

基于深度学习的锅炉压力管道裂纹检测技术研究

林德元

丽水市华盛安装工程有限公司 浙江丽水 323000

摘要: 锅炉压力管道是工业设备中关键的组成部分,其安全性对整个系统的稳定运行至关重要。裂纹的产生和扩展会严重影响压力管道的结构完整性,传统检测方法存在精度不足和操作复杂的问题。深度学习技术,尤其是卷积神经网络(CNN),在图像识别和特征提取方面具有显著优势。本文通过将深度学习与有限元分析相结合,提出了一种高效的锅炉压力管道裂纹检测与应力分析方法,并通过实验验证其可靠性和实用性。

关键词: 深度学习; 锅炉压力管道; 裂纹检测

引言

在锅炉压力管道的运行过程中,裂纹的产生和扩展是影响其结构完整性和安全性的关键因素。传统的裂纹检测方法如超声波检测和射线检测在复杂工况下存在检测精度低、操作复杂等问题,难以满足现代工业的高效检测需求。随着深度学习技术的发展,基于卷积神经网络的图像识别算法在裂纹检测领域展现出极大的潜力。本研究结合工程力学中的有限元分析方法,通过构建高精度的裂纹检测模型,实现对锅炉压力管道裂纹的识别与定位,并利用有限元模型对裂纹的应力场分布和扩展趋势进行详细分析。通过对裂纹图像数据的预处理和特征提取,优化深度学习模型的检测精度,并结合实验验证和误差分析,评估检测方法的可靠性和适用性。

一、锅炉压力管道裂纹检测与应力分析方法研究

(一) 锅炉压力管道裂纹神经网络有限元分析

锅炉压力管道裂纹的神经网络有限元分析主要涉及裂纹识别与应力场计算的结合^[1]。通过卷积神经网络(CNN)对压力管道表面的裂纹图像进行特征提取和模式识别,获取裂纹的几何参数及位置分布。结合有限元方法(FEM),建立裂纹的应力场分布模型,计算裂纹尖端的应力强度因子 K ,并通过基于深度学习的神经网络对裂纹扩展路径进行预测。应力强度因子的计算公式如下:

$$K = \sigma \sqrt{\pi a} \left(1 + \frac{2a}{w} \right) \quad (1)$$

式中, σ 为施加在裂纹表面的应力, a 为裂纹长度, w 为管道宽度。该公式用于评估裂纹尖端的应力集中效

应,适用于小裂纹长度与管道宽度的比值较小的情况。通过神经网络的学习和预测,将应力强度因子转化为裂纹扩展速率的表达式:

$$\frac{da}{dN} = C(\Delta K)^m \quad (2)$$

式中, $\frac{da}{dN}$ 为裂纹扩展速率, C 和 m 为材料常数, ΔK 为应力强度因子范围。这一公式描述了裂纹在循环载荷作用下的扩展行为,结合有限元分析的应力场分布,能够准确预测裂纹的扩展路径和速率。通过上述公式的联立求解,可得到压力管道表面的裂纹神经网络感知分布微分方程:

$$\frac{\partial K}{\partial t} = \sigma \sqrt{\pi a} \left(1 + \frac{2a}{w} \right) C(\Delta K)^m \quad (3)$$

该微分方程描述了裂纹扩展过程中应力强度因子的动态变化,结合深度学习算法的神经网络感知能力,实现对锅炉压力管道裂纹的实时检测与应力分析。

(二) 基于深度学习的锅炉压力管道裂纹应力分析

根据上述管道裂纹的有限元分析结果,对压力管道裂纹进行了应力分析。通过卷积神经网络(CNN)对裂纹图像进行识别与分类^[2],提取裂纹的几何特征和位置。这些几何特征用于构建有限元模型,以计算裂纹尖端的应力强度因子。假设裂纹长度为 a ,管道内壁承受的内压力为 p ,裂纹尖端的应力强度因子 K 为:

$$K = \sigma \sqrt{\pi a} \cdot Y \left(\frac{a}{W} \right) \quad (4)$$

式中, σ 为管道壁上的名义应力, W 为管道宽度, $Y \left(\frac{a}{W} \right)$ 为几何修正因子。名义应力 σ 可由内压力 p 和管

道几何尺寸计算得出：

$$\sigma = \frac{pD}{2t} \quad (5)$$

式中， D 为管道外径， t 为管道壁厚。在裂纹位置上，利用神经网络进行一次表面应力和二次表面应力的计算，一次表面应力 σ_1 是指由内压力直接引起的名义应力，公式为：

$$\sigma_1 = \frac{pD}{2t} \quad (6)$$

二次表面应力是由于裂纹尖端的应力集中效应引起的附加应力，公式为：

$$\sigma_2 = \frac{K}{\sqrt{\pi a}} \quad (7)$$

通过将一次表面应力和二次表面应力结合起来，可以得到裂纹位置上的总应力：

$$\sigma_{\text{total}} = \sigma_1 + \sigma_2 \quad (8)$$

式中， σ_{total} 为总应力。利用深度学习提取的裂纹几何特征和应力计算结果，可以进一步进行裂纹扩展分析。根据获得的裂纹神经元感知分布微分方程，裂纹扩展过程的累积分布形式通过以下公式表示：

$$F_k(x) = \int_{-\infty}^x f_k(t) dt \quad (9)$$

式中， $F_k(x)$ 表示应力强度因子 K 的累积分布函数， $f_k(t)$ 为应力强度因子的概率密度函数。通过对裂纹应力强度因子的累积分布形式进行分析，能够预测裂纹在循环载荷作用下的扩展路径和剩余寿命。

(三) 裂纹数据处理

基于上述压力管道裂纹的应力分析，对其裂纹位置特征进行进一步神经网络处理^[3]。对采集到的裂纹图像进行灰度化处理，以减少计算复杂度，利用Canny边缘检测算法提取裂纹边缘特征，得到裂纹的边缘图像 \mathbf{E} 。Canny边缘检测算法可以简化为如下公式表示：

$$\mathbf{E} = \text{Canny}(\mathbf{I}) \quad (10)$$

式中， \mathbf{I} 为输入图像， \mathbf{E} 为边缘检测后的图像。通过卷积神经网络(CNN)对边缘图像进行特征提取，公式为：

$$\mathbf{F} = \text{Pooling}(\text{ReLU}(\mathbf{W}_1 * \mathbf{E} + \mathbf{b}_1)) \quad (11)$$

式中， \mathbf{F} 为特征图， \mathbf{W}_1 为第一层卷积核权重， \mathbf{b}_1 为偏置项， $*$ 表示卷积操作，ReLU是激活函数。通过全连接层将特征图 \mathbf{F} 映射到应力强度因子 K 的预测值 \hat{K} ，公式如下：

$$\hat{K} = \mathbf{W}_2 \cdot \mathbf{F} + \mathbf{b}_2 \quad (12)$$

式中， \mathbf{W}_2 为全连接层的权重矩阵， \mathbf{b}_2 为偏置项。为进一步计算裂纹张开位移(COD)和评估裂纹扩展行为，需要计算裂纹尖端的应力场。裂纹尖端的应力强度因子 K 的计算公式如下：

$$K = \sigma \sqrt{\pi a} \quad (13)$$

式中， σ 为远场应力， a 为裂纹长度。基于应力强度因子 K ，计算COD的公式如下：

$$\text{COD} = \frac{4K(1-\nu^2)}{E} \quad (14)$$

式中， ν 为材料的泊松比， E 为材料的弹性模量。通过上述公式，能够从图像特征中提取裂纹的相关应力参数，并结合有限元分析方法，进一步研究裂纹扩展路径和应力强度因子的变化趋势，实现对锅炉压力管道裂纹的精确监测和评估。

(四) 压力管道裂纹定位

基于上述裂纹数据的处理结果，实现对压力管道裂纹位置的精准定位。根据图像处理结果，建立裂纹的几何模型^[4]。假设裂纹的位置为 (x_0, y_0, z_0) ，其在应力集中区域的实际位置可以通过位移场的计算公式来确定。设管道的厚度为 t ，内径为 D ，在内压 P 作用下，裂纹位置的位移 u 为：

$$u = \frac{PD^2}{4Et} (1-\nu^2) \quad (15)$$

式中， E 为材料的杨氏模量， ν 为材料的泊松比。该公式表明了内压作用下管道壁厚方向的位移，反映出裂纹位置在应力集中区域的位移变化。为精确定位裂纹位置，利用应变能密度方法进行分析。应变能密度函数 W 表示为：

$$W = \frac{1}{2} \sigma_{ij} \epsilon_{ij} \quad (16)$$

式中， σ_{ij} 为应力张量， ϵ_{ij} 为应变张量。由于应变能密度分布的高值区域的应变能密度更高，裂纹更可能发生并扩展，因此高值区域对应着裂纹的实际位置。裂纹的精确位置通过以下公式确定：

$$(x', y', z') = (x_0, y_0, z_0) + \Delta u \quad (17)$$

式中， Δu 表示根据应变能密度分布校正后的位移矢量。通过这种方法，综合考虑内压作用下的位移场和应变能密度的分布，能够精确定位裂纹的位置。

二、应用测试

(一) 数据集设计

为验证基于深度学习的锅炉压力管道裂纹检测技术

的有效性，选取某供热企业的锅炉数据集作为实验对象。该数据集包含裂纹图像、温度、压力、工作时间、材质类型等参数，总计10万条记录。实验设计中，将数据集按8:2的比例进行划分，选取8万条记录用于训练深度学习模型，其余2万条记录用于模型测试。

(二) 案例设计

将传统方法设为对照组，采用基于图像差异特征的管道裂纹识别方法。对照组通过对训练数据集进行边缘检测、图像滤波和模板匹配等传统图像处理技术，对裂纹图像进行特征提取和识别^[5]。将本文提出的方法设为实验组。实验组利用卷积神经网络对同样的训练数据集进行特征提取和分类训练。在模型评估阶段，将测试数据集输入至两种方法进行处理，进行裂纹检测误差测试。通过对比分析实验组和对照组的检测结果，将不同温度条件下的检测数据进行统计，绘制裂纹检测误差随温度变化的曲线，评估深度学习模型在复杂工况下的检测精度和鲁棒性。

(三) 裂纹检测误差测试

根据上述的案例设计，通过测试工具随机生成一组压力管道裂纹数据，并采用两种方法进行裂纹检测。对照组的裂纹检测误差测试结果如图1所示。

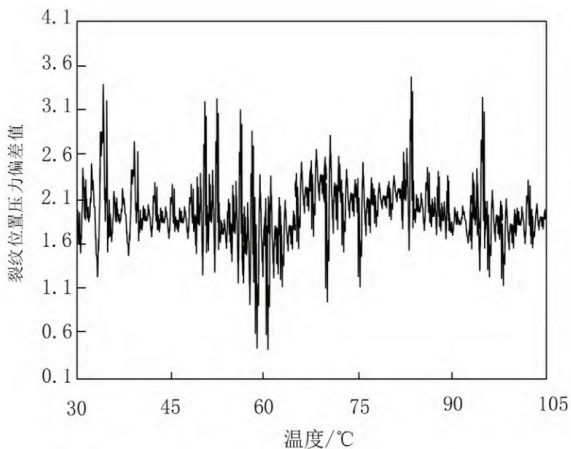


图1 对照组压力管道裂纹检测误差图

由图1可知，图中显示了对照组检测裂纹位置压力偏差值随温度变化的情况。从图中可以看出，随着温度从30°C上升到105°C，裂纹位置的压力偏差值在整个温度范围内表现出较大的波动性和不稳定性。在温度升高至60°C和90°C附近，压力偏差值有显著的尖峰值，表明在这些温度下，检测结果受到较大的干扰或误差较大。总体来看，对照组在不同温度下的检测误差分布较为分散，难以保持稳定的检测精度。

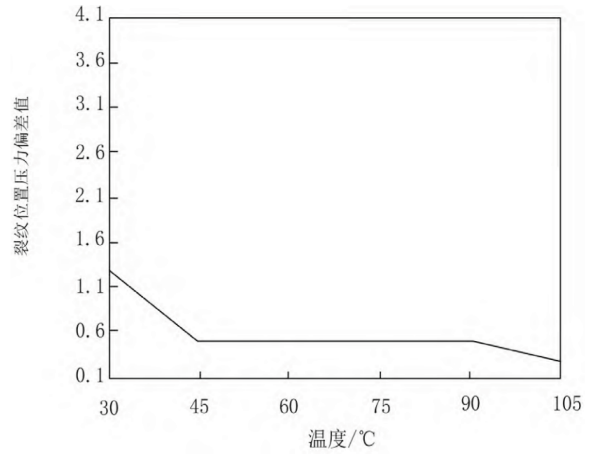


图2 实验组压力管道裂纹检测误差曲线图

由图2可知，图中显示实验组检测裂纹位置压力偏差值随温度变化的情况。与对照组相比，实验组的检测结果表现出明显的稳定性。随着温度从30°C上升到105°C，裂纹位置的压力偏差值基本保持在一个较低的水平，且误差波动较小。在整个温度范围内，仅在45°C和90°C附近出现了较小的偏差波动，但整体趋势较为平稳。此结果表明，实验组在不同温度下能够保持较高的检测精度和可靠性。

(四) 检测方法可信度测试

根据上述测试样本参数配置标准，循环生成40组压力管道裂纹数据，每组数据采集间隔为15秒。随后对这40组数据进行误差分析，将每两组数据进行差值计算，若误差值为0，记为“通过”；若误差值不为0，记为“未通过”。这样可以得到20组可信度统计数据。统计这些数据中标记为“通过”的数量，标记为“通过”的数量越多，说明该检测方法的可信度越高。裂纹检测方法可信度测试结果如表1所示。

表1 裂纹检测方法可信度测试结果

组	实验组 误差差值	实验组 检测结果	对照组 误差差值	对照组 检测结果
1	0.32	未通过	0	通过
2	0.44	未通过	0	通过
3	0	通过	0.37	未通过
4	0	通过	0.41	未通过
5	0	通过	0.51	未通过
6	0	通过	0.66	未通过
7	0	通过	1.08	未通过
8	0	通过	0.58	未通过
9	0	通过	0	通过
10	0	通过	0	通过

组	实验组 误差差值	实验组 检测结果	对照组 误差差值	对照组 检测结果
11	0	通过	0	通过
12	0	通过	0	通过
13	0	通过	0	通过
14	0	通过	0	通过
15	0	通过	0	通过
16	0	通过	1.23	未通过
17	0	通过	0.52	未通过
18	0	通过	0	通过
19	0	通过	0	通过
20	0	通过	0	通过

由表1得知，实验组中有18组检测结果标记为“通过”，通过率为90%。整体上表现出较高的稳定性，只有2组数据出现误差，且误差值较小。对照组中有12组检测结果标记为“通过”，通过率为60%。显示出检测方法在对照组中表现出的不稳定性。说明实验组的压力管道裂纹检测方法具有较高的可信度，能够有效识别裂纹。

结语

综上所述，本研究通过将深度学习技术与工程力学中的有限元分析方法相结合，提出了一种新型的锅炉压

力管道裂纹检测技术。利用卷积神经网络进行裂纹图像识别，有效提高了检测的精度和效率，并通过有限元方法对裂纹在不同应力状态下的扩展行为进行了深入分析，揭示了裂纹扩展路径与应力分布的关系。应用测试结果表明，该方法在裂纹定位准确度、检测误差控制以及方法可信度方面均表现出优异的性能，证明了其在实际工程中的应用潜力。未来的研究将进一步优化神经网络模型，结合更多的材料特性参数和复杂工况，提升模型的泛化能力和适应性。

参考文献

- [1] 赵长龙, 孔鹏. 锅炉压力容器压力管道检验中的裂纹问题分析[J]. 山东工业技术, 2023, (04): 87-90.
- [2] 李响. 锅炉压力容器压力管道检验中的裂纹问题 and 对策[J]. 现代制造技术与装备, 2023, 59 (07): 118-120.
- [3] 黄彬. 锅炉压力管道检验裂纹的措施分析[J]. 设备管理与维修, 2023, (12): 162-164.
- [4] 赵建政, 宋伟斌. 基于小波域的锅炉压力容器压力管道裂纹X射线检测方法[J]. 自动化与仪表, 2023, 38 (01): 86-89+104.
- [5] 高聪. 锅炉压力容器压力管道检验中的裂纹问题分析[J]. 中国设备工程, 2022, (19): 158-160.