

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416533

# 阵列脉冲远场涡流检测的信号降噪方法\*

朱冠诚 刘大生

(上海交通大学电子信息与电气工程学院 上海 200240)

**摘要:** 针对普通脉冲远场涡流检测(PRFECT)无法定位管道缺陷周向位置的缺点,通过增加接收线圈数量,改变接收线圈和激励线圈的相对位置,设计了一种新型阵列式脉冲远场涡流检测探头。并且针对检测出的信号微弱且混杂噪声干扰的问题,提出了一种连续变分模态分解(SVMD)和奇异值分解(SVD)联合的信号降噪方法。首先将信号通过连续变分模态分解分解为一系列模态函数,然后通过皮尔逊相关系数筛选出用于重构的信号分量,再使用奇异值分解降噪方法对这些分量进行降噪,将降噪后的分量叠加可以得到重构信号,仿真和实验结果证明,新探头可以有效定位管道缺陷位置,新算法可以将关键信号降噪误差比降低至9.30,相较于目前算法有明显性能提高。

**关键词:** 脉冲远场涡流;信号降噪;连续变分模态分解;奇异值分解

**中图分类号:** TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

## Array pulsed remote field eddy current testing signal denoising method

Zhu Guancheng Liu Dasheng

(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** To address the limitations of conventional pulsed remote field eddy current testing (PRFECT) in accurately determining the circumferential position of defects, we propose an innovative array-based PRFECT probe. This method involves increasing the number of receiving coils and modifying the relative positions of the receiving and excitation coils to enhance defect localization capabilities. To address the issue of weak signals detected, a hybrid signal denoising technique combining successive variational mode decomposition (SVMD) and singular value decomposition (SVD) is introduced. Initially, the signal is decomposed into a series of modal functions using SVMD. Subsequently, components for reconstruction are selected based on the Pearson correlation coefficient. The retained components are then denoised using the SVD method, and these denoised components are superimposed to reconstruct the signal. Both simulations and experimental results demonstrate that the proposed novel probe effectively locates defect positions, The proposed algorithm can improve the Denoising Signal-to-Noise Ratio of the measured key signal to 9.30, better than traditional algorithm.

**Keywords:** PRFECT; signal denoising; SVMD; SVD

## 0 引言

脉冲远场涡流检测技术(pulsed remote field eddy current testing, PRFECT)是一种测量铁磁性管道损伤的有效技术,相比于传统的涡流检测方法,脉冲涡流检测灵敏度更高<sup>[1]</sup>,功耗低,且具有比传统正弦激励信号更丰富的时频信息<sup>[2]</sup>,因此在无损检测领域中得到了广泛的应用。尤其在对地下燃油管道进行探伤检测时,脉冲远场涡流检测技术相较其他检测方法,具有速度快,无需接触,无需其他介质等突出的优点<sup>[3]</sup>。

涡流检测激励线圈与接收线圈的相对位置对检测效果有着重大影响。李轶名等<sup>[4]</sup>设计出了新型阵列远场涡流检

测探头结构,提高了对局部缺陷的检测能力,张伟等<sup>[5]</sup>研制出双接收线圈的检测探头结构,提高了对轴向缺陷的定位能力。然而到目前为止,很少有研究,对如何通过改变激励线圈和接收线圈的位置分布来增强检测得到的缺陷信号特征进行深入探讨。

同时,测试环境变化极易引起脉冲涡流检测中的噪声,与近场区相比,远场区磁感应强度明显降低,感应电压明显降低,更易受到噪声的干扰。因此对涡流检测有效信号进行特征提取与降噪是涡流检测中关键技术环节<sup>[6]</sup>。脉冲远场涡流检测信号属于非平稳时序信号;针对此类信号,目前常用的降噪算法有小波变换法,机器学习算法和经验模态

收稿日期:2024-07-26

\* 基金项目:教育部产学研合作协同育人项目(230803711295726)资助

分解算法 (empirical mode decomposition, EMD) 等<sup>[7]</sup>。Shao 等<sup>[8]</sup>使用小波变换结合粒子群算法对脉冲涡流信号进行降噪,极大的提高了信噪比,但是小波变换需要进行复杂的参数选择,且在强噪声环境下使用时,容易导致信号特征丢失。葛亮等<sup>[9]</sup>使用支持向量机对涡流检测信号进行特征提取,机器学习方法应用缺点是需要大量的数据进行训练,而大量数据取得较为困难,且需要较高的算力平台支持。经验模态分解是一种用于降噪的信号分解算法,Luo 等<sup>[10]</sup>使用了经验模态分解对脉冲涡流检测信号进行降噪,减小实测信号与解析模型计算结果间的误差,Dang 等<sup>[11]</sup>使用集成经验模态分解对井下不良测量环境下的脉冲涡流信号进行降噪,可以有效的去除噪声信号。但是 EMD 分解容易造成模式混叠,且无法对不同信号进行自适应分解<sup>[12]</sup>。以上 3 种常用算法在脉冲远场涡流检测信号特征提取和降噪中均存在一定的不足。变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 可以对信号进行自适应分解,在处理非平稳信号时稳定性更强,因此更适用于脉冲涡流检测信号的降噪<sup>[13-14]</sup>。2020 年,Nazari 等<sup>[15]</sup>提出了一种改进的变分模态分解算法,即连续变分模态分解 (successive variational mode decomposition, SVMD),降低了 VMD 分解参数复杂度并提高了分解结果稳定性。但是 VMD 类方法可能因为参数设置造成模式混叠且无法将有效信号以及与其频率相近的噪声信号分离<sup>[16]</sup>。

综上所述,信号的特征提取和降噪,是脉冲远场涡流检测技术中关键一环,而目前采用的算法都存在着一一定的缺陷。因此本文针对连续变分模态分解 (SVMD) 的缺点,引入奇异值分解 (singular value decomposition, SVD),SVD 是一种矩阵分解的方法,常被用来进行矩阵化的非线性滤波,可以将信号奇异值较大的非噪声部分进行保留<sup>[17]</sup>。通过对 VMD 类方法分解得到的各固有模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 进行 SVD 降噪再重构可以达到降噪的目的。本文利用 SVD 算法的特点,结合皮尔逊系数对模态函数进行选择,形成一种新的 SVMD-SVD 算法。相对于其他算法,更有效的提高了信噪比。同时,本文提出一种阵列式探头结构,使用一个与管道同轴线的激励线圈,在两倍管径处放置 4 个轴线与管道垂直的接收线圈。新型探头克服了传统探头信号容易混杂和不能定位的缺陷。仿真和现场实验结果表明包含新型探头和 SVMD-SVD 联合算法的脉冲远场涡流检测装置,相对传统脉冲远场涡流检测装置,性能有着大幅度提高。可以从强电磁干扰信号中准确提取出有用信号,并分辨出管道缺陷的方位。

## 1 算法基础

### 1.1 连续变分模态分解 (SVMD)

变分模态分解 (VMD) 是对信号进行分解估计的算法,其可以自适应的将信号不同频域进行有效分离<sup>[18]</sup>。对于分解得到的每个模态函数分量,中心频率不同且带宽有限,

根据给定的惩罚因子和模态数,采用乘法算子对不同模态函数进行迭代,最后得到多个具有相应中心频率的模态函数。该方法的约束变分问题模型为:

$$J_1 = \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum_k u_k(t) = x(t) \quad (2)$$

式中:  $J_1$  为约束,  $u_k(t)$  为原信号  $x(t)$  分解后得到的第  $k$  个特征模态函数分量;  $\omega_k$  为第  $k$  个分量的瞬时频率;  $\delta(t)$  为狄拉克函数;  $K$  为指定得到的模态函数的数量。

为了解决变分问题,采用二次项惩罚因子  $\alpha$  来保证信号重构的精度,并使用拉格朗日乘子保持约束条件的严格性,从而将约束变分问题转化为无约束变分问题。这样,得到了增广拉格朗日方程:

$$L = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \times u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| T(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), T(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (3)$$

以上为 VMD 分解的方法。为了减少参数的复杂程度和运算量,SVMD 在 VMD 的  $J_1$  基础上增加了  $J_2$  和  $J_3$  两个约束;在  $u_k(t)$  具有有效分量的基础上,残差信号应该尽可能地最小化。为了保证此约束能稳定的实现,应选用合适的滤波器,频率响应和建立的约束为:

$$\hat{\beta}_k(\omega) = \frac{1}{\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

$$J_2 = \left\| \beta_k(t) u_r(t) \right\|_2^2 \quad (5)$$

式中:  $u_r(t)$  为残差信号。通过式(1)和(5)两个约束条件,无法辨别  $L$  阶模态与  $L-1$  模态两种模态,可以利用  $J_2$  约束的思路,再次选取合适的滤波器,其频率响应为:

$$\hat{\beta}_L(\omega) = \frac{1}{\alpha(\omega - \omega_L)^2}; L = 1, 2, \dots, k \quad (6)$$

由此可以建立新约束:

$$J_3 = \sum_{i=1}^{k-1} \left\| \beta_i(t) u_k(t) \right\|_2^2 \quad (7)$$

提取模态函数的问题可以认为是式(1)、(5)和(7)3个约束的最小化问题:

$$\min_{u_i, \omega_k, u_r} \{ \alpha J_1 + J_2 + J_3 \} \quad (8)$$

$$\text{s. t. } x(t) = u_k(t) + u_r(t) \quad (9)$$

因此连续变分模态分解通过增加约束条件,实现了对  $K$  的自动估计,同时降低了运算的复杂程度,提高了模态函数分量中心频率的稳定性。

### 1.2 奇异值分解 (SVD)

奇异值分解 (SVD) 降噪的原理是使用含噪声的平稳序列构造的矩阵进行分解,得到不同的奇异值,再从中筛选构造。SVD 分解是特征分解在非方阵当中的推广<sup>[19]</sup>。设  $\mathbf{X}$  为秩为  $r$  的  $m \times n$  的矩阵,那么对  $\mathbf{X}$  进行奇异值分解的结果如下:

$$\mathbf{X} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{V}^T \quad (10)$$

式中: $\mathbf{U}$ 是 $m \times n$ 阶的正交矩阵, $\Sigma$ 是阶数为 $r$ 的一个对角矩阵, $\mathbf{V}$ 是阶数为 $n$ 的正交矩阵。在对角矩阵中的元素即是原矩阵 $\mathbf{X}$ 的非零奇异值 $\lambda_i$ , $i$ 为行数,奇异值随行数的增大而减小。

根据已知的 Hankel 矩阵的格式,可以将测得的含 $N$ 个采样点的一维含噪声时间序列信号构造如式(11)所示的 $m \times n$ 的实矩阵:

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(n) \\ x(2) & x(3) & \cdots & x(n+1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x(m) & x(m+1) & \cdots & x(N) \end{bmatrix} \quad (11)$$

对矩阵 $\mathbf{D}$ 完成SVD分解后得到的奇异值中,前几阶奇异值较大,表示特征信号;较小的奇异值主要表示噪声。因此保留 $\Sigma$ 矩阵中的前 $k$ 个有用特征信号的奇异值,其余置零以达到去除噪声目的,然后进行SVD逆运算得到重构信号完成降噪。

## 2 新型探头结构设计和性能仿真

### 2.1 新型探头结构设计

用于管道的传统脉冲远场涡流检测探头工作原理如图1所示。其中 $L_1$ 一般为2~3倍管径。给激励线圈通以较强的方波信号,会在周围产生频率与方波频率相同的磁场。由法拉第电磁感应定律可知,瞬变磁场会激发出瞬变电场,在电场作用下,金属管道中形成涡流。接收线圈中所接收到的信号一部分来自于激励线圈和接收线圈的直接分量,这部分不包含所需的缺陷信号;另一部分是穿透管壁并穿回所产生的信号,如果二次穿透管壁时接收线圈位置管道有缺损,涡流效应会导致接收信号发生变化,因此这部分信号包含了缺陷信息。同时由于方波激励的宽频特性,脉冲远场信号中还包括了缺陷的具体深度信息<sup>[20]</sup>。

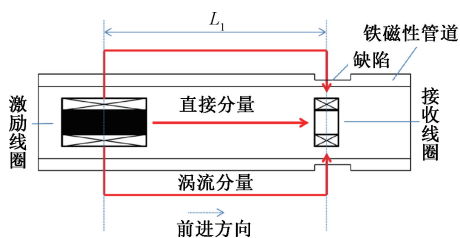


图1 脉冲远场涡流检测探头原理

Fig. 1 The PRFECT model

本文针对传统脉冲涡流检测探头的接收线圈排列进行了优化,传统的探头使用单一的接收线圈模式,其结构如图2所示,这种探头虽然得到的感应信号较强但是难以检测及定位局部缺陷。为了使探头可以屏蔽直接分量的干扰,且可以对局部缺陷进行定位,本文设计了一种新型阵列式脉冲远场涡流检测探头。阵列式脉冲远场涡流检测探头由激励线圈和一组接收线圈构成,接收线圈组和激励线圈

的间距为2倍的管径。激励线圈与管道同轴,4个接收线圈轴线与管壁垂直排列,指向4个不同方向,紧贴管壁,排列如图3所示。这种设计可以更集中的接收到局部二次穿透管壁的磁场,因此可以对局部缺陷进行定位。

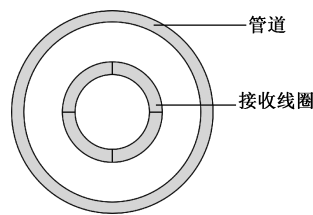


图2 传统脉冲涡流检测探头接收线圈结构

Fig. 2 Conventional PRFECT probe receiver coil construction

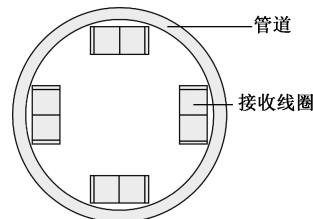


图3 阵列式脉冲涡流检测探头接收线圈结构

Fig. 3 Array PRFECT probe receiver coil structure

### 2.2 新型探头性能仿真

基于以上的设计,本文使用 comsol 进行涡流探头检测管道缺陷的仿真分析,以研究激励响应得到的信号。由于脉冲远场涡流适合对弯曲程度较小的管道进行检测,因此本文选择对直管来进行建模。在模型中,脉冲激励的频率为10 Hz,幅值为50 V,信号的占空比为10%,管道壁厚6 mm,分别对不同深度的局部壁厚减薄进行检测。在管道的脉冲涡流检测中,由于受到铁磁性管道的影响,信号衰减速度极快,因此对于激励线圈,设定了较长的长度(100 mm)和较多的线圈匝数(1 200)。接收线圈一共4个,呈周向对称排列。为了能够精确的定位缺陷,且可以互不干扰,接收线圈设置的长度较短(9 mm),匝数较少(500),用于对照的传统线圈的仿真长度设置同为9 mm,匝数为1 000匝且与激励线圈直径相同。同时考虑到远场涡流检测原理,将接收线圈至于距激励线圈头部250 mm的位置。在 comsol 中设置的仿真模型如图4所示,管道和线圈的详细参数如表1所示。

表1 模型中各线圈及管道参数

Table 1 The parameters of the coils and pipe

名称	长度/ mm	内直径/ mm	外直径/ mm	电导率/ $10^7 \text{ S} \cdot \text{m}^{-1}$
发射线圈	100	35	49	6.00
接收线圈	9	16	20	6.00
管道	500	72	84	1.12

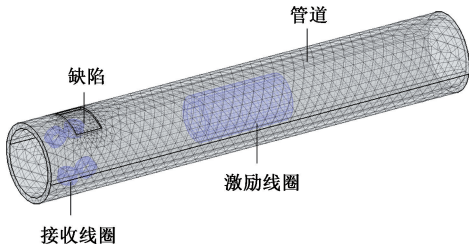


图 4 阵列式脉冲远场涡流检测仿真模型

Fig. 4 The PRFECT model with array receiver coil

为了可以对之后的涡流检测信号处理进行进一步的研究,基于此仿真模型,本文主要仿真并分析了当壁厚分别减薄 1 mm、2 mm 时且探头位于缺陷正下方的信号变化,得到的一个激励周期内的仿真结果如图 5 和 6 所示。当检测线圈处于缺陷位置正下方时,管道的不同壁厚缺陷会对检测信号产生影响。相比于传统脉冲涡流远场检测,阵列式脉冲远场涡流检测对缺陷响应更加敏感。本文仿真得到的信号重要特征如过零时间变化,负峰值变化趋势均与相关论文中的仿真结果一致,且特征更明显<sup>[21]</sup>。响应信号重要特征部分,基本集中在周期前 30 ms 中,将这 30 ms 中的信号定义为此脉冲远场涡流检测的关键信号。

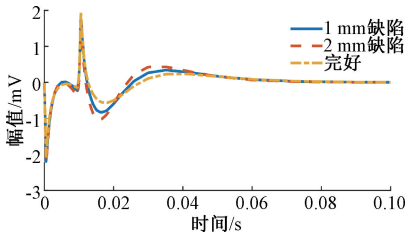


图 5 不同深度缺陷对比图(传统接收线圈)  
Fig. 5 Comparison of defects at different depths (conventional receiver coils)

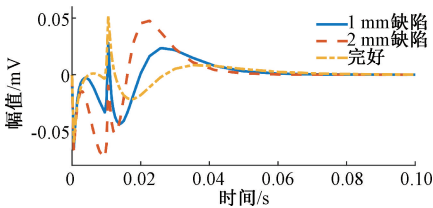


图 6 不同深度缺陷对比图(阵列式接收线圈)  
Fig. 6 Comparison of defects at different depths (array receiver coils)

将一个接收线圈位于 2 mm 缺陷正下方定为起始位置,周向旋转 30°,60°,90°得到如表 2 所示的 4 种信号过零时间和负峰值,可以看出当线圈和缺陷相对位置不同时对信号特征值有明显影响,证明了新型探头的定位能力。

### 3 SVM D-SVD 法性能研究

#### 3.1 SVM D-SVD 联合算法

相关研究表明,如果直接弃用变分模态分解中的高频

表 2 周向相对位置不同时信号特征值

Table 2 The eigenvalue of the signal with different circumferential relative position

与缺陷相对位置	正下方	30°	60°	90°
过零时间/ms	18.3	21.4	26.6	28.7
负峰值/mV	-0.072	-0.049	-0.032	-0.021

模态函数,使用主固有模态函数(IMF)当作降噪后的信号,会由于信息缺失和包含噪声导致信号严重失真<sup>[14]</sup>。因为主模态分量中包含了信号中最重要的信息,因此在连续变分模态分解之后,选择与主模态分量及其相关性较高的分量进行信号的重构。本文采用皮尔逊系数来判定其余模态分量与主模态分量的相关性。通过皮尔逊系数选择了相关系数较高的分量后,再利用奇异值降噪令高阶奇异值为零可以去除平稳信号中的噪声的特性,达到对不同模态函数二次去除噪声的目的。最后将降噪后的不同模态函数叠加重构,得到降噪之后的信号。综上 SVM D-SVD 完整算法的流程如图 7 所示。

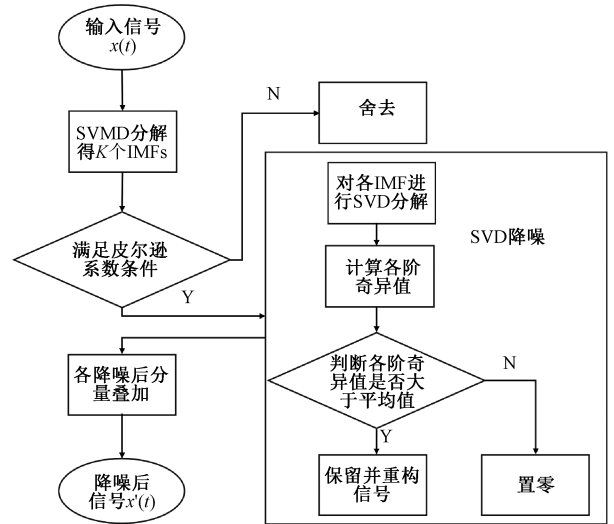


图 7 SVM D-SVD 算法流程图

Fig. 7 SVM D-SVD algorithm flow chart

算法具体步骤如下:

首先对输入的信号进行连续变分模态分解,为了使信号得到充分分解,选取惩罚因子为 3 000,可以得到  $k$  个有不同中心频率,一定带宽的模态函数。

然后通过判断与主模态函数的皮尔逊系数大小,来筛选保留模态函数。皮尔逊相关系数是用来衡量两个随机变量或两个时间序列之间相似程度的统计指标。给定两个时间序列  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  和  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$  并给出滞后  $k$ ,计算两个序列在滞后  $k$  下的协方差,再分别计算两个序列的标准差并将协方差除以两个序列的标准差的乘积,得到皮尔逊系数  $r$ :

$$r_{XY}(k) = \frac{\sum_{i=1}^{N-k} (x_i - \bar{x})(y_{i+k} - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N-k} (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{N-k} (y_{i+k} - \bar{y})^2}} \quad (12)$$

本文通过皮尔逊系数差分谱的方法,对模态函数进行选择,对相邻两个模态函数值进行差值计算:

$$\Delta r_n = r_{\text{IMF}_n} - r_{\text{IMF}_{n+1}} \quad (13)$$

依次对每一组相邻的模态函数进行计算得到差分谱表,然后保留模态函数至差分值最大的一个,得到  $s$  个保留后的模态函数。

对保留的  $s$  个模态函数进行奇异值分解,得到  $s$  组奇异值,对于每一个模态函数,分别计算其奇异值得到平均值:

$$\bar{\lambda} = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (14)$$

其中,  $p$  为奇异值阶数,将所有大于平均值的奇异值全部保留,用于重构 hankel 矩阵,得到降噪后的  $s$  个模态分量。使用奇异值分解降噪后的  $s$  个模态分量叠加完成重构,得到降噪后的信号。

### 3.2 算法仿真分析

#### 1) 含噪声的信号源

在现实中,由于该阵列式脉冲远场涡流检测信号非常微弱,极易受到环境噪声干扰,该噪声均为高频信号,近似看作高斯白噪声。因此根据仿真得到的检测信号,添加信噪比约为 10 dB 的噪声进行分析。下面针对含有 2 mm 缺陷的时间长度为 0.3 s 的时序信号进行降噪分析,信号包含 3 个周期,采样率为 20 000,如图 8 所示。

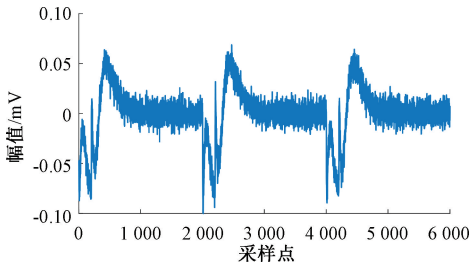


图 8 添加噪声的信号

Fig. 8 Signal with noise

#### 2) SVMD-SVD 降噪

图 8 可以看到在高强度噪声下,涡流信号的许多特征已经无法判断,为了从复杂噪声中提取涡流检测信号首先对添加噪声的仿真信号进行 SVMD 分解,得到多个固有模态函数,可以看出第一个模态函数反应了信号的整体趋势,第 2 个模态函数包含了一些细节的振动,之后的模态函数中噪声信号较多。图 9 表明了含有 2 mm 外部缺陷的信号进行连续变分模态分解得到的结果,然后计算不同的模态函数对应的互相关系数。

采用对皮尔逊系数差分谱方法来进行分量筛选,保留第 1 阶和第 2 阶模态函数用于后续的 SVD 降噪和重构。

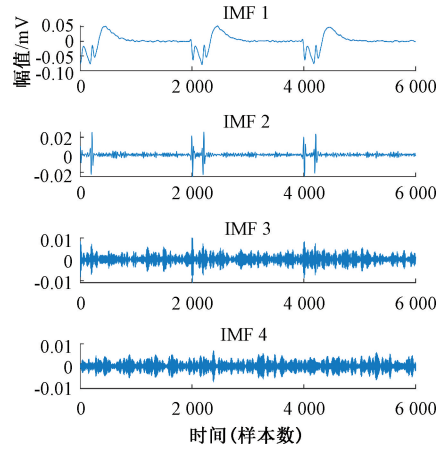


图 9 连续变分模态分解图

Fig. 9 IMFs of SVMD

进行 SVD 分解后,可以得到这两个分量各阶奇异值能量如图 10 和 11 所示。

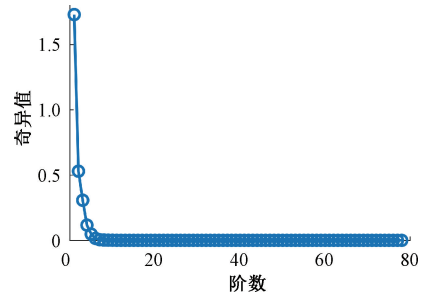


图 10 主模态函数奇异值能量图

Fig. 10 Singular value energy plot of IMF1

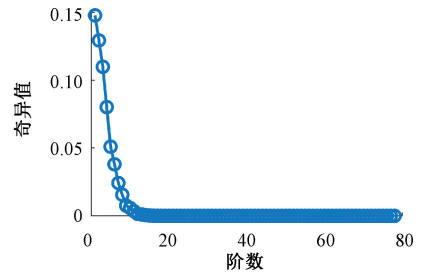


图 11 第二模态函数能量图

Fig. 11 Singular value energy plot of IMF2

通过分别计算两个模态函数的奇异值平均值。将能量大于该值的奇异值保留,小于该值的直接置零。最后将 SVD 降噪处理完成的两个模态函数进行重构得到了降噪后的完整信号,与纯净信号的对比如图 12(a) 所示,可以看到与原信号相比信噪比明显提高,由 2.2 节可知,涡流信号的主要响应,即关键信号部分基本集中在每个周期的前 30 ms 当中,因此图 12(b) 展示了信号的一个周期内关键信号,降噪后的信号对关键信号部分还原度极高,负峰值和过零点基本重合,由此可以看出本文所提出的降噪方法是有效的,适用于阵列式脉冲远场涡流检测的。

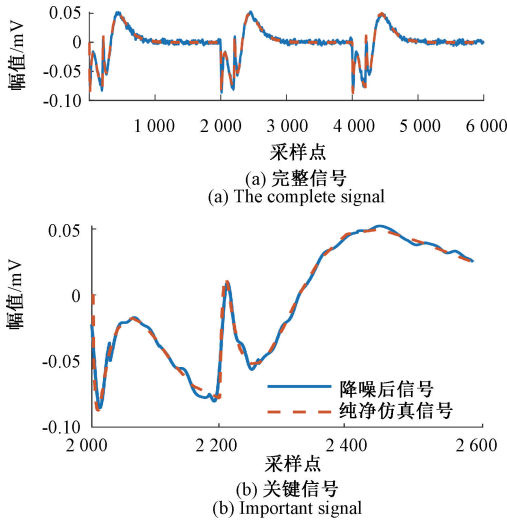


图 12 降噪后信号与纯净信号对比

Fig. 12 Comparison of denoised signal with original signal

3) 不同算法仿真实验对比

将本文设计的算法与 SVMd 降噪, SVD 降噪, 五层小波软阈值降噪以及 VMD-SVD 的方法进行对比, 如图 13 所示。

可以看出直接使用 SVMd 会导致信号中残留高频噪声过多, 且依赖手动调参, SVD 降噪对关键信号部分降噪

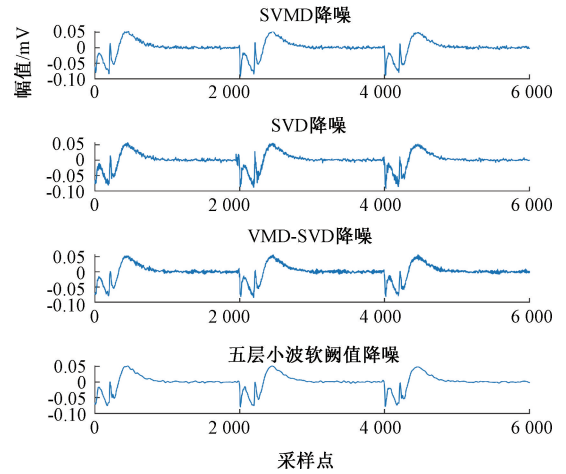


图 13 不同降噪方法对比

Fig. 13 Comparison of different denoising methods

效果差, 而使用小波阈值降噪虽然得到的信号平滑, 但是关键信号部分失真, VMD-SVD 残留噪声信息较多。表 3 中给出了不同方法降噪前后信号的信噪比。对比这些降噪方法和本文提出的降噪方法的完整信号和关键信号的信噪比, 可以证明本文提出的方法适用于低信噪比情况下脉冲涡流检测信号的特征提取。

表 3 不同降噪方法信噪比比较

Table 3 Comparison of different denoising methods

降噪方法	SVMd 降噪	SVD 降噪	VMD-SVD 降噪	Db4 五层小波软阈值	本文降噪方法
关键信号信噪比/dB	22.57	16.71	21.05	20.06	23.08
完整信号信噪比/dB	19.37	14.57	17.01	18.18	20.46

4 实 验

4.1 实验环境

为了验证本文提出的新型探头对缺陷的定位能力以及所提出算法的降噪性能。本文将对高压电缆下埋藏的地下管道进行检测; 高压电缆工作状态下会在周围环境中产生较强电磁场, 因此会对涡流检测产生较强干扰。图 14 展示了本次的实验环境, 图 14(a) 为整体环境, 图 14(b) 为待检测管道。

4.2 实验装置

图 15 中展示了实验装置的结构图。首先通过带宽和频率可调的脉冲发生器将直流信号转化为交流信号, 然后传入激励线圈, 接收线圈采集到的信号先通过仪表放大器进行放大后再通过数据采集卡采集到上位机进行分析, 本文使用脉冲发生装置产生的矩形波信号幅值为 50 V, 频率为 10 Hz, 占空比为 10%。实际实验装置如图 16 所示, 其中, ①为脉冲发生器, ②为阵列式脉冲远场涡流检测探头, ③为仪表放大器, ④为信号采集卡, ⑤为用于接收处理信号的计算机。所使用的探头激励线圈内径 35 mm, 外



(a) 整体环境 (b) 待测管道  
(a) the overall environment (b) experimental pipelines

图 14 实验环境

Fig. 14 Experimental environment

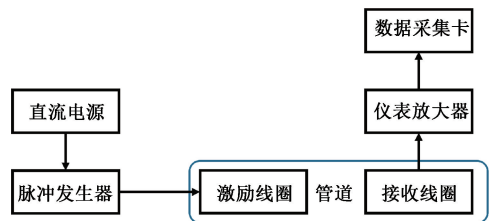


图 15 阵列式脉冲远场涡流检测装置结构图

Fig. 15 Structure diagram of the detection device

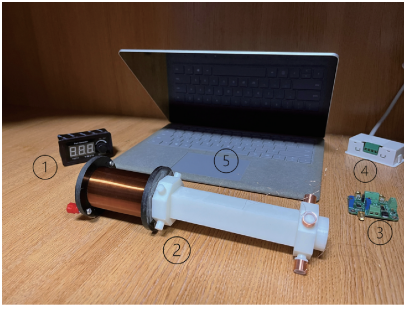


图16 阵列式脉冲远场涡流检测装置实物图

Fig. 16 Physical diagram of the detection device

径40 mm,长度96 mm,匝数为1150匝;接收线圈内径10 mm,外径11 mm,长度9 mm,匝数为200匝,待测管壁厚度约5 mm。

### 4.3 实验结果及分析

将装置中放入管道,由人工牵引对管道进行检测,4个接收线圈可以对4个方向的管壁进行探伤。图17所示为当探头运行到某一位置时,检测到管道缺陷的线圈信号和检测到管道完好的线圈信号,以及二者降噪后的信号。降噪之前的曲线存在明显的干扰信号,很难直接进行判断。通过本文提出的SVMD-SVD算法,对实测信号进行降噪,可以看出处理之后的信号明显平滑,干扰噪声在一定程度上被抑制。图18中展示降噪之后的缺陷部位和完好部位的关键信号的对比。得到的降噪信号符合仿真得到的信号趋势,可以对有缺陷和完好信号进行区分。表4中给出了检测到缺陷的接收线圈1和其他3个接收线圈降噪后特征值比较。可以看出降噪后缺陷信号的过零时间明显偏小于完好信号,负峰值明显大于完好信号,可以对缺陷进行定位。

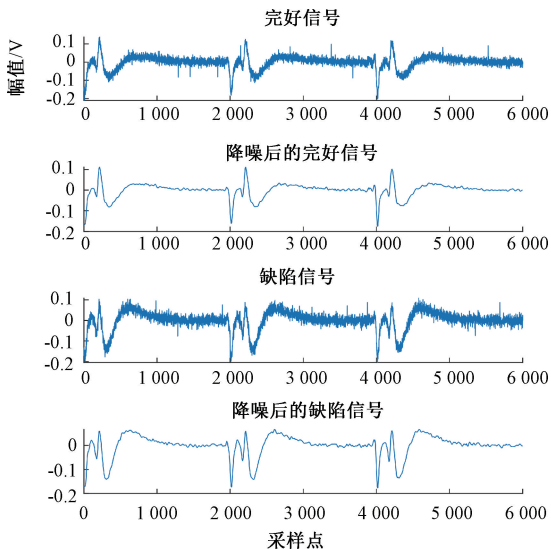


图17 降噪前后完整信号对比

Fig. 17 Comparison of the complete signal

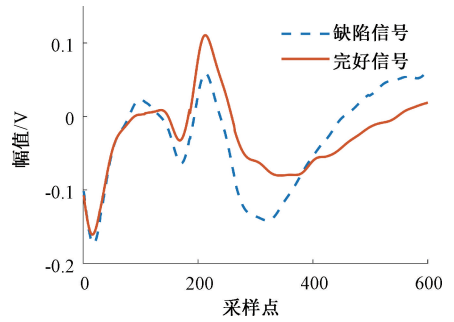


图18 降噪前后关键信号对比

Fig. 18 Comparison of the important features

表4 不同接收线圈特征值

Table 4 Eigenvalues of different receiver coils

接收线圈	1	2	3	4
负峰值/V	0.152 3	0.093 4	0.087 1	0.098 7
过零时间/ms	22.5	26.8	28.1	26.9

分别使用SVMD降噪,SVD降噪,VMD-SVD降噪,五层小波软阈值降噪与本文方法对比,得到的结果如图19所示。由于实测信号无法得到标准信号的形态,不便于计算信噪比,因此此处采用降噪误差比(denoising signal-to-noise ratio, dnSNR)来对各个信号的误差进行判断,dnSNR越小,降噪性能越好。计算公式如式(15)所示, $R$ 为dnSNR值:

$$R = 10 \lg \left( \frac{\sum_{i=1}^N x^2(i)}{\sum_{i=1}^N (x(i) - x'(i))^2} \right) \quad (15)$$

结果如表5所示。可以得到各个信号都可以一定程度上抑制噪声的影响,但是使用本文提出的SVMD-SVD得到的降噪信号,误差更小更为平滑,符合脉冲远场涡流

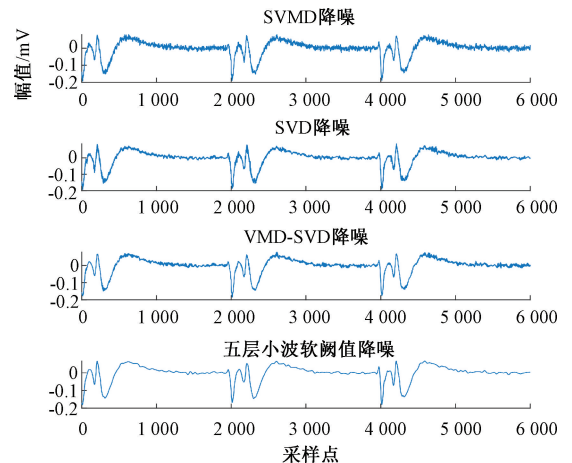


图19 不同降噪方法对实测信号降噪效果对比

Fig. 19 Comparison of the denoising effects of different methods on the measured signals

表 5 实测信号不同降噪方法降噪误差比对比

Table 5 dnSNR comparison of different methods

降噪方法	SVMD 降噪	SVD 降噪	VMD-SVD 降噪	Db4 五层小波软阈值	本文降噪方法
关键信号降噪误差比	12.12	10.78	12.91	10.21	9.30
完整信号降噪误差比	15.93	14.82	14.89	13.46	12.67

检测信号的特点。上述实验充分证明本文提出的方法可用于强电磁干扰下信号特征提取和降噪,且优于现有主流方法。

## 5 结 论

本文采用仿真和实际实验相结合的论证方法,验证了本文提出的新型探头和降噪算法相对传统探头和降噪算法,在降噪及缺陷定位等关键方面性能得到有效提高。本文创新性的提出了阵列式脉冲远场涡流检测探头,对不同壁厚缺陷的响应灵敏度更高,提高了缺陷检测的准确性;此外,阵列探头能够更精确地定位缺陷位置。同时在针对此探头信号降噪处理方面,使用连续变分模态分解算法代替传统的变分模态分解,并使用皮尔逊相关系数进行分量的选择,解决了一般变分模态分解中参数选择复杂的问题。同时 SVMD-SVD 组合降噪方法的选择有效避免了重建后噪声干扰的问题,提高了信噪比,在非平稳信号分解中取得较好的效果。

由于本文仅从探头结构和算法的角度设计,未考虑探头运动过程中机械振动会对探头稳定性带来的影响,因此后续实验可以通过设计合理的结构,提高探头运动过程中的稳定性,从而进一步提高信号质量。

## 参考文献

- [1] 靳建辉, 张卿, 韩博, 等. 复杂裂纹涡流检测与评估方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(2): 280-288. JIN J H, ZHANG Q, HAN B, et al. Research on eddy current testing and defect evaluation methods for complex cracks [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(2): 280-288.
- [2] MENG T, XIONG L, ZHENG X, et al. Real-time tunnel-magneto-resistive-based pulsed eddy current testing with deep learning[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(9): 15540-15550.
- [3] SARDELLITTI A, MILANO F, LARACCA M, et al. An eddy-current testing method for measuring the thickness of metallic plates[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-10.
- [4] 李轶名, 李巍, 王焱祥, 等. 基于阵列涡流检测法的管道内部减薄检测仿真与试验研究[J]. 中国电机工程学报, 2021(1): 254-260. LI Y M, LI W, WANG Y X, et al. Simulation and

experimental research on pipeline internal thinning detection based on eddy current array testing [J]. Proceedings of the CSEE, 2021(1): 254-260.

- [5] 张伟, 李焱骏, 师奕兵, 等. 石油管道脉冲远场涡流信号特征分析与处理[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1): 12-20. ZHANG W, LI Y J, SHI Y B, et al. Feature analysis and processing of pulsed remote field eddy current signal in oil pipes [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(1): 12-20.
- [6] 李超月, 王璇, 牛卫飞, 等. 金属保护层对脉冲涡流检测影响实验研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(14): 24-29. LI CH Y, WANG X, NIU W F, et al. Experimental study on the influence of metal protective layer on pulsed eddy current testing [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(14): 24-29.
- [7] 周航, 丁建, 林川, 等. 基于二次 CEEMD 与时域特征分析的去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(3): 222-229. ZHOU H, DING J, LIN CH, et al. Denoising method based on secondary CEEMD and time domain feature analysis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 222-229.
- [8] SHAO Q, FAN S, LIU F. Parameter optimisation of wavelet denoising for pulsed eddy current signals based on particle swarm optimisation algorithm [J]. Nondestructive Testing and Evaluation, 2023, 39(5): 1210-1224.
- [9] 葛亮, 苗瑞, 葛秋原, 等. 窄搭接焊缝涡流信号的特征提取与缺陷识别[J]. 中国机械工程, 2019, 30(2): 225-229. GE L, MIAO R, GE Q Y, et al. Feature extraction and defect identification of eddy current testing signals on narrow lap weld [J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(2): 225-229.
- [10] LUO B, SHI Y, ZHANG W, et al. Denoising algorithm for pulsed eddy current response signals based on empirical mode decomposition [C]. 2023 IEEE 16th International Conference on Electronic Measurement & Instruments (ICEMI). Piscataway:



- IEEE, 2023: 406-410.
- [11] DANG B, LIU CH Z, YANG L, et al. EMD-based borehole TEM array signal denoising and baseline wander correction for NDT of downhole casings[J]. IEEE Access, 2020, 8: 150213-150224.
- [12] ZHAO T W, WANG J, CHE J X, et al. Performance degradation prediction of proton exchange membrane fuel cell based on CEEMDAN-KPCA and DA-GRU networks[J]. Instrumentation, 2024(1): 51-61.
- [13] 王映植, 严天峰, 汤春阳, 等. 基于 SAMP-VMD 的局放信号去噪方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(2): 160-167. WANG Y ZH, YAN T F, TANG CH Y, et al. Denoising method for partial discharge signals based on SAMP-VMD [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(2): 160-167.
- [14] 彭宁伟, 张颖, 王雪琴, 等. 基于 VMD 能量熵和 GA-SVM 的焊接冷裂纹声发射信号分类方法研究[J]. 中国测试, 2024, 50(5): 47-53. PENG N W, ZHANG Y, WANG X Q, et al. Research on classification method of welding cold crack's AE signals based on VMD energy entropy and GA-SVM[J]. Chinese Measurement & Test, 2024, 50(5): 47-53.
- [15] NAZARI M, SAKHAEI S M. Successive variational mode decomposition [J]. Signal Processing, 2020, 174: 107610.
- [16] 杜颖, 李宏, 刘庆强, 等. PSO-VMD-SVD 的改进去噪方法研究[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2021, 39(2): 142-151. DU Y, LI H, LIU Q Q, et al. Research on improved method for denoising of PSO-VMD-SVD[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2021, 39(2): 142-151.
- [17] AHMADI-ASL S, PHAN A H, CICHOCKI A. A randomized algorithm for tensor singular value decomposition using an arbitrary number of passes[J]. Journal of Scientific Computing, 2024, 98(1): 23.
- [18] 张诗云, 朱菊香, 张涛, 等. 基于 VMD-DBO-LSTM 的空气质量预测 [J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(3): 58-66. ZHANG SH Y, ZHU J X, ZHANG T, et al. Air quality prediction based on VMD-DBO-LSTM [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(3): 58-66.
- [19] WEISS S, PROUDLER I K, BARBARINO G, et al. Properties and structure of the analytic singular value decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2024, 72: 2260-2275.
- [20] 余兆虎, 付跃文, 江礼凡, 等. 小径管脉冲远场涡流检测研究[J]. 机械工程学报, 2021, 57(6): 10-18. YU ZH H, FU Y W, JIANG L F, et al. Study on inspection for small diameter tubes using pulsed remote field eddy current method [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(6): 10-18.
- [21] YU X X, ZHU Y, CAO Y, et al. Time-domain numerical simulation and experimental study on pulsed eddy current inspection of tubing and casing [J]. Sensors, 2023, 23(3): 1135.

## 作者简介

**朱冠诚**, 硕士研究生, 主要研究方向为无损检测信号处理。

E-mail: zgcl231@sjtu.edu.cn

**刘大生**(通信作者), 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为精密仪器及机械。

E-mail: dsliu@sjtu.edu.cn