

人工智能应用、人机协作与劳动生产率*

胡晟明 王林辉 赵 贺

【摘 要】文章通过引入人机匹配度拓展任务模型,基于中国劳动力动态调查数据,从理论和实证上探究人工智能应用对劳动生产率的影响及人机协作扮演的重要角色。研究发现:(1)人工智能应用对劳动生产率的影响呈先升后降的倒U形关系,人工智能的适度应用有利于提升劳动生产率,但过度应用会因人机不匹配而引发劳动生产率损失。(2)劳动综合能力增强可提高人机匹配度,进而提升劳动生产率;并且劳动者的情绪稳定、社交、信任等非认知能力的增强能显著促进人工智能应用对劳动生产率的提升作用。(3)不同产业及岗位的人机协作对劳动能力存在差异化偏好,其中第一和第二产业人机协作偏好劳动者具备认知能力,而第三产业偏好非认知能力;常规和非脑力岗位偏好认知能力,非常规和脑力岗位偏好非认知能力。文章认为,需要合理规划人工智能的应用范围和程度,重视劳动者非认知能力的培养,以提高劳动生产率,促进更充分更高质量就业。

【关键词】人工智能应用 人机协作 劳动生产率 认知能力 非认知能力

【作 者】胡晟明 华东师范大学经济与管理学部,博士研究生;王林辉 华东师范大学经济与管理学部,教授;赵 贺 华东师范大学经济与管理学部,博士研究生。

一、引 言

人工智能应用的显著特点是实现智能化生产,通过驱动智能机器替代劳动参与生产活动。然而,人工智能应用并非仅能替代生产线上的劳动,也可能通过协助劳动执行部分重复性强、危险性高且可编码的生产任务,从而达到节约生产成本、提高工作效率、保障安全的目的。尽管“机器换人”在劳动力工资日益上涨的背景下可以帮助企业节省开支,但由此引发的技术性失业可能会造成社会公平性下降,损害部分劳动者生活质量(Gries 等,2018)。为应用人工智能改善人类生活,“人机协作”应是未来生产的主流模

* 本文为国家社科基金重大项目“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。

式,诸如医生应用智能医疗设备诊断病情以提高治疗效率,教师利用智能教学设备分析学生特点以提供个性化教学,采矿工人操作无人运输设备在井下作业以避免事故。然而,人机协作发挥出生产效益的前提是人机匹配。机器学习、智能搜索、语音识别等人工智能技术均属于当前全球前沿技术,应用人工智能技术进行生产要求劳动者达到一定技能水平。那么,人工智能应用能否改善劳动生产率?人工智能过度应用是否会引发人机不匹配并产生效率损失?劳动能力增强能否提高人机协作效率?何种劳动能力扮演了更为重要的角色?回答这些问题有助于丰富人工智能与劳动生产率领域的研究,对相关部门合理规划人工智能发展、促进劳动生产率提升、实现更充分更高质量就业具有指导意义。

多数文献认为人工智能应用能提升生产率。Aghion 等(2017)、Acemoglu 等(2018)通过构建任务模型,设定资本可以替代劳动执行任务实现智能化生产,并且利用单独由资本执行的任务份额衡量人工智能应用水平,模型推导发现当资本边际成本小于劳动时,在人工智能技术的驱动下,企业采用资本执行任务可以节约成本,提高整体生产效率。Graetz 等(2018)采用 1993~2007 年 17 个国家数据考察工业机器人应用的经济影响,结果表明机器人使用量每增加 1 单位会使劳动生产率提升 0.36%。余玲铮等(2019)基于广东省企业调查数据考察企业使用机器人参与生产对劳动生产率的影响,研究发现使用机器人企业相对未使用机器人企业的劳动生产率增长了 18.24%。Acemoglu 等(2020)构造 2010~2015 年 55 390 家法国制造业企业数据集,发现使用机器人生产的企业相对不使用的企业,全要素生产率提升 2.4%。Damoli 等(2021)基于 2000~2016 年全球 5 257 家拥有人工智能专利企业的信息,实证研究发现在控制非人工智能领域的创新活动后,人工智能专利申请量表现出对劳动生产率的显著正向影响,并且对中小型和服务业企业的作用更显著。还有一些研究发现人工智能应用对不同类型劳动生产率会产生差异化影响。王林辉等(2020)按高低技术部门分类拓展任务模型,基于中国省级层面数据的测算结果表明,人工智能应用更有利于提升高技术部门劳动生产率。余玲铮等(2021)的研究发现自动化技术或机器人应用将导致从事非常规岗位的劳动力工资相对上涨。

然而,另一些学者观察到智能设备的大量投入并未换来生产率的同步增长,即出现“生产率悖论”现象。Brynjolfsson 等(2017)将美国 20 世纪 90 年代以来生产率和实际收入的增长停滞现象归结为人工智能应用预期影响的高估、生产率的错误度量、人工智能应用收益的分布不均、人工智能应用形成实际影响的时滞性 4 种原因,其中时滞性可能是造成“生产率悖论”的最主要因素。Gordon(2018)发现当前在发达国家,以专利衡量的创新活动不断推进,但与此同时生产率增长速度却骤降到工业化时代的最低点,并认为这是由于近年来兴起的人工智能发展速度缓慢,尚未对生产率形成显著影响。Remes 等(2018)通过对比 7 个国家 6 个行业在 2010~2014 年与 2000~2004 年的生产率差异,发现各国生产率增速普遍减缓,认为虽然数字化转型为提升各国生产率提供潜在动力,但当前数

字技术的滞后性和高昂的转型成本使增长效果尚未显现。蔡跃洲、陈楠(2019)认为,当前大众媒体对人工智能发展的过度关注也会造成社会对人工智能积极影响的高估。

现有研究大多只关注人工智能应用对劳动生产率的促进作用,或者从技术应用时滞性视角解释“生产率悖论”,普遍忽视人机不匹配可能引发的生产率损失,且鲜有研究从人机协作视角提供理论阐释和经验证据。基于此,本文引入人机匹配度拓展任务模型,从理论上考察人工智能应用对劳动生产率的作用机理,利用 Python 网络爬虫技术采集人工智能专利和人工智能企业数据,并结合中国劳动力动态调查数据,实证检验人工智能应用对劳动生产率的影响,探究人工智能与劳动能力双向匹配的作用,分析人工智能应用更偏好于劳动者具备何种类型能力,对比不同产业及岗位中劳动能力偏好差异。

二、理论模型

(一) 模型构建

本文基于 Acemoglu 等(2019)构建的任务模型,通过引入人机匹配度进行拓展,考察人工智能应用对劳动生产率的影响,并探讨人机协作扮演的重要角色。

假设 1:最终品市场完全竞争,最终品价格标准化为 1,且最终品通过执行分布在 $[0,1]$ 区间内的连续任务得到。将最终品生产函数设为以中间品为投入的 CES 函数形式:

$$Y = \left(\int_0^1 X_i^{\frac{\delta-1}{\delta}} di \right)^{\frac{\delta}{\delta-1}} \quad (1)$$

其中, Y 为最终品产出, X_i 为第 i 种任务上的中间品投入,任务 $i \in [0,1], \delta \in (0, \infty)$ 为中间品替代弹性。

假设 2:中间品市场完全竞争,第 i 种任务上的中间品价格设为 P_i 。在传统生产环境中,中间品通常由劳动等传统要素投入生产得到,生产效率相对低下。近年来,人工智能应用使部分任务可由劳动者与智能机器协作完成,实现智能化生产提高生产效率。本文将采用传统生产方式的任务称为“传统任务”,而采用智能生产方式的任务称为“智能任务”,其中智能任务占比设为 $\theta \in (0,1)$,则传统任务占比为 $1-\theta$ 。智能任务占比 θ 可以刻画经济活动中人工智能应用水平(Aghion 等,2017;Acemoglu 等,2019)。此外,在智能任务上,人机协作的产出效率取决于劳动能力与智能机器的匹配度,劳动能力增强可以提升人机匹配度,进而增加产出。为此,可将中间品生产函数设为:

$$X_i = \begin{cases} \lambda(s) M_i^\alpha L_{mi}^{1-\alpha} & \text{若 } i \text{ 为智能任务} \\ L_{mi} & \text{若 } i \text{ 为传统任务} \end{cases} \quad (2)$$

其中, X_i 为执行第 i 种任务的中间品产出。对于智能任务,通过投入智能机器和劳动进行生产,生产函数采用 C-D 形态, M_i 表示智能机器投入, L_{mi} 为智能任务上的劳动投入, α 代表智能机器产出弹性。 $\lambda(s) \in [0,1]$ 表示人机匹配度, λ 为劳动能力 s 的严格

增函数即满足 $\frac{\partial \lambda(s)}{\partial s} > 0$ 。当劳动能力水平 s 越低时,人机匹配度 λ 越低,会导致智能任务的产出损失;当 s 低至使 $\lambda=0$ 时,人机完全不匹配,劳动者无法运用智能机器进行生产。对于传统任务,通过投入劳动进行生产, L_n 表示传统任务上的劳动投入。

假设 3:智能机器租金率设为 r ,劳动工资率设为 w 。智能机器和劳动供给无弹性,智能机器总供给设为 M ,智能任务和传统任务上劳动供给分别设为 L_m 和 L_n ,劳动总供给 $L=L_m+L_n$ 。要素市场出清条件为:

$$M = \int_{i \in \text{智能任务}} M_i di, L_m = \int_{i \in \text{智能任务}} L_{mi} di, L_n = \int_{i \in \text{传统任务}} L_{ni} di \quad (3)$$

(二) 模型求解与分析

根据式(1)至式(3),通过求解最终品及智能任务和传统任务上中间品的生产利润最大化,并结合要素市场出清条件,可得均衡劳动生产率 Y/L :

$$\frac{Y}{L} = \left\{ \theta^{\frac{1}{\delta}} \left[\lambda(s) \left(\frac{M}{L} \right)^{\alpha} \left(\frac{L_m}{L} \right)^{1-\alpha} \right]^{\frac{\delta-1}{\delta}} + (1-\theta)^{\frac{1}{\delta}} \left(\frac{L_n}{L} \right)^{\frac{\delta-1}{\delta}} \right\}^{\frac{\delta}{\delta-1}} \quad (4)$$

为了从理论上考察人工智能应用对劳动生产率的影响,根据式(4),将劳动生产率 Y/L 关于人工智能应用水平 θ 求导可得:

$$\frac{\partial(Y/L)}{\partial \theta} \propto \frac{1}{\delta-1} \left\{ \left(\frac{1-\theta}{\theta} \right)^{\frac{\delta-1}{\delta}} - \left(\frac{L_n}{\lambda(s)M^{\alpha}L_m^{1-\alpha}} \right)^{\frac{\delta-1}{\delta}} \right\} \quad (5)$$

根据式(5),人工智能应用对劳动生产率影响方向不确定。当 $0 < \theta < \frac{\lambda(s)M^{\alpha}L_m^{1-\alpha}}{\lambda(s)M^{\alpha}L_m^{1-\alpha}+L_n}$ 时, $\frac{\partial(Y/L)}{\partial \theta} > 0$,人工智能应用提升劳动生产率;而当 $\frac{\lambda(s)M^{\alpha}L_m^{1-\alpha}}{\lambda(s)M^{\alpha}L_m^{1-\alpha}+L_n} < \theta < 1$ 时, $\frac{\partial(Y/L)}{\partial \theta} < 0$,人工智能应用将导致劳动生产率下降。由此表明,人工智能应用对劳动生产率存在非线性影响,随着人工智能应用水平提升,劳动生产率呈先升后降的倒 U 形变化趋势。当人工智能应用水平满足 $\theta^* = \frac{\lambda(s)M^{\alpha}L_m^{1-\alpha}}{\lambda(s)M^{\alpha}L_m^{1-\alpha}+L_n}$ 时,劳动生产率达到最大,而最优人工智能应用水平主要由人机匹配度、智能机器与劳动供给、智能机器产出弹性决定。

这一结论与既有文献认为人工智能应用必定会提升劳动生产率存在区别。在人工智能应用初始阶段,智能生产环境的技术复杂度较低,通过投入智能机器可以高效辅助劳动完成生产任务,节省在重复型、体力型等常规任务上的工作时间,使劳动者能够专注创造、设计、沟通等非常规任务,并且企业采用智能机器替代劳动可以节约生产成本,从而提升劳动生产率。然而,当人工智能应用范围超过一定界限,即人工智能产品种类过多或应用场景过快拓展时,在无须使用智能机器的部门会出现资源浪费现象,且无法从智能机器应用替代劳动中节约生产成本,甚至引发劳动生产率下降;而在智能机器新

拓展的应用场景中,劳动能力可能无法快速满足操作智能机器的要求,从而产生人机不匹配现象,引发劳动生产率损失。

为避免人工智能应用引发的人机不匹配现象,增强劳动能力是最重要的途径之一。将最优人工智能应用水平 θ^* 关于劳动能力 s 求导可得, $\frac{\partial \theta^*}{\partial \lambda(s)} \frac{\partial \lambda(s)}{\partial s} > 0$, 表明增强劳动能力可通过提高人机匹配度,推动人工智能应用对劳动生产率的倒 U 形曲线拐点向右移动,延长人工智能的正向作用范围,强化其对劳动生产率的积极影响。从人机协作视角对此解释,劳动能力越强意味着劳动者可以使用越先进或越复杂的智能机器进行生产,且人机匹配度越高,从而人工智能应用对劳动生产率的提升作用越强。

人工智能应用通过人机协作提升劳动生产率,而劳动与智能机器相匹配是人机有效协作的重要基础。增强劳动综合能力可提升人机匹配度,进而强化人工智能应用对劳动生产率的积极影响,但是不同类型劳动能力对人力协作效率的影响可能存在差异。在机器学习和大数据算法驱动下,人工智能系统可自主完成阅读、计算、搬运等重复性较高且易于编码的任务,而这些任务通常要求劳动者具备归纳、推理、自主学习等认知能力。然而,当前人工智能尚处于“弱人工智能阶段”,在短期内难以替代劳动执行发明设计、人际交往、情感沟通等非认知能力要求的任务(Frey 等,2017)。因此可以预期,人力协作效率更依赖于非认知能力的强弱。换言之,劳动者非认知能力相对认知能力的增强有助于提升人力协作效率,更能发挥人工智能应用对劳动生产率的积极影响。

综上所述,人工智能与劳动能力需要双向匹配,才能有效提升劳动生产率。一方面,从人工智能匹配劳动能力的角度看,人工智能应用水平过高或过低均不利于与劳动能力匹配,只有适度的人工智能应用水平才能与劳动能力更好匹配。另一方面,从劳动能力匹配人工智能的视角看,人工智能与不同类型或水平劳动能力匹配效果存在差异,劳动者能力越强,越容易与人工智能匹配,且非认知能力相对认知能力的匹配效果更好。

三、研究设计

(一) 数据说明

本文主要采用 2014 年 12 615 个劳动样本和 2006~2018 年 286 个地级市样本两组数据进行检验。一方面采用劳动个体数据提供检验结果,个体数据来自中山大学社会科学调查中心开展的 2014 年中国劳动力动态调查(CLDs),另一方面采用地级市面板数据提供稳健性检验结果,地级市数据主要来自《中国城市统计年鉴》。人工智能专利数据来自中国专利数据库,利用 Python 网络爬虫技术采集。人工智能企业数据来自“天眼查”企业数据库,该数据库具备分类查询系统,包含 1.8 亿家中国注册企业数据信息。

(二) 计量模型构建

首先,为检验人工智能应用对劳动生产率的倒 U 形影响,考察人工智能的过度应用是否会引发劳动生产率损失,本文构建如下计量模型:

$$lp = \alpha_0 + \alpha_1 AI + \alpha_2 AI^2 + \delta X + \varepsilon \quad (6)$$

其中, lp 表示劳动生产率, AI 表示人工智能应用水平, X 为控制变量集合, ε 为随机误差项。若式(6)中 α_2 显著为负且 α_1 显著为正,则表明人工智能应用对劳动生产率存在倒 U 形影响。由此可知,存在适度的人工智能应用水平使劳动生产率达到最大。

其次,为检验人工智能与劳动能力的双向匹配过程及其对劳动生产率的影响,将人机匹配度作为中间变量,第一步考察人工智能与劳动能力分别对人机匹配度产生何种影响,第二步考察人机匹配度对劳动生产率的影响,为此构建如下回归模型:

$$match = \beta_0 + \beta_1 AI + \beta_2 AI^2 + \beta_3 skill + \delta X + \varepsilon \quad (7)$$

$$lp = \gamma_0 + \gamma_1 match + \gamma_2 AI + \gamma_3 AI^2 + \gamma_4 skill + \delta X + \varepsilon \quad (8)$$

其中, $match$ 表示人机匹配度, $skill$ 为劳动能力。式(7)先检验人工智能与劳动能力的双向匹配情况,从人工智能匹配劳动能力视角看,若 β_2 显著为负且 β_1 显著为正,则表明存在最优的人工智能应用水平与劳动能力匹配使二者匹配度最高;从劳动能力匹配人工智能视角看,若 β_3 显著为正,则表明劳动综合能力越强,其与人工智能的匹配度越高。在后文检验中,还分别采用不同类型认知及非认知能力衡量 $skill$,进而识别与人工智能匹配的适宜劳动能力类型。在通过式(7)验证人工智能与劳动能力对匹配度影响的基础上,式(8)验证人机匹配度对劳动生产率的作用,重点考察 γ_1 的符号及显著性,而式(8)中加入变量 AI 、 AI^2 、 $skill$,是为了防止遗漏变量造成估计偏误。

(三) 指标设计

1. 核心变量指标设计

(1)人工智能应用水平。本文采用人工智能专利申请量表征人工智能应用水平,利用 Python 网络爬虫技术从中国专利数据库中采集人工智能专利,并将其归类至城市层面,从而得到不同城市人工智能专利申请量。此外,本文利用关键词搜索,从“天眼查”企业数据库中筛选出人工智能企业,以各城市人工智能企业数量对数作为替代指标。

(2)劳动生产率。在使用微观个体数据时,劳动生产率通常可由劳动个体获得的年收入进行刻画(冒佩华等,2015)。在使用地级市数据时,借鉴梁婧等(2015)的方法,采用城市实际生产总值除以在岗职工平均人数表征。由于缺乏城市价格指数数据,采用城市所在省份的价格指数对城市名义生产总值进行平减处理。

(3)劳动能力。本文将劳动能力分为认知能力和非认知能力,其中认知能力是指人脑加工、储存和提取信息的能力,非认知能力通常是指个体的性格特质。本文通过构建劳动能力指标体系,应用熵权法测算劳动者认知、非认知及综合能力。认知能力包含语

言能力、阅读能力和写作能力等分项指标,语言能力以 CLDS 问卷中“您最熟练的一门外语的熟练程度”表征,阅读能力以“请您评估一下您在阅读报刊方面的能力”测度,写作能力以“请您评估一下您在写信方面的能力”衡量。非认知能力基于“大五人格”模型进行度量(王春超、张承莎,2019),包括情绪稳定、责任感、社交、工作兴趣、信任等分项指标,其中情绪稳定以“在过去一个月内,是否由于情绪问题(如感到沮丧或焦虑)影响到您的工作或其他日常活动”表征,责任感以“就算身体有点不舒服,或者有其他理由可以休息,我也会努力完成每日应该做的事”测度,社交以“您和本社区(村)的邻里、街坊及其他居民互相之间的熟悉程度”衡量,工作兴趣用“目前工作对你的意义或价值是兴趣”表征,信任以“您对本社区(村)的邻里、街坊及其他居民信任吗”测度。所有分项指标均调整为正向并进行标准化处理。

(4)人机匹配度。本文采用协调度模型测算人机匹配度(张勇等,2013)。先将人工智能应用水平和劳动能力标准化在 $[0,1]$ 区间内,再根据公式 $match = \sqrt{U \times V}$ 计算人机匹配度,其中 $U = 2\sqrt{AI \times skill} / (AI + skill)$ 表示人工智能与劳动能力耦合度, $V = a \times AI + b \times skill$ 表示综合协调指数,参数 a 、 b 均设为 0.5,表示人工智能与劳动能力同等重要。

2. 控制变量指标设计

(1)城市控制变量。产业结构,以第三产业就业人员比重衡量;文化建设,以每万名在岗职工拥有的公共图书馆藏书册数的对数表征;教育支出,以每万名在岗职工教育事业经费支出的对数衡量;科技支出,以每万名在岗职工科学技术支出对数表征;医疗水平,以每万名在岗职工拥有的执业或助理医师数量的对数测度。

(2)个体控制变量。性别,1 表示男、0 表示女;年龄,以个体年龄测度,且本文剔除小于 18 岁和大于 65 岁的非劳动年龄样本;教育,以个体受教育年限表征,未上过学为 0 年、小学为 6 年、初中为 9 年、高中为 12 年、大专为 15 年、本科为 16 年、硕士为 19 年、博士为 22 年,若最高学历未毕业,则减去 2 年;健康,以“您认为自己现在的健康状况如何”测度,其中 1 为非常不健康、2 为比较不健康、3 为一般、4 为健康、5 为非常健康;工作场所,1 为室外、0 为室内。

3. 工具变量指标设计

人工智能应用对劳动生产率的影响可能存在内生性问题。一是由于劳动生产率高的城市人力资本水平也相对较高,人力资本积累有利于人工智能研发与应用,而劳动生产率高的个体可能更具备应用人工智能等新兴技术所需的能力,因此劳动生产率可能与人工智能应用水平存在反向因果关系;二是存在同时影响人工智能应用水平和劳动生产率的遗漏变量,如城市的制度环境、个体的天赋等难以观测的遗漏变量。为此,本文选取多组工具变量:

(1)光缆密度。由于传感器是人工智能设备的关键元件,而光缆中包含的光纤是制作传感器的重要材料,因此各地区每平方公里的长途光缆线路长度即光缆密度与人工智能应用水平密切相关。并且,各地区光缆的铺设决策是由地理环境、政策环境等因素外生决定,且光缆密度对劳动生产率的影响主要通过人工智能技术这一途径,满足工具变量排他性条件。为此,借鉴孙早、侯玉琳(2021)的方法,利用光缆密度作为工具变量。

(2)同省份其他城市平均人工智能专利申请量。本文参考张璇等(2017)的方法,利用属于同省份且剔除本城市的其他城市平均人工智能应用水平作为工具变量。一方面位于同一省份的城市人工智能应用水平存在相关性,另一方面剔除本城市的省份整体人工智能发展对本城市劳动市场的影响较小,因此该工具变量满足相关性和外生性条件。

(四) 特征性事实

主要变量的描述性统计如表 1 所示。全国及主要城市人工智能专利申请量和劳动生产率在 2006~2018 年的年均增长率如表 2 所示。数据显示,在北京、上海等大城市人工智能专利申请量井喷式增长的同时,劳动生产率的增长速度却较为缓慢,表现出“生产率悖论”现象。后文将通过实证分析,尝试从人机协作视角解释人工智能应用水平快速提高而劳动生产率却缓慢增长的现象。

表 1 主要变量描述性统计结果

指 标	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
个体数据					
劳动生产率	12615	9.83	1.16	1.79	13.59
性别	12615	0.56	0.50	0.00	1.00
年龄	12615	43.00	11.38	18.00	65.00
教育	12593	8.59	4.48	0.00	22.00
健康	12615	3.76	0.93	1.00	5.00
工作场所	12177	0.51	0.50	0.00	1.00
综合能力	12615	0.22	0.16	0.00	1.00
认知能力	12615	0.17	0.18	0.00	1.00
非认知能力	12615	0.65	0.13	0.00	1.00
地级市数据					
劳动生产率	3696	12.72	1.32	9.62	18.82
人工智能专利申请量	3712	0.04	0.23	0.00	6.04
人工智能企业数量对数	3674	7.79	1.31	4.01	12.47
产业结构	3707	0.53	0.13	0.10	0.95
文化建设	3681	1.57	1.50	-5.30	8.06
科技支出	3696	9.31	1.64	2.45	14.90
教育支出	3695	6.78	1.74	-3.36	12.94
医疗水平	3694	5.70	1.29	3.82	11.30

注:由于某些城市人工智能专利申请量为 0 而无法取对数,为此调整单位为千件。

表 2 主要城市人工智能专利申请量和劳动生产率年均增长率 %

变 量	全国	北京	上海	广州	深圳	杭州
人工智能专利申请量年均增长率	31.35	28.63	25.96	39.60	31.55	34.55
劳动生产率年均增长率	0.90	1.22	0.12	1.21	0.95	1.03

四、实证分析结果与评价

(一) 人工智能应用对劳动生产率的影响

表 3 给出了基于个体数据对人工智能应用影响劳动生产率的基准回归结果,其中模型 1 和模型 2 采用人工智能专利申请量测度人工智能应用水平,模型 3 和模型 4 采用人工智能企业数量对数测度人工智能应用水平。结果表明,在仅加入人工智能一次项时,人工智能在 1%的水平上促进劳动生产率增长。引入人工智能的平方项后,人工智能一次项仍显著为正,但平方项显著为负,表明人工智能应用对劳动生产率存在倒 U 形影响。在人工智能应用初期,其对劳动生产率存在促进作用,但伴随人工智能深入发展,反而对劳动生产率产生负向影响。可能的原因在于,如果出现过快或过度智能化,劳动者技能水平未与之同步提升,引致人机不匹配会抑制劳动生产率增长,即出现“生产率悖论”。计算拐点位置可得,人工智能专利申请量拐点为 2 209 件,人工智能企业数量拐点为 72 972 家,由此可知当前中国城市中,北京、上海、广州和深圳人工智能专利申请量已超越拐点,苏州、广州、深圳、佛山和东莞人工智能企业数量已超越拐点。

本文基于 2006~2018 年 286 个地级市面板数据的稳健性检验结果如表 4 所示。结果表明,无论以人工智能专利申请量还是人工智能企业数量对数衡量人工智能应用水平,人工智能均表现出对劳动生产率的倒 U 形影响,表明适度的人工智能应用水平有利于提升劳动生产率,而人工智能过度应用会引发劳动生产率下降。

表 3 基准回归

变 量	人工智能专利申请量		人工智能企业数量对数	
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
人工智能	0.3299*** (0.0352)	0.5453*** (0.0893)	0.1134*** (0.0088)	0.5151*** (0.0752)
人工智能平方		-0.1234*** (0.0450)		-0.0230*** (0.0042)
性别	0.4149*** (0.0179)	0.4154*** (0.0179)	0.4192*** (0.0182)	0.4198*** (0.0181)
年龄	-0.0070*** (0.0009)	-0.0071*** (0.0009)	-0.0076*** (0.0009)	-0.0080*** (0.0009)
教育	0.0634*** (0.0024)	0.0631*** (0.0024)	0.0620*** (0.0025)	0.0618*** (0.0025)
健康	0.1493*** (0.0100)	0.1483*** (0.0100)	0.1394*** (0.0101)	0.1374*** (0.0101)
工作场所	-0.5032*** (0.0204)	-0.5025*** (0.0204)	-0.4906*** (0.0208)	-0.4899*** (0.0208)
产业结构	-0.5379*** (0.0946)	-0.5617*** (0.0952)	0.0796 (0.0876)	0.1059 (0.0878)
文化建设	0.0613*** (0.0204)	0.0566*** (0.0206)	0.0514** (0.0209)	0.0648*** (0.0213)
教育支出	0.0421*** (0.0142)	0.0367** (0.0144)	0.0117 (0.0145)	0.0146 (0.0145)
科技支出	-0.0666*** (0.0242)	-0.0589** (0.0242)	-0.0605** (0.0238)	-0.0208 (0.0249)
医疗水平	-0.1138*** (0.0299)	-0.0906*** (0.0313)	-0.1310*** (0.0278)	-0.1897*** (0.0295)
N	12114	12114	11793	11793
R ²	0.3462	0.3465	0.3521	0.3537

注:括号内数据为城市层面聚类标准误。*p<0.10,**p<0.05,***p<0.01。

表 4 稳健性检验:更换地级市数据(N=3626)

变 量	人工智能专利申请量		人工智能企业数量对数	
人工智能	0.1342*** (0.0382)	0.2596*** (0.0656)	0.0640*** (0.0223)	0.2601*** (0.0934)
人工智能平方		-0.0310*** (0.0115)		-0.0132** (0.0058)
N	3664	3664	3626	3626
R ²	0.9674	0.9674	0.9672	0.9673

注:括号内数据为稳健标准误。已控制城市变量。*p<0.10,**p<0.05,***p<0.01。

本文采用光缆密度和同省其他城市平均人工智能专利申请量作为工具变量处理内生性问题(见表5)。由于 Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量超过 10%临界值,表明本文选取的工具变量与人工

智能应用水平存在强相关,不存在弱工具变量问题。结果显示,无论以光缆密度还是以同省其他城市平均值为工具变量,人工智能平方项均显著为负,一次项均显著为正,表明在考虑内生性问题后,人工智能应用仍表现出对劳动生产率的倒 U 形作用。

(二) 人机协作的影响

人工智能作为一类新兴技术,其应用会使生产环境更加复杂、技术密集度更高,而只有当人工智能适度应用且劳动能力达到一定水平时,劳动者才能有效利用智能机器协助生产,进而达到提升劳动生产率的目的,因此人机匹配度可能是造成结果呈倒 U 形的重要原因。为此,本文从人机协作视角,解释人工智能应用对劳动生产率的倒 U 形影响(见表 6)。模型 5 至模型 7 考察综合能力、认知及非认知能力对人工智能与 3 种能力匹配度的影响。结果表明,从人工智能匹配劳动能力角度看,人工智能对 人机匹配度存在显著倒 U 形影响,当人工智能处于最优应用水平,即人工智能专利申请量为 753 件、788 件、715 件时,人工智能分别与综合能力、认知及非认知能力的匹配度最高。而从劳动能力匹配人工智能视角看,劳动能力对 人机匹配度存在正向显著影响,劳动能力越强,越容易与智能机器匹配。模型 8 至模型 10 检验人工智能与 3 种能力匹配度对劳动生产率的影响。模型 8 显示,人工智能与劳动综合能力匹配度提高会显著提升劳动生产率,由此验证人机不匹配是造成“生产率悖论”的重要原因。对比模型 9 和模型 10 可知,尽管人工智能与认知和非认知能力匹配度提高均能显著提升劳动生产率,但非认知能力更显著,表明在人工智能应用环境中,劳动者具备非认知能力相对认知能力更重要。这可能源于当前人工智能技术尚停留在替代劳动执行部分认知能力要求工作的阶段,而

表 5 内生性检验:工具变量回归

变 量	光缆密度	同省其他城市平均值
人工智能	2.7985*** (0.2477)	13.0673** (6.1152)
人工智能平方	-1.4961*** (0.1427)	-10.5104*** (4.0267)
Kleibergen-Paap rk Wald F	105.56	45.22
N	11990	11495
R ²	0.3040	0.2614

注:括号内数据为城市层面聚类标准误。同省其他城市平均值已剔除直辖市,已控制城市和个体变量。*p<0.10,**p<0.05,***p<0.01。

表 6 人机协作的影响检验

变 量	人机匹配度			劳动生产率		
	综合能力 模型 5	认知能力 模型 6	非认知能力 模型 7	综合能力 模型 8	认知能力 模型 9	非认知能力 模型 10
人机匹配度				0.5813*** (0.1302)	0.5485** (0.2758)	0.3774*** (0.0988)
人工智能	1.6310*** (0.2229)	1.4266*** (0.1845)	2.1140*** (0.3025)	0.1172 (0.2566)	0.2309 (0.9136)	0.2794 (0.2538)
人工智能平方	-1.0825*** (0.1886)	-0.9057*** (0.1572)	-1.4790*** (0.2600)	0.1320 (0.2130)	0.0384 (0.7771)	0.0765 (0.2152)
劳动能力	0.2497*** (0.0201)	0.2731*** (0.0187)	0.0681*** (0.0223)	0.1546** (0.0776)	0.1204 (0.1084)	-0.0504 (0.0675)
N	12114	11805	12114	12114	11805	12114
R ²	0.8630	0.8442	0.8182	0.3485	0.3432	0.3473

注：括号内数据为城市层面聚类标准误。已控制城市和个体变量。*p<0.10, **p<0.05, ***p<0.01。

非认知能力要求的任务仍是人工智能技术短期内难以突破的“瓶颈”。

表 7 模型 11 至模型 13 揭示人工智能对 人机匹配度的倒 U 形作用,且语言、阅读和写作能力增强均能提高 人机匹配度。但模型 14 至模型 16 表明,只有人工智能与语言能力的匹配度提高,才能显著提升劳动生产率,表明在人工智能应用环境中,语言能力相对阅读和写作能力更重要。例如,计算机的出现逐渐取代只具备阅读和写作能力的打字员,但掌握熟练语言能力的秘书仍是现代企业中不可或缺的岗位。

本文通过对比人工智能与不同非认知能力匹配度的检验结果,以探寻何种类型非

表 7 不同认知能力的影响检验

变 量	人机匹配度			劳动生产率		
	语言能力 模型 11	阅读能力 模型 12	写作能力 模型 13	语言能力 模型 14	阅读能力 模型 15	写作能力 模型 16
人机匹配度				0.2880** (0.1192)	0.1054 (0.2189)	0.1097 (0.2056)
人工智能	0.2925*** (0.0804)	2.1229*** (0.2833)	2.0634*** (0.2707)	0.7380*** (0.1871)	0.8328 (0.9805)	0.7595 (0.9658)
人工智能平方	-0.0238 (0.0634)	-1.4212*** (0.2451)	-1.3698*** (0.2339)	-0.2758 (0.1808)	-0.3194 (0.8150)	-0.2663 (0.8105)
劳动能力	0.6680*** (0.0527)	0.1943*** (0.0167)	0.2091*** (0.0162)	-0.1185 (0.1018)	0.2921*** (0.0733)	0.3373*** (0.0687)
N	10483	11799	11710	10483	11799	11710
R ²	0.8027	0.8266	0.8252	0.3540	0.3452	0.3474

注：括号内数据为城市层面聚类标准误。已控制城市和个体变量。*p<0.10, **p<0.05, ***p<0.01。

认知能力可以更有效地提升劳动生产率(见表 8、表 9)。表 8 中模型 17 至模型 21 表明,情绪稳定、责任感、社交、工作兴趣和信任等非认知能力增强均能提高人机匹配度。而表 9 中模型 22 至模型 26 显示,人工智能与情绪稳定、社交、信任匹配度的提高,才能显著提升劳动生产率。综合可知,在人工智能应用环境中,增强劳动情绪稳定、社交和信任等非认知能力是提升人机协作效率的重要途径。

表 8 不同非认知能力对人机匹配度的影响检验

变 量	情绪稳定 模型 17	责任感 模型 18	社交 模型 19	工作兴趣 模型 20	信任 模型 21
人工智能	2.2976*** (0.3195)	2.1137*** (0.2933)	2.0217*** (0.3331)	2.0188*** (0.2659)	2.0682*** (0.3173)
人工智能平方	-1.6066*** (0.2743)	-1.4701*** (0.2551)	-1.4280*** (0.2877)	-1.3797*** (0.2270)	-1.4509*** (0.2735)
劳动能力	0.0898*** (0.0124)	0.1654*** (0.0180)	0.1675*** (0.0244)	0.2069*** (0.0228)	0.1418*** (0.0199)
N	12112	12093	12087	11994	12106
R ²	0.8257	0.8079	0.7374	0.7886	0.7842

注:括号内数据为城市层面聚类标准误。已控制城市和个体变量。*p<0.10,**p<0.05,***p<0.01。

表 9 人工智能与不同非认知能力匹配度对劳动生产率的影响检验

变 量	情绪稳定 模型 22	责任感 模型 23	社交 模型 24	工作兴趣 模型 25	信任 模型 26
人机匹配度	0.3736*** (0.0915)	0.2876 (0.3045)	0.3224*** (0.0835)	0.1985 (0.2685)	0.3834*** (0.0936)
人工智能	0.2465 (0.2561)	0.4707 (1.0146)	0.3690 (0.2303)	0.7136 (0.9138)	0.2374 (0.2448)
人工智能平方	0.0965 (0.2173)	-0.0592 (0.8258)	0.0282 (0.2031)	-0.2310 (0.7492)	0.1162 (0.2099)
劳动能力	0.1045** (0.0488)	0.0888 (0.0881)	-0.2239*** (0.0394)	0.0236 (0.0843)	-0.2151*** (0.0455)
N	12112	12093	12087	11994	12106
R ²	0.3477	0.3474	0.3486	0.3472	0.3482

注:括号内数据为城市层面聚类标准误。已控制城市和个体变量。*p<0.10,**p<0.05,***p<0.01。

(三) 异质性分析

表 10 回归结果表明,第一产业和第二产业内,人工智能与认知能力匹配度的提高能显著提升劳动生产率,但与非认知能力匹配度的影响不显著。这可能源于第一和第二产业是以传统工农业为主,劳动者大多从事体力或手工型工作,而近年来传统产业的智能改造使劳动可操纵智能机器完成播种、采摘、搬运、包装等任务,但对劳动认知能力提出更高要求。相反,第三产业内,人工智能与非认知能力匹配度的提高更能显著促进劳动生产率提升。由于第三产业以科技类和服务类行业为主,这些行业会要求劳动者具备发明创造、人际交往等非认知能力。综合可知,在人机协作环境中,第一和第二产业更偏好具备认知能力的劳动者,而第三产业更偏好具备非认知能力的劳动者。

本文依据劳动在工作中频繁移动身体位置的频率划分常规和非常规岗位,其中回答“经常”和“有时”的劳动所从事的岗位被分为常规岗位,回答“很少”和“从不”被分为非常

表 10 产业异质性检验

变 量	第一产业		第二产业		第三产业	
	认知	非认知	认知	非认知	认知	非认知
人机匹配度	1.5126** (0.5907)	0.1441 (0.5971)	0.4791* (0.2582)	0.2396 (0.2563)	0.6697** (0.3226)	0.4728*** (0.1496)
人工智能	-0.5892 (2.0589)	0.3682 (2.4467)	-0.0954 (0.4226)	0.0465 (0.5585)	-0.2627 (0.7187)	-0.1699 (0.3940)
人工智能平方	0.0886 (1.9275)	0.2935 (2.0281)	-0.0784 (0.4167)	-0.0903 (0.5010)	0.2516 (0.5697)	0.2373 (0.3085)
劳动能力	2.5197*** (0.5590)	0.0020 (0.2047)	0.1596 (0.1185)	0.3117*** (0.1070)	0.0701 (0.1201)	-0.1979** (0.1003)
N	4776	4913	2538	2565	3637	3648
R ²	0.0648	0.1545	0.1488	0.1495	0.2052	0.2009

注：括号内数据为城市层面聚类标准误。已控制城市和个体变量。*p<0.10，**p<0.05，***p<0.01。

示,常规岗位中人工智能与认知能力匹配度提高可显著提升劳动生产率,而非认知能力匹配度的影响不显著;相反,非常规岗位中人工智能与非认知能力匹配度提高更能显著提升劳动生产率。脑力岗位中人工智能与非认知能力匹配度提高能显著提升劳动生产率,而非脑力岗位中人工智能与认知能力匹配度提高能显著提升劳动生产率。综合可知,在人工智能应用环境中,常规和非脑力岗位更偏好劳动者具备认知能力,而非常规和脑力岗位更偏好非认知能力。这可能源于常规和非脑力岗位的工作任务重复性较强且易于编码,具备认知能力的劳动者就能胜任智能机器的运营与维护工作。而非常规和脑力岗位任务的随机性、多变性、情感性较强且技能要求较高,智能机器需要与具备较强非认知能力的劳动者相互配合,才能高效完成此类任务。

规岗位;依据快速反应思考或脑力劳动频率划分脑力和非脑力岗位,其中回答“经常”和“有时”被分为脑力岗位,回答“很少”和“从不”被分为非脑力岗位(见表 11)。结果显示

表 11 岗位异质性检验

变 量	常规岗位		非常规岗位		脑力岗位		非脑力岗位	
	认知	非认知	认知	非认知	认知	非认知	认知	非认知
人机匹配度	0.3278** (0.1642)	0.3655 (0.2770)	0.5039* (0.2988)	0.3735** (0.1804)	0.5343 (0.3262)	0.6317* (0.3307)	0.5420* (0.2960)	0.4627 (0.2804)
人工智能	0.0171 (0.2786)	-0.1704 (0.6920)	-0.3778 (0.6118)	-0.4187 (0.4136)	0.2239 (0.7188)	-0.2227 (0.8681)	-0.3153 (0.5019)	-0.4253 (0.6072)
人工智能平方	0.0692 (0.2441)	0.2087 (0.5499)	0.3542 (0.4861)	0.4439 (0.3265)	0.1599 (0.5485)	0.4749 (0.6516)	0.1603 (0.4334)	0.3050 (0.5129)
劳动能力	0.2167** (0.0887)	-0.1767 (0.1073)	0.0895 (0.1210)	-0.1406 (0.1298)	0.0136 (0.1594)	-0.2352 (0.2018)	0.0698 (0.1167)	-0.3133** (0.1436)
N	3441	3460	2043	2051	1035	1044	2157	2165
R ²	0.1992	0.1929	0.2896	0.2941	0.2406	0.2440	0.1998	0.2030

注：括号内数据为城市层面聚类标准误。已控制城市和个体变量。*p<0.10，**p<0.05，***p<0.01。

五、结论和政策建议

本文从人机协作视角考察人工智能应用对劳动生产率的影响,得到以下主要结论:(1)人工智能应用对劳动生产率存在倒U形影响,适度的人工智能应用水平有利于提升劳动生产率,但过度或过快应用人工智能会因人机不匹配而引发劳动生产率损失,即可能出现“生产率悖论”现象。(2)只有人工智能与劳动能力双向匹配,才能有效提升劳动生产率。就人工智能匹配劳动能力而言,适度的人工智能应用水平与劳动能力的匹配效果更好;就劳动能力匹配人工智能而言,劳动综合能力越强,越容易与智能机器匹配,进而促进劳动生产率提升。其中,劳动者非认知能力相对认知能力的增强,更能提高人机协调与互补程度。同时,不同类型认知及非认知能力的影响存在差异,认知能力中语言能力增强能显著提升人机协作效率,而情绪稳定、社交和信任等非认知能力在人机协作过程中也发挥了重要作用。(3)在不同产业及岗位中,人机协作对劳动认知和非认知能力的偏好存在显著差异。其中,第一和第二产业的人机协作偏好劳动者具备认知能力,而第三产业偏好非认知能力。对于不同工作岗位而言,常规岗位和非脑力岗位偏好认知能力,而非常规岗位和脑力岗位偏好劳动者具备非认知能力,这可能与非常规和脑力岗位任务相对常规和非脑力岗位任务随机性、多变性且情感性较强的特性密切相关。

为充分发挥人工智能应用的生产优势,并减少人机不匹配引发的生产效率损失,本文结论具有如下政策启示:(1)合理规划人工智能的应用范围与程度,避免盲目跟风投资。基于人工智能应用对劳动生产率存在倒U形影响,应依据不同部门实际生产需求和劳动技能水平,适度引入人工智能进行生产智能化改造。对于生产任务重复性高、产品精度要求高、工作环境差或危险的部门如采矿、冶炼等部门,可鼓励应用智能机器替代劳动力进行生产,从而提高生产效率、提升产品质量和减少工业安全事故。对于个性化、人性化要求高、关系人类健康的部门诸如教育与卫生等部门,应适度引入智能化机器,避免机器过度投资引发效率损失,并且更应采取人机协作的工作模式,如教师可利用智能教育系统对学生进行线上测试、成绩分析与评价等,但在教书育人方面还需强调教师的重要作用。(2)重视培养劳动综合能力尤其是非认知能力,提高人机协作效率。基于人机不匹配会导致劳动生产率下降,企业应加大对员工综合能力的培养。首先,对于新入职的员工,需要做好岗前企业认知与职业认知等方面的培训,包括企业文化、企业制度、战略目标与规划、工作流程、岗位职责与要求等内容,加强员工对企业与职业的认同,提升员工工作的责任心。其次,定期进行员工的专业技能培训,通过专业知识讲座、技能示范等形式,使员工能够及时跟踪新兴技术发展,适应所在岗位的要求。

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. 梁婧等(2015):《城市规模与劳动生产率:中国城市规模是否过小?——基于中国城市数据的研究》,《经济学(季刊)》,第3期。
3. 冒佩华等(2015):《农地经营权流转与农民劳动生产率提高:理论与实证》,《经济研究》,第11期。
4. 孙早、侯玉琳(2021):《工业智能化与产业梯度转移:对“雁阵理论”的再检验》,《世界经济》,第7期。
5. 王春超、张承莎(2019):《非认知能力与工资性收入》,《世界经济》,第3期。
6. 王林辉等(2020):《人工智能应用会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估》,《中国工业经济》,第4期。
7. 余玲铮等(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。
8. 余玲铮等(2021):《工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据》,《管理世界》,第1期。
9. 张璇等(2017):《信贷寻租、融资约束与企业创新》,《经济研究》,第5期。
10. 张勇等(2013):《城镇化与服务业集聚——基于系统耦合互动的观点》,《中国工业经济》,第6期。
11. Acemoglu D., Restrepo P. (2018), The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment. *American Economic Review*. 108(6):1488–1542.
12. Acemoglu D., Restrepo P. (2019), Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives*. 33(2):3–30.
13. Acemoglu D., Lelarge C., Restrepo P. (2020), Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France. NBER Working Paper. No.26738.
14. Aghion P., Jones B.F., Jones C.I. (2017), Artificial Intelligence and Economic Growth. NBER Working Paper. No.23928.
15. Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. (2017), Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics. NBER Working Paper. No.24001.
16. Damioli G., Van Roy V., Vertesy D. (2021), The Impact of Artificial Intelligence on Labor Productivity. *Eurasian Business Review*. 11(1):1–25.
17. Frey C.B., Osborne M.A. (2017), The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation. *Technological Forecasting & Social Change*. 114(1):254–280.
18. Gordon R.J. (2018), Why Has Economic Growth Slowed When Innovation Appears to be Accelerating? NBER Working Paper. No.24554.
19. Graetz G., Michaels G. (2018), Robots at Work. *Review of Economics and Statistics*. 100(5):753–768.
20. Gries T., Naudé W. (2018), Artificial Intelligence, Jobs, Inequality and Productivity: Does Aggregate Demand Matter? IZA Discussion Paper. No.12005.
21. Remes J., Mischke J., Krishnan M. (2018), Solving the Productivity Puzzle: The Role of Demand and the Promise of Digitization. *International Productivity Monitor*. (35):28–51.

(责任编辑:李玉柱)