新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业①

蔡跃洲[1] 陈 楠[2]

（1. 中国社会科学院数量经济与技术经济研究所；
2. 中国社会科学院大学（研究生院））

研究目标：总结人工智能作为新一代信息技术的技术－经济特征，厘清其对宏观经济增长、劳动就业及收入分配的影响机制，就人工智能热潮下中国经济增长和就业的演进趋势进行展望，并给出应对思路和建议。研究方法：以前沿文献和增长理论、发展经济学理论为基础，运用归纳演绎的方法对人工智能的技术－经济特征和影响机制进行梳理；通过数据整理和趋势分析，就中国经济增长和就业分配可能受到影响进行情景分析。研究发现：人工智能的渗透性、替代性、协同性和创造性四项技术－经济特征，能推动国民经济各领域各部门高质量增长，而其自身规模壮大也有助于增长质量的提升。人工智能及自动化推进中，替代效应与抑制效应作用下就业总量将保持基本稳定，但结构性冲击不可避免。中间层岗位容易被替代，就业结构将呈两极化趋势；伴随结构调整，初次分配中劳动份额将降低，被替代行业中教育和技能水平较低、年龄偏大人群所受损失最大，并扩大收入差距。劳动成本攀升将加速人工智能在中国的推广应用，有力支撑未来中国经济高质量增长；但岗位结构与年龄构成错配和整体受教育程度偏低相叠加，可能在中短期内造成较为严重的结构性失业，扩大不同群体间的收入差距。研究创新：归纳提炼出新式人工智能的技术－经济特征及其对增长、就业的作用机制，就未来中国经济增长和就业可能出现的情景进行推演预判。研究价值：及早警示人工智能技术对经济和社会可能带来的负面影响，并从产业政策、行业规制、社会保障和教育培训等方面提出对策建议。

关键词 人工智能 技术－经济特征 高质量增长 就业结构 分配格局

中图分类号 F062.4；F062.5；F061.2；F061.3 文献标识码 A

DOI:10.13653/j.cnki.jqte.2019.05.001

引 言

2017年是对中国经济社会发展具有转折意义的年份。2017年10月，习近平总书记在十九大报告中做出了“中国特色社会主义进入了新时代”的重大判断，并对我国经济社会发展提出了新的目标和要求。在经济发展方面，十九大报告明确指出：“我国经济已由高速增长阶段转向高质量发展阶段……必须坚持质量第一、效率优先……推动经济发展质量变革、效率变革、动力变

① 本文受到中国社会科学院创新工程项目“ICT、数字经济与经济发展质量研究”（10620191001006）、国家社科基金重点项目“数字经济对中国经济发展的影响研究（18AZD006）”等资助。

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

革，提高全要素生产率……”；在民生方面则强调“提高就业质量和人民收入水平。……要坚持就业优先战略和积极就业政策，实现更高质量和更充分就业。……坚持在经济增长的同时实现居民收入同步增长、在劳动生产率提高的同时实现劳动报酬同步提高。……缩小收入分配差距”。上述经济和民生两方面目标结合起来就是同步实现高质量增长和高质量就业。其中，高质量增长的基本特征是创新驱动和全要素生产率提升，而高质量就业则应表现为居民收入的稳步提高。新时代下，“我国社会主要矛盾已经转化为人民日益增长的美好生活需要和不平衡不充分的发展之间的矛盾”。解决好上述矛盾要求我们的高质量增长是一种能让社会全体同步受益的包容性增长；这也是“高质量增长”和“高质量就业”双重目标提出的根本原因。

2017 年对于全球科技和产业发展来讲同样是个重要年份。2016 年，借助 AlphaGo 与李世石的人机大战，“人工智能”开始进入普通大众视野。2017 年，支撑人工智能的算法、芯片等加速进步，无人驾驶、语音识别、图像识别和机器人等多个领域的应用全面爆发，被《华尔街日报》《福布斯》等称为“人工智能商业化应用元年”。在国内，无论是政府部门还是企业界，对于人工智能都给予了充分的重视。3 月份，李克强总理在《政府工作报告》中指出，要加快培育壮大包括人工智能在内的新兴产业；7 月份，有关部门按照党中央、国务院部署要求制定《新一代人工智能发展规划》。与此同时，BAT 等国内互联网巨头在无人驾驶、人脸识别、智能家居、智能客服等领域纷纷布局，并快速实现人工智能在多个场景下的商业化应用。

人工智能作为新一代信息技术的重要领域，是一种新型的通用目的技术（General Purpose Technology，GPT），具有渗透性特征（Pervasiveness），能够应用于经济社会方方面面（Trajtenberg，2018）；不经意间，人工智能已经渗透到生产生活的多个环节，并悄然改变着经济社会组织运行的模式。作为人脑的延伸和替代，人工智能在提高生产率方面具有很大潜力（Furman 和 Seamans，2018）；人工智能商业化应用将带来宏观经济整体全要素生产率的提升，真正实现以创新和知识驱动为特征的高质量增长。虽然人工智能技术能将人类从烦琐的程式化工作中解脱出来，对于应对人口老龄化也是一种有效手段，但其推广也意味着对（部分）劳动就业岗位的替代，并将最终影响到就业结构及收入分配格局。

18 世纪 60 年代英国工业革命爆发以来，人类社会经历五次技术革命，每一次技术革命都可以看作自动化进程的又一次深化，在机器替代人的过程中效率与就业之间的冲突及再平衡不断重演。从历史经验来看，自动化推进在消灭部分就业岗位的同时也会创造更多新的岗位，使得宏观就业总量保持不断增长的态势，实现了增长与就业的双赢；然而，在转型过程中，技术进步的副作用仍需要由那些被机器替代的群体去承担，由此衍生出以“卢德运动（Luddite Movement）”为代表的各种社会事件（Auto 和 Salomons，2017），对特定时期特定国家的社会稳定带来负面冲击。当前，加速演进的新一轮科技革命与产业变革本质上可以看作是第六次技术革命，以人工智能为代表的新一代信息技术对经济社会的渗透可以看作人类自动化进程的延续。然而，人工智能技术更多是对人类脑力的替代，而以往技术则主要是对人类体力的替代。从对经济增长的支撑方式，到就业岗位替代和衍生的作用机制，人工智能技术与以往的自动化技术都存在较大差别；这意味着，人工智能技术的应用推广可能并非以往“自动化进程”的简单延续。新时代下，面对人口老龄化加速等现实国情，如何发挥人工智能技术特性和优势支撑经济增长、应对结构性冲击，推动高质量增长与高质量就业同步实现，对学界和政策制定部门提出了全新的课题；而这也正是本文研究的初衷。后续各部分将从人工智能技术—经济特征分析出发，尝试梳理分析人工智能影响增长、就业及分配的作用机制，就人工智能热潮下中国经济增长和就业的演进趋势进行展望，并给出应对思路和建议。

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

一、人工智能技术－经济特征与增长作用机制

1. 人工智能演进历程及其技术本质

1956年8月，约翰·麦卡锡（John McCarthy）、马文·闵斯基（Marvin Minsky）、克劳德·香农（Claude Shannon）、艾伦·纽维尔（Allen Newell）、赫伯特·西蒙（Herbert Simon）等科学家齐聚美国达特茅斯学院，探讨“如何用机器模仿人类智能”，正式提出“人工智能”概念；1956年也被称为“人工智能元年”（集智俱乐部，2015）。在达特茅斯会议之前，香农完成了三大通信定律，图灵提出了图灵机和图灵测试，为人工智能的产生奠定了理论基础；达特茅斯会议之后，伴随计算机的发展，纽维尔和西蒙开发出机器定理证明程序，闵斯基制造出第一台神经网络计算机（集智俱乐部，2015；李彦宏，2017）。可以说，计算机技术是人工智能发展的基础，而人工智能从一开始就是一种信息通信技术（ICT）。

达特茅斯会议带来了人工智能发展的第一次热潮，但从20世纪60年代中期开始，人工智能先后在机器定理证明、机器翻译等领域遭遇瓶颈，并于20世纪70年代中期陷入第一次低潮；20世纪80年代，专家系统、知识工程等引发了人工智能的第二次热潮，但于20世纪90年代又陷入第二次低潮；2010年以后，随着移动互联网和云计算的兴起，深度学习方法取得快速突破，人工智能发展开始迎来了第三次热潮（集智俱乐部，2015；李彦宏，2017；朱松纯，2017）。人工智能发展兴衰起伏的背后是其技术基础发生了重大变化。从1956年至20世纪80年代中后期，人工智能发展以数理逻辑的表达与推理为主，机器任务的完成都是在规则设定基础上实现的，也被称为“旧式人工智能（Old-fashioned AI）”；而20世纪90年代以后的人工智能则主要建立在概率统计的建模、学习和计算基础上，第三次人工智能热潮的出现完全是深度学习推动的结果（朱松纯，2017；Taddy，2018）。

深度学习所包含的很多统计学习/机器学习算法早在20世纪90年代甚至更早便已被提出，但深度学习技术应用直到2012年前后才呈现出爆发式发展态势；其根本原因在于，2010年以后移动互联网、云计算等新一代信息技术加速商业化应用，为深度学习技术的优化迭代提供了充足的数据基础（训练样本）和强大的算力支撑。相比早期的通过模拟人类逻辑推理和行为规则来实现特定功能的“旧式人工智能”，第三次热潮中的“新式人工智能”（如无特别说明，以下均简称“人工智能”）是一个更为庞大的复杂系统，其构成包括三大支柱（模块），即“通用目的机器学习（General Purpose ML）”“数据生成（Data Generation）”和“领域知识结构（Domain Structure）”（Taddy，2018）。

包括深度神经网络在内的每一种机器学习算法，本质上都是一个模式识别（Pattern Identification）工具，其核心功能就是对特定事件的可能结果进行预测，其预测依据的信息基础则是已经发生的同类事件，即训练样本。通常，训练样本越丰富预测结果越准确，为达到较好的预测效果往往需要喂食大量的训练数据样本，对数据生成和收集提出了很高的要求；而且处理更大规模的数据需要更强的计算能力与之匹配。新式人工智能系统能够解决那些以往专属人类的复杂问题，其实现途径就是将特定问题分解为一组相对简单的预测任务，每一项任务分配给某个算法来处理，相当于将各种机器学习算法组合成一个庞大的复杂系统；而不同算法及对应任务的有机组合则需要依赖复杂问题所属领域知识（Domain Knowledge）（Taddy，2018）。2010年以前，移动互联网尚未正式兴起，音频、图像、视频等非传统、非结构化数据的采集还处于起步阶段，收集存储、数据处理等技术也未实现大规模商业化应用，无论是数据规模还是计算能力都不足以支撑机器学习算法实现高精度预测。而2012年

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

前后，以 Hadoop 分布式系统架构、MapReduce 并行运算编程模型、4G 移动通信网络等技术的大规模商业化应用推广为标志[①]，海量数据的生成（收集）、存储、处理等问题得到了有效解决，机器学习算法的预测效果大幅提升，从而推动了各种人工智能系统的快速发展。

海量数据下机器学习预测效果大幅提升的内在机制在于，机器学习完成任务的是纯粹的数据驱动，而非以规则设定和逻辑推理为基础的理论驱动；其背后则涉及人类认知方面的“波兰尼悖论（Polanyi’s Paradox）”，如图 1。1966 年，英国著名物理化学家、哲学家迈克尔·波兰尼（Michael Polanyi）发现“我们知道的可能比我们能够明确说出来的要多”。比如，司机的驾驶技能，除了汽车原理和驾驶原理方面的显性知识（Explicit Knowledge，也称编码知识，Codified Knowledge）外，还包含大量默会知识（Tacit Knowledge），仅靠驾校的理论学习是无法掌握的（Autor，2014）。旧式人工智能的规则设定和逻辑推理依据的是各种显性知识，一旦遭遇需要默会知识的场景，其识别或预测就容易出错。以椅子的识别为例，椅子的特征通常包括腿、扶手、座位、靠背等，以这类显性知识作为规则编程来进行物体识别，可能将没有扶手和靠背的椅子识别为小桌子；而正常三岁儿童能轻松辨认出椅子桌子，也就是说我们并不能完全清晰地描述出三岁儿童能识别出的物体的所有信息/知识（Auto，2015）。可以说，默会知识的存在是旧式人工智能功能受限、两次遇冷的重要原因。显性知识对应于规则、逻辑、推理，属于高阶智慧；而默会知识则更多对应于无意识的直觉，属于人类进化过程中更早拥有的感官运动性低阶技能（Low-level Sensorimotor Skills）。

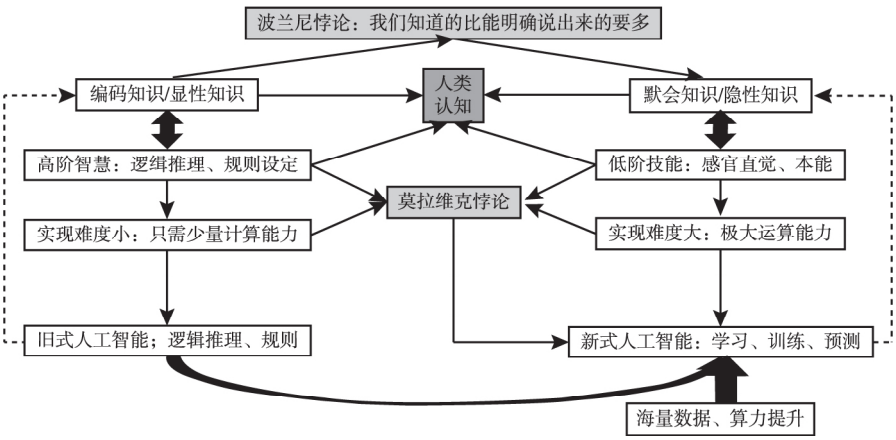

图 1 波兰尼悖论、莫拉维克悖论与新旧人工智能内在关联

在人工智能和机器人领域，高阶智慧的实现只需要少量的计算能力，而低阶技能的实现却需要极大的运算能力，这就是人工智能实现认知功能过程中的“莫拉维克悖论（Moravec’s Paradox）”。莫拉维克悖论在 20 世纪 80 年代由汉斯·莫拉维克（Hans Moravec）、罗德尼·布鲁克斯（Rodney Brooks）、马文·闵斯基等人共同提出并阐释[②]。正是莫拉维克悖论的存在使得旧式人工智能在计算能力有限的条件下仍能实现诸如跳棋、数学

① 2013 年 12 月 4 日，工信部正式向三大运营商发布 4G 牌照，中国移动、中国电信和中国联通均获得 TD-LTE 牌照；截至 2013 年底，已有北京、上海、广州、深圳等 16 个城市可享受 4G 服务。4G 的商业化应用在为用户带来便利的同时也带来数据生成量的井喷，以往停留在实验室的 Hadoop、MapReduce 也有了用武之地。

② 关于莫拉维克悖论更为详细的说明可以参考维基百科词条“Moravec’s Paradox”。

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

定理证明等属于高阶智慧的功能；而波兰尼悖论的存在则是旧式人工智能功能单一、无法完成那些看似基本却包含众多默会知识任务的根本原因。事实上，罗德尼·布鲁克斯根据莫拉维克悖论，跳出原有的旧式人工智能框架，建造了一种没有（逻辑）辨识能力只有感知和行动能力的机器，直接影响到后续机器人和人工智能研究的进展。当下基于数据驱动的新式人工智能，其运行机制就是运用数据和计算能力优势，提炼出各种隐含的默会知识，进而实现更为通用和复杂的功能。无论是旧式人工智能还是新式人工智能，其本质都是信息通信技术（ICT）；当然，新式人工智能的实现需要依托移动互联网、云存储、并行计算等实现海量数据的生成处理，是新一代信息技术的集成，同时也是新一代信息技术的组成部分（见图 1）。

2. 人工智能技术－经济特征与影响宏观增长机制

人工智能作为新一代信息技术理所当然具有一般 ICT 的基本技术－经济特征，即渗透性（Pervasiveness）、替代性（Substitution）和协同性（Synergy/Cooperativeness）（蔡跃洲和张钧南，2015；蔡跃洲，2017）。渗透性是指某项技术所具备的能够与经济社会各行业、生产生活各环节相互融合并带来经济运行方式改变（的一种潜能）（Bresnahan 和 Trajtenberg，1995）。渗透性是通用目的技术（General Purpose Technology，GPT）最基本的技术－经济特征，也是 GPT 领域出现激进式创新后能够引发技术革命，带来技术－经济范式转换的技术基础。人工智能是新一代信息技术的重要组成部分，而 ICT 又是典型的通用目的技术，因此，渗透性也是人工智能的技术－经济特征[①]。ICT 的替代性通常是指 ICT 作为一种资本要素对其他非 ICT 资本要素不断替代的事实，该现象出现的根本原因在于以芯片为代表的 ICT 硬件多年来一直遵循“摩尔定律（Moore’s Law）”呈现出实际价格持续下降的趋势（Jorgenson 和 Stiroh，1999；Jorgenson，2001）。人工智能的替代性与其他 ICT 的替代性还略有不同，不仅体现为 ICT 资本对非 ICT 资本的替代，更体现为人工智能对劳动要素的直接替代[②]。协同性更多是指生产过程中 ICT 产品的应用能够提升其他要素间衔接配合的契合度，降低摩擦成本，从而提高运行效率（David 和 Wright，1999；Bartel 等，2007；Ketteni，2009）。另外，人工智能对于劳动要素的替代不仅在于体力，更在于脑力或者说创造性活动的替代；由此引出人工智能专属的第四项技术—经济特征创造性（Creativeness）。

人工智能四项技术－经济特征很大程度上决定了其影响宏观经济增长的作用机制。首先，渗透性特征决定了人工智能对经济增长影响的广泛性和全局性；即便人工智能当下所产生的影响还仅仅是局部性的，但渗透性特征也意味着人工智能具备全局性影响的潜力。其次，人工智能技术替代性的发挥将是“人工智能资本”作为一种独立要素不断积累并对其他资本要素、劳动要素进行替代的过程；伴随人工智能资本的积累，其对经济增长的支撑作用也将不断提升[③]。再次，人工智能协同性特征带来的投入产出效率或者说全要素生产率的提升，在微观层面将体现为企业利润盈余的增加，并最终转化为 GDP 的增长。最后，人工智能的创造性特征将通过知识生产促进技术进步，最终也将体现为全要素生产率的增长。当前，人工智能创造性促进技术进步的核心在于提高研发效率。在基因组学、药物发现、材料科学、量子物理等领域，研发过程具有“大海捞针”的特点，即能够确定创新存在于已有知识的某种有用组合，但是有用知识范围却广泛复杂，要找出来极不容易；而人工智能技术的

① 李彦宏（2017）在分类时明确提出“通用目的人工智能”，以区别于那些只能完成单一任务的专用人工智能。

② 资本要素对劳动要素的替代是一种长期趋势，ICT 资本替代非 ICT 资本也间接加速了。

③ 马克珀迪等（2017）明确主张，人工智能不仅是生产率提升工具，更是一种新生产要素。

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

突破性进展，能够大大提高识别效率，找出那些最有价值的组合（Agrawal 等，2017）。比如在生物医药领域，应用深度学习技术和已有的数据，可以较为准确地预测出药物试验的结果；对于早期的药物筛选（Early Stage Drug Screening）来说，便可以减少一些不必要的检验，识别出那些成功概率更大的候选分子；人工智能技术也因此被称作“发明方法的发明（Invention of a Method of Invention，IMI）”（Cockburn 等，2017）。

另外，人工智能技术作为新一代信息技术的集成，是由数据生产、算法及软件开发、芯片、存储器、其他硬件设备等技术和产品共同支撑而形成的复杂系统。系统内各环节对应的产品及服务已经形成了一个较为独立的产业生态体系。人工智能技术对经济社会各领域的不断渗透，将带来各关联环节产品服务需求的上升，进而引致对应细分行业规模的扩大；而人工智能产业体系的不断壮大，将对宏观经济增长形成直接支撑①。

从图 2 可以看出，人工智能可以通过两种途径影响宏观经济增长：一是借助其作为新一代信息技术所具备的四大技术－经济特征，通过增加要素贡献、提高投入产出效率、加快知识创造等推动国民经济各领域各部门增长，进而影响宏观经济增长；二是人工智能技术所涵盖的产业生态体系在渗透影响国民经济各领域的同时，自身规模也将随之壮大，进而助力宏观经济增长。在第一种途径下，投入产出效率、知识创造都将带来宏观经济全要素生产率的提升，这显然是我们所追求的高质量增长②；而在第二种途径下，人工智能及其他新一代信息技术产业的壮大，意味着高技术部门的壮大，完全符合产业结构优化升级的方向。据此，我们可以认为，发挥人工智能对宏观经济的支撑作用，有利于实现高质量增长。

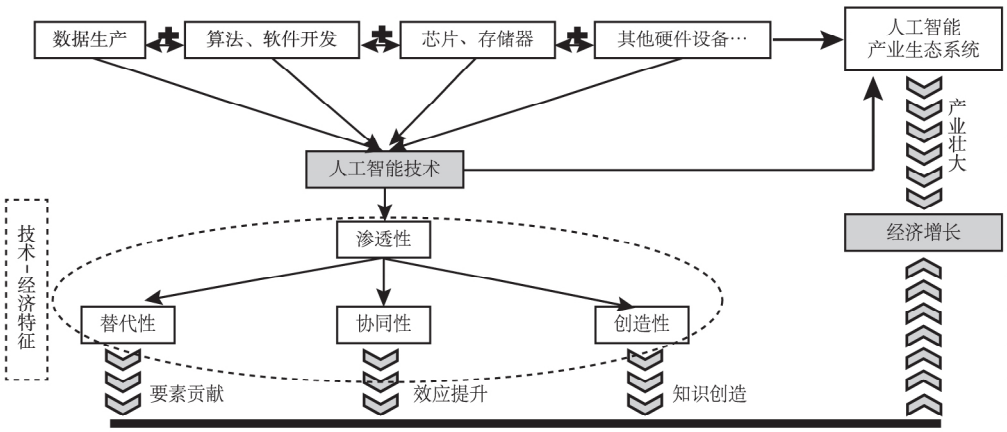

图 2 人工智能技术－经济特征与影响增长作用机制

3. 新“索洛悖论”与人工智能支撑增长的前提

尽管人工智能在理论上具有支撑宏观经济增长的多重机制，但经济运行的实践往往与理论预期存在较大偏差；其中，争议最大的就是人工智能在提升生产率方面的作用。Brynjolfsson 等（2017）利用图像识别率提升、投资增加等方面的零星数据展示了 2010 年以来人工智能领域的快速发展，并将其与 2005 年以后美国乃至全球（劳动）生产率增速显著下降的现实相对

① 从增加值的支出法核算角度来看，人工智能技术对经济社会的渗透表现为人工智能资本的不断积累；而积累过程必然带来人工智能产品需求的增加，从而引致相应产业规模的不断壮大。

② 习近平总书记于 2016 年 1 月便明确指出“供给侧结构性改革的主攻方向是减少无效供给，扩大有效供给，提高供给结构适应性和灵活性，提高全要素生产率”。

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

比提出“新索洛悖论（Modern Solow’s Paradox）”。Gordon（2018）对比美国经济增长和专利增长数据发现，2006～2016年类似“新索洛悖论”的现象存在于整个创新活动。一方面技术创新的部分似乎在不断加快；而另一方面生产率提升放缓趋势也非常明显。统计数据上表现出的“新索洛悖论”及“创新增长悖论”，一定程度上源于测算方面的误差（或低估）；诸如智能手机、社交平台、网络视频等产品和服务，能够给使用者带来更多的消费者剩余，却不能反映在GDP上，低估了生产率提升的程度（Brynjolfsson等，2017；Gordon，2018）。与此同时，新一轮科技革命加速演进背景下媒体的集中关注也让人们对人工智能在生产率提升方面的作用产生了过高的预期，某种意义上放大了“新索洛悖论”的程度。

尽管存在生产率提升预期过高、实际增速低估，但现阶段人工智能在提升生产率方面的作用尚不显著仍是客观事实；根本原因在于技术突破应用与生产率效应显现之间存在较长时滞。一方面新技术对应的存量资本积累到具有全局影响的规模是需要时间的；另一方面重大技术发挥作用还需要互补性技术（Complementary Technology）、基础设施、人员素质、制度环境等与之相匹配（Brynjolfsson等，2017）。Brynjolfsson和Hitt（2003）针对企业层面的实证研究表明，ICT投资一年后会对生产率发挥较小的促进作用，滞后越长作用越大，大约7年达到顶峰；原因在于企业组织、流程再造、员工培训甚至企业文化，都需要围绕ICT资本的应用做出适应性调整。Fueki和Kawamoto（2009）利用1975～2005年日本分行业数据的实证结果表明，生产率提升不仅存在于ICT生产部门，同样也广泛存在于ICT使用部门；由于互补性人力资本积累需要时间，ICT使用部门生产率的提升有着5～10年的滞后。我们针对中国的实证研究也表明，ICT资本增长对滞后5期的全要素生产率增长有显著的促进作用[①]。类似的悖论早在电气化革命时代就曾经出现过。19世纪70年代，电力已经开始进入生产领域，而截至1919年美国至少还有一半的制造业没能实现电气化；但此后，“中心化能源供给重新组织生产流程”“工厂选址和生产线设计变得更有弹性”等优势充分显现，并带来生产率的提升（David，1991；David和Wright，1999）。

无论是从作用机制还是从历次技术革命和自动化推进的经验来看，人工智能作为一项革命性的通用目的技术，其应用推广必将带来全要素生产率提升，支撑宏观经济高质量增长。当然，要充分发挥出人工智能技术在提升生产率方面的潜力，必须从互补性技术、人员素质、组织架构、行业规制等多方面完善配套条件。而这也必将是一个相对较长的渐进过程。

二、人工智能对就业及收入分配的影响

历次技术革命的经验表明，技术革命推动经济增长的过程从来都是偏向性的。既体现在资本与劳动之间，也体现在劳动就业内部，由此引发就业总量结构及收入分配的调整。

1. 人工智能影响就业的作用机制

渗透性和替代性特征决定了，伴随人工智能技术的应用推广，人工智能资本要素不仅会替代其他“非人工智能（或非ICT）资本要素”，更能直接对劳动要素进行替代，从而带来部分劳动就业岗位的直接消失；这就是人工智能对就业岗位的替代效应（Displacement Effect/Substitution Effect）（Acemoglu和Restrepo，2016、2017、2018；Gregory等，2019）。事实上，历次技术革命都会引发就业方面的替代效应，导致部分就业岗位的直接消失。然而，在过去的一个多世纪里各国就业人数基本保持着不断增长的态势（Bessen，

① 笔者在蔡跃洲和张钧南（2015）基础上做了进一步的计量分析，初步得到上述结果。

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

2018)。就业岗位消失与就业人数增长并存的根本原因在于，自动化推进也能产生正向的溢出效应，间接创造出新的就业岗位，也被称为抑制效应（Countervailing Effect）（Acemoglu 和 Restrepo，2018；Autor 和 Salomons，2017、2018），如图 3 所示。

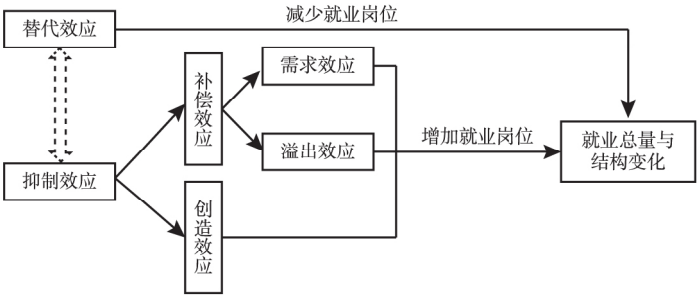

图 3 人工智能影响就业岗位的作用机制

抑制效应可以进一步分为补偿效应（Compensation Effect）和创造效应（Creation Effect）（Acemoglu 和 Restrepo，2018；Bessen，2018；Furman 和 Seamans，2018）。补偿效应主要是人工智能替代性带来的效率提升将引致相关产业规模的扩大，通过规模扩大弥补单位产出就业岗位的减少，具体又可细分为三种情形：（1）生产线上不易被人工智能替代的任务和环节，需要增加就业岗位数量才能匹配生产率大幅提升的可替代环节；（2）效率提升带来的成本下降，使得企业有条件扩大再生产，增加生产线或经营单元，这两种情形下的就业岗位增加是由社会对产品需求所引致的，可以称为“（产品）需求效应（Product Demand Effect)”；（3）效率提升带来的成本和产品价格下降，客观上增加了居民收入，引致对其他行业需求的增加，从而推动其他行业规模的扩大和就业岗位的增加，该情形也被称为“溢出效应（Spillover Effect)”（Autor 和 Salomons，2017；Acemoglu 和 Restrepo，2018；Gregory 等，2019）。如果仅有补偿效应，即使发挥再充分，持续的自动化还是会降低劳动在国民收入中的份额。然而，Acemoglu 和 Restrepo（2018）在分析工资收入的历史数据后发现，劳动收入占国民收入份额在（20 世纪 80 年代前）的很长时间里都保持相对稳定；这是因为还存在另外一种更有力的抑制效应，那就是创造效应（或称“复原效应”，Reinstatement Effect)。工业革命以来，新工种、新岗位的创造始终伴随着自动化进程的推进；19 世纪和 20 世纪，纺织、冶炼、农业及其他产业中的各种任务被替代的同时也衍生出工程师、维修工、后台保障、管理、财务等一系列新工种、新岗位；人工智能作为当下最重要的自动化技术，同样有望创造出诸多新的工种和岗位（Acemoglu 和 Restrepo，2018；Furman 和 Seamans，2018）。

在自动化推进过程中，发挥抑制效应（特别是补偿效应）作用，实现就业总量的稳态增长，隐含了两个前提条件。一是补偿效应（特别是需求效应）的发挥取决于自动化替代行业产品的供需状况；如果某个行业产品的需求已接近饱和，行业没有扩大规模的空间，就无法发挥出补偿效应；在开放经济条件下，部分需求可以被国外厂商满足，也会削弱补偿效应（Autor 和 Salomon，2017；Bessen，2018）。考虑到人类需求所具备的“非餍足性（Non-satiation)”特征，需求饱和的情形并不多见。二是自动化技术替代的有限性，即无法对所有现存就业岗位进行替代，这是抑制效应发挥作用更为根本的前提。补偿效应的实现本质上就是通过不可替代岗位的增加对可替代岗位的减少进行补偿，如果所有的就业岗位在技术和经济层面上都可替代或者说都可被自动化技术所替代，那么任何需求的满足都无须由人来完成，需求也不会对就业

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

岗位产生任何影响，相应的补偿效应及创造效应也都不复存在（Bessen，2018）（见图 3）。

2. 人工智能对就业总量的潜在影响

人工智能技术的应用推广，既有直接减少就业岗位的“替代效应”，也有间接增加就业岗位的“抑制效应”；因此，有关人工智能对就业总量的影响存在两种截然不同的观点。一种较为普遍的观点认为，人工智能作为一项重大技术变革，本质上是人类自动化进程的延续（或新阶段），其对人的替代只能是部分功能或任务上的替代；而历史经验也表明，有关重大技术变革带来负面影响的悲观预测从未真正成为现实；人工智能技术的兴起固然会造成很多职业的消失，但也会衍生和创造出很多新的就业岗位，并最终达到总量上的平衡（Acemoglu 和 Restrepo，2018；Trajtenberg，2018；Aghion 等，2017；Bessen，2018）。Holford（2018）还从认识论层面探讨了人工智能的本质及其对人的替代。在 Holford（2018）看来，人工智能更多是以统计算法将所有人类行为和活动通过分割进行模拟、预测进而决策，依赖的主要还是编码知识（Codified Knowledge），在认识论层面还属于还原论，而人类的认知具有整体论和系统论特性；因此，人工智能无法（完全）认识人类与生俱来的复杂性、创造性及关联的默会知识，也无法完全替代人。只要人作为劳动者的作用无法被完全替代，就有可能通过补偿效应和创造效应平衡替代效应减少的就业岗位。

与多数学者乐观的“影响中性”观点相对比，也有一些学者持有相对悲观的观点，或者至少对人工智能热潮下“自动化进程就业总量影响中性”能否重演提出了质疑。认为虽然 Autor 和 Salomon（2017）的实证分析支持了现阶段“影响中性”的判断，但对于此次人工智能应用究竟会带来怎样的后果，Autor（2015）也是存有疑虑的。毕竟，以往机器替代人力带来的就业岗位减少能够通过办公室岗位的增加进行抵消；然而，现在的问题似乎是办公室工作也开始被替代了（Autor，2015）。事实上，18 世纪中后期工业革命以来，自动化进程的推进在大多数时候都表现为机器对人类体力的不断替代；然而，人工智能技术出现后，机器学习算法能够在很大程度上实现对人类智力的替代，完成很多以往只有人类才能完成的工作，因此，人工智能技术可能不是自动化进程的简单延续，而很可能是人类技术进步的顶峰（Korinek 和 Stiglitz，2017；Furman 和 Seasman，2018）。Furman 和 Seasman（2018）还明确表达了对人类作为劳动者命运的担忧，并援引特斯拉创始人埃隆·马斯克（Elon Musk）“人工智能是威胁人类生存的最大威胁（Fundamental Risk）”的论断作为警示。

近期的实证研究基本都支持“就业总量影响中性”的主张。Dauth 等（2017）对德国数据的分析表明，每增加 1 台工业机器人会带来 2 个制造业就业岗位的消失，但是在服务业会出现足够多的新增就业岗位。Autor 和 Salomon（2017）从宏观、行业和不同技能水平的劳动者群体三个层面对人工智能的替代效应和溢出效应进行检验。Autor 和 Salomon（2017）的实证分析表明，尽管生产率上升行业劳动力占比下滑，但宏观就业增长趋势依然成立，即技术进步没有威胁劳动就业总量。而 Graetz 和 Michaels（2015）的实证甚至发现自动化对应用行业本身的影响也不确定。据此，我们主张，就业总量基本稳定的趋势还将延续一段时间；在中短期人类作为劳动者完全被替代的极端情形不会出现。

3. 人工智能对劳动就业结构的影响

近期内，虽然无须过度担忧就业岗位总量的大幅减少，但是人工智能还是会对劳动力市场和就业结构带来重大冲击（Korinek 和 Stiglitz，2017；Bessen，2018；Betsey，2018）。Frey 和 Osborne（2016，2017）将“社交智慧（Social Intelligence）”“创造力（Creativity）”“感知和操作能力（Perception and Manipulation）”作为评价某项职业是否易于被人工智能

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

替代的衡量标准，并对美国 702 项职业的自动化替代风险进行分析，结果表明 47％的职业都面临被人工智能替代的风险；其中，交通运输、物流、办公室和行政支持等都属于高替代风险行业。根据图 3 的机制分析，人工智能及其他自动化技术的推广应用，在消灭一部分就业岗位的同时会衍生（创造）出新的就业岗位。然而，劳动者个人在新旧职业岗位间的转换通常不大可能实现无缝对接，而劳动力要素的大范围重新配置更不可能无摩擦实现，相反需要承担大量的社会成本（Acemoglu 和 Restrepo，2018）。

从职业的技术含量和劳动者素质来看，收入水平处于底层的低技能岗位相比高收入、高技能岗位，更容易为人工智能所替代（Acemoglu 和 Restrepo，2017；Seasman，2018）。不过相关实证研究却显示，中间层就业岗位更容易被替代。Michaels 等（2013）运用美国、日本和 9 个欧盟国家 1980～2004 年的行业数据对 ICT 投资与劳动力结构变化情况进行分析，结果表明：那些 ICT 投资增长快的行业部门对高等教育水平劳动力的需求迅速增长，而对中等教育水平劳动力的需求则大幅下降。Goos 等（2009，2016）的实证研究则发现，劳动力就业结构变化呈两极化趋势（或简称“极化现象”），即高收入、高技能岗位与低收入、私人服务型岗位的比重同步上升，制造业工人和程式化办公室职员等中间层岗位的比重不断下降。包括人工智能在内的 ICT，既能替代中等技能水平劳动者规律性、程序化的工作，也能辅助高技能（教育水平）劳动者完成分析类工作，而对于那非程序化低端就业岗位（如园丁、厨师、手工工匠等）的影响则较小；因此，随着 ICT 应用范围的扩大，必然会带来就业结构的极化（Autor 等，2003）。另外，随着自动化进程的推进，第三产业就业岗位所占比重将不断上升，而服务业的劳动力技能水平恰恰呈双峰分布，即绝大部分劳动力集中在高端和低端，从而强化了就业结构的极化现象（Autor 和 Salomon，2017）。

当然，可能由于媒体的渲染，我们往往夸大了机器对人的替代作用而忽略了机器与人之间的互补作用；考虑到人工智能技术对劳动力的辅助作用，劳动力就业市场的两极化趋势或许并不会持续很久，未来仍将有大量中层工作岗位被保留，而岗位性质将适应技术变革需求而变得更加多元，由机器完成程式化任务、劳动者完成非程式化任务（Autor，2014、2015）。

4. 人工智能对收入分配格局的影响

人工智能及其他 ICT 推动的自动化进程，在形成劳动力就业结构两极化趋势的同时，必然会带来收入分配格局的重大调整。在 20 世纪的大部分时间里，资本和劳动在国民收入中的份额都基本稳定，这与“卡尔多典型事实（Kaldor Typical Facts）”也是相符的（Jones 和 Jones，2017；Kaldor，1961）。进入 21 世纪后，伴随着劳动回报的下降，上述稳态开始被打破；以美国为例，1947～2000 年，劳动报酬在国民收入中的平均占比为 64.3％，而此后的 10 年持续下降，到 2010 年第 3 季度已降至 57.8％（Fleck 等，2011）。其他主要经济体甚至从 20 世纪 80 年代便出现了劳动报酬占比下滑的势头；与之相对，资本回报在全世界范围内则呈现上涨趋势，更多的收入和财富向少数资本所有者聚集，加剧了分配的不平等（Karabarbounis 和 Neiman，2013；Piketty，2014）。人工智能应用带来的生产效率提升，将会继续提高资本要素回报率，扩大劳动要素与资本要素的回报差距（Autor，2014）。与此同时，人工智能技术的应用推广也是资本深化的过程，将进一步降低劳动报酬在国民收入中的比重，加剧资本和劳动在国民收入（初次分配）中的占比差距。

在劳动者群体内部，人工智能带来的就业结构变化则会转化为不同群体之间收入差距的扩大。一方面，劳动就业市场的两极化趋势下，原本处于中层收入岗位的劳动者，或者失业或者向低端岗位下滑，从而扩大了劳动者内部的收入差距。另一方面，就业结构调整后，低

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

技能岗位的就业人数增长，竞争更加激烈，工资下行压力持续加大，导致高技能人群与低技能人群之间的工资差距不断扩大，最终表现为收入分配上对高学历、高技能劳动者群体的不断倾斜（Auto 和 Salomons，2017；Jones 和 Jones，2017）。自动化推进过程中，劳动者内部不同群体间的收入分化（极化）现象在实证层面得到了多方印证。Acemoglu 和 Autor（2011）利用 1963～2008 年美国劳动力市场数据，分析了不同教育水平群体间收入差距变化，结果表明：20 世纪 80 年代以后，本科以上学历群体收入不断增加，其中研究生群体的收入涨幅最大；本科学历以下劳动群体的收入水平则陷入停滞，高中肄业群体的收入甚至开始下降。Katz 和 Autor（1999）对多个 OECD 国家的工资结构变化的研究也表明：虽然技术进步不会威胁劳动力就业岗位的总数量，但是许多与自动化技术高度互补的高薪职位对于未受过高等教育的劳动者群体来说却是遥不可及的；美国及其他很多发达经济体的收入分配都明显偏向于受过高等教育的精英群体。而 Brynjolffson 和 McAfee（2014）的研究表明，美国中层收入群体的实际收入水平在 1999 年达到峰值后持续下降，2011 年下跌近 10%，而同期美国 GDP 始终保持增长。

1980 年以来收入差距不断扩大的趋势表明，自动化推进和技术进步带来的效率提升及相应的经济收益并没有让大多数劳动者群体从中受益（Betsey，2018）。当前，以人工智能技术应用为核心的自动化进程同样将为全社会带来巨大经济收益，但（如果缺乏有效再分配机制）必然会导致收入分配差距扩大，且注定有部分群体会成为利益受损者；其中，具有良好教育背景和技术专长的青年人有望从中受益，而那些身处被替代行业、受教育程度低于平均水平且人过中年的人群则会面临巨大福利损失（Trajtenberg，2018；Betsey，2018）。

三、人工智能热潮下中国增长与就业前景展望

1. ICT 与人工智能有望提升效率支撑高质量增长

中国作为世界第二大经济体、全球第一人口大国和第一制造业大国，拥有人工智能技术最广阔的应用市场。新一代信息技术所具备的渗透性、替代性、协同性等技术－经济特征决定了，其推广应用对于提升全要素生产率、实现经济高质量增长具有重要支撑作用。在过去 20 年里，互联网、移动通信的推广普及在中国本土催生了以 BAT 为代表的全球互联网巨头，极大提升了经济社会运行效率；而相关的实证研究也能从定量角度对此进行佐证。

2010～2014 年，中国经济增长中全要素生产率的贡献相比此前 10 年明显下降（见表 1）；其中，2010～2012 年、2012～2014 年的贡献率分别为 28.2%和 33.1%，远低于 2000～2005 年、2005～2010 年的平均贡献率，也低于改革开放以来的平均贡献率。一个可能的解释是应对 2008 年金融危机的 4 万亿元投资效率低下（蔡跃洲和张钧南，2015）。2014 年以后，全要素生产率对中国经济增长的贡献率明显提升，这很大程度上源于新一代信息技术的大范围推广应用。而相应的计量检验也表明，ICT 资本积累推动了全要素生产率的提升，ICT 的这种支撑作用存在一定的滞后期（蔡跃洲和张钧南，2015；蔡跃洲和牛新星，2018）（见表 1）。

人工智能技术代表着新一代信息技术的前沿方向，与大数据、云计算、宽带移动通信等形成了互为支撑、协同演进的技术体系。新一代信息技术之间的协同加上人工智能技术在知识生产方面的创造性特征，将为中国经济提高全要素生产率、实现高质量增长提供更为有力的支撑。另外，人工智能及其他自动化技术的应用必然带来更多资本积累，伴随资本深化，劳动生产率也会得到进一步提升。考虑到中国老龄化进程加速和消费升级的客观现实，未来

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

以老年康养为代表的高端服务业既面临需求快速增长的机遇，但也存在劳动力短缺的现实风险，而劳动生产率的提升将有利于应对上述矛盾，支撑这部分行业的健康快速发展。

表 1　　不同阶段中国经济增长来源分解　　（单位：%）

年　份	宏观增长来源分解					不同因素增长贡献度				
	GDP	TFP	ICT 资本	非 ICT 资本	劳动	GDP	TFP	ICT 资本	非 ICT 资本	劳动
2000～2005	9. 32	4. 97	0. 81	4. 58	－1. 04	100	53. 3	8. 7	49. 1	－11. 1
2005～2010	10. 70	4. 52	0. 56	6. 16	－0. 54	100	42. 3	5. 3	57. 5	－5. 1
2010～2012	8. 34	2. 35	0. 69	6. 24	－0. 95	100	28. 2	8. 3	74. 9	－11. 4
2012～2014	7. 28	2. 41	0. 60	5. 13	－0. 86	100	33. 1	8. 2	70. 5	－11. 8
2014～2016	6. 58	4. 41	0. 38	2. 67	－0. 88	100	67. 1	5. 7	40. 5	－13. 4
1977～2016	9. 16	4. 03	0. 54	5. 02	－0. 43	100	44. 0	5. 9	54. 8	－4. 7

资料来源：根据蔡跃洲和牛新星（2018），蔡跃洲和付一夫（2017）及蔡跃洲和张钧南（2015）计算整理。

2. 劳动成本攀升加速人工智能技术推广应用

2012 年末，中国 15～59 岁劳动年龄人口为 93727 万人，首次出现下降，比 2011 年下降 0. 6 个百分点，劳动力供给充裕局面不复存在。与此同时，伴随着宏观经济的持续快速增长，中国人均 GDP 也不断攀升，至 2018 年已接近 1 万美元，由此推高劳动用工成本。采用人工智能及其他自动化技术对人工进行替代正成为中国企业降低成本、提高效率的必然选择。

我们从 IFR World Robotics 2018、《2018 机器人产业发展研究报告》、中国机器人产业联盟网站等渠道收集了一些有关机器人销售量、应用领域分布等零星数据，并整理了《中国统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》中制造业劳动就业的公开数据。这些数据虽不足以支撑开展严密的计量分析，但可以大致反映 2012 年以来中国制造业领域机器替代人工的基本情况。

从图 4、图 5 可以看出，2012 年以来，中国制造业就业人数明显下降，由 2012 年的大约 5274 万人下降到 2016 年的 4893. 8 万人，其中，2015 年和 2016 年的降幅均超过 3%[①]。同期，国外公司在华工业机器人销量则呈现持续快速增长，由 2012 年的 2. 3 万台增加到 2017 年的 13. 8 万台，增长近 5 倍。另外，近年来中国制造业平均工资水平也呈现快速增长势头，年工资由 2007 年的 18482 元逐步攀升至 2016 年的 59470 元，增长 2. 2 倍。上述趋势，在很大程度上佐证了关于“制造业用工成本攀升，推动企业机器换人”的基本判断。

上述判断还可以通过制造业细分行业数据得到佐证。表 2～表 4 是不同机构给出的工业机器人销售、应用细分行业分布状况。尽管在行业划分标准上存在一定差异，但从中不难看出，工业机器人（销售）应用的重点领域涉及“汽车制造业”“计算机通信和其他电子设备制造业”“电气机械和器材制造业”“金属制品业”“化学原料和化学制品制造业”“食品制造业”等 6 个制造业细分行业。从表 4 中可以看出，2012～2016 年，6 个细分行业的产业规模和平均工资均保持连续增长；其中，汽车制造业的产值和平均工资的增幅都是最大，2016 年相比 2012 年分别增长 60. 9%和 53. 9%。“计算机通信和其他电子设备制造业”“电气机械

① 《中国劳动统计年鉴》中公布的制造业就业人员数据，2012 年为 4262. 2 万人，2013 年为 5257. 9 万人，据此计算出的 2013 年就业人数增长 23. 4%，显然存在数据口径调整问题。为了尽可能能保持数据的一致性，我们利用《中国统计年鉴》中第二产业的就业人数以及 2013 年以后制造业就业占比，重新推算了 2012 年数据。

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

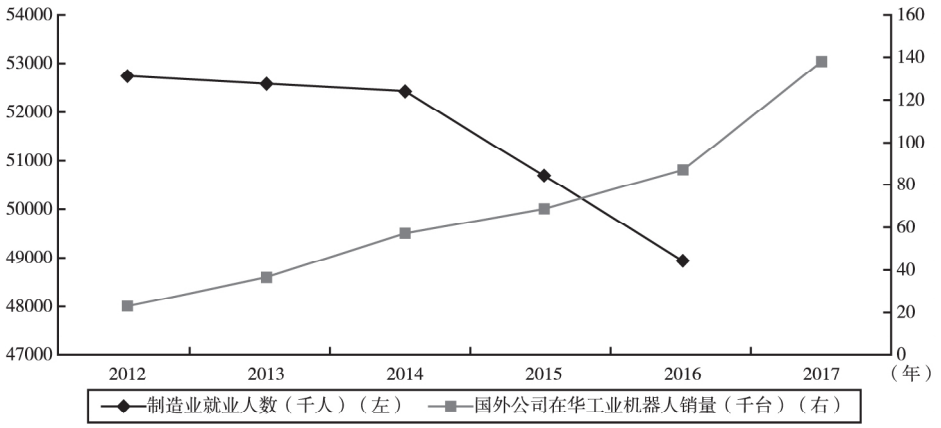

图 4　2012 年以来中国制造业就业人数与工业机器人销量对比

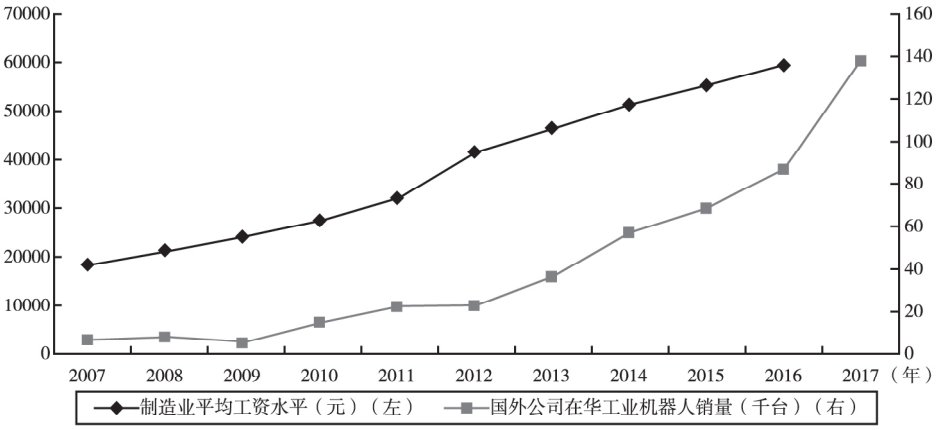

图 5　2007 年以来中国制造业平均工资水平与工业机器人销量对比

和器材制造业”“金属制品业”“化学原料和化学制品制造业”的就业人数从 2014 年以后连续 2 年都出现下降，其中，“化学原料和化学制品制造业”累计降幅 8.7%；“食品制造业”就业人数则呈现略有下降态势，2016 年相比 2013 年下降 0.3%；“汽车制造业”就业人数 2016 年相比 2014 年仅增加 2.2%，而同期产值规模增幅则达到 21.3%（见表 2 至表 4）。

表 2　　2016～2017 年中国工业机器人分行业销量情况　　（单位：台）

年　份	电气电子设备和器材制造	汽车制造业	金属加工业	塑料及化工用品制造业	食品制造业	其他行业
2016	30750	26691	9713	5472	1773	14740
2017	50000	43000	21000	5800	2000	19000
增速	62.6%	61.1%	116.2%	6.0%	12.8%	28.9%

资料来源：中国信息通信研究院。

表 3　　2017 年中国工业机器人应用行业分布状况

年　份	汽车制造业	3C 电子	金属加工业	塑料及化学品	食品烟草饮料	其他
2017	33.3%	27.7%	10.8%	7.9%	2.3%	18.2%

资料来源：前瞻产业研究院《2018 机器人产业发展研究报告》。

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表 4　　2012～2016 年工业机器人重点应用行业产值人员及工资状况

（单位：产值（亿元）、年末人数（千人）、平均工资（元））

年　份	汽车制造业			计算机通信和其他电子设备制造业			电气机械和器材制造业		
	产值	年末人数	平均工资	产值	年末人数	平均工资	产值	年末人数	平均工资
2012	49986.6	2702	49247	69480.9	5128	45467	54195.5	2734	41966
2013	58552.7	3193	57331	78318.6	7433	50143	61442.1	3991	47436
2014	66342.1	3339	64155	84408.9	7506	57123	66921.6	4016	52355
2015	70225.4	3345	69408	91378.9	7216	62432	69558.2	3866	57161
2016	80440.4	3411	75807	98457.2	7064	67763	74163.8	3803	61729
年　份	金属制品业			化学原料和化学制品制造业			食品制造业		
	产值	年末人数	平均工资	产值	年末人数	平均工资	产值	年末人数	平均工资
2012	28970.6	1491	39101	66432.9	2547	43258	15573.5	1064	40004
2013	33207.4	1849	44145	75771.1	2883	49089	18039.2	1244	43956
2014	36612.5	1838	48637	82352.9	2861	54085	19914.0	1231	46086
2015	37671.7	1759	51667	83256.4	2758	58630	21871.6	1248	49053
2016	39335.0	1731	54882	86789.6	2613	62324	23544.4	1238	52823

资料来源：《中国工业统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》。

需要指出的是，当下中国制造业中的机器替代人工并不完全是人工智能技术对人的替代，而是人工智能与其他自动化技术共同替代的结果。从工业革命的角度来看，以大数据、人工智能等新一代信息技术为核心的重大技术变革对应于第四次工业革命，前三次分别可称之为“机器与蒸汽革命”“钢铁与电力革命”“信息化革命”（克劳斯·施瓦布，2016；Gordon，2012；Mokyr，2017）。每一次工业革命都是自动化进程推进的新阶段，借助技术变革不断实现机器对人工的替代。中国的工业化进程起步较晚，不同领域、不同区域、不同企业所处的自动化阶段存在较大差别。在少数发达地区和先进企业拥抱人工智能热潮的同时，更多的企业和地区尚未完成前几次的自动化改造，正在加速追赶落下的进度。当然，在人均 GDP 持续增长、人口老龄化加速推进、劳动力成本不断攀升的背景下，中国企业所面临的机器替代人工的趋势不仅不会改变，而且将伴随人工智能技术的推广而不断加速。

3. 中国劳动就业面临比欧美更大的结构性冲击

前述机制分析及部分发达经济体的实证结果表明，人工智能及自动化技术的推广会引发就业结构的重大调整。通常，被替代就业岗位对应于简单的程式化任务，新就业岗位则对应于较为复杂的创造性任务。2013 年以来，中国行业就业数据已经初步显露出结构性调整的端倪。从表 5 可以看出，2013 年以来，三次产业合计的就业人口规模始终保持了略微增长的态势，但第一产业和第二产业的就业人口则呈现明显下降趋势，而第三产业就业人口保持着较快的增长势头。在第二产业内部，制造业就业人数以快于第二产业整体的速度下降；而第三产业内部，“交通运输仓储和邮政业”“批发和零售业”的就业人数下降。

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

表 5　　2012～2016 年三次产业及部分行业就业人口/年末就业人数　　（单位：万人）

年　份	三次产业合计	第一产业	第二产业	制造业	第三产业	交通运输仓储和邮政业	批发和零售业	信息传输、计算机服务和软件业
2013	76977	24171	23170	5257.9	29636	890.8	304.4	846.2
2014	77253	22790	23099	5243.1	31364	888.6	289.3	861.4
2015	77451	21919	22693	5068.7	32839	883.3	276.1	854.4
2016	77603	21496	22350	4893.8	33757	875.0	269.7	849.5
年均增速	0.27%	−3.83%	−1.19%	−2.36%	4.44%	−0.59%	−3.95%	0.13%

资料来源：三次产业就业人口数来自《中国人口和就业统计年鉴》，其余数据来自《中国劳动统计年鉴》。

在就业结构转换过程中，只有那些具备更高教育水平或特定技能的劳动者，才有更多机会在创造性要求更强的岗位上重新实现就业。这也意味着，宏观层面的结构性失业比例将取决于劳动者整体的受教育程度（或技能水平）。从 20 世纪 90 年代中后期开始，中国政府便致力于推动高等教育由精英教育走向大众化教育；高等教育毛入学率已由 1978 年的 1.55% 上升为 2017 年的 42.7%，2018 年高校毕业生人数更是达到 820 万人。然而，由于以往的欠账，全国范围内就业人口的平均受教育程度仍然偏低。对照表 6、表 7 数据可以看出，美国、英国、德国三个发达国家就业人口（劳动人口）中高等教育人数比例比中国高出至少 15 个百分点，其中，美国、英国的比例都是中国的 2 倍以上。因此，面对自动化加速推进过程中有利于高等教育人群的结构性变化，中国受影响人群的比例将远高于美欧发达国家。

表 6　　2010～2016 年各年国内就业人员受教育程度分布状况　　（单位：%）

年　份	未上小学	小学	初中	高中	大专	本科	研究生
2010	3.4	23.9	48.8	13.9	6.0	3.7	0.4
2011	2.0	19.6	48.7	16.7	7.6	4.9	0.4
2012	2.0	19.0	48.3	17.1	8.0	5.2	0.5
2013	1.9	18.5	47.9	17.1	8.5	5.5	0.5
2014	1.8	18.1	46.7	17.2	9.3	6.2	0.6
2015	2.8	17.8	43.3	12.5	10.6	7.5	0.7
2016	2.6	17.5	43.3	12.3	10.9	7.7	0.8

资料来源：《中国人口和就业统计年鉴》、中国经济与社会发展统计数据库。

表 7　　2009～2014 年美英德各国劳动人口受教育程度分布状况　　（单位：%）

年　份	美国			英国			德国		
	小学教育	中学教育	高等教育	小学教育	中学教育	高等教育	小学教育	中学教育	高等教育
2009	2.70	59.70	30.90	8.60	56.70	33.70	15.50	58.10	26.20
2010	2.60	59.70	31.20	7.70	55.80	35.50	14.90	58.50	26.50
2011	2.40	59.30	31.80	7.50	54.60	36.60	13.80	58.20	27.60
2012	2.20	58.90	32.50	6.80	53.90	38.10	13.50	57.90	28.30
2013	2.10	58.50	33.20	6.70	52.80	39.10	13.40	57.80	28.50
2014	1.80	58.00	33.80	16.70	41.90	40.00	13.20	59.70	27.00

资料来源：World Bank Open Data-Education Statistics。

除了教育和技能水平外，年龄也是影响劳动者再就业的重要因素。在劳动力要素的重新配置过程中，年轻的劳动者个体在职业转换中更具优势，而我国日益加深的老龄化状况恰恰增加了平稳转换的难度。从表 8 可以看出，2010 年以来，我国就业人口中 40～64 岁人员占

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

比呈持续攀升态势，2015 年已经达到 49. 6%；与之相对照 16～39 岁人员占比则持续降低，2015 年为 46. 4%，相差 3. 2 个百分点。随着时间的推移，上述两部分占比的差距将进一步扩大，就业岗位结构与人员年龄结构之间的错配将不断加剧。年龄结构错配与整体教育水平偏低的劣势叠加，很可能在中短期内造成较为严重的结构性失业，进而导致不同群体间收入差距的扩大，其中，那些年龄偏大、学历偏低的劳动者将成为福利损失最大的群体。

表 8　　2010～2015 年就业人口不同年龄段分布状况　　（单位：%）

年份＼年龄	16～19	20～24	25～29	30～34	35～39	16～39	40～44	45～49	50～54	55～59	60～64	40～64
2010	3. 2	11. 1	11. 1	11. 0	13. 7	50. 1	14. 7	12. 2	8. 0	7. 4	4. 0	46. 3
2011	2. 5	10. 9	11. 3	11. 6	13. 4	49. 7	15. 2	13. 0	6. 9	7. 4	4. 1	46. 6
2012	2. 0	10. 0	11. 2	12. 2	12. 1	47. 5	15. 3	13. 2	7. 5	7. 5	4. 8	48. 3
2013	2. 0	9. 4	11. 6	12. 3	11. 4	46. 7	14. 9	13. 1	8. 4	7. 7	5. 1	49. 2
2015	1. 6	8. 1	13. 1	12. 3	11. 3	46. 4	14. 8	13. 0	10. 4	6. 3	5. 1	49. 6

资料来源：中国经济与社会发展统计数据库，其中，2014 年数据缺失。

四、总结性评论及实现高质量增长和就业的建议

前述各部分依托既有的理论和经验研究文献，从人工智能的技术本质和技术－经济特征出发，系统梳理了人工智能影响经济增长、劳动就业及收入分配的作用机制。在此基础上，收集整理散落于各种研究报告或文献中有关中国人工智能及 ICT 应用的零星数据，并结合官方公布的就业结构、年龄结构、受教育程度等数据，就人工智能及自动化技术推进对中短期内中国经济增长和就业分配可能带来的影响进行展望。可以得出以下几点结论或判断。

第一，2017 年兴起的人工智能商业化应用可以算作 1956 年以来出现的第三次人工智能热潮；其本质是以（通用目的）机器学习算法为核心，以芯片、存储器等硬件设备和互联网、云存储、云计算等海量数据生成、存储、处理技术为基础，结合特定专业领域知识后可部分实现人类认知功能或人类智慧的一种新一代信息技术，或新一代信息技术集成系统。

第二，人工智能可以通过两条途径支撑宏观经济高质量增长。一是人工智能所具备渗透性、替代性、协同性和创造性四项技术－经济特征，使其能够与经济社会各领域相结合，通过增加要素贡献、提高投入产出效率、加快知识创造等机制，推动国民经济各领域各部门高质量增长；二是人工智能技术背后涵盖了一个庞大的产业生态体系，在渗透影响国民经济各领域的同时，其自身规模的壮大也有助于提升宏观经济增长质量。

第三，人工智能技术的推广应用是人类自动化进程的新阶段，在替代劳动减少部分就业岗位的同时，还会通过补偿效应和创造效应增加部分就业岗位，从而对其替代效应形成抑制作用。从中短期来看，只要人工智能技术尚无法完全替代人类劳动，上述抑制效应将不断发挥作用，就业岗位总量也将基本保持稳定平衡。

第四，人工智能及自动化技术冲击下，就业结构将发生重大调整，以往处于中间层的程式化岗位更容易被替代，就业结构可能呈现出高收入、高技能岗位与低收入、私人服务型岗位比重同步上升的“两极化趋势”。伴随就业结构的调整，初次分配中劳动收入所占份额将进一步降低，被替代行业中教育和技能水平较低、年龄偏大人群将遭受更大的福利损失，最终带来全社会范围内的收入分配差距扩大。

第五，中国具有人工智能技术最为广阔的应用市场和发展空间，现阶段老龄化加速和收

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

入水平提高所引致的劳动成本攀升将加速人工智能及其他自动化技术在中国推广应用的步伐。人工智能在提高全要素生产率方面的作用，将有力支撑中国经济高质量增长；但就业人口整体受教育水平偏低、年龄构成偏大的国情决定了中国在人工智能技术推广过程中将面临更为严峻的结构性冲击。岗位结构与年龄构成错配和整体受教育程度偏低的劣势相叠加，很可能在中短期内造成较为严重的结构性失业，带来不同群体间收入差距的扩大。

未来，人工智能对经济社会的渗透将不断加速，需要从产业政策、行业规制、社会保障和教育培训等方面出台政策措施，以便充分发挥人工智能积极作用，有效应对结构性冲击。

一是加大对新一代信息技术领域关键核心技术研发的支持力度。人工智能是诸多 ICT 或新一代信息技术的集成，诸如高端芯片、操作系统等最为关键的核心技术是人工智能技术实现的物质基础，需要综合运用财税、信贷、金融、保险等政策工具，支持领军企业和高校院所开展这方面的技术攻关和成果转化。

二是适时调整行业监管规则，为人工智能技术的应用推广营造宽松的市场环境。近年来新一代信息技术推动了经济社会运行模式的巨大变革，伴随人工智能技术对传统领域的渗透，新业态、新模式还将不断涌现，并带来各种新业态与既有规则之间的冲突，各行业监管部门需要密切关注这种变化，及时消除制约产业发展的制度藩篱。

三是健全完善社会保障制度，特别是加强失业救济方面的保障力度。政府部门可以从失业保险、家庭最低收入保障等方面入手，为那些在就业结构调整中受到冲击最大的群体提供最终的生活保障。

四是尽快建立起再就业培训和终身学习的职业教育体系，为结构性失业群体提供尽可能多的再就业培训。各级劳动和人力资源行政主管部门、工会应结合当地就业结构调整的现实情况，通过发放技能培训券等方式，对广大结构性失业群体进行更具针对性的技能培训，提高其再就业的能力。

五是深化教育改革特别是高等教育改革。一方面应继续扩大高等教育覆盖范围，具体可以依托高等职业技术学院，为更多的适龄青年提供两年低价的高等教育；另一方面要着手改革现行的教学理念及培养模式，将学生创造力的开发和培养作为教育的首要目标，以适应人工智能技术对人类能力素质提出的新要求。

参 考 文 献

[1] Acemoglu D.，Autor D.，2011，*Skills，Tasks and Technologies：Implications for Employment and Earnings* [J]，Handbook of Labor Economics，4 (B)，1043～1171.

[2] Acemoglu D.，Restrepo P.，2016，*The Race Between Machine and Man：Implications of Technology for Growth，Factor Shares and Employment* [R]，NBER Working Paper，No. 23077.

[3] Acemoglu D.，Restrepo P.，2017，*Robots and Jobs：Evidence from US Labor Market* [R]，NBER Working Paper，No. 23285.

[4] Acemoglu D.，Restrepo P.，2018，*Artificial Intelligence，Automation and Work* [R]，NBER Working Paper，No. 24196.

[5] Agrawal A.，McHale J.，Oettl A.，2018，*Finding Needles in Haystacks：Artificial Intelligence and Recombinant Growth* [R]，NBER Working Paper，No. 14024.

[6] Autor D. H.，2014，*Polanyi's Paradox and the Shape of Employment Growth* [R]，NBER Working Paper，No. 20485.

[7] Autor D. H.，2015，*Why Are There Still So Many Jobs？The History and Future of Workplace*

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Automation [J], Journal of Economic Perspectives, 29 (3), 3～30.

[8] Autor D., Levy F., Murnane R., 2003, *The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration* [J], Quarterly Journal of Economics, 118 (4), 1279～1333.

[9] Auto D., Salomons A., 2017, *Robocalypse Now: Dose Productivity Growth Threaten Employment?* [R], Paper prepared for the ECB Forum on Central Banking.

[10] Autor D., Salomons A., 2018, *Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share* [R], NBER Working Paper, No. 24871.

[11] Bartel A, Ichniowski C., Shaw K., 2007, *How Does Information Technology Affect Productivity? Plant-level Comparisons of Product Innovation, Process Improvement, and Worker Skills* [J], The Quarterly Journal of Economics, 122 (4), 1721～1758.

[12] Bessen J., 2018, *AI and Jobs: The Role of Demand* [R], NBER Working Paper, No. 24235.

[13] Bresnahan T. F., Trajtenberg M., 1995, *General Purpose Technologies: "Engines of Growth"?* [J], Journal of Econometrics, 65, 83～108.

[14] Betsey S., 2018, *AI, Income, Employment, and Meaning* [R], NBER Working Paper, No. 14026.

[15] Brynjolfsson E. Hitt L., 2003, *Computing Productivity: Firm-level Evidence* [J], Review of Economics and Statistics, 85 (4), 793～808.

[16] Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C., 2017, *Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics* [R], NBER Working Papers, No. 14007.

[17] Brynjolfsson E., McAfee A., 2014, *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies* [M], WW Norton & Company.

[18] Cockburn I. M., Henderson R., Stern S., 2017, *The Impact of Artificial Intelligence on Innovation* [R], NBER Working Papers, No. 14006.

[19] Dauth W., Findeisen S., Südekum J., WöBner N., 2017, *German Robots-The Impact of Industrial Robots on Workers* [R], IAB Discussion Paper.

[20] David P., 1991, *Computer and Dynamo: The Modern Productivity Paradox in a Not-Too-Distant Mirror* [A], in *Technology and Productivity: The Challenge for Economic Policy* [C], OECD, Paris: 315～347.

[21] David P. A., Wright G., 1999, *General Purpose Technologies and Surges in Productivity: Historical reflections on the future of the ICT revolution* [R], University of Oxford Discussion Papers in Economic and Social History.

[22] Fleck S., Glaser J., Sprague S., 2011, *The Compensation-Productivity Gap: A Visual Essay* [J/OL], Monthly Labor Review (January).

[23] Frey C. B., Osborne M. A., 2016, *Technology at Work v2.0: The Future Is Not What It Used To Be* [J/OL], Oxford Martin School and Citi GPS, https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/downloads/reports/Citi_GPS_Technology_Work_2.pdf.

[24] Frey C. B., Osborne M. A., 2017, *The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?* [J], Technological Forecasting & Social Change, 114, 254～280.

[25] Fueki T., Kawamoto T., 2009, *Does Information Technology Raise Japan's Productivity?* [J], Japan and the World Economy, 21 (4), 325～336.

[26] Furman J., Seamans R., 2018, *AI and the Economy* [R], NBER Working Paper, No. 24689.

[27] Goos M., Manning A., Salomons A., 2009, *Job Polarization in Europe* [J], American Economic Review Papers and Proceedings, 99 (2), 58～63.

[28] Goos M., Manning A., Salomons A., 2014, *Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring* [J], American Economic Review, 104 (8), 2509～2526.

[29] Gordon R. J., 2012, *Is U.S. Economic Growth Over? Faltering Innovation Confronts the Six Heainds* [R], NBER Working Paper, No. 18315.

[30] Gordon R. J., 2018, *Why Has Economic Growth Slowed When Innovation Appears to be Acceler-*

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

ating?[R], NBER Working Paper, No. 24554.

[31] Graetz G., Michaels G., 2015, *Robots at Work* [R], Centre for Economic Performance Discussion Paper No. 1335.

[32] Gregory T., Salomons A., Zierahn U., 2019, *Racing with or against the Machine?Evidence from Europe* [R], Institute of Labor Economics (IZA), IZA DP No. 12063.

[33] Holford W. D., 2018, *The Future of Human Creative Knowledge Work within the Digital Economy* [J], Futures, 105, 143～154.

[34] Jorgenson D. W., Stiroh K. J., 1999, *Information Technology and Growth* [J], American Economic Review, 89 (2), 109～115.

[35] Jorgenson D. W., 2001, *Information Technology and the U. S. Economy* [J], American Economic Review, 90 (1), 1～32.

[36] Kaldor N., 1961, *Capital Accumulation and Economic Growth* [A], in *The Theory of Capital* [M], ed. F. A. Lutz and D. C. Hague, 177～222, New York: St. Martins Press.

[37] Karabarbounis L., Neiman B., 2014, *The Global Decline of the Labor Share* [J], Quarterly Journal of Economics, 129 (1), 61～103.

[38] Katz L. F., Autor D. H., 1999, *Changes in the Wage Structure and Earnings Inequality* [J], Handbook of Labor Economics, 3 (A), 1463～1555.

[39] Ketteni E., 2009, *Information Technology and Economic Performance in U. S. Industries* [J], The Canadian Journal of Economics, 42 (3), 844～865.

[40] Korinek A., Stiglitz J. E., 2017, *Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment* [R], NBER Working Paper No. 24174.

[41] Michaels G., Natraj A., Reenen J. V., 2013, *Has ICT Polarized Skill Demand?Evidence from Eleven Countries over Twenty-Five Years* [J], Review of Economics and Statistics, 96 (1), 60～77.

[42] Mokyr J., 2017, *The Past and the Future of Innovation: Some Lessons from Economic History* [R], NBER Working Paper No. 100966.

[43] Piketty Thomas, 2014, *Capital in the Twenty-First Century* [M], Belknap Press.

[44] Taddy M., 2018, *The Technological Elements of Artificial Intelligence* [R], NBER Working Paper, No. 24301.

[45] Trajtenberg M., 2018, *AI as the Next GPT: A Political-Economy Perspective* [R], NBER Working Paper, No. 24245.

[46] **蔡跃洲、张钧南**:《**信息通信技术对中国经济增长的替代效应与渗透效应**》[J],《**经济研究**》2015 **年第** 12 **期**。

[47] **蔡跃洲、付一夫**:《**全要素生产率增长中的技术效应与结构效应**》[J],《**经济研究**》2017 **年第** 1 **期**。

[48] **蔡跃洲**:《**数字经济增加值及贡献度测算:历史沿革、理论基础与方法框架**》[J],《**中国社会科学内部文稿**》2017 **年第** 4 **期**。

[49] **蔡跃洲、牛新星**:《**数字产业化与产业数字化视角的中国数字经济测算——基于** ICT **特征和增长核算的理论方法及实证分析**》[R],**中国社会科学院数量经济与技术经济研究所工作论文**,2018 **年** 11 **月**。

[50] **集智俱乐部**:《**科学的极致:漫谈人工智能**》[M],**人民邮电出版社**,2015 **年**。

[51] **克劳斯·施瓦布** (Klaus Schwab):《**第四次工业革命——转型的力量**》[M],**中信出版社**,2016 **年**。

[52] **李彦宏**:《**智能革命:迎接人工智能时代的社会、经济与文化变革**》[M],**中信出版集团**,2017 **年**。

[53] **马克珀迪、邱静、陈笑冰**:《**人工智能助力中国经济增长**》[J],《**机器人产业**》2017 **年第** 4 **期**。

[54] **朱松纯**:《**浅谈人工智能:现状、任务、构架与统一**》[R],**中国科学院自动化研究所"人工智能人机交互讲习班"讲稿**,2017 **年**。

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Artificial Intelligence and High-quality Growth & Employment in the Era of New Technological Revolution

Cai Yuezhou[1] Chen Nan[2]

(1. Institute of Quantitative & Technical Economics, Chinese Academy of Social Sciences;
2. Graduate School of Chinese Academy of Social Sciences)

Research Objectives: Summarize the techno-economic features of AI as the new-generation information and communication technology, clarify AI's influencing mechanism on macroeconomic growth, employment and income distribution, and provide a development outlook, against the backdrop of the current AI boom, on China's economic growth and employment, as well as relevant suggestions on coping strategies. **Research Methods**: Based on leading literature review, growth theory and development economics, the paper applies induction and deduction methods to identify AI's techno-economic features and its influencing mechanism. Statistical data and trend analysis are conducted so as to provide an insight on AI's impact on China's economic growth, employment and distribution. **Research Findings**: With its four techno-economic features, such as, pervasiveness, substitution, synergy/cooperativeness and creativeness, AI can not only promote high-quality growth across various economic sectors, but also contribute to the upgrading of macroeconomic growth through its own expansion. With the progression of AI and other automation technologies, aggregate employment is projected to stay relatively stable as a result of the interaction between displacement and countervailing effects. Yet structural shocks to the labor market can hardly be avoided. Middle class occupations are more prone to be displaced/automated, leaving the job market to polarize into its higher and lower ends. Along with such structural shifts, the overall labor share after the primary distribution of national income will fall off. The senior labor cohort who are susceptible to automation but stuck with lower than average educational and skill levels will suffer the greatest welfare loss, and income disparity within the labor force will enlarge thereafter. The increasing labor cost in China will accelerate the application of AI, which may in the end become a strong pillar for China's high-quality economic growth. However, the current mismatch between the newly adjusted employment structure and China's labor demographics, together with deficient educational attainment of the workforce, may lead to serious structural unemployment and widening income gap in the short and medium term. **Research Innovations**: This paper has identified the techno-economic features of the new-generation AI and its influencing mechanism on growth and employment. A forecast on China's economic growth and employment has also been deduced. **Research Value**: Provide an early alert to AI's potential negative impact on the economy and society, and propose policy suggestions regarding industrial policy, market regulation, social security and education and training system.

Key Words: Artificial Intelligence; Techno-Economic Feature; High-Quality Growth; Employment Structure; Income Distribution Pattern

JEL Classification: D24

(责任编辑：王喜峰)

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net