

人工智能技术创新扩散的特征、 影响因素及政府作用研究

——基于 A 股上市公司数据

王佰川¹, 杜创^{1,2}

(1. 中国社会科学院大学 经济学院, 北京 102488; 2. 中国社会科学院 经济研究所, 北京 100836)

摘要: 基于中国 A 股上市公司年报文本数据, 借助机器学习技术识别出人工智能上市公司名单, 揭示了中国人工智能技术创新扩散的总体特征: (1) 中国人工智能技术创新扩散在 2016、2017 年出现增长拐点; (2) 中国人工智能技术应用存在头部效应, 智能安防成为应用最热的行业。基于此总体特征, 从微观视角分析了人工智能技术创新扩散的影响因素, 并构造 2015—2019 年的面板数据研究, 面板 Probit 模型的实证分析表明, 企业规模对创新扩散的影响呈倒 U 型; 企业研发能力未表现出显著影响; 竞争性市场结构、政府补贴可以促进创新扩散。人工智能技术具有网络外部性, 相关产业政策的正向作用机制在于降低技术转换成本、推动上市公司整体形成新的市场预期, 使技术应用走向正反馈循环。当前, 中国经济进入高质量发展阶段, 人工智能相关政策有必要实现从产业政策为主向竞争政策为主的转变, 充分发挥市场在资源配置中的决定性作用。

关键词: 人工智能; 创新扩散; 网络外部性; 产业政策; 竞争政策

中图分类号: F062.4

文献标志码: A

文章编号: 1671-0398(2022)03-0142-17

近年来, 人工智能产业发展受到国家层面的重视, 相关政策频出。2017 年, 国务院出台《新一代人工智能发展规划》, 成为中国人工智能发展的指导性文件; 国家发改委、中央网信办、工信部等部门陆续发布人工智能相关细则, 部署人工智能发展计划; 各地方政府积极响应中央政府号召, 陆续制定人工智能相关行业发展的预期目标和配套的产业政策。新一代人工智能技术在中国的影响持续深入, 不断催生新业态, 赋能传统产业。

人工智能技术的经济影响也开始引起学界关注。在既有文献中, 人工智能与经济学的研究主题集中在经济增长、劳动就业等领域。人工智能技术通过改善劳动、资本、技术进步带动经济增长, 推动产业结构升级, 引发就业结构和收入分配变化^[1-6]。然而, 相关的微观经济研究较少, 尤其是尚未有文献从技术创新扩散角度去研究人工智能产业的动态变化。

首先, 利用机器学习文本分析技术, 基于沪深 A 股上市公司年报信息, 识别出人工智能上市公司名单, 梳理了人工智能技术创新扩散的总体特征: 一是中国人工智能技术创新扩散在 2016、2017 年出现增长拐点, 主营业务涉及人工智能技术的上市公司数量出现了爆发式增长。二是中国人工

收稿日期: 2021-11-11

作者简介: 王佰川(1995—), 男, 中国社会科学院大学经济学院博士研究生;

杜创(1978—), 男, 中国社会科学院经济研究所研究员, 中国社会科学院大学经济学院教授, 博士生导师。

智能技术行业应用存在明显的头部效应,智能安防、智慧金融、智慧商业3个行业处于技术应用第一梯队。尤其是智能安防成为应用最热的行业,与国外行业应用稍有差异。

其次,基于总体特征,从微观视角分析了中国人工智能技术创新扩散的影响因素,并利用面板Probit模型进行实证分析。以“信息传输、软件和信息技术服务业”门类A股上市公司名单为基础,利用Wind数据库获取企业相关财务信息、行业信息,构建了2015—2019年的平衡面板数据,使用面板Probit模型实证分析企业使用人工智能技术的影响因素。研究表明,企业规模的影响呈倒U型,适度规模可以提升企业使用人工智能技术的概率;企业研发能力越强,越倾向于使用人工智能技术,但缺乏显著性;市场集中度的影响呈负相关,企业所处的市场中竞争性程度越高,越倾向于选择人工智能技术;政府补贴显著提升了企业使用人工智能技术的概率,并表现出了年度差异,2018、2019年政府补贴显著激励了企业使用人工智能技术。

再次,进一步讨论了政府在人工智能技术创新扩散中的作用。人工智能技术具有网络外部性,在创新扩散早期,网络外部性收益不足以吸引企业使用人工智能技术。2016、2017年人工智能发展受到国家层面重视,相关政策频发。有利的政策环境既降低了企业技术转换成本,缓解了早期因外部性收益低导致的激励不足问题,也正面影响上市公司的市场预期,带动了人工智能上市公司数量出现爆发式增长以及应用行业拓展。但人工智能相关产业政策能否起到激励企业创新的题中之义仍有待进一步研究,而且应当注意政府补贴、税收优惠等扶持性产业政策可能引发的重复建设、企业低水平技术集聚的现象。当前,我国经济已从高速增长阶段转向高质量发展阶段,人工智能相关政策有必要实现以产业政策为主向竞争政策为主的转变,充分发挥市场在资源配置中的决定性作用。

本文的主要创新点:(1)在实证研究的方法上,已有文献大多直接使用金融数据网站提供的“人工智能企业”名单,本文则借助机器学习文本分析技术,对涉及人工智能的上市公司作了机器筛选和精确筛选,形成人工智能上市公司名单。(2)从实证角度系统分析了人工智能技术创新扩散的影响因素。

一、人工智能技术创新扩散的总体特征

(一)人工智能技术特性与上市公司筛选

人工智能技术是一系列技术和应用的统称,既包括早期技术的拓展,如机器人技术,又包括全新的技术和应用,如人脸识别、语音识别、自动驾驶等。早期的人工智能技术主要通过形式化的数学规则(语法规则)直接编程,使得计算机拥有某些人类的智能,这对于形式化程度高的任务是适合的,却难以胜任语音识别、图像识别等人类凭直觉就可以解决、又很难形式化描述的任务。新一代人工智能的关键技术特征是使用机器学习,尤其是深度学习技术,使用多层神经网络直接处理数据,并根据层次化的概念体系来理解世界,而每个概念则通过与某些相对简单概念之间的关系来定义。新一代人工智能技术的广泛应用有赖于3个要素:算法、算力、数据。

“人工智能”概念的宽泛性引发了2个问题:(1)人工智能企业的界定缺乏标准;(2)人工智能数据获取难度大。上述问题在人工智能与经济学的学术研究中也有所体现。宏观层面的研究中,更侧重于将人工智能技术看作一种数字化技术,研究数字化技术对经济增长、产业结构变迁的影响,相关参数设定和变量选择尚未过多涉及人工智能技术自身特性。由于人工智能数据可获得性差,经验研究相关文献多使用金融数据网站提供的“人工智能”企业名单来研究某一经济学问题,但存在人工智能上市公司界定模糊等问题。并且,金融数据网站提供的“人工智能”企业名单为截面数据,无助于从动态角度探究人工智能技术创新的扩散问题。

本文尝试利用沪深A股上市公司年报来识别人工智能上市公司。上市公司年报披露了公司

上一年度的财务及经营状况,是上市公司信息披露的重要组成部分。机器学习技术在文本分析方面更有效率,能够在短时间内实现批量文本的筛选和分类,为本文的筛选工作提供了思路。本文的具体数据分析程序如下:首先,利用机器学习技术编写网络爬虫,从“巨潮资讯网”获取2011—2019年沪深A股上市公司年度报告文件。其次,借助机器学习文本识别技术进行机器筛选,对2011—2019年A股上市公司年报文件进行全文关键词检索并分类,如果某一上市公司年报中含有“人工智能”关键词,则将该上市公司归类到候选名单中^①。最后是精确筛选环节,本文将人工智能上市公司定义为“主营业务中有涉及人工智能技术应用的上市公司”,基于关键词筛选结果进行精确筛选,剔除掉主营业务未涉及人工智能技术应用的上市公司。

(二)人工智能上市公司数量增长特征

图1显示了2011—2019年人工智能上市公司数量变化。其中,虚线是机器筛选结果,即年报中提到“人工智能”词汇的;实线是精确筛选结果,即主营业务涉及人工智能技术的上市公司数量。二者呈现出大致相似的发展趋势。2011年,共14家上市公司年报提到了“人工智能”概念,其中仅1家主营业务涉及人工智能技术。此后,两种定义下的“人工智能”相关公司逐年增长,但并非呈线性增长趋势,而是在2016、2017年出现了爆发。2016年机器筛选数量为281家,精确筛选数量为50家,增长率都在200%以上(上年分别为91家和16家);2017年,机器筛选数量722家,精确筛选数量119家,增长率仍分别达156.94%和138%;2018年及之后虽仍有增长,但趋势已缓和下来;2019年,机器筛选数量1123家,精确筛选数量336家,增长率分别为21.54%和73.19%。

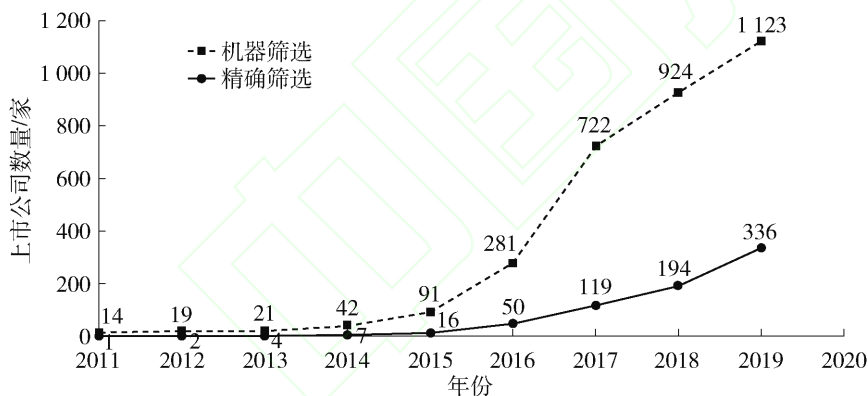


图1 2011—2019年沪深A股人工智能上市公司数量增长特征

资料来源:作者根据巨潮资讯网上市公司年报整理。

表1列示了历年沪深A股新增上市公司中人工智能企业数量的变化。可以看出,从2017年开始,新增上市公司中人工智能企业数量开始增加,2019年新增人工智能上市公司数量达23家,占当年新增上市公司的比例达11.33%。从转型和新增两个角度的对比可以看出,沪深A股人工智能上市公司以已上市的企业转型为主,新增上市公司为人工智能的比例相对较低。

(三)人工智能技术应用方向特征

基于上市公司年报的“公司业务概要”与“经营情况讨论与分析”详细信息,整理了2011—2019年人工智能技术的行业应用情况(详见表2)。

^① 本文仅选取“人工智能”作为机器筛选关键词,而未包括“AI”关键词。年报中“AI”的识别会出现在英文单词中,无法精确识别“AI”关键词,如果“AI”同样作为筛选关键词,会因不精确识别问题导致候选名单过多,影响后续精确筛选。文章在精确筛选环节考虑了与人工智能相关的关键词,如“机器学习”“深度学习”“自然语言”“机器人”等。

表1 A股新增、AI新增与AI转型的上市公司数量分布

单位:家

指标	年份							
	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
A股新增	154	2	124	222	227	438	105	203
——新上市AI企业	0	0	1	0	0	9	5	23
上市企业AI转型	2	4	7	16	50	110	189	313

资料来源:作者根据 Wind 数据库和筛选结果整理。

表2 2011—2019年人工智能技术行业应用统计

单位:家

应用行业	年份								
	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019
智能安防				1	8	16	26	48	66
智慧金融			1	1	1	4	27	41	62
智慧商业	1	1	1	1	3	10	18	30	60
智能制造		1	2	4	6	8	15	19	45
智慧政务与便民服务					1	2	13	20	40
智慧医疗					1	3	8	22	32
智能交通					2	6	13	21	32
智能硬件					1	1	6	9	24
智能网联汽车与自动驾驶			1	1	2	4	7	14	22
智慧能源							1	8	18
智能家居	1	1	1	1	1	3	9	16	18
电信行业	1	1	1	1	2	2	3	9	17
云计算与大数据服务						3	6	5	16
传媒出版						1	5	5	12
智能教育	1	1	1	1	1	2	8	11	11
智慧城市					1	7	7	11	11
智慧物流						1	2	5	11
智慧社区							1	2	7
机器人						5	5	4	6
智慧农业									3
其他							1	3	4

注:表中数据是指应用人工智能技术于该行业的上市公司企业数量。如“智能安防”2018年数据为48,是指2018年有48家上市公司在智能安防行业应用人工智能技术。某一上市公司可能应用人工智能技术在几个不同行业,故表2每年数据加总不等于当年人工智能上市公司数量。

资料来源:作者根据筛选的上市公司各年年报整理。

人工智能技术应用行业的头部效应明显。智能安防、智慧金融、智慧商业处于人工智能技术应用的第一梯队,2019年均有60家以上上市公司提供该项人工智能技术应用服务。尤其是智能安

防,已成为我国人工智能技术应用最热门的行业,虽起步较晚,但增长迅猛,2019年共有66家上市公司在智能安防行业应用人工智能技术。智慧金融、智慧商业同样表现出较快的增长趋势。排在第四位及以后的相关上市公司数量与前三名差别明显,或增长缓慢,或为应用新行业。另外,人工智能技术应用的行业数量在2016、2017年出现了大幅增长。2011年,上市公司人工智能技术应用仅涉及智慧商业、智能家居、智能教育、电信等4个行业,2015年达到13个,2019年则增至21个。

麦肯锡(McKinsey,2017)大规模访谈发现了人工智能技术发展初期影响技术采用的特征^①。这些特征与企业采用最新数字技术的模式大体一致。并非巧合的是,在早期数字化浪潮中处于领先地位的相同企业正在引领人工智能浪潮。高技术和电信部门、汽车、金融服务等部门较深度采纳了人工智能技术,排在技术应用的前三位。排在其后的依次是资源和公用事业、新闻娱乐业、交通物流、零售、教育、专业服务等,而医疗卫生、建材和建筑、旅游等部门采用的则更少。2019、2020年麦肯锡连续发布了人工智能全球报告,研究进一步证实,商业等数字化程度高的行业是人工智能技术应用成熟度最高的行业^②。

对比分析表明,数字化程度高的行业人工智能技术应用成熟度高,如商业、金融,这是新一代人工智能技术特性使然。同时,智能安防在中国成为人工智能技术应用成熟度最高的行业,这与全球的人工智能产业应用趋势存在差异。

二、人工智能技术创新扩散影响因素的理论分析

人工智能技术创新的扩散受多种因素的影响,本节从微观视角系统梳理了人工智能技术创新扩散的影响因素。对企业而言,在决定是否使用人工智能技术时会考虑自身的特性,如规模、研发能力、财务风险等因素;行业层面因素,如市场集中度、行业增长率;政策层面因素,如体制机制、产业政策等因素的影响。结合已有文献研究,本文重点分析企业规模、研发能力、市场集中度、政府补贴等因素对企业使用人工智能技术的影响,并提出相应的假说。

(一)企业规模

熊彼得(Schumpeter,1942)认为企业规模与企业创新能力之间具有正相关关系,大企业具有更强的创新能力^[7]。创新活动具有不确定性,大企业风险分担能力更强,可以通过大规模多元化的研发创新来消化失败。同时,大企业面临的融资渠道更多,尤其是处于垄断地位的企业,可以通过持续的垄断利润支持研发活动,能够承担起高额的研发费用。并且大企业在规模经济方面更有优势,创新成果的收获也需要企业具有某种市场控制能力。相关研究表明,大企业是引致技术变化的最完整的工具,是技术创新的最有效的发明者和传播者^[8-9]。在实证研究方面,企业规模与创新关系并未形成一致结论。部分研究结论证实了企业创新与企业规模之间的正相关关系^[10-12],也有文献认为小企业承担了更大比例的创新^[13],部分文献则认为企业规模与企业创新之间存在倒U型关系^[14-19]。

新一代人工智能致力于提升预测能力,实现机器智能化,为消费者提供个性化定制服务。麦肯锡(McKinsey,2017)研究表明,大规模企业倾向于更快投资人工智能,中小企业在投资新技术方面相

① McKinsey Global Institute. AI: The Next Digital Frontier? 2017. <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/industries/advanced%20electronics/our%20insights/how%20artificial%20intelligence%20can%20deliver%20real%20value%20to%20companies/mgi-artificial-intelligence-discussion-paper.html>.

② McKinsey Global Institute. Global AI Survey: AI proves its worth, but few scale impacts. 2019. <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/global-ai-survey-ai-proves-its-worth-but-few-scale-impact>; McKinsey Global Institute. Global survey: The state of AI in 2020. <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/global-survey-the-state-of-ai-in-2020>.

对滞后。范里安(Varian,2018)在讨论机器学习与企业最小效率规模时提出,人工智能背景下企业最小效率规模的变化取决于固定成本与可变成本之间的关系^[20]。如果企业针对消费者提供高度定制化服务与产品需要高额成本,这意味着企业固定成本偏高,大规模企业有能力抵消这部分固定成本,小企业处于相对劣势地位。但同时,在人工智能时代,云服务提供商可以为企业提供数据操作与分析的软硬件环境,以及提供公共数据与私人数据库接口,因此,在云服务可获得的前提下,初创公司可以通过云服务获得软硬件设施,并集中精力进行核心能力的开发,因而在人工智能时代,机器学习技术有可能降低企业最小有效规模。基于以上分析,提出假说1。

假说1:企业规模与企业使用人工智能技术的概率之间存在非线性相关关系。

(二)研发能力

新一代人工智能的关键技术特征是使用机器学习,尤其是深度学习,让计算机从经验中学习。深度学习即使用多层神经网络直接处理数据,并根据层次化的概念体系来理解世界,而每个概念则通过与某些相对简单概念之间的关系来定义。由此可以发现,深度学习技术的广泛应用有赖于算法、算力和数据3个因素。其中算法和算力突破涉及技术问题,数字化技术研发能力强的企业在算法和算力突破方面具有优势,在大数据的加持下,可以实现技术突破和商业应用。另外,新一代人工智能技术需要大量的数据进行模型训练和性能提升,使得数据成为企业间竞争的热点,大数据和云服务数据密集型企业也可以借助成熟的算法实现技术商用。

麦肯锡(McKinsey,2017)报告指出,早期的人工智能技术采用者来自已经在相关技术中大规模投资的部门,如云服务和大数据。这些部门也处于数字资产和使用的前沿。这是一个至关重要的发现,因为它表明在数字化方面,各部门和公司的追赶工作做得很难,因为每一代新技术都建立在前一代技术之上。因此,研发能力越强的企业,更倾向于投资人工智能形成新的核心竞争力。基于人工智能技术特性,提出假说2。

假说2:企业研发能力与企业使用人工智能技术的概率正相关。

(三)市场集中度

市场结构是影响企业创新的重要因素。完全竞争市场削弱了企业创新的回报,从而弱化创新激励,而拥有垄断势力的企业可以通过对技术垄断获取垄断利润,阻止创新被模仿,有更强的创新激励^[14]。垄断者获取的垄断利润大于竞争性市场结构的企业利润,更有积极性保护其垄断利润,因而拥有更强的创新激励^[21-23]。

阿罗(Arrow,1962)则提出相反的观点,强调竞争性市场结构更具有创新激励^[24]。垄断厂商由于在位利润更高,缺乏“逃离竞争”的激励,创新激励相对竞争市场较低。相关研究验证了竞争性市场结构对创新的正向激励^[25-28]。市场集中度与企业创新激励之间也可能存在倒U型关系,即存在适度区间^[29-30]。国内关于市场结构与企业创新激励的结论是混合的,未形成统一结论^[18-19,31-32]。

人工智能技术所具备的学习能力能够被大规模推广使用,并且持续升级更新,同时引发与之相配套的创新活动,具有通用技术的潜质。但人工智能技术在行业间的扩散并非同步,受市场因素的影响,企业对未来市场需求、未来采用该技术的成本以及利润不确定性的预期,都将影响企业使用人工智能技术的决策。根据以上文献研究,提出假说3。

假说3:市场集中度与企业使用人工智能技术的概率存在线性相关关系。

(四)政府补贴

选择性产业政策主要运用财政、金融、外贸和制度干预、“行政指导”等手段,有选择地促进某些产业发展。政府补贴是选择性产业政策的一种手段,可以与其他选择性产业政策手段共同促进重点鼓励行业中企业的技术创新^[33]。但政府补贴可能存在“适度空间”,即适度的补贴强度能够激励企业从事创新活动,过高的补贴强度会引诱企业为了获取补贴而创新^[34-35]。受产业政策激励,上市公司倾向于新增非发明专利领域的专利,即选择性产业政策促使企业为了获取政策扶持而进

行策略性创新,而非实质性创新,未显著提升创新质量^[36]。

网络外部性是人工智能技术的一个重要特征,更多企业使用人工智能技术可以提升算法精度并产生新的训练数据,提升人工智能企业的外部性收益。在人工智能技术创新扩散早期,网络外部性收益不足以吸引企业采用人工智能技术。在新旧技术不兼容的情况下,企业是否使用新技术取决于已有技术的网络外部性规模:如果已有技术具有较强的网络外部性,企业转向新技术需要承担较大的机会成本,而新技术在用户规模小的情况下无法为早期企业提供较高的收益,导致企业选择继续使用已有技术,延迟了创新的扩散^[37]。政府的技术扩散早期的积极作为,可能是化解网络外部性带来的扩散延迟问题的一种措施,政府的作用如同“泵中灌水”^[38]。政府补贴等扶持性产业政策在一定程度上可以减轻早期人工智能企业的转换成本,缓解早期激励不足带来的技术创新扩散延迟问题。因此,在创新扩散早期,我们预期政府补贴可能会诱发更多企业转向使用人工智能技术。因此,提出假说4。

假说4:政府补贴与企业使用人工智能技术的概率之间存在正相关关系。

三、计量模型设定

(一) 模型设定

利用面板 Probit 模型进行实证分析。核心被解释变量为企业是否采用了人工智能技术,为虚拟变量。以万得数据库提供的“信息传输、软件和信息技术服务业”^①门类 A 股上市公司名单为基础,整理了上述 A 股上市公司 2015—2019 年的相关财务信息、所处行业、省份信息,并删除掉数据缺失严重的样本,最终获取了 288 家上市公司 5 年的平衡面板数据。其中,2015—2019 年人工智能上市公司数量分别为 5 家、21 家、44 家、73 家和 125 家。

面板 Probit 模型属于非线性面板,在模型设定方面有一些技术性问题,需要加以说明。由于存在不可观测效应 C_i ,面板数据各期之间的相关性导致传统的估计方法失效。一种思路是把 C_i 看作是不可观测的随机变量,利用面板随机效应 Probit 模型(记为 RE Probit)进行估计。对不可观测效应 C_i 的处理思路是:通过假定 C_i 与协变量相关的方式,在似然函数中利用积分的方法消除 C_i 的影响,得到以解释变量为条件($y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iT}$)的联合分布,进而得到参数的一致估计量及偏效应^②。

考虑一个具有可加性、不可观测效应的线性模型,如果模型满足如下基本假定:

假定(1): $P(y_{it} = 1 | \mathbf{x}_{it}, C_i) = \Phi(\mathbf{x}_{it}\beta + C_i)$;

假定(2): 解释变量 \mathbf{x}_{it} 以不可观测的个体效应 C_i 为条件严格外生;

假定(3): ($y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iT}$) 以 (\mathbf{x}_{it}, C_i) 为条件相互独立;

假定(4): 不可观测的个体异质性满足: $C_i | \mathbf{x}_i \sim N(0, \sigma_c^2)$ 。

应用最大似然估计方法(MLE),可以得到随机效应 Probit 估计量,其中潜变量模型设定为:

$$y_{it}^* = \beta_0 + \mathbf{x}_{it}\beta + d_i + t_i + e_{it} \quad (1)$$

① 人工智能上市公司主要集中在“信息传输、软件和信息技术服务业”及“制造业”两大行业门类。但“制造业”门类涉及多种不同类型的制造业大类,存在较大的行业异质性,且“制造业”门类中人工智能上市公司与非人工智能上市公司数量差异大,故未使用“制造业”门类数据。

② 固定效应、一阶差分等方法虽然可以消除 C_i 的影响,但对模型施加了新的约束,包括限制了 C_i 的取值范围、预测结果可能超出被解释变量取值范围、解释变量的边际影响固定不变等。另一种思路是,将 C_i 看作固定效应,在模型中处理为待估参数,这种面板固定效应 Probit 模型会导致参数估计存在严重的偏误,引发从属参数问题,不具有可操作性。参见 Jeffrey M. Wooldridge. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. [2 ed.]. MIT, 2010:612.

式(1)中, y_{it}^* 为潜变量, 取值大于 0 时, $y_{it} = 1$, 否则 $y_{it} = 0$; \mathbf{x}_{it} 为包括所有随时间和个体变化的变量; d_i 为企业所处地区相关变量; t_i 为年份虚拟变量; $e_{it} \sim N(0, 1)$ 。

如果放松假定(4), 即考虑不可观测的个体异质性与部分解释变量相关, 张伯伦(Chamberlain, 1980)用含有线性期望与常数方差的条件正态分布描述了二者的相关性: $C_i = \psi + \bar{\mathbf{x}}_i \boldsymbol{\xi} + \alpha_i$, 其中, $\bar{\mathbf{x}}_i$ 为随时间变化的解释变量向量的时间均值, α_i 的方差为 σ_a^2 。假定(4)转变为 $C_i | \mathbf{x}_i \sim N(\psi + \bar{\mathbf{x}}_i \boldsymbol{\xi}, \sigma_a^2)$, 在其他假定保持不变时, 同样可以利用 MLE 在似然函数中消除掉不可观测效应 C_i 的影响, 所得估计结果称为 Chamberlain RE Probit 估计量。潜变量模型设定为:

$$y_{it}^* = \psi + \mathbf{x}_{it} \boldsymbol{\beta} + \bar{\mathbf{x}}_i \boldsymbol{\xi} + d_i + t_i + e_{it} \quad (2)$$

在解释变量的偏效应方面, 非线性面板模型转为估计解释变量对响应概率 $P(y_{it} = 1 | \mathbf{x})$ 的影响, 潜变量估计结果通过累计分布函数 $\Phi(\cdot)$ 映射到 $[0, 1]$ 。因此, 模型回归系数不再具有偏效应的含义, 取水平值的解释变量 x_j 、对于带有平方项的解释变量 $\beta_i x_i + \beta_{i+1} x_i^2$ 、取对数的解释变量 $\log(x_k)$ 的偏效应分别为:

$$\frac{\partial P(y = 1 | \mathbf{x})}{\partial x_j} = \frac{\partial \Phi(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta})}{\partial x_j} \boldsymbol{\beta}_j = \phi(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) \boldsymbol{\beta}_j \quad (3)$$

$$\frac{\partial P(y = 1 | \mathbf{x})}{\partial x_i} = \frac{\partial \Phi(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta})}{\partial x_i} (\beta_i + 2\beta_{i+1} x_i) = \phi(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) (\beta_i + 2\beta_{i+1} x_i) \quad (4)$$

$$\frac{\partial P(y = 1 | \mathbf{x})}{\partial \log(x_k)} = \frac{\partial \Phi(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta})}{\partial \log(x_k)} \boldsymbol{\beta}_k = \phi(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) \boldsymbol{\beta}_k \quad (5)$$

其中, $\mathbf{x}\boldsymbol{\beta}$ 是以向量形式表示的为各解释变量与相应参数相乘。通过估计等式右侧的在总体上的平均值, 就可得到平均偏效应(APE)。式(5)也表明, 偏效应与模型参数估计值的符号具有一致性。

上述两个模型为本文的主要模型。首先, 在稳健性检验部分, 报告了放松假定(3)的回归结果。如果上述两个模型均放松假定(3), 可以通过对模型的残差项($c_i + e_{it}$)进行标准化, 转变为经过缩放的模型, 缩放因子分别为 $1/(1 + \sigma_c^2)$ 和 $1/(1 + \sigma_a^2)$, 经缩放后的模型可以用混合 MLE (Pooled MLE) 方法分别进行估计^①。其次, 替换了部分解释变量的衡量指标, 用以检验解释变量的稳健性。最后, 对解释变量的严格外生性(即假定(2))做初步的检验。

企业使用人工智能技术的决策要早于企业开始使用人工智能技术, 本文将因变量“企业是否使用人工智能技术”视为企业上一期在各类影响因素下的期末决策, 在本期表现为开始应用人工智能技术。在回归模型中体现为: 解释变量取滞后一期值, 而非当期值。这样可以在一定程度上避免被解释变量与解释变量当期值之间互为因果引发的内生性问题。

(二) 变量设定与数据来源

本文的核心被解释变量为企业是否选择人工智能技术(AI), 为虚拟变量, 即第二节精确筛选所确定的人工智能上市公司名单, 若上市公司当年选择了人工智能技术, 则对应年份的 AI 赋值为 1, 否则赋值为 0。

衡量企业规模的指标通常包括企业资产和销售收入。本文将企业总资产作为企业规模的衡量指标, 并取对数。考虑到企业规模对创新决策可能存在非线性影响, 模型中加入了企业总资产对数的二次项; 并将企业销售收入作为企业规模的替代衡量指标, 用于稳健性检验。

衡量企业研发能力的指标包括企业的研发投入和专利数量。文中数据只包含了研发投入数据, 因此便对研发投入数据取对数, 以衡量企业的研发能力。

衡量市场结构的指标主要是市场集中度。文章将万得数据库提供的“行业内销售额最大的 3 个企业销售份额占全行业销售额的比例”, 作为市场集中度的衡量指标。

① 参见 Jeffrey M. Wooldridge. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. [2 ed.]. MIT, 2010: 613-619.

政府补贴数据主要来源于万得数据库。由于部分上市公司政府补贴数据为零,故本文对所有政府补贴数据值+1 并进行对数化处理。

另外,本文在模型中控制了资产净利率、资产流动性、资产负债率、所有制结构、企业年龄、市场势力^①、所在地区虚拟变量、年份虚拟变量、所在省份生产总值、所在省份市场化指数等(见表3)。在张伯伦随机效应 Probit 模型估计中,与不可观测异质性相关的因素包括各样本企业的规模、市场力量、研发能力、资产净利率、资产流动性、资产负债率、所有制结构、年龄等变量 2015—2019 年的均值。变量统计描述见表4。

表3 模型主要变量的设计与说明

变量	变量解释	数据来源
是否使用人工智能(AI)	当年是否使用人工智能技术,是则取1,否则取0	第二节筛选结果
企业规模	万得数据库提供的期末总资产数据,取对数	万得数据库
研发支出	企业年度研发支出合计,取对数	万得数据库
市场集中度	销售收入最大的3家企业占行业总销售收入之比	万得数据库
政府补贴	企业获取的政府补贴数据值+1,取对数	万得数据库
资产净利率	万得数据库提供的总资产净利率	万得数据库
资产流动性	(流动资产-流动负债)/总资产	万得数据库
资产负债率	期末负债总额/期末资产总额	万得数据库
所有制结构	国企为1,民企为0	万得数据库
企业年龄	年份-企业成立时间	万得数据库
市场势力	企业广告费用/销售收入	万得数据库
所在地区虚拟变量	东北、环渤海、东南、中部、西南、西北	—
年份虚拟变量	2015—2019年	—
所在省份生产总值	上市公司所在省份历年生产总值数据,取对数	历年中国统计年鉴
所在省份市场化指数	上市公司所在省份的市场化指数	中国分省份市场化指数报告(2018)

表4 模型主要变量的统计描述

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
企业规模	1 440	11.994	1.283	7.6	17.936
研发支出	1 440	8.636	1.304	0.604	12.448
市场集中度	1 440	0.279	0.244	0.12	0.96
政府补贴	1 440	6.134	1.965	0	11.015
资产净利率	1 440	0.069	0.113	-1.081	0.598
资产流动性	1 440	0.375	0.244	-0.682	0.927
资产负债率	1 440	33.617	18	2.71	177.54
所有制结构	1 440	0.119	0.324	0	1
企业年龄	1 440	17.024	5.360	2	35
市场势力	1 440	0.02	0.043	0	0.42
所在省份生产总值	1 440	10.478	0.636	6.825	11.485
所在省份市场化指数	1 440	8.825	1.417	0.71	10

① 借鉴聂辉华等(2008)的思路,企业产品差异越小,市场竞争越激烈,从而市场势力更小,就更有激励做广告。本文利用万得数据库提供的企业广告费用占销售收入的比例以及二次项作为市场势力的代理指标。

四、回归结果分析

(一) 基准模型回归结果

文章利用面板 Probit 模型进行回归, 结果见表 5。其中, 第二、第三列为随机效应 Probit 的估计结果, 第四、第五列为张伯伦随机效应 Probit 估计结果。

表 5 随机效应 Probit、张伯伦随机效应 Probit 模型最大似然估计结果

变量	随机效应 Probit		张伯伦随机效应 Probit	
	系数	平均偏效应	系数	平均偏效应
企业规模	11.71 *** (3.382)	0.311 *** (0.0910)	9.729 *** (3.453)	0.239 *** (0.0829)
企业规模平方项	-0.447 *** (0.133)	-0.0119 *** (0.00359)	-0.450 *** (0.136)	-0.0111 *** (0.00320)
研发支出	0.730 * (0.430)	0.0194 * (0.0114)	-0.682 (0.746)	-0.0168 (0.0183)
市场集中度	-10.61 *** (2.268)	-0.282 *** (0.0571)	-12.29 *** (2.563)	-0.302 *** (0.0557)
政府补贴	1.016 *** (0.284)	0.0270 *** (0.00701)	1.134 *** (0.309)	0.0279 *** (0.00669)
概率密度	0.0266		0.0246	
观测值数量	1440	1440	1440	1440
企业个数	288	—	288	—

注: 括号内数值为标准误差, ***、** 和 * 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平。限于篇幅, 未展示其他相关控制变量回归结果, 包括资产净利率、资产流动性、资产负债率、所有制结构、企业年龄、市场势力、所在省份生产总值、所在省份市场化指数、地区虚拟变量、年份虚拟变量, 以及张伯伦随机效应 Probit 回归结果随时间变化的解释变量的时间均值(即与不可观测异质性相关的因素)的回归结果。表 6~10 同此。

企业规模与企业使用人工智能技术的概率存在显著的倒 U 型关系。随机效应 Probit 模型回归结果显示, 企业规模项估计系数为正, 企业规模二次项估计系数为负, 说明适度规模可以提升企业使用人工智能技术的概率。在平均偏效应方面, 平均而言, 企业规模每扩大一倍, 其使用人工智能技术的概率增加 0.287。企业规模对响应概率影响的转折点为 13.098。考虑到企业不可观测异质性可能与解释变量存在相关性, 本文利用张伯伦随机效应 Probit 模型进行了估计, 模型回归结果支持企业规模的影响呈倒 U 型的结论, 回归结果支持假说 1。

研发能力与企业使用人工智能技术的概率没有显著的相关关系。随机效应 Probit 估计回归结果显示, 在 5% 的显著性水平上, 企业研发能力与企业转向使用人工智能技术的概率之间存在正相关关系, 但缺乏显著性。张伯伦随机效应 Probit 模型同样没有得到显著的正相关关系, 回归结果不支持假说 2。

市场集中度与企业使用人工智能技术的概率呈反向变动关系。两种模型的估计结果均显示出了显著的负相关关系, 说明市场的竞争性成分越大, 企业越激励使用人工智能技术。回归结果支持假说 3。从平均偏效应上看, 允许不可观测的个体异质性与解释变量相关, 进一步提升了市场集中度的边际影响。平均而言, 市场集中度每增长 1 个百分点, 则企业使用人工智能技术的概率下降 0.302 个百分点。

政府补贴与企业使用人工智能技术的概率成正相关关系。回归结果显示,政府补贴能够显著地提升企业使用人工智能技术的概率,说明政府补贴项对企业使用人工智能技术具有正向激励作用,模型估计结果支持假说 4。平均偏效应方面,政府补贴因素两种回归模型下的边际影响基本一致。平均而言,政府补贴每增加一倍,则企业使用人工智能技术的概率提升约 0.03。

(二) 稳健性检验

1. 允许被解释变量之间存在序列相关性

假定(3)要求以 (x_{it}, c_i) 为条件,各期的被解释变量之间相互独立,这是一个很强的假定。借鉴伍德里奇(Wooldridge, 2010)的思路,本文放松假定(3),并用混合最大似然估计(Pooled MLE),得到 Probit、张伯伦随机效应 Probit 的估计结果(见表 6)。回归结果显示,企业规模、研发能力、市场集中度、政府补贴等解释变量对企业使用人工智能技术概率的影响,在符号上与基准回归的结论保持一致。

表 6 Probit、张伯伦随机效应 Probit 模型混合最大似然估计结果

变量	Probit		张伯伦随机效应 Probit	
	系数	平均偏效应	系数	平均偏效应
企业规模	2.344 ** (0.920)	0.411 ** (0.164)	1.837 ** (0.865)	0.311 ** (0.148)
企业规模平方项	-0.085 4 ** (0.036 6)	-0.015 0 ** (0.006 49)	-0.081 2 ** (0.035 1)	-0.013 7 ** (0.006 04)
研发支出	0.072 2 (0.084 2)	0.012 7 (0.014 7)	-0.239 * (0.142)	-0.040 5 * (0.023 6)
市场集中度	-1.755 *** (0.493)	-0.308 *** (0.083 2)	-1.957 *** (0.498)	-0.331 *** (0.082 5)
政府补贴	0.214 *** (0.063 3)	0.037 5 *** (0.010 7)	0.222 *** (0.066 0)	0.037 5 *** (0.010 7)
概率密度		0.175		0.169
观测值数量	1 440	1 440	1 440	1 440

注:括号内数值为稳健标准误差,***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。

2. 更换解释变量的衡量指标

首先,将企业规模的衡量指标替换为企业销售收入,回归结果见表 7。模型回归结果支持企业规模与企业使用人工智能技术概率之间呈倒 U 型关系的结论。其次,本文将企业研发人员数量占比作为衡量企业研发能力的替代指标,回归结果见表 8,可以看出,企业研发能力项对企业使用人工智能技术的概率的正向影响并不显著^①。再次,本文将“营业收入前 5 名占该行业营业收入比例”作为市场集中度的衡量指标进行回归,结果见表 9。回归结果同样显示出呈负相关关系。上述各回归结果中,其他解释变量的影响与基本结论保持一致。本文进一步用“营业收入前 8 名占该行业营业收入比例”“企业研发投入占销售收入的比列”分别衡量市场集中度、企业研发能力,回归结果仍与基本结论保持一致,限于篇幅不在正文中汇报。

^① 由于企业研发人数数量 2014 年样本缺失严重,导致滞后一期的解释变量 2015 年存在较多空值,因此,在相应模型中,将面板时间限定为 2016—2019 年。

表7 企业规模项的稳健性检验回归结果

变量	最大似然估计		混合最大似然估计	
	随机效应 Probit	张伯伦随机效应 Probit	Probit	张伯伦随机效应 Probit
企业销售收入	10.57 *** (3.866)	7.585 ** (3.298)	2.412 ** (1.100)	1.694 (1.079)
企业销售收入平方项	-0.473 *** (0.161)	-0.402 *** (0.139)	-0.108 ** (0.0469)	-0.101 ** (0.0463)
研发支出	1.327 *** (0.455)	-0.251 (0.787)	0.214 ** (0.0905)	-0.0330 (0.179)
市场集中度	-9.473 *** (2.135)	-11.55 *** (3.429)	-1.391 *** (0.482)	-1.913 *** (0.493)
政府补贴	1.119 *** (0.284)	1.063 *** (0.345)	0.245 *** (0.0647)	0.247 *** (0.0681)
观测值数量	1440	1440	1440	1440
企业数量	288	288	—	—

注:括号内数值为标准误差,第四、第五列为稳健标准误差,***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。

表8 研发能力项的稳健性检验回归结果

变量	最大似然估计		混合最大似然估计	
	随机效应 Probit	张伯伦随机效应 Probit	Probit	张伯伦随机效应 Probit
企业规模	12.03 ** (5.378)	10.66 ** (4.758)	2.283 ** (0.919)	1.733 * (0.890)
企业规模平方项	-0.430 ** (0.204)	-0.510 ** (0.200)	-0.0808 ** (0.0362)	-0.0822 ** (0.0354)
企业研发人员数量占比	0.0193 (0.0195)	0.00868 (0.0194)	0.00176 (0.00298)	0.00123 (0.00311)
市场集中度	-13.25 *** (4.021)	-12.63 *** (3.715)	-1.857 *** (0.492)	-1.892 *** (0.521)
政府补贴	1.232 *** (0.400)	1.254 *** (0.414)	0.244 *** (0.0670)	0.236 *** (0.0690)
观测值数量	1152	1152	1152	1152
企业数量	288	288	—	—

注:括号内数值为标准误差,第四、第五列为稳健标准误差,***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。

表9 市场集中度的稳健性检验回归结果

变量	最大似然估计		混合最大似然估计	
	随机效应 Probit	张伯伦随机效应 Probit	Probit	张伯伦随机效应 Probit
企业规模	11.93 *** (3.362)	10.23 *** (3.529)	2.384 *** (0.916)	1.884 ** (0.859)
企业规模平方项	-0.453 *** (0.132)	-0.471 *** (0.139)	-0.0867 ** (0.0364)	-0.0830 ** (0.0349)
研发支出	0.674 (0.433)	-0.722 (0.774)	0.0679 (0.0839)	-0.236 * (0.141)
营收前五名占比	-10.96 *** (2.220)	-13.08 *** (2.612)	-1.762 *** (0.476)	-1.945 *** (0.477)
政府补贴	1.020 *** (0.287)	1.172 *** (0.321)	0.212 *** (0.0635)	0.219 *** (0.0661)
观测值数量	1440	1440	1440	1440
企业数量	288	288	—	—

注:括号内数值为标准误差,第四、第五列为稳健标准误差,***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。

3. 关于解释变量严格外生性的检验

上述分析过程都是在假定(2)成立的条件下分析的,即解释变量满足严格条件外生性。解释变量也可能存在相关性,如企业当期的利润率影响企业使用人工智能技术的决策(进而决定了下期是否开始使用人工智能技术),而企业是否使用人工智能技术又会影响到企业未来的利润率,导致利润率不满足严格外生性假定。文章借鉴伍德里奇(Wooldridge,2010)的思路,如果怀疑某个解释变量不满足严格外生性,在模型中加入该解释变量的下一期值,并利用随机效应 Probit 模型或者混合 Probit 模型进行估计。在零假设下,下一期解释变量的系数应该不显著。本文遵循该思路,对各解释变量进行了混合 Probit 估计,在 5% 的显著性水平下,仅资产流动性不满足零假设,其余解释变量均满足原假设,基本可以认为模型设定满足严格外生性假定。

(三) 政府补贴作用的进一步分析

本文在模型中引入了政府补贴与年份虚拟变量的交互项,分析政府补贴作用的年度差异。回归结果见表 10。随机效应 Probit 估计结果如表 10 所示,2015—2017 年交互项对企业使用人工智能技术的概率虽然存在正向影响,但在统计意义上不显著。2018、2019 年政府补贴交互项则呈现出显著的正相关关系,说明政府补贴项在 2018、2019 年显著提升了对企业使用人工智能技术的概率。从边际效应看,2018 年政府补贴每增加一倍,企业使用人工智能技术的概率增加约 0.035。其他解释变量的回归结果与基准回归结论保持一致。张伯伦随机效应 Probit 估计结果同样支持上述结论。

表 10 加入政府补贴与年份虚拟变量交互项的最大似然估计结果

变量	随机效应 Probit		张伯伦随机效应 Probit	
	系数	平均偏效应	系数	平均偏效应
政府补贴 * 2015	0.003 32 (0.665)	8.82×10^{-5} (0.017 6)	0.566 (1.202)	0.013 9 (0.029 3)
政府补贴 * 2016	0.553 (0.665)	0.014 7 (0.017 6)	0.281 (0.729)	0.006 91 (0.017 8)
政府补贴 * 2017	0.497 (0.524)	0.013 2 (0.013 8)	0.174 (0.542)	0.004 29 (0.013 2)
政府补贴 * 2018	1.307 *** (0.394)	0.034 7 *** (0.009 59)	1.072 ** (0.425)	0.026 4 *** (0.009 65)
政府补贴 * 2019	0.876 ** (0.350)	0.023 3 ** (0.009 15)	0.569 * (0.343)	0.014 0 (0.008 55)
观测值数量	1 440	1 440	1 440	1 440
概率密度	0.026 6	0.024 6		
企业数量	288	288	288	288

注:括号内数值为标准误差,***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。限于篇幅,回归结果仅汇报政府补贴与年份虚拟变量的交互项,其他控制变量与第四节的回归分析保持一致。

五、总结与政策启示

(一) 主要结论

本文利用机器学习技术对上市公司年报文本信息进行关键词筛选,识别出人工智能上市公司名单,梳理了中国人工智能技术创新扩散的总体特征:(1)中国人工智能技术创新扩散在 2016、2017 年出现增长拐点,上市公司数量持续增长,成为扩散的爆发期。(2)中国人工智能技术行业应用存在头部效应,智能安防、智慧金融、智慧商业成为应用成熟度较高的行业,其中,智慧金融、智慧

商业等成为数字化程度较高的行业,这与人工智能技术特性相关,而智能安防的成熟应用与国外应用趋势有差异。

基于总体特征,文章进一步从微观视角分析了企业规模、研发能力、市场集中度、政府补贴等因素对人工智能技术创新扩散的影响,并提出相应的假说。进一步构造了2015—2019年的面板数据,利用面板Probit模型进行实证分析。结果表明,企业规模对人工智能技术创新扩散的影响呈倒U型,适度的企业规模有助于推动企业使用人工智能技术。企业研发能力对人工智能技术创新扩散具有促进作用,但在统计意义上缺乏显著性。市场竞争性程度、政府补贴均显著提升了企业使用人工智能技术的概率,推动了技术创新扩散;并且政府补贴呈现出年度差异,2018、2019年政府补贴显著激励了企业转向使用人工智能技术。

(二)政策启示

人工智能技术具有网络外部性特征,政府在创新扩散中发挥着重要作用。在创新扩散早期阶段,人工智能技术的网络外部性收益低,不足以吸引企业使用人工智能技术。而政府在创新扩散早期的积极作为可能是化解创新扩散延迟的一种手段。政府关于人工智能领域的相关扶持政策,一方面降低了企业的技术转换成本,包括推动计算中心建设、向企业提供训练数据接口、实施政府补贴等;另一方面,也改变了上市公司的市场预期,相关政策频发传递出的信号,使上市公司强烈感受到人工智能技术在政府强力支持下即将得到大规模的应用,预期因之改变,进而推动技术应用的正反馈循环。

但创新扩散早期阶段,政府的相关产业政策能否起到激励创新的题中之义,仍然有待进一步研究,并且应当注意政府补贴、税收优惠等扶持性产业政策可能引发的人工智能产业重复建设、企业在低水平技术蜂拥而上的现象,以及可能引发的产能过剩、产业结构失衡、地方政府债务积累等问题^[39-40]。为进一步实现人工智能技术创新与各产业深度融合,推进人工智能技术创新扩散,政府政策有必要从产业政策向竞争政策转变。

首先,人工智能技术发展的历史表明,技术突破具有高度偶然性,事前很难确定哪些技术会成为主流,哪些技术会成功实现商用。例如,当前这一轮人工智能热潮可追溯到学术界的一项进展:辛顿等人2006年成功训练了一类特殊的神经网络——深度信念网络,重新点燃了学术界对人工神经网络的热情与信心,辛顿也因此获得了计算机科学最高奖——图灵奖。但是,2012年以来,在业界获得普遍应用的主流神经网络模型并不是深度信念网络,而是卷积神经网络和循环神经网络等。这表明,即使政府聘请顶尖的业内专家,也不一定能事先预测哪一类具体技术会成为市场应用的主流。

其次,从作者团体的调研经历看,人工智能是颠覆性的创新技术,其产业化应用面临一系列体制机制障碍,亟待更好发挥政府作用。例如,如何实现政府数据开放,兼顾效率与隐私;如何建立适应大数据、人工智能的监管体制等等,这些都需要制度创新。

再次,从国际经验看,发达国家关于人工智能的发展政策实际上不是传统的产业政策,而是竞争政策。例如,美国政府在制定与人工智能相关的政策时,更加偏重于建设公平的市场环境,为企业发展扫除障碍,提供技术协助与发展机会。美国联邦政府2019年制定名为《美国人工智能倡议》的政府行政命令,而此文件实为框架性的产业战略,并没有详细的实施细则与明确规划。美国政府把更多政府资金和资源投入到人工智能的基础研究中,并积极建立以美国为首的人工智能产业国际标准,同时对美国工人的再培训展开新研究,以适应新发展态势的需求。

最后,从经济学原理分析,直接对相关企业进行财政补贴存在一系列弊端。例如,会扭曲资源配置,阻碍市场发挥资源配置的决定性作用,阻碍公平竞争。人工智能初创企业需要的巨额投资不是地方财政可以解决的,通过金融市场直接融资更有效率。

当前,我国经济已由高速增长阶段转向高质量发展阶段,发展的这一阶段转变也适用于刚刚经

历爆发期的人工智能行业。在人工智能技术创新扩散过程中,政府应当从产业政策向竞争政策转变,具体建议如下:(1)政府不在人工智能或其细分领域以倾斜政策扶持所谓“龙头企业”“领军企业”,文件不再提“龙头企业”“领军企业”。“龙头企业”“领军企业”应该是市场竞争的结果。(2)政府不强调人工智能核心产业或带动产业的具体规模、产值。(3)落实公平竞争审查制度,清理已出台人工智能和高科技相关政策文件中妨碍公平竞争、束缚民营企业发展、有违内外资一视同仁的政策措施,严格做好对新出台文件的审查。(4)在政府与企业之间建立缓冲地带,政府补贴研发的专项资金应主要投向大学、科研院所、独立实验室,而不直接补贴企业。(5)避免以财政资金直接投资主导或撬动产业投资基金。

参考文献:

- [1] 陈彦彬,林晨,陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. 经济研究, 2019, 54(7): 47-63.
- [2] 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, 36(5): 3-22.
- [3] 郭敏,方梦然. 人工智能与生产率悖论:国际经验[J]. 经济体制改革, 2018(5): 171-178.
- [4] 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, 35(7): 60-77, 202-203.
- [5] 彭莹莹,汪昕宇. 人工智能技术对制造业就业的影响效应分析——基于中国广东省制造企业用工总量与结构的调查[J]. 北京工业大学学报(社会科学版), 2020, 20(5): 68-76.
- [6] 惠炜,姜伟. 人工智能、劳动力就业与收入分配:回顾与展望[J]. 北京工业大学学报(社会科学版), 2020, 20(5): 77-86.
- [7] SCHUMPETER F M. Capitalism, socialism and democracy [M]. New York: Harper & Brothers, 1942: 63-87.
- [8] GALBRAITH J K. American capitalism [M]. Revised edition. Boston: Houghton Mifflin, 1956: 119-121.
- [9] KAPLAN A D. Big enterprise in a competitive system [M]. Washington: Washington Brooking Institute, 1954: 269.
- [10] BRAGA H, WLIIMORE L. Technological imports and technological effort: an analysis of their determinants in brazilian firms[J]. The Journal of Industrial Economics, 1991, 39(4): 421-432.
- [11] BLUNDELL R, GRIFFITH R, REENEN J V. Dynamic count data models of technological innovation [J]. The Economic Journal, 1995, 105(429): 333-344.
- [12] 周黎安,罗凯. 企业规模与创新:来自中国省级水平的经验证据[J]. 经济学(季刊), 2005(3): 624-638.
- [13] FREEMAN C, SOETE L. The economics of industrial innovation [M]. Third edition. London & Washington: Mit Pr 1997: 227-241.
- [14] SCHERER F M. Firm size, market structure, opportunity, and the output of patented inventions [J]. The American Economic Review, 1965, 55(5): 1097-1125.
- [15] LOEB P D, LIN V. Research and development in the pharmaceutical industry——a specification error approach [J]. The Journal of Industrial Economics, 1977, 26(1): 45-51.
- [16] SOETE L L G. Firm size and innovation activity[J]. European Economic Review, 1979, 12(4): 319-340.
- [17] 朱恒鹏. 企业规模、市场力量与民营企业创新行为[J]. 世界经济, 2006(12): 41-52, 96.
- [18] 吴延兵. 创新的决定因素——基于中国制造业的实证研究[J]. 世界经济文汇, 2008(2): 46-58.
- [19] 聂辉华,谭松涛,王宇峰. 创新、企业规模和市场竞争力——基于中国企业层面的面板数据分析[J]. 世界经济, 2008(7): 57-66.
- [20] VARIAN H. Artificial intelligence, economics and industrial organization [Z]. NBER Working Paper No. 24839, 2018.

- [21] GILBERT R J, NEWBERY D M G. Preemptive patenting and the persistence of monopoly [J]. *The American Economic Review*, 1982, 72(3): 514-526.
- [22] JADLOW J M. Newevidence on innovation and market structure [J]. *Managerial and Decision Economics*, 1981, 2(2): 91-96.
- [23] KRAFT K. Marketstructure, firm characteristics and innovative activity [J]. *The Journal of Industrial Economics*, 1989, 37(3): 329-336.
- [24] ARROW K J. Economicwelfare and the allocation of resources for invention [M]//NELSON R R. *The rate and direction of inventive activity*. Princeton: Princeton University Press, 1962: 609-626.
- [25] GEROSKI P A. Marketstructure, corporate performance and innovative activity [M]. Oxford: Clarendon Press, 1994: 58-86.
- [26] NICKELL S J. Competition andcorporate performance [J]. *Journal of Political Economy*, 1996, 104(4): 724-746.
- [27] BLUNDELLR, GRIFFITH R, REENEN J V. Market share, market value and innovation in a panel of British manufacturing firms [J]. *The Review of Economic Studies*, 1999, 66(3): 529-554.
- [28] BROADBERRY S, CRAFTS N. Competition andinnovation in 1950's Britain [Z]. *Economic History Working Papers 22381*, London School of Economics & Political Science, Department of Economic History, 2000.
- [29] LEVIN R C, COHEN W M, MOWERY D C. R&Dappropriability, opportunity and market structure: new evidence on some Schumpeterian Hypotheses [J]. *The American Economic Review*, 1985, 75(2): 20-24.
- [30] AGHION P, BLOOM N, BLUNDELL R, et al. Competition and innovation: an inverted-U relationship [J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2005, 120(2): 701-728.
- [31] 寇宗来,高琼. 市场结构、市场绩效与企业的创新行为——基于中国工业企业层面的面板数据分析[J]. *产业经济研究*, 2013(3): 1-11, 110.
- [32] 孙早,郭林生,肖利平. 企业规模与企业创新倒U型关系再检验——来自中国战略性新兴产业的经验证据[J]. *上海经济研究*, 2016(9): 33-42.
- [33] 余明桂,范蕊,钟慧洁. 中国产业政策与企业技术创新[J]. *中国工业经济*, 2016(12): 5-22.
- [34] 安同良,周绍东,皮建才. R&D补贴对中国企业自主创新的激励效应[J]. *经济研究*, 2009, 44(10): 87-98, 120.
- [35] 毛其淋,许家云. 政府补贴对企业新产品创新的影响——基于补贴强度“适度区间”的视角[J]. *中国工业经济*, 2015(6): 94-107.
- [36] 黎文靖,郑曼妮. 实质性创新还是策略性创新——宏观产业政策对微观企业创新的影响[J]. *经济研究*, 2016, 51(4): 60-73.
- [37] FARRELL J, SALONER G. Installedbase and compatibility: innovation, product preannouncements, and predation [J]. *The American Economic Review*, 1986, 76(5): 940-955.
- [38] POSTREL S. Competing networks and proprietary standards: the case of quadraphonic sound[J]. *Journal of Industrial Economics*, 1990, 39(2): 169-185.
- [39] 陈小亮,陈彦彬. 发展人工智能的产业政策存在的问题与调整思路[J]. *人文杂志*, 2019(11): 25-32.
- [40] 宋伟,夏辉. 地方政府人工智能产业政策文本量化研究[J]. *科技管理研究*, 2019, 39(10): 192-199.

本刊相关文献链接:

- [1] 金碚. 网络信息产业的组织特征与规则逻辑——域观视角下的观察与思考[J]. *北京工业大学学报(社会科学版)*, 2021(4): 1-11.
- [2] 吕峻,胡洁. 企业创新融资理论和实证研究综述[J]. *北京工业大学学报(社会科学版)*, 2021(3): 80-94.

- [3] 李明德, 邝岩. 大数据与人工智能背景下的网络舆情治理: 作用、风险和路径[J]. 北京工业大学学报(社会科学版), 2021(6): 1-10.

Research on the Characteristics, Influencing Factors and Government Role in Artificial Intelligence Technology Innovation Diffusion: Based on the Data of A-Share Listed Companies

WANG Baichuan¹, DU Chuang^{1,2}

(1. School of Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 102488, China;

2. Institute of Economics, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100836, China)

Abstract: Based on the annual reports of Chinese A-share listed companies, this paper uses machine learning technology to identify the list of AI listed companies, and reveals the general characteristics of China's AI innovation diffusion: (1) The diffusion of AI technology innovation in China showed an inflection point in 2016 and 2017, and (2) There is head effect in the application of AI technology in China, and intelligent security has become the most popular industry. Secondly, this paper analyzes the factors influencing the diffusion of AI technology. Then the paper constructs the panel data from 2015 to 2019, and makes empirical analysis using the panel probit model. The results show that the impact of firm size on innovation diffusion is inverted U-shaped. Firm's R&D capability has no significant effect. Competitive market structure and government subsidy can promote innovation diffusion. AI technology has network externalities. The positive mechanism of government subsidies and other relevant policies lies in reducing firm's technology conversion costs, promoting listed companies to form new market expectations, and leading to a positive feedback cycle of technology application. As China's economy enters a stage of high-quality development, it is necessary for policies related to AI to shift from industrial policy to competition policy, and give full play to the decisive role of the market in resource allocation.

Key words: artificial intelligence; innovation diffusion; network externality; industrial policy; competition policy

(责任编辑: 李世红)