

# 希尔伯特-黄变换在脉冲涡流信号消噪与识别中的应用\*

张智军, 杨博楠, 杜金强

(空军工程大学航空工程学院, 陕西西安 710038)

**摘要:**针对传统方法无法有效识别不同尺寸细小裂纹所产生的脉冲涡流信号,提出一种基于希尔伯特-黄变换的脉冲涡流信号消噪与识别算法。对脉冲涡流信号进行集成经验模态分解并通过归一化自相关函数及其方差特性筛选出含有噪声的本征模态函数;对含噪声的本征模态函数进行阈值消噪并与未做处理的本征模态函数重构成无噪声信号;对无噪声信号进行希尔伯特-黄变换并计算出希尔伯特边际谱;根据希尔伯特边际谱的差异识别出不同细小尺寸的表面与下表面裂纹。实验结果表明了所提方法的有效性,经过集成经验模态分解消噪,消除了噪声对脉冲涡流信号的干扰;而基于希尔伯特-黄变换的方法则能够有效识别出不同尺寸的裂纹。

**关键词:**细小裂纹;脉冲涡流信号;希尔伯特-黄变换;集成经验模态分解;希尔伯特边际谱

**中图分类号:**TN911.7 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2018)03-061-08

## Application of Hilbert-Huang transform inde-noising and recognition of pulse eddy current testing

ZHANG Zhijun, YANG Bonan, DU Jinqiang

(Aeronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

**Abstract:** A de-noising and recognition method based on HHT (Hilbert-Huang transform) was proposed to solve the problem that the traditional methods cannot effectively identify the pulse eddy current signals produced by small defects with different sizes. Firstly, the pulse eddy current signal was decomposed by EEMD (ensemble empirical mode decomposition), and the IMFs (intrinsic mode functions) of much noise were selected according to normalized autocorrelation function and its variance. Secondly, the selected IMFs of much noise were removed by the wavelet threshold de-noising, and then the noiseless signal was reconstructed by adding to the non-processed IMFs. Then, the HMS (Hilbert marginal spectrum) was obtained by using HHT. Finally, according to the difference of HMS, the surface and subsurface defects with different sizes were identified. Experimental results show the effectiveness of the proposed method; the noise of pulsed eddy current signal is eliminated by noise elimination through EEMD, and the method based on HHT can effectively identify cracks of different sizes.

**Key words:** small defects; pulse eddy current signal; Hilbert-Huang transform; ensemble empirical mode decomposition; Hilbert marginal spectrum

脉冲涡流检测(Pulsed Eddy Current, PEC)<sup>[1]</sup>是无损检测的一个重要分支,它较之传统的无损检测方法具有频谱宽、探测深等优势,因此广泛应用于发动机叶片、金属件焊缝、腐蚀和疲劳裂纹和核反应堆壳体裂纹等领域之中。而脉冲涡流信号中含有较多丰富的金属缺陷信息,为了提取出这些信息,在时域上一般使用峰值、峰值时间和过零时间这三个特征参数来实现对裂纹的识别<sup>[2]</sup>。文献[3]应用快速傅里叶变换做出谱分离点来提取信息进行识别,但是谱分离点这一数据不易获得;文献[4]利用平滑伪 Wigner-Ville 分布(Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution,

SPWVD)分布提取信息,而 SPWVD 为了抑制交叉项而降低了时频分辨率,并且要预制核函数,导致窗函数固定<sup>[5]</sup>。文献[6]利用主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)对缺陷信号进行识别分类,此种方法由于各个数据之间差距过小不能够区分出不同尺寸的细小裂纹。

基于这些方法基础之上,引入了希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)<sup>[7]</sup>。为了分析非平稳非线性信号, Huang 于 1998 年提出了 HHT。该方法通过经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)自适应地将信号分解为不同尺度的序列——本征模态函数(Intrinsic

\* 收稿日期:2017-04-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51507186);陕西省自然科学基金资助项目(2016JQ5004)

作者简介:张智军(1960—),男,陕西西安人,教授,硕士,硕士生导师, E-mail: Zhangzhijun\_160@163.com

Mode Function, IMF)<sup>[5]</sup>。但是 EMD 存在有模态混叠的问题,由此 Huang 等提出了集成经验模态分解法(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)<sup>[8]</sup>:将白噪声添加到分解信号中以平滑干扰,抑制固有模式之间的混叠。本文基于希尔伯特-黄变换,将其应用于脉冲涡流信号的消噪与识别。

## 1 HHT 原理

### 1.1 EEMD 的原理

EMD 的分解是基于数据驱动的,是依据信号自身的特征时间尺度自适应地将其分解为一系列不同本征模态函数<sup>[9]</sup>:分解过后的信号  $x(t)$  包含 IMF 分量  $c_j(t)$  与残余项  $r_n(t)$ ,表达式为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (1)$$

EEMD 原理<sup>[10]</sup>为:它将白噪声融入信号 EMD 分解中来弥补丢失的尺度,最终获得更加持久稳定的分解信号。

EEMD 分解的步骤为:

1) 向待分解信号  $x(t)$  中加入白噪声序列  $\sigma n(t)$ ,得到:

$$x_1(t) = x(t) + \sigma n(t) \quad (2)$$

2) 对  $x_1(t)$  进行 EMD 分解,得到残余项与各阶 IMF:

$$x_1(t) = \sum_{j=1}^n c_{ij}(t) + r_{in}(t) \quad (3)$$

3) 每次加入不同的白噪声序列,重复步骤 1)、步骤 2),则有:

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^n c_{ij}(t) + r_{in}(t) \quad (4)$$

4) 把分解得到的每个 IMF 做均值处理作为最终结果:

$$c_i(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n c_{ij}(t) \quad (5)$$

### 1.2 希尔伯特谱分析

经过 EEMD 分解后,对每个本征模态函数  $c_i(t)$  做希尔伯特变换<sup>[11]</sup>:

$$\hat{c}_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{h_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (6)$$

构造解析信号:

$$z_i(t) = c_i(t) + j\hat{c}_i(t) = a_i(t) e^{j\varphi_i(t)} \quad (7)$$

得到振幅函数:

$$a_i(t) = \sqrt{c_i(t)^2 + \hat{c}_i(t)^2} \quad (8)$$

进一步求出瞬时频率:

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \omega_i(t) = \frac{1}{2\pi} \times \frac{d\varphi_i(t)}{dx} \quad (9)$$

这样可以得到:

$$x(t) = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\varphi_i(t)} = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int \omega_i(t) dt} \quad (10)$$

这里忽略了残量  $r_n(t)$ , Re 表示取实部。式(11)称为希尔伯特谱,记作:

$$H(\omega, t) = \operatorname{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int \omega_i(t) dt} \quad (11)$$

定义希尔伯特边际谱:

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (12)$$

式中: $T$ 为信号的总长度, $H(\omega, t)$ 精确地描述了信号在整个频率段上随时间与频率的变化规律,而  $h(\omega)$ 反映了信号的振幅在整个频率上随频率的变化情况。

## 2 试件与仪器

本文利用信号发生器产生幅度为 50 mV,频率为 50 Hz,占空比为 0.5 的激励方波信号;功率放大器以 10 倍的倍率放大信号发生器产生的信号;采集卡以 1 MHz 的采样率对信号进行采样后通过 LabVIEW 软件得出数据;最后用 MATLAB2012a 软件对得到的数据进行消噪、识别与分析。本文中的试件分为四组,试件材料为 2A12-T4 铝合金。为了模拟表面裂纹与内部裂纹,将四组试件做相应处理,得到四组裂纹试件的参数如表 1 所示。

传感器整体的设计长为 90 mm,宽为 11 mm,感应线圈的工作部分长度为 10 mm,导线间距为 2 mm,导线宽度为 0.1 mm;激励线圈导线间距为 2 倍感应线圈间距,导线宽度为 2 倍感应线圈宽度。激励线圈包裹在感应线圈的外侧,通过将传感器置于裂纹的上端,根据 Zillberstein 等<sup>[12]</sup>对矩形传感器的分析,便可以提取出裂纹所包含的尺寸信息。其中矩形涡流传感器结构如图 1 所示。

表1 四组裂纹试件的参数

Tab.1 Parameter of 4 crack specimens

mm

试件编号	试件尺寸:长×宽×厚	裂纹类型	长	深	宽
第一组试件	250×100×3	表面裂纹	40	2	1.2,1.0,0.8,0.6
第二组试件	250×100×3	下表面裂纹	40	2	1.2,1.0,0.8,0.6
第三组试件	200×80×4	表面裂纹	30	2	0.4,0.3,0.2,0.1
第四组试件	200×80×4	下表面裂纹	30	2	0.4,0.3,0.2,0.1

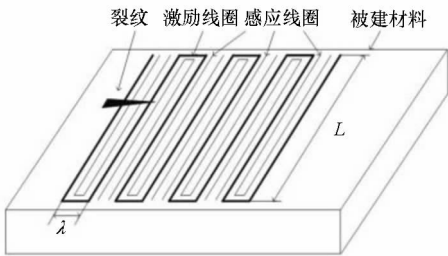


图1 贴附式矩形涡流传感器

Fig.1 Attached rectangle eddy current sensor

### 3 改进的 EEMD 消噪算法

脉冲涡流信号在产生、传播的过程中会产生噪声,当噪声较大时会严重影响后续信号的识别与分析,因此需要利用一定方法对夹杂噪声的脉冲涡流信号进行消噪处理。含有噪声的脉冲涡流信号如图2所示。

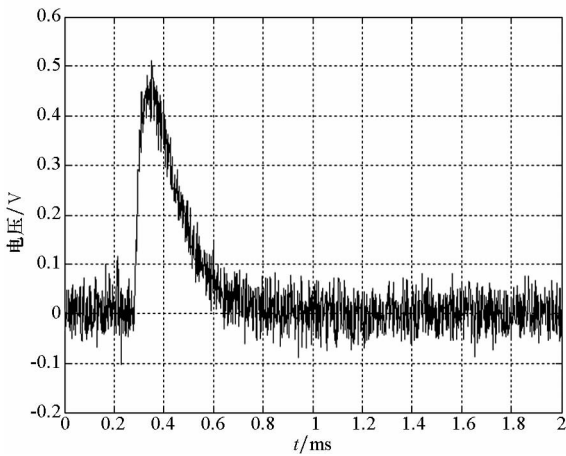


图2 含噪声的第一组试件脉冲涡流信号图

Fig.2 Pulsed eddy current signal of specimen 1 with noise

在低信噪比条件下,EEMD 阈值消噪法<sup>[13]</sup>与剔除高噪声 IMF 法<sup>[14]</sup>依旧存在有用信号与噪声混叠的现象,影响消噪效果。本文基于 EEMD 与阈值消噪,将相关函数引入消噪算法中。该算法首先利用 EEMD 分解将信号分解为有限个 IMF,并计算每个 IMF 的归一化自相关函数及其方差。

归一化自相关函数的计算公式如下:

$$\rho_x(\tau) = \frac{R_x(\tau)}{R_x(0)} = \frac{E[x(t)x(t-\tau)]}{E[x(t)^2]} \quad (13)$$

其方差的计算公式如下:

$$VAR(\rho) = \frac{1}{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} [\rho(n) - \hat{m}_\rho]^2 \quad (14)$$

其中,  $\hat{m}_\rho$  为  $\rho_x(\tau)$  的均值函数。

由归一化自相关函数及其方差的定义可知,当 IMF 含有大量白噪声时,其方差值比较小;当 IMF 中含有噪声较少,其方差值较大。由此本文根据对 IMF 含噪情况的分析来设定方差阈值<sup>[15]</sup>,阈值为  $T_1 = 0.001$  与  $T_2 = 0.004$ 。当  $\rho_x(\tau)$  的方差小于  $T_1$  时,认定其为噪声含量最大的 IMF,将其剔除掉;当  $\rho_x(\tau)$  的方差大于  $T_1$  小于  $T_2$  时,认定其为含有较多噪声的 IMF,对其做阈值消噪处理;当  $\rho_x(\tau)$  的方差大于  $T_2$  时,认定其为噪声含量少的 IMF,不做处理。将经过阈值处理的 IMF 与未做处理的 IMF 重构得到消噪后的信号。

基于上文讨论提出的 EEMD 自相关阈值消噪算法,其具体步骤如下:

1)对信号  $x(t)$  进行 EEMD 分解,得到  $n$  个 IMF  $c_1(t)$  至  $c_n(t)$ 。

2)分别计算每个 IMF 归一化自相关函数  $\rho_x(\tau)$  与其方差  $VAR(\rho)$ 。根据方差阈值  $T_1$  与  $T_2$  找到 IMF 的两个分界点  $k_1$  与  $k_2$ 。

3)根据分界点将  $k_1$  之前的 IMF 剔除掉;对夹杂在  $k_1$  与  $k_2$  之间的 IMF 进行小波阈值消噪处理得到  $\sum_{i=k_1}^{k_2} c_i(t)$ ;对  $k_2$  以后的 IMF 不进行处理。

4)将经过阈值消噪的 IMF 与未经处理的 IMF 重构得到消噪后信号:  $x'(t) = \sum_{i=k_1}^{k_2} c_i(t) + \sum_{j=k_2}^n c_j(t)$ 。

对一号试件含噪声信号进行 EEMD 分解,本文 EEMD 中加入的噪声系数  $k = 0.02$ ,添加次数  $N = 100$ 。实验中取得到 9 个 IMF 分量  $c_1(t)$  至  $c_9(t)$  与 1 个余项  $r(t)$ ,其中低阶的 IMF 为高频分量,含噪声多,高阶的 IMF 与余项为低频分量。分解结果如图3所示。

分别计算每个 IMF 的  $\rho_x(\tau)$  与其  $VAR(\rho)$ , 其中前五个 IMF 的  $VAR(\rho)$  分别为 0.000 8、0.001 6、0.002 8、0.003 7 与 0.004 8。通过将上述数值与  $T_1$ 、 $T_2$  的比较可知, 第一个 IMF 几乎全为噪声, 将其剔除; 第二、第三和第四个 IMF 含有噪声较多, 对其进行阈值消噪, 选定 Sym8 小波为小波基, 对信号进行五层分解, 阈值  $T = \sigma \sqrt{\ln N}$ , 其中  $\sigma$  为含噪信号的标准差,  $N$  为信号采样点数; 对第五个及其以后的 IMF 不做处理, 最后将未做处理的 IMF 与经过阈值消噪的 IMF 重构获得消噪后的信号。

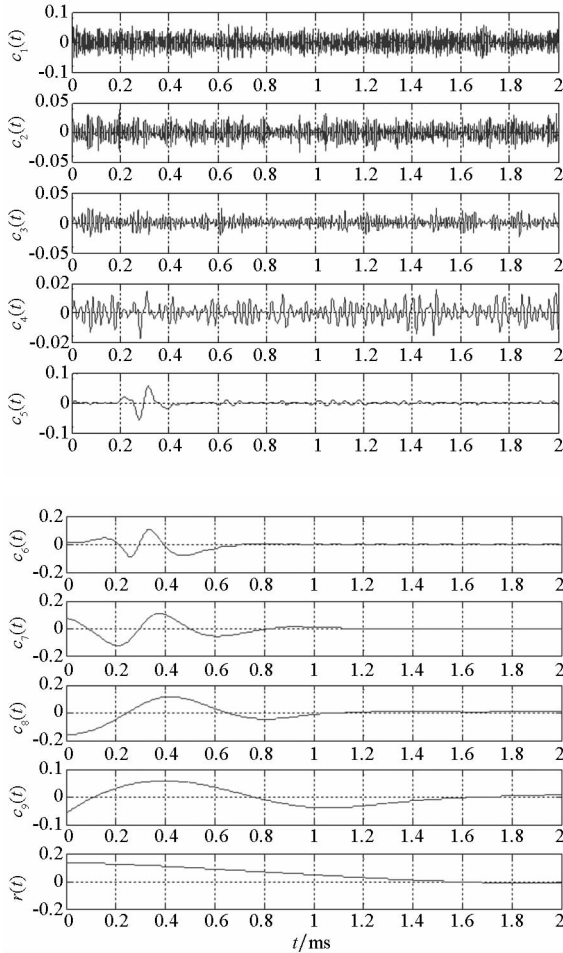


图 3 含噪声脉冲涡流信号的各个 IMF 分量

Fig. 3 IMFs of pulsed eddy current signal with noise

图 4 为消噪后信号的时域效果图, 从图中可以看出, 此种消噪能够有效消除噪声, 从而获得有用信号。为了定量分析消噪效果, 并与其他消噪法相比较, 设定了如下两个性能指标。

1) 输出信噪比 (Signal Noise Ratio, SNR):

$$SNR = 10 \lg_{10} \left[ \frac{\sum_{i=1}^n |x_i|^2}{\sum_{i=1}^n |\bar{x}_i - x_i|^2} \right] \quad (15)$$

2) 均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad (16)$$

其中,  $x_i$  为标准无噪声信号,  $\bar{x}_i$  为经过消噪的信号。表 2 为不同方法消噪后参数的对比。

通过对比表 2 中的数据可以看出, 剔除高噪声 IMF 法由于剔除掉了一些含有有用信号的 IMF, 因此产生了较多失真; EMD 阈值消噪法相比于剔除高噪声 IMF 法, SNR 从 19.34 dB 提升到了 19.68 dB, RMSE 由 0.002 8 减小到 0.002 4; 改进的 EEMD 消噪算法相对于上述两种方法, SNR 提升到了 20.90 dB, RMSE 减到了 0.002 2 dB, 消噪性能在原有两种方法的基础上有一定的提升, 能更好地恢复出原始无噪声信号。

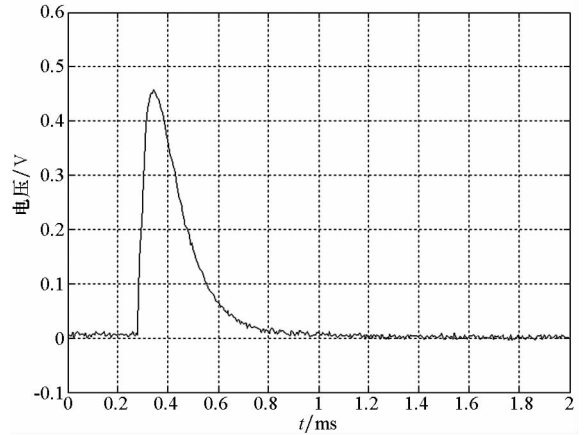


图 4 消噪后信号的效果图

Fig. 4 Pulsed eddy current signal after de-noising

表 2 不同消噪方法间参数对比

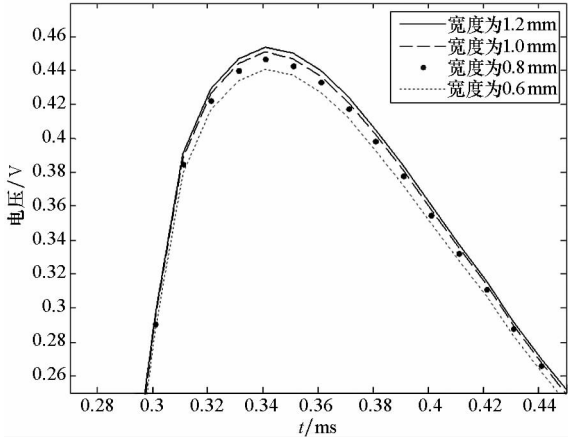
Tab. 2 Parameter comparison of different de-noising methods

消噪方法	剔除高噪声 IMF 法	EMD 阈值消噪法	改进的 EEMD 消噪算法
SNR/dB	19.34	19.68	20.90
RMSE	0.002 8	0.002 4	0.002 2

#### 4 基于 HHT 的缺陷信号识别方法

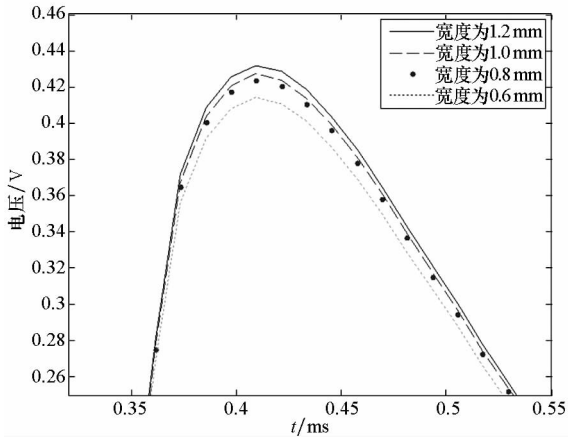
对含噪声的四组脉冲涡流信号进行上述消噪处理之后要对缺陷信号进行识别。图 5 为便于区分裂纹对时域平面上的峰值区域进行放大处理, 图中可以看出: 同样尺寸的表面裂纹与下表面裂纹相比, 表面裂纹的峰值比较大, 但是其峰值时间与过零时间却比下表面裂纹的小, 可以依据这一特点对表面裂纹与下表面裂纹进行区分, 而同一组深度相同的试件当中, 宽度越宽, 其峰值越大, 而峰值时间与过零时间差异却不大, 因此可以通过这个特点对

同一试件中不同宽度的裂纹进行区分。而后两组试件虽然表面裂纹的峰值同样比同尺寸的下表面裂纹大,可以依此区分出不同类型的裂纹;但由于同一组试件中,不同宽度的裂纹尺寸差异为0.1 mm,裂纹过于细小,即使对峰值区域进行放大处理,也并不能够识别出不同宽度尺寸的裂纹。因此可以说明:当裂纹尺寸特别小时,基于峰值等参数的时域方法不能够对缺陷进行有效的识别。



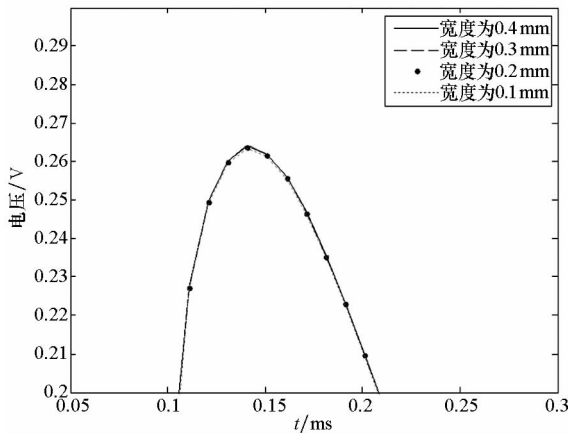
(a) 第一组试件峰值部分放大图

(a) Peak portion enlarged image of specimen 1



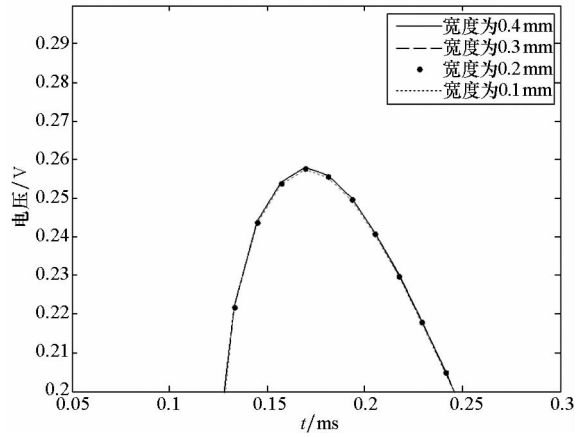
(b) 第二组试件峰值部分放大图

(b) Peak portion enlarged image of specimen 2



(c) 第三组试件峰值部分放大图

(c) Peak portion enlarged image of specimen 3



(d) 第四组试件峰值部分放大图

(d) Peak portion enlarged image of specimen 4

图5 表面与下表面裂纹的峰值区域放大图  
Fig. 5 Peak portion enlarged image of surface and subsurface defects

利用主成分分析法来识别裂纹,如图6所示,虽然此方法能够将前两组不同尺寸裂纹区分出来,但对于后两组尺寸相差较小的裂纹,两主成分之间数值差距不大,从而不能够对细小裂纹进行有效识别。

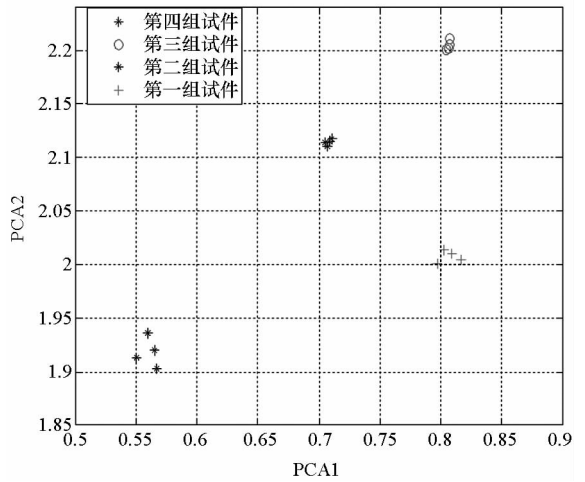


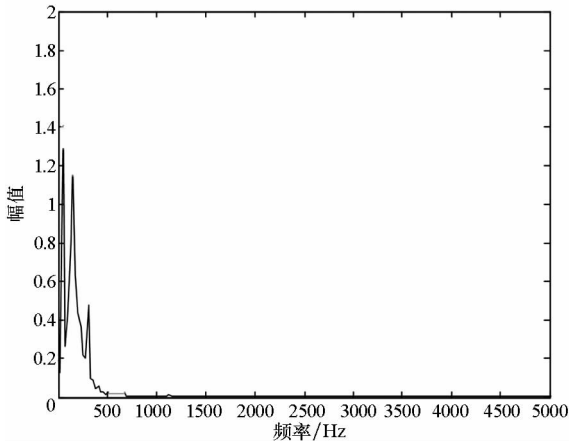
图6 采用主成分分析法对裂纹进行识别

Fig. 6 Defect classification recognition of PCA

基于上述这些问题,本文提出了一种基于希尔伯特-黄变换的算法来分辨细小裂纹。对含噪声的四组试件的缺陷信号进行 EEMD 分解,得到9个IMF,并计算其  $\rho_x(\tau)$  与  $VAR(\rho)$ 。根据上文提出的消噪方法将 IMF1 剔除,IMF2 至 IMF4 做阈值消噪,IMF5 至 IMF9 不做处理。将做阈值处理后的 IMF2 至 IMF4 与未做处理的 IMF5 至 IMF9 重构,计算重构信号的希尔伯特边际谱。图7(a)~(d)分别为四组试件宽度最大裂纹的希尔伯特边际谱图。

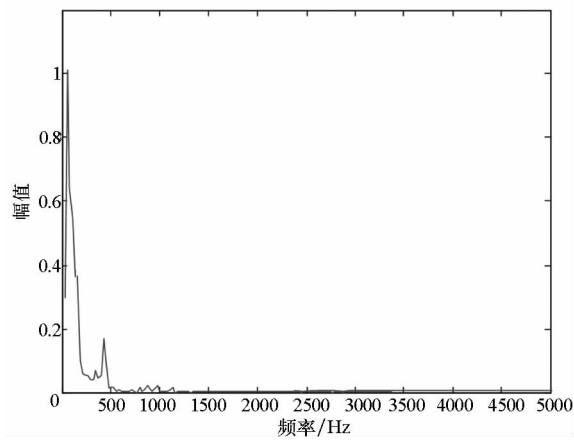
脉冲涡流检测系统中发出的脉冲方波,经过

傅里叶级数展开之后可以分解出比较多的频率分量。而根据趋肤深度的定义可知,高频分量主要集中在金属表面,并不能够深入到金属内部,只能能够对表面裂纹有检测的作用;而低频分量则由于在金属内部衰减较小,可以深入金属内部对下表面裂纹进行检测。HHT 变换先将信号进行 EEMD 分解,得到的是各个不同尺度的分量,对所需要的分量进行 Hilbert 变换后得到的是有实际



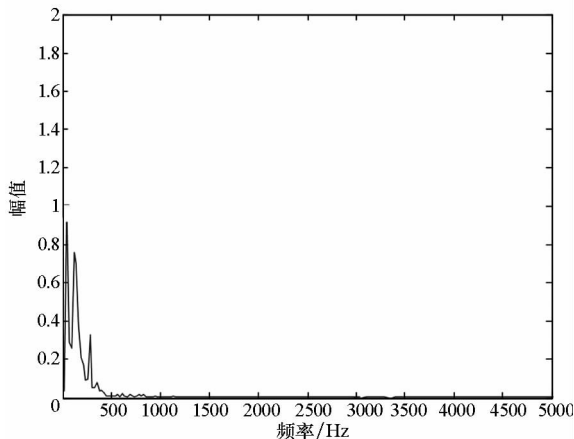
(a) 第一组试件的希尔伯特边际谱

(a) Hilbert marginal spectrum of specimen 1



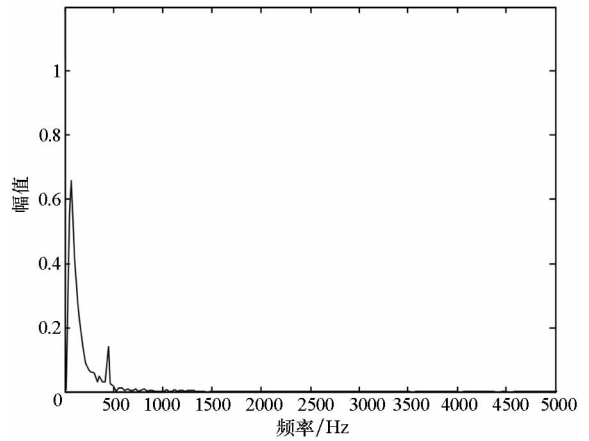
(b) 第二组试件的希尔伯特边际谱

(b) Hilbert marginal spectrum of specimen 2



(c) 第三组试件的希尔伯特边际谱

(c) Hilbert marginal spectrum of specimen 3



(d) 第四组试件的希尔伯特边际谱

(d) Hilbert marginal spectrum of specimen 4

图 7 四组试件的希尔伯特边际谱图

Fig. 7 Hilbert marginal spectrum of 4 specimens

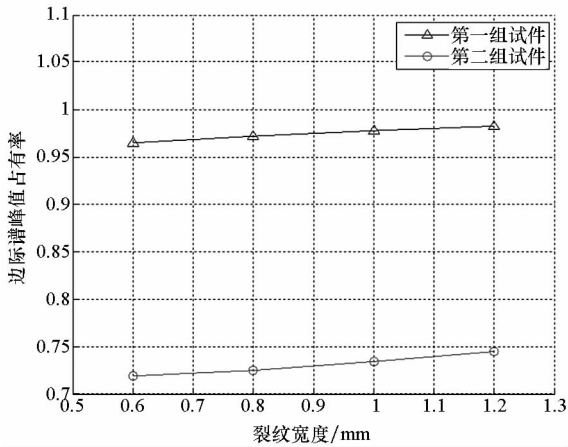
意义的瞬时频率,因此做 HHT 变换后求得的边际谱能比较准确地反映信号的实际频率成分,更适合处理脉冲涡流信号这种非平稳信号。根据上述分析,可以对经过消噪后的脉冲涡流信号做 HHT 变换并进行希尔伯特谱分析,从而实现缺陷的识别。从图中可以看出:第一组试件与第三组试件为表面裂纹,它们含有三个主要的频率分量:50 Hz、250 Hz 与 350 Hz。第一组试件在 50 Hz 处边际谱值为 1.3,在 250 Hz 处值为 1.15;第三组试件在 50 Hz 处边际谱值为 0.9,在 250 Hz 处值为 0.75,这两组试件的边际谱在 50 Hz 与 250 Hz 处的值相差不是很大。第二组试件与第四组为下表面裂纹,其主要含有两个频率分量:50 Hz 与 450 Hz。第二组试件在 50 Hz 处边际谱值为 1.05,在 450 Hz 处的值为 0.18;第四组试件在 50 Hz 处边际谱值为 0.65,在 450 Hz 处的值为 0.15,这两组试件的边际谱在 50 Hz 处的值比 450 Hz 处的值大很多。由此可以看出,表面裂纹对低频分量与高频分量的敏感程度相差不大,不论是低频分量还是高频分量都能够探测到表面裂纹;而下表面裂纹对低频分量较为敏感,对高频分量的敏感度较低,这是因为低频分量能够穿透到金属内部而衰减比较小,从而探测到下表面裂纹。理论与实验数据相吻合,依此可以区分出表面裂纹与下表面裂纹。

综上所述,根据希尔伯特边际谱可以轻易显示出表面与下表面裂纹的区别,因此为了进一步区分不同尺寸的裂纹,本文定义了边际谱峰值占有率(Marginal Spectrum Peak Ratio, MSPR),其表达式如下:

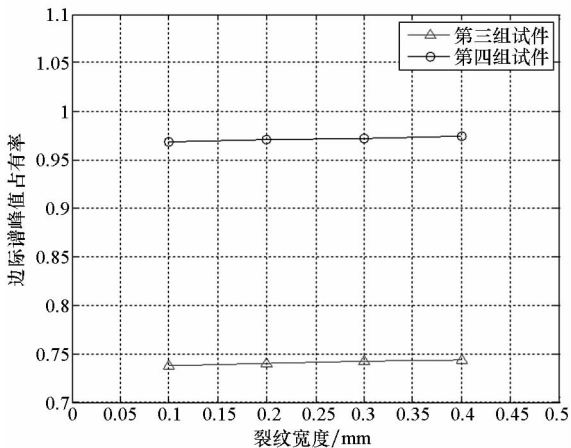
$$MSPR = \frac{PR_z}{\left(\sum_{i=1}^n PR_i^2\right)^{\frac{1}{2}}} \quad (17)$$

其中,  $PR_i$  为边际谱中对裂纹最敏感的频率分量的边际谱值。对于表面裂纹来说,  $PR_i$  取频率为 50 Hz 时的边际谱; 对下表面裂纹,  $PR_i$  同样取频率为 50 Hz 时的边际谱。  $PR_i$  为几个主要频率的边际谱值, 表面裂纹时  $n = 3$ ,  $PR_i$  分别取频率为 50 Hz、250 Hz 与 350 Hz 的边际谱值; 下表面裂纹时  $n = 2$ ,  $PR_i$  分别取频率为 50 Hz、450 Hz 的边际谱值。由式(17)可以看出: 边际谱峰值占有率的含义为信号中最主要的频率分量在所有频率分量中所占的百分比。不同尺寸裂纹产生的脉冲涡流信号, 其各个频率分量的边际谱值是不同的, 计算得到的 MSPR 值也会不同, 因此可以根据 MSPR 值的不同区分不同尺寸的裂纹。

为了更加精确地区分出不同尺寸裂纹, 进行多次实验并得到 MSPR 的平均值  $MSPR_{mean}$ 。将同尺寸的上表面裂纹与下表面裂纹的  $MSPR_{mean}$  曲线放在一起进行比较, 如图 8(a) 与图 8(b) 所示。



(a) 第一组与第二组试件边际谱峰值占有率值  
(a) MSPR of specimen 1 and specimen 2



(b) 第三组与第四组试件边际谱峰值占有率值  
(b) MSPR of specimen 3 and specimen 4

图8 表面与下表面裂纹的边际谱峰值占有率值  
Fig. 8 MSPR of surface and subsurface defects

从图中可以看出: 同尺寸的上表面裂纹, 其 MSPR 值明显比下表面的小, 可以根据这一特点区分上表面与下表面裂纹; 而对于不同宽度的裂纹, 其 MSPR 的数值相差较大, 尤其是对于后两组尺寸相差 0.1 mm 的细小裂纹, 区分效果明显, 达到了区分不同尺寸裂纹的目的。

### 5 结论

本文首先设计了一种新的 EEMD 相关消噪算法, 对原始的脉冲涡流信号进行消噪处理; 之后再基于希尔伯特-黄变换定义出边际谱峰值占有率并依据此参量识别区分出不同尺寸的表面与下表面裂纹。实验结果表明:

- 1) 新的 EEMD 消噪算法相较于传统的 EMD 消噪法提高了信噪比, 降低了均方根误差, 能够更加有效地消除脉冲涡流信号中夹杂的噪声;
- 2) 利用边际谱峰值占有率的识别算法可以有效地区分出不同尺寸的表面与下表面裂纹, 解决了传统的时域峰值法、快速傅里叶变换法与主成分分析法不能够有效地识别与区分裂纹的问题。

本文的研究工作对于脉冲涡流信号的消噪与识别具有重要的参考意义。未来将利用本文所提出的算法对多种材料多种形状的自然裂纹产生的脉冲涡流信号进行消噪与识别分析, 以实现算法的工程实践价值。

### 参考文献 (References)

- [1] 丁华, 何宇廷, 焦胜博, 等. 花萼状涡流传感器的损伤监测正向等效模型构建[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(9): 167-175.  
DING Hua, HE Yuting, JIAO Shengbo, et al. Damage-monitoring forward equivalent-model construction of rosette eddy current sensors [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(9): 167-175. (in Chinese)
- [2] Nihtianov S. Measuring in the subnanometer range: capacitive and eddy current nanodisplacement sensors [J]. IEEE Industrial Electronics Magazine, 2014, 8(1): 6-15.
- [3] He Y Z, Pan M C, Luo F L, et al. Pulsed eddy current imaging and frequency spectrum analysis for hidden defect nondestructive testing and evaluation [J]. NDT&E International, 2011, 44(4): 344-352.
- [4] Safizadeh M S, Lepine B A, Forsyth D S, et al. Time-frequency analysis of pulsed eddy current signals [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2001, 20(2): 73-86.
- [5] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society of London, Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454: 903-995.
- [6] He Y Z, Pan M C, Luo F L, et al. Support vector machine

- and optimised feature extraction in integrated eddy current instrument[J]. *Measurement*, 2013, 46(1): 764 - 774.
- [7] 苗晟, 王威廉, 姚绍文, 等. Hilbert-Huang 变换发展历程及其应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2014, 28(8): 812 - 818.
- MIAO Sheng, WANG Weilian, YAO Shaowen, et al. Historic development of HIT and its applications[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2014, 28(8): 812 - 818. (in Chinese)
- [8] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1 - 41.
- [9] 武哲, 杨绍普, 刘永强. 改进多元经验模态分解的旋转机械早期故障诊断方法[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(2): 241 - 248.
- WU Zhe, YANG Shaopu, LIU Yongqiang. Rotating machinery early fault diagnosis method based on multivariate empirical mode decomposition [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(2): 241 - 248. (in Chinese)
- [10] 孔佑炳, 郭瑜, 伍星. 基于 EEMD 的混合陶瓷球轴承故障双冲击特征提取[J]. *振动与冲击*, 2016, 35(1): 17 - 22.
- KONG Youbing, GUO Yu, WU Xing. Double-impulse feature extraction of faulty hybrid ceramic bearings based on EEMD [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(1): 17 - 22. (in Chinese)
- [11] 彭明金, 李智. 基于希尔伯特 - 黄变换的激光微多普勒信号分析与特征提取[J]. *中国激光*, 2013, 40(8): 203 - 208.
- PENG Mingjin, LI Zhi. Analysis and feature extraction of laser micro-Doppler signatures based on Hilbert-Huang transforms[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2013, 40(8): 203 - 208. (in Chinese)
- [12] Zilberstein V, Schlicker D, Walrath K, et al. MWM eddy current sensors for monitoring of crack initiation and growth during fatigue tests and in service[J]. *International Journal of Fatigue*, 2001(23): 477 - 485.
- [13] 邵忍平, 曹精明, 李永龙. 改进 EMD 小波阈值去噪和时频分析的齿轮故障模式识别与诊断 [J]. *振动与冲击*, 2012, 31(8): 96 - 101.
- SHAO Renping, CAO Jingming, LI Yonglong. Gear fault pattern identification and diagnosis using time-frequency analysis and wavelet threshold de-noising based on EMD[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2012, 31(8): 96 - 101. (in Chinese)
- [14] Wu F, Jiang X P, Yu H W, et al. Application of empirical mode decomposition and independent component analysis for the interpretation of rock mineral spectrum [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(5): 1592 - 1597.
- [15] 席旭刚, 武昊, 罗志增. 基于 EMD 自相关的表面肌电信号消噪方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(11): 2494 - 2500.
- XI Xugang, WU Hao, LUO Zhizeng. De-noising method of the sEMG based on EMD autocorrelation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(11): 2494 - 2500. (in Chinese)