DOI:10.20069/j.cnki.DJKX.2026039

智能经济的发展历程、内涵特征与基本规律研究

徐 翔,陈 睿
中央财经大学 经济学院,北京 102206

移动端阅读

摘要:人工智能是驱动全球经济从数字时代迈向智能时代的关键力量。立足技术—经济范式与内生经济增长双重视角,刻画智能经济从孕育至爆发的演化路径及其内在驱动机制。研究发现,智能经济呈现出技术层面的“数据—算力—算法”三元融合、经济层面的零边际成本与规模报酬递增、制度层面的平台中心化治理以及社会层面的人机协同共生等多维特征。在此基础上,深入剖析智能经济运行的核心规律,揭示“任务—技能”替代、互补与创造机制、产业边界消融下的市场集中效应、生产率的J型曲线以及国际比较优势从要素禀赋向算力禀赋动态迁移的理论逻辑。针对伴生的技术风险与分配失衡挑战,提出从重构人机协同生产关系、深化数实融合产业实践、完善数据要素基础制度、构建包容审慎治理体系四个维度出发,构建适配智能经济发展的政策支撑体系等建议。

关键词:智能经济;人工智能;内生经济增长;产业边界;“数据—算力—算法”融合;平台中心化治理;人机协同;全要素生产率

文献标识码:A **文章编号:**1002-2848-2026(03)-0001-15

一、问题提出

人类经济发展史表明,每一次通用目的技术(GPT)的革命性突破,都会引发生产方式的根本变革与经济结构的深度重塑[1]。当前,以大语言模型和智能体为代表的新一代人工智能的爆发,标志着全球经济正从以信息互联为核心的数字经济时代,加速迈向以智能创造为核心的智能经济时代[2]①。正如蒸汽机重新定义了动力、电力重构了能源,人工智能正在重新定义认知与劳动的边界[3],成为当前最具颠覆性与突破性的生产力。习近平总书记指出,“新质生产力是创新起主导作用,摆脱传统经济增长方式、生产力发展路径,具有高科技、高效能、高质量特征,符合新发展理念的先进生产力质态”②。人工智能作为新一轮科技革命和产业变革的核心驱动力,既是新质生产力的关键引擎,也是实现中国式现代化的重要物质技术基础[4]。

面对人工智能的技术浪潮与应用拓展,现有的经济学理论框架面临严峻挑战。首先,在宏观增长层面,“索洛悖论”再次浮现:尽管人工智能技术在微观领域的应用如火如荼,但在宏观统计数据上,全要素生产率(TFP)的爆发式增长尚未全面显现。这究竟是技术扩散的时滞效应,还是统计测度的失效[5]? 其次,在微观劳动层面,经典的工作任务模型解释了自动化对劳动的替代效应,但生成式人工智能表现出的

基金项目:国家社会科学基金重大项目(25&ZD093)。

作者简介:徐翔,男,中央财经大学教授,研究方向为数字经济,电子邮箱为seanxuxiang@126.com;陈睿,女,中央财经大学经济学院博士研究生,研究方向为数字经济。

① ELOUNDOU T, MANNING S, MISHKIN P, et al. GPTs are GPTs: an early look at the labor market impact potential of large language models[EB/OL].(2023-03-17)[2026-03-14]. https://arxiv.org/abs/2303.10130.

② 习近平.发展新质生产力是推动高质量发展的内在要求和重要着力点[EB/OL].(2024-05-31)[2026-03-09].https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202405/content_6954761.htm.

强创造性与通用性，是否会打破传统的技能偏向型技术进步假说，导致高技能劳动的“去技能化”或创造性毁灭[6-8]？最后，在产业组织层面，数据要素的非竞争性与零边际成本特性，结合算法的自我强化机制，正在催生前所未有的市场集中度上升，对于反垄断规制与竞争政策设计提出了新的要求[9-10]。

更为重要的是，智能经济的崛起不仅仅是技术与经济层面的迭代，更是一场涉及生产关系、制度安排与全球治理的深刻变革。基于演化经济学的技术—经济范式视角，当一种新技术成为主导经济运行的关键要素时，社会制度框架必须作出调整以适应生产力的发展[11-12]。当前，数据产权的模糊、算法的“黑箱”属性、算力资源的分布不均以及劳动收入份额的潜在下降，构成制约智能经济高质量发展的制度性摩擦[13]。特别是在地缘政治博弈加剧的背景下，算力已成为大国竞争的战略制高点，国际分工格局正从传统的要素禀赋驱动向算力禀赋发生转移，引发全球贸易的规则重构与再平衡[14-15]。

基于上述背景，本文试图结合技术—经济范式与内生经济增长理论，对智能经济进行系统性的理论剖析。本研究的边际贡献主要体现在以下三个方面：第一，突破单一的技术决定论，从长周期的历史维度厘清智能经济演进的内在逻辑，刻画其阶段性特征与核心趋势；第二，构建涵盖技术、经济、制度、社会四维度的内涵分析框架，明确人工智能作为新质生产力核心要素的理论定位；第三，深入提炼智能经济运行的微观、中观、宏观及国际经济层面的基本规律，尝试回答“索洛悖论”在新技术条件下的演变形式，揭示算力鸿沟对全球经济版图的重构效应。

二、智能经济的发展历程：技术积累与范式转换

本文对智能经济的定义是：以数据为关键生产要素，以算法为核心生产工具，以算力为基础设施，通过智能技术的广泛应用实现资源优化配置与价值创造的新型经济形态。不同于传统农业经济对土地与劳动力的依赖，亦有别于早期数字经济侧重于信息的互联与交换，智能经济的核心在于通过数据要素的资本化与算法的生产工具化，将人类的认知能力转化为边际成本趋近于零的机器智能，从而在根本上改变了经济活动的生产函数。需要特别指出的是，上述定义描述的是智能经济在数据、算力和算法等核心要素发展到特定阶段并充分融合后形成的成熟形态。从严格的静态定义来看，人工智能概念提出至通用人工智能出现这段时间的技术探索与早期应用，尚处于智能经济的孕育与要素积累期，并未完全具备智能经济的全部内涵特征。例如，在探索期，数据尚未成为独立的生产要素；在平台经济时期，通用算力尚未成为普及的社会基础设施。

然而，基于演化经济学与技术—经济范式的动态视角，理解当下智能经济的爆发与运行规律，必须回溯其核心生产要素的生成路径。智能经济的形成并非一蹴而就，而是一个从单点技术突破向系统性经济形态演变的漫长过程：第一阶段确立算法的逻辑范式，第二阶段完成海量数据要素的原始积累，第三阶段进行专用场景下的算力试错与市场培育。正是这三个阶段在技术、数据与算力层面的长期积淀，才促成了当前阶段三者的爆发式融合与质变。因此，遵循人工智能作为通用目的技术从科学发现、要素积累到产业渗透的生命周期逻辑，本文将智能经济的演进脉络划分为四个界限分明却又内在承接的发展阶段（见表1）。这不仅是对技术演进的梳理，更是对智能经济这一数字经济的新形态如何从萌芽走向成熟的经济学解释。

表1 智能经济的四个发展阶段

特征因素	技术萌芽与逻辑探索期（1956—1999年）	数据积累与连接红利期（2000—2015年）	专用智能与场景试错期（2016—2022年）	通用智能与经济成型期（2023年至今）
主流技术	符号主义	连接主义	判别式人工智能	生成式人工智能
经济形态	手工作坊模式	平台内嵌模式	平台中心化治理	“人工智能＋”基础设施
成本结构	高固定成本 高边际成本	低搜索成本 低匹配成本	头部规模经济 长尾高定制成本	范围经济性 规模报酬递增
要素结构	高劳动密集度	数据“护城河”	机器换人	算力资本化
典型应用	专家系统	平台推荐算法	人脸识别 语音助手 安防监控	多模态内容生成 代码编写 研发设计自动化

注：笔者基于公开资料整理。

（一）技术萌芽与逻辑探索期（1956—1999年）

追根溯源，智能经济的技术底座奠基于20世纪中叶，以达特茅斯会议提出人工智能概念为关键标志。在穿越近半个世纪的早期探索期后，这一领域实现了从抽象理论到技术实体的实质性跨越。这一时期虽然确立了人工智能的科学范式，但受限于算力匮乏和数据缺失，尚未形成本文定义中的智能经济完整体系，其主要贡献在于确立了算法逻辑的可能性，为后续经济形态的涌现奠定了认知基础。1956年达特茅斯会议的召开，确立了以符号主义为主导的研究范式。该范式基于一种理性主义的假设：人类智能的核心在于对符号的逻辑处理。因此，实现人工智能的路径应当是让计算机模拟人类的逻辑推理过程，即物理符号系统假说。在这一技术逻辑支配下，早期的人工智能研究聚焦由人工编写详尽的逻辑规则来解决特定问题，如博弈游戏和数学证明。

从经济学视角审视，这一时期的人工智能生产方式具有典型的“手工作坊”特征，其要素投入结构表现为极高的劳动密集度而非技术密集度。首先，人工智能参与的生产函数的核心约束在于知识获取。以20世纪70年代至80年代盛行的专家系统为例，构建一个专家系统，需要知识工程师与领域专家进行漫长的访谈，将专家头脑中的隐性知识显性化，编译成计算机可执行的代码规则。这一过程成本高昂、效率极低，本质上是将人类的高级认知劳动以一种低效的手工编码方式固化到机器中。其次，此类人工智能应用的边际成本无法递减。在现代数字经济中，软件产品的复制边际成本趋近零。然而，在早期探索阶段，由于系统缺乏通用性，为一个特定领域开发的专家系统，完全无法迁移到另一个领域。每一个新场景的应用开发，都意味着生产流程的推倒重来和固定成本的重新投入。这种“高固定成本＋高边际成本”的双重约束，注定早期的人工智能技术无法通过规模经济实现产业化扩张。

面对技术与成本的掣肘，这一时期仍出现了一些商业成功案例，如美国数字设备公司（DEC）在1980年部署的XCON系统，引发了企业界对专家系统的投资热潮。然而，这一基于规则的人工智能系统很快暴露了其脆弱性：随着规则数量的增加，系统的维护难度呈指数级上升，且无法处理规则之外的模糊情况。当过高的市场预期与缓慢的技术进展发生错配时，产业泡沫随之破裂。历史上著名的两次“人工智能的寒冬”（1974—1980年，1987—1993年）期间，大量初创公司倒闭，政府与风险资本大幅削减研发经费。

（二）数据积累与连接红利期（2000—2015年）

20世纪90年代末，随着摩尔定律推动计算机性能的指数级增长，智能经济迎来转折点。IBM深蓝计算机对决人类冠军的胜利，构成了人工智能发展史上的认知分水岭。它揭示了在封闭系统及完备信息博弈中，计算能力的边界突破可以有效替代人类认知，标志着技术演进逻辑从基于规则的符号推理，加速转向基于统计与数据的计算智能。进入21世纪，随着互联网与移动互联网的爆发式普及，全球数据产量呈指数级增长，分布式计算技术日益成熟。这两大基础设施的完善，为人工智能走过“寒冬”迎来复兴提供了有力支撑。在这一阶段，人工智能的经济形态发生了一次关键转型，不再作为独立产品直接面向消费者，而是成为各类数字平台服务的优化工具。

在这一阶段，人工智能研究的主流范式发生重大变化。传统的符号主义因无法穷尽现实世界的复杂规则而陷入停滞，互联网的普及解决了人工智能发展面临的数据问题，基于统计学的机器学习开始占据统治地位。其核心逻辑不再是让计算机模拟逻辑，而是利用算法在海量数据中自动发现规律。在互联网经济的市场结构逐渐稳定后，科技巨头们率先构筑起以数据为“护城河”的竞争壁垒。经济学视角下，人工智能应用的生产函数的要素结构发生质变：数据的边际产出急剧上升，成为决定模型性能的关键变量。与上一阶段相同，人工智能并未形成独立的产业门类，而是内嵌于搜索、电商、社交等平台经济模式之中，帮助其提升资源配置效率。具体而言，其经济价值主要体现在降低搜索成本与匹配成本上[16]。

2012年是智能经济发展史上具有里程碑意义的一年。ImageNet大规模视觉识别挑战赛中，辛顿团队的AlexNet深度神经网络模型横空出世，将图像识别的错误率从26.2%大幅降低至15.3%，不仅碾压了所有传统算法，还标志着深度学习的兴起[17]。从经济学角度看，深度学习的突破具有革命性意义，因为它解决了非结构化数据的处理难题。在此之前，计算机主要擅长处理表格类的结构化数据，而对于图

像、语音、视频等占据人类信息总量80%以上的非结构化数据，人工智能往往束手无策。AlexNet的成功证明了多层神经网络可以自动提取特征，无需人工干预。这意味着这项技术的生产边界被极大地拓宽，也为后续计算机视觉和自然语言处理的商业化落地奠定了坚实的技术基础，资本市场开始重新审视人工智能的独立产业价值。

总体而言，在2000—2015年，智能经济完成了从实验室科学向工业级应用的成功转变。虽然此时的人工智能仍属于专用型技术，只能在特定领域发挥作用且缺乏跨领域的泛化能力，但它成功验证了“大数据＋算力＋算法”这一新范式的经济可行性。这一阶段的关键意义还在于完成了智能经济所需的数据要素原始积累。互联网的普及使得数据从零散记录转变为具有生产力属性的资源，虽然此时的算法和算力尚未达到通用化标准，但智能经济的内生动力问题已接近解决。

（三）专用智能与场景试错期（2016—2022年）

2016年3月，Google DeepMind开发的AlphaGo在围棋人机大战中击败围棋世界冠军李世石，成为智能经济进入爆发期的标志性事件。这一阶段的根本技术特征是感知智能的成熟。得益于深度神经网络层数的加深和专用计算芯片的跃升，人工智能在图像识别、语音识别等特定任务上的表现首次超越了人类水平。这一时期的人工智能技术被定义为判别式人工智能，其核心经济功能在于预测与分类。此类技术极大地降低了经济活动中的预测成本，使得原本需要依赖人类经验进行判断的高成本决策，转变为低成本的自动化流程。

随着技术的成熟，智能经济在这一时期呈现出两大显著的产业特征。首先是实体领域的“机器换人”效应初显。这种替代主要发生在规则相对明确、重复性较高的感知类劳动环节，不仅大幅降低了企业的人力成本，更通过标准化的执行提升了全要素生产率[18]。其次是平台经济实现了基于算法的中心化治理。这一时期，根据中国互联网络信息中心公布的数据，中国的人工智能核心产业规模保持了年均20%以上的高速增长①，而这种增长在很大程度上是由平台企业驱动的。

此阶段是智能经济从“局部应用”向“整体形态”过渡的关键时期。尽管专用人工智能在特定领域取得了巨大成功，但从产业经济学的视角审视，这一阶段的智能经济仍面临着严重的“碎片化”困境[6]。由于这一阶段的算法模型缺乏通用性，针对每一个具体的细分场景，企业都需要重新收集数据、重新标注、重新训练模型。这种生产方式，使得人工智能应用的开发面临着极高的边际成本。这种局限性导致人工智能产业呈现出明显的长尾效应[5]：头部高频场景能够通过规模效应分摊高昂的研发成本，实现盈利；而对于海量的长尾低频场景，由于缺乏足够的数据且定制化成本过高，技术难以有效落地。这种高昂的边际开发成本，成为制约智能经济迅速扩张的最大阻碍，也为下一阶段的通用大模型提前创造了潜在的市场需求。

（四）通用智能与经济成型期（2023年至今）

2022年末，OpenAI公司发布的ChatGPT标志着智能经济跨越了从专用向通用的临界点。随后，GPT-4、Sora、DeepSeek等多模态大模型接踵而至，全球经济进入以大模型和生成式人工智能为核心的全新发展阶段。这一阶段不仅是技术的迭代，更是生产力质态的根本性跃迁。与上一阶段侧重分类与预测的判别式人工智能不同，这一阶段的本质特征是生成式人工智能的出现与快速传播。人工智能不再局限于对既有数据的分析，而是具备在概率统计基础上创造新文本、新图像、新代码甚至新知识的能力。从演化经济学的视角来看，大模型展现出了令人惊叹的“涌现”能力：当模型参数量和训练数据量突破某一阈值时，机器智能发生了质的飞跃，涌现出推理解题、逻辑归纳等设计者未曾预设的高级能力。这种通用性使得人工智能完整具备了通用目的技术的三种特征（普遍适用性、动态演进性和创新互补性），解决了长期以来困扰产业界的人工智能应用碎片化问题。

进入通用人工智能阶段，“预训练＋微调”成为新的工业标准，企业无需再从零开始训练模型，只需基于通用的基础大模型，投入少量的行业数据进行微调，即可低成本地生成各个垂直领域的专用模型。这

① 参见中国互联网络信息中心（CNNIC）《第56次中国互联网络发展状况统计报告》。

种生产模式极大地降低了人工智能应用的边际开发成本，使得人工智能技术创新的范围经济效应取代了单一的规模经济效应。这一时期，各主要经济体均将人工智能上升为国家战略，竞相启动或更新顶层规划，例如美国的《国家人工智能研发战略计划》、欧盟的《人工智能协调计划》以及中国政府提出的“人工智能＋”行动。这些战略的经济学内涵远超过去以“互联网＋”为代表的发展范式：“互联网＋”主要作用于流通与消费环节，侧重于利用连接优势降低信息不对称，从而实现资源配置的边际改善；而“人工智能＋”则直接深入到生产与供给环节的核心，通过对研发设计、生产制造等全链条的智能化重构，将数据与算力转化为直接的生产要素，从而根本性地改变了生产函数的形式。

伴随着生成式人工智能的爆发，宏观经济层面的资源配置格局正经历深刻重构。首先是算力资本化趋势的形成。算力已超越单纯的新型基础设施范畴，成为决定国家竞争力的核心资本。相关数据显示，全球数据中心的算力需求呈现指数级增长，主流人工智能系统的训练计算量呈现出每6个月翻一番的指数级增长态势。其次是产业规模的爆发式扩张。2024年，中国人工智能核心产业规模超过9 000亿元①，2025年超过1.2万亿元②。全球范围内，企业对生成式人工智能的公共与私人投资激增，显示出市场对这一新范式的高度信心。2020至2024年中国与全球人工智能产业规模的变化轨迹高度同频，中国始终在全球市场中占据约10%～12%的稳定份额。综上所述，自2023年起，智能经济进入了一个以通用智能为基座、以生成创造为特征、以全产业链渗透为路径的高速增长期，不再局限于高科技产业的细分部门，而是演变为重塑全球经济版图的重要技术力量。

三、当前阶段智能经济的内涵特征

作为一种正在加速演进的高级经济形态，智能经济的内涵远超单一的技术范畴，而是呈现出一种深刻的系统变革。它不仅在微观层面重构了生产要素的组合方式，更在宏观层面引发了经济规律、治理架构与社会关系的全面重塑。为了刻画这一复杂系统的运行逻辑，本文构建了一个涵盖“技术—经济—制度—社会”的四维特征体系，这四个维度的特征共同构成智能经济区别于传统工业经济和第一代数字经济的独特质态。

（一）技术特征：算力、算法与数据的三元融合

不同于工业经济时代依赖“能源—钢铁—机械”的要素组合，智能经济的技术底座建立在“数据—算法—算力”的协同机制之上[19]。这三类数字化要素并非简单的叠加，而是呈现出一种互补性极强的动态融合关系：数据是燃料，算法是引擎，算力是底座。三者的深度融合与协同发展，标志着传统生产函数中技术变量的形式发生了彻底的变化。

在智能经济中，数据不仅是记录经济活动的符号，更是生产过程的核心投入品。与土地、资本等传统竞争性要素不同，数据具有独特的非竞争性，一个主体对数据的使用并不会减少其他主体的可使用量，甚至通过数据的聚合与多维碰撞，还能产生更大的派生价值[20]。这种特性使得智能经济突破了传统生产要素边际报酬递减的约束。当海量数据被输入大模型中进行训练时，其产生的智能能力往往呈现出超线性的增长趋势，形成了显著的规模报酬递增效应。正如Agrawal等[21]所指出，数据的核心价值在于降低了预测的成本，使得决策活动能够大规模自动化地进行。

算法是将数据转化为智能的加工厂。随着深度学习与Transformer架构的普及，算法的角色已从单纯的执行既定规则的工具，演变为具备通用学习能力的新质生产工具。从经济增长理论的视角看，先进算法不仅直接提高了当期的产品生产效率，还重构了知识生产与技术进步的流程[22]。它能够从海量的高维数据中自动提取特征、发现规律甚至生成新知识，从而极大地拓展了社会的生产可能性边界，使创新本身成为一种可被工业化生产的可预测过程。

---

① 参见中国信息通信研究院（CAICT）《人工智能产业发展研究报告（2025年）》。

② 工业和信息化部部长李乐成：我国人工智能核心产业规模超1.2万亿元[EB/OL].（2026-03-05）[2026-03-10]. https://www.xinhuanet.com/20260305/331df533583947949e4fe54122ae2b43/c.html.

算力是支撑数据处理与算法运行的物理基础设施。随着人工智能模型参数量从亿级迈向万亿级，算力已成为一种稀缺的战略性资本。根据相关研究的测算，自2010年以来，前沿人工智能模型的训练算力呈现指数级增长，平均每6个月翻一番，其增长速度远超摩尔定律[23]①。这种对高性能计算的极度依赖，意味着智能经济的发展必须伴随着深度的资本深化。算力基础设施的存量与质量，直接决定了一个经济体将数据资源转化为智能产出的转化率上限[24]。因此，算力不再仅仅是企业的固定资产投资，而是决定国家比较优势的核心资产。

（二）经济特征：零边际成本与集中度上升

智能经济在微观与中观层面彻底改变了传统的成本结构与市场竞争逻辑，其最显著的经济性特征表现为供给侧的高固定成本与零边际成本并存，以及由此诱发的市场集中效应。在传统工业经济中，无论是生产钢铁还是汽车，随着产量的增加，边际成本往往因为资源约束呈现递增趋势，且复制产品需要消耗等量的原材料与劳动。然而，在智能经济中，这一基本假设被打破。开发一个前沿的基础大模型往往需要数亿美元的算力硬件投入、数据清洗与电力消耗，构成了极高的沉没成本与固定成本门槛。一旦模型训练完成，将其能力通过应用程序接口（API）分发给海量用户的边际成本几乎趋近零。这种极端的成本结构——前期的资本高度密集与后期的零成本复制赋予先发企业巨大的自然垄断优势，使其能够在极短时间内以极低成本占据全球市场，形成迥异于传统产业的增长曲线。

在此成本结构的影响下，智能经济进一步表现出强烈的规模报酬递增与市场集中度上升。这一效应的内在引擎在于“数据—算法”的自我强化：头部企业凭借先发优势积累大量用户交互数据，这些数据作为非竞争性要素被反馈至模型训练中，从而提升了算法的精准度与智能水平；性能更优的算法进一步吸引更多用户与场景数据，形成“更多数据—更强模型—更多用户—更多数据”的正向循环[25]。这种反馈机制导致市场竞争呈现出残酷的“赢家通吃”局面，少数掌握核心算法与算力资源的优势企业能够迅速攫取大部分市场份额与超额利润，而大量技术落后的中小企业则面临被市场挤出的风险。这种市场结构的高度集中，不仅是对传统反垄断规制的挑战，也深刻重塑了劳动收入与资本收入的分配格局。

在积极的方面，智能经济不仅在既定生产函数上提升了效率，更通过改变创新范式拓展了社会的生产可能性边界。不同于蒸汽机或电力仅作为通用的动力来源，人工智能——特别是生成式人工智能与科学智能（AI for Science，AI4S）本身成为一种重要的研究工具和研究方法，能够处理超越人类认知极限的高维数据，加速科学假设的生成与验证过程。在蛋白质结构预测、新材料筛选以及受控核聚变控制等前沿领域，人工智能将数十年的人类探索周期压缩至数月甚至数天。这种元创新能力的涌现，意味着经济增长不再单纯依赖要素投入的堆积，而是转变为通过加速技术进步本身的速率来实现内生性增长，从而在长期内大幅推高了全球经济的潜在增长率[2]。

（三）制度特征：平台化中心治理与数据产权确立

智能经济的运行不仅依赖技术的演进，更伴随着微观治理架构与宏观产权制度的深刻适应性调整。在微观治理层面，智能经济呈现出独特的“平台化中心治理”特征[26]。不同于传统市场经济仅仅依赖价格信号进行分散式调节，智能经济中的平台企业利用算法成为事实上的市场规则制定者与资源配置执行者。通过算法管理，平台能够对海量分散的劳动者与消费者进行毫秒级的供需匹配与动态定价，这种“看得见的手”在极大提升资源配置效率的同时，也确立了一种新型的权力结构：平台不再是中立的市场交易场所，而是演变为具有准公共属性的“生态治理者”，对依附其上的数百万商户与劳动者实施着穿透式的数字化治理。平台中心化的治理模式，构成了智能经济时代独特的产业组织形态[27]。

在宏观产权层面，数据要素的广泛应用倒逼产权制度的重构，核心表现为数据产权界定的模糊性与多元主体之间的博弈。数据作为智能经济的关键，其生成过程往往涉及用户（数据生产者）、平台（数据采集与加工者）以及第三方（数据使用者）等多重主体，具有典型的非竞争性与正外部性。这使得传统工业

① MASLEJ N，FATTORINI L，PERRAULT R，et al. Artificial intelligence index report 2024[EB/OL]. (2024-05-29)[2026-03-14]. https://arxiv.org/abs/2405.19522.

时代基于排他性占有的所有权概念难以直接套用。当前，智能经济的制度建设正处于从所有权中心向使用权与收益权中心转移的过渡期。如何设计一套既能保护个人隐私与数据安全，又能促进数据要素低成本流通与共享的产权安排，解决数据“确权难、定价难、入表难”导致的制度性摩擦，已成为智能经济高质量发展的关键制度约束[28]。

（四）社会特征：人机协同与新型劳动关系

在社会性维度，智能经济正在引发劳动形态与社会关系的根本性异变，其核心标志是“人机协同”取代单纯的“人主导机器”成为主流生产方式。在传统工业经济中，机器主要作为人类体力的延伸，人与机器之间是明确的主从控制关系。然而，在智能经济中，随着生成式人工智能展现出强大的认知与推理能力，人工智能逐渐演变为人类的合作伙伴。人工智能不仅会对标准化、重复性的劳动任务产生“替代效应”，更重要的是会产生显著的“增强效应”，即通过承担基础的数据处理与初步生成工作，使劳动者能够专注于更高阶的创意策划、复杂决策与情感交互等任务。这种协作模式要求劳动者必须掌握与智能体交互的新型技能，劳动价值的衡量标准也从执行力转向了使用人工智能的能力。

然而，这种深刻的转型也伴随着社会分层风险的加剧，即从传统的数字鸿沟向更深层次的“智能鸿沟”演变。由于不同群体在获取人工智能算力资源与掌握人工智能应用技能上存在显著的禀赋差异，智能经济可能加剧“技能偏向型技术进步”的倾向[29]。Autor等[9]的研究指出，掌握核心算法与数据资源的高技能劳动力将获得显著的技能溢价，而大量从事可被自动化替代的中等技能劳动者可能面临去技能化甚至技术性失业的风险。

四、智能经济发展的基本规律

不同于传统工业经济遵循线性增长与边际报酬递减的约束，智能经济在数据要素非竞争性与算法自我强化机制的双重驱动下，正在重塑经济系统的动力机制。探究智能经济发展的基本规律，不仅是解释新技术条件下的“索洛悖论”与劳动力市场极化的理论基础，更是理解新质生产力如何通过全要素生产率的非线性跃升来驱动高质量发展的关键所在。

（一）微观层面：“任务—技能”的替代、互补与创造机制

在微观企业层面，人工智能对经济运行最直接的冲击作用于生产函数中的劳动要素。然而，传统的生产函数理论将劳动视为同质化的投入品，难以解释人工智能对不同岗位产生的差异化影响。基于常用于分析人工智能与劳动力关系的任务模型，智能经济对劳动的重构并非简单的“机器换人”，而是遵循着“任务—技能”框架下的替代、互补与创造的三重动态平衡规律。

第一，基于规则的自动化与“任务替代”不断深化。在智能经济发展的早期及中期，对应前文介绍的专用智能发展阶段，人工智能技术主要用于降低预测成本。这一阶段的经济规律表现为：凡是能够被编码为明确规则、具备高重复性特征的任务，无论其属于体力劳动还是认知劳动，都倾向于被资本所替代。这不仅包含传统工业机器人对流水线工人的替代，更标志着常规偏向型技术进步向认知领域的延伸。例如，初级数据录入、基础翻译、标准化的客户服务等岗位，因其工作流程可被转化为算法逻辑，面临被大模型完全接管的风险。这种替代效应的经济学本质，是将原本属于劳动要素的边际产出，通过隐性知识的显性化，转移至资本要素，从而在微观上表现为企业成本结构的优化，但也导致特定类型劳动收入份额的下降。

第二，生成式人工智能的赋能与任务互补性的增强。随着以ChatGPT为代表的生成式人工智能的爆发，智能经济的微观规律发生了质的转变。不同于判别式人工智能侧重于分类与预测，生成式人工智能具备跨模态的理解与生成能力，这使得人机关系从替代转向增强与协同。在这一机制下，人工智能不再仅仅是执行指令的工具，而是演变为劳动者的协同者。对于需要创造力、复杂策略判断、情感交互以及跨领域资源整合的高技能任务，人工智能无法完全替代人类的主体地位，但能够作为一种互补性投入，极大地扩充人类的认知广度。这种互补效应直接提升了劳动的边际生产率，使得高技能劳动者能够以更少

的时间投入创造出更大的产出，体现了新质生产力的高效能特征。

第三，产业链延伸与新任务的创造机制。智能经济的活力不仅源于效率提升，更源于生产可能性边界拓展所带来的新分工。根据内生经济增长理论，技术进步在替代旧任务的同时，必然会内生出新的任务需求。智能经济的运行规律显示，随着算法渗透率的提高，围绕数据治理、模型训练与人机交互产生了一系列全新的职业形态。从数据标注师、提示词工程师到人工智能伦理审查员，这些新岗位的出现不仅吸纳了部分被替代的劳动力，更重要的是重塑了技能溢价的评价标准。劳动价值的衡量不再单纯依赖于体能或记忆力，而是转向了驾驭算法与提出问题的能力。

第四，净效应的动态演变与劳动力市场变革。智能经济在微观层面的最终影响，取决于替代效应与互补/创造效应的净值。当前的研究与实践表明，这一净效应呈现出鲜明的非中性特征。由于人工智能对中等技能认知任务的替代率最高，而对低技能服务任务和高技能决策任务的替代难度较大，智能经济在微观上容易引致高薪岗位与低薪岗位扩张，而中等收入群体面临塌陷。这种结构的演变，要求微观主体必须加速人力资本积累，实现从单一工作技能向人机协同技能的跃迁，以适应智能时代新的生产组织要求。这正是新质生产力摆脱传统路径依赖，在微观劳动组织层面最深刻的体现。

（二）中观层面：产业边界消融与价值链重构

如果说人工智能在微观层面引发了劳动任务的替代与互补，那么在中观层面，其核心效应则体现为对传统产业组织形态的颠覆式重构。作为一种具有极强渗透性的通用目的技术，人工智能不再仅仅局限于单一行业的垂直应用，而是通过数据的跨界流动与算法的通用化赋能，打破长期以来固化的产业边界，深刻变革价值链的增值逻辑与竞争范式。

第一，技术渗透与产业边界模糊化。传统的工业分类体系中，制造业、服务业与农业之间存在着清晰的界限，这种界限源于不同产业在生产函数、要素投入与产出形态上的显著异质性。然而，智能经济的兴起使得这一界限日益模糊，呈现出“产业融合”的显著特征[30]。其内在机理在于，人工智能大大降低了跨行业协作的交易成本与信息不对称，使得数据要素能够无摩擦地在不同产业间流转。一方面，这种模糊化表现为制造业的服务化。智能制造不再仅仅通过出售硬件产品获利，而是通过嵌入产品的传感器收集数据，利用智能算法提供全生命周期的预测性维护、能效优化等增值服务。另一方面，这种模糊化也表现为服务业的工业化。借助大模型技术，原本高度依赖人工经验、难以标准化的现代服务业，开始具备工业化大规模复制的能力。这两种产业融合不仅催生了新业态，更成为培育新质生产力的重要载体。

第二，价值链转型与微笑曲线平坦化。自20世纪90年代以来，全球价值链分工普遍遵循“微笑曲线”规律，即研发设计与品牌营销两端附加值高，而中间的加工制造环节附加值最低[31]。然而，智能经济的深入发展正在修正甚至重构这一经典曲线。首先，生产制造环节的价值塌陷得以修复。人工智能赋能下，智能制造使得生产过程的效率与精度呈指数级提升，更重要的是，数据要素注入生产环节使得制造本身具备了自我优化与定制化能力。这使得制造环节不再是单纯的成本中心，而转变为能够产生高附加值的数据资产生成中心，推动微笑曲线的底部向上抬升。其次，两端高附加值环节的“护城河”被技术溢出所削弱。生成式人工智能的爆发极大地降低了研发设计与内容营销的门槛，过去需要高昂成本才能完成的工业设计、代码编写或广告文案，现在通过大模型可以低成本、高效率地生成。这意味着，传统上由高技能人才垄断的创造性租金被稀释，价值链两端的相对优势在一定程度上被压缩。综合来看，智能经济推动价值链呈现出一种“两端扁平、中间隆起”的趋势，为中国制造业从价值链低端向中高端跃升提供了新的契机。

第三，竞争范式从企业上升到生态。在智能经济时代，产业竞争的单位不再是单一企业，而是演变为平台生态系统之间的对抗。由于数据与算法具有显著的范围经济效应与网络外部性，产业组织形态逐渐演化为“链主＋生态”的结构。处于核心地位的平台企业通过掌握底层算力基础设施与基础大模型，向上、下游开放算法接口与开发工具，吸引海量应用开发者、硬件制造商与数据提供商加入，形成一个共生的复杂适应系统[32]。在这个系统中，链主企业负责制定规则与提供基础设施，生态伙伴则负责在垂直细分场景中进行创新。这种竞争范式要求企业必须摒弃封闭的竞争思维，转而构建开放、共享的创新生态。

（三）宏观层面：“索洛悖论”再现与生产率非线性演进

在微观主体积极拥抱人工智能、中观产业边界加速消融的背景下，宏观经济数据却呈现出一种令人费解的背离，技术爆发与生产率统计之间呈现非同步性。理解这一规律的关键在于打破传统的静态增长核算框架，通过引入时间维度与无形资产变量，揭示全要素生产率从平缓增长到指数增长的非线性演进逻辑。

第一，新技术条件下的“索洛悖论”与统计测度失效。1987年，诺贝尔经济学奖得主索洛提出著名的生产率悖论，揭示了信息技术投资与生产率增速之间的统计落差，典型表现为研发投入增加但全要素生产率下降。当前，这一悖论似乎在人工智能时代再次浮现：尽管生成式人工智能在代码编写、客户服务等微观任务上展现出数倍的效率提升，但主要经济体的宏观全要素生产率增速并未出现预期的爆发式增长，甚至在部分时期出现停滞。现有的国内生产总值（GDP）统计体系对智能经济价值创造的测度失效是重要原因。传统国民经济核算体系主要基于市场交易价格来衡量产出，而人工智能带来的巨大福利往往体现为免费服务或质量提升，而非显性的价格上涨。因此，统计数据的片面性可能严重低估了人工智能对社会福利的真实贡献。

第二，互补性资产投资与J型曲线效应的内在机理。智能技术扩散过程中的内生性时滞是对于新技术条件下的索洛悖论的更加深层次的解释。Brynjolfsson等[5]提出的“生产率J型曲线”理论揭示了这一规律：通用目的技术从引入到产生生产率红利，需要经历一个漫长的安装阶段。在这一阶段，企业为了适配人工智能技术，必须进行大规模的无形资产投资。这不仅包括购买图形处理器（GPU）等硬件设施，更包括组织架构的重组、业务流程的再造、新型人才的培训以及数据治理体系的搭建。在现行会计准则与增长核算中，这些高昂的组织变革成本往往被视为当期费用而非资产投资，导致投入端被高估；而由于技术磨合期的存在，产出端的效益尚未显现。这就导致在人工智能引入初期，全要素生产率不仅不会上升，反而可能出现暂时性的下行。只有当互补性资产积累跨越临界点，组织僵化被打破，技术红利才会充分释放，推动生产率曲线迅速提升。

第三，增长动力从要素驱动转向创新驱动。从长期增长趋势来看，智能经济正在重塑经济增长的动力函数。传统的经济增长主要依赖资本与劳动的要素堆积，面临着资本边际报酬递减的铁律。而人工智能作为一种能够自我学习的资本，其核心贡献在于直接作用于生产函数中的技术进步项，即全要素生产率。尤为关键的是，生成式人工智能不仅提升了现有产品的生产效率，更作为一种“发明的发明方法”，从根本上加速了知识生产与技术进步本身的速率[22]。这种人工智能驱动的创新能力的涌现，促使经济增长摆脱对要素投入规模的依赖，进入以全要素生产率大幅提升为特征的内涵式增长轨道。

（四）国际层面：要素禀赋质变与比较优势的再定义

智能经济不仅重塑了一国内部的生产函数，更在世界范围内引发了国际分工体系与贸易格局的深刻调整。智能经济正在推动全球竞争的比较优势基础发生根本性变化，从自然资源与劳动力禀赋驱动，加速向“数据—算力”双重禀赋驱动转型。

第一，要素禀赋结构发生质变。经典的赫克歇尔—俄林（Heckscher-Ohlin）贸易理论认为，各国应依据其要素进行专业化生产与贸易。然而，在智能经济时代，决定一国产业竞争力的核心要素发生了质的跃迁。传统的低成本劳动力优势正在被人工智能的自动化能力所削弱，数据规模、算力基础设施与算法人才密度成为新的核心禀赋。首先，数据作为智能经济的“矿藏”，其规模与质量直接决定了人工智能模型的训练效果。拥有庞大市场规模与互联网用户基数的国家，能够产生海量、多维度的训练数据，这种数据禀赋使得其人工智能开发具备天然的规模报酬递增优势。其次，算力作为将数据转化为智能的加工能力，已超越单纯的资本品范畴，演变为类似于能源的战略性基础设施[33]。这意味着，国际竞争的重心已从争夺传统的自然资源，转向了争夺高性能芯片、数据中心以及支撑其运行的廉价电力资源。

第二，能源—算力关联机制与比较优势的再定义。人工智能大模型的训练与推理伴随着惊人的能源消耗，这使得能源禀赋与数字禀赋之间产生了很强的相关性。那些拥有稳定、廉价且绿色能源供给的国家或地区，在承载高能耗的算力中心方面将获得新的比较优势。未来全球价值链的布局将呈现出“逐算

力而居、逐绿电而聚”的新特征，能源成本的差异将直接转化为智能服务的价格差异，进而重塑全球数字服务的贸易流向[34]。

第三，战略博弈与算力主权兴起。鉴于算力对经济增长与国家安全的决定性作用，算力已超越商业范畴，成为大国地缘政治博弈的关键内容。当前中国面临的芯片禁令、技术封锁以及数据跨境流动限制，本质上都是围绕算力主权展开的争夺。各国不仅追求算力效率的最优化，更追求算力供应链的安全可控，这将导致全球人工智能产业链呈现出区域化、集团化的断裂与重组趋势。与工业时代可能出现的多极化竞争不同，智能经济由于极强的规模效应与网络外部性，正在推动全球经济版图演变。

五、智能经济发展面临的主要挑战

当前，智能经济正处于技术—经济范式转换的关键磨合期，旧的制度框架难以完全容纳新的生产力质态，导致技术系统的内生风险、经济结构的分配失衡与社会伦理的深层冲突交织共振。识别并化解这些内生的结构性矛盾，是确保智能经济跨越索洛悖论、实现包容性增长的先决条件。

（一）技术内生风险：认知黑箱、信任熵增与资源约束

不同于工业时代的机械技术风险通常具有确定性与可观测性，智能经济时代的技术风险呈现出隐蔽性、系统性与扩散性特征。这种风险不仅源于算法本身的局限，更源于算力系统与物理世界、人类社会深度耦合过程中产生的复杂涌现效应。

第一，算法黑箱与“幻觉”引发的责任界定困境。深度学习算法基于多层神经网络的概率统计机制，其决策过程具有天然的“认知黑箱”特征。这种不可解释性与现代经济法律体系要求的权责利对等原则构成了尖锐冲突。更为棘手的是生成式人工智能特有的“幻觉”现象，即模型会以高度自信的语气生成违背事实的错误信息。从信息经济学的角度看，这导致知识生产环节的严重“柠檬市场”问题——高质量的真实信息被低成本的虚假信息所淹没，极大地增加了经济主体的甄别成本与决策风险，阻碍了人工智能在严肃商业场景中的规模化落地。

第二，深度伪造降低社会信任水平。生成式人工智能将数字化内容的生产边际成本降至冰点，这在极大丰富数字供给的同时，也为“深度伪造”提供了生存空间。利用生成对抗网络及扩散模型，恶意主体可以极低成本制造出肉眼难辨的虚假视频、音频与图像。这种技术滥用正在对基于“眼见为实”的社会信任基石造成系统性侵蚀。在宏观层面，它可能被用于制造金融市场的虚假信号，引发非理性的羊群效应与市场动荡；在微观层面，它被用于电信诈骗与身份盗用，导致社会交易的信用成本急剧上升。

第三，算力扩张与“双碳”目标的资源约束冲突。智能经济的物质基础是算力，而算力的背后是能源。随着大模型参数量向万亿级迈进，其训练与推理过程的能耗呈指数级攀升。据相关测算，训练一个头部大模型的碳排放量相当于数辆汽车全生命周期的排放总和，且维持数据中心运行需要消耗巨量的水资源用于散热[35-36]。这使得智能经济的数字化转型目标与全球绿色低碳转型的可持续发展目标之间产生了潜在的结构性冲突。如果无法在绿色计算、芯片能效比及液冷技术上取得突破，能源供给的刚性约束将成为制约智能经济边际扩张的关键因素，甚至可能因争夺电力资源而挤出实体经济的用能需求，形成新的资源错配。

（二）经济结构与分配失衡：劳动力极化、市场寡头化与资本偏向

智能经济在极大拓展社会生产力的同时，也在深刻重塑着生产关系，特别是改变了要素收入分配格局与市场竞争结构。当前，人工智能引发的“机器换人”不再局限于体力劳动，而是向认知劳动领域纵深推进，这种非中性的技术进步路径正在引发劳动力市场的结构性极化、市场组织的寡头垄断以及国民收入分配中劳动份额的持续萎缩。

第一，就业极化与中等收入群体收缩。经典的技能偏向型技术进步理论认为，技术进步往往有利于高技能劳动者。然而，智能经济展现出了更复杂的任务偏向性。人工智能在处理规则化、标准化认知任务上具有极高的替代率，而这些任务恰恰是传统中产阶级白领的主要就业领域。相反，对于需要复杂操

控能力的低技能服务岗位以及需要高度创造力的高技能岗位，人工智能的替代弹性相对较弱。这种差异化的冲击导致劳动力市场呈现出两头扩张、中间萎缩的“空心化”特征。高薪的创造性岗位与低薪的服务性岗位需求增加，而作为社会稳定器的中间收入群体面临严重的“去技能化”风险甚至岗位消失。这种职业结构的空心化，不仅加剧了工资收入的不平等，更可能阻断社会阶层向上流动的通道，引发深层的社会结构性焦虑。

第二，数据与算力的规模效应加剧市场集中。在产业组织层面，智能经济天然具有极强的“赢家通吃”属性。这种成本结构与网络外部性的叠加，使得市场力量迅速向掌握核心算法、算力基础设施与海量数据的少数科技巨头集中，形成了显著的“超级明星企业”现象[14,37]。相比于传统工业时代的垄断，智能时代的寡头垄断更具隐蔽性与顽固性。平台企业可能利用算法进行隐性的合谋定价，或通过自我优待排挤潜在竞争对手，构建起难以逾越的竞争壁垒。这种高度集中的市场结构，不仅可能攫取超额垄断利润，还可能抑制中小企业的创新活力，导致市场生态的固化与单一化。

第三，要素收入分配失衡与劳动份额的长期下降。从宏观分配视角看，智能经济的发展可能加剧资本与劳动在国民收入分配中的失衡。根据Acemoglu等[7]的研究，如果人工智能的发展主要体现为对劳动的“替代”而非“增强”，或者仅仅是微弱降低成本的“平庸自动化”，那么其经济后果将是资本要素在生产函数中的权重上升，而劳动要素的边际产出与议价能力下降。这意味着，智能经济产生的巨大生产率红利，将更多地以资本收益的形式流向算法与机器的所有者，而普通劳动者获得的劳动收入份额将面临长期下行压力。这种功能性收入分配的恶化，若缺乏有效的二次分配调节机制介入，将导致全社会贫富差距的持续扩大，违背共同富裕的发展初衷，并最终因消费需求不足而抑制经济增长。

（三）社会公平与伦理挑战：算法歧视、智能鸿沟与发展权危机

智能经济在重塑资源配置方式的同时，深刻冲击着既有的社会契约与伦理规范。人工智能作为一种非中性的通用技术，若缺乏有效的伦理规制，极易在效率的外衣下，将历史遗留的社会偏见数学化、固化甚至放大，导致算法霸权对社会公平正义的系统性侵蚀。这既关乎微观个体的权益保护，又关乎宏观层面的社会包容性与全球发展权的分配。

第一，算法偏见与社会不平等的技术型固化。现实中的机器学习模型高度依赖历史数据进行训练。如果历史数据本身蕴含了人类社会的种族歧视、性别刻板印象或地域偏见，算法便会忠实地学习并内化这些偏见，进而在招聘筛选、信贷审批、司法量刑等关键环节产生歧视性输出。这种算法歧视比传统的人为歧视更具危险性，因为它披着“数学客观性”的外衣，使得歧视行为隐蔽化、自动化且难以追责，实际上是在用技术的手段固化甚至放大既有的社会不公，使得弱势群体在智能经济时代的上升通道被隐形封锁。

第二，从数字鸿沟到智能鸿沟的能力剥夺。随着生成式人工智能的普及，社会分层正在经历从接入差距向能力差距的质变。传统的数字鸿沟主要关注是否拥有互联网接入设备，而智能经济时代的智能鸿沟则更侧重于主体利用这项技术获取价值的能力差异。在智能时代，能否熟练掌握人机交互语言、能否利用人工智能助手提升工作效率，已成为决定个人发展前景的关键变量。这种鸿沟不仅存在于代际之间，更广泛存在于不同社会阶层之间。掌握资本与高技能的精英阶层能够迅速掌握这项技术，实现了能力的指数级跃升；而缺乏相关技能的低收入群体，不仅面临就业替代的风险，更在公共服务获取、信息甄别等方面逐渐边缘化。

第三，全球视野下的发展权危机与数据殖民主义。在国际层面，智能鸿沟正在加剧全球发展的不平衡。以大模型为核心的智能经济高度依赖算力资本与数据资源，这使得技术红利高度集中于少数发达国家。对于广大发展中国家而言，它们不仅缺乏构建自主大模型的昂贵算力，甚至可能沦为发达国家人工智能产业的数据原料产地与廉价标注工厂。这种新型的依附关系可能导致“数据殖民主义”的兴起：核心国家利用外围国家的数据训练模型，再将高附加值的智能服务返销给外围国家，从而抽取超额垄断租金。这严重挤压了后发国家的工业化与现代化空间，使得联合国2030可持续发展目标（SDGs）的实现面临新的技术性障碍[38-39]。

六、结论与政策建议

本文基于技术—经济范式与内生经济增长理论的双重视角，对智能经济的历史演进、运行规律及多维影响进行系统考察。研究发现，智能经济并非数字技术的线性延伸，其形成也不是一蹴而就的，而是经历了从要素单点突破到系统融合的漫长演进所逐渐形成的高阶经济形态。其核心驱动力已从传统生产要素，根本性地转向了海量数据资源、异构算力底座与先进算法模型的三元融合创新。在运行机制上，智能经济表现出迥异于传统经济的特征：数据要素的非竞争性带来显著的规模报酬递增效应，突破了传统增长的边际递减约束。在微观层面，人工智能与劳动遵循“任务—技能”框架下的替代、互补与创造机制，且增强效应正向高认知技能领域渗透；在中观层面，通用算法打破了产业边界，推动全球价值链呈现扁平化重构趋势；在宏观层面，受制于互补性资产投资的时滞性，全要素生产率的释放呈现典型的非线性增长特征；在国际层面，国家比较优势正从传统要素禀赋向算力禀赋迁移，引致全球分工格局的结构性分化。然而，上述进程具有内在的双重性，虽然算力资本的深化将极大拓展生产可能性边界，但若缺乏适配的制度安排，技术进步偏向性可能导致劳动收入份额持续下降、市场结构向“超级明星企业”极化以及算法伦理风险的系统性累积。为了应对伴随智能经济而来的各项挑战，以智能经济为抓手加快推动高质量发展，本文提出以下四个方面的政策建议：

第一，坚持以人为本，通过制度创新重构人机协同的新型生产关系。一是实施人工智能技能适应性税收抵免政策。改变当前仅对设备资本投资进行税收抵扣的传统做法，对企业用于员工人工智能技能培训、人机协作流程改造的支出给予税前抵扣，从要素相对价格上降低企业单纯追求自动化的激励，鼓励企业保留并升级人力资本。二是建立针对人工智能的劳动力培训体系。由政府、企业与社保基金共同注资，为每位劳动者建立技能培训资金账户，重点支持受冲击产业工人向数据标注师、提示词工程师等新兴岗位转型，并在职业教育中强制引入人工智能素养课程。三是探索建立自动化调节基金。研究对特定高替代率行业征收适度的机器人税或算法超额利润税，专款专用于受损劳动者的转岗补贴与社会保障兜底，在二次分配环节实现技术红利的普惠共享。

第二，培育智能新质生产力，以场景牵引强化实体经济的深度融合。一是全面推行算力券补贴制度，持续降低中小企业转型门槛。针对制造业、农业等实体经济领域的中小微企业，由地方政府发放通用的算力券，用于购买云服务或租用大模型API，通过需求侧补贴直接拉动产业数字化渗透率。二是建立行业大模型的基准测试与应用示范目录。遴选工业质检、新药研发、电网调度等高价值场景，由国家牵头组建“链主企业＋大模型厂商”的创新联合体，集中攻关垂直领域的专用模型。三是优化“东数西算”工程的调度逻辑，构建分级算力网络。建立算力交易的统一大市场，根据业务时延敏感度动态调度算力资源，给予西部数据中心更优惠的绿电价格支持，切实降低社会算力使用成本。

第三，完善数据基础制度，在确权与流通中动态平衡效率与公平。一是完善数据资产入表与分级登记制度。在国家层面出台细化的数据资产评估标准，鼓励企业将清洗加工后的高质量数据集作为资产列入资产负债表。建立数据知识产权登记中心，对用于训练大模型的数据集进行合规性认证与权利登记。二是实施公共数据授权运营的负面清单管理。强制推动医疗、交通、气象等高价值公共数据向社会开放，除涉及国家安全与个人隐私的负面清单外，其余数据应通过隐私计算技术开放训练接口。三是探索建立数据贡献度收益分配机制。针对生成式人工智能训练使用了大量版权内容的问题，探索建立基于区块链溯源的微支付体系或版税资金池，强制大模型厂商根据调用频次或贡献度向原创内容生产者支付费用，防止上游内容产业枯竭。

第四，实施包容审慎监管，构建防范技术与伦理风险的包容审慎治理体系。一是全面推行算法领域的监管沙盒机制。在自动驾驶、人工智能医疗诊断、金融科技等高风险领域，设立国家级监管沙盒。在沙盒内，允许企业在限定的时空范围内试错，暂停部分行政许可限制，待技术成熟且风险可控后，再制定标准并推广至全国。二是建立国家级的生成式内容鉴伪平台，明确由人工智能生成虚假信息导致的法律责任主体，从源头上治理“深度伪造”带来的社会信任危机。三是强化算法备案与伦理审查的分级分类管理。根据算法对用户权益的影响程度，将算法划分为不同风险等级。对高风险算法实施事前强制备案与

算法审计，严厉打击大数据杀熟与算法合谋垄断；对低风险算法则采取事后备案与行业自律，避免过度监管抑制技术创新。

参考文献：

[1] BRESNAHAN T F，TRAJTENBERG M. General purpose technologies “engines of growth”?[J]. Journal of Econometrics，1995，65(1)：83-108.

[2] BRYNJOLFSSON E，LI D，RAYMOND L. Generative AI at work[J]. The Quarterly Journal of Economics，2025，140(2)：889-942.

[3] AGRAWAL A，GANS J S，GOLDFARB A. Artificial intelligence：the ambiguous labor market impact of automating prediction[J]. Journal of Economic Perspectives，2019，33(2)：31-50.

[4] 周文，杨正源.人工智能赋能新质生产力：作用机理与实践进路[J].改革，2025，38(4)：1-15.
ZHOU W，YANG Z Y. Artificial intelligence empowering new quality productive forces：mechanism of action and practical path[J]. Reform，2025，38(4)：1-15.

[5] BRYNJOLFSSON E，ROCK D，SYVERSON C. The productivity J-curve：how intangibles complement general purpose technologies[J]. American Economic Journal：Macroeconomics，2021，13(1)：333-372.

[6] ACEMOGLU D，RESTREPO P. The race between man and machine：implications of technology for growth，factor shares，and employment[J]. American Economic Review，2018，108(6)：1488-1542.

[7] ACEMOGLU D，RESTREPO P. Automation and new tasks：how technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives，2019，33(2)：3-30.

[8] AUTOR D. Applying AI to rebuild middle class jobs[R]. National Bureau of Economic Research Working Paper，2024.

[9] AUTOR D，DORN D，KATZ L F，et al. The fall of the labor share and the rise of superstar firms[J]. The Quarterly Journal of Economics，2020，135(2)：645-709.

[10] JONES C I，TONETTI C. Nonrivalry and the economics of data[J]. American Economic Review，2020，110(9)：2819-2858.

[11] PEREZ C. Technological revolutions and techno-economic paradigms[J]. Cambridge Journal of Economics，2010，34(1)：185-202.

[12] 黄群慧，贺俊.“第三次工业革命”与中国经济发展战略调整：技术经济范式转变的视角[J].中国工业经济，2013，31(1)：5-18.
HUANG Q H，HE J. “The third industrial revolution” and the adjustment of China’s economic strategy：transformation of the techno-economic paradigm[J]. China Industrial Economics，2013，31(1)：5-18.

[13] KORINEK A，STIGLITZ J E. Artificial intelligence and its implications for income distribution and unemployment[M]//AGRAWAL A，GANS J，GOLDFARB A. The economics of artificial intelligence：an agenda. University of Chicago Press，2019：349-390.

[14] GOLDFARB A，TREFLER D. AI and international trade[R]. National Bureau of Economic Research Working Paper，2018.

[15] BERAJA M，YANG D Y，YUCHTMAN N. Data-intensive innovation and the state：evidence from AI firms in China[J]. The Review of Economic Studies，2023，90(4)：1701-1723.

[16] GOLDFARB A，TUCKER C. Digital economics[J]. Journal of Economic Literature，2019，57(1)：3-43.

[17] KRIZHEVSKY A，SUTSKEVER I，HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM，2017，60(6)：84-90.

[18] ACEMOGLU D，RESTREPO P. Robots and jobs：evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy，2020，128(6)：2188-2244.

[19] BUCHANAN B. The AI triad and what it means for national security strategy[R]. Center for Security and Emerging Technology Working Paper，2020.

[20] JONES C I，TONETTI C. Nonrivalry and the economics of data[J]. American Economic Review，2020，110(9)：2819-2858.

[21] AGRAWAL A, GANS J S, GOLDFARB A. Exploring the impact of artificial intelligence: prediction versus judgment [J]. Information Economics and Policy, 2019, 47: 1-6.
[22] COCKBURN I M, HENDERSON R, STERN S. The impact of artificial intelligence on innovation: an exploratory analysis[M]//AGRAWA L, GANS J, GOLDFARB A. The economics of artificial intelligence: an agenda. University of Chicago Press, 2018: 115-146.
[23] SEVILLA J, HEIM L, HO A, et al. Compute trends across three eras of machine learning[C]//2022 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). July 18-23, 2022, Padua, Italy. IEEE, 2022: 1-8.
[24] NORDHAUS W D. Are we approaching an economic singularity? Information technology and the future of economic growth[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2021, 13 (1): 299-332.
[25] FARBOODI M, VELDKAMP L. A model of the data economy [R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 2021.
[26] 谢富胜, 吴越, 王生升. 平台经济全球化的政治经济学分析[J]. 中国社会科学, 2019, 40(12): 62-81.
XIE F S, WU Y, WANG S S. A political economy analysis of the globalization of platform economics[J]. Social Sciences in China, 2019, 40(12): 62-81.
[27] 江小涓, 靳景. 数字技术提升经济效率: 服务分工、产业协同和数实孪生[J]. 管理世界, 2022, 38(12): 9-26.
JIANG X J, JIN J. Digital technology promotes economic efficiency: labor division of service, industrial synergy and digital-real twins[J]. Journal of Management World, 2022, 38(12): 9-26.
[28] 徐翔, 厉克奥博, 田晓轩. 数据生产要素研究进展[J]. 经济学动态, 2021, 62(4): 142-158.
XU X, LI K A B, TIAN X X. Research progress on data as a factor of production[J]. Economic Perspectives, 2021, 62 (4): 142-158.
[29] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Tasks, automation, and the rise in U.S. wage inequality[J]. Econometrica, 2022, 90 (5): 1973-2016.
[30] 江小涓, 罗立彬. 网络时代的服务全球化: 新引擎、加速度和大国竞争力[J]. 中国社会科学, 2019, 40(2): 68-91.
JIANG X J, LUO L B. Globalization of services in the Internet age: a new engine, acceleration and the competitiveness of major powers[J]. Social Sciences in China, 2019, 40(2): 68-91.
[31] SHIH S. Me-too is not my style: challenge difficulties, break through bottlenecks, create values[M]. Makati: Asian Institute of Management, 1996: 201-204.
[32] ADNER R. Ecosystem as structure: an actionable construct for strategy[J]. Journal of Management, 2017, 43(1): 39-58.
[33] 陈晓红, 李杨扬, 宋丽洁, 等. 数字经济理论体系与研究展望[J]. 管理世界, 2022, 38(2): 208-224.
CHEN X H, LI Y Y, SONG L J, et al. Theoretical framework and research prospect of digital economy[J]. Journal of Management World, 2022, 38(2): 208-224.
[34] SAUSSAY A, SATO M. The impact of energy prices on industrial investment location: evidence from global firm level data[J]. Journal of Environmental Economics and Management, 2024, 127: 102992.
[35] STRUBELL E, GANESH A, MCCALLUM A. Energy and policy considerations for deep learning in NLP[C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA, USAACL, 2019: 3645-3650.
[36] LI P F, YANG J Y, ISLAM M A, et al. Making AI less "thirsty"[J]. Communications of the ACM, 2025, 68(7): 54-61.
[37] ROSEN S. The economics of superstars[J]. The American Economic Review, 1981, 71(5): 845-858.
[38] COULDRY N, MEJIAS U A. The costs of connection: how data is colonizing human life and appropriating it for capitalism[M]//COULDRY N, MEJIAS U A. The costs of connection. California: Stanford University Press, 2019.
[39] VINUESA R, AZIZPOUR H, LEITE I, et al. The role of artificial intelligence in achieving the sustainable development goals[J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 233.

编辑: 郑雅妮, 高原

Research on the Evolutionary Path, Connotative Characteristics, and Fundamental Laws of the AI Economy

XU Xiang, CHEN Rui

School of Economics, Central University of Finance and Economics, Beijing 102206, China

Summary As a new-generation general-purpose technology, artificial intelligence (AI) is profoundly reshaping the division of labor within global value chains and serves as a key force driving the global economy from the digital age toward the intelligent age. The rapid diffusion of AI technologies is transforming production processes, resource allocation, industrial organization, and international competitiveness, and is emerging as a fundamental driver of long-term economic growth. Against this backdrop, this study seeks to address three interrelated questions: how AI reshapes macroeconomic structures and long-term growth dynamics; through what mechanisms it affects productivity, industrial organization, and factor allocation; and what policy responses are required to ensure inclusive and sustainable development in the intelligent era.

Existing studies have primarily focused on either the micro-level impacts of AI on firms, labor markets, and technological innovation or the descriptive characteristics of AI technologies. However, few studies systematically integrate these insights to analyze the AI economy at the macroeconomic level, and there is a lack of frameworks that simultaneously account for technological, economic, institutional, and societal dimensions. This study aims to fill this gap by providing a comprehensive and theoretically grounded analysis of AI's role in shaping economic evolution.

Drawing on a dual perspective that integrates the techno-economic paradigm with endogenous economic growth, this paper transcends traditional, narrow analytical frameworks to systematically map the trajectory of artificial intelligence's impact on the macroeconomy. It comprehensively outlines the evolutionary path of the AI economy —from the incubation of technological seeds and the diffusion phase of industrial penetration to the explosive growth phase marked by a surge in total factor productivity—and elucidates the underlying driving mechanisms resulting from the synergistic interplay of technological iteration, factor restructuring, and institutional adaptation. Building on this analytical framework, this paper makes three main contributions. First, it moves beyond a narrow technological determinism and, from a long-run historical perspective, clarifies the internal logic underlying the evolution of the AI economy, identifying its stage-specific characteristics and major developmental trends. Second, it develops a comprehensive analytical framework encompassing technological, economic, institutional, and societal dimensions, thereby establishing the theoretical positioning of AI as a core component of new productive forces. Third, it systematically distills the fundamental patterns governing the AI economy across micro, meso, macro, and international levels, addressing the evolving form of the "Solow paradox" under new technological conditions and revealing how the computing power divide reshapes the global economic landscape.

Research findings indicate that the AI economy is not a single technological innovation, but rather exhibits highly complex and synergistic multidimensional characteristics. At the technological level, it is characterized by the integration of data, computing power, and algorithms, as well as exponential innovation spillovers. At the economic level, it exhibits near-zero marginal costs and increasing returns to scale, fundamentally challenging the operational logic of the traditional industrial economy. At the institutional level, it is accelerating the transition toward platform-centric governance, reshaping conventional hierarchical organizational structures. At the societal level, it is evolving toward a new form of human-machine collaboration and symbiosis, redefining the foundations of social division of labor and production-consumption patterns.

Building on this foundation, the study further analyzes the underlying mechanisms of the AI economy, including task - skilling substitution and complementarity, rising market concentration driven by the blurring of industrial boundaries, the J-curve pattern of productivity growth, and the dynamic shift in international comparative advantage from traditional factor endowments to computing power endowments. The analysis highlights that the evolution of the AI economy depends not only on technological advancement but also on institutional adaptation and the effective coordination of multiple economic and social factors.

Looking ahead, the AI economy faces several structural challenges, including data monopolies, structural unemployment, and growing inequality in wealth distribution. These challenges are particularly reflected in the potential widening of the "AI divide" and the weakening of workers' bargaining power relative to capital. In response, this paper proposes a policy framework to support the sustainable development of the AI economy along four key dimensions: reforming education and lifelong learning systems to foster new forms of human-machine collaboration; deepening the integration of digital technologies with the real economy to promote AI adoption in core industrial sectors; improving institutional arrangements for data as a production factor, including breaking down data silos and enabling inclusive value sharing; and establishing an inclusive and adaptive governance system.

Keywords AI economy; artificial intelligence; endogenous economic growth; industry boundaries; integration of data, computing power, and algorithms; centralized platform governance; human-machine collaboration; total factor productivity