

巴克豪森信号希尔伯特黄变换分析及特征提取

杨孟交 刘文波

(南京航空航天大学自动化学院 南京 211106)

摘要: 为了提高巴克豪森信号的分析精度,首先分析了巴克豪森信号传统特征提取方法的不足,在希尔伯特-黄变换理论分析的基础上提出了一种新的巴克豪森信号特征提取方法,该方法同时包含了时间和频率信息,理论上具有很高的分析精度。通过新特征与传统特征的对比实验发现新特征的用于分类的识别率远远高于传统特征值,而且需要的训练样本量比传统特征值的更小。本文还通过实验发现单个传统特征值用于分类识别的识别率很低,而将传统特征值融合到一起可以明显提高识别率。

关键词: 巴克豪森;特征提取;希尔伯特黄变换;分类识别

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Hilbert-Huang transform analysis and feature extraction of barkhausen signal

Yang Mengjiao Liu Wenbo

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211016, China)

Abstract: In order to improve the analysis accuracy of Barkhausen signal, we first analyze the shortcomings of the traditional feature extraction method of Barkhausen signal. Based on the analysis of Hilbert-Huang transform theory, a new Barkhausen signal feature extraction method is proposed. The method includes both time and frequency information, theoretically has a very high analytical accuracy. By comparing the new feature with the traditional feature, it is found that the recognition rate of the new feature for classification is much higher than the traditional one, and the training sample size is smaller than the traditional one. In this paper, we also find that the recognition rate of a single traditional eigenvalue is very low, and the traditional eigenvalues can be combined to improve the recognition rate.

Keywords: Barkhausen; feature extraction; Hilbert Huang transform; classification recognition

0 引言

铁磁性材料在外加交变磁场的激励作用下,其内部的磁畴会向交变磁场的方向发生偏转,在此过程中会发生磁畴壁的跳跃式的不可逆位移,如果此时在铁磁性材料的表面放置一个检测线圈则会在线圈中感应出电压信号,这个信号被称之为巴克豪森噪声信号,即 Magnetic Barkhausen Noise,简称 MBN 信号^[1]。巴克豪森信号对铁磁性材料的微观组织结构、应力等因素敏感,因此,常用来对铁磁性材料的应力、硬度、晶粒度、疲劳等进行检测^[2-7]。目前对巴克豪森信号分析主要从时域和频域来进行分析,时域分析使用较多的特征值包括均值、均方根、振铃数、包络的峰值、半高宽等,频域中常对巴克豪森信号的功率谱进行分析^[8-10]。由于 MBN 信号是一种非平稳随机信号,而常用的特征提取方法都是建立在信号平稳的基础之上的,因此,会产生较

大的误差。

希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)是20世纪末由Huang等人首次提出的一种适合于非平稳信号分析的方法^[11],该方法是对以傅里叶变换为基础的线性和稳态谱分析的一个重大突破,其既能对线性平稳信号进行分析又能对非线性非平稳信号进行分析,因而广泛应用于地震信号分析、语音信号分析、机械振动信号分析、水下目标特征提取等领域^[12-16]。本文将采用希尔伯特黄变换对巴克豪森信号进行分析,并将新提取的特征值与传统的特征值进行比较。

1 希尔伯特黄变换

希尔伯特黄变换是一种自适应的时频分析方法,其主要包含两部分:经验模态分解(experirical mode decomposition, EMD)和希尔伯特谱分析(hilbert spectrum

analysis, HSA)。HHT 变换处理非平稳信号的基本工作过程如下:首先用 EMD 分解将的信号分解成一系列满足一定条件的固有模态函数(intrinsic mode function, IMF);然后对分解得到的这些 IMF 做希尔伯特变换从而得到其 Hilbert 谱和 Hilbert 边际谱。

1.1 EMD 分解

Hilbert 算法要求输入的信号是线性平稳的,在现实生活中,大部分信号都不满足这个要求,因此, N. E. Huang 等人在信号进行 Hilbert 变换之前引入了 EMD,其可以将任意的时域信号转化成“线性稳态”信号。EMD 主要将信号根据其自身特点自适应地分解成一系列固有模态函数之和,这些 IMF 需要满足如下两个条件:1)极值点的个数与过零点的个数必须相等或者相差一个点;2)在任意时刻,由极大值点构成的上包络和有极小值点构成的下包络的均值为 0。假设待分解信号为 $x(t)$, 则其 EMD 分解完成以后可以得到

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

式中: $c_i(t)$ 为分解出的各个 IMF 分量, $r(t)$ 为余项。EMD 主要利用 $x(t)$ 自身特点自适应的对信号进行分解。

1.2 希尔伯特谱

经过 EMD 分解之后信号可以表示成一系列 IMF 和余项 R 之和。对每一个进行 Hilbert 变换可以得到有意义的瞬时频率,从而给出频率随时间变化的精确表达。那么信号最终可以被表示为时频平面上的能量分布,称为 Hilbert 谱。对 Hilbert 谱进一步变换还可以得到 Hilbert 边际谱。

信号 $c_i(t)$ 的 Hilbert 变换的定义如下

$$H[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (2)$$

以 $c_i(t)$ 和 $H[c_i(t)]$ 为共轭复数对构造解析信号 $z_i(t)$

$$z_i(t) = c_i(t) + jH[c_i(t)] = A_i(t) \exp[j\phi_i(t)] \quad (3)$$

其中, $A_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + \{H[c_i(t)]\}^2}$

$$\phi_i(t) = \arctan \frac{H[c_i(t)]}{c_i(t)}$$

进一步可以求出瞬时频率 $\omega_i(t)$ 为

$$\omega_i(t) = \frac{d\phi_i(t)}{dt} \quad (4)$$

于是 $x(t)$ 可以表示为

$$x(t) = \text{Re} \left\{ \sum_{i=1}^n A_i(t) \exp[j\omega_i(t) dt] \right\} \quad (5)$$

式(5)省略了余项 $r_i(t)$, 称为 Hilbert 谱, 记为

$$H(\omega, t) = \text{Re} \left\{ \sum_{i=1}^n A_i(t) \exp[j\omega_i(t) dt] \right\} \quad (6)$$

Hilbert 谱对时间进行积分即可得到 Hilbert 边际谱

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (7)$$

式中: T 表示数据的总长度。由式(6)和(7)可知, $H(\omega, t)$

精确的描述了信号 $x(t)$ 的幅值在整个频带上随时间和频率的变化规律, $h(\omega)$ 描述了 $x(t)$ 在整个时间跨度上, 每个频率成分对幅值的贡献大小。

2 信号 HHT 分析及特征提取

2.1 巴克豪森信号 HHT 分析

如图 1 所示为三角波作为激励信号时采集到的典型的 MBN 信号, 其中三角波信号幅值增大和减小过程中都会产生 MBN 信号。

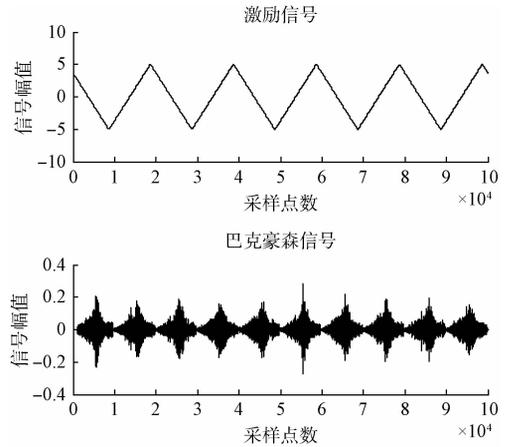


图 1 典型的 MBN 信号

单个 MBN 信号及其 HHT 分析得到的 Hilbert 谱如图 2 所示。其中 Hilbert 谱是时频谱, 其反映了信号在时间和频率上的分布, 时频谱的灰度大小直接反映了信号的幅值大小。

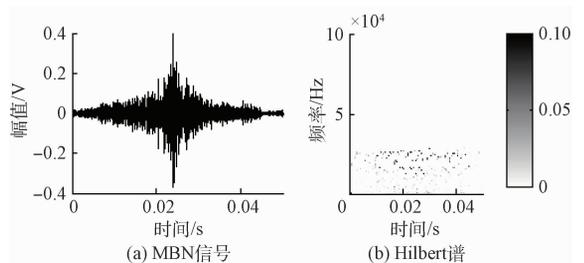


图 2 MBN 信号及其 Hilbert 谱

2.2 特征提取方法

假设 MBN 信号为 $x(t)$, 信号的截取时间为 T , 采样频率为 f_s , $x(t)$ 经过 HHT 之后得到的 Hilbert 谱表示为 $H(\omega, t)$, 其中 $0 \leq \omega \leq f_s/2$; $0 \leq t \leq T$ 。实验表明直接将 $H(\omega, t)$ 作为分类器的输入识别率非常低, 因此, 本文提出将 $H(\omega, t)$ 均匀分成 $m \times n$ 部分, 然后对每一部分从时间和频率进行积分从而得到一个 $m \times n$ 矩阵 $I_{m \times n}$ (m 和 n 大小可以通过实验确定), 并将该矩阵作为 MBN 信号的新特征。新特征 $I_{m \times n}$ 如式(8)所示。

$$\mathbf{I}_{m \times n} = \begin{bmatrix} i_{11} & i_{12} & \cdots & i_{1(n-1)} & i_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ i_{m1} & i_{m2} & \cdots & i_{m(n-1)} & i_{mn} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中该矩阵的元素 i_{ab} ($1 \leq a \leq m, 1 \leq b \leq n$) 与 $H(\omega, t)$ 之间的关系如下

$$i_{ab} = \int_{f_c(a-1)/2m}^{af_c/2m} \int_{(b-1)T/n}^{bT/n} H(\omega, t) dt d\omega \quad (9)$$

3 实验及结果分析

实验采用实验室自行研制的 MBN 检测系统完成 MBN 信号测量, 采样频率为 200 kHz, 激励信号幅值 5 V、频率 10 Hz。为了对新旧特征值进行比较本文选取 6 类钢试样作为实验材料进行分类识别研究, 它们的各项参数如表 1 所示。

表 1 各样例参数

试样编号	材料	硬度	表面组织	残余奥氏体
1	18CrNiMo7-6	45	细针	5%
2	18CrNiMo7-6	44	细针	10%
3	18CrNiMo7-6	45	细针	20%
4	8822H	35	细针	10%
5	20CrNi2Mo	35	细针	10%
6	18CrNiMo7-6	41	细针	10%

实验中总共采集了 156 组样本数据 (其中每一类样例 26 组), 每一组采样数据包含 5 个 MBN 信号用于取平均。对采集到的每一组 MBN 信号提取传统特征值 (均值、均方根、包络峰值、包络半高宽、振铃数) 和本文新提出的特征矩阵并取平均。为了对进行分类研究, 本文选择支持向量机 (SVM) 作为分类器, 核函数选择“RBF 核函数”。

3.1 传统特征提取方法实验结果及分析

将单个传统特征值作为 SVM 的输入随机选取 78 个样本 (其中总共分 6 类, 每一类 13 个) 作为训练样本来对 SVM 进行训练, 剩下的作为测试样本。30 次实验得到的各个传统特征的平均识别率如表 2 所示。

表 2 各传统特征值 30 次训练平均识别率

特征值	RMS	RN	AVE	P	HW
平均识别率/%	72.3	37.9	61.5	65.0	59.7

(注: RMS 表示均方根, RN 表示振铃数, AVE 表均值, P 表示包络峰值, HW 表示包络半高宽)

从表 2 中的实验结果可以看出单个特征值作为输入来进行分类识别效果很差, 因此, 将表 2 中的所有传统特征值组成一个输入向量 $\mathbf{A} = (RMS, RN, AVE, P, HW)$ 来训练 SVM 得到的平均识别率为 84.4%。去掉识别率较低的振铃数, 将识别率较高的 RMS、AVE、P 和 HW 组成输入向

量 $\mathbf{B} = (RMS, AVE, P, HW)$ 训练得到平均识别率为 85.6%。

上述实验表明: 1) 单个特征值作为输入识别率很差, 而将各个特征融合到一起作为输入可以大大地提高识别率; 2) 振铃数作为特征值识别效果很差, 与其它特征融合到一起会降低识别率。

3.2 新特征值提取方法实验结果及分析

采集到不同样例的 MBN 信号之后, 首先对其进行 EMD 分解, 然后进行 Hilbert 变换求取 Hilbert 谱。如图 3 所示为各个样例经 HHT 分析之后得到的 Hilbert 谱。

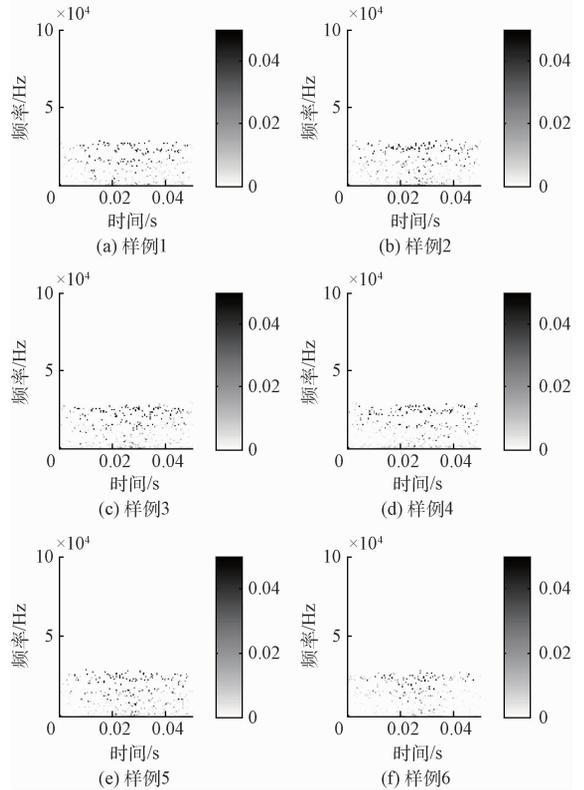


图 3 各类样例 Hilbert 谱

从图 3 所示的结果可以看出, 所有样例的 Hilbert 谱幅值均分布在频率 0~30 kHz 和时间 0~0.05 s 区域内, 不同样例的 Hilbert 谱很难区分, 将 Hilbert 谱作为 SVM 的输入进行训练 (实验方法和 4.1 节完全相同) 得到平均识别率仅为 16.7%, 因此, 不能直接将 MBN 信号的 Hilbert 谱作为 MBN 信号特征来对材料进行分类识别。

采用 3.2 小节所述的特征提取方法提取出相应的特征矩阵 $\mathbf{I}_{m \times n}$, 然后将该特征矩阵作为 SVM 的输入来进行训练, 实验方法同 4.1 小节。m 和 n 取不同值时, $\mathbf{I}_{m \times n}$ 作为输入向量的 30 次实验平均识别率如下表 3 所示。

上述实验结果表明: 1、不能直接将 MBN 信号的 Hilbert 谱作为特征进行分类识别; 2、特征矩阵 $\mathbf{I}_{m \times n}$ 作为 SVM 的输入具有很好的识别率, 识别率远远高于单个传统

表3 $I_{m \times n}$ 作为输入时平均识别率 (%)

识别率 m	识别率 n						
	3	5	7	9	11	13	15
1	84.3	90.1	95.0	97.7	97.2	96.3	94.6
2	81.9	89.5	94.1	97.5	97.4	97.0	95.6
3	83.4	89.7	93.1	98.0	97.6	97.5	96.8
4	84.3	87.3	89.6	96.0	94.3	93.2	92.6
5	83.2	87.1	90.3	96.4	96.4	95.5	93.6

特征值及其融合成的特征;3、新提取的特征中 $m = 3, n = 9$ 对应的特征矩阵 $I_{3 \times 9}$ 作为输入时识别率最高,达到了 98.0%。

3.3 训练样本量对识别率的影响

3.1 和 3.2 实验结果表明本文在训练样本量和测试样本量为 1:1 时新提出的特征提取方法在材料分类识别研究中的识别率远远高于传统特征值。本小节将研究训练样本量的大小对两种特征提取方法的识别率影响,其中新提取特征选择识别率最高的 $I_{3 \times 9}$, 传统特征选择识别率最高的 B 。本节的训练样本以及实验方法均与 3.1 和 3.2 小节完全相同,只是训练和测试的样本数不同,实验结果如表 4 所示。

表4 训练样本量对识别率影响实验结果

样本量	识别率 $I_{3 \times 9} / \%$	输入 $B / \%$
18	80.4	72.8
30	91.0	79.7
48	95.7	81.7
66	97.1	83.0
78	98.0	83.8
96	98.5	83.1
108	98.6	84.0

以上实验结果表明:1)无论训练样本量小还是大新提取的特征矩阵 $I_{m \times n}$ 的识别率均远优于传统特征,进一步表明本文提取新特征提取方法的较传统的特征具有更高的精度;2)当训练样本为 30(仅占总样本的 19%)时,特征 $I_{m \times n}$ 的平均识别率就达到了 90%,因此,对样本的需求较小。

4 结 论

本文在 HHT 的理论分析的基础上提出了一种新的 MBN 信号特征提取方法,该方法不同于传统的特征提取,其同时包含了时间和频率信息,因此,理论上具有很高的分析精度。通过对传统特征值和新提取特征值的实验可以得出如下结论:

1)单个传统特征值进行分类的识别率很低;2)将不同特征融合可以提高分类的识别率但是识别率仍然较低,而且不同特征值之间有可能产生干扰导致识别率降低;3)新

特征 $I_{m \times n}$ 同时包含时间和频率信息用于分类的识别率远远高于传统特征,而且训练样本需求量更小;4)直接将 MBN 信号的 Hilbert 谱作为特征来进行分类研究识别率会很低。

参考文献

- [1] 高铭, 王平, 黄凯, 等. 基于巴克豪森原理的 Q235 钢沿深度方向应力分布检测[J]. 无损检测, 2015, 37(11):22-25.
- [2] MIESOWICZ K, STASZEWSKI W J, KORBIEL T. Analysis of Barkhausen noise using wavelet-based fractal signal processing for fatigue crack detection [J]. International Journal of Fatigue, 2015(83):109-116.
- [3] 丁松, 王平, 田贵云. 基于主成分分析的 18CrNiMo7-6 材料理化参数无损评估方法[J]. 无损检测, 2016, 38(8):12-16.
- [4] 傅洁, 殷华宇, 陈娟, 等. 基于巴克豪森效应的钢轨应力检测系统设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(5):403-408.
- [5] 祁欣, 刘明翠. 巴克豪森效应和磁滞曲线的测定[J]. 实验技术与管理, 2007, 24(6):25-27.
- [6] 杨理践, 张凤桐, 高松巍, 等. 钢板应力检测中的巴克豪森信号分析[J]. 无损探伤, 2016(2):1-5.
- [7] 朱晓雪, 业成, 章彬斌. 基于巴克豪森技术的压力管道表面应力检测[J]. 中国特种设备安全, 2015(10):45-48.
- [8] PARK D G, SONG H, PARK C Y, et al. Analysis of the domain wall motion in the ion irradiated amorphous ribbon [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2009, 45(10):4475-4477.
- [9] 田贵云, 高斌, 高运来, 等. 铁路钢轨缺陷伤损巡检与监测技术综述[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(8):1763-1780.
- [10] 卢诚磊, 倪纯珍, 陈立功. 巴克豪森效应在铁磁材料残余应力测量中的应用[J]. 无损检测, 2005, 27(4):176-178.
- [11] 王锋, 李天刚, 刘美全. 被动探测中相关 Hilbert 时延估计方法研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(8):34-37.
- [12] 苗晟, 王威廉, 姚绍文. 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.
- [13] 杨培杰, 印兴耀, 张广智. 希尔伯特-黄变换地震信号时频分析与属性提取[J]. 地球物理学进展, 2007, 22(5):1585-1590.
- [14] 李奕璠, 刘建新, 李忠继. 基于 Hilbert-Huang 变换的列车车轮失圆故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(4):734-739.

(下转第 188 页)