

采用超声导波的管道腐蚀损伤厚度成像方法*

代希圣^{1,2}, 周涛^{1,2}, 薛超龙^{1,2}, 张云飞^{1,2}, 李兵^{1,2}

(1. 西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

(2. 西安交通大学航空动力系统与等离子体技术全国重点实验室 西安, 710049)

摘要 针对管道内腐蚀损伤厚度难以定量诊断的问题,提出了一种采用超声导波的管道腐蚀损伤定量成像方法。首先,基于频域有限差分法,建立了管中多路径螺旋传播导波的数值模型,可以在已知厚度图时快速计算出导波接收信号;其次,计算空间内存在随机损伤时的接收信号,重复运行数值模型生成了包含 3 500 组样本的损伤信号数据库;然后,构建了一维卷积神经网络成像模型,使用生成的数据库训练模型,建立了厚度图和接收信号的映射关系,将接收信号输入成像模型以输出对应的厚度图;最后,通过实验验证了该方法的可行性。实验成像结果与真实值之间的均方差为 8.6048×10^{-4} ,相关性系数为 0.711 6,成像模型运行时间为 0.538 5 s,这表明该方法可以实现管道中腐蚀损伤的厚度定量成像,且成像效率较高。

关键词 超声导波;管道结构;损伤成像;有限差分法;卷积神经网络

中图分类号 TB553;TH17

引言

在工业领域,管道运输已成为我国第五大运输工具。截止 2022 年底,中国油气输送管道总里程累计已达约 15.5 万千米^[1]。随着管道服役年限的不断延长和服役环境的变化,管道表面的腐蚀、裂纹等损伤会使管道局部减薄,当损伤扩展到一定阶段时,管道就会发生油气泄露,引发事故。其中,腐蚀损伤是引起管道失效的最常见的损伤形式之一^[2]。为了减少此类事故的发生,针对工业管道早期腐蚀损伤的无损检测尤为重要。传统检测方法大多需要逐点检测^[3],且需要去除管道外的包覆层,对长距离工业管道的检测效率较低。应用超声导波的无损检测方法具有无需去除包覆层、检测距离长及效率高等优点,近年来被广泛应用于工业管道无损检测领域^[4]。

超声导波损伤成像技术是以传感器信号为基础,通过信号处理,逆向计算出损伤图像,并将图像可视化的过程。导波成像方法主要包括相控阵成像^[5]、时间反转^[6]、层析成像^[7]、偏移成像^[8]以及延迟叠加等^[9]方法。以上成像方法大多只能对损伤的形状成像,缺乏损伤厚度方向的信息。近年来,出现了一些可以对平板结构中的腐蚀损伤定量成像的方法。Sharma 等^[10]使用超声导波量化了腐蚀造成的损伤。Rao 等^[11]提出了一种基于全波形反演的损伤

重建算法。随着智能诊断技术的发展^[12],智能算法也被应用于损伤定量成像中。Huthwaite 等^[13]将鲁棒乳腺超声断层扫描的混合算法扩展到导波断层扫描。Wang 等^[14]利用数据驱动的方法,在 10 mm 铝板中实现了对损伤厚度的定量成像。然而,上述方法局限于对平板结构的检测,缺乏对管道中腐蚀损伤的定量成像,这是由于导波在管道结构中传播时存在多路径螺旋传播,因此现有方法难以应用于管道中的腐蚀损伤厚度定量成像。

针对上述问题,笔者提出了一种应用超声导波的管道腐蚀损伤厚度成像方法。首先,基于频域有限差分法,建立了管中多阶次导波的数值模型,并优化求解算法,提高了运算效率,以此为基础构建了损伤信号数据库;其次,建立了一维卷积神经网络模型,使用损伤信号数据库训练模型;最后,搭建了实验系统,在管道中测量导波信号,并将接收信号输入神经网络,在输出端得到预测的厚度图,实现了对损伤厚度的定量成像。

1 管中多阶次导波数值模型

1.1 管中导波多路径螺旋传播特性

本研究对象为单层金属管道,假设其各向同性、

* 国防科技基础加强计划资助项目(MKF20210014)

收稿日期:2023-12-12;修回日期:2024-01-30

均匀且线弹性,将其看作一个空心圆柱,外径为 r ,壁厚为 d 。在特殊情况下,管中导波 $L(m, n)$ 退化成沿管道轮廓螺旋路径传播的Lamb波,其波结构与平板中的Lamb波相似,且管道的直径和壁厚的比值越大,这种相似程度就越高。经计算^[15],在直径为80 mm、壁厚为5 mm的管中,频率大于50 kHz管中导波的波结构与Lamb波几乎一致。因此,通常认为管道的 $r/d > 10$ 时,管中导波可以使用Lamb波频散曲线来确定波速^[16-17]。

在这种情况下,当圆柱表面存在一对激励-接收换能器对(E_i - R_i)时,导波可以通过多条螺旋路径从 E_i 传播至 R_i ^[16]。管中导波多路径螺旋传播示意图如图1所示,图中只展示了前3个螺旋路径。其中: n_h 为传播路径的阶数, $n_h = 0, -1, +1, -2, +2, \dots, -\infty, +\infty$,第0阶为最短路径; l_h 为不同阶次传播路径的长度。

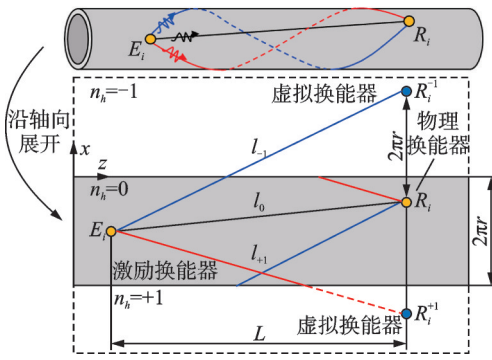


图1 管中导波多路径螺旋传播示意图

Fig.1 Diagram of multipath helical propagation of guided waves in pipes

管中导波满足近似条件时,螺旋传播可以等价于沿管道轴向展开的平板中的直线传播^[16],将管道中原有的接收换能器在展开管的两侧周期排列,组成新的接收换能器。其中,管道中原有的接收换能器称为物理换能器,复制出的接收换能器称为虚拟换能器。将物理换能器和虚拟换能器的接收信号叠加,可以得到管中导波的多阶次波形信号。虚拟换能器的间距为 $2\pi r$,激励换能器与接收换能器的轴向距离为 L ,周向距离为 B ,则 l_h 可以表示为

$$l_h = \sqrt{L^2 + (B + 2n_h\pi r)^2} \quad (n_h = 0, -1, +1, -2, +2, \dots, -\infty, +\infty) \quad (1)$$

Lamb波群速度频散曲线如图2所示。图中:蓝色代表反对称模式,用A表示;红色代表对称模式,用S表示;下标代表不同的阶次。每条路径的到达时间为

$$t_h = l_h / V_g \quad (2)$$

其中: V_g 为群速度。

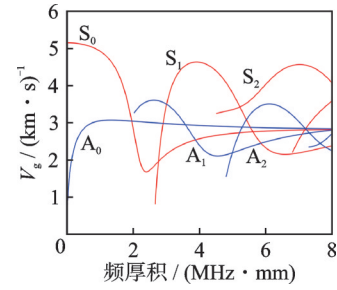


图2 Lamb波群速度频散曲线

Fig.2 Dispersion curve of Lamb wave's group velocity

将圆柱模型展开为周期排列的平板,建立其导波传播的数值模型,可以有效减小计算量,并能描述管中导波的多阶次特性,模拟不同阶次的导波^[17-18]。

1.2 基于频域有限差分法的数值模型

在计算Lamb波时,通常假设介质的厚度是均匀的,当频率一定、厚度缓慢变化时,其相速度和群速度随厚度的变化而变化,且在频率较低的频段, S_0 和 A_0 模式的相速度和群速度均与厚度呈一一对应的关系。基于此,可以用二维体波等效速度模型来近似描述Lamb波。频域波动方程为

$$(\nabla^2 + k^2)U = 0 \quad (3)$$

其中: ∇ 为拉普拉斯算子; k 为波数, $k = \omega/c$, ω 为圆频率, c 为波速; U 为频域位移向量。

由于计算资源有限,通常将波动方程写作带边界吸收层的形式,用来在空间域的边界增加一个吸收层,从而抑制边界反射。常用的边界层为完美匹配层(perfect match layer, 简称PML),是一种对波场近乎理想的吸收层。将波动方程写为PML形式^[19],即

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{e_y}{e_x} \frac{\partial U}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{e_x}{e_y} \frac{\partial U}{\partial y} \right) + e_x e_y k^2 U = 0 \quad (4)$$

其中: $e_x = 1 - i\sigma_x/\omega$; $e_y = 1 - i\sigma_y/\omega$; σ_x 、 σ_y 分别为变量 x 、 y 的可微函数。

当点在边界层外时, σ_x 、 σ_y 都等于0;在边界层内时, σ_x 、 σ_y 为

$$\begin{cases} \sigma_x = 2\pi a_0 f_0 (l_x / L_{\text{PML}}) \\ \sigma_y = 2\pi a_0 f_0 (l_y / L_{\text{PML}}) \end{cases} \quad (5)$$

其中: f_0 为激励源的中心频率; L_{PML} 为边界层的宽度; l_x 、 l_y 为边界层内的点 (x, y) 与边界层边界的距离; a_0 为常数,通常选 $a_0 = 1.79$ 。

采用差分形式计算波场时,通常将空间域划分成网格形式,每一点处的位移由其周围的若干点确定。本研究采用的是9点差分法,即点 (x_m, y_n) 处的位移由周围的9个点确定,如图3所示。

将每一点处的位移方程组装成矩阵形式,并且加入激励源,即

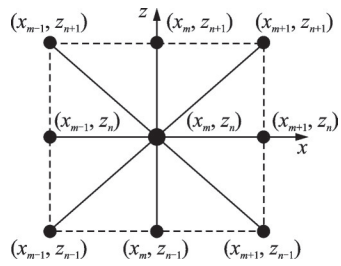


图3 9点差分法示意图

Fig.3 Schematic diagram of 9-point difference method

$$SU(x, \omega) = P(x, \omega) \quad (6)$$

其中: S 为阻抗矩阵; $P(x, \omega)$ 为频域激励向量; x 为位置向量。

在频域内遍历每个频率点求解以上矩阵方程,再将求解的频域位移场作逆傅里叶变换至时域,可得到时域中的位移场。

1.3 数值模型参数设置

笔者根据管中导波多路径螺旋传播特性,基于有限差分原理,建立了模拟管中前3阶导波的数值模型,其模型参数如图4所示。其中,管道外径 $r = 44.5 \text{ mm}$,展开后每个矩形区域的宽度为 $2\pi r \approx 280 \text{ mm}$,无损伤处的厚度 $T_0 = 4 \text{ mm}$,物理换能器均匀等距分布在中央,其数量 $n = 8$ 。在物理换能器两侧分布有相同数量等距的虚拟换能器,这3组换能器共同组成接收换能器。激励换能器的数量与物理换能器数量相同。激励换能器与接收换能器之间的轴向距离 $L = 300 \text{ mm}$,相邻换能器周向间距 $B = 35 \text{ mm}$,边界吸收层宽度 $L_{\text{PML}} = 10 \text{ mm}$ 。根据网格大小选取原则^[19],需确保波形信号不失真并且减少计算量,本研究选取的网格大小为 $h = 1 \text{ mm}$ 。

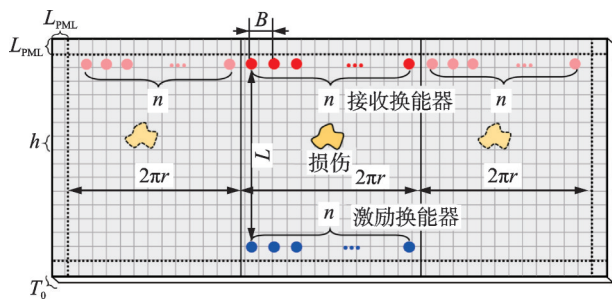


图4 数值模型参数示意图

Fig.4 Diagram of numerical model parameters

要模拟区域中存在损伤时导波的波形信号,需要在模型中设置损伤。在数值模型中,空间域被划分成网格形式,根据Lamb波频散曲线,网格中每一点的波速对应该点的厚度。在设置参数时,通过改变各网格点处波速,再利用频散曲线将速度转换为厚度,以此来模拟变厚度的腐蚀损伤。笔者研究单

个腐蚀损伤存在的情况,在区域内的随机位置设置一个随机形状和大小的腐蚀损伤,损伤最大深度 $D = 2.5 \text{ mm}$ 。随机损伤厚度图如图5所示,图中展示了两个具有随机损伤的厚度图。

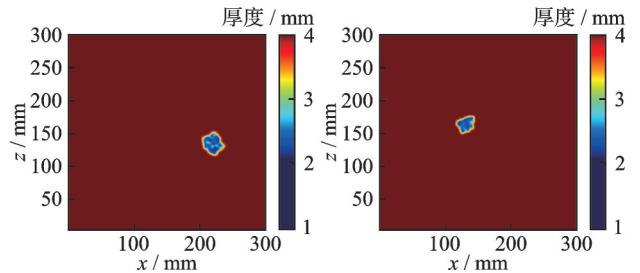


图5 随机损伤厚度图

Fig.5 Thickness map of random damage

为了方便反演成像,需要选取导波波速随厚度变化较剧烈的频率段。根据频散曲线,选取厚度为 4 mm 、频率为 100 kHz 的 A_0 模式导波,其激励类型为脉冲激励,激励信号为汉宁窗调制的5周期正弦信号。

1.4 数值模型计算结果

利用Matlab软件,通过编程语言实现以上模型,通过数值计算得到已知损伤厚度分布时的接收信号。模型运行时,令8个激励点交替激励,最终可以得到一组 8×8 的接收信号,重复以上步骤,即可得到多个包含接收信号和厚度图的样本,这些样本构成了各种随机腐蚀损伤对应的接收信号的数据库,简称“损伤信号数据库”。

数值模型计算得到不同时刻波场可视化结果如图6所示。其中,黄色直线将不同区域和边界吸收层隔开,黄色圆形区域表示损伤所在位置,绿色圆点

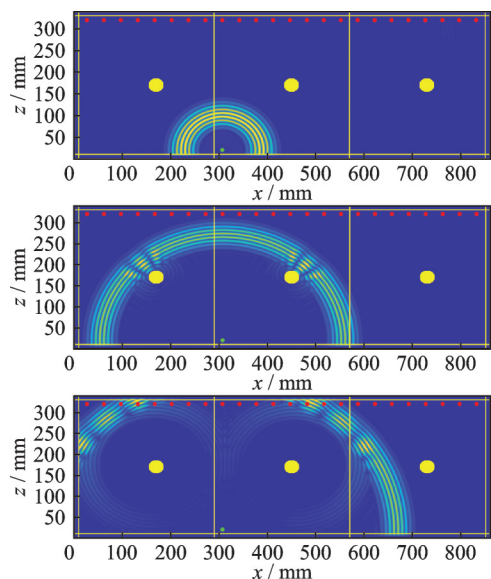


图6 不同时刻波场可视化结果

Fig.6 Result of wave field visualization at different time

表示激励换能器,红色圆点表示接收换能器。

将接收换能器中各组换能器对应位置的接收信号叠加,得到模拟的管中前3阶导波信号。叠加后的接收信号如图7所示。数值模拟得到的导波信号呈现出多阶次传播的规律,每组信号包含3个阶次的波包,分别对应管中导波的前3阶模型。

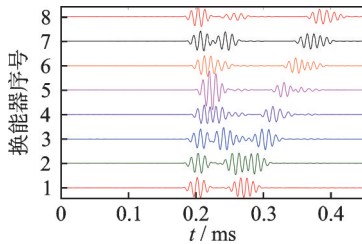


图7 叠加后的接收信号

Fig.7 The waveform of eight receivers

为了提高运算效率,以便于得到大批量损伤信号数据样本,本研究对数值模型的运算效率进行了优化。首先,将串行运算改为并行运算,计算位移场时多个频率点并行计算,缩短了位移场的计算时间;其次,将阻抗矩阵等大型矩阵改为稀疏形式储存,加快了读取速度;最后,利用高性能计算平台,进行多核同时计算,大大提升了计算效率。最终,生成了一个包含3 500组样本的损伤信号数据库。算法优化前后运行时间对比见表1。

表1 算法优化前后运行时间对比

Tab.1 Comparison of running time before and after algorithm optimization

运行时间	优化前	优化后
位移场/s	62.00	21.00
每个样本/s	617.80	192.60
总时间/h	600.60	26.75

2 损伤定量成像算法

2.1 一维卷积神经网络模型

对损伤厚度定量成像,实际上是提取接收信号中的损伤特征,并将其重构成厚度图。当导波经过损伤时,由于损伤区域波速变化,到达接收换能器的时间会发生变化,因此接收信号波包的相位信息中包含了损伤特征。为了从接收信号中提取损伤区域的厚度特征,采用传统的全波形反演应用梯度下降法来重构损伤图像^[20],所需成像时间较长,单次成像需要1.5 h以上。

本研究搭建了一个一维卷积神经网络(1D-convolutional neural network,简称1D-CNN),其架构示意图如图8所示,包括卷积层、池化层、批归一化

层(batch normalization,简称BN)及全连接层等。建立卷积神经网络的目的是使用损伤信号数据库,提前训练1D-CNN,建立接收信号和厚度图之间的映射关系。训练完成后,将接收信号输入网络,在输出端即可得到经过神经网络拟合的厚度图。

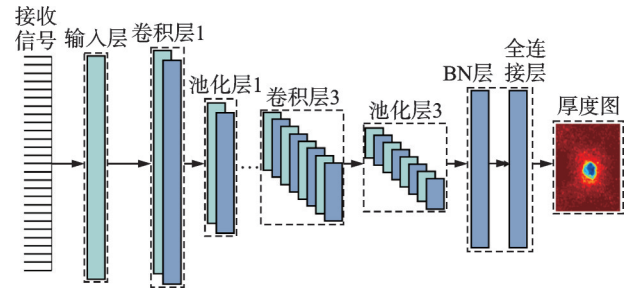


图8 1D-CNN架构示意图

Fig.8 Diagram of 1D-CNN architecture

利用1D-CNN的成像具体过程如下。

1) 将来自8个均匀分布的接收换能器阵列的接收信号 $d_{8 \times 8}$ 做归一化处理,将其展开为一个一维向量 $d=[d_1, d_2, \dots, d_{64}]$,输入至输入层。在输入层相邻连接卷积层,并且在卷积层后引入ReLU激活层。在卷积层之后增加一个最大池化层,可以防止过拟合,并且实现参数降维。

2) 将卷积和池化运算提取的特征转移到正则化层,用于加速训练和提高泛化能力。正则化后,连接全连接层进行特征平坦化。网络训练的目的在于建立接收信号与损伤图像之间的关系,在输出层使用sigmoid作为激活函数。网络训练的过程就是通过调整模型参数使损失函数最小化。损失函数可以选择用均方误差表示,即

$$\text{MSE}(\mathbf{v}_q, \mathbf{s}_q) = \frac{1}{n^2} \sum_{q=1}^{n^2} \|\mathbf{v}_q - \mathbf{s}_q\|^2 \quad (7)$$

其中: $\mathbf{v}_q, \mathbf{s}_q$ 均为一维向量; $\mathbf{v}_q$ 为损伤图像真值; $\mathbf{s}_q$ 为sigmoid函数的输出值,其取值范围为(0,1)。

3) 在正向传播得到输出值并且求得损失函数的值后,需要反向传播优化网络参数。在训练网络时,引入自适应矩估计算法来加速网络训练,同时可以一定程度地避免训练中的过拟合。

4) 训练结束后,将输出层的厚度图反归一化,将其还原成真实厚度图。

2.2 模型参数优化

卷积层和池化层的数量及参数会影响模型的成像性能,其中包括卷积核的数量和大小、最大池化滤波器的大小及全连接层节点的数量等。由于输入向量较大,因此在第1个卷积和池化交替层中,卷积核和池化滤波器的大小也应该较大,以扩大接收范围,

捕获更多的信息。随着层数的增加,卷积核和池化滤波器的大小减小,数量增加,以获得更详细的信息^[14]。最终,选择的1D-CNN模型结构参数见表2。

表 2 1D-CNN 模型结构参数			
Tab.2 Parameters of model structure			
序号	层名称	核大小/步长	信道数
1	卷积层 1	21×1/1×1	16
2	池化层 1	5×1/5×1	16
3	卷积层 2	15×1/1×1	64
4	池化层 2	4×1/4×1	64
5	卷积层 3	9×1/1×1	256
6	池化层 3	3×1/3×1	256
7	BN 层	256×956	1
8	全连接层	512	1

为了在训练过程中保证训练速度和防止计算机内存溢出,本研究将批大小设置为32;为防止过拟合,将总迭代数设置为60;为了提高模型的泛化能力,在训练前采用3:1的比例划分训练集和测试集。此外,在每个任务结束时对训练集和测试集进行洗牌,再根据上述分配比例规则重新划分训练集和测试集。在训练中为了防止由于学习率过大导致的结果不收敛,在训练过程中采用自适应学习率。

在所有模型参数中,全连接层节点的数量对成像的精度影响很大。过多的节点数会导致全连接层的参数增多,使得模型过大,计算效率降低;过少的节点数则不能提取到足够的特征,成像精度较低。综合考虑下,初步选择全连接层节点数为128节点、256节点和512节点的3种模型,分别对比其成像精度。3种模型的损失函数值和相关性系数见表3。最终,选择全连接层节点数量为512的1D-CNN模型作为成像模型。

表 3 3种模型的损失函数值和相关性系数			
Tab.3 Loss and correlation coefficient of three models			
节点数	损失函数值		相关性系数
	训练集	测试集	
128	7.785×10^{-3}	1.614×10^{-3}	0.369 9
256	5.126×10^{-3}	7.786×10^{-4}	0.728 2
512	9.857×10^{-3}	2.556×10^{-4}	0.871 7

为了量化成像精度,除了使用输出值与真值之间的均方差外,Pearson相关系数也是重要的评价指标之一,相关性系数越高,则成像结果越接近真值。相关性系数表达式为

$$r(v,s)=\frac{\text{Cov}(v_q,s_q)}{\sqrt{\text{Var}(v_q)\text{Var}(s_q)}}\tag{8}$$

其中: $\text{Cov}(v_q,s_q)$ 为协方差; $\text{Var}(v_q)$ 、 $\text{Var}(s_q)$ 为方差。

3 损伤定量成像方法实验验证

3.1 实验系统搭建

为了验证成像方法的可行性,笔者搭建了损伤成像实验系统,如图9所示。该系统包括信号发生器、功率放大器、压电换能器、激光测振仪、数据采集卡及计算机等。实验对象选用单层304不锈钢管道,具体参数见表4。

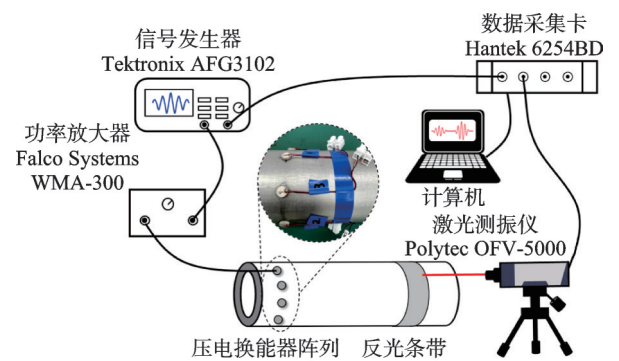


图9 损伤成像实验系统

Fig.9 Damage imaging experimental system

表 4 实验对象参数					
Tab.4 Parameters of experimental object					
实验对象	参数	数值	实验对象	参数	数值
管道	外径/mm	44.5	其他	激励接收间距/mm	300
	长度/mm	1 000		损伤深度/mm	2.5
	壁厚/mm	4		损伤直径/mm	50
	密度/(kg·m ⁻³)	7 850		周期数	5
	弹性模量/GPa	206		激励频率/kHz	100

实验时为了在管中激发出多路径螺旋传播的导波,激励端采用由8个均匀分布的圆形压电式换能器组成的换能器阵列。接收端使用激光测振仪采集接收信号,利用单探头激光测振仪接收离面位移的特性,测量接收点处A₀模式导波信号。

损伤的形状及厚度表达式为

$$T(r)=\begin{cases} T_0-\frac{D}{2}\left(1+\cos\left(2\pi\frac{R}{W}\right)\right) & (R\leqslant W) \\ T_0 & (R>W) \end{cases}\tag{9}$$

其中: T_0 为管道壁厚; D 为损伤最大深度; R 为距中心点的距离; W 为损伤直径。

本研究在实验所用管道外表面加工出一块变厚度的圆形区域,用来模拟腐蚀损伤。实验系统及损伤模型实物图如图10所示。

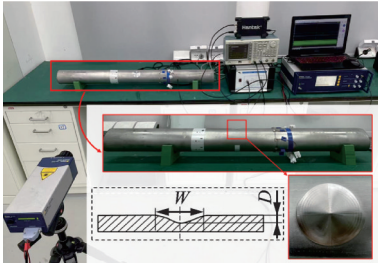


图10 实验系统及损伤模型实物图

Fig.10 Picture of experimental object and damage model

3.2 实验信号预处理

由于真实的接收信号与数值模拟的接收信号有一定差异,需要对实验信号预处理后再输入1D-CNN中成像。首先,对原始信号带通滤波,去除高频噪声;其次,以原始激励信号为基准,使用脉冲压缩方法,获得与基准波形匹配的脉冲序列,这些序列即为提取到的波包;然后,加入门控信号,将门控信号与原信号相乘滤除时间窗外的信号,以减少不必要的噪声,门控信号在时间窗内的值为1,时间窗外为0,过渡段用正弦信号连接,其时间窗大小由导波传播的最长和最短路径确定;最后,消除各换能器之间的误差,以传播路径中没有经过损伤的信号为基准信号,作为校正因子,与相同长度的传播路径下其他换能器的接收信号对比,消除由于换能器安装或自身误差导致的零点漂移和幅值偏差。实验信号预处理流程如图11所示。

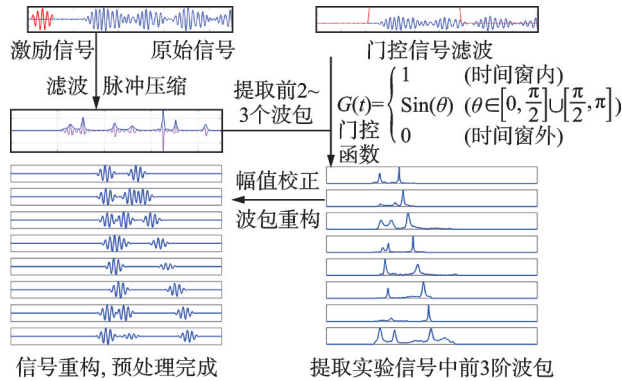


图11 实验信号预处理流程图

Fig.11 Flowchart of experimental signal pre-processing

3.3 实验成像结果

将预处理后的实验信号输入到1D-CNN中,实验信号成像结果如图12所示。为了量化对比成像结果,在轴向和周向分别做剖面线,对比二者在剖面线上的厚度值。

实验成像结果与真实值之间的均方差为

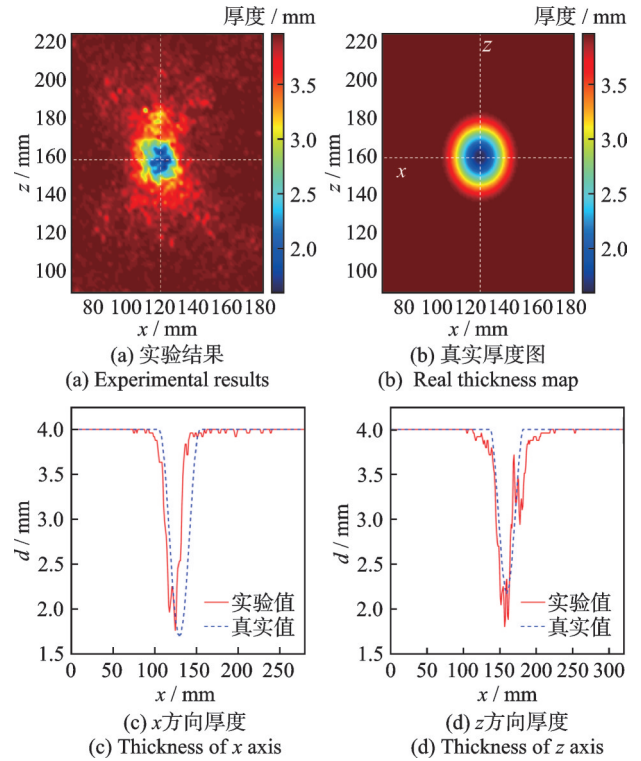


图12 实验信号成像结果

Fig.12 Imaging results of experimental signal

8.604×10^{-4} , Pearson 相关性系数为 0.711 6, 成像结果在 x 轴和 z 轴上分别存在 4 mm 和 2 mm 的偏移, 成像结果的位置较为准确。成像时, 将一组接收信号输入神经网络, 得到一个损伤图像的时间为 0.538 5 s。传统全波形反演成像方法单次成像时间大约为 1.5 h^[20], 相比于传统方法, 本研究所提方法成像效率更高。

4 结 论

1) 根据超声导波在管道中的多路径螺旋传播特性, 基于频域有限差分法, 建立了管中多阶次导波的数值模型, 并利用优化后的数值模型计算生成了一个包含 3 500 组样本的损伤信号数据库。相比于传统的数值模拟方法, 该方法能够快速得到大批量的数据, 为后续研究提供基础。

2) 搭建了一维卷积网络成像模型, 使用生成的损伤信号数据库训练模型, 建立了接收信号和厚度图之间的映射关系, 得到了一个输入接收信号便可以输出预测的厚度图的神经网络模型。

3) 搭建了损伤成像实验系统, 将实验信号预处理后输入训练好的神经网络模型中, 成像结果定位准确, 并且一定程度上实现了损伤的厚度定量成像。

4) 相比于传统的超声导波管道损伤成像方法, 本研究结合人工智能算法, 实现了损伤厚度定量成

像,且成像效率较高,在工业管道无损检测领域有一定的应用前景。

参 考 文 献

- [1] 高振宇,张慧宇,高鹏. 2022年中国油气管道建设新进展[J]. 国际石油经济, 2023, 31(3): 16-23.
GAO Zhenyu, ZHANG Huiyu, GAO Peng. New progress in China's oil and gas pipeline construction in 2022 [J]. International Petroleum Economics, 2023, 31(3): 16-23.(in Chinese)
- [2] 杨玉锋,李杨,张强,等. 油气管道失效数据分析及失效原因研究[J]. 天然气与石油, 2022, 40(3): 28-34.
YANG Yufeng, LI Yang, ZHANG Qiang, et al. Research on failure data analysis and causes of failure of oil and gas pipeline [J]. Natural Gas and Oil, 2022, 40(3): 28-34.(in Chinese)
- [3] 徐卓. 无损检测技术在压力管道检验中的运用[J]. 化工管理, 2023(31): 113-115.
XU Zhuo. Application of non-destructive testing technology in pressure pipeline inspection[J]. Chemical Enterprise Management, 2023(31): 113-115.(in Chinese)
- [4] MIRMAHDI E, KHAMEDI R, AFSHARI D, et al. Investigating the effects of defects and the effect of geometric anisotropy in stainless steel pipes: phased array ultrasonic test, SH-wave [J]. Journal of Pipeline Science and Engineering, 2023, 3(4): 100140.
- [5] AMBROZIN S, STEPINSKI T. Efficient tool for designing 2D phased arrays in lamb waves imaging of isotropic structures [J]. Journal of Intelligent Material Systems & Structures, 2015, 26(17): 2283-2294.
- [6] LUCENA R L, DOS-SANTOS J M C. Structural health monitoring using time reversal and cracked rod spectral element [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 79: 86-98.
- [7] 袁琪楠. 基于相控阵超声导波层析成像的管道监测关键技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- [8] CHEN C L, LI Y L, YUAN F G. Development of time-reversal method for impact source identification on plate structures [J]. Shock and Vibration, 2013, 20(3): 561-573.
- [9] 蔡建,石立华,卿新林,等. 基于非频散信号构建的 Lamb波高分辨率损伤成像方法[J]. 航空学报, 2013, 34(8): 1815-1823.
CAI Jian, SHI Lihua, QING Xinlin, et al. Lamb wave high-resolution damage imaging method based on non-dispersive signal construction [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2013, 34(8): 1815-1823.(in Chinese)
- [10] SHARMA A, SHARMA S, SHARMA S, et al. Monitoring invisible corrosion in concrete using a combination of wave propagation techniques [J]. Cement and Concrete Composites, 2018, 90: 89-99.
- [11] RAO J, RATASSEPP M, LISEVYCH D, et al. On-line corrosion monitoring of plate structures based on guided wave tomography using piezoelectric sensors [J]. Sensors, 2017, 17(12): 2882.
- [12] 向家伟. 机械故障数值模拟驱动的生成式对抗网络及智能诊断原理[J]. 中国科学: 技术科学, 2021, 51(3): 341-355.
XIANG Jiawei. Numerical simulation driving generative adversarial networks in association with the artificial intelligence diagnostic principle to detect mechanical faults [J]. Science China: Technological Sciences, 2021, 51(3): 341-355(in Chinese)
- [13] HUTHWAITE P. Evaluation of inversion approaches for guided wave thickness mapping [J]. Proceedings of the Royal Society A, 2014, 470(2166): 20140063.
- [14] WANG X C, LIN M, LI J, et al. Ultrasonic guided wave imaging with deep learning: applications in corrosion mapping [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 169: 108761.
- [15] LI J, ROSE J L. Natural beam focusing of non-axisymmetric guided waves in large-diameter pipes [J]. Ultrasonics, 2006, 44(1): 35-45.
- [16] DEHGHAN-NIRI E, SALAMONE S. A multi-helical ultrasonic imaging approach for the structural health monitoring of cylindrical structures [J]. Structural Health Monitoring, 2015, 14(1): 73-85.
- [17] ROSE J L. Ultrasonic waves in solid media [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2014: 48-65.
- [18] WANG Z, HUANG S L, WANG S, et al. Multi-helical lamb wave imaging for Pipe-Like structures based on a probabilistic reconstruction approach [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-10.
- [19] 岳晓鹏. 全波形反演方法技术研究[D]. 西安: 长安大学, 2019.
- [20] RAO J, RATASSEPP M, FAN Z. Guided wave tomography based on full-waveform inversion [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2016, 63(5): 737-745.



第一作者简介:代希圣,男,1999年9月生,硕士生。主要研究方向为超声导波无损检测。

E-mail: dxs990926@stu.xjtu.edu.cn

通信作者简介:李兵,男,1976年12月生,博士、教授。主要研究方向为超声导波无损检测、非线性动力学、振动信号处理及机械故障诊断。

E-mail: bli@mail.xjtu.edu.cn