能会造成样本选择性偏差。为检验相应影响,本文采用 Heckman 两阶段模型重新检验人工智能对工作时长的影响。第一步以是否就业为被解释变量,采用 Probit 模型估计个人是否就业的概率选择模型,并计算逆米尔斯比率^②。第二步,将逆米尔斯比率加入周工作时长的模型中重新进行回归。表 6 中模型

- ① 工业机器人存量渗透度指标测度方式与公式(2)工具变量的测度方式一致,具体将 $robot_{ks}$ 替换为 t 年中国 s 行业的工业机器人存量,将 $worker_{k,s,t=2009}$ 替换为 2009 年中国 s 行业的就业人数。
- ② 本文参考柏培文和张云(2021)的研究,同时基于 CFPS 数据的可得性,在第一步是否就业的概率选择模型中加入家庭人口数和人均家庭年收入的対数值(以 2009 年为基期的居民消费价格指数进行平减处理)作为排他性变量。



表 6 针对估计方法的稳健性检验

变 量	模型 13	模型 14	
	Probit 模型	Heckman 两阶段模型	
	是否参与劳动	第一阶段 是否就业	第二阶段 周工作时长
人工智能技术密度	-0.019*** (0.006)	0.002(0.005)	-1.522*** (0.546)
逆米尔斯比率(λ)			-9.150*** (2.649)
观测值	97108	55052	37055
R ² /Pseudo R ²	0.135	0.155	0.072

14 的估计结果表明,在考虑样本选择性偏差的影响后,城市人工智能技术密度的估计系数依然显著为负,基准回归结果具有稳健性。

(四) 异质性分析

前述分析结果表明,城市人工智能发展对当地劳动者的

劳动参与具有挤出效应,对就业者的工作时长也有显著的缩减效应。为探讨相应效应不同人群中的潜在异质性,以下将从劳动者的年龄、技能和地区工资水平的视角进行异质性分析。

在年龄维度,本文将年龄在 45 岁及以上的受访者界定为中老年劳动者,其余为青年劳动者,由此构建年龄虚拟变量(中老年劳动者赋值为 1,其余为 0)。表 7 模型 15 和模型 18 加入了年龄虚拟变量与城市人工智能技术密度的交互项,以检验人工智能技术密度对不同年龄劳动者影响的异质性。结果显示,模型 15 中交互项系数在 1%的水平上显著为负,表明相较于青年劳动者,人工智能技术密度对中老年劳动者的劳动参与有更强的负面影响,这与 Acemoglu 等(2020a)和王林辉等(2022a)的研究发现一致。模型 18 中交互项的系数显著为正,表明城市人工智能技术密度对青年就业者的工作时长缩减效应更强。

从技能视角看,现有研究通常以劳动者的受教育程度来代理衡量其技能水平(王林辉等,2022b),本文也依据受访者的受教育程度构建虚拟变量,将初中及以下学历的劳动力定义为低技能劳动力,赋值为 1;其余赋值为 0。模型 16 显示,技能水平虚拟变量与人工智能技术密度的交互项系数在 5%的水平上显著为负,表明人工智能对低技能劳动者的劳动参与具有更强的挤出效应。模型 19 中交互项的系数在 1%的水平上显著为正,

表 7 城市人工智能对当地劳动者劳动参与和工作时长影响的异质性

变 量	是否参与劳动(N=97108)			周工作时长(N=38118)		
	模型 15	模型 16	模型 17	模型 18	模型 19	模型 20
人工智能技术密度	-0.010 (0.007)	-0.017** (0.008)	-0.012 (0.010)	-1.778*** (0.599)	-2.215*** (0.613)	-0.795 (0.572)
人工智能技术密度 × 中老年	-0.026*** (0.007)			0.763* (0.441)		
人工智能技术密度 × 低技能		-0.010** (0.004)			1.547*** (0.453)	
人工智能技术密度 × 高工资地区			-0.017** (0.008)			-1.327*** (0.492)
R ²	0.118	0.119	0.118	0.071	0.074	0.071

即人工智能对高技能就业者的工时缩短效应明显更强。

综合以上两个维度的异质性分析结果可以推断,一方面,中老年和低技能劳动者由于知识结构老化、技术迭代能力较弱,其就业机会被人工智能替代的风险更高;另一方面,青年和高技能就业者更有可能充分利用人工智能发展带来的机会缩短个人工作时长,这在客观上有助于增加个人的闲暇消费。

最后,本文构建地区工资水平的虚拟变量,将调查前一年城市人均工资水平高于全国平均水平的地区赋值为 1,其余赋值为 0。模型 17 和模型 20 的结果显示,地区工资水平(滞后一期)虚拟变量与人工智能技术密度的交互项系数均显著为负,表明地区工资水平越高,人工智能对当地劳动者劳动参与的挤出效应越强,对就业者工作时长的缩减效应也越强。这一结果与前文理论分析相呼应,在高工资地区,企业更倾向于以人工智能替代高成本的人力,从而降低了劳动者的就业机会和工作时长。

五、进一步分析

(一) 人工智能抑制劳动参与的效应分解

人工智能可能通过两种路径降低劳动者的劳动参与:一是使原本参与劳动的个体退出劳动力市场(以下简称“退出效应”);二是使原本不在劳动力市场的个体就业意愿低迷,降低其进入劳动力市场的概率(简称“进入受阻效应”)。本文参考 Bellon 等(2021)和杨紫等(2024)的方法,尝试对这两种效应进行区分。首先,根据基期(2010 年)的劳动参与状态,将样本分为参与劳动者和不参与劳动者两组。其次,使用基期参与劳动的样本检验第一条路径(即“退出效应”),构建“退出劳动力市场”虚拟变量以衡量受访者在追踪调查时是否退出劳动力市场,是赋值为 1,否为 0。使用基期不参与劳动的样本检验第二条路径(“进入受阻效应”),构建“进入劳动力市场”虚拟变量以衡量受访者在追踪调查时点是否进入劳动力市场,是赋值为 1,否为 0。

表 8 模型 21 和模型 22 分别在考虑控制变量的基础上检验上述两种效应。模型 21 显示,城市人工智能技术密度显著增加了当地劳动者退出劳动力市场的概率,这可能反映了人工智能通过岗位替代产生的挤出效应。模型 22 显示,城市人工智能技术密度还显著降低了原本不参与劳动的劳动年龄人口进入劳动力市场的概率。结合相应样本的分布特征,在调查基期,样本中 36%的受访者为 45 岁及以上中老年劳动力,初中及以下学历的低技能劳动力占 83%。由此推断,受人工智能的冲击,中老年和低技能劳动者找工作的意愿和努力可能下降。综上可见,人工智能对劳动参与的

表 8 城市人工智能对当地劳动者劳动参与负面影响的两种效应

变 量	退出劳动力市场	进入劳动力市场
	模型 21	模型 22
人工智能技术密度	0.008 ^{***} (0.004)	-0.023 ^{***} (0.012)
观测值	49892	16221
R ²	0.068	0.595

负面影响中上述两种效应同时存在。

(二) 人工智能对过度劳动的影响

如表 1 所示,本文分析样本中就业者的周工作时长均值明显高于法定工作时长。国家统计局的数据显示,2015 年起,全国企业就业人员的周平均工作时长逐年增加,到 2023 年已达到 49 小时^①。可见,过度劳动现象已成为不可忽视的现实问题。这些问题对劳动者的身心健康和劳动生产率具有客观不利影响,也可能破坏员工工作与生活平衡,对生育率下降、经济和人口高质量发展产生负面影响。

本文基准模型显示,人工智能具有显著的工时缩减效应。然而,人工智能的工时缩减效应是否有助于缓解过度劳动现象,是否降低了劳动者的过度劳动风险?为回答这一问题,本文基于 CFPS2014~2020 年就业样本,参考祝仲坤(2020)的做法构建“过度劳动”变量,将周工作时长大于 50 小时界定为过度劳动,赋值为 1,其余赋值为 0。按照这一界定方式,样本中 43.1%的就业者属于过度劳动。此外,本文还使用受访者的周工作时长减去 50,并在 0 值处作向下截尾处理(即对差值为负的统一赋值为 0),构建了“过度劳动程度”变量。

表 9 人工智能对过度劳动的影响(N=38118)

变 量	过度劳动	过度劳动程度
	模型 23	模型 24
人工智能技术密度	-0.033*** (0.010)	-1.299** (0.566)
R ² /Pseudo R ²	0.077	0.017

利用这两个变量,本文将被解释变量替换为过度劳动和过度劳动程度,分别拟合线性概率模型和 Tobit 模型,以探讨人工智能对过度劳动发生概率及其程度的影响。模型 23 的估计结果表明,城市每万名从业人员对应的人工智能专利授权数每增加 1 件,就业者过度劳动的概率显著降低 3.3 个百分点。模型 24 的回归结果表明,城市人工智能技术密度也显著降低了就业者的过度劳动程度。

六、结论与政策建议

近年来,人工智能的高速发展对劳动力市场产生了前所未有的深刻影响。本文结合宏观层面的城市人工智能专利数据和微观层面的中国家庭追踪调查数据,系统考察了城市人工智能发展对当地劳动者劳动参与和工作时长的影响及其异质性,并深入探讨了人工智能对缓解过度劳动的具体作用。主要研究结论如下。首先,人工智能显著降低了当地劳动年龄人口的劳动参与概率,缩短了就业者的平均工作时长,该结论在不同样本界定、变量测量和模型设定方式下保持高度稳健。其次,人工智能对个人劳动参与的抑制

① 参见《2023 国民经济回升向好 高质量发展扎实推进》,访问地址为 <https://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202401/t202401171946624.html>。

效应作用方式至少包括“退出效应”与“进入受阻效应”。再次,人工智能对不同群体劳动参与和工作时长的影响存在明显差异。具体而言,中老年和低技能劳动力的劳动参与受到更为明显的挤出效应,青年和高技能就业者则受到更为明显的工作时长缩减效应。在工资水平较高的地区,人工智能对劳动参与和工作时长的负向影响更强。最后,人工智能有效降低了就业者的过度劳动风险及其程度。

本文的研究发现意味着,人工智能对就业具有双刃剑效应。一方面,相对于人工智能的就业扩容效应,其就业替代效应在现阶段仍占据主导地位。人工智能通过生产自动化和智能化替代了一系列程式化、低创造性的岗位,如收银员、装卸搬运工、印刷工、仓储人员、机械热加工人员等,导致劳动者特别是中老年和低技能劳动者的劳动参与率明显降低。换言之,人工智能与劳动力存在竞争关系。另一方面,人工智能与劳动者有协作关系。人工智能发展有助于减轻劳动者的部分高强度、程式化、重复性工作任务,减轻了就业者特别是青年和高技能就业者的工作强度,缓解了过度劳动现象。例如,机器人帮助生产线操作员完成组装、焊接和包装任务,机器视觉技术帮助质检师自动监测产品缺陷,语音助手帮助客服人员处理简单的客户需求。此外,人工智能还能通过职业改造升级和工资水平提升使就业者在降低工作强度的同时增加闲暇消费。值得注意的是,本文考察的时段为2010~2020年,2022年底以来OpenAI发布ChatGPT使得生成式人工智能进入大规模应用阶段,在提高效率、降低成本和增强创造力方面又迈上新的台阶。由此,人工智能与劳动者之间的竞争与协作关系可能会呈现新的特征,这还有待基于更新的数据开展进一步探究。

基于上述结论,本文提出如下政策建议。

第一,鉴于人工智能对低技能、中老年劳动者就业存在更强的负面冲击,尤其是通用人工智能更广泛地引发了对传统岗位和人力需求的替代风险(马晔风等,2024),政府、企业与社会组织应多元协作,加强对高失业风险人群的技能培训,帮助其尽快实现职业转型。一方面,提供顺应新技术要求的职业培训,开设通用能力终身学习项目,帮助其提升技能能级、拓展技能宽度;另一方面,提供就业咨询、职业指导与职位匹配服务,同时扩大失业保险的覆盖面,保障劳动者在培训和寻找新工作期间的基本生活需求。

第二,面对“人机协同”的发展前景,尤其是生成式人工智能突破专业壁垒、实现多学科融合的发展趋势,高等院校应动态调整学科专业和课程设置,如增设人工智能相关专业,增补人工智能应用的伦理、法律问题等课程,使未来求职者的技能结构更精准地匹配人工智能衍生的新岗位需求,充分发挥人工智能的就业扩容效应。与此同时,高校应更注重学生通用技能的培养,如想象力、批判性思维、沟通和合作能力等,使学生在技术更迭日新月异的时代赢得主动权。

第三,加强对劳动者就业保护,避免人工智能在减轻工作负荷的同时导致员工薪酬下降(王林辉等,2022b)。一方面,加强劳动合同的规范性,要求雇主与劳动者签订书面

合同时明确工作条件;另一方面强化劳动监察机构的职能,落实对企业违规行为的整治和处罚。积极发挥人工智能的工时缩减效应,在改善员工福祉的同时,帮助劳动者更好地平衡工作与生活,促进生育友好型社会的构建。

参考文献:

1. 柏培文、张云(2021):《数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益》,《经济研究》,第 5 期。
2. 蔡昉等(2021):《新冠肺炎疫情对中国劳动力市场的影响——基于个体追踪调查的全面分析》,《经济研究》,第 2 期。
3. 韩民春等(2020):《工业机器人应用对制造业就业的影响——基于中国地级市数据的实证研究》,《改革》,第 3 期。
4. 胡晟明等(2021):《人工智能应用、人机协作与劳动生产率》,《中国人口科学》,第 5 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. 李小瑛、张宇平(2023):《机器人使用是否会减轻劳动者工作负担?——来自劳动时长的证据》,《南方经济》,第 12 期。
8. 林欣、李春顶(2023):《国内外工业机器人应用对制造业就业的影响分析》,《财经研究》,第 7 期。
9. 刘金东等(2024):《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》,《中国人口科学》,第 3 期。
10. 马双等(2017):《最低工资与已婚女性劳动参与》,《经济研究》,第 6 期。
11. 马晔风等(2024):《生成式人工智能技术如何影响专业型工作?——来自软件工程行业的早期证据》,《劳动经济研究》,第 3 期。
12. 毛畅果、徐东烁(2024):《新个人所得税改革对中低收入群体劳动供给的影响——基于中国家庭追踪调查的研究》,《人口与经济》,第 1 期。
13. 沈可等(2012):《中国女性劳动参与率下降的新解释:家庭结构变迁的视角》,《人口研究》,第 5 期。
14. 王林辉等(2022a):《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。
15. 王林辉等(2022b):《人工智能应用对劳动工资的影响及偏向性研究》,《中国人口科学》,第 4 期。
16. 王林辉等(2023):《人工智能技术冲击和中国职业变迁方向》,《管理世界》,第 11 期。
17. 王晓娟等(2022):《工业机器人应用对制造业就业的影响效应研究》,《数量经济技术经济研究》,第 4 期。
18. 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。
19. 魏下海等(2020):《机器人如何重塑城市劳动力市场:移民工作任务的视角》,《经济学动态》,第 10 期。
20. 许怡、叶欣(2020):《技术升级劳动降级?——基于三家“机器换人”工厂的社会学考察》,《社会学研究》,第 3 期。
21. 杨紫等(2024):《经济不确定性、个体创业与创业机会不平等》,《数量经济技术经济研究》,第 7 期。
22. 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。

23. 张桂金、张东(2019):《“机器换人”对工人工资影响的异质性效应:基于中国的经验》,《学术论坛》,第5期。
24. 张勋等(2023):《数字经济、家庭分工与性别平等》,《经济学(季刊)》,第1期。
25. 张耀军、张睿劼(2024):《老龄化背景下机器人自动化对就业的影响研究》,《科学学研究》,第4期。
26. 赵曼(2023):《机器人应用与区域劳动力市场:基于动态面板模型的研究》,《劳动经济研究》,第4期。
27. 周广肃等(2021):《智能化对中国劳动力市场的影响——基于就业广度和强度的分析》,《金融研究》,第6期。
28. 朱嘉蔚、金晓贝(2023):《人工智能发展对中国制造业就业的影响》,《劳动经济研究》,第5期。
29. 祝仲坤(2020):《过度劳动对农民工社会参与的“挤出效应”研究——来自中国流动人口动态监测调查的经验证据》,《中国农村观察》,第5期。
30. Acemoglu D., Restrepo P. (2020a), Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*. 128(6):2188–2244.
31. Acemoglu D., Restrepo P. (2020b), The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labour Demand. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*. 13(1):25–35.
32. Acemoglu D., Restrepo P. (2022), Demographics and Automation. *The Review of Economic Studies*. 89(1):1–44.
33. Bellon A., Cookson J. A., Gilje E. P., et al. (2021), Personal Wealth, Self-Employment, and Business Ownership. *The Review of Financial Studies*. 34(8):3935–3975.
34. Grigoli F., Koczan Z., Topalova P. (2020), Automation and Labor Force Participation in Advanced Economies: Macro and Micro Evidence. *European Economic Review*. 126, 103443.

The Impact of City-Level AI Development on Individuals' Labor Force Participation and Working Hours in China: Evidence from AI Technology Density

Shen Ke Shi Xiaofeng

Abstract: Utilizing the city-level Artificial Intelligence (AI) patent data and individual data from China Family Panel Studies (CFPS), this paper systematically examines the influence of AI on micro-level labor characteristics in China. The results show that the AI development significantly reduces individuals' likelihood of participating in labor force and decreases the weekly working hours for those employed. AI simultaneously triggers the "labor market exit effect" and the "barrier-to-entry effect". Our analyses also show that the impact of AI development on individuals' working characteristics varies notably across different groups. Specifically, it has a stronger employment replacement effect for older and low-skilled workers, a stronger working-hour reduction effect for younger and high-skilled workers, and a stronger negative effect on both labor force participation and working hours in high-wage cities. Further analyses show that AI development significantly lowers the probability and extent of overwork. These findings showcase both a competitive and collaborative relationship between AI and human workers.

Keywords: Artificial Intelligence; Labor Force Participation; Working Hours; Overwork

(责任编辑:牛建林)