生成式人工智能、技术经济范式转换与双链融合模式

孙晓华　郑凯天　马雪娇

摘　要：作为新一轮科技革命和产业变革的核心动力，生成式人工智能正在以颠覆性力量重塑技术经济范式，成为赋能产业高质量发展和新质生产力培育的关键力量。基于生成式人工智能的阶段性划分和颠覆性特征分析，揭示其在推动技术经济范式从工业逻辑、数字逻辑向智能协同逻辑跃迁中的重要作用，探究生成式人工智能推动创新链和产业链双向融合的内在机理，即变革知识生产方式、重构经济组织形态和完善制度适配机制。根据传统产业、新兴产业和未来产业的差异化双链属性，提出生成式人工智能驱动双链融合的理论机制和实现模式：在传统产业领域，生成式人工智能通过创新增强、需求转译、生态优化机制，推动形成双链融合的创新突破型、需求驱动型和生态闭环型三种补链提效模式；在新兴产业和未来产业领域，生成式人工智能通过技术牵引、场景共创、生态扩展机制，促进形成双链融合的创新引领型、需求创造型和生态扩展型三种加速迭代模式。

关键词：生成式人工智能；技术经济范式；双链融合；传统产业；新兴产业；未来产业

中图分类号：F49　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1003-7543(2026)09-0045-19

加快发展新一代人工智能，是我国赢得全球科技竞争主动权的重要战略抓手，是推动我国科技跨越式发展、产业优化升级、生产力整体跃升的重要战略资源。2023 年，随着 OpenAI 发布 GPT-4 大模型，全球生成式人工智能发展进入爆发期。我国科技企业加速技术攻关，百度的文心一言、阿里巴巴的通义千问以及深度求索的 DeepSeek 等国产人工智能大模型相继推出，标志着我国生成式人工智能技术逐步实现从自主创新到产业落地的跨越式发展。生成式人工智能作为通用人工智能的核心形态，凭借多模态认知、跨领域迁移、复杂逻辑推理等突破性能力，不仅实现了人机交互方式的革新，还成为推动技术经济范式转换的战略性引擎。

在新一轮科技革命和产业变革加速演进的时代背景下，推动创新链和产业链深度融合（以下简称双链融合）是打破科技与经济“两张皮”、赢得发展主动权的战略必需。围绕产业链部署创新链，可以确保科研聚焦真问题、服务真需求，加速关键核心技术突破和成果转化；围绕创新链布局产业链，能够催生新兴产业、开辟未来赛道。这一双螺旋结构不仅能提升产业链的韧性和安全水平，还能通过科技创新驱动产业整体向高端化、智能化跃迁，最终塑造国家长期竞争优势。反之，若双链融合程度不够，创新链的成果将大量滞留于实验室，难以转化为现实生产力，导致研发投入空转；产业链则会因缺乏核心技术和前沿供给，被锁定于全球价值链中低端，面临“卡

基金项目：国家社会科学基金重大项目“人工智能大模型驱动的科技创新与产业升级策略研究”(24&ZD050)。

作者简介：孙晓华，大连理工大学经济管理学院教授、博士生导师；郑凯天，大连理工大学经济管理学院博士研究生；马雪娇，大连理工大学经济管理学院副教授、博士生导师。

脖子”风险和升级瓶颈。创新链和产业链的脱节将制约新质生产力的形成和现代化产业体系的构建。

由于创新链和产业链在发展逻辑、运行机制上存在深层次矛盾,双链融合长期面临内生性的结构障碍。创新链遵循的是以科学发现、知识生产和技术实现为核心的“知识逻辑”,侧重于科学技术原理突破;产业链遵循的则是以市场需求和利润最大化为核心的“商业逻辑”,侧重于成本控制和规模效应。在既有技术经济范式下,双链融合并非单纯表现为由技术供给端向产业需求端的线性传递,而是长期面临技术转化壁垒、供需信息错配、利益协同不足、要素流动梗阻等多重障碍,以致双向脱节、断点频发、赋能不畅。随着数字技术的发展,大数据、工业互联网以及决策式人工智能等技术在一定程度上提升了需求识别、信息反馈和协同配置能力,推动双链由相对分离逐步走向互动联结。但是,既有技术手段更多停留于信息联通和资源匹配层面,在需求向技术的深度转译、技术向场景的快速落地等方面仍存在明显约束,导致创新供给与产业需求之间存在错位、时滞和转化障碍。生成式人工智能技术的爆发,为推动技术经济的范式转换、破解上述结构性痛点和重塑双链融合动力机制提供了契机[1]。

基于此,本文深入探究生成式人工智能引发的技术经济范式变革,系统解析其对传统产业、新兴产业和未来产业双链融合的作用机制,拓展生成式人工智能技术创新的理论维度,也为阐释新质生产力的演进规律和产业组织形态的转型路径提供分析框架,具有重要的理论创新价值和实践指导意义。

一、生成式人工智能的发展阶段及颠覆性特征

(一)生成式人工智能的发展阶段

生成式人工智能大模型是基于 Transformer 等先进神经网络架构,通过海量数据训练形成具有强大内容生成能力的通用智能系统。这类模型通常具有百亿至万亿级别的参数量,采用自监督学习方式实现通用表征能力,并展现出超越训练数据的“涌现性”[2]。从技术演进来看,生成式人工智能大体经历了三个主要发展阶段:从早期的任务特定模型,到预训练语言模型的崛起,再到当前以大语言模型为代表的通用生成智能,呈现模型规模持续扩大、生成能力不断突破、应用场景深度拓展的显著特征。

第一阶段是以任务特定模型为主导的探索期(2014—2017 年)。这一时期的技术突破以 2014 年伊恩·古德费罗提出的生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)为标志,开启了人工智能生成能力研究的新方向。该阶段的模型主要采用监督学习范式,模型规模普遍在百万参数级别,在图像识别、文本分类等特定领域取得初步应用成果。然而,这些早期模型存在明显局限:一方面,高度依赖人工标注数据,训练成本高昂;另一方面,由于采用任务特定架构,模型泛化能力和跨场景适应性较弱。尽管这一阶段尚未形成统一的生成架构,但在词向量等自监督学习技术上的探索和以 GAN 为代表的创新模型理论实践,为生成式人工智能的后续发展奠定了关键的技术基础[3]。

第二阶段是预训练语言模型崛起的关键期(2018—2021 年),标志着生成式人工智能技术实现由任务特定模型向通用型语言模型的重要跃迁。在这一阶段,生成式人工智能基于“无标注数据预训练+标注数据微调”的范式,先基于大量无标注数据进行通用语言表示学习,再通过少量标注数据实现多任务迁移适配。这一阶段的重要突破来自亚历克·拉德福德等人于2018 年提出的生成式预训练(Generative Pre-Training, GPT)框架,该框架以 Transformer 为基础结构,通过对大规模数据进行预训练,在多项下游任务中展现出显著的迁移性能,首次验证了预训

练生成模型在语义理解、问答系统等场景中的广泛适用性和生成能力。在此基础上，GPT-2 参数规模达十亿级，GPT-3 进一步扩展至千亿级，展现出显著的跨任务泛化能力，在大幅度降低任务适配门槛的同时，也为大模型时代的到来奠定了标准化、可复制的技术范式基础。

第三阶段是以大语言模型为主导的范式转型期（2022 年至今）。2022 年，ChatGPT 的发布标志着生成式人工智能进入以大语言模型为核心的能力涌现阶段。以 GPT-4、Claude、Gemini 等为代表的多语言、多模态人工智能大模型具备更强的推理能力、情境理解能力和泛化通用性，模型参数规模进一步扩大至千亿级以上，支持自然语言处理、代码生成、图像创作、语音合成等复杂任务。这一阶段，生成式人工智能不仅在能力广度和深度上实现跃升，还通过人类反馈的强化学习（Reinforcement Learning from Human Feedback，RLHF）和指令微调（Instruction Tuning，IT）等技术手段，实现不同任务之间的通用适配以及持续自我优化，从而使生成式人工智能能够充分响应人类偏好。更重要的是，模型开始突破纯文本处理范畴，向多模态扩展。例如，OpenAI 的 Sora 能生成视频、Stability AI 推出的 Stable Diffusion 可实现文本图像互转，标志着生成式人工智能迈向“认知+感知+生成”的融合形态。此阶段的生成式人工智能不再是某一任务或行业的工具，而逐步成为面向全社会的信息处理平台，推动生成式人工智能大模型由“技术工具”向“创新范式”的转变。

（二）生成式人工智能的颠覆性特征

回顾人工智能演进历程可以发现，其技术进步并非基于某种确定的理论或目标，而是在不断试错和实践中逐步演化而成，呈现一种典型的自主进化路径。也正是在这种“边探索边生长”的过程中，人工智能不断突破原有技术边界，实现持续的自我超越，技术超越逐渐成为其发展的本质特征。而随着人工智能大模型的不断自我完善和发展，生成式人工智能逐步呈现与传统人工智能模型不同的三大颠覆性特征：涌现性、泛化性和通用性。

第一，涌现性。涌现性是生成式人工智能所独有而传统人工智能不具备的能力。当下生成式人工智能技术的最关键特征是以生成方式推动涌现能力不断释放，当预训练数据的规模积累到一定临界值时，人工智能大模型对完成某类任务的效果会出现突然的性能增长，涌现出意料之外的复杂能力。这种能力不仅重塑了人机交互模式，使人工智能能够深度介入生产和生活，还使生成式人工智能通过人机交互不断生成内容的同时，吸收和学习用户的反馈，从而推动自身能力的迭代更新以及技术系统的结构性深化。

第二，泛化性。泛化性是指生成式人工智能在特定任务范畴内的跨任务扩展和迁移能力。依托大规模预训练构建的深度表征学习机制，生成式人工智能能够在语义、逻辑和结构层面形成高度抽象的知识表征，从而在不同任务之间实现知识迁移和共享。生成式人工智能突破了传统模型对于单一任务数据的路径依赖，凭借参数共享和特征普适性，实现显著的少样本乃至零样本学习，大幅度降低适配特定场景的边际成本。进一步地，随着技术向多模态融合演进，通过构建跨模态语义关联网络，实现文本、图像、音视频的统一表征和映射。这一泛化能力的突破，使生成式人工智能能够以更低成本、更高适配度满足多样化的场景需求。

第三，通用性。通用性是指生成式人工智能解决多个不同任务的能力。这种通用性突破了传统模型只能用于特定领域的局限性。通过指令微调、持续学习等技术，模型能够直接理解并响应自然语言需求，在文本处理、数据分析、知识问答、代码生成、跨模态创作等复杂任务之间灵活切换。斯坦福大学提出的“基座模型”概念，为这种通用性提供了理论支撑，该研究指出，在统一架构下进行多任务协同训练能够形成可迁移

的通用知识底座,并通过增量训练和插件化接口实现持续优化和功能扩展。通用性意味着生成式人工智能的应用不限于专门的问题和领域,具有超强的边际价值和推广性。

二、生成式人工智能驱动的技术经济范式转换

(一)技术经济范式的演进历程

技术经济范式是指以一组核心的通用技术为牵引,系统性地重构生产方式、组织模式、产业结构和制度体系的运行逻辑。这一概念由卡洛塔·佩雷丝(Carlota Perez)首次提出[4],强调技术革命或者技术变迁对经济结构、经济形态乃至宏观制度系统的全方位重塑效应,即新的技术发明和技术体系通过技术商业化和产业化活动,能够形成新业态、新模式、新产业。在佩雷丝的分析框架中,每次技术经济的范式转换都以某种成本持续下降、用途高度普适的“关键要素”的出现为起点,并伴随技术体系与社会制度框架的逐步再耦合[5]。

工业技术范式阶段始于18世纪晚期,以蒸汽机和机械化设备为代表的通用技术实现了对体力劳动的大规模替代,推动生产组织从分散作坊走向集中工厂,形成以标准化、规模化、流水线分工为特征的生产方式,并逐步形成以工程理性和机械效率为核心的早期工业经济逻辑[6]。这一范式不仅重塑了产业结构和社会分工,还为后续技术革命奠定了制度和基础设施条件。数字技术范式自20世纪中叶起逐步确立,以微电子技术、通用网络和计算机为核心的通用技术使信息处理能力成为生产率的决定因素。劳动组织由刚性集权走向柔性分布,经济结构由物质生产主导转向知识和服务密集型,形成以数据、算法、网络为关键要素的数字经济形态,推动全球经济进入以知识创造和信息流动为核心的新阶段[7]。当前,在前两轮技术积累和制度调整的基础上,以人工智能特别是生成式人工智能为代表的智能技术范式正在兴起。智能技术范式的核心在于通过大模型等人工智能通用技术,使技术系统具备跨模态认知、语义理解和内容生成能力,从而深度嵌入知识生产、创新组织和社会治理过程[8]。这一新兴范式不仅重塑了技术系统的底层架构,而且冲击并重构了现有组织和制度所依赖的认知模式、决策逻辑和价值体系,预示着技术经济系统正迈入以智能化和人机协同为核心的新阶段。生成式人工智能处于这一范式跃迁的关键枢纽位置,为新一轮技术经济范式变革提供了深层的动力基础和结构性条件。

(二)生成式人工智能和技术经济范式转换的动力

生成式人工智能凭借自学习、再生成、多模态、泛适配的核心能力,突破了传统人工智能以工具性为主的局限,逐步演化为具备知识生成和系统协同能力的智能系统。其驱动技术经济范式转型的动力,主要来源于技术演化、经济升级和制度社会需求三方面的相互作用。

第一,知识生成模式的根本性变革,重构技术范式的底层逻辑。传统知识生成模式以人为主体,依赖线性、阶段式流程,即从资料检索、信息筛选、内容撰写到结果呈现,效率受限且高度依赖个体认知边界。生成式人工智能建立在算力、算法和数据生态协同演进之上,通过大规模预训练、多模态建模和自适应优化等机制,构建起可在多任务间迁移的统一知识底座,使知识生产模式从以人为主导迈向“人机共创”[9]。这种模式不仅显著提升了知识创新的速度、规模和精度,还打破了传统知识生成的线性链条,形成“分布式+并行式”的新型机制,标志着技术和知识关系的深度重构,为技术经济范式的转型奠定了坚实基础。

第二,经济结构和组织的系统性重构,释放范式转换的内生动力。在全球经济数字化、网络化加速的背景下,传统生产组织模式面临市场复杂性和不确定性的双重挑战。生成式人工智能

通过认知劳动替代、知识自动化和决策智能化，显著提升全要素生产率和资源配置效率，催生新兴产业和商业模式，推动产业链和价值链的系统性重组。这种由效率提升和结构优化驱动的经济重构，成为技术经济范式转型的重要内生动力。更为深刻的是，生成式人工智能的深度嵌入正在重塑产业组织结构逻辑和运行模式。在制造、金融、医疗、政务等关键领域，大模型不再是单纯的工具模块补充，而是通过 API、插件及企业内嵌模型等方式，成为平台架构中的智能化决策和协同中枢[10]。这种深度融合推动企业组织形态由传统的科层制模式向智能协同的网格制模式转变，不仅显著提高了运营效率，还重构了人、流程、决策之间的互动逻辑，标志着产业从工业逻辑向智能协同逻辑的深层跃迁。

第三，制度适配机制的协同化调整，形成范式转型的外部驱动。技术范式的演进必然伴随制度范式的协同化调整。生成式人工智能在规模化应用过程中引发了诸多制度性挑战，例如，开源模型的版权监管、深度合成内容的伦理边界、模型训练的算力公平分配等。这些问题的解决无法依赖单一治理主体，亟须在政府、企业和科研机构之间建立协同治理机制，构建多元共治的制度生态[11]。一方面，通过制度创新保障生成式人工智能发展的开放性和活力，如推动模型开源共享、鼓励数据治理机制创新、完善知识产权保护等；另一方面，强化对潜在风险的规制能力，如建立风险分级管理体系、出台应用场景合规指引、设立伦理审查和技术安全评估机制。这一制度体系的构建，不仅推动生成式人工智能从“试验性技术”迈向“基础性平台”，还体现了技术演进与制度环境之间的深度互动，为技术升级和范式转型提供了稳定而持久的外部牵引力。

（三）技术经济范式转换下双链融合的新机遇

创新链和产业链的协同演进始终伴随技术经济范式的更迭。在工业技术范式下，双链互动主要依赖技术中介、价格信号和组织分工实现线性衔接，呈现知识单向输送、成果线性流转、供需分段割裂的机械化衔接特征，缺乏深度协同迭代和双向反馈赋能的内生机制；进入数字技术范式阶段，大数据、工业互联网以及决策式人工智能等技术增强了需求识别、信息反馈和协同配置能力，推动双链由相对分离逐步走向互动联结。尽管数字技术在一定程度上改善了信息联通和资源匹配的问题，但在需求向技术的深度转译、技术原型向复杂场景的快速落地、多元知识要素的有效重组等方面仍存在明显约束。在既有的技术经济范式下，双链协同虽然已经不再停留于单向的线性传递，但其深度融合仍受到知识生成效率、成果转化周期、场景适配成本等因素的制约，这也构成新的技术经济范式下双链融合进一步深化的现实背景。

生成式人工智能的发展，为缓解上述约束提供了新的技术条件，也为双链融合拓展了新的实现空间[12]。区别于以识别、分类、预测和优化为核心功能的决策式人工智能，生成式人工智能依托大规模预训练和跨模态生成能力，能够对文本、图像、代码、设计方案等内容进行生成、重组和扩展，使其作用从辅助判断决策进一步延伸至直接参与知识生产。就生成式人工智能对双链融合的影响而言，主要体现在三个方面：一是对复杂市场信号、用户交互信息和应用场景需求进行语义整合和结构化表达，将原本模糊的隐性需求转化为研发端可调用的方案原型、设计草图或工艺思路，进而提高需求进入创新过程的效率。这一过程不仅有效压缩了从需求识别、问题界定到研发立项之间的传导链条，还使分散于消费端、生产端和应用端的信息能够更有效地汇聚为可执行的创新议题。二是与仿真环境、数字孪生、场景建模等技术结合，使技术原型在进入真实生产体系之前完成多轮虚拟验证和快速迭代，缩短科技成果向产业应用转化的周期。此过程有助于降低研发过程中的试错成本和场景适配成本，同时也能提高技术方案在正式进入产业链

之前的成熟度，提升成果转化的可行性和稳定性。三是通过多源异构知识的重组和生成，拓展技术组合和场景创新的可能空间，帮助企业更高效地识别新产品形态、新应用场景和新价值实现路径。其意义不仅在于加快既有技术路线的推进，还在于增强跨领域知识组合和新方案生成能力，从而为双链融合提供新的增长空间和联结方式。

由此，技术经济范式转换背景下的双链融合，正在由以信息反馈和资源匹配为主的协同方式，转向以知识生成、方案共创和场景迭代为特征的更深层次协同。需要指出的是，这种全新的融合机遇在不同类型产业中的具体表现并不一致。传统产业创新链供给相对薄弱，产业链结构相对固化，更强调既有链条约束的缓解和适配效率的提升；新兴产业和未来产业的创新链技术更新活跃，产业链组织形态尚未定型，则更突出技术原型加速、场景共创和生态扩展。而新兴产业和未来产业的差异主要体现在产业生命周期的位置：战略性新兴产业已经实现大规模产业化并形成一定规模，未来产业则处于孕育孵化阶段，技术成熟度较低、产业规模有限[13]。二者构成同一演化序列上的相邻区段，双链属性相近，生成式人工智能的作用机制亦相通。

三、生成式人工智能冲击下传统产业的双链融合模式

（一）传统产业的双链特征

以化工、纺织等行业为代表的传统制造业在长期发展过程中形成了相对稳固但联动不足的双链结构特征，即产业链和创新链多呈独立运行状态。从产业链来看，传统产业普遍具有价值链层级固化、资产专用性强和技术迭代周期长的特征，上下游企业之间形成稳定而刚性的供需关系，依赖重资产投入以实现规模效应，产品更新节奏相对缓慢。这种结构刚性虽有助于保持生产的稳定性和成本优势，但也使产业在面对市场变化时表现出明显的路径依赖，缺乏快速响应和灵活调整能力。与之相比，创新链普遍面临研发体系薄弱和产学研协同机制缺失的双重困境，企业自主创新能力和外部资源整合能力明显不足，科研机构成果与产业需求之间存在较大落差，技术吸收和转化效率偏低。研发投入强度有限、创新要素流动性不足和成果转化效率不高，导致传统产业的技术创新更多依赖渐进式改进，难以实现突破性发展。

由于产业链的刚性和创新链的低效并存，传统产业的双链关系在衔接过程中易出现割裂。一方面，产业链的固定结构抑制了技术引入和工艺更新的速度，难以为创新成果提供快速应用的空间；另一方面，创新链的低投入和低转化效率不足以驱动产业链优化升级，造成技术供给与市场需求之间的结构性错配。这种脱节不仅削弱了产业应对市场变化的能力，还使信息、数据和创新资源在产业生态内部形成孤岛，跨部门、跨环节的数据流通率低，协同创新难以开展[14]。从更深层次看，传统产业的技术进步路径大多遵循“基础研究—应用研究—技术开发—产业应用”的单向线性模式，创新过程与市场反馈之间存在时间和空间上的延迟，产业经验难以及时反哺研发环节，各主体间互动协作不足。这种传统模式在数字化转型背景下愈发显现出局限性，难以适应技术迭代加速和市场需求多元化的新环境。传统产业双链结构特征如图1（下页）所示。

（二）生成式人工智能驱动传统产业双链融合的理论机制

传统产业双链融合的核心障碍，并非单一的信息流通摩擦，而是由产业链刚性较强、创新供给偏弱及成果转化滞后交织而成的结构性约束。受制于资产专用性强、技术迭代周期长、层级固化等异质性特征，传统产业的创新活动常面临研发投入不足和产学研断层，导致双链之间存在显著的时滞和错配。生成式人工智能的引入，

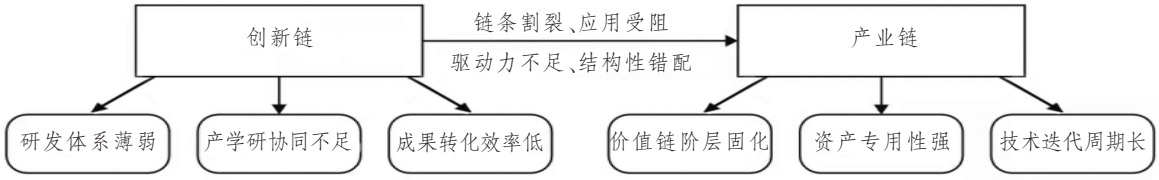

图 1 传统产业的双链特征

为缓解上述约束提供了新的技术条件，借助多模态内容生成、需求转译和零样本学习等能力，可打通双链之间的知识流动环节，推动二者由信息联通进一步转向知识共创和深层互动[15]。具体而言，主要通过三种理论机制来推动传统产业双链融合。

第一，创新增强机制。传统产业的创新活动往往依赖经验积累和渐进式改良，创新链前端存在原创能力不足、技术搜索空间受限等问题。生成式人工智能依托大规模数据预训练、跨域知识迁移和多模态生成能力，能够直接参与设计草图、工艺路线、代码框架等方案原型的生成，推动研发过程由经验筛选转向人机共创。这一机制的作用，不仅有助于压缩方案形成和初步验证的周期，还能增强传统产业对潜在技术机会的识别能力，弥补创新链短板，提升创新链对产业升级需求的供给能力。

第二，需求转译机制。传统产业的市场需求、用户反馈和生产问题通常以零散、模糊和高度情境化的形式存在，难以高效地转化为研发命题和技术约束。生成式人工智能凭借语义理解、内容生成和结构化表达能力，能够对来自消费端、应用端和生产端的多源异构信息进行整合，从而为创新链端提供可调用的研发议题、设计参数和方案设想。与主要停留在需求识别和预测层面的早期数字技术相比，生成式人工智能更进一步介入了需求表达向技术语言的转译过程，从而推动产业链末端的信息更高效地嵌入创新链前端，缩短“需求发现—问题定义—方案形成”的传导链条。

第三，生态优化机制。传统产业的技术成果转化并不止步于方案形成，而是需要进入既有设备体系、工艺流程、生产组织和应用场景中不断检验和调整。生成式人工智能通过与数字孪生、仿真建模和工业互联网等技术结合，使技术成果在进入真实生产体系之前即可完成参数优化、工艺推演和场景模拟，并在实际应用过程中持续吸收来自生产端和应用端的反馈信息，推动研发、生产和应用之间形成循环改进过程。由此，创新链和产业链不再只是阶段性的成果交付关系，而是逐步形成“研发—适配—应用—再优化”的生态优化路径，推动传统产业双链融合由局部协同走向整体深化。上述三种机制的作用路径如图2(下页)所示。

(三)生成式人工智能驱动的传统产业双链融合模式

1.创新突破型融合模式

创新突破型融合模式主要解决企业“不会做”的问题，是指以生成式人工智能为核心驱动，将其深度嵌入创新链的早期环节，为传统企业技术方案形成、工艺优化、原型设计等环节提供智能化支持，从而推动企业从“跟跑式模仿”向“领跑式突破”转型。该模式尤其适用于研发基础薄弱、技术演化缓慢且依赖外部技术引进的传统行业，因为在这些行业中，生成式人工智能能够显著补强其基础研发能力和前沿探索能力。一方面，生成式人工智能基于非线性大规模训练所呈现的涌现性，能够在多源异构数据中识别潜在的设计路径和问题解决方案，形成超越人类经验积累的创新思路，拓展企业的认知边界；另一方面，生成式人工智能可通过跨领域知识迁移和语义建模能力，重构传统的知识生产方式，将原本依

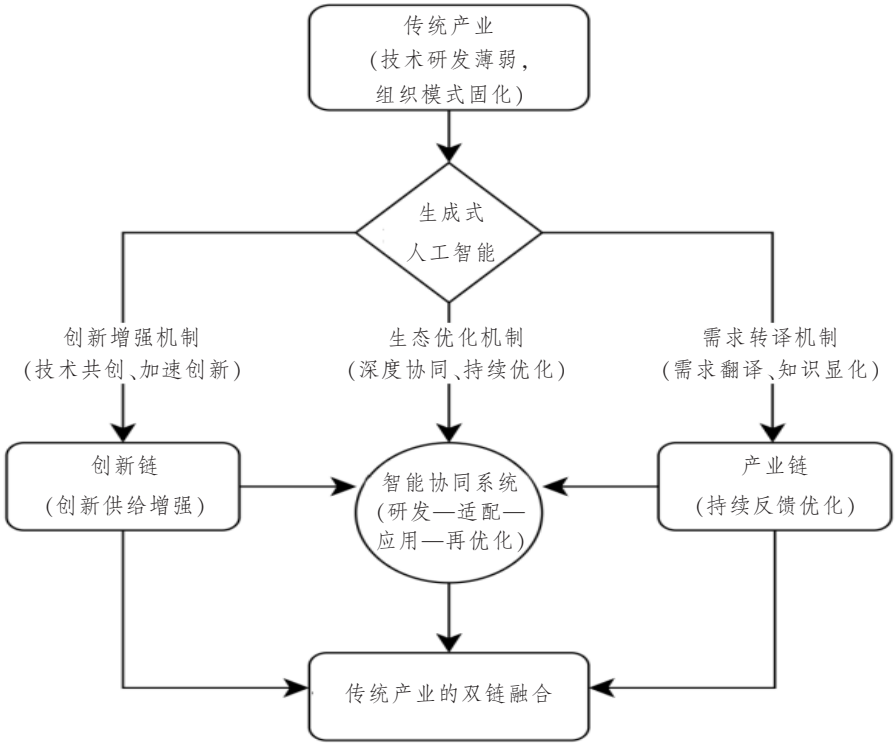

图 2 生成式人工智能推动传统产业双链融合的理论机制

赖人力和时间积累的研发模式转化为数据驱动、迭代优化的智能研发模式,提升技术演化速度和成果原创性。

在运作机制上,该模式主要体现为生成式人工智能对创新链前端供给能力的强化。依托大规模预训练、跨域知识迁移和多模态生成能力,生成式人工智能能够参与设计草图、工艺路线、材料组合和方案原型的生成和比较,推动研发活动由主要依赖经验积累和人工推演,逐步转向人机协同的知识生产方式。相较于过去传统产业以反复试错为主的研发路径,生成式人工智能有助于缩短方案形成和前期验证周期,拓展技术搜索空间,并在一定程度上缓解传统产业创新链前端供给不足的问题。同时,生成式人工智能还能在技术成果进入量产环节之前,辅助完成部分工艺推演和性能优化,从而提升新技术与既有生产体系之间的衔接效率。

在实践中,该模式往往通过生成式人工智能在核心技术环节取得关键性进展,从而带动整个产业链的升级和重构。以制药产业为例,传统药物研发往往遵循“靶点发现—分子筛选—临床试验”的线性流程,研发周期长达十年以上,且成本高昂。这一模式不仅效率低下,而且容易受到路径依赖的制约。生成式人工智能的引入,正在根本性地改变这一格局,典型案例是 Insilico Medicine 的抗纤维化新药研发。该公司依托生成式人工智能平台,仅用 18 个月就完成靶点发现与预临床候选物的提名,并在 30 个月内启动 I 期临床试验,大幅缩短了药物研发从实验室走向临床的时间周期。上述实践表明,生成式人工智能不仅提升了研发效率,还打破了创新链和产业链之间的时滞,推动了从基础科研到产业化应用的快速转化,充分体现了创新突破型模式在传统产业中的应用价值。

2.需求驱动型融合模式

需求驱动型融合模式主要解决企业“做什

么”的问题，是指生成式人工智能依托其在自然语言理解、结构化表达、内容生成等方面的核心能力，将产业链末端零碎、模糊且高度情景化的市场需求信息转化为创新链前端可以调用的研发输入，实现研发过程和用户需求的高精度对接。与传统技术推动为主、市场反馈相对滞后的模式相比，该模式更强调需求因素在研发议题形成和产品迭代中的前置作用，通过提升产业链前端的非结构化需求进入创新过程的效率和精度，推动创新链和产业链之间形成更紧密的互动关系。该模式尤其适用于需求变化较快、消费细分程度较高、个性化定制特征明显的行业，如快速消费品、服装时尚、家居定制和文化创意产业等，生成式人工智能的引入能够显著缩短需求到技术的传导周期，提升需求牵引的精度和响应速度。

在核心机制上，需求驱动型融合模式依托生成式人工智能的需求转译能力，能够对消费者评论、社交媒体讨论、线上交易记录以及使用行为等多源信息进行整合，并将其进一步转译为设计参数、研发议题或产品设想[16]。区别于主要停留在需求识别和预测层面的早期数字技术，生成式人工智能更进一步地实现了隐性需求向显性技术语言的转化过程，使市场端和应用端的信息能够更有效地进入研发前端。由此，传统产业过去所形成的“先研发、后测试、再调整”的线性流程，正在逐步演化为“需求识别—方案形成—快速验证—持续迭代”的循环过程，使创新链和产业链在信息、资源、时间维度上的耦合程度显著提升，从而形成更具韧性和适应性的双链融合格局。

实践中，该融合模式通常表现为企业借助生成式人工智能提高需求识别和产品开发的联动效率。例如，在快速消费品领域，可口可乐公司借助生成式人工智能推出了 Y3000 Zero Sugar 系列产品。生成式人工智能被用于产品口味配方的生成和包装视觉的设计等环节，并结合社交媒体数据和市场反馈进行动态优化。在时尚和服装行业，生成式人工智能同样展现出强大的需求牵引作用。麦肯锡公司(McKinsey & Company)的研究表明，生成式人工智能能够基于全球社交媒体趋势和消费者行为数据，预测即将流行的色彩、款式和材料组合，并将这些趋势直接输入产品设计和生产环节，推动小批量、多批次、快速迭代的柔性制造。报告预计，未来三至五年内，生成式人工智能在时尚和奢侈品行业中可创造 1 500 亿至 2 750 亿美元的潜在利润增量。这些案例表明，需求驱动型融合模式能够借助生成式人工智能缩短“需求识别—设计研发—产品应用”的周期，从而推动传统产业的模式升级和价值创造。

3.生态闭环型融合模式

生态闭环型融合模式主要解决企业“如何持续做”的问题，生成式人工智能可与数字孪生、仿真建模、工业互联网等技术相结合，在传统产业内部构建由数据、算法、算力、应用等核心要素组成的智能协同体系，实现创新链和产业链的高效耦合，并逐步演化为具备内生演化能力的智能化生态系统。这一模式的本质在于“双链一体化”运行机制，即在企业或行业内部打通研发、生产、市场反馈和再创新等环节，形成自我循环、自我优化、自我迭代的闭环路径，从而使技术进步与产业升级在时间和结构上保持同步。与依赖外部强耦合资源的协作模式不同，生态闭环型融合模式强调在内部建立稳定的资源循环体系和技术迭代机制，通过生成式人工智能的嵌入，形成具有可持续进化能力的产业智能网络。该模式尤其适用于产业链较为完整、数据资源积累较充分、上下游协同基础较好的行业，如装备制造、能源、交通运输等，这些行业具备构建内部智能生态的基础条件，能够最大化发挥生成式人工智能的通用适配性以及系统集成优势。

在核心机制上，生态闭环型融合模式以生态优化机制为核心支撑。生成式人工智能作为

系统枢纽,统一管理、调度创新链和产业链的关键资源。通过构建统一的底层模型语言、标准化的应用接口和共享的数据协议,生成式人工智能能够打通数据流通、算力配置、算法部署等环节,形成可复制、可扩展的技术底座[17]。其关键不在于单纯实现数据流通和资源共享,而在于将生产端和应用端形成的运行数据、工艺信息、市场反馈不断回嵌到研发调整和流程优化之中,从而增强技术成果与既有设备体系、工艺流程、组织方式之间的匹配度。从运行过程看,这一模式主要表现为四个相互衔接的环节:数据采集和汇聚、方案生成和优化、产业应用和适配、反馈回流和再创新。生成式人工智能在其中既参与前期方案形成和工艺推演,又参与应用过程中的问题识别、参数修正和持续优化,推动双链协同逐步形成"研发—适配—应用—再优化"的循环结构。就传统产业而言,这种循环不仅有助于提高资源配置效率,还能推动技术改进由外部输入驱动转向内部持续优化,进而形成具有稳定性和持续性的双链融合格局。

在实践中,地方政府构建的制造业 AI 平台以生成式人工智能为引擎,整合高校、科研院所的知识资源和产业链上下游的生产要素,使中小企业能够无门槛接入智能化研发和生产服务,有效推动了区域产业智能化转型。以浙江省乐清市为例,当地围绕智能电气国家级产业集群,构建了"1+X+N"行业大模型生态体系,整合杭州电子科技大学等高校科研资源和产业链上下游企业,率先发布全省电气产业产品主数据标准,有效促进了行业标准化和数据共享。在此基础上,平台依托浙江云谷数据中心提供的公共算力支撑,构建了开放式对接机制,使中小企业能够以低成本接入智能化研发和生产服务。在这一生态中,浙江安富新能源科技有限公司借助平台实现与科研院校的协同创新,成功研发出具备智能防火功能的充电桩,体现了研发、生产和应用的闭环反馈。该实践表明,传统产业生态闭环型融合模式的关键不在于单纯扩大平台规模,而在于通过工艺适配和持续反馈,逐步形成具有持续优化能力的双链融合生态。

上述三种模式的驱动力来源、适用行业特征和核心机制如表 1(下页)所示。

四、生成式人工智能冲击下新兴产业和未来产业的双链融合模式

(一)新兴产业和未来产业的双链特征

本文所指的新兴产业,是按照《战略性新兴产业分类(2018)》界定的新一代信息技术、高端装备制造、新材料、生物、新能源汽车、新能源、节能环保、数字创意等领域;未来产业则指由前沿技术驱动、当前处于孕育萌发阶段或产业化初期的前瞻性新兴产业,主要涵盖未来制造、未来信息、未来材料、未来能源、未来空间、未来健康六大方向。这两类产业虽处于不同发展阶段,但同属重大科技创新产业化后形成的前瞻性新兴产业,代表科技和产业发展的新方向[18],在创新链的技术活跃度和产业链的组织开放性上具有共同特征,因而遵循相近的双链融合逻辑。与此同时,未来产业尚处于孕育孵化阶段,技术成熟度和产业规模均低于已进入大规模产业化的战略性新兴产业,这一阶段差异使二者双链融合的着力点有所侧重。基于此,这里将新兴产业和未来产业纳入同一分析框架,先辨析二者共通的双链结构和融合矛盾,进而讨论生成式人工智能推动双链融合的理论机制,并提炼相应的实现模式。

新兴产业和未来产业在技术密集度、市场敏捷性和组织形态上均呈现出区别于传统产业的特点。一方面,这些产业处于技术快速迭代和多路径探索阶段,技术更替频繁、不确定性高,研发活动高度活跃;另一方面,市场需求变化快且尚未完全显性化,存在较大的潜在创造空间,企业往往在产品开发与市场探索之间并行推进。两类产业的产业链结构尚未固化,呈现出平台

表 1 生成式人工智能赋能传统产业的双链融合模式

融合模式	驱动力来源	适用行业特征	生成式人工智能角色定位	核心机制	代表案例
创新突破型	技术突破驱动——以生成式人工智能生成的新知识、新路径推动研发前置化和原创化	技术迭代周期长、研发体系薄弱(如制药、冶金)	技术共创者:提供技术灵感启发、跨领域知识迁移和工业优化建议	多模态生成、虚拟实验、大规模方案生成与优化,加速科研成果转化	Insilico Medicine公司利用生成式人工智能完成抗纤维化新药研发,仅30个月进入临床试验
需求驱动型	需求转译驱动——将产业链末端需求转化为研发前端可调用的创新输入	消费偏好多元化、迭代频繁(如快消品、时尚、文创)	需求转译器:语义整合、需求显性化、方案原型生成	需求转译,隐性需求显化,实现“需求识别—技术迭代”闭环	可口可乐Y3000 Zero Sugar:生成式人工智能参与配方和包装设计,动态适配市场需求
生态闭环型	生态优化驱动——在内部构建全要素闭环体系实现自我进化	产业链完整、上下游协作基础好(如装备制造、能源)	技术底座:工艺推演、场景模拟、参数优化、反馈回嵌、持续改进	跨模态知识迁移、数据共享、算法迭代,形成“数据—算法—场景”的闭环	浙江乐清智能电气产业集群:打造“1+X+N”行业大模型生态体系,推动智能防火充电桩研发

化、模块化和生态化的组织形态,以适应快速变化的技术路径和市场环境。在这种背景下,创新链表现出以技术突破为核心导向的特征,研发活动集中于核心技术研发、产品原型设计和算法迭代优化等环节,迭代周期短、跨学科交叉频繁,但技术路线演进、市场适配路径及商业模式构建均面临高度不确定性;而产业链则以市场化落地为核心导向,重点在于将技术成果转化为可规模化的商业产品或服务,结构灵活,常依托平台化和模块化实现柔性协同,并呈现出日益突出的服务化和生态化趋势。相较而言,未来产业的上述特征更为显著。其核心技术虽已开发出来,形成产品原型或进入小试,实用性得到初步验证,但主导设计尚未确立,产业链的组织形态和价值分工更不稳定,市场需求亦未充分显现[13]。两类产业的双链结构特征如图3所示。

创新链和产业链在导向、节奏和反馈机制上的差异,使两类产业均面临双链脱节的问题。第一,技术成果可能滞留在创新链端,难以及时嵌入产业化环节;第二,市场需求信号的反馈往

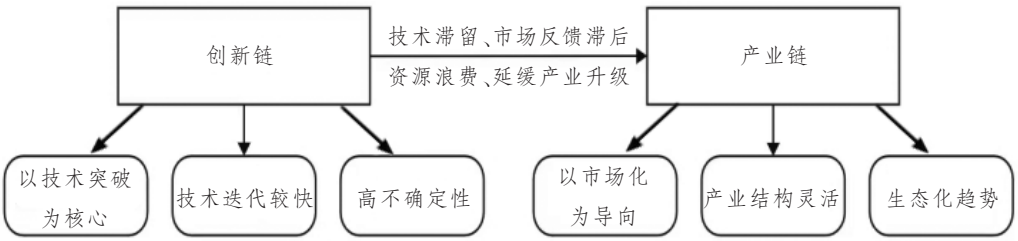

图 3 新兴产业和未来产业的双链特征

往滞后，难以迅速引导创新链调整研发方向[19]。这种错位不仅会造成研发资源的浪费，还会延缓产业升级的进程。在未来产业中，由于产业链尚未定型、需求信号更为微弱，双链脱节还表现为创新成果缺少可承接的产业载体，双链融合的重点除加快既有链条的衔接外，还要同步培育产业链和市场需求。因此，新兴产业和未来产业亟须构建高效联动、敏捷响应的双链融合机制，通过跨链信息的实时交互和创新资源的高效配置，打通从技术研发到市场应用的全链条通路，实现技术与产业的同步演进和协同升级。

（二）生成式人工智能驱动新兴产业和未来产业双链融合的理论机制

生成式人工智能作为具备泛化能力和通用适应性的智能系统，凭借强大的语义理解、多模态生成和反馈学习机制，突破了传统创新链和产业链在时间和空间上的界限。对于技术路径选择和市场模式构建高度不确定的新兴产业和未来产业而言，传统“技术推动—产品开发—市场投放”的线性传递模式已难以适应复杂多变的环境。生成式人工智能通过“输入—生成—适配”的工作模式重构价值链逻辑，打通“技术—需求—反馈—再创新”的动态循环[20]，使技术从研发源头便贴近应用场景，并能依据产业需求快速调整和迭代更新，从而推动新兴产业和未来产业由分散式协同迈向系统性演化的范式跃迁。对于新兴产业和未来产业，生成式人工智能侧重于加速迭代，核心是利用其生成、适配和扩展能力，加快技术和市场的双向循环。就新兴产业而言，重点在于解决“跑得快”的问题；就未来产业而言，由于双链尚未定型，还需同时解决“路在何方”的问题。生成式人工智能主要通过三大机制推动新兴产业和未来产业的双链融合。

第一，技术牵引机制。基于大模型的知识生成和算法创新能力，生成式人工智能推动技术从人工设计走向智能生成，显著加快科研成果的转化效率[21]。生成式人工智能能够自动生成算法框架、代码脚本和设计原型，成为创新链早期阶段的重要辅助主体。与传统产业依赖经验积累和专家系统的渐进式技术路径不同，生成式人工智能驱动的新兴产业更强调敏捷开发、持续迭代和知识复用，实现研发的高频更新和快速落地。在未来产业中，这一机制更多体现为对技术路线的筛选：面对多条尚未收敛且相互竞争的技术路径，生成式人工智能可在实体验证之前完成候选方案的推演和筛选，降低前沿探索的方向性风险。

第二，场景共创机制。新兴产业中的市场需求通常并非充分显化，而是在技术扩散、用户互动和商业探索过程中逐步形成。生成式人工智能不仅能够识别已有需求，还能够通过文本、图像、视频、交互界面等内容生成能力，参与新产品体验、新服务流程和新消费情境的构造，从而推动技术和场景的共同生成。新兴产业中的需求并非只是等待被发现，而是在生成式人工智能支持下被不断塑造、测试和调整，从而形成“技术生成场景—场景塑造需求—需求反哺技术”的动态循环。未来产业对这一机制的依赖更为突出，其需求尚未出现而非仅未显化，有赖于生成式人工智能通过生成应用情境和交互原型，使尚不存在的市场得以被提前模拟和检验，从而开启“技术引致新需求”的通道[18]。

第三，生态扩展机制。新兴产业的发展通常不依赖单一企业的纵向整合，而更依赖技术平台、开发者网络、科研机构、初创企业和应用场景方之间的开放协作[22]。生成式人工智能通过模型开源、接口扩展、知识迁移和模块化调用，增强不同主体之间的联结能力和协同开发能力，使技术成果能够以更低成本在不同场景、行业和主体之间扩散。与传统平台协同更多强调资源共享不同，这一机制更突出生成式人工智能对知识组合和应用扩散的放大作用，通过持续生成新的应用接口、技术组合和合作方式，推动新兴产业由单点创新走向生态化扩展。创新链和产业

链之间不再是围绕单一产品或项目进行衔接，而是逐步形成跨主体、跨场景和跨链条式的开放式创新网络。就未来产业而言，这一机制的意义还在于分担探索风险：其技术路线和主要用途处于剧烈变动之中，可行方向有赖于多主体并行试错，生成式人工智能降低了参与前沿探索的门槛，使试错成本得以在不同主体之间分散承担。上述三种机制的作用路径如图4所示。

（三）生成式人工智能驱动的新兴产业和未来产业双链融合模式

1.创新引领型融合模式

创新引领型融合模式主要解决“技术—产业”高效衔接问题，是指以生成式人工智能为核心支撑，将新兴产业和未来产业中高频涌现的技术创新迅速转化为现实生产力，并以前沿科技为牵引力推动产业链整体升级和重构。在这一模式中，生成式人工智能通过加快技术原型形成和前期验证过程，提升创新链向产业链输出可转化成果的效率，推动创新链前沿技术概念更快转化为产业应用，在高度活跃的创新活动和快速变化的市场需求之间建立智能化联通机制。与传统产业中较多依赖经验积累和渐进改良的创新路径不同，新兴产业和未来产业本身具有较强的技术驱动特征，但其面临的突出问题在于，前沿技术成果能否高效转化为可测试、可验证、可部署的产业化原型。生成式人工智能的引入，为缩短这一转化过程提供了新的技术条件，能够显著提升技术的可转化性和跨场景适配能力，实现技术创新和产业应用的高效衔接。

在运作机制上，该模式的关键在于生成式人工智能将创新链中的技术突破快速嵌入产业链端，依托大规模预训练和多模态生成能力，将抽象的技术原型转化为可直接应用的解决方案。生成式人工智能的“零样本”和“小样本”迁移特

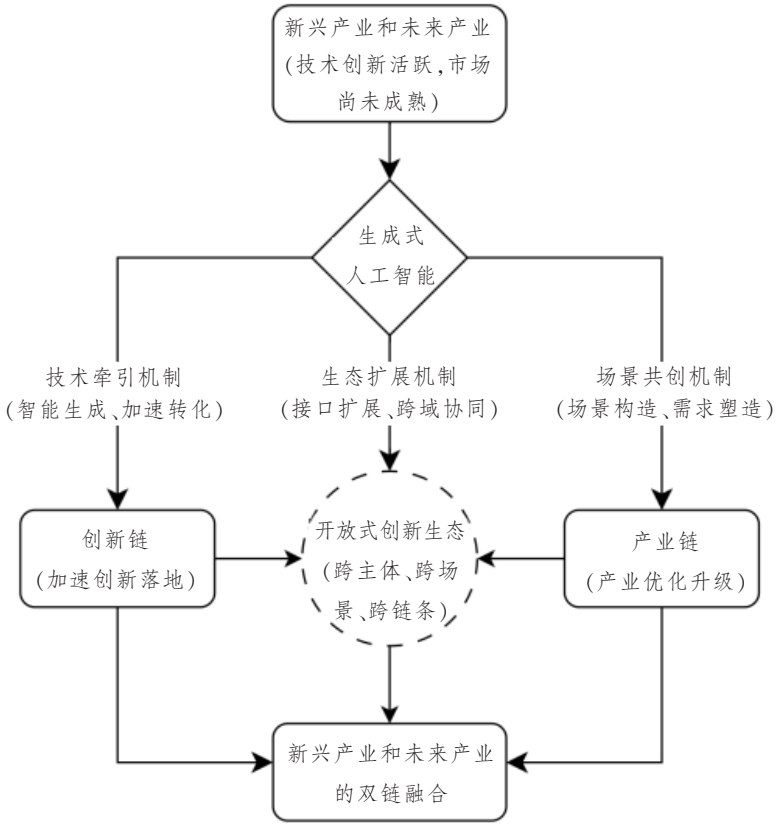

图4 生成式人工智能推动新兴产业和未来产业双链融合的理论机制

性,使其能够在不需要大量特定领域微调的情况下,将技术成果灵活部署至多个产业场景。例如,PaLM 模型在高达 5 400 亿参数规模下仅依赖预训练就展现出强大的涌现性和跨场景适配能力,验证了生成式人工智能提高创新链成果进入产业链速度的可行性[23]。这意味着技术成果不再长期停留于实验室,而是能够在生产、服务、治理等多领域被即时吸收和落地,从而显著缩短科技成果转化周期。

在应用层面,新兴产业和未来产业快速迭代的特点与生成式人工智能的智能赋能形成高度契合。这一模式在新能源、生物等新兴产业,以及未来健康、未来信息等未来产业方向中均有体现。例如,在新能源产业中,生成式人工智能正展现出创新引领型融合模式的典型特征。特斯拉(Tesla)在电动汽车和智能能源系统的研发过程中,率先将生成式人工智能应用于自动驾驶算法、能源优化和电池管理系统(BMS)。传统 BMS 依赖经验模型和固定规则,难以应对复杂多变的使用场景,而特斯拉利用生成式人工智能对全球车队的海量数据进行建模,实现了电池性能退化的提前预判,并生成智能能耗分配方案。这一突破不仅显著提升了车辆续航和安全性能,还推动了新能源汽车产业链上下游(电池制造、整车生产、智能出行服务)的整体优化升级[24]。该案例表明,生成式人工智能在新兴产业中能够作为关键技术支撑,通过算法和数据的深度结合,在关键环节实现突破性引领,并快速渗透至产业链环节,带动整个新能源产业的协同演进。在未来产业方向中,该模式的作用重心有所前移。由于主导设计尚未确立,创新链的产出往往是有待验证的技术路线,而非可直接部署的方案,生成式人工智能的引领作用更多体现为压缩路线验证的周期和成本。这正是创新引领型融合模式在不同发展阶段产业中的现实体现。

2.需求创造型融合模式

需求创造型融合模式主要解决“市场—技术”的前瞻塑造问题,是指在新兴产业和未来产业发展过程中,生成式人工智能通过参与场景构造、内容生成和交互测试,将尚未充分显化的潜在需求转化为创新链可识别、可响应的研发方向,其核心逻辑并非单纯迎合既有市场,而是通过智能分析和创造性生成,直接塑造新的消费和应用场景。这一模式对尚处于早期发展阶段、商业模式和市场路径尚不清晰的新兴产业和未来产业尤为重要。这是因为,在此阶段,产业竞争的关键在于抢先发现和占领潜在需求,而非被动等待成熟市场的出现。与传统产业强调“发现需求—响应生产”的响应式逻辑不同,新兴产业和未来产业往往需要在市场尚未成型之前进行前瞻性布局,而生成式人工智能的引入,使这一前置化策略成为可能。就未来产业而言,这一逻辑更为彻底:其面对的并非尚未显化的需求,而是尚未出现的需求,应用场景须与技术同步生成,需求创造因而不是可选的竞争策略,而是产业得以成立的前提。

在核心机制上,需求创造型融合模式通过生成式人工智能对用户行为、消费偏好、政策动向、文化潮流、社会趋势等多源异构数据的深度语义分析和模式识别,从中提炼潜在需求要素,并通过内容生成、场景构建、虚拟体验模拟等手段,将这些潜在需求具象化、可视化和可交互化,从而催生全新的市场需求。生成式人工智能基于大模型架构,结合人类反馈的强化学习等训练方式,使其在与用户和市场的持续互动中不断优化需求预判和场景塑造能力。这不仅改变了传统的市场调研机制——由依赖问卷、访谈等线下方式转向基于语义空间的动态交互,还重塑了需求发现的组织方式。由此,创新链中的技术供给可以更早进入产业链的应用探索过程,产业链端的场景变化和用户反馈也能更快反向作用于技术迭代,逐步形成“场景生成—需求塑造—技术调整”的动态过程[25]。

在应用层面,该模式已在数字创意、新一代

信息技术等新兴产业，以及未来制造、未来空间等未来产业方向中展现潜力。例如，虚拟数字人（AIGC 驱动的虚拟主播、虚拟偶像）产业的兴起便是典型例证。传统的文化娱乐产业主要依赖真人表演和人工制作，而生成式人工智能的引入，使企业能够通过文本生成、语音合成和图像建模打造虚拟数字人。这些数字人不仅能够在直播电商、在线教育、客服服务等领域替代人类角色，还能创造出全新的消费体验和商业模式。以百度文心一言驱动的虚拟主播系统为例，该系统已经在媒体播报和电商平台中广泛应用，形成超越原有需求的全新市场生态，推动了创意产业链的延展和升级。在这一过程中，生成式人工智能不仅是需求识别的工具，还是创新过程的共创者和场景构建者，使新兴产业能够在技术不确定和需求模糊的交汇点率先落子，占据市场先机，并推动从潜在需求到产业化落地的动态耦合过程。在未来产业的应用中，这一过程的起点更为靠前：由于真实用户和市场规模均未形成，生成式人工智能所构造的虚拟场景往往成为需求验证的唯一途径，其结果直接决定技术投入的方向。

3.生态扩展型融合模式

生态扩展型融合模式主要解决“跨领域—多主体”协同扩展问题，在技术要素流动性较强、产业边界较为开放的新兴产业和未来产业中，生成式人工智能通过降低跨主体、跨场景和跨行业协同的联结成本，推动创新链和产业链由围绕单一项目或单一产品的衔接，转向更加开放式、网络化的生态扩展。与传统产业倾向于在内部构建封闭式的“生态闭环”不同，这两类产业的发展环境具有更高的复杂性和不确定性，其创新链和产业链呈现更强的流动性、模块化和可重组特征，这使得跨域协作和生态延展成为保持竞争力的关键。在这一背景下，生成式人工智能凭借其泛化性和跨模态理解能力，不仅能够在单一产业链内部实现高效联结，还具备在不同产业链与多类创新主体之间迁移知识、融合技术的能力，从而推动封闭链条向高度联通的开放生态系统转变[26]。

在核心机制上，生成式人工智能通过模型开源、接口扩展、模块化调用和知识迁移，增强了不同创新主体之间的联结能力，使技术成果能够在不同场景和不同产业之间以较低成本扩散。这里的关键不只是资源共享，而在于生成式人工智能能够持续生成新的应用接口、技术组合和合作方式，从而推动原本分散的技术能力、场景资源和产业主体形成更广泛的协作网络。由此，创新链和产业链之间的互动不再局限于纵向传递，而是逐步表现为跨主体、跨场景和跨链条的开放式扩展。这一机制不仅提高了资源配置效率，还显著降低了跨产业协作的边际成本，为新兴产业和未来产业提供了可持续扩展的生态基础。

在应用层面，该模式在新材料、新能源、高端装备制造等新兴产业，以及未来材料、未来制造等未来产业方向中均有体现。例如，在材料科学和高端装备制造的跨域协作中，Google 旗下 DeepMind 推出的 GNoME 系统利用图神经网络，从数百万种潜在新材料中进行高效筛选，并通过自动化实验平台 A-Lab 完成数十种新材料的自动化合成验证，构建起从算法预测到实验验证的智能闭环。这一实践的价值不仅在于大幅缩短材料研发周期，还在于其所依托的产业分工尚不成熟。生成式人工智能在此承担的不只是联结既有主体的功能，而是在缺乏稳定上下游配套的条件下组织起跨学科的探索网络，由此验证了其在跨领域技术融合中的关键枢纽作用。此外，近年来围绕开源大模型形成的产业协作平台，同样体现了生态扩展型融合模式的特征。这类平台通过共建算力设施、共享算法模型和开放数据接口，实现不同产业主体的对接，推动创新成果在产业内部和周边产业间的快速扩散，催生新的商业模式和产业链节点。由此，生态扩展型融合模式构建出一个以生成式人工智能为核心枢纽的多向互联网络，在这一网络中，不同的创

新主体和产业实体既是知识的接收者，又是价值的再创造者，形成多点共创、跨界协同的演进机制，推动整个“技术—经济”体系的协同升级和持续扩展。上述三种模式的驱动力来源、适用行业特征和核心机制如表2所示。

五、研究结论与政策建议

在智能化浪潮加速席卷全球的背景下，生成式人工智能正成为引领新一轮科技革命和产业变革的核心力量。本文围绕生成式人工智能的技术演进、颠覆性特征、技术经济范式转换及其对传统产业、新兴产业和未来产业双链融合的推动作用展开系统探讨。研究发现：生成式人工智能的发展大致经历了任务特定模型、预训练语言模型和多模态大语言模型三个阶段，并在演进过程中形成了涌现性、泛化性和通用性三大颠覆性特征，这些特征不仅赋予生成式人工智能跨领域知识生成、快速迁移和系统协同的能力，还使其成为新一轮以智能系统和人机协同为核心的技术经济范式跃迁的重要驱动力；在技术经济体系层面，生成式人工智能通过内容生成、知识重组和跨模态转译，推动创新链和产业链协同由信息联通进一步转向知识生成、方案共创和场景迭代，显著缓解了技术供给与市场需求之间的结构性错配；在传统产业中，生成式人工智能主要通过创新突破型、需求驱动型和生态闭环型三种模式，分别解决“不会做”“做什么”“如何持续做”的问题，补齐研发短板、缩短需求传导周期并构建内部智能化循环系统，从而提升技术转化效率和市场适配度，推动路径依赖较强的传统产业实现

表2 生成式人工智能赋能新兴产业和未来产业的双链融合模式

融合模式	驱动力来源	适用行业特征	生成式人工智能角色定位	核心机制	代表案例
创新引领型	技术转化驱动——以前沿科技的创新突破，快速转化应用，牵引产业升级	技术迭代快、创新密度高、科研资源集中度高的新兴产业（如新材料、生物）；未来产业中对应未来健康、未来信息等方向	技术—产业桥梁：将创新链的技术成果快速转化为产业链方面的实际应用	多模态生成和推理建模，缩短从科研结果到产业应用转化周期，推动产业先导发展	特斯拉（Tesla）将生成式人工智能应用于电池管理系统（BMS）和自动驾驶研发，实现性能突破并引领产业链升级
需求创造型	需求创造驱动——通过对潜在消费需求的挖掘和场景塑造，加速新兴产业和未来产业演进	商业敏捷度高、用户需求多元的新兴产业（如数字创意、新一代信息技术）；未来产业中对应未来制造、未来空间等方向	需求共创者：识别用户的潜在需求，构建新场景并反哺创新链进行研发	多源异构数据的语义分析+趋势预测+虚拟场景构建，实现从需求生成到技术迭代，再到产业化落地的动态耦合	百度文心一言驱动的虚拟主播系统在电商平台广泛应用，结合虚拟数字人（AIGC虚拟主播、偶像）产业，开创全新消费场景并推动产业链延展升级
生态扩展型	开放协同驱动——打破行业之间的壁垒，构建开放生态，实现跨产业、跨领域的互动融合	创新链与产业链高度模块化，需要跨领域协同的新兴产业（如新材料、新能源、高端装备制造）；未来产业中对应未来材料、未来制造等方向	智能枢纽：跨产业连接、迁移知识并融合技术，构建开放生态	跨域知识迁移+开源技术生态+多主体协作+动态演化，形成从多点协同到跨界协同的网络体系	DeepMind的GNoME系统结合自动化实验平台A-Lab，构建从算法预测到实验验证的智能闭环，组织起跨学科探索网络

跨越式升级；而在新兴产业和未来产业中，生成式人工智能则侧重加速迭代和扩展生态，通过创新引领型、需求创造型和生态扩展型三种模式，推动技术原型更快形成并进入产业链，促进潜在需求在场景互动中生成和演化，并增强不同主体、不同场景和不同行业之间的协同扩散能力，从而实现技术进步和产业拓展的动态统一。其中，由于未来产业的主导设计尚未确立、产业链形态和市场需求均处于孕育阶段，上述三种模式的作用重心相应前移，更多体现为技术路线的筛选、应用场景的创造和探索风险的分担。

基于上述研究结论，在生成式人工智能驱动双链融合的背景下，为进一步释放其系统价值，推动产业智能化、高端化、协同化发展，本文按照“夯实基础—促进融合—保障安全”的逻辑路径，提出三方面的政策建议。

第一，夯实生成式人工智能基础平台和通用能力底座。将生成式人工智能纳入国家和地方重大科技专项、产业基金及战略性新兴产业和未来产业扶持政策的重点方向，加快构建算法研发、数据治理和算力供给“三位一体”的能力体系，打造自主可控、安全高效的大模型基础平台。要建立以开源共享为导向的技术生态，鼓励高校、科研院所和平台企业联合发布基础模型、插件接口和微调模块，降低产业应用门槛、提升资源复用效率。同时，应优化基础设施向产业开放的制度安排，支持龙头企业通过 API 服务将通用大模型向中小企业输出，形成“核心平台—行业场景—应用终端”垂直贯通的技术供给体系，为双链融合提供坚实底座。

第二，构建双链协同和重点场景示范机制。针对技术创新与产业应用之间的断层、延迟、偏差等问题，应构建“政府—高校—企业—平台”多元主体参与的双链协同治理机制，打造“技术—产业双向联动试点区”或“AI+产业集群”，鼓励技术源头单位和应用主体联合攻关、同步验证。完善科技成果转化机制，通过技术入股或场景对接等方式加快高价值人工智能成果的产业化落地[27]，形成涵盖模型部署接口、数据安全机制、行业适配方式等内容的通用标准体系。在应用层面，应以医疗健康、高端装备制造、绿色能源、数字文创等新兴产业重点领域为突破口，同时面向未来制造、未来健康、未来信息等未来产业方向前瞻布局，开展梯度化场景示范试点，建立多维度价值评估体系，既要衡量创新效率、成本节约、生态联动、市场激发等直接成效，又要关注技术的跨行业迁移路径和场景外溢效应，形成“行业经验—技术模型—通用平台”的螺旋式扩展。

第三，健全生成式人工智能风险治理体系，保障双链融合可持续发展。在推动生成式人工智能深度融入产业的同时，应从制度层面强化风险防控和伦理治理，确保融合过程的安全性和可持续性。建议制定专门的监管规范，明确算法透明、训练数据来源、结果责任划分等制度边界，建立第三方独立评估机制，对模型安全性、偏倚性和公平性进行验证。在产业链层面，应当严格规制数据流转、隐私保护和知识产权归属问题，推动形成“可信模型—可信平台—可信生态”的全链条保障环境。同时，将科技伦理要求嵌入企业和科研机构管理，建立以“AI 伦理审查+产业准入”为核心的制度安排，促进技术发展和社会价值相协调，防止生成式人工智能在大规模应用中的制度失序和风险外溢。Reform

参考文献

[1]洪银兴，任保平.数字经济与实体经济深度融合的内涵和途径[J].中国工业经济，2023(2)：5–16.

[2]余南平.通用人工智能时代的国际权力重塑[J].中国社会科学，2025(4)：41–59.

[3]Goodfellow I J, Pouget–Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 27: 2672–2680.

[4]Perez C. Structural change and assimilation of new technologies in the economic and social systems[J]. Futures, 1983, 15(5): 357–375.

[5]Perez C. Technological revolutions and financial capital: the dynamics of bubbles and golden ages[M]. Cheltenham: Edward Elgar, 2002.

[6]Dosi G. Technological paradigms and technological trajectories: a suggested interpretation of the determinants and directions of technical change[J]. Research Policy, 1982, 11(3): 147–162.

[7]眭纪刚.科学与技术:关系演进与政策涵义[J].科学学研究,2009(6):801–807.

[8]阳镇,方莹莹.DeepSeek赋能现代化产业体系的理论逻辑与策略选择[J].改革,2025(4):119–131.

[9]Grimes M, Von Krogh G, Feuerriegel S, et al. From scarcity to abundance: scholars and scholarship in an age of generative artificial intelligence[J]. Academy of Management Journal, 2023, 66(6): 1617–1624.

[10]郑世林,陶然,杨文博.ChatGPT等生成式人工智能技术对产业转型升级的影响[J].产业经济评论,2024(1):5–20.

[11]Zaidan E, Ibrahim I A. AI governance in a complex and rapidly changing regulatory landscape: a global perspective[J]. Humanities and Social Sciences Communications, 2024, 11(1): 1121.

[12]吴超楠,袁野,陈燕华,等.数字技术创新链与产业链的融合升级研究:以新一代人工智能为例[J].科学管理研究,2024(1):74–84.

[13]李晓华,王怡帆.未来产业的演化机制与产业政策选择[J].改革,2021(2):54–68.

[14]Hansen M T. The search–transfer problem: the role of weak ties in sharing knowledge across organization subunits[J]. Administrative Science Quarterly, 1999, 44(1): 82–111.

[15]杜传忠,李钰葳.科技创新与产业创新深度融合:机制、模式与路径选择[J].社会科学战线,2025(4):21–34.

[16]Ataei M, Cheong H, Grandi D, et al. Elicitron: a large language model agent–based simulation framework for design requirements elicitation[J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering, 2025, 25(2): 021012.

[17]Khan S, Mehmood S, Khan S U. Navigating innovation in the age of AI: how generative AI and innovation influence organizational performance in the manufacturing sector[J]. Journal of Manufacturing Technology Management, 2025, 36(3): 597–620.

[18]沈华,王晓明,潘教峰.我国发展未来产业的机遇、挑战与对策建议[J].中国科学院院刊,2021(5):565–572.

[19]Christensen C M. The innovator's dilemma: when new technologies cause great firms to fail[M]. Boston: Harvard Business Review Press, 2015.

[20]Korinek A. Generative AI for economic research: use cases and implications for economists[J]. Journal of Economic Literature, 2023, 61(4): 1281–1317.

[21]薛澜,姜李丹.生成式人工智能驱动未来产业创新的范式变革[J].中国科学院院刊,2025(5):820–827.

[22]Jacobides M G, Cennamo C, Gawer A. Towards a theory of ecosystems[J]. Strategic Management Journal, 2018, 39(8): 2255–2276.

[23]Chowdhery A, Narang S, Devlin J, et al. PaLM: scaling language modeling with pathways[J]. Journal of Machine Learning Re-

search, 2023, 24(240): 1–113.
[24]Ghalkhani M, Habibi S. Review of the Li–ion battery, thermal management, and AI–based battery management system for EV application[J]. Energies, 2023, 16(1): 185.
[25]Fui–Hoon Nah F, Zheng R, Cai J, et al. Generative AI and ChatGPT: applications, challenges, and AI–human collaboration[J]. Journal of Information Technology Case and Application Research, 2023, 25(3): 277–304.
[26]Brown T, Mann B, Ryder N, et al. Language models are few–shot learners[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 1877–1901.
[27]邵云飞,陈燕萍,吴晓波,等.从“研发”到“市场”:链主企业如何实现关键核心技术的商业化?[J].管理世界,2024(12):19–43.

Generative Artificial Intelligence, Transformation of Techno–Economic Paradigm, and the Dual–Chain Integration Models

Sun Xiaohua Zheng Kaitian Ma Xuejiao

Abstract: As the core driving force behind the new round of scientific and technological revolution and industrial transformation, generative artificial intelligence is reshaping the techno–economic paradigm with disruptive power, becoming a key force in empowering the high–quality development of industries and fostering new quality productive forces. Based on the analysis of the stage division and disruptive characteristics of generative artificial intelligence, this paper reveals its important role in promoting the leap of the techno–economic paradigm from industrial logic and digital logic to intelligent collaboration logic, and explores the inherent mechanism by which generative artificial intelligence drives the two–way integration of the innovation chain and industrial chain—namely, transforming the mode of knowledge production, reconstructing the form of economic organization, and improving the institutional adaptation mechanism. Furthermore, in light of the differentiated dual–chain attributes of traditional, emerging, and future industries, this paper proposes the theoretical mechanisms and implementation models of generative artificial intelligence–driven dual–chain integration: in the field of traditional industries, generative artificial intelligence promotes three chain–complementing and efficiency–enhancing models of dual–chain integration (innovation breakthrough model, demand–driven model, and ecological closed–loop model) through mechanisms of innovation enhancement, demand translation, and ecological optimization; in the field of emerging and future industries, generative artificial intelligence facilitates three accelerated iteration models of dual–chain integration (innovation–led model, demand–creation model, and ecological expansion model) through mechanisms of technology traction, scenario co–creation, and ecological expansion.

Key words: generative artificial intelligence; techno–economic paradigm; dual–chain integration; traditional industries; emerging industries; future industries

(责任编辑:罗重谱)