

中国工业机器人的应用 对工业全要素生产率的影响

赵 烁

(中国社会科学院工业经济研究所, 北京 100006)

摘 要:以我国 2006—2023 年规模以上工业市场数据为样本,实证探讨工业机器人对于全要素生产率的影响。结果表明,工业机器人可以显著提升制造业企业的全要素生产率。异质性分析发现,机器人对于全要素生产率的影响在国有企业中相对不明显,但对于高劳动密集型、低产品市场竞争度行业以及重工业产生了较为显著的影响。研究结果肯定了工业机器人在提升企业生产水平上的积极作用,为政府今后在生产端推广人工智能技术提供了有力的证据。

关键词:工业机器人;人工智能;全要素生产率

中图分类号:F425

文献标识码:A

文章编号:1005-0566(2025)05-0202-12

Impact of the application of industrial robots in China on the total factor productivity of industrial enterprises

ZHAO Shuo

(Institute of Industrial Economics of CASS, Beijing 100006, China)

Abstract: This article takes China's industrial markets data above designated size from 2006 to 2023 as samples, empirically explores the impact of industrial robots on company productivity. The results show that industrial robots can significantly improve the TFP of manufacturing enterprises. Heterogeneity analyses find that the impact of robots on total factor productivity of companies is relatively insignificant for state-owned enterprises, but has a significant impact on high labor intensity, low product market competitiveness industries, and heavy industry. This article affirms the positive role of industrial robots in improving the production level of enterprises, providing strong evidence for the government to promote artificial intelligence technology in the production sector in the future.

Key words: industrial robots; artificial intelligence; total factor productivity

作为衡量社会资源配置效率的综合性指标,全要素生产率对于国民经济发展水平的评价具有重要的意义。如何通过产业结构的优化、企业竞

争和创新竞争的方式重新配置社会的公共资源、提高社会的全要素生产率正是社会发展的重点^①。2017 年 10 月,党的十九大首次在全国代表大会报

收稿日期:2025-01-11 修回日期:2025-04-24

基金项目:国家社会科学基金重大项目“劳动力流动视角下健全城乡融合机制研究”(21&ZD076);国家自然科学基金面上项目“智能设备的采用对服务型企业表现和员工工作时间的的影响:基于实地随机实验的证据”(72473076);中国社会科学院“青启计划”项目“‘中国制造’背景下智能制造对资本市场融资与绩效的影响”(2024QQJH103);中国社会科学院登峰战略优势学科项目(产业经济学-DF2023YS24)。

作者简介:赵烁(1993—),男,蒙古族,内蒙古赤峰人,博士,中国社会科学院工业经济研究所助理研究员,研究方向为人工智能与公司治理。

^① 以提高全要素生产率推动高质量发展[N]. 人民日报,2018-11-09(7).

告中提出了全要素生产率的概念,并明确了提高全要素生产率是我国全面建设社会主义现代化国家新征程中的迫切需求。2022年10月,党的二十大又明确提出了“加快建设现代化经济体系,着力提高全要素生产率”的战略目标。由此可见,提高全要素生产率已经成为国家推动经济增长的重要战略支撑。2024年1月,习近平总书记在中央政治局第十一次集体学习时指出了“发展新质生产力是推动高质量发展的内在要求和重要着力点”,自此我国进入了以新质生产力推动经济高质量发展的转型阶段。而在其中,提高全要素生产率正是经济高质量发展的动力源泉,新质生产力也正是以全要素生产率的大幅提升为核心标志^②。由此可见,当今社会,全要素生产率已经被视为国家经济增长的决定性因素^③。在此背景下,本文以新质生产力中最核心的人工智能为切入点,在提高全要素生产率已经成为高质量发展主题的时代背景下,实证论证工业机器人的应用对我国工业市场全要素生产率究竟存在多大程度的促进作用。

工业机器人可以大规模代替人力劳动力,覆盖大面积的操作区域,实现24h工作,同时对工作环境的要求较低;机器人可以减少人类对生产操作的参与,实现标准化生产,大大提高产品质量和生产效率;机器人还可以缩短生产周期和减小库存成本、减少单位产品人工成本、提高资源利用率以及企业管理效率等,提高企业的生产率水平。在此基础上,本文使用国际机器人联合会(IFR)所定义的“工业机器人”数量与劳动力数量相结合构建机器人应用程度的衡量指标,以2006—2023年我国规模以上工业市场数据作为样本,实证证明机器人的应用可以显著促进全要素生产率水平的提升。本文的异质性分析表明,机器人对全要素

生产率的促进作用在民营企业、高劳动密集行业、高竞争行业以及重工业中更加显著。本文研究结果主要有以下几点学术贡献。

第一,本文在使用行业层面数据进行论证的基础上,实证探讨了工业机器人对工业企业公司层面全要素生产率的影响。以往文献少有通过量化的人工智能技术实证探讨人工智能对微观公司层面全要素生产率的影响。目前对于人工智能等新技术的学术研究大部分研究了自动化或者人工智能技术对于宏观经济或劳动力结构的影响^[1-9],仅有的研究人工智能影响公司绩效的文献主要有:赵烁等^[10]针对《智能制造示范试点计划》进行了事件研究,未具体指定指标来测算人工智能技术;赵烁^[11]使用年报文本分析法构建了“智能制造”衡量指标。相比之下,本文采用具体的机器人数据来衡量人工智能技术可以较为准确地衡量我国真实的智能制造水平,同时丰富了相关领域的研究,增加了我国人工智能技术如何影响企业层面公司绩效的实证证据^④。

第二,本文使用的数据库之一“规模以上工业企业数据库”,除可以更准确地测量全要素生产率之外,还可以更准确地量化人工智能技术。首先,本文采用PMM多重插补法对“规模以上工业企业数据库”的缺失数据进行了有效填充,最大限度地保证了工业企业公司层面全要素生产率相关数据的完整性。其次,我国目前没有针对制造业细分领域下的劳动力统计数据,本文通过工业企业数据库进行计算得到了5个非制造业和13个制造业的劳动力数据,保证了人工智能技术测度的严谨性。

第三,本文研究同样具有较高的实用价值,在增加人工智能促进行业和企业生产水平的实证证据并测算出具体的影响程度后,可以为之后政府

② 高帆. 新质生产力以全要素生产率大幅提升为核心标志[N]. 光明日报,2024-03-26(11).

③ 见北京大学光华管理学院院长刘俏于新浪财经2024年会暨第17届金麒麟企业家论坛的发言。

④ 赵烁等^[12]虽使用了机器人数据,但是主要针对上市公司的普遍绩效水平展开研究,样本量较少,同时未能体现机器人给整个社会综合生产效率带来的影响。

部门推进智能制造发展、促进工业经济生产率的提升提供相应的实证依据和政策建议。

一、理论分析与研究假设

以往学术界普遍认同的是以新质生产力为内涵的技术创新会深刻影响到公司的全要素生产率水平。如 Brynjolfsson 等^[13]以 179 家大型上市公司为样本,通过调查数据实证研究了数据商业分析技术(data driven decision making, DDD)对企业生产率的影响,最终发现使用 DDD 技术进行决策的公司平均生产率水平更高;Xiao 等^[14]通过对跨国样本构建内生增长模型,证明了企业的研发活动会增强其全要素生产率,但是较高的外部技术会削弱研发活动对全要素生产率的影响;雷国雄等^[15]研究发现企业主导的创新合作可以显著提升其全要素生产率。

而在人工智能对经济增长的影响上,尽管有“生产率悖论”(productivity paradox)^⑤的提出者,1987 年诺贝尔经济学奖获得者罗伯特·索洛(Robert Solow),及其支持者泰勒·柯文(Tyler Cowen)和罗伯特·戈登(Robert Gordon)均不认为诸如此类的新技术可以给经济带来实质性的增长效应,但以往的大多数学者仍然对人工智能技术所带来的影响持有积极的态度,即人工智能与其他新技术一样,都可以促进经济的增长^[16-21]。同样,有学者直接指出了人工智能技术可以通过推动技术创新或技术效率^[22-23]、精准匹配供应链产业链^[24-25]、提高要素配置效率^[26]、优化劳动力结构^[27]的方式来提高企业或地区全要素生产率,但这些研究均未从机器人的视角进行阐述,皆是以更广泛的人工智能技术,如数字化技术、智能化技术作为研究对象。

而工业机器人究竟会对全要素生产率产生何种影响?结合学术界和业界对于工业机器人的普

遍认知以及三次工业革命的实践结果,我们可以认为机器人技术具备增加生产规模,减少生产成本,缩短生产周期,提高产品合格率以及提高管理效率的特点,而这些必将提高企业的全要素生产率。此外,机器人技术属于最典型的新质生产力,而普遍认为新质生产力对全要素生产率有着较强的促进作用^[28-30],因此机器人对全要素生产率极有可能存在积极的提升作用。基于以上两点,本文提出了研究假设 H1:工业机器人可以显著提高制造业企业的全要素生产率。

二、数据

(一)样本构建

本文分行业的工业机器人年度存量数据取自 IFR 的年度报告,由于 IFR 中关于我国分行业的机器人数据起始于 2006 年,因此本文的样本起始时间为 2006 年。本文构建了 2006—2023 年行业层面的全要素生产率,构建全要素生产率所需数据及控制变量数据来源于《中国工业统计年鉴》^⑥、《中国统计年鉴》、国家统计局、万得(WIND)数据库、锐思(RESSET)数据库以及各大协会和研究机构的统计报告。在行业层面上,本文共得到了涉及 14 个行业的 224 个观测值。

此外,本文还结合“规模以上工业企业数据库”^⑦已公开的可用数据构建了公司层面全要素生产率进行检验,力图与行业层面检验一起共同确保本文结论的可靠性。对于公司层面样本,参考刘冲等^[33]对于工业企业样本的筛选办法,本文在剔除由于数据统计缺陷不符合客观事实的样本,如“累计折旧”小于“当年折旧”、“流动资产”大于企业“资产总计”、“固定资产净值”大于企业“资产总计”的样本,以及无法构造控制变量的样本后,最终得到了涵盖 501 168 个企业的 2 459 960

⑤ “生产率悖论”又称“索洛悖论”,即 Robert Solow 在研究计算机对经济所产生的影响时,认为时刻转变的技术并没有给经济带来统计学上的实质性增长。此后,不少学者又证明了其他新技术也并没有实质性地提升经济增长水平。

⑥ 该年鉴缺失 2018 年与 2019 年。

⑦ 需要指明的是,参考以往学者的做法,结合工业企业数据库中 2010 年数据存在较大缺陷和统计问题的事实,本文剔除了 2010 年的样本数据以保证数据的可靠性^[31-32]。同时,由于该数据库目前只更新至 2014 年,本文公司层面样本起止年为 2006—2014 年。

个观测数据。

(二) 变量

1. 机器人应用程度

参考 Acemoglu 等^[1]的研究方法,本文通过我国各行业机器人数量与劳动力数量的比值构造了行业层面的机器人应用程度,其内涵是我国市场每个行业的机器人(单位:个)在各行业劳动力(单位:千人)下的使用密度。我们将其表示为 $China_Exposure$, 计算方式为:

$$China_Exposure_{j,t} = \frac{R_{j,t}^{China}}{L_{j,t}^{China}} \quad (1)$$

式(1)中, t 表示年份; j 表示行业; $R_{j,t}^{China}$ 表示我国市场中行业 j 在 t 年的机器人数量; $L_{j,t}^{China}$ 表示我国市场中行业 j 在 t 年的劳动力数量(千人)。

本文结合 IFR 对于机器人数据的行业划分以及“规模以上工业企业数据库”中的行业分类情况,参考 Acemoglu 等^[1]按照国际标准化行业分类(ISIC)对于机器人的划分方法,最终选定了 IFR 机构中 5 个 ISIC 1 级代码分类下的非制造业行业和 13 个 ISIC 2 级代码分类下的制造业行业作为本文样本的行业划分标准(18_Indus^{China})^⑧。在 IFR 统计中,大约 30% 的机器人是未分类的,参考 Acemoglu 等^[1]的做法,我们将这些未分类的机器人平均分配到了本文定义的 18 个行业中。

为解决内生性问题,针对公司层面样本,本文主回归中使用了工具变量两阶段最小二乘法(2SLS)进行了估计回归^⑨。参照 Acemoglu 等^[1]的方法,构造机器人应用程度工具变量的基本思想

是利用世界范围内同一行业其他发达国家更先进的机器人运用水平作为本国某一行业机器人应用程度的工具变量。尽管公司层面对于机器人的使用会受到世界范围内该公司所处行业其他更前沿智能化技术的影响,但采用该行业其他地域的前沿机器人技术对于每个企业来说均是外生的,因此不会直接影响我国企业的全要素生产率,符合工具变量的排他性条件。尽管发达国家的机器人应用与中国企业的全要素生产率没有直接关系,但却直接影响着中国的机器人发展,符合工具变量的相关性条件。如图 1 的趋势图所示,最终我们选择了美国、丹麦和瑞典 3 个先进国家($Advance3$)行业机器人应用程度的 70% 作为我国工业企业行业层面机器人应用程度的工具变量,这组变量领先于我国机器人应用水平,同时较为接近,将其作为工具变量较为科学。本文所构造的我国工业企业机器人应用程度的工具变量 $China^{IV}_Exposure$ 公式为:

$$\begin{aligned} China^{IV}_Exposure_{j,t} &= \left(\frac{R_{j,t}^{China}}{L_{j,t}^{China}} \right)^{IV} \\ &= 70\% \times \frac{1}{3} \times \sum_{Advance3} \left(\frac{R_{j,t}^c}{L_{j,t}^c} \right) \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)中, t 表示年份; j 表示本文所定义的 14 个专有行业(14_Indus^{China}); $R_{j,t}^{China}$ 表示中国市场中行业 j 在 t 年的机器人数量; $L_{j,t}^{China}$ 表示中国市场中行业 j 在 t 年的劳动力数量(千人); c 属于 $Advance3$ 这 3 个本文用作构建工具变量的先进智能化国家,即美国、丹麦和瑞典的其中之一。

⑧ 在制造业方面,本文定义的 13 个行业分别为:食品、饮料和烟草制造业;纺织品与皮革制造业;木制品与家具制造业;纸制品制造业与印刷业;塑料和化工产品制造业;玻璃、陶瓷、石材及矿产品制造业;一般金属制造业;金属制品制造业(不包含汽车制品);金属设备制造业;电子制造业;汽车制造业;其他交通工具制造业;其他制造业部门。在非制造业方面,本文定义的 5 个行业分别为:采矿挖掘业;电气和水力供应业(公用事业);建筑业;教育研发业以及其他非制造业。由于工具变量涉及欧美国家机器人应用程度,综合数据可行性,本文主体回归所涉及的行业实际为 5 个非制造业和 9 个制造业,共 14 个行业(14_Indus^{China})。即将“木制品及家具制造业”“纸制品制造业及印刷业”合并为“木制品、家具及纸制品制造业和印刷业”;将“塑料和化工产品制造业”“玻璃、陶瓷、石材及矿产品制造业”合并为“塑料和化工产品,玻璃、陶瓷、石材及矿产品制造业”;将“一般金属制造业”“金属制品制造业”合并为“一般金属及金属制品制造业”;将“汽车制造业”“其他交通工具制造业”合并为“交通工具制造业”。

⑨ 由于行业层面机器人应用程度工具变量的构建需要较新年度的欧美分行业劳动力数据,而这一数据目前尚未更新,因此本文针对行业层面数据的论证使用了 OLS 方法。

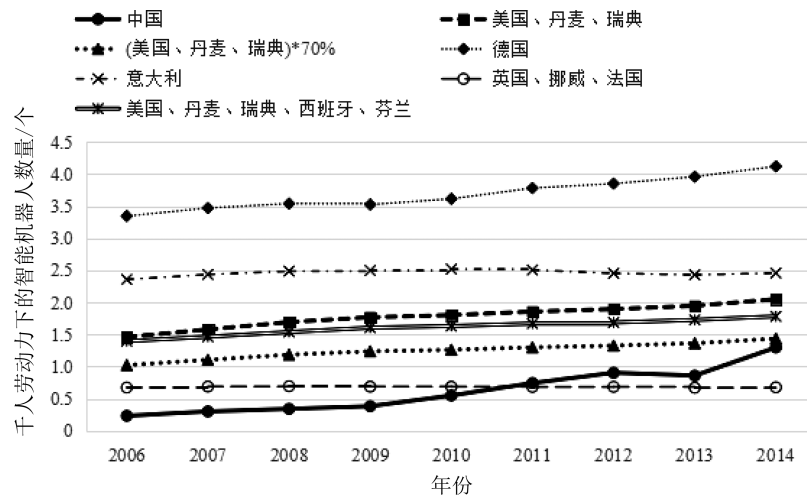


图1 中国及相关工具变量国家机器人应用程度趋势

注：此图分别呈现了中国、德国和意大利的机器人应用程度；美国、丹麦和瑞典3个国家机器人应用程度的平均值及平均值的70%；英国、挪威和法国3个国家机器人应用程度的平均值；美国、丹麦、瑞典、西班牙和芬兰5个国家机器人应用程度的平均值。

2. 全要素生产率

参考以往经典文献,本文选择了半参数估计法的OP方法、LP方法及非参数估计法的ACF方法,构建了3种TFP变量 $\ln(TFP_{i,t}^{OP})$ ^[34]、 $\ln(TFP_{i,t}^{LP})$ ^[35]、 $\ln(TFP_{i,t}^{ACF})$ ^[36]进行检验^⑩。

对于公司层面样本,由于规模以上工业企业数据库存在许多关键指标缺失的问题,因此为尽可能地保证每一年样本数量的充足性,本文在此参照聂辉华等^[37]、鲁晓东等^[38]、余森杰等^[39]、李苏苏等^[40]对于缺失指标“先计算,后修补”的原则,对相关缺失数据进行了处理^⑪。

3. 控制变量

本文控制了行业层面和公司层面的多项指标来保障回归结果的准确性。此外,对于公司层面回归,还控制了省份层面的省份年份固定效应(province-year specific fixed effect)以及公司固定效应(firm fixed effect);对于行业层面回归,控制了行业固定效应(industry fixed effect)和年份固定效应(year fixed effect)来控制其他地域因素、时间因素以及公司因素差异性的影响。本文所有变量的定

义见表1。

(三)描述性统计

本文在表2中汇报了本文主体回归中解释变量和被解释变量的描述性统计情况。所有变量均在1%和99%的水平上缩尾。

如表2所示,China_Exposure1和China_Exposure2分别代表行业层面样本和公司层面样本的机器人应用程度;China^{IV}_Exposure2为China_Exposure2对应的工具变量。可以看到,China_Exposure1和China_Exposure2的均值分别为0.489和0.573,这意味着结合行业层面样本和公司层面样本,我国工业企业市场中每一千劳动力中大约有0.5个机器人。此外,我们可以看到OP法计算得到的行业层面全要素生产率 $\ln(TFPOP_{Industry})$ 和公司层面全要素生产率 $\ln(TFPOP_{Firm})$ 均值分别为4.227和4.013;LP法计算得到的行业层面全要素生产率 $\ln(TFP_{LP}_{Industry})$ 和公司层面全要素生产率 $\ln(TFP_{LP}_{Firm})$ 均值分别为6.110和6.004。这两组统计数据与过往文献的描述统计结果基本一致^[39,42-43]。ACF法计算得到的行业层面全要素

^⑩ 3种全要素生产率的构建过程均较为经典,在此不予赘述。需指明的是,在构建过程中,本文以2006年为基期,将名义价格变量均进行了平减处理。

^⑪ 本文分别采用了统计学中常用的分层均值插补法、回归均值插补法、MCMC多重插补法和PMM多重插补法对数据进行了修补,最终经过综合评定后选择了PMM多重插补法。

表 1 变量定义

变量	定义	数据来源
Panel A:机器人应用程度		
<i>China_Exposure</i>	我国行业层面机器人应用程度,即所定义的 14 个行业分类下,每个行业每千名劳动力中的机器人数量	机器人数据来自 IFR,我国分行业劳动力数据来自“规模以上工业企业”数据库,其他国家劳动力数据来自欧洲劳动力统计局(EUKLEMS)
<i>China^{IV}_Exposure</i>	我国公司层面机器人应用程度的工具变量,由美国、丹麦和瑞典 3 个国家行业平均机器人应用程度的 70%,结合公司分行业销售收入占比加权所得	
Panel B:全要素生产率		
$\ln(TFP^{OP})$	OP 法计算得到的全要素生产率,取自然对数	“规模以上工业企业”数据库
$\ln(TFP^{LP})$	LP 法计算得到的全要素生产率,取自然对数	
$\ln(TFP^{ACF})$	ACF 法计算得到的全要素生产率,取自然对数	
Panel C:公司层面控制变量		
<i>HHI</i>	证监会行业大类分类代码(2 级代码)下,每个行业前 10 大公司销售收入占行业总销售收入的比重	“规模以上工业企业”数据库
$\ln(Age)$	公司成立年限 + 1,取自然对数	
$\ln(AT)$	公司总资产合计(千元),取自然对数	
<i>Lev</i>	公司总负债与总资产的比值	
<i>SOE</i>	公司性质虚拟变量,国企取 1,非国企取 0	
$\ln(Wage_Per)$	公司本年应付工资总额(千元)除以从业人数数量,取自然对数	
$\ln(Capital_Density)$	证监会行业大类分类代码下,行业层面“资产总额/就业人数”(千元/人),取自然对数	
$\ln(Average_Scale)$	证监会行业大类分类代码下,行业层面“年末资产总额/企业单位数”,取自然对数	
Panel D:行业层面控制变量		
<i>Income_Per</i>	人均收入(千元/人)	《中国工业统计年鉴》
<i>Lev</i>	公司总负债与总资产的比值	
<i>Profit_Rate</i>	营业利润/营业收入	
$\ln(Turnover)$	产成品存货周转天数(天),取自然对数	

生产率 $\ln(TFP^{ACF}_Industry)$ 和公司层面全要素生产率 $\ln(TFP^{ACF}_Firm)$ 的均值分别为 4.351 和 4.125,这一结果也与过往的研究结果基本保持一致^[42]。本文的描述性统计结果在一定程度上印证了本文数据构建过程的正确性。

表 2 描述性统计

变量	均值	中位数	标准差	最小值	最大值
$China_Exposure1$	0.489	0.496	2.015	0.000	29.014
$China_Exposure2$	0.573	0.588	2.776	0.000	29.014
$ChinaIV_Exposure2$	0.909	0.913	4.448	0.000	34.123
$\ln(TFP^{OP}_Industry)$	4.227	3.996	1.220	1.233	6.801
$\ln(TFP^{LP}_Industry)$	6.110	5.859	1.336	2.014	12.881
$\ln(TFP^{ACF}_Industry)$	4.351	4.213	1.206	1.131	6.759
$\ln(TFP^{OP}_Firm)$	4.013	3.982	0.816	1.068	6.119
$\ln(TFP^{LP}_Firm)$	6.004	5.893	1.205	2.005	12.773
$\ln(TFP^{ACF}_Firm)$	4.125	4.007	0.892	1.115	6.634

三、机器人对全要素生产率影响的回归结果

(一) 全要素生产率的基准回归结果

本文在此实证考察了机器人应用程度对工业企业全要素生产率产生的影响。表 3 中的 Panel A 和 Panel B 分别呈现了行业层面样本和公司层面

样本两种结果,其中行业层面为 OLS 结果,公司层面为使用工具变量后的 2SLS 第二阶段结果。本文回归均使用了 bootstrapping 方法来估计稳健标准误。

结果表明,无论是行业层面样本还是公司层面样本,我国工业企业机器人应用程度与 3 种测度的全要素生产率均在 1% 的显著水平下呈现正相关的关系,即机器人可以显著提高企业的全要素生产率^②。如在行业层面样本的 Panel A 中,千人劳动力对应的机器人数量每增加一个单位,可以在 1% 的显著水平上,提高 OP 法全要素生产率 $\ln(TFP^{OP})$ 相当于其 93.11% 倍标准差大小的量级,提高 LP 法全要素生产率 $\ln(TFP^{LP})$ 相当于其 99.55% 标准差大小的量级,提高 ACF 法全要素生产率 $\ln(TFP^{ACF})$ 相当于其 98.92% 倍标准差大小的量级。我们的结果支持了本文的理论分析,即表明机器人的应用的确可以显著提高企业的生产

② 本文第一阶段结果表明,我国工业企业机器人应用程度与工具变量具有正相关关系,且该部分结果通过了工具变量的弱识别检验。

率水平。

在行业层面控制变量中,可以看到 $Profit_Rate$ 与全要素生产率呈显著正相关, $\ln(Turnover)$ 与全要素生产率呈显著负相关,即利润率有助于提高全要素生产率,而存货周转天数越高、存货周转率越低,全要素生产率也会降低,这些均与工业企业的生产常识相一致。在公司层面控制变量中,可以看到

HHI 与全要素生产率呈显著负相关,即产品市场竞争可以提升企业生产水平,这与经典的以竞争理论为基础的超产权理论的观点相一致^[43-44],同时也与过往学者的研究结论一致^[45-46]; $\ln(Wage_Per)$ 与全要素生产率呈显著正相关,即在公司员工薪酬激励制度的刺激下,员工更有可能积极地为公司作出贡献,从而促进公司生产。

表 3 机器人对全要素生产率的影响

Panel A				Panel B			
变量	(1)	(2)	(3)	变量	(1)	(2)	(3)
	$\ln(TFP^{OP}_{Industry})$	$\ln(TFP^{LP}_{Industry})$	$\ln(TFP^{ACF}_{Industry})$		$\ln(TFP^{OP}_{Firm})$	$\ln(TFP^{LP}_{Firm})$	$\ln(TFP^{ACF}_{Firm})$
$China_Exposure1$	1.136 *** (0.355)	1.330 *** (0.363)	1.193 *** (0.299)	$China_Exposure2$	0.925 *** (0.334)	1.086 *** (0.245)	0.918 *** (0.297)
$Income_Per$	0.079 (0.065)	0.091 (0.080)	0.049 (0.061)	HHI	-0.113 ** (0.054)	-0.441 ** (0.204)	-0.223 ** (0.100)
				$\ln(Age)$	0.127 * (0.057)	0.301 (0.214)	0.138 (0.089)
Lev	0.205 (0.188)	0.193 (0.098)	0.233 (0.266)	$\ln(AT)$	0.042 (0.030)	0.017 * (0.010)	0.029 (0.020)
				Lev	0.118 (0.103)	0.074 (0.062)	0.093 (0.081)
$Profit_Rate$	0.106 *** (0.031)	0.085 *** (0.023)	0.093 ** (0.041)	SOE	0.021 (0.018)	0.060 (0.051)	0.015 (0.011)
				$\ln(Wage_Per)$	0.110 * (0.062)	0.123 ** (0.061)	0.083 ** (0.039)
$\ln(Turnover)$	-0.097 ** (0.040)	-0.083 * (0.050)	-0.106 ** (0.052)	$\ln(Capital_Density)$	0.009 (0.007)	0.023 (0.019)	0.004 (0.003)
$Industry\ FE$	是	是	是	$Firm\ FE$	是	是	是
$Year\ FE$	是	是	是	$Province-Year\ FE$	是	是	是
$Observations$	224	224	224	$Observations$	1 765 992	2 459 960	2 239 553

注:Panel A 和 Panel B 分别为行业层面样本和公司层面样本下的回归结果,其中行业层面为 OLS 结果,公司层面为 2SLS 第二阶段结果。括号里为 bootstrapping 方法估计所得的稳健标准误。*, **, *** 分别代表回归系数在 $p < 0.10$ 、 $p < 0.05$ 、 $p < 0.01$ 时有统计学意义。本部分使用了 14_Indus^{China} 专有行业分类标准。

(二)全要素生产率的分解因子回归结果

参考 Färe 等^[47]的研究方法,本文使用数据包络分析法(DEA)中的曼奎斯特指数法(Malmquist)重新测算了全要素生产率,并将全要素生产率的变动分解为了技术进步($Tech_Advance$)和技术效率的增长($Tech_Efficiency$)。其中,技术进步主要衡量企业生产技术的创新程度,而技术效率变动主要衡量企业生产能力对于生产可能性边界的追赶程度。结果如表 4 所示,Panel A 和 Panel B 分别呈现了行业层面样本和公司层面样本下的回归结果,同样行业层面为 OLS 结果,公司层面为使用工具变量后的 2SLS 第二阶段结果。最终我们发现我国工业企业机器人应用程度与技术进

步和技术效率变动均在 1% 或 5% 的水平上显著正相关,即人工智能技术的应用可以显著促进企业技术进步以及技术效率的提升。究其原因,技术是经济增长的根源^[48],机器人技术首先就是被企业作为提高生产力的先进技术所引进,其本身就可以被视为是企业技术创新的一种,因而会通过知识创造、知识溢出与知识吸收来提高企业的技术进步;同时,本文所研究的应用于企业生产环节的机器人技术可以极大改进企业的生产环节,促进新技术在企业生产过程中可以得到最大程度地释放,并改善与企业生产过程相匹配的企业的管理环节,进而提升企业的技术效率变动水平。

表4 机器人对全要素生产率分解要素的影响

Panel A			Panel B		
变量	(1)	(2)	变量	(1)	(2)
	<i>Tech_</i> <i>Advance</i>	<i>Tech_</i> <i>Efficiency</i>		<i>Tech_</i> <i>Advance</i>	<i>Tech_</i> <i>Efficiency</i>
<i>China_</i> <i>Exposure1</i>	0.871 *** (0.255)	1.366 *** (0.369)	<i>China_</i> <i>Exposure2</i>	0.457 ** (0.195)	0.112 ** (0.055)
<i>Income_Per</i>	1.126 (1.055)	0.867 (0.737)	<i>HHI</i>	-0.020 (0.017)	-0.023 (0.019)
			<i>ln(Age)</i>	0.093 (0.077)	0.101 (0.090)
<i>Lev</i>	0.099 (0.086)	1.204 (1.008)	<i>ln(AT)</i>	0.103 (0.088)	0.090 (0.071)
			<i>Lev</i>	0.042 (0.033)	0.074 (0.057)
<i>Profit_Rate</i>	0.223 ** (0.110)	0.386 *** (0.144)	<i>SOE</i>	0.029 (0.023)	0.040 (0.033)
			<i>ln</i> (<i>Wage_Per</i>)	0.049 ** (0.023)	0.019 ** (0.008)
<i>ln</i> (<i>Turnover</i>)	-0.153 *** (0.044)	-0.206 ** (0.081)	<i>ln(Capital_</i> <i>Density)</i>	0.020 (0.015)	0.031 (0.028)
<i>Industry FE</i>	是	是	<i>Firm FE</i>	是	是
<i>Year FE</i>	是	是	<i>Province-</i> <i>Year FE</i>	是	是
<i>Observations</i>	224	224	<i>Observations</i>	1 774 661	1 713 982

注:Panel A 和 Panel B 分别为行业层面样本和公司层面样本下的回归结果,其中行业层面为 OLS 结果,公司层面为 2SLS 第二阶段结果。括号里为 bootstrapping 方法估计所得的稳健标准误差。*, **, *** 分别代表回归系数在 $p < 0.10$, $p < 0.05$, $p < 0.01$ 时有统计学意义。本部分使用了 14_Indus^{China} 专有行业分类标准。

四、异质性分析

本文在此针对处于不同性质、不同劳动密集度,以及不同市场竞争度和不同主营业务的企业分别进行了异质性检验来探讨机器人影响全要素生产率的异质性因素。所得结果涉及行业层面样本均为 OLS 结果,涉及公司层面样本均为 2SLS 第二阶段结果。

(一) 国企与非国企

在我国市场中,国有企业与非国有企业在企业的劳动力结构、薪酬结构、管理层级以及其他诸多环节的优化与调整上都具有较大的不同。参考赵烁等^[49]的结论,国有企业由于自身制度的限制以及在国民经济中所承担社会责任的不同,其在设备引进的决策上,以及劳动力结构调整的力度上都会具有较大的限制。机器人对企业的影响都是通过对人力劳动力的替代产生的,这就使得企业在引进智能化设备的同时不得不进行必要的裁员。但对于国有企业而言,绝大多数的员工都具有国家正式编制,不易于企业进行买断。同时,国有企业在国民经济体系中承担着较强的维护社会经济稳定的责任,过多的裁员定会造成失业人口

增多,这是国家政府所不能允许的。同时,国有企业通常具有较大的企业规模和劳动力规模,引进的生产设备在短期内可能无法在其整个生产环节中占据主要地位。因此,本部分猜想,机器人技术对于公司生产率的提升作用在国有企业中不如非国有企业明显。

为了验证我们的猜想,本文在此将公司层面样本按照公司的实际控制人是否为国企划分为国有企业子样本与非国有企业子样本,并分别进行了回归检验。最终结果显示,机器人对于 3 种全要素生产率水平的提高作用均在非国有企业中更加显著,这一结果与我们的猜想一致。

(二) 劳动力密集度

机器人可以大规模地取代人类劳动力,减少人类干预,使生产过程更加规范,从而提高企业的生产率。由于机器人对劳动力的替代作用更有可能凸显在公司所在行业本身劳动力密集程度较高的企业中,因此机器人技术对于这一部分企业全要素生产率的影响也可能更加明显。为了验证这一猜想,本文在此按照上文所定义的 14 个行业,将行业层面样本和公司层面样本分别以样本基期 2006 年的行业总就业人数(人)与 2006 年行业总销售收入(千元)的比例作为分组所用行业劳动力密集程度衡量指标,并按照该指标的中位数将样本划分为高劳动力密集度子样本和低劳动力密集度子样本。我们采用样本基期数据构建分组变量的原因是为了避免劳动规模和行业规模本身变化所造成的干扰。最终结果均显示在高劳动密集型子样本中,机器人对 3 种全要素生产率的影响的确均在低劳动密集型子样本中的影响更显著,从而印证了我们的猜想。

(三) 产品市场竞争

西方产业组织学认为,市场绩效是由市场行为决定的,市场行为是由市场结构决定的,而产品市场竞争度正是市场结构的首要决定因素^[50-51]。目前,学术界关于产品市场竞争的普遍研究理论均认为,产品市场竞争程度越高,会给企业带来更明显的规模经济效益^[45-46,52]或促进企业的专业化分工和研发创新^[53],以此促进企业绩效的提升。

因此,高市场竞争度与机器人在对于公司绩效的协同影响上可能具有一定的相似性,这种相似性所导致的结果就是在低市场竞争度的行业中,机器人技术发挥作用的空間可能更大,对于公司全要素生产率的影响也可能更加明显。为了验证这一影响机制,本文在此参考过往经典研究方法^[54-56],使用产品市场集中度(*HHI*)来衡量产品市场的竞争水平。为了避免行业本身内部结构变动对于异质性分析所产生的影响,我们以上文所定义的 14 个行业为标准,将行业层面样本和公司层面样本分别以样本基期 2006 年居行业前 10 位的大企业销售收入占 2006 年行业总销售收入的比重作为分组 *HHI*,并按照这一变量的中位数将样本分为高市场竞争子样本和低市场竞争子样本。最终结果均与我们的猜想一致,从而充分证明了机器人技术更能显著提高竞争力较低行业及其包含企业的生产率水平。

(四)轻工业与重工业

机器人是通过替代大量的人力劳动力来提高企业的生产率水平的,而这一替代关系更多地是发生在常规低技能劳动力占比较高的工作中。因此,我们可以预测的是,由于重工业企业工作性质与工作内容的原因,机器人对全要素生产率的影响在重工业。如采矿业、钢铁制造业等行业发挥的作用要远比在纺织业、食品制造业等轻工业行业中更加明显。为了验证这一猜想,本文在此将行业层面样本和公司层面样本分别划分为了轻工业和重工业子样本,结果均表明机器人对于全要素生产率水平的提高的确在重工业中更加显著。重工业由于本身工作任务更需要也更易于被先进的智能化机器设备所替代,因此其受到机器人的利好也更加明显。

五、稳健性检验

为了证实本文基准回归结果的稳健性,我们在此部分使用了替换机器人应用程度衡量方法、替换工具变量构造方法、替换样本、替换生产率衡量方法以及控制其他技术因素和政策因素等方式

进行了稳健性检验。所得结果涉及行业层面样本均为 OLS 结果,涉及公司层面样本均为 2SLS 第二阶段结果。

(一)替换机器人指标

在基准回归中,本文使用了当期机器人数据与当期的劳动力数据构建了行业层面的中国工业企业智能化指数。然而,这一做法可能存在均值回归或者劳动力本身变化所带来的干扰。为了避免这些干扰,我们重新使用了本文样本基期年(2006 年)的行业劳动力数据构建了每一年的机器人应用程度指标进行了检验,最终结果均与主回归结果一致。

(二)替换工具变量

参考 Acemoglu 等^[1]的研究方法,针对公司层面样本,我们改变了工具变量的构造方式。第一,将原工具变量美国、丹麦和瑞典 3 个国家平均机器人应用程度的 70% 替换为了这 3 个国家与德国机器人应用程度的平均值。第二,将其替换为了 9 个欧洲发达智能经济体^⑬与美国机器人应用程度之和的平均值。最终结果均与本文的基准回归结论一致。

(三)替换样本

本文还替换掉了一些可能影响到本文基准回归结果普遍性的干扰样本:第一,针对行业层面样本和公司层面样本,我们均剔除了所有行业中机器人应用程度最高的“交通工具制造业”来排除这一部分样本可能单方面造成回归显著的可能性;第二,针对公司层面样本,由于我国“规模以上工业企业”数据库的统计标准在 2011 年发生了改变,2011 年之前(不包含)统计标准为 500 万元以上,2011 年以后(包含)修改为了 2 000 万元以上,为了排除这一变动所造成的干扰,本文还将每一年的标准统一设定为了 2 000 万元及以上,即剔除掉了 2 000 万元以下的样本。最终结果均显示机器人技术可以显著提高全要素生产率水平。

(四)替换生产率

本部分替换了公司生产率的构造方式。参考

⑬ 丹麦、芬兰、法国、德国、意大利、挪威、西班牙、瑞典和英国。

鲁晓东等^[38]的研究方法,我们使用了 OLS 法和 FE 法重新构造了企业的全要素生产率。最终结果同样证明机器人技术可以显著提高全要素生产率水平。

(五)控制其他技术冲击

机器人技术的应用,往往伴随着大数据、物联网和云计算等一系列的新技术。因此,为了排除其他相关新技术对于本文基准回归结果的影响,针对公司层面样本,参考 Ewens 等^[57]以企业是否为互联网企业作为是否受到大数据、物联网和云计算等网络新技术较强烈影响的研究方法,本文在此以企业受到互联网影响的大小作为其他新技术的衡量方式。参考 Hoberg 等^[58]的研究方法,我们构建了行业层面的互联网普及率。首先,我们从中国互联网信息中心(CNNIC)获得了中国省份层面的互联网普及率,即各省网民数量与总人数的比值。接着,我们在上文定义的 14 个行业分类标准下,分别计算出了公司层面样本和行业层面样本各省份分行业销售收入占该行业全国当年总销售收入的比重。最后,我们将这一比重与省份层面互联网普及率进行了加权^①,得到了行业层面的互联网普及率作为行业或企业受到其他网络新技术影响程度的衡量指标。在将对应的新技术指标分别作为控制变量加入行业层面回归模型和企业层面回归模型后,最终所得结果均与基准回归结果一致。

六、结论与建议

(一)研究结论

第一,在我国工业市场中,机器人技术的应用可以显著促进全要素生产率水平的增长。机器人技术在工业生产中的广泛运用,可以缩短生产周期,降低工作条件,提高产量并提升产品质量,因此其必然会提升工业市场的全要素生产率。该结论为人工智能促进社会生产提供了可靠的实证证据。

第二,机器人技术既可以促进全要素生产率中的技术进步,也可以促进全要素生产率中的技术效率增长。即推动工业市场技术创新的同时还

可以保证新技术可以得到充分的匹配与运用。

第三,在异质性分析中,我们发现机器人对全要素生产率的提升作用在国有企业中不够明显,这是因为国有企业由于自身体制及所承担社会责任的原因,即便在引进先进生产设备后也并不易于进行裁员等改革措施,同时其庞大的生产体系会使得机器人所占的生产地位也相对较小,从而使得机器人对劳动力的替代影响不是很明显,全要素生产率受到的影响也相对较弱。机器人技术对全要素生产率的提升作用在高劳动力密集市场和重工业中更加明显,这是因为这一部分企业的工作任务更需要也更易于被智能化生产设备所替代,从而所受到的影响也更显著。此外,机器人的影响在低产品竞争市场中更加明显,这是因为高产品市场竞争本身就可以促进企业绩效的提升,从而与机器人技术具有替代作用,因此在高产品市场竞争下,机器人技术发挥作用的空間相对较小。

(二)建议

第一,通过增加机器人促进全要素生产率的实证证据,以及对于机器人可以有效促进工业市场技术进步和技术效率增长的结果阐述,本文的研究结论为政府和企业对于机器人技术的推进和引入提供了实证依据和借鉴意义。首先,在政府层面,国家应该将机器人作为新质生产力的最重要引擎,积极推进利好政策鼓励机器人技术的发展。其次,在企业层面,应该意识到机器人技术对于企业长期发展的积极作用,将智能转型作为自身产业升级的重中之重。

第二,根据本文异质性分析结果,民营企业在未来更应加大智能转型的力度,从而帮助自身收获更有利的成长效果。2023 年 9 月,国家发展改革委正式成立“民营经济发展局”来统筹规划民营企业的发展,而民营企业自身也应该以此为契机,再借助国家“制造强国”战略涵盖的税收减免、财政补贴等具体优惠政策,努力在国家五年一度的发展周期内完成自身的智能升级转型,从而帮助

^① 参考 Hoberg 等^[58]的做法,若一行业年度下,某一省份销售收入的比重小于 10%,则说明该省份当年这一行业占比偏低,影响较小可忽略,我们直接将其比重设为 0。

企业在未来建立持续牢固的竞争力。

第三,机器人对全要素生产率的提升作用在高劳动密集型和重工业中更加明显,这意味着我国工业市场目前的确已经到了大力推动“机器换人”推动劳动市场产业升级的重要节点。我国的工业想要获得持续有效的高生产率,就必须逐步淘汰“人力为主”的生产力局面。未来除机器人技术外,还应该继续推动物联网、大数据等相关衍生技术,帮助我国工业企业真正实现以新质生产力为内涵的高质量发展。

参考文献:

- [1] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from U. S. labor markets [J]. *Journal of political economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [2] AGHION P, JONES B F, JONES C I. Artificial intelligence and economic growth [J/OL]. NBER working paper, 2017-10. <https://www.nber.org/papers/w23928>.
- [3] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Secular stagnation? The effect of aging on economic growth in the age of automation [J]. *American economic review*, 2017, 107(5): 174-179.
- [4] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Low-skill and high-skill automation [J]. *Journal of human capital*, 2018, 12(2): 204-242.
- [5] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Demographics and automation [J/OL]. NBER Working Paper, 2018-3. <https://www.nber.org/papers/w24421>.
- [6] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: implications of technology for growth, factor shares, and employment [J]. *American economic review*, 2018c, 108(6): 1488-1542.
- [7] AUTOR D H, SALOMONS A M. Is automation labor-displacing? productivity growth, employment, and the labor share [J/OL]. NBER Working Paper, 2018-7. <https://www.nber.org/papers/w24871>.
- [8] 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):159-175.
- [9] 陈媛媛,张竞,周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置 [J]. *经济研究*, 2022, 57(1):172-188.
- [10] 赵烁,陆瑶,王含颖,等. 人工智能对企业价值影响的研究:来自中国智能制造试点示范项目公告的证据 [J]. *投资研究*, 2019, 38(9):84-107.
- [11] 赵烁. 智能制造影响下的企业绩效:基于中国上市公司年报文本分析的经验证据 [J]. *工业技术经济*, 2023, 42(7):95-101.
- [12] 赵烁,陆瑶,田镇嘉. 机器人对公司绩效水平的影响研究 [J]. *投资研究*, 2023, 42(5):4-20.
- [13] BRYNJOLFSSON E, HITT L M. Strength in numbers: how does data-driven decisionmaking affect firm performance [J/OL]. SSRN working paper, 2011-12-12. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1819486.
- [14] XIAO Z, PENG H, PAN Z. Innovation, external technological environment and the total factor productivity of enterprises [J]. *Accounting & finance*, 2022, 62(1): 3-29.
- [15] 雷国雄,杨黎. 主导合作、创新质量与企业全要素生产率 [J/OL]. *宏观质量研究*, 1-16 [2024-10-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1848.C.20241018.1041.002.html>.
- [16] KORINEK A, STIGLITZ J E. Artificial Intelligence and its implications for income distribution and unemployment [R]. National Bureau of Economic Research. Chicago: University of Chicago Press, 2017.
- [17] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The economics of artificial intelligence: an agenda [M]//AGRAWAL A K, et al. *Artificial intelligence, automation and work*. Chicago: University of Chicago Press, 2019, 197-236.
- [18] AGRAWAL A, GANS J S, GOLDFARB A. Exploring the impact of artificial intelligence: prediction versus judgment [J]. *Information economics and policy*, 2019(47): 1-6.
- [19] 蔡跃洲,陈楠. 新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2019(5): 3-20.
- [20] 韩民春,乔刚. 工业机器人对中国区域经济的异质性影响研究:基于新结构经济学的视角 [J]. *技术经济*, 2020, 39(8):85-94.
- [21] 孙早,侯玉琳. 人工智能发展对产业全要素生产率的影响:一个基于中国制造业的经验研究 [J]. *经济学家*, 2021(1):33-44.
- [22] 刘亮,胡国良. 人工智能与全要素生产率:证伪“生产率悖论”的中国证据 [J]. *江海学刊*, 2020(3):118-123.
- [23] 姜伟,李萍. 人工智能与全要素生产率:“技术红利”还是“技术鸿沟” [J]. *统计与信息论坛*, 2022, 37(5): 26-35.
- [24] 黄晓凤,朱潇玉,王金红. 人工智能提升了中国制造业企业的全要素生产率吗 [J]. *财经科学*, 2023(1): 138-148.
- [25] 张龙鹏,钟易霖. 价值链视角下人工智能应用对全要素生产率的影响:基于中国 A 股上市公司的实证研究 [J].

经济体制改革,2023(4):106-113.

[26]杜传忠,曹效喜,任俊慧. 人工智能影响我国全要素生产率的机制与效应研究[J]. 南开经济研究,2024(2): 3-24.

[27]丁锋. 人工智能技术应用与上市企业全要素生产率[J]. 云南财经大学学报,2024,42(10):56-69.

[28]郑国强. 数据要素市场化与企业新质生产力:基于全要素生产率视角[J]. 求是学刊,2024,51(6):85-98.

[29]陈曦,吴英巨,朱建华. 新质生产力视角下地方人才引进与全要素生产率[J/OL]. 经济管理,1-17 [2025-01-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1047.F.20250103.1539.028.html>.

[30]张树山,刘赵宁. 地区新质生产力对企业全要素生产率的影响与机制[J]. 中国流通经济,2025,39(1):100-114.

[31]谭语嫣,谭之博,黄益平,等. 僵尸企业的投资挤出效应:基于中国工业企业的证据[J]. 经济研究,2017(5): 175-188.

[32]李波,蒋殿春. 劳动保护与制造业生产率进步[J]. 世界经济,2019(11):74-98.

[33]刘冲,吴群峰,刘青. 交通基础设施、市场可达性与企业生产率[J]. 经济研究,2020(7):140-158.

[34]OLLEY S, PAKES A. The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry [J]. *Econometrica*, 1996, 64(6): 1263-1297.

[35] LEVINSOHN J, PETRIN A. Estimating production functions using inputs to control for unobservables[J]. *Review of economic studies*, 2003, 70(2): 317-341.

[36]ACKERBERG D, CAVES K, FRAZER G. Identification properties of recent production function estimators [J]. *Econometrica*, 2015, 83(6): 2411-2452.

[37]聂辉华,江艇,杨汝岱. 中国工业企业数据库的使用现状和潜在问题[J]. 世界经济,2012(5):142-158.

[38]鲁晓东,连玉君. 中国工业企业全要素生产率估计:1999—2007[J]. 经济学(季刊),2012,11(2):541-558.

[39]余森杰,金洋,张睿. 工业企业产能利用率衡量与生产率估算[J]. 经济研究,2018(5):56-71.

[40]李苏苏,叶祥松,张少华. 中国制造业企业全要素生产率测度研究[J]. 学术研究,2020(3):105-113.

[41]杨汝岱. 中国制造业企业全要素生产率研究[J]. 经济研究,2015,50(2):61-74.

[42]席强敏,孙瑞东,市场临近,供给临近与企业生产率[J]. 经济学(季刊),2020,20(1):277-298.

[43] TITTENBRUN J. Private versus public enterprise, in search of the economic rationale for privatisation[M]. London: Janus publishing company, 1996.

[44] MARTIN S, PARKER D. The impact of privatisation: ownership and corporate performance in the UK[M]. London: Routledge, 1997.

[45] HART O. The market mechanism as an incentive scheme [J]. *Bell journal of economics*, 1983, 14(2): 366-382.

[46] VICKER J, YARROW G K. Privatization: an economic analysis[M]. Cambridge: the MIT Press, 1988.

[47] FÄRE R, GROSSKOPF S, NORRIS M, et al. Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries [J]. *American economic review*, 1994, 84(1): 66-83.

[48] SCHUMPETER J. The theory of economic development [M]. Boston MA: Harvard university press, 1934.

[49]赵烁,施新政,陆瑶,等. 兼并收购可以促进劳动力结构优化升级吗? [J]. 金融研究,2020(10):150-169.

[50] BAIN J S. Industrial organization[M]. New York: Wiley press, 1968.

[51] SCHERER F M. Industrial market structure and economic performances[M]. Boston MA: Houghton-mifflin, 1980.

[52] JANUSZEWSKI S I, KÖKE J, WINTER J K. Product market competition, corporate governance and firm performance: an empirical analysis for Germany[J]. *Research in economics*, 2002, 56(3): 299-332.

[53] HOU K, ROBINSON D T. Industry concentration and average stock returns[J]. *Journal of finance*, 2006, 61(4): 1927-1956.

[54] HOBBERG G, PHILLIPS G. Real and financial industry booms and busts[J]. *Journal of finance*, 2010, 65(1): 45-86.

[55]马建堂. 中国行业集中度与行业绩效[J]. 管理世界,1993(1):131-136.

[56]戚聿东. 中国产业集中度与经济绩效关系的实证研究[J]. 管理世界,1998(4):99-106.

[57] EWENS M, NANDA R, RHODES-KROPP M. Cost of experimentation and the evolution of venture capital [J]. *Journal of financial economics*, 2018, 128(3): 422-442.

[58] HOBBERG G, PHILLIPS G. Industry choice and product language[J]. *Management science*, 2018, 64(8): 3735-375.

(本文责编:默 黎)