DOI: 10.13382/j.jemi.B2104606

基于磁记忆的金属管道缺陷检测方法*

石明江 陈 瑞 冯 林
(西南石油大学机电工程学院 成都 610500)

摘 要:作为油气输送媒介的金属管道,其缺陷处产生应力集中将造成安全隐患,为实现金属管道缺陷的非接触式定量检测,研究了一种磁记忆检测方法。采用磁异常梯度矩阵实现对产生应力集中的缺陷进行定位;利用平移不变量小波去噪(TI)与特征提取进行信号处理;麻雀搜索算法(SSA)优化 BP 神经网络实现缺陷尺寸反演。实验表明,平移不变量小波去噪相比小波阈值去噪,信噪比提升 1.56%,均方误差降低 4.87%;SSA_BP 神经网络反演均方误差比 BP 神经网络降低 67.2%;检测方法能在提离状态下实时检测管道缺陷并反演缺陷尺寸。

关键词: 磁记忆检测;磁异常梯度;平移不变量小波去噪;麻雀搜索算法;BP 神经网络
中图分类号: TH878 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 460.40

Metal pipeline defect detection method based on magnetic memory

Shi Mingjiang Chen Rui Feng Lin
(School of Mechanical and Electrical Engineering, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)

Abstract: As the medium of oil and gas transportation, the stress concentration in the defects of the metal pipeline will cause safety hazards. In order to realize the non-contact quantitative detection of metal pipeline defects, a magnetic memory detection method has been studied. Adopt the magnetic anomaly gradient matrix to locate the defects with stress concentration; use translation invariant wavelet denoising (TI) and feature extraction for signal processing. Sparrow search algorithm (SSA) optimizes the BP neural network to achieve defect size inversion. Experiments show that compared with wavelet threshold denoising, the translational invariant wavelet denoising can increase the signal-to-noise ratio by 1.56% and reduce the mean square error by 4.87%; the mean square error of SSA_BP neural network inversion is 67.2% lower than that of BP neural network. The detection method can detect pipeline defects in real time in the lift-off state and invert the defect size.

Keywords: magnetic memory detection; magnetic anomaly gradient; translation invariant wavelet denoising; sparrow search algorithm; BP neural network

0 引 言

金属管道作为石油与天然气的重要运输媒介,是国民经济和社会发展不可缺少的“生命线”[1]。金属管道安装过程中会不同程度上出现气孔、夹渣、未焊透及裂纹等焊接缺陷,长期服役的金属管道可能发生凹坑、变形、裂纹等缺陷,这些缺陷受应力分布不均,将产生应力集中区,而缺陷处集中应力的持续发展,会对油气输送安全和生产发展造成重大威胁[2]。

针对金属管道缺陷检测方法主要有涡流法、漏磁法及超声波法等。涡流法是通过瞬变电磁检测技术,令管道周围形成感应涡流[3],但涡流法对金属管道的表面缺陷有较好的检测效果,对内部缺陷难以有效地检测。超声波法是利用超声波与管道中的缺陷和材料相互作用,其传播方向和特征会发生改变来判断试件内部的缺陷[4]。超声波法灵敏度较高、检测成本低,但要求管道表面光滑平整,并需要耦合剂。漏磁无损检测技术包括磁

收稿日期: 2021-08-15 Received Date: 2021-08-15
*基金项目:四川省科技计划项目(2019YJ0318)资助

声发射法、漏磁法、磁巴克豪森法等,均需要外磁场激励。

磁记忆检测技术是通过在地磁环境下,铁磁材料应力集中区域表面自有磁场信息的变化来实现检测[5]。在运行过程中,金属管道缺陷处产生应力集中区域,因此磁记忆检测技术不仅是金属管道早期诊断(判断应力集中区和微裂纹)行之有效的方法,更能快速检测出已产生的缺陷位置[6]。近年来,针对基于磁记忆的缺陷检测技术国内外进行了大量的研究,穆大鹏等[7]针对油气储罐罐壁典型缺陷磁记忆信号进行定量分析,证明磁记忆检测能定性地反映罐壁缺陷的位置信息及基本特性。曲杰等[8]结合磁记忆与磁梯度测量实现对油气管道的焊缝和缺陷进行检测。武莉波[9]针对含孔缺陷宽板试件结合磁记忆原理进行形状反演。为实现金属管道缺陷的非接触式检测和定量评估,基于磁记忆检测原理,设计了一种金属管道缺陷检测系统:通过两个固定间隔的高精度三轴磁通门传感器监测磁异常梯度参数是否超出安全阈值,实现管道缺陷的实时检测。定位缺陷后,传输缺陷附近的原始磁信号,采用平移不变量小波去噪算法对磁信号进行降噪,提取其中的磁记忆信号特征,并结合麻雀搜索算法(SSA)优化 BP 神经网络(SSA_BPNN),实现对管道缺陷尺寸的分析反演。所设计的磁记忆检测系统结合实时采集检测、滤波处理、多特征提取以及算法反演,满足了金属管道缺陷的非接触识别、快速检测和尺寸评估的需求。

1　检测原理

磁记忆检测技术可以实现检测金属管道表面应力集中区的漏磁场信息来推断该管道缺陷的位置与尺寸。这是由于管道缺陷处几何形状发生突变产生应力集中,而应力集中区边缘在地磁场和工作载荷的作用下,产生磁极并出现磁荷聚集,形成漏磁场。漏磁场在工件载荷消除后仍被保留,具有切向分量最大,法向分量改变符号且具有零值点的特征[10],其强度也与缺陷及应力集中区的尺寸相关。

磁偶极子模型被广泛应用于目标物体的定位及状态测量[11],在管道缺陷处形成的漏磁场可等效为磁偶极子模型,由于地磁场和工作载荷的作用,在管道缺陷的两侧便形成磁偶极子的两个磁极,可用矩形槽来代替缺陷状态,如图 1 所示。

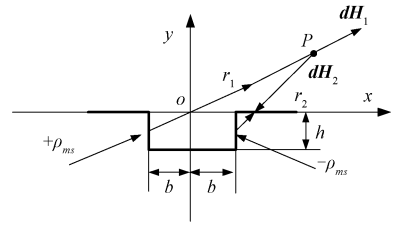


图 1　磁偶极子模型

Fig. 1　Magnetic dipole model

磁偶极子模型中,磁荷分布在矩形槽的两壁形成面密度为 ρ_{ms} 的磁偶极子,其中,磁偶极子密度[12]为:

$$\rho_{ms}=4\pi\mu_0\delta_s,\delta_s=\frac{265}{2\pi}\left(\frac{h/b+1}{h/(b\mu)+1}\right)H_a \tag{1}$$

式中:H_a 为施加场强度。则模型中,矩形槽两壁高度为 dy' 的面元在点 P 处产生的磁场强度为[13]。

$$\begin{cases}\boldsymbol{dH}_1=\dfrac{\rho_{ms}dy'}{2\pi\mu_0 r_1^2}r_1\\ \boldsymbol{dH}_2=-\dfrac{\rho_{ms}dy'}{2\pi\mu_0 r_2^2}r_2\end{cases} \tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{dH}_1$,$\boldsymbol{dH}_2$ 分别表示矩形槽两壁在点 P 的磁场强度;μ_0 为真空磁导率;r_1、r_2 表示点 P 离两壁的距离,$r_1=\sqrt{(x+b)^2+(y-y')^2}$,$r_2=\sqrt{(x-b)^2+(y-y')^2}$。则 $\boldsymbol{dH}_1$、$\boldsymbol{dH}_2$ 在直角坐标系中 x、y 方向的分量 $\boldsymbol{dH}_{1x}$、$\boldsymbol{dH}_{1y}$、$\boldsymbol{dH}_{2x}$、$\boldsymbol{dH}_{2y}$ 分别为:

$$\begin{cases}\boldsymbol{dH}_{1x}=\dfrac{\rho_{ms}(x+b)dy'}{2\pi\mu_0[(x+b)^2+(y-y')^2]}\\ \boldsymbol{dH}_{1y}=\dfrac{\rho_{ms}(y-y')dy'}{2\pi\mu_0[(x+b)^2+(y-y')^2]}\\ \boldsymbol{dH}_{2x}=\dfrac{-\rho_{ms}(x-b)dy'}{2\pi\mu_0[(x-b)^2+(y-y')^2]}\\ \boldsymbol{dH}_{2y}=\dfrac{-\rho_{ms}(y-y')dy'}{2\pi\mu_0[(x-b)^2+(y-y')^2]}\end{cases} \tag{3}$$

对式(3)积分,并将 $\rho_{ms}=4\pi\mu_0\delta_s$,$\delta_s=\dfrac{265}{2\pi}\left(\dfrac{h/b+1}{h/(b\mu)+1}\right)H_a$,代入可得切向与法向方向上的总磁场强度:

$$\begin{cases}H_x=\displaystyle\int_{-h}^{0}\boldsymbol{dH}_{1x}+\int_{-h}^{0}\boldsymbol{dH}_{2x}=\\ \dfrac{2.65}{\pi}\left(\dfrac{h/b+1}{h/(b\mu)+1}\right)Ha\left[\arctan\dfrac{h(x+b)}{(x+b)^2+y(y+h)}-\arctan\dfrac{h(x-b)}{(x-b)^2+y(y+h)}\right]\\ H_y=\displaystyle\int_{-h}^{0}\boldsymbol{dH}_{1y}+\int_{-h}^{0}\boldsymbol{dH}_{2x}=\frac{2.65}{2\pi}\left(\frac{h/b+1}{h/(b\mu)+1}\right)Ha\ln\frac{[(x+b)^2+(y+h)^2][(x-b)^2+y^2]}{[(x+b)^2+y^2][(x-b)^2+(y+h)^2]}\end{cases} \tag{4}$$

由式(4)可看出,缺陷处产生的磁记忆信号的切向分量及法向分量与缺陷的形状、尺寸及分布相关,而缺陷的方向是任意的,当检测方向与缺陷走向的夹角变化时,法向和切向检测分量随之会发生变化,影响了缺陷判断的可靠性,因此,本方法将磁异常梯度矩阵引入金属管道缺陷检测中。

磁异常梯度是指磁场强度在三维空间中的 3 个分量 $\boldsymbol{Bx}$、$\boldsymbol{By}$、$\boldsymbol{Bz}$ 在检测方向上的变化率,表示为 $\frac{\partial \boldsymbol{Bx}}{\partial \boldsymbol{x}}$、$\frac{\partial \boldsymbol{By}}{\partial \boldsymbol{y}}$、$\frac{\partial \boldsymbol{Bz}}{\partial \boldsymbol{z}}$,可反映磁场信号在各个方向上的异常变化。$\mathrm{d}Q$ 为磁异常总梯度模量,表示为 $\mathrm{d}Q = \sqrt{\left(\frac{\partial \boldsymbol{Bx}}{\partial \boldsymbol{x}}\right)^2 + \left(\frac{\partial \boldsymbol{By}}{\partial \boldsymbol{y}}\right)^2 + \left(\frac{\partial \boldsymbol{Bz}}{\partial \boldsymbol{z}}\right)^2}$,$\mathrm{d}Q$ 为一个旋转不变量[14],当检测方向相对于被测试件的方向改变时,对磁异常梯度各个分量测量会带来影响,但对 $\mathrm{d}Q$ 值没有影响。

因此,根据磁异常梯度矩阵 $\left[\frac{\partial \boldsymbol{Bx}}{\partial \boldsymbol{x}}\ \frac{\partial \boldsymbol{By}}{\partial \boldsymbol{y}}\ \frac{\partial \boldsymbol{Bz}}{\partial \boldsymbol{z}}\mathrm{d}Q\right]$ 得到的缺陷信号特征,能够克服检测方向变化的影响,准确地判断出缺陷位置;在确定缺陷位置后,从缺陷附近的原始磁信号中提取出能表征缺陷尺寸的磁记忆信号切向特征与法向特征,结合算法来反演缺陷的尺寸。

2 检测方法

为实现金属管道缺陷的非接触式定位检测和缺陷分析,基于磁记忆检测原理与磁异常梯度矩阵,设计金属管道缺陷检测方案如图 2 所示。

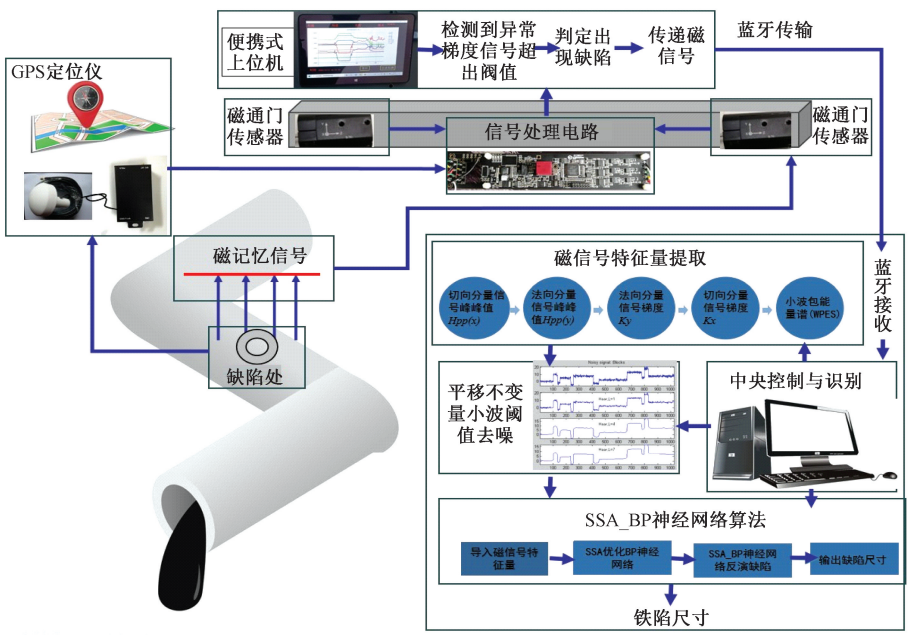


图 2 金属管道缺陷检测整体方案

Fig. 2 The overall plan of metal pipeline defect detection

2.1 信号采集

信号采集部分包括:信号处理电路(选频放大器、相敏检波器、模数转换器 A/D 和 CPU 控制器);2 个 Maxwell 三轴磁通门传感器(分辨率能够达到 0.1 nT,具备对微磁记忆信号的测量能力);上位机检测与显示模块(便携式上位机以及上位机检测软件);GPS 定位方法(RTK 功能状态下水平精度小于 1.5 cm,高程精度小于 2 cm 的高精度 GPS 模块 M9P617B 以及 GPS 有源天线)以及蓝牙模块。

采集管道缺陷磁信号时,首先利用两个固定间隔的高精度三轴磁通门传感器采集 x、y、z 3 个方向的磁场分量,信号处理电路对三轴磁通门传感器输出的感应电压进行放大、解调、滤波、A/D 采样,处理后的磁信号进入主控芯片,主控芯片再将电压信号转换为磁场信号,传感器信号采集过程如图 3 所示。

图 3 中两个三轴磁通门传感器,其各敏感轴相互平行放置。两个传感器采集 x、y、z 3 个方向的磁场分量,同一条检测迹线上两个检测点测得的磁感应强度分别为 B_1、B_2,传感器之间三维距离为 Δx、Δy、Δz,即可求出三维磁异常梯度以及磁异常总梯度模量 $\mathrm{d}Q$:

$$\frac{\partial \boldsymbol{Bx}}{\partial \boldsymbol{x}} = \frac{B(x+\Delta x) - B(x)}{\Delta x} = \frac{B_{1(x)} - B_{2(x)}}{\Delta x} \tag{5}$$

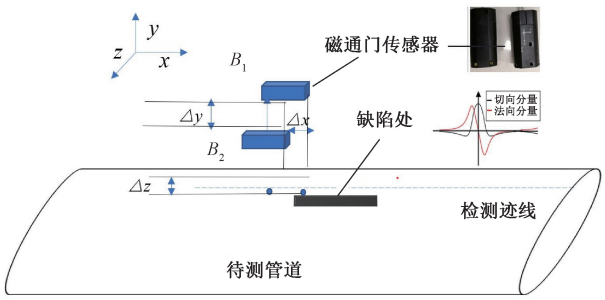


图 3　信号采集过程示意图

Fig. 3　Schematic diagram of signal acquisition process

$$\frac{\partial \boldsymbol{By}}{\partial \boldsymbol{y}} = \frac{B(y+\Delta y) - B(y)}{\Delta y} = \frac{B_{1(y)} - B_{2(y)}}{\Delta y} \tag{6}$$

$$\frac{\partial \boldsymbol{Bz}}{\partial \boldsymbol{z}} = \frac{B(z+\Delta z) - B(z)}{\Delta z} = \frac{B_{1(z)} - B_{2(z)}}{\Delta z} \tag{7}$$

$$\mathrm{d}Q = \sqrt{\left(\frac{\partial \boldsymbol{Bx}}{\partial \boldsymbol{x}}\right)^2 + \left(\frac{\partial \boldsymbol{By}}{\partial \boldsymbol{y}}\right)^2 + \left(\frac{\partial \boldsymbol{Bz}}{\partial \boldsymbol{z}}\right)^2} \tag{8}$$

式中：$\frac{\partial \boldsymbol{Bx}}{\partial \boldsymbol{x}}$、$\frac{\partial \boldsymbol{By}}{\partial \boldsymbol{y}}$、$\frac{\partial \boldsymbol{Bz}}{\partial \boldsymbol{z}}$ 表示任一磁场分量沿检测方向上的磁异常梯度；Δx、Δy、Δz 为常数；$B_{1(x)}$、$B_{1(y)}$、$B_{1(z)}$ 与 $B_{2(x)}$、$B_{2(y)}$、$B_{2(z)}$ 分别表示两个传感器测得的三维磁场分量。

当上位机检测到磁异常梯度矩阵的某项参数大小超过预先设定的缺陷判断阈值时，判定该处存在缺陷异常，该位置前后共 30 s 内采集到的原始信号与 GPS 数据通过蓝牙模块传输给计算机，计算机对采集到的信号进行处理，筛分出其中的缺陷磁记忆信号，提取磁记忆信号切向特征与法向特征并进行算法反演，最终对管道缺陷的尺寸进行定量化分析，输出缺陷尺寸。

2.2　信号去噪

现场采集到的磁记忆信号中掺杂有噪声，硬件滤波处理后的缺陷信号仍难以直接进行缺陷尺寸的准确反演。因此必须再对原始信号进行滤波处理，取得较为纯净的磁记忆信号，经过对比多种滤波算法的研究，发现平移不变量小波去噪对磁记忆信号具有较好的去噪效果。

假设原始磁记忆信号为 $x_t(0 \leqslant t \leqslant n)$，计算平移量 h，$h=1,2,\cdots,n$，其中 n 为信号长度。用 S_h 表示对原始磁记忆信号进行 h 的时域循环平移，得到平移后的磁记忆信号：

$$(S_h x)_t = x_{(t+h)\bmod n} \tag{9}$$

T 表示进行小波阈值去噪[15]，去噪后的磁记忆信号用 $T(S_h x)$ 表示。用 S_{-h} 表示反向循环平移，$S_{-h}(T(S_h x))$ 表示小波阈值去噪后的信号，令 $H_n = \{h:0 \leqslant h < n\}$。则平移不变量小波去噪可以表示为：

$$\overline{T}(x;(S_h)_{h\in H_n}) = Ave_{h\in H_n} S_{-h}(T(S_h x)) \tag{10}$$

$\overline{T}(x;(S_h)_{h\in H_n})$ 为经过平移不变量小波去噪后得到的磁记忆信号。

以仿真的圆柱形凹坑缺陷信号为例，添加噪声后的磁记忆原始信号如图 4 所示。

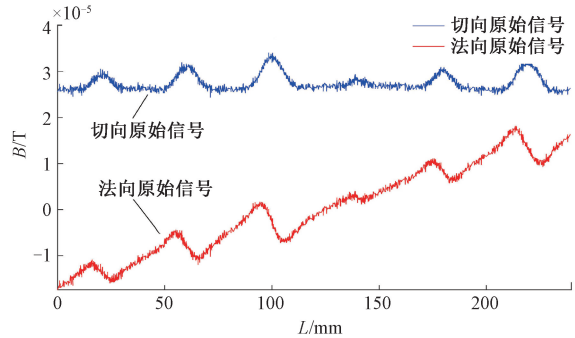


图 4　磁记忆原始信号

Fig. 4　Original magnetic memory signal

普通小波阈值去噪与平移不变量小波去噪对磁记忆信号的去噪结果分别如图 5、6 所示。

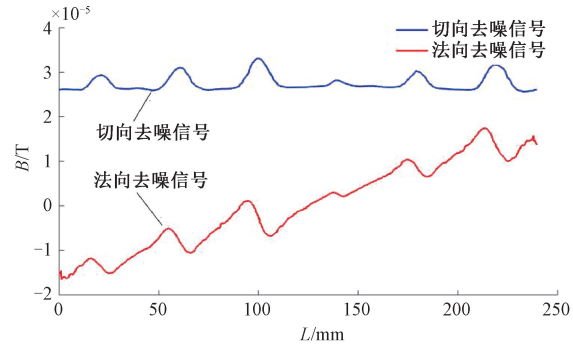


图 5　小波阈值去噪后的磁记忆信号

Fig. 5　Magnetic memory signal after wavelet threshold denoising

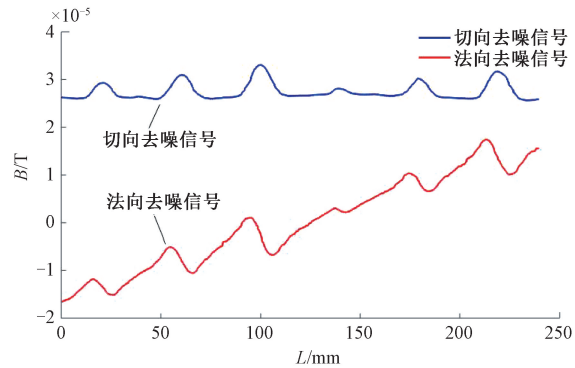


图 6　TI 去噪后的磁记忆信号

Fig. 6　Magnetic memory signal after TI denoising

对比图 5、6 可以看出，平移不变量小波去噪消除了小波阈值去噪的伪吉布斯现象，去噪后的切向分量信号信噪比相较小波阈值去噪提高了 1.15%，法向分量信号

信噪比提高了 1.69%。

2.3 信号特征提取

为建立磁场信号与缺陷尺寸间的映射模型,同时降低数据复杂度、提高预测模型的实时性,需要对原始数据进行预处理,提取磁记忆信号中能够有效反映缺陷尺寸的特征,作为反演算法的输入参数。当检测方向一定时,缺陷的尺寸主要与磁信号的切向分量与法向分量的参数特征相关,提取切向与法向的 6 种磁记忆信号时频域特征。

1)时域特征

目前国内外通常以漏磁信号法向分量过零点及磁场梯度取最大值作为铁磁构件应力集中区域定性评价判据,结合前文的方法检测原理,针对金属管道缺陷反演选取 4 种时域特征,磁记忆切向信号峰峰值 $H_{pp(x)}$、切向信号梯度值 K_x、法向信号峰峰值 $H_{pp(y)}$ 和法向信号梯度值 K_y。部分特性如表 1 及图 7 所示。

表 1 4 种时域特征

Table 1 Four time domain characteristics

时域特征	符号	计算公式
法向信号峰峰值	$H_{pp(y)}$	$H_{pp(y)}=\max[H_{p(y)}]-\min[H_{p(y)}]$
切向信号峰峰值	$H_{pp(x)}$	$H_{pp(x)}=\max[H_{p(x)}]-\min[H_{p(x)}]$
法向信号梯度值	K_y	$K_y=\max\left\lvert\frac{\Delta H_p(y_i)}{\Delta x_m}\right\rvert$
切向信号梯度值	K_x	$K_x=\max\left\lvert\frac{\Delta H_p(x_i)}{\Delta x_m}\right\rvert$

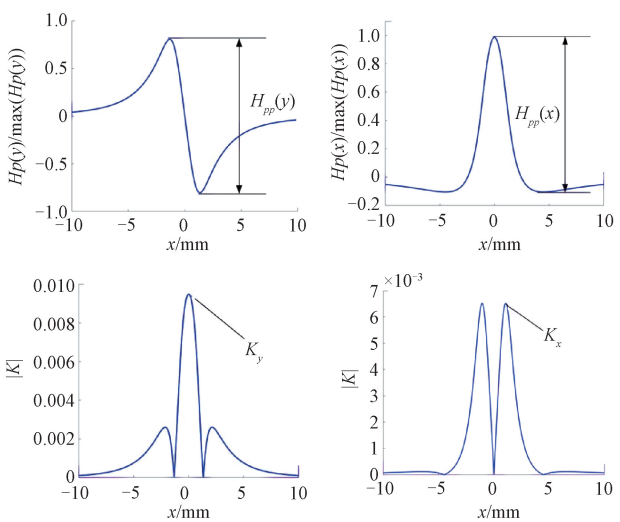


图 7 4 种时域特征示意图

Fig. 7 Schematic diagram of four time domain features

2)小波包能量谱

磁记忆信号不仅随时间变化,与频率和相位也有一定的关系,因此需要提取金属磁记忆信号的频域特征。与其他频域分析方法相比,小波包分析不仅分解信号的低频部分,对信号的高频部分也进行了进一步的分解,抗噪性好[16],能提高磁记忆信号的分辨率。因此采用小波包对磁记忆信号进行分解,提取金属磁记忆信号的频域特征。3 层小波包分解示意图如图 8 所示[17]。

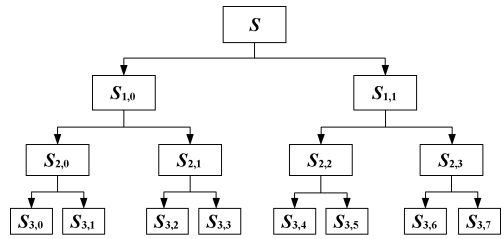


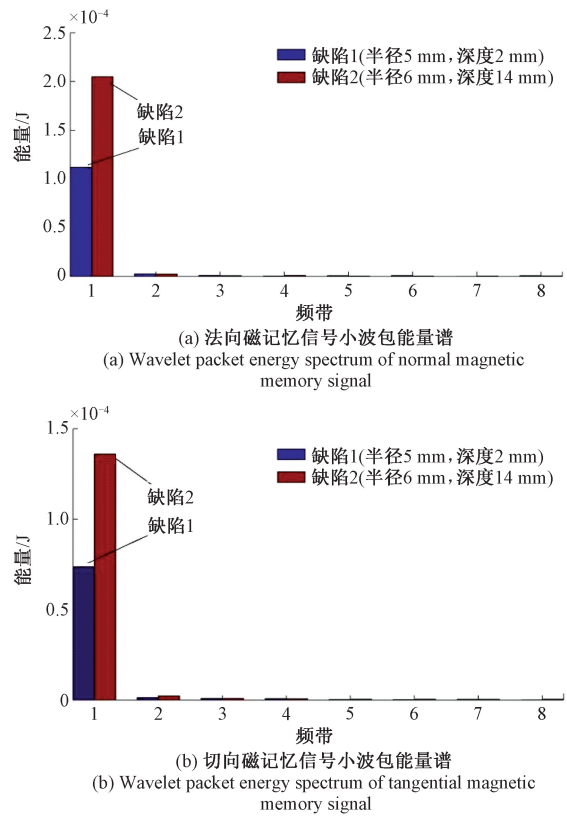
图 8 3 层小波包分解示意图

Fig. 8 Schematic diagram of three-layer wavelet packet decomposition

其中,S 表示磁记忆原始信号,$S_{i,j}$ 表示第 i 层分解的第 j 个节点;设第 3 层分解的某个频段的分解系数为 $m_{j,k}$,$(j=0,1,\cdots,7,k=1,2,\cdots,n)$。那么,该频段的小波能量为[18]:

$$E_{3,j}=\int|S_{3,j}(t)|\,\mathrm{d}t=\sum_{k=1}^{n}|m_{j,k}|^2 \tag{11}$$

将仿真得到的两种不同尺寸的缺陷切向和法向磁记忆信号进行小波包分解,法向磁记忆信号小波包能量谱(WPES_y)和切向磁记忆信号小波包能量谱(WPES_x)如图 9 所示。



(a) 法向磁记忆信号小波包能量谱

(a) Wavelet packet energy spectrum of normal magnetic memory signal

(b) 切向磁记忆信号小波包能量谱

(b) Wavelet packet energy spectrum of tangential magnetic memory signal

图 9 不同尺寸缺陷的小波包能量谱

Fig. 9 Wavelet packet energy spectrum of different defects

由图 9 可以看出,金属磁记忆信号能量集中在低频段,高频段几乎可以忽略不计,因此选取 3 层小波包分解 $S_{3,0}$ 节点的小波包能量为管道缺陷磁记忆检测的输入特征之一。

将仿真得到的 36 组不同半径、不同深度的凹坑缺陷信号提取上述 6 类特征参数,缺陷尺寸与特征参数之间的变化关系如图 10 所示,可以看出特征参数与缺陷尺寸有一定的正相关关系,可作为缺陷尺寸反演的输入参数。

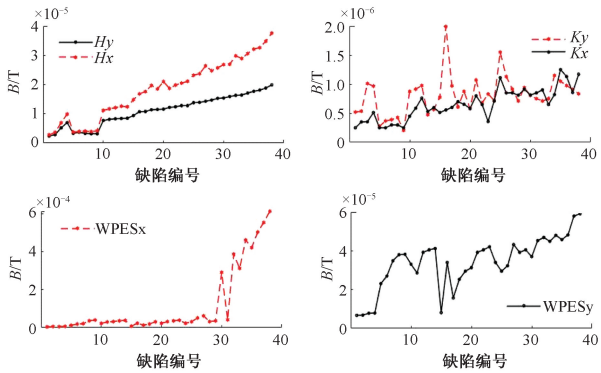


图 10　不同尺寸缺陷的特征参数

Fig. 10　Wavelet packet energy spectrum of different defects

2.4　缺陷尺寸反演

缺陷分析计算机提取得到输入特征参数,最终通过算法对输入参数反演得到缺陷尺寸,本方法结合麻雀搜索优化算法与 BP 神经网络,建立了算法模型,相较一般算法,对缺陷尺寸反演具有更高的精度。

1)SSA 优化 BP 神经网络

BP 神经网络是一种单方向传播的多层前馈的神经网络,其训练过程主要由信号向前传递预测、误差判断和反向传递调整 3 个部分组成[19]。BP 神经网络的初始权值和阈值是随机生成的,会对训练结果造成影响。为了获得更高的缺陷尺寸反演精度,需要结合优化算法对 BP 神经网络初始权值和阈值进行寻优,建立更完善的方法检测算法模型。

薛建凯[20]根据麻雀的觅食行为和反捕食行为提出了 SSA。该算法比较新颖,与粒子群算法、灰狼优化算法、蝙蝠算法、引力搜索等算法相比较,其寻优能力更强,收敛速度更快[21]。

故利用 SSA 优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,用以解决 BP 神经网络学习能力不稳定的问题。本方法针对 BP 神经网络,选择普适性较强的均方误差作为适应度函数:

$$fitness = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{c}(Y_{ij} - y_{ij})^2 \tag{12}$$

式中:n 为样本;c 为输出神经元数量;Y_{ij} 为第 i 个样本的第 j 次期望值;y_{ij} 为第 i 个样本的第 j 次实际值。适应度值 f 即为选用不同初始权值与阈值后 BP 神经网络对于缺陷尺寸的预测值与实际值的均方误差。

SSA 优化 BP 神经网络的算法流程如图 11 所示。

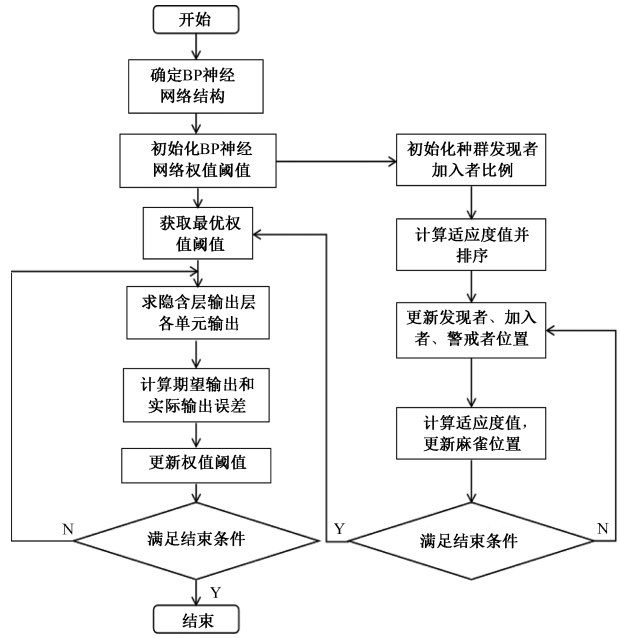


图 11　SSA-BPNN 算法流程

Fig. 11　SSA-BPNN algorithm flow

SSA 优化 BP 神经网络的适应度迭代收敛曲线如图 12 所示。

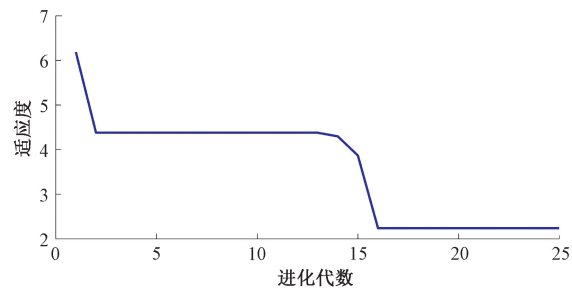


图 12　SSA 迭代收敛曲线

Fig. 12　SSA iterative convergence curve

3　实验验证

3.1　缺陷信号采集实验

本文实验采用的实验管道为直径 80 mm,壁厚 7.5 mm,承压能力为 12.8 MPa 的 20 号钢金属管道,通过机械加工,在管道上设计了 4 组出现应力集中现象的不同半径和不同深度的圆柱形缺陷,如图 13 所示。

检测系统实物如图 14 所示,实验检测过程中,磁通门传感器自待测管道上方提离检测,检测方向为从管道的靠近 1 号缺陷一端至另一端,匀速缓慢移动,保证检测

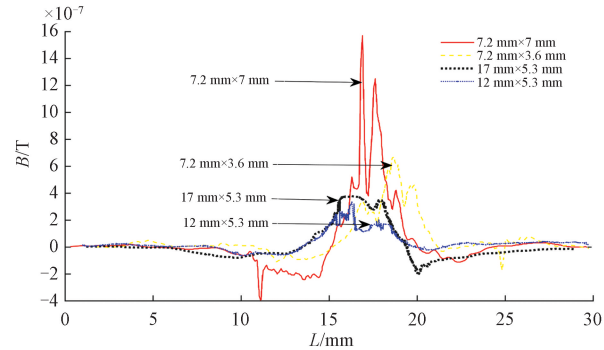
图 13 缺陷管道实物图

Fig. 13 Physical map of defective pipeline

图 14 检测系统实物图

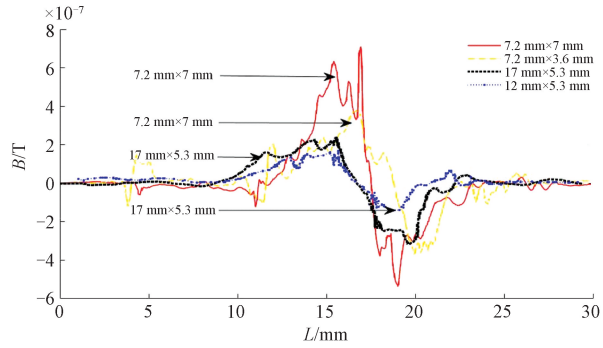
Fig. 14 Physical map of measurement system

中不出现停顿、抖动等现象。由于检测方向与磁通门传感器 x 轴向平行，z 轴方向上并未出现磁异常梯度，x 轴向即切向磁异常梯度、y 轴向即法向磁异常梯度在缺陷出现明显的峰值，和理论分析的缺陷特征一致，如图 15 所示。



(a) 切向磁异常梯度变化

(a) Anomalous gradient change of tangential magnetic field



(b) 法向磁异常梯度变化

(b) Anomalous gradient change of tangential normal field

图 15 不同尺寸缺陷磁异常梯度变化

Fig. 15 Magnetic anomaly gradient changes of different size defects

3.2 缺陷尺寸反演实验

通过实验得到不同尺寸的缺陷磁记忆信号，提取磁记忆切向信号峰峰值 $H_{pp(x)}$、切向信号梯度值 K_x、法向信号峰峰值 $H_{pp(y)}$、法向信号梯度值 K_y 以及法向磁记忆信号小波包能量谱和切向磁记忆信号小波包能量谱作为算法框架的输入特征向量，建立 SSA_BP 神经网络算法反演模型。表 2 为实验数据作为测试集，进行缺陷反演模型的测试。

表 2 缺陷整体尺寸反演特征量测试集

Table 2 Test set of inversion feature quantity of defect overall size

样本	深度/mm	半径/mm	$H_{pp}(y)$/T	$H_{pp}(x)$/T	K_x/T	K_y/T	$WPES_x$	$WPES_y$
1	3.6	7.2	1.5×10^{-5}	1.0×10^{-5}	4.2×10^{-7}	5.1×10^{-7}	6.2×10^{-5}	8.3×10^{-5}
2	3.6	7.2	1.5×10^{-5}	9.9×10^{-6}	3.4×10^{-7}	4.6×10^{-7}	6.4×10^{-5}	7.5×10^{-5}
3	7	7.2	2.5×10^{-5}	1.8×10^{-5}	6.1×10^{-6}	8.8×10^{-7}	1.3×10^{-5}	1.4×10^{-5}
4	7	7.2	2.7×10^{-5}	1.9×10^{-5}	1.4×10^{-6}	1.8×10^{-6}	1.2×10^{-4}	1.6×10^{-4}
5	5.3	12	1.5×10^{-5}	1.2×10^{-5}	2.5×10^{-7}	6.7×10^{-7}	6.8×10^{-5}	1.3×10^{-4}
6	5.3	12	1.1×10^{-5}	9.2×10^{-6}	2.5×10^{-7}	3.3×10^{-7}	6.3×10^{-5}	1.7×10^{-4}
7	5.3	17	2.3×10^{-5}	1.8×10^{-5}	4.3×10^{-6}	6.2×10^{-7}	1.2×10^{-4}	1.3×10^{-4}
8	5.3	17	2.1×10^{-5}	1.3×10^{-5}	5.7×10^{-6}	7.6×10^{-7}	7.8×10^{-5}	9.9×10^{-5}

BP 神经网络模型与 SSA_BP 神经网络模型对缺陷整体反演结果分别如图 16、17 所示。

表 3 算法模型反演误差

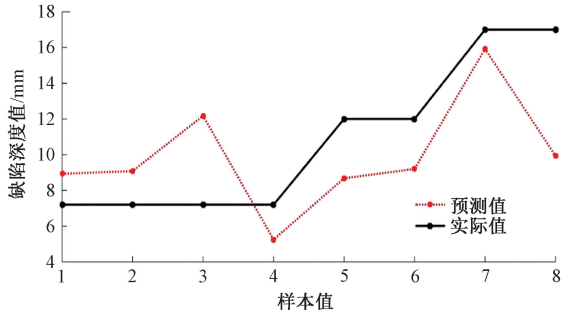
Table 3 Algorithm model inversion error (mm)

反演算法模型	半径均方误差	深度均方误差	平均均方误差误差
BP 神经网络	0.68	3.5	2.09
SSA_BP 神经网络	0.54	1.95	1.25

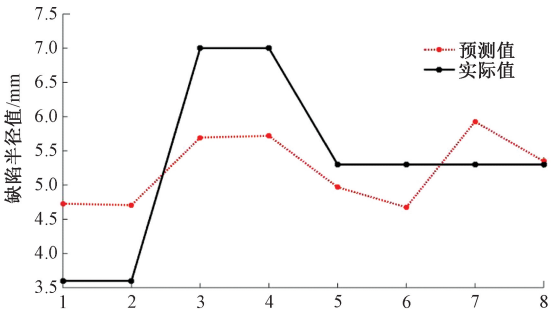
由图 16、17 以及表 3 可以看出，磁记忆检测方法能对缺陷尺寸进行反演，实验中 SSA_BP 神经网络模型反演出的缺陷尺寸平均均方误差为 1.25 mm，反演效果明显优于 BP 神经网络，平均均方误差相对降低了 67.2%。

4 结 论

针对金属管道缺陷难以识别、缺陷尺寸难以分析的



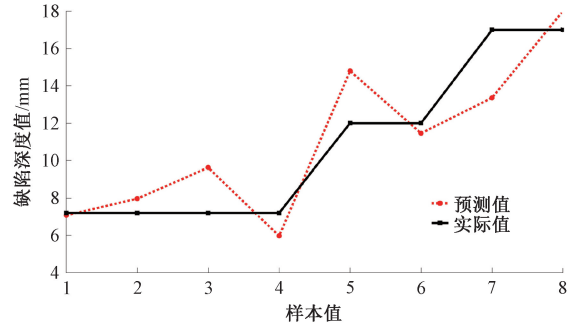
(a) 缺陷深度反演结果
(a) Defect depth inversion result



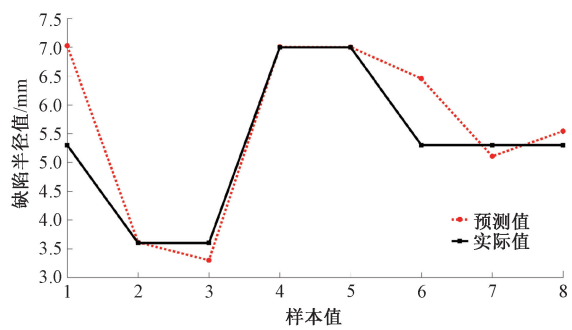
(b) 缺陷半径反演结果
(b) Inversion result of defect radius

图 16　BP 神经网络缺陷整体反演结果

Fig. 16　Overall inversion results of BPNN defects



(a) 缺陷深度反演结果
(a) Defect depth inversion result



(b) 缺陷半径反演结果
(b) Inversion result of defect radius

图 17　SSA-BP 神经网络缺陷整体反演结果

Fig. 17　SSA-BPNN overall inversion result of defect radius

情况,结合磁记忆检测原理研究了一种金属管道缺陷磁记忆检测方法,通过实时监测磁异常梯度的变化来定位管道缺陷,确定缺陷位置后利用平移不变量小波去噪得到较为纯净的缺陷磁记忆信号,提取磁记忆磁记忆信号 6 种特征,作为 SSA 算法优化 BP 神经网络的输入参数,反演出管道缺陷的尺寸和深度。在实验中,该检测方法对于圆柱形缺陷的非接触式识别以及尺寸反演结果,具有较高的准确率。该检测方法能够实现金属管道缺陷的非接触实时检测,并能进一步分析缺陷的尺寸大小。

参考文献

[1] 王国庆, 杨理践, 刘斌. 基于磁记忆的油气管道应力损伤检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2):271-278.
WANG G Q, YANG L J, LIU B. Study on the testing method of oil-gas pipeline stress damage based on magnetic memory [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(2):271-278.

[2] 梁永宽, 杨馥铭, 尹哲祺, 等. 油气管道事故统计与风险分析[J]. 油气储运, 2017, 36(4): 472-476.
LIANG Y K, YANG F M, YIN ZH Q, et al. Accident statistics and risk analysis of oil and gas pipelines[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2017, 36(4): 472-476.

[3] 张涛. 基于脉冲涡流对埋地金属管道缺陷定量算法研究[J]. 电子测量技术, 2018, 41(20):28-31.
ZHANG T. Research on quantitative algorithm of buried metal pipeline defects based on pulsed eddy current[J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(20): 28-31.

[4] 贾广芬. 管道超声无损检测技术的研究与应用[D]. 青岛:青岛科技大学, 2011.
JIA G F. Research and application of ultrasonic nondestructive testing technology for pipelines [D]. Qingdao: Qingdao University of Science and Technology, 2011.

[5] 邢海燕, 陈玉环, 李雪峰, 等. 基于动态免疫模糊聚类的金属焊缝缺陷等级磁记忆识别模型[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11):225-232.
XING H Y, CHEN Y H, LI X F, et al. Magnetic memory identification model of mental weld defect levels based on dynamic immune fuzzy clustering[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (11): 225-232.

[6] 龚灯, 韩刚. 基于磁记忆方法的管道应力检测设备的开发[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2): 94-100.
GONG D, HAN G. Development of pipeline stress detection

equipment based on magnetic memory method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2):94-100.

[7] 穆大鹏, 樊建春, 姜健康, 等. 基于磁记忆检测的储罐罐壁典型缺陷信号研究[J]. 石油机械, 2021, 49(8):125-131.
MU D P, FAN J CH, JIANG J K, et al. Research on typical defect signals of storage tank wall based on magnetic memory detection[J]. Petroleum Machinery, 2021, 49(8):125-131.

[8] 曲杰, 王怀江, 陈秋华, 等. 基于磁梯度测量的金属管道焊缝与缺陷检测实验研究[J]. 工程地球物理学报, 2021, 18(3):289-299.
QU J, WANG H J, CHEN Q H, et al. Experimental study on weld and defect detection of metal pipeline based on magnetic gradient measurement[J]. Journal of Engineering Geophysics, 2021, 18(3):289-299.

[9] 武莉波. 基于金属磁记忆方法的应力和缺陷检测的定量化研究[D]. 北京:北京交通大学, 2020.
WU L B. Quantitative research on stress and defect based on magnetic memory method [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.

[10] ZHONG L, LI L, CHEN X. Simulation of magnetic field abnormalities caused by stress concentrations[J]. IEEE Transactions on Magnetics Mag, 2013, 49 (3): 1128-1134.

[11] 孙赫轩, 裴东兴, 祇会强, 等. 基于磁梯度张量与 Levenberg-Marquardt 优化的磁矩计算方法[J]. 传感技术学报, 2021, 34(1):64-69.
SUN H X, PEI D X, YI H Q, et al. Magnetic moment calculation method based on magnetic gradient tensor and levenberg-marquardt optimization [J]. Journal of Transducer Technology, 2021, 34(1):64-69.

[12] 邱忠超, 张卫民, 张瑞蕾, 等. 基于改进 BP 神经网络的微裂纹漏磁定量识别[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2016, 37(12):1759-1763.
QIU ZH CH, ZHANG W M, ZHANG R L, et al. Quantitative identification of microcracks through magnetic flux leakage based on improved BP neural network[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2016, 37(12):1759-1763.

[13] 苏三庆, 刘馨为, 王威, 等. 金属磁记忆检测技术研究新进展与关键问题[J]. 工程科学学报, 2020, 42(12):1557-1572.
SU S Q, LIU X W, WANG W, et al. Progress and key problems in the research on metal magnetic memory testing technology[J]. Journal of Engineering Science, 2020, 42(12):1557-1572.

[14] 陈海龙, 王长龙, 朱红运. 基于磁梯度张量的金属磁记忆检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3): 602-609.
CHEN H L, WANG CH L, ZHU H Y. Metal magnetic memory test method based on magnetic gradient tensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(3): 602-609.

[15] 谢丽娟, 路锋, 王旭, 等. 一种用于信号去噪的小波阈值去噪算法[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(4):32-36.
XIE L J, LU F, WANG X, et al. Wavelet threshold denoising algorithm for signal denoising [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39 (4): 32-36.

[16] 罗辉, 胡嫚嫚, 刘雨彤, 等. 基于小波包能量谱的盾构隧道结构损伤识别分析[J]. 建筑结构学报, 2018, 39(S2):306-314.
LUO H, HU M M, LIU Y T, et al. Damage identification of shield tunnel based on wavelet packet energy spectrum [J]. Journal of Building Structures, 2018, 39(S2):306-314.

[17] 王二化, 颜鹏, 李昕, 等. 基于小波包能量分布特征的齿轮故障诊断方法研究[J]. 机床与液压, 2020, 48(1):188-192.
WANG ER H, YAN P, LI X, et al. Research on gear fault diagnosis method based on wavelet packet energy distribution characteristics [J]. Machine Tool and Hydraulics, 2020, 48(1):188-192.

[18] CHEN S Y, WANG G T, SUN S L, et al. Application of wavelet packet energy spectrum in micro motor fault diagnosis[J]. Advanced Materials Research, 2013, 726-731: 3159-3162.

[19] 史小东, 樊建春, 周威, 等. 基于 BP 神经网络管道磁记忆检测模式识别[J]. 石油机械, 2020, 48(6):111-117,125.
SHI X D, FAN J CH, ZHOU W, et al. Pipeline magnetic memory detection pattern recognition based on BP neural network[J]. Petroleum Machinery, 2020, 48(6):111-117,125.

[20] 薛建凯. 一种新型的群智能优化技术的研究与应用[D]. 上海:东华大学, 2020.
XUE J K. Research and application of a novel swarm intelligence optimization technique [D]. Shanghai: Donghua University, 2020.

[21] 李雅丽, 王淑琴, 陈倩茹, 等. 若干新型群智能优化算法的对比研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(22):1-12.
LI Y L, WANG SH Q, CHEN Q R, et al. Comparative

study of several new swarm intelligence optimization algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(22):1-12.

作者简介

石明江,2003 年于西南石油大学获得学士学位,2006 年于电子科技大学获得硕士学位,现为西南石油大学教授,主要研究方向为管道无损检测技术、故障诊断和信号处理。

E-mail:swpushi@126.com

Shi Mingjiang received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2003 and M. Sc. from the University of Electronic Science and Technology of China in 2006. Now he is a professor at Southwest Petroleum University. His main research interests include pipeline nondestructive testing technology, fault diagnosis and signal processing.

陈瑞,2019 年于西南石油大学获得学士学位,现为西南石油大学硕士研究生,主要研究方向为信号处理。

E-mail:1543390896@qq.com

Chen Rui received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2019. Now He is a M. Sc. candidate at Southwest Petroleum University. His main research interest includes signal processing.

冯林,2017 年于西南石油大学获得学士学位,2020 年于西南石油大学获得硕士学位,主要研究方向为硬件开发。

E-mail:921377242@qq.com

Feng Lin received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2017 and M. Sc. from Southwest Petroleum University in 2020. His main research interest includes hardware development.