

doi. 10. 3724/1005-0566. 20260803

具身智能的经济影响机制： 生产函数重构、企业组织演进与产业生态转型

薛钦源^{1,2}, 傅一钦³

(1. 首都经济贸易大学财政税务学院, 北京 100070;

2. 首都经济贸易大学国家税收法律研究基地, 北京 100070;

3. 中国石油天然气集团有限公司政策研究室, 北京 100007)

摘要:人工智能正经历由离身智能向具身智能的范式转型,理解其经济影响的关键在于分析技术形态如何转化为经济机制。基于通用目的技术视角,构建“技术经济特征—生产函数重构—企业组织演进—产业生态转型”的分析框架,研究具身智能进入物理生产和服务现场后的经济影响。具身智能通过软硬解耦、模块化架构、任务泛化和反馈学习,将算法模型、物理本体与场景数据联结为可调用、可迭代的能力系统,呈现普遍适用、持续改进和催生互补创新等通用目的技术属性。在生产函数层面,具身智能以能力服务流进入当期生产过程,重构劳动、资本与智能系统之间的替代互补关系;运行数据经由数据治理、模型迭代、流程重构和组织学习转化为系统效率状态,推动全要素生产率内生。在企业组织层面,企业边界、组织结构、人机协作和管理职能围绕关键数据、模型接口、场景知识和学习收益重新配置,治理重心由过程监督转向系统治理与能力塑造。在产业生态层面,既有链式分工叠加分层化能力栈,竞争焦点转向平台化能力体系和生态主导权,价格、算法与规则构成混合治理机制,扩散过程受到经济成本、技术成熟度、场景适配、组织吸收能力和制度条件的共同约束。

关键词:具身智能;智能经济;生产函数;企业组织;产业生态

中图分类号:F426

文献标识码:A

文章编号:1005-0566(2026)08-0031-14

Economic impact mechanisms of embodied intelligence: Production function restructuring, organizational evolution, and industrial ecosystem transformation

XUE Qinyuan^{1,2}, FU Yiqin³

(1. School of Public Finance and Taxation, Capital University of Economics and Business, Beijing 100070, China;

2. National Tax Law Research Base, Capital University of Economics and Business, Beijing 100070, China;

3. Policy Research Office, China National Petroleum Corporation, Beijing 100007, China)

Abstract: Artificial intelligence is undergoing a paradigm shift from disembodied to embodied intelligence, and understanding its economic impact hinges on how technological form translates into economic mechanisms. Drawing on the general purpose technology perspective, this paper develops an analytical framework linking techno-economic characteristics, production function restructuring, organizational evolution, and industrial ecosystem transformation to

基金项目:国家社会科学基金重大专项“未来产业投入增长与风险分担机制的政策体系研究”(26ZDA011);国家社会科学基金重大项目“绿色低碳循环发展经济体系建设研究”(24ZDA097);中国石油天然气集团软科学研究课题项目“集团公司提升全要素生产率相关问题研究”(中油研 20250210)。

作者简介:薛钦源(1993—),男,甘肃平凉人,经济学博士,首都经济贸易大学财政税务学院、首都经济贸易大学国家税收法律研究基地副教授,博士生导师,研究方向为智能经济和现代化产业体系。

examine the economic impact of embodied intelligence as it enters physical production and service settings. Through hardware-software decoupling, modular architecture, task generalization, and feedback learning, embodied intelligence combines algorithmic models, physical embodiments, and scenario data into capability systems that can be deployed on demand and upgraded through use, exhibiting the defining attributes of a general purpose technology: pervasiveness, continuous improvement, and the spawning of complementary innovations. At the production function level, embodied intelligence enters current-period production as a flow of capability services and reconfigures the relations of substitution and complementarity among labor, capital, and intelligent systems; through data governance, model iteration, process restructuring, and organizational learning, operational data are converted into a state of system efficiency, rendering total factor productivity endogenous. At the organizational level, firm boundaries, organizational structures, human-machine collaboration, and managerial functions are reorganized around critical data, model interfaces, scenario knowledge, and learning gains, and the focus of governance shifts from process supervision to system governance and capability building. At the industrial ecosystem level, a layered capability stack is superimposed on the existing chain-based division of labor, and the locus of competition moves toward platform-based capability systems and ecosystem leadership. Prices, algorithms, and rules together constitute a hybrid governance mechanism, and diffusion is jointly constrained by economic costs, technological maturity, scenario fit, organizational absorptive capacity, and institutional conditions.

Key words: embodied intelligence; intelligent economy; production function; firm organization; industrial ecosystem

人工智能的发展重心正由信息空间延伸至物理世界。长期以来,主流人工智能主要依托既有数据、算法模型和计算环境,完成识别、推理、生成与辅助决策,其价值创造集中在信息处理、知识检索和决策支持等环节^[1]。近年来,虽然生成式大模型与智能体系统拓展了人工智能的应用边界,但其能力发挥仍主要发生在数字空间^[2]。在离身智能路径下,智能能力更多体现为对既有知识的调用、组合与生成,缺少与真实环境的直接交互,难以充分把握其中的因果关系、动态约束和行动后果,因而难以独立嵌入物质生产、现场操作和服务交付环节。

具身智能为人工智能进入物理生产和服务过程提供了新的技术路径^[3]。与主要处理文本、图像、代码和符号信息的离身智能相比,具身智能将算法模型嵌入机器人、智能装备、无人系统等物理载体,使智能体能够感知环境、执行行动,并根据任务反馈调整策略。由此,人工智能开始转化为能够直接参与生产过程、影响任务执行,并可依托任务反馈实现持续迭代的智能体系统。具身智能在执行任务的同时生成过程数据、积累场景经验,并通过反馈机制推动模型和策略更新,生产现场因而兼具要素转化与能力生成的双重功能^[4]。

然而,离身智能向具身智能的范式转型引出

了一个尚待深入探讨的问题。当智能体能够直接进入生产和服务现场时,企业效率形成方式、要素组合结构、组织边界与产业分工逻辑将如何变化?既有研究多聚焦具身智能的技术架构、模型训练和应用场景,对其技术经济特征如何转化为经济影响的机制阐释仍不充分。政策层面,具身智能已被纳入未来产业布局。党的二十届四中全会提出,要推动量子科技、生物制造、氢能和核聚变能、脑机接口、具身智能、第六代移动通信等成为新的经济增长点。在此背景下,研究具身智能的经济影响机制,有助于拓展人工智能经济学理论,也有助于理解新一代人工智能推动新质生产力形成的微观基础与产业条件。为此,本文从通用目的技术视角出发,先厘清具身智能的技术经济特征,再依次分析生产函数重构、企业组织演进和产业生态转型,说明其技术形态如何逐层转化为经济影响。

一、具身智能的技术经济特征与通用目的技术属性

(一)具身智能的概念内涵与运行逻辑

具身智能是人工智能由信息空间走向物理世界的重要技术形态,可以界定为以物理实体为载体、以算法模型为核心,依托感知—认知—行动—学习闭环,在真实环境中完成交互、执行与能力迭代的智能体系统^[5]。从系统构成看,具身智能通常包括数据采集与训练设施、智能内核和

物理本体三个部分^[6]。数据采集与训练设施为模型学习和场景适配提供基础,智能内核承担环境理解、任务规划和策略生成,物理本体则通过传感器、执行器和控制系统将智能决策转化为现实行动。三者相互适配,共同支撑学习闭环的运行(见图1)。

从运行过程看,感知环节依托视觉、触觉、力觉、位置与姿态等多模态传感器,实时获取环境状态、对象特征和任务约束;认知环节在智能内核支持下,将感知信息转化为对环境状态的理解、对任务目标的分解以及对行动方案的生成;

行动环节通过机械本体、末端执行器和运动控制系统,将策略输出转化为对物理世界的具体作用。与传统自动化系统相比,具身智能在任务执行过程中会持续生成过程数据和结果数据,并通过强化学习、模仿学习、自监督学习或在线校准等方式用于模型与策略更新,从而形成以运行反馈为基础的“干中学”机制^[7]。在具身智能系统中,生产与服务过程不仅是任务执行过程,也是学习样本和校准信号的生成过程,智能能力因而随使用过程持续演化升级,而不再单纯取决于外部离线训练。

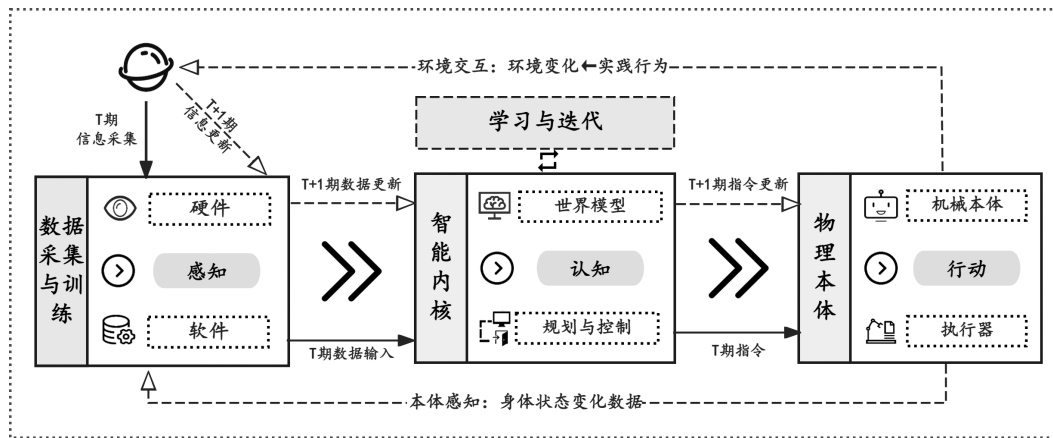


图1 具身智能的运行逻辑与反馈学习机制

从经济学视角看,具身智能的核心意义在于将“执行任务”与“生成能力”连接起来。传统生产现场主要承担投入要素向产出的转化功能。具身智能嵌入后,任务执行同时形成运行数据、反馈样本和场景经验,这些信息经过数据治理、模型校准和流程吸收,转化为后续任务适配和效率改进的基础。因而,生产现场既是要素转化的空间,也是数据资产形成和系统能力演化的场域。

为明确分析对象,本文从物理载体、环境交互、学习机制和任务属性四个维度比较传统工业机器人、大语言模型与具身智能(见表1)。三者的主要区别在于,传统工业机器人依赖预设程序和结构化环境,大语言模型主要作用于数字空间,具身智能则兼具物理行动与反馈学习能力,能够在开放或半开放环境中积累经验、调整策略和扩展能力。

表1 相关概念比较

概念	是否有物理实体	是否与环境交互	是否持续学习	任务属性
传统工业机器人	有,通常表现为专用化、固化的物理设备	有,但多发生在结构化或半封闭环境中,依赖工装、轨道与预设规则	通常不具备持续在线学习能力,以预编程、离线调试和周期性维护为主	重复性强、边界清晰、相对单一的作业任务
大语言模型	无,主要存在于数字空间和计算环境中	对物理环境缺少直接因果交互,主要通过文本、图像、代码或符号进行交互	通常不以部署端持续在线学习为主要运行机制,能力更新主要依赖离线训练、外部工具增强和阶段性模型迭代	信息处理、内容生成、知识检索、推理与辅助决策
具身智能	有,表现为通用化、可重构的物理本体或智能装备	有,能够在开放或半开放物理环境中进行感知、决策与行动	具备基于离线训练、仿真训练和场景反馈进行持续迭代的机制,在线学习能力取决于具体系统架构与安全约束	多任务泛化、复杂操作、动态适应与人机协同

(二)软硬解耦、模块化架构与任务泛化

具身智能之所以可能突破传统工业机器人任务切换成本高、场景适配周期长和资产专用性强等约束,关键在于其具有以通用基座、标准接口、模块化硬件和任务适配机制为核心的分层技术架构^[8]。在此架构下,具身智能更接近一种能够在不同场景中调用、组合和更新的能力系统(见图2)。

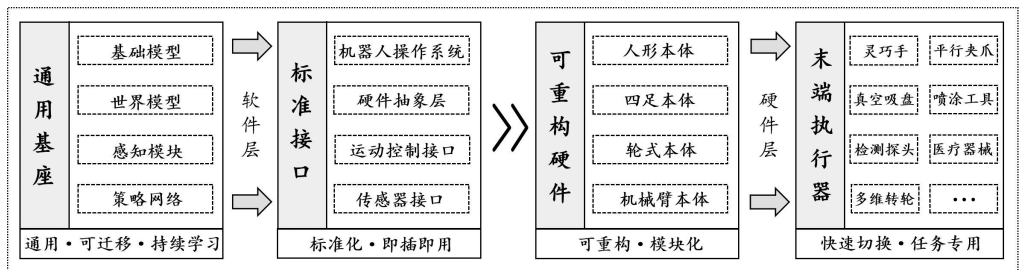


图2 具身智能系统的技术架构与任务适配机制

首先,通用基座为跨任务迁移提供能力底座。与传统机器人依赖固定程序和专用控制逻辑不同,具身智能的通用基座通常由多模态表征、世界模型、规划推理、策略网络和控制模型等模块构成,其系统能力可以表征为从环境状态和任务目标到动作序列与控制策略的映射。同一套模型架构可以通过参数更新、策略迁移、模型微调 and 技能组合适配不同任务,并在部署后依托真实场景反馈持续升级,进而支撑任务泛化和跨场景扩展。由此,具身智能能力可以被理解作为一种具有累积性和可更新性的算法能力存量。

其次,标准接口与中间件降低软硬耦合度,削弱资产专用性约束。具身智能将传感、控制、执行、调度和安全约束抽象为接口协议与技能调用层,使上层策略能跨硬件平台迁移,也使底层硬件可以在不重写核心算法的条件下进行替换、扩展和升级。软硬解耦的经济含义在于:降低任务适配和系统集成成本,使同类训练、开发或调试成果能够在更大任务集合中复用;同时通过接口标准、性能指标和验收规则的明确化,提高跨主体协作的契约化程度,为平台化供给、模块化分工和服务化交易奠定技术前提。

再次,模块化硬件与可重构本体扩大了具身智能的物理执行空间。具身智能的物理本体通常由移动底盘、机械臂、末端执行器、多模态传感组件、边缘计算单元和安全冗余系统等模块构成。模块化设计使企业能够根据任务需求对能力进行拼装、替换和组合。相较于一机一用、专机专用的传统设备,可重构硬件使同一平台能够在多类任务间切换,从而在更大任务集合上形成范围经济。

最后,任务适配机制推动能力供给由单点程序转向技能组合。具身智能系统可通过示教数

据、仿真训练、现场反馈和人类干预,将复杂任务分解为具有复用价值的子技能,再经规划、调度和协同实现组合执行。由此,企业部署具身智能的关键投入,从为特定产线编写专用程序,转向建设技能库、沉淀场景数据、优化任务接口和持续改进策略。具身智能的应用能力因而具有累积性,其经济价值由单个任务的自动化完成,延伸到跨任务、跨场景的能力迁移和长期效率提升。

(三)通用目的技术属性及其经济含义

按照 Bresnahan 等^[9]的经典定义,通用目的技术是指具有普遍适用性、持续改进性和创新催生性的基础性技术。蒸汽机、电力、内燃机、计算机和信息通信技术均属典型,它们正是通过广泛渗透、持续迭代和互补创新,重塑了生产组织方式和产业结构。

具身智能的普遍适用性,源自其对物理任务的适配能力和跨场景迁移潜力。具身智能将多模态感知、环境理解、行动规划和反馈学习嵌入物理实体之中,使智能体能够在动态环境中识别任务状态、调整执行策略并积累场景经验。与面向单一工序的自动化设备不同,具身智能的适配对象是一类结构和操作逻辑相近的任务,因而能够突破单道工序的限制。随着模型能力、硬件本体和场景数据的不断积累,同一类感知、抓取、移动、交互、检测和维护能力可以在不同场景中迁移和重组,从而扩大其应用边界。因此,具身智能更接近以任务适配为基础、以能力迁移为扩散机制的通用目的技术。

具身智能的持续改进性,来自真实场景反馈驱动下的学习机制。具身智能的能力水平同时取决于初始模型、硬件配置,以及部署后的数据反馈、策略改进和场景适应。交互越频繁,数据越丰

富,模型越有可能在更大状态空间中完成校准和优化;应用场景越多,技能组合和迁移经验越充足,系统越有可能形成更强的泛化能力。由此,技术进步与应用扩散通过学习机制相互强化。在数据治理、模型运维和安全约束得到有效保障的条件下,具身智能的能力曲线会在使用过程中持续改善,表现出边应用、边反馈、边更新的动态特征。

具身智能的创新催生性,来自软硬互补和制度配套的共同需求。具身智能的有效运行依赖算法模型、硬件本体、应用场景、数据资源和治理规则之间的深度适配,任何一层能力不足都可能成为扩散瓶颈,并诱发互补性创新。在硬件层面,具身智能对高精度传感器、灵巧执行器、低延迟通信、边缘计算、高能量密度电池和轻量化材料等提出更高要求,进而带动上游零部件和本体制造的技术迭代。在软件层面,多模态表征、世界模型、仿真训练、技能迁移和实时控制等环节仍存在能力缺口,由此催生算法工具链、训练平台、仿真环境和运维系统的专业化创新。在制度层面,具身智能直接作用于物理世界,其扩散还依赖数据确权、接口标准、安全认证、责任界定和伦理规范等制度安排,推动治理规则与合规框架同步完善。

二、具身智能嵌入下的生产函数重构

生产函数是理解企业生产活动的基本分析工具,也是连接技术变革、组织调整和产业分工变化的微观基础。具身智能通过物理交互、数据反馈和能力迭代,将生产过程转化为“投入—产出—学习—再优化”的动态过程,企业生产函数中的投入要素、要素关系和效率项均会发生相应变化。

(一)动态生产函数的拓展框架

传统新古典生产函数通常将企业产出表示为:

$$Y_{it} = A_{it}F(K_{it}, L_{it}) \quad (1)$$

式(1)中, Y_{it} 表示企业 i 在时期 t 的产出; K_{it} 与 L_{it} 分别代表资本与劳动投入; A_{it} 是全要素生产率。在此框架中,资本和劳动构成主要投入要素,技术进步通常被处理为资本和劳动之外的外生效率项。该设定能够解释传统工业化条件下的要素配置和产出增长,但面对具身智能这类兼具物理本体、算法模型、运行数据和反馈学习能力的复合

性系统,有必要对生产函数作进一步拓展。

具身智能进入生产现场后,对企业生产过程产生两类影响。其一,具身智能以任务执行、环境感知、过程控制和场景适应等能力服务流进入当期生产过程,改变劳动与资本的配置方式及其边际产出关系。其二,具身智能在运行过程中持续生成任务数据、过程数据和场景经验,并通过数据治理、模型更新、流程优化和组织学习,影响后续时期的生产效率。前者体现为当期能力投入效应,后者体现为跨期学习效应。基于此特征,可以将企业生产函数拓展为:

$$Y_{it} = A_{it}F(K_{it}, L_{it}, E_{it}; D_{it}) \quad (2)$$

式(2)中, K_{it} 表示不含具身智能系统的传统资本存量,主要包括厂房、设备、生产线和生产基础设施等物质资本; L_{it} 表示劳动投入,可进一步区分为不同技能类型和任务类型的有效劳动; E_{it} 表示企业当期获得并投入生产的具身智能能力服务流,刻画其能力范围、服务质量和任务适配水平,包括自有系统释放的任务执行、感知控制和场景适应能力,也包括外部平台或服务商通过机器人即服务、能力即服务等方式提供的能力调用。无论具身智能系统为企业自有还是从外部获取,其实际投入生产的能力服务均统一由 E_{it} 刻画,相应硬件载体不再计入 K_{it} , 以避免同一投入重复计算。 D_{it} 表示企业在生产、运行和交互过程中沉淀形成的数据资产存量,包括任务日志、运动轨迹、工艺参数、异常记录、场景标签和校准数据等。将 D_{it} 置于分号之后,是为了表明数据资产并非与资本、劳动和能力服务完全同质的当期投入,其作用主要表现为任务匹配、质量控制和过程校准,并且其跨期作用通过 A_{it} 的演化体现。 A_{it} 表示全要素生产率,在拓展框架中具体体现为由数据治理、模型迭代、流程重构和组织学习共同塑造的系统效率状态,主要反映企业在时期 t 已经形成并可作用于当期生产过程的效率水平。

为表示具身智能运行对数据资产积累的影响,可以设定:

$$D_{i,t+1} = (1 - \delta_D) D_{it} + \Psi(E_{it}, R_{it}, G_{it}) \quad (3)$$

式(3)中, δ_D 表示数据资产的折旧率或失效率,反映数据过时、场景变化、标准不兼容和治理

失效等因素导致的数据价值衰减; R_{it} 表示具身智能系统部署后的实际运行强度、任务覆盖范围和交互频率; G_{it} 表示企业的数据治理与安全合规能力,包括数据采集标准、标注质量、权限管理、接口规范、隐私保护和责任追溯等。函数 $\Psi(\cdot)$ 表示由能力服务、运行使用和治理能力共同决定的新增数据资产形成过程,反映原始运行记录转化为可用于训练、校准和复用的数据资产的规模与效率。一般而言,能力服务质量越高、实际调用越充分、任务场景越丰富、数据治理能力越强,原始运行记录越容易转化为高质量数据资产。

相应地,系统效率水平可表示为:

$$A_{it} = \Phi(D_{it}, M_{it}, G_{it}, O_{it}) \quad (4)$$

式(4)中, M_{it} 表示企业的模型迭代与算法运维能力,包括模型评测、版本更新、策略优化和技能库维护等; O_{it} 表示企业的组织学习与流程重构能力,包括人机协作机制、异常反馈制度、跨部门协同机制和知识复用机制等。函数 $\Phi(\cdot)$ 表示数据资产在模型迭代、数据治理、流程重构和组织学习共同作用下转化为系统效率状态的过程。

在模型运维能力、数据治理能力和组织学习能力给定的条件下,可以设定:

$$\frac{\partial A_{it}}{\partial D_{it}} > 0, \frac{\partial^2 A_{it}}{\partial D_{it}^2} < 0 \quad (5)$$

式(5)表示数据资产积累有助于提升系统效率,但其边际贡献受到场景覆盖、数据质量、模型吸收能力和组织转化能力的约束。当数据重复、低质或难以被模型和流程吸收时,单纯扩大数据规模对系统效率的增量贡献会趋于下降。

在上述拓展框架中,具身智能通过当期能力投入和跨期学习两条机制,使企业生产函数由静态投入—产出关系扩展为包含能力投入、数据积累和效率演化的动态生产函数。

(二) 劳动要素重组:任务替代、能力增强与人机协同

具身智能对劳动要素的影响,首先体现为生产任务在人类劳动与智能系统之间的重新配置。在任务型生产框架中,生产活动可以被分解为若干任务单元,不同任务对人类劳动、机器资本和算法系统的适配程度存在差异^[10]。具身智能进入生产现场后,

劳动投入的经济含义相应发生变化,表现为劳动总量的调整、不同任务类型中劳动投入的结构变化,以及具身智能能力服务流对劳动边际产出的影响。为此,可以将式(2)中的劳动投入按任务类型分解为例行任务劳动和非例行任务劳动:

$$L_{it} = L_{it}^R + L_{it}^N \quad (6)$$

式(6)中, L_{it}^R 表示例行性强、规则清晰、标准化程度较高的任务中的劳动投入; L_{it}^N 表示情境依赖较强、需要复杂判断和现场适应的非例行任务劳动。具身智能对劳动要素的重组,正是围绕这两类劳动的替代、增强和协同展开。

第一,具身智能会压缩例行任务劳动投入。凭借高频感知、稳定执行、连续作业和精确控制能力,具身智能更容易进入重复性强、操作规则明确、质量标准稳定的作业环节。搬运、分拣、巡检、基础装配、标准化检测等任务,一旦具备清晰的环境约束、数据接口和验收标准,便可以由具身智能体承担较大比例的执行工作。当设备折旧、能耗、维护、算法服务和安全管理等综合成本低于人工执行成本时,企业配置于例行任务中的劳动投入 L_{it}^R 将相应下降。劳动替代首先发生在任务单元内部,并通过岗位组合、技能需求和流程安排的调整,进一步改变企业劳动结构。

第二,具身智能会提升复杂任务中的有效劳动服务。除承担部分例行任务外,具身智能还可以通过辅助执行、信息提示和动作增强,提高劳动者在复杂任务中的工作效率。例如,具备环境感知与自适应控制能力的智能外骨骼系统可以降低体力负荷,具备任务适配能力的协作机器人可以承担高精度子步骤,与智能系统联动的提示界面可以提升识别准确性与操作一致性。在这些场景中,劳动者从重复性操作中释放出来,将更多时间和认知资源投入目标判断、异常处置、现场协调和流程改进。Autor^[11]关于自动化与劳动关系的研究表明,技术进步在替代部分任务的同时,会通过创造新任务、提高复杂任务生产率和改变技能需求结构,重塑劳动市场分工。

第三,具身智能会强化非例行劳动与智能系统之间的互补关系。当生产任务具有较高复杂性、不确定性和现场适应要求时,劳动者的经验判断、沟通

协调和责任承担仍具有关键作用。具身智能则在高频感知、精确执行、规则遵循、连续运行和数据记录方面具有优势。二者经过任务重组和流程匹配后,可以形成更高水平的协同生产关系。从生产函数角度看,具身智能能力服务流 E_u 的增加,会通过任务分解、低效劳动压缩、决策支持和异常响应优化,提高非例行劳动 L_u^N 的边际产出:

$$\frac{\partial^2 Y_u}{\partial E_u \partial L_u^N} > 0 \quad (7)$$

综合上述替代、增强与协同关系,劳动要素将围绕任务属性、技能结构和智能系统能力重新配置。

(三) 资本要素的形态转型与配置逻辑变革

在传统生产函数中,资本主要表现为物质性资产,其经济功能主要在于提供产能、保障工艺稳定,并通过规模化使用降低单位生产成本。具身智能的引入改变了资本的服务内容,使资本由相对固定的物质设备,扩展为硬件载体、算法模型、数据接口和任务能力的组合。此类具身智能资本能够释放任务执行、环境感知和过程控制能力,并在运行过程中沉淀数据资产、支持模型更新和策略优化^[12]。因此,资本要素的经济含义更为丰富,除设备容量和物理耐用性外,能力可迁移性、接口兼容性、数据生成能力和持续升级空间也成为重要考量。

首先,具身智能能够提升存量资本的有效服务范围。对既有生产线和设备体系,具身智能可通过外挂式部署和嵌入式改造两种方式发挥作用。外挂式部署是在不改变核心工艺和主体设备的前提下,由具身智能体承担物料流转、过程检测和设备巡查等外围任务,减少等待、搬运、检查和维护环节中的低效损耗。嵌入式改造是在传统设备中加入传感模组、边缘计算和智能控制系统,使其具备状态感知、在线优化、预测性维护和任务自适应能力。由此,既有资本的服务边界外移,同一资本存量能够覆盖更广任务集合,并在更复杂环境中释放产出能力。

其次,新增资本配置将从专用化设备投资转向平台化能力部署。传统资本投资通常围绕特定产线、特定工艺或特定产品展开,投资回报主要取

决于单一场景中的产能利用率、成本节约幅度和折旧周期。具身智能设备具有较强的软件定义属性和任务适配能力,同一硬件平台可以通过模型更新、控制策略调整、技能库扩展和末端执行器替换适配不同任务场景。因此,资本投资决策的评价标准发生变化,企业需要评估设备的跨场景迁移能力、接口适配成本、技能复用程度、后续升级空间和系统集成难度。

再次,具身智能改变了资本服务的获取方式和支出结构。企业既可以通过购置、集成和部署具身智能设备形成自有能力,也可以通过机器人即服务、能力即服务和平台化调用等方式,以按次、按时长、按任务或按绩效付费的形式获取外部资本服务。前者有利于企业掌握部署节奏、积累运行数据和形成长期能力,后者有助于降低初始投资门槛、提高部署灵活性和缩短应用周期。两种方式并存,使企业资本决策从一次性购置为主,扩展为资本支出、运营支出和能力调用成本之间的综合权衡。

最后,具身智能改变了资本生命周期中的价值变化逻辑。传统设备的价值不仅受机械损耗、部件老化等物理折旧影响,也受技术陈旧、功能淘汰和需求变化等经济折旧影响。具身智能资本同样面临硬件损耗和技术淘汰风险,但其软件层面可通过学习迭代、技能库扩展和流程适配提升任务执行能力。因此,具身智能资本的价值变化由物理折旧、经济折旧与能力更新共同决定,能力更新可能部分抵消价值衰减、拓展任务范围、延长有效生命周期并改变投资回收逻辑。

(四) 全要素生产率的内生化机制

经典增长核算中的全要素生产率主要承担解释资本和劳动投入之外产出差异的功能,其变动常被归因于技术进步、制度变迁或管理改善。具身智能嵌入生产现场后,智能体在真实环境中持续完成感知、决策、行动和反馈,生产过程由要素转化过程扩展为效率生成过程。运行数据、场景经验、模型更新和流程校准共同进入系统效率形成环节,使全要素生产率呈现由生产活动内部持续塑造的动态属性。

行动过程的数据化,是具身智能推动全要素生产率内生化的起点。智能体在任务执行中持续

记录视觉特征、运动轨迹、力控反馈、工艺参数、质量偏差、异常事件和人工干预等信息。这些信息来源于真实生产行动,直接对应具体设备、工序、物料、环境和任务约束,具有较强的场景关联性和效率解释价值。经过结构化处理后,原始运行记录被整理为可用于后续训练和复用的数据资产^[13]。数据资产既服务于当期任务匹配、质量控制和过程校准,又为后续模型训练、策略优化和能力迁移提供基础。

数据资产进入模型与策略更新环节后,系统能力呈现累积提升。随着任务覆盖范围扩大、异常样本库积累和模型版本迭代,智能系统对特定场景的识别能力、动作稳定性、误差修正能力和任务适配能力持续提高。

流程重构是模型能力转化为全要素生产率的关键中介。模型更新需要嵌入具体生产流程,才能改变要素配置和产出效率。具身智能进入生产现场后,企业需要重新划分任务边界、调整作业节拍、优化物流衔接、设定人机交互规则,并将异常处理经验纳入标准流程。经过流程重构,设备等待时间、质量波动、工序切换成本和异常响应时间得以降低,劳动者的判断、协调和改进能力也获得释放。由此,智能能力通过流程规则和要素配置的调整,转化为系统层面效率的提升。

技能复用进一步扩大了效率提升的作用范围。具身智能在特定设备、产线或场景中形成的动作策略、任务模板、异常处理规则和模型参数,可以通过技能库、接口调用和模型共享,在企业内部其他生产单元中迁移使用。由于数据和知识具有非竞争性,同一套经过验证的任务规则和场景经验能够在多个车间、产线和业务环节中重复调用^[14]。复用机制降低了重复试错、重复训练和重复调试成本,使局部场景中的效率改进扩展到企业层面。

运行数据向全要素生产率转化,还依赖相应的转化条件。统一的数据口径、可靠的标注质量、兼容的接口协议、规范的模型评测和稳定的反馈流程,是运行记录进入训练、优化和复用环节的前提。数据治理、模型运维、流程重构和组织学习机制的差异,会影响生产现场信息资源转化为效率提升的程度^[15]。因此,相同的具身智能设备和模

型嵌入不同企业后,会因数据资产化能力、模型迭代能力、流程重构能力和组织学习能力差异,形成不同的生产率结果。

综上,具身智能条件下的全要素生产率内生化的,表现为由生产现场持续驱动的效率生成闭环,全要素生产率由此从生产函数中外生给定的效率参数,转化为行动、数据、模型、流程与组织共同塑造的动态变量。

三、具身智能驱动的企业组织演进

生产函数重构进一步传导至企业组织。具身智能嵌入后,企业协调对象由人员、设备和流程扩展到智能系统、数据、模型、接口与场景知识,边界、结构、协作模式和管理职能均需相应调整。

(一)企业边界:从资产所有权到关键资源控制权

交易成本理论通常以市场交易成本与企业内部组织成本的比较解释企业边界。具身智能进入生产和服务流程后,边界选择的判断对象发生扩展。企业需要比较内部完成与外部购买的成本差异,也需要判断相关任务是否产生关键数据、沉淀场景知识、影响模型更新,并决定长期学习收益的归属^[16]。由此,企业边界的核心问题由“活动在哪里完成”,扩展为“能力如何获得、数据如何沉淀、学习收益由谁占有”。

具身智能首先扩大了企业外部获取能力的空间。传统自动化设备通常依赖专用资产、固定工艺和现场集成,跨企业调用的成本较高。具身智能的任务泛化、接口化和模块化特征,使部分生产和服务活动能够被拆解为边界清晰、结果可计量的能力单元。标准化物流、例行检测、末端配送和基础运维等环节,在稳定的数据格式、接口协议和验收指标下,可通过机器人即服务、模块化外包或平台化协作完成。此类任务对企业专用工艺和核心客户知识依赖较低,外部服务商能以较低成本嵌入企业流程,企业也能降低一次性资本投入,提高部署弹性。

与此同时,具身智能强化了企业对关键学习环节的控制需求。具身智能的经济价值来源于当期任务完成,也来源于运行过程中形成的任务数据、异常样本、工艺经验和模型改进。对于数据密

集、经验积累价值高、直接影响工艺能力和客户响应的场景,企业需要保持较强控制权,使运行数据、场景知识和模型适配结果沉淀为自身能力。例如,柔性制造中的复杂装配经验、能源巡检中的异常样本、医疗辅助中的高质量交互数据,均具有较高专用性和长期学习价值。此类环节适合通过内部部署、联合开发、专属数据协议或接口控制等方式组织,以保障关键数据、任务规则和学习收益的持续积累。

具身智能条件下,企业边界的判断标准由资产所有权转向关键资源控制权。服务化部署使机器人本体所有权、能力使用权、数据控制权和收益占有权发生分离。企业可以不拥有机器人本体,但可通过合同安排、接口规则和数据协议掌握运行数据、任务标准和流程入口;也可以拥有硬件设备,但在模型调用、算法更新和远程运维上依赖外部平台。因此,边界选择的关键由“设备是否内部化”,转向企业能否沉淀关键数据、控制任务接口、参与模型迭代、占有学习收益。企业边界由此呈现“标准化能力外部获取、关键学习环节保持控制”的组合形态。

(二)组织结构:场景分权与平台统筹的双层协同

企业边界调整之后,内部组织结构也随之变化。传统科层制主要依靠职能分工、层级汇报和过程监督来协调生产活动,其运行基础是相对稳定的岗位责任、工艺流程和信息传递链条。具身智能嵌入生产现场后,企业面对两类并存的组织要求。一方面,现场任务高度依赖实时感知、即时反馈和情境判断,场景知识具有较强专用性,难以脱离具体作业环境被远程处理,要求决策权与响应能力适度下沉到生产现场。另一方面,运行数据、模型策略、任务模板和异常处置规则具有较强可复用性,要求数据口径、模型版本、接口规范和安全规则在企业层面保持统一。组织结构的演进,则是在现场专用性与跨场景复用性之间实现平衡的过程,并逐步呈现“前线场景模块—中枢能力平台”的双层协同形态。

前线场景模块应对现场专用性和实时响应的需求。具身智能的任务执行发生在真实物理环境

中,感知、决策、行动、反馈和校验往往需要在同一任务边界内闭合。若相关人员、智能体、数据接口和流程规则仍分散在研发、生产、质检、仓储、运维等职能部门之中,任务调整和异常处置将面临较高协调成本。因此,企业需要围绕具体任务场景配置跨职能单元,将一线人员、具身智能体、工艺知识、数据接口、异常处置规则和安全约束组合到同一场景模块之中,使其具备局部适配、异常反馈和过程优化能力^[17]。前线场景模块由此不再只是执行上级计划的末端环节,而成为具有感知、反馈和局部改进能力的任务节点;职能部门则更多转向提供标准、工具、资源和专业支持。

中枢能力平台应对能力沉淀和跨场景复用的需求。前线场景模块能够持续产生运行数据、异常样本和流程经验,但此类资源如果停留在单个车间、产线或业务部门内部,就难以转化为企业整体能力。中枢能力平台的作用,是在统一的数据口径、模型版本、接口协议、安全边界和能力评估框架下,将分散场景中的数据、经验和模型改进沉淀为可跨场景调用、迁移和更新的能力。中枢能力平台不是单纯的信息系统,也不是传统意义上的行政控制中心,而是数据治理、模型管理、接口规范、安全控制和能力复用的组织载体。

总体看,具身智能驱动的组织结构表现为场景分权与平台统筹相结合,前线场景模块与中枢能力平台通过“标准制定—场景应用—反馈回流—能力沉淀—再部署”的循环机制连接,使企业既能保持现场响应的灵活性,又能获得能力复用收益。

(三)协作模式:人机混编与组织学习的制度化

具身智能改变了企业内部协作的基本单元。传统生产组织中,机器主要作为被操作、维护和监控的工具存在,协作关系表现为人与人的分工配合,以及人对设备的使用和调节。具身智能进入生产现场后,智能系统以物理本体为载体、以智能内核为支撑,嵌入具体任务的感知、规划、执行和反馈环节。由此,企业协作模式由“人—设备”的工具性配合,转向人与具身智能系统共同参与任务完成、状态调整和经验生成的混合行动协作,人机混编成为生产现场的重要协作形态^[18]。转变的基础在于,具身智能能够在目标、规则和安全边界

约束下识别任务条件、调整执行策略,并在执行中记录过程状态、形成反馈样本,从而由单纯的设备工具转变为具有一定任务承担能力的功能性行动单元^[19]。

在人机混编协作中,劳动者的组织角色相应调整。劳动者并未退出生产现场,而是从直接操作和重复执行中部分转向目标设定、情境判断、异常处置、经验反馈和流程改进,与具身智能系统围绕同一任务过程形成分工互补。更进一步看,人机混编的协作过程本身会持续生成组织学习资源。具身智能系统在任务执行中记录运动轨迹、识别结果、质量偏差、异常场景和人工干预信息,劳动者则在示教、标注、复核和异常处理中提供现场经验、工艺理解和情境判断。经过结构化处理后,这些数据和经验可以进入模型训练、任务规则修订、异常样本库建设和流程优化。协作由此不仅服务于当期任务完成,也成为企业知识沉淀和能力更新的重要过程^[20]。

组织学习的制度化,在于将人机混编产生的数据、反馈和现场判断,转化为可被模型、流程和组织反复调用的企业能力。传统现场经验多以操作习惯、口头传授和非正式学习形式存在,难以稳定沉淀。具身智能嵌入后,一方面经验沉淀的成本下降,智能系统自动记录行动过程,现场经验经标注和复核获得结构化表达,部分隐性经验由此获得稳定的记录载体,降低了进入企业知识体系的门槛;另一方面经验沉淀的收益上升,停留在个体层面、未被系统记录的经验难以转化为系统能力,经过规范记录并与任务结果建立关联的案例和规则,则可以通过模型更新和技能库调用实现跨产线、跨场景复用。在成本下降与收益上升的共同作用下,企业有动力将记录、标注、复核和更新固化为岗位职责与作业流程,组织学习由依赖个体自觉的非正式过程,转变为嵌入日常运行的稳定制度。

(四)管理职能:系统治理与能力塑造

企业边界、组织结构和协作模式的变化,最终会集中体现为管理职能的重构。管理由此不再只是监督流程执行,而是转向对系统状态、风险边界、模型运行和能力积累过程的综合治理^[21]。

首先,管理对象由人员行为和流程执行扩展为系统状态。具身智能体的现场表现受到目标函数、训练数据、模型版本、接口规则、部署环境和安全约束的共同影响。系统运行偏差的来源也更加多元,既可能来自操作失误,也可能来自数据样本不足、模型泛化不足、接口调用异常、环境状态变化或任务目标设定偏差。管理者需要同时关注人的操作行为、智能体的任务表现、数据质量、模型状态、接口稳定性和安全边界。

其次,管理控制方式由直接监督转向闭环治理。传统管理主要依靠层级指令、现场巡查、流程审批和绩效考核实现控制。具身智能系统具有高频运行、实时响应和持续反馈特征,管理控制需要嵌入系统运行全过程。事前环节重在设定目标函数、权限范围、任务边界和安全规则;事中环节重在监测任务表现、异常记录、模型偏差和风险信号;事后环节重在依据运行结果调整数据采集、模型版本、接口规则和流程安排。Kellogg 等^[22]关于算法管理的研究表明,数字化和算法化系统正在改变组织控制方式,使管理从直接监督转向对规则、数据和评价体系的设计与协调。在具身智能场景中,算法决策进一步连接物理行动和现场结果,管理控制需要同时保障效率、可靠性和安全性。

再次,绩效评价体系需要覆盖当期绩效、系统可靠性和能力积累。传统绩效指标更多强调产量、成本、设备利用率、人工替代率和交付效率。具身智能条件下,任务质量、系统稳定性、安全风险、数据沉淀、模型改进和经验复用都会影响企业的持续收益。相应地,绩效评价需要从单一产出指标扩展为复合评价框架,分别衡量任务完成效果、系统运行质量和能力积累效果。通过复合评价,企业才能在短期效率、风险控制和长期能力之间形成稳定的平衡。

最后,管理职能的重点转向组织能力塑造。具身智能的有效应用,依赖一线员工、工程团队、数据团队和业务部门围绕同一系统持续协同。现场人员提供高质量反馈,工程团队将反馈转化为模型与流程改进,数据团队维护采集标准与质量评估,管理部门建立培训、反馈与跨部门协同机制。管理者的核心作用,在于将人的经验、系统运

行数据和模型更新过程连接起来,使分散的现场改进转化为企业层面的持续学习能力。

四、具身智能驱动的产业生态转型

生产函数重构与组织演进构成产业生态变化的微观基础。企业间协作对象由产品、设备和项目扩展为任务能力、运行数据、模型接口和场景知识,进而推动产业分工、竞争方式、治理机制与扩散路径发生变化。

(一)产业分工重组:分层化能力栈的形成

具身智能嵌入不同产业后,将推动产业分工在既有线性链条基础上形成分层化能力栈。能力栈是围绕产业任务的完成、反馈、优化和复用形成的分层能力组合,可大体区分为物理本体、智能内核、数据接口、场景适配、服务运营和安全合规等层次,分别支撑感知执行、任务规划、数据流转、行业规则转化、持续运维和风险控制。由此,产业分工的组织逻辑由产品交付扩展至任务能力供给,强调不同主体围绕任务执行和能力迭代进行分工协作。

首先,产业分工的基本对象由产品、工序和设备,延伸为可组织的任务能力。传统产业分工通常围绕产品生产、工序衔接、设备供给和服务外包展开,企业根据资源禀赋和专业优势承担产业链中的特定功能。具身智能进入产业体系后,许多原本附着于企业内部流程的生产和服务任务,可以被拆解为边界清晰、可独立调用的能力单元。制造、物流、能源、医疗、养老、农业和园区运维等场景中的装配、搬运、检测、配送、巡检和辅助操作,可逐步转化为标准化、可复用的任务能力。

其次,产业协作结构将在链式分工基础上强化分层化协同。在传统产业链中,不同主体通常按照上下游关系进行连接,协作关系以产品交付、订单传递和服务外包为主。具身智能条件下,产业协作需要同时连接硬件本体提供者、模型与算法服务商、数据接口服务商、场景运营主体、系统集成商、行业用户和安全认证机构等多类参与者。不同主体不再只是围绕产品流进行上下游衔接,而是围绕同一产业任务形成能力互补关系。由此,产业分工呈现更强的分层化、模块化和协同化特征。

再次,产业的价值交付单位随之扩展。传统产业中的价值交付通常表现为产品、设备、工程项

目或标准化服务。具身智能扩散后,产业用户购买的不只是设备和系统,还包括任务稳定性、数据反馈、模型更新、流程适配、运维保障和安全合规。相应地,收益结构也从一次性销售和项目交付,扩展为设备租赁、能力订阅、任务计费、绩效付费以及运维与持续优化服务收费等多种形式。由此,产业价值创造的重心,从交付某一产品或设备,转向持续提升任务执行效率、质量稳定性和场景适应能力。

最后,产业中的关键瓶颈环节也会发生转移。过去,产业竞争优势更多源自产能规模、成本控制、渠道能力和制造经验。具身智能嵌入后,高质量场景数据、任务接口标准、模型适配能力、场景运营经验、能力评测标准和安全合规体系,将成为影响产业分工位置的重要资源。掌握复杂场景、持续运行数据和行业知识,并能将其转化为任务模板、接口规范和能力标准的主体,将成为产业协作中的关键节点。由此,产业分工的价值捕获位置将从单纯的设备制造和产品交付环节,进一步转向数据、模型、接口、场景和规则共同构成的能力控制环节。

(二)竞争范式转型:平台化竞争与生态主导权

具身智能嵌入产业体系后,产业竞争的基本单元将发生变化。传统竞争主要围绕产品价格、设备性能、生产成本、交付周期和渠道能力展开,竞争主体多以单个企业、单类产品或单项解决方案为中心。具身智能条件下,产业任务的执行、反馈和优化需要硬件本体、算法模型、场景数据、流程规则、运维服务和安全认证等多类能力协同支撑。由此,竞争焦点从单一产品或设备,转向能够整合任务能力、连接互补主体并持续迭代的产业能力平台。

其一,产业能力平台将成为产业竞争的重要组织形态。具身智能的价值释放依赖跨主体能力连接,平台型组织可以通过统一接口、开发工具、能力调用规则和服务评价体系,连接硬件提供者、模型服务商、数据接口服务商、系统集成商、场景运营方和行业用户。随着接入主体增加,平台能够提供的任务能力组合更加丰富,产业用户的应用成本和搜索成本相应下降。更多场景接入还会

带来更高频的运行反馈、更丰富的异常样本和更完整的任务评价信息,从而提高模型训练、策略优化和服务改进效率^[23]。平台不同侧主体之间的跨边网络效应、数据网络效应与场景学习效应相互强化,使平台化竞争呈现较强的规模收益和动态累积特征。

其二,竞争优势将更多来源于场景反馈、模型更新和服务改进之间的迭代能力。传统产业竞争中的成本优势、规模优势和渠道优势仍然重要,但具身智能条件下企业能否持续提升任务执行质量,取决于其能否在真实场景中获得高质量反馈,并将反馈转化为模型更新、流程优化和服务改进。由此,竞争优势呈现动态积累特征。领先主体通过场景接入、反馈吸收、模型迭代和服务优化形成循环强化机制,并在稳定性、响应速度、单位成本和场景适应能力上形成差异。

其三,产业竞争关系将呈现分层化的竞合结构。具身智能驱动的产业生态涉及基础模型、接口协议、仿真训练、能力评测、安全标准、行业解决方案和场景服务等多个层面。基础层面具有较强共建属性,统一接口、评测体系、安全基线和部分工具链可以降低重复投入和生态协同成本。应用层面则围绕行业知识、客户关系、场景数据、模型适配和服务质量展开竞争。生态层面进一步体现为主导权竞争,平台型主体、场景主导企业、模型服务商和系统集成商围绕规则制定、能力接入和收益分配展开博弈。产业竞争由单层市场竞争,扩展为基础层合作、应用层竞争和生态层主导权争夺并存的复合结构。

其四,生态主导权将围绕接口规则、场景入口、数据通道和评价标准重新配置。控制关键接口、高价值场景、数据通道和评价规则的主体,能够影响设备与模型的连接方式、反馈进入能力迭代的路径,以及模型更新质量、服务定价和责任分担。Jacobides 等^[24]关于生态系统的研究表明,生态主导权往往来自关键互补资产、规则制定能力和成员协调能力。

(三) 治理机制演进:价格、算法与规则的混合治理

具身智能嵌入产业体系后,跨主体协作的范围

和复杂度同步提升。产业生态运行往往需要设备提供方、模型服务商、系统集成商、场景运营方、行业用户和监管机构共同参与,协作内容涵盖能力调用、数据流转、模型更新、任务评价、安全审计和责任分担等多个环节。由于具身智能直接作用于物理世界,任务结果关系到产品质量、设备安全、人身安全和公共空间秩序,产业生态治理需要形成价格机制、算法机制与规则机制共同作用的混合结构。

价格机制承担成本收益和质量差异的信号传递功能。随着能力服务化发展,具身智能的交易对象从一次性设备,扩展为涵盖任务执行、运行可靠性、持续运维、模型更新和风险承担的复合服务。相应地,定价方式将从一次性设备定价,扩展为按任务、按时间、按绩效、按可靠性和按产出效果计费。合理的价格结构需要反映任务复杂度、服务质量、响应速度、风险承担和能力更新收益,使能力供给方获得持续改进激励,也使采用方能够根据成本、质量和风险进行选择。

算法机制承担高频、动态和细颗粒度的协调功能。具身智能驱动的产业协作涉及任务匹配、能力调用、路径规划、设备调度、质量评估、异常预警和运维响应等高频决策,价格机制难以充分覆盖这些实时协调问题。随着多设备、多场景和多主体协同成为常态,静态契约和人工协调的响应速度有限,算法机制将成为产业生态运行层面的协调工具。算法系统可以根据任务特征、设备状态、模型能力、风险等级和服务质量指标进行动态匹配与实时调度,从而降低交易成本、搜索成本和协调成本。

规则机制承担交易边界、责任边界和安全边界的确定功能。算法协调提高效率的同时,也会重新分配控制权和风险责任。算法调度和模型更新会影响任务分配、资源使用、服务评价和责任归属,若数据偏差、目标函数设定偏差或平台规则不透明,则可能引发机会主义、责任模糊和分配失衡等问题。同时,由于具身智能的行动结果具有物理后果,规则机制不仅要约束交易行为,也要保证算法调度、模型更新和远程运维过程具有必要的记录、解释和追溯条件。因此,规则机制需要围绕接口标准、数据合规、安全认证、责任划分、质量评价和伦理规范形成制度安排,以解决连接兼容、数

据流转、高风险准入和责任承担等问题。

综上,具身智能驱动的产业生态治理将呈现价格、算法和规则协同作用的混合形态。三类机制有助于降低跨主体协作中的交易成本、协调成本和责任不确定性,并为具身智能在不同产业场景中的规模化扩散提供稳定治理条件。

(四)扩散路径分化:阈值约束下的阶段演化与场景差异

具身智能嵌入产业体系将呈现非均衡扩散特征,其应用效果取决于技术成熟度、成本收益关系、场景适配、组织吸收能力和制度环境的匹配程度。不同产业在任务结构、环境复杂度、风险容忍度和数据基础上的差异,将导致扩散速度、应用深度和收益表现分化。

第一,具身智能扩散受到多重阈值约束。经济阈值决定采用动力,要求效率提升、质量稳定、风险降低和学习收益覆盖设备、模型、运维、安全、流程改造和培训等总拥有成本,并在可预期周期内形成可验证收益。技术阈值决定系统稳定进入生产和服务场景的能力,主要体现为感知精度、动作可靠性、环境适应、故障恢复和人机安全水平。场景阈值涉及任务边界、流程标准化、环境可控性和数据可获得性。组织阈值体现为数字化基础、数据接口、流程重构、人机协同和安全管理能力。制度阈值则包括安全认证、责任划分、数据使用和质量评价等条件。相关条件总体达到相应阈值并实现基本协调后,具身智能才能由示范应用进入稳定扩散阶段。

第二,具身智能扩散具有阶段演化特征。早期阶段通常集中在任务边界清晰、环境相对可控、结果容易评价的场景,通过局部试点积累运行数据、验证成本收益和完善安全规则。中期阶段,具身智能进一步进入流程耦合度更高的场景,技术价值更多体现为系统与既有流程、人员分工和数据接口的协同效果。成熟阶段,随着模型能力、接口标准和场景经验逐步积累,具身智能由单一场景应用扩展到跨场景能力复用,形成任务模板迁移、技能库调用和平台化服务供给。由此,扩散过程表现为从技术验证到流程嵌入,再到能力复用的递进过程。

第三,具身智能扩散速度会因场景差异而分化。任务边界清晰、操作环境封闭、结果评价明确、安全风险可控的场景,更容易率先实现规模化应用,如仓储物流、工业检测、标准化装配和园区运维等。任务高度依赖情境判断、人际交互、价值权衡和责任承担的场景,则需要更长周期的试验、验证和制度配套,如医疗护理、养老服务、公共安全和复杂户外作业等。场景差异不仅决定扩散次序,也决定不同产业部门获得效率收益的时间窗口和收益强度。

第四,采用方的吸收能力会进一步放大扩散差异。数字基础较好、流程标准化程度较高、数据积累较充分的主体,能够更快完成任务适配、反馈吸收和能力复用。基础薄弱、流程割裂、数据质量不足的主体,则需要先补齐信息系统、接口标准和组织协同条件。由此,具身智能扩散可能形成先行者优势。较早完成场景试验和能力沉淀的主体,能够通过数据积累、模型适配和流程优化形成持续改进机制,并在后续产业竞争中占据有利位置。

五、结语

人工智能由离身智能向具身智能演进,使智能系统以物理行动能力嵌入真实生产和服务场景。本文基于通用目的技术视角,构建“技术经济特征—生产函数重构—企业组织演进—产业生态转型”的分析框架,解释具身智能如何由技术形态转化为经济影响。研究表明,具身智能的核心经济机制在于将任务执行、数据反馈和能力迭代连接为连续过程。真实环境中的行动反馈生成数据资产,数据经由模型更新和流程重构转化为系统效率,组织学习将局部经验沉淀为企业能力,跨场景复用进一步推动产业分工和生态结构调整。

具身智能改变了人工智能影响经济系统的作用方式。在生产函数层面,具身智能以能力服务流进入当期生产过程,并通过数据资产化、模型迭代和流程重构推动全要素生产率内生化的。在企业组织层面,企业边界、组织结构、人机协作和管理职能围绕数据、模型、接口和学习收益重新配置。在产业生态层面,既有链式分工进一步叠加分层化能力栈,竞争焦点由单一产品和设备扩展至平台化能力体系。治理机制则呈现价格、算法与规

则共同作用的混合形态。由此,具身智能的扩散不只是技术部署过程,更是企业吸收能力、产业协作结构和制度供给条件共同演化的过程。

对企业而言,智能化转型的关键在于建设数据治理、模型运维、流程重构、人机协同和风险控制能力,使技术应用沉淀为能够持续积累、复用和迭代的组织能力。对产业治理而言,政策重点应放在可信扩散条件建设上,围绕接口标准、能力评测、安全认证、数据合规和责任规则形成稳定制度供给,使具身智能能够在不同产业场景中实现安全、可靠和高效应用。

参考文献:

- [1] LU Y, ZHOU Y. A review on the economics of artificial intelligence[J]. Journal of economic surveys, 2021, 35(4): 1045-1072.
- [2] 肖峰. 从大模型到世界模型:智能革命的认知跃迁与视界融通[J]. 探索与争鸣, 2025(9):117-126,179.
- [3] REN L, DONG J, LIU S, et al. Embodied intelligence toward future smart manufacturing in the era of AI foundation model[J]. IEEE/ASME transactions on mechatronics, 2025, 30(4):2632-2642.
- [4] 薛钦源, 万宏. 具身智能:范式演进、技术架构与产业发展路径[J]. 智能制造, 2025(4):16-25.
- [5] TAN J, SHI J, WU L, et al. Embodied intelligence empowering customized manufacturing: architecture, opportunities, and challenges[J]. IEEE access, 2025, 13:92740-92755.
- [6] 曾祯, 谢尚宏, 宋森, 等. 具身仿真器综述:技术进展和未来展望[EB/OL]. (2025-07-21)[2026-09-07]. <https://doi.org/10.13973/j.cnki.robot.250187>.
- [7] 白辰甲, 许华哲, 李学龙. 大模型驱动的具身智能:发展与挑战[J]. 中国科学:信息科学, 2024, 54(9): 2035-2082.
- [8] LIU H, GUO D, CANGELOSI A. Embodied intelligence: a synergy of morphology, action, perception and learning[J]. ACM computing surveys, 2025, 57(7):1-36.
- [9] BRESNAHAN T F, TRAJTENBERG M. General purpose technologies “engines of growth”? [J]. Journal of econometrics, 1995, 65(1):83-108.
- [10] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. American economic review, 2018, 108(6):1488-1542.
- [11] AUTOR D H. Why are there still so many jobs? the history and future of workplace automation[J]. Journal of economic perspectives, 2015, 29(3):3-30.
- [12] FAN H, LIU X, FUH J Y H, et al. Embodied intelligence in manufacturing: leveraging large language models for autonomous industrial robotics[J]. Journal of intelligent manufacturing, 2025, 36(2):1141-1157.
- [13] CORRADO C, HASKEL J, JONA-LASINIO C, et al. Intangible capital and modern economies[J]. Journal of economic perspectives, 2022, 36(3):3-28.
- [14] JONES C I, TONETTI C. Nonrivalry and the economics of data[J]. American economic review, 2020, 110(9): 2819-2858.
- [15] JANSSEN M, BROUS P, ESTEVEZ E, et al. Data governance: organizing data for trustworthy artificial intelligence[J]. Government information quarterly, 2020, 37(3):101493.
- [16] HOFFREUMON C, FORMAN C, VAN ZEEBROECK N. Make or buy your artificial intelligence? complementarities in technology sourcing[J]. Journal of economics & management strategy, 2024, 33(2):452-479.
- [17] 张天宇, 高良谋. 数字经济时代的松散耦合与组织模块化:理论逻辑与战略转向[J]. 兰州学刊, 2026(1): 59-71.
- [18] 薛钦源, 史丹, 史可寒. 新质生产力的形成逻辑、新质特征和理论要素[J]. 当代财经, 2024(7):3-16.
- [19] 罗哈骞, 曹建农, 齐秀秀, 等. 上下文感知驱动的具身智能:从环境理解到自主决策[J]. 中国科学:信息科学, 2026, 56(2):277-295.
- [20] STURM T, GERLACH J P, PUMPLUN L, et al. Coordinating human and machine learning for effective organizational learning[J]. MIS quarterly, 2021, 45(3): 1581-1602.
- [21] KOLBJØRNSRUD V. Designing the intelligent organization: Six principles for human-AI collaboration[J]. California management review, 2024, 66(2):44-64.
- [22] KELLOGG K C, VALENTINE M A, CHRISTIN A. Algorithms at work: the new contested terrain of control[J]. Academy of management annals, 2020, 14(1):366-410.
- [23] GREGORY R W, HENFRIDSSON O, KAGANER E, et al. The role of artificial intelligence and data network effects for creating user value[J]. Academy of management review, 2021, 46(3):534-551.
- [24] JACOBIDES M G, CENNAMO C, GAWER A. Towards a theory of ecosystems[J]. Strategic management journal, 2018, 39(8):2255-2276.