

# 人工智能应用对劳动工资的影响及偏向性研究<sup>\*</sup>

王林辉 钱圆圆 董直庆

**【摘要】**文章通过引入含有时间分配的效用函数拓展任务模型,分析人工智能应用对劳动工资的影响及作用机制,并运用中国家庭追踪调查数据进行实证检验。研究发现:(1)人工智能应用对劳动工资有负向冲击,主要通过缩短劳动工时和劳动岗位更替实现。一方面,智能机器的应用将劳动者从部分繁重的工作任务中解脱出来,减少劳动者的工作时间,从而降低工资;另一方面,机器的应用会直接替代劳动,技能“折旧效应”使其在劳动力市场上难以获得长期稳定的工作,且机器人大规模应用会弱化企业对劳动的依赖,用工关系的短期化也将引发劳动岗位的频繁更替,对劳动者的工资产生负面影响。(2)人工智能应用对不同技能劳动者工资的影响具有偏向性,劳动者技能水平的提升可以缓解人工智能应用对工资的负向冲击;人工智能应用对工资的负向影响会随着劳动者执行任务的复杂度和认知要求的提高而弱化。文章认为,要制定收入分配调节政策以平抑人工智能应用的冲击;提高劳动者的技能水平和职业转换能力,促使劳动力市场上形成“技能—岗位”匹配的良好互动。

**【关键词】**人工智能 劳动工资 偏向性 职业属性

**【作者】**王林辉 华东师范大学经济学院,教授;钱圆圆 华东师范大学经济学院,博士研究生;董直庆 华东师范大学工商管理学院,教授。

## 一、引言

近年来,随着人工智能技术从语音语义识别、图像视频识别逐步向计算视觉和模仿人类思维方向发展,人工智能技术逐步成为新一轮技术革命的代表,其引发的经济影响不断显现。当前,人工智能技术正以“机器换人”等方式冲击劳动力市场,随着人工智能技术应用不断加深和应用场景逐渐扩大,对劳动力市场的影响也更加多元化(Dong 等,

<sup>\*</sup> 本文为国家社会科学基金重大项目“人工智能技术与更充分更高质量就业问题研究”(编号:20ZDA069)的阶段性成果。

2014)。大量证据表明,人工智能技术通常以机器设备为载体,具有资本偏向特征,对劳动力存在显著的替代优势。有偏型技术进步会通过非对称地影响要素边际产出、诱致要素跨部门流动和重新配置改变要素收入分配格局(王林辉、袁礼,2018)。与传统的自动化技术相比,人工智能技术应用更加广阔,导致就业替代问题更加严重(Autor,2015; Barratj,2013)。具体而言,一方面,自动化会提高资本生产率,削弱劳动就业优势而形成岗位替代效应;另一方面,由于技术进步环境中新增资本品的技术含量更高,机器价格更低,再加上智能化机器投资可以获得更高的报酬,企业通常会追加投资,这将进一步减少劳动需求。Susskind(2017)认为,自动化将给就业带来威胁,一些劳动具备比较优势的工作任务集也会受到智能机器的侵占,引起劳动需求和工资下降,并进一步诱发技术性失业与绝对工资的下降。Acemoglu等(2020a)估计机器人应用对美国通勤区就业的影响时发现,机器人渗透度每提升1单位,就业总人数将下降0.2%,员工工资收入将会下降0.42%。王永钦、董雯(2020)研究发现,机器人渗透度每提升1%,制造业企业的劳动需求会下降0.18%,但对企业的工资水平影响不显著。

人工智能应用对不同群体的工资收入的影响存在异质性。一方面,以机器人为载体的人工智能技术具有技能偏向特征,会明显地偏向于技能劳动(朱琪、刘红英,2020; Acemoglu等,2020b),主要表现为增加对技能劳动的需求,进而扩大高、低技能劳动的工资差距,形成技能溢价(Jackson等,2019)。另一方面,人工智能技术并非完全替代某一类劳动,智能化应用更多替代的可能是某类职业或某些特定生产任务环节。Autor等(2003)研究发现,计算机化减少了从事日常手工和常规性任务的劳动需求。

当前关于人工智能应用收入效应的理论研究尚处于初始阶段,相关研究主要从国家和行业层面检验人工智能应用的劳动收入分配效应(Acemoglu等,2020a;2020b)。一些研究利用机器人数据,从宏观经济和行业层面进行讨论(郭凯明,2019;孔高文等,2020)。人工智能技术的收入分配效应尚未形成系统性的研究成果,立足中国国情的微观层面经验研究较少。若仅从宏观总体或行业层面研究人工智能对工资的影响,则无法反映微观个体的异质性与职业差异,甚至得出迥异的结论。鉴于此,本文采用中国机器人存量数据和中国家庭追踪调查(CFPS)数据,考察人工智能应用对劳动工资的影响及作用机制,并从劳动者技能特征和职业属性等微观视角考察人工智能应用对劳动工资的差异化影响。

## 二、理论模型

本文拓展了Acemoglu等(2018)的任务模型,引入含有时间分配的效用函数推演人工智能应用对劳动工资的影响,剖析劳动工时缩减和劳动岗位更替的作用机制。

假设代表性家庭中的劳动拥有单位时间禀赋,其中, $L$ 单位时间用于工作, $1-L$ 单位

时间用于闲暇,  $L \in (0, 1)$ 。代表性家庭的效用来自消费和闲暇两方面, 因此可将其效用函数设为消费与闲暇时间的对数线性形式  $U = \ln C + b \ln(1-L)$ , 其中  $U$  为代表性家庭获得的总效用,  $C$  为产品消费支出,  $b \in (0, +\infty)$  为参数。代表性家庭一方面通过投入工作时间获取工资收入, 另一方面通过提供资本即智能机器  $K$  获取租金收入, 将小时工资和租金率分别设为  $W$  和  $R$ , 则代表性家庭满足的预算约束条件为:  $C = WL + RK$ 。

假设产品市场完全竞争, 并将产品价格标准化为 1, 产品生产经过  $N$  个环节实现, 代表性生产者的生产函数为:

$$Y = \exp \left\{ \int_0^N \ln x_i di \right\} \quad (1)$$

其中,  $Y$  为产出,  $x_i$  为第  $i$  个岗位的要素投入,  $N$  表示岗位数。参考 Acemoglu 等 (2018) 的研究思路, 假设智能机器可以替代劳动从事一些生产任务技术复杂度较低、流程化特点突出的工作岗位, 但一些技术复杂度较高的岗位仍需要劳动力完成。令  $[0, M]$  和  $(M, N]$  区间内的岗位分别由智能机器和劳动力从事, 设第  $i$  个岗位的要素投入为:

$$x_i = \begin{cases} K_i & \text{if } i \in [0, M] \\ L_i & \text{if } i \in (M, N] \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $K_i$  为岗位  $i$  的智能机器投入,  $L_i$  为岗位  $i$  的劳动工时投入,  $M$  和  $N-M$  分别为智能机器和劳动力参与的岗位数。人工智能应用不仅能通过智能机器替代技术复杂度较低、流程化特点突出的岗位, 使  $M$  增大, 而且能衍生出新兴劳动岗位, 导致  $N$  增大。

代表性家庭提供的劳动工时和智能机器应分别等于生产者对劳动工时和智能机器的总需求, 则要素市场出清条件满足  $K = \int_0^M K_i di$ ,  $L = \int_M^N L_i di$ 。代表性家庭投入最优的工作时间使其效用最大化, 可得最优工作时间  $L$  与劳动工资  $W$  之间的关系满足:

$$W = \frac{bRK}{1 - (1+b)L} \quad (3)$$

在效用最大化和利润最大化均衡状态下, 可推导出劳动工时  $L$  满足:

$$L = \frac{1}{\frac{M}{N-M}b + (1+b)} \quad (4)$$

根据式 (4) 可知  $\frac{\partial L}{\partial M} < 0$ , 而根据式 (3) 可知  $\frac{\partial W}{\partial L} > 0$ , 表明人工智能应用会通过缩减劳动工时减少劳动工资, 即在产品生产中, 机器的应用使劳动力完成同等工作量时所用的时间减少, 此时原先由劳动力所创造的价值部分变为由机器创造, 从而引发劳动工资下降。由式 (4) 又可知  $\frac{\partial L}{\partial N} > 0$ , 表明人工智能应用会衍生出新兴劳动岗位, 增加劳动需求即增加劳动工时, 进而提升劳动工资。进一步推得均衡状态下劳动工资与智能机器参与的

岗位数量  $M$ 、劳动力参与的岗位数量  $(N-M)$  之间的关系满足：

$$W = \frac{(N-M)^{1-(N-M)} K^M}{M^M} \left[ \frac{M}{N-M} b + (1+b) \right]^{1-(N-M)} \quad (5)$$

一方面,智能机器替代人工执行的生产活动,扩大智能机器相对劳动力从事的岗位范围,即形成劳动岗位替代机制。根据式(5),将  $\ln W$  关于  $M$  求导可得：

$$\frac{\partial \ln W}{\partial M} = \ln \left[ K \frac{Mb + (1+b)(N-M)}{M} \right] - \frac{(Nb+1)}{Mb + (1+b)(N-M)} \quad (6)$$

由式(6)可知,当  $\ln \left[ K \frac{Mb + (1+b)(N-M)}{M} \right] < \frac{(Nb+1)}{Mb + (1+b)(N-M)}$  时,  $\frac{\partial \ln W}{\partial M} < 0$ , 表明人工智能应用推动智能机器替代劳动力执行的生产活动,即该岗位的生产任务均由智能机器替代劳动力执行,扩大智能机器从事的岗位范围,同时缩小劳动范围,诱发生产活动对智能机器的需求增加,岗位替代即机器换人导致劳动工资遭受损失。

另一方面,人工智能的应用还能衍生出新兴劳动岗位,如人工智能训练师、数字化管理师、人工智能工程技术人员等,从而扩大劳动力相对智能机器从事的岗位范围,形成劳动岗位创造效应。根据式(5),将  $\ln W$  关于  $N-M$  求导可得：

$$\frac{\partial \ln W}{\partial (N-M)} = \frac{(1+b)[1-(N-M)]}{Mb + (1+b)(N-M)} - \ln(N-M + bN) \quad (7)$$

由式(7)可知,当  $\ln(N-M + bN) < \frac{(1+b)[1-(N-M)]}{Mb + (1+b)(N-M)}$  时,  $\frac{\partial \ln W}{\partial (N-M)} > 0$ , 表明人工智能应用可通过衍生新兴劳动岗位,引发劳动力需求增加,进而推动劳动工资增长。

综合上述分析可知,人工智能应用对劳动工资的影响方向并不确定,主要由劳动工时缩减和劳动岗位更替的双重机制共同决定。劳动工时缩减机制表明,人工智能应用通过推动智能机器协助劳动力完成岗位的一部分任务,缩减劳动力的工作时间,进而减少劳动工资。劳动岗位更替机制揭示,人工智能应用不仅通过智能机器替代技术复杂度较低、流程化特点突出的劳动力岗位,引发劳动工资的损失,还会衍生出新兴劳动岗位,增加生产活动对劳动力的需求,促使劳动工资上涨。

### 三、研究设计

#### (一) 计量模型设定

为检验人工智能应用对劳动工资的影响,本文建立以下回归模型：

$$\ln y = \alpha_0 + \alpha_1 \ln AI + \alpha_2 X + \alpha_3 C + \varepsilon \quad (8)$$

其中,被解释变量  $\ln y$  表示工资水平,  $\ln AI$  表示核心解释变量人工智能应用水平,  $X$  表示省级层面的控制变量,  $C$  表示个体和家庭层面的控制变量,  $\varepsilon$  表示随机误差项,为了尽可能地减少因遗漏变量带来的估计偏差,本文控制了职业、行业、省份及年份固定

效应,并将标准误聚类到省级层面。

## (二) 数据来源

本文使用的微观数据来自 2010、2012、2014、2016 和 2018 年的中国家庭追踪调查的个人层面调查数据和家庭问卷调查数据;行业与年度层面机器人数据来自国际机器人联合会;省级层面的控制变量数据来自《中国统计年鉴》;分行业就业数据来自《中国劳动统计年鉴》,美国分行业就业数据来自 BEA(Bureau of Economic Analysis)。

## (三) 指标选取

### 1. 被解释变量和核心解释变量

本文采用 IFR 提供的机器人存量数据表征人工智能应用。鉴于 IFR 公布的机器人数据尚未公布详细分省机器人存量,而不同地区机器人使用差距较大,本文参考 Acemoglu 等(2020a)、王永钦和董雯(2020)、陈媛媛等(2022)的研究,运用巴蒂克工具变量法,利用机器人的存量差异和起始时期各省分行业的就业分布差异度量省级一行业层

面的机器人渗透度,  $AI_{jht} = \frac{l_{jht_0}}{\sum_{j=1}^n l_{jht_0}} \times \frac{AI_{ht}}{l_{ht_0}}$ , 其中,  $j$  代表省份,  $h$  表示行业,  $t$  表示年份,  $AI_{iht}$

表示  $j$  省  $h$  行业  $t$  年的机器人渗透度,  $t_0$  为基期,  $\frac{l_{jht_0}}{\sum_{j=1}^n l_{jht_0}}$  表示基期  $j$  省  $h$  行业就业人数

占全国  $h$  行业总就业人数的比重,  $\frac{AI_{ht}}{l_{ht_0}}$  表示  $h$  行业  $t$  年的机器人渗透度。

### 2. 控制变量

个体和家庭层面的控制变量包括:(1)劳动者年龄,将年龄和年龄的平方纳入模型,样本的年龄区间为 16~60 岁。(2)劳动者最高学历,具体分为“文盲或半文盲、小学、初中、高中或中专/技校/职高、大专、大学本科、硕士、博士”,从 0~7 按照学历从低到高依次赋值。(3)性别,男性取值为 1,女性取值为 0。(4)婚姻,已婚取值为 1,未婚取值为 0。另外,本文还控制了劳动者的工作整体满意度,取值 1~5,1 表示非常不满意,5 表示非常满意。家庭特征变量包括家庭规模、房产价值及家庭储蓄等变量。省级层面控制变量包括失业率、税收水平和经济发展水平,其中税收水平用地方财政收入除以 GDP 来表征,各省的经济发展水平用人均 GDP 表征。涉及价格的相关变量均进行平减,除了年龄、年龄的平方、性别、婚姻及工作满意度外,对上述变量取对数处理。剔除异常值和缺失值后得到的样本量为 16 317。相关变量的描述性统计如表 1 所示。

## 四、实证检验结果与评价

### (一) 基准回归

表 2 回归结果显示,人工智能应用显著降低劳动者工资收入。由模型 4 可知,机器人



表 1 变量的描述性统计(N=16317)

变 量	均值	标准差	最小值	最大值
工资收入对数	9.4944	1.7719	0	13.7831
人工智能应用水平对数	0.1033	0.2827	0	1.8634
人均 GDP 对数	5.8746	0.5071	4.4681	7.084
税收水平对数	7.1873	0.8525	4.1550	8.7584
失业率对数	1.1818	0.2031	0.1823	1.4974
年龄	38.1336	11.0399	16	60
最高学历对数	1.0676	0.3849	0	2.0794
性别	0.7003	0.4581	0	1
婚姻	0.8210	0.3833	0	1
工作整体满意度	3.3638	0.8289	1	5
家庭规模对数	1.3289	0.4849	0	2.8332
房产价值对数	4.1332	3.9464	0	15.8556
家庭储蓄对数	6.5874	4.6624	0	15.4963

渗透度每增加 1%, 收入水平将下降 0.1547%。说明现阶段人工智能应用存在资本偏向性, 其替代效应强于创造效应, 会降低劳动收入。原因在于, 一方面是机器人替代劳动可以降低用工成本; 另一方面与劳动力相比, 机器人能够高精度、高效率地完成工作任务, 因此企业倾向于用智能化机器替代劳动, 进

而降低工资收入。

## （二）内生性检验

### 1. 工具变量法

劳动工资和机器人应用可能会存在互为因果的内生性问题,具体而言,当劳动力市

表 2 人工智能应用对工资的影响(N=16317)

变 量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
人工智能应用	-0.1508*** (0.0447)	-0.1524*** (0.0431)	-0.1544*** (0.0439)	-0.1547*** (0.0426)
人均 GDP	0.5098* (0.2968)	0.5209* (0.2933)	0.5526* (0.2901)	0.5546* (0.2879)
税收水平	-0.1559* (0.0847)	-0.1513* (0.0834)	-0.1733** (0.0795)	-0.1642** (0.0783)
失业率	-0.3600 (0.2223)	-0.3395 (0.2279)	-0.3311 (0.2102)	-0.3111 (0.2165)
年龄	0.0865*** (0.0109)	0.0861*** (0.0111)	0.0866*** (0.0111)	0.0864*** (0.0112)
年龄的平方	-0.0012*** (0.0001)	-0.0012*** (0.0001)	-0.0012*** (0.0001)	-0.0012*** (0.0001)
最高学历对数	0.3405*** (0.0506)	0.2839*** (0.0508)	0.3443*** (0.0494)	0.2918*** (0.0502)
性别	0.3621*** (0.0396)	0.3700*** (0.0389)	0.3549*** (0.0375)	0.3644*** (0.0372)
婚姻	0.2759*** (0.0381)	0.2780*** (0.0367)	0.2725*** (0.0378)	0.2744*** (0.0367)
工作整体满意度	0.1012*** (0.0137)	0.0947*** (0.0134)	0.1027*** (0.0132)	0.0955*** (0.0130)
家庭规模	-0.1290*** (0.0336)	-0.1222*** (0.0343)	-0.1282*** (0.0339)	-0.1221*** (0.0345)
房产价值	0.0205*** (0.0072)	0.0188** (0.0073)	0.0213*** (0.0073)	0.0198** (0.0075)
家庭储蓄	0.0093** (0.0038)	0.0089** (0.0037)	0.0093** (0.0038)	0.0089** (0.0037)
常数项	5.4837*** (1.7662)	5.4356*** (1.7452)	5.3123*** (1.7554)	5.2854*** (1.7406)
R <sup>2</sup>	0.0676	0.0701	0.0702	0.0702

注:模型 1 至模型 4 均控制了年份和省份固定效应,此外,模型 2 控制了职业固定效应,模型 3 控制了行业固定效应,模型 4 控制了职业和行业固定效应。括号内数据为省级层面的聚类标准误。\*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著。

场出现供不应求现象时,短期内均衡工资上升,为缓解成本上升,企业更倾向于采用机器人补充劳动力短缺,提升机器人的使用规模(陈秋霖等,2018)。本文参考王永钦、董雯(2020)的方法,采用美国的机器人存量作为工具变量。一方面,美国机器人使用虽然领先于中国,但与中国保持着较为相近的发展趋势,满足工具变量的相关性假设;另一方面,美国机器人存量只与本国自身行业发展程度有关,而不会与影响中国劳动工资的其他因素相关,满足工具变量的外生性假设。根据“巴蒂克工具变量”法构建的机器人渗透度,在一定程度上能够缓解计量识别上的内生性问题(Bartik, 1991),因此采用“巴蒂克工具变量”法构建美国机器人渗透度作为工具变量,内生性检验结果如表3所示。

表3 内生性检验结果(N=16317)

变 量	2SLS		Heckman 两步法	
	人工智能应用 (模型5)	工资收入 (模型6)	选择方程 (模型7)	回归方程 (模型8)
人工智能应用		-0.2171*** (0.0736)		-0.5206*** (0.0847)
美国人工智能应用	1.8106*** (0.2029)		0.1233*** (0.0180)	
逆米尔斯比率				-2.3653*** (0.0231)
R <sup>2</sup>	0.8325	0.0260		

注:控制了个体、家庭及省级层面的控制变量,括号内数据为省级层面的聚类标准误。\*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著。

模型5的回归结果表明,美国机器人渗透度与中国机器人渗透度有较高的相关性。从模型6可以看出,在1%的显著性水平上,人工智能应用对工资影响的系数为-0.2171,解决内生性后的结果依然与基准回归一致。

## 2. Heckman 两步法

由于样本观测到的是没有被人工智能应用挤出劳动力市场的劳动者工资,而被人工智能应用挤出的那部分群体的工资实际上无法观测,因此模型可能存在样本选择偏误问题。为此,本文运用 Heckman 两步法解决这一问题。根据 Heckman 两步法的思路,将回归分为:(1)劳动者过去的工作是否延续到当期,CFPS 调查数据库里面对于“主要工作是否延续到最近一年”这一问题的回答可以为模型检验提供数据支持;(2)如果工作延续到当期,再进一步考虑人工智能应用对工资收入的影响。建立以下选择方程:

$$Prob(workstill=1)=\Phi(\beta \ln exclu + \delta' X_2) \quad (9)$$

其中, $Prob(workstill=1)$ 为个体继续原来工作的概率,如果工作延续到当期,则  $workstill$  取值为1,如果工作没有延续到当期,则取值为0。 $exclu$  为外生排他变量,用美国机器人渗透度来表征。 $X_2$  为个体、家庭和省级层面的控制变量,回归方程为:

$$\ln y = \theta + \rho \ln A I + \lambda X_1 + \frac{\eta \varphi (\beta \ln exclu + \delta' X_2)}{\Phi(\beta \ln exclu + \delta' X_2)} + \mu \quad (10)$$

其中,  $\ln y$  为工资收入,  $\frac{\varphi(\beta \ln exclu + \delta' X_2)}{\Phi(\beta \ln exclu + \delta' X_2)}$  为修正项, 即逆米尔斯比率,  $\theta$  为常数项,  $\mu$  为不能被  $X_1$  和修正项解释的残差。加入逆米尔斯比后进行回归, 结果如表 3 模型 7、模型 8 所示。结果显示, 解决样本选择偏误问题后, 人工智能应用对工资依然表现出显著的负向影响。

### (三) 稳健性检验

为了进一步控制行业和时间趋势效应, 选择“行业  $\times$  年份”固定效应; 考虑到观测值可能存在序列相关问题, 将标准误双向聚类在省份和年份层面; 考虑到核心变量异常值对估计结果的影响, 进一步对人工智能应用、工资原始数据在 1% 分位水平进行缩尾处理; 考虑到非平衡面数据并不能控制个体固定效应, 可能会带来估计偏差, 将非平衡面板匹配个人 ID 形成平衡面板。稳健性检验结果与前文结果相比未发生实质性变化, 说明人工智能应用会显著降低劳动工资, 估计结果稳健(见表 4)。

表 4 稳健检验结果

变 量	高维度固定	二维聚类	缩尾处理	平衡面板
人工智能应用	-0.1589*** (0.0441)	-0.1547* (0.0679)		-0.4331*** (0.1521)
缩尾后的人工智能应用			-0.1553*** (0.0459)	
N	16317	16317	16317	1262
R <sup>2</sup>	0.0757	0.0720	0.0707	0.1818

注: 同表 3。

由于本文所用的数据为个体和省级多层嵌套性混合数据。为了兼顾组间和组内变异, 构建多层线性模型进行稳健性检验。利用约束极大似然法来检验个体相关性, 模型设定为  $\ln y_{ij} = \beta_{0j} + \varepsilon_{ij}$ , 其中  $\beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j}$ ,  $j$  为个体所处的层次即省份,  $y_{ij}$  为省份  $j$  个体  $i$  的工资水平,  $\beta_{0j}$  为省份  $j$  个体  $i$  的对数工资均值,  $\varepsilon_{ij}$  为  $j$  省中个体  $i$  的工资差异,  $\gamma_{00}$  为全部个体的对数工资均值,  $u_{0j}$  为  $j$  省间工资差异。  $u_{0j}$  和  $\varepsilon_{ij}$  的方差分别用  $\sigma_{u0}^2$  和  $\sigma_\varepsilon^2$  表示。由于省份内部个体相关性与省份及个体工资差异的波幅密切相关, 省内个体相关性可通过组内相关系数  $ICC = \sigma_{u0}^2 / (\sigma_{u0}^2 + \sigma_\varepsilon^2)$  度量。  $ICC$  越高, 表明省际差异越大, 并且  $ICC$  的显著性与  $\sigma_{u0}^2$  一致。如果  $\sigma_{u0}^2$  统计显著, 则应使用多层线性模型进行估计(见表 5 模型 9),  $ICC$  说明不同省份工资收入存在差异, 故利用省级变量构建多层线性模型:

$$\ln y_{ij} = \gamma_{00} + \beta_{10} \ln AI_j + \sum_m \mu_{mj} X_{mj} + \sum_n \gamma_{nj} X_{nj} + (\mu_{0j} + \varepsilon_{ij}) \quad (11)$$

$\ln AI_j$  表示人工智能应用水平,  $\beta_{10}$  表示对应的估计系数,  $X_{mj}$  表示省级控制变量,  $X_{nj}$  表示个体层面的控制变量。表 5 模型 10 是加入人工智能应用的估计结果, 模型 11 是加入省级控制变量的估计结果, 模型 12 是加入省级和个体层面控制变量的估计结果, 模型 13 是进一步控制职业、行业、省份及年份固定效应的回归结果。模型 10 至模型 13 的结果均稳健, 表明人工智能应用会显著降低工资收入。



表 5 多层线性模型检验结果(N=16317)

变 量	模型 9	模型 10	模型 11	模型 12	模型 13
常数项	9.4751*** (0.0444)	9.4856*** (0.0448)	5.2470*** (0.4046)	2.8471*** (0.4740)	2.8564*** (0.4874)
人工智能应用		-0.0913*(0.0544)	-0.1882*** (0.0540)	-0.1616*** (0.0535)	-0.1651*** (0.0533)
$\sigma^2_{u0}$	-1.5697*** (0.1703)	-1.5706*** (0.1705)	-1.7647*** (0.2310)	-1.6844*** (0.2320)	-1.7046*** (0.2342)
$\sigma^2_e$	0.5647*** (0.0055)	0.5646*** (0.0055)	0.5552*** (0.0055)	0.5421*** (0.0055)	0.5395*** (0.0055)
ICC	0.0138*** (0.0046)	0.0138*** (0.0046)	0.0096*** (0.0044)	0.0115*** (0.0053)	0.0111*** (0.0052)
LR 检验	184.5600	180.3700	21.2100	23.6400	22.8300

注：同表 3。

### 五、机制检验

#### (一) 缩减劳动工时

在“机器换人”的过程中,由于签订了劳动合同,再加上削减人员需要支付退职金,企业往往采取间接和弹性的方式实现劳动替代,而只有在企业确实面临经营困境时才会选择直接裁员。间接削减岗位的主要方式就是将劳动者从繁重的工作任务中解脱出来,减少工作时间和降低工作强度,进而减少加班费用,降低员工的工资收入(张桂金、张东,2019)。换言之,劳动需求减少会缩减劳动工作时间进而降低工资水平。本文用每周工作时间与闲暇时间的比值,即相对工作时间考察人工智能技术是否会通过缩减劳动工时而影响工资。其中闲暇时间用每周总时长(24×7)减去每周工作时间表征。实证模型为:

$$\ln rwh=\beta_0+\beta_1 \ln AI+\beta_2 X+\beta_3 C+\varepsilon \tag{12}$$

$$\ln y=\delta_0+\delta_1 \ln rwh+\delta_2 \ln AI+\delta_3 X+\delta_4 C+\varepsilon \tag{13}$$

式(12)以相对工作时间作为被解释变量,其中  $\ln rwh$  表示相对工作时间的对数,检验人工智能应用是否会减少劳动工时,式(13)在基准模型中加入相对工作时间,判断人工智能应用是否通过缩减劳动工时而影响工资。考虑到 90 后年轻人对闲暇具有较高的追求,因此模型中添加了劳动者是否为“90 后”的虚拟变量,同时加入工作时间满意度,表 6 模型 14 显示,人工智能应用水平的系数显著为负,说明人工智能应用会显著降低相对工作时间,模型 15 结果显示,相对工作时间的缩短会显著降低工资收入,说明人工

表 6 工作时间缩减效应检验(N=16317)

变 量	未缩尾		1%缩尾	
	相对工作时间	工资水平	相对工作时间	工资水平
	(模型 14)	(模型 15)	(模型 16)	(模型 17)
人工智能应用	-0.0072** (0.0028)	-0.1499*** (0.0551)	-0.0073** (0.0028)	-0.1502*** (0.0551)
相对工作时间		0.8180*** (0.1591)		0.7718*** (0.1601)
R <sup>2</sup>	0.1237	0.0759	0.1250	0.0757

注：括号内数据为省级层面的聚类标准误。\*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著。

智能应用会通过降低员工的工作时间对工资产生负向冲击。模型 16 和模型 17 给出了对相对工作时间的极端值采取 1%缩尾处理后的回归结果,结论依然稳健。

(二) 劳动岗位更替

劳动者技能“折旧效应”和议价能力减弱将引发劳动力频繁更换工作,对工资产生负面影响。本文用 CFPS 数据里“回忆时段内开始新工作份数”作为岗位更替变量,类似于前述缩减劳动工时机制检验的模型设定,将机制变量更换为岗位更替变量的对数进行实证检验(见表 7)。劳动者频繁更换工作的另一个原因可能是个体寻找工资水平更高的工作,模型 19 和模型 21 是控制了工作收入满意度的回归结果。表 7 模型 18 至模型 21 表明,在 1%的水平上显著,人工智能应用会增加劳动者的岗位更替次数,而频繁的岗位更替会降低劳动工资,其原因可能是企业倾向于以内部转岗等实现劳动替代,转岗引致的待遇下降将促使员工主动更换工作;人工智能应用对劳动者的技能素质提出

更高的要求,部分低技能劳动者出现技术性失业,失业的劳动者即使找到新工作,也会因技能“折旧”而在工资议价中处于劣势;人工智能应用的岗位更替效应引致劳动力市场上供求出现错配和结构性失业,进而降低劳动工资收入。

表 7 岗位更替效应检验(N=16317)

变 量	岗位更替效应			
	更换工作次数		工资水平	
	模型 18	模型 19	模型 20	模型 21
人工智能应用	0.03756*** (0.0129)	0.03759*** (0.0129)	-0.12648** (0.0485)	-0.12581** (0.0485)
更换工作次数			-0.75027*** (0.0642)	-0.75063*** (0.0645)
R <sup>2</sup>	0.3613	0.3613	0.0895	0.0898

注:同表 3。

六、进一步分析

(一) 劳动者技能

一般而言,拥有更高人力资本的劳动力具有更强的新知识、新技术学习和适应能力,而低人力资本的劳动力在面临技术冲击时很容易失去技能优势。人工智能与技能耦合直接关系到人工智能应用对劳动工资的冲击程度大小。为了深入剖析技能水平能否缓解人工智能应用对工资的削减效应,引入技能水平与人工智能应用交互项进行检验。将大专以下学历水平定义为低技能劳动,将大专及以上学历水平定义为高技能劳动。计量模型为:

$$\ln y = \psi_0 + \psi_1 \ln AI + \psi_2 skill + \psi_3 \ln AI \cdot skill + \psi_4 X + \psi_5 C + \varepsilon_i \tag{14}$$

其中,skill 表示技能水平,其他变量同基准回归一致,考察技能水平与人工智能交互项的系数  $\psi_3$ 。从表 8 模型 22 可以看出,在 1%的水平上人工智能应用与技能水平交互项系数显著为正,说明技能水平越高,人工智能对工资的负向影响越弱,即技能水平

越高,越能缓解人工智能应用对工资的削减效应。原因在于技能水平越高的劳动者越容易接受新知识与应用新技术,能更好地适应智能化环境;而技能水平较低的劳动者很难在短期内掌握新技术和适应新环境,可能出现工资受损现象。可见,人工智能对不同技能劳动者的工资具有非对称性影响,即存在技能偏向性。

(二) 职业属性

在生产过程中,职业的任务属性会直接影响职业被人工智能替代的程度,进而影响劳动工资(王林辉等,2022)。基于此,本文不仅考虑职业的程式化和非程式化特征,也关注职业对脑力投入需求的差异,即知识性和非知识性,以期能够较为清晰地识别人工智能对不同劳动群体工资收入的影响。按照职业特征将任务分为程式化非知识性、非程式化非知识性、程式化知识性、非程式化知识性四种类型。具体而言,程式化非知识性任务是指按照既定流程和规则,主要依赖体力投入而无须过多脑力认知的程式化工作;非程式化非知识性任务是指工作内容虽然没有统一的范式,但对认知性要求不高的职业;程式化知识性任务是指虽然有一套既定的执行方案,但仍需要一定脑力投入的工作;非程式化知识性任务主要是指需要一定的知识以在不确定的工作过程中,灵活解决问题的职业,此类任务的工作者需要有较高的灵活性、创新性和抽象性思维。按照类似逻辑,将相关职业归并至上述类别后,将程式化非知识性任务类型赋值为 0,程式化知识性和非程式化非知识性任务赋值为 1,非程式化知识性任务赋值为 2。

类似于式(14),将技能水平更换为任务类型,其他变量同前所述,考察任务类型与人工智能应用交互项的系数,从表 8 模型 23 可以看出,在 1%的水平上人工智能应用与任务类型的交互项系数显著为正,这意味着从事的工作越非程式化,所需要的知识性水平越高,越能缓解人工智能应用的工资削减效应。

此外,表 8 的模型 24 和模型 25 分别讨论了人工智能应用的非程式任务偏向和知识性任务偏向性特征,具体而言,模型 24 给出了非程式任务偏向的估计结果,其中,任务类型取 1 表示职业属性是非程式化任务,0 表示程式化任务,结果表明,在 10%的水平上,人工智能应用与非程式任务的交互项系数显著为正,这意味着劳动者从事的任务越复杂,越能抵御人工智能应用带来的负向影响。说明人工智能应用更加偏向非常规任务劳动者。模型 25 给出了知识性任务偏向的估计结果,类似地,职业属性是知识性任务时任务类型取 1,职业属性是非知识性任务时取 0。结果显示,人工智能应用与知识性任务交互项系数在 5%的水平上显著为正,说明人工智能应用对工资的负向影响随着所从事职业认知能力要求的提高而减弱。与任务的复杂程度相比,认知能力在抵御人工智能应用负向冲击时作用更加明显。综合可知,人工智能应用并非仅具有技能偏向性,其任务偏向性特征也是不同群体工资差距的重要来源。

表 8 人工智能的偏向性检验(N=16317)

变 量	技能偏向 模型 22	职业偏向 模型 23	非程式化任务偏向 模型 24	知识性任务偏向 模型 25
人工智能应用×技能水平	0.4693*** (0.0712)			
人工智能应用	-0.6274*** (0.0762)	-0.2038*** (0.0525)	-0.1769*** (0.0499)	-0.2011*** (0.0509)
技能水平	0.1319** (0.0553)			
人工智能应用×任务类型		0.2841*** (0.0948)		
任务类型		0.1591*** (0.0440)		
人工智能应用×非程式任务			0.3443* (0.1984)	
非程式任务			-0.0103 (0.0537)	
人工智能应用×知识性任务				0.3730** (0.1583)
知识性任务				0.1934*** (0.0451)
R <sup>2</sup>	0.0742	0.0731	0.0722	0.0739

注：同表 3。

七、主要研究结论

本文通过构建理论模型分析人工智能应用对劳动工资的影响及作用机制,并运用 2010、2012、2014、2016 和 2018 年中国家庭追踪调查数据进行实证检验。研究发现:(1)人工智能应用可以通过劳动工时缩减和劳动岗位更替双重机制对劳动工资产生负向冲击。一方面人工智能应用会减少相对工作时间,进而降低劳动者的劳动工资;另一方面在人工智能应用过程中,劳动者的技能“折旧效应”和议价能力弱化,将会诱发劳资双方用工关系不稳定,形成频繁的劳动岗位更替,对工资收入产生负向冲击。(2)人工智能应用对不同技能劳动者工资的影响具有非对称性,与低技能水平劳动者相比,高技能劳动者在抵御人工智能应用负向冲击时更具优势。(3)人工智能应用对工资的影响呈现任务偏向性,其对工资的负向影响会随所执行任务的复杂度和认知要求的提高而弱化,与任务的复杂程度相比,人工智能应用的认知能力工资偏向更加明显。

根据实证检验结果,本文相关政策启示为:(1)完善收入分配制度,并选择适宜性政策工具以平抑人工智能技术冲击。政府需要提前制定收入分配调节政策,通过使用合理的收入分配政策工具,平抑人工智能技术冲击,缩小劳动者收入差距。(2)加大高等教育投入规模和提高教育质量,优化人才层次结构和整体提高劳动力技能水平,缓解人工智能应用的就业冲击。此外,随着人工智能技术广泛运用,其岗位创造效应会逐渐凸显,在人工智能等领域需要大批的高层次专业人才。因此,高等学校需要前瞻性地动态调整专业结构,为需要人机协同或者人机耦合的职业输送人才。(3)政府要健全就业培训和再就业服务制度,企业要积极组织岗前、转岗技能培训,提升劳动者再就业能力,劳动者也要根据新技术环境的需求,积极学习新知识和掌握新技能,促使劳动力市场上形成“技能—岗位”匹配的良性互动,以应对因人工智能应用带来的工时缩减、劳动岗位更替等不利影响。

## 参考文献:

1. 陈秋霖等(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。
2. 陈媛媛等(2022):《工业机器人与劳动力的空间配置》,《经济研究》,第1期。
3. 郭凯明(2019):《人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动》,《管理世界》,第7期。
4. 孔高文等(2020):《机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析》,《中国工业经济》,第8期。
5. 王林辉、袁礼(2018):《有偏型技术进步、产业结构变迁和中国要素收入分配格局》,《经济研究》,第11期。
6. 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。
7. 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。
8. 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。
9. 朱琪、刘红英(2020):《人工智能技术变革的收入分配效应研究:前沿进展与综述》,《中国人口科学》,第2期。
10. Acemoglu D., Restrepo P. (2018), Artificial Intelligence, Automation and Work. NBER Working Paper. No. 24196.
11. Acemoglu D., Restrepo P. (2020a), Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*. 128(6):2188–2244.
12. Acemoglu D., Restrepo P. (2020b), Unpacking Skill Bias: Automation and New Tasks. NBER Working Paper. No.26681.
13. Autor D.H., Levy F., Murnane R.J. (2003), The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*. 118(4):1279–1333.
14. Autor D.H. (2015), Why are There Still so Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*. 29(3):3–30.
15. Barratj J. (2013), *Our Final Invention: Artificial Intelligence and the End of the Human Era*. New York: St. Martin's Press.
16. Bartik T.J. (1991), *Who Benefits from State and Local Economic Development Policies?*. W.E. Upjohn Institute.
17. Dong X., McIntyre S.H. (2014), The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies. *Quantitative Finance*. 14(11):1895–1896.
18. Jackson M.O., Kanik Z. (2019), How Automation that Substitutes for Labor Affects Production Networks, Growth, and Income Inequality. SSRN Electronic Journal.
19. Susskind D. (2017), A Model of Technological Unemployment. Economics Series Working Papers. Oxford University.

(责任编辑:朱 犁)