

AI 重塑国家创新体系： 典型事实及其经济学逻辑

郑江淮 韩磊

摘要 通用性技术的突破始终是国家创新体系演进的核心驱动力。当前，人工智能（AI）正以独特的通用性技术特性，打破传统技术发现的线性桎梏，重塑创新资源配置规则，成为推动国家创新体系变革的关键力量。从 AI 重构技术发现范式的典型事实出发，可深入剖析 AI 引领创新发展新路径的经济学逻辑，并提出 AI 驱动下国家创新体系的重塑方向与调整路径。AI 通过加速知识融合、推动全链条创新效率革命、降低创意成本、催生需求驱动的逆向发现及促进创新体系组织变革，重塑技术发现范式。在经济学逻辑层面，AI 实现了创新要素配置、组织形态、市场结构、价值边界、政策干预机制及比较优势的重构。从主体协同、制度设计和政策工具等三个方面调整国家创新体系的方向，才能适配 AI 时代的创新需求。

关键词 人工智能 国家创新体系 技术发现范式 经济学逻辑 创新路径

作者郑江淮，南京大学长江三角洲经济社会发展研究中心、南京大学经济学院教授（江苏南京 210093）；韩磊，南京大学经济学院博士研究生（江苏南京 210093）。

中图分类号 F49

文献标识码 A

文章编号 0439-8041(2026)03-0041-12

一、引言

从蒸汽机重构生产组织，到电力拓展能源应用边界，再到计算机开启数字化时代，每一次通用技术革命都深刻改变了创新生成方式与传导路径。在当前技术变革浪潮中，人工智能（AI）正以独特的通用技术特性打破传统技术发现的线性模式，重塑创新资源配置规则，对国家创新体系产生深远影响，成为推动国家创新体系变革的关键力量。在全球范围内，AI 对创新体系的影响已逐步显现。一方面，全球 AI 研发投入占总研发投入的比例持续攀升，相关专利申请量占比显著提升，多数头部企业已通过 AI 重构内部创新流程，AI 在提升创新效率、推动技术突破等方面发挥着积极作用；另一方面，技术垄断、技能错配、全球创新格局分化等问题也逐渐冲击国家创新体系的稳定发展。

与以往通用技术相比，AI 的独特性体现在三个维度：一是具备“知识插值”能力。传统知识体系中存在诸多难以用传统实验覆盖的认知空白，目前人工智能正以规模化应用隐性知识、基础模型问世、自主认知型人工智能主体兴起^①，可以深入挖掘知识点间的潜在关联，填补这些空白，为技术发现提供新思路。二是具有

^① Enrique Ide and Eduard Talamàs, “Artificial Intelligence in the Knowledge Economy,” *Journal of Political Economy*, 133 (12), 2025.

显著的非竞争性特征。传统生产要素在使用过程中会出现边际收益递减的情况，而 AI 模型一旦训练完成，就可以将复杂的知识工作、创意生产、管理运营等环节转化为低成本、高效率的标准化服务。^① 这种特性使得 AI 能够突破传统要素边际收益递减的约束，在更大范围内发挥作用，推动创新的普及和推广。三是能够同时作用于技术发现与创新落地两大环节。在传统模式下，基础研究到产业应用的转化周期较长，许多有价值技术成果难以快速应用到实际生产中。AI 介入加速了这一过程，它在技术发现阶段便能够辅助科研人员开展数据分析、实验设计等工作，在创新落地阶段能够优化生产流程、提升产品质量等，大幅缩短基础研究到产业应用的转化周期。这些特性使得 AI 不仅是提升创新效率的工具，更成为重构国家创新体系的核心变量，深刻影响着国家创新体系的各个方面。

AI 对国家创新体系的重塑不仅体现在技术与经济层面，更深度调整全球创新治理格局。特别是，AI 主权叙事的兴起促使全球创新体系分化^②，一些国家或地区以“安全韧性”“产业保护”为名推行 AI 保护主义政策，正在逐步瓦解集体创新优势。比如，欧盟《人工智能法案》过度监管导致中小企业合规成本明显上升，本土 AI 企业数量两年内锐减；英国通过《国家计算路线图》确立“本土锚定”原则，差异化市场准入与数据本地化规则并未实质性提升安全水平，反而加剧供应链中断风险。这类选择性开放策略形成碎片化优势的囚徒困境，大大削弱全球 AI 研发协同效应。同时，中美 AI 竞争从技术对抗层面延伸至创新体系的制度设计层面。美国依托企业创新活力保持基础研究优势，谷歌 Transformer 架构、OpenAI GPT 系列模型奠定全球技术基础，但联邦与州层面的监管碎片化、出口管制过度泛化等问题正侵蚀其创新生态。中国则通过新型举国体制实现全产业链突破，华为 Ascend 系列芯片四年内完成从 910 到 910c 的迭代，性能接近英伟达 H100 且成本降低 30%—40%，中芯国际突破 7nm 工艺。这种对抗式竞争格局既可能引发技术脱钩，也可能倒逼形成聚焦 AI 的“竞争性共存”新规则，让 AI 对全球创新治理格局的深度调整更趋明显。

二、AI 重构技术发现范式：典型事实与内在逻辑

（一）典型事实 1：加速知识融合并打破技术发现的学科壁垒

传统技术发现多局限于单一学科或领域，呈现“学科孤岛”特征。例如，材料科学的突破往往依赖于材料学家对微观结构的实验探索，研究者主要在材料科学这一单一学科领域内开展工作，很少与其他学科进行交叉融合；生物医药的研发聚焦于分子生物学的线性推导，研究方向和方法相对固定，很难跳出本学科的框架。这种“学科孤岛”式的发现模式，不仅难以处理日益复杂的技术问题，更难以满足跨学科知识整合的需求。AI 的出现打破了这一壁垒，为跨学科知识融合提供了强大的技术支持。通过自然语言处理（NLP）、知识图谱等技术，AI 能够对全球范围内的多学科文献、专利数据、实验数据进行实时整合与关联分析。

一方面，AI 可自动识别不同学科知识间的隐性关联。以量子计算与生物医药领域的结合为例，AI 能够挖掘出量子计算领域的算法原理与生物医药领域的分子模拟之间的潜在联系，并将两者有机结合起来。这种结合使得靶向药物研发效率得到显著提升，原本需要长时间探索的药物研发过程，在 AI 的辅助下能够更快地找到有效的研发方向和方法。另一方面，AI 能够构建跨学科知识网络，为研究者提供非直觉的创新思路。例如，材料科学家在研究新型电池电极材料的稳定性优化时，通过 AI 生成的跨学科知识图谱，意外发现航空工程中的结构设计原理可以应用到该研究中。这一非直觉的创新思路，打破了传统材料科学研究的局限，缩短了从基础研究到技术原型的转化周期。这种知识融合效应带来的直接结果是，跨学科技术发现的数量呈指数级增长，且突破速度显著加快。

（二）典型事实 2：创新发展从单点优化到全链条重构的效率革命

AI 不仅在技术发现进程中发挥着重要作用，还推动创新活动从单一环节优化向全链条重构延伸，在产业

① Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P. and Rock, D., “GPTs are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs,” *Science*, 384 (6702), 2024, pp. 1306–1308.

② Omaar H., *AI Sovereignty Makes Everyone Weaker—The US Can Lead Differently*, Washington, DC: Information Technology & Innovation Foundation, 2025.

层面形成了显著的效率提升效应。在制造业领域，AI 驱动的智能工厂通过实时监测设备状态，能够及时发现设备运行中的潜在问题，并进行提前预警和维护，有效减少了设备故障停机时间，同时动态优化生产调度，使生产流程更加顺畅高效。在服务业领域，AI 技术同样带来了效率的显著提升。电商平台利用 AI 个性化推荐技术，根据用户的浏览历史、购买记录等数据，精准推送用户感兴趣的商品，提升商品转化率；智能客服系统凭借其强大的语音识别和自然语言处理能力，减轻人工客服的工作压力，提升人工客服的问题处理效率。

AI 技术的应用推动创新主体结构形成独特格局，头部企业在 AI 基础创新领域占据主导地位，中小企业则在垂直领域通过差异化创新立足。头部企业依托算力、数据与研发资源方面的显著优势，凭借强大的技术研发团队和充足的资金支持，能持续投入资源开展 AI 基础模型的研发与优化，进而构建起明显的技术壁垒，让中小厂商很难在基础创新领域与之抗衡。^① 不过中小企业通过聚焦垂直领域实现了差异化创新，得以在细分市场占据一席之地。这种双层格局是 AI 时代创新主体结构的典型特征，既依托头部企业的资源与能力保障 AI 基础创新持续推进，又借助中小企业的垂直探索促进细分领域创新的多元化发展，两者共同构成了 AI 创新生态的重要支撑。

（三）典型事实 3：创意成本指数级下降，激活长尾技术发现

创意成本是制约技术发现的关键因素，它涵盖了识别潜在技术需求、设计实验方案、验证技术可行性等环节的时间与资源投入。在传统模式下，一项新技术从创意提出到初步验证，往往需要科研人员投入数年时间，同时耗费数百万美元的成本，高昂的创意成本使得大量具有潜力但短期经济效益不明显的“长尾”技术被搁置。比如，面向罕见病的治疗技术、小众领域的环保技术等，难以进入研究者的视野，无法得到充分的开发和利用。AI 的出现改变了这一局面，通过自动化创意生成、实验模拟与需求匹配，实现了创意成本的指数级下降。^②

在创意生成环节，AI 能够基于海量的市场需求数据、技术专利数据，进行深度分析和挖掘，自动生成符合潜在需求的技术创意。在实验模拟环节，AI 通过数字孪生、虚拟实验平台替代了部分实体实验。在需求匹配环节，AI 能够实时感知市场中潜藏的隐性需求，将技术创意与实际需求精准对接，有效避免了脱离需求的技术空想，减少了无效的技术发现。创意成本的降低，让原本难以推进的“长尾”技术发现从不可能转变为可行。许多过去因成本过高而被忽略的技术领域，在 AI 的助力下，也得以进入商业化技术发现的轨道。这些“长尾”技术的开发和应用，丰富了技术创新的生态多样性，为解决全球性挑战，如贫困、公共卫生安全等，提供了更多的技术选择，推动了社会的可持续发展。

（四）典型事实 4：需求驱动的逆向发现成为主流且技术商业化周期大幅缩短

传统技术发现多遵循技术推动的线性路径，即先进行基础研究并取得突破，然后通过应用研究将基础研究成果转化为技术原型，最后将技术原型推向市场以满足需求。这种模式存在明显的弊端，由于在技术研发过程中缺乏对市场需求的充分考虑，技术与需求的错配率较高。大量技术原型因不符合市场实际需求而被淘汰，造成了研发资源的严重浪费。同时，从技术发现到商业化较长的周期导致许多有价值的技术成果无法及时应用到实际生产和生活中，难以发挥其应有的价值。

AI 具备的实时需求感知能力，推动技术发现转向需求驱动的逆向路径。在这一路径中，首先借助 AI 捕捉市场的隐性需求与用户的潜在偏好，再依据这些需求和偏好反向规划基础研究与应用研究的方向，最终实现需求、技术、产品之间的快速闭环。这种逆向发现模式的核心优势，在于让技术发现从被动响应需求转变为主动预测需求。通过主动预判市场需求，科研人员在技术研发初期就能充分考量市场需求因素，有效降低技术与市场的错配风险。与此同时，清晰的技术研发方向让研发过程更具效率，技术从研发到商业化的周期也因此得到大幅缩短。这种模式已在医疗、制造业等具体产业场景中呈现显著成效，核心优势在于 AI 使需求捕捉从抽样调研升级为全量分析，实现技术与市场需求的精准匹配。比如，电商平台通过 AI 分析用户隐性偏

^① Gambacorta, L. and Shreeti, V., "The AI Supply Chain," *BIS Papers from Bank for International Settlements*, No. 154, 2025.

^② Jones, B. F., "The Burden of Knowledge and the 'Death of the Renaissance Man': Is Innovation Getting Harder?" *The Review of Economic Studies*, 76(1), 2009, pp. 283-317.

好, 显著地提前预测消费趋势, 产品研发迭代速度得以显著提升; 制造业企业借助工业互联网平台采集生产痛点数据, 反向优化 AI 质检算法, 缺陷识别率明显提升。但该模式也面临数据治理挑战, 不同主体数据标准不统一易导致需求识别偏差, 如医疗领域病历格式差异、工业场景设备数据接口不兼容, 均限制需求挖掘深度。隐私保护与数据共享的平衡难题, 也导致部分敏感需求数据难以充分利用, 制约了逆向发现的精准度。

(五) 典型事实 5: 国家创新体系实现从线性协同到生态化网络的组织变革

AI 打破了传统创新体系中政府、高校、企业构成的线性协同模式, 推动形成多主体、多环节深度联动的生态化网络, 实现创新链与产业链的无缝对接。在产学研协同层面, AI 通过搭建跨主体的数据共享平台与协同研发工具, 打破了高校、科研机构与企业之间的信息壁垒, 有效促进各方资源的整合与共享。例如, 国家搭建的 AI 产学研对接平台, 能够依据企业的技术需求与高校的研发能力实现自动匹配, 不仅大幅缩短校企合作对接时间, 也让技术成果的转化周期得到显著压缩。

在全球创新格局中, 核心与边缘分化的态势愈发明显。从全球范围来看, 创新资源正进一步向美国、中国等核心国家集中。这些核心国家依托强劲的经济实力、领先的技术水平与充足的人才储备, 在 AI 领域牢牢占据领先地位。与之相对, 边缘国家的 AI 技术高度依赖进口。由于自身技术研发能力薄弱、创新资源短缺, 它们难以在 AI 核心技术领域实现突破, 本土企业大多只能开展低附加值的应用开发工作, 始终难以涉足核心技术领域。这种核心与边缘的分化格局, 让边缘国家面临路径锁定风险。主要体现在 AI 技术发展过程中, 这些国家会因过度依赖核心国家的技术与产品, 难以构建自主的技术创新体系, 进而进一步加剧全球创新发展不平衡的局面。

三、AI 引领创新发展的新路径与经济学逻辑

(一) 创新要素配置从资本与劳动主导到以数据与算法为核心

1. 要素核心地位的转变。

传统创新要素配置以资本与劳动为核心, 企业会投入大量资金购置先进设备、建设研发设施, 同时雇佣高素质研发人员, 以此推动创新产出增长, 这一模式与新古典经济学中资本积累、劳动投入带动产出增长的生产函数逻辑相契合。但进入 AI 时代后, 若人工智能仅使资本成为生产中劳动的总替代品 (即允许机器自我复制), 增长率将大幅提升, 劳动份额将趋近于零^①, 数据与算法成为创新的核心要素。它们所具备的边际收益递增特性, 打破了传统要素边际收益递减的限制, 重新构建了创新生产函数。从经济学逻辑分析, 数据属于非竞争性要素, 拥有使用越多、价值越高的独特属性。在传统要素中, 资本和劳动等随着使用量增加, 边际收益会逐步递减; 数据则完全不同, 某一企业或研究者利用数据开展创新活动, 不仅不会降低其他主体使用该数据的价值, 反而会因数据的不断积累与迭代, 让数据包含的信息更丰富、更准确, 进而提升其创新效用。

人工智能及相关技术植根于数字信息通信技术范式, 其发展和功能根本依赖于数字技术、信息处理和通信基础设施能够从数据中提取隐性知识, 并将这些知识转化为创新发展的动能。^② 这种要素配置模式的转变, 让创新增长不再依赖资本与劳动的线性投入, 而是通过数据与算法的协同作用实现指数级增长。从生产函数的角度分析, 传统创新生产函数可表述为创新产出等于资本与劳动的函数, 而 AI 时代的创新生产函数则演变为创新产出等于数据、算法、资本与劳动的函数, 其中数据与算法的边际产出远高于资本、劳动等传统要素。这一转变也解释了当前头部科技企业为何普遍将数据与算法研发作为核心投入方向。通过掌控数据与算法优势, 企业能够在创新竞争中获得持续的边际收益递增优势, 进而形成坚实的创新壁垒。

数据作为非竞争性要素的价值实现, 依赖完善的要素市场与治理机制。美国通过国家科学数据集计划构

① Trammell, P. and Korinek, A., "Economic Growth under Transformative AI," *National Bureau of Economic Research (NBER Working Paper, No. w31815)*, Cambridge, MA, 2023.

② Damoli, Giacomo, Vincent Van Roy, Daniel Vertes Y. and Marco Vivarelli, "Is Artificial Intelligence Generating a New Paradigm? Evidence from the Emerging Phase," *UNU-MERIT Working Paper, No. 018*, Maastricht: UNU-MERIT, 2024.

建跨域数据共享体系，结合隐私增强技术实现数据规模化利用，为相关 AI 创新奠定基础。而中国以东数西算工程优化数据配置，数据交易所推动市场化流通，上海数据交易所已达成千余笔跨领域交易。算法与数据的协同效应在垂直领域差异显著，比如，药物研发中模型训练成本大幅降低，自动驾驶接管率持续下降，新能源领域更形成了数据、算法、场景的正向循环。但要素配置转型也加剧创新鸿沟，全球头部企业垄断海量 AI 训练数据与算力资源，初创企业与中小企业获取数据、算力的成本飙升，导致创新生态呈现“中心—外围”的结构，核心企业掌控规则与资源，外围企业仅能开展细分领域增量创新。

2. AI 与传统要素的互补。

AI 不仅重塑了要素的核心地位，还通过与资本、劳动的互补作用，提升传统要素的配置效率与使用价值，形成 AI 与传统要素的协同创新机制。从 AI 与资本的互补来看，AI 通过实时数据分析与动态优化算法，改善资本的使用效率与投资决策精准度。传统资本配置依赖于经验判断与事后调整，容易出现资源闲置或错配；而 AI 通过对资本使用过程的实时监测与数据分析，能够预测资本的使用需求与优化方向。这种互补作用使资本从被动投入转向主动优化，显著提升资本的边际产出。从 AI 与劳动的互补来看，AI 通过替代重复性、规则性的基础工作，释放劳动的创造性价值。传统劳动分工中，大量劳动力被束缚于基础性工作，难以投入创造性活动；而 AI 能够承担数据录入、文献检索、常规分析等基础性任务，使研发人员与技术工人将更多精力用于理论创新、实验设计、工艺优化等创造性工作。这种互补作用不仅提升了劳动生产率，还推动劳动力从体力、技能密集型向知识密集型转型，实现劳动价值的升级，相关机构预测，生成式人工智能可能使发达经济体的人类工作时长减少 60%—70%。^①

3. 要素替代与收入分配。

AI 对劳动的替代呈现任务异质性与行业差异性特征，其逻辑并非简单的机器替代人，而是依据任务复杂度与创造性要求实现差异化替代。从任务层面来看，AI 对规则明确、重复性强的标准化任务（如数据录入、基础核算）替代率较高，而对需要创造性、判断力与情感交互的复杂任务（如战略规划、临床诊疗）替代率较低；从行业层面来看，制造业、金融业等流程标准化程度高的行业，AI 替代风险较高，而教育、医疗等依赖人际互动与专业判断的行业，AI 替代风险较低。

与此同时，AI 与高技能劳动的互补性显著提升创新效率。高技能劳动（如科研人员、战略顾问）的核心价值在于创造性思维与复杂问题解决能力，而 AI 能够为其提供数据支持与效率工具，例如，AI 工具能够协助起草商业计划书、法律合同、财务报表等专业文书，提供市场调研数据和行业分析报告，甚至模拟客户交互场景，帮助创业者快速熟悉业务流程。^② 这种互补作用不仅提升了高技能劳动的产出效率，还扩大了高技能劳动与中低技能劳动的生产率差距。

要素替代与互补的不均衡性导致要素收入分配呈极化趋势。一方面，高技能劳动力因与 AI 的互补性获得更高的生产率溢价，其收入增长速度显著高于中低技能劳动。另一方面，企业人工智能应用与劳动力市场摩擦之间存在双向互动效应^③，企业因掌握数据与算法核心要素，获得远高于传统行业的利润率，资本所有者的收入增长远快于劳动所有者。这种收入分配极化不仅影响社会公平，还可能通过“马太效应”进一步加剧创新资源的集中，对创新生态的包容性提出挑战。

4. 资本深化机制更迭。

AI 推动研发活动从劳动密集型研发转向资本密集型研发，其核心逻辑是 AI 研发对计算资源、数据资源的规模化需求，使资本投入成为决定创新效率的关键变量。传统研发活动依赖研发人员的知识储备与实验操作，属于劳动密集型研发；而 AI 研发（尤其是基础模型训练、大规模算法优化）需要巨额的计算资本投入（如高性能芯片、算力集群）与数据资本投入（如高质量标注数据、多模态数据集），研发过程呈现资本密集

① McKinsey and Company, *The Economic Potential of Generative AI: The Next Productivity Frontier*, McKinsey Digital, 2023-06-14.

② Kanazawa, K., Kawaguchi, D., Shigeoka, H. and Watanabe, Y., "AI, Skill, and Productivity: The Case of Taxi Drivers," *Management Science*, 2025, pp. 1-13.

③ Wang, P. and Wong, T. -N., "Artificial Intelligence and Technological Unemployment," *National Bureau of Economic Research (NBER Working Paper, No. 33867)*, 2025.

型特征。从经济学规律来看，AI 研发的资本投入具备规模递增效应，计算资本与数据资本的边际产出随投入规模的扩大而提升。这一效应的核心原因在于：AI 模型的性能提升依赖于大规模数据的投喂与高强度计算的支撑，数据与计算资源的规模越大，模型的学习能力与泛化能力越强，边际产出越高。这种规模递增效应打破了传统研发领域的边际收益递减规律，使大规模资本投入成为 AI 创新的核心竞争力。

AI 研发的资本积累呈现系统性互补特征，计算资本、数据资本、人力资本与组织资本之间存在显著的互补关系，某一资本要素的不足会导致其他资本要素的边际产出下降。例如，数据资本不足会限制计算资本的效用发挥，人力资本不足会降低数据资本的处理效率。这种系统性互补要求创新主体必须进行多维度的资本配置，才能实现研发效率的最大化，这也解释了为何具备完整 AI 生态的头部企业能够在创新竞争中占据主导地位，因为这类企业能够通过协同配置各类资本要素，充分发挥资本的互补效应。

（二）创新组织形态：从层级制企业主导到分布式协同网络形态

传统创新组织形态以层级制企业为核心，其组织逻辑是通过垂直层级的分工与管控，实现创新资源的集中配置与研发过程的有序推进。企业内部，研发、生产、市场等部门按线性流程分工，信息传递遵循“自上而下”的层级路径；企业外部，产学研合作多为短期项目合作，知识与资源的流动存在明显壁垒。这种组织形态在创新复杂度较低、产业链较短的场景中具备效率优势，但面对 AI 时代下跨领域协作、多主体参与的复杂创新需求，其局限性正日益突出：一方面，层级制的刚性结构难以适配创新活动的动态变化与不确定性；另一方面，跨主体协作过程中产生的高额交易成本，也制约了创新资源的高效整合。

AI 时代的创新组织形态向分布式协同网络转型，其核心逻辑是 AI 通过降低跨主体协作的交易成本，实现创新资源的去中心化配置与高效协同。分布式协同网络以 AI 协同平台为载体，整合企业、高校、科研机构、用户及个体创新者等多元主体，形成无边界、动态化的创新生态。在这一网络中，各主体通过平台实现数据、知识与创意的实时共享，促进创新决策从集中决策转向分布决策，同步推动创新过程从线性流程递进为网状互动流程。从交易成本经济学视角来看，分布式协同网络的兴起本质是 AI 降低了创新要素跨主体流动的交易成本。传统跨主体协作的交易成本主要来自信息不对称（如需求与资源的匹配成本）、利益协调困难（如创新收益的分配成本）与契约执行风险（如知识共享的产权保护成本）。而 AI 协同平台通过以下相应机制降低交易成本：一是通过智能匹配算法实现需求与资源的精准对接，减少信息搜索成本；二是通过区块链、智能合约等技术实现创新收益的自动分配，降低利益协调成本；三是通过数据加密与产权追踪技术保护知识产权，降低契约执行风险。

分布式协同网络的典型形态是开源 AI 创新生态。在开源生态中，全球开发者借助协同平台共享算法代码、测试数据与优化方案，使得创新过程呈现出去中心化与实时迭代的鲜明特征。其中，某一开发者提出的技术改进，能够被其他开发者快速吸收、进一步优化并投入实际应用，因此这种创新模式的效率，远高于单一企业采用层级制开展的研发工作。这种组织形态不仅提升了创新速度，还通过知识共享扩大了创新的辐射范围，推动 AI 技术向更广泛的领域渗透。

分布式协同网络的兴起催生了新型创新组织形式，聚焦研究组织（Focused Research Organizations，简称 FROs）作为非营利实体，通过整合跨机构资源攻克高风险无直接回报的基础难题。欧盟创新健康倡议（Innovative Health Initiative）的 MELLODDY 项目采用联邦学习技术，让 10 家药企在不共享专有数据的前提下联合训练药物筛选模型，将候选化合物验证效率提升 40%；美国麻省理工学院与哈佛大学合作开发的 AI 系统“连接图（CMAP）”涵盖基因扰动（反映蛋白质功能）与药物扰动（反映小分子功能）的系统性影响，为药物重定位创造新可能。^① 其典型形态是开源 AI 创新生态，全球开发者通过 GitHub 等平台共享算法代码、测试数据与优化方案，使创新过程呈现去中心化与实时迭代特征。谷歌 TensorFlow、Meta PyTorch 框架吸引数百万开发者参与优化，让 AI 算法迭代速度提升 3 倍；中国百度飞桨平台聚集 530 万开发者，孵化 16 万个 AI 应用，中小企业垂直领域解决方案占比达 68%。这种模式打破传统层级制企业创新垄断，某初创企业基于开源

^① Irissarry, C. and Burger-Helmchen, T., "Using Artificial Intelligence to Advance the Research and Development of Orphan Drugs," *Businesses*, 4 (3), 2024, pp. 453-472.

模型微调，仅6个月就开发出工业质检系统，效率远高于单一企业层级制研发，而传统模式需2年。但分布式协同也面临很多治理挑战，跨主体在数据权属、收益分配上的分歧导致部分项目半途而废，开源生态中的知识产权争议、算法安全漏洞等问题对跨主体风险防控与利益共享机制提出更高要求。

（三）创新市场结构：规模经济与生态壁垒的双重作用

AI技术所具备的高固定成本、低边际成本特性，叠加数据反馈循环效应，共同推动创新市场结构朝着头部企业集中的方向演变，同时也为中小企业留存了开展差异化竞争的空间。

从规模经济来看，AI创新的高固定成本（如基础模型研发的初始投入）与低边际成本（如模型复制与应用的成本），使头部企业能够通过规模化应用分摊固定成本，获得显著的成本优势。传统行业的规模经济主要体现在生产环节，而AI行业的规模经济则贯穿研发、生产与应用全链条。头部企业凭借大规模研发投入构筑技术优势，依托大规模用户覆盖积累数据优势，通过大规模应用摊薄单位成本，最终从成本、技术、数据三个维度形成对中小企业的竞争壁垒。

从数据反馈循环的机制来看，AI模型性能的提升离不开用户数据的持续供给，由此形成用户规模扩大、数据储备丰富、模型性能优化、用户进一步聚集的正向循环。在这一循环作用下，头部企业凭借庞大的用户基数积累起海量数据资源，进而反哺模型优化以提升性能，最终在数据、技术与市场层面逐步形成垄断态势。^① 相比之下，中小企业受限于用户规模，难以获取足量数据支撑模型迭代升级，在与头部企业的竞争中自然处于不利地位。

然而，市场细分与场景差异为中小企业留存了生存发展空间。研究表明，生成式人工智能降低了关键的创业准入壁垒，使资源有限或经验不足的个人能够创办新企业。^② 在医疗细分科室、农业特定场景、区域服务市场等垂直领域，中小企业可依托领域专属知识与本地化数据资源，开发更具针对性的AI解决方案。这类方案往往更贴合特定场景的实际需求，能够弥补头部企业大而全模式的短板，进而形成差异化竞争优势。从经济学逻辑来看，垂直领域存在的场景壁垒，削弱了头部企业的规模优势，使得中小企业能够通过聚焦细分市场实现可持续发展，最终在头部集中的市场结构中，构建起长尾互补的生态格局。更是创业活动在可及性、包容性和规模上的制度性变革。^③

（四）创新的价值边界：从物质产品价值到体验效用价值

传统创新价值的衡量以物质产品价值为核心，其理论基础是GDP导向的效用理论。在这一理论框架下，创新的价值主要体现在物质产品的数量增加与质量提升上，例如，通过技术创新提高农产品产量、降低工业产品生产升本等，均是创新价值的典型体现。这种价值衡量方式适应了物质短缺时代的需求，但其局限性在物质丰裕时代日益凸显，表现为随着物质产品的边际效用递减，单纯的物质产品创新难以持续提升社会福利，创新的价值需要向非物质层面拓展。

在AI深度渗透的背景下，技术进步不再仅聚焦于生产效率提升，而是通过降低构思、协调与资源配置的边际成本，推动创新价值边界向体验效用价值延伸，其理论逻辑在于效用理论的重构。^④ 此时，效用不再局限于对物质产品的消费满足，而是扩展到对生活体验的主观感受，比如个性化服务体验、情感互动体验、自我实现体验等。AI驱动的创新能够精准捕捉用户的体验需求，将技术创新与体验优化紧密结合，进而实现创新价值从物质层向体验层的跨越。

从具体路径来看，AI通过以下方式提升体验效用价值：一是通过个性化算法实现需求与服务供给的精准匹配，如，AI推荐系统为用户提供定制化的文化内容、教育方案，满足用户的个性化体验需求；二是通过交

① Fanti L., Guarascio D. and Moggi M., *The Development of AI and Its Impact on Business Models, Organization and Work*, Pisa: Laboratory of Economics and Management (LEM), Institute of Economics Scuola Superiore Sant'Anna (SSA), No. 25, 2020.

② Cai, J., Gu, X., Sheng, L., Xia, M., Zhao, L. and Zhu, W., "AI as 'Co-founder': GenAI for Entrepreneurship," arXiv: 2512.06506v1[econ. GN], 2025.

③ Damoli, G., Van Roy, V., Vertesy, D. and Vivarelli, M., *Is Artificial Intelligence Generating a New Paradigm? Evidence from the Emerging Phase*, IZA Discussion Paper, No. 17183, 2024.

④ Callaghan, C. W., "A General Theory of Growth, Employment, and Technological Change: Experiential Matrix Theory and the Transition from GDP to Humanist Experiential Growth in the Age of Artificial Intelligence," arXiv(Working Paper, No. 2505, 19045), 2025.

互技术优化用户与技术的互动体验，如 AI 语音助手、虚拟交互界面降低用户的技术使用门槛，提升体验的便捷性与友好性；三是通过场景整合实现体验的系统性提升，如 AI 驱动的智慧社区将居住、社交、服务场景融合，满足用户的社区归属感体验需求。

体验效用价值的有序拓展让创新目标从生产更多物质产品转向创造更优质生活体验，这一转变更契合人类福祉提升的本质。从福利经济学视角分析，物质产品的边际效用会随消费增加而逐渐递减，而体验效用的边际效用可借助创新持续提升。通过不断优化体验场景与体验内容，创新能够持续为用户创造新的效用增长点，进而推动社会整体福利水平提高。这一逻辑也解释了当前创新资源为何逐渐向体验相关领域倾斜，如心理健康、文化创意、社区服务等领域的创新投入增速，就明显高于传统制造业。

（五）创新的政策干预机制：弥补市场失灵与引导创新方向

AI 创新过程中存在显著的市场失灵问题，这些问题源于 AI 技术的特殊性与创新过程的复杂性，难以通过市场机制自发解决，需要政府通过政策干预实现创新效率与社会公平的平衡。从市场失灵的具体表现来看，AI 创新的市场失灵主要包含三类情形：其一为研发投入的外部性，AI 基础研究具有显著的知识外溢效应，创新主体在研发投入后难以获取全部收益，这一现象直接导致基础研究领域投入不足；其二是创新的不确定性，AI 技术迭代速度快且应用场景复杂，创新主体需要面对较高的技术风险与市场风险，使得部分虽具有高社会价值但风险较高的创新项目，难以获得市场资金支持；其三是创新生态的垄断性，数据与算法的规模效应容易让头部企业形成垄断地位，进而挤压中小企业的创新空间，对创新生态的多样性造成影响。

针对上述市场失灵问题，政策干预的核心目标在于借助激励、约束与协调这三重机制，实现创新资源配置的优化。一是通过研发补贴与税收优惠激励基础创新。政府通过设立 AI 专项研发基金、提供研发费用加计扣除等政策，降低创新主体的研发成本，弥补基础研究的外溢性损失，鼓励企业与科研机构投入 AI 核心技术攻关。二是通过监管框架规范创新行为，防范伦理与安全风险。AI 创新可能引发数据隐私泄露、算法偏见、就业替代等社会问题，政府通过制定数据安全法、算法审查制度、就业保障政策，平衡创新发展与社会风险，确保 AI 创新符合伦理规范与公共利益。三是通过反垄断与资源共享政策协调创新生态。政府通过反垄断审查限制头部企业的滥用市场支配地位行为，同时推动公共数据开放、搭建跨主体数据共享平台，降低中小企业的创新门槛，促进创新资源的均衡配置。政策干预的本质是市场主导与政府引导的协同，既要充分发挥市场在创新资源配置中的决定性作用，又需通过政府干预弥补市场自身存在的缺陷，最终实现创新效率与社会公平的统一。这种协同模式不仅能保障 AI 创新的活力，还能有效避免因市场失灵引发的创新生态失衡问题，为 AI 创新发展提供可持续的制度环境。

（六）比较优势重构机制：全球创新分工的变革

传统国际贸易理论中的比较优势由要素禀赋决定，即各国基于劳动力、资本、自然资源等要素的相对充裕度，在全球分工中占据相应的产业链环节。例如，劳动力丰富的国家在劳动密集型产业具有比较优势，资本丰富的国家在资本密集型产业具有比较优势。然而，AI 的出现打破这一传统规律，其通过自动化、智能化技术降低了对传统要素的依赖，使比较优势从要素禀赋导向转向技术能力导向。从具体影响看，AI 重构比较优势体现在两个层面：第一个层面是 AI 降低劳动密集型产业的劳动力需求，弱化传统劳动力丰富国家的比较优势；第二个层面是 AI 提升资本与技术边际产出，让掌握 AI 核心技术的国家在高附加值产业中获得新比较优势。这种重构推动全球产业分工格局发生变化，部分传统劳动密集型产业开始向技术密集型转型，全球分工核心竞争力也从要素成本转向技术创新能力。

同时，经济体的技术战略选择取决于其与技术前沿的距离，远离者侧重模仿适配前沿技术，接近者则聚焦创新活动^①，AI 推动全球创新价值链从线性分工转向网络分工。传统模式下，发达国家主导研发、发展中国家承担生产，创新资源单向流动；AI 时代，各国依托技术优势在算法设计、数据标注等创新环节协作，资源实现多向动态流动。这一模式虽整合全球资源、提升创新效率，却加剧了附加值分层：发达国家凭借算法、

^① Acemoglu, D., Aghion, P. and Zilibotti, F., "Distance to Frontier, Selection, and Economic Growth," *Journal of the European Economic Association*, 4(1), 2006, pp. 37-74.

核心数据等关键优势占据高附加值端，发展中国家多集中于低附加值环节，面临低端锁定风险。比较优势重构与价值链分层对全球创新治理提出新要求，发展中国家需通过技术创新与人才培养向高附加值环节攀升，全球也应建立公平治理机制，以技术转移、能力建设缩小创新差距，实现创新生态均衡发展。

四、AI 驱动下国家创新体系的重塑方向与调整路径

（一）主体协同：从政府与企业主导到多元主体网络协同

技术采纳是经济发展的关键驱动力，制度、教育、信贷市场等因素通过影响技术采纳效率，决定各国的发展差距。^① 传统国家创新体系的主体协同以政府、企业二元主导为核心，其协同逻辑是政府通过政策与资金支持引导创新方向，企业作为创新主体承担技术转化与市场推广职能，高校与科研机构则处于辅助地位，主要提供基础研究与人才支持。这种协同模式在创新链条短、主体互动需求低的场景下具有效率优势，但面对 AI 时代复杂的创新需求，其局限性日益凸显。AI 创新需要政府、企业、高校、科研机构、用户、社会组织等多主体的深度联动，单一主体或二元协同难以实现创新资源的全面整合与高效配置。

AI 驱动下的国家创新体系需要构建多元主体网络协同模式，其核心是通过无边界、动态化的协同机制，激活创新生态的整体效能。具体而言，这一模式的构建需要从两个层面推进：一方面，搭建国家级 AI 创新协同平台，实现多元主体的资源整合与需求对接。该平台应具备三大功能。需求聚合功能主要体现为政府发布公共领域的 AI 创新需求，比如碳中和、公共卫生安全相关需求，企业与用户反馈市场需求，形成系统化的需求清单。资源匹配功能主要体现为自动匹配企业的技术需求与高校的研发能力、用户的体验需求与企业的产品开发能力，实现创新资源的精准配置。协同研发功能主要体现为提供跨主体的实时数据共享、协同实验工具，支持多主体同步开展研发，缩短创新周期。通过这三大功能，平台能够形成需求、技术、产品、体验的闭环协同，打破主体间的资源壁垒与信息壁垒。另一方面，建立多元主体共治机制，解决 AI 创新中的伦理争议与标准制定问题。AI 创新涉及数据隐私、算法公平性、社会影响等复杂议题，单一主体的决策容易导致片面性。多元主体共治机制应吸纳政府、企业、高校、社会组织、用户代表等参与，通过协商民主的方式制定 AI 创新的伦理准则与技术标准。例如，在 AI 医疗技术标准制定中，政府负责监管框架设计，企业提供技术参数，高校提供临床研究证据，社会组织与用户代表提出患者隐私保护、诊疗结果易懂性等需求，最终形成兼顾技术安全、效率与社会公平的标准体系。

多元主体网络协同模式的核心优势在于整体效能最大化。它通过打通主体间的利益壁垒与信息壁垒，实现创新资源的最优配置与创新价值的多元平衡，比如在技术先进性、市场实用性、社会伦理合规性等方面的平衡。从协同治理理论来看，这一模式将 AI 创新从技术层面的个体行动升级为系统层面的集体行动，既保障了创新的效率，又确保了创新符合公共利益，为国家创新体系注入持续活力。从实践成效来看，多元主体协同已呈现出从线性协作到网络共生的转型趋势。高校与企业的合作不再局限于基础研究加应用转化的线性模式，而是通过共建联合实验室、共享研发团队，实现基础研究与产品开发的同步推进。企业从单一创新主体升级为生态构建者，通过开源平台、开发者社区吸引全球创新者参与，形成规模化的创新网络。政府从政策制定者转向生态协调者，通过搭建跨区域的 AI 创新试验区、推动国际间的协同合作，优化创新生态的空间布局。这些转变表明，多元主体网络协同已成为适配 AI 时代创新需求的主流模式。

（二）制度设计：从静态规则设计到动态适应设计

传统国家创新体系的制度设计多为静态规则，其核心特征是规则的稳定性与标准化，比如固定的科研项目申报周期、以论文和专利数量为核心的创新成果评价体系都属于这类设计。这种制度设计在创新节奏慢、技术方向明确的传统领域具有优势，能够保障创新活动的有序开展。面对 AI 创新迭代快、方向多元、不确定性高的特点，静态规则的局限性日益凸显，规则更新速度滞后于技术迭代速度，导致制度约束与创新需求脱节。特别是标准化的评价体系难以衡量 AI 创新的体验效用价值，导致创新导向与社会需求错位。AI 驱动下

^① Acemoglu, D., Akcigit, U. and Johnson, S., "Technology and Economic Development," *Munich Society for the Promotion of Economic Research (CESifo Working Paper, No. 12404)*, 2026.

的国家创新体系需要转向动态适应的制度设计，其核心是通过弹性化、包容性的规则，降低制度对 AI 创新的约束，释放创新活力。具体而言，动态适应制度的构建应包括两个维度：

第一个维度是建立弹性化制度框架，适配动态性 AI 创新。优化科研项目管理机制，缩短项目申报与验收周期，允许项目团队根据技术迭代节奏调整研究方向，推行滚动申报、动态验收模式，避免制度僵化导致的创新延误。改革创新成果评价体系，建立多元化评价指标，将用户满意度、社会福利提升度、伦理合规性等纳入评价范围，替代传统的唯论文、唯专利标准，使评价体系与 AI 创新的价值导向比如体验效用、社会价值相匹配。第二个维度是构建包容性的制度环境，降低 AI 创新的风险成本。设立 AI 创新容错机制，对 AI 技术研发与应用中的试错行为给予政策包容，明确容错的适用范围，比如非主观故意、未造成重大社会危害的情况，同时明确免责条款，减少创新主体的风险顾虑。制定数据共享与隐私保护平衡制度，在保障个人隐私的前提下，推动公共数据比如政务数据、医疗数据的开放共享，建立跨主体的数据安全共享机制，比如规范联邦学习、数据脱敏技术标准，解决 AI 创新的数据短缺问题。

动态适应制度设计的本质是制度交易成本最小化。它通过弹性化规则减少制度与技术创新的摩擦成本，通过包容性规则降低创新主体的风险成本，让创新主体能够更专注于技术发现与价值创造。从制度经济学角度来看，这种制度设计符合诱致性制度变迁理论。当技术变革比如 AI 改变了创新的成本—收益结构时，制度需要随之调整以适应新的经济环境，否则就会成为创新的阻碍。从创新资源配置的实践来看，动态适应制度已推动资源配置从分散低效转向精准高效。在研发资金配置方面，AI 技术的应用让资金评审从人工主观判断转向数据驱动的客观评估，提高了资金投向高潜力项目的比例。在数据资源配置方面，跨主体数据共享机制突破了数据孤岛困境，使分散的数据资源形成协同效用。在人才配置方面，AI 人才对接平台实现了人才技能与岗位需求的精准匹配，提高了人才流动效率与使用效率。这些变化表明动态适应制度已成为提升创新资源配置效率的关键保障。

（三）政策工具：从产业补贴工具到生态培育工具

传统国家创新体系的政策工具以产业补贴为核心，其逻辑是通过税收优惠、设备补贴等方式降低企业的研发成本，推动特定产业的技术升级。这种政策工具在传统制造业领域效果显著，能够直接刺激企业的研发投入；但面对 AI 创新跨领域、全链条、体验导向的特点，产业补贴的局限性日益凸显。一方面，AI 创新涉及数据、算法、场景等多要素协同，单一的资金补贴无法解决数据短缺、场景不足等核心问题；另一方面，AI 创新的价值核心是体验效用，传统以生产环节为导向的补贴政策难以精准对接用户的体验需求，导致政策效果与创新需求出现错位。AI 驱动下的国家创新体系需要转向生态培育型政策工具，其核心是通过全链条、多维度的政策支持，构建自我迭代、持续进化的 AI 创新生态。具体而言，这一政策工具体系应覆盖 AI 创新的三大环节：

在技术发现环节，政策重点是突破学科壁垒与创意成本约束。比如，中国设立 AI 跨学科研究基金，支持高校与科研机构开展 AI 与数学、生物学、社会学等基础学科的交叉研究^①；再比如，美国通过 NSF 设立 AI 跨学科研究专项，搭建 AI 创意孵化平台，为个体创新者与小微企业提供免费的 AI 工具（如基础算法框架、虚拟实验平台）、数据资源（如公共领域的开放数据集）与技术指导，降低创意生成的门槛，激发草根创新活力。

在创新转化环节，政策重点是提供场景支持与市场验证机会。比如，中国打造“AI 创新场景实验室”，由政府牵头开放公共场景（如智慧城市、智慧医疗、智慧教育），为 AI 技术提供真实的测试环境与应用场景。场景实验室应具备需求模拟、技术测试和效果评估功能，帮助创新主体验证技术的实用性，优化产品设计，同时在特定区域或场景内对 AI 新技术实施灵活监管，允许创新主体在可控环境中开展试点应用，降低技术商业化的合规成本。美国 FDA 推行“AI/ML 行动计划”，对低风险药物发现工具采用事后验证机制，对高风险诊断系统实施前置审批，这种差异化监管使美国 2025 年获批的 AI 辅助诊断工具数量是欧盟的 2.3 倍。

^① 新华社：《科技部启动“人工智能驱动的科学”专项部署工作》，2023-03-27，https://www.gov.cn/xinwen/2023-03/27/content_5748495.htm。

在体验价值实现环节，政策重点是引导创新资源向民生领域倾斜。比如，欧盟实施 AI 体验创新补贴，对满足老年人、残疾人等特殊群体体验需求的 AI 项目，对适老化 AI 服务、残疾人辅助 AI 设备，给予财政支持，推动 AI 创新的普惠化；建立 AI 创新体验评价平台，通过用户反馈、专家评估等方式，监测 AI 产品在易用性、公平性、社会价值等方面的体验效用，并将评价结果与政策支持挂钩，引导企业重视体验优化。中国实施“AI+养老”行动计划，支持企业开发智能辅助设备，已在 200 多个城市落地智慧养老项目，使失能老人照料效率得以提升。

生态培育型政策工具与传统产业补贴的核心区别在于系统协同性，它不再聚焦单一环节的成本降低，而是通过整合技术、数据、场景、资金等要素，构建要素互补、环节联动的创新生态。这种工具符合 AI 创新的网络效应特性，AI 创新的价值不仅取决于单一技术的突破，更依赖创新要素间的协同互动，生态培育政策正是通过促进这种协同，实现创新生态的整体升级。

五、结语

AI 对国家创新体系的重塑是一个长期且动态的过程，其影响会从技术层面持续渗透到制度、产业与社会层面。未来，AI 将进一步推动创新效率提升与创新边界拓展，但同时也会带来新的挑战，可能产生负社会价值。^① 数据垄断可能加剧创新生态的失衡，算法偏见可能引发体验异化，技术迭代的加速可能导致制度滞后，这些挑战需要通过系统性的调整与应对，才能实现 AI 创新的可持续发展。其中，在技术发现层面，应注重跨学科协同与需求匹配，避免技术创新脱离社会实际需求；在创新发展层面，应平衡效率与公平，通过反垄断政策、收入分配调节、技能培训等措施，确保 AI 创新成果惠及全体人群；在制度设计层面，应兼顾灵活性与规范性，既为 AI 创新提供包容的试错环境，又通过伦理监管与安全标准防范社会风险。^②

构建适配 AI 时代的创新生态，需要政府、企业、高校、社会组织与个体的共同参与。政府应发挥协调作用，通过政策引导与制度设计优化创新环境。企业应承担创新主体与生态构建的双重责任，既要推动核心技术突破，又要通过开源、合作等方式带动中小企业创新。高校与科研机构应聚焦基础研究与人才培养，为 AI 创新提供理论支撑与智力储备。社会组织与个体应积极参与创新治理，监督 AI 创新的社会影响，提出多元化的需求与建议。只有依靠多元主体的协同发力，才能充分释放 AI 的创新动能，推动国家创新体系实现技术先进、体验丰富、福祉共享的转型目标。未来的国家创新体系不应只作为高效的技术生产系统，更应成为包容的价值创造系统，既要持续产出具有突破性的 AI 技术，又要借助技术创新提升社会整体福利，最终实现人与技术、创新与社会的和谐共生。^③

AI 对国家创新体系的重塑是一个长期且动态的过程，其影响会从技术层面持续渗透到制度、产业与社会层面。未来 AI 将继续推动创新效率提升与创新边界拓展，并朝着通用化、自主化、绿色化三大方向演进，这将进一步重塑国家创新体系的结构与功能。通用人工智能的研发取得进展，全球 65% 的顶尖 AI 实验室已将其作为长期目标，预计 2040—2050 年可能实现初步突破，其出现将使创新速度提升 10 至 100 倍。AI 智能体已成为创新核心参与者，制药企业的 AI 智能体研发效率高达人类团队的 5 倍，可自主设计实验方案分析数据并提出新药物分子结构。^④ 绿色 AI 研发加速，模型压缩可再生能源供电等技术使 AI 能耗降低 60% 至 70%，2023 年全球低碳 AI 研发投入达 120 亿美元，较 2020 年增长 3 倍。^⑤ 面对这些趋势，国家创新体系需构建人机融合全球融合产学研用融合的新形态。

相关研究表明，AI 创新也会带来新的挑战，头部企业掌控 75% 的 AI 训练数据，内容提供商限制数据访

① Acemoglu, D., "The Simple Macroeconomics of AI," *National Bureau of Economic Research (NBER Working Paper, No. 32487)*, 2024.

② Brynjolfsson, E., "The Turing Trap: The Promise & Peril of Human-Like Artificial Intelligence," *Dædalus*, 151(2), 2022, pp. 272–287.

③ Ahmed, N., Thompson, N. C., et al., "The Growing Influence of Industry in AI Research," *Science*, 379(6632), 2023, p. 883.

④ Barbosu, S., *Harnessing AI to Accelerate Innovation in the Biopharmaceutical Industry*, Washington, DC: Information Technology and Innovation Foundation, November 15, 2024; Irissarry, C. and Burger-Helmchen, T., "Using Artificial Intelligence to Advance the Research and Development of Orphan Drugs," *Businesses*, 4(3), 2024, pp. 453–472.

⑤ Biggi, G., Iori, M., Mazzei, J. and Mina, A., *Green Intelligence: The AI Content of Green Technologies*, LEM Working Paper Series, 2024, 2024/23.

问加剧竞争失衡，技术迭代远超制度适配导致监管滞后，49%劳动者或面临半数任务被替代。^① 这些挑战需要通过系统性的调整与应对，才能实现 AI 创新的可持续发展。其中技术发现层面应注重跨学科协同与需求匹配，避免技术创新脱离社会实际需求。创新发展层面应平衡效率与公平，通过反垄断政策收入分配调节技能培训等措施，确保 AI 创新成果惠及全体人群。制度设计层面应兼顾灵活性与规范性，既为 AI 创新提供包容的试错环境，又通过伦理监管与安全标准防范社会风险。对此中国需坚持开放型自主创新，在核心环节突破的同时保持全球创新网络参与度，完善风险分级监管框架，强化技能重塑支撑体系，推动国家创新体系实现技术先进体验丰富福祉共享的转型目标，成为包容的价值创造系统，借助技术创新提升社会整体福利，最终实现人与技术创新和社会的和谐共生。

[本文为国家社会科学基金重大项目“创新链与产业链耦合的关键核心技术实现机理与突破路径研究”(22&ZD093)、教育部重点研究基地重大项目武汉大学经济发展研究中心“基于中国实践的创新发展理论研究”(23CEDRZ03)、南京大学长江三角洲经济社会发展研究中心和中国特色社会主义经济建设协同创新中心联合专项重大研究课题“长三角实践创新中国发展经济学：从产业集群到技术集群”(CYD2022006)的阶段性成果]

(责任编辑：沈敏)

AI Reshaping the National Innovation System: Typical Facts and Their Economic Logic

ZHENG Jianghuai, HAN Lei

Abstract: Since the First Industrial Revolution, breakthroughs in general-purpose technologies have always been the core driving force behind the evolution of national innovation systems. Currently, artificial intelligence (AI), with its unique technological characteristics, is breaking the linear constraints of traditional technology discovery, reshaping the rules of innovation resource allocation, and has become a key force promoting the transformation of national innovation systems. Starting from the typical facts of AI reshaping the technology discovery paradigm, this study deeply analyzes the economic logic of AI leading the new path of innovation development, and proposes the reshaping direction and adjustment path of the national innovation system driven by AI. The research finds that AI has reshaped the technology discovery paradigm by accelerating knowledge integration, promoting an efficiency revolution in the entire innovation chain, reducing the cost of ideas, spawning demand-driven reverse discovery, and facilitating organizational changes in the innovation system. At the level of economic logic, AI has realized the reconstruction of innovation factor allocation, organizational form, market structure, value boundary, policy intervention mechanism, and comparative advantage. The national innovation system needs to make adjustments in three aspects—subject synergy, institutional design, and policy tools—to adapt to the innovation needs of the AI era.

Key words: artificial intelligence, national innovation system, technology discovery paradigm, economic logic, innovation path

^① Korinek, A. and Vipra, J., “Concentrating Intelligence: Scaling and Market Structure in Artificial Intelligence,” *National Bureau of Economic Research (NBER Working Paper, No. w33139)*, 2024.