智能原生经济的运行机制、演化路径与结构分化研究

龚晓峰，顾 强

（深圳大学粤港澳大湾区新兴产业发展研究院，深圳 518060）

摘要： 随着人工智能从辅助工具演进为经济系统的重要基础设施，智能原生新业态和智能原生公司大量涌现，推动智能原生经济加速形成。现有文献大多将人工智能视为生产工具或产业要素，缺乏对其整体结构、业态演进及运行机制的系统分析，也未将其作为独立经济形态加以研究。基于技术-经济范式演进理论，对智能原生经济的概念内涵、体系结构及演化机制进行系统分析。首先，在界定其与数字经济、平台经济关系的基础上，提出智能原生经济的“三层五群 N 业态”体系结构及系统分析框架；其次，从数据驱动配置、人机协同生产与自增强循环三个方面，刻画其基本运行机制；再次，提出“渐进嵌入”与“结构重组”并行的演化路径，并从阈值效应与路径依赖角度推导可检验命题；最后，分析在路径依赖与路径创造双重作用下，经济结构呈现“基础层趋于集中、应用层趋于多元”的分化格局。从微观层面探讨企业采纳智能原生模式的决策逻辑，并提出人工智能渗透率、数实耦合度与循环反馈效率等可操作化指标，为后续实证研究提供分析路径。研究表明，智能原生经济并非对既有经济形态的简单替代，而是在特定技术与组织条件下，通过自增强循环实现的结构性跃迁。由此，政策支持应由单纯的业态规制转向对关键涌现条件的优化。研究结论可为理解人工智能驱动下产业形态演进及相关政策制定提供理论参考。

关键词： 智能原生经济；技术—经济范式；人工智能；业态演化；数据要素

中图分类号： F49 **文献标志码：** A **文章编号：** 1671－1807(2026)16－0049－12

智能技术的革命性演进正推动人类生产方式由机械化、电气化、信息化向智能化阶段跃迁[1-2]。随着大模型在内容生成、复杂推理与任务执行等方面能力的持续提升，人工智能正由“辅助工具”向“基础性生产要素”转变，进而推动经济运行方式发生深刻变化。既有研究表明，信息技术的广泛扩散推动经济活动由传统加工制造结构向以信息与网络为核心的形态转型[1-2]；技术经济学进一步指出，通用技术的扩散通常伴随着技术-经济范式的重构，并对生产要素、生产组织及经济增长模式产生系统性影响[3-8]。随着大语言模型能力的涌现，人工智能正经历从“工具性辅助”向“自主性生成”的质变，这一跃迁已逐步超越既有通用技术扩散的解释边界，预示着一种新型经济形态的加速形成[7-9]。

当前，人工智能正由“技术工具”向“智能基础设施”转变[10]。大模型的跨领域通用能力[9]及算力、数据与模型的协同演化，使其逐步突破传统通用技术的赋能逻辑，呈现出生成性、自主性与协同性的新型基础设施特征[7,11]。与此同时，围绕模型研发、算力供给、模型训练与平台运营等环节，人工智能自身产业链逐渐形成。在此过程中，以模型能力供给与智能工具服务为核心的人工智能原生公司（AI-native company）加速涌现，推动形成面向“企业—企业—智能体”（B2B2A）的新型价值链[7-10]。例如，Anthropic、智谱人工智能（artificial intelligence，AI）通过应用程序编程接口（application programming interfac，API）为使用者提供基础模型能力。“超级个体”“一人公司”OPC（AI-driven one-person company，指以人工智能为核心生产要素驱动的一人公司形态，在该类组织中，人工智能并非辅助工具，而是其生产与运营的基础条件）等新型主体形态开始出现，并对传统企业组织结构产生潜在重塑作用[10,12]。

近年来，围绕生成式人工智能与产业结构重构的研究迅速增长，既有研究多将人工智能纳入通用技术分析框架，强调其通过任务自动化实现生产率的渐进提升[13-14]，但难以解释人工智能能力由“工具”向“主体”的跃迁，更难以解释一种全新经济形

收稿日期： 2026-04-19

基金项目： 广东省哲学社会科学规划 2025 年度大湾区研究专项课题（GD25DWQYJ04）

作者简介： 龚晓峰（1965—），男，江西南昌人，博士，特聘教授，博士研究生导师，研究方向为产业经济、政府管理等；顾强（1969—），男，江苏南通人，博士，特约研究员，研究方向为产业经济。

态的出现。当大模型具备涌现推理能力与一定程度的自主决策能力，且智能体系统能够独立执行复杂任务时，技术变革已超越“扩散-适配”的线性逻辑，转而触发经济基础设施与产业体系结构的系统性重构[7,15]。

在此背景下，本文将一种以通用智能能力内嵌为基础设施、以人机协同与智能体自主决策为内生组织方式的新型经济形态界定为“智能原生经济”（AI-native economy）。当经济系统的核心生产函数由“数据驱动匹配”转向“模型驱动生成”时，可视为由数字经济向智能原生经济的范式跃迁。这一转变意味着人工智能不再仅提升既有配置效率，而是直接参与价值生成过程，并对生产要素结构、组织形态及产业边界产生系统性重塑[13-15]。

本文的分析并非对既有研究的简单延伸，而是旨在形成不同于主流文献的解释路径。首先，在通用技术（GPT）分析框架中，隐含的前提是“人类始终为决策主体”，难以解释智能体在部分场景中已具备任务闭环执行能力的现实。其次，平台经济与数字经济相关研究主要围绕“连接效率”与“数据匹配”展开，其核心机制仍依赖人类履约，因而在解释“智能体直接参与价值创造”的新现象时存在外推边界。最后，数字经济的研究虽已关注数据要素与算法的重要性，但对“生成性”能力如何重构生产函数缺乏系统分析。基于上述不足，本文尝试从“生成-协同-涌现”的逻辑出发，对人工智能驱动下的新型经济形态进行结构化重构。

本文构建了智能原生经济的系统性分析框架：一是界定智能原生经济的理论内涵与范式特征；二是构建“三层五群 N 业态”的结构模型，解析业态生成与结构演化机制；三是分析智能原生经济自身的运行机理；四是据此提出促进智能原生经济发展的政策框架。

基于上述分析，本文旨在回应相关理论分歧，特别是现有文献对于人工智能是否构成独立经济范式、独立经济形态仍存在不同认识，部分研究仍将其视为数字经济的延伸工具体系。本文的主要贡献体现在以下三个方面。

（1）提出“智能原生经济”的概念，拓展技术-经济范式的分析框架。将其界定为一种以通用智能能力为基础设施、以智能体协同为基本组织形态的新型经济范式；为经济系统运行逻辑从“人类驱动”转向“人机共生驱动”提供概念基础。

（2）构建“三层五群 N 业态”的结构框架及解析业态生成机制与演化逻辑。从基础设施层、平台层与应用层三个层级出发，结合算力供给、模型服务、数据要素、智能体与治理规则五类核心要素，引入动态演化视角，对新业态进行系统化、全景化解构。

（3）构建“数据驱动-智能协同-价值创造-数据反馈”的运行机制模型，揭示智能原生经济的自增强循环特征。在分析数据驱动要素配置、智能体协同生产与智能化价值创造三大机制耦合关系的基础上，本文研究表明，随着模型迁移能力增强与技术范式跃迁加速，经济系统通过“数据-模型-应用”的持续重组不断生成新的发展轨迹，从而弱化既有路径锁定。本文将这一机制性演化特征界定为“路径创造”。

1 智能原生经济的概念与特征

1.1 概念界定：范式跃迁的理论依据

随着以大模型为代表的生成式人工智能快速发展，人工智能在知识生成、复杂推理与任务执行等方面的能力显著提升。既有研究发现，大规模模型在参数规模扩展过程中可能出现“涌现能力”，即在达到一定规模阈值后展现出小模型不具备的复杂推理能力[9]。本文认为，智能原生经济之所以能从数字经济中独立出来，构成新的范式跃迁，根本原因在于其引发了生产逻辑的本体论转变，具体体现为从“确定性连接”向“概率性生成”的质变。

需要说明的是，本文提出的“智能原生经济”并非对数字经济或平台经济的简单替代关系，而更接近于在既有范式基础上的演进与拓展。在实际运行中，三种经济形态存在一定的交叉与嵌套关系。一方面，智能原生业态往往依托数字基础设施与平台体系运行；另一方面，部分数字经济活动在嵌入生成式人工智能后，呈现出向智能原生形态演化的过渡特征。因此，本文所作区分主要是一种分析性划分，用以突出不同主导生产逻辑下的结构差异，而非绝对割裂的范式替代关系。

所谓“原生性”，是指人工智能能力并非作为外生技术嵌入既有生产体系，而是在系统形成之初即内嵌于核心架构之中，成为具有生成性特征的基础设施。既有研究普遍认为，人工智能具备成为新一轮通用技术并推动技术-经济范式演进的重要潜力[13,16]。在此基础上，本文进一步将其界定为经济系统的底层基础设施与内生驱动要素，从而为“智能原生经济”的理论构建提供概念基础。本文认为，生产逻辑的转变在一定程度上呈现出范式差异性，尤其在主导生产函数与价值创造机制上表现出

显著不同,但在具体实践中仍存在过渡形态与交叉区间。

(1)生产函数的重构。数字经济生产函数建立在确定性的规则与匹配算法之上,智能原生经济遵循"生成创造价值",其生产函数建立在概率性的模型推理与知识涌现基础之上。

(2)决策主体的位移。在数字经济范式下,AI始终处于"被调用"的工具地位,决策主体始终是人,而在智能原生范式下,智能体具备了"意图理解-任务拆解-自主执行"的闭环能力,使得非人类主体首次成为生产活动的直接承担者与决策参与者。

智能原生经济并非数字经济的线性延伸,若生产函数中"智能体贡献项"成为不可替代的必要组成部分,则可将该转变界定为范式跃迁,而非既有技术体系的深化。需要强调的是,这一转变在一定程度上体现出范式差异性,尤其在生产函数与价值创造机制上表现出显著不同,但在实践中仍存在过渡形态与混合结构。据此,本文将智能原生经济界定为:以通用智能能力为基础设施,以智能体为核心行动单元,通过"数据—模型—应用"自增强循环实现价值生成的新型经济形态。

1.2 主要特征:基于比较维度的结构性解析

与工业经济和数字/平台经济相比,智能原生经济在技术基础、要素组合与组织方式上呈现出结构性的重组,而非简单的线性迭代(表1)。

(1)基础设施属性的根本转变。工业经济依赖物理网络(交通、电力),数字经济依赖信息网络(互联网、云),二者本质上均为传输型基础设施,旨在降低连接成本。智能原生经济的基础设施是以大模型、算力与智能体为核心的认知型基础设施。其本质差异在于:传统基础设施不产生新知识,仅搬运既有信息;而智能原生基础设施具备"生成性",能够根据输入产生未曾存在的知识与方案。这种从"传递存量"到"创造增量"的转变,构成了两者质的差异。

表1 工业经济、数字/平台经济与智能原生经济的结构比较

维度	工业经济	数字/平台经济	智能原生经济
范式本质	物理效率导向	连接效率导向	生成与认知导向
技术基础	能源、机械设备	信息网络、数字平台	大模型、推理算力、智能体集群
核心生产要素	土地、资本、劳动	数据、算法、算力	算力、模型、数据、智能体(准主体)
生产执行单元	人(操作机器)	人+软件系统(辅助工具)	人+智能体(协同/自主执行)
生产组织方式	企业层级结构	平台网络结构	人机共生+多智能体自主协同
价值创造核心	规模经济	网络效应	智能涌现与生成效应
经济运行逻辑	边际成本递增	边际成本递减(复制成本为0)	边际认知成本趋近于零

(2)生产要素结构的"准主体"跃迁。工业经济的要素组合是"土地-资本-劳动",数字经济是"数据-算法-算力"。在数字经济中,算法是静态的规则集,完全受控于人类指令。在智能原生经济中,智能体作为一种新型要素加入生产函数。它不再是被动加工的"原材料",也不是单纯执行指令的工具,而是具备感知、推理与执行能力的"准主体"。若移除AI能力,数字化企业的流程仍可由人工替代执行(尽管效率降低);而智能原生企业的核心业务逻辑将直接坍塌,因为其业务流程本身就是由模型生成的,人类无法复现其复杂的生成路径。这一变化并非简单的技术替代,而更接近于生产逻辑的重写。

(3)组织方式的"反向赋能"逻辑。数字/平台经济的组织逻辑是"平台撮合+人履约",通过连接供需双方实现网络效应[7,17]。智能原生经济的组织逻辑则发生了倒置:由智能体直接履约,人类退居至监督与设定目标的幕后。这种"人机职能分离"打破了科斯定理中关于企业边界的传统界定,即企业的边界不再受限于管理成本,而是受限于模型的能力边界。例如,OPC设计公司可同时管理数十个数字人完成全流程设计,这种"超级个体"模式在传统数字企业架构中是无法通过渐进改造实现的,必须基于智能原生逻辑重构组织形态。

(4)价值创造逻辑的"涌现效应"。数字经济遵循规模经济与网络效应,价值增长依赖于用户数量的线性叠加(梅特卡夫定律)。智能原生经济则遵循涌现效应,价值增长依赖于模型能力的迭代与场景深度的挖掘。随着模型参数与数据规模的积累,系统会在特定阈值下涌现出新的能力(如代码生成、多模态理解),从而在边际成本趋近于零的情况下开辟全新的价值空间。这种非线性的价值跃迁机制,是区分两种经济形态的重要标尺。

表1揭示了三种经济形态的演进主线:核心生产要素经历了从"物质性"向"信息性"再向"智能性"的递进。特别需要注意的是,从数字经济向智能原生经济的跨越,并非简单的技术迭代,而是生产主体由"人"向"人机复合体"的让渡。需要进一步指出的是,本文所提出的"智能原生经济"更可理解为在数字经济与平台经济基础上的"主导机制切

换”,而非完全替代性的独立范式。在现实运行中,不同经济形态在技术基础、组织方式与价值创造机制上呈现出渐进演化与交叉嵌套的特征,其边界具有一定的动态性。

2 智能原生经济体系的基本结构及业态生成机制

前文分析了智能原生经济的若干关键特征。基于这一认识,本文尝试从结构化视角出发,提出“纵向三层-横向五群-N类业态”的分析框架,旨在对要素组合方式、生成演化机制进行理论概括。其中,纵向“三层”(基础设施层-运行控制层-应用执行层)是“价值传导分工结构”,主要解构智能能力由供给到价值实现的传导路径,侧重于价值链分工逻辑;横向“五群”(算力、模型、数据、智能体与治理)是“能力要素结构”,从要素功能维度揭示体系运行所依赖的关键能力集合。本文提出的体系结构是在既有数字基础设施分层与平台生态结构研究基础上进行的扩展性重构。

2.1 纵向三层:智能原生经济的产业分工体系

基础设施层承担智能能力供给的核心功能,由推理算力、基础模型能力与数据要素等关键构件构成。“基础模型能力”是指通过大规模预训练形成的通用智能能力基础,在不同应用场景中可进一步演化为行业或企业级模型。基础大模型通过大规模预训练与持续学习,在跨领域任务中展现出规模驱动的涌现能力[9],成为通用智能能力的核心载体;推理算力依托智算中心-边缘计算-端侧设备的泛在算力网络,为大模型训练与实时推理提供弹性可扩展的计算动力;数据要素经由采集-标注-交易-合成的市场化配置机制[18],形成模型训练与能力迭代的燃料供给,由此形成“数据投喂→算力支撑→模型进化→智能输出→新数据生成”的自我强化闭环[19],共同构成智能能力提升的底层基础。

运行控制层是连接基础设施层与应用执行层的关键枢纽,其功能类似于数字经济中的“平台调度层”,但更强调基于智能体的任务分解、动态编排与自主执行能力。一般由行业大模型、智能体操作系统、算法治理规则等要素构成。行业大模型通过领域微调与提示工程,将基础设施层的通用能力转化为垂直场景的专业化智能服务[20]。智能体操作系统(agent operating system, Agent OS)使智能体具备任务分解、工具调用、多主体协同的持续自主执行能力[18]。算法治理规则为上述调度行为提供合规边界、安全评估与责任认定的制度框架[18,21]。三者协同构成“能力转化-自主调度-合规治理”的功能闭环。

应用执行层是价值创造的最终实现环节,承担智能调度能力向经济价值转化的核心功能,由垂直场景智能体、人机协作界面、新业态模式三类要素构成。垂直场景智能体在提升生产效率的同时,也对不同职业的任务暴露程度产生差异化影响[19,22]。人机协作界面则定义人类与智能体的交互协议与权责边界,形成“人类主导决策、智能体主导执行”的混合智能生产模式[19,21]。新业态模式涌现——复杂任务经由智能体间协作网络分解为子任务,由专业化智能体集群协同完成[22],形成“需求触发→智能体匹配→协同执行→价值交付”的生成式业态演化机制。例如,智能体即服务(agent-as-a-service)、智能体协作网络(multi-agent marketplace)等业态,相互嵌套,共同构成了生成式经济生态。

2.2 横向五群:智能原生经济的横向功能支撑体系

三层架构解构了纵向产业分工,五群则从横向维度揭示了支撑这一体系持续运转的功能性要素集群。

(1)算力供给群。其承担模型训练、推理部署与智能体运行所需的计算供给功能。算力供给体系不仅是技术基础设施,也构成影响智能原生经济中N类业态生成速度与创新活跃度的重要制度条件。代表性的业态有AI基础设施即服务(artificial intelligence infrastructure-as-a-service, AIaaS)、AI推理即服务(infrastructure-as-a-service2.0, IaaS 2.0)等。

(2)模型服务群。基础大模型依托规模定律提供跨领域通用能力[23];行业/企业大模型通过领域微调实现垂直专业化与组织专属化;多模态模型打通异构数据语义[9]。作为五群枢纽,它向下聚合算力与数据资源,向上赋能智能体决策,通过N业态实现能力产品化。其开放程度与模块化水平直接决定业态涌现速度与生态多样性[18]。代表性业态有模型即服务(model-as-a-service, MaaS)、AI企业操作系统(AI enterprise OS)等。

(3)数据要素群。承担模型训练、推理优化与智能体学习的数据供给功能,由“采集-标注-交易-合成-安全”五个环节构成完整链条。数据采集决定价值上限,数据标注是高质量训练的瓶颈环节,数据交易推动数据从“沉睡资产”向“活跃生产要素”转化,合成数据缓解真实数据稀缺与隐私保护的结构性张力,为数据安全提供合规底座[18]。典型的业

态包括 AI 数据市场、AI 综合合成数据服务(AS-DS)等。

(4)智能体群。承担模型能力向真实环境自主决策转化的功能,由“智能体-多智能体协同-人机接口-自主机器人”等构成。主要有 AI 智能体应用市场(AI agent marketplace)、AI 智能体协议网络(A2A protocol)等业态。例如,在软件开发场景中,代码生成智能体已能够在一定约束条件下完成模块级开发任务,体现出从辅助工具向任务执行主体的转变趋势。

(5)治理规则群。为其他群组提供制度规范与风险防控的系统性保障,由“审计-评估-伦理-标准-监管”等维度构成。典型的业态有 AI 评测与认证(AI testing & certification)、AI 审计(AI audit services)、AI 监管科技(AI RegTech)等。制度-技术协同演化速度决定新业态从技术验证向规模商业化跨越的效率。

五群是一个能力集合,其中任何一群的发育滞后,将通过生态锁定效应传导至全局,形成系统性能力约束[18]。当前,中国算力群与模型群技术领先,数据群与治理群制度滞后,这一结构性短板是制约体系整体能级跃迁的核心要素。

2.3 N 类业态:生成机制与产业谱系

N 类业态是在技术演化与场景需求驱动下涌现的实践形态,“三层五群”是对其要素组合与运行机制的理论抽象,而非业态生成的源头。业态涌现由技术能力、市场需求与制度适配三维条件的组合共同决定,其生成机制可归纳为两种基本类型:①路径创造型生成对应前文的“结构性变革”。当技术使能下的交互结构与价值逻辑发生整体重构时,会涌现出既有要素组合难以推导的新型业态。ChatGPT 初现之时,并无既定的分类框架,这种从“0 到 1”的结构突现,正是该类型的典型体现。②渐进演化型生成则体现为 AI 要素嵌入后的流程重构与场景延伸。以软件开发为例,GitHub Copilot 从初期的代码辅助工具(能力供给),逐步演化为可自主完成模块开发的智能体(系统编排),最终向“生成式开发”跃迁。此类业态未脱离原有产业基础,而是通过渐进积累跨越了“结构跃迁”阈值。

智能原生经济业态呈现“能力供给→任务执行→系统编排→自主运行”的四阶段递进:AI 由工具嵌入逐步转向承担结构化任务,进而形成多智能体协作网络,最终实现具备目标设定与策略调整能力的自主运行,人类介入则从常态转为例外。这一过程本质上是“技术-价值-组织”的三重结构性变革:技术方面,AI 由辅助工具演化为具备感知、推理与执行能力的行动单元;价值方面,创造重心由“人的效率提升”转向“智能体直接参与价值生成”;组织方面,运行模式向“以智能体为核心执行单元”的新型形态演进。三者协同推进,构成了智能原生经济区别于数字经济的关键特征。

基于上述机制,本文构建了智能原生产业谱系(表 2)。该分类矩阵以纵向“三层”刻画智能能力从供给到价值实现的传导路径,以横向“五群”贯穿功能性要素支撑体系。N 类业态分布于各层交汇节点,揭示了多要素组合条件下的动态涌现特征。

表 2 以纵横交叉的二维结构呈现智能原生经济的体系框架。纵轴三层揭示智能能力从供给到价值实现的传导路径;横轴五群贯穿三层,提供功能性横向支撑。N 类业态标注于各层交汇节点,体现多要素组合条件下的动态涌现特征。

2.4 三层五群 N 业态的结构整合:智能原生经济的系统性分析框架

在智能原生经济体系框架中,纵向三层与横向五群并非两套平行的分析工具,而是从不同维度共同刻画智能原生经济结构的互补视角。三层揭示产业分工的纵向逻辑,形成“能力生产-能力调度-价值实现”的纵向价值链。五群揭示要素协同的横向逻辑,为三层的正常运转提供横向支撑。需要区分的是,横向“五群”中的智能体群主要指作为能力载

表 2 智能原生经济业态分类矩阵

层级划分	要素群	代表业态类型	功能定位	典型特征
基础支撑层	算力供给群	IaaS、AIaaS、算力调度平台	提供计算资源与基础设施支撑	高投入、规模化、资源密集型
	数据要素群	数据标注、数据交易、数据治理平台	提供模型训练与优化的数据基础	数据驱动、持续积累、要素化配置
能力服务层	模型服务群	MaaS 平台、开源模型生态	提供基础模型能力与接口服务	模块化、平台化、可复用
	智能体群	Agent OS、多智能体系统	实现任务调度与自主决策执行	自主性、协同性、可扩展
应用执行层	应用服务群	智能客服、内容生成、工业智能应用	面向具体场景提供解决方案	场景驱动、行业嵌入
	新兴业态群(N 类)	AIGC 创业、自治企业、AI 科学发现	推动新商业模式与组织形态演化	涌现性强、边界不清、快速演进

注:各业态在表中的位置体现其主要功能归属,部分业态在实际运行中可能跨层或跨群分布;表中仅列示代表性业态,随着技术演进与制度适配,新业态类型仍将持续扩展。

体的通用技术集合，而应用执行层中的垂直场景智能体是其在具体业务环境中的实例化形态。本文所提出的“三层五群”结构，实质上是对既有业态中要素组合方式、运行机制与组织形态的结构化抽象，用以刻画其内在逻辑，而非作为业态生成的先验框架。

随着生成式人工智能能力的扩展与应用边界的不断外延，新业态在具体场景中生成并扩散，呈现出“实践涌现—结构抽象—机制反馈”的循环演化特征。例如，在生成式人工智能应用中，以 Midjourney 为代表的图像生成平台，其早期主要由用户在具体创作场景中探索使用方式，形成“提示词驱动生成”的实践路径；随后，该路径被抽象为标准化的生成式创作流程，并进一步反向影响模型优化与平台功能设计，体现出由“实践涌现”到“结构抽象”再到“机制反馈”的循环演化特征。

从自主性程度视角看，类似于自动驾驶汽车的智能化程度分层，智能原生业态正在向完全自主型快速演进。第一类为辅助型人工智能（L_1 和 L_2），人工智能作为工具嵌入既有流程之中发挥支持作用。如 AI 代码编写工具与 AI 教育服务等。第二类为代理型人工智能（L_3 和 L_4），体现出由“工具辅助”向“任务代理”的转变，如 AI 代理平台与“AI 编排即服务”等业态。第三类为完全自主型人工智能（L_5），人工干预显著减少甚至退出关键决策环节，典型形态包括“自治企业”与 AI 数字员工等。不同自主性层级反映了 AI 由工具性要素向准主体乃至主体性参与者演进的过程。

根据技术基础、产业生态及制度条件，当前智能原生经济出现分层演化结构。部分业态已形成商业闭环，如“模型即服务”（MaaS）、AI 原生应用及部分垂直行业解决方案等，已形成了订阅付费、按调用量计费等成熟商业模式。公开资料显示，智谱 AI 依托通用语言模型（general language model，GLM）系列基础大模型，通过 MaaS 开放平台，截至 2025 年 11 月已服务 1.2 万家企业客户和 270 万＋开发者[29]。部分为技术成熟但制度适配中的新兴业态，如“推理即服务”“编排即服务”及具身智能服务等业态。这类业态在接口标准、责任边界、收益分配与平台治理等方面仍缺乏稳定制度安排[18]。更多业态处于萌芽阶段，如自治企业、AI 科学发现服务、“去中心化 AI 计算市场”等业态。业态分层演化体现了人工智能技术扩散过程中技术能力、制度安排与产业组织之间的协同演进关系。

由此，“三层五群 N 业态”刻画了智能原生经济的体系结构，也可映射至企业边界划分与政策工具配置框架，具有一定的可操作性与分析扩展性。

3 智能原生经济的运行机制

从技术-经济范式理论视角看，经济运行机制通常体现为资源配置、生产协同与价值创造三个核心维度[5]。智能原生经济则逐步形成以数据驱动、智能体协同与生成式价值创造为特征的新型运行逻辑[15-17]，体现为三大机制的相互作用：数据驱动的要素配置机制（对应数据要素群与算力供给群）决定资源如何智能匹配与动态优化；智能体协同的生产组织机制（对应智能体群与模型服务群）决定生产如何自主调度与多主体协作；智能化价值创造机制（对应应用执行层与 N 业态）决定价值如何生成、捕获与扩散。三种机制自我强化闭环，共同构成智能原生经济生态演化的动力基础。

3.1 数据驱动的要素配置机制：算力-模型-数据的协同演化

传统经济依赖价格机制与科层机制实现资源配置。智能原生经济则形成“算力-模型-数据”三要素协同演化的生成性配置机制[24]，即数据反馈驱动模型优化，模型进化提升智能决策，智能决策生成新数据，形成自我强化的正反馈循环。这一机制的核心特征在于实时性与预测性，智能系统通过持续学习识别需求变化与资源错配，实现从“事后响应”到“事前预测”的配置跃迁[19]。更深层的范式意义在于：数据从“辅助信息”跃升为“配置指令”。在传统经济中，数据服务于人的决策；在智能原生经济中，数据直接驱动智能体的自主配置行为，形成“数据→算法→算力→智能体行动”的闭环指令链[18]。这意味着要素配置从“人类中心”向“人机协同”乃至“智能体主导”演进，资源配置的速度、精度与范围实现量级提升，同时也带来算法权力与治理责任的新命题。在实证方法上，可基于上市公司或数字化转型企业样本构建面板数据模型，以全要素生产率（TFP）或企业绩效为因变量，以人工智能投入强度为核心解释变量，并引入数据要素嵌入程度与组织结构调整幅度作为中介变量，采用工具变量等方法识别因果关系。同时，可结合不同行业间人工智能渗透率差异开展异质性分析，以提升结论的外推性。

3.2 人机协同的生产组织机制：智能体网络与组织形态重构

随着人工智能技术特别是大模型能力的快速

提升,生产组织进一步演化为以人机协同与多智能体协同为特征的新型结构[17,19]。在人机协同模式下,劳动分工出现新的结构性调整:人类主要负责目标设定、价值判断与战略决策,而人工智能系统承担数据处理、任务执行与实时优化,从而形成"决策-执行"相分离的互补结构[21]。相关研究表明,在知识密集型工作中,AI 显著提升工作效率[25],推动劳动力结构从"人口红利"向"智能红利"转变,使智能体逐渐成为参与价值创造的"数字劳动力"[18]。例如,一些 AI 代理平台已能够通过多智能体协同完成市场分析、方案生成与执行监测的全流程任务,体现出由"工具集成"向"任务闭环"的演进趋势。

多智能体协同网络正在成为处理复杂任务的重要组织形态。通过任务分解、信息共享与协同决策,异构智能体可以形成动态协作网络,实现复杂任务的并行处理与优化求解[18,22]。这种"智能体集群"(Agent Swarms)形态显著降低信息处理与协调成本,使部分生产活动能够突破传统企业边界,形成更加分布式与自适应的组织结构[24]。

从经济组织理论看,智能体协同可能引致组织边界的重构:企业逐渐由"指令-控制"型结构转向"协调-赋能"型平台。在这一过程中,需要建立适应"数字员工"与智能体协作的新型制度框架,包括权责界定、收益分配与风险治理机制,为新型生产组织关系的形成提供制度基础设施。

3.3 智能化价值创造机制:从"规模驱动"到"涌现性生成"

在智能原生经济中,随着人工智能能力的持续提升,价值创造逐步形成由算力、模型、数据与智能体共同驱动的生成式机制,其中智能体开始成为参与价值创造的重要主体,人机协同构成"生成-捕获-扩散"的价值循环[26]。

(1)知识生产方式发生智能化重构。生成式人工智能正深度介入代码开发、内容创作和科学研究等知识密集型领域,使"想法-原型-产品"的创新过程显著加速[3]。智能系统使个体与小型团队能够开展以往只有大型组织才能完成的创新活动,从而推动知识生产由集中式向更加开放与分布式结构演化。

(2)生产流程呈现全链条智能优化。智能系统能够在需求识别、资源配置、生产调度与质量控制等环节实现动态协同,从而提升生产效率与资源利用水平[26]。在制造与物流等领域,这种"预测性生产"模式正在推动全要素生产率与可持续效率的协同提升[19,27]。

(3)创新活动出现分布式扩散趋势。随着智能能力的普及,个体创业者能够低成本调用人工智能工具开展产品开发与商业创新,形成"AI 增强型创业"的新型创新生态[21]。阿里通义千问系列则以开源路线为核心战略,通过持续开放模型权重降低开发者门槛,推动全球范围内 17 万余个衍生模型的涌现(截至 2026 年初),全球累计下载量突破 6 亿次[30],显示出模型开放程度与创新扩散之间的显著正相关关系。从国际实践看,OpenAI、Anthropic 等企业通过模型即服务(MaaS)模式构建开发者生态,推动基础模型能力向多样化应用场景快速扩散。上述案例表明,模型服务群的开放程度与模块化水平对业态涌现速度具有显著影响,在全球范围内已成为驱动新业态生成的重要枢纽。

智能原生经济价值创造逻辑呈现三重转变:从劳动驱动向智能驱动、从规模经济向涌现经济、从集中式创新向分布式创新。这一转变要求在数据、模型、算力与智能体等关键要素之间构建系统性的治理与价值分配机制,以明确决策权、收益权与责任边界,从而为智能化生产力的有效释放提供制度性基础设施[28]。

3.4 运行机制与业态演化的耦合:三机制一循环的扩展

智能原生经济的运行可由三类核心机制构成其内生循环:数据驱动的要素配置机制提供资源匹配基础,智能体协同的生产组织机制实现任务执行与系统调度,智能化价值创造机制完成价值生成与扩散,三者通过数据流、决策流与价值流的交互耦合,形成"数据驱动-智能协同-价值创造-数据反馈"的自增强循环结构。与此同时,新业态生成机制作为演化动力,通过路径创造、渐进演化与结构跃迁,不断改变上述循环的运行方式与边界条件,从而推动经济体系呈现持续扩展与动态演进特征。可以将这一过程理解为一种"嵌入式学习机制",即系统在运行过程中不断吸收反馈并调整自身结构。

如图 1 所示,N 业态演化呈现"三机制一循环"的耦合结构。中心环形循环(数据→模型→应用→数据)是新业态演化的重要动力,形成自强化反馈闭环。三机制围绕核心循环协同作用,业态生成机制(外层)与核心循环形成耦合关系:向外扩散表示核心循环与三机制作用催生新的业态与组织形态;向内收敛表示新业态形成的结构反馈优化核心循环和三机制,实现自我提高;箭头表示因果作用与

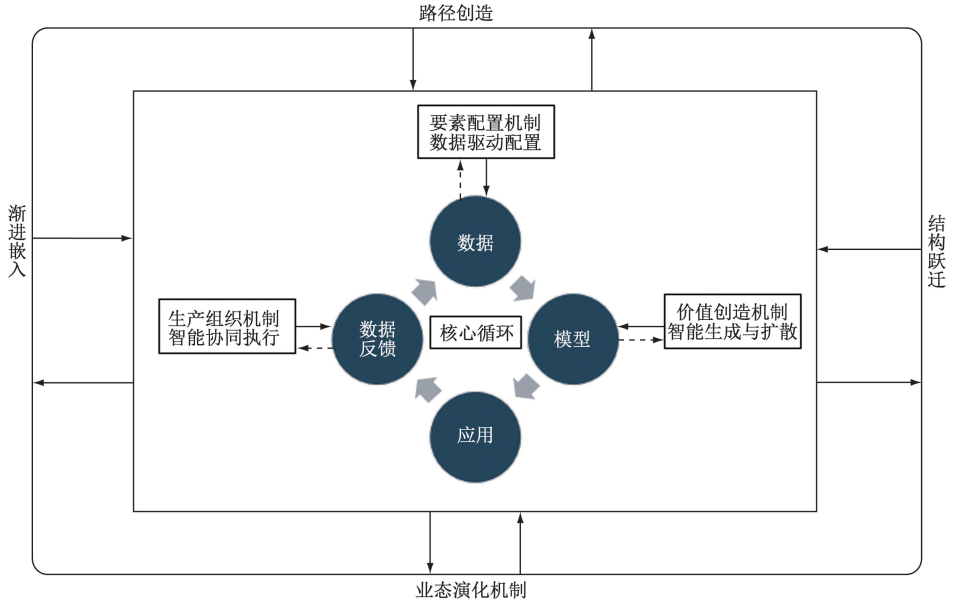


图 1　智能原生经济“三机制-循环”与业态演化的耦合框架

正向反馈。

综上，智能原生经济的运行本质可概括为“数据驱动-智能协同-价值创造-数据反馈”的自增强循环机制。该机制突破了传统经济以要素投入为主导的线性增长逻辑，推动经济系统向具备持续学习能力与动态优化能力的智能演化形态转变。

在三类运行机制与业态演化机制的交互驱动下，智能原生经济表现出由运行逻辑驱动结构演进的系统性特征，由此提出如下理论命题。

命题 1：在智能原生经济中，要素配置、生产组织与价值创造并非孤立运行，而是通过数据流与决策流的持续交互逐步耦合，形成“数据驱动-智能协同-价值创造-数据反馈”的闭环结构。相较于传统以价格机制或平台匹配为主导的运行方式，这一循环更依赖数据的持续积累与模型能力的动态更新，使得资源配置呈现出实时响应与自我强化的特征。

（1）机制的初步经验证据。相关实践为上述机制提供了初步经验支持。以 QuickCEP 在跨境电商智能客服场景中的应用为例，系统通过多源数据整合与语义解析，实现了要素配置的数据驱动化；依托多智能体协同机制，任务被分解并执行，打通了从信息处理到业务落地的全链路。更为关键的是，交互数据的持续回流直接驱动模型优化，构建起“数据反馈-模型迭代-效能提升”的增强回路，体现出资源配置由“静态匹配”向“动态寻优”的转变。类似地，在制造领域，部分企业通过工业数据与 AI 模型结合，实现设备预测性维护与生产调度优化，显著降低停概率并提升产能利用率，从不同场景侧面印证了数据驱动配置机制的现实作用。

（2）实证检验路径与变量设定。在实证层面，可对相关核心变量进行操作化界定，将“人工智能渗透率”衡量为企业 AI 相关资本投入占比或 AI 岗位占比；将“数实耦合度”刻画为数据要素嵌入核心业务流程的深度指标（如数据驱动决策占比）；将“循环反馈效率”通过模型迭代周期与决策响应时滞等指标加以度量。据此，可构建企业层面面板数据模型，检验上述变量对全要素生产率及企业绩效的影响，从而为命题提供经验支持。

上述闭环机制在不同企业与行业中的实现程度可能存在显著差异。相较于运行机制本身的逻辑一致性，其在现实中的表现更容易受到数据基础、技术能力与组织条件的约束，因而呈现出一定的不确定性与路径依赖特征。这也意味着，本命题所揭示的自增强循环，并非在所有情境下自动成立，而需要满足特定的要素条件与组织基础，并可能在特定阈值条件下触发结构性跃迁（见命题 2）。

命题 2：智能原生经济中新业态的生成并非遵循单一路径，而是呈现“渐进嵌入”与“路径创造”并行的二元演化特征。前者表现为 AI 要素向既有生产体系的持续渗透，主要体现为边际效率的改善；后者则通过要素组合范式的重构，触发价值创造逻辑与组织结构的根本性跃迁。

（1）实证预测与可检验命题。基于上述分析，可推演出以下具有可检验性的实证预测。

预测 1(阈值效应):在跨越特定阈值之前,AI 投入主要表现为边际效率的线性提升;一旦突破临界点,企业组织形态(如科层结构与用工模式)将出现离散型变化,呈现非连续的结构跃迁特征。

预测 2(路径依赖断裂):在路径创造型业态中,传统要素(如固定资产)的边际产出贡献率显著下降,而数据与模型要素的边际贡献显著上升,二者在投入产出函数中呈现结构性断点。

预测 3(演化的不可逆性):在完成"结构跃迁"后,即使部分 AI 投入被削减,企业组织形态亦难以回退至原有状态,体现出系统重构的不可逆特征。

(2)典型场景的机制性证据。以金融信贷风控领域的演进为例,可较为清晰地观察到上述"阈值效应"与"结构跃迁"的现实表现。在渐进嵌入阶段(阈值之前),传统金融机构多将 AI 模型作为辅助工具嵌入既有流程,虽引入算法支持审批,但组织结构仍维持"客户经理-初审-终审"的科层体系,AI 主要发挥决策辅助作用。而在结构重组阶段(阈值之后),部分金融科技企业通过深度学习模型与多智能体系统的结合,跨越了"人工干预成本高于算法误差成本"的临界点,传统审核部门被替代为由"策略生成"与"风险识别"智能体构成的自动化决策网络。此类变革不再局限于效率优化,而表现为组织层级的显著压缩甚至重构,从多级审批转向算法主导的即时决策流程。

上述案例表明,当模型能力、数据规模与应用复杂度的耦合达到一定阈值时,原有的渐进演化路径可能被打断,从而诱发组织结构或业务模式的非连续跃迁。

(3)命题的边界条件与证伪标准。上述演化机制并非在所有情境下均会显现。若相关命题不成立,实证观测可能呈现如下情形:AI 渗透率与组织变革之间仅表现为平滑的线性关系,未出现结构性突变;"渐进嵌入"向"结构重组"的转化可低成本连续实现;在 AI 投入撤回后,企业组织迅速回归传统模式。上述情形均可构成对"结构跃迁"假说的反证。

据此可以认为,两类演化路径并非线性接续,而是在特定技术与组织条件下呈现阶段性跃迁特征。相关阈值的具体识别及其跨行业差异,仍有待实证研究继续加以检验。

命题 3:在持续的循环强化作用下,智能原生经济的结构演化呈现出"结构重组"与"结构分化"并行的特征:一方面,数据与算力的递增报酬特征强化了先发主体在基础层的优势,引致市场结构趋于集中;另一方面,技术模块化与能力解耦降低了创新门槛,使新进入者能够通过要素重组实现"结构跃迁",推动应用层形成差异化竞争格局。由此,智能原生经济整体上呈现出"集中与分散并存"的混合结构,其具体形态取决于技术路线与制度环境的动态匹配。

(1)作用机制:路径依赖与路径创造的双重驱动。上述结构演化由两类机制共同作用:①路径依赖机制(锁定效应)。在自增强循环作用下,先发主体通过数据积累、模型迭代与规模扩展形成递增报酬,持续抬高进入门槛,推动基础层资源与能力向头部集中。②路径创造机制(突围效应)。创新主体依托高度模块化的技术体系,在特定应用场景中对要素进行重组,绕开通用路径约束,开辟差异化发展轨道。两类机制的叠加,使经济结构在不同层级呈现出差异化演化方向。

(2)结构结果:分层演化与动态分化。在双重机制作用下,智能原生经济逐步形成"基础层趋于集中、应用层趋于多元"的分层格局。这一格局并非静态均衡,而是随技术进步、制度环境与资源配置条件的变化而动态调整。当基础要素(如算力与高质量数据)供给趋于集中时,结构分化将更为明显;而当技术扩散或制度安排降低进入门槛时,应用层创新空间则可能继续扩展。

(3)典型案例的机制性证据。Character. AI 的演进轨迹为上述机制提供了具有代表性的经验佐证。作为应用层创新主体,其通过对模型结构与注意力机制的优化,在情感交互与长程记忆等细分场景实现了差异化突破,体现出"路径创造"的典型特征。在规模化扩展过程中,其发展受到算力成本与部署能力的约束,最终核心团队被谷歌整合。这一过程表明,应用层的路径创造虽可在局部场景中突破既有技术路径,但其可持续性与收益实现,仍在很大程度上依赖基础层的资源供给条件。

(4)命题的边界条件与可证伪性。"集中与分散并存"的结构形态并非必然结果。若实证观察表明,基础层未出现显著集中趋势,或应用层创新持续向少数主体收敛,抑或路径创造未能突破既有技术路径约束,则上述命题将面临修正。此外,制度环境(如数据要素流通规则、算力供给方式)也可能改变结构分化的方向与强度,是影响该命题成立的重要外生条件。

3.5 微观行为基础与企业决策逻辑

从微观层面看,企业是否采纳智能原生模式,

本质上取决于成本-收益权衡与能力匹配约束的共同作用。一方面，AI相关投入通常具有较高的前期固定成本与不确定性，企业只有在预期效率提升或新增价值能够覆盖初始投入的情况下，才会跨越技术采纳门槛；另一方面，数据积累能力与组织数字化基础构成关键前提条件，决定企业能否有效嵌入“数据-模型-应用”的自增强循环。

在实操层面，上述决策过程可通过若干可观测指标加以表征。例如，企业AI投入强度（如AI资本占比或相关岗位占比）可用于衡量技术采纳程度，数据要素嵌入业务流程的深度可反映其数实耦合水平，而组织结构的调整幅度（如层级压缩或流程再造）可作为智能原生转型程度的外在表现。

基于此，不同企业在进入智能原生经济过程中的路径呈现出显著分化：一类是数字基础较强的既有企业，倾向于通过“渐进嵌入”方式，将AI要素逐步嵌入原有生产体系，实现边际改进；另一类是以技术为导向的新进入者，则更可能通过“原生构建”路径，从系统设计之初即嵌入智能能力，形成不同于传统模式的组织与业务结构。上述路径分化的形成，在很大程度上取决于企业初始数据禀赋、技术能力及组织调整成本等关键约束条件。

4 研究启示与治理框架

智能原生经济的发展不仅源于人工智能技术进步，也取决于多维要素协同与制度环境的共同作用。以国内AI驱动型OPC发展为例，上海、北京、苏州、深圳等城市积极营造AI创新创业氛围，在OPC社区活跃度、超级个体的数量与质量等方面都处于全国前列。本文发现，智能原生经济面临着基础设施要素耦合度低、自增强循环启动门槛高、演化过程中的结构分层加剧以及现有制度对新主体适配性不足等矛盾。因此，政策重心应从传统产业规制转向对关键涌现条件的优化，构建与其运行逻辑相适配的政策体系。

4.1 重构基础设施供给逻辑：基于“要素协同”视角的算力与数据底座建设

智能原生经济的核心特征在于数据、算法与算力作为关键生产要素的协同供给与闭环运行。政策着力点应从单一要素规模扩张转向要素间的适配性协同。算力建设应由通用的“硬件堆叠”转向适配大模型训练与推理特征的异构算力调度。依托“东数西算”工程，构建全国一体化的“模型-算力”匹配调度体系，重点解决高性能智能算力供给不足与通用算力闲置并存的结构性矛盾，为大模型训练提供与算法架构相匹配的算力底座，降低智能体运行的边际成本。基于“数据驱动”机制，应打破传统数据要素市场化中仅关注交易流通的局限，建立面向模型训练的数据确权与分级分类开放制度。积极推动公共数据向基础模型开发者有序开放，破解高质量训练数据供给瓶颈，为“数据-模型”的自增强循环提供源头活水。

4.2 优化运行机制闭环效能：疏通“三机制一循环”的关键堵点

自增强循环是智能原生经济演化的核心动力。应致力于降低循环阻力，加速价值闭环。针对初创企业与超级个体在“数据驱动”初期面临的算力高门槛，建议改变传统补贴模式，建立“算力成本-服务价格”动态联动机制。推广“算力券＋推理补贴”组合工具，重点补贴高复杂度推理场景，直接降低“智能协同”环节的运营成本，助力新型主体跨越“冷启动”陷阱。“价值创造”与“数据反馈”的畅通依赖于丰富的应用场景，应引导建立跨行业、跨部门的场景开放清单，支持传统产业通过释放场景需求接入智能原生生态。重点推动行业级多智能体标杆架构建设，通过场景需求牵引技术落地，确保应用端产生的价值数据能够回流反哺模型优化。

4.3 干预演化路径与结构分层：促进“路径创造”与缓解“马太效应”

智能原生经济具有显著的“递增报酬”特征，容易导致技术路径锁定和“能力分化”加剧。若缺乏有效干预，核心技术与数据资源将向头部平台过度集中，抑制中小主体的创新活力。需在激励创新与维护竞争之间寻求动态平衡。针对“路径依赖”风险，应鼓励技术路线的多元化探索，支持具身智能、类脑智能等非主流技术路线研发，防止单一技术范式垄断市场。建立“监管沙盒”与“容错纠错”机制，给予颠覆性创新业态充分的试错空间，保留系统演化的多样性基因。针对“能力分化”与“结构分层”的演化趋势，应致力于防止平台垄断对中小主体的挤出效应。建立健全国家级模型可信评测体系，制定公平的模型接入标准，防止头部企业利用数据与算法优势构筑排他性壁垒。通过开源生态建设与模型能力开放共享，确保中小企业与超级个体能够平等获取核心模型能力，维持生态系统的竞争活力。

4.4 重塑适配新型主体的制度环境：基于“人机协同”与智能体治理

智能原生经济的组织形态已从传统的科层制企业转向“智能体系统”与“超级个体”。现有的以

“自然人”和“法人”为核心的监管体系，难以适配“人机协同”及“多智能体协同”产生的新型权责关系与社会风险。面对“智能体系统成为主要组织形态”的趋势，需明确智能体在法律层面的定位及其责任归属。探索建立“算法法人”或智能体备案登记制度，界定智能体在代理交易、内容生成等行为中的责任边界，填补法律空白。随着“超级个体”与灵活就业的兴起，传统雇佣关系被解构。应重构社会保障体系，建立适应人机协作特征的新型劳动关系认定标准与收入分配机制。同时建立适应智能原生经济特性的税收调节机制，防范技术替代带来的结构性失业与收入差距扩大风险。

5 结论

本文尝试构建了“三层五群 N 业态”结构框架与“三机制一循环”运行模型，揭示了人工智能驱动下经济系统的结构性演化逻辑，并据此提出了关于业态生成机制、结构特征与治理逻辑的相关命题。研究表明，经济活动的主导范式正由“人利用工具”逐步演化为“人与智能体协同决策与执行”，这一转变将对要素结构、产业体系与创新模式产生深远影响。

智能原生经济可视为以数据为纽带、以模型能力为核心、以智能体为重要执行载体的自增强系统，其运行效率取决于要素协同程度与循环机制的畅通性，其发展空间则依赖于算力供给、数据流通与制度环境等关键基础条件的持续优化。本文主要从理论结构出发进行探究，对微观企业行为机制与实证检验尚未展开系统分析，后续研究将重点围绕企业层面数据与跨行业比较展开，以进一步检验本文提出的相关命题并提升解释力。

参考文献

[1] 黄群慧. 新发展格局的理论逻辑、战略内涵与政策体系——基于经济现代化的视角[J]. 经济研究，2021，56(4)：4-23.

[2] 江小涓，孟丽君. 内循环为主、外循环赋能与更高水平双循环——国际经验与中国实践[J]. 管理世界，2021，37(1)：1-19.

[3] TAPSCOTT D. The digital economy[M]. New York：McGraw-Hill，1996.

[4] CASTELLS M. The rise of the network society[M]. Oxford：Blackwell，1996.

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

[6] 李晓华. 人工智能与产业结构升级[J]. 科研管理，2022，43(5)：1-10.

[7] 施锦诚，刘洋，朱凌. 人工智能驱动创新管理：理论演进、研究框架及未来展望[J]. 管理世界，2025，41(12)：198-224.

[8] 胡俊，杜传忠. 人工智能推动产业转型升级的机制、路径及对策[J]. 经济纵横，2020(3)：94-101.

[9] WEI J，TAY Y，BOMMASANI R，et al. Emergent abilities of large language models[EB/OL]. (2022-06-15)[2026-04-10]. https://arxiv.org/abs/2206.07682.

[10] 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.

[11] 刘伟，张辉. 中国数字经济发展的逻辑与路径[J]. 经济研究，2022，57(1)：4-15.

[12] GANUTHULA V R R. AI as a human capital substitute in early-stage entrepreneurship：breaking traditional resource constraints[R]. Rochester，New York：SSRN，2025.

[13] AGRAWAL A K，GANS J S，GOLDFARB A. Similarities and differences in the adoption of general purpose technologies[R]. Cambridge，MA：NBER，2023.

[14] 张晓晶，李晶晶. 经济学视角下的人工智能(AI)：稀缺性转移与人类的挑战[J]. 财政研究，2025(7)：3-17.

[15] KORINEK A. The economics of transformative AI[R]. Washington，DC：1MF，2024.

[16] ACEMOGLU D. The simple macroeconomics of AI[R]. Cambridge，MA：NBER Working Paper，2024.

[17] PARKER G，VAN ALSTYNEM，CHOUDARY S. Platform revolutio[M]. New York：W. W. Norton，2016.

[18] PARK J S，O'BRIEN J C，CAI C J，et al. Generative agents：interactive simulacra of human behavior[C]// Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. New York：ACM，2023：1-22.

[19] BRYNJOLFSSON E，LI D，RAYMOND L R. Generative AI at Work[R]. Cambridge，MA：NBER，2023.

[20] BOMMASANI R，HUDSON D A，ADELI E，et al. On the opportunities and risks of foundation models[R]. Stanford：Center for Research on Foundation Models (CRFM)，2021.

[21] KORINEK A，STIGLITZ J E. Steering technological progress[R]. New York，NY：Institute for New Economic Thinking，2025.

[22] 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)[2026-04-01]. https://arxiv.org/abs/2303.10130.

[23] KAPLAN J，MCCANDLISH S，HENIGHAN T，et al. Scaling laws for neural language models[EB/OL]. (2020-01-23)[2026-04-01]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.08361.

[24] TEECE D J. Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance[J]. Strategic Management Journal, 2007, 28(13): 1319-1350.

[25] NOY S, ZHANG W. Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence[J]. Science, 2023, 381(6654): 187-192.

[26] GOLDFARB A, TUCKERC, WANG Y. The economics of artificial intelligence: a survey[J]. Annual Review of Economics, 2024, 16: 1-25.

[27] OECD. Artificial intelligence, productivity and the future of work[R]. Paris: OECD Publishing, 2024.

[28] ZOWGHI D, DA RIMINI F. AI governance: a systematic literature review[J]. AI and Ethics, 2025, 5(3): 3265-3279.

[29] 北京智谱华章科技股份有限公司. 全球发售文件[R/OL]. (2026-01-08) [2026-02-07]. https://www1.hkexnews.hk/listedco/listconews/sehk/2026/0108/2025121901696_c.htm.

[30] 阿里巴巴通义实验室. 通义大模型[EB/OL]. (2026-02-07) [2026-04-01]. https://tongyi.aliyun.com/news?id=pxwhvf/suodqg/gbzl80oylrcv43kv.

On the Operating Mechanisms, Evolutionary Pathways and Structural Differentiation of the AI-Native Economy

GONG Xiaofeng, GU Qiang

(Institute of Emerging Industries Development in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

Abstract: As artificial intelligence evolves from an auxiliary tool into critical infrastructure of the economic system, AI-native business forms and AI-native firms have proliferated, accelerating the formation of an AI-native economy. Most existing studies treat artificial intelligence as a productive tool or industrial input, and lack systematic analysis of its overall structure, the evolution of its business forms, and its operating mechanisms; nor has it been examined as an independent economic form in its own right. Drawing on the theory of techno-economic paradigm shifts, a systematic analysis of the conceptual connotation, architecture and evolutionary mechanisms of the AI-native economy was offered. Firstly, after delineating its relationship with the digital economy and the platform economy, a "three-layer, five-cluster, N-business-form" architecture and an accompanying analytical framework were proposed. Secondly, its basic operating mechanisms along three dimensions such as data-driven resource allocation, human-machine collaborative production and self-reinforcing feedback loops was characterized. Thirdly, a dual evolutionary path in which "gradual embedding" proceeds in parallel with "structural reorganisation" was identified, and testable propositions from the perspectives of threshold effects and path dependence was derived. Finally, it was argued that under the joint operation of path dependence and path creation, the economic structure exhibited a divergent pattern in which the foundational layer trended toward concentration while the application layer trended toward diversity. At the micro level, the decision logic underlying firms' adoption of AI-native models was examined, and operational indicators including AI penetration, the degree of digital-physical coupling, and the efficiency of feedback loops was proposed to provide an analytical pathway for subsequent empirical work. The findings suggest that the AI-native economy is not a straightforward substitute for existing economic forms, but rather a structural transition realised, under specific technological and organizational conditions, through self-reinforcing feedback. Policy support should accordingly shift from the regulation of business forms per se toward the cultivation of the key conditions for emergence. A theoretical reference is offered for understanding the evolution of industrial forms under the impetus of artificial intelligence and for the design of related policies.

Keywords: AI-native economy; techno-economic paradigm; artificial intelligence; business form evolution; data as a production factor