

## 衬胶管道脱粘缺陷超声检测与识别方法研究

魏丞耀 王雪梅 倪文波 陈 果 钟 昊

(西南交通大学机械工程学院 成都 610031)

**摘 要:** 针对目前对在役衬胶管道脱粘缺陷缺乏有效检测手段,且检测效率和准确率较低的问题,基于超声脉冲回波法的基本原理,设计了适用于圆柱形衬胶管道超声检测的扫查和探头夹持装置,建立了相应的超声检测试验系统。分析了实际应用中多种干扰因素对超声回波信号的影响,构建了一维 CNN 的超声回波信号二分类模型。通过试验和与传统超声检测缺陷识别方法进行对比,结果表明利用所建立的超声检测系统及一维 CNN 模型能够在多种干扰因素存在的情况下实现对脱粘缺陷较精确的识别,识别准确率达到 96.22%,为在役衬胶管道脱粘缺陷的自动化检测和识别提供了一种有效的方法和手段。

**关键词:** 超声检测;衬胶管道;脱粘缺陷;卷积神经网络

**中图分类号:** TB551;TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8040;520.2040

Research on ultrasonic detection and recognition methods for  
debonding defects in rubber-lined pipes

Wei Chengyao Wang Xuemei Ni Wenbo Chen Guo Zhong Hao

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

**Abstract:** In view of the current lack of effective detection methods for debonding defects in in-service rubber-lined pipes, as well as low detection efficiency and accuracy, based on the basic principle of ultrasonic pulse echo method, a scanning and probe clamping device suitable for ultrasonic detection of cylindrical rubber-lined pipes was designed, and a corresponding ultrasonic detection experimental system was established. Various interference factors that affect ultrasound echo signals in practical applications have been analyzed, and a binary classification model for ultrasound echo signals based on one-dimensional convolutional neural network (CNN) has been specifically constructed. Through experiments and comparison with traditional ultrasonic detection defect recognition methods, the results show that the established ultrasonic detection system and one-dimensional CNN model can achieve more accurate identification of debonding defects even in the presence of multiple interference factors, with an accuracy rate of 96.22%. This provides an effective method and means for the automated detection and recognition of debonding defects in in-service rubber-lined pipes.

**Keywords:** ultrasonic detection; rubber-lined pipes; debonding defects; CNN

## 0 引 言

衬胶管道在核电厂的海水处理系统以及化工、石油、冶金等行业的介质输送中应用广泛<sup>[1]</sup>。其外部由碳钢等硬质金属构成管道骨架,内部则采用具有耐磨、防腐和耐高温特性的优质橡胶作为衬里层,二者通过一定的粘合工艺粘接在一起。衬胶层可以有效隔离海水或各种酸、碱、盐腐蚀性介质,对输送管道起到保护作用。但在长期的服役过程中,由于老化导致橡胶的粘接强度变小,造成衬里层受力不均,出现局部的橡胶开裂、脱粘现象。在海水或酸、碱、盐等腐

蚀性介质的不断侵蚀下,这些缺陷不断扩大蔓延,甚至出现穿孔、泄漏等事件,严重时导致机组停机,造成严重的安全隐患。

现阶段我国对衬胶管道的脱粘检测主要以人工目视为主,辅以手电、反光镜和内窥镜等设备,检查内容为橡胶衬里的表面有无破损、鼓泡以及是否有堆积的腐蚀物等。由于衬胶管道钢-橡胶粘接界面的剥离与撕裂现象难以通过肉眼直接进行检测和判断,目前的作业方式不仅检测效率低,且其检测可靠性和精度也较低。因此,采用有效的检测手段对服役中的管道进行定期检测,对于保障安全生产具

有重要的意义。

针对金属-橡胶粘接构件的脱粘检测,国内外学者曾采用敲击检测法<sup>[2]</sup>、工业 CT 检测法<sup>[3]</sup>和红外热成像法<sup>[4-5]</sup>等进行检测研究,但由于衬胶管道结构以及工作环境的复杂性,这些方法在检测中均存在一定的局限性,难以满足实际应用对衬胶管道脱粘缺陷检测的需求。超声波检测法<sup>[6-7]</sup>因其灵敏度高、操作简单和环保安全等优点,被广泛应用于工业无损检测领域。虽然超声波检测法在不同介质粘接界面的脱粘检测中已经取得了较多的研究成果<sup>[8-11]</sup>,可有效检测出橡胶-铝合金、动车组空气弹簧橡胶、复合材料粘接构件等的脱粘缺陷,但研究对象多数为平面构件,超声回波信号的获取和检测难度相对较为容易。不同于平面构件,衬胶管道的表面形状为圆柱形,要实现其钢-橡胶粘接界面是否脱粘的自动检测,存在更大的困难和挑战。一方面这是由于超声波传播方向性很强,检测时如果入射波偏离管道表面法线方向,受管道曲率的影响,极易使粘接界面的反射回波在管道中偏折、发散。采用“单发单收”的超声回波检测法时,探头能检测到的回波信号会很微弱,甚至无法检测到有效的回波信号。另一方面是由于钢-橡胶和钢-空气两种界面声阻抗差异不明显,即使在理想情况下,衬胶管道粘接界面脱粘前后的超声回波信号的差异都不显著,在实际应用中管壁厚度不均匀、管道表面涂层以及表面粗糙度等因素还会加剧对超声回波信号的干扰,使脱粘缺陷的检测和识别变得更加困难。针对超声回波信号中脱粘缺陷特征的识别问题,不少学者<sup>[12-13]</sup>通过时频分析及能量阈值分析等方法获取信号中的缺陷特征参数,再采用 BP 神经网络或支持向量机等模型进行信号分类。但这些通过人工方法提取的特征往往具有局限性,在信号存在复杂干扰的情况下,其识别准确率不高。近年来,随着人工智能的快速发展,深度学习模型因其能自动提取信号特征和特征维度丰富等优点,在超声信号识别问题上表现出较大的潜力<sup>[14-16]</sup>,使识别准确率得到大幅提高。

基于此,本文将从衬胶管道的自动化超声检测装置和超声回波信号的分析及脱粘缺陷识别两方面进行分析研究,设计专门的探头夹持装置和检测系统,保证超声波入射方向与管道表面法线尽可能平行,实现衬胶管道脱粘缺陷的自动扫查检测;分析粘接界面超声反射回波的各种干扰因素并研究基于深度学习卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的超声回波信号特征提取及分类识别方法,以实现衬胶管道脱粘缺陷的有效检测和识别。

### 1 超声脉冲回波法脱粘检测的基本原理

超声波传播到两种不同介质交界面时,会发生反射和透射,反射率和透射率与界面两侧介质的声阻抗有关。当管道粘接界面发生脱粘时,脱粘处介质发生改变,声阻抗随之变化,接收到的反射回波的声压幅值也发生变化。

超声检测按耦合方式可以分为直接接触式和水浸式,

由于直接接触耦合方式容易对探头造成磨损且不易实现自动化扫查,故本文选用耦合效果好、易实现自动化扫查检测的水浸耦合方式对管道脱粘进行检测,检测原理如图 1 所示。

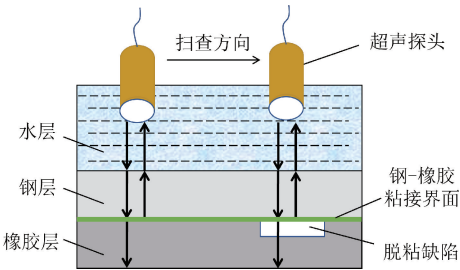


图 1 超声脉冲回波法脱粘检测原理

超声波在界面处的声压反射系数  $r$  和声压透射系数  $t$  分别定义为反射波和透射波与入射波的声压幅值之比,其值取决于界面两侧介质的声阻抗,有:

$$r = \frac{p_r}{p_i} = \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1} \tag{1}$$

$$t = \frac{p_t}{p_i} = \frac{2Z_2}{Z_2 + Z_1} \tag{2}$$

式中:  $p_i$  为入射波声压幅值,  $p_r$  为反射波声压幅值,  $p_t$  为透射波声压幅值,  $Z_1$  和  $Z_2$  分别为界面两侧介质的声阻抗。表 1 为文中所涉及到的不同介质的声阻抗值。

表 1 相关介质声阻抗

材料	声阻抗/(10 <sup>6</sup> Pa·s/m)
水	1.48
碳钢	46.6
橡胶	2.0
空气	0.000 4

为了使超声波能量汇聚在粘接界面区域内,减少声波发散,提高脱粘缺陷检测的灵敏度和空间分辨率,本文采用点聚焦水浸超声探头对管道进行检测,其聚焦原理示意图如图 2 所示。

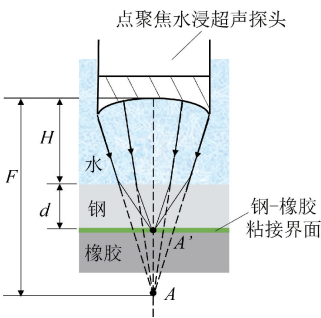


图 2 点聚焦水浸超声探头声束聚焦原理示意图

点聚焦超声探头可将声束聚集于焦点附近,图中  $A$  点为探头在水中的焦点,但超声波传播至水-钢界面时会产生

折射,使得声束实际汇聚于焦点  $A'$ 。探头到管道表面距离,即水层厚度  $H$  的计算公式如式(3)所示。

$$H = F - \left( \frac{c_{\text{钢}}}{c_{\text{水}}} \right) d \quad (3)$$

式中: $F$  为探头在水中的焦距, $d$  为衬胶管道钢层厚度, $c_{\text{钢}}$  和  $c_{\text{水}}$  分别为超声波在钢和水中的波速。

## 2 衬胶管道脱粘缺陷超声检测系统设计

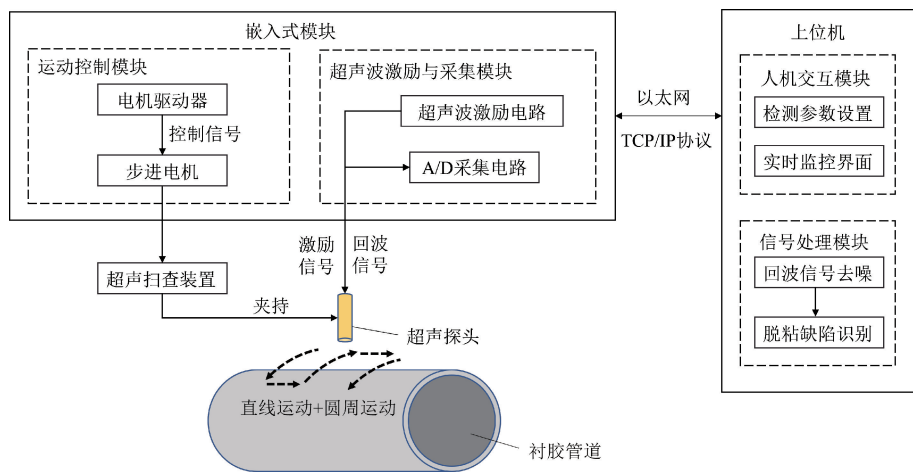
### 2.1 检测系统总体方案

衬胶管道脱粘缺陷超声自动检测系统主要由超声扫查

装置、嵌入式模块和上位机组成。超声扫查装置夹持超声探头在管道外侧进行直线和圆周运动,实现对衬胶管道的自动化扫查;嵌入式模块主要包括超声波激励与采集模块和运动控制模块,实现超声波信号的激励、采集和传输以及步进电机的运动控制;上位机实现对整个检测系统的控制与信号处理。检测系统总体原理框图如图3所示。

### 2.2 超声扫查装置设计

为了实现基于超声脉冲回波法的衬胶管道脱粘检测,扫查过程中需保证探头围绕管道轴线做圆柱面运动,为此设计了如图4所示的扫查装置机械结构,包括双轨位移机



构和探头夹持机构。双轨位移机构主要由一个直线丝杆导轨和一个圆弧齿轮导轨组成,导轨上均安装了滑台,前者通过滚珠丝杠传动实现滑台的直线运动,后者通过齿轮传动实现滑台的圆周运动,二者均由步进电机驱动。圆弧齿轮导轨通过连接片固定在直线导轨的滑台上,二者相互配合实现曲面扫查运动。

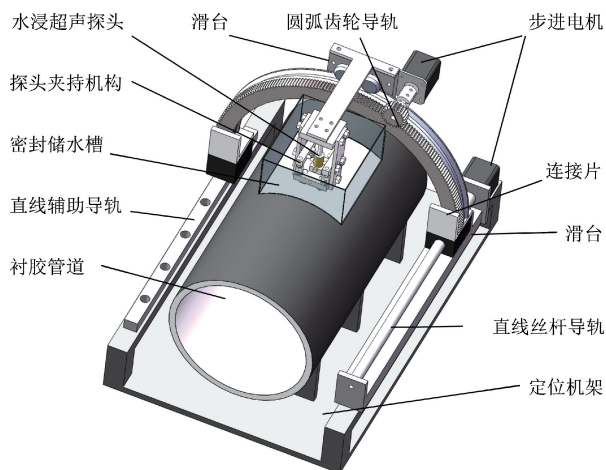


图4 超声扫查装置机械结构示意图

由于在扫查装置安装时不易保证圆弧导轨的轴线与管道的轴线完全重合,故扫查过程中超声波探头很难始终

对准管道表面法线方向,且探头与管道表面的间距也无法保持恒定,由此引起的超声回波能量变化甚至超过脱粘引起的能量变化,从而导致检测失败。为此专门设计了一自适应探头夹持机构,如图5所示。它主要由万向球滚轮、弹簧、探头夹持底板和连接片等构成,探头安装在底板中心位置,为便于拆卸,均采用螺纹连接。万向球材料选择防水、耐磨的尼龙材质,不易对管道表面造成划痕。

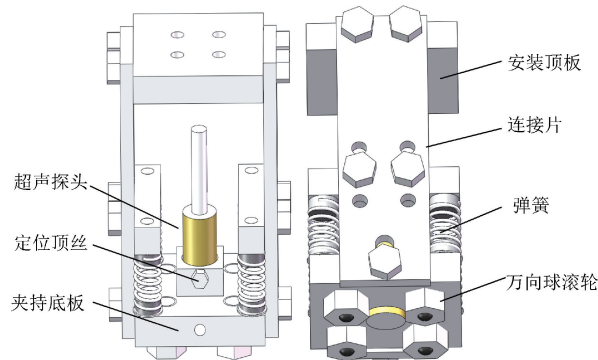


图5 探头夹持机构结构示意图

在弹簧力的作用下,底部4个万向球滚轮紧密贴合管道表面,保证探头在扫查过程中与管道表面间距不变,且始终与管道表面法线重合,如图6所示。

探头夹持机构在安装探头时,可通过定位顶丝调节探



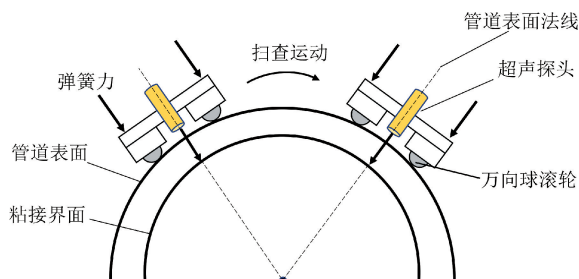


图 6 扫查中探头对准管道表面法线方向示意图

头到管道表面的距离,以适应不同管道厚度对水层厚度的要求,达到最佳的超声波聚焦效果。该探头夹持装置通过连接片与圆弧导轨滑台相连接,检测时随双轨位移机构的运动完成曲面扫查。

### 2.3 超声检测试验系统建立

所建立的衬胶管道超声检测试验系统如图 7 所示。嵌入式模块硬件选用 XILINX 公司的 ZYNQ7000 开发平台作为核心控制模块。其中超声波激励与采集模块可产生峰峰值为 200 V 的超声波激励信号和实现采样速率为 65 MSPS 的高速采集;运动控制模块通过以太网接收上位机下传的运动指令,进而将控制信号传输至电机驱动器,控制电机运转实现自动化扫查。上位机软件基于虚拟仪器开发平台 LabVIEW 进行设计,可实现检测参数设置、超声回波信号实时监控、超声信号处理以及脱粘缺陷识别等功能。

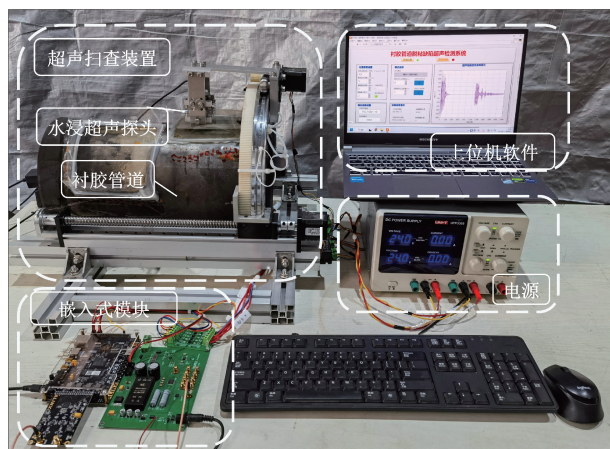


图 7 衬胶管道超声检测试验系统

## 3 超声检测试验及分析

### 3.1 试验方法

基于所建立的衬胶管道脱粘缺陷超声检测系统,对衬胶管道试件进行超声检测试验。超声扫查装置和管道试件固定在定位机架上,保证扫查过程中二者相对位置不变。管道表面待测区域制作了密封储水槽,采用中心频率 5 MHz,焦距 50 mm 的点聚焦水浸超声探头对待测区域进行扫查,采集管道钢-橡胶粘接界面的超声回波信号。

试件选用公称直径 219 mm,长度 400 mm 的衬胶管道,材料为 45 钢,钢层厚度 4.5 mm,橡胶层厚度 5 mm,由于制造工艺问题管道钢层在纵向方向上存在一条状壁厚不均,宽约 5 mm,厚度约 4.9 mm。分别在壁厚均匀区域和壁厚不均区域预制 3 处人造脱粘缺陷,如图 8 所示,图中红色框内表示脱粘缺陷区域,绿色框内表示未脱粘区域,其中在壁厚均匀区域含有 2 处缺陷,大小分别为 37 mm×12 mm 和 26 mm×16 mm 的矩形脱粘区域;在壁厚不均区域含有 1 处缺陷,大小为 37 mm×10 mm 矩形脱粘区域。试验时分别对两区域进行超声扫查检测。

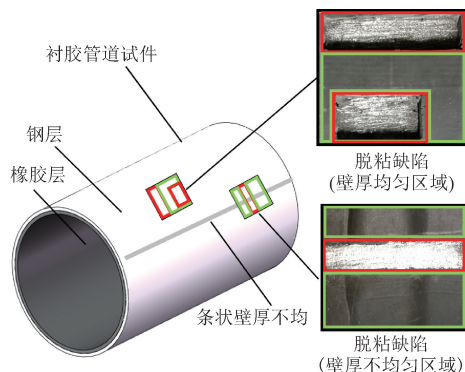


图 8 被测试件及脱粘缺陷分布示意图

### 3.2 超声信号干扰因素分析

如图 9 所示为试验所测得的超声信号波形图,由起始波、水-钢界面回波和钢-橡胶粘接界面多次回波组成。

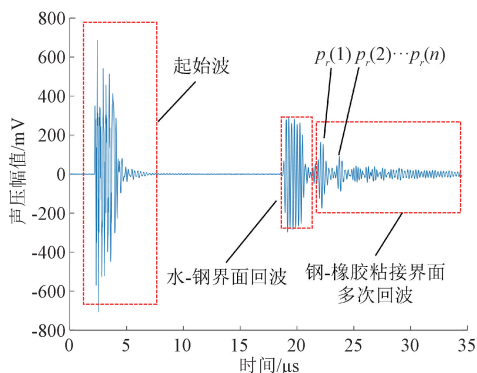


图 9 超声信号波形图

设水-钢界面的入射波声压为  $p_0$ ,则在钢-橡胶粘接界面上的第  $n$  次反射回波声压  $p_r(n)$  可表示为:

$$p_r(n) = t_1^2 r_1^{n-1} r_2^n e^{-\alpha x_n} p_0 \quad (4)$$

式中: $t_1$  为水-钢界面的声压透射系数, $r_1$  为水-钢界面的声压反射系数, $r_2$  为钢-橡胶界面的声压反射系数, $\alpha$  为钢对超声波的衰减系数, $x_n$  为第  $n$  次反射回波传播的总声程。

在理想状态下,式(4)中  $t_1$ 、 $r_1$ 、 $\alpha$  和  $x_n$  等参数保持一定,脱粘缺陷的产生使粘接界面声压反射系数  $r_2$  发生变化,从而使回波声压  $p_r(n)$  发生变化,此时第  $n$  次反射回波



声压只与钢-橡胶界面的声压反射系数  $r_2$  有关。如图 10 所示为试件某处制作脱粘缺陷前后采集到的超声回波信号对比。可以看到二者在水-钢界面的回波并没有明显差异,只有在钢-橡胶粘接界面回波幅值上,未脱粘信号幅值略小于脱粘信号幅值。

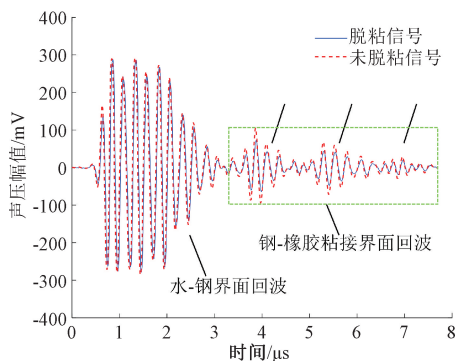
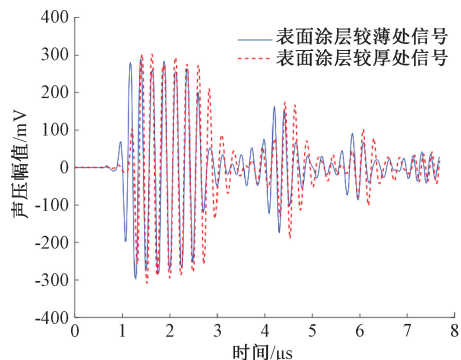


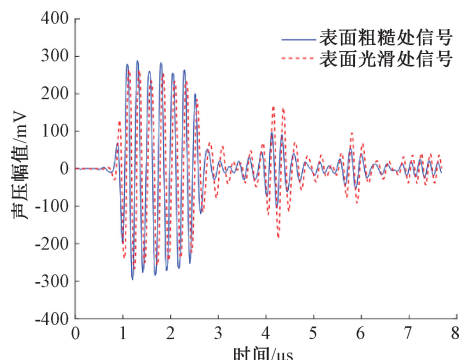
图 10 试件某处制作脱粘缺陷前后回波对比

但实际上,受管道表面涂层、表面粗糙度及管道厚度和材质均匀性等因素的影响, $t_1$ 、 $r_1$ 、 $\alpha$  和  $x_n$  等参数也是变化的,使不同扫查位置接收到的超声回波信号中包含各种不同干扰信息。如图 11 所示为粘接界面没有脱粘仅由不同干扰因素对超声回波信号造成的影响。

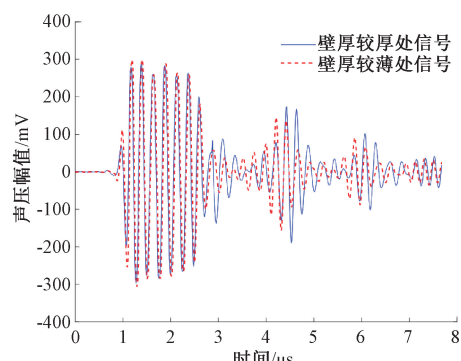
从图 11 中可以看出,表面涂层厚度不同会导致水层厚度改变,从而造成管道表面回波和粘接界面回波相位提前或延迟;管道表面存在的破损、划痕及粗糙度不均匀会引起超声波在水-钢界面不同程度的散射,造成粘接界面声压幅值明显减小;壁厚不均匀会改变超声波在介质中的传播声程,造成粘接界面多次回波之间的时间间隔存在差异,回波能量衰减也发生变化。由于实际中存在的这些诸多干扰因素,使传统基于回波声压幅值进行脱粘缺陷识别的方法变得困难,很难准确识别出受各种干扰因素影响



(a) 表面涂层影响



(b) 表面粗糙度影响



(c) 壁厚影响

图 11 各种干扰因素对超声回波信号的影响

## 4 脱粘缺陷分类识别方法与分析

### 4.1 基于一维卷积神经网络的超声信号分类模型

一维卷积神经网络是一种典型的深度学习模型,主要用于处理一维数据序列的分类和回归任务。一维 CNN 在分类识别的应用中具有自动提取特征、并行计算和泛化能力强等优势,在时域信号的分类识别中取得了显著的效果<sup>[17-19]</sup>。该方法不需要过多的数据预处理,可直接将获取的时域信号作为模型输入,通过对信号进行时域上的卷积运算以提取特征,进而实现对不同信号

的分类识别。本文基于一维 CNN,利用试验所采集到的超声回波信号,建立了用于区分被测点是否脱粘的二分类模型,模型结构如图 12 所示,主要包含 2 个卷积层、2 个池化层、1 个全连接层和输入输出层,激活函数使用校正线性单元

(rectified linear unit, ReLU) 函数。在全连接层与输出层之间使用 Softmax 回归模型,用于进行二分类问题的概率输出。

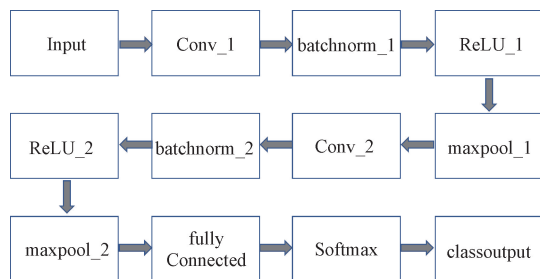


图 12 所设计的一维 CNN 结构示意图

### 4.2 模型试验

模型训练硬件环境为:12th Gen Intel(R) Core(TM)

i7-12650H CPU、NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU、内存 16 G；软件环境为：MATLAB R2022a 软件，Deep Network Designer 深度学习框架。

试验分别在壁厚均匀区域与壁厚不均匀区域(图 8)采集超声回波信号，共计 4 000 组信号，其中脱粘信号和未脱粘信号各 2 000 组。按 8 : 1 : 1 划分训练集、验证集和测试集，进行模型训练。训练选取批量尺寸为 128，迭代次数为 10 次，学习率为 0.001。训练过程曲线如图 13 所示，随着迭代次数增多，识别的准确率不断提升，损失函数不断降低直到达到最优，损失函数在第 100 轮停止下降，模型收敛速度较快。

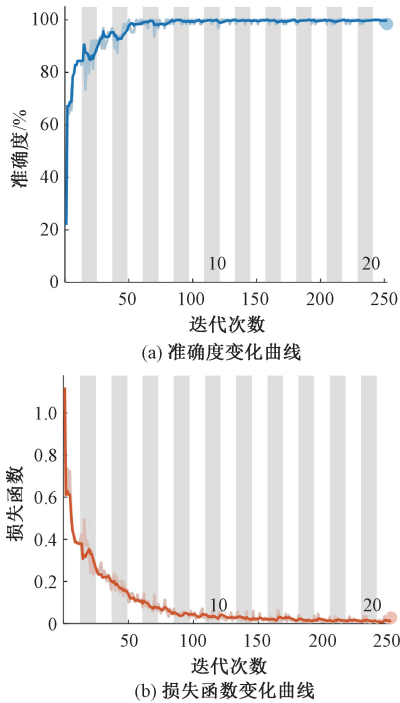


图 13 模型训练结果曲线

使用测试集样本对一维 CNN 网络模型进行测试，共 400 组测试集样本，其中脱粘信号和未脱粘信号各 200 组。某次测试样本的混淆矩阵如图 14 所示。

预测类别 \ 真实类别	未脱粘		脱粘	
	未脱粘	脱粘	未脱粘	脱粘
未脱粘	198 49.5%	0 0.0%	100% 0.0%	
脱粘	2 0.5%	200 50.0%	99.0% 1.0%	
			99.0% 1.0%	100% 0.0%
				99.5% 0.5%

图 14 测试集混淆矩阵

系。其中绿色方块中的数字代表与真实类别吻合的数据个数，红色方块中的数字代表与真实类别不符合的数据个数，灰色方块中黑色和红色字体百分比分别代表测试集样本分类的正确率与错误率，右下角的方块代表了模型预测的总体准确度。实验结果表明本文设计的一维 CNN 模型能有效区别两种信号，总体预测的准确率为 99.5%。

4.3 方法对比与结果分析

为验证所设计的基于一维 CNN 的衬胶管道脱粘缺陷识别模型的分类能力，本文使用传统识别方法中的阈值法和 BP 神经网络法，以及长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)模型法<sup>[20-21]</sup>与之进行对比。阈值法即选择信号中有明显差异的特征参数，设定一个阈值来区分脱粘和未脱粘信号。对比钢-橡胶粘接界面各回波的峰峰值、能量、均值和方差等多个参数后，选择粘接界面一次回波的能量作为判别参数。BP 神经网络是一种经典的机器学习方法，对于超声信号的分类识别同样有效，该方法在使用之前需要人工提取特征。在对比时频域上不同特征值的差异后，所提取的用于 BP 神经网络训练的特征包括：经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)的第 1 层本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量的一次回波能量与原始回波信号能量之比、第 1 层 IMF 分量的有效值与原始回波信号有效值之比，以及与一、二次回波声压比等参数。LSTM 作为一种经典的深度学习算法，同样适用于信号分类任务，本文在相同实验环境下，构建了可用于超声信号二分类的 LSTM 模型。使用 4 种方法对超声信号进行分类识别，重建钢-橡胶界面粘接界面的二维图像如图 15 和 16 所示。

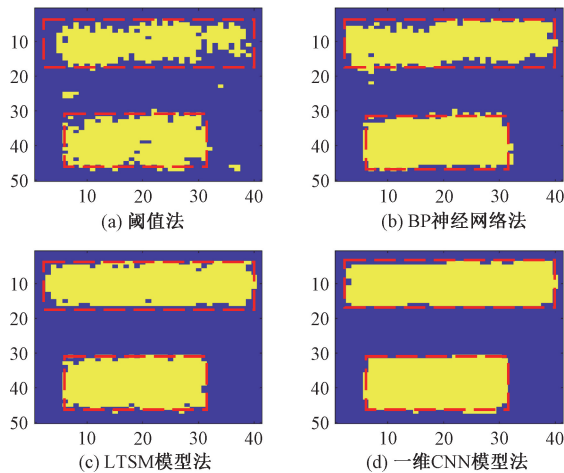


图 15 壁厚均匀区域脱粘缺陷识别结果对比

图 15、16 中黄色点代表该扫描点识别为脱粘，蓝色点代表该点未脱粘，红色虚线框内是实际脱粘缺陷位置，图 16 中的绿色虚线框内是被测试件的条状壁厚不均位置。可以看到，在壁厚均匀区域，4 种方法均能有效识别出脱粘缺陷的大致形状；在壁厚不均匀区域，前两种方法对于条状壁厚不均处的脱粘缺陷识别能力较差。此外，前两

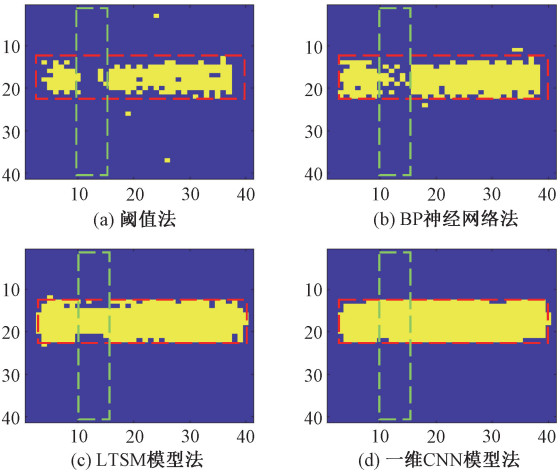


图 16 壁厚不均匀区域脱粘缺陷识别结果对比

种方法识别时存在误判,且对缺陷边缘区域的识别能力较弱,出现缺陷边缘模糊的现象。由于 LSTM 模型和一维 CNN 模型能够自动学习并提取回波信号中蕴含的特征信息,因此识别脱粘缺陷能力更强,采用一维 CNN 模型法重建的脱粘缺陷图像与真实缺陷更加吻合。表 2 给出了 4 种方法识别脱粘缺陷的结果对比,可以看见本文一维 CNN 模型法在两种区域的缺陷识别上都有较高的准确率,明显优于其余 3 种方法,能够有效且准确地对衬胶管道脱粘缺陷进行检测和识别。

表 2 4 种方法试验结果对比

扫查区域	方法	脱粘缺陷 实际面积/ mm <sup>2</sup>	识别 缺陷 面积/ mm <sup>2</sup>	相对 误差/ %
壁厚均匀 区域缺陷	阈值法	860	665	22.67
	BP 神经网络法		772	10.23
	LSTM 模型法		816	5.12
	一维 CNN 模型法		830	3.49
壁厚不均匀 区域缺陷	阈值法	370	180	51.35
	BP 神经网络法		249	32.70
	LSTM 模型法		332	10.27
	一维 CNN 模型法		356	3.78

5 结 论

本文针对衬胶管道脱粘缺陷检测与识别所面临的问题和挑战,基于超声脉冲回波法的基本原理,首先设计了适用于圆柱形衬胶管道超声检测的扫查和探头夹持装置,较好解决了检测时因入射超声波偏离表面法线导致接收不到回波信号或不稳定的问题;建立了超声检测试验系统,针对带有人工缺陷的衬胶管道试件,开展了一系列超声检测试验,分析了多种干扰因素对脱粘缺陷检测识别的

影响,构建了一种基于一维 CNN 的超声回波信号二分类模型,由于其能够更全面学习并自动提取超声回波信号蕴含的特征信息,较好克服了传统方法的不足,可有效且准确地对衬胶管道脱粘缺陷进行分类识别,对脱粘区域识别准确率达到 96.22%。本文研究的方法在衬胶管道检测中有较好的应用前景,为在役衬胶管道脱粘缺陷的自动化检测提供了一种有效的方法和手段。

参考文献

[1] 王超,李金磊.提高核电厂大口径衬胶管道安装精度的研究与应用[J].电力系统装备,2020(16):51-53.

[2] 赵杨超,李艳军,曹愈远,等.基于 K-means 聚类的航空复合材料敲击检测研究[J].航空科学技术,2019,30(10):45-49.

[3] 陈庆贵,卢洪义,齐强,等.固体火箭发动机界面脱粘切向 CT 检测[J].固体火箭技术,2016,39(3):347-352.

[4] 彭雄,钟新谷,赵超,等.基于无人机热成像的建筑饰面层脱粘缺陷识别[J].红外技术,2022,44(2):189-197.

[5] 陈大鹏,毛宏霞,肖志河.红外热成像无损检测技术现状及发展[J].计算机测量与控制,2016,24(4):1-6,9.

[6] 顾学树.超声波无损检测技术的发展与应用[J].中国机械,2020(6):53-54.

[7] 周娥,王晓勇.干耦合穿透法在橡胶复合材料无损检测中的应用研究[J].航天制造技术,2017(2):47-49.

[8] 凡丽梅,董方旭,安志武,等.橡胶/铝合金粘接构件脱粘缺陷非线性超声检测技术研究[J].中国测试,2020,46(8):15-21,43.

[9] 甘文成,王雪梅,张永敬,等.动车组空气弹簧橡胶脱粘检测系统设计与研究[J].现代制造工程,2019(10):129-134.

[10] 温银堂,杨若然,张玉燕.新型陶瓷基复合材料粘接构件的脱粘超声检测信号处理方法[J].电子测量与仪器学报,2021,35(2):143-151.

[11] LI ZH H. Local defect internal resonance method for ultrasonic damage identification of adhesive interface debonding[J]. International Journal of Non-linear Mechanics, 2023, 157.

[12] 徐蒋明,柯黎明.拌摩擦焊缝缺陷超声检测信号特征分析与神经网络模式识别[J].核动力工程,2020,41(1):163-166.

[13] YE Q L, LING B W K, LUN D P K, et al, Parallel implementation of empirical mode decomposition for nearly bandlimited signals via polyphase representation[J]. Signal Image and Video Processing,2020,14(2):225-232.

[14] 唐若笠,张尚煜,伍文君.基于一维卷积神经网络的超声导波管道裂纹识别方法[J].振动与冲击,2023,42(5):183-1893.

[15] 梁海波,王怡.基于深度学习的天然气钢制管道缺陷检测方法研究[J].电子测量与仪器学报,2022,36(9):148-158.



[16] RAIŠUTIS R, TUMŠYS O, ŽUKAUSKAS E, et al. An inspection technique for steel pipes wall condition using ultrasonic guided helical waves and a limited number of transducers [ J ]. Materials, 2023, 16(15): 5410.

[17] NAUMAN M, HAK-JOON K, PARK J, et al. Convolutional neural network for ultrasonic weldment flaw classification in noisy conditions[J]. Ultrasonics, 2019, 94: 74-81.

[18] 马云飞,贾希胜,白华军,等. 基于一维 CNN 参数优化的压缩振动信号故障诊断[J]. 系统工程与电子技术, 2020,42(9):1911-1919.

[19] PANDEY P, RAI A, MITRA M. Explainable 1-D convolutional neural network for damage detection using lamb wave[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2022, 164: 108220.

[20] JANG J, SOHN H, LIM H J. Spectral noise and data reduction using a long short-term memory network for nonlinear ultrasonic modulation-based fatigue crack detection[J]. Ultrasonics, 2023, 129.

[21] RANJBAR I, TOUFIGH V. Deep long short-term memory ( LSTM ) networks for ultrasonic-based distributed damage assessment in concrete[J]. Cement and Concrete Research, 2022, 162.

作者简介

**魏丞耀**,硕士研究生,主要研究方向为现代测控技术及应用。

E-mail: 705682539@qq.com

**王雪梅**(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为现代测控技术及应用。

E-mail: xmwang2012@home.swjtu.edu.cn

**倪文波**,博士,教授,主要研究方向为机车车辆主动控制技术、列车制动技术。

E-mail: nwb@home.swjtu.edu.cn

**陈果**,硕士研究生,主要研究方向为现代测控技术及应用。

E-mail:1620169812@qq.com

**钟昊**,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉技术及其应用。

E-mail:1171975187@qq.com