

· 国外经济理论动态 ·

# 人工智能对经济的影响研究进展\*

曹静 周亚林

**内容提要:**人工智能的快速发展将使得世界经济发生深刻的变革。本文就人工智能的经济影响进行较为系统的梳理和回顾,着重分析人工智能对生产率和经济增长的促进作用、人工智能对劳动力就业的影响效果,以及人工智能是否会引发收入不平等的加剧等问题。在此基础上进一步归纳如何应用公共政策减缓人工智能对就业结构、收入不平等方面可能带来的负面影响。最后总结现有文献的不足,并对未来的研究方向进行展望。

**关键词:**人工智能 经济增长 就业 收入不平等

## 一、引言

技术进步对经济的影响一直是经济学家重点关注的问题之一。历史上,每一次重大的工业技术进步,都伴随着生产率的大幅度提高。最近,随着人工智能的发展,有关人工智能对经济的影响引发了学术界新的关注。关于人工智能的研究,从20世纪四五十年代即开始兴起,而1956年由约翰·麦卡锡(John McCarthy)等人组织的达特茅斯会议被认为是开创了人工智能(Artificial Intelligence,简称AI)这个研究领域的历史性事件(Moor, 2006)。在会议上,人工智能这个术语首次被正式提出。目前,关于人工智能并没有直接统一的定义。根据麦卡锡的定义,人工智能是制造智能机器,尤其是智能计算机程序的科学工程。<sup>①</sup>最近,随着大数据的高速发展、硬件和算法的进步,人工智能迎来了发展的新高潮。世界主要国家都在大力发展人工智能,我国也将人工智能视为经济发展的新引擎。2017年7月20日,国务院发布《新一代人工智能发展规划》,提出到2030年,人工智能产业竞争力要达到世界领先水平。<sup>②</sup>党的十九大报告中也着重强调“推动互联网、大数据、人工智能和实体经济深度融合”。<sup>③</sup>可以预见,人工智能在未来一段时间将发展更为迅速,会引发科技方面的重大变革,并对经济和人类社会带来更为广泛和深刻的影响。

随着人工智能逐渐改变现代和未来经济社会的方方面面,有关人工智能对经济、收入不平等、就业等方面影响的文献与日俱增。在2017年初举办的美国社会科学联合会(ASSA)年会上,几位著名经济学家在其前期研究成果(Acemoglu & Restrepo, 2016; Agrawal et al, 2016; Nordhaus, 2015)的基础之上,组织了关于人工智能与经济的讨论会。在2017年9月由美国国家经济研究局(NBER)举行的“人工智能的经济学”会议上,众多经济学家也展开了有关人工智能对经济或生产力增长、就业、收入分配、贸易等经济各个方面影响的探讨(Aghion et al, 2017; Brynjolfsson et al, 2017; Autor & Salomons, 2017; Stiglitz & Korinek, 2017; Goldfarb & Trefler, 2017),同时也讨论了人工智能或深度学习技术的发展对于经济学方法的拓展等相关议题(Athey, 2017; Camerer, 2017; Mullainathan & Spiess, 2017)。研究人工智能对经济的影响,可以帮助我们更好地理解人工智能发展的积极和消极效应,从而设计出合理的公共政策,以应对其可能带来的风险和挑战。本文梳理了

\* 曹静,清华大学经济管理学院,清华大学恒隆房地产研究中心,邮政编码:100084,电子邮箱:caojing@sem.tsinghua.edu.cn;周亚林,清华大学经济管理学院,电子邮箱:zhouyl.13@sem.tsinghua.edu.cn。基金项目:国家自然科学基金项目“能源、环境与气候变化经济学”(71422013)。感谢匿名审稿人的修改建议,文责自负。

人工智能对经济增长、劳动力就业以及收入不平等的影响文献。在此基础上,本文就如何运用公共政策缓解人工智能发展对劳动力市场可能的负面作用等相关研究进行文献介绍。

## 二、人工智能对生产率和经济增长的影响

人工智能是科学技术上的一次重大革新,现有文献中的一个普遍观点是人工智能会提高生产率,促进经济增长。例如 Brynjolfsson & McAfee(2014)就认为,基于人工智能、数字化革命等推动的第二次机器革命将实现空前的技术进步。埃森哲咨询公司 2016 年发布的一份关于人工智能的报告将人工智能视为一种新的生产要素,指出人工智能将会至少通过三个方面促进经济增长:首先,人工智能可以使复杂的体力任务自动化,这种效应被称为“智能自动化”;其次,人工智能可以补充现有的劳动力和资产,提升工人能力和资本效率;第三,人工智能可以促进创新,并扩散到各个行业。<sup>④</sup>近年来大量的理论和实证研究关注了人工智能对经济增长的促进作用,其中生产率决定了在资本、劳动力等生产要素投入不变情况下的经济增长速度,是文献中衡量技术进步和效率的一个常用指标。

### (一)人工智能对生产率和经济增长影响的理论研究

理论层面上,现有的部分文献尝试通过经济增长模型来解释人工智能或者自动化影响经济增长的模式或者路径。在这方面,Hanson(2001)较早地尝试利用新古典经济增长模型就机器智能对经济影响进行估计。该模型假设机器可以与人类劳动互补,也可以替代人类劳动,在不同的工作中,这种补充或者替代的可能性不同。模型同时假设计算机技术比一般技术改进得更快,机器智能的劳动投入可以根据需要快速增长,从而批量使用机器智能将经济增长率提高一个数量级或更多。另外,作者也指出这种分析可能会低估机器智能对经济的影响,因为其并没有考虑创造新型工作的可能性。

Acemoglu & Restrepo(2016)的研究则弥补了上述缺陷。他们在 Zeira(1998)基于任务的模型基础上引入自动化技术并假设任务个数为内生。该模型的一个创新之处在于提出了一个统一的框架,在此框架中,从前由劳动力完成的任务可以被自动化,同时劳动力具有比较优势的新任务可以被创造。该项研究发现,自动化同时具有替代效应和生产力效应,替代效应本身会降低劳动力需求,而生产力效应则通过使用更便宜的资本替代劳动从而提高生产力,并提高对尚未自动化任务中劳动力的需求。之后 Acemoglu & Restrepo(2018)进一步指出,可能限制劳动生产率提高的因素包括:新技术所需技能和劳动力所提供技能的不相适应,以及自动化以过快的速度引进等。新任务倾向于使用新的技能,但如果教育体系未及时提供这些技能,经济转型将会受到阻碍。另外,由于现行的税收体系中倾向于补贴资本而不是劳动,以及劳动力市场的摩擦和不完善,均衡工资会高于劳动的社会机会成本,从而导致自动化技术被过度采用,资本和劳动配置不当,阻碍劳动生产率的提升。

Aghion et al(2017)的研究同样在 Zeira(1998)基于任务的模型基础上引入了鲍莫尔成本病(Baumol's Cost Disease)思想,假设任务份额为外生给定。该模型发现自动化会导致一些行业比重上升,另外一些行业下降。具体来看,他们假设 GDP 是不同商品的 CES 函数形式,彼此之间替代弹性小于 1,即采用了如下的形式:

$$Y_t = A_t \left( \int_0^\infty Y_{it}^\sigma di \right)^{1/\rho}, \sigma = \frac{1}{1-\rho} < 1$$

其中  $A_t = A_0 e^{gt}$  代表标准的技术增长,在这里被设定为外生。另外一个技术进步则来源于自动化。生产未实现自动化的商品时可以由劳动一对一生产,当其被自动化时,则用一单位的资本代替劳动来生产,即满足如下条件:

$$Y_i = \begin{cases} L_i, & \text{当未被自动化时} \\ K_i, & \text{当被自动化时} \end{cases}$$

通过推导,可以得到如下新古典生产函数形式:

$$Y_t = A_t F(B_t K_t, C_t L_t), \text{其中 } B_t \equiv \beta_t^{\frac{1-\rho}{\rho}}, C_t \equiv (1-\beta_t)^{\frac{1-\rho}{\rho}}$$

$\beta$  为商品在时间  $t$  被自动化的份额。基于上述条件和假设,他们推导出自动化等价于劳动节约型和资本消减型的技术进步。这主要是由于模型假设资本数量固定时,资本将会被稀释,因此是资本消减型的效应。对于劳动来讲,自动化将固定数量的劳动分散到更少数量的任务中,由此产生了劳动节约型效应。他们进一步得出,在技术条件满足  $\left(\frac{K}{\beta}\right)^{\rho} < \left(\frac{L}{1-\beta}\right)^{\rho}$  下,自动化会增大产出。这意味着,分配给每件任务的资本数量需要超过每件任务的劳动数量,自动化允许通过使用丰富的资本和相对稀缺的劳动完成更多的任务。

综上,评估人工智能对经济增长影响的理论在近年来均已取得了很大进步,运用新古典经济模型或者基于任务的方法,是文献中分析人工智能对经济增长的影响中比较常用的一种方法,模型通常认为人工智能的发展可以通过使用更便宜的资本,补充或者替代劳动力,从而引起生产率的提升和经济的快速增长。

## (二)人工智能对生产率和经济增长影响的实证研究

随着各类理论模型的逐渐发展以及数据的可得,实证研究也逐渐增多,以检验人工智能或者自动化对生产率的影响。现有的实证研究大多是研究人工智能的某一领域,如计算机资本或者工业机器人对于生产率的影响,并将多要素生产率(MTP)、全要素生产率(TFP)或者劳动生产率等作为生产率的衡量指标。这些文献几乎全部佐证了人工智能对于生产率的促进作用。

Brynjolfsson & Hitt (2006)运用 527 家美国公司 8 年的股票数据进行研究发现,计算机化对生产率有正的短期影响,并且,在长期来看计算机化造成的生产率贡献可能更大。之后,Brynjolfsson & Hitt (2011)进一步运用 179 家大型上市公司的调研数据研究了数据和商业分析的采用对于企业生产率的影响,发现基于数据和商业分析进行决策的企业的平均生产率更高。Kromann et al(2011)应用跨国、跨行业数据,以工业机器人的使用作为自动化衡量标准进行实证研究发现,自动化在短期和长期内对生产率有显著的积极影响,如果一国将自动化程度提高到自动化程度最高国家相应行业的同一水平,那么样本中的国家的制造业总生产率可提高 8%~22%。Graetz & Michaels(2015)利用 17 个国家 1993—2007 年间行业面板数据进行研究发现,工业机器人提高了劳动生产率和增加值,其中工业机器人自动化促使经济增长速度提升了 0.37%,全要素生产率也有提升。但同时,该研究也发现了机器人的使用存在“拥挤效应”,即机器密度增多的边际效应正在快速下降。

比较上述文献可以看出,现有的实证文献主要利用发达国家的数据,研究了人工智能对发达国家的经济增长和生产力的影响。受数据限制,人工智能对发展中国家的经济增长影响的研究和证据仍十分匮乏。目前机器人技术等人工智能在发展中国家的使用也在逐渐增加,未来的研究需要更多来自发展中国家或者更多行业的经验证据。

## (三)人工智能是否会迈向奇点

此次人工智能或许和经济史上以往的技术变革都不相同。深度学习的发展意味着计算机领域自第一次技术变革浪潮以来发生了一个根本性的变化。过去,计算机程序仅是按部就班地编码人类知识,将输入按照人类的预设转化到输出。但是,深度学习可以利用庞大的数据集自己来理解这个映射过程。此技术的发展使机器在知觉和认知方面取得了巨大的进步,而这两者是大部分人类工作必需的技能(Brynjolfsson et al,2017)。鉴于人工智能的快速发展,一些学者开始思考奇点(Singularity)是否会到来。Good(1966)在 20 世纪 60 年代提出了奇点的设想,即自我提升的人工智能可能会很快超过人类思想,导致智慧爆炸,在有限的时间带来无限的智慧。Kurzweil(2005)预测按照现在的发展速度,技术奇点可能会在 2045 年左右到来。而经济学家则关注了经济奇点是否会到来,即人工智能的快速发展将会越过一个界限,跨过之后经济增长将会以前所未有的速度加速。

不同的学者对于奇点是否会到来以及何时会到来持有不同的观点。传统的观点认为,指数型的增长是不可持续的,因为增长需要资源,而资源却会最终耗尽。但如果增长主要体现在知识、文化或者纯价值领域,则经济增长并不一定会存在上限(Sandberg, 2010),因此现在部分学者认为,人工智能的发展将来有可能达到奇点。Aghion et al(2017)考虑了人工智能的发展如何驱动增长爆炸,指

出了人工智能带来的自动化可能带来的快速增长或者奇点的路径,但同时也提出了一些会限制奇点出现的瓶颈,包括自动化水平的限制、寻找新想法的限制等等。Nordhaus(2015)将奇点理论置于经济增长模型中,关注了一些关键投入变量,包括工资、生产力增长、价格、知识产权产品和 R&D 等,并据此提出了 7 项测试来探讨我们是否在逼近奇点,例如资本存量中知识产权产品的比例增长情况等,最终这些测试证明奇点的到来仍然比较遥远。Upchurch & Moore(2018)认为奇点是否会到来现在还无法预料,并进一步指出更多限制奇点到来的因素。首先,从技术本身来说,创造出有意识的机器人、使机器人像人一样思考非常困难;其次,整个社会对于自动化带来的失业恐惧可能会阻止自动化的进一步采用;另外,在现实经济中,生产过程必需的硬件和软件不是无限供给的,一定阶段内科学发展上也会有限制。总体来讲,上述研究探讨了人工智能是否会迈向奇点,但是并未形成统一的意见,探讨奇点到来的可能性仍是未来研究的一个方向。

### 三、人工智能对劳动力就业的影响

人工智能的发展会导致自动化的成本逐渐下降,从而引起机器对人类劳动的替代。实际上,技术进步导致机器取代人类劳动并不是一个新的问题。有关技术性失业的担忧从 18 世纪后期工业化开始即产生,之后众多经济学家对此问题展开了持续而深入的研究,探讨技术进步到底是增加还是减少就业。从现有文献来看,技术进步对就业可能同时具有负向的抑制效应和正向的创造效应(Aghion & Howitt, 1994)。一方面,技术进步提高了劳动生产率,并会替代部分劳动,从而减少就业机会。例如,熊彼特(Schumpeter, 1911)提出,技术创新和生产率的提高将引起对生产新产品所用的主要要素需求的短暂提升,但工艺创新的节约效果将导致劳动力需求的下降,从而引起更高的失业。另一方面,技术进步也会通过资本化效应创造就业机会。Pissarides(2000)认为资本化带来的就业机会的成本在最初已经支付,技术进步越快,意味着未来收益的有效贴现率越低,从而利润的现值越高。因此,企业为了实现利润最大化,会扩大生产规模,提供更多工作机会。对于上述两种效应具体哪一种效应占优,学术界并未达成统一意见。从过去两个多世纪的数据来看,自动化和技术进步并未使更多劳动力失业,虽然失业率周期波动,但没有支持失业随着技术进步而长期增加的论据(Autor, 2015)。

人工智能与以往的技术革命相比有很多共同点,解放了人类劳动,极大地提高了生产力。同时,人工智能也有很多新的特点。人工智能相比以往技术革命的不同主要体现在其变革的速度、规模和深度上。机器学习的发展使得从前非常规的工作变成常规的操作,从而可以实现生产活动计算机化。机器开始扮演大脑的角色,它不仅仅是一个拓展人类能力的机器(Lawson, 2010),不但补充了人类劳动,还具有以全新的方式替代人类劳动的潜质,将冲击许多以往未受技术影响的职业。人工智能的出现使得其对劳动力的替代达到了一个过去无法比拟的速度和规模。目前大量的文献探讨了人工智能对就业市场的影响,主要集中在工作自动化的风险、人工智能对就业的均衡影响以及人工智能对就业结构的影响三个方面。

#### (一)工作岗位被自动化的风险研究

随着计算机价格不断降低,计算机不断取代常规工作,很多工作实现了自动化。目前,人工智能的创新仍在不断加快,自动化的岗位也不再局限于常规任务,更多的工作岗位可能会被自动化。很多文献即针对不同国家不同行业工作自动化的风险进行了研究。

Frey & Osborne(2013)首次根据 O\*NET 数据库,应用概率分类模型估计了美国 702 种职业将来被计算机替代的可能性。O\*NET 数据库包含了每种职位关键特征的描述,他们从中归纳出 9 个不易被自动化的技能特征,包括帮助和照顾他人能力、说服能力、谈判能力、社会洞察力、艺术能力、创造性、手工技艺、手指灵巧度以及在狭小的工作空间中工作的能力,并根据每种职业描述将目标职业在这 9 个特征维度上受计算机化影响的程度分别进行量化,通过将职位被计算机化的风险按照大小分为高、中、低三类,结果发现美国 47% 的岗位存在被高度计算机化的风险。

Frey & Osborne (2013)的这项研究引发了更多围绕工作岗位被自动化的风险的讨论。David

(2017)运用类似的方法预测日本 55% 的职业将被计算机替代,在不同性别的劳动者中无显著差异。Oschinski & Wyonch(2017)对加拿大劳动力市场进行研究,他们对 Frey & Osborne(2013)的工作进行了拓展。一方面,随着自动化的进步,人类在诸如手工技艺、手指灵巧度以及在狭小的空间中工作的能力等方面的技能不再具有严格的优势,因此 Oschinski & Wyonch(2017)更新了不易被计算机化的技能特征列表。另一方面,根据重要性程度对每个职位的技能特征进行赋权,这是之前的研究没有考虑到的。他们的研究发现,加拿大易被自动化的行业劳动力(定义为该行业超过 3/4 的岗位自动化风险程度高)仅占总就业的 1.7%,未发现自动化会在短期内引起大量失业的证据。

Arntz et al(2016)指出 Frey & Osborne(2013)等的研究存在一些方法论上的问题,其中一个主要局限是以职位为单位测度自动化比例,而非用工作任务。由于被认为是高风险的职业经常包含很大份额难以被自动化的任务,这样做可能会导致未来工作自动化的比例被高估。因此 Arntz et al(2016)运用了基于任务的方法(Task-based Approach),考虑了工人职位间任务的异质性,运用 PI-ACC 数据库中实际工作任务数据估计了 21 个 OECD 国家工作自动化的份额。他们发现用工作任务为单位计算其被自动化的风险,相比大部分基于职位的方法(Occupation-based Approach)的研究结果要小得多,仅为 9%。该研究进一步讨论了不同 OECD 国家的工作自动化的异质性,例如,韩国工作自动化的份额是 6%,而奥地利的比例是 12%。

需要注意的是,上述文献仅考虑了自动化对职位或任务的替代效应,工作被自动化的风险并不意味着实际的工作损失。Arntz et al(2016)指出这主要有三个原因:(1)技术使用是一个缓慢的过程,由于经济、法律和社会的障碍,技术替代可能并不如预期那样发生;(2)即使新技术被引进,工人可以通过更换任务转变技术禀赋;(3)技术变化通过新技术的需求增加创造了新的工作机会。例如,根据国际机器人联合会(IFR)估计,仅仅机器人产业就在世界范围内产生了 17~19 万个工作岗位。Acemoglu & Restrepo(2017a)进一步指出,新技术对劳动力的影响并不仅仅依赖于他们作用的部分,而且也与经济中其他部分的调整息息相关。因此,有必要从更多视角来研究人工智能对就业的影响。

## (二)人工智能对就业的均衡影响

现有的理论模型大多认为计算机或者自动化主要会通过两个渠道影响劳动力市场:(1)补充作用——计算机可以补充人力劳动,提高某些类型技能的生产力;(2)替代作用——计算机替代以前由劳动力完成的工作。Acemoglu & Restrepo(2016)即采纳了此假设,并进一步假设劳动供给富有弹性,通过基于任务的模型发现,自动化虽然会降低传统任务的就业,但是新任务的创造会增加就业。

上述人工智能对就业影响的理论文献运用经济学模型定性阐述了人工智能或者自动化影响劳动力就业的作用机制及效果,而实证文献则基于历史数据定量估计了人工智能对劳动力就业的效应。现有的考察人工智能对就业的实证研究大多研究人工智能的某一领域,如工业机器人或者计算机资本对就业的影响。

从工业机器人角度出发的文献多数使用 IFR 的数据。IFR 有包含 1993—2014 年间 50 个国家工业机器人使用的数据,大约占工业机器人市场的 90%。Graetz & Michaels(2015)使用了 1993—2007 年间 17 个国家的 IFR 面板数据,并未发现工业机器人对总就业有显著的影响。Acemoglu & Restrepo(2017a)通过使用 IFR 和 EU KLEMS(欧盟资本、劳动、能源、材料和服务)数据集,分析了 1990—2007 年间机器人使用的增加对美国本地劳动力市场的影响,结果表明,机器人的使用确实会减少就业,每千人中增加一个机器人,就业人口比例会降低约 0.18%~0.34%。然而 Dauth et al(2017)运用 1994—2014 年间德国的 IFR 数据进行研究,机器人使用并未造成总体就业损失,仅改变了德国就业组成,即机器人使用虽然会减少制造业的就业,但是增加了服务业的就业。

另外一些文献则基于其他数据来源,运用信息通信技术投资或者机器人专利数量指标等展开实证研究,得到了不同的结论。例如,Thomas(2017)运用 EU KLEMS 的数据进行研究,信息通信技术(ICT)投资将会促进就业。Hoedemakers(2017)运用 OECD 中 15 个国家 8 个部门 15 年的动态面板专利数据集,利用 GMM 方法评估机器人技术的进步对劳动力市场的影响,发现机器人技术进

步(用机器人专利数目来衡量)对就业有温和的正影响。

比较上述文献可以看出,基于不同的地区和数据,人工智能对劳动力就业的影响效应并不统一,出现上述不同的正向或者负向效应的可能原因是:(1)自动化对就业市场的影响本身很复杂,不同的国家或地区人工智能的发展水平和状态并不同步,而劳动力市场本身也具有很大的差异性,产出弹性和劳动力供给弹性不完全相同,从而对就业产生了不同的影响效果;(2)人工智能有不同的表现形式,如工业机器人、数字化等,不同形式的技术化条件对劳动力就业的影响方向可能并不一致。

### (三)人工智能对劳动力就业结构的影响

尽管人工智能对于就业的总体效应尚不明确,但无可争议的是,人工智能对不同行业或者技能的工人的影响是不同的。很多学者强调需要警惕人工智能和自动化带来的就业极化现象。就业极化即人工智能或者计算机化对中间技能人员的替代最为严重,与此同时,高技能行业及低技能的服务业的就业岗位有所增加。大量证据证实,就业极化现象在很多国家的劳动力市场已经出现(Goos et al, 2009; Michaels et al, 2014; Autor, 2015; Graetz & Michaels, 2015)。有关就业极化现象产生的原因,Autor et al(2003)进行了研究并给出解释。他们指出了两大类难以被计算机化的任务,一类是抽象任务,通常为专业、技术或者管理职位,需要问题解决能力、直觉、创造力以及说服能力;另一类是手工任务,通常为服务和劳工性工作,需要环境适应性、视觉或者语言识别以及互动的能力。由于这两类工作一般分布在岗位技能的两端,因此产生了就业极化现象。

Feng & Graetz(2015)从理论上解释了历史上及近些年劳动替代技术(如电脑、电动机、蒸汽机)的发展如何导致工作两极化,提出了一个可以区分任务复杂度和培训需求度的模型。研究发现,当自动化成本降低时,对于两个复杂度相同的任务,由于培训需求度更高的任务所需的劳动力也相应昂贵,企业会选择自动化这部分任务;而高度复杂、培训密集型的工作不易被自动化。这样会造成劳动力流向高度复杂或者能力天生、无须太多培训的任务,从而解释了就业极化现象的发生。

## 四、人工智能对收入不平等的影响

在促进经济增长,创造更多的财富的同时,大量经济学家也表现出了对人工智能或者自动化可能带来的收入不平等加剧的担忧。例如 Autor(2015)指出,如果自动化会促使一部分劳动力变得多余,那么我们的主要经济问题将是分配而不是稀缺。关于人工智能如何影响收入不平等,目前有很多解释。Berg et al(2016)指出,目前不平等增加主要由于两个原因:随着机器人技术更加便宜,每个人的产出将会增加,因此资本所占总收入的份额将会增大;此外,生产力和熟练劳动力的工资稳步增长,低技能的劳动力会受到损失,工资不平等也会进一步恶化。不平等的程度将取决于一系列因素,如熟练工人和机器之间的互补程度。很多文献从降低劳动收入份额和增加资本收入份额以及扩大劳动力的工资不平等两个方面,详细阐述了人工智能或自动化对收入不平等的影响机制和效应。

### (一)人工智能对资本和劳动力收入份额的影响

现实社会中,资本的分布比劳动力分布更加不均,多数资本往往集中于少部分人手中,而人工智能和自动化的发展会促进生产过程中资本要素的份额提升,资本报酬增加,从而加剧收入不平等。Hanson(2001),DeCanio(2016),Benzell et al(2015)和 Brynjolfsson et al(2014)等的分析即证明了此结论。

Hanson(2001)通过新古典经济增长模型研究发现,工资是否会增加取决于资本所有者是否给予劳动力应得的劳动报酬。如果工人获得的劳动报酬份额足够,工资会随着经济增长而增长;如果资本所有者获取更多的劳动报酬,工资会比计算机价格下降得更快,收入不平等也进一步加剧。

DeCanio(2016)运用包含劳动、机器和普通资本的 Houthakker 模型分析了人工智能的广泛应用对工资的影响,研究发现,其影响依赖于总生产关系的形式以及人类与机器劳动的替代关系。未来人工智能的发展可能会降低工资,进而增加不平等,除非机器人资本回报在人群中广泛分配,但是这种分配具体如何才能发生尚不明确。

Benzell et al(2015)使用了两阶段世代交叠模型(OLG),在模型中引入高技术工人和低技术工

人,并假设高技术工人在分析任务中具有比较优势,低技术工人在人际交往任务中有比较优势。研究证明,机器人生产率的增加会使拥有资本的当代人收益,无形资产在国民收入中的份额会随时间上升,劳动所占份额最终会下降,同时工资也会下降,从而使后代贫困。

Brynjolfsson et al(2014)的研究同样阐明,人工智能导致收入不平等加剧的可能来源是资本回报增加的不平衡性。研究发现,机器替代了更多类型的劳动,由于它们可以自我复制,因此可以创造更多的资本。这意味着廉价劳动力以及普通资本都不会具有优势,而是会被自动化逐渐挤压。财富会流向那些具有创新能力和创造出新产品、服务和商业模式的群体。而收入在这种创造性的群体中的分布呈幂率(power law)形式,少部分赢家获得回报,而分布长尾中则包含了大量获得少量回报的参与者。

## (二)人工智能对不同劳动力收入不平等的影响

很多文献论证了人工智能或者自动化在影响中低技能劳动力就业的同时,对中低技能劳动的相对工资份额也会带来消极影响。Lankisch et al(2017)基于内生经济增长模型,将自动化资本作为一个生产要素引入模型,并假设低技能工人比高技能工人更容易被自动化,分析了自动化对于低技能工人和高技能工人工资的影响。研究发现,自动化降低了低技能工人的实际工资,从而提高了技能溢价和收入不平等。Acemoglu & Autor(2011)的研究同样发现,中产阶级的职位和工资在逐渐减少,工资极化伴随着工作极化产生。Dauth et al(2017)的研究认为,随着工业机器人使用的增多,中间技能的劳动者将面临巨大的收入损失,但是这种收入损失并不是来自于工作替代或者损失,而是现有工作工资的降低。

Acemoglu & Restrepo(2017b)在前期研究成果的基础上做了进一步的拓展。尽管传统观点认为,由于高技能工人从事的工作往往涉及判断、分析和问题解决等软技能,因此很难被机器替代。但是随着人工智能的发展,高技能工人也可以逐渐被智能机器替代。因此他们在模型中引入了低技能的自动化和高技能的自动化。前者指的是低技能的工人从事的工作可以被机器取代。和以往的研究不同的是,该模型中设定高技能的工人从前擅长的工作也可能被人工智能所取代。模型设定最终商品由连续的任务组成,每个任务可以通过机器(资本)和高低两种技能类型的劳动来生产。该研究通过基于任务的模型考察了自动化如何影响劳动力价格和资本价格,发现尽管自动化对于工资的总效应并不明确,但是低技能的自动化总是会增加工资不平等,而高技能的自动化会降低工资不平等。

## (三)人工智能对收入不平等的异质性影响

1. 分阶段收入不平等。由于人工智能在不同阶段的发展速度不同,经济也在逐渐发展,因此人工智能对收入不平等的影响效果在不同的经济发展阶段可能有所不同。Hémous & Olsen(2016)通过在横向创新增长模型中引入自动化,指出经济的发展遵循三个阶段:第一阶段,低技能的工资和自动化程度都较低,收入不平等和劳动份额较为稳定。第二阶段,自动化程度提高,技能溢价也相应提升,低技能劳动力的工资会停滞或者下降,劳动份额也会降低,因此会加剧收入不平等;第三阶段,自动化产品的份额开始稳定,低技能劳动力的工资以低于高技能工资的速度增长。Acemoglu & Restrepo(2016)则运用基于任务的模型证明,自动化和同时伴随的新任务的创造过程对于不平等的影响是不同的。自动化在短期和中期均会增加不平等,新任务的创造在短期会加剧不平等,但是长期来看,由于任务随时间变得标准化,低技能劳动的生产率会提升,从而不平等的增加也受到限制。

2. 地区间收入不平等。Berger & Frey(2016)研究发现,收入不平等在不同阶层的人群中的加剧也会带来地区间的不平等加剧,创造新工作的城市高技能工人聚集,而这些城市通常和遭受就业损失或者替代的城市并不一致,因此城市间的收入不平等将逐渐加大。Berg(2016)提出,发展中国家的非熟练劳动力被机器人替代将会降低这些国家的相对工资,从而影响国际产出的分配。工业自动化将会使劳动力替代更加便宜,低工资的国家将会慢慢丧失他们的成本优势,从而发达国家可能将生产转移到本国市场附近的自动化工厂。进一步,技术进步意味着工业化在将来会在制造业创造更少的工作,低收入的国家将不再重复此前依靠劳动力从农业转移到工资高的城市工厂工作从而实现快速发展的路径(Sayer, 2016)。

## 五、减缓人工智能在劳动市场负面影响的相关公共政策建议

综合上述文献可以看出,人工智能会促进生产率的提升,拉动经济增长,但是也有学者担心人工智能可能会带来中低技术工人失业、增加收入不平等负面影响。如果不能找到创造共同繁荣的方法,出于政治原因,人工智能技术的采纳和发展可能会减慢甚至中止(Acemoglu & Restrepo, 2018)。因此,如何发挥公共政策的作用,从而缓解人工智能对劳动力市场可能带来的负面影响、保证总体社会福利不受损失成为众多学者探讨的问题。从过去来看,技术革命带来的转变给了人类足够的时间去适应,并平衡劳动供给和需求,但人工智能所带来的改变明显比之前更迅速,规模也更大。因此,制定合理的公共政策应对人工智能给劳动力市场造成的影响显得更加重要。

### (一)公共政策的重要作用

历史上,每一次重大技术变革都会带来人类社会形态的巨大改变,与此同时,行政体制必然也会受到深远的影响。巨大的变革带来经济的结构转变,由于个体从一个行业转换到另外一个行业,或者从一个地方转移到另外一个地方,都需要转移成本,因此依靠市场本身可能无法顺利过渡(Stiglitz, 2017)。在存在流动摩擦和僵化的情况下,技术变革可能会导致福利下降(Gatti et al, 2012)。例如,19世纪和20世纪初美国农业的快速变革导致劳动力需求下降,农业收入大幅下降,城市产品需求下降,从而导致了美国经济的大萧条。这时,政府干预起到了积极的作用。政府通过采用凯恩斯提出的扩张性的经济政策,以及帮助劳动力从农村向城市、从农业向制造业转移,促进了这次结构性转变的成功。Justman & Gradstein (1999)的研究同样证实,政府制定合理有效的公共政策对英国工业革命之后改善收入不平等的状况起到至关重要的作用。他们对19世纪经历了工业革命的英国进行分析后指出,英国在第一次工业革命之后减少收入不平等的过程中,通过提供免费公共教育、加强工会的法律地位、帮助老弱病残及失业人员、用累进税取代间接税等法律措施,使得收入不平等有了较大改善。

随着人工智能发展的步伐加快,为了让人们能够更好地面对人工智能这一重大技术变革可能带来的就业总量和结构变化、收入分配不合理加剧等问题,政府制定合理优化的公共政策尤其关键。Berg(2016)认为不平等的加剧主要建立在收入未被均等分配的基础上,由于总体产出在提升,如果实行有效的公共政策以保证资本收入能被合理分配,则每个人都可以更好。Stiglitz & Korinek (2017)运用理论模型讨论了人工智能对福利的影响。研究发现,尽管市场缺陷可能导致转型期福利恶化,但是如果有合理的政策工具(如税收和转移支付等),科学技术的创新将对于人们获得更合理的收入和资源分配具有促进作用,从而带来帕累托改进。

### (二)相关公共政策建议

面对人工智能可能会带来的负面影响,文献对多种政策工具的利弊进行了讨论,其中比较常见的政策包括:加强对工人的教育培训,实行全民基本收入政策,对机器人征税。

1. 加强对工人的教育培训。人工智能的发展可能会造成中等技能或者低等技能的劳动力失业,而加强对处于劣势的工人的培训和准备工作则可以帮助他们重新就业,从而扭转或者减缓这一趋势。技术进步也意味着特定的工作技能可能会更快消亡,人们会更快地更换工作,这意味着对职业再培训的需求增加,对积极主动、寻求变化的人才的需求增加。政府需要在培训新技能中扮演积极角色,使工人接受再培训,从而在工作中更有效率地使用人工智能,以及更好地随着技术变革而转换工作。

众多文献已经阐明了提高教育水平及加强劳动力培训的重要性,并提供了详细的方案。例如, Glaeser(2014)认为提高教育水平非常重要,美国应该对教育和劳动力培训进行有针对性的投资,这将对工人(尤其是中低技能工人)很有帮助。Thierer et al(2017)指出,社会必须重视工作导向的培训和准备,这样才能让这份工作更难被计算机化。而Kearney et al(2015)的文章详细提出了如何培养针对全球化时代急需的专门技术人才。其中包括:中小学教育需要注重培养数学、科学和沟通交流等多种技能;高等教育需要惠及更多学生,包括经济上的弱势群体,以及课堂教学不能脱离劳动力市场



的需求;高等教育机制需要培训具有专门技能的人才,同时培育更多的管理者、专业人员和企业家。

需要指出的是,中低等技能工人通过培训重新进入就业市场也有比较大的阻力。Arntz et al (2016)指出,对于受教育低的劳动者来说,通过培训重新获得比较优势比较困难,尤其是现在的技术变革速度已经超过了以前任何时期。Bessen(2015)也指出,大量的普通工人获得新知识和新技能的过程是缓慢而困难的,历史证明制度和政策支持对于社会转型非常必要。

2. 实施全民基本收入政策。很多学者认为,应对人工智能和机器人引发的自动化浪潮的一个好的方法是实行“全民基本收入”(Universal Basic Income, UBI)政策。全民基本收入即每位公民都能得到政府的定期的无条件支付,其思想并不新颖。弗里德曼早在《资本主义与自由》(Friedman, 1962)一书中即阐述了“负所得税”的思想,即政府利用负所得税代替现存的福利体系,对超过一定收入水平的家庭征税,同时补贴低于特定收入水平的家庭。之后,这个提议逐渐发展成为全民基本收入政策。全民基本收入政策相比于其他福利政策的一个显著优点是,不附带任何条件限制,给全部居民提供固定数额的转移支付,居民可以根据他们的需要来支配这笔支付(Reed & Lansley, 2016; Zon, 2016)。自动化会使社会作为一个整体创造巨大的财富和价值,而全民基本收入政策则可以保证每个人可以达到合适的生活标准,即使这不是通过就业得到。全民基本收入的具体数额设定通常比较适中,可以设定在贫困线上或是低于贫困线(Zon, 2016)。

目前关于全民基本收入政策仍有很多争议。支持这一政策的人认为,该政策的实施可以保持较高的消费水平,减少失业率,改善贫困和极端不平等,还可以促进商业活力(Virgillito, 2017)。另外,除了解决由自动化导致的失业问题,全民基本收入政策也可以进一步实现性别平等,改善工作与生活之间的平衡,提升工作质量,以及让人们尤其是年轻人更好地面对日益严峻的社会中的不稳定因素(Sage & Diamond, 2017)。Akee et al(2015)、Painter(2016)等还指出,全民基本收入政策还会有助于改善受助人的身心健康。同时,全民基本收入政策也会带来很多问题,例如政府如何承担这样大量的年度支出,这项政策能否保证居民的基本需要,现有的福利政策和这项政策如何协调,等等(Sage & Diamond, 2017)。有报告显示,全民基本收入政策很难完整地实施,因为其成本过于巨大,且失业人员会有很多,所以该方案的实施还需仔细斟酌(Reed & Lansley, 2016)。全民基本收入政策的另一个主要缺点是,它会鼓励受助人离开就业市场或者继续保持失业,这会进一步带来应税收入的减少,全民基本收入项目资金的来源也会受到损失(Dickson, 2017)。因此,迄今为止还未有全国层面实施的全民基本收入政策。未来,在芬兰、挪威进行的全民基本收入政策试验将会提供更多实施效果方面的证据。

3. 对机器人征税。无论是加强中低技能劳动力的培训,还是实行全民基本收入政策,都需要巨大的投资。在当前的税收体系下,由于美国政府的收入大部分来自于工人,自动化技术的进步会大幅降低税收收入,这将会使得上述两项政策的实行存在一定困难,因此,Abbott & Bogenschneider (2017)提出了对机器人进行征税的方法。他们认为,机器人和工人劳动力的税收之间应该是“中立的”,自动化应与工人劳动一样被征税,而且不应对自动化有所减免。机器资本的成本在逐渐降低,从而机器资本在生产中对劳动力进行了替代,这是自动化或者人工智能影响就业和工资的主要渠道。通过对机器人征税,将会降低自动化的采纳,给予劳动者时间去适应其他职业。这部分收入也可以用来补贴劳动者,作为劳动力培训和实行全民基本收入的资金来源。

对机器人征税的方法已经得到了很多理论研究的支持。Guerreiro et al(2017)通过理论模型研究发现,在美国现有的税收体系下,自动化成本的下降会引起收入不平等的大幅上升,通过对机器人征税,并一次性退税保证工人得到最低收入,自动化带来的收入不平等可以被减少,并且,对机器人征税只在未充分自动化的条件下有效。Gasteiger & Prettnner(2017)通过OLG模型分析了对机器人征税的效果,结论同样支持对机器人征税的观点。模型假设对机器人创造的收入征税并将其重新分配给未拥有资产的工人,研究发现,可以提高稳态下的人均资本和人均产出。该项研究进一步指出,对机器人征税只有在同时在很多国家实行才比较可行,否则机器人资本会转移到未征机器人税的国

家。需要注意的是,对机器人征税并不是在任何的情况下都是一个最优选择。例如,Ahmed(2017)则指出对机器人征税可能会减少社会福利。由于机器人纳税会抑制机器人领域的技术创新,在对机器人征高额税收时,带来的生产力水平的损失可能比征收的税收更多。Guerreiro et al(2017)也指出,当经济实现充分自动化后,不适宜对机器人征税。因为经济在实现充分自动化后,工人将不必再工作,这时对机器人征税既扭曲生产决策,又不能降低收入不平等。

## 六、结论与展望

人工智能热潮的到来引发大量文献研究人工智能对经济增长、劳动力就业和收入不平等的影响。首先,通过运用新古典增长模型或者基于任务的模型,文献探讨了人工智能对于经济增长的影响路径,或者通过实证研究证明了人工智能对于经济增长的促进效用,但对于人工智能是否会迈向奇点尚持不同观点。其次,对于人工智能未来是否会引发失业,学者们通过丰富的理论模型和实证研究进行阐释,指出人工智能在引起劳动力替代的同时也会创造一些新的岗位,但是并未就哪种效应占优达成统一意见,认为其可能依赖于不同的市场条件。另外,现有的大部分文献认为自动化成本的降低会带来短期收入不平等的加剧,主要通过降低劳动力收入份额和增加不同劳动力之间工资差距两个渠道实现传导。在此基础上,众多文献表明,制定合理的公共政策以应对人工智能可能带来的工作岗位减少风险有重要意义。针对人工智能可能引发的失业和收入不平等负面效应,学者们提出可以从加强劳动力的教育培训、实行全民基本收入政策和对机器人征税等措施来进行应对。

目前关于人工智能对经济影响的研究已经取得了很多成果,但是综合上述文献也可以发现,在人工智能的影响路径和机制、数据和研究对象等方面存在如下问题:

1. 人工智能的影响机制复杂,难以被全面引入理论模型。很多研究人工智能的文献运用新古典经济增长模型或者基于任务的方法,这类模型的一个普遍问题是,如何引入人工智能的影响。目前大多数模型都将自动化视为可以补充或者替代劳动力的资本来引入模型进行分析。而实际中,人工智能的作用和对经济的影响路径要复杂得多,人工智能本身不仅是一种资本,也会影响其他资本的投入,未来也可能成为一项新的生产要素。因此,探究人工智能影响经济的路径还需要更深入地理解其机理和发展,探索如何将人工智能引入理论模型将是未来研究的一个重要方向。

2. 数据可获得性有待加强。尽管文献对人工智能的经济影响给予了广泛关注,可是由于人工智能的内涵比较广泛,现有的实证研究大多使用人工智能的某一分支,如利用工业机器人来研究其对经济增长和劳动力市场的影响。而且,目前很多国家的人工智能仍处于初级阶段,统计数据稀缺。另外,人工智能对经济的影响评估通常依赖于如何测量人工智能资本的统计数据,而测量人工智能资本的主要难点在于大部分人工智能资本是无形的。一些行业或者企业可能更多使用算法或者数据而不是机器人,而且人工智能也将被用作其他资本的投入,包括新类型的软件、人力和组织资本等。这些资本大部分也是无形资产,这又加大了衡量人工智能效果的难度(Brynjolfsson et al, 2017)。因此,现有的文献中的定量研究还比较有限且单一,未来需要利用更多国家和行业的实证数据展开研究,以填补理论研究和实证计量之间的缺口。

3. 中国的相关文献非常有限。中国是世界上最大的发展中国家,目前中国老龄化程度正在不断加剧,人口红利逐渐消失,制造业面临转型和升级。因此,中国政府将人工智能视为经济发展的新引擎,研究中国的人工智能对经济的影响将是不可缺少的部分。此外,中国的社会保障体系相比于欧美等发达国家还不够完善,面对人工智能可能引发的失业和收入不平等加剧等问题,更加需要积极有效地应对,从而减缓人工智能对社会发展的负面作用。然而综观已有文献,关于中国人工智能的经济影响的文献非常稀缺。在这方面,埃森哲在2017年发布的《人工智能:助力中国经济增长》报告中做了初步探索。该报告通过使用人工智能的经济总增加值(Gross Value Added)影响力模型,模拟比较了中国经济的两种增长情况,即无人工智能的基准情境和有人工智能情境下经济的年增长率,分析了人工智能对中国经济带来的潜在影响。研究发现,到2035年,人工智能可能会使中国经

济的年增长率上升 1.6%，劳动生产率提升 27%。综上所述，人工智能的发展可能会对中国的经济和劳动力市场形成巨大冲击，其影响效果有待进一步探索，值得众多学者高度关注。

总而言之，探索人工智能对经济的影响是一个很重要的话题。同时我们需要意识到，现在人工智能技术仍在发展和早期扩散阶段(Masayuki, 2017)，对于未来经济增长、就业规模和结构效应以及收入不平等的影响具有很大的不确定性。我们期待将来有更多的学者加强有关人工智能对经济影响的研究，探讨如何制定最优的政策来缓解技术变革引发的巨大冲击，确保社会总体享受人工智能带来的福利，以及帮助人们正确应对人工智能带来的机遇和风险。

#### 注：

- ①参见 1956 年约翰·麦卡锡对人工智能的定义，<http://jmc.stanford.edu/articles/whatisai/whatisai.pdf>。  
 ②参见 2017 年 7 月国务院印发的新一代人工智能发展规划的通知，[http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content\\_5211996.htm](http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm)。  
 ③参见 2017 年 10 月公布的党的十九大报告，[http://www.gov.cn/zhuanli/2017-10/27/content\\_5234876.htm](http://www.gov.cn/zhuanli/2017-10/27/content_5234876.htm)。  
 ④参见 2017 年埃森哲发布的《人工智能：经济发展新动力》咨询报告，<https://www.accenture.com/us-en/insight-artificial-intelligence-future-growth>。

#### 参考文献：

- Abbott, R. & B. N. Bogenschneider(2017), "Should robots pay taxes? Tax policy in the age of automation", *Harvard Law & Policy Review*, forthcoming.
- Acemoglu, D. & D. Autor(2011), "Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings", in: O. Ashenfelter & D. Card(eds), *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4, Elsevier.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2016), "The race between machine and man: Implications of technology for growth, factor shares and employment", NBER Working Paper No. 22252.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2017a), "Robots and jobs: Evidence from US labor markets", NBER Working Paper No. 23285.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2017b), "Low-skill and high-skill automation", NBER Working Paper No. 24119.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2018), "Artificial intelligence, automation and work", NBER Working Paper No. 24196.
- Aghion, P. & P. Howitt(1994), "Growth and unemployment", *Review of Economic Studies* 61(3): 477-494.
- Aghion, P. et al(2017), "Artificial intelligence and economic growth", NBER Working Paper No. 23928.
- Agrawal, A. et al(2016), "Exploring the impact of artificial intelligence: Prediction versus judgment", University of Toronto and NBER Working Paper.
- Ahmed, S. (2017), "Cryptocurrency & robots: How to tax and pay tax on them", *South Carolina Law Review*, forthcoming.
- Akee, R. et al(2015), "How does household income affect child personality traits and behaviors?", NBER Working Paper No. 21562.
- Arntz, M. et al(2016), "The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis", OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189
- Athey, S. (2017), "The impact of machine learning on economics", in: A. K. Agarwal et al(eds), *Economics of Artificial Intelligence*, University of Chicago Press.
- Autor, D. H. et al(2003), "The skill content of recent technological change: An empirical exploration", *Quarterly Journal of Economics* 118(4):1279-1333.
- Autor, D. H. (2015), "Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation", *Journal of Economic Perspectives* 29(3):3-30.
- Autor, D. H. & A. Salomons(2017), "Robocalypse now: Does productivity growth threaten employment?", in: A. K. Agrawal et al(eds), *Economics of Artificial Intelligence*, University of Chicago Press.
- Benzell, S. G. et al(2015), "Robots are us: Some economics of human replacement", NBER Working Paper No. 20941.
- Berg, A. et al(2016), "Robots, growth, and inequality", *Finance & Development* 53(3):10-13.
- Berger, T. & C. B. Frey(2016), "Structural transformation in the OECD: Digitalization, deindustrialization and the

- future of work”, OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 193.
- Bessen, J. (2015), *Learning by Doing: The Real Connection Between Innovation, Wages, and Wealth*, Yale University Press.
- Brynjolfsson, E. et al(2011), “Strength in numbers: How does data-driven decisionmaking affect firm performance?”, SSRN Electronic Journal, <http://www.ssrn.com/abstract=1819486>.
- Brynjolfsson, E. et al(2014), “Labor, capital, and ideas in the power law economy”, *Foreign Affairs* 93(4):44–53.
- Brynjolfsson, E. et al(2017), “Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics”, in: A. K. Agrawal et al(eds), *Economics of Artificial Intelligence*, University of Chicago Press.
- Brynjolfsson, E. & A. McAfee(2014), *The Second Machine Age*, New York: Norton.
- Camerer, C. F. (2017), “Artificial intelligence and behavioral economics”, in: A. K. Agrawal et al(eds), *Economics of Artificial Intelligence*, University of Chicago Press.
- Dauth, W. et al(2017), “German robots: The impact of industrial robots on workers”, CEPR Discussion Paper, No. DP12306.
- David, B. (2017), “Computer technology and probable job destructions in Japan: An evaluation”, *Journal of the Japanese and International Economies* 43(1):77–87.
- DeCanio, S. J. (2016), “Robots and humans: Complements or substitutes?”, *Journal of Macroeconomics* 49(1):280–291.
- Dickson, M. (2017), “Living with robots: Automation and income inequality in the 21st century”, Global Honors Theses, [https://digitalcommons.tacoma.uw.edu/gh\\_theses/48](https://digitalcommons.tacoma.uw.edu/gh_theses/48).
- Feng, A. & G. Graetz(2015), “Rise of the machines: The effects of labor-saving innovations on jobs and wages”, IZA Discussion Paper, No. 8836.
- Frey, C. B. & M. A. Osborne(2017), “The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?”, *Technological Forecasting and Social Change* 114(1):254–280.
- Friedman, M. (1962), *Capital and Freedom*, The University of Chicago Press.
- Gasteiger, E. & K. Pretzner(2017), “A note on automation, stagnation, and the implications of a robot tax”, Discussion Paper, School of Business & Economics, No. 2017/17.
- Gatti, D. D. et al(2012), “Sectoral imbalances and long-run crises”, in: F. Allen et al(eds), *The Global Macro Economy and Finance*, Palgrave Macmillan.
- Glaeser, E. L. (2014), “Secular joblessness”, in: C. Teulings & R. Baldwin(eds), *Secular Stagnation: Facts, Causes and Cures*, CEPR Press.
- Goldfarb, A. & D. Treffer(2017), “AI and trade”, in: A. K. et al(eds), *Economics of Artificial Intelligence*, University of Chicago Press.
- Good, I. J. (1966), “Speculations concerning the first ultraintelligent machine”, *Advances in Computers* 6:31–88.
- Goos, M. et al(2009), “Job polarization in Europe”, *American Economic Review* 99(2):58–63.
- Graetz, G. & G. Michaels(2015), “Robots at work: The impact on productivity and jobs”, Technical Report, Centre for Economic Performance, LSE.
- Guerreiro, J. et al(2017), “Should robots be taxed?”, NBER Working Paper No. 23806.
- Hanson, R. (2001), “Economic growth given machine intelligence”, Technical Report, University of California, Berkeley.
- Hémous, D. & M. Olsen(2016), “The rise of the machines: Automation, horizontal innovation and income inequality”, IESE Business School Working Paper No. WP1110–E.
- Hoedemakers, L. (2017), *The Changing Nature of Employment: How Technological Progress and Robotics Shape the Future of Work*, Lund University Master Thesis.
- Justman, M. & M. Gradstein(1999), “The industrial revolution, political transition, and the subsequent decline in inequality in 19th-century Britain”, *Explorations in Economic History* 36(2): 109–127.
- Kearney, M. S. et al(2015), “The future of work in the age of the machine”, The Hamilton Project Framing Paper, Brookings Institution, Washington, DC.
- Kromann, L. et al(2011), “Automation, labor productivity and employment: A cross country comparison”, CEPR, Copenhagen Business School Working Paper No. 2194659534.

- Kurzweil, R. (2005), *The Singularity Is Near: When Humans Transcend Biology*, London: Viking.
- Lankisch, C. et al(2017), “Robots and the skill premium: An automation-based explanation of wage inequality”, *Heinrich Heine Discussion Papers in Business, Economics and Social Sciences*, No. 29—2017.
- Lawson, D. L. (2010), *Automation and Its Effects on the Workforce*, Doctoral Dissertation, East Tennessee State University.
- Masayuki, M. (2017), “Who are afraid of losing their jobs to artificial intelligence and robots? Evidence from a survey”, *GLO Discussion Paper No. 71*.
- Michaels, G. et al(2014), “Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years”, *Review of Economics and Statistics* 96(1):60—77.
- Moor, J. (2006), “The Dartmouth College artificial intelligence conference: The next fifty years”, *Ai Magazine* 27(4):87—91.
- Mullainathan, S. & J. Spiess(2017), “Machine learning: An applied econometric approach”, *Journal of Economic Perspectives* 31(2):87—106.
- Nordhaus, W. D. (2015), “Are we approaching an economic singularity? Information technology and the future of economic growth”, *NBER Working Paper No. 21547*.
- Oschinski, M. & R. Wyonch(2017), “Future shock? The impact of automation on Canada’s labour market”, *C. D. Howe Institute Commentary No. 472*.
- Painter, A. (2016), “A universal basic income: The answer to poverty, insecurity, and health inequality?”, <http://www.bmj.com/content/355/bmj.i6473.full>.
- Pissarides, C. A. (2000), *Equilibrium Unemployment Theory*, MIT Press.
- Reed, H. & S. Lansley(2016), *Universal Basic Income: An Idea Whose Time Has Come?* London: Compass.
- Sage, D. & P. Diamond(2017), “Europe’s new social reality: The case against Universal Basic Income”, <https://repository.edgehill.ac.uk/8738/>.
- Sandberg, A. (2010), “An overview of models of technological singularity”, in: *Roadmaps to AGI and the Future of AGI Workshop*, Vol. 8, Lugano, Switzerland, March.
- Sayer, L. (2016), “Inequality in an increasingly automated world”, *World Social Science Report 2016, Challenging Inequalities: Pathways to a Just World*.
- Schumpeter, J. (1911), *Theorie der wirtschaftlichen Entwicklung*, Leipzig, Duncker & Humblot.
- Stiglitz, J. E. (2017), “The coming great transformation”, *Journal of Policy Modeling* 39(4): 625—638.
- Stiglitz, J. E. & A. Korinek(2017), “Artificial intelligence, worker-replacing technological change, and income distribution”, in: A. K. Agrawal et al(eds), *Economics of Artificial Intelligence*, University of Chicago Press.
- Thierer, A. D. et al(2017), “Artificial intelligence and public policy”, [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3021135](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3021135).
- Thomas, M. K. (2017), “The rise of technology and its influence on labor market outcomes”, *Gettysburg Economic Review* 10(1):3—27.
- Upchurch, M. & P. V. Moore(2018), “Deep automation and the world of work”, in: P. V. Moore et al(eds), *Humans and Machines at Work*, Palgrave Macmillan.
- Virgillito, M. E. (2017), “Rise of the robots: Technology and the threat of a jobless future”, *Labor History* 58(2): 240—242.
- Zeira, J. (1998), “Workers, machines, and economic growth”, *Quarterly Journal of Economics* 113(4):1091—1117.
- Zon, N. (2016), “Would a universal basic income reduce poverty”, *Maytree Policy Brief*, [http://maytree.com/wp-content/uploads/2016/08/Policy\\_Brief\\_Basic\\_Income.pdf](http://maytree.com/wp-content/uploads/2016/08/Policy_Brief_Basic_Income.pdf).

(责任编辑:李仁贵)

(校对:刘洪愧)