文章编号:1003 - 2053(2026)04 - 0770 - 10

深度求索公司创新机制及其效应分析
——以 DeepSeek - R1 大模型为例

张 辉[1,2],陈钲汶[3],曾 雄[4]

(1. 中国科学技术大学公共事务学院,安徽合肥 230023; 2. 中国科学技术大学北京研究院,北京 100049;
3. 中国科学技术大学网络空间安全学院,安徽合肥 230026;4. 北京科技大学文法学院,北京 100083)

摘 要:深度求索公司的 DeepSeek - R1 模型以其低成本高性能开源模式引发全球关注。然而现有研究并未揭示其底层创新机制。本文采用纵向单案例研究,在系统性深描其创新过程、产品策略、战略管理和组织结构的基础上,揭示了该公司的创新机制。研究发现,该公司创始团队不仅展现了套利与创新的双重企业家精神,更是秉承科技自立自强的创新意识,共同导致了自主创新与集成创新的优秀成果;脱胎于其母公司幻方量化公司 AI 团队,量化交易与金融科技作为人工智能和大模型的典型应用场景,使得该公司在其创业之初就形成了事实上的强需求驱动产品策略;而 DeepSeek - R1 模型的研发过程中,单模块的多次复用与优化催生了其内部规模经济效应,多模块之间的联动又进一步实现了内部"飞轮效应",而其开源模式与应用扩散在形成外部规模经济的同时,又反哺自身从而形成创新互补性效应。本文研究弥补了既有大模型创新机制研究空白,并为后续理论研究和产业政策与治理提供了必要的现实解释和学理基础。

关键词:深度求索公司;DeepSeek 大模型;企业家精神;套利与创新;规模定律;规模效应

中图分类号:G301 **文献标识码**:A

随着深度求索公司的 AI 大模型 DeepSeek - R1[1]风靡全球,探讨其技术应用赋能、技术公平性政治影响和社会治理的新闻报告和学术研究如火如荼①。然而,对其技术产品创新原理、机制、路径及其技术经济效应的分析却寥寥无几②。诚然,客观的判断需要长远的事实支持,但"皮之不存,毛将焉附?"对该公司及其大模型系列产品的创新机制揭示,不仅有助于业界的技术创新、学习与扩散、应用场景研究与开发,而且有助于学界在 AI 产业化与产业 AI 化领域的理论创新,还有助于政界厘清 AI 大模型的发展政策与监管政策之间的关联性。因此,亟需深入分析 DeepSeek 创新原理与机制,揭示其成功创新背后的因素与机制,这构成了本文研究的问题出发点。

然而,单一创新理论在揭示该公司围绕 DeepSeek 系列大模型创新机制,不可避免地存在认识论层面的片面性。实际上,观察该公司一系列模型研发过程,即可知,创新是一个复杂且多维度的过程,涉及多种因素的相互作用,而单一理论往往只能从某个特定角度进行解释,难以涵盖创新过程的全貌。例如,仅从技术突破的角度来看,DeepSeek 系列大模型的创新可能主要体现在某项算法优化、针对 MOE 架构改进等方面,但这种解释忽略了创新过程中其他重要因素的影响,如市场需求的驱动、团队合作的协同作用、企业家精神等。

抑或,仅仅围绕 DeepSeek - R1 模型进行的创新机制或过程解释,极可能隔离了 R1 模型与该公司在大模型领域的诸多探索与技术累积演进之间的因

① 为了避免指称和术语的混淆,同时遵循业界约定,本文将涉及到公司的名称统一为"深度求索公司"或者"该公司",而用产品代号直接指代对应的大模型系列产品,如"DeepSeek - R1""DeepSeek - Coder"等。该公司的大模型产品并不仅仅是大语言模型,还包括其他模态的大模型系列。本文主要围绕 DeepSeek - R1 所代表的大语言模型系列展开分析。

② 围绕 DeepSeek - R1 开源模型的广泛影响,《新疆师范大学学报(哲学社会科学版)》《重庆大学学报(社会科学版)》《电子政务》等期刊进行了专题讨论。

收稿日期:2025 - 02 - 25;**修回日期**:2025 - 07 - 02

基金项目:国家社会科学基金重点项目(24AGL009);中央高校基本科研业务费专项资金资助(WK2160000023)

作者简介:张辉(1985 -),男,副研究员。陈钲汶(2004 -),男,硕士研究生。曾雄(1988 -),男,讲师,通讯作者,E - mail:zengxiong@ustb.edu.cn。

果关联。例如,只关注 R1 模型的创新点,就会忽视该公司在其他模型(如 DeepSeek – V2[2]、DeepSeek – V3 等[3])上的技术积累和创新尝试,以及这些模型之间的相互关联和协同作用。事实上,R1 模型的成功也离不开该公司在数据收集、预处理、训练框架等方面的长期投入和不断优化,而这些内容往往在单一模型的分析中被忽略。

因此,如何全面而准确地揭示该公司围绕 DeepSeek 系列大模型的创新机制,构成了本文的主要研究议题。本文将综合运用多种创新理论,将 DeepSeek – R1 模型置于该公司技术演进路径中,从技术、市场、团队、政策等多个维度分析其创新过程、机制及其效应。

1　研究设计与案例选择

1.1　研究方法

本文拟采用探索性纵向单案例研究方法,原因在于三个方面。第一,本文关注议题是深度求索公司围绕 DeepSeek – R1 模型的一系列创新有何独到之处,其背后的主要形成机制有哪些? 此类关注“为什么”“怎么样”的问题类型,使用单案例分析方法比较合适[4]。第二,本文需要充分解构该公司在探索大模型路径中成功的各种驱动要素和创新机制,需要从一种系统视角出发,在模块化的基础上进行有效的整合,故需要整合性分析视角[5]。第三,本文需要探索 DeepSeek – R1 模型的技术继承及其演进问题,进而分析该公司的创新集成与技术演进过程,并阐明其具体机制问题,此类问题需要采用探索性纵向案例研究[6]。

1.2　案例选择

典型性毋容置疑。事实上,早在 DeepSeek – V2 模型发布之时,深度求索公司就已经引领国内外大模型的低成本浪潮[2],其低成本策略和趋势已经引起了技术社区的广泛关注。更进一步,该公司推出的 DeepSeek – V3 和 DeepSeek – R1 模型在低成本的同时,性能比肩乃至超越 OpenAI、Anthropic、DeepMind 等美国顶尖企业的大模型。故其底层的创新机制更值得重视。

特殊性在于其创新创业模式和投资模式与其他的大模型新创企业并不相同。其创新模式在于 DeepSeek 系列大模型并未遵循大多数企业倡导的 Transformer 密集计算架构,而大胆采用并改良 MOE 稀疏计算架构,后者的通用性、可行性和性能问题一度不被看好。创业模式与众不同之处在于其脱胎于母公司——幻方量化的 AI 团队,与其他新创企业通过技术原型进行融资的创业和投资模式并不相同;何以量化交易公司可催生大模型创业团队,传统创业、商业模式与投资模式相关的理论无法有效解释或预测。

资料可得性在于其秉承的开源精神及其使用的 MIT 开源协议。其已经开源的模型代码、公布的公开论文及技术白皮书,完整呈现了其产业研发过程中,从架构设计、算力优化、数据集构建和算法模块化优化等全链条创新的实施细节,为揭示其企业集成创新及其演化路径的“黑箱”机制提供了可追溯、可验证的实证基础。

1.3　资料来源

作为案例研究的基础,客观权威的数据来源是本文论证的基础。通过梳理 DeepSeek 及其“母公司”幻方量化的官方网站,以及研发团队发表的学术论文,并检索其在 GitHub 和 Hugging Face 等开源社区中关于 DeepSeek 的项目信息,而后结合幻方量化与深度求索公司的团队管理者,如创始人梁文锋、市场总监梁键等的访谈或演讲资料,本文形成了纵向单案例研究的所需案例素材。

其中,该公司相关的学术论文主要包括发表到各种计算机会议和全球最大的预印本论文网站 arXiv 中的论文或模型技术报告。作为全球范围内的开源社区标杆,GitHub 和 Hugging Face 中包括研究团队发布的各类项目,如 Hugging Face 的模型库和 GitHub 的代码托管等,能够获取 DeepSeek 系列模型及其技术研发的具体过程信息③。新兴科技媒体“36 氪”的媒体团队分别于 2023 年和 2024 年和创始人梁文锋进行了两次深度访谈在此两次访谈中,梁文锋提及了该公司初创入局大模型、DeepSeek – V2 发布的相关市场反响,并阐述了成立该公司的创业动机、管理模式、领导者风格等。三方面的数据来源都极具参考价值,保证了本文案例研究的可得性、权威性和科学性。

③　由于该公司并未就所有型号的大模型发布论文或报告,或者,模型相关论文或报告与模型发布时间并不完全一致,本文以 Hugging Face 上公布的模型信息为准。

2 案例分析

2.1 该公司技术产品系列

深度求索公司围绕“长期主义探索通用人工智能”的公司使命,发布了一系列通用大模型、专用大模型和多模态大模型。自发布第一款完全开源且免费商用的大模型 DeepSeek – Coder[3] 始,至 DeepSeek – R1[1] 推理大模型出台,该公司共计公开发布 68 款各类型号和迭代优化的大模型④。按照研发时间排序,典型大模型包括 DeepSeek – Coder[7]、DeepSeek LLM[8]、DeepSeekMoE[9]、DeepSeekMath[10]、DeepSeek – VL[11]、DeepSeek – V2[2]、Janus[12]、DeepSeek – V3[3]、DeepSeek – R1[1] 等。

围绕大语言模型,该公司重点在模型架构、计算成本和推理性能等环节开展基础研发。第一,重点探索并证实了性价比更高且性能更好的新兴架构——混合专家模型(MoE)——在模型通用性维度上的可行性、卓越性和通用性;以 DeepSeek – V3 模型为例,针对提示工程中单次计算,6710 亿参数中仅激活 370 亿个,激活参数不到 6%,在降低计算成本的同时,还能精准处理任务。第二,拆解并跨层次优化 CUDA 计算架构平台,直接针对编程语言和硬件执行的中间层——PTX 协议层——进行算法优化,实现了通信效能和计算效能的双重提升;直接地突破了美国根据计算芯片的片间通信能力和集成计算能力的双重制裁。第三,通过增加强化学习在大模型后训练环节中推断“占比”,验证并实现了推理大模型的可行性和通用性问题,将“规模定律(Scaling Law)”从预训练(Training Time)阶段扩展到测试中(Testing Time)阶段;这也意味着,间接破解了 OpenAI 的 o 系列所代表的闭源大模型的推理技术“黑盒”。在专用大模型领域,该公司主要围绕代码生成与复用开展了系列研发,典型产品为 DeepSeek – Coder、DeepSeekMath 和 DeepSeek – Prover[13],以及各类优化版。其中,DeepSeek – Coder 是代码大模型;DeepSeekMath 则专注于数学推理与计算,;而 DeepSeek – Prover 是一款针对数学证明的专用模型,能够自动生成数学命题的证明过程。该公司在多模态大模型方面同样涉猎颇多,陆续推出了 DeepSeek – VL 和 Janus 系列开源大模型及其强化版本。,DeepSeek – VL 是其首款多模态大模型[15];Janus 及其升级版采用“理解——生成双路径”架构,支持高质量图像生成、视觉问答和跨模态推理等任务[14,16]。

2.2 DeepSeek – R1 相关系列大模型的技术演进

纵观其研发历程⑤,DeepSeek – R1 模型实现了从“重训练轻推理”“训练与推理并重”到“推理强于训练”的体系内技术路径突破,存在着工程试验、交叉引用和技术耦合、以及相互借鉴的技术研发和创新活动。

该公司的 DeepSeek – R1 相关大模型系列之间存在着明显的增量创新过程。如表 1 所示,按照大模型发布时间,不难发现,在 R1 模型之中集成了大量的前期模型中架构或模块中的多重创新。其中,既有学习验证既有大模型的学习和渐进式创新,也有计算框架层面、强化学习训练工程、注意力机制等领域的颠覆性创新。

而 DeepSeek – R1 模型研发中,该公司在一系列创新集成的基础上,并成功尝试了多种技术工程创新[1]。DeepSeek – R1 研发管理的全流程如图 1 所示。该公司基于 V3 模型开展后预训练阶段的纯强化学习训练获得 DeepSeek – R1 – zero 极具开创性,打破了既有大模型推理训练的模式;并且在不同训练阶段,多次迭代优化 V3 模型。在 R1 模型的训练过程中,获得了多个针对性数据集。并针对其他公司的模型,通过知识蒸馏技术验证了高质量数据集对模型性能提升的重要性。

2.3 该公司“商业模式”

深度求索公司的企业历程相对短暂,和新兴大模型企业类似。然而,鉴于其脱胎于“母公司”幻方量化的深度学习训练平台部门,该公司发展历程与其他新创大模型企业,如智谱 AI、月之暗面(Moonshot)等,存在显著差异。

幻方量化的初衷之一即“引入机器学习和数据分析”等数据科学的新兴技术完成量化交易。2015 年,幻方量化正式成立之后,明确“依托数学和人工

④ 截止日期为 2025 年 2 月 15 日。数据来源于 https://huggingface.co/deepseek – ai? sort_models = created#models 和幻方 AI 的技术博客 https://www.high – flyer.cn/blog/#ALL。

⑤ 考虑到本文以 DeepSeek – R1 大模型为主要案例,考察其技术演进历程,故后文重点描述和分析该公司在大语言模型领域的研发、创新、及其理论阐释。

智能技术进行全自动量化交易”的战略定位,并于2016 年成功上线了第一份由使用 GPU 计算的深度学习算法生成的交易仓位,正式将 AI 算法投入到实盘交易中;此前,算法主要依靠基于 CPU 线性模型和传统机器学习算法。至 2017 年年底,几乎所有的量化策略都已经采用传统 AI 算法模型(并非大模型)计算。2019 年,幻方资本成立;同年,幻方 AI(幻方人工智能基础研究有限公司)成立,专注于 AI 算法和基础模型研究,并自研幻方“萤火一号”AI 计算集群,使用 200Gbps 高速网络互联的 500 块 GPU。在随后的 2020 年,追加投资,搭载 1100 块 GPU 加速卡。2021 年,幻方 AI 投入十亿建设“萤火二号”计算集群,从软件和硬件两个方向同时技术优化与创新;自研分布式并行文件系统(3FS:Fire – Flyer File System,也称“萤火文件系统”)、分布式训练通讯框架(hfreduce)、高性能算子库(hfai. nn)、高易用性应用层等。2022 年,幻方 AI 在“萤火二号”上实现“多 800 口交换机互联”加“核心扩展子树”的软硬件架构革新,突破了一期的物理限制,算力扩容翻倍。

表 1　DeepSeek – R1 模型的技术继承关系⑥

Table 1　Technology inheritance relationship of DeepSeek – R1 model

大模型	发布时间	关键技术创新
DeepSeek – Coder	2023. 10. 28	支持 87 种编程语言的代码生成与优化、中间代码填充、跨文件代码生成、基于程序的数学推理
DeepSeek – LLM	2023. 11. 29	修订“规模定律”工程公式、超参数缩放定律、数据集类型显著差异性、证伪“跨数据集进行缩放定律”
DeepSeekMoE	2024. 01. 08	证成稀疏 MOE 架构的可行性与高性能、共享专家隔离、设备级负载均衡、多尺度与专业化的专家模型系统
DeepSeekMath	2024. 02. 05	组相对策略优化(GRPO)、GRPO 优于在线拒绝采样微调、强化学习的“数据源 – 奖励函数 – 算法的三元关系”范式
DeepSeek – V2	2024. 04. 22	多头潜在注意力机制(MLA)、架构集成创新、最优秀的开源 MOE 大模型
DeepSeek – Coder – V2	2024. 06. 14	优化多模态交互能力、增强代码生成和数学推理能力
ESFT	2024. 07. 04	专家专业微调,完善 MOE 架构
DeepSeek – Prover	2024. 08. 15	大规模自动化形式、形式证明语句评分策略、证成规模定律在在形式证明领域的有效性、实现“合成数据 – 评价数据 – 过滤数据 – 迭代强化”形式证明的技术路线
DeepSeek – V3	2024. 12. 25	性能卓越的开源 6710 亿 MOE 模型、DualPipe 算法、跨节点通信内核 PTX 编程、FP8 混合精度训练主导高效训练过程、
DeepSeek – R1	2025. 01. 20	后训练阶段基于 GRPO 的纯强化学习训练方法、面向推理性能反复强化学习训练方法、知识蒸馏、完全基于规则的奖励方法、推理过程中自我纠错(“顿悟”)
NSA	2025. 02. 16	算数强度平衡算法(大幅加速硬件计算)、端到端高效训练、硬件对齐系统、训练感知系统

资料来源:作者根据 DeepSeek – R1 等模型的技术文档或论文自制。注:技术继承关系仅指技术直接集成关系。

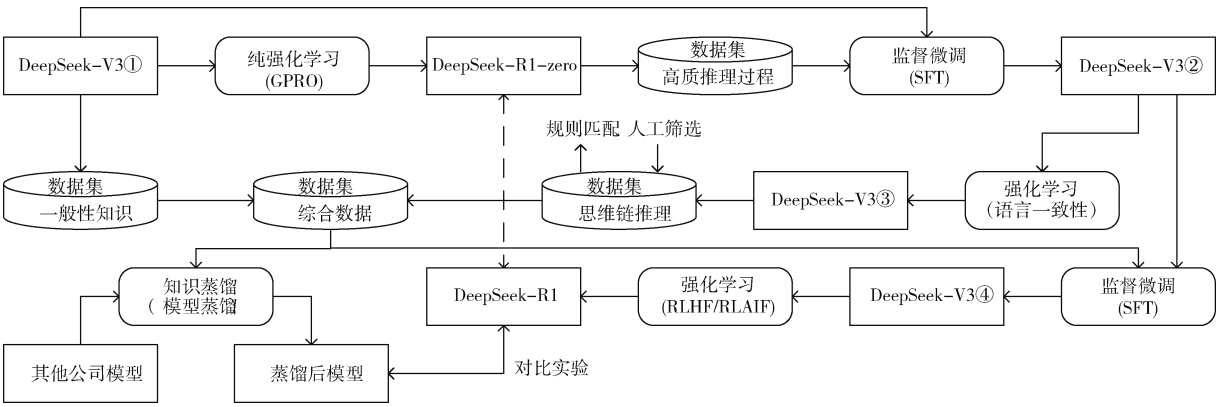
深度求索公司的成立与大模型的整体技术演化图景高度一致。该公司脱胎于幻方 AI,专注于通用人工智能(AGI)和大模型的研发。幻方量化为该公司提供了技术支持和资源支持。其中,在 AI 基础设施建设、分布式计算和大规模模型训练方面的经验,为该公司提供了强大的技术支持,如多头潜在注意力(MLA)架构和混合专家模型(MoE)等;前者为后者提供了首期 30 亿元资金和“萤火二号”超算集群的支持。根据幻方量化 2022 年统计数据,计算集群连续满载运行,平均占用率达到 96% 以上。全年运行任务 135 万个,共计 5674 万 GPU 时。用于科研支持的闲时算力高达 1533 万 GPU 时,占比 27%。

2.4　该公司产品战略

在幻方量化与深度求索公司这种“母子公司”协同模式下,该公司的产品战略之一——构建开源 AI 大模型创新生态系统。而实际上,该公司极好地平衡了对内服务和对外发展:对内商业联动,服务于母公司幻方量化;对外独立运营,且专注于技术创新及集成,形成低成本优势,推动开源战略以扩大品牌影响力,催生出全球技术生态。其战略效果同样显

⑥　在本文初稿完成时,该公司并未发布“Native Sparse Attention”论文与模型;然不影响本文论证过程。

著:该公司能够在短时间内取得显著的技术突破和品牌效应,并在全球 AI 领域占据一席之地。



资料来源:作者根据 DeepSeek - R1 论文[1]重新绘制。注:模型名称后序号"①"等为同一模型不同阶段的版本号。

图 1 DeepSeek - R1 研发的全流程管理

Figure 1 The whole - process management of DeepSeek - R1 R&D

该公司的战略之一在于,服务于幻方量化的交易算法设计⑦。本质上,量化投资所需的底层模块——量化指数增强、量化对冲交易、统计套利、交易频度设计、自动化交易等——都以大数据和算法设计为基础;而这恰恰构成了大模型应用的典型场景。该公司的基础研发形成了幻方 AI 和幻方量化的再研基础。以之为基础的中证 500 指数增强策略模型涉及到投资基本面预测、技术面多周期预测、其他另类策略(网下打新、套利)、交易执行优化等模块的相互叠加,并运用人工智能开发出多策略、多周期的投资模式以实现收益叠加在幻方量化的交易策略开发全流程中,其信号特征、多因子模型设计、投资组合和交易执行等四大环节中,都可见深度学习、人工智能或大语言模型的身影。

该公司的品牌战略则在于,运用技术创新及集成,在构筑低成本优势的基础,构建开源 AI 大模型应用创新生态系统,形成品牌辨识度。从 DeepSeek - MoE 模型开始,该公司就积极探索混合专家模型和多头潜在注意力机制的可行性和效率优化,与其他大模型提供商不同的低成本技术路径。事实上,自 DeepSeek - V2 开始,该公司已经形成了低成本优势[2]。而该公司在 GitHub 和 Hugging Face 等社区提供开源资源(不仅仅是大模型),并通用模型的知识蒸馏技术压缩模型规模,已经构建了一个去中心化、低成本的 AI 生态系统;自 DeepSeek - R1 发布以来[1],截至 2025 年 2 月 15 日,其 GitHub 仓库的 Star 数量在不到一个月内飙升至超过 7 万次,其 Hugging Face 的下载量在发布一个月内突破了 1000 万次,已有超过 100 款应用接入了其大模型,涵盖金融、教育、医疗、办公、智能助手、娱乐购物等多个场景。

3 发现与讨论

深度求索公司成功孕育 DeepSeek - R1 的系列过程,呈现出其大模型创新机制的多个侧面。

3.1 企业家精神及其创新行为

该公司的阶段性成功,深受企业家精神及其衍生的管理理念和模式的原生性驱动。而该公司创始人与开发者团队蕴藏着套利、创新和自立自强等企业家精神⑧,进而展现出与之对应的企业家行为。

脱胎于幻方量化(幻方 AI),该公司和幻方量化共同展现了双重套利的企业家行为。一方面,金融市场中的量化交易完成了第一重套利式企业家行为。量化交易的本质在于弥合金融市场中价格与价值之间的信息不对称,并根据所预测的价格变化趋势来实施跨期套利而赚取利润[17,18]。这就意味着,该公司和幻方量化主导的高频量化交易本身就是改

⑦ 本段的背景材料来源于幻方量化官方网站及其公司主管在 2019 年金牛奖颁奖典礼的演讲《从程序员视角解析中国量化投资的前景》、2025 年的访谈《程序员的量化投资新视角》和幻方量化市场总监梁键的 2021 年培训资料《量化行业发展及产业策略分享》。

⑧ 对企业家精神的概念界定,本文主要沿用张维迎与李斯特的观点[19][20];其中,前者强调企业家行为包括套利与创新,而后者强调企业家以国家需求为依托的创新发展。

善资源配置效率的市场创新行为。另一方面,运用大数据、人工智能和大模型等新兴技术主导量化交易策略设计与执行则实施了第二重套利式企业家行为。对于量化交易而言,新兴信息技术存在天然的技术可供性;即后者利用前者重组生产要素而产生新产品,形成生产活动套利[19]。

而聚焦于大模型本身,该公司围绕 DeepSeek 系列大模型的研发则兼顾渐进式创新和颠覆式创新。一方面,该公司在混合专家模型(MOE)、直接偏好优化(DPO)、组相对策略优化(GRPO)、多头潜在注意力机制(MLA)、多词元预测(MTP)等模块的创新,正是对已有技术的改造、升级或优化的渐进式创新[2,3,9],极大地优化了现有 Transformer 框架及其主导的技术路径;与此同时,其"反"模块化创新——直接优化 GPU 通讯协议层,虽然未脱离 CUDA 平台,但是兼顾技术创新的渐进性和思维创新的颠覆性。

另一方面,颠覆式创新则更多体现 AIOPs 过程的整体性和开源策略的选择上。事实上,DeepSeek - R1 模型不仅使用了 FP8 混合精度训练,还尝试了两种训练路径。其一,直接进行纯强化学习训练产生 DeepSeek - R1 - zero 模型,证成纯强化学习训练的技术可行性,并发现后训练(post - Training)中增加推断学习的边际效应更大[1];颠覆了其他大模型企业的技术想象力。其二,"冷启动监督微调(SFT)——面向推理的 GRPO - RL——拒绝采样和多领域的新数据集 SFT——全场景 GRPO - RLAIF"四阶段多重训练过程[1],颠覆了 OpenAI o1 模型倡导的"预训练——监督微调——推理(测试时计算)"路线。同时,其采用的 MIT 开源协议,不仅将模型权重、初始数据集、训练过程数据等全部开源,还将高性能的 6710 亿级别的 R1 模型开源,更是通过知识蒸馏技术验证了大模型"小型化"的技术路径,对 Meta 和 Hugging Face 等推崇的矩阵权重保密或者"低版本开源——高版本自用"开源模式[21],形成技术普惠式颠覆。

该公司创始团队和研发团队具备极强"科技自立自强"思维烙印,而这本身就是一种思维模式创新。梁文锋在多个场合强调,语言大模型是通往 AGI 的必经之路,该公司从这里开始,并以之为终极目标。他也批评中国公司习惯于"follow(跟随式创新)",而不是(自主式)创新,中国 AI 需要弥合原创和模仿的差距。这实际上就是科技自立自强的思维觉醒[22,23]。"人以群分",该公司团队的"本土年轻人才一样可以做到世界一流",该公司不依赖海外挖人。而且,通过自身培养和团队成长,打造顶尖科技团队。"相对于 AGI 的长远目标,工作经验并不重要",这种对年轻人的信任和自主培养人才的策略,充分体现了科技自立自强的实践。

3.2　强需求驱动的产品策略

无论是企业微观视角,还是宏观环境视角,该公司根据其自身技术领域与产业特征、外部技术环境,已经构筑了强需求驱动的产品策略。但是,作用及其效应并不相同。

从企业内部视角来看,立足于数学、统计学和概率论的金融工程和金融科技激活了数据科学、人工智能和大模型的技术可供性,进而赋予该公司的强需求驱动产品策略。人工智能的技术可供性已成共识[24]。作为数据科学或人工智能的技术前沿,大模型本身对数据分析、预测模型建构或知识生成、决策支持等功能可供性,是一种延续与升级。金融科技和量化交易的核心模块,如预测模型、统计套利、高频算法、风险管理等,都存在大量的计算需求,而且结果导向和非容错率极高[25];直接构成了大模型这一新兴计算平台的强外部需求。在科技金融场景中,量化交易与大模型共同完成了能指与所指之间的"勾连",形成了技术供给与需求的市场交易过程。最终,强需求驱动型产品策略得以成功。

在技术环境视角来看,高端芯片受限的宏观困境和技术模块演进不一致性提供了并不一致的激励效应,但都被该公司利用算法类创新或数据类创新加以化解。广义人工智能技术体系内部的模块演进速度不一致性[26],加之美国高端计算芯片制裁的外部冲击[27],共同赋予大模型算法类创新或数据工程类创新的利基空间,直接成为大模型及其模块创新的强需求,虽然二者激励效应相反。这就意味着,该公司必然会最大限度地利用其自身的相对比较优势——高人才优势,进行框架设计、算法设计、数据工程等领域的创新。

3.3　DeepSeek - R1 工程中的多重"规模"效应机制

深度求索公司在 DeepSeek - R1 模型中俘获了多重规模效应,形成有效的资源流管理闭环。这也印证了其产品策略的可行性和可信度。DeepSeek - R1 模型研发过程中的多重规模效应主要表现为三

个方面:单模块的多次复用与优化、多模块联动的“飞轮效应”、以及大模型开源与应用反哺自身创新的创新互补性效应⑨。

在该公司研发 DeepSeek – R1 模型中,通过迭代优化、模型复用或模块复用,实现了规模效应的叠增,形成了典型的内部规模效应。则更加深入。第一,该公司在推出 DeepSeek – R1 中多次复用 DeepSeek – V3 和 R1 – zero 模型,并对后二者进行了迭代优化。如图 1 所示,完成 R1 的全部训练过程,该公司至少使用了 4 次 V3 模型,分别通过集成多种数据集的监督微调、语言一致性强化学习等方法进行了针对性优化。而这种模型复用,与传统的模块复用和知识复用的最大区别在于,在每次模型复用时,都可以反向优化被调用的模型,并形成性能更优越的新版本模型,而这也是人工智能 AIOPs 中边际收益递增的重要来源之一。第二,DeepSeek – R1 研发过程中的数据复用极其频繁,既降低了训练和研发成本,也增加了对比实验的科学性。从图 1 可知,通过提示工程,R1 – zero 生成数据集①可用于后续的监督学习;V3 模型上直接使用提示工程获得的数据集③至被用于合并新数据集,并被用于后续的监督学习之中,也可用于知识蒸馏之中。而使用相同的数据集,增加了知识蒸馏算法测试中对模型能力驱动因素的因果推断。更重要的是,这些数据集可成为该公司的永久性资产,也随着其开源成为各类开发者的共同资产。第三,作为固定投资的各性能等级的计算芯片,如 A100、H800、H20 等,本身就可被多轮重复使用。三类复用过程叠加于 R1 模型研发之中,不仅摊薄了算力成本,更是极大提升了整体研发过程的边际递增效应。

工程创新与算法创新使得不同阶段和不同模块上的算法创新集成和相互优化,通过四种模式打破既定算法框架,并催生了多模块联动的正循环效应,即大模型技术体系内“飞轮效应”。众所周知,规模定律从工程经验层面已经被证实[28,29]。第一,该公司在训练大模型的过程中,也生成了高质量的推理型数据集,后者可直接运用到纯强化基础模型,打破既定技术路径。如图 1 中运用数据集①微调 V3①模型为模型 V3②;抑或,被合并为新的数据集来强化大模型,如图 1 中数据集②和③合并为数据集④,并以之强化模型 V3②为模型 V3④。第二,通过强化学习的奖励函数创新,运用大模型生成高质量数据集,形成“模型强化数据”的正循环路径。如图 1 中经过准度激励和格式激励的 R1 – zero,生成的数据集①就自带高水平的格式和标注;而经过语言一致性奖励的 V3③模型则可以生成高质量思维链推理数据的数据集②。第三,通过强化学习、监督学习或知识蒸馏等环节的算法创新与工程创新,加之高质量数据集积累,不同阶段的大模型可形成相互强化的循环。如图 1 中,V3①模型经由 R1 – zero 及其生成数据集,运用监督微调形成 V3②模型;其间 R1 – zero 随着强化学习时长增加而展现出更优推理性能,相当于彼此互补都得以优化;继而形成 V3④模型以及最终的 R1 模型。此过程中事实上同样存在两类模型的相互强化。最终,随着多模块和多环节的创新集成与优化积累,形成了大模型 AIOPs 全流程的整体性强化。

该公司的大模型的系列开源势必会大幅度提升大模型的应用范围,在产业 AI 化的过程反哺大模型的发展;即在形成外部规模效应的同时,也对大模型形成创新互补性效应。产业 AI 化实际上完成了大模型技术体系外的“飞轮效应”,从而形成并强化大模型的创新互补性机制。一方面,作为大模型工程创新中最具代表性的经验总结,规模定律的实际经济效应其实符合边际效应递减[28,30]。真正的外部规模经济在于该公司此次开源 DeepSeek – R1 模型等一系列开源行动,极大降低了大模型的应用门槛,打破了传统依赖高算力与“闭源”商业模式的路径约束[26]。这就意味着,该公司赋予全产业生态更多创业创新可能性,赋能现有生产要素的促进新质生产力的发展;进而,从基础设施环节到 AI 应用环节实现规模经济效应。另一方面,随着越来越多基础设施和应用厂商接入 DeepSeek 系列模型,AI 产业化本身也引致被反哺;在技术需求侧,大模型上下游的潜在市场规模被激活,尤其是应用层潜力巨大;在技术供给侧,大规模的模型应用带来的是海量的工艺数据和算力基础设施建设,同时给算法创新和工程创新带来了大量的试错机会,从而反向促进大模型的整体技术演进。上述过程与传统信息技术创新互补性机制的区别在于,后者必须依赖于人类把控整个创新过程[31];而在前者的创新过程中,大模型自身可在多个环节优化自身,如合成数据生成、高质

⑨ 为了便于论述,本文中“模块”沿循“模块化设计”理念,指称“大模型 AIOPs 中算法、数据、参数矩阵、算力等边界明确的资源或技术”。

量推理数据生成与标识、代码生成与优化等。

4　结论与展望

本文通过纵向单案例研究,在清晰梳理深度求索公司围绕 DeepSeek - R1 系列技术创新突破和技术继承性的基础上,综合分析其与母公司幻方量化之间的技术关联关系,发现该公司技术演进之路融入了渐进式创新与颠覆性创新。其 DeepSeek - R1 的成功推出的创新机制在于三个方面。第一,创始人及研发团队的双重套利型企业家精神是其创新机制的源动力之一,并进一步催生创新型企业家精神;而中美科技竞争态势愈演愈烈和自主创新意识觉醒共同推动了该公司的组织学习、渐进式创新和颠覆性创新的快速累积。第二,该公司脱胎于幻方 AI 的必然性在于,后者量化交易的核心业务与数据科学、人工智能和大模型高度契合,并可相互强化而使前者俘获一种强需求驱动型产品策略。第三,在 DeepSeek - R1 系列模型的技术演进中,大模型 AIOPs 中模型复用、模块复用与优化,催生了其内部规模经济效应;而多个模块之间的技术耦合性进一步优化各自性能而形成内部“飞轮效应”;而该公司秉承的开源精神、开源模式与应用扩散在形成产业内或广泛经济的外部规模效应时,又反哺自身大模型创新,从而形成创新互补性效应。本文研究弥补了既有大模型产品创新机制的研究空白,为后续理论研究和产业政策与治理提供了现实解释和学理基础。

参考文献:

[1] Guo D, Yang D, Zhang H, et al. DeepSeek - R1: Incentivizing reasoning capability in LLMs via reinforcement learning [J]. arXiv preprint arXiv: 2501.12948, 2025.

[2] Liu A, Feng B, Wang B, et al. DeepSeek - V2: A strong, economical, and efficient mixture - of - experts language model [J]. arXiv preprint arXiv: 2405.04434, 2024.

[3] Liu A, Feng B, Xue B, et al. DeepSeek - V3 Technical Report [J]. arXiv preprint arXiv: 2412.19437, 2024.

[4] Yin R K. Case Study Research: Design and Methods [M]. Beverly Hills, CA: Sage Publications, 2013.

[5] 陈逢文,付龙望,张露,等. 创业者个体学习、组织学习如何交互影响企业创新行为? ——基于整合视角的纵向单案例研究[J]. 管理世界,2020,36(3):142 - 164. Chen F W, Fu L W, Zhang L, et al. A longitudinal case study from integration perspective: How do the individual learning and organizational learning interactively influence the firms´innovation behaviors? [J]. Journal of Management World, 2020,36(3):142 - 164.

[6] 王凤彬,张雪. 用纵向案例研究讲好中国故事:过程研究范式、过程理论化与中西对话前景[J]. 管理世界,2022,38(6):191 - 213. Wang F B, Zhang X. Telling Chinese stories well with longitudinal case studies: Process study paradigm, process theorization and the prospects of Sino - Western Dialogue [J]. Journal of Management World, 2020,36(3):142 - 164.

[7] Guo D, Zhu Q, Yang D, et al. DeepSeek - Coder: When the large language model meets programming: The rise of code intelligence [J]. arXiv preprint arXiv: 2401.14196, 2024.

[8] Bi X, Chen D, Chen G, et al. DeepSeek LLM: Scaling open - source language models with long - termism [J]. arXiv preprint arXiv:2401.02954, 2024.

[9] Dai D, Deng C, Zhao C, et al. DeepSeekMoE: Towards ultimate expert specialization in mixture - of - experts language models [J]. arXiv preprint arXiv:2401.06066, 2024.

[10] Shao Z, Wang P, Zhu Q, et al. DeepSeekMath: Pushing the limits of mathematical reasoning in open language models [J]. arXiv preprint arXiv:2402.03300, 2024.

[11] Lu H, Liu W, Zhang B, et al. DeepSeek - VL: towards real - world vision - language understanding [J]. arXiv preprint arXiv:2403.05525, 2024.

[12] Wu C, Chen X, Wu Z, et al. Janus: Decoupling visual encoding for unified multimodal understanding and generation [J]. arXiv preprint arXiv:2410.13848, 2024.

[13] Xin H, Guo D, Shao Z, et al. DeepSeek - Prover: Advancing theorem proving in LLMs through large - scale synthetic data [J]. arXiv preprint arXiv: 2405.14333, 2024.

[14] Chen X, Wu Z, Liu X, et al. Janus - Pro: Unified multimodal understanding and generation with data and model scaling [J]. arXiv preprint arXiv: 2501.17811, 2025.

[15] Wu Z, Chen X, Pan Z, et al. DeepSeek - VL2: Mixture - of - experts vision - language models for advanced multimodal understanding [J]. arXiv preprint arXiv: 2412.10302, 2024.

[16] Ma Y, Liu X, Chen X, et al. JanusFlow: Harmonizing

autoregression and rectified flow for unified multimodal understanding and generation[J]. arXiv preprint arXiv: 2411.07975, 2024.

[17] 张晓燕,张远远. 量化投资在中国的发展及影响分析[J]. 清华金融评论,2022(1):44 – 45. Zhang X Y, Zhang Y Y. Analysis of the development and impact of quantitative investment in China[J]. TSINGHUA Financial Review,2022(1):44 – 45.

[18] 李文鹏,高宇菲,钱佳佳,等. 深度学习在量化投资中的应用[J]. 统计与管理,2017(8):104 – 106. Li W P, Gao Y F, Qian J J, et al. Application of deep learning in quantitative investment[J]. Statistics and Management,2017(8):104 – 106.

[19] 张维迎. 重新理解企业家精神[M]. 海口:海南出版社, 2022. Zhang W Y. Re – Understanding Entrepreneurship: What It Is and Why It Matters [M]. Haikou: Hainan Publishing House, 2022.

[20] 弗里德里希·李斯特. 政治经济学的国民体系[M]. 北京:华夏出版社, 2009. Friedrich List. The National System of Political Economy[M]. Beijing: Huaxia Publishing House,2009.

[21] Grattafiori A, Dubey A, Jauhri A, et al. The Llama 3 herd of models [J]. arXiv preprint arXiv: 2407.21783, 2024.

[22] 习近平. 论科技自立自强[M]. 北京,中央文献出版社, 2023. Xi J P. On Self – Reliance and Self – Strengthening in Science and Technology[M]. Beijing, Central Party Literature Press, 2023.

[23] 张建民,钟雨芮,陈杨,等. 战略企业家推进高水平科技自立自强的角色价值与作用机制[J]. 科技进步与对策,2025,42(1):122 – 131. Zhang J M, Zhong Y R, Chen Y,et al. The role value and mechanism of strategic entrepreneurs in promoting high – level technological self – reliance and self – improvement[J]. Science & Technology Progress and Policy, 2025,42(1):122 – 131.

[24] Volkoff O, Strong D M. Critical realism and affordances: Theorizing IT – associated organizational change processes[J]. MIS Quarterly, 2013: 819 – 834.

[25] Ma L. Quantitative Investing [M]. Chicago, Springer, 2020.

[26] 张辉,刘鹏,姜钧译,等. ChatGPT:从技术创新到范式革命[J]. 科学学研究,2023,41(12):2113 – 2121. Zhang H, Liu P, Jiang J Y, et al. ChatGPT: From technological innovation to paradigm revolution [J]. Studies in Science of Science, 2023, 41 (12): 2113 – 2121.

[27] 白玉川. 靶向遏制:美国对华半导体技术出口管制的政治经济逻辑[J]. 当代亚太,2024(4):4 – 31,166. Bai Y C. Targeted containment: The political and economic logic of U. S. semiconductor technology export controls on China[J]. Journal of Contemporary Asia – Pacific Studies,2024(4):4 – 31,166.

[28] Kaplan J, McCandlish S, Henighan T, et al. Scaling laws for neural language models[J]. arXiv preprint arXiv:2001.08361, 2020.

[29] Charles Z, Teston G, Dery L, et al. Communication – efficient language model training scales reliably and robustly: Scaling Laws for DiLoCo [J]. arXiv preprint arXiv:2503.09799, 2025.

[30] Hägele A, Bakouch E, Kosson A, et al. Scaling laws and compute – optimal training beyond fixed training durations[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2024, 37: 76232 – 76264.

[31] 张辉,陈海龙,刘鹏. 智能时代信息通用技术创新微观动力机制分析——基于沃尔玛信息技术演化的纵向案例研究[J]. 科研管理,2021,42(6):32 – 40. Zhang H,Chen H L,Liu P. An analysis of the microcosmic dynamic mechanism of general – purpose information technologies´innovation in the age of intelligence: A longitudinal cases study of the information technological evolution of WALMART[J]. Science Research Management,2021,42(6):32 – 40.

The innovation mechanism and effects: Case study of DeepSeek – R1 Model

ZHANG Hui[1,2], CHEN Zheng – wen[3], ZENG Xiong[4]

(1. School of Public Affairs, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;
2. Beijing Research Institute, University of Science and Technology of China, Beijing 100049, China;
3. School of Cyber Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;
4. School of Humanities and Social Sciences, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: The DeepSeek – R1 large language model of DeepSeek corporation has drawn global attention with its low – cost, high – performance, and open – source strategy. Existing research has only discussed its innovative impact, but not the innovation mechanism.

This paper adopts a longitudinal single – case study approach. Based on a systematic and detailed description of its innovation process, "business model", and strategic management, it reveals a special innovation mechanism. The research finds that the founders and team of the corporation not only demonstrate a dual entrepreneurial spirit of arbitrage and innovation, but also have an innovation consciousness of technological self – reliance and self – strengthening. These two factors jointly lead to an outstanding achievement in independent and integrated innovation. Originating from the AI team of its parent company, Phantoms Quant, and being a typical application scenario of quantitative trading, data science, artificial intelligence, and big models, the corporation has formed a de facto strong demand – driven "business model" at the beginning of its entrepreneurship. During the development of the DeepSeek – R1 model, the multiple reuse and optimization of single modules have given rise to internal economies of scale, and the interaction among multiple modules has further achieved an internal "flywheel effect". Meanwhile, its open – source model and application diffusion have formed external economies of scale and, in turn, have complemented its own innovation. This study fills the existing research gap and provides a realistic explanation and theoretical basis for subsequent theoretical research and industrial policies and governance.

Key words: DeepSeek Corporation; DeepSeek Model; entrepreneurship; arbitrage and innovation; scaling effect; scaling economies

(上接第 738 页)

[40] Turner J C, Oakes P J, Haslam S A, et al. Self and collective: Cognition and social context [J]. Personality and Social Psychology Bulletin, 1994, 20(5): 454 – 463.

[41] Nielsen K H. Scientific communication and the nature of science [J]. Science & Education, 2013, 22: 2067 – 2086.

The ritual view of science communication and the construction of its theoretical approaches

ZHU Li – yao[1,2], JIN Jian – bin[3]

(1. Institute of Philosophy, Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China;
2. School of Humanities, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. School of Journalism and Communication, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Building upon recent theoretical developments in science communication that extend beyond the transmission view, this study integrates the ritual view of communication into the theoretical framework of science communication, providing a detailed explanation of its conceptual foundation. Within the ritual view, science communication is framed as a process where diverse participants share experiences related to scientific topics and jointly construct meaning based on these shared experiences. Additionally, a comprehensive comparison between the ritual and transmission views of science communication is presented, highlighting key differences across multiple dimensions. Building on the above elaboration, systematic theoretical approaches for the ritual view of science communication are developed at three levels: the intrapersonal, interpersonal/intragroup, and intergroup levels. The ritual view of science communication complements the transmission view of science communication, offering a novel theoretical lens to bridge gaps among diverse participants in science communication and alleviate cultural conflicts between scientific and non – scientific domains. Additionally, the theoretical approaches for the ritual view of science communication can provide systematic and practical guidance for future research and practices in science communication.

Key words: science communication; a ritual view of communication; the ritual view of science communication; theoretical approaches for the ritual view of science communication