

# 从自动化技术到生成式人工智能\*

## ——技术对劳动者影响的技能异质性研究

张咏雪

**提要:**本研究关注体力自动化向脑力自动化发展过程中技术对劳动者影响的技能异质性。研究发现,认知技能是决定技术影响程度的重要因素。从技术替代和技术控制两方面来看,高技能劳动者和低技能劳动者受到的技术替代影响有限;高技能劳动者未受技术控制的显著影响,低技能劳动者则受到更强的技术控制。对比自动化技术和 AI 大语言模型发现,前者主要影响第二产业,后者主要影响第三产业,且 AI 大语言模型主要影响女性、青年群体、专业技能劳动者和高阶层人群。在人工智能引领的新一轮技术革命背景下,对技术影响的分析和探索具有重要的理论和实践意义。

**关键词:**人工智能 自动化 认知技能 处理效应异质性

党的二十大报告指出,“从现在起,中国共产党的中心任务就是团结带领全国各族人民全面建成社会主义现代化强国、实现第二个百年奋斗目标,以中国式现代化全面推进中华民族伟大复兴”(习近平,2022:21)。纵观各国的现代化进程可以发现,新技术的突破往往会对人类社会产生巨大影响,技术革命和现代化进程总是交织在一起。机械自动化引发了第一次工业革命,电气、电子自动化引发了第二次工业革命。第三次工业革命推动人类社会从体力自动化向脑力自动化发展(贾根良,2016),以人工智能为核心的新技术发展使得高技能劳动者也面临被自动化取代的风险(Acemoglu & Restrepo,2018a),中国式现代化面临新机遇、新挑战。因此,把握技术发展规律对推进中国式现代化有着重要作用。

从 20 世纪 90 年代开始,中国逐步迈向了数字社会(邱泽奇,2022)。近十年来,中国人工智能产业整体规模保持高速增长。2019 年,中国的人工智能产业人才和人工智能初创企业数量位居全球第二位,STEM(科学、技术、工程和数

---

\* 感谢梁玉成教授、政光景博士、贾小双博士、张琦、韦嘉嘉、贾梦真等师友在本文撰写过程中提供的帮助。感谢两位匿名评审专家提供的宝贵建议。文责自负。

学)专业的毕业生数量居世界首位(张鑫、王明辉,2019)。根据《人工智能指数年度报告(2021)》(*The AI Index 2021 Annual Report*)的分析,中国的人工智能渗透率(penetration rate)已经进入世界前列,与人工智能相关的论文、专利数量和融资规模均居全球领先地位(Zhang et al.,2021)。在中国,人工智能的发展如火如荼,自动化技术对高技能劳动者的影响成为具有重要理论和实践意义的研究议题。

2022年以来,以OpenAI发布的ChatGPT为代表,大语言模型(Large Language Model,简称LLM)彻底改变了原有的人工智能技术的发展格局。LLM带来的革命性突破在于将人工智能技术的功能从自然语言理解发展到了知识生成,可以执行的任务类型覆盖自然语言理解、自然语言生成、知识密集型任务执行和推理(Yang et al.,2024)。与大语言模型相比,之前发展起来的人工智能技术属于专用人工智能(邱泽奇,2023),是一种工具性的“弱人工智能”,比如自动驾驶、下棋、机器视觉、指纹识别、人脸识别、视网膜识别、虹膜识别、掌纹识别、专家系统、自动规划,等等(翟振明、彭晓芸,2016)。在这样的背景下,人工智能会对劳动力市场产生怎样的影响已日益成为学者们必须面对的时代之问。

## 一、文献述评与问题的提出

### (一)技术替代与技术控制

技术发展有助于提高人类的生产效率。在新古典增长模型中,外生的技术进步是人均产出长期增长的原因;在内生性增长理论中,内源性技术变化的速度也是影响经济增长的重要因素(Barro & Sala-I-Martin,1997)。从宏观层面看,不少研究证明了技术对生产效率的促进作用(颜鹏飞、王兵,2004;王志刚等,2006;刘伟、张辉,2008;李磊、徐大策,2020)。

但是,从微观层面看,技术发展对劳动者具有一定的消极影响。关于技术消极影响的研究可以分为两类:一类研究将技术看作劳动者的竞争者,核心是探讨劳动者如何被技术替代;另一类研究将技术看作劳动者的控制者,核心是探讨劳动者在技术引入后的劳动异化程度。第一类研究集中在经济学领域,经济学通过“技术替代”视角来解释技术给劳动力市场带来的影响;第二类研究则集中在社会学领域,社会学通过劳动过程理论中的“技术控制”视角来深入剖析劳动者在技术影响下的工作状态。

所谓技术替代指的是当机器能够以更低的成本执行与劳动者相同的任务时,劳动者面临退出劳动力市场的风险(Nordhaus,2007)。美国的研究发现,随着自动化技术对经济的渗透,国民收入中的劳动收入份额有所下降,就业人口比例也有所下降(Acemoglu & Restrepo,2018b)。在美国制造业中,工业机器人的引入对就业和工资造成负面影响(Acemoglu et al.,2022;Acemoglu & Restrepo,2022)。国内的研究发现,虽然工资率和劳动生产率在机器人的影响下均有所增长,但是工资率的增幅远远不及劳动生产率,这使得劳动收入份额缩小(余玲铮等,2019)。总结而言,技术替代除了造成失业以外,也会造成在岗劳动者的薪资下降(程虹等,2018;Acemoglu & Restrepo,2019;Frank et al.,2019)。

与此同时,劳动时间减少也是技术替代效应的一个直接体现。自动化技术的引入会提高生产效率,从而缩短劳动时间(Autor & Salomons,2018;Acemoglu & Restrepo,2022)。有学者基于17国数据的量化研究发现,对低技能劳动者来说,机器人采用率对劳动时间具有显著影响,机器人采用率越高,劳动时间越少(Graetz & Michaels,2018)。国内学者的田野观察发现,自动化技术的使用会减轻劳动者的工作任务、减少劳动时间、降低工作强度,导致工人加班变少、收入下降乃至离职(张桂金、张东,2019)。

相比之下,强调技术控制的学者更为关注劳动过程。根据布雷弗曼(1978:103-112)的归纳,技术对劳动过程的控制体现在三个方面。第一,劳动过程与工人技能分离:“机器换人”弱化了劳动过程对掌握核心技能的工人的依赖,加剧了劳动过程的“去技能化”程度(邱子童等,2019;许怡、叶欣,2020)。第二,概念与执行分离:算法取代人类对工人的任务进行设置(陈龙,2020),自动化设备强化了原有流水线对工作节奏的控制(许怡、叶欣,2020)。第三,管理者通过知识垄断实现对劳动过程的控制:自动化、数字化技术强化了管理者“直接控制”的角色(许怡、叶欣,2020)。在自动化的影响下,“去技能化”使得劳动者的任务简化、薪资下降、工作自主性下降,而灵活性削弱导致劳动时间变相延长(蔡禾、史宇婷,2016;许怡、叶欣,2020)。

尽管技术替代和技术控制两个理论视角对技术影响的解释逻辑不同,但是二者同样强调技术对劳动者薪资的负面影响。不同的是,从技术替代的视角出发,劳动时间会减少;从技术控制的视角出发,劳动时间会延长。

与此同时,自动化技术的“生产效应”对上述消极影响具有反作用。一方面,自动化技术会诱导资本积累,从而扩大用工需求(Acemoglu & Restrepo,2019);另一方面,自动化技术通过“创造性毁灭”(熊彼特,1999:149)产生新的

工作任务和就业岗位,并且促使劳动力流向其他岗位(Autor,2015)。在劳动力供不应求的环境下,技术替代效应的有限性尤为明显(余玲铮等,2019)。在人口老龄化和劳动力短缺的背景下,中国的技术替代效应是“补位式替代”(陈秋霖等,2018),又被称为“互补式替代效应”(宋旭光、左马华青,2019)。这也意味着,在劳动力需求旺盛的情况下,劳动者更可能一边经历“去技能化”,一边进行“再技能化”(邱子童等,2019;许辉、陈玮,2020)。

总结起来,技术对劳动者的影响主要体现在劳动者的薪资变化、劳动时间变化和岗位流动上。面对这些复杂的现象,本研究提出第一个问题:自动化技术如何影响在岗劳动者的薪资和劳动时长?

## (二)技术暴露的技能异质性

劳动者的工作任务与技术可执行任务的重合性被称为“技术暴露”(Webb,2019)。不同技能类型的劳动者处在不同的技术暴露风险中。劳动者在技能的二分框架中往往被分成两类,如技能工人和非技能工人、高教育水平劳动者和低教育水平劳动者、认知技能型劳动者和非认知技能型劳动者(Liu & Grusky,2013)。根据所需的劳动者技能,工作任务可以分为常规型操作、常规型认知、非常规型操作和非常规型认知(Autor et al.,2003)。这些分类可以被总结为对高技能劳动者和低技能劳动者的划分(Acemoglu & Restrepo,2018a)。高技能劳动者指具有判断、问题解决、分析性技能等软技能的劳动者,而低技能劳动者指从事一些重复性、单一性、非认知性任务的劳动者。在具体的职业分类中,低技能劳动者比较集中的职业包括工厂和仓库的搬运工、安装工、食品加工人员等;而高技能劳动者比较集中的职业包括临床实验室技术人员、化学工程师、验光师等(Webb,2019)。在讨论人工智能发展产生的影响时,认知技能成为区分劳动者技能的重要维度。

技能类型是影响技术暴露风险差异的核心因素。有学者指出,随着人工智能自动化技术的发展,高技能劳动者逐渐处在更高的技术暴露风险中,人工智能自动化技术对高技能劳动者的替代效应更强(Webb,2019;Acemoglu & Restrepo,2018a)。国内学者则发现,制造业中智能生产线的普及率不高,且自动化技术远未达到真正的“智能”水平,与高技能劳动者相比,低技能劳动者的自动化技术暴露风险更高(许怡、许辉,2019)。但是,不管技术暴露风险更高的是哪一类群体,低技能劳动者都无法避免技术替代的负面影响。原因在于,技术影响的“涟漪效应”会导致被替代的高技能劳动者进入与低技能劳动者的竞争中,从而使

得低技能劳动者也受到负面影响(Acemoglu & Restrepo, 2018a)。

根据技术暴露的技能差异逻辑,管理者和工人受到不同程度的技术控制,原因在于分工结构中各职位对技能的需求不同。从管理者的角度来看,虽然自动化技术对简单的口头和定量任务具有一定程度的去技能化效果,但随着任务复杂化和管理理念的转变,管理者的角色从监督者转变为协作者(Zhang, 2023),这要求管理者具有更高的社会性技能,因此他们更难被自动化技术替代。与此同时,借助嵌入在科学技术中的技术控制(Edwards, 1979:120),少数管理者的控制能力得到强化,他们通过操纵各种精细的微观权力让工人符合机器的要求,工作更长时间(许怡、叶欣, 2020)。工人为了适应新技术、熟练操作,也需要更长的劳动时间(张茂元, 2007)。从这个角度来看,自动化技术的应用可能会减轻管理者的负担,但并不会减轻被管理者的负担。

无论是对收入还是劳动时间来说,技术影响都表现出技能导向的异质性。只要自动化技术尚未达到自主决策和自主监督的程度,那些以认知技能为核心的劳动者就不太可能被替代,而技术对他们的控制作用也会非常有限。由此,本研究要回答的第二个问题是自动化技术对劳动者影响的技能异质性问题。这个问题可以分为两个子问题:认知技能在多大程度上决定技术影响的差异?自动化技术对高技能劳动者和低技能劳动者分别有怎样不同的影响?

### (三)生成式人工智能带来的可能性

随着人工智能技术的进步,人类社会正处于从体力自动化向脑力自动化转变的过程。关于人工智能技术替代人类脑力劳动的讨论由来已久,有学者预测美国47%的职业会在短期内被替代(Frey & Osborne, 2017),但也有学者基于职业或行业层面的研究认为人工智能只在部分任务中替代人类,尚未对总体劳动力市场产生可检测到的影响(Acemoglu et al., 2022)。人工智能自动化技术要真正实现对人类脑力劳动的替代,需要从专用人工智能迈向通用人工智能。

以OpenAI发布的GPT4为代表的大语言模型彻底改变了原有的人工智能自动化的发展格局。LLM涌现出的生成式人工智能(Generative Artificial Intelligence,简称GAI),在一定程度上能够进行知识生成,执行认知性任务(Yang et al., 2024),并且参与到自然科学和社会科学的研究工作中(政光景、吕鹏, 2023)。可以认为,LLM更接近通用人工智能。但就目前来看,LLM还未满足通用人工智能的基本标准,仍然属于“弱人工智能”的一种(邱泽奇, 2023)。尽管如此,人工智能技术的应用领域和应用情境都将在很大程度上得到扩展,这

将给劳动力市场带来不可忽视的影响。

有学者将人类能力和人工智能可执行任务相对应,计算得到了不同职业在人工智能技术中的暴露率(AI Occupational Exposure,简称 AIOE)(Felten et al., 2021),并在此基础上进一步计算了这些职业在人工智能大语言模型中的暴露率(Felten et al.,2023)。他们发现电话营销员和各种高等教育教师,如英语语言文学、外语文学和历史教师是暴露率最高的职业;而法律服务、证券、商品投资行业是暴露率最高的行业。基于这个逻辑,OpenAI 团队使用 O \* NET 职业信息数据库,<sup>①</sup>通过人工标注与 GPT4 分类相结合的方式对不同职业的 LLM 技术暴露率进行计算并发现,大约 80% 的美国劳动力可能会受到影响,涉及至少 10% 的工作任务,而大约 19% 的劳动力可能会受到最严重的影响,涉及至少 50% 的工作任务(Eloundou et al.,2023)。总体来说,这些研究发现社会经济地位越高的职业在人工智能技术中的暴露率越高。中国的职业结构和美国的并不相同,不同职业的 AIOE 在中国的产业结构中意味着怎样不同的影响? 由于目前尚未观测到实际的影响后果,因此本研究要回答的第三个问题是一个探索性问题,即在中国的产业结构下生成式人工智能可能会对劳动者产生何种影响?

## 二、研究设计

### (一)数据来源

为了回答前两个需要验证性分析的问题,本研究使用了 2018 年中国劳动力动态调查(China Labor-force Dynamics Survey,简称 CLDS)和 O \* NET 职业信息数据库的数据<sup>②</sup>。而针对第三个需要探索性分析的问题,本研究使用 2021 年中国社会状况综合调查(Chinese Social Survey,简称 CSS)的数据与 AIOE(Felten et al.,2023)进行匹配。<sup>③</sup>

CLDS2018 由中山大学社会科学调查中心主持,包含了有关自动化技术应用的若干问题,并且覆盖了被调查家庭户中年满 15 ~ 64 周岁的全部劳动力,在剔

① O \* NET 职业信息数据库全称为 Occupational Information Network,是美国劳工部就业和培训管理处组织开发的职业信息系统。

② 数据来源:National Center for O \* NET Development,2023,O \* NET OnLine(<https://www.onetonline.org/find/descriptor/browse/1.A/1.A.1/1.A.1.d>)。

③ 生成式人工智能技术在 2021 年时并未正式被广泛运用,由于数据有限,CSS2021 所测产业结构最具时效性,所以本文运用 CSS2021 所测产业结构代表生成式人工智能发生影响时的产业结构。

除包含相关缺失值的样本之后,剩余 2799 个样本进入研究。<sup>①</sup> CSS2021 由中国社会科学院社会学研究所主持,研究结果可推论至全国年满 18~69 周岁的住户人口,其数据是目前已公布的最新的大型调查数据,最具时效性,在剔除包含相关缺失值的样本后,剩余 4149 个样本进入研究。

O\*NET 职业信息数据库旨在提供有关职业、技能要求、工作环境和就业趋势等方面的详尽信息。本研究运用这个数据库进行职业认知技能水平的衡量,所使用的 AIOE 也据此计算得到。虽然 O\*NET 职业信息数据库是对美国职业技能的评估,但是相同职业所需技能在不同国家间具有一定的共通性。同时,根据职业编码进行对照可以在一定程度上确保所匹配职业的一致性。

## (二) 变量介绍

本研究的因变量为时薪和劳动时间。其中,时薪指单位时间的工资收入,具体而言是税前年收入与年工作小时的比值。时薪在纳入模型时进行了对数化处理。劳动时间被操作化为周劳动时间,以小时为单位。周劳动时间越长,意味着技术控制程度越强。

自变量为劳动者所在的劳动场域中是否使用了自动化技术,其在问卷中对应的具体提问为:“所在企业单位是否正在使用高度自动化、机器人、人工智能(如无人驾驶、机器翻译、工业机器人)等技术?”

控制变量包括性别(男=1),年龄,平方处理后的年龄,受教育年限,自评健康得分(取值范围为 1~5 分),居住所在地(城市=1),区域位置(包括东、中、西部),科层位置(单位负责人=4、中层干部=3、一般干部=2、一般工作人员=1),工作是否需要培训,是否有证书,工作所需经验得分,社会经济地位(SES)得分,<sup>②</sup>所在单位类型(体制内=1),所在单位规模(对数化处理后的的人数),产业类型以及行业类型。各变量的描述性统计结果如表 1 所示。

为了识别技术对高技能劳动者和低技能劳动者的影响差异,本研究根据认知技能区分出了这两个群体。认知技能是决定技术对高技能劳动者和低技能劳动者影响的关键因素。大多数研究通过是否上大学来区分高技能劳动者和低技能劳动者,然而这会模糊受教育程度和技能之间的关系。本研究用以衡量认知技能的认知能力得分是根据 O\*NET 职业信息数据库中的认知能力(cognitive ability)指标计算而成。O\*NET 职业信息数据库中的认知能力被定义为解决问

① 剔除缺失样本并不影响核心自变量的系数估计,前后的估计系数在大小、方向和显著性上一致。

② 社会经济地位(SES)得分通过国际职业声望指数(ISEI)计算得出。

题时影响知识获取和应用的能力,分为专注、创意与推理、记忆、感知、量化、空间把控和言语等能力。O \* NET 职业信息数据库提供以标准职业分类(Standard Occupational Classification,简称 SOC)系统性编码的 873 种职业在各项能力上的得分。本研究将除了空间把控能力以外的六种认知能力得分加总,<sup>①</sup>得到每一类职业的认知能力得分。

表 1 各变量描述性统计 N = 2799

变量名	平均值(标准差)/百分比	变量名	平均值(标准差)/百分比
性别(男 = 1)	54.16	农、林、牧、渔业(行业 1)	1.04
年龄	40.33(10.57)	采掘业(行业 2)	1.29
所在地(城市 = 1)	58.52	制造业(行业 3)	25.65
区域位置		电力、煤气及水的生产和供给业(行业 4)	4.04
西部	15.16	建筑业(行业 5)	5.64
中部	18.97	地质勘查业、水利管理业(行业 6)	0.46
东部	65.87	交通运输、仓储及邮电通信业(行业 7)	6.54
单位类型(体制内 = 1)	32.19	批发和零售贸易、餐饮业(行业 8)	9.00
受教育年限	11.89(3.71)	金融保险业(行业 9)	3.89
科层位置(4 个等级)	1.30(0.77)	房地产业(行业 10)	0.96
所需工作经验得分	2.43(1.03)	社会服务业(行业 11)	15.90
自评健康得分	3.92(0.83)	卫生、体育和社会福利业(行业 12)	4.22
第一产业	0.95	教育、文化艺术和广播电影电视业(行业 13)	9.40
第二产业	34.57	科学研究和综合技术服务业(行业 14)	2.14
第三产业	64.48	国家机关、党政机关和社会团体(行业 15)	9.82
是否培训(是 = 1)	62.56	单位规模(对数)	4.29(2.01)
是否有证书(是 = 1)	31.19	社会经济地位(SES)得分	46.35(17.39)
周劳动时间(小时)	47.37(17.79)	认知能力得分	241.64(38.32)
时薪(对数)	3.12(1.22)	是否引入自动化技术(是 = 1)	12.53

### (三) 分析方法

#### 1. 自动化技术影响的验证:多元线性回归与倾向值匹配

为了验证自动化技术是否对劳动者的时薪和劳动时间产生影响,本研究采用多元线性回归,将时薪和周劳动时间作为因变量,将是否接触新技术作为自变量,

<sup>①</sup> 因子分析的结果显示,空间把控能力在负载方向上与认知能力的其他六个维度相反,因此未将其纳入认知能力得分的计算中。

纳入所有的控制变量后建立验证模型。因为接触新技术和不接触新技术的两个群体本身就处在不同的劳动环境(行业、产业、企业类型、企业规模等)中,技术对他们的影响可能并不是技术导致的,而是他们所处的劳动环境导致的,所以本研究运用倾向值匹配的方式进行检验,即运用劳动环境的相关变量(单位规模、单位类型、行业类型、产业类型、区域位置、所在地)对引入新技术的倾向值进行估计,通过最邻近匹配有放回的方式进行匹配,再估计技术影响的净效应,并运用自助法(bootstrap)进行显著性检验。

### 2. 认知技能的重要性分析:因果随机森林模型

为了探究自动化技术处理效应在多大程度上受到认知技能的影响,本研究选用因果随机森林的方法进行数据驱动的探索。该方法以回归树模型为基础,根据处理效应差异将数据划分成不同的子群体,并在子群体内构造处理效应的置信区间。树模型特殊的结构优势使得我们可以估计处理变量在不同子群体中的异质性因果效应(贾小双,2022),并通过特征重要性对控制变量在估算因果关系中的重要程度进行测量。胡安宁等(2021)的文章对此方法有详细介绍,他们认为这种方法能够在一定程度上避免人为设定对模型的干扰。

### 3. 高技能劳动者和低技能劳动者的划分:无监督聚类算法

根据认知技能对劳动者进行区分时,为了避免受到研究者主观偏好的影响,本研究通过无监督聚类算法进行群体的划分。聚类算法通过学习数据的分布结构找到潜在的性质和规律,将样本划分为不相交的子集。这些子集被称为“簇”(cluster),簇内相似度高,簇间相似度低(梁玉成、贾小双,2022)。本研究采用无监督聚类算法对样本在认知能力的六个维度上进行聚类,最终选取最优的聚类结果作为两类劳动者的区分依据。这六个维度分别是专注能力、创意与推理能力、记忆能力、感知能力、量化能力和言语能力。

## 三、自动化技术对劳动者的影响

自动化技术对劳动者薪资的影响取决于替代效应和生产效应之间的平衡。如果生产效应无法完全抵消替代效应带来的影响,那么自动化技术可能会对劳动者的薪资产生负面影响。相反,如果生产效应足以抵消替代效应,那么自动化技术可能对劳动者的薪资没有影响,甚至带来积极影响。由此本研究提出竞争性假设 1.1 和假设 1.2。

假设 1.1:如果替代效应为主导,那么引入自动化技术会降低劳动者的薪资。

假设 1.2:如果生产效应为主导,那么引入自动化技术对劳动者的薪资不具有影响,甚至具有积极影响。

值得指出的是,薪资的操作化测量指标是时薪。如果用年总收入对薪资进行测量,则劳动时间和时薪各自受到的影响会变得模糊。例如,劳动者的年总收入增加,既可能源于劳动时间的延长,也可能源于时薪的增加。换句话说,劳动时间的变化与时薪的变化可能并不一致。从技术替代理论出发,引入自动化技术会减少劳动者的劳动时间;而从技术控制理论出发,引入自动化技术会延长劳动者的劳动时间。由此本研究提出竞争性假设 2.1 和假设 2.2。

假设 2.1:如果技术替代理论成立,那么引入自动化技术会减少劳动时间。

假设 2.2:如果技术控制理论成立,那么引入自动化技术会延长劳动时间。

根据上述假设构建的多元线性回归模型如表 2 所示。其中,模型 1 和模型 3 是基准模型。分析发现,总体而言,技术引入导致时薪显著降低 0.15 个单位(模型 2),周劳动时间显著延长 3.86 个单位(模型 4)。但根据倾向值匹配之后的估计结果可以发现,在控制了劳动环境中的技术引入倾向后,控制组(未引入自动化技术)和实验组(引入自动化技术)在单位规模、单位类型、行业类型、产业类型、区域位置、所在地等劳动环境属性上相对一致,此时两组样本之间的时薪不具有显著差异。也就是说,时薪的降低并不是由技术引入直接导致的,而是由于劳动者处在一个时薪相对较低的劳动环境之中。当两个劳动者处在相同的劳动环境(如相同的行业、产业)中时,他们所在的企业是否引入自动化技术不造成他们的薪资差异。这说明自动化技术对时薪的消极影响是在行业、产业等宏观层面的;在微观层面,比如行业内部、产业内部等,自动化技术对时薪的消极影响非常有限。而自动化技术对劳动时间的影响则与劳动环境的技术引入倾向值无关,即使处在相同技术引入倾向的环境中,自动化技术对劳动时间的延长作用仍然显著。这些发现验证了假设 1.2 和假设 2.2。这一方面说明了技术替代效应的有限性;另一方面说明了劳动过程理论对技术影响下的劳动时间变化具有解释力。

表 2 时薪和周劳动时间的影响因素分析 N = 2799

	时薪		周劳动时间	
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
性别(男 = 1)	0.173 *** (0.044)	0.178 *** (0.044)	2.105 ** (0.694)	1.978 ** (0.694)

续表 2

	时薪		周劳动时间	
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
年龄	0.072 *** (0.015)	0.072 *** (0.015)	-0.254 (0.234)	-0.245 (0.234)
年龄平方	-0.001 *** (0.000)	-0.001 *** (0.000)	0.001 (0.003)	0.001 (0.003)
受教育年限	0.082 *** (0.008)	0.083 *** (0.008)	-0.907 *** (0.125)	-0.919 *** (0.124)
自评健康	0.074 ** (0.025)	0.074 ** (0.025)	-1.261 ** (0.396)	-1.252 ** (0.395)
所需工作经验	0.044 + (0.023)	0.044 + (0.023)	0.576 (0.361)	0.557 (0.361)
是否有证书 (是 = 1)	0.049 (0.051)	0.054 (0.051)	-0.783 (0.795)	-0.932 (0.794)
是否接受培训 (是 = 1)	0.132 ** (0.049)	0.138 ** (0.045)	-0.717 (0.762)	-0.885 (0.762)
社会经济地位 得分	0.003 (0.002)	0.003 (0.002)	0.015 (0.030)	0.015 (0.030)
科层位置	0.064 * (0.029)	0.064 * (0.029)	-0.039 (0.451)	-0.050 (0.450)
认知能力得分	0.001 (0.001)	0.001 + (0.001)	-0.024 * (0.010)	-0.025 * (0.010)
自动化技术		-0.148 * (0.066)		3.858 *** (1.030)
R <sup>2</sup>	0.234	0.235	0.110	0.115
自动化技术— 近邻匹配(ATT)		-0.014 (0.089)		2.635 * (1.328)

注:(1) +  $P < 0.1$ , \*  $P < 0.05$ , \*\*  $P < 0.01$ , \*\*\*  $P < 0.001$ 。(2)单位类型、所在行业、产业、企业规模、所在地、区域位置已控制。(3)倾向值匹配后各协变量均通过平衡性检验。

## 四、自动化技术对劳动者影响的技能异质性

认知技能是区分高技能劳动者和低技能劳动者的重要维度。接下来,本文进一步探讨认知技能对技术影响的作用,以及自动化技术对高技能劳动者和低技能劳动者的影响异质性。

### (一) 认知技能对技术影响的作用

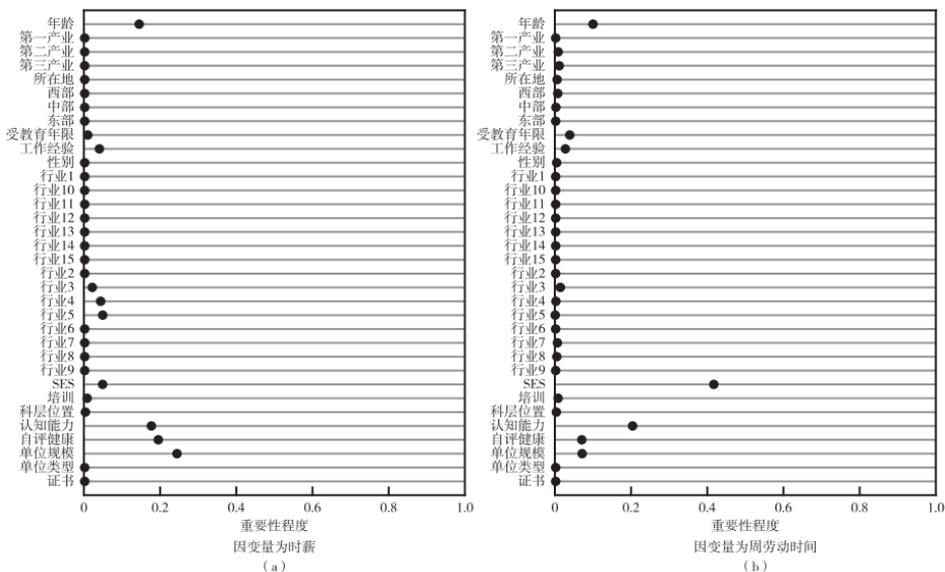
为了探究认知技能在技术影响中的重要性,本研究采用因果随机森林模型(Athey et al.,2019)对变量特征重要性进行估算。根据胡安宁等(2021)文章中的调参方式,本研究通过自助法,采用放回抽样的方式,以 CLDS2018 数据中的 2799 个样本为基础,生成了一个 10 万样本量的新数据。基于此,本研究建立了 2000 棵树(使用诚实算法)、1500 棵树(使用诚实算法)、1000 棵树(使用诚实算法)和 1000 棵树(不使用诚实算法)四个因果随机森林模型。在每个因果随机森林模型中,本研究又分别将训练样本比例设置为 0.6、0.5、0.2,共生成 12 个模型,分别对新技术在个体时薪和周劳动时间上的处理效应进行估计。<sup>①</sup> 每个模型分别估计出每个样本的条件平均处理效应(Conditional Average Treatment Effect,简称 CATE)。根据模型间估计结果的相关性可以发现,训练样本比例为 0.2、参数设置为 1500 棵树、采用诚实估计算法建立的模型泛化效果最佳、估计结果最稳健,因此本研究采用该模型对样本的 CATE 进行估计。

各变量的特征重要性如图 1 所示,特征重要性程度越高,意味着这个变量对解释技术影响异质性来说越重要。特征重要性的排序显示,对个体时薪来说,技术处理效应异质性的前三个重要影响因素分别是:单位规模、自评健康和认知能力得分;而对个体周劳动时间来说,技术处理效应异质性的前三个重要影响因素分别是:SES 得分、认知能力得分和年龄。可以发现,无论是对时薪还是周劳动时间而言,认知能力得分对技术处理效应的异质性都具有重要影响。而其他的职业能力相关变量,如受教育年限、工作所需经验、科层位置、是否培训以及是否拥有证书的特征重要性程度都较低。这说明,职业的认知能力得分对技术影响的异质性具有重要解释力。这也表明,通过与 O\*NET 职业信息数据库匹配得到的认知能力得分对于区分高技能劳动者和低技能劳动者具有重要的分析意义。

那么,认知技能在技术影响中发挥怎样的作用呢?通过个体条件平均处理效应随认知能力得分变化的趋势(如图 2)可以发现,随着认知能力得分提高,时薪受到的技术处理效应由负向正转变,皮尔逊相关系数为 0.25 且显著,这说明劳动者受到的技术替代影响随着认知能力得分上升而减弱。对于认知能力得分最高的群体而言,技术对时薪的处理效应甚至是正向的,这说明自动化技术的应用会给他们带来正向回报。同时,技术对周劳动时间的处理效应逐渐趋近于零,皮尔逊相关系数为 -0.13 且显著,这说明劳动者受到的技术控制随着认知能力

<sup>①</sup> 限于篇幅,具体调参结果不在此详细展示,感兴趣的读者可联系作者获取。

得分的上升也在减弱。总体来说,随着认知能力得分的提高,劳动者越来越受到技术的积极影响。



注:特征重要性程度越高,说明该变量越能影响技术处理效应的异质性。

图1 各协变量的特征重要性

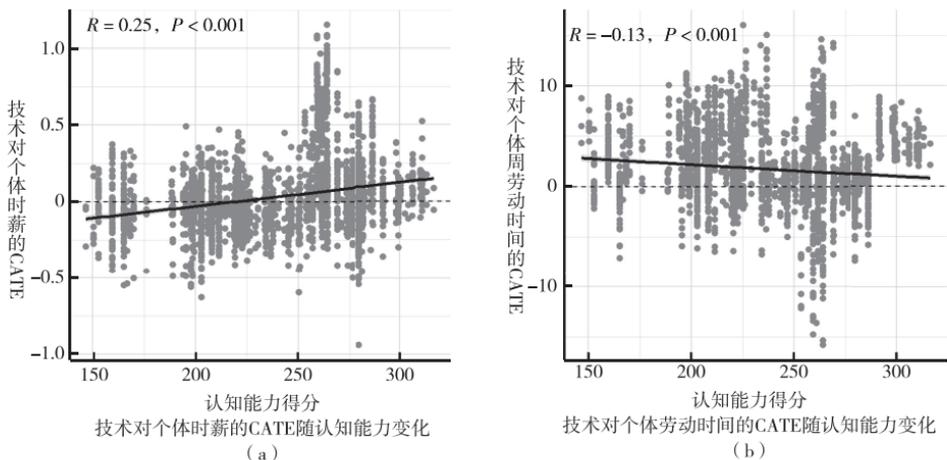


图2 技术对个体的条件平均处理效应(CATE)随认知能力得分变化的趋势

## (二) 认知技能分化下的技术影响异质性

从前文的分析可以发现,通过认知能力得分衡量的认知技能是区分高技

能劳动者和低技能劳动者的有效指标。于是,本研究将通过聚类算法和不同比例的百分比划分方式,根据认知能力得分划分出这两类劳动者。综合各个聚类模型在轮廓系数、CH 得分 (Calinski-Harbasz Score) 和 DBI 指数 (Davies-Bouldin Index) 上的表现,本研究选择 K-means 聚类算法将劳动者聚成两类。K-means 聚类算法把高技能劳动者和低技能劳动者划分为在认知能力各个维度上均不相交的两个群体,其中高技能劳动者在各项得分上均显著高于低技能劳动者。<sup>①</sup>

为了避免高技能劳动者和低技能劳动者划分方法不同对研究结论的影响,本研究还根据认知能力得分排名,以前 30% (分类方式 1)、前 40% (分类方式 2)、前 50% (分类方式 3) 三个划分点分别划分出高技能劳动者和低技能劳动者,加上 K-means 聚类共 4 种划分方式,分别建立回归模型对技术影响进行估计。

如图 3 所示,低技能劳动者集中在行业 1~行业 8,这些行业为农、林、牧、渔业,采掘业,制造业,电力、煤气及水的生产和供给业,建筑业等;而高技能劳动者集中在行业 9~行业 15,这些行业为金融保险业,房地产业,卫生、体育和社会福利业,科学研究和综合技术服务业等。

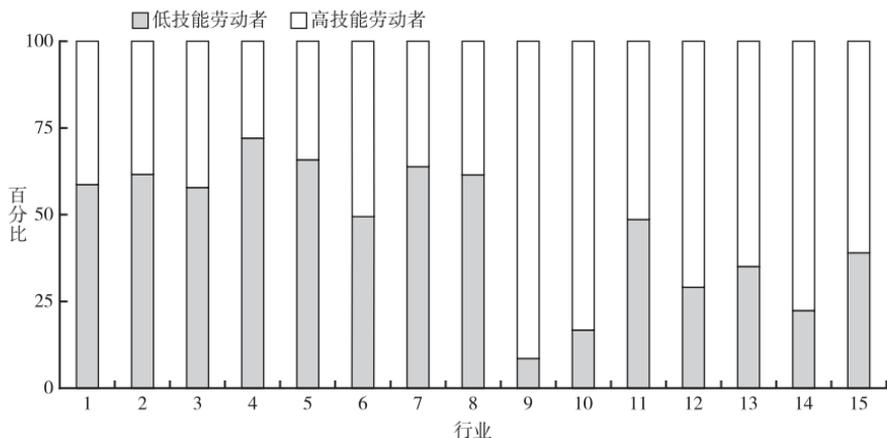


图 3 各行业中的两类劳动者占比 (根据 K-means 算法划分)

技术暴露存在技能异质性。如果人工智能自动化技术并未真正地替代脑力劳动,而是如同国内学者观察到的那样 (许怡、许辉, 2019; 许怡、叶欣,

<sup>①</sup> 限于篇幅,具体得分差异统计结果不在此详细展示,感兴趣的读者可联系作者获取。

2020),它所替代的仍然是低技能劳动,那么低技能劳动者所受到的技术替代和技术控制都会更强,而高技能劳动者受到的影响会更弱。由此得出以下假设。

假设 3.1:与低技能劳动者相比,高技能劳动者的时薪所受技术影响更小,甚至不受影响。

假设 3.2:与低技能劳动者相比,高技能劳动者的劳动时间所受技术影响更小,甚至不受影响。

根据上述假设构建的多元线性回归模型结果如表 3 所示。无论以哪种分类方式进行划分,高技能劳动者时薪受到的技术影响均不显著,而低技能劳动者时薪均受到自动化技术的负向影响,降低 0.17 个单位以上。这初步符合假设 3.1,从时薪来看,自动化技术并未对高技能劳动者产生显著的影响,低技能劳动者仍然是自动化技术替代效应的主要受影响群体。

同时,除了分类方式 2 以外,在其他分类方式中,高技能劳动者周劳动时间所受技术影响均不显著,而低技能劳动者的周劳动时间均受到显著影响,延长 4.48 个小时以上。这初步符合假设 3.2,从周劳动时间来看,自动化技术同样并未对高技能劳动者产生显著影响,低技能劳动者是最主要的受影响群体。

表 3 自动化技术对时薪和周劳动时间的影响分析(区分高技能劳动者和低技能劳动者)

分类方式	自变量	高技能劳动者		低技能劳动者	
		时薪	周劳动时间	时薪	周劳动时间
分类方式 1 (K-means 聚类)	自动化技术	-0.109 (0.092)	1.963 (1.266)	-0.191* (0.094)	5.523*** (1.654)
	近邻匹配(ATT)	0.049 (0.128)	1.249 (1.886)	-0.076 (0.126)	5.644** (2.160)
	样本量	1491	1491	1308	1308
分类方式 2 (认知能力得分 前 30% 为高技 能劳动者)	自动化技术	-0.082 (0.105)	2.922* (1.436)	-0.172* (0.084)	4.475** (1.368)
	近邻匹配(ATT)	0.153 (0.146)	2.297 (1.847)	-0.070 (0.109)	4.290* (1.723)
	样本量	836	836	1963	1963
分类方式 3 (认知能力得分 前 40% 为高技 能劳动者)	自动化技术	0.016 (0.094)	2.126 (1.339)	-0.251** (0.090)	4.903*** (1.472)
	近邻匹配(ATT)	0.211 (0.130)	1.639 (1.706)	-0.098 (0.119)	5.041* (1.979)
	样本量	1032	1032	1767	1767

续表 3

分类方式	自变量	高技能劳动者		低技能劳动者	
		时薪	周劳动时间	时薪	周劳动时间
分类方式 4 (认知能力得分 前 50% 为高技 能劳动者)	自动化技术	0.005 (0.093)	1.549 (1.337)	-0.270** (0.093)	5.625*** (1.564)
	近邻匹配(ATT)	0.193 (0.119)	0.742 (1.768)	-0.116 (0.131)	5.611*** (2.101)
	样本量	1385	1385	1414	1414

注:(1)  $^+ P < 0.1$ ,  $^* P < 0.05$ ,  $^{**} P < 0.01$ ,  $^{***} P < 0.001$ 。(2) 性别、年龄、平方处理后的年龄、受教育年限、自评健康得分、所在地、区域位置、科层位置、工作是否需要培训、是否有证书、工作所需经验得分、社会经济地位得分、所在单位类型、所在单位规模、产业类型、行业类型已控制。(3) 倾向值匹配后各协变量均通过平衡性检验。

但是,与总体观测结果一致,在倾向值匹配之后,引入和未引入自动化技术的两组低技能劳动者的时薪不再具有显著差异。这说明低技能劳动者受到的技术替代影响同样非常有限。一方面,这可能源于自动化技术生产效应的反作用,即低技能劳动者可能通过“再技能化”适应了“新任务”;另一方面,低技能劳动者即使处在“去技能化”程度较深的岗位上,也可能因为劳动力供不应求的形势而获得较高的议价权。

根据中国人力资源和社会保障部发布的“最缺工”职业排行,<sup>①</sup>劳动密集型行业的一线员工和部分专业技术人员(包括营销员、餐厅服务员、收银员、包装工、汽车生产线操作工等)供不应求。在这个背景下,即使紧缺性职业的技术暴露率高,技术替代效应也不显著。中国的自动化技术应用是由劳动力供不应求的结构环境催生的,生产效应的作用应该会更强烈。结合低技能劳动者的行业分布来看,对于他们来说,市场需求旺盛,技术的替代效应非常有限。

与此同时,自动化技术的引入确实导致低技能劳动者的劳动时间延长。首先,根据劳动过程理论,自动化技术的引入会加剧资本对生产过程的控制。对于资本扩张的需求而言,生产率无论提高得多么迅速,总是无法达到令人满意的水平(布雷弗曼,1978:185)。为了确保自动化设备的连续运行和效率最大化,低技能劳动者被要求配合机器的需求,自主性的削弱导致劳动者被迫延长劳动时间。其次,自动化提高了生产效率,企业可能因此扩大生产规模,工作任务和强度的增加导致低技能劳动者的劳动时间延长。另外,自动化技术

① 数据来源:中国就业培训技术指导中心,2022,《2022年第一季度全国招聘大于求职“最缺工”的100个职业排行》,中华人民共和国人力资源和社会保障部官方网站([http://www.mohrss.gov.cn/SYrlzyhshbzb/dongtaixinwen/buneyaowen/rsxw/202204/t20220427\\_445453.html](http://www.mohrss.gov.cn/SYrlzyhshbzb/dongtaixinwen/buneyaowen/rsxw/202204/t20220427_445453.html))。

的引入导致劳动者之间的竞争更加激烈,低技能劳动者对就业稳定性的预期更低。为了保住工作或者提高收入,低技能劳动者被迫卷入竞争性加班(杨伟国、邱子童,2020)。

综合以上的讨论,本研究发现,随着认知能力得分的提高,劳动者受到的自动化技术消极影响逐渐减弱,而积极影响逐渐增强。对高技能劳动者来说,自动化技术没有显著影响;对低技能劳动者来说,自动化技术会延长劳动时间,但不会对时薪产生显著影响。可以认为,在生产效应的反作用下,自动化技术的替代效应非常有限,但是技术的控制作用仍然是显著的。并且,自动化技术的控制作用体现出以认知技能为核心的技能异质性。

## 五、生成式人工智能影响的探索

为了探讨生成式人工智能可能会对劳动者产生的影响,本研究首先对比自动化技术与生成式人工智能影响的行业差异,再探讨生成式人工智能影响的具体人群。鉴于国内目前还没有可观测的生成式人工智能对劳动者影响的社会性后果,本研究尝试从探索的角度回答这个问题。

由于相同职业在不同国家所需的技能具有一定的共通性,而技术暴露率又与技能高度相关,因此某个职业在美国的技术暴露率与在中国的技术暴露率是相近的。但是,两个国家的职业结构和从业人员的人口构成可能有所不同,例如某个职业在一个国家可能主要由青年女性从事,在另一个国家则可能主要由中年男性从事。将 AIOE 的估计结果(Felten et al.,2023)通过职业编码与 CSS2021 的样本匹配起来,本研究得到 AI 大语言模型暴露率在中国的分布。CSS2021 所测得的中国职业结构具有一定的时效性,因此本研究运用 CSS2021 所测职业结构代表生成式人工智能发生影响时的职业结构。

### (一)自动化技术与生成式人工智能的对比

首先,基于 CLDS2018 调查数据的分析结果发现,以制造业为代表的第二产业具有更强的自动化技术引入倾向。图 4 呈现了分行业的自动化技术引入倾向值分布,其中制造业(行业 3),电力、煤气及水的生产和供给业(行业 4)以及科学研究和综合技术服务业(行业 14)的自动化技术引入倾向值都要高于总体平均值(如图中的虚线所示)。

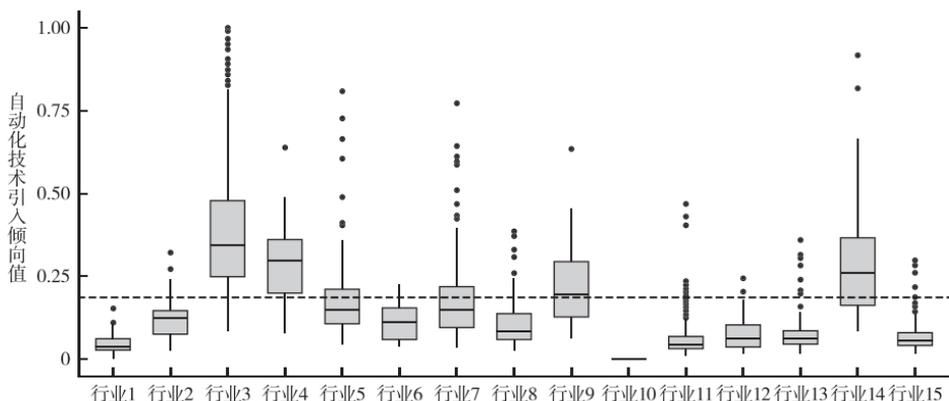


图4 自动化技术引入倾向值的行业分布(基于 CLDS2018)

图5呈现了基于CSS2021分行业<sup>①</sup>的AI大语言模型暴露率分布,其中批发和零售贸易、餐饮业(行业8),金融保险业(行业9),房地产业(行业10),社会服务业(行业11),教育、文化艺术和广播电影电视业(行业13),科学研究和综合技术服务业(行业14),以及国家机关、党政机关和社会团体(行业15)的AI大语言模型暴露率都要高于总体平均值(如图中的虚线所示)。对比两类技术的引入倾向值分布和暴露率分布,可以发现两类技术会对不同的行业产生影响。自动化技术主要影响第二产业,而AI大语言模型主要影响第三产业。

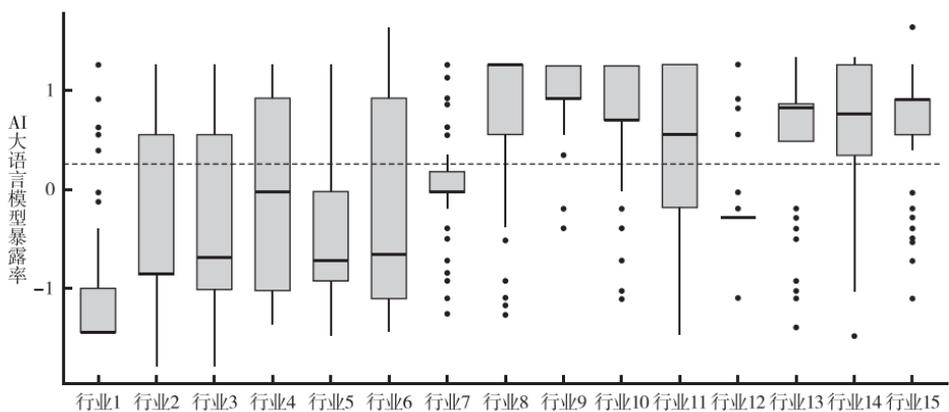


图5 AI大语言模型暴露率的行业分布(基于 CSS2021)

<sup>①</sup> 为了更好地与 CLDS2018 测得的自动化技术引入倾向值的行业分布进行对比,本研究将 CSS2021 测量的行业按照 CLDS2018 的行业分类进行了重新编码。

## (二) 生成式人工智能的影响人群

图 6 呈现的是 AI 大语言模型暴露率在不同性别、年龄、专业技能需求和社会经济地位上的分布。AIOE 越高意味着这些社会群体越可能受到 AI 大语言模型的影响,但是并不能说明这些影响是积极的还是消极的。与男性相比,女性的 AI 大语言模型暴露率更高。年龄越大, AI 大语言模型的暴露率越低。与所从事职业不需要专业技能的劳动者相比,需要专业技能的劳动者暴露率更高。总体上,社会经济地位高的群体有更高的 AI 大语言模型暴露率,其中社会经济地位得分在 60~70 的群体技术暴露率最高。总结而言,在中国从事高技术暴露率职业的主要是女性和年轻人,而这些职业一般需要一定的专业技能并且具有一定的社会经济地位。这或许预示着某些专业技能的重要性下降。

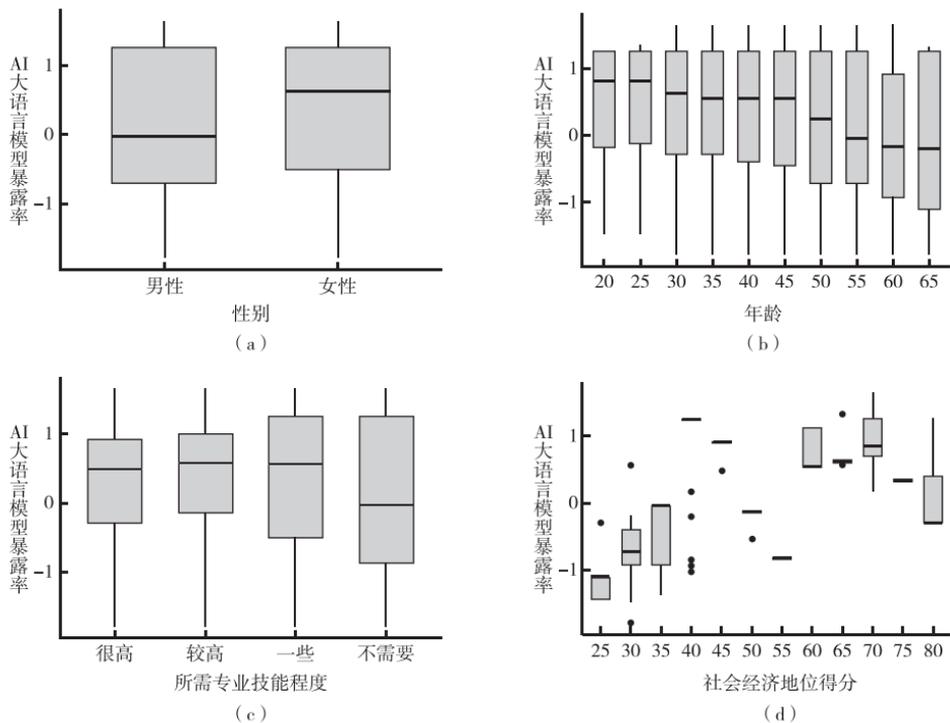


图 6 AI 大语言模型暴露率在各属性上的分布

通过对生成式人工智能影响的探索可以发现,生成式人工智能对劳动者的影响主要集中在第三产业,并且主要影响女性、青年群体、专业技能劳动者和社会经济地位较高的群体。那么,这是否意味着这些群体会受到生成式人工智能的替代呢?邱泽奇(2023)认为,以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能不会完全替代某个人类职业,而是会承担人类职业的部分工作。同时,与传统的自动化技术不同,生成式

人工智能影响的群体是社会经济地位更高的专业技能群体。这部分劳动者从事的职业一般具有准入门槛或“精英壁垒”(Liu & Grusky, 2013),这种制度性的职业门槛在一定程度上限制了技术的替代效应。因此,尽管社会经济地位更高的高技能劳动者是脑力自动化技术的主要影响对象,但是他们受到的负面影响可能也非常有限。

## 六、结论与讨论

人类社会正经历着从体力自动化向脑力自动化的深刻变革,认知技能逐渐成为劳动者应对这场变革的关键。掌握认知技能的劳动者经受住了体力自动化浪潮的冲击,但是站在生成式人工智能喷涌发展的时代路口,却面临诸多的不确定性。在这个时间点,本研究试图通过对已有自动化技术影响的验证性分析,以及对生成式人工智能影响的探索性分析来理解这个变革过程。

本研究的分析表明:第一,技术的替代效应非常有限,时薪未受到自动化技术引入的显著影响;但是技术的控制作用仍然非常显著,劳动者的劳动时间受到自动化技术的影响而变得更长。第二,这种技术的控制作用体现出以认知技能为核心的技能异质性,高技能劳动者未受显著的技术控制,而低技能劳动者则受到更强的技术控制,对认知技能的掌握有助于削弱技术影响的消极方面。第三,基于对生成式人工智能影响的探索性分析发现,生成式人工智能对劳动者的影响主要集中在第三产业,并且主要影响女性、青年群体、专业技能劳动者和社会经济地位较高的群体。

我们应该如何看待技术的这些影响呢?从技术替代和技术控制的理论出发进行假设,技术的影响总是负面的,但是技术变革是一个长期的、多层次的过程,技术的影响也不全然是消极的。有学者运用国家层面的面板数据发现,产业机器人的使用会促进生产力的发展并且提高时薪,自动化技术从长期来看会对薪资产生促进作用(Graetz & Michaels, 2018)。也有学者通过对产业层面的长期数据研究发现,机器人的使用并没有减少就业岗位,甚至对总体就业具有积极影响(Klenert et al., 2023)。还有学者使用法国制造业的微观数据发现,自动化技术对就业也具有促进作用(Aghion et al., 2020)。

邱泽奇、乔天宇(2021)认为,技术变革天然具有筛选功能,只有跨越技术变革门槛的人才能从技术变革中获益。新一轮的技术革命已经开始,生成式人工智能代表着一股全然不同的潮流。从劳动者技能的角度来看,虽然认知技能水平更高的劳动者能够应对自动化技术的影响,但在生成式人工智能的影响下,高

技能劳动者可能需要被重新定义。体力劳动的替代尚未完全结束,而脑力劳动的替代已经开始。这两种技术的融合不仅会影响第二产业,也将波及第三产业。

在这种背景下,大国竞争的压力进一步凸显。习近平总书记创造性地提出了“新质生产力”(新华社,2023)这一全新概念。新质生产力对劳动者的知识和技能提出了更高的要求。劳动者技能升级不仅是应对技术变革的个体策略,也是国家高质量发展的要求。深入理解劳动者技能在技术影响中的作用,能更好地促进新质生产力的发展,进而更好地推进中国式现代化。

本研究局限于没有关于自动化技术引入的长期微观个体数据,因此缺少了关于自动化技术对个体影响的纵贯研究;同时也暂时无法观察到生成式人工智能对劳动者的实际影响,因此无法做出更进一步的判断。对这些问题的回答需要未来更多的调查数据和更深入的研究工作。

#### 参考文献:

- 布雷弗曼,哈里,1978,《劳动与垄断资本:二十世纪中劳动的退化》,方生、朱基俊、吴忆萱、陈卫和、张其骈译,北京:商务印书馆。
- 蔡禾、史宇婷,2016,《劳动过程的去技术化、空间生产政治与超时加班——基于2012年中国劳动力动态调查数据的分析》,《西北师大学报(社会科学版)》第1期。
- 陈龙,2020,《“数字控制”下的劳动秩序——外卖骑手的劳动控制研究》,《社会学研究》第6期。
- 陈秋霖、许多、周羿,2018,《人口老龄化背景下人工智能的劳动力替代效应——基于跨国面板数据和中国省级面板数据的分析》,《中国人口科学》第6期。
- 程虹、陈文津、李唐,2018,《机器人在中国:现状、未来与影响——来自中国企业-劳动力匹配调查(CEES)的经验证据》,《宏观质量研究》第3期。
- 胡安宁、吴晓刚、陈云松,2021,《处理效应异质性分析——机器学习方法带来的机遇与挑战》,《社会学研究》第1期。
- 贾根良,2016,《第三次工业革命与工业智能化》,《中国社会科学》第6期。
- 贾小双,2022,《社会科学中的因果分析——潜在结果模型、因果网络模型与ABM》,赵联飞、赵锋主编《社会研究方法评论》第1卷,重庆:重庆大学电子音像出版社。
- 李磊、徐大策,2020,《机器人能否提升企业劳动生产率?——机制与事实》,《产业经济研究》第3期。
- 梁玉成、贾小双,2022,《理论与数据双驱动的社会分层研究》,《西安交通大学学报(社会科学版)》第1期。
- 刘伟、张辉,2008,《中国经济增长中的产业结构变迁和技术进步》,《经济研究》第11期。
- 邱泽奇,2022,《数字社会与计算社会学的演进》,《江苏社会科学》第1期。
- ,2023,《“ChatGPT,你怎么看?”——与ChatGPT探讨AIGC对人类职业的影响》,《探索与争鸣》第3期。
- 邱泽奇、乔天宇,2021,《电商技术变革与农户共同发展》,《中国社会科学》第10期。
- 邱子童、吴清军、杨伟国,2019,《人工智能背景下劳动者技能需求的转型:从去技能化到再技能化》,《电子政务》第6期。
- 宋旭光、左马华青,2019,《工业机器人投入、劳动力供给与劳动生产率》,《改革》第9期。

- 王志刚、龚六堂、陈玉宇,2006,《地区间生产效率与全要素生产率增长率分解(1978—2003)》,《中国社会科学》第2期。
- 习近平,2022,《高举中国特色社会主义伟大旗帜 为全面建设社会主义现代化国家而团结奋斗——在中国共产党第二十次全国代表大会上的报告》,北京:人民出版社。
- 新华社,2023,《习近平在黑龙江考察时强调 牢牢把握在国家发展大局中的战略定位 奋力开创黑龙江高质量发展新局面》,新华网([http://www.news.cn/politics/leaders/2023-09/08/c\\_1129853312.htm](http://www.news.cn/politics/leaders/2023-09/08/c_1129853312.htm))。
- 熊彼特,约瑟夫,1999,《资本主义、社会主义与民主》,吴良健译,北京:商务印书馆。
- 许辉、陈玮,2020,《从农民工到新技术工人:产业升级中技能形成的社会学意涵——以工业机器人行业为例》,王天夫主编《清华社会学评论》第十三辑,北京:社会科学文献出版社。
- 许怡、许辉,2019,《“机器换人”的两种模式及其社会影响》,《文化纵横》第3期。
- 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。
- 颜鹏飞、王兵,2004,《技术效率、技术进步与生产率增长:基于DEA的实证分析》,《经济研究》第12期。
- 杨伟国、邱子童,2020,《人工智能应用中的劳动者发展机制与政策变革》,《中国人口科学》第5期。
- 余玲铮、魏下海、吴春秀,2019,《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》,《中国人口科学》第4期。
- 翟振明、彭晓芸,2016,《“强人工智能”将如何改变世界——人工智能的技术飞跃与应用伦理前瞻》,《人民论坛·学术前沿》第7期。
- 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。
- 张茂元,2007,《近代珠三角缫丝业技术变革与社会变迁:互构视角》,《社会学研究》第1期。
- 张鑫、王明辉,2019,《中国人工智能发展态势及其促进策略》,《改革》第9期。
- 政光景、吕鹏,2023,《生成式人工智能与哲学社会科学新范式的涌现》,《江海学刊》第4期。
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo 2018a, “Low-Skill and High-Skill Automation.” *Journal of Human Capital* 12(2).
- 2018b, “The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment.” *American Economic Review* 108(6).
- 2019, “Artificial Intelligence, Automation, and Work.” In Ajay Agrawal, Joshua Gans & Avi Goldfarb (eds.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago: The University of Chicago Press.
- 2022, “Tasks, Automation, and the Rise in U. S. Wage Inequality.” *Econometrica* 90(5).
- Acemoglu, Daron, David Autor, Jonathon Hazell & Pascual Restrepo 2022, “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies.” *Journal of Labor Economics* 40(S1).
- Aghion, Philippe, Céline Antonin, Simon Bunel & Xavier Jaravel 2020, “What Are the Labor and Product Market Effects of Automation? New Evidence from France.” Working Paper No. 01/2020, Sciences Po OFCE.
- Athey, Susan, Julie Tibshirani & Stefan Wager 2019, “Generalized Random Forests.” *The Annals of Statistics* 47(2).
- Autor, David & Anna Salomons 2018, “Is Automation Labor Share-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share.” Working Paper No. 24871, National Bureau of Economic Research.
- Autor, David H. 2015, “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation.” *Journal of Economic Perspectives* 29(3).

- Autor, David H. , Frank Levy & Richard J. Murnane 2003, “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration.” *The Quarterly Journal of Economics* 118(4).
- Barro, Robert J. & Xavier Sala-I-Martin 1997, “Technological Diffusion, Convergence, and Growth.” *Journal of Economic Growth* 2(1).
- Edwards, Richards 1979, “*Contested Terrain: The Transformation of the Workplace in the Twentieth Century.*” New York: Basic Books.
- Eloundou, Tyna, Sam Manning, Pamela Mishkin & Daniel Rock 2023, “GPTs Are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models.” (<https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10130>)
- Felten, Edward, Manav Raj & Robert Seamans 2021, “Occupational, Industry, and Geographic Exposure to Artificial Intelligence: A Novel Dataset and Its Potential Uses.” *Strategic Management Journal* 42(12).
- 2023, “How Will Language Modelers Like ChatGPT Affect Occupations and Industries?” (<https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.01157>)
- Frank, Morgan R. , David Autor, James E. Bessen, Erik Brynjolfsson, Manuel Cebrian, David J. Deming, Maryann Feldman, Matthew Groh, José Lobo, Esteban Moro, Dashun Wang, Hyejin Youn & Iyad Rahwan 2019, “Toward Understanding the Impact of Artificial Intelligence on Labor.” *Proceedings of the National Academy of Sciences* 116(14).
- Frey, Carl Benedikt & Michael A. Osborne 2017, “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?” *Technological Forecasting and Social Change* 114.
- Graetz, Georg & Guy Michaels 2018, “Robots at Work.” *The Review of Economics and Statistics* 100(5).
- Klenert, David, Enrique Fernández-Macías & José-Ignacio Antón 2023, “Do Robots Really Destroy Jobs? Evidence from Europe.” *Economic and Industrial Democracy* 44(1).
- Liu, Yujia & David B. Grusky 2013, “The Payoff to Skill in the Third Industrial Revolution.” *American Journal of Sociology* 118(5).
- Nordhaus, William D. 2007, “Two Centuries of Productivity Growth in Computing.” *The Journal of Economic History* 67(1).
- Webb, Michael 2019, “The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market.” (<http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3482150>)
- Yang, Jingfeng, Hongye Jin, Ruixiang Tang, Xiaotian Han, Qizhang Feng, Haoming Jiang, Shaochen Zhong, Bing Yin & Xia Hu 2024, “Harnessing the Power of LLMs in Practice: A Survey on ChatGPT and Beyond.” *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data* 18(6).
- Zhang, Daniel, Saurabh Mishra, Erik Brynjolfsson, John Etchemendy, Deep Ganguli, Barbara Grosz, Terah Lyons, James Manyika, Juan Carlos Niebles, Michael Sellitto, Yoav Shoham, Jack Clark & Raymond Perrault 2021, “The AI Index 2021 Annual Report.” (<https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.06312>)
- Zhang, Letian 2023, “The Changing Role of Managers.” *American Journal of Sociology* 129(2).

作者单位:中山大学社会学与人类学学院  
责任编辑:向静林