

人工智能、大国竞争与经济形态跃迁

毛日昇^{1, 2}, 牛宇柔²

(1. 中国社会科学院 世界经济与政治研究所, 北京 100732;

2. 中国社会科学院大学 全球与区域国别学院, 北京 102488)

摘要: 本文系统性地梳理了近年来人工智能 (AI) 发展的主要脉络, 并致力于构建技术演进—大国竞争—经济重塑的分析框架。在技术层面, AI 正经历从量变到质变的飞跃。基础大模型和智能体在多项高难度基准测试上取得突破性进展, 其应用正加速从数字虚拟世界向现实世界的大规模商业化落地。在地缘政治层面, 全球AI领域的博弈态势已发生深刻演变。美国正依托算力基础设施和核心算法构建底层技术优势, 并通过严苛的出口管制等政策工具对中国实施遏制; 而中国则凭借庞大市场优势、新型举国体制和国家战略引领, 在场景落地、核心模型性能跃升和底层技术自主创新上实现加速追赶与局部领跑。在经济影响层面, AI 作为通用技术的双刃剑效应愈发凸显。它不仅显著提升了企业全要素生产率, 更对全球劳动力市场尤其是知识密集型岗位带来了深刻的结构性冲击和技能重构。此外, AI 扩散带来的能源消耗、水资源消耗和碳排放压力正在成为制约其发展的重要因素。AI 的未来路径并非由技术单向决定, 而是取决于个人、企业、国家及国际社会的集体选择和制度安排。面对“小院高墙”“脱钩断链”风险, 构建一个包容共享、敏捷动态的全球治理体系, 引导AI朝向公平和可持续的方向发展, 已成为当务之急。由此, 支持中国AI发展的政策重点在于, 更加注重内部能力建设与外部治理参与的协同推进, 对内加强底层技术能力建设、发挥应用场景牵引作用、落实就业优先战略与劳动者技能转型政策, 并推进绿色算力发展, 对外积极参与包容性全球AI治理与规则制定。

关键词: 人工智能; 通用技术; 科技竞争; 政策选择

中图分类号: F113.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-176X(2026)08-0042-15

一、引言

2026年以来, 人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 技术演进的速度与应用的广度正在深刻重塑世界经济格局和国际力量平衡。AI 已不再是前沿科技中的孤立分支, 而是真正演变为具备通用技术特征的核心技术, 引领着一场深刻的产业变革。然而, 面对这一具有颠覆性的技术浪潮, 学术界亟须深化对AI系统性影响的探讨, 建立一个科学的理论认知框架。本文梳理近年来的国内外文献发现, 现有研究大多聚焦于单一维度, 各领域的研究往往独立论证, 尚缺乏有机的逻辑联系。在底层技术层面, 计算机科学与工程领域的学者主要关注规模法则的有效性及其大模型

收稿日期: 2026-05-17

基金项目: 中国社会科学院重大创新课题“中美科技博弈与人工智能全球治理”(2026YZD001)

作者简介: 毛日昇 (1977-), 男, 山西朔州人, 教授, 博士, 博士生导师, 主要从事人工智能、数字经济与国际经济学研究。E-mail: gilbertmao@163.com

牛宇柔 (1996-), 女, 山西太原人, 博士研究生, 主要从事国际贸易、创新经济学研究。E-mail: niuyurou@126.com

在各项基准测试中的性能跃升^[1-3]。在地缘政治层面，大量文献探讨了大国科技竞争的表象，但研究焦点多集中于大国之间的专利数量对比或私人投资规模差异，而对博弈的核心底层工具（如算力围堵、出口管制、标准制定）的深入理论剖析相对欠缺^[4-6]。在经济影响层面，大量实证研究证实，AI的应用显著提升了企业生产率，并探讨了自动化对劳动力技能产生的双重效应^[7-9]。但上述研究往往是割裂的，未能深刻揭示技术变革、大国竞争和宏观经济表现之间的深层互动与传导机制。为弥补现有研究的不足，本文全面回顾了AI领域的最新技术进展，从多个方面对比分析了中美在AI领域的博弈特征，总结了AI技术对经济发展方式的潜在影响。本文的边际贡献在于，跳出了叙事性的事实陈述，构建了一个技术演进—大国竞争—经济重塑的系统性分析框架。本文认为，这三者并非平行孤立的叙事，而是存在相互递进与制约的逻辑关系。AI技术的底层突破是驱动一切变革的物质基础。同时，AI日益上升为大国科技竞争和产业竞争的关键领域，中美在AI领域的战略互动与竞争成为影响技术演进与应用扩散的重要地缘约束；技术演进与大国竞争的共同作用，最终在宏观层面塑造了经济形态跃迁。本文主要从三个方面展开分析：一是深入剖析近两年来AI在基础层和技术层取得的突破及其在实体经济场景中的应用落地情况；二是进一步探讨中美科技竞争如何从传统的数量竞争转向以出口管制等为政策工具的深层竞争；三是论述技术演进与大国竞争交织下的宏观经济重塑，特别是全要素生产率提升与知识型劳动力市场的结构性重塑与技能转型，以及AI快速发展引发的环境刚性约束加剧的问题。在此基础上，本文结合国内外最新治理理念，提出中国应对当前挑战的政策建议和全球治理展望。

二、AI技术底层突破与应用场景加速落地

近两年来，AI技术能力进入快速提升阶段。AI模型前沿性能在各类基准测试中持续提升，新的技术范式不断涌现，AI应用场景也加速从数字虚拟世界向现实世界延伸。AI技术不仅在底层架构和核心算法上实现了从量变到质变的飞跃，其边界也进一步由数字空间向复杂的物理空间扩展。AI作为通用技术的影响正由技术领域持续向知识生产和实体经济渗透，其中，医疗科学和实体产业成为观察其渗透规律与溢出效应的两个代表性场景。

（一）底层技术边界拓宽：AI模型前沿性能突破，范式跃升与能力趋同成核心趋势

在底层技术方面，AI模型前沿性能屡创新高，底层技术边界不断拓宽，并呈现显著的范式跃升与能力趋同趋势。开发者通过更大规模的数据、更强的算力和更优化的算法架构，推动了AI在理解、推理、生成等核心能力方面的全面提升。这些能力提升也直接反映在各类高难度基准测试中，即AI模型正持续突破既有性能边界。斯坦福大学发布的《2025年人工智能指数报告》和中国信息通信研究院等国内权威机构的评估数据显示，随着AI能力飞速提升，许多传统的AI基准测试，如大规模多任务语言理解基准（Massive Multitask Language Understanding, MMLU）、中文综合能力测评基准（如SuperCLUE、C-Eval等），已逐渐难以有效检测AI模型的能力上限，顶级模型在特定任务中的表现已接近甚至超越了人类专家的平均水平^[10]。因此，这些基准在区分和衡量前沿模型性能上的能力正在减弱。为更精准地度量AI模型的能力上限，学术界和产业界推出了多项极具挑战性的新基准测试。在这些新基准测试中，中美两国头部AI模型的性能表现呈现持续跃升的态势。例如，在2023年推出的旨在测试AI系统极限的大规模多学科多模态理解与推理基准（Massive Multi-discipline Multimodal Understanding and Reasoning, MMMU）、研究生水平防搜索问答基准（Graduate-Level Google-Proof Q&A, GPQA）和真实世界软件工程基准（Software Engineering Benchmark, SWE-Bench）测试中，AI系统的性能得分在短短一年内分别提升了18.8个百分点、48.9个百分点和67.3个百分点。特别是在SWE-Bench测试中，部分国内外领先模型成功解决真实软件工程代码问题的比例由4.4%提高至71.7%，这标志着AI在自动化编程和软件工程领域的能力已取得质的突破。斯坦福大学发布的《2026年人工智能指数报告》进

一步指出,2025年,前沿工业级大模型在评测体系中完成了关键跨越,顶级模型在博士级科学和竞赛数学等高难度复杂推理基准测试中,在特定测试条件下已经达到甚至超越了人类专家的基准线。在衡量AI自主软件工程能力的SWE-Bench测试中,AI系统的任务解决率在短时间内由约60%提升至接近100%^[11]。

上述性能跃升背后还伴随着模型推理范式的持续演进。近两年来,新的推理范式和方法不断涌现,显著增强了模型处理复杂问题的能力。以OpenAI的o1和o3模型及国内头部企业推出的深度推理模型为代表,这类模型在生成答案时会进行迭代推理和自我校正,而非简单依赖一次性前向传播。这种推理机制显著提升了AI模型在数学、科学和编程等复杂任务中的推理能力。在2024年的美国数学邀请赛(American Invitational Mathematics Examination, AIME)及国内同等难度的数学基准测试中,部分前沿模型的单次作答准确率大幅提升,显著优于传统前向传播模型。尽管如此,这种深度推理能力也带来了较高的成本和延迟。例如,部分海外顶级推理模型的运行成本是GPT-4o的近6倍,而速度则慢了30倍^[10]。这意味着未来AI模型的发展将在追求极致性能、控制经济成本和优化响应速度之间进行更为复杂的权衡与探索。

随着多模态和视频生成能力日益成熟,AI智能体的自主任务执行能力也初步显现。2025年,AI内容生成能力呈现由静态图像向动态视频加速延伸的趋势。以OpenAI的SORA(能够生成长达20秒的1080p高清视频)及Google DeepMind的Veo 2等国外头部模型为代表的一系列先进视频生成模型相继问世。这些模型生成的视频在质量、连贯性和对物理世界的理解上,相较于2024年的先进视频生成模型均有明显提升,标志着AI的内容创作能力已正式扩展到复杂的动态视频领域,为电影、广告、教育和娱乐等行业带来了深刻的变革与赋能空间^[10]。AI正从被动的工具向能够自主规划和执行任务的智能体演进。当前AI智能体已能够成功独立执行66%的复杂计算机及多步骤 workflows 任务^[11]。然而,技术演进并非呈现平滑的线性全面替代,而是表现出极具技术异质性的锯齿状特征。在面对物理世界的长周期、需要常识推理的模糊任务时,机器人依然面临严重的物理瓶颈。例如,在最新的机器人基准测试中,前沿智能体对模拟指针时钟的时间识别仍无法达到100%准确^[12],且机器人在复杂家庭环境中的综合任务达成率仅为12%左右^[11]。这种锯齿状边界的存在,意味着AI作为通用技术对实体经济的渗透将伴随着长期的能力断层和适配风险。因此,企业在部署AI时无法进行简单的人工替代,必须进行高成本的岗位流程再造。研发工程能力评测基准(Research Engineering-Bench, RE-Bench)的测试结果进一步表明,AI与人类专家的相对表现会随任务持续时间发生变化。在短时间研发任务中,顶尖AI智能体的任务完成水平约为人类专家的四倍;但当任务时间延长至32小时时,人类专家的任务完成水平则约为顶尖AI智能体的两倍^[10, 13]。这表明AI在短时任务执行与局部问题求解方面具有明显优势,但在需要长期规划、深度思考和创造性解决问题的复杂任务上,人类专家依然占据上风。

AI模型前沿性能正逐步趋同且市场竞争加剧。尽管顶级模型不断刷新纪录,但它们之间的性能差距正在迅速缩小。综合国际主流榜单(如Chatbot Arena)与国内权威评测体系(如中国信息通信研究院评测、SuperCLUE等)的数据来看,排名第一与第十的模型之间的相对评分差距在一年左右的时间内由11.9%收窄至2025年初的5.4%,排名第一与第二的模型之间的相对评分差距则由4.9%缩小至0.7%^[10]。除OpenAI和Google等领先企业外,中国的DeepSeek、Meta、xAI、Anthropic、Mistral等企业也相继推出了具有较强竞争力的模型,前沿模型之间的性能差距逐步收窄,技术优势的集中程度有所下降,创新成果的扩散速度进一步加快。开源模型正以前所未有的速度追赶闭源模型的性能,打破了少数西方科技巨头对顶尖技术的垄断。2024年初,主流测评榜单中顶级闭源模型与开源模型之间的相对评分差距为8.0%,到2025年初已缩小至1.7%^[10]。以Meta的Llama系列及国内优质开源模型为代表的高性能开源模型,降低了模型研发、微调和应用的门槛,夯实了全球范围内AI创新、研究和应用普及的技术基础。同时,达到相同性能

水平所需的模型参数规模显著下降。在 MMLU 基准测试中达到 60% 以上准确率的最小模型，其参数量在短短两年内从 Google PaLM 的 5 400 亿个降至微软 Phi-3-mini 的 38 亿个，所需参数规模缩小至原来的约 1/142^[10]。参数规模下降意味着模型部署对计算资源的依赖有所缓和，并为手机、笔记本电脑等资源受限设备上的本地化部署提供了更现实的条件。需要注意的是，从通用技术扩散规律来看，模型性能趋同和技术门槛下降并不意味着生产率红利同步释放。国内相关研究指出，AI 在不同产业与企业间的扩散存在明显的非均衡性，早期采用者通常需要持续投入无形资本，并进行数据治理、流程重组和组织学习等配套调整。受此影响，生产率效应不会立即显现，在技术扩散初期的局部领域，宏观层面可能出现劳动生产率增速阶段性放缓现象，即索洛悖论^[14]。但从长远来看，随着适配期的结束，AI 必将迎来全要素生产率的系统性提升，这一变化也使模型竞争从单纯扩大参数规模，转向模型效率、应用适配性和部署成本之间的综合竞争。

（二）基础前沿与公共服务交叉：AI 为医疗科学带来深刻变革与全面赋能

在基础前沿与公共服务交叉的医疗科学领域，AI 赋能产生的深刻影响已从顶尖实验室延伸至资源匮乏的偏远地区。AI 正成为推动科学发现和重塑医疗健康服务模式的核心引擎，凭借强大的数据分析、模式识别和复杂系统建模能力，AI 正在提升科学研究与临床实践中复杂问题的解决效率，并推动相关技术水平进一步提高。其中，AI 在蛋白质科学领域的应用取得了尤为显著的进展。新一代的蛋白质模型（如 ESM3 和 AlphaFold 3）不仅能够以前所未有的精度预测蛋白质的三维结构，还能够模拟其与 DNA、RNA、配体等其他关键生物分子的复杂相互作用。这为理解生命过程、解析疾病分子机制及加速药物研发进程提供了新的技术手段。此外，研究还发现，大型语言模型（Large Language Model, LLM）直接用于优化蛋白质序列，生成具备增强功能的蛋白质，其效率远超传统实验室筛选方法^[15]。

在特定临床辅助任务中，AI 的表现日益展现出巨大的应用潜力。一项严格的随机对照临床试验表明，在诊断一系列复杂的临床病例时，GPT-4 辅助下的诊断准确率（92%）显著高于仅使用传统资源的医生（74%），凸显了人机协同在提升诊疗质量方面的优势^[16]。这一结果表明，AI 在临床诊断中具有较大的应用潜力，并凸显了人机协作流程的重要性。OpenAI 的 o1 模型在衡量临床知识水平的医学问答基准（Medical Question Answering, MedQA）中的准确率达到 96%^[10]，进一步印证了前沿模型在医学知识问答任务中的卓越性能。

医疗领域中 AI 的商业化应用正在加快。美国食品和药品监督管理局批准的 AI 赋能医疗设备数量从 2015 年的 6 个激增至 2023 年的 223 个^[10]。这些设备覆盖了从医学影像智能分析、疾病风险预测到处方决策支持等多个临床环节。同时，医疗基础模型也在不断发展，其中既包括 Med-Gemini 等通用多模态模型，也包括面向特定临床领域的专用模型，如面向眼科的 VisionFM、面向放射科的 ChexAgent，这些专用模型显示出医疗 AI 向专业化、精细化方向发展的趋势。

在医疗服务领域，AI 正在填补专业资源的巨大缺口。在中国，AI 技术正成为推动优质医疗资源扩容下沉、助力“健康中国”建设的重要抓手。例如，国内多家科技企业与三甲医院联合研发的 AI 辅助诊断系统，已广泛部署于中西部偏远地区的基层卫生院，有效提升了村医对常见病、多发病的早期筛查与诊断能力。在国际层面，在南苏丹和塔吉克斯坦等医疗设施匮乏的地区，联合国开发计划署支持部署了便携式、电池供电的 AI 辅助 X 光机，用于在偏远地区进行结核病筛查，极大提升了诊断的可及性^[17]。印度开发的 mMitra 移动健康语音服务模型，利用 AI 模型识别孕妇中断孕期健康咨询服务风险，并进行针对性电话干预，将孕期健康咨询参与度提高了 30%^[18]。肯尼亚的 mDaktari 平台利用生成式 AI 承担初步临床分诊任务，缓解了当地医生资源紧张压力，并提高了医疗服务覆盖率^[19]。尼日利亚的 Ubenwa 应用通过分析新生儿哭声，能够以 86% 的准确率在早期诊断可致命的围产期窒息，为及时干预提供辅助支持^[20]。

（三）实体产业领域新变革：AI推动全球产业链阶梯式升级与全面重塑

在实体产业领域，AI的影响正由单一环节的辅助应用，逐步延伸至生产过程中的感知、预测、决策和执行等关键环节，并推动传统产业运行方式发生深刻变革。具体而言，在农业领域，AI正在提高生产决策的精细化程度。例如，突尼斯的Phyt'Eau系统通过实时监测作物和土壤数据动态优化灌溉方案，使农业用水减少40%、作物产量提高30%^[20]。哥伦比亚的Tumaini应用利用图像识别开展香蕉病害诊断，准确率超过90%^[21]。坦桑尼亚的MkulimaGPT则通过本地化语言交互，为农户提供玉米病害诊断和应对建议^[22]。在中国，研究人员进一步将AI与无人机、卫星遥感相结合，对小农田地块的棉花和水稻产量进行预测，有力赋能乡村振兴与农业现代化^[23]。这些应用表明，AI正在将农业生产中的信息采集、状态识别与投入决策更紧密地连接起来。在制造业领域，这一变化进一步体现为AI向设备维护、流程控制和生产执行环节的嵌入^[20]。例如，土耳其家电制造企业利用AI和物联网传感器数据预测注塑机等关键设备的剩余使用寿命，以实施预测性维护。联合利华巴西工厂通过集成AI、物联网和数字孪生技术，对生产过程进行实时监测与优化。在中国，智能焊接机器人借助三维激光传感器识别不同金属部件，并根据实时反馈调整焊接过程，显著提升了高端装备制造业的良品率与生产效率。随着感知、预测、决策和执行能力进一步融合，AI的应用也开始由生产辅助工具向能够在真实环境中自主完成复杂任务的系统拓展。在智慧交通与自动驾驶领域，Waymo已在美国多个城市开展无人驾驶的测试与运营，中国相关企业也在多个试点城市逐步推进高级自动驾驶的商业化探索和路网测试。这表明AI对实体产业的影响已不再局限于单点效率提升，而是逐步深入资源配置、生产控制和自主执行等环节，推动产业运行由经验驱动与人工控制向数据驱动与智能决策转变。

三、大国AI竞争的底层生态重构与政策工具演变

全球AI发展格局日益呈现多极化演进与头部国家领先的态势。随着技术演进不断推进，大国在AI领域的竞争已由早期对科研产出和投资规模等显性指标的比较，进一步延伸至底层技术基础、应用场景转化、人才竞争和全球治理规则等更深层次领域。

（一）美国AI竞争核心优势：锚定基础层与技术层主导权

美国在AI竞争中的优势主要体现在底层技术基础、资本投入能力、前沿模型和高影响力研究产出等方面。

在底层技术基础方面，美国凭借深厚的半导体产业积淀，在高端AI芯片设计、先进算力基础设施建设和高质量通用训练数据等方面保持领先优势。美国引领核心算法迭代，主导开源软件开发框架的底层标准制定，并由此形成较强的技术生态壁垒。

在资本投入能力方面，美国具有显著优势。2024年，美国AI领域的私人投资总额高达1 091亿美元，大约是中国（93亿美元）的12倍，是英国（45亿美元）的24倍^[10]。从投资结构来看，大规模资本主要流向算力密集型的生成式AI领域，以巩固其在顶级模型研发上的垄断地位。通过掌控产业链上游核心节点和底层逻辑，美国不仅维持了自身的技术优势，也企图借此实施技术封锁，构筑“小院高墙”，以遏制他国技术迭代。大规模资本投入也为美国企业在算力基础设施建设、全球高端人才吸引和长期基础研究投入等方面提供了重要支撑。特别是在生成式AI领域，2024年，美国投资额达到290.4亿美元，相比之下，中国仅为21.1亿美元，整个欧洲为14.9亿美元。美国投资额比中欧总和还要多出254亿美元^[10]。2025年，全球AI投资飙升至5 817亿美元（同比增长130%）；美国私人投资总额约为中国的23倍，主要云服务商的资本支出也持续扩大，部分企业年度资本支出已超过1 500亿美元^[11]。值得注意的是，传统的私人投资统计严重低估了中国的实际研发投入。中国充分发挥新型举国体制优势，通过国家级产业投资基金和政策性金融工具进行了系统性的前瞻布局。2025年，规模达600亿元的国家AI产业投资基金正式运营，通

过政府资金引导社会资本参与AI领域长期投资^[24]，为关键核心技术的攻关提供了坚实保障。

在前沿模型和高影响力研究产出方面，美国同样具有明显优势。尽管全球AI创新日益多元化，但在最具影响力的知名AI模型产出上，美国机构依然占据主导地位。2024年，美国产生了40个高影响力知名模型，远超中国的15个和欧洲的3个^[10]。这反映了美国在AI前沿探索、系统工程化能力及构建强大模型生态上的深厚积累。从高影响力研究产出来看，美国机构的高被引AI论文在2021—2023年也一直位居世界首位，显示了其在引领全球AI研究方向上的核心地位。

（二）中国AI竞争优势新锚点：应用场景全面落地与商业转化加速聚拢

中国在全球AI竞争中的比较优势，正日益向应用场景全面落地与商业转化加速聚拢。中国在学术知识产出上已具备规模优势（2023年，全球已授予的AI专利中高达69.7%来自中国^[10]，但真正支撑中国与美国形成非对称竞争的核心力量，在于其庞大国内市场和海量数据红利。完备的实体经济基础和丰富的社会治理需求，为AI技术提供了从智能制造、自动驾驶到智慧城市的广阔应用试验田。通过应用层的快速试错与迭代升级，中国展现出强大的工程优化与系统集成能力。这种场景牵引技术、应用反哺创新的发展路径，使中国不仅在解决现实问题方面形成了一定优势，也显著加快了核心大模型性能的追赶进程，并将市场规模优势进一步转化为技术演进的推动力。在这一发展路径背后，是中国在人口红利逐渐衰减的背景下，利用AI赋能人口高质量发展、对冲劳动力结构变化挑战的战略选择。相关研究也表明，AI发展会推动中国生产要素在产业部门间重新配置，进而影响产业结构转型升级与劳动收入份额的变动方向^[25]。相较于美国在AI前沿技术上的领先优势，中国的竞争优势更多体现为应用扩散的广度、场景覆盖的深度和知识产出的规模。中国已经成为全球AI专利的最大拥有国。2023年，中国发表的AI相关科研论文数量占全球总数的23.2%，论文被引用量占22.6%，排名全球第一^[10]。

尽管中国在顶级模型的绝对数量上不及美国，但中国模型正在快速缩小与美国领先模型之间的性能差距，这是2024年AI领域最显著的趋势之一。在2023年末，中美顶级模型在MATH和HumanEval关键基准测试中的性能差距还非常明显，分别为24.3个百分点和31.6个百分点。然而，2024年末，这两项差距已分别缩小至1.6个百分点和3.7个百分点^[10]。自2025年初以来，中美在前沿模型性能上的绝对差距已经基本不复存在^[11]。中美顶级模型在前沿大语言模型和多模态基准测试中的性能差距已显著收窄，部分测试中甚至呈现交替领先态势，美国此前较为明显的技术领先优势正在被持续压缩。这种性能差距的迅速缩小标志着中国在AI核心算法、模型训练方法和工程优化能力上已经达到世界一流水平，有效打破了美国在前沿技术领域的技术壁垒与垄断优势。

（三）中美AI博弈新态势：人才竞争与国家战略双重交织

中美在AI人才竞争与国家战略方面存在双重博弈。人才是AI竞争的核心，全球约有一半的顶尖AI研究人员本科毕业于中国高校，其次是美国高校（18%）和欧洲高校（12%）^[20]。这表明中国已成为全球顶尖AI人才的重要来源地，体现了其在AI人才培养和科研训练方面雄厚的基础。然而，从人才流动来看，美国凭借其顶尖的研究机构、高薪的职位和开放的创新环境，依然是全球AI人才的主要目的地，吸引了包括海外华人学者在内的大量顶尖学者和工程师。但值得注意的是，近年来随着中国科研环境的优化与引才力度的加大，越来越多的高端AI人才选择回国发展，人才回流趋势日益显著。

中美都将AI提升到了国家战略高度，但其路径和侧重点反映了两国不同的治理模式和发展优先次序。美国的AI发展战略总体上以市场竞争为主导，并侧重于通过大规模的公共研发投入和有力的产业激励政策，在半导体等核心硬件领域巩固技术领先地位。美国国会于2022年通过的《芯片与科学法案》是标志性举措，该法案整体投入约2800亿美元，其中527亿美元用于半导体产业，支持相关科学研究和劳动力发展。该法案夹带大量地缘政治私货，泛化国家安全概

念，旨在通过排他性补贴政策维护其在全球供应链中的科技霸权。同时，美国政府也通过发布《AI权利法案蓝图》和一系列行政命令，加强对AI技术风险的治理。

相较而言，中国的AI发展战略更凸显了顶层设计、长期规划和全社会动员的特征。近年来，中国政府在大力推动AI技术发展的同时，也开始构建一套强有力的自上而下的监管框架。2023年出台的《生成式人工智能服务管理暂行办法》，旨在确保AI技术的发展符合国家安全要求与科技向善原则。同年，中国组建国家数据局，并于10月正式挂牌，旨在从国家层面协调和推动数据资源的整合、共享与应用，为AI进一步发展奠定坚实的基础。中美在AI领域的竞争已深刻影响全球科技格局和地缘政治。这不仅关乎短期经济利益和技术领导权，更涉及数据治理范式、技术标准制定、伦理规范引领和国家安全等深层次议题。中美不同的战略路径和治理模式，加大了全球AI治理协同的难度，凸显了构建包容、公正的国际规则体系的紧迫性。在人才竞争维度，中美AI竞争的另一重要表现是全球AI人才流动格局的变化。迁往美国的全球顶级AI研究者数量自2017年以来骤降了89%^[11]，这意味着美国依靠全球人才吸纳能力构建的创新生态系统正在面临其自身构筑的地缘政治壁垒的反噬。同时，中美虽仍处于全球AI发展的领先地位，但其他国家在人才、专利和特定技术领域的优势也在不断显现，全球AI格局由此呈现更加多元化的特征。例如，瑞士在人均AI研究者密度上高居全球第一^[11]，这也为中国打破“小院高墙”技术封锁提供了广阔的合作空间。

（四）中美AI博弈核心新主线：政策工具与全球治理领域成为关键博弈方向

随着AI竞争由技术和产业层面进一步向制度层面延伸，中美在政策工具与全球治理领域的竞争日益突出。近年来，美国通过高频、高强度的出口管制与严苛的投资审查等强制性经济工具，对中国实施系统性的打压与遏制。在“小院高墙”的政策框架下，美国不仅不断扩大实体清单的辐射范围，更在持续升级针对高端AI算力芯片、先进半导体制造设备及核心电子设计自动化（Electronic Design Automation, EDA）软件的对华出口禁令。同时，借助不断收紧的对外投资审查机制，美国正试图阻断西方资本及技术外溢，从算力基础和技术资本两个维度制约中国前沿AI技术的发展空间。

在地缘战略层面，美国将“小圈子”政治包装为“伪多边主义”，试图通过建立排他性的小多边机制在科技领域遏制中国发展。在AI底层硬件与半导体供应链等关键节点，美国联合日本、荷兰等特定国家拼凑了严密的技术封锁联盟，试图在全球AI供应链和价值链体系中将中国边缘化。这种基于冷战思维的阵营对抗策略不仅人为割裂了全球科技创新生态，更将AI技术的正常商业交流高度政治化和泛安全化，构成了全球科技脱钩的最大风险源。

在更为宏观的全球治理行动层面，美国高度警惕并系统性地限制中国在国际规则制定中的制度性话语权的提升。美国正试图借助七国集团（G7）、经济合作与发展组织（Organization for Economic Co-operation and Development, OECD）等带有“发达国家俱乐部”色彩的排他性机制，强行推广符合其自身价值观和战略利益的AI伦理标准和治理框架，企图在数字贸易规则、数据跨境流动准则和技术标准制定上形成对华的制度性围堵。面对严峻的外部地缘约束，中国必须在依托庞大市场实现应用场景突围的同时，积极参与并引导全球治理层面的体系变革。中国提出的《全球人工智能治理倡议》强调，依托联合国等真正践行多边主义的平台推进全球AI治理，主张扩大国际参与和规则协调，推动构建公平、公正、非歧视的全球AI治理体系。这表明中美AI竞争已不再局限于技术层面的领先优势之争，而是进一步扩展为涉及国家安全、经济发展与全球治理规则的综合性竞争，并深刻影响全球数字秩序与治理体系的重构。

四、大国博弈背景下的新质生产力培育与经济形态跃迁

随着AI技术加速扩散并嵌入经济活动，其影响正由技术层面进一步向生产方式、要素配置

和资源环境等经济领域传导。AI 不仅正在成为推动生产效率提升和产业结构调整的重要技术力量，更是催生新质生产力的核心引擎，其扩散路径和经济效应也越来越受到地缘政治和全球技术治理环境的影响。当前，技术限制、规则分化和小范围治理安排正在改变 AI 技术的跨境流动、应用范围及其经济赋能方式。由此形成的经济形态跃迁，主要体现在生产率提升、劳动力市场重塑和环境刚性约束三个维度。

（一）生产率维度下的 AI 变革：通用技术效率红利受技术生态壁垒制约

在宏观与微观的生产率维度，AI 引发了其作为通用技术所带来的巨大效率变革，但这种红利的获取正日益受到国家技术生态壁垒的制约。

首先，多项基于不同国家企业样本的实证研究显示，采用 AI 技术能够显著提升企业劳动生产率和全要素生产率。这些研究覆盖了从制造业到服务业的广泛领域，尽管全要素生产率提升幅度因企业规模、行业特性和数字化程度而存在异质性，但总体趋势是积极的。例如，有学者基于意大利企业数据的研究发现，采用 AI 使企业的全要素生产率平均提升了 2.2%；而对包括中国在内的 14 个国家的大型企业进行的研究发现，AI 知识的积累（以专利衡量）能够使全要素生产率提升 6.7%^[20]。中国企业层面的研究也得出了相近结论：AI 显著提升了中国上市公司的生产率，其作用机制在于企业减少了对常规低技能劳动力的需求、增加了对非常规高技能劳动力的需求，即通过劳动力技能结构的调整来实现生产率的提升^[26]。

其次，针对具体工作任务的微观实验直观展现了生成式 AI 带来的效率革命。一项针对超过 5 000 名客户服务人员的大规模实验发现，引入生成式 AI 辅助工具后，员工每小时解决问题的数量平均增加了 15%^[8]。在一家顶尖咨询公司进行的实验中，使用 ChatGPT 辅助的顾问完成复杂商业任务的产出量平均增加 12.2%，产出质量高出 40% 以上^[27]。GitHub Copilot 等 AI 编程助手展现了显著的效率提升作用，能够帮助有经验的程序员将完成特定任务的时间缩短高达 55%^[28]。但在美国泛化国家安全概念，强推“脱钩断链”的背景下，其正试图通过出口管制和算力垄断来独占这种技术红利，而中国则必须依靠加快自主大模型的场景落地，确保本国实体经济牢牢把握这一轮效率革命的主动权。

尤其值得注意的是，AI 对劳动力市场的影响呈现明显的差异化特征，其中既包括技能均等化与放大效应，也表现为技能需求和就业结构的持续调整。多项研究均发现，AI 具有技能均等化效应，AI 工具对低技能或经验不足的员工的帮助通常大于高技能员工，从而有助于缩小组织内部的生产率差距。以客户服务人员为对象的研究发现，AI 使新手员工的生产率提升了 34%，而对经验丰富的高技能员工则无明显影响^[8]。其背后的机制在于，AI 能够将高绩效员工的隐性知识和最佳实践，转化为可供新手学习和模仿的标准化流程和建议，从而显著提升其学习效率。然而，并非所有研究都支持均等化效应。一项针对科研人员的创新产出研究发现，AI 工具对顶尖科学家的产出提升作用最大，几乎使其产出翻倍，而对底层 1/3 的科学家则几乎没有帮助。研究认为，关键差异不在于初始技能水平，而在于使用者评估和筛选 AI 生成建议的能力^[29]。这揭示了 AI 影响劳动力市场的另一面：其技能效应并非始终表现为均等化，在部分任务中也可能因使用者知识基础和判断能力的差异而呈现放大效应。在此基础上，AI 还能够重塑企业对劳动者技能结构的需求。在 Lightcast 提供的大规模招聘数据中，智能体 AI 技能需求在一年内增长 280%，反映出企业对软件开发、AI 工具使用与流程自动化等综合能力的需求正在快速上升^[30]。同时，技能结构需求的变化也可能进一步传导至就业结构。基于美国就业数据的研究显示，自生成式 AI 普及以来，22—25 岁早期职业劳动者在 AI 暴露程度较高的岗位中的就业比重相对下降，其中，年轻软件开发人员就业从 2022 年末至 2025 年 7 月下降近 20%^[31]。随着 Copilot 等 AI 工具显著提升资深工程师的生产率^[28]，企业对初级代码编写、数据清洗和常规文书等基础性岗位的需求正在收缩，青年知识型劳动者赖以进入职业体系并积累技能的传统通道也随之面临重塑。

AI技能效应的分化也意味着,不同国家需要根据各自的人才结构和产业基础调整相应的人力资本政策。对于美国而言,AI的技能放大效应可能进一步强化其顶尖科研人才和基础科学领域的既有优势;对于中国而言,则更应发挥AI在知识扩散与技能提升方面的均等化效应,将其作为积极应对人口老龄化、推动人口高质量发展的重要抓手。结合庞大的产业应用场景,加快制造业劳动者的技能转型与产业升级。就中国劳动力市场的可替代风险而言,现阶段中国约19.05%的就业岗位面临高职业可替代风险,且可替代风险受制于任务属性,即思维类和社交交互类任务占比越高的职业可替代风险越低。这进一步表明AI对就业的影响与具体任务属性及其可替代程度密切相关^[9]。因此,中国在推进智能化转型过程中,必须坚持就业优先战略,既应发挥AI在知识扩散和技能提升方面的作用,也应加强劳动者复杂认知、社会交互和AI工具使用能力的培养,推动“人口红利”向“人才红利”加速转变,以降低技术替代风险,并适应劳动力需求结构的变化。

(二) 宏观劳动力市场与全球价值链重塑: AI驱动结构性变革与就业格局调整

在宏观劳动力市场与全球价值链重塑的维度, AI带来了深刻的结构性变革与就业格局调整。其影响不仅体现为工作内容的变化,也进一步深刻影响全球就业格局、技能需求和工作质量。《2025年技术和创新报告: 包容性人工智能促进发展》估计^[20], AI技术最终可能影响全球约40%的就业岗位。与以往主要冲击体力劳动的自动化技术不同, AI技术更多影响依赖认知能力的知识密集型职业和岗位,如金融、法律、管理和IT等。发达经济体由于其产业结构中知识密集型岗位占比较高,其就业结构受到AI影响的程度也更高。发达国家约有33%的就业岗位面临较高的AI自动化替代风险,27%的岗位具备借助AI大幅提升现有工作任务效能的潜力;相较而言,低收入国家的这两个比例则分别为18%和8%。值得注意的是, AI对劳动力需求的冲击并非单向的替代: 基于中国企业招聘平台大数据的分析发现, AI虽降低了企业对常规职业劳动力的需求,却显著增加了对管理、技术等非常规认知型职业的需求,并催生了对新兴职业和新岗位的需求,且AI渗透高的职业具有更高的工资溢价^[32]。在中美科技博弈的背景下,这种劳动力结构的非对称性冲击意味着全球服务贸易和高端制造链条进一步重构,中国必须在防范知识型岗位流失风险与抢占数字供应链高地之间寻找战略平衡。

AI对就业的影响并非简单的替代,而是表现为自动化替代与人机协同增强的复杂结合。自动化是指AI完全取代人类执行某些任务,而增强则是指AI作为强大工具,辅助人类更高效、更高质量地完成工作,并可能催生新的工作任务。生成式AI尤其展现出巨大的增强潜力。在全球范围内,尤其是在低收入和中等收入国家, AI提升劳动力的潜力远大于完全的自动化替代^[20]。一个常被忽视的现实是, AI系统的开发和维护本身就是劳动密集型的,依赖于遍布全球的大量基础数据服务人员。从数据采集、清洗、标注,到模型训练监督、评估和内容审核,每一个环节都需要大量的人工参与。然而,在当前的全球数字分工体系中,这些从事数据工作的人员,往往面临着低薪、不稳定、重复性强且缺乏职业发展前景的工作条件,部分内容审核人员还可能因长期接触有害信息而面临较大的心理健康风险。此外, AI还可能带来一定程度的技能错配风险,即许多拥有高等教育背景的劳动者短期内从事低技能的微小任务,导致人力资本未能得到充分利用。这种现象的出现不仅引发了对AI时代工作价值和劳动伦理的重新审视,也对全球治理中亟待解决的社会公平问题提出了新的挑战。

面对AI带来的深刻变革,技术本身并非决定性因素,针对AI应用的政策选择才是关键。为了将技术进步转化为发展红利,必须采取以劳动者为中心的政策路径。历次技术变革的经验表明,技术进步带来的收益不会自动公平分配。因此,需要一个三阶段的综合性政策框架,使劳动力市场调整全面贯穿技能形成、就业过程和收入分配等环节。其一,在劳动者进入市场前,应大规模投资于教育和终身学习体系,确保全体公民具备基础数字素养,并为劳动者提供持续的再培

训和技能提升机会，从而适应不断变化的技能需求。其二，在就业过程中，应加强劳动保护，保障劳动者合法权益，健全劳动关系协调机制，完善企业民主管理制度，鼓励劳动者有序参与到企业AI工具的设计、部署和治理中，确保AI技术向人机协同而非机器替代的良性方向发展。同时，调整税收等激励政策，避免过度偏向于替代劳动力的资本投资。其三，在收入分配环节，通过健全的社会保障体系和完善的收入分配制度，对AI带来的巨大生产力收益进行有效的二次分配，为转型中可能受损的群体提供安全网，并确保社会整体的公平与稳定。对于中国而言，应立足制造业规模、人口结构变化和产业智能化进程，将教育培训、就业保障与技能转型统筹纳入AI发展战略，扎实推进共同富裕，在应对外部技术约束的同时形成与产业升级相匹配的人力资本基础。

（三）高资源消耗型AI技术进步：环境要素跃升为新质生产力发展的关键因素

AI技术的发展高度依赖算力基础设施，也伴随着大量的能源与资源消耗，环境要素已成为约束新质生产力发展与宏观经济形态跃迁的关键因素。AI在宏观层面不仅引发了生产力的范式革命，更在底层重构了人类经济活动的物理边界。传统的分析往往将当前的科技进步视为一种依赖资本与算法推动的、向轻资产或虚拟数字世界演进的过程，忽视了对底层物理世界资源的极度消耗。随着前沿大模型的迭代速度加快与算力集群的规模化扩张，数据中心对电力供应、清洁能源、冷却用水及碳排放空间的需求进一步上升。环境要素、能源禀赋和气候合规约束已经从AI发展的外部条件逐步转变为影响算力扩张、技术部署和国家竞争力的重要因素。算力博弈正进一步延伸至能源供给、电网基础设施和关键资源配置等领域，并日益体现为国家基础能力的竞争。

首先，前沿大模型的训练与推理活动正在成为全球温室气体排放的新型集中源。以最新一代前沿大模型Grok 4为例，其在单次训练阶段的估计碳排放量已达到72 816吨二氧化碳当量，这相当于17 000辆典型燃油乘用车连续行驶一年的总排放规模，或者等同于一个中等规模工业化城市一个季度的碳排放总和^[11]。超高密度的碳释放不仅大幅增加了科技巨头实现自身净零排放战略的难度，也使前沿大模型的研发与部署面临更加严格的国际气候治理与碳排放约束。在此过程中，必须警惕部分发达国家借《巴黎协定》之名，推行诸如“欧盟碳边境调节机制(CBAM)”等单边主义“绿色贸易壁垒”，将气候问题政治化、工具化。在宏观政策层面，大国之间的科技竞争已被强行嵌入全球碳排放配额的存量博弈。如果AI科技研发的碳预算过度透支，势必会挤压传统制造业与实体产业的低碳转型空间；反之，若严格执行气候合规审查，则可能在客观上导致前沿大模型的迭代周期拉长。因此，碳排放额度已成为约束技术演进的显著物理边界。如何在算法层面通过模型剪枝、稀疏化架构及绿色计算降低训练能耗、缓解碳排放约束，践行绿色发展理念，成为当前AI技术发展的关键路径。

其次，稳定而充足的电力供给是支撑AI持续运行的重要基础。AI的竞争本质上是算力的竞争，而算力的本质则是对电能的绝对消耗与转化。截至2025年末，全球AI专用数据中心的总电力容量已升至29.6GW^[11]。这一由硅谷巨头、超级算力中枢和主权AI集群共同构成的电力消耗巨头，其累积的电力需求已经等同于瑞士或奥地利的全国年度电力消费总量。当这些庞大的算力集群在高负荷运转时，其峰值耗电量甚至足以满足整个纽约州的全部民用与工业用电需求。在这一背景下，一个国家是否拥有先进的AI生态，不仅取决于其拥有多少顶尖科学家和闭源算法，更取决于其是否具备承载超级算力吞吐的电力基础设施。当前美国正面临严重的电网老化与新增发电容量不足的结构性瓶颈，硅谷巨头被迫通过频繁购买核能电力（如微软、亚马逊直接注资核电企业）来确保算力中枢的供电连续性，这引发了算力资本与传统居民用电、工业用电在存量资源上的严重冲突。相比之下，依托较为完善的清洁能源与电力基础设施，尤其是西北地区的“西电东送”工程、高密度超高压输电网络及全球最大规模的风电光伏装机容量，中国正在将强大的

绿色能源禀赋转化为反哺底层算力网络的物理红利。通过将算力中心向能源富集地区实施战略性空间平移（如“东数西算”的全面深化），中国正在打造能够有效降低对传统化石能源依赖、大幅提升能源自主保障能力的绿色算力网络，推动能源优势转化为算力优势，逐步积累相对于美国的竞争优势。

最后，随着大模型训练与推理规模持续扩大，AI算力基础设施对冷却资源的依赖不断加深，清洁淡水成为影响AI持续扩张的重要物理约束。数据中心内密集的服务器集群在进行高强度的浮点运算时会产生海量的热量，为了维持机房的恒温与安全，传统的风冷技术已难以为继，大型数据中心正在全面转向高耗水的液冷及蒸发冷却系统。以GPT-4o级别短查询为例，在每日约7亿次查询的假设下估算，其年度蒸发性淡水消耗相当于约120万人的年饮用水需求^[33]。这种水资源的超强度消耗正在引发深刻的全球生态不平等交换和地缘冲突风险。在选址时，许多巨型数据中心为了追求地价与网络节点的便利性，往往落户在半干旱地区或都市圈边缘，其庞大的冷却耗水直接与当地的农业灌溉、居民生活饮用水产生了显著的冲突，进而引发多地政府面临严重的公共管理危机，并激起了资源分配抗议。同时，少数西方发达国家与跨国科技巨头在算力博弈中形成了长期的水资源污染与消耗转移链条，处于技术价值链上游的发达国家通过API接口向发展中国家输送服务，而其底层所需的数据采集、清洗、标注及部分分布式推理节点的冷却，则大量安置在发展中国家。这在无形中将大模型研发带来的本地化环境破坏与水资源赤字风险，转嫁给了生态承受力更为脆弱的发展中国家。基于此，AI算力扩张可能进一步加剧技术收益和环境成本在全球范围内的不对称分布，中国应积极倡导“构建人与自然生命共同体”，推动建立公平合理、合作共赢的全球气候与环境治理体系，使资源公平和环境责任成为全球AI治理中的重要议题。

五、中国的政策选择与应对策略

当前AI领域正处在一个技术能力快速跃升与风险约束同步上升的关键阶段。技术和资本的高度集中正在加剧全球发展不平衡；AI对劳动力市场的颠覆性冲击，正对数以亿计劳动者的未来生计构成严峻考验；碳排放、电力能源和水资源的大规模消耗，进一步强化了AI发展的资源环境约束。而美国在AI领域对华泛化国家安全概念、强推“脱钩断链”、构筑“小院高墙”的行径，则为全球科技合作与治理的未来走向增加了显著的不确定性。综合上述分析，未来AI的发展路径并非由技术本身单向决定，而是取决于个人、企业、国家及国际社会的集体选择和制度安排。在AI加速演进、全球竞争格局日趋分化、地缘政治工具被频繁滥用的背景下，中国面临的核心问题是如何在不确定性显著上升的国际环境中，构建一条兼顾效率、安全与公平，且具备强大反脆弱能力的国家发展路径。结合前文对底层技术趋势、大国博弈约束和经济形态跃迁的系统剖析，中国的AI发展策略需要在五个层面进行深度布局与系统性重构。

第一，从单点追赶型创新向底层体系型能力建设转变。当前中国在论文数量、专利规模和模型性能追赶方面已取得显著进展，但在AI基础层（如高端算力芯片、基础设施）和技术层（核心算法框架），美国等西方国家仍占据主导地位，并通过严苛的出口管制和投资审查切断技术外溢。鉴于中美在底层大模型等核心技术领域的博弈日趋激烈，中国科技自立自强仍任重道远。AI作为通用技术，其长期竞争力并不取决于某一项基准测试的单点突破，而取决于算法、算力、数据、应用和制度的协同演进。未来的国家科技政策应更加注重系统效率和底座安全，将战略重心和资源分配倾斜至异构算力网络建设、EDA软件研发与高质量多语种及中文通用训练数据集的构建上。通过强化基础研究的长期投入，支持高风险的底层硬件架构创新项目，优化科研评价机制，避免创新活动过度短期化和指标化，从而真正建立起具有较强自主性和持续创新能力的AI技术生态圈。这一转型与新质生产力的理论逻辑高度契合。从系统论视角来看，新质生产力是由

新型劳动者、新型劳动资料、新型劳动对象等要素构成的“要素—结构—功能”系统，AI作为新型劳动资料与新型基础设施的叠加，正是驱动生产力质变跃迁的核心载体；进一步看，“人工智能+”作为数字经济发展的新形态，以算法、算力、数据三大要素协同运行，并全面渗透于社会经济各层面，构成了底座体系型能力的经济学内涵^[34]。因此，政策重心应从对单项技术指标的追赶，进一步转向对基础能力、要素协同和持续创新能力的系统培育。

第二，构建以真实应用场景为牵引的产业扩散与反哺机制。与美国高度依赖庞大资本市场与头部平台企业驱动的创新路径不同，中国在制造业体系完整、公共服务场景丰富及产业数字化转型需求迫切等方面具有较为突出的比较优势。完整的制造业体系为AI进入实体生产环节提供了多层次应用场景，智能制造、现代供应链、工业机器人、重工业流程控制和精密焊接等领域，能够在真实生产过程中持续积累模型适配、系统集成和工程部署能力。公共服务领域则为AI规模化应用提供了更广泛的场景基础，精准医疗、城市治理、智慧水利、能源调度和现代农业等领域既具有明确的治理需求，也适合通过政府公共采购、试点示范区建设和行业标准先行等方式降低应用门槛和试错成本。同时，产业数字化转型需求为AI商业化提供了持续的市场牵引。对于传统企业特别是中小企业而言，AI应用不能停留在少数头部企业的技术红利层面，而应通过场景开放、标准供给和基础设施配套，逐步转化为广泛可用的生产力工具。只有在真实产业场景中持续部署、反馈和迭代，AI技术才能形成对算法优化、模型适配和系统集成能力的反向牵引，进而形成“场景牵引技术、应用反哺创新”的发展模式。部分沿海地区出现的产业转型升级与梯度转移现象也表明，在AI推动产业智能化的过程中，单纯依赖要素成本驱动的传统模式正在向创新驱动转变，应用场景、产业配套和高质量人力资本之间的协同匹配，正在成为影响产业竞争力的重要条件^[35]。因此，政策重点不应停留在扩大AI应用规模上，而应同步推进场景开放、产业基础建设、行业标准供给和人力资本培育，使真实应用场景持续转化为技术迭代、技能提升和产业升级的支撑条件。

第三，采取更加系统、前瞻且以劳动者为中心的转型政策组合。全球生成式AI仅用3年时间便在全球人口中达到了53%的极高渗透率，扩散速度远超当年的个人电脑与互联网^[11]。然而，应对AI技术革命的社会制度和规则建设却严重滞后。AI对劳动力市场的冲击具有明显的结构性与非对称特征，其不仅直接挑战知识密集型岗位，更催生了庞大的非正规就业劳动力群体。中国在充分获取技术带来的全要素生产率提升效益的同时，既面临着数以亿计制造业劳动者的技能升级压力，也面临着促进高质量充分就业和社会财富公平分配的严峻考验。未来政策不能停留于传统的事后补救式技能培训模式，针对年轻技术人员和大学毕业生初次就业面临的结构性适配压力等宏观风险，国家需要将劳动力转型政策从事后救济前移至全生命周期干预，构建一个涵盖技能形成、就业过程、收入分配全生命周期的综合治理框架。在教育体系重塑上，应将数字素养与批判性思维纳入国民基础教育；在劳动权益保障上，必须高度警惕技能错配和权益保障不足风险，特别是针对平台经济、数据采集与标注等隐性AI劳动领域，相关法规应尽快明确该领域新型劳动者的法律关系、底线收入保障和职业上升路径，避免AI应用扩散以劳动者权益受损和技能退化为代价。若缺乏以劳动者为中心的再分配与权益保障制度，技术进步可能加剧中低技能劳动者的福利损失和收入差距，因而需将劳动者权益保障置于智能化转型政策的优先位置^[36-37]。中国的智能化转型不能仅追求技术效率，还应同步推进劳动者技能提升、权益保障与收益共享，使AI红利转化为更具包容性的人力资本升级。

第四，推进算力网络绿色低碳转型与协同治理，破解AI生态演进的环境刚性约束。前沿大模型持续迭代，使能源供给、水资源承载与碳排放约束日益成为影响算力扩张的重要条件，绿色算力能力也逐步成为衡量国家AI基础设施竞争力的重要因素。面对资源环境约束不断强化的发展趋势，中国需将AI发展战略与碳达峰碳中和目标深度融合，并依托清洁能源供给和跨区域算

力调度优势,形成单位算力成本和环境约束方面的非对称竞争优势。具体而言,深入实施“东数西算”工程,引导大型及超大型数据中心向西北等绿色能源富集地区合理布局,利用中国在全球领先的风电、光伏及高密度超高压输电网络,构建“绿电+算力”的无缝反哺机制,稳步降低对传统化石能源的依赖。引导并鼓励科研机构和企业跨越堆砌算力的单一路径,加大对绿色计算、模型剪枝、稀疏化架构及高能效液冷技术的全链条研发投入,在算法底层提升能源和水资源的利用效率,从源头上突破碳排放硬约束。健全数据中心的全生命周期碳审计和能耗核算体系,优化算力资本与民用、工业存量资源的用电用水协调机制,建立普惠、低碳、可持续的全球AI生态链。

第五,在全球治理层面积极推动负责任、包容性的制度建设。在中美博弈加剧、美国试图通过技术标准和价值观同盟将全球AI生态阵营化的背景下,中国不应陷入被动应对的防御陷阱。中国既是全球AI技术演进的最重要推动者之一,更是广大发展中国家数字化转型的重要战略合作伙伴。围绕跨境数据流动治理、算法“黑箱”透明度、技术伦理标准及援助发展中国家AI基础设施建设等核心议题,主动向国际社会提供高质量的制度性公共产品,中国完全有潜力在全球AI治理体系中发挥更加积极、建设性的引领作用。这不仅是对美国出口管制和技术封锁的有力反制,有助于缓解地缘政治带来的技术割裂风险,更能通过数字丝绸之路等高水平对外开放合作机制,与世界各国分享中国AI发展的实践案例与合作机遇,为自身AI产业的长期开放、可持续发展与出海拓展创造更加公平、稳定且包容的国际环境。

参考文献:

- [1] Kaplan J, McCandlish S, Henighan T, et al. Scaling laws for neural language models[PP/OL]. arXiv(2020-01-23)[2026-05-15]. <https://arxiv.org/abs/2001.08361>.
- [2] Hoffmann J, Borgeaud S, Mensch A, et al. Training compute-optimal large language models[PP/OL]. arXiv(2022-03-29)[2026-05-15]. <https://arxiv.org/abs/2203.15556>.
- [3] Wei J, Tay Y, Bommasani R, et al. Emergent abilities of large language models[J]. TMLR, (2022-08-31)[2026-05-15]. <https://openreview.net/forum?id=yzkSU5zdwD>.
- [4] 庞珣,何晴倩.全球价值链中的结构性权力与国际格局演变[J].中国社会科学,2021(9):26-46,204-205.
- [5] 杨超,李伟,贺俊.美对华半导体管制的趋势、实施要点与中国因应[J].产业经济评论,2024(2):187-200.
- [6] 黄琪轩.大国战略竞争与美国对华技术政策变迁[J].外交评论(外交学院学报),2020,37(3):94-120+7.
- [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] Brynjolfsson E, Li D, Raymond L. Generative AI at work[J]. The Quarterly Journal of Economics,2025,140(2):889-942.
- [9] 王林辉,胡晟明,董直庆.人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据[J].管理世界,2022,38(7):60-79.
- [10] Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence. Artificial intelligence index report 2025[R/OL]. (2025-04-07)[2026-05-15]. <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>.
- [11] Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence. Artificial intelligence index report 2026[R/OL]. (2026-04-10)[2026-05-15]. <https://hai.stanford.edu/ai-index/2026-ai-index-report>.
- [12] Saxena R, Gema A P, Minervini P. Lost in time: clock and calendar understanding challenges in multimodal LLMs[PP/OL]. arXiv(2025-02-07)[2026-05-15]. <https://arxiv.org/abs/2502.05092>.
- [13] Wijk H, Lin Tao, Becker J, et al. RE-Bench: evaluating frontier AI R&D capabilities of language model agents against human experts[PP/OL]. arXiv(2024-11-22)[2026-05-15]. <https://arxiv.org/abs/2411.15114>.
- [14] 程文.人工智能、索洛悖论与高质量发展:通用目的技术扩散的视角[J].经济研究,2021,56(10):22-38.
- [15] Wang Yinkai, He Jiaying, Du Yuanqi, et al. Large language model is secretly a protein sequence optimizer

- [C/OL]. ICLR 2025 LMRL Workshop, (2025-01-16)[2026-05-15]. <https://arxiv.org/abs/2501.09274>.
- [16] Goh E, Gallo R, Hom J, et al. Large language model influence on diagnostic reasoning: a randomized clinical trial [J]. JAMA Network Open, 2024, 7(10):e2440969.
- [17] UNDP. Harnessing artificial intelligence for health [EB/OL]. (2024-03-26)[2026-05-16]. <https://www.undp.org/geneva/stories/harnessing-artificial-intelligence-health>.
- [18] Murthy N, Chandrasekharan S, Prakash M P, et al. The impact of an mHealth voice message service (mMitra) on infant care knowledge and practices among low-income women in India: findings from a pseudo-randomized controlled trial [J]. Maternal and Child Health Journal, 2019, 23(12):1658-1669.
- [19] Philips Foundation. Access Afya: a healthcare operating system for emerging economies [EB/OL]. (2023-10-12)[2026-05-15]. <https://acc.philips-foundation.com/a-w/articles/spotlight-access-afya.html>.
- [20] UNCTAD. Technology and innovation report 2025: inclusive artificial intelligence for development [R/OL]. Geneva: United Nations, (2025-04-07)[2026-05-15]. <https://unctad.org/publication/technology-and-innovation-report-2025>.
- [21] Salian I. AI with appeal: banana farmers spot crop disease, pests with deep learning [EB/OL]. (2019-09-24)[2026-05-15]. <https://blogs.nvidia.com/blog/ai-banana-farmers/>.
- [22] Sokoine University of Agriculture. MkulimaGPT: using artificial intelligence for enhanced maize farming [EB/OL]. (2023-12-05)[2026-05-15]. <https://www.conas.sua.ac.tz/informatics/mkulimagpt-using-artificial-intelligence-for-enhanced-maize-farming>.
- [23] Cao Juan, Zhang Zhao, Tao Fulu, et al. Integrating multi-source data for rice yield prediction across China using machine learning and deep learning approaches [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2021, 297:108275.
- [24] 工业和信息化部. 加快推进人工智能赋能新型工业化 [EB/OL]. 北京: 工业和信息化部, (2025-11-03)[2026-05-05]. https://www.miit.gov.cn/xwfb/bldhd/art/2025/art_d1d974ab71444a9bace20d05d2f197c6.html.
- [25] 郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动 [J]. 管理世界, 2019, 35(7):60-77.
- [26] 姚加权, 张锟澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率? ——基于劳动力技能结构调整的视角 [J]. 管理世界, 2024, 40(2):101-116+133+117-122.
- [27] Dell'Acqua F, McFowland E III, Mollick E R, et al. Navigating the jagged technological frontier: field experimental evidence of the effects of artificial intelligence on knowledge worker productivity and quality [J]. Organization Science, 2026, 37(2):403-423.
- [28] Kalliamvakou E. Research: quantifying GitHub Copilot's impact on developer productivity and happiness [EB/OL]. (2022-09-07)[2026-05-15]. <https://github.blog/news-insights/research/research-quantifying-github-copilots-impact-on-developer-productivity-and-happiness/>.
- [29] Toner-Rodgers A. Artificial intelligence, scientific discovery, and product innovation [PP/OL]. arXiv (2024-12-21)[2026-05-15]. <https://arxiv.org/abs/2412.17866>.
- [30] Hatton T, Lowney E. Tracking the agentic AI explosion in jobs [EB/OL]. (2026-07-08)[2026-05-16]. <https://lightcast.io/resources/blog/tracking-the-agentic-ai-explosion-in-jobs>.
- [31] Brynjolfsson E, Chandar B, Chen R. Canaries in the coal mine? Six facts about the recent employment effects of artificial intelligence [R/OL]. (2025-08-20)[2026-05-15]. <https://digitaleconomy.stanford.edu/publications/canaries-in-the-coal-mine/>.
- [32] 陈琳, 高悦蓬, 余林徽. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求? ——来自招聘平台大数据的分析 [J]. 管理世界, 2024, 40(6):74-93.
- [33] Jegham N, Abdelatti M, Elmoubarki L, et al. How hungry is AI? Benchmarking energy, water, and carbon footprint of LLM inference [PP/OL]. arXiv (2025-05-14)[2026-05-15]. <https://arxiv.org/abs/2505.09598>.
- [34] 黄群慧, 盛方富. 新质生产力系统: 要素特质、结构承载与功能取向 [J]. 改革, 2024(2):15-24.
- [35] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化与产业梯度转移: 对“雁阵理论”的再检验 [J]. 世界经济, 2021, 44(7):29-54.
- [36] 柏培文, 张云. 数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益 [J]. 经济研究, 2021, 56(5):91-108.
- [37] 陈彦斌, 林晨, 陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长 [J]. 经济研究, 2019, 54(7):47-63.

Artificial Intelligence, Great-Power Competition, and Economic Paradigm Shift

MAO Risheng^{1, 2}, NIU Yurou²

(1. Institute of World Economics and Politics, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100732, China;

2. School of Global and Regional Studies, University of Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 102488, China)

Summary: Artificial intelligence (AI) has evolved from an isolated frontier technology into a core driver bearing the attributes of a general technology, simultaneously reshaping industrial transformation, the balance of international power, and macroeconomic performance. Existing studies tend to examine technological performance, the US-China competition, or labor-market impacts in isolation, lacking a unified explanation of their interactions. This paper constructs a systematic analytical framework of “technological evolution—great-power competition—economic reshaping”, arguing that technological breakthroughs constitute the material foundation, scientific and technological competition constitutes the external constraint on technology diffusion and application, and their interplay shapes economic paradigm shift that ultimately determines China’s policy choices.

On the technological front, foundation models have advanced rapidly in reasoning, multimodality, code generation, and agentic capabilities, moving AI from incremental improvement toward a leap in reasoning paradigms and capability frontiers. Frontier-model performance is converging, open-source models are catching up with closed-source ones, and smaller models are becoming markedly more efficient; nevertheless, AI still exhibits a “jagged frontier”, with limited capability in long-horizon planning and complex physical tasks. Applications are spreading from the digital virtual world into real-world sectors including healthcare, agriculture, manufacturing, and public services. Developing countries may leverage localized applications to upgrade their industries, but capability gaps and adaptation risks persist.

In the competitive arena, the US-China competition has shifted from superficial quantitative comparisons of papers, patents, and investment toward a systematic contest over computing infrastructure, algorithms, data, talent, and rule-setting authority. Relying on chips, computing capacity, and core algorithms, the US maintains its advantage at the foundational and technological layers, containing China through export controls, investment screening, and the “small yard, high fence” strategy while building an exclusive system with allied partners. China, leveraging its complete industrial system, vast market, and abundant application scenarios, is accelerating its catch-up; the performance gap in frontier-models has narrowed significantly, although structural differences in underlying ecosystems and computing capacity persist. The competition extends to data governance and the discourse on global rules. The paper concludes that the future trajectory of AI is not technologically pre-determined, but hinges on the collective choices and institutional arrangements of individuals, firms, states, and the international community. Only by coordinating efficiency, security, equity, and sustainability can this technological revolution be steered toward a shared and inclusive new economic paradigm.

Key words: artificial intelligence; general technology; technological competition; policy choices

(责任编辑: 刘欣琦)(校对: 邓 菁)

[DOI]10.19654/j.cnki.cjwtyj.2026.08.004

[引用格式]毛日昇,牛宇柔. 人工智能、大国竞争与经济形态跃迁[J]. 财经问题研究, 2026(8): 42-56.