

基于相控阵超声技术的压力管道焊缝缺陷智能识别研究

杨天齐 刘 果

摘要: 焊缝作为压力管道中最薄弱且最易产生缺陷的区域,是无损检测的重点对象。传统超声检测方法在复杂几何结构和微小缺陷识别方面存在局限性。相控阵超声技术(Phased Array Ultrasonic Testing, PAUT)凭借其高分辨率、灵活波束控制和成像能力,已成为焊缝检测的重要手段。然而,面对海量检测数据与复杂缺陷形态,人工判读效率低、主观性强的问题日益凸显。本文系统探讨了将人工智能(AI)技术,特别是深度学习方法,与PAUT深度融合,构建压力管道焊缝缺陷智能识别体系的技术路径。文章首先分析了PAUT在焊缝检测中的原理与优势,梳理了常见焊缝缺陷类型及其超声响应特征;继而构建了基于卷积神经网络(CNN)、U-Net等模型的智能识别框架,并对数据预处理、特征提取、模型训练与评估等关键环节进行了详细阐述;最后,对未来发展趋势进行了展望。研究表明,PAUT与AI的融合可显著提升缺陷识别的准确性、自动化水平与检测效率,为压力管道智能化运维提供有力支撑。

关键词: 相控阵超声; 压力管道; 焊缝缺陷; 智能识别; 深度学习; 无损检测

引言

压力管道在石油化工、电力、核电及城市燃气等国民经济关键行业中,承担着输送流体介质的核心任务。然而,长期处于高温、高压、腐蚀等严苛环境,加上制造安装中的焊接缺陷,使其面临巨大安全挑战,故高效精准的无损检测(NDT)是保障其安全运行的关键。传统无损检测方法存在明显短板。射线检测(RT)有辐射危害,对平面型缺陷不敏感;常规超声检测(UT)依赖操作人员经验,检测效率低,难以全覆盖扫查且缺乏直观图像。相控阵超声技术(PAUT)作为先进超声检测方法,通过电子控制多个晶片激发时序,能动态聚焦、偏转和扫描声束,获得高信噪比、高分辨率的多种扫描图像,提高了检测灵活性与覆盖范围,为自动化、智能化分析奠定数据基础。但PAUT数据量庞大、维度高,含大量噪声、伪影及几何结构干扰信号。传统人工判读耗时费力,还易受主观因素影响,导致漏检和误判。在此背景下,将人工智能,特别是深度学习技术引入PAUT数据分析流程,实现焊缝缺陷自动识别、分类与

量化,成为无损检测领域重要研究方向与迫切需求。本文旨在深入探讨基于PAUT的压力管道焊缝缺陷智能识别技术,通过整合先进传感技术与前沿AI算法,构建完整闭环系统,突破当前检测瓶颈,推动压力管道安全评估向智能化、自动化更高水平迈进。

一、相控阵超声技术在焊缝检测中的应用

(一) PAUT基本原理

相控阵超声探头由数十甚至上百个独立可控的压电晶片(阵元)组成。通过精确控制每个阵元的激发延迟时间(即“相位”),可以合成具有特定角度、焦点和焦距的超声波束。这种电子扫描方式无需移动探头即可实现声束的偏转(扇形扫描,S-scan)和聚焦,从而快速获取被检区域的截面图像(B-scan)或顶视图(C-scan)。相较于传统单晶片超声探头,PAUT的核心优势在于其动态波束控制能力。该技术能够在一次扫查中完成多角度、多焦点的数据采集,显著提升了检测效率和空间覆盖率^[1]。同时,由于声束可在整个检测深度范围内动态聚焦,使得远场区域的分辨力和信噪比得到极大改善,尤其适用于壁厚较大或结构复杂的压力管道焊缝检测。此外,PAUT生成的图像具有良好的可视化特性,便于后续的定量分析与缺陷表征,为智能化识别提供了高质量的数据输入。

(二) 压力管道焊缝常见缺陷类型及PAUT响应特征

压力管道焊缝在制造和服役过程中可能产生多种类

作者简介:

杨天齐,克拉玛依市科比技术有限责任公司,男,1992年,本科,中级工程师,压力容器压力管道检验检测。
刘果,克拉玛依市科比技术有限责任公司,男,1989.5.5,本科,中级工程师,特种设备检验检测。

型的缺陷，这些缺陷在PAUT图像中呈现出各具特色的回波形态。裂纹是最危险的平面型缺陷，通常源于焊接应力集中或材料脆化，在S-scan图像中表现为高幅值、尖锐且具有一定走向的线状回波，其反射强度高、边缘清晰。未熔合缺陷则多出现在焊道与母材交界处，回波特征与裂纹相似，但形态往往更宽、走向更平直，且常伴随一定的连续性。未焊透缺陷位于焊缝根部中心线上，由于声波垂直入射时反射强烈，其在图像中呈现为位置固定、幅值稳定的强回波带。相比之下，气孔属于体积型缺陷，由焊接过程中气体未能及时逸出形成，在PAUT图像中表现为分散的点状或团簇状回波，幅值大小不一，边界相对圆滑。夹渣则是非金属熔渣残留在焊缝内部所致，其回波形态不规则，幅值中等，有时呈条带状分布。这些缺陷在图像中的灰度分布、纹理特征、空间位置及几何形态均存在差异，构成了智能识别模型赖以区分的基础。准确理解并建模这些响应特征，是构建高鲁棒性识别系统的关键前提。

二、基于相控阵超声技术的焊缝缺陷智能识别系统架构

（一）数据采集与预处理

高质量的数据是构建有效智能识别模型的前提。在实际工程中，需使用高精度相控阵超声设备，依据压力管道的材质、壁厚、直径及焊缝形式（如对接焊、角焊）制定标准化的扫查工艺规程，确保数据的一致性与可比性。采集过程中应严格控制耦合条件、扫查速度和增益设置，以减少外部干扰对信号质量的影响。然而，原始PAUT数据不可避免地包含各类噪声和干扰，如电子噪声、散射杂波以及由焊缝几何轮廓（如余高、根部间隙）引起的结构回波，这些都会掩盖真实缺陷信号或造成误判。因此，必须进行系统性的数据预处理。首先，采用小波变换或非局部均值滤波等先进去噪算法抑制背景噪声，提升信噪比；其次，通过时间增益补偿（TCG）或距离-幅度校正（DAC）消除因声波衰减导致的深度相关信号衰减，使不同深度处同等尺寸的缺陷具有相近的回波幅值；再次，利用直方图均衡化或对比度自适应拉伸等图像增强技术，突出缺陷区域的细节特征；最后，由经验丰富的无损检测专家对处理后的图像进行像素级或区域级标注，明确缺陷类别、位置及边界，形成监督学习所需的高质量标注数据集^[2]。这一系列预处理步骤不仅提升了数据质量，也为后续模型的稳定训练和准确预测奠定了坚实基础。

（二）特征提取与表示

在传统机器学习框架下，缺陷识别依赖于人工设计的特征，如灰度共生矩阵（GLCM）描述的纹理特征、Gabor滤波器提取的方向性信息等。然而，这类手工特征往往难以全面捕捉PAUT图像中复杂多变的缺陷形态，且泛化能力有限。深度学习的兴起彻底改变了这一局面。卷积神经网络（CNN）能够直接从原始图像像素出发，通过多层非线性变换自动学习到从低级（如边缘、角点）到高级（如特定缺陷形状、结构上下文）的多层次特征表示。对于PAUT图像而言，通常将其视为二维灰度图像输入至CNN中。网络的浅层卷积核主要响应局部纹理和边缘信息，而随着网络深度的增加，高层特征逐渐具备语义理解能力，能够识别出“这是裂纹”或“这是气孔”等抽象概念。这种端到端的特征学习机制避免了繁琐的手工特征工程，显著提升了模型对复杂缺陷模式的表达能力和判别性能，成为当前焊缝缺陷智能识别的主流技术路径。

（三）智能识别模型构建

针对焊缝缺陷识别的不同需求，可构建两类互补的深度学习模型。一类是以ResNet、VGG等为代表的分类模型，主要用于判断整幅PAUT图像或局部图像块中是否存在缺陷及其具体类型。这类模型通过全局池化层将高维特征图压缩为类别概率分布，适用于快速筛查场景。另一类则是以U-Net为代表的语义分割模型，其目标是对图像中的每一个像素进行分类，从而精确勾勒出缺陷的边界和形状^[3]。U-Net采用经典的编码器-解码器结构：编码器部分通过连续的卷积和下采样操作逐步提取高层次语义信息，捕获缺陷的全局上下文；解码器部分则通过上采样和卷积操作逐步恢复空间分辨率，并借助跳跃连接将编码器中保留的精细空间细节信息融合进来，最终输出与输入图像尺寸一致的分割掩码。这种结构特别适合处理医学影像和工业无损检测图像，在保证定位精度的同时兼顾语义准确性。在实际应用中，可根据具体任务需求选择合适的模型架构，或结合两者优势构建级联识别系统，先进行粗分类再进行精细分割，以实现更高的综合性能。

（四）模型训练与评估

模型的训练过程本质上是一个优化问题，旨在通过调整网络参数使预测结果尽可能接近真实标签。在监督学习范式下，需定义合适的损失函数来量化预测误差。对于分类任务，通常采用交叉熵损失函数；而对于分割

任务，Dice损失或加权交叉熵更为常用，因其能有效应对前景（缺陷）与背景像素数量严重不平衡的问题。优化过程一般采用自适应矩估计（Adam）等高效优化器，在GPU加速下进行迭代更新。为防止模型在训练集上过拟合并提升其泛化能力，需采取一系列正则化策略，包括数据增强（如随机旋转、水平翻转、亮度扰动等）、Dropout层、权重衰减（L2正则）以及早停机制（当验证集性能不再提升时提前终止训练）。模型性能的客观评估至关重要，不能仅依赖训练准确率。分类任务常用精确率、召回率、F1分数等指标综合衡量模型的判别能力；分割任务则主要考察交并比（IoU）和Dice系数，它们直接反映了预测区域与真实缺陷区域的重合程度。只有在独立测试集上的严格评估，才能真正反映模型在实际应用中的潜力。

三、讨论与挑战

尽管基于PAUT与深度学习的智能识别方法已取得显著进展，但在迈向大规模工程应用的道路上仍面临多重挑战。首先，高质量标注数据的稀缺性是一个根本性制约。获取覆盖各种缺陷类型、材质、工艺和检测参数的大规模数据集成本高昂，且某些严重缺陷（如贯穿性裂纹）在实际中极为罕见，导致数据分布严重不平衡，影响模型对少数类的识别性能。其次，模型的泛化能力亟待提升。在特定管道或特定检测条件下训练的模型，往往难以直接迁移到其他工况，例如不同壁厚、不同曲率或不同耦合状态下的检测场景，这限制了系统的普适性^[4]。再次，深度学习模型固有的“黑箱”特性使其决策过程缺乏透明度，在安全要求极高的工业领域，这种不可解释性会削弱用户对系统结果的信任。最后，现有高性能模型通常计算复杂度高，难以部署到资源受限的便携式PAUT设备上实现实时现场检测。

面向未来，解决上述挑战需要多学科交叉协同创新。在数据层面，可探索迁移学习、半监督学习或利用生成对抗网络（GAN）合成逼真的缺陷样本，以缓解数据不足问题。在模型层面，领域自适应和元学习等技术有望提升模型跨工况的泛化能力；引入注意力机制或开发专

用的可解释性模块，则有助于揭示模型关注的关键区域，增强决策可信度。在部署层面，模型压缩、知识蒸馏和神经网络架构搜索（NAS）等轻量化技术，将为实现边缘端实时智能检测铺平道路。唯有持续攻克这些关键技术瓶颈，才能真正释放PAUT智能识别技术在工业安全领域的全部潜能。

结语

本文系统探讨了基于相控阵超声技术的压力管道焊缝缺陷智能识别方法。通过将PAUT强大的数据采集能力与深度学习卓越的模式识别能力相结合，构建了一个高效的智能识别框架。该方法能够实现对焊缝缺陷的高精度、自动化识别与分割，显著优于传统的人工判读模式，在提升检测效率、保证检测一致性、降低人为失误风险等方面具有显著优势。随着人工智能、大数据和物联网技术的持续发展，未来的压力管道无损检测将朝着“感知-分析-决策-执行”一体化的智能闭环方向演进。基于PAUT的智能识别技术不仅是这一趋势的核心驱动力，更是构建下一代工业安全防护体系的关键技术支撑。尽管目前仍存在数据、泛化、可解释性等方面的挑战，但其广阔的应用前景和巨大的社会经济效益毋庸置疑。持续的跨学科合作与技术创新，必将推动该领域迈向新的高度，为国家重大基础设施的安全保驾护航。

参考文献

- [1] 刘恒, 秦鹏, 张廷玉. 基于相控阵超声的压力管道焊缝缺陷检测方法研究[J]. 化工管理, 2025, (24): 111-113+128.
- [2] 段晓美, 王晨阳. 压力管道焊缝缺陷的相控阵超声检测技术研究[J]. 今日制造与升级, 2025, (05): 87-89.
- [3] 檀发佳. 超声相控阵技术在含缺陷压力管道检测中的应用研究[J]. 全面腐蚀控制, 2025, 39(01): 60-62.
- [4] 蔚道祥. 压力管道环焊缝超声相控阵检测及CIAV仿真研究[J]. 化工装备技术, 2023, 44(03): 1-4.