

引文: 宫敬, 吴冕, 赵周丙, 等. 油气管网行业大模型的思考及应用探索[J]. 油气储运, 2025, 44(4): 379–393.

GONG Jing, WU Mian, ZHAO Zhoubing, et al. Reflections and application exploration of large models for the oil and gas pipeline network industry[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2025, 44(4): 379–393.

油气管网行业大模型的思考及应用探索

宫敬¹ 吴冕¹ 赵周丙¹ 宋尚飞¹ 戈志伟² 虞维超³

1. 中国石油大学(北京)机械与储运工程学院 • 油气管道输送安全国家工程研究中心 • 城市燃气输配技术北京市重点实验室 • 石油工程教育部重点实验室; 2. 北京智网数科技有限公司; 3. 国家管网集团油气调控中心

摘要:【目的】随着人工智能技术的飞速发展,大模型技术在众多领域得到广泛应用,展现出巨大潜力。油气管网作为国家能源输送的关键基础设施,其智能化升级对保障能源安全、提升运行效率具有战略意义。当前,大模型技术在油气管网领域的应用尚处于探索阶段,面临技术融合深度不足、行业适配性难及工程化应用瓶颈等挑战。大力深入推动大模型技术与油气管网行业的融合,成为突破传统智能化瓶颈、实现管网系统智慧化转型的关键路径。【方法】从数据、算力、算法、研究模式 4 个关键维度出发,深入剖析了现有大模型在油气管网行业应用中面临的研究难点。在此基础上,基于智能油气管网系统建设与油气管网行业大模型建设的双重视角,提出了涵盖基础设施层、技术底座层、模型与应用层、控制层的油气管网行业大模型体系架构。依托该架构,针对性地为油气管网行业大模型建设过程中的难题提供了解决方案,并制定了完整的技术路线。【结果】多层次构建的油气管网行业大模型体系架构,为油气管网智能化系统的建设、运行以及大模型的研发,提供了系统的技术支撑。基于架构提出的数据集构建方法、一体化平台、多技术融合技术路线以及大模型分层构建的解决方案,有效解决了研究过程中在以上 4 个维度所遇到的难题。将新制定的解决方案应用于天然气管网智能调控、天然气需求预测等场景,显著提升了相关领域的智能化水平。【结论】研究成果为油气管网行业的智能化升级提供了全面的技术指导,对提升智能管网的认知水平、推动行业大模型的建设具有重要意义。未来,大模型在油气管网行业的应用将朝着全面化、深层次方向拓展,持续紧跟先进技术发展步伐、高度重视数据资产建设、大力推动技术融合,是提升油气管网行业智能化水平的关键所在。(图 11, 参 60)

关键词: 油气管网; 行业大模型; 大模型架构; 多技术融合

中图分类号: TE832

文献标识码: A

文章编号: 1000-8241(2025)04-0379-15

DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2025.04.002

Reflections and application exploration of large models for the oil and gas pipeline network industry

GONG Jing¹, WU Mian¹, ZHAO Zhoubing¹, SONG Shangfei¹, GE Zhiwei², YU Weichao³

1. College of Mechanical and Transportation Engineering, China University of Petroleum (Beijing)/National Engineering Research Center for Pipeline Safety//Beijing Key Laboratory of Urban Oil and Gas Distribution Technology//MOE Key Laboratory of Petroleum Engineering; 2. PipeChina Digital Co., Ltd.; 3. PipeChina Oil & Gas Control Center

Abstract: [Objective] With the rapid development of artificial intelligence (AI), large model technology has been widely applied and has demonstrated significant potential across various fields. Given that oil and gas pipeline networks are key infrastructure for national energy transportation, the potential application of large model technology in their intelligent upgrading process has garnered increasing attention. However, numerous challenges within this field have hindered deeper applications. Therefore, further promoting the fusion of large model technology with the oil and gas pipeline network industry is considered an important task for enhancing the intelligence level of this industry. [Methods] This paper presents the challenges encountered in the existing applications of large models within the oil and gas pipeline network industry, through an in-depth analysis that examines four key dimensions: data, computing power, algorithms, and research paradigms. Based on the analysis results, a large model architecture for the oil and gas pipeline network industry is proposed, focusing on

two aspects: the construction of intelligent oil and gas pipeline network systems and the development of large models specifically applicable to this industry. This architecture consists of the infrastructure layer, technical foundation layer, model and application layer, and control layer. Building on the proposed architecture, targeted solutions are presented to address the challenges associated with the development of large models for the industry, along with the formulation of a complete technical roadmap. **[Results]** The large model architecture established for the oil and gas pipeline network industry from multiple dimensions provides systematic technical support for the construction and operation of intelligent systems for oil and gas pipeline networks and the research and development of associated large models. The dataset construction methodology, integrated platform, multi-technology fusion technical roadmap, and layered construction solution for large models proposed based on this architecture effectively address the challenges encountered in the aforementioned four dimensions. The application of these solutions in scenarios such as the intelligent control of natural gas pipeline networks and the forecasting of natural gas demand has significantly enhanced the level of intelligence in related fields. **[Conclusion]** The research outcomes offer comprehensive technical guidance for the intelligent upgrading of the oil and gas pipeline network industry, holding significant importance for enhancing cognitive levels in the intelligent pipeline network field and promoting the development of large models within this industry. Looking ahead, the application of large models in the oil and gas pipeline network industry is expected to expand in both breadth and depth. The key to improving the intelligence level of this industry lies in keeping pace with the advancement of technologies, prioritizing the development of data assets, and actively promoting technology fusion. (11 Figures, 60 References)

Key words: oil and gas pipeline network, industry large model, large model architecture, multi-technology fusion

随着以 ChatGPT-o1^[1]、DeepSeek-R1^[2]等为代表的生成式大模型的兴起,人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术进入了一个崭新的发展阶段。大模型凭借其超大规模参数,展现出了卓越的泛化能力、推理能力及交互能力,能够在传统方法难以解决的复杂任务中实现突破^[3]。目前,大模型在医疗^[4]、教育^[5]、农业^[6]等领域的应用已显著推动行业数字化转型与创新发展。在此背景下,中国政府通过出台《生成式人工智能服务管理暂行办法》等政策^[7],进一步加速了大模型与垂直行业的深度融合。

油气管网系统作为油气资源的核心基础设施,在保障能源安全与经济稳定运行中承担着重要作用^[8-9]。然而,随着全球能源需求增长与“双碳”目标的推进,传统生产运行模式已难以适应当前复杂的管理需求与技术挑战。在此背景下,推动油气管网数字化、智能化转型成为行业发展的必然选择^[10]。生成式大模型作为前沿 AI 技术,其在数据整合、知识推理及决策优化方面的优势,为破解油气管网智能化升级难题提供了新思路^[11-13]。通过深度整合行业知识与实时数据,大模型驱动的智能决策系统不仅能够优化资产配置与资源调度,还可提升预测精度与风险防控能力,为智慧管网建设提供技术支撑。

然而,当前大模型在油气管网行业的应用面临开展难与行业融合难的双重难题。鉴于此,首先,从多个维度系统剖析行业应用难点;其次,提出涵盖基础设

施层、技术基座层、模型与应用层、控制层的 4 级架构,并详细梳理了架构的运行模式与传统业务之间的关联性;最后,针对架构在行业应用中存在的多维度瓶颈问题,从数据集构建、一体化平台建设、多技术融合、大模型建设模式等多方面出发,提出多个解决方案,并基于上述体系架构与研究方法,探讨大模型在油气管网行业中的典型应用场景,展示生成式 AI 在不同场景中的具体应用案例。

1 油气行业大模型研究现状及难点

1.1 研究现状

油气行业 AI 大模型的发展始于 2024 年初,截至 2025 年初,已形成从技术探索迈向深度赋能行业的完整发展路径(图 1)。这一发展历程紧密围绕油气行业的核心业务场景,涵盖勘探、钻探、开发及储运等领域。大模型在这些核心场景中的应用,有效促进了行业在效率提升、成本优化以及决策智能化等方面的发展,加速了行业的转型进程。

2024 年 1—5 月为技术探索期,油气行业众多企业基于特定的行业知识与数据构建专用模型,重点关注技术原型开发与单一领域模型的应用实验。其中具有代表性包括胜小利 2.0^[14]、PetroAI^[15]、Smart-OLM 2.0^[16]、WisGPT^[17]及昆仑大模型^[18]。

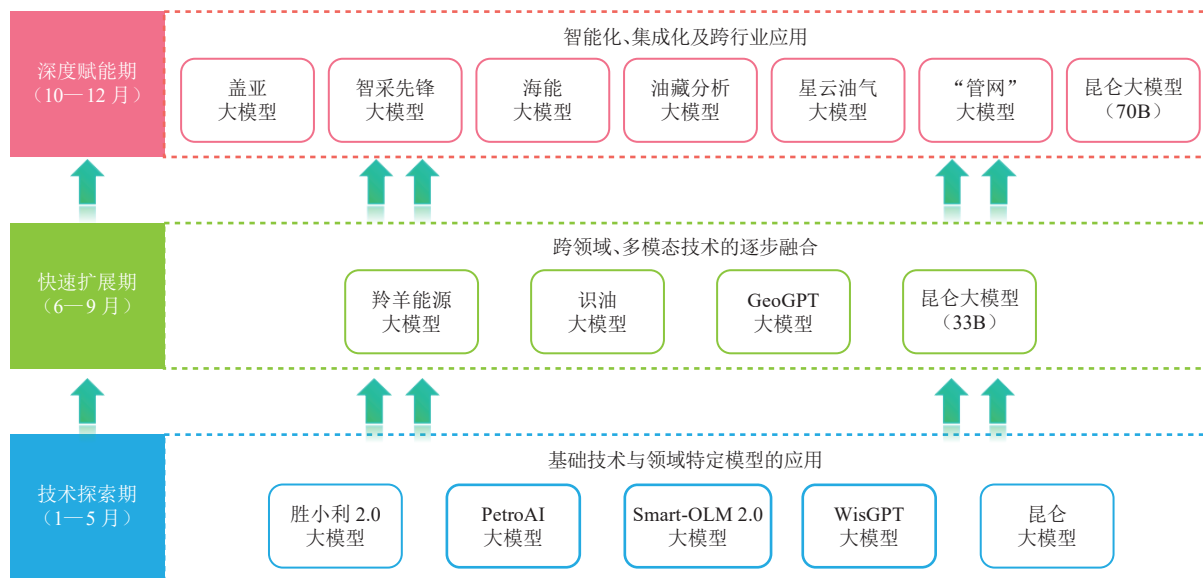


图1 2024年度油气行业大模型发展历程图

Fig. 1 Development process of large models for the oil and gas industry in 2024

2024年6—9月进入快速扩展期,多模态技术与跨领域协作成为研究重点。模型应用场景从单一任务向全生命周期支持拓展,标志性成果包括:基于讯飞星火大模型底座的羚羊能源大模型^[19]、山东胜软识油大模型^[20]、之江实验室 GeoGPT 大模型^[21],以及中国石油联合中国移动、华为、科大讯飞研发的昆仑大模型(33B)^[22]。这些模型通过多模态数据融合与跨领域知识迁移,实现了从单点任务优化向多任务协同的转型。

2024年10—12月为深度赋能期,技术重点转向参数规模扩展与专业领域适配。随着AI底层技术迭代,油气行业相继出现视觉大模型、多模态大模型、科学计算大模型等,代表性成果包括盖亚大模型^[23]、智采先锋大模型^[24]、中海油海能大模型^[25]、油藏动态分析场景大模型^[26]、中兴星云大模型^[27]、国家管网“管网”大模型^[28]以及中石油昆仑大模型(70B)^[29]。此阶段通过大规模数据整合、实时决策支持及跨行业协同,油气行业智能化水平显著提升,但在复杂场景的深度解析能力与实时性方面仍存在优化空间。

1.2 应用难点

尽管业内已发布油气行业的专业大模型,并在设备故障诊断、管道泄漏检测等场景展现出发展潜力,但受行业特性制约,大模型的工程化应用仍面临多重挑战。油气管网系统的非线性特征以及严苛的实时性要求,决定了行业大模型尚需在数据质量、算法可靠性、算力适配性及研究模式等方面实现突破。

1.2.1 数据

数据作为模型训练的基础资源,其完整性与规范性直接影响模型性能。然而,在油气管网行业数字化进程中,数据基础构建面临诸多挑战,主要体现在数据复杂性、数据稀缺性、数据标注不足及数据安全风险等方面。首先,油气管网行业数据具有高复杂性(图2),可以按照时态、业务过程、企业相关、数据形式、工业应用、数据状态划分为多种类别,通用大模型擅长处理文本、图像、视频等常见数据模态,但对于油气行业数据库中的传感信号、特殊指令等数据知之甚少,难以实现多模态数据融合。以油气管网中资产完整性管理系统(Integrity Management System,

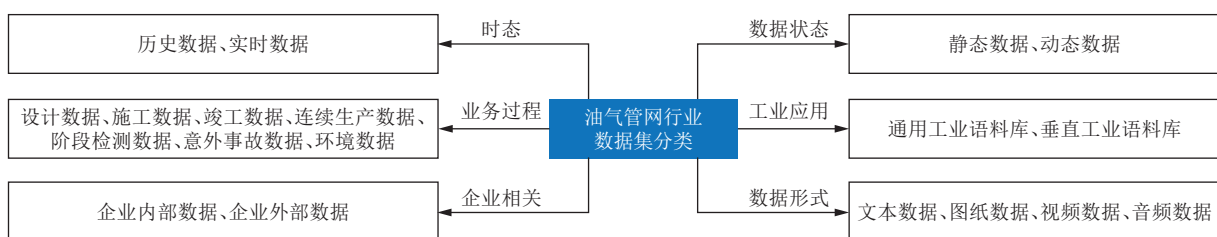


图2 油气管网行业数据集分类示意图

Fig. 2 Classification of datasets for the oil and gas pipeline network industry

IMS)数据为例,IMS系统存储了大量设备检测数据,但很多数据对齐难度大,数据特征难以有效提取。其次,行业现有数据数量与质量难以支撑大模型训练。以油气管网中SCADA系统数据为例,该系统存储了海量数据,但多数应用场景仍面临数据小样本问题,数据多样性难以保障。此外,基于标注数据对大模型进行精调是提升其泛化能力的重要举措,该过程需要大量高质量标注数据。然而,现有系统中的数据往往缺乏数据工况的具体描述,致使开发者需投入极高的人力、物力成本完成数据标注工作。

1.2.2 算力

高性能算力作为全球稀缺资源,对实时性要求极高的工业领域尤为关键^[30]。油气管网行业在工艺运行控制、突发事件处理等场景中,需实现毫秒级响应,而大模型训练与优化对算力的高需求导致成本显著增长。企业需自建大规模GPU集群支撑模型训练,然而高昂的硬件投入与运维成本成为技术落地的主要障碍。此外,现有大模型推理速度难以满足工业级实时性要求,尽管模型蒸馏^[31]、量化^[32]、剪枝^[33]等优化技术可提升计算效率,但与实际需求仍存在量级差距。传统云计算平台在动态资源调度、能耗优化等方面的局限性,加剧了多场景下差异化算力需求的矛盾。

1.2.3 算法

在智能管网建设中,大模型作为核心技术支撑,承担着自主感知、规划与执行的关键任务。然而,大模型的决策可靠性面临幻觉^[34]与推理能力不足^[35]两大主要挑战。其中,幻觉是指大模型生成的错误信息或不符合现实的推理结果^[36]。尽管大模型在训练过程中学习了海量数据,但在训练数据不充分或输入数据存在噪声的情况下,模型可能会产生与实际情况不符的推断^[37]。这种现象在复杂场景中尤为突出,可能对系统决策质量产生负面影响,甚至引发安全隐患。此外,推理能力不足是大模型在实际应用中的另一大挑战。尽管DeepSeek-R1、ChatGPT-o1等模型在推理能力上取得了显著进展,尤其是在处理复杂逻辑与长链条推理任务时表现出色,但在实时响应与复杂推理场景中,模型的推理速度与精度仍然存在诸多瓶颈。DeepSeek-R1通过引入思维链、思维树及改进强化学习等技术,显著提升了推理的准确性;ChatGPT-o1通过思维链扩展,也能够开放域任务中表现出较强的推理能力。然而,通用大模型在垂直

行业的实际应用仍需针对特定场景进行深度适配。以油气管网行业为例,其专业性与复杂性要求大模型不仅需结合行业数据进行微调与优化,还需突破两大核心挑战:一方面,是能否有效处理多学科交叉的物理逻辑与数学计算;另一方面,则是如何在实时决策中保障高可靠性。作为多学科知识与经验高度密集的领域,油气管网行业的智能化升级对大模型的专业性与稳定性提出了严苛要求,这一问题如何解决将直接影响其在行业中的落地价值。

1.2.4 研究模式

智能管网建设涵盖了智能监测与控制^[38]、数据集成与管理^[39]、安全风险评估^[40]、应急响应与处置^[41]、优化调度与运行^[42]、维护保养与检修^[43]、智能化决策支持^[44]等多个方面,是一个完整、复杂的集成系统。大模型作为智能管网建设的技术支撑不是孤立存在的,应该与智能管网建设的其他部分相互关联、相互促进,共同构成智能管网的核心要素。这一复杂特性决定了通用大模型无法直接应用于油气管网行业,一方面,模型的精度、响应速度、可解释性尚不满足行业基本需求;另一方面,单独的通用模型无法与其他组件互联互通。因此,互联网行业传统通用大模型的研究模式不适用于油气管网行业。

通过对通用大模型在油气管网行业中的应用难点分析可见,现有的通用大模型尚不能直接满足复杂的行业特性及专业知识要求。在油气管网行业,应用大模型并非是将通用模型简单地垂直应用,而需要进行深度定制与优化。

2 油气管网行业大模型体系架构

随着现代工业技术的进步,油气管道系统自动化水平逐步提升,正在朝着无人化、智能化方向发展。大模型技术的发展为智能管网的建设带来了巨大变动与技术创新,如何从智能油气管网系统建设与油气管网行业大模型建设的双重视角,厘清大模型与油气管网行业、各个业务常用以及其他传统技术之间的关系,是解决大模型在油气管网行业应用难题的先决条件。

油气管网行业大模型是智能油气管网建设的核心组成部分,面向管道全生命周期应用,具备大规模参数、多模态融合、工程机理耦合等特征,能够支持管网

设备监控、风险评估、调度决策等核心任务, 为行业智能化升级提供了新范式。基于此, 以天然气管网生产运行为例, 构建包含基础设施层、技术基座层、模型与

应用层、控制层的行业大模型体系架构(图 3), 其融合了行业实践、工程机理及技术创新, 可为油气管网优化运行提供系统化支撑。

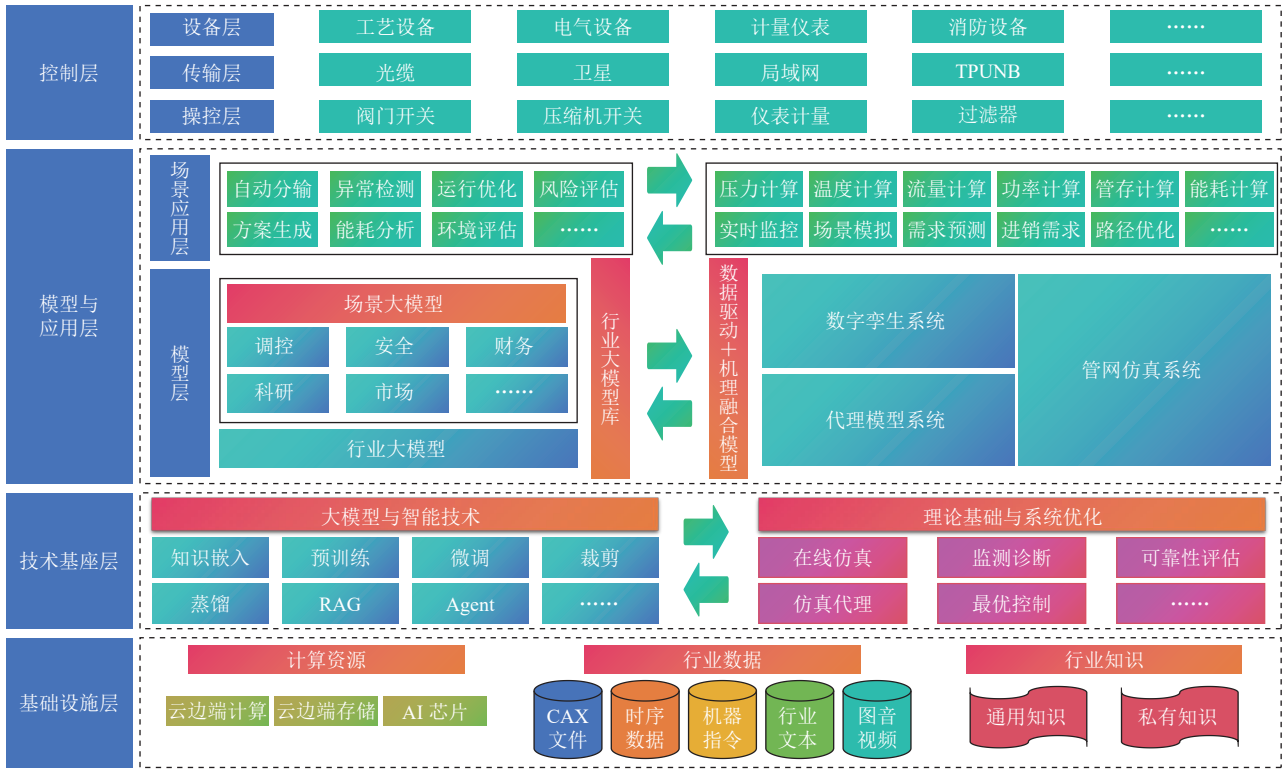


图 3 油气管网行业大模型体系架构(以天然气管网生产运行为例)图
Fig. 3 Architecture of large models for oil and gas pipeline network industry (taking the production and operation of natural gas pipeline networks as an example)

2.1 基础设施层

基础设施层作为架构体系的底座, 整合了计算资源、行业数据及行业知识 3 大核心要素。计算资源涵盖云边端计算、云边端存储及专为 AI 优化的高性能芯片等, 既满足大模型训练阶段的大规模并行算力需求, 又保障推理阶段的实时响应与高效计算。行业数据对全生命周期多模态数据(如 CAX 文件、时序数据、机器指令、行业文本及图音视频等)进行整合, 通过统一的数据管理系统支持数据从采集、存储、转换、清洗到传输的全流程管理, 为模型提供一致性与可扩展性的多模态数据支持。行业知识提炼自各业务场景的运行规则, 包括基于硬性操作流程的通用知识与基于员工经验的私有知识, 为大模型工程实践提供技术指导。基础设施层的核心目标是为大模型提供高效稳定的算力、全面的数据与知识, 以满足训练与微调时的高实时性与高可靠性资源需求。

2.2 技术基座层

技术基座层作为大模型运行的核心技术支撑, 整

合大模型构建技术与传统油气管网机理模型技术。大模型技术包括知识嵌入、预训练、微调、裁剪、蒸馏、检索增强生成(Retrieval-augmented Generation, RAG)及智能体(Agent)等, 通过评估行业需求与时效性构建可裁剪或蒸馏的行业大模型, 并通过 RAG 与 Agent 技术支撑场景应用; 传统机理模型基于行业工艺理论基础与系统优化技术(如在线仿真、监测诊断、可靠性评估及仿真代理等), 为传统业务提供可解释性强、可靠性高的解决方案^[45]。大模型与智能技术、传统理论基础与系统优化技术两者的融合是智能油气管网建设的必然要求: 前者通过数据驱动提升泛化能力, 后者通过物理规律保障决策可靠性。两种融合在数据、计算及结果层面的交互实现优势互补, 共同支撑油气管网复杂场景的智能化需求。

2.3 模型与应用层

模型与应用层是油气管网行业大模型建设的核心, 直接体现大模型的任务适配能力与行业价值。该层包含模型层与场景应用层两个子层, 其中模型层整合了

大模型库与“数据驱动+机理融合”模型，场景应用层则是模型层在具体业务场景下的落地应用。模型层的大模型库既包含了以通用大模型与行业数据为基础训练得到的行业大模型，又包含以行业大模型或通用大模型为底座通过场景数据进行多任务指令微调或蒸馏技术生成的场景大模型。“数据驱动+机理融合”模型包括数字孪生系统、代理模型系统及管网仿真系统，其中管网仿真系统为纯机理模型，数字孪生系统、代理模型系统则融合数据驱动与机理建模技术。“数据驱动+机理融合”模型是传统智能管网建设的主体技术，通过持续整合智能化技术构建小型数据驱动模型，实现特定任务的分析、预测及预警功能。大模型的发展重塑了原有技术架构：大模型与“数据驱动+机理融合”在数据、计算及结果层面交互协同，前者通过数据处理能力为传统模型提供规范化数据输入，并通过知识嵌入技术量化隐性知识以支持决策；后者通过机理模型的解释性与数据驱动模型的灵活性弥补大模型的局限性。两者的交互通过场景应用层直接反馈给用户，场景应用层作为模型层建设的价值实现载体，聚焦业务场景的智能化落地，其功能体系以数据、机理协同驱动为基础，依托行业大模型库的泛化能力与“数据驱动+机理融合”模型的垂直精度，使得场景应用不仅适用于压力、温度、流量等基础参数分析，还可拓展至自动分输、异常检测等复杂场景，并能通过多模型相互校验机制确保结果可靠性。

2.4 控制层

控制层是架构体系中直接面向生产控制与运营管理的核心层级，通过设备层、传输层及操控层的多维度协同实现管网系统的高效、安全、稳定运行。设备层包含阀门、泵、压缩机组、流量计等关键设备；传输层依托光缆、卫星等通信设施保障数据传输；操控层集成阀门开关、压缩机开关、仪表计量等子系统，作为控制层的“大脑”负责与智能化程序交互。当油气管网正常运行时，操控系统接收模型与应用层指令，将其转化为数字信号并通过传输层发送至设备层，调节管网压力、流量与输配策略；当发生异常工况时，操控系统快速捕捉设备异常信号并反馈至模型与应用层。值得注意的是，油气管网对决策响应速度要求极高，因此模型与应用层需在设计阶段充分考虑与控制层的适配性，确保科学性与实时性的平衡。以大模型为核心的智能化应用与控制层的深度交互，最终实现管网分

析、决策与控制的全流程智能化。

3 解决方案与实施路径

油气管网行业大模型体系架构系统明确了油气管网行业大模型与油气管网行业各个组成部分之间的关联。然而，实现这一架构的过程中，油气管网行业大模型仍面临数据、算力、算法及研究模式等方面的挑战。将大模型体系结构作为基础，以解决行业应用的技术难点为核心目标，从数据集构建、一体化平台建设、多技术融合、大模型建设模式 4 个方面出发，提出多个解决方案，为大模型的研究与应用提供技术支撑。

3.1 大模型数据集构建

大模型训练数据集是油气管网行业大模型体系架构基础设施层的主要内容之一，也是决定大模型能力的关键因素^[46]。与通用大模型不同，油气管网行业大模型对训练数据的准确性、完备性以及行业知识的深度融合提出了更高要求，同时，油气管网行业数据的复杂性也是通用大模型训练过程中难以完全覆盖的。因此，针对油气管网行业的特殊性，提出一套完整的数据集构建方法(图 4)，实现低成本构建适合行业大模型训练的数据集。

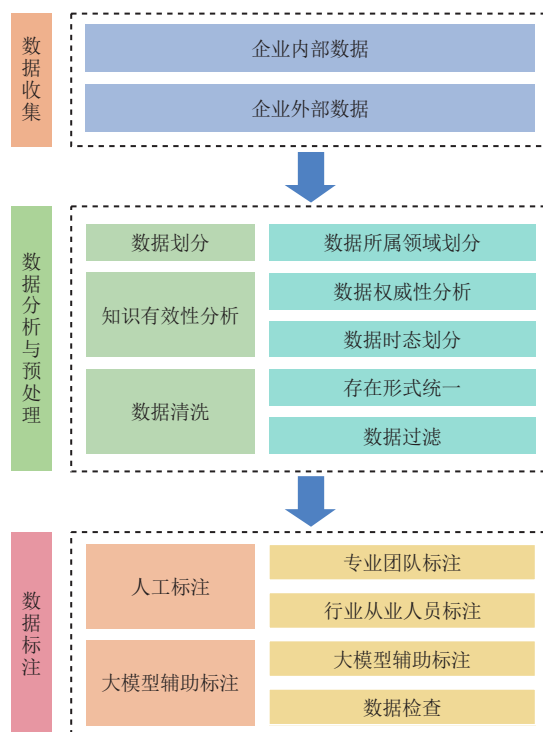


图 4 油气管网行业大模型数据集构建方法示意图
Fig. 4 Solution of dataset construction for large models in the oil and gas pipeline network industry

数据集构建包含以下 3 个核心环节: ①数据收集阶段需整合企业内部多模态、多时间尺度及多业务场景数据, 并尽可能获取行业书籍、论文、专利等外部权威静态数据。企业内部数据整合因业务场景复杂、模态多样而存在巨大挑战, 而外部数据虽结构简单、易于批量处理, 但覆盖范围较为有限。②数据分析与预处理包括数据划分、知识有效性分析及数据清洗, 数据按业务场景分类以确保覆盖的全面性; 知识有效性分析包含数据权威性分析及数据时态划分; 清洗环节通过统一数据格式, 过滤不完整与重复的数据。③数据标注为模型微调与强化学习提供支撑, 群组相对策略优化(Group Relative Policy Optimization, GRPO)方法减少了强化学习阶段的数据需求, 但复杂业务场景仍需大量标注^[2]。其标注策略是采用人工标注与大模型辅助标注结合, 即通用简单数据由专业团队标注, 而复杂场景数据由从业人员标注。同时, 利用大模型生成问答对的方式进行辅助标注, 从而构建大规模标

注数据集, 并通过质量检测机制确保标注准确性。

该方法通过相关人员参与数据全生命周期管理, 保障数据专业性与适用性; 借助大模型辅助标注, 降低人工成本、提升标注效率。通过数据收集、处理与标注的领域化分工, 形成油气管网行业的高质量训练数据集, 为行业大模型研发奠定坚实基础。

3.2 一体化平台建设

在油气管网行业大模型体系架构的落地应用过程中, 针对油气管网行业大模型研发面临的算力成本高、技术壁垒问题, 构建了大模型一体化平台^[47]。该平台架构包含基座大模型、支撑体系、工具模块、技术赋能及业务赋能 5 个核心组件(图 5)。其中, 基座大模型为行业大模型开发提供 ChatGLM^[48]、LLaMA^[49]、Qwen^[50]等通用基座模型, 支撑体系提供资源与规则支持, 工具模块集成资源管理、数据管理、训练管理等工具链, 技术赋能基于基座大模型与支撑体系实现模型开发, 业务赋能则聚焦场景应用构建。

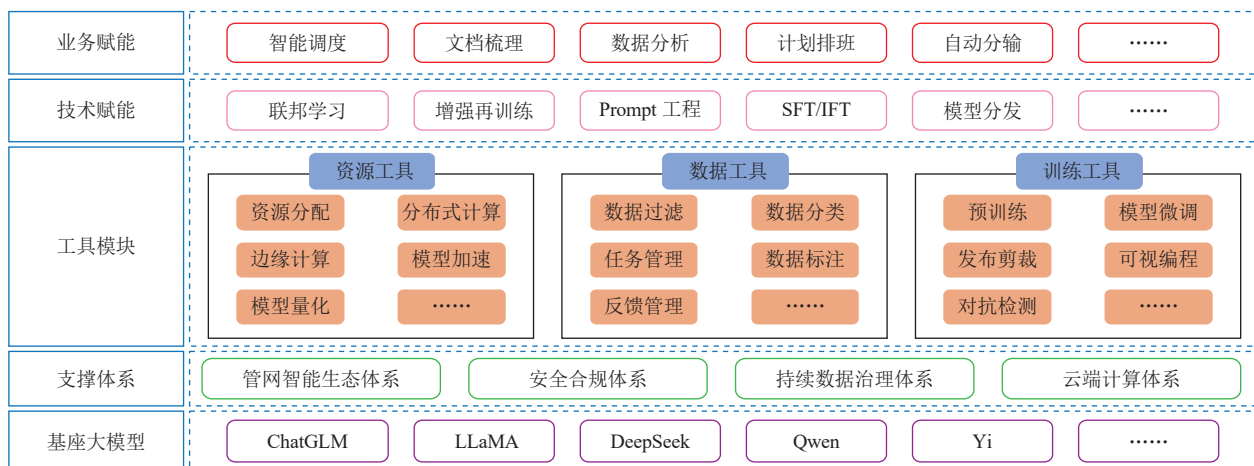


图 5 油气管网行业大模型一体化平台架构图

Fig. 5 Architecture of integrated platform for large models in the oil and gas pipeline network industry

工具模块作为平台核心, 集成了资源、数据、训练 3 大工具。资源工具实现边缘计算集群与 GPU 中心集群的统一管理, 支持资源协同调度与动态分配, 通过分布式算力池与弹性分配降低集群建设成本, 并结合模型轻量化技术提升推理实时性以满足工艺控制需求。数据工具支持业务数据全流程管理, 涵盖收集、处理、标注等环节, 针对行业数据稀缺性、多模态异构性及标注成本高的挑战, 融合自动化标注工具与智能分析模块, 利用 AI 驱动的数据增强技术生成多样化训练数据, 并通过多模态融合算法解析传感信号等非结构化数据, 提升模型泛化能力。训练工具提供监督微调、指令微调等

多种方法^[51-52], 结合行业机理与物理规律优化损失函数与约束条件, 确保模型输出符合工程标准。

一体化平台通过资源集中化、工具模块化、流程统一化, 突破算力瓶颈并降低开发成本; 资源调度机制实现高效训练与推理, 工具链简化模型开发流程, 数据治理与应用的统一流程为业务场景快速适配提供支持。该架构为油气管网行业大模型研发提供标准化技术路径, 极大地降低了技术门槛与部署成本。

3.3 多技术融合

通用大模型在数据实时更新、自主决策、可解释性以及计算能力等方面具有明显的局限性, 油气管网

行业大模型体系架构在技术基座层简要介绍了架构构建过程中应用的大模型相关技术,但并未针对具体问题给出详细的解决方案。针对这些问题,从知识增强、自主决策、知识融合及机理融合 4 个关键维度出发,详细阐述了如何通过多技术融合的方式提升大模型的各项能力。

3.3.1 知识增强

通过微调技术可实现大模型对油气管网行业知识的学习,但模型知识随训练数据截止而固化,无法自动更新。进一步训练易引发“灾难性遗忘”问题,导致旧知识丢失。为此,提出基于 RAG 技术的知识增强模块,实现模型知识动态更新与智能问答。对于行业稳定知识(如标准规范),采用有监督微调构建问答系统;对于动态知识(如市场需求、设备状态),通过大模型与向量数据库结合实施 RAG 增强索引。该模块通过实时检索机制(如行业知识库、管网数据库)弥补传统模型行业知识不足的缺陷,确保基于最新数据制定决策。在管网优化、故障诊断等复杂任务中, RAG 技术支持多维度决策,综合历史经验、实时数据及物理约束生成精准方案。“大模型+RAG”架构支持交互式问答,通过反馈迭代优化答案,增强可解释性与可信度。

3.3.2 自主决策

针对油气管网行业自主决策面临的幻觉风险、推

理能力不足等挑战,提出大模型 Agent 协同的闭环决策机制。Agent 的基本结构(图 6)包含规划、记忆、工具箱及执行 4 大模块:规划模块通过分解任务且设计多方案以缓解幻觉问题,并借助思维链推理、自我批评与反思机制不断优化决策过程^[53];工具箱调用搜索、仿真代码等工具验证决策;记忆模块通过长期与短期记忆优化策略;执行模块直接控制工业系统。大模型与 Agent 框架结合应用能够充分感知外界环境,并基于实时环境反馈、经验库及自身强大的推理决策能力动态调整决策策略,通过直接操作工业软件与工业设备完成工业系统的控制。Agent 框架解决复杂任务的能力,保证了大模型能够在油气管网的调控运行、风险分析、安全检测等复杂的业务场景中实现主动决策。Agent 主要包括 5 种基本应用架构(图 7),需根据响应速度、任务复杂度及模型精度选择合适的 Agent 架构,以平衡实时性与决策质量。

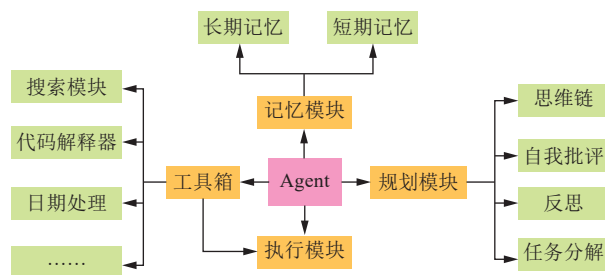


图 6 Agent 的基本结构示意图
Fig. 6 Basic architecture of agent

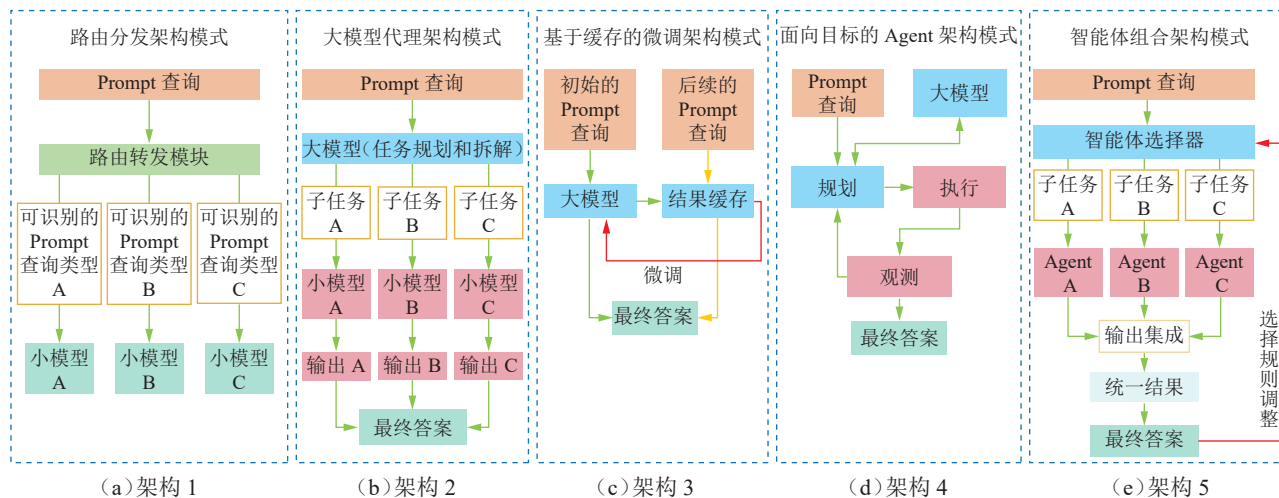


图 7 5 种 Agent 基本应用架构图
Fig. 7 5 basic application architectures of agent

3.3.3 知识融合

大模型在识别数据关联性方面表现优异,但缺乏因果推理能力,导致其输出解释性不足。大模型与知识图谱的结合被视为提升推理能力、问答可解释性的

关键技术手段^[54]。大模型以参数化形式存储动态、隐式知识,擅长上下文理解与小样本学习,但存在知识更新困难与结构化知识推理薄弱的局限;知识图谱以三元组形式存储显性知识,支持逻辑查询与跨行业迁

移, 但缺乏动态知识处理能力。通过 Prompt 机制实现大模型与知识图谱的深度交互, 可充分发挥二者的优势。大模型将知识图谱的结构化知识嵌入复杂语言任务, 拓展应用范围; 知识图谱为大模型提供逻辑推理支持, 增强可解释性。此外, 大模型可通过生成式输出扩展知识图谱内容, 如从历史维修记录中提取新知识并更新图谱, 形成动态知识体系。该融合方法弥补了单一技术的不足, 可为复杂问题提供精准的解决方案。

3.3.4 机理融合

大模型在刻画数学规律与物理规律方面存在固有局限性, 短期内难以直接突破, 在油气管网这类专业行业中, 机理模型因能够精准描述物理规律而被广泛应用, 但其对动态复杂场景的适应能力有限^[55]。而数据驱动模型通过挖掘历史数据规律, 能在特定任务上取得更精确的计算结果, 弥补了机理模型在非线性问题上的不足。然而, 随着管网运行场景复杂化与数据规模增长, 单一模型难以满足实时性与准确性的双重要求。因此, 构建“大模型+机理模型+数据驱动模型”的三元融合架构, 成为提升大模型物理世界刻画能力的关键路径。

该融合过程包含以下两个递进阶段: ①人机协同决策阶段。在现有“人+机理模型+数据驱动模型”架构中逐步引入大模型, 增强数据分析、场景理解及任务执行能力, 形成以人为主导的智能支持体系。此阶段大模型主要承担辅助决策角色, 通过知识增强与推理优化提升人机协作效率。②完全自主决策阶段。通过“大模型+机理模型+数据驱动模型”的深度结合, 构建闭环自适应决策机制。其中, 机理模型提供物理约束与理论支撑, 大模型负责全局规划与知识整合, 数据驱动模型实现局部

优化与动态响应。在高维复杂场景中, 直接应用机理模型进行全系统分析可能导致计算成本过高^[56]。代理模型作为机理模型的轻量化替代, 通过高度拟合可保留关键系统行为描述能力, 同时大幅降低计算成本。大模型可通过动态优化代理模型提升其多任务泛化能力, 而数据驱动模型则负责具体任务的局部优化, 如设备故障诊断、压力波动分析或管网流量调控^[57-58]。“大模型+机理模型+数据驱动模型”三者协同, 即形成“战略-战术-执行”三级决策体系: 大模型制定全局优化策略, 机理模型提供物理约束验证, 数据驱动模型执行局部控制指令, 最终实现从宏观规划到微观执行的全链条智能化。

随着技术演进, 决策系统架构正从传统的“人+机理模型+数据驱动模型”经典模式, 向“人+大模型+机理模型+数据驱动模型”过渡, 并最终迈向“大模型+机理模型+数据驱动模型”的智能协同架构。这一演进不仅重构了模型间的协作关系, 更在仿真计算、管网调控、维检修等业务场景中构建起全新技术体系, 推动行业智能化水平实现质的飞跃。

3.4 分层、分类的建设模式

大模型技术在油气管网行业的落地需通过系统化架构设计实现多领域覆盖^[59]。作为开放复杂系统, 油气管网需构建覆盖工程建设、运行优化、生产管理等全业务场景的大模型群^[60]。在大模型建设过程中, 需要对各模型的应用场景、解决问题及数据需求进行合理规划, 以实现通识能力与专项计算能力的协同优化。对用户而言, 按照 L0/L1/L2 分层结构进行大模型体系建设(图 8), 是避免资源浪费、发挥大模型各项能力的有效措施。同时, 这一分层结构也是对油气管网行业大模型体系架构中通用大模型、行业大模型、场景大

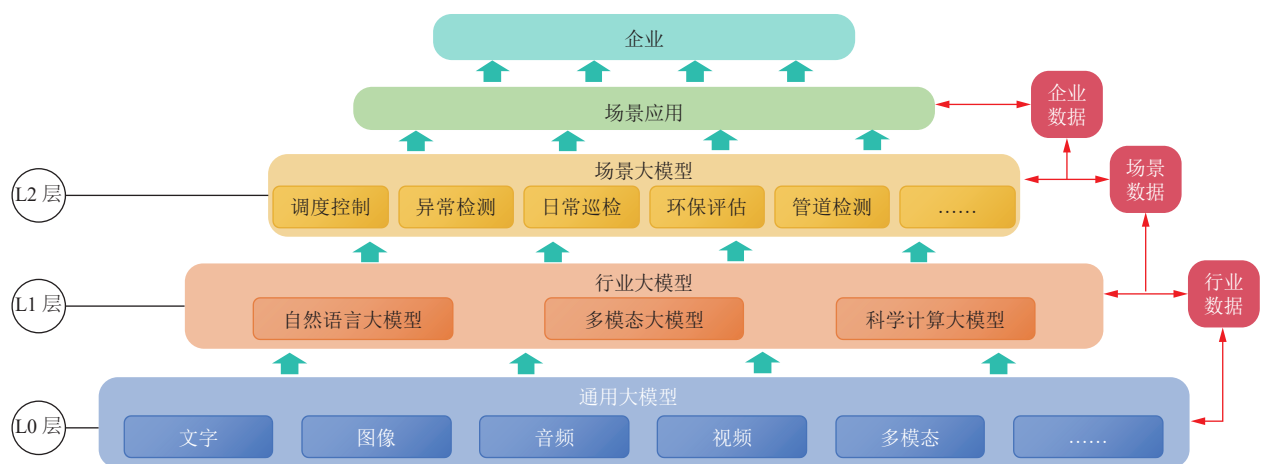


图 8 大模型分层研究结构示意图
Fig. 8 Layered structure for research on large models

模型以及场景应用之间关系的进一步刻画。

L0 层为通用大模型，基于互联网公开语料训练，具备较强通识能力但专业知识不足。L1 层为行业大模型，即专业语料全参数训练构建，需覆盖自然语言、视觉、多模态及科学计算 4 大领域。考虑到多模态模型应用场景的多样性，直接构建多模态大模型成为多数企业的选择。L1 层以大规模高质量数据集为核心，但其泛化能力与精准性存在矛盾，即对接全行业海量数据导致模型在复杂场景中可靠性不足。

L2 层为场景大模型，其基于 L1 层基础能力，通过具体业务场景的高质量语料微调形成。与 L1 层相比，L2 层的模型具备高精度与实时响应特性，可通过小样本微调与在线学习持续优化。其模块化设计支持灵活扩展，显著降低开发运维成本。分层协同优化是实现全局与局部平衡的关键：L1 层提供通用知识底座，L2 层进行场景化强化，形成“共性+个性”的协同模式，可有效破解高效、高质量与低成本的“不可能三角”难题。实际应用中需优先部署设备预测维护、管网安全监控等关键场景，并通过动态反馈机制对模型体系进行迭代优化。这种分层架构既保障行业全局优化能力，又满足场景深度应用需求，可为大模型通识性与专业性的平衡提供解决方案。

4 应用案例

4.1 基于大模型的智能调控建设

油气管网智能调控运行主要包括智能调控方案生成、智能能耗管理、智能计量管理等。油气管网智能调控的目的是通过深度整合先进技术与调控业务需求，实现管网实时优化决策方案的智能生成、操作指令的自动化流转与执行，以及预警应急机制的快速响应，从而全面提升油气管网运行的安全性与可靠性。其中，智能调控方案的生成是油气管网智能调控运行的核心，同时也是保障油气管网完成输送任务这一基本能力的基础。

国家管网集团油气调控中心构建了基于大模型的天然气管网智能调控技术框架(图 9)：以大模型为决策核心，融合 RAG 问答机制、Agent 框架及优化模型，采用两阶段技术路线实现从辅助决策到主动决策的演进。在辅助决策阶段，大模型通过构建智能问答系统，协助调度员分析管网的运行环境，并将当前状态与历史状态进行匹配分析。调度员基于仿真软件对历史方案进行仿真计算，量化评估方案优劣，从而选择最优调度方案。在主动决策阶段，系统将实现全流程自主运行，独立完成调度方案设计。

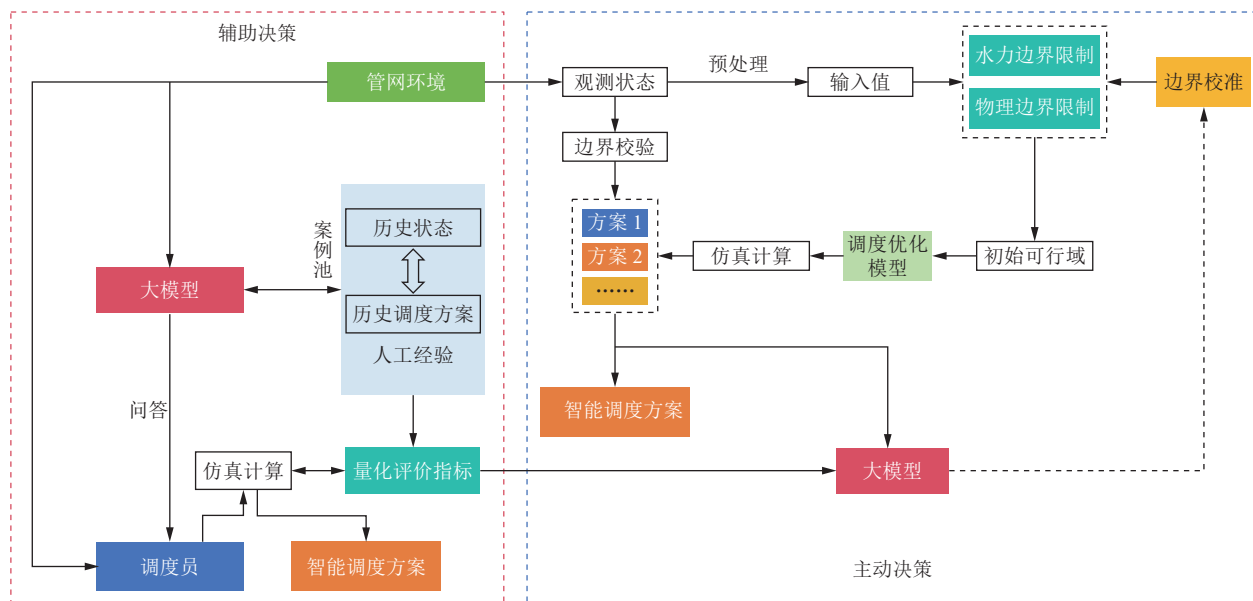


图 9 基于大模型的天然气管网智能调控技术框架图

Fig. 9 Technical framework for intelligent control of natural gas pipeline networks based on large model

该框架通过多技术融合有效解决了大模型在推理能力、行业知识理解及科学计算方面的不足。实践应用结果表明，辅助决策阶段知识召回率达 85% 以上，

显著降低了调度员工况分析时间成本。这一成果验证了智能调控框架的可用性，为后续实现大模型主动决策奠定了技术基础。

4.2 基于大模型的智能预测与分析

智能预测是油气管网智能化运行的核心环节, 包含运行工况预测与进销趋势预测两大方向。前者基于在线仿真系统的工艺预测功能, 通过机理与数据仿真融合实现; 后者通过历史数据统计分析预测管网进销量, 为仿真计算与调控方案制定提供前提。目前, 大多采用 LSTM(Long Short-Term Memory)或 Transformer 构建单一对象、特定区域的小型预测模型, 虽能满足稳态运行需求, 但在节假日、保供期等小样本场景下表现不足, 且存在模型维护成本高、更新困难等问题。

针对上述诸多的问题及挑战, 国家管网集团油气调控中心建立了基于大模型的天然气需求预测技术框架(图 10)。该框架以大模型为核心, 结合 Agent 框架与传统时序模型实现精准预测。传统模型提供基础预测结果, 大模型通过场景特征提取与历史数据规律推理进行动态校准。实践表明, 经大模型校准后的预测

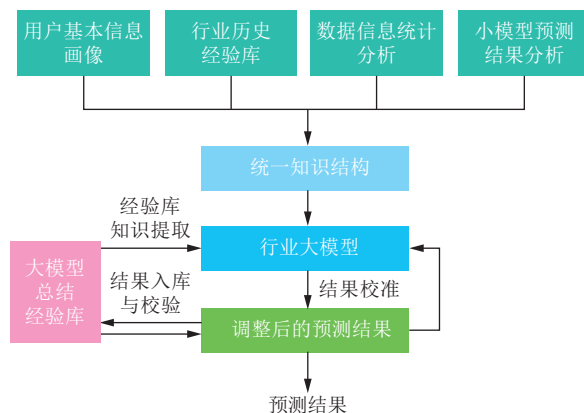


图 10 基于大模型的天然气需求预测技术框架图
Fig. 10 Technical framework of forecasting of natural gas demand based on large model

结果在平均误差与稳定性方面优化效果显著(图 11), 不仅提升了预测精度, 还通过可解释性分析为管网智能化运行提供技术支撑, 推动预测与分析能力的系统性升级。

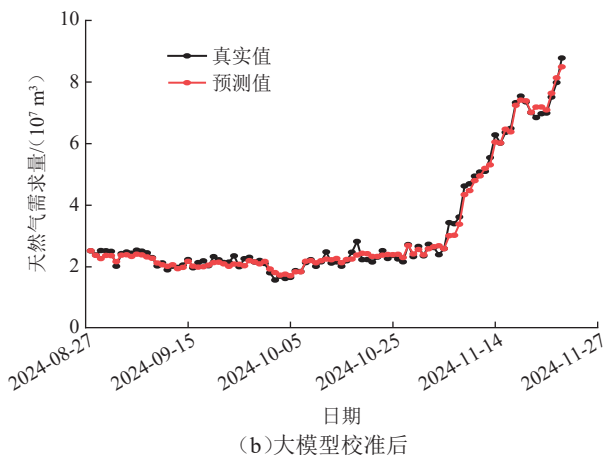
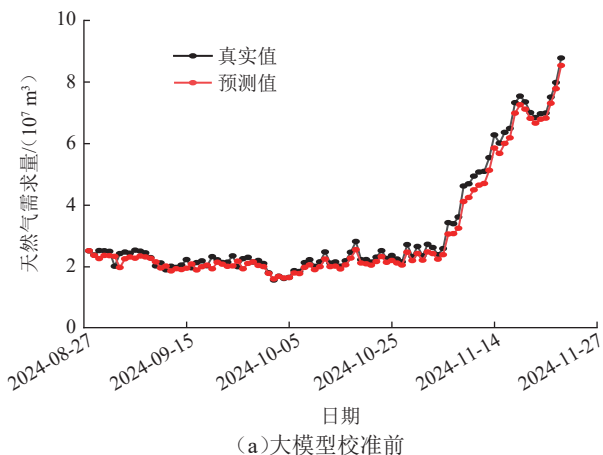


图 11 大模型校准前后的天然气需求预测结果对比图

Fig. 11 Comparison of natural gas demand prediction results before and after calibration of large model

5 结论及建议

1) 紧跟前沿技术发展是推动油气管网行业大模型研发的关键路径。DeepSeek 等开源大模型通过技术开源与成本优化, 显著降低了行业研发门槛。油气管网企业需积极把握技术迭代机遇, 加速复合型人才培养, 探索一条适配行业特征的大模型发展路径。

2) 数据资产是油气管网行业大模型的核心竞争力, 构建高质量行业语料库至关重要。无论选择何种通用基座模型, 与油气管网行业知识的深度适配均为不可或缺的环节。尽管大模型技术将持续迭代演进, 但高质量业务数据始终是大模型训练与优化的基础, 因此

构建动态更新的行业语料库是今后研发过程中的核心任务。

3) 技术融合是实现智能油气管网建设的必然要求。行业大模型需与传统机理模型、数据驱动模型深度耦合, 通过优势互补解决知识更新滞后、计算效率不足、决策可解释性弱等问题, 从而为管网流动仿真、安全检测、维抢修等场景提供全新赋能, 推动智能油气管网体系的全面升级。

参考文献:

- [1] MONDILLO G, COLOSIMO S, PERROTTA A, FRATTOLILLO V, MASINO M. Comparative evaluation of advanced AI reasoning

- models in pediatric clinical decision support: ChatGPT O1 vs. DeepSeek-R1[DB/OL]. (2025-01-28)[2025-02-12]. <https://doi.org/10.1101/2025.01.27.25321169>.
- [2] DeepSeek-AI, GUO D Y, YANG D J, ZHANG H W, SONG J X, ZHANG R Y, et al. DeepSeek-R1: incentivizing reasoning capability in LLMs via reinforcement learning[DB/OL]. (2025-01-22)[2025-01-22]. <https://arxiv.org/abs/2501.12948>.
- [3] FLORIDI L, CHIRIATTI M. GPT-3: its nature, scope, limits, and consequences[J]. *Minds and Machines*, 2020, 30(4): 681–694. DOI: [10.1007/s11023-020-09548-1](https://doi.org/10.1007/s11023-020-09548-1).
- [4] MOOR M, BANERJEE O, ABAD Z S H, KRUMHOLZ H M, LESKOVEC J, TOPOL E J, et al. Foundation models for generalist medical artificial intelligence[J]. *Nature*, 2023, 616(7956): 259–265. DOI: [10.1038/s41586-023-05881-4](https://doi.org/10.1038/s41586-023-05881-4).
- [5] XU T L, TONG R, LIANG J, FAN X, LI H Y, WEN Q S. Foundation models for education: promises and prospects[DB/OL]. (2024-04-08)[2024-11-29]. <https://arxiv.org/html/2405.10959>.
- [6] SAI S, KUMAR S, GAUR A, GOYAL S, CHAMOLA V, HUSSAIN A. Unleashing the power of generative AI in agriculture 4.0 for smart and sustainable farming[J]. *Cognitive Computation*, 2025, 17(1): 63. DOI: [10.1007/s12559-025-10420-6](https://doi.org/10.1007/s12559-025-10420-6).
- [7] 中华人民共和国国家互联网信息办公室, 中华人民共和国国家发展和改革委员会, 中华人民共和国教育部, 中华人民共和国科学技术部, 中华人民共和国工业和信息化部, 中华人民共和国公安部. 生成式人工智能服务管理暂行办法[EB/OL]. (2023-07-13)[2024-12-15]. https://www.cac.gov.cn/2023-07/13/c_1690898327029107.htm.
Cyberspace Administration of China, National Development and Reform Commission, Ministry of Education of the People's Republic of China, Ministry of Science and Technology of the People's Republic of China, Ministry of Industry and Information Technology, the Ministry of Public Security of the People's Republic of China. Interim measures for the management of generative artificial intelligence services[EB/OL]. (2023-07-13)[2024-12-15]. https://www.cac.gov.cn/2023-07/13/c_1690898327029107.htm.
- [8] 杨宇, 于宏源, 鲁刚, 王礼茂, 赵媛, 郝丽莎, 等. 世界能源百年变局与国家能源安全[J]. *自然资源学报*, 2020, 35(11): 2803–2820. DOI: [10.31497/zrzyxb.20201119](https://doi.org/10.31497/zrzyxb.20201119).
YANG Y, YU H Y, LU G, WANG L M, ZHAO Y, HAO L S, et al. Interview on the unprecedented changes of energy geopolitics and national energy security[J]. *Journal of Natural Resources*, 2020, 35(11): 2803–2820.
- [9] 童光毅. 基于双碳目标的智慧能源体系构建[J]. *智慧电力*, 2021, 49(5): 1–6. DOI: [10.3969/j.issn.1673-7598.2021.05.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1673-7598.2021.05.002).
TONG G Y. Construction of smart energy system based on dual carbon goal[J]. *Smart Power*, 2021, 49(5): 1–6.
- [10] 刘合, 任义丽, 李欣, 邓岳, 王勇涛, 曹倩雯, 等. 油气行业人工智能大模型应用研究现状及展望[J]. *石油勘探与开发*, 2024, 51(4): 910–923. DOI: [10.11698/PED.20240254](https://doi.org/10.11698/PED.20240254).
LIU H, REN Y L, LI X, DENG Y, WANG Y T, CAO Q W, et al. Research status and application of artificial intelligence large models in the oil and gas industry[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2024, 51(4): 910–923.
- [11] 廖绮, 刘春颖, 杜渐, 蓝浩, 梁永图, 张浩然. 人工智能赋能油气管道运行管理的应用及展望[J]. *油气储运*, 2024, 43(6): 601–613. DOI: [10.6047/j.issn.1000-8241.2024.06.001](https://doi.org/10.6047/j.issn.1000-8241.2024.06.001).
LIAO Q, LIU C Y, DU J, LAN H, LIANG Y T, ZHANG H R. Application and prospect of artificial intelligence in empowering the operation and management of oil and gas pipelines[J]. *Oil & Gas Storage and Transportation*, 2024, 43(6): 601–613.
- [12] 任磊, 王海腾, 董家宝, 贾子翟, 李世祥, 王宇清, 等. 工业大模型: 体系架构、关键技术与典型应用[J]. *中国科学: 信息科学*, 2024, 54(11): 2606–2622.
REN L, WANG H T, DONG J B, JIA Z Z, LI S X, WANG Y Q, et al. Industrial foundation model: architecture, key technologies, and typical applications[J]. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2024, 54(11): 2606–2622.
- [13] LI Z C, LIANG Y T, LIANG Y Y, LIAO Q, WANG B H, HUANG L Q, et al. Review on intelligent pipeline technologies: a life cycle perspective[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2023, 175: 108283. DOI: [10.1016/j.compchemeng.2023.108283](https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2023.108283).
- [14] 王维东, 于佳, 陈天婧. 胜利版“ChatGPT”来了[N]. *中国石化报*, 2023-12-20(3).
WANG W D, YU J, CHEN T J. The victory version of “ChatGPT” is here[N]. *China Petrochemical News*, 2023-12-20(3).
- [15] 布局 AI! 中国石油出手了……[N]. *中国石油报*, 2024-03-25(2).
Layout AI! China petroleum has taken action[N]. *China Petroleum Daily*, 2024-03-25(2).
- [16] 智通云联. 正式发布| 油气大模型 Smart. OLM 2.0[EB/OL]. (2024-03-19)[2024-12-26]. https://news.sohu.com/a/765282552_100130966.

- Zhitong Cloud Connection. Officially released | smart oil and gas large model OLM 2.0[EB/OL]. (2024-03-19)[2024-12-26]. https://news.sohu.com/a/765282552_100130966.
- [17] 渠沛然. 油气技术为增储上产注入动能[N]. 中国能源报, 2024-04-15(11).
- QU P R. Oil and gas technology injects kinetic energy to increase reserves and production[N]. China Energy News, 2024-04-15(11).
- [18] 中新网安徽. 昆仑大模型建设正式启动[EB/OL]. (2024-05-29)[2024-12-26]. <https://www.ah.chinanews.com.cn/news/2024/0529/327186.shtml>.
- China News Network Anhui. Kunlun model construction formally launched[EB/OL]. (2024-05-29)[2024-12-26]. <https://www.ah.chinanews.com.cn/news/2024/0529/327186.shtml>.
- [19] 中安在线. 助力能源焕新! 羚羊能源大模型重磅发布[EB/OL]. (2024-06-29)[2024-12-26]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1803151242363916171&wfr=spider&for=pc>.
- Zhong'an Online. Help revitalize energy! Antelope energy big model heavy release[EB/OL]. (2024-06-29)[2024-12-26]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1803151242363916171&wfr=spider&for=pc>.
- [20] 胜软科技. 胜软科技&华为合作加深: 昇腾 AI 助力识油大模型赋能行业提质增效[EB/OL]. (2024-07-08)[2024-12-26]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1803978299066176653&wfr=spider&for=pc>.
- Shengruan Technology. Shengruan Technology & Huawei deepen cooperation: ascend AI helps identify oil models and empowers industries to improve quality and efficiency[EB/OL]. (2024-07-08)[2024-12-26]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1803978299066176653&wfr=spider&for=pc>.
- [21] 李德山, 安又新. 我国首个地质垂直领域大模型发布[N]. 中国煤炭报, 2023-12-07(4).
- LI D S, AN Y X. The first large-scale geological vertical model in China has been released[N]. China Coal News, 2023-12-07(4).
- [22] IT 之家. 330 亿参数昆仑大模型发布: 中国能源化工行业首个通过备案大模型[EB/OL]. (2024-08-29)[2024-12-26]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1808682383775989720&wfr=spider&for=pc>.
- IT Home. 33 billion parameter Kunlun big model released: China's energy and chemical industry's first recorded big model[EB/OL]. (2024-08-29)[2024-12-26]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1808682383775989720&wfr=spider&for=pc>.
- [23] 市场资讯. 石油石化行业热议人工智能大模型技术[EB/OL]. (2024-12-10)[2025-02-25]. <https://finance.sina.cn/2024-12-10/detail-incyyhur4959635.d.html>.
- Market Information. Discussion on artificial intelligence large model technology in the petroleum and petrochemical industry[EB/OL]. (2024-12-10)[2025-02-25]. <https://finance.sina.cn/2024-12-10/detail-incyyhur4959635.d.html>.
- [24] 乐佳超. 政采云发布“智采大模型”及三款 AI 产品[N]. 中国政府采购报, 2024-12-31(5).
- LE J C. Zhengcai Cloud releases “Intelligent Procurement Big Model” and three AI products[N]. China Government Procurement News, 2024-12-31(5).
- [25] 李婕. 中国海油发布“海能”人工智能模型[EB/OL]. (2024-10-16)[2025-02-25]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1813028867451938742&wfr=spider&for=pc>.
- LI J. China National Offshore Oil Corporation releases “Ocean Energy” artificial intelligence model[EB/OL]. (2024-10-16)[2025-02-25]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1813028867451938742&wfr=spider&for=pc>.
- [26] 潘焕泉, 刘剑桥, 龚斌, 朱艺亨, 白军辉, 黄虎, 等. 油藏动态分析场景大模型构建与初步应用[J]. 石油勘探与开发, 2024, 51(5): 1175–1182. DOI: [10.11698/PED.20240208](https://doi.org/10.11698/PED.20240208).
- PAN H Q, LIU J Q, GONG B, ZHU Y H, BAI J H, HUANG H, et al. Construction and preliminary application of large language model for reservoir performance analysis[J]. Petroleum Exploration and Development, 2024, 51(5): 1175–1182.
- [27] 威晨, 付光. 星云大模型赋能油气行业高质量发展[EB/OL]. (2024-11-04)[2025-02-25]. <https://www.zte.com.cn/china/about/magazine/zte-technologies/20230/10-cn/3/8.html>.
- QI C, FU G. The nebula large model empowers high quality development of the oil and gas industry[EB/OL]. (2024-11-04)[2025-02-25]. <https://www.zte.com.cn/china/about/magazine/zte-technologies/20230/10-cn/3/8.html>.
- [28] 央视网. 国家管网集团正式上线应用“管网”大模型[EB/OL]. (2024-11-30)[2025-02-25]. <https://business.cctv.cn/2024/11/30/ARTIihyatGZELnWvuXiCvNI0241130.shtml>.
- CNTV. The National Pipeline Network Group has officially launched the application of the “Pipeline Network” big model[EB/OL]. (2024-11-30)[2025-02-25]. <https://business.cctv.cn/2024/11/30/ARTIihyatGZELnWvuXiCvNI0241130.shtml>.
- [29] 光明网. 中国移动助力中国石油发布 700 亿参数昆仑大模

- 型[EB/OL]. (2024-11-29)[2024-11-29]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1817038792524067719&wfr=spider&for=pc>.
- Kwangmyong. China Mobile helps PetroChina release 70 billion parameter Kunlun model[EB/OL]. (2024-11-29)[2024-11-29]. <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1817038792524067719&wfr=spider&for=pc>.
- [30] XU M W, YIN W S, CAI D Q, YI R J, XU D L, WANG Q P, et al. A survey of resource-efficient LLM and multimodal foundation models[DB/OL]. (2024-09-23)[2025-02-26]. <https://arxiv.org/abs/2401.08092>.
- [31] YANG Y, TIAN B, YU F, HE Y H. An anomaly detection model training method based on LLM knowledge distillation[C]. Yinchuan: 2024 International Conference on Networking and Network Applications (NaNA), 2024: 472–477.
- [32] SNELL C, LEE J, XU K, KUMAR A. Scaling LLM test-time compute optimally can be more effective than scaling model parameters[DB/OL]. (2024-08-06)[2025-02-26]. <https://arxiv.org/abs/2408.03314>.
- [33] MA X Y, FANG G F, WANG X C. LLM-pruner: on the structural pruning of large language models[C]. New Orleans: Proceedings of the 37th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2023: 21702–21720.
- [34] ZHANG Y M, ZHANG Z C, WEI X Y, LIU X H, ZHAI G T, MIN X K. IllusionBench: a large-scale and comprehensive benchmark for visual illusion understanding in vision-language models[DB/OL]. (2025-01-01)[2025-02-26]. <https://arxiv.org/abs/2501.00848>.
- [35] HAVRILLA A, RAPARTHY S, NALMPANTIS C, DWIVEDI-YU J, ZHURAVINSKYI M, HAMBRO E, et al. GLoRe: when, where, and how to improve LLM reasoning via global and local refinements[DB/OL]. (2024-06-25)[2025-02-26]. <https://arxiv.org/abs/2402.10963>.
- [36] GARRY M, CHAN W M, FOSTER J, HENKEL L A. Large language models (LLMs) and the institutionalization of misinformation[J]. Trends in Cognitive Sciences, 2024, 28(12): 1078–1088. DOI: [10.1016/j.tics.2024.08.007](https://doi.org/10.1016/j.tics.2024.08.007).
- [37] ZHOU M, DUAN N, LIU S J, SHUM H Y. Progress in neural NLP: modeling, learning, and reasoning[J]. Engineering, 2020, 6(3): 275–290. DOI: [10.1016/j.eng.2019.12.014](https://doi.org/10.1016/j.eng.2019.12.014).
- [38] MA J. The application of artificial intelligence technology in the safety monitoring system of oil and gas ground[J]. Procedia Computer Science, 2023, 228: 486–493. DOI: [10.1016/j.procs.2023.11.055](https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.11.055).
- [39] NGUYEN T, GOSINE R G, WARRIAN P. A systematic review of big data analytics for oil and gas industry 4.0[J]. IEEE Access, 2020, 8: 61183–61201. DOI: [10.1109/ACCESS.2020.2979678](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2979678).
- [40] ZHANG L B, WANG J J. Intelligent safe operation and maintenance of oil and gas production systems: Connotations and key technologies[J]. Natural Gas Industry B, 2023, 10(3): 293–303. DOI: [10.1016/j.ngib.2023.05.006](https://doi.org/10.1016/j.ngib.2023.05.006).
- [41] XU H J, LI Y T, ZHOU T T, LAN F Y, ZHANG L B. An overview of the oil and gas pipeline safety in China[J]. Journal of Industrial Safety, 2024, 1(1): 100003. DOI: [10.1016/j.jinse.2024.100003](https://doi.org/10.1016/j.jinse.2024.100003).
- [42] ZHOU M, ZHANG Y, JIN S J. Dynamic optimization of heated oil pipeline operation using PSO-DE algorithm[J]. Measurement, 2015, 59: 344–351. DOI: [10.1016/j.measurement.2014.09.071](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2014.09.071).
- [43] LU H F, GUO L J, AZIMI M, HUANG K. Oil and gas 4.0 era: a systematic review and outlook[J]. Computers in Industry, 2019, 111: 68–90. DOI: [10.1016/j.compind.2019.06.007](https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.06.007).
- [44] PARVIZEDGHY L, SENOUCI A, ZAYED T, MIRAHADI S F, EL-ABBASY M S. Condition-based maintenance decision support system for oil and gas pipelines[J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2015, 11(10): 1323–1337. DOI: [10.1080/15732479.2014.964266](https://doi.org/10.1080/15732479.2014.964266).
- [45] FATEHKIA M, LUCAS J K, CHAWLA S. T-RAG: lessons from the LLM trenches[DB/OL]. (2024-06-06)[2024-11-29]. <https://arxiv.org/abs/2402.07483>.
- [46] SHEN L, SUN Y, YU Z Y, DING L, TIAN X M, TAO D C. On efficient training of large-scale deep learning models[J]. ACM Computing Surveys, 2024, 57(3): 1–36. DOI: [10.1145/3700439](https://doi.org/10.1145/3700439).
- [47] JIANG G, MA Z H, ZHANG L, CHEN J L. EPlus-LLM: a large language model-based computing platform for automated building energy modeling[J]. Applied Energy, 2024, 367: 123431. DOI: [10.1016/j.apenergy.2024.123431](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.123431).
- [48] Team GLM. ChatGLM: a family of large language models from GLM-130B to GLM-4 all tools[DB/OL]. (2024-07-30)[2024-11-29]. <https://arxiv.org/abs/2406.12793>.
- [49] INAN H, UPASANI K, CHI J F, RUNGTA R, IYER K, MAO Y N, et al. Llama guard: LLM-based input-output safeguard for human-AI conversations[DB/OL]. (2023-12-07)[2024-11-29]. <https://arxiv.org/abs/2312.06674>.
- [50] Qwen. Qwen2.5 technical report[DB/OL]. (2025-01-03)[2025-01-

- 03]. <https://arxiv.org/abs/2412.15115>.
- [51] SHEN M. Rethinking data selection for supervised fine-tuning[DB/OL]. (2024-02-08)[2024-11-29]. <https://arxiv.org/abs/2402.06094>.
- [52] REN M J, CAO B X, LIN H Y, LIU C, HAN X P, ZENG K, et al. Learning or self-aligning? Rethinking instruction fine-tuning[DB/OL]. (2024-08-11)[2024-11-29]. <https://arxiv.org/abs/2402.18243>.
- [53] CANESE L, CARDARILLI G C, DI NUNZIO L, FAZZOLARI R, GIARDINO D, RE M, et al. Multi-agent reinforcement learning: a review of challenges and applications[J]. Applied Sciences, 2021, 11(11): 4948. DOI: [10.3390/app11114948](https://doi.org/10.3390/app11114948).
- [54] XIAO G Z. A personalized learning path for French study in colleges based on a big data knowledge map[J]. Scientific Programming, 2023, 2023(1): 4359133. DOI: [10.1155/2023/4359133](https://doi.org/10.1155/2023/4359133).
- [55] DENG L, LI G Q, HAN S, SHI L P, XIE Y. Model compression and hardware acceleration for neural networks: a comprehensive survey[J]. Proceedings of the IEEE, 2020, 108(4): 485–532. DOI: [10.1109/JPROC.2020.2976475](https://doi.org/10.1109/JPROC.2020.2976475).
- [56] 冯庆善. 智能油气管网系统建设与运行方法论研究[J]. 油气储运, 2024, 43(8): 841–854. DOI: [10.6047/j.issn.1000-8241.2024.08.001](https://doi.org/10.6047/j.issn.1000-8241.2024.08.001).
- FENG Q S. Research on construction and operation methodology for intelligent oil and gas pipeline network systems[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2024, 43(8): 841–854.
- [57] 黄维和, 宫敬. 天然气管道与管网多能融合技术展望[J]. 油气储运, 2023, 42(12): 1321–1328. DOI: [10.6047/j.issn.1000-8241.2023.12.001](https://doi.org/10.6047/j.issn.1000-8241.2023.12.001).
- HUANG W H, GONG J. Prospect for the development of natural gas network and the multi-energy integration technology in pipeline networks[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2023, 42(12): 1321–1328.
- [58] 宫敬. 从旁接油罐到管网联运再到智能调控: 中国输油管道工艺技术 50 年发展回顾与展望[J]. 油气储运, 2020, 39(8): 841–850. DOI: [10.6047/j.issn.1000-8241.2020.08.001](https://doi.org/10.6047/j.issn.1000-8241.2020.08.001).
- GONG J. Review and outlook for development of oil pipeline technology in the past 50 years in China, from floating tank process to joint operation of pipeline network and further to intelligent control[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2020, 39(8): 841–850.
- [59] WANG C, LIU Y Y, GUO T Z, LI D P, HE T, LI Z, et al. Systems engineering issues for industry applications of large language model[J]. Applied Soft Computing, 2024, 151: 111165. DOI: [10.1016/j.asoc.2023.111165](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.111165).
- [60] ZENG G C, DING W T, XU B N, ZHANG C, HAN W Q, LI G, et al. Adaptable and precise: enterprise-scenario LLM function-calling capability training pipeline[DB/OL]. (2024-12-20)[2025-02-26]. <https://arxiv.org/abs/2412.15660>.
- (编辑: 黄星烨)
-
- 基金项目:** 国家自然科学基金资助项目“含蜡原油常温输送机理及流动改性方法研究”, 51534007; 国家自然科学基金青年基金资助项目“裹挟粉砂的水基流动体系中 CO₂-CH₄ 水合物分解动力学机制”, 52104069; 北京市自然科学基金面上项目“深水油气混输管道中赋存蜡的水合物颗粒黏聚/黏附作用机制研究”, 3232030; 中国石油大学(北京)科研基金资助项目“天然气水合物开发过程中水合物分解动力学机理研究”, 2462023BJRC018; 中国石油大学(北京)科研基金资助项目“基于大数据的天然气管网智能运行与控制研究”, 2462020YXZZ045。
- 作者简介:** 宫敬, 女, 1962 年生, 二级教授, 博士生导师, 1995 年博士毕业于中国石油大学(北京)油气储运工程专业, 现主要从事油气储运系统仿真与运行控制、油气输送流动安全保障、油气储运行业人工智能应用等技术方向的研究工作。地址: 北京市昌平区府学路 18 号, 102249。电话: 13501036944。Email: ydgj@cup.edu.cn
- 通信作者:** 宋尚飞, 男, 1993 年生, 副教授, 2020 年博士毕业于中国石油大学(北京)油气储运工程专业, 现主要从事油气储运智能化、油气田地面工程等相关研究工作。地址: 北京市昌平区府学路 18 号, 102249。电话: 18010129319。Email: song.sf@cup.edu.cn
- Received: 2025-02-14
 - Revised: 2025-02-28
 - Online: 2025-03-07

