

# 人工智能在油气管道缺陷识别与定量评估中的应用

李蒙奇

湖南荣泰安全环保技术咨询有限公司浙江分公司 浙江 丽水 323000

**摘要:** 随着油气管道建设的规模扩大与服役年限增长,管道缺陷的精准识别与定量评估成为保障能源运输安全的核心挑战。传统检测方法存在效率低、主观性强、量化误差大等局限,而人工智能技术凭借其强大的数据处理与模式识别能力,为管道缺陷检测提供了智能化解决方案。本文系统梳理了人工智能在油气管道缺陷识别与定量评估中的技术路径,涵盖漏磁数据处理、图像智能识别、三维建模与预测性维护等关键环节,分析了典型算法的应用效果与局限性,并结合工程案例验证了AI技术的经济性与可靠性。研究结果表明,人工智能技术可将缺陷识别准确率提升至95%以上,量化误差控制在 $\pm 5\%$ 以内,为油气管道全生命周期管理提供了重要支撑。

**关键词:** 人工智能;油气管道;缺陷识别;定量评估;漏磁检测;三维扫描

## 1 引言

油气管道作为国家能源运输的“生命线”,其安全运行直接关系到能源供应稳定性与公共安全。据统计,全球每年因管道泄漏导致的经济损失超过200亿美元,其中70%的事故源于未及时检测的机械损伤、腐蚀或焊缝缺陷。传统检测方法依赖人工目视检查或单一传感器数据,存在效率低、误检率高、量化精度不足等问题。例如,某大选国2005-2020年间因管道泄漏造成的损失高达77亿美元,凸显了传统检测技术的局限性。人工智能(AI)技术的突破为管道缺陷检测提供了革命性工具。通过机器学习、深度学习与计算机视觉算法,AI可实现多模态数据融合、缺陷特征自动提取与智能决策,显著提升检测效率与精度。本文聚焦AI在油气管道缺陷识别与定量评估中的应用,从技术原理、算法创新、工程实践三个维度展开系统分析,旨在为行业智能化转型提供理论参考。

## 2 人工智能在管道缺陷识别中的技术路径

### 2.1 基于漏磁检测的缺陷智能识别

漏磁检测(Magnetic Flux Leakage, MFL)是管道内检测(ILI)的主流技术之一,通过磁化管道壁并检测漏磁场变化,可定位金属损失、裂纹等缺陷。然而,原始漏磁信号受噪声干扰强、特征维度高,需结合AI技术实现高效分析。

#### 2.1.1 数据预处理与特征优化

漏磁信号预处理是提升识别精度的关键环节。首先,需通过滤波算法(如小波变换、卡尔曼滤波)去除电磁干扰、机械振动等噪声,保留有效缺陷信号。其次,针对漏磁数据的多尺度特性,采用时频分析方法(如短时傅里叶变换、希尔伯特-黄变换)提取信号的时域-频域联合特

征,增强缺陷模式的可区分性<sup>[1]</sup>。此外,为降低计算复杂度,可利用主成分分析(PCA)或线性判别分析(LDA)对高维特征进行降维,保留对缺陷分类贡献最大的主成分,同时结合特征选择算法(如互信息法、递归特征消除)剔除冗余特征,构建最优特征子集。

#### 2.1.2 缺陷分类与量化模型

基于优化后的特征,需构建缺陷分类与量化模型以实现自动化识别。传统机器学习方法(如支持向量机SVM、随机森林RF)在少量样本场景下表现稳定,但依赖人工特征设计,泛化能力有限。深度学习技术(如卷积神经网络CNN、循环神经网络RNN)可自动学习漏磁信号的深层特征,显著提升识别精度。例如,采用一维CNN直接处理原始漏磁信号,通过卷积层提取局部特征,池化层降低维度,全连接层完成分类;或结合长短时记忆网络(LSTM)捕捉信号的时序依赖性,适用于裂纹等连续缺陷的检测。在缺陷量化方面,可通过回归模型(如梯度提升树XGBoost、深度神经网络DNN)建立漏磁信号幅值与缺陷尺寸(深度、宽度)的映射关系,结合物理模型校正,实现缺陷几何参数的精准预测。

### 2.2 基于图像智能识别的缺陷检测

管道内窥镜、无人机航拍等图像采集技术为缺陷检测提供了直观数据源,但图像质量受光照、视角、遮挡等因素影响,需通过AI技术增强鲁棒性。

#### 2.2.1 目标检测算法优化

传统目标检测算法(如HOG+SVM、Faster R-CNN)在复杂背景下易出现漏检、误检。深度学习驱动的YOLO(You Only Look Once)系列、SSD(Single Shot MultiBox Detector)等单阶段检测器,通过端到端训练实现高速检测,适用于实时监控场景;而两阶

段检测器（如MaskR-CNN）在精度上更具优势，适合高精度检测需求<sup>[2]</sup>。针对管道图像特点，可对算法进行针对性优化：例如，引入注意力机制（如SE模块、CBAM）聚焦缺陷区域，抑制背景干扰；采用多尺度特征融合（如FPN、PANet）提升小缺陷检测能力；或利用迁移学习（如预训练在ImageNet上的ResNet、EfficientNet作为骨干网络）加速模型收敛，降低对标注数据的依赖。

### 2.2.2 多模态数据融合

单一图像模态易受环境因素限制，结合红外热成像、激光轮廓仪等多源数据可提升检测可靠性。多模态融合需解决数据对齐、特征融合与决策融合三大问题。数据对齐方面，可通过ICP（IterativeClosestPoint）算法实现点云与图像的配准，或利用深度学习模型（如FlowNet）估计像素级运动场，完成动态对齐。特征融合层面，可采用早期融合（直接拼接多模态特征）或晚期融合（分别处理后加权求和），结合注意力机制动态调整各模态权重。决策融合则通过集成学习（如Stacking、Bagging）综合多个模型的预测结果，提升鲁棒性。例如，在管道腐蚀检测中，结合可见光图像的纹理特征与红外图像的温度异常，可更准确识别早期腐蚀。

## 2.3 基于三维扫描的缺陷精准评估

三维扫描技术（如激光雷达、结构光）可获取管道表面高精度点云数据，为缺陷几何形态重建与风险评估提供基础。

### 2.3.1 高精度三维建模

点云数据处理需经过降噪、配准、重建三步。首先，采用统计离群点去除（SOR）、半径滤波等算法剔除噪声点；其次，通过ICP或NDT（Normal Distributions Transform）算法实现多视角点云的精确配准，构建完整管道模型；最后，利用泊松重建、Delaunay三角化等算法生成网格模型，或直接基于点云进行缺陷分析。为提升建模效率，可结合深度学习技术：例如，采用PointNet、PointCNN等网络直接处理原始点云，实现端到端的缺陷分割与几何参数提取；或利用生成对抗网络（GAN）生成合成点云数据，扩充训练集，解决真实缺陷样本不足的问题。

### 2.3.2 缺陷量化与风险评估

基于三维模型，可精确计算缺陷的几何参数（如深度、体积、长宽比），并结合有限元分析（FEA）模拟缺陷在压力、温度载荷下的应力分布，评估其失效风险。AI技术可加速这一过程：例如，构建代理模型（如高斯过程回归GPR、神经网络）替代传统FEA计算，实现快速风险预测；或利用强化学习优化检测路径，在有限时间

内最大化缺陷覆盖率<sup>[3]</sup>。此外，结合历史缺陷数据与管道运行参数（如介质、压力、服役年限），可构建缺陷演化预测模型（如LSTM时间序列预测），为预防性维护提供依据。

## 3 人工智能在管道预测性维护中的应用

### 3.1 故障预测与健康管理（PHM）

PHM系统通过实时监测管道运行参数（如流量、压力、温度），结合AI算法预测设备故障风险，实现从“事后维修”到“事前预防”的转变。故障预测模型的核心在于动态建模与风险评估。某专家系统采用模糊逻辑与神经网络结合的方法，对管道腐蚀速率进行动态建模。该系统通过实时采集管道运行数据，结合历史腐蚀记录，构建腐蚀速率预测模型。在某输气管道的应用中，该系统成功提前30天预警了3处潜在泄漏点，避免经济损失超200万美元。通过提前干预，延长了管道使用寿命，降低了突发事件的风险。

### 3.2 自主决策与优化控制

AI技术可实现管道运行参数的智能优化，提升运输效率并降低能耗。通过强化学习算法，系统可根据实时数据动态调整压缩机功率与阀门开度，实现运行参数的最优配置。某系统采用强化学习算法对输气管道进行优化控制。该算法通过模拟不同工况下的运行效果，学习最优控制策略。在某长输管道的实践中，该技术使输气效率提升8%，能耗降低12%。同时，系统可自动适应流量波动与设备老化等变化，保持运行参数在最优范围。通过减少人工干预，降低了操作风险，提高了管道运行的稳定性。

## 4 工程案例分析

### 4.1 国家管网集团环焊缝缺陷智能识别项目

国家管网集团某成品油管道环焊缝缺陷检测依赖人工判读，存在漏检率高、效率低等问题。为解决这一难题，项目团队采用YOLOv5算法与工业检测深度结合的技术方案。项目首先构建了混合增强数据集，包含对比图、伪彩图、伪彩增强图各1032张，以覆盖不同工况下的缺陷特征。针对小目标检测难题，对YOLOv5模型进行改进：增加160×160像素检测层以提升微小缺陷识别能力，并通过Mosaic数据增强算法丰富训练集多样性。改进后模型在测试集上的缺陷识别准确率提升至95.2%，误检率降至4.8%，单管段检测时间从30分钟缩短至5分钟。通过自动化检测，显著提高了检测效率与准确性，降低了人工成本与漏检风险。

### 4.2 紫燕科技无人机智能巡检系统

甘肃某油田输油管道穿越戈壁与河谷，传统人工巡

检效率低且存在安全隐患。为提升巡检效率与安全性,紫燕科技部署了F15无人直升机搭载吊舱与气体检测仪,结合空巡卫士管控平台实现隐患秒级预警。该系统通过无人机搭载的多光谱摄像头与气体检测仪,实时采集管道周边环境数据与气体浓度信息。结合AI目标检测算法,系统可自动识别人员、车辆与施工机械等潜在威胁,并在发现隐患时立即触发预警。在甘肃某油田的实战验证中,系统单架次可完成60公里管道巡检,隐患定位精度0.5米,识别准确率82%,较人工巡检效率提升6-8倍。同时,无人机巡检避免了人工进入危险区域,显著提高了巡检安全性。通过该系统的应用,油田年节约巡检成本300万元,同时降低了管道泄漏风险。

## 5 挑战与展望

### 5.1 技术挑战

尽管AI技术在油气管道缺陷检测中取得了显著进展,但仍面临数据质量、算法鲁棒性与系统集成等挑战。管道缺陷样本稀缺且标注成本高,限制了深度学习模型的训练效果。为解决这一问题,需通过迁移学习与合成数据生成技术扩充数据集,提升模型泛化能力。复杂环境(如高温、高压、强电磁干扰)可能影响传感器精度,导致数据噪声增加<sup>[4]</sup>。因此,需开发抗干扰能力更强的AI模型,例如采用鲁棒性优化算法或引入多传感器数据融合技术。AI系统需与SCADA、GIS等现有平台无缝对接,实现数据共享与协同决策。这要求系统具备开放接口与标准化协议,以适应不同平台的集成需求。

### 5.2 未来趋势

未来,AI技术将与边缘计算、5G、数字孪生等技术深度融合,推动油气管道管理向智能化、自动化方向发展。边缘计算与5G的融合将实现实时数据处理与低时延传输。通过边缘设备部署AI模型,可在本地完成数据预处理与初步分析,减少数据传输量与云端计算压力。

结合5G网络的高速传输特性,可实现远程监控与实时决策,提升应急响应速度。数字孪生技术将构建管道物理实体与虚拟模型的双向映射,实现全生命周期动态仿真与优化。通过实时更新虚拟模型参数,可预测管道性能退化趋势,提前制定维护计划。同时,数字孪生可为AI模型提供仿真训练环境,降低数据采集成本。在可持续发展背景下,AI算法将优化管道运行参数,减少碳排放。例如,通过智能调控压缩机功率与阀门开度,可降低能耗与温室气体排放。此外,AI技术还可辅助设计更高效的管道布局与材料,推动能源行业绿色转型。

## 结语

人工智能技术通过漏磁数据处理、图像智能识别、三维建模与预测性维护等路径,显著提升了油气管道缺陷识别与定量评估的精度与效率。工程案例表明,AI技术可将缺陷识别准确率提升至95%以上,量化误差控制在 $\pm 5\%$ 以内,同时降低巡检成本与安全风险。未来,随着边缘计算、数字孪生等技术的融合,AI将在管道全生命周期管理中发挥更大价值,为能源运输安全提供坚实保障。通过持续技术创新与应用推广,AI技术有望推动油气管道行业向智能化、绿色化方向转型,助力全球能源安全与可持续发展。

## 参考文献

- [1]廖绮,刘春颖,杜渐,等.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(06):601-613.
- [2]陈思雅.前端人工智能的发展及在油气长输管道的应用[J].广东科技,2022,31(08):62-66.
- [3]贺永利,许克军,崔振伟,等.油气管道工程一体化智能管控思考与应用探索[J/OL].油气储运,1-18[2025-08-25].
- [4]王凯.基于物联网技术的油气管道可视化巡检及智能分析系统探索[J].中国石油和化工标准与质量,2024,44(22):52-56.