

智能技术渗透、劳动力市场变革与技术红利释放

尹彦辉 缪言 孙祥栋

[摘要] 运用国际机器人联合会数据,经验分析了人工智能应用影响中国劳动力就业和收入的典型化事实,并构建包含人工智能的一般均衡分析框架,从长期视角考察智能技术渗透过程中引致的劳动力市场变革和收入份额变迁的阶段性特征。研究发现:当前,我国人工智能应用还处于“机器换人”阶段。长期来看,人工智能对就业的影响仍以替代效应为主,劳动收入份额在人工智能广化过程中持续降低,但劳动者工资和收入水平会提升,促进劳动力福利水平增益。综合来看,劳动要素可共享技术红利,但共享程度不及资本要素。并且,技术红利的释放存在门槛效应,仅当人工智能渗透度达到一定规模时,即实现由“机器换人”到“人机协同”的蜕变,其生产率效应才得以充分释放。

[关键词] 人工智能;就业;劳动收入份额;技术红利;数字经济

中图分类号:F127

文献标识码:A

文章编号:1004—3926(2024)07—0102—14

基金项目:教育部人文社科一般项目“数智技术影响收入分配的机理、效应与对策研究”(23YJA790058)、山东省高等学校青年创新团队“数字经济赋能共同富裕创新团队”(2022RW052)、山东省社科规划项目“重大理论和现实问题协同创新研究专项”(23CCXJ09)阶段性成果。

作者简介:尹彦辉,山东管理学院经贸学院副教授,数量经济学博士,研究方向:宏观经济政策评价。山东济南 250100 缪言,天津师范大学经济学院副教授,数量经济学博士,研究方向:宏观经济波动与政策评价。天津 300387 孙祥栋,北京化工大学经济管理学院教授,经济学博士,研究方向:区域经济。北京 100029

一、引言与文献综述

2023年9月,习近平总书记在黑龙江考察时强调,要整合科技创新资源,引领发展战略性新兴产业和未来产业,加快形成新质生产力。新质生产力有别于传统生产力,是现有生产力的跃升,涉及领域新、技术含量高。新质生产力中的“新”,指新技术、新模式、新产业、新领域、新动能。随着大数据、深度学习等相关领域知识研究的兴起,以及计算机、云计算功能和硬件设备的创新,人工智能技术作为新质生产力的重要代表,在全球迎来了快速发展和应用浪潮,但与此同时,智能技术应用对劳动力市场和收入分配格局也会产生深刻影响(王永钦等,2020)。^[1]党的二十大报告提出“居民收入增长和经济增长基本同步”,“劳动报酬提高与劳动生产率提高基本同步”。但目前中国的劳动收入份额低于世界平均水平,且城乡、区域、行业间差异较大,不利于缩小收入差距和实现共同富裕。促进高质量就业、维持劳动收入份额的相

对稳定,是实现发展成果由人民共享、推进共同富裕的现实要求。在此背景下,系统性把握智能技术应用对劳动力市场的影响及其与共同富裕目标的关系,有着重要的理论与现实意义。

我国高度重视新一轮技术革命带来的战略机遇,2015年,《国务院关于积极推进“互联网+”行动的指导意见》就提出“人工智能作为重点布局的11个领域之一”,2017年,国务院印发《新一代人工智能发展规划》,提出了人工智能三步走战略……党的二十大报告指出,“推动战略性新兴产业融合集群发展,构建新一代信息技术、人工智能、……等一批新的增长引擎”。人工智能技术开始越来越多地融入生产环节,并呈现出快速扩张的趋势。中国作为全球重要的人工智能产业中心,2022年产业规模为2056.3亿元,同比增长13.6%,增速超过全球平均水平,并且,作为人工智能在生产中的主要应用,中国工业机器人安装数量增速连续九年居世界第一,2022年,中国占全

球新增工业机器人安装量的 50% 以上。但仍需注意,我国工业机器人的应用时间还比较短,工业机器人密度还远低于美日等国家,这意味着人工智能应用的广度和深度均有较大拓展空间。

区别于以往技术变革,人工智能的智能化和强渗透性特征会引起劳动方式变革,其迅猛发展会对劳动力市场产生巨大冲击并重塑劳动力就业形态,也会对劳动收入产生影响,引发社会对于“机器换人”的焦虑。近年来,学者们围绕智能技术与劳动力市场变革做了大量研究,这方面研究主要围绕智能技术对劳动力需求和工资的影响展开,但研究结论尚未达成一致。

国内外学者主要从人工智能的替代效应和就业创造效应展开讨论。部分学者认为机器人应用会扩大资本的任务边界,实现对传统劳动力的替代,引致劳动力需求和工资水平降低(Brynjolfsson et al, 2014)^[2]、劳动收入份额下降(何小钢等, 2023)^[3]Sachs(2015)认为机器人使用会降低劳动力需求,进而使得人力资本投资减少,社会福利降低;^[4]Dinlersoz & Wolf(2018)基于美国制造业调查数据的分析发现,智能化程度越高的企业,劳动收入的占比越低;^[5]Lin & Weise(2019)将智能技术纳入一般均衡分析框架中,发现智能技术在降低劳动收入份额的同时,还会抑制经济增长;^[6]闫雪凌等(2020)基于我国制造业数据的实证研究发现,机器人应用对劳动力的替代弹性为 4.6;^[7]这在孔高文(2020)基于国际机器人联盟数据的实证中进一步得到验证,他发现工业机器人的使用对劳动力的替代效应显著;^[8]程虹等(2021)基于中国企业调查数据研究发现,机器人使用会导致劳动收入份额下降约 4%。^[9]

部分学者则持相反观点,认为以工业机器人为代表的智能技术对就业存在一定程度的替代,但智能技术应用的同时还会发挥就业创造效应,整体上促进就业和工资的提升。Acemoglu & Restrepo(2018)指出美国 1980 - 2010 年就业增长量的一半均源自就业创造效应;^[10]邓洲(2019)认为工业机器人对就业的长期影响是正向的;^[11]肖土盛等(2022)认为智能技术在替代低技能劳动者的同时,也会增加对高技能劳动者的需求,进而提升企业劳动收入份额;^[12]邸俊鹏等(2023)基于省级制造业工业机器人数据的研究发现,工业机器人使用的就业创造效应强于替代效应,显著提升了劳动力市场的整体就业和工资水平。^[13]

现有研究刻画智能技术的方式主要有两种,一种是 Autor et al. (2003)提出的任务式模型,将智能技术视为对生产任务中劳动力的替代技术,基于技术与劳动在差异化任务中的比较优势探讨其对劳动力市场的冲击。^[14]另一种是将智能技术视为生产要素的拓展技术(郭凯明,2019),其对劳动力或传统资本的影响取决于二者之间的替代弹性。^[15]但现有研究对劳动、资本与智能技术间的替代和互补关系的刻画不够细致,进而导致其对劳动力市场的影响存在分歧。

区别于现有文献,本文试图从经验层面系统分析智能技术对劳动力就业和收入的影响,以期准确把握人工智能对劳动力市场的影响,进而根据人工智能技术在生产方式变革中兼具劳动与资本属性的特征,将其纳入一般均衡分析框架,基于理论演绎研判智能技术未来发展对劳动力市场的作用路径,寻找技术红利释放的阈值,为充分释放新质生产力潜质,赋能高质量发展提供理论依据。

本文的边际贡献在于:一是有别于现有文献仅关注当前人工智能应用对就业规模或劳动收入份额的影响,本文将研究问题扩展至人工智能应用广度和深度的动态演化过程中劳动力市场与收入份额的稳态变化,从长期视角考察人工智能应用广度和深度冲击对劳动力市场的影响,识别人工智能发展影响宏观经济和劳动力市场变革的长期效应。二是基于人工智能通用性应用特征,考虑人工智能应用引致的生产技术的结构性变化,将人工智能对传统劳动力的替代扩展至对传统生产技术的替代,以准确地刻画人工智能参与生产的技术特征。三是本文基于一般均衡分析框架下的数值模拟,试图识别人工智能技术红利充分释放,发挥经济增长和就业创造效力的人工智能应用广度阈值。本文有助于科学研判人工智能发展趋势,识别人工智能应用对宏观经济和劳动力市场的冲击效应,正确应对当前“机器换人”到“人机协同”阶段过渡的社会焦虑。

二、智能技术影响就业与劳动收入份额的效应评估

为识别现阶段人工智能应用的就业效应及其对劳动收入份额的影响,为后文理论分析提供现实依据,需要利用微观数据进行经验分析。基于此,本文利用 2011 - 2019 年国际机器人联合会(IFR)与 A 股上市公司数据,实证检验人工智能应用对就业、劳动收入份额的具体影响,并进而识

别当前人工智能对劳动力市场的影响。

(一) 计量模型设定与数据说明

1. 计量模型设定

为检验人工智能应用对劳动力市场的实际影响,本文借鉴李琳等(2023)、王永钦等(2023)^[16]、姚笛等(2023)^[17]的处理方式,设定基准模型如下:

$$Y_{ist} = \beta_0 + \beta_1 AI_{st} + \beta_2 Control_{ist} + \delta_i + \delta_t + \varepsilon_{ist} \quad (1)$$

本文分别从就业和劳动收入份额两个方面探讨人工智能应用对劳动力市场的影响。使用企业员工总数衡量就业水平 N_{ist} , 借鉴王雄元等(2017)^[18]、王静等(2022)^[19]的做法,以员工劳动收入与营业总收入的比值衡量劳动收入份额 LS_{ist} ; AI_{st} 表示人工智能渗透度,借鉴 Acemoglu

和 Restrepo(2020)^[20]、王林辉等(2023)^[21]的处理方式,使用机器人存量数据构建人工智能渗透度 AI_{st} ; $Control_{ist}$ 为控制变量集,控制变量的选取借鉴方明月等(2022)^[22]、姚笛等(2023)^[17]的研究,主要包括使用总负债与总资产的比值测度的资产负债率(Lev),使用上市公司总资产进行测度企业规模($Scale$),使用营业盈余与营业收入的比值进行测度价格加成率($Markup$),使用企业总收入的赫芬达尔-赫希曼指数予以测度的市场竞争(HHI),使用LP方法进行测算企业生产率水平(TFP)与企业年龄(Age); i 、 s 、 t 分别表示公司、行业和年份, δ_i 和 δ_t 分别为企业和年份固定效应。上述变量的描述性统计见表1。

表1 描述性统计

变量	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
W	15,571	11.06	5.65	3.11	36.79
N	15,571	17.06	21.69	0.34	314.83
LS	14,185	0.38	0.08	0.02	0.57
AI	15,571	37.83	62.43	0.003	230.52
Lev	15,571	0.41	0.21	0.05	0.95
Scale	15,571	3.64	1.26	1.20	7.51
Markup	15,568	1.10	0.44	0.49	3.20
HHI	15,371	0.11	0.06	0.01	0.38
TFP	15,568	3.36	0.30	2.52	4.30
Age	15,571	17.30	5.33	5	31

注:作者根据样本数据整理所得。

2. 数据来源

本文以中国沪深两市A股上市公司作为研究样本,企业数据来自于Wind数据库和国泰安(CSMAR)数据库。生产过程中,工业机器人是人工智能应用的主要载体,故借鉴姚笛等(2023)^[17]、王永钦等(2023)^[23]的处理方式,选取国际机器人联合会(IFR)的工业机器人数据刻画人工智能渗透度。将CSMAR数据库中行业代码与《GB/T4754-2002 国民经济行业分类与代码》进行调整,并进一步基于其与《国际标准行业分类(第四版)》的

对应关系,将IFR机器人数据与中国行业数据进行匹配。匹配后最终得到2844家公司15571条数据。本文涉及到GDP平减指数、固定资产投资价格指数、工业生产者购进价格指数、工业生产者出厂价格指数等采用平减指数=上一年平减指数*本年价格指数(上年价格=100)计算,基期为2011年。

(二) 实证结果分析

1. 基准回归结果

表2 基准回归结果

	就业		劳动收入份额	
	(1)	(2)	(3)	(4)
AI	-0.0135** (0.0057)	-0.0117** (0.0058)	-0.0003*** (0.0001)	-0.0003*** (0.0001)
Scale		2.8070*** (0.7763)		-0.0157 (0.0114)

	就业		劳动收入份额	
	(1)	(2)	(3)	(4)
HHI		-8.3864 (6.5226)		-0.2343 (0.1542)
MKP		12.8975*** (3.2895)		-0.2256*** (0.0352)
Age		-0.9569 (0.7768)		0.0124 (0.0159)
Lev		-3.9248 (2.6374)		0.0561 (0.0432)
TFP		-8.6011** (4.0949)		0.6687*** (0.0505)
常数项	17.6576*** (0.3554)	39.1695*** (15.0859)	-0.0697*** (0.0061)	-2.1604*** (0.2596)
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	15571	15368	14185	14182
拟合优度	0.0039	0.0058	0.0204	0.0336

注：括号内为稳健标准误。*、**、***分别表示在10%、5%、1%水平上显著。下同。

表2汇报了基准回归的结果,其中,第(1)、(3)列为仅加入人工智能、企业和年份固定效应的估计结果,第(2)、(4)列为进一步加入控制变量的估计结果。列(1)结果显示,人工智能渗透度的估计系数在5%统计水平上显著为-0.0135。在加入一系列控制变量后,列(2)显示该系数依然显著为负。据此可得,现阶段人工智能的应用对就业存在显著的负向替代效应。结合上文模拟分析可进一步判断,当前人工智能渗透度还未达到门槛值,人工智能渗透度尚待进一步提升,以刺激其就业创造效应的发挥。列(3)结果显示,人工智能渗透的估计系数在1%统计水平上显著为-0.0003。列(4)在加入一系列控制变量后,该系数依然显著为负,由此可得,当前人工智能应用对劳动收入份额的影响仍以负向影响为主,这也与前文的模拟

分析结果一致。

2. 内生性处理

虽然上述回归结果较为稳健,但基准模型仍可能存在双向因果或遗漏变量的问题,进而由内生性问题导致估计结果有误,基于此,本文选取工具变量,基于两阶段最小二乘法进行估计以规避潜在的内生性问题。借鉴Acemoglu & Restrepo (2020)^[20]、王林辉等(2023)^[21]的处理方式,使用同时期美国相同行业的工业机器人安装存量作为工具变量(IV)。一方面,中国和美国在人工智能领域均处于全球领先地位,因而中国和美国的机器人应用的相关度较高。另一方面,美国的机器人应用只会影响美国的劳动力市场,因此,工具变量满足了相关性和排他性要求。

表3 工具变量估计结果

	就业		劳动收入份额	
	(1)第一阶段	(2)第二阶段	(3)第一阶段	(4)第二阶段
	AI	N	AI	LS
IV	0.6495*** (0.0133)		0.6515*** (0.0132)	
AI		-0.0141** (0.0057)		-0.0003*** (0.0001)
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
K-P F-stat	2393.01	—	2406.80	
观测值	15389	15389	14082	14082

根据表3第(1)、(3)列的第一阶段估计结果可得,作为工具变量的美国工业机器人应用与中国机器人应用高度相关,在1%的水平上显著为正,且弱工具变量检验值远大于临界值,拒绝了弱工具变量假设。列(2)为就业水平为因变量的第二阶段回归结果,人工智能系数仍在5%水平上显著为负,这表明在考虑内生性后人工智能对就业仍呈现挤出效应。由列(4)的估计结果可发现,进行内生性处理后,估计结果仍与基准回归保持一致,人工智能应用对劳动收入份额的影响系数仍在1%水平上显著为负。

3. 稳健性检验

为使本文研究结论更为可信,本文从以下几

个方面进行稳健性检验:(1)替换核心解释变量。基准模型中,本文选取IFR发布的机器人安装存量AIF作为人工智能渗透度的代理变量,进一步地,本文使用机器人安装流量作为人工智能应用的代理变量,进行稳健性检验。(2)改变样本范围。当前人工智能主要应用领域为制造业,故本文进一步缩小样本范围,将研究聚焦到制造业行业。(3)异质性考察。人工智能作为有偏技术进步,对劳动力市场的影响也存在差异,因此本文分别从企业性质和行业性质两方面对其影响的差异进行考察。其中,企业性质按所有制形式分为国有企业和非国有企业,行业性质按要素密集程度分为劳动密集型和资本密集型企业。

表4 就业的稳健性检验结果

	替换变量	调整样本	企业性质		行业性质	
	(1) 机器人安装流量	(2) 制造业	(3) 国有	(4) 非国有	(5) 劳动密集	(6) 资本密集
AI		-0.0118 ** (0.0055)	-0.0104 (0.0101)	-0.0154 ** (0.0071)	-0.0799 (0.1596)	-0.0122 ** (0.0054)
AIL	-0.0366 *** (0.0108)					
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	15568	13621	4789	10779	3080	12488
拟合优度	0.0071	0.0009	0.0127	0.0022	0.0116	0.0025

表4的列(1)汇报了核心解释变量替换为机器人存量的估计结果,可以看出,此时人工智能应用对就业的影响仍显著为负,与前文结论一致。列(2)为将研究样本调整为制造业时的估计结果,可以发现,人工智能对就业的挤出效应在制造业领域同样显著。将上市公司按所有制性质进行的异质性分析结果见列(3)和列(4)。可以发现,人工智能应用对国有企业就业的影响为负但不显著,对非国有企业就业的挤出效应显著。这说明,国有企业在实现人工智能技术应用的同时,还注重承担社会责任,考虑到数智化转型中的员工就

业问题。非国有企业在应用人工智能时更加注重效率与利润,在“机器换人”提升效率的同时,引致就业下降。将上市公司按行业要素密度进行的异质性分析结果见列(5)和列(6)。可发现,人工智能应用在资本密集型企业中对就业的挤出效应显著,在劳动密集型企业中的影响为负但不显著。原因是当前资本密集型企业的人工智能渗透度高,在生产中更加依赖自动化设备,对就业挤出程度较高。而劳动密集型企业当前的人工智能渗透度较低,且劳动与资本的替代弹性较低,导致“机器换人”的程度不高。

表5 劳动收入份额的稳健性检验结果

	替换变量	调整样本	企业性质		行业性质	
	(1) 机器人安装流量	(2) 制造业	(3) 国有	(4) 非国有	(5) 劳动密集	(6) 资本密集
AI		-0.0003 *** (0.0001)	-0.0002 ** (0.0001)	-0.0003 ** (0.0002)	0.0018 (0.0019)	-0.0003 *** (0.0001)
AIL	-0.0021 *** (0.0108)					
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	14182	12365	4588	9594	2811	11371
拟合优度	0.0342	0.0330	0.0507	0.0126	0.0288	0.0355

由表5列(1)和列(2)可知,当核心解释变量替换为机器人存量,或将研究样本调整为制造业时,人工智能应用对劳动收入份额的影响均与前文结论一致,显著为负。将企业分为国有企业和非国有企业的异质性分析结果见列(3)和列(4)。可以发现,人工智能应用对国有企业和非国有企业劳动收入份额的影响均显著为负,但对国有企业劳动收入份额的负向影响小于非国有企业。将企业分为资本密集型和劳动密集型行业的异质性分析结果见列(5)和列(6),在资本密集型企业中,人工智能应用对劳动收入份额的影响显著为负,在劳动密集型企业中其影响为负但不显著。这是由于资本密集型行业企业更加依赖机器生产,智能化水平较高,进而企业劳动收入份额较低。上述检验的结果显示,本文的核心结论依然成立。

三、模型构建

前文的经验分析识别了当前阶段人工智能的应用和发展对劳动力市场影响的影响,为厘清不同发展阶段的人工智能对劳动力市场和收入分配状况的影响,本文进一步构建理论分析框架进行分析。数智化革命是新质生产力的技术前提,新质生产力有别于传统生产力,是现有生产力的跃升,人工智能作为新质生产力的重要代表,其以云计算、大数据等为代表的数字技术和以智能机器人、机器学习等为代表的智能技术驱动特征,不仅体现为传统劳动力的替代,还呈现出进行自主生产的资本属性。人工智能创新的生产方式变革兼具劳动与资本属性,是对传统生产技术的替代。因此,本文将人工智能作为替代传统生产技术的自动化生产资本引入一般均衡模型,构建包含家庭与厂商部门的一般均衡分析框架。其中,家庭部门向厂商部门提供劳动、传统物质资本和人工智能资本,厂商一方面使用物质资本和劳动在传统生产技术上生产,一方面依托人工智能资本使用新技术进行生产。

(一) 家庭部门

家庭部门从消费和闲暇中获得效用,可通过跨期的消费与劳动决策平滑生命周期内收入,实现自身效用最大化:

$$E_0 \sum_{t=0}^{\infty} \beta^t [\omega \ln C_t - (1-\omega) \ln N_t] \quad (2)$$

其中, E 表示期望, β 为时间贴现因子, C_t 为

家庭的商品消费, N_t 为家庭的劳动供给, ω 和 $(1-\omega)$ 分别表示消费和劳动的负效用在效用函数中的权重。家庭面临的预算约束为:

$$C_t + I_t + I_t^A + B_t = W_t N_t + r_t^K K_{t-1} + r_t^A A_{t-1} + r_{t-1} B_t \quad (3)$$

其中, I_t 为传统资本投资, I_t^A 为人工智能资本投资, B_t 为家庭持有的政府债券, W_t 为工资水平, K_t 和 A_t 分别表示传统物质资本和人工智能资本存量, r_t^K 和 r_t^A 分别为无风险利率、传统物质资本与人工智能资本的收益率。家庭部门收入来源于劳动供给收入 $W_t N_t$,债券收入 $r_{t-1} B_t$ 、出租传统物质资本和人工智能资本的收益 $r_t^K K_{t-1}$ 和 $r_t^A A_{t-1}$ 。其中,传统物质资本的动态演化方程为:

$$K_t = (1-\delta_k) K_{t-1} + \mu_k I_t \quad (4)$$

人工智能资本的积累方程为:

$$A_t = (1-\delta_a) A_{t-1} + \mu_a I_t^A \quad (5)$$

其中, δ_k 和 δ_a 分别为传统物质资本和人工智能资本的折旧率, μ_k 和 μ_a 分别表示传统物质资本和人工智能资本的折旧率。在预算约束、资本积累方程和智能资本积累方程约束下,通过构建拉格朗日函数可求得家庭部门消费、传统物质资本投资以及人工智能资本投资决策的最优条件:

$$\frac{\omega}{1-\omega} N_t = \frac{C_t}{W_t} \quad (6)$$

$$\frac{C_t}{C_{t+1}} = \beta(1-\delta_k + r_t^K) \quad (7)$$

$$\frac{C_t}{C_{t+1}} = \beta(1-\delta_a + r_t^A) \quad (8)$$

(二) 厂商部门

在完全竞争市场中,最终产品生产厂商将其从中间产品厂商购买的中间产品 Y_t^i ,基于CES生产函数,加工为同质化的最终产品 Y_t :

$$Y_t = \left(\int_0^1 Y_t^{i(\varphi-1)/\varphi} di \right)^{\varphi/(\varphi-1)} \quad (9)$$

其中, φ 为差异化中间产品之间的替代弹性。中间产品之间的替代弹性决定了零售厂商对商品价格的垄断程度。基于最终产品市场的完全竞争特性, 求解最终产品厂商的最优化问题, 可得最终

产品的价格指数为 $P_t = \left[\int_0^1 P_t^{i(1-\varphi)} di \right]^{1/(1-\varphi)}$, 其对

中间产品的需求为 $Y_t(j) = (P_t/P_t(j))^{\varphi} Y_t$ 。

在生产函数中对人工智能进行合理刻画是研究人工智能发展对要素收入分配格局影响的关键。现有研究或在 Zeira(1998) 任务式模型中,^[24] 引入鲍莫尔成本病思想 (Aghion et al., 2017)^[25], 通过自动化生产任务在所有任务中的比重, 刻画人工智能的发展水平及其对劳动力的替代关系 (葛伟、肖涵, 2022)^[26]。或将人工智能作为生产要素, 以智能资本的形式引入生产函数, 有别于传统资本与劳动力互补的设定, 多将人工智能资本作为劳动力的替代要素或传统资本的互补要素。但是, 人工智能是一种通用技术, 其在赋能智能制造、实现自动化生产的过程中, 不单是对传统劳动力的简单替代或是提高劳动生产效率的辅助性工具, 人工智能在促进制造业全流程的智能化、自动化的自主生产过程中, 还实现了对传统资本的替代。人工智能创新的生产方式变革兼具劳动与资本属性, 是对传统生产技术的替代。基于此, 本文基于传统生产技术和人工智能技术构建生产函数, 其中传统生产技术中使用传统资本和劳动进行生产, 人工智能技术使用人工智能资本进行生产, 以更准确刻画当前人工智能技术与传统生产技术中传统资本和劳动力间的替代关系。中间产品生产厂商的生产函数设定为嵌套 CES 生产函数:

$$Y_t(j) = \left[\theta (AI_t)^{\phi} + (1-\theta) Z_t^{\phi} \right]^{\frac{1}{\phi}} \quad (10)$$

其中, Z_t 为基于传统技术使用传统资本和劳动进行生产的部分, AI_t 为进行自动化生产的人工智能资本。 $\theta \in [0, 1]$ 为两种技术的分布参数, 其中, 参数 θ 为人工智能技术在总生产函数中的份额, 用来刻画人工智能技术的渗透度。当 $\theta=1$ 时, 表示完全采用人工智能资本进行生产, 当 $\theta=0$ 时, 表示沿用传统的生产技术进行生产。 ϕ 表示人工

智能技术对传统技术的替代关系, $\psi=1/(1-\phi)$ 为人工智能技术对传统技术的替代弹性。传统技术生产函数设定为:

$$Z_t = \left[\eta K_t^{\gamma} + (1-\eta) N_t^{\gamma} \right]^{\frac{1}{\gamma}} \quad (11)$$

其中, $0 < \eta < 1$ 表示传统资本在生产中的所占份额, 定义传统资本与劳动间的替代弹性为 $\nu=1/(1-\gamma)$ 。当二者为替代关系时 $\nu > 1$, 二者为互补关系时 $0 < \nu < 1$ 。传统资本与劳动为互补关系, 故二者间替代弹性 $0 < \nu < 1$ 。人工智能技术对传统技术的替代弹性 $\psi > 1$, 这表示人工智能技术对传统资本和劳动的替代性特征。其中, 当替代弹性均为 1 时, 生产函数演变为标准版的柯布-道格拉斯生产函数 $Y_t(j) = AI_t^{\theta} K_t^{\eta(1-\theta)} N_t^{(1-\eta)(1-\theta)}$ 。求解中间产品厂商的成本最小化问题, 可得如下阶段条件:

$$r_t^K = \eta(1-\theta) Y_t(j)^{1-\phi} Z_t^{\phi-\gamma} K_t^{\gamma-1} \quad (12)$$

$$r_t^A = \theta Y_t(j)^{1-\phi} (AI_t)^{\phi-1} \quad (13)$$

$$W_t = (1-\eta)(1-\theta) Y_t(j)^{1-\phi} Z_t^{\phi-\gamma} N_t^{\gamma-1} \quad (14)$$

(三) 货币部门

本文设定货币部门采取价格型货币政策, 遵循根据通货膨胀与产出缺口调整名义利率 R_t 的泰勒规则:

$$\frac{r_t}{r_{ss}} = \left(\frac{r_{t-1}}{r_{ss}} \right)^{\rho_r} \left[\left(\frac{\pi_t}{\pi_{ss}} \right)^{\rho_{\pi}} \left(\frac{Y_t}{Y_{ss}} \right)^{\rho_y} \right]^{1-\rho_r} \quad (15)$$

其中, Y_t 为经济社会总产出, r_{ss} 、 π_{ss} 和 Y_{ss} 分别为利率、通货膨胀与总产出的稳态水平, ρ_R 、 ρ_{π} 和 ρ_y 分别为利率平滑系数、利率对通胀缺口与产出缺口的反应系数。

(四) 市场出清与收入分配

一般均衡状态下, 市场出清条件为:

$$Y_t = C_t + I_t + I_t^A \quad (16)$$

进一步地, 为更直观地甄别人工智能技术的收入分配效应, 本文从要素收入分配视角出发, 构建劳动收入份额 LS_t 、资本收入份额 KS_t 与人工

智能资本收入份额 AS_t 指数探讨人工智能发展的功能性分配效应及其作用机理。其中劳动份额指数 LS_t 定义为:

$$LS_t = \frac{W_t N_t}{Y_t} = (1-\eta)(1-\theta)Y_t(j)^{-\phi} Z_t^{\phi-\gamma} N_t^\gamma \quad (17)$$

$$KS_t = \frac{r_t^K K_t}{Y_t} = \eta(1-\theta)Y_t(j)^{-\phi} Z_t^{\phi-\gamma} K_t^\gamma \quad (18)$$

$$AS_t = \frac{r_t^A AI_t}{Y_t} = \theta Y_t(j)^{-\phi} (AI_t)^\phi \quad (19)$$

四、参数校准

本文主要借鉴国内现有研究并结合中国现实经济数据的估算对参数进行校准。本文参考潘敏和周闯(2019)的处理方式,使用2000年1月至2021年12月银行间同业拆借利率的季度化转换数据校准时间贴现因子 β 为0.989。^[27] 参考戴玲和张佐敏(2021),将消费在效用函数中的权重 ω 设为0.5。^[28] 对于差异化中间产品之间的替代弹性 ϕ ,大多文献的取值范围在3-8之间,本文校准为6(尹彦辉等,2023)。^[29] 对于传统资本在传统生产中的所占份额 η ,参照王胜等(2019)^[30]、尹彦辉等(2022)^[31] 取值为0.5。袁礼等(2018)^[32] 估算发现发展中国家的要素替代弹性介于0.965和1之间,根据传统资本与劳动间的互补关系,并结合刘洋等(2023)^[33],将传统资本与劳动力间的替代弹性设定为0.96。对于传统物质资本折旧率 δ_k ,一般基于10年的使用年限校准为0.025,而人工智能资本与传统物质资本不同,其基于大数

据和云计算、物联网、智能机器人、5G等技术的迭代快于物质资本,依托计算机、软件设备等硬件设施贬值速度也高于传统物质资本,本文参考 Abelianisky 等(2020),将人工智能资本折旧率 δ_a 设为0.05。^[34]

对于两种技术的分布参数,表示人工智能技术和传统技术在总生产函数中的所占份额。其中 θ 为人工智能技术在生产中的渗透度,用来刻画人工智能应用的广化程度。囿于数据可得性,目前无法对我国现有人工智能渗透度进行准确校准。结合现有人工智能发展规模及其趋势,将人工智能渗透度作为变参进行模拟,设定其取值范围为1%-60%。对于为人工智能技术对传统技术的替代弹性 ψ ,其取值应大于1,以反映人工智能技术对传统技术间替代,替代弹性的取值反映了人工智能技术对传统技术的替代强度,即人工智能应用的深化程度,本文将其取值范围设为1.5-4。以分别从人工智能应用广化和深化两个层面对其政策效应进行模拟分析。

五、数值模拟分析

理论模型设定中,人工智能技术的渗透度反映了其应用的广化程度,人工智能技术对传统技术的替代弹性反映了其技术水平,即人工智能应用的深化程度。本部分基于上述理论模型与参数校准结果进行数值模拟分析,探究人工智能应用广化及深化过程中宏观经济变量与收入分配格局的演变特征,识别人工智能发展对经济增长、就业与收入分配的影响。

(一)人工智能应用广化对经济系统影响的动态模拟分析

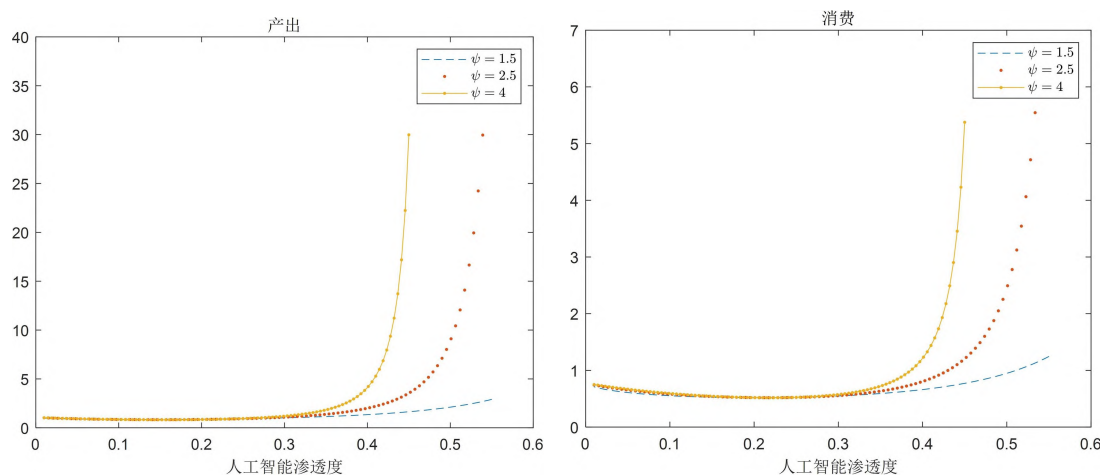


图1 人工智能渗透度与主要经济变量的模拟结果

为考察人工智能应用广化的影响,本文基于人工智能技术渗透度的演变过程中经济变量稳态值的变化进行分析。设定人工智能渗透度的取值范围为1%–60%,同时,为观察人工智能应用深化在其广化过程中的差异性特征,分别将人工智能技术对传统技术的替代弹性 χ 取值为1.5、2.5、4。根据模拟结果可发现,伴随着人工智能渗透度的增加,产出水平上升。但需要注意的是,在人工智能技术渗透度低于30%时,产出的稳态水平并无显著变化,且不同技术替代弹性所表征的不同人工智能技术深化程度也趋于一致,这意味着人工智能技术渗透率较低时,其拉动经济增长的效果与传统技术相比并无显著差异,且人工智能深化对经济的刺激效应也无法释放。这与Acemoglu等(2018)基于工作任务自动化视角下发现自动化发展存在短期生产率“停滞”的结论相一致。^[10]当人工智能技术渗透度高于30%时,产出增长较快,此时,人工智能技术带来的正向生产率效应得以释放,同时,人工智能技术对传统技术的替代弹性越大,即人工智能技术渗透程度越高时,其促进产出增长的效应越强。这说明,人工智能应用对经济生产总值的提升作用存在门槛效应,当人工智

能渗透度达到门槛值后,人工智能技术应用引致的生产率效应才得以释放。这一方面是由于人工智能技术的开发过程中存在较高的成本,且技术更新速度较快,人工智能应用广化程度较低时,社会负担较重导致其刺激经济效果较弱。另一方面可能是人工智能应用广化程度较低时,处于“机器换人”的初始阶段,人工智能的资本集聚效应和人力资本效应未释放出来,引致其对生产效率提升效果不显著,当人工智能渗透度达到相应规模时,人工智能和人力资本同频共振,“人机协同”效应凸现,实现了生产效率的飞跃。

与经济增长的变化趋势相似,人工智能应用广化对社会整体消费水平的拉动存在门槛效应。即人工智能技术渗透度低于30%时,人工智能应用广化对消费的刺激效果不显著,当技术渗透度高于门槛值时,人工智能技术发展的生产率效应红利凸现,社会整体消费水平得到极大提升。并且,人工智能技术对传统技术的替代弹性越高,其带来的生产率效应越强,对社会整体消费的刺激效果就越强。

(二)人工智能应用广化对劳动力市场影响的动态模拟分析

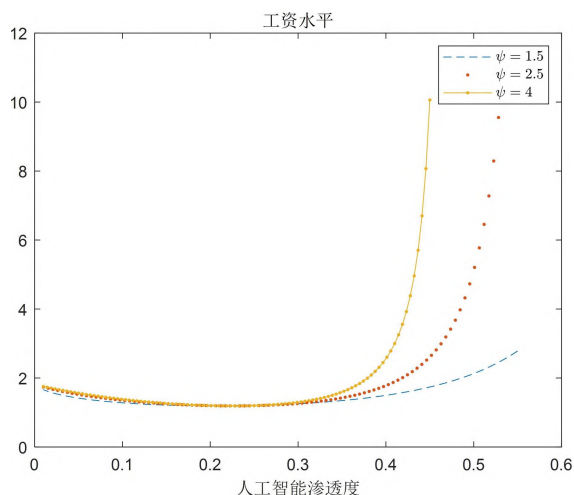
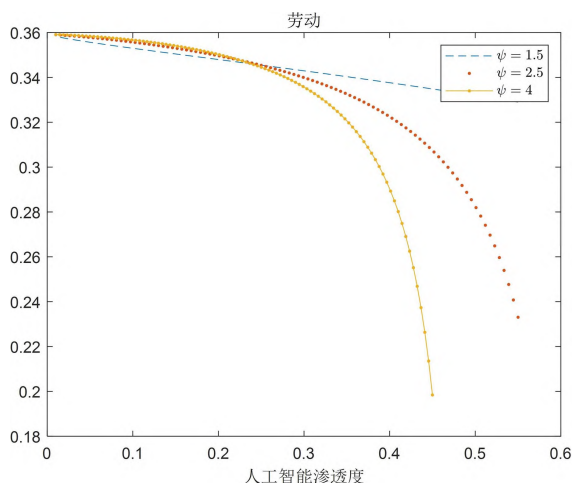


图2 人工智能渗透度与劳动和工资的模拟结果

由图中劳动的动态演化可以发现,与人工智能应用广化刺激经济增长时存在门槛效应不同,伴随着人工智能技术渗透度的提升,劳动力需求持续下降。一方面,由于人工智能技术应用是对传统技术的替代,其在效率、安全、成本等方面的优势和通用性特征不断拓展其应用边界,会替代传统技术在生产中的份额,并显著提高劳动生产率,降低商品生产的社会必要劳动时间,将劳动力从相应的岗位挤出,显著地减少劳动的市场需求,

对要素市场造成极大冲击。另一方面,人工智能技术在应用过程中,不仅伴随着就业替代,还会催生与新技术相匹配的新工作,即就业创造效应。根据模拟分析结果,在人工智能技术引致的就业创造效应和就业替代效应中,就业替代效应占主导。并且,人工智能技术对传统技术的替代弹性越高,即人工智能技术水平越高时,其对劳动的替代效应就越强。

伴随着技术渗透度的提升,工资水平整体呈

“先抑后扬”的趋势,既会引发工资下降,也会因为劳动力素质提升导致工资上涨。人工智能技术影响生产效率和劳动力市场供求关系,进而对工资水平产生影响。人工智能资本扩大其任务边界,发挥就业替代效应时,会导致劳动力工资水平下降。其在发挥其就业创造效应时,一方面由于生产效率的提高提升劳动力需求,进而刺激工资上涨。另一方面,与新技术相匹配的新工作对技能要求更高,新技术倒逼劳动力技能提升,故工资水平也会增加。根据模拟结果可以发现,当人工智能技术渗透度低于20%时,工资水平呈缓降趋势,

此时主要为人工智能就业替代引致的工资下行压力。与人工智能资本拉动经济增长相一致,当人工智能技术渗透度高于30%时,工资水平显著提升,这是由于人工智能广化程度达到相应规模后,劳动力技能水平也相应提升,生产率效应和就业创造效应得以充分释放(王永钦等,2023)^[23]。并且,表征不同替代弹性的工资水平呈分化趋势,人工智能技术对传统技术的替代弹性越高,工资水平上涨越快,这是由于人工智能技术水平越先进,其对劳动力技能要求越高,相应的工资水平也就越高。

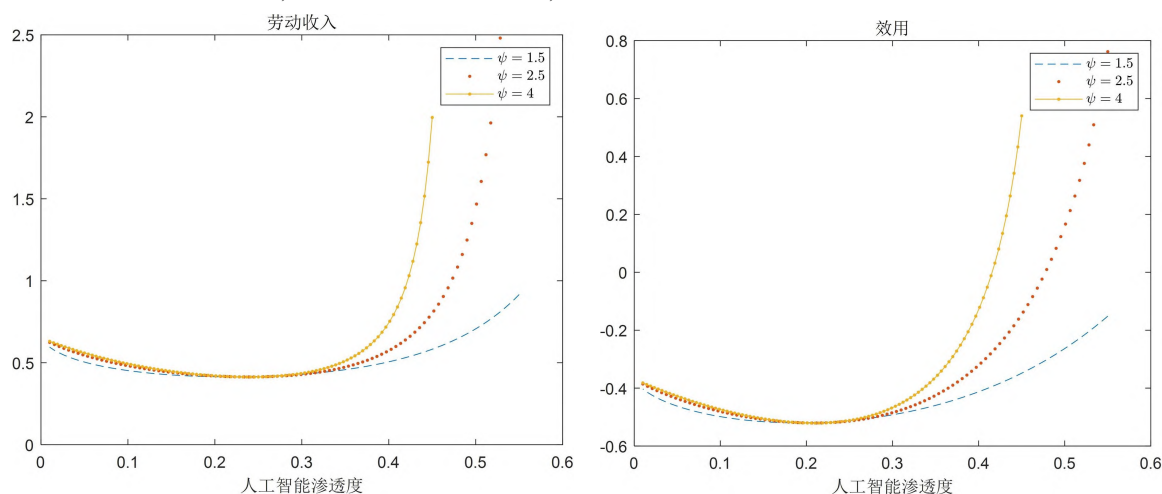


图3 人工智能渗透度与收入和效用的模拟结果

在人工智能应用广化过程中,劳动收入水平呈“U”型趋势。劳动收入由工资和就业两部分共同决定,当人工智能技术发展水平较低时,人工智能使用导致机器换人,产生就业替代效应,并引发工资水平下降压力,因此劳动收入水平呈下降趋势。当人工智能技术渗透度高于30%时,其就业替代效应依旧显著,但技术进步倒逼劳动力素质提升,提升劳动效率,推动产业结构升级,工资水平大幅上涨,进而导致劳动收入大幅提升。此时,工资在劳动收入水平发挥决定性作用,因此,结合人工智能技术对工资的影响,技术水平越先进,相应的劳动收入水平也就越高。

与劳动收入水平相似,家庭部门效用水平呈先抑后扬的“U”型趋势。家庭效用水平取决于其消费水平和劳动时间,人工智能技术对劳动的挤出效应显著,这减缓了初期家庭效用水平的下降。但人工智能应用对消费水平的提升存在门槛效应,在人工智能发展初期,由于劳动收入降低,其对消费产生抑制作用,引致家庭效用水平下降。因此,在人工智能广化程度较低时,消费的抑制效应占据主导,引发效用水平下降。当人工智能

技术渗透度高于门槛值时,劳动收入增加引致居民消费增长,因此家庭效用显著提升。并且,人工智能技术水平越高,效用水平增长得越快。

结合人工智能应用广化对工资水平、劳动收入水平与家庭效用水平的影响可知,在人工智能技术应用、推广初期,存在短期的阵痛期,陷入索洛悖论怪圈(李翔等,2023)^[35]。一方面,人工智能在各行业的应用处于磨合期,并未实现深度融合,即人工智能发展应用处于替代简单重复劳动阶段,虽然可提升生产效率,但对于实质性创新、产业升级作用不显著,对产出的刺激效果有限。另一方面,在人工智能应用广化初期,与技术水平相匹配的专业技能人才匮乏,造成人力资本错配,制约了人工智能与高质量发展的融合,造成生产率增速下降,抑制了劳动收入与效用水平。当人工智能发展进入成熟期,实现由“机器换人”到“人机协同”的转变,技术进步的正外部性充分释放,生产效率、收入水平等均大幅提升。

(三)人工智能应用广化对收入份额影响的动态模拟分析

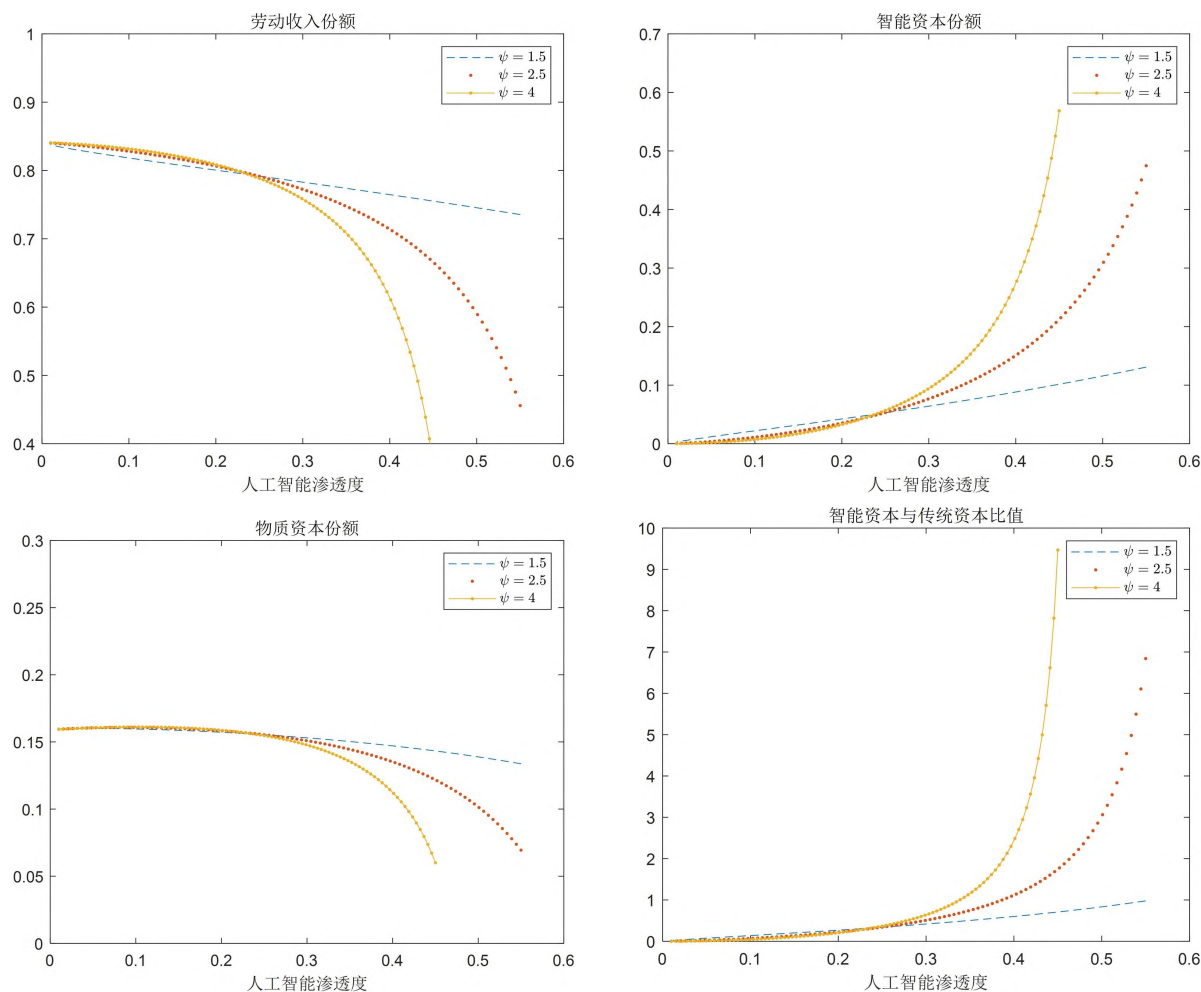


图4 人工智能渗透度与不同收入份额的模拟结果

根据模拟结果可得,在人工智能应用广化过程中,劳动、传统资本与人工智能资本的收入份额变动在人工智能技术渗透度 25% 前后差异显著,这与人工智能技术不同发展时期所带来的生产率效应、替代效应和创造效应的差异相关。劳动收入份额在人工智能广化过程中持续降低,但劳动收入水平伴随人工智能广化升高,综合来看,劳动要素共享了技术红利刺激经济增长的成果,但共享程度不及资本要素。当人工智能渗透度低于 25% 时,人工智能技术对传统技术的替代弹性差异并未引起劳动收入份额间差异。当人工智能渗透度高于 25% 这一门槛值时,人工智能技术替代弹性差异开始凸显,人工智能技术对传统技术的替代弹性越高,其对劳动收入的挤出效应越显著,劳动收入份额下降越快。

伴随着人工智能的技术渗透过程,人工智能资本的收入份额呈上升趋势,在人工智能渗透度达到 25% 之前,其上升幅度较小,且与人工智能技术的深化程度无关,当人工智能渗透度高于 25% 时,人工智能资本收入份额急剧上升,且人工智能

技术替代弹性越高,其收入份额上涨越快。在人工智能渗透度低于 25% 时,人工智能技术应用对传统资本收入份额的影响不明显,这说明,人工智能应用初期更多是对劳动力的替代,对传统资本并未造成威胁,与人工智能发展初期“机器换人”的特征相符。

当人工智能渗透度高于 25% 时,人工智能的集聚效应凸显,正外部性得以释放,其对传统资本收入份额的挤出效应较为显著,且人工智能的替代弹性越高,其对资本收入份额的挤出效应越强。这在智能资本与传统资本收入份额的比值变化中进一步得到验证,人工智能渗透度较低时,人工智能资本较传统资本收入份额差距较大,故比值较小,但人工智能达到相应规模后,其生产率效应充分释放,极大提升了社会生产力,智能资本对传统资本的替代效应增强,智能资本与传统资本收入份额比值急剧上升,较于传统资本,人工智能资本在收入分配中更具优势。

(四) 稳健性检验

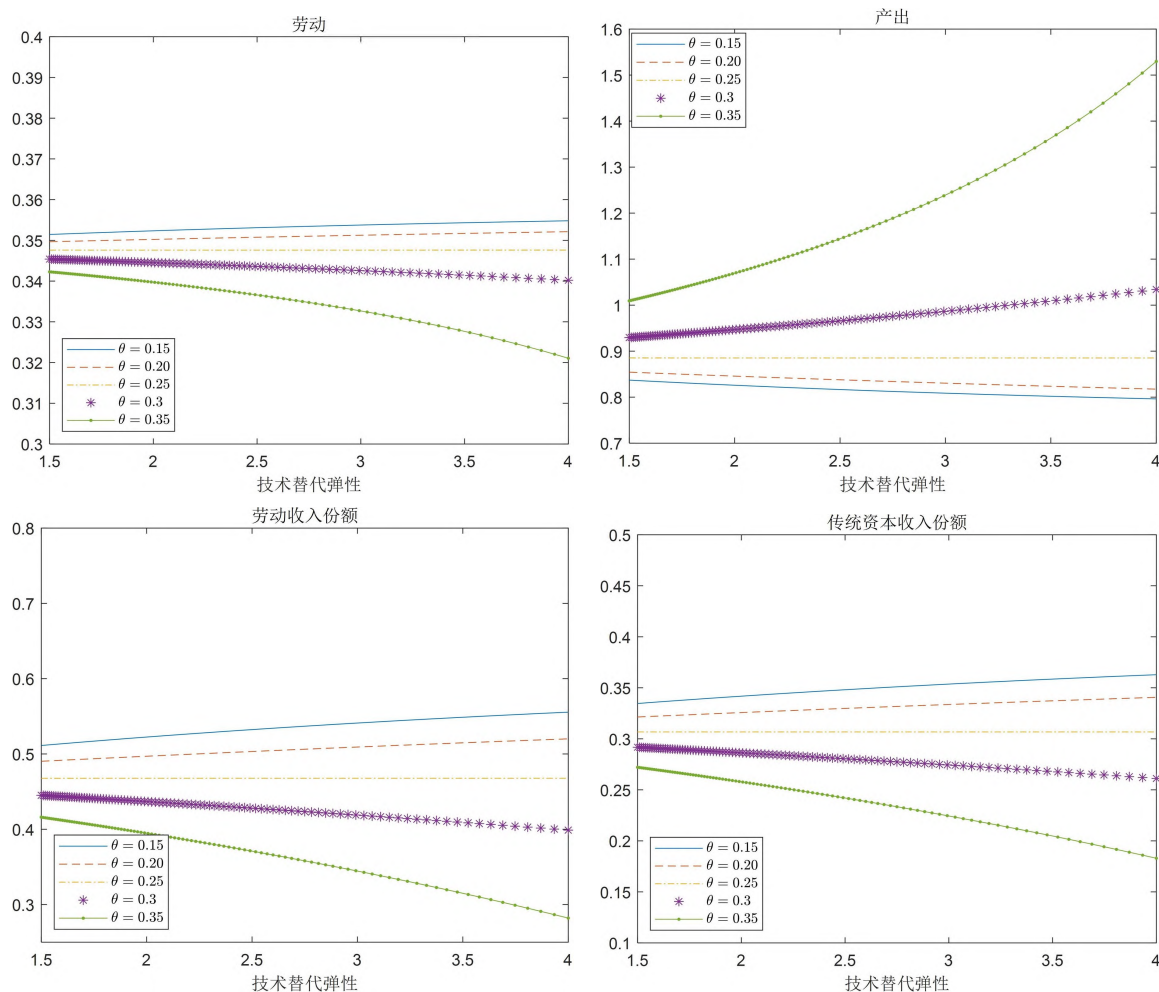


图5 技术替代弹性与主要经济变量模拟结果

为保证上述分析结果的可靠性,本文基于人工智能对传统生产替代弹性的变化,探究不同人工智能渗透度下主要经济变量的动态演变过程。根据图5(a)可知,当人工智能渗透度低于30%时,人工智能技术对传统替代弹性变化不会引起劳动力过大波动,当人工智能技术渗透度高于30%时,伴随着人工智能对传统技术替代弹性的升高,“机器换人”效应凸显,即只有当人工智能渗透度高于门槛值时,人工智能技术对传统劳动力的替代效应才会充分释放,这与图2的结果一致。图5(b)为产出水平在不同技术替代弹性下的变化趋势,当人工智能技术渗透度低于30%时,技术进步下替代弹性的提高并未提升产出,甚至出现技术水平越高,产出越低的现象,这是由于人工智能渗透度低时,研发成本较高导致经济社会负担加重,进而影响总体经济水平。当人工智能渗透度较高时,规模效应、技术溢出效应显现,替代弹性越高,人工智能技术进步对产出的提升效果越显著。

在不同技术替代弹性下,劳动收入份额与传

统资本收入份额的变化趋势相似。不同人工智能渗透度下劳动收入份额与传统资本份额的初始值不同,并且伴随着人工智能渗透度的升高,劳动与传统资本收入份额降低,这与Acemoglu和Restrepo(2018)^[10]、郭凯明(2019)^[15]以及李琳等(2023)^[16]的结论相一致,前文的分析结论进一步得到验证。值得注意的是,两种收入份额在不同技术替代弹性下的变化均因人工智能渗透度门槛呈分化趋势,即人工智能渗透度低于30%时,技术替代弹性变化对两种收入份额的影响不显著,当人工智能渗透度高于30%时,人工智能技术对劳动和传统资本的替代效应充分释放,劳动与传统资本收入份额显著下降。以上分析均表明,人工智能技术进步刺激经济的生产率效应、对劳动和传统资本的替代效应均在人工智能渗透度达到一定规模时才得以充分释放。

六、结论与政策启示

技术进步和劳动力市场变革往往相伴相生,人工智能作为新质生产力的代表,其大规模应用对就业和劳动收入份额均将产生深远的影响。本

文运用国际机器人联合会(IFR)与A股上市公司数据,分析了人工智能应用影响中国劳动力就业和收入的典型化事实,并基于人工智能的资本属性和传统生产替代特征,构建包含人工智能技术的一般均衡分析框架,从长期视角考察人工智能应用广化和深化过程中引致的劳动力市场变革和收入份额变迁的阶段性特征。研究结果表明:第一,当前发展阶段,人工智能技术应用对劳动者就业及其劳动收入份额均呈显著负面影响,人工智能应用仍处于“机器换人”阶段,尚未实现“人机协同”。第二,人工智能作为新质生产力的重要代表,可以实现对传统生产技术的替代,刺激经济增长和消费,但其效应发挥存在门槛效应,仅当人工智能渗透度达到一定规模时,即实现由“机器换人”到“人机协同”的蜕变,其生产率效应才得以充分释放,并且,人工智能技术水平越高,其刺激效应越大。第三,长期来看,人工智能对就业的影响仍以替代效应为主,劳动收入份额在人工智能广化过程中持续降低,但劳动者工资和收入水平会伴随人工智能应用广度和深度增加而提升,促进劳动力福利水平增益。综合来看,劳动要素可共享技术红利刺激经济增长的成果,但共享程度不及资本要素。

根据经验事实和数值模拟结果,本文得到以下政策启示:第一,正确认识人工智能发展与劳动力市场间的关系。通过发展人工智能这一新质生产力赋能高质量发展,实现产业升级,提升全要素生产率,最终实现发展成果由人民共享,是必然趋势。但数智化转型不是一蹴而就的,智能技术红利的释放需经历一定程度的智能技术应用广化和深化过程,即“机器换人”的“阵痛期”,这一过程会加速人工智能对传统生产要素的替代,但也可有效应对老龄化、少子化问题。第二,有序推进智能技术研发与应用。人工智能作为新质生产力,是推动产业技术变革和优化升级的重要动力,但其生产率效应的充分释放,即人工智能时代的开启需要人工智能技术应用广度超过一定阈值,这依赖于人工智能技术的突破创新和普及应用。因此,一方面,引导科研机构从事智能技术的基础理论研究,开展原创性、引领性技术研究,进行技术前沿方向、前沿应用场景探索,加大对人工智能基础技术研发的财政支持力度,加强核心技术、薄弱技术的攻关,突破技术卡点、堵点瓶颈。另一方面,加快人工智能与传统产业的深度融合,推进智

能技术应用尽快突破阈值,释放智能技术的生产率效应。第三,提升劳动力素质。为弱化新兴技术冲击引致的劳动者失业和就业质量下降,一方面,应健全完善的劳动力技能提升制度,通过职业技能培训和在职教育切实提高劳动力通用性与专用性技能水平,拓展就业范围和提升职业转换能力,以满足智能技术对劳动力的技能要求。另一方面,应重视创新型和综合型人才培养,发挥高层次人才对智能化进程的有效推动作用,促使智能技术进步与劳动力素质提升同频共振。第四,强化收入分配调节功能。人工智能的资本偏向性决定了其在资本与劳动等生产要素收入间的分配偏倚,进而影响劳动和资本要素所有者之间的收入差距,为保障不同群体从技术红利中均可获益,应提高要素市场配置效率,调节劳动和资本要素的收入份额,探索人工智能资本税的可行性和适用性。

参考文献:

- [1]王永钦,董雯.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[J].经济研究,2020(10).
- [2]Brynjolfsson E, McAfee A, Spence M. New world order: labor, capital, and ideas in the power law economy[J]. Foreign Affairs, 2014(4).
- [3]何小钢,朱国悦,冯大威.工业机器人应用与劳动收入份额——来自中国工业企业的证据[J].中国工业经济,2023(4).
- [4]Sachs J. D., Benzell S. G., LaGarda G., 2015, Robots: Curse or Blessing? A Basic Framework[R]. NBER Working Paper, No. 21091.
- [5]Dinlersoz, E., and Z. Wolf. Automation, Labor Share, and Productivity: Plant - Level Evidence from U. S. Manufacturing[R]. U. S. Census Bureau, Center for Economic Studies Working Paper, 2018.
- [6]Lin T., Weise C. L., A new Keynesian Model with Robots: Implications for Business Cycles and Monetary Policy, Atlantic Economic Journal, 2019(1).
- [7]闫雪凌,朱博楷,马超.工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据[J].统计研究,2020(1).
- [8]孔高文,刘莎莎,孔东民.机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J].中国工业经济,2020(8).
- [9]程虹,王华星,石大千.使用机器人会导致企业劳动收入份额下降吗?[J].中国科技论坛,2021(2).
- [10]Acemoglu, D. and Restrepo, P. "The Race between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment." The American Economic Review, 2018(6).
- [11]邓洲,黄娅娜.人工智能发展的就业影响研究[J].学习与探索,2019(7).
- [12]肖土盛,孙瑞琦,袁淳等.企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额[J].管理世界,2022(12).

[13] 邸俊鹏, 鲍俊杰, 惠浩. 工业机器人对制造业劳动力市场的影响:“升级”抑或“极化”? [J]. 上海经济研究, 2023(2).

[14] Autor D. H. , Why Are There still so Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*, 2015(3).

[15] 郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. 管理世界, 2019(7).

[16] 李琳, 宋培, 艾阳等. 数字技术应用下的企业劳动收入份额变动[J]. 广东财经大学学报, 2023(5).

[17] 姚笛, 陈东, 郑玉璐. 人工智能与企业内工资差距: 任务偏向还是技能偏向[J]. 经济理论与经济管理, 2023(9).

[18] 王雄元, 黄玉菁. 外商直接投资与上市公司职工劳动收入份额: 趁火打劫抑或锦上添花[J]. 中国工业经济, 2017(4).

[19] 王静, 王怡静, 宋建. 最低工资、机器人应用与劳动收入份额——基于上市公司经验证据[J]. 财经研究, 2022(12).

[20] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of political economy*, 2020(6).

[21] 王林辉, 钱圆圆, 周慧琳等. 人工智能技术冲击和中国职业变迁方向[J]. 管理世界, 2023(11).

[22] 方明月, 林佳妮, 聂辉华. 数字化转型是否促进了企业内共同富裕? ——来自中国 A 股上市公司的证据[J]. 数量经济技术经济研究, 2022(11).

[23] 王永钦, 董雯. 人机之间: 机器人兴起对中国劳动者收入的影响[J]. 世界经济, 2023(7).

[24] Zeira J. Workers, machines, and economic growth[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 1998(4).

[25] Aghion P. , Antonin C. , Bunel S. , Artificial Intelligence, Growth and Employment: The Role of Policy , *Economie et Statistique/ Economics and Statistics*, 2019(1).

[26] 葛伟, 肖涵. 人工智能、居民消费与经济奇点——基于优化再分配政策的视角[J]. 中国管理科学, 2022(11).

[27] 潘敏, 周闯. 宏观审慎监管、房地产市场调控和金融稳定——基于贷款价值比的 DSGE 模型分析[J]. 国际金融研究, 2019(4).

[28] 戴玲, 张佐敏. 谁从扩张性财政政策中获利? ——基于家庭和企业异质性动态随机一般均衡模型的研究[J]. 经济学(季刊), 2021(4).

[29] 尹彦辉, 孙祥栋. 人工智能、资本税如何影响收入分配格局: 极化还是优化? [J]. 深圳大学学报(人文社会科学版), 2023(1).

[30] 王胜, 周上尧, 张源. 利率冲击、资本流动与经济波动——基于非对称性视角的分析[J]. 经济研究, 2019(6).

[31] 尹彦辉, 洪群联, 孙祥栋. 共同富裕背景下房地产税改革的收入分配效应研究[J]. 宏观经济研究, 2022(8).

[32] 袁礼, 欧阳晓. 发展中大国提升全要素生产率的关键[J]. 中国工业经济, 2018(6).

[33] 刘洋, 韩永辉, 王贤彬. 工业智能化能兼顾促增长和保民生吗? [J]. 数量经济技术经济研究, 2023(6).

[34] Abeliatsky, A. L. , Algur, E. , Bloom, D. E. , & Prettnier, K. , The future of work: Meeting the global challenges of demographic change and automation. *International Labour Review*, 2020(3).

[35] 李翔, 叶初升, 潘丽群. 人工智能何以提升中国制造业发展质量——索洛悖论在中国制造业的再检验[J]. 兰州大学学报(社会科学版), 2023(4).

收稿日期 2024-03-06 责任编辑 刘 梅