

化工管道焊缝缺陷智能检测方法研究

孙文 (山东裕龙石化有限公司, 山东 烟台 265700)

摘要: 化工管道焊缝质量直接关系到生产系统的安全运行, 传统人工检测方法存在效率低、主观性强等问题。针对焊缝缺陷形态多样性与类别不平衡的双重挑战, 本文提出一种基于深度学习的智能检测方法。通过 X 射线成像获取焊缝图像, 采用图像增强和数据增强策略构建训练数据集; 设计缺陷尺度导向的多尺度特征提取模块, 结合通道注意力机制实现对气孔、裂纹、未熔合、夹渣等典型缺陷的自动识别; 通过加权交叉熵损失函数优化模型训练过程。消融实验验证了各模块的有效性, 完整模型检测准确率达 96.8%, 显著优于传统方法, 为化工管道焊缝质量检测提供了高效可靠的技术手段。

关键词: 化工管道; 焊缝缺陷; 智能检测; 深度学习; 多尺度特征

中图分类号: TG441.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1674-5167 (2026) 005-0114-03

Research on intelligent detection methods for weld defects in chemical pipelines

Sun Wen (Shandong Yulong Petrochemical Co., Ltd., Yantai Shandong 265700, China)

Abstract: The safe operation of the production systems is directly related to the quality of the chemical pipeline welds. Some of the problems with using traditional manual methods of inspection are low efficiency and high subjectivity. As a reaction to the twofold issues linked to the heterogeneity and the disproportion of the number of different types of weld defects, the paper offers an intelligent definition of detection, which operates under deep learning. The results of X-ray imaging are the images of welds, and training data sets are obtained by the application of image enhancement and data augmentation strategies. It is a multi-scale feature extraction module with a defect scale-oriented approach with an automatic channel attention mechanism to detect the most common defects like porosity, cracks, absence of fusion, and slag inclusion. A weighted cross-entropy loss is used to optimize the model training process. The usefulness of every module is checked by conducting ablation experiments, where the full model finds the accuracy of detecting elements 96.8%, which is much higher than of traditional methods. This offers a time-saving and effective technical option of quality control of welds between the chemical pipelines.

Keywords: chemical pipeline; weld defect; intelligent detection; deep learning; multi-scale features

化工管道系统承担着原料输送、产品传输及工艺介质流通等关键功能, 在管道制造与安装过程中, 焊缝质量的优劣直接决定了管道系统的承压能力和使用寿命。目前, 化工管道焊缝缺陷检测主要依赖射线检测、超声波检测等无损检测技术。但传统的射线检测不仅耗时耗力, 而且检测结果易受人员经验和主观判断等因素影响。近年来, 深度学习技术在图像识别领域取得了突破性进展, 为焊缝缺陷的自动化检测提供了新的技术途径。然而, 化工管道焊缝缺陷检测面临两大核心挑战: 一是缺陷形态多样性, 气孔呈毫米级圆形、裂纹呈厘米级线状、夹渣形态不规则, 单一尺度的特征提取难以兼顾; 二是类别不平衡问题, 实际检测中裂纹等危险缺陷样本稀少, 常规训练策略易导致模型对少数类识别能力不足。针对上述挑战, 本文提出一种基于缺陷尺度导向的多尺度特征提取模块与通道注意力机制相结合的改进卷积神经网络, 并采用加权损失函数解决样本不平衡问题, 实现对多种类型焊缝缺陷的高精度自动识别。

1 化工管道焊缝缺陷类型与检测原理

化工管道焊缝缺陷按其形成机理和形态特征可分

为多种类型, 各类缺陷的典型尺寸特征差异显著。气孔是焊接过程中熔池金属凝固时气体未能逸出而形成的孔洞, 直径通常为 0.5 ~ 3mm, 在射线底片上呈现为边缘清晰的圆形或椭圆形黑色影像^[1]。裂纹是最危险的焊缝缺陷类型, 长度可达数毫米至数厘米, 宽度仅 0.1 ~ 0.5mm, 在底片上表现为黑度较高的细长线状影像, 端部尖锐且常伴有分叉。未熔合指焊缝金属与母材或焊道之间未能完全熔化结合的区域, 沿焊缝边缘呈条带状分布, 长度 5 ~ 20mm, 宽度 1 ~ 3mm。夹渣是焊接过程中熔渣残留在焊缝内部形成的非金属夹杂物, 形态不规则, 尺寸范围 1 ~ 8mm。射线检测的基本原理是利用 X 射线穿透被检工件时的衰减规律^[2]。当射线束穿过焊缝区域时, 由于缺陷部位与周围正常金属的密度差异, 射线的衰减程度不同, 从而在检测介质上形成明暗对比的影像。智能检测的核心思想是利用计算机视觉和深度学习技术自动分析射线图像, 通过网络模型学习缺陷的特征表示, 实现缺陷类型的自动判别。

2 智能检测方法设计

2.1 数据采集与预处理

本研究采用工业级 X 射线数字成像系统对化工管

道焊缝进行检测, 成像系统的管电压设置为 160kV, 管电流为 5mA, 焦点至工件距离为 700mm, 成像分辨率为 2048 × 2048 像素。采集过程严格按照 NB/T 47013 标准执行, 原始图像涵盖了气孔、裂纹、未熔合、夹渣四类典型缺陷及无缺陷的正常焊缝图像, 共计 2400 幅。原始射线图像存在对比度不足、噪声干扰等问题, 为解决以上问题首先采用限制对比度自适应直方图均衡化方法增强图像的局部对比度, 将图像划分为 8 × 8 的子块, 对比度限制阈值设为 2.0^[3]。随后采用高斯滤波抑制随机噪声, 高斯核尺寸设为 5 × 5, 标准差为 1.0。为统一输入尺寸, 将预处理后的图像裁剪为 256 × 256 像素。针对部分缺陷类型样本不足的问题, 采用随机翻转、旋转 0°、90°、180°、270° 及亮度扰动 ± 15% 数据增强策略, 将训练样本扩展至 14400 幅。

2.2 缺陷尺度导向的多尺度特征提取

焊缝缺陷的形态特征复杂多变, 不同类型缺陷在尺寸上存在显著差异。基于第 1 节的缺陷尺寸分析, 本研究设计了缺陷尺度导向的多尺度特征提取模块, 通过不同尺寸的卷积核感受野与典型缺陷尺寸相匹配。该模块采用并行的三支卷积结构, 1 × 1 卷积分支用于捕捉气孔等小尺度 (0.5 ~ 3mm) 缺陷的局部纹理特征; 3 × 3 卷积分支对应夹渣等中等尺度 (1 ~ 8mm) 缺陷的结构特征; 5 × 5 卷积分支则覆盖裂纹、未熔合等大尺度 (5 ~ 20mm) 缺陷的上下文信息^[4]。

设输入特征图为 $X \in R^{C \times H \times W}$, 三个分支分别通过卷积运算生成特征图 F_1 、 F_3 、 F_5 , 通道数均为 c 。多尺度特征融合过程的数学表达为:

$$F_{concat} = [F_1; F_3; F_5] \in R^{3c \times H \times W} \quad (1)$$

$$F_{fuse} = \sigma(BN(W_{1 \times 1} * F_{concat})) \in R^{c \times H \times W} \quad (2)$$

式中, $[F_1; F_3; F_5]$ 表示三个分支特征图沿通道维度的拼接操作; $W_{1 \times 1}$ 为 1 × 1 卷积核参数; $BN(\cdot)$ 为批归一化操作; $\sigma(\cdot)$ 为 ReLU 激活函数。该融合策略通过 1 × 1 卷积实现跨尺度特征的非线性组合, 在保留多尺度信息的同时将通道数从 3c 压缩回 c, 有效控制模型参数量。

2.3 深度学习模型构建

本研究构建的缺陷检测网络以 ResNet-50 为骨干网络, 并嵌入多尺度特征提取模块和通道注意力机制进行改进。多尺度模块嵌入位置的选择基于以下考量: ResNet-50 的第三阶段 (conv4_x) 输出特征图尺寸为 14 × 14, 感受野覆盖范围与 1 ~ 20mm 在 256 × 256 图像中约占 4 ~ 80 像素相匹配。此阶段特征既保留了足够的空间分辨率以区分小尺度缺陷, 又具备较强的语义表达能力。过早嵌入 (第二阶段) 语义信息不足,

过晚嵌入 (第四阶段) 空间分辨率损失严重。算法整体流程如图 1 所示。

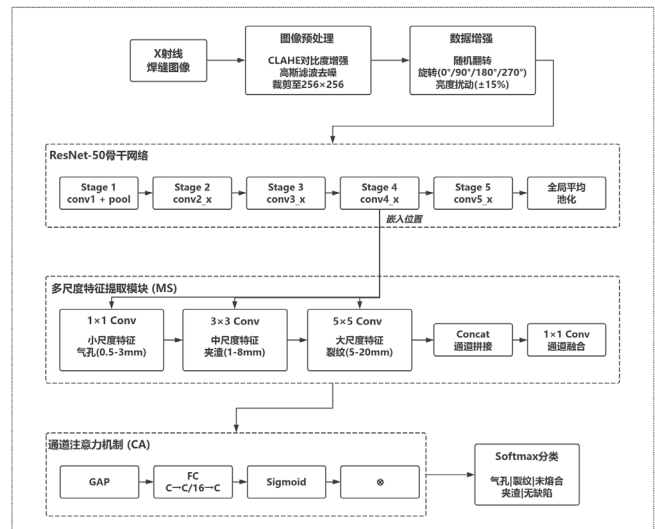


图1 焊缝缺陷智能检测算法框架图

为进一步提升网络对缺陷区域的关注能力, 在多尺度模块之后引入通道注意力机制。首先对输入特征图 $F \in R^{C \times H \times W}$ 进行全局平均池化得到通道描述向量 $z \in R^{C \times 1 \times 1}$:

$$z_c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W F_c(i, j) \quad (3)$$

式中, z_c 为第 c 个通道的全局描述子; $F_c(i, j)$ 为第 c 个通道在空间位置 (i, j) 处的特征值。随后, 通道描述向量经过两层全连接网络学习通道间的非线性关系, 第一层将通道数从 C 压缩至 C/r (压缩比 $r=16$), 第二层恢复至 C , 最后通过 Sigmoid 函数生成通道权重与原始特征图逐通道相乘。

最终的特征表示经过全局平均池化层压缩空间维度后, 通过全连接层映射到五维输出向量, 分别对应气孔、裂纹、未熔合、夹渣和无缺陷五种类别。输出层采用 Softmax 函数将网络输出转换为概率分布^[5]。

2.4 模型训练与优化

针对数据集中各类别样本数量不均衡的问题, 采用加权交叉熵损失函数。设样本的真实标签为 y , 模型对各类别的预测概率为 p , 则损失函数定义为:

$$L = -\sum_{c=1}^C \alpha_c \cdot y_c \cdot \log(p_c) \quad (4)$$

式中, C 为类别总数 ($C=5$); α_c 为第 c 类的损失权重, 计算方式为 $\alpha_c = N / (C \cdot N_c)$, N 为样本总数, N_c 为第 c 类样本数。模型训练采用 Adam 优化器, 初始学习率 0.001, 每 20 个周期衰减为原来的 0.1 倍。Dropout 丢弃概率设为 0.5, 批次大小 32, 总训练周期 100 轮。模型在配备 NVIDIA RTX 3090 显卡的工作站

表 1 消融实验结果

模型配置	MS	CA	WL	准确率 /%	F1 分数 /%
基线 (ResNet-50)				93.5	92.4
基线 +MS	✓			95.1	94.3
基线 +MS+CA	✓	✓		95.9	95.1
完整模型	✓	✓	✓	96.8	95.9

表 2 不同方法检测性能对比

方法	准确率 /%	精确率 /%	召回率 /%	F1 分数 /%
SVM+ 手工特征	82.4	80.6	79.8	80.2
VGG-16	91.2	90.5	89.7	90.1
ResNet-50	93.5	92.8	92.1	92.4
本文方法	96.8	96.2	95.6	95.9

上采用 PyTorch 框架实现。

3 实验验证

3.1 实验数据

实验数据来源于某石化企业管道检测中心的实际检测项目。原始数据集包含 2400 幅图像，其中气孔缺陷 520 幅、裂纹缺陷 380 幅、未熔合缺陷 450 幅、夹渣缺陷 410 幅、无缺陷 640 幅。所有图像均经过具有二级及以上资质的检测人员标注，并通过交叉验证确保标注准确性。数据集按 7 : 1.5 : 1.5 的比例划分为训练集、验证集和测试集。采用准确率、精确率、召回率和 F1 分数四项指标进行综合评价，对于多分类问题采用宏平均方式计算。

3.2 消融实验

为验证各改进模块的有效性，设计消融实验逐步添加多尺度特征提取模块 (MS)、通道注意力机制 (CA) 和加权损失函数 (WL)，结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出多尺度模块使准确率提升 1.6 个百分点，验证了缺陷尺度导向设计的有效性；通道注意力机制进一步提升 0.8 个百分点，表明通道重标定有助于突出缺陷特征；加权损失函数贡献 0.9 个百分点的提升，有效缓解了类别不平衡问题。三个模块协同作用，最终准确率达 96.8%。

3.3 对比实验

将本研究所设计方法与传统机器学习方法和其他深度学习模型进行对比实验，结果如表 2 所示。

通过读取表 2 数据可以看出，在各项指标上均取得最优性能。与 SVM 方法相比，准确率提升 14.4 个百分点，得益于深度学习模型强大的特征自动学习能力。与标准 ResNet-50 相比，准确率提升 3.3 个百分点，证明了所提改进策略的有效性。各类缺陷中，气孔和夹渣召回率分别达 97.2% 和 96.8%，裂纹召回率

为 94.1%。单幅图像平均检测时间为 28ms，满足在线检测的实时性要求。

4 结语

针对化工管道焊缝缺陷形态多样性与类别不平衡的双重挑战，本文提出了一种基于改进卷积神经网络的智能检测方法。核心创新包括设计缺陷尺度导向的多尺度特征提取模块，通过 1×1、3×3、5×5 三支结构分别匹配小、中、大尺度缺陷特征。引入通道注意力机制实现缺陷相关特征的自适应增强，并采用加权交叉熵损失函数缓解样本不平衡问题。消融实验验证了各模块的独立贡献，完整模型检测准确率达 96.8%，单幅图像检测时间 28ms，满足工业应用需求。

参考文献：

- [1] 时亚南, 范效礼, 苗锐, 王昕, 刘瑞瑞. 管道焊缝 DR 图像缺陷检测技术研究综述 [A]. 2025 新疆标准化论文集 [C]. 宁夏回族自治区市场监管厅, 《中国标准化》杂志社有限公司, 2025:4.
- [2] 邓勤利, 王旭启, 李蕊翔, 张婷. 基于三维度注意力多尺度 U-Net 的油气管道焊缝缺陷检测方法 [J]. 宇航计测技术, 2025, 45(04):63-72.
- [3] 赵轩, 王紫薇. 基于超声波检测技术的长输油气管道焊缝缺陷检测研究 [J]. 化工管理, 2025, (07):134-137.
- [4] 彭惠奎, 陈芊一, 韩露, 田裕鹏. 基于深度学习的燃气 PE 管道焊缝缺陷检测 [J]. 半导体光电, 2023, 44(06):942-949.
- [5] 杜志虎, 韩亮, 薛彦宇, 丁胜夺. 基于改进 Mask RCNN 算法的管道焊缝缺陷检测 [J]. 电脑知识与技术, 2023, 19(30):16-18+24.

作者简介：

孙文 (1990-), 男, 汉族, 甘肃武威人, 大专, 研究方向为化工设备及机械制造。