

人工智能大语言模型在压力管道检验检测中的应用探讨

张勇刚

湖南安广检验检测有限公司, 湖南 常德 415137

DOI:10.61369/ME.2026010012

摘 要 : 压力管道在能源运输、化工生产等领域充当核心基础设施, 其安全运行直接牵扯到产业稳定与公共安全。传统检验检测模式因人工经验的依赖、多源数据的分割、标准解读的滞后等局限而受限, 难以匹配现代化工业对安全管控高效化、精准化的实际需求。人工智能大语言模型 (LLM) 借助其强大的自然语言理解、知识整合以及跨模态推理能力, 为压力管道检验检测的智能化过渡提供了新的路径^[7]。本文围绕压力管道检验检测行业的痛点展开, 全面剖析大语言模型的技术适配性, 重点考察其在标准解读与知识图谱搭建、多模态故障诊断、检验全流程智能化管控等核心场景的应用逻辑, 同时结合期刊可找到的真实案例验证技术的可行性, 最后审视当前应用碰到的技术瓶颈与行业困境, 提出具有针对性的优化方向, 为大语言模型在压力管道检验检测领域的深度融入提供理论支撑与实践引导。

关 键 词 : 人工智能大语言模型; 智慧特检; 压力管道; 检验检测

Exploration of the Application of Artificial Intelligence Large Language Models in the Inspection and Testing of Pressure Piping

Zhang Yonggang

Hunan Anguang Inspection and Testing Co., Ltd., Changde, Hunan 415137

Abstract : nd chemical production, and its safe operation is directly related to industrial stability and public safety. Traditional inspection and testing methods are constrained by limitations such as reliance on human experience, fragmentation of multi-source data, and delays in standard interpretation, making it difficult to meet the actual needs of modern industry for efficient and precise safety management and control. Artificial intelligence large language models (LLMs), with their powerful natural language understanding, knowledge integration, and cross-modal reasoning capabilities, offer a new pathway for the intelligent transition of pressure piping inspection and testing^[7]. This paper focuses on the pain points in the pressure piping inspection and testing industry, comprehensively analyzing the technical adaptability of large language models. It emphasizes examining their application logic in core scenarios such as standard interpretation and knowledge graph construction, multi-modal fault diagnosis, and intelligent management and control throughout the inspection process. Additionally, it verifies the feasibility of the technology through real-world cases found in journals. Finally, it reviews the current technical bottlenecks and industry challenges encountered in applications, proposing targeted optimization directions to provide theoretical support and practical guidance for the deep integration of large language models in the field of pressure piping inspection and testing.

Keywords : artificial intelligence large language model; intelligent special inspection; pressure piping; inspection and testing

引言

BERT、GPT 系列、LLaMA 等大语言模型采用 Transformer 架构, 借助大规模文本预训练拥有了强大的语义理解、知识抽取与生成本领, 可切实解决非结构化数据处理的难题。LLM 在智能制造质检的文本解析、报告生成等场景已开始初步落地, 但压力管道检验检测领域的系统性应用研究依旧处于初始阶段。本文凭借 LLM 的技术特性, 结合期刊上可查的真实案例, 探讨其于压力管道检验检测方面的核心应用方向, 研究技术瓶颈及发展动向, 为行业实现智能化转变提供理论及实践的参考借鉴。

一、大语言模型技术与压力管道检验检测核心需求的适配性分析

（一）压力管道检验检测的核心需求

压力管道检验检测的全流程涉及检验准备、现场检测、缺陷评定、报告拟订、后期运维等关键环节，各个环节均体现出明确的智能化需求。处于检验准备阶段，需快速精准地研读 GB/T 30579-2022《承压设备损伤模式识别》、API 571 等系列标准，厘清不同工况下的损伤判定规则；开展现场检测工作阶段，需要对传感器实时数据、设备台账等多渠道来源的信息进行整合，助力检验人员迅速定位潜藏风险点；缺陷评定阶段，需结合以往检验案例与专家的经验，精确断定缺陷类型、严重程度及发展趋势；进行报告编写阶段，要规范地填写检验数据，让报告符合质量体系的要求以及监管规范；后续运维阶段，需搭建故障诊断与维修方案的智能匹配机制，加快运维效率提升。

压力管道检验检测同样面临跨场景协同方面的需求，涉及检验机构、工业企业、监管部门之间信息的共享与流程协同，需要一种可兼容多主体需求的智能技术手段，实现标准诠释、数据整合以及决策支持的一体化服务。

（二）大语言模型的核心技术特性

大语言模型是依托 Transformer 架构构建的大规模预训练模型，具有四项核心技术属性，适配压力管道检验检测需求：一是有着超强的自然语言理解本领，具备精准解析复杂标准条文和技术手册等文本信息的能力，达成对专业知识的深度挖掘与结构化整合；二是知识整合后的推理能力，借助检索增强生成（RAG）技术融合外部知识体系，可实现历史案例、标准规则、实时数据间的协同推理，仿照专家的整体研判流程；三是有着跨模态的交互本领，可实现文本、影像等各类数据的融合处理，如对焊缝 X 射线影像的文本阐释进行智能研判，关联缺陷判断标准组成完整的诊断链路；四是有着生成式输出的本事，可自动生成符合规范的检验报告、维修方案等文档，提升工作成效^[1]。

（三）技术适配性分析

大语言模型适配压力管道检验检测的需求，主要表现在三个维度：在知识管理维度，能处理标准条文繁复、专家经验隐性的问题，借助构建知识图谱实现专业知识结构化存储与高效复用；在决策支持层面，可突破人工经验的边界，采用多源数据融合推理增强缺陷诊断及风险评估的准确性；在流程优化维度，可实现检验检测全流程的智能化赋能，从标准讲解、现场辅助到报告生成的全链路提高效能。与传统人工智能技术相比，大语言模型处理非结构化文本数据的能力更强，能填补目前技术在标准解读、经验传承等文本密集型场景的应用空白，促成“视觉 AI+ 语言 AI”的协同检测体系。

二、压力管道检验检测范畴内人工智能大语言模型的核心应用场景

（一）压力管道检验专业知识图谱构建

压力管道检验检测与庞大的标准体系及海量的历史案例密切

相关。传统知识管理模式不易实现高效的检索与复用，大语言模型借助知识抽取与图谱构建技术，可把分散的标准条文、检验案例、设备信息转化为结构化的知识网络，为检验检测提供精准的知识支撑。

此应用场景所采用的核心技术路径为：以大语言模型为核心基础，结合命名实体识别、关系抽取等自然语言处理技术，从标准文档、检验报告、故障案例中提取关键实体，生成符合标准的三元组数据；基于三元组数据，在 Neo4j 等平台构建知识图谱，实现知识可视化展示及关联检索；借助大语言模型的生成能力，为检验人员提供智能问答服务，及时响应标准解读、缺陷判定等方面的专业问题。

（二）多模态故障诊断与根因分析

压力管道的故障诊断需要综合考量多源信息，囊括现场传感器数据、设备运行日志、历史故障记录、检验影像等。传统诊断模式无法实现多类型数据的协同分析，大语言模型结合上下文工程理念，可构建“感知—理解—推理—决策”的端到端故障诊断系统，提升诊断的精准度与效率^[2]。

其核心应用逻辑为：借助数据采集模块整合时序传感器数据；依托大语言模型的上下文整合特性，把多模态数据转化为一致的文本描述语境，实现跨类型数据的融合性理解；基于检索增强生成（RAG）技术，从历史故障案例库中检索相似案例作为诊断参照，结合相关领域知识推理故障根因；最终产出包含故障缘由、风险级别、处理意见的诊断报告。大语言模型承担“智能大脑”的角色，模仿人类专家的综合分析流程，消除传统诊断模式中“数据孤岛”与“经验依赖”的弊端。

（三）检验检测全流程智能化管控

压力管道检验检测的全流程涉及检验计划拟订、现场作业引领、报告评核、合规性查证等多个环节。大语言模型凭借本地化部署与多系统集成，可实现全流程的智能化赋能，提升检验检测的规范化程度与效率。

在检验计划制定阶段，大语言模型可参照设备台账、历史检验数据、运行工况等信息，自动生成符合标准要求的检验计划，明确检验项目、方法及周期；在现场作业阶段，依托移动端智能终端为检验人员提供实时指导，涵盖标准条文检索、检验步骤指引、异常情形预警等；在报告编制阶段，能够自动整合现场检测数据，生成符合质量体系要求的检验报告，降低人工录入的差错；在审核阶段，依靠合规性校验算法自动校验报告内容的完整性与规范性，提升审核效率。

（四）焊缝检测的多模态协同诊断

焊缝缺陷检测是压力管道检验的核心环节。传统检测模式依靠人工对 X 射线影像等检测结果进行解析，存在检测效率低、误判率高的问题。大语言模型与视觉 AI 的协同结合，可构建“影像识别 + 文本推理”的多模态诊断体系，提高焊缝缺陷检测的精准度^[3]。

该应用场景所涉及的核心技术路径为：以盘古视觉大模型等视觉 AI 技术为基础，实现焊缝 X 射线影像中缺陷的初步识别，提取缺陷的形状特征与位置信息；依托大语言模型将视觉识别结果

转化为文本描述，并关联压力管道焊缝缺陷检验标准，对裂纹、气孔、未熔合等缺陷类型进行精准判定；结合历史焊缝缺陷案例与设备运行工况，研判缺陷的发展趋势与风险层级，生成全面的诊断报告。这种“视觉 AI 协同语言 AI”的模式，既发挥了视觉模型在影像识别方面的优势，又运用了大语言模型在标准解读及经验推理上的能力，实现优势互补^[10]。

人工智能大语言模型在压力管道检验检测中的应用

三、深度剖析人工智能大语言模型应用的典型事例

（一）案例一：依靠 BERT-BiLSTM-CRF 构建压力管道安全检验知识图谱

案例针对压力管道检验标准体系复杂、知识复用存在困难的痛点，给出基于 BERT-BiLSTM-CRF 模型的知识图谱构建手段。

案例的核心实施流程为：首先，把压力管道安全检验相关的标准条文、检验案例等语料数据收集起来，实施文本清洗、分词等预处理事宜，构建承压设备专属词词典；借助 BERT-BiLSTM-CRF 模型对预处理后的文本开展知识抽取，抽取损伤类型、检验方法、设备参数等关键实体及其相互关系，生成标准规格的三元组数据；基于 Neo4j 平台构建知识图谱，实现知识的可视化呈现及关联检索；开发智能解惑接口，保障检验人员对标准条文、缺陷判定规则的精准查询^[4]。

该案例的应用价值在于：借助知识图谱构建，达成了分散专业知识结构化整合，解决了标准解读有偏差、专家经验难以长久传承的问题；以大语言模型为基础的知识抽取技术，提升了知识获取效率，与人工整理模式相较，极大地缩短了知识体系构建周期；智能问答功能为一线检验人员提供了便捷的知识服务，降低了对资深专家的倚赖。此案例技术方案的可复制性极强，可应用到推广到各类压力管道检验检测机构的知识管理工作中。

（二）案例二：在承压设备全检验过程中部署应用 DeepSeek 大模型

案例聚焦于承压设备检验检测流程琐碎、效率低下的状况，实现了 DeepSeek 大模型的全场景部署，构建起覆盖多主体的智能服务格局。

该案例的核心技术架构体现为“本地化部署+搭配 RAG 技术+精准微调”：本地化部署保障了检验数据的安全性，防止了数据外泄的风险；RAG 技术借助检索外部知识库，为模型生成的结果提供精准的知识支撑；结合特检行业数据开展精准微调，强化了模型针对专业场景的适配性。系统深度嵌入承压设备智慧检验系统，实现了三大主要功能：一是为检验人员提供标准解读、案例查询等智能问答服务；二是实现检验报告自动审核与合规性核对；三是为企业及监管机构提供定制化智能服务，例如企业设备风险预警、监管机构执法流程推送等。

在产业协同层面，该案例与万华化学合作优化 ERBI 系统，依靠多模态模型融合智能体，提升化工压力管道损伤精确识别与动态风险预警能力；与宁海县市场监管局合作实现执法文书一键生

成，提升了监管办事效率。此案例验证了大语言模型在压力管道检验检测全流程赋能的可行性，其“技术架构-场景适配-产业协同”的实施路径，为行业应用搭建了完整的参考范例。

四、人工智能大语言模型应用遇到的挑战及优化途径

（一）挑战

虽然大语言模型在压力管道检验检测业务中呈现出广阔应用前景，但目前的应用仍面临四大核心问题：一是领域适配存在短板，通用大语言模型对压力管道检验的专业术语、技术流程理解深度欠佳，需凭借大量行业数据开展微调，而特检行业数据具有稀缺性与隐私性，难以快速打造高质量的训练数据集；二是多源数据融合难度大，压力管道检验涉及的文本、影像、时序数据格式差异较大，大语言模型在跨模态数据深度融合及精准理解方面存在短板；三是技术落地成本高昂，大语言模型本地化部署需充足的算力资源支撑，对于中小型检验检测机构而言，硬件投入与技术维护成本极高；四是可靠性与安全性有待验证，大语言模型可能存在产生错误信息的“幻觉”现象，在压力管道这类高安全风险领域，诊断结果的可靠性直接关乎设备安全，必须建立严密的验证机制^[9]。

行业标准缺失也是制约应用落地的关键因素。针对大语言模型在压力管道检验检测领域的应用，目前尚无相关技术规范，模型的性能评价指标、应用边界、数据安全要求等均无统一标准，导致不同机构的应用成果难以对比与推广。

（二）对策

面对上述挑战，可从技术优化、数据治理、产业协同、标准建设四个维度制定优化对策：

在技术优化范畴，创建轻量化的领域适配模型，对开源大语言模型实施微调，降低对算力资源的依赖；开展多模态融合算法研发，提升模型对文本、影像、时序数据的协同处理能力，构建“感知-理解-推理”的全链路技术格局；引入上下文工程理念，借助检索增强生成技术稳定模型输出结果的可靠性，降低“幻觉”风险。

在数据治理范畴，构建行业级数据共享平台，采用联邦学习等隐私计算方式，实现多机构数据的安全共享及协同训练，解决数据短缺难题；制定数据标注规范，建成标准化的压力管道检验数据集，涵盖标准条文、检验案例、缺陷影像等，为模型训练提供高品质的数据支撑^[9]。

在产业协同范畴，引导“检验机构-科研院校-工业企业”三方开展协同创新：检验机构提供行业需求与应用场景，科研院校开展核心技术攻关，工业企业提供实践验证场景，构建技术研发与落地应用的闭环架构；引导龙头企业搭建智能化服务平台，向中小型检验检测机构提供轻量化的大语言模型应用服务产品，降低行业整体应用成本^[6]。

在标准建设范畴，由行业主管部门牵头制定大语言模型应用技术规范，明确模型性能要求、测试方法、应用边界等关键点；建立模型应用的质量控制体系，规范检验报告生成、缺陷鉴

定等环节的流程要求，保障应用成果的可靠性与安全性。

五、结束语

人工智能大语言模型凭借其在自然语言理解、知识整合及推理方面的强大能力，在压力管道检验检测的知识管理、故障诊

断、全流程管控等关键场景具有显著应用价值。大语言模型将成为推动压力管道检验检测行业数字化、智能化转型的核心力量，助力形成“预防为主、精准管控”的安全监管新模式，为产业高质量发展及公共安全保障筑牢支撑基础^[8]。

参考文献

- [1] 吴洋, 郑宏伟, 程佳, 陈永强, 肖国军. 人工智能大语言模型在特种设备检验检测中的应用探讨 [J]. 中国特种设备安全, 2025, 41(S1): 122–126.
- [2] 李斌, 胡洁靓, 张正华, 陈勋, 张立红. 人工智能在压力管道检验检测中的应用展望 [J]. 特种设备安全技术, 2024(4): 18–19.
- [3] 张瀚文, 张立辉, 郝博, 司永宏, 杜非. 基于人工智能大模型建立压力管道知识库应用探究 [J]. 中国特种设备安全, 2025, 41(S1): 102–106.
- [4] 韩普, 李雄, 刘森岭, 等. 基于大语言模型的医疗健康领域知识服务模式研究 [J]. 西华大学学报 (哲学社会科学版), 2025, 44(1): 24–35.
- [5] 张晴雪, 张欣亮, 武俊杰. 多模态 AI 智能体在工业缺陷检测中的应用 [J]. 机器人技术与应用, 2025(1): 37–40.
- [6] 李欣桐, 马素芬, 张丰聪, 等. 中医药领域大语言模型的研究进展与应用前景 [J]. 南京中医药大学学报, 2024, 40(12): 1393–1403.
- [7] 齐福利, 人工智能在压力管道检验检测中的应用 [J]. 中国战略新兴产业. 2025 (14) : 53–55.
- [8] 蔺健宁, 压力管道检验检测技术综述及优化研究: 方法、应用和展望 [J]. 产品可靠性报告. 2023 (08): 146–148.
- [9] 陈贵堂, 叶常青, 压力管道材料老化机理及其检验检测方法的创新研究 [J]. 中国设备工程. 2026 (01) : 180–182.
- [10] 宁卫卫, 压力管道裂纹检验中无损检测技术分析 [J]. 中国设备工程. 2025 (23): 164–166.