

人工智能在压力管道检验检测中的应用展望

董俊峰

内蒙古自治区特种设备检验研究院通辽分院 内蒙古 通辽 028000

摘要：人工智能技术是计算机科学的一个分支，它试图理解和构建智能实体，特别是智能软件。人工智能在许多领域都有广泛的应用，包括医疗、教育、金融、交通等。近年来，人工智能在特种检验检测领域的应用也日益广泛，为特种检验检测带来了革命性的变化。压力管道作为工业的动脉，其安全状况直接关系到人身和财产安全，因此，压力管道的检验检测尤为重要。传统的检测方法往往依赖于人工作业，不仅耗时耗力，而且容易受到主观因素的影响。随着人工智能技术的发展，其在图像处理、数据分析、预测模型等方面的优势逐渐显现，为提高压力管道检验检测的效率和准确性提供了可能。

关键词：人工智能；压力管道检验检测；安全性

目前压力管道在能源、化工等领域广泛使用。由于长期承受高压和恶劣环境，压力管道的安全状况需要定期检验检测以保障其安全运行。传统的检测方法效率低下、对人员要求较高。

1 压力管道检验检测的基本要求

1.1 检验分类与周期要求。定期检验（全面检验），首次检验：新建工业管道投用后3年内必须进行首次全面检验；公用燃气管道（如GB1级）首次检验不超过8年。后续周期：工业管道：安全状况1-2级时，GC1级 ≤ 6 年、GC2级 ≤ 9 年；3级 ≤ 3 年（需加强监控）；4级需立即停用整改。公用管道：检验周期不超过剩余寿命的一半，铸铁管最长 ≤ 15 年。特殊缩短周期情况：介质腐蚀不明、材质劣化、发现开裂、基础沉降变形或年度检查缺失等。在线检验（年度检查），每年至少1次，内容包括：泄漏检查、绝热/防腐层完好性、支吊架状况；阀门操作、法兰/膨胀节状态、安全保护装置有效性。豁免情况：当年进行定期检验时，可免年度检查。

1.2 检验程序与核心内容。检验流程，制定检验方案→准备工作（如停机、清洗）→实施检测→缺陷处理→出具报告。关键环节：多源数据采集（超声、漏磁等）、安全等级评定（分为1-4级）。重点检测项目，缺陷识别：腐蚀、裂纹、变形（如激光点云三维重构技术）；强度验证：水压/气压试验（试验压力为工作压力的1.5倍，金属管稳压10分钟压降 $\leq 0.02\text{MPa}$ ）；严密性测试：压降不超过试验压力的1%（长输管道）。

1.3 特殊情况处理。带压检测要求，DN200以上管道可采用机器人实现不停输检测，减少停运损失（如Snake-2000型机器人）。豁免条件，同时满足以下条件可免报检：公称直径 $< 150\text{mm}$ ；输送无毒/不可燃/无腐蚀性

气体；属设备本体附属管道。

2 压力管道检验检测相关技术与人才需求

2.1 智能化检测技术升级方向。多模态融合检测技术，超声波检测（占比40%）：应用最广且成本较低，结合AI算法实现腐蚀、裂纹的实时诊断，精度提升至95%，GC1级管道全面覆盖要求。智能综合检测系统：集成激光点云三维重构、红外热成像（灵敏度 0.1°C ）与漏磁检测，构建管道数字孪生体，实现缺陷类型自动分类（如氢致裂纹识别率超90%）。

2.2 岗位能力复合化趋势。技术能力：掌握AI数据分析（如腐蚀预测模型）、机器人操作技能；熟悉GB/T 34275-2024等新版标准全生命周期管理要求。经验要求：检验师需管道类专业背景+1年以上设计/制造/检验经验；高级岗位需参与过蠕变损伤评估或带压检测项目（如Snake-2000应用）。

2.3 行业需求与政策驱动。市场规模激增，2025年管道检测市场规模预计突破3000亿元（CAGR 12%），非开挖修复超2500亿元。市政管网修复需求增速达20%（城镇化+管网老化）。

3 现有技术与AI在压力管道检验检测中的结合应用

3.1 多模态智能检测系统。超声+AI高精度缺陷识别，传统超声检测（UT）结合深度学习算法，实现腐蚀、裂纹的实时诊断。YOLOv5模型经优化后，通过对比图、伪彩图、伪彩增强图三模态数据融合训练，将环焊缝缺陷识别率提升11.05%，误报率降至0.03%以下。国家管网集团应用案例显示，GC1级管道缺陷识别精度达95%以上。相控阵超声（PAUT）技术升级，相控阵技术通过多角度声束扫查替代传统射线检测，结合AI图谱分析实现：缺陷三维精确定量（深度误差 $\leq 0.1\text{mm}$ ），检测速

度提升3倍（单焊缝耗时缩短至人工1/3）对未熔合缺陷检出率超98%（广州多浦乐设备实测数据），红外热成像与激光扫描融合，无人机搭载红外热像仪（灵敏度 0.1°C ）扫描地表温度异常，同步激光点云生成管道3D模型。东京燃气公司通过PointNet++算法预测管道变形风险，寿命评估准确率达90%。

3.2 无人化作业与智能诊断平台。自主检测机器人集群，空中巡检：AI无人机在美国加州农场实现5倍效率提升，年维护成本降25%；上海张江科学城案例中，无人机自动触发维修工单，故障响应缩至30分钟。水下/密闭空间作业：挪威Equinor公司的AUV水下机器人通过强化学习优化路径，检测覆盖率从60%跃至98%；Snake-2000等型号支持DN200以上管道带压检测，定位误差 ≤ 1 米。联邦学习协同诊断系统，各企业管道数据在加密前提下共享训练模型：新区管廊项目：AI识别0.2mm混凝土裂缝，钢筋锈蚀诊断准确率92%；燃气管网联盟：模型泛化能力提升40%，突发故障处理效率提高50%。

3.3 全生命周期预测与修复技术。剩余寿命智能评估，AI建立管道数字孪生体，集成腐蚀速率、压力波动等参数：供热管网LSTM模型提前24小时预测爆管（准确率92%），沙特Aramco项目应用ASME B31G标准模型，泄漏事故下降70%。非开挖修复技术革新，材料创新：紫外光固化（UV-CIPP）内衬抗酸碱性提升300%，修复寿命延至50年，工艺突破：德国快速固化系统单日修复150米；徐汇区“微创手术”案例中，工期缩短75%，噪音控制在55分贝以下。

4 AI与现有压力管道检验检测技术的融合方式

4.1 多模态智能检测系统（数据采集层融合）。超声+AI缺陷精准识别，传统超声（UT）升级：结合YOLOv5模型分析三模态数据（对比图/伪彩图/伪彩增强图），环焊缝缺陷识别率提升11.05%，误报率降至0.03%以下，GC1级管道识别精度超95%。相控阵超声（PAUT）技术：替代传统射线检测，通过多角度声束扫描实现缺陷三维定位（深度误差 $\leq 0.1\text{mm}$ ），检测速度提升3倍，对未熔合缺陷检出率达98%。红外热成像与激光扫描联动，无人机搭载红外热像仪（灵敏度 0.1°C ）扫描地表温度异常，同步激光点云生成管道3D模型。

4.2 无人化智能巡检（作业层融合）。空中巡检系统，AI无人机：自动识别管道裸露、泄漏及地面塌陷（准确率90%），实时上传预警信息。江汉油田案例显示巡检效率提升40%，故障响应缩至30分钟。全自动机场：网格化部署实现高频次值守，支持人脸/车牌识别取证，自动生成风险分级报告（如云圣智能系统）。水下/密

闭空间机器人，AUV水下机器人：通过强化学习优化路径，海底管道检测覆盖率从60%跃至98%（挪威Equinor案例）。仿生管道机器人：如Snake-2000支持DN200以上管道带压检测，定位误差 ≤ 1 米，减少停运损失。

4.3 联邦学习协同诊断（数据应用层融合）。跨区域模型联合训练，各机构在数据加密前提下共享模型参数，提升泛化能力：燃气管网联盟模型泛化能力提升40%，故障处理效率提高50%。新区管廊项目实现0.2mm混凝土裂缝识别，钢筋锈蚀诊断准确率92%。

4.4 全生命周期预测维护（决策层融合）。剩余寿命智能评估，构建管道数字孪生体，集成腐蚀速率、压力波动等参数：LSTM模型提前24小时预测爆管（供热管网案例，准确率92%）。沙特Aramco应用ASME B31G标准模型，泄漏事故下降70%。非开挖修复技术，材料革新：紫外光固化（UV-CIPP）内衬抗酸碱性提升300%，修复寿命延至50年。

5 人工智能在压力管道检验检测中的应用

5.1 多模态智能检测系统（数据采集层融合），超声与AI协同诊断，传统超声（UT）升级：YOLOv5模型分析三模态数据（对比图/伪彩图/伪彩增强图），环焊缝缺陷识别率提升11.05%，误报率降至0.03%以下，GC1级管道识别精度超95%。相控阵超声（PAUT）：多角度声束扫描实现缺陷三维定位（深度误差 $\leq 0.1\text{mm}$ ），检测速度提升3倍，对未熔合缺陷检出率98%。红外热成像与激光扫描联动，无人机搭载红外热像仪（灵敏度 0.1°C ）扫描地表温度异常，结合激光点云生成管道3D模型，PointNet++算法预测变形风险（东京燃气案例，寿命评估准确率90%）。

5.2 无人化智能作业（执行层融合）。AI驱动机器人革新，双排探头检测机器人：全球首创设计，集成漏磁检测、变形检测于一体，满足TSG D7003-2022标准，通过能力提升30%（民银国际案例， $\phi 219-\phi 1016$ 全系列覆盖）。水下/高空巡检：挪威Equinor的AUV通过强化学习优化路径，海底管道检测覆盖率从60%跃至98%；无人机集群自动识别管道裸露/泄漏，故障响应缩至30分钟。自动化修复技术，UV-CIPP紫外光固化修复寿命延至50年，机器人作业效率提升40%，噪音 ≤ 55 分贝（德国及上海徐汇区实践）。

5.3 智能诊断与决策优化（分析层融合）。联邦学习协同诊断，加密共享跨区域数据训练模型，上海燃气管网联盟故障处理效率提高50%，雄安新区管廊实现0.2mm裂缝识别。全生命周期预测，剩余寿命评估：LSTM模型提前24小时预测爆管（供热管网，准确率92%）；泄漏监

测：AI深度学习神经网络分析负压波信号，误报率降至1%以下（天津精仪精测技术）。

6 人工智能在压力管道检验检测的应用前景

6.1 智能诊断技术突破。多源数据融合与三维重构，基于超声、漏磁、激光点云等多模态数据，AI可构建管道高精度三维数字孪生体，实现腐蚀缺陷识别精度超99%（如沙特Aramco项目），并结合点云建模技术预测剩余寿命。小样本缺陷识别，针对氢致裂纹、蠕变损伤等稀缺陷，采用迁移学习与自编码器技术，仅需少量样本即可精准识别未知缺陷模式，突破传统规则库限制。联邦学习协同优化，在保障数据隐私前提下，通过联邦学习框架共享跨企业模型训练数据，显著提升泛化能力（如城市管廊联合诊断系统）。

6.2 典型场景应用升级。（1）无人机集群智能巡检系统，功能升级：搭载超声探头与多光谱相机的无人机集群，实现焊缝自动扫描及地表微泄漏点定位（灵敏度 0.1°C ）。效率变革：美国加州农场应用后检测效率提升5倍，年维护成本降25%；上海张城科学城实现“检测-预警-处置”闭环管理，运维效率提升40%。（2）自主检测机器人突破，复杂环境作业：水下AUV机器人通过强化学习优化路径，在海底复杂环境中将检测覆盖率从60%提升至98%（挪威Equinor）。带压检测突破：双排探头AI机器人（如Snake-2000）支持DN200以上管道不停输检测，集成漏磁、变形检测功能，定位误差低于行业标准（山西120公里输气管道案例）。（3）泄漏监测与预测

性维护，AI驱动泄漏预警：基于深度学习的负压波监测技术，通过多传感器融合降低误报率（天津精仪精测系统）。寿命预测模型：LSTM网络分析温度、压力时序数据，提前24小时预测爆管风险（供热管网准确率92%）。

6.3 行业规模化发展趋势。市场增长强劲，2025年中国管道检测市场规模预计破3000亿元，其中油气管道检测占比35%，市政管网需求增速达20%。标准与技术融合，AI缺陷报告已符合ASME BPVC、GB/T 20801等法规要求，可直接用于安全评级3；区块链推动检验数据可信追溯。

6.4 关键挑战与应对。数据壁垒：跨企业数据共享机制待完善，需强化联邦学习框架安全性。场景适应性：复杂工况（如高温、多相流）下的算法鲁棒性需提升。法规配套：AI判读结果的法律效力需进一步明确，推动TSG D7003等标准更新。

总之，随着人工智能技术的不断进步和成熟，其在压力管道检验检测领域的应用将更加广泛和深入。同时，也需要关注人工智能技术在实际应用中的挑战和问题，如数据隐私、算法透明性和可解释性等，以确保其在工业领域的健康发展。

参考文献

- [1]刘德凯.人工智能在压力管道检验检测中的应用.2022.
- [2]李建华,浅谈人工智能在压力管道检验检测中的应用展望.2023.