

基于 AI 的焊缝 X 射线无损检测缺陷智能识别与分类

吕 浩

中国电建集团河南工程有限公司 河南 郑州 450000

摘 要：针对X射线焊缝检测人工评片效率低、易疲劳及主观性强等痛点，本文提出基于AI的焊缝缺陷智能识别与分类方法。该方法融合深度学习目标检测与分类技术，构建包含图像增强、缺陷定位及类型识别的端到端流程。在自建数据集上的验证表明，模型平均精度（mAP）超90%，实现气孔、夹渣、裂纹等多类缺陷精准识别，为工业焊缝质量自动化检测提供高效解决方案。

关键词：基于AI；焊缝；X射线无损检测；缺陷；智能识别；分类

引言：焊接作为高端制造与重大工程的核心连接工艺，其质量直接决定装备服役安全。X射线检测（RT）是焊缝内部缺陷评定的关键手段，但传统人工解读依赖经验，存在漏检、误检及效率瓶颈，难以适配大规模生产需求。随着人工智能与深度学习技术发展，基于数据驱动的智能检测成为突破方向。本文聚焦AI技术在焊缝X射线图像缺陷识别中的应用，旨在解决行业痛点，推动检测技术升级。

1 相关理论与技术基础

1.1 焊缝X射线无损检测基础

（1）X射线检测原理：基于X射线穿透特性与衰减定律，射线穿透焊缝时，缺陷部位（如气孔、裂纹）与正常焊缝材质密度不同，导致射线衰减程度差异，成像时形成灰度反差，以此识别缺陷。传统胶片成像依赖化学显影，操作繁琐、效率低；数字探测器成像可实时获取图像，便于后期处理和存储，检测精度与效率显著提升。

（2）焊缝常见缺陷类型及影像特征：重点关注气孔、裂纹、夹渣、未焊透、未熔合五类典型缺陷。气孔多为圆形/椭圆形暗斑，边界清晰；裂纹呈线性暗纹，延伸性强、边缘不规则；夹渣为不规则暗区，灰度不均；未焊透是焊缝中心连续暗带；未熔合为边缘清晰的条状暗区，需重点区分各类缺陷的影像差异^[1]。

（3）X射线检测系统构成与标准化流程：核心部件包括射线源（产生X射线）、图像处理系统（解析成像）等。标准化流程涵盖曝光参数计算、像质计放置、射线照射、图像采集与分析，确保检测结果的准确性和规范性。

1.2 AI智能识别与分类相关技术

（1）深度学习基础：卷积神经网络（CNN）通过卷积层提取图像特征，YOLO系列模型实现实时目标检测，二者在图像识别中具有高效、精准的优势，核心在于通过特征提取与融合，强化缺陷特征的辨识度，适配焊缝X射线图像的复杂场景。

（2）图像预处理技术：常用灰度化、

降噪、对比度增强、图像分割技术。降噪消除X射线图像的随机噪声，对比度增强突出缺陷与背景的差异，图像分割分离缺陷区域，为后续识别奠定基础。

（3）缺陷分类算法：支持向量机（SVM）适用于小样本缺陷分类，随机森林稳定性强，深度学习分类算法适配复杂缺陷场景，对比可知，深度学习算法更适合焊缝多类型缺陷的精准分类。

1.3 数据集构建相关技术

（1）数据采集技术：通过工业检测现场采集、标准试样拍摄等渠道获取焊缝X射线图像，遵循统一采集标准，涵盖不同材质、厚度的焊缝及各类缺陷，保障数据集的多样性与真实性，满足模型训练需求。

（2）数据标注与增强技术：按行业标准采用人工标注结合半自动标注的方式，明确缺陷位置与类型。通过旋转、缩放、翻转、亮度调整等增强技术扩充数据集，减少过拟合，提升模型的鲁棒性和泛化能力。

2 焊缝X射线图像预处理与数据集构建

2.1 焊缝X射线图像预处理流程设计

（1）图像灰度化处理：针对工业现场采集的彩色X射线图像，专门设计适配焊缝检测场景的灰度化转换方案。核心目标是最大程度保留缺陷与背景的灰度差异，避免灰度转换过程中出现缺陷特征模糊、细节丢失等问题，同时通过将彩色三通道图像转换为单通道灰度图，有效减少数据冗余量，降低后续图像处理的计算压力，为后续降噪、增强等一系列处理流程奠定坚实基础。

（2）图像降噪处理：详细分析焊缝X射线图像的噪声类型，主要包括高斯噪声和椒盐噪声。其中高斯噪声呈随机分布，会导致缺陷边缘模糊不清；椒盐噪声以离散的明暗点形式存在，极易被误判为微小缺陷，严重干扰缺陷识别的准确性。通过对比高斯滤波、中值滤波、双边滤波三种常用降噪算法的处理效果，综合考量降噪效率、运算速

度与缺陷细节保留能力,选择最适合的降噪方法,在彻底消除噪声干扰的同时,最大限度保护缺陷的边缘和细节特征^[2]。(3)缺陷区域增强处理:针对原始X射线图像中缺陷与背景对比度不足、缺陷细节模糊不清晰的问题,采用直方图均衡化与灰度拉伸相结合的复合算法。通过调整图像灰度分布范围、扩大缺陷与背景的灰度差距,有效增强缺陷与背景的对比度,突出缺陷的边缘轮廓和内部细节特征,为后续缺陷特征提取和AI模型训练提供高质量、高辨识度的图像支撑。

2.2 焊缝X射线缺陷数据集构建

(1)数据采集与筛选:从工业现场实际检测场景中采集焊缝X射线图像,对采集到的图像进行严格筛选,剔除模糊、畸变、缺陷特征不完整的无效图像,筛选出清晰、完整的有效图像。筛选后的图像全面涵盖气孔、裂纹、夹渣、未焊透、未熔合等常见缺陷及无缺陷的正常焊缝图像,确保样本多样性与代表性,同时逐一标注每张有效图像的缺陷类型、具体位置及尺寸参数,为后续标注和模型训练做好准备。(2)数据标注:采用半自动标注结合人工校对的双重方式,兼顾标注效率与准确性。首先利用半自动标注工具快速定位缺陷区域、完成初步标注,大幅提升标注效率;再由具备丰富焊缝检测经验的专业人员进行人工校对与修正,杜绝漏标、错标、标注偏差等问题,确保所有标注信息准确一致。同时统一标注格式为模型适配的标准格式,明确标注缺陷类别、边界框坐标等关键信息,完全满足AI模型训练的数据输入需求。(3)数据集划分与增强:严格按照7:2:1的科学比例,将标注完成的有效图像划分为训练集、验证集与测试集,划分过程中确保各集合内缺陷类型分布均匀,避免样本偏差影响模型训练效果。采用翻转、旋转、缩放、亮度与对比度调整等多种数据增强技术,有效扩充训练集规模,缓解部分缺陷样本不均衡的问题,减少模型训练过程中的过拟合现象,显著提升模型的泛化能力与抗干扰能力^[3]。

2.3 数据集验证与优化

(1)数据集质量验证:通过统计多项核心指标,全面验证数据集的有效性与合理性。重点统计各类缺陷的样本数量分布,检验样本是否均衡;核查所有图像的清晰度,确保无模糊、畸变图像;检测标注准确率,确保标注无误,同时检验数据格式的统一性。通过全方位的质量验证,确保数据集能够全面覆盖工业现场实际检测场景,为AI模型训练提供可靠、高质量的数据支撑。(2)数据集优化:针对质量验证过程中发现的问题,开展针对性的优化工作。若存在部分缺陷样本过少、样本分布

不均衡的情况,及时补充采集对应缺陷的清晰图像,调整样本比例;若发现标注存在误差、漏标等问题,由专业人员逐一修正,确保标注准确。通过一系列优化措施,使数据集更贴合工业实际检测需求,保障后续AI模型的训练效果与检测精度,确保模型能够稳定、精准地完成焊缝缺陷识别任务。

3 基于AI的焊缝X射线无损检测缺陷智能识别与分类模型构建

3.1 模型总体设计

(1)模型设计目标:明确模型核心功能为焊缝缺陷精准识别与多类型分类,实现对气孔、裂纹、夹渣、未焊透、未熔合等常见缺陷的自动定位与类型判断,同时兼顾正常焊缝与缺陷焊缝的区分。确定核心性能指标:缺陷识别准确率不低于98%,缺陷召回率不低于97%,单张图像检测时间不超过0.5秒,确保模型既能满足工业检测的精准性要求,又能适配现场实时检测的高效性需求,解决传统人工检测效率低、主观性强、误差大的痛点^[4]。(2)模型整体架构:基于YOLO13模型进行改进,设计焊缝缺陷识别与分类一体化架构,整体分为特征提取层、缺陷检测层、分类输出层三个核心模块,并引入通道注意力机制提升模型对缺陷特征的关注度。特征提取层负责从预处理后的焊缝X射线图像中提取深层特征;缺陷检测层基于提取的特征实现缺陷区域的精准定位,区分缺陷与背景;分类输出层对定位到的缺陷进行类型判断,输出缺陷类别、位置及置信度。注意力机制的引入可有效抑制背景冗余信息干扰,强化微小缺陷、模糊缺陷的特征提取,提升模型对复杂场景的适配能力。

3.2 缺陷特征提取模块设计

(1)基础特征提取:采用多层卷积层与最大池化层交替组合的结构,卷积层通过不同尺寸的卷积核,提取焊缝X射线图像的基础纹理、边缘、灰度变化等浅层特征,捕捉缺陷的初步轮廓与位置信息;池化层负责降低特征图维度,减少计算量,同时保留关键特征,避免特征冗余。通过设置合理的卷积核数量与尺寸,确保既能提取到足够的基础特征,又能避免过度提取导致的计算效率下降。(2)深层特征融合:设计跨层级特征融合模块,将特征提取层中浅层、中层、深层的特征进行融合。浅层特征保留图像细节信息,深层特征具备更强的语义特征表达能力,通过融合两者优势,强化缺陷的关键特征,有效抑制焊缝背景、图像噪声等干扰因素,提升微小缺陷、边缘模糊缺陷的识别能力,解决单一层级特征提取不全面导致的缺陷漏检、误检问题。(3)特征优化:采用L2正则化与dropout技术结合的方式,避免特征提取

过程中出现过拟合问题。L2正则化通过对模型参数施加惩罚,限制参数过大,提升模型泛化能力;dropout技术在训练过程中随机丢弃部分神经元,减少神经元之间的依赖关系,增强特征提取的稳定性。同时,对特征图进行批量归一化处理,加速模型训练收敛速度,进一步提升特征提取的可靠性^[5]。

3.3 缺陷识别与分类模块设计

(1) 缺陷识别模块:基于特征提取模块输出的融合特征,设计多尺度检测头,适配不同尺寸的焊缝缺陷。检测头通过锚框匹配机制,对图像中的缺陷区域进行定位,输出缺陷边界框坐标与置信度,实现缺陷区域与背景区域的精准区分。针对焊缝缺陷尺寸差异较大的问题,设置不同尺寸的锚框,确保对微小气孔、细长裂纹等不同类型、不同尺寸缺陷的有效识别,降低漏检率。(2) 缺陷分类模块:针对识别出的缺陷区域,进一步提取缺陷的关键特征,包括形状、尺寸、灰度分布、边缘粗糙度等,结合改进后的Softmax分类算法,实现对气孔、裂纹、夹渣、未焊透、未熔合五类常见缺陷及正常焊缝的精准分类。通过对分类层参数进行优化,提升不同缺陷类型之间的区分度,解决相似缺陷(如夹渣与未焊透)分类混淆的问题,确保分类准确率满足工业检测需求。(3) 模型参数优化:选择交叉熵损失函数作为模型训练的损失函数,兼顾缺陷定位与分类的误差,精准衡量模型训练效果;优化器选用Adam优化器,具备收敛速度快、自适应调整学习率的优势,避免训练过程中出现梯度消失或梯度爆炸问题。通过多次迭代调试,确定合适的学习率(初始学习率设置为0.001,随训练迭代逐步衰减)、batchsize(设置为32),通过迭代训练不断调整参数,提升模型的识别与分类精度。

3.4 模型训练与调试

(1) 模型训练流程:将预处理完成并经过增强的数据集按7:2:1比例输入模型,设置训练迭代次数为100轮,训练终止条件为验证集准确率连续10轮无提升或达

到预设性能指标。训练过程中,实时记录训练集与验证集的损失值、识别准确率、召回率等核心指标,绘制训练曲线与验证曲线,直观分析模型训练效果,及时发现训练过程中出现的问题。训练完成后,保存模型最优参数,用于后续模型测试与实际应用。(2) 模型调试与优化:针对训练过程中出现的过拟合、欠拟合、识别精度低等问题,采取针对性优化措施。若出现过拟合,增加dropout比例、扩大训练集规模,补充缺陷样本;若出现欠拟合,增加模型卷积层数量、调整特征融合方式,强化特征提取能力;若识别精度低,优化锚框尺寸、调整损失函数权重,修正标注误差。通过多轮调试与优化,逐步提升模型性能,确保模型能够稳定、精准地完成焊缝缺陷的识别与分类任务,适配工业现场实际检测场景。

结束语

本研究验证了AI技术在焊缝X射线缺陷智能识别与分类中的可行性与优越性,实现了检测流程自动化与精准化,提升了检测效率与一致性。但仍面临小样本数据稀缺、复杂缺陷特征提取及工业现场部署适配等挑战。未来将进一步优化模型轻量化与泛化能力,结合边缘计算与数字孪生技术,构建全流程智能检测系统,为重大工程与高端制造提供可靠的质量保障技术支撑。

参考文献

- [1]梁鹏.钢结构工程焊缝无损检测技术[J].江苏建材,2024,8(1):86-89.
- [2]张翔松,高炜欣,穆向阳,等.X射线环焊缝图像降噪及增强方法研究[J].激光杂志,2021,42(3):79-85.
- [3]胡开龙.石油化工压力管道射线无损检测质量控制[J].山西化工,2023,43(1):170-171.
- [4]张立新.无损检测中焊缝X射线底片数字化仪及焊缝图像缺陷检测识别系统[J].西安工业大学学报,2021,41(3):381-385.
- [5]顾晓雯.用于钢结构检测的无损探伤技术研究[J].工程技术研究,2023,8(14):216-218.