

# 基于 LMD 的 PWM 整流电路故障特征提取新方法

袁国强, 李颖晖, 杨有泽

(空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038)

**摘要:** 脉冲宽度调制 (PWM) 整流电路结构日益复杂, 对其可靠运行提出了更高的要求; 对局域均值分解 (LMD) 用于 PWM 整流电路的故障特征提取进行研究, 提出一种基于 LMD 和加权频带能量法的特征提取新方法; 该方法通过逐步抽取调频调幅成分将故障信号在频域上展开, 然后基于信号能量的频带分布特点, 充分考虑各频带成分与故障的相关性, 构造故障特征向量, 实现特征提取; 最后以 PWM 整流电路为例进行仿真, 相电压 380 V, 仿真时间 0.5 s, 0.1 s 时注入故障; 结果表明, 该方法能有效地提取故障信号的特征, 并降低特征向量的维数。

**关键词:** 局域均值分解; 加权频带能量; PWM 整流电路; 特征提取; 数据降维

## Fault Feature Extraction of PWM Rectifier Based on LMD

Yuan Guoqiang, Li Yinghui, Yang Youze

(School of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

**Abstract:** Performance improvement of Pulse Width Modulation (PWM) rectifier brings about a complicated structure, which makes the reliable operation face higher demand increasingly. Therefore, this paper proposes a new method of fault feature extraction based on LMD and weighted frequency range energy operator. This method unfolds the energy distribution of the fault signal in term of frequency through decomposing it into amplitude and frequency modulated signals. Then the feature vector can be constructed accord to the energy distribution and the correlation between each product function and the fault signal. Finally, the three-phase three-level 380V PWM rectifier is utilized as an example, fault injected on 0.1 s of 0.5 s simulation time. And the simulation results show that the proposed approach can catch the fault feature sensitively, while achieving dimension reduction of feature vector.

**Keywords:** LMD; weighted frequency range energy; PWM rectifier; feature extraction; data dimension reduction

## 0 引言

脉冲宽度调制 (Pulse Width Modulation, PWM) 整流电路具有功率因数高、谐波失真小、可实现能量的双向流动、调节速度快和应用范围宽等诸多优点, 得到了广泛的研究和应用<sup>[1]</sup>。另一方面, 随着 PWM 电路性能的不不断提升, 其电路结构越来越复杂, 器件越来越多, 可靠性要求越来越高, 这就对其故障诊断提出了更高的要求。

一直以来, 对于变流电路这样的复杂非线性系统, 还没有成熟的建模理论, 基于模型的故障诊断方法较难实施。随着数据挖掘技术的不断发展, 基于信号的故障诊断方法显示出巨大的实用价值, 受到极高的重视, 并取得了一些研究成果<sup>[2]</sup>。目前, 国内外电气系统故障诊断领域普遍使用小波分析和经验模式分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 来提取故障信号特征。然而, 小波变换实际上是窗口可调的傅里叶变换, 其分析精度受制于采样频率, 不具有自适应性<sup>[3]</sup>。然而 EMD 仍然存在着一些问题, 如端点效应、模态混淆、过包络和欠包络等。局域均值分解 (Local Mean Decomposition, LMD) 是 Jonathan S. Smith 提出的一种新的自适应信号分析方法, 并将其应用于脑电波信号的分析, 显示出其在非平稳信号处理方面的独特优势<sup>[4]</sup>。与 EMD 相比, LMD 能更好地抑制端点效应

和保留信号完整性, 有利于信号特征的提取<sup>[5]</sup>。鉴于 LMD 的优越性和频带能量法的不足, 针对 PWM 整流电路的典型故障, 本文提出一种基于 LMD 和加权频带能量法的特征提取新方法, 并将该方法用于三相电平 PWM 整流电路, 利用 Matlab/Simulink 软件进行数值仿真和计算。结果表明, 该方法能有效地提取出的故障特征, 降低故障特征向量的维数。

## 1 LMD 方法原理

LMD 是一个不断地从调幅包络信号中分离调频信号的过程。这个过程包含三个部分: 原信号的平稳化处理; 从原信号中去除平稳后的信号; 对剩余信号进行幅度解调。幅度解调所使用的包络估计函数和平稳化信号由滑动平均法产生。如果所得解调信号的包络不是平坦的, 则需要对此解调信号重复分离过程, 直到获得一个包络平坦的调频信号。接着, 利用此调频信号和包络信号计算出乘积函数 (Product Function, PF), 然后从原信号中减掉 PF 分量作为新的原信号重复上述整个过程<sup>[6]</sup>。具体编程实现时, 可按如下流程进行:

- 1) 寻找原信号  $x(t)$  的局部极大极小点  $n_i$ ;
- 2) 计算局部极值的均值  $m_i$  和强度  $a_i$ ;

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (1)$$

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (2)$$

3) 使用滑动平均法对  $m_i$  和  $a_i$  进行平滑处理, 得到局域均值函数  $m_{11}(t)$  和包络估计函数  $a_{11}(t)$ ;

4) 从  $x(t)$  中减去  $m_{11}(t)$  并使用  $a_{11}(t)$  对其进行幅度解调, 得到:

收稿日期: 2014-02-08; 修回日期: 2014-03-29。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61074007)。

作者简介: 袁国强 (1989-), 男, 安徽阜阳人, 硕士, 主要从事航空电气系统故障诊断与优化控制方向的研究。

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ s_{11}(t) = h_{11}(t)/a_{11}(t) \end{cases} \quad (3)$$

如果  $s_{11}(t)$  的包络估计函数  $a_{12}(t)$  不平坦, 即  $s_{11}(t)$  不是纯调频信号, 则以  $s_{11}(t)$  为原信号重复上述步骤  $n$  次, 直到  $s_{1n}(t)$  为纯调频信号。此过程中:

$$\begin{cases} s_{11}(t) = h_{11}(t)/a_{11}(t) \\ s_{12}(t) = h_{12}(t)/a_{12}(t) \\ \vdots \\ s_{1n}(t) = h_{1n}(t)/a_{1n}(t) \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (5)$$

5) 将上述循环过程中产生的包络估计函数累乘得到包络信号  $a_1(t)$  :

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (6)$$

6) 将  $a_1(t)$  和  $s_{1n}(t)$  相乘得第一个 PF 分量:

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (7)$$

7) 从  $x(t)$  中减去  $PF_1$ , 得到新信号  $u_1(t)$ , 以  $u_1(t)$  作为原信号重复整个过程  $k$  次, 直到  $u_k(t)$  不再含有震荡。式中:

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t) \\ \vdots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (8)$$

对故障信号进行 LMD 分解, 得到一系列的 PF 分量。每一个 PF 分量含有信号中特定频段的幅频信息<sup>[7]</sup>, 其中  $PF_1$  分量为最高频段,  $PF_2$ 、 $PF_3$  等频段依次降低。

## 2 加权频带能量特征提取方法

在基于信号分解的特征提取方法中往往采用频带能量法<sup>[8]</sup>。假设故障信号的分解结果为  $m$  个分量:  $c_1(t), c_2(t), \dots, c_m(t)$ , 则频带能量向量定义为:

$$T = \left( \frac{E_1}{E}, \frac{E_2}{E}, \dots, \frac{E_m}{E} \right) \quad (9)$$

其中:

$$E_i = \int_{-\infty}^{\infty} c^2(t)dt, i = 1, 2, \dots, m, E = \sum_{i=1}^m E_i \quad (10)$$

用此向量进行故障分类存在着很明显的缺点。首先, 不同类型故障信号进行信号分解 (EMD 或 LMD), 所得分量数目不同。直接计算所得的能量向量的维数也不同, 而且维数一般比较高, 这使得后续的故障匹配比较复杂。其次, 对特定类型的故障信号, 其分解结果中每个分量对该类型故障的表达并不相同。一致笼统的处理所有分量不利于故障特征的突显。在分解结果中寻求最能体现故障之间差异的少数分量是故障特征提取的核心问题。可以采用机器学习等人工智能的方法来筛选特征分量, 这也是目前研究较为活跃的领域。然而人工智能的方法往往计算复杂, 且不能给出明确的物理意义。

事实上, 在基于信号的故障诊断方法中, 故障信号本身被认为包含了故障的全部信息, 因而与故障信号密切程度较高的分量更能体现该故障的特征<sup>[9]</sup>。相关性是用以反映变量之间关系密切程度的统计指标, 因此, 可以用相关性分析来研究故障

信号的不同分量所含有的故障信息量。

相关性分析是对多个变量元素进行分析, 从而衡量其相关密切程度, 元素之间需要存在一定的联系或者概率才可以进行相关性分析。故障信号的分量是从原故障信号中提取出来的, 所以它们是有联系的, 故而可以进行相关性分析。相关系数是相关性的量化, 依据相关现象之间的不同特征, 相关系数有不同的定义。其中, 用以反映两变量之间线性相关关系的相关系数称为简单相关系数, 简称相关系数, 其定义为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (11)$$

式中,  $x, y$  为待分析序列, 其标准差都不为零 (非平稳信号通常满足此条件),  $n$  为序列长度,  $\bar{x}, \bar{y}$  分别是序列  $x, y$  的均值。另外还有反映变量之间曲线关系的非线性相关系数和反映多变量间相关关系的复相关系数。考虑到故障信号分量是从故障信号中直接提取出来的, 它们之间的关系具有简单性, 所以选用简单相关系数来考究故障信号各分量所含有的故障信息量。

充分考虑分解结果中每个分量与原故障信号的相关性<sup>[10]</sup>, 对频带能量法进行改进, 提出加权频带能量法, 可有效地筛选出能体现不同故障特点的分量。这种方法的思路是: 首先, 对不同类型故障信号进行 LMD 分解, 得到一系列的 PF 分量, 并计算每一 PF 分量与原故障信号的相关性。然后, 用前  $v$  个 PF 分量构造能量向量,  $v$  由 PF 分量个数最少的故障类型决定。在组成能量向量时, 将每个 PF 分量的能量乘以其与原故障信号的相关系数。假设故障信号分解结果为  $n$  个 PF 分量:  $p_1(t), p_2(t), \dots, p_n(t)$ , 则加权频带能量向量定义为:

$$T = \left( \frac{E_1}{E}w_1, \frac{E_2}{E}w_2, \dots, \frac{E_n}{E}w_n \right) \quad (12)$$

其中:

$$E_i = \int_{-\infty}^{\infty} p^2(t)dt, i = 1, 2, \dots, n, E = \sum_{i=1}^n E_i \quad (13)$$

$w_i$  为  $p_i(t)$  与对应故障信号的相关性系数。

## 3 仿真结果与分析

PWM 整流电路的 Simulink 仿真模型如图 1 所示。其中三相电源线电压为 380 V, 变压器变比设为 10 : 1, 模型中的三电电桥结构如图 2 所示。DC Regulator 整流电路的控制模块, 负责产生 PWM 波。FaultInject 是故障注入模块。针对电路中比较常见的单管开路故障进行仿真。由于三相对称性, 只需对任意一条桥臂注入故障即可。系统仿真时间为 0.5 s, 在 0.1 s 时注入故障。测取不同故障模式下直流电压信号  $V_{dc}$ , 以其在均值附近的波动为分析信号, 利用 Matlab 语言编程实现 LMD 和加权频带能量等算法, 对故障进行特征提取。

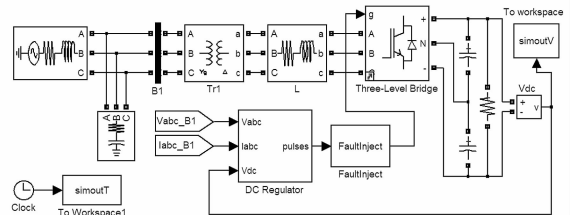


图 1 PWM 整流电路 Simulink 仿真模型

表 1 各 PF 分量与原故障信号的相关系数

故障模式	$\omega_1$	$\omega_2$	$\omega_3$	$\omega_4$	$\omega_5$	$\omega_6$	$\omega_7$	$\omega_8$	$\omega_9$	$\omega_{10}$
正常	0.616 9	0.330 7	0.367 3	0.394 9	0.262 0	0.154 4	0.024 0	0.018 7	0.050 3	0.004 8
Q1a 开路	0.582 2	0.312 1	0.348 4	0.361 1	0.281 9	0.130 7	0.110 6	0.112 0	0.018 1	0.038 1
Q2a 开路	0.616 9	0.330 7	0.367 3	0.394 9	0.262 0	0.154 4	0.024 0	0.018 7	0.050 3	0.004 8
Q3a 开路	0.299 4	0.199 8	0.191 9	0.162 8	0.323 5	0.380 1	0.294 3	0.172 5	0.061 9	0.071 4
Q4a 开路	0.616 9	0.330 7	0.367 3	0.394 9	0.262 0	0.154 4	0.024 0	0.018 7	0.050 3	0.004 8

Q1a 开路时  $V_{dc}$  波动信号及其前 10 个 PF 分量如图 3 所示。从结果中可以看出, LMD 能自适应地展开故障信号的不同频段成分, 并且分量信号对原故障信号在各频段上的信息保留得比较完整。

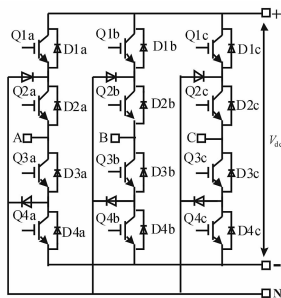


图 2 三电平电桥结构图

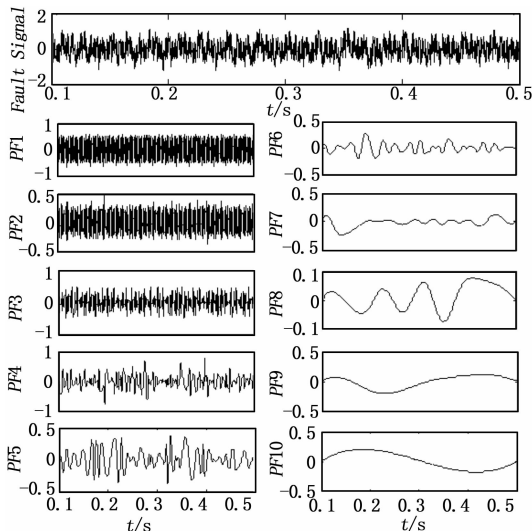


图 3 Q1a 开路时  $V_{dc}$  波动信号 LMD 分解结果

同理, 对其它故障模式下的  $V_{dc}$  波动信号进行 LMD 分解。按式 (9)、(10) 计算得到不同故障模式下的 LMD 频带能量向量如图 4 所示。可见, 向量中  $PF_1$ 、 $PF_2$ 、 $PF_3$ 、 $PF_4$  频段的能量比重较大, 且和相邻频带相差明显, 表现出较大的波动。而  $PF_8$ 、 $PF_9$ 、 $PF_{10}$  频段在量值和变化上都比较小。按式 (11) 计算各故障模式下各 PF 分量与故障信号的相关系数如表 1 所示。可见, 变化较为明显的  $PF_1$ 、 $PF_2$ 、 $PF_3$ 、 $PF_4$  频段所对应得相关系数也比较大, 而  $PF_8$ 、 $PF_9$ 、 $PF_{10}$  频段对应的相关系数较小。

上述结果表明  $PF_1$ 、 $PF_2$ 、 $PF_3$ 、 $PF_4$  频段包含了丰富的故障信息, 而  $PF_8$ 、 $PF_9$ 、 $PF_{10}$  包含的故障信息较少且相互冗余。这一点在加权频带能量向量中则更为明显。按式 (12)、(13) 计算各故障模式的加权频带能量向量, 如图 5 所示。可见,  $PF_1$ 、

$PF_2$ 、 $PF_3$ 、 $PF_4$  频段对应的值较大, 这意味着它们对故障模式的区分能力较强, 而  $PF_8$ 、 $PF_9$ 、 $PF_{10}$  频段则较弱。因而, 可以选择加权频带能量值较大的分量组建维数较少的故障特征向量, 实现特征向量的降维。

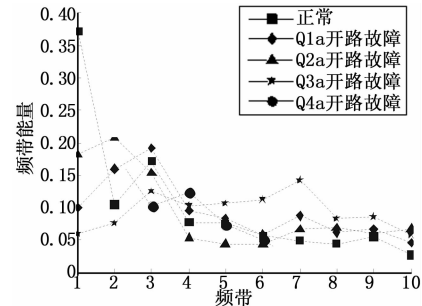


图 4 LMD 频带能量向量

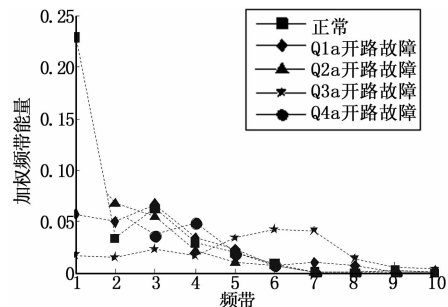


图 5 LMD 加权频带能量向量

### 4 结论

LMD 是一种自适应的信号分解方法, 非常适合处理故障状态下的非平稳信号。加权频带能量法通过相关系数加权, 突出了信号主成分的作用。仿真结果表明, 基于 LMD 的加权频带能量法能有效地提取 PWM 整流电路不同故障的特征信息, 并降低故障特征向量的维数。随着数据挖掘和人工智能技术的不断发展, LMD 加权频带能量法将越来越广泛地应用于交流电路的故障诊断中。

### 参考文献:

[1] Singh, B Singh, B N Chandra, et al. A Review of Three-phase Improved Power Quality AC-DC Converters [J]. Industrial Electronics, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51 (3): 641-660.

[2] 伍星, 陈进, 李如强, 等. 基于数据挖掘的设备状态监测和故障诊断 [J]. 振动与冲击, 2004, 23 (4): 70-74.

[3] Brenner M J. Non-stationary Dynamic Data Analysis with Wavelet-SVD Filtering [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2003, 17 (4): 765-786.

[4] Jonathan S. Smith. The Local Mean Decomposition and Its Application to EEG Perception Data [J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2 (5): 443-454.

[5] 程军圣, 张 亢, 杨 宇, 等. 局部均值分解与经验模式分解的对比研究 [J]. 振动与冲击, 2009, 28 (5): 13-16.

[6] 张 亢, 程军圣, 杨 宇. 局部均值分解方法中乘积函数数据问题研究 [J]. 振动与冲击, 2011, 30 (9): 84-88.

[7] Huang N E, Wu Z H, Long S R, et al. On Instantaneous Frequency [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1 (2), 177-229.

[8] Cheng J S, Yu D J, Yang Y. Energy Operator Demodulating Approach Based on EMD and Its Application in fault diagnosis [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2004, 40 (8): 115-118.

[9] 束洪春, 田鑫萃, 董俊利, 等. 利用电压相关性的 800 kV 直流输电线路区内外故障判断方法 [J]. 中国电机工程学报, 2012, 32 (4): 151-160.

[10] 林 达, 王慧芳, 何奔腾, 等. 基于波形相关性的带并联电抗器线路永久性故障判别方法 [J]. 电力系统自动化, 2013, 37 (16): 80-84.

(上接第 2032 页)

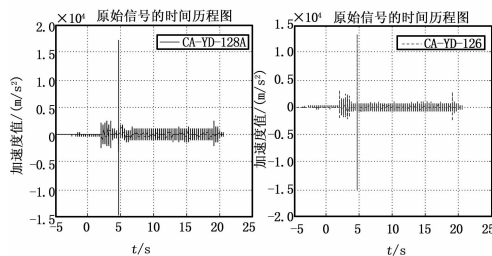


图 3 振动加速度的原始信号的时间历程图

常大, 在 4.511 s 分别达到  $17\ 190\ \text{m/s}^2$  和  $15\ 240\ \text{m/s}^2$ , CA-YD-128A 加速度计已经超量程使用, 并且由其测得的加速度信号在 4.511 s 后出现明显的趋势项。这说明原始信号中肯定含有较大的干扰信号和趋势项, 因此, 需要对其进行消除趋势项和平滑预处理。

对振动原始信号分别进行消除趋势项和 10 次五点三次平滑处理, 得到预处理后的信号的时间历程图如图 4 所示。

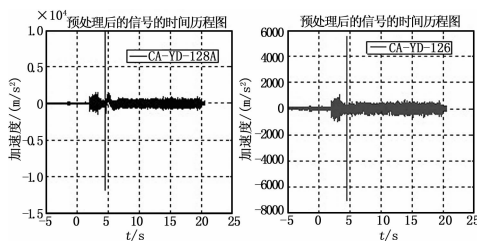


图 4 预处理后的振动加速度信号的时间历程图

由图 4 可看出, 由 CA-YD-126 加速度计测得的信号经过预处理后, 信号质量得到了很好的改善, 滤除了原始信号中较大的干扰和毛刺, 振动加速度值在一个合理的范围内, 时间历程图曲线也比较平滑, 从图中可以较好地观察振动加速度的变化趋势。由 CA-YD-128A 加速度计测得的信号经过预处理后虽然信号质量得到了一定的改善, 但从时间历程图中看出信号仍然含有一段趋势项, 趋势项出现在最高振幅之后, 表明该加速度计在超量程使用时会对测量数据的准确性产生较大影响。这说明 CA-YD-128A 加速度计作为通用振动冲击类加速度计不适合加热器振动信号的测量, 而 CA-YD-126 加速度计作为高冲击振动类加速度计则适合。因此, 经分析比较, 应当把由 CA-YD-126 加速度计测得并经预处理的振动信号作为该测点最终真实、可靠的振动加速度信号。

将该测点最终的振动加速度信号进行二次积分运算, 得到

的振动位移信号的时间历程图如图 5 所示。从图中可以看出, 经过解析计算得到的振动位移的变化趋势与振动加速度的变化趋势基本一致, 也能够较好地反映出该测点的振动趋势, 为加热器振动状况的分析提供了全面、合理的依据。

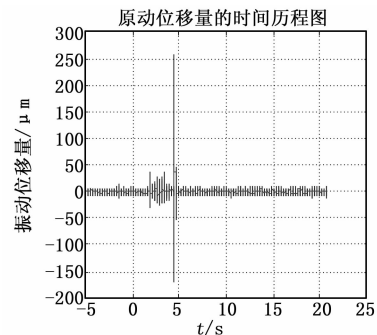


图 5 振动位移信号的时间历程图

### 4 结论

研究了某空气加热器振动信号的测量与处理。通过加速度计的非相似冗余配置、振动加速度信号的消除趋势项、五点三次平滑预处理和振动位移量的二次积分解析计算, 完善了加热器振动测量与处理的方法, 提高了加热器振动信号测量与处理的可靠性和准确性, 从而为加热器振动情况和健康状况的分析提供了较为真实、可靠的振动信号。此外, 传感器非相似冗余配置和振动位移量的解析计算还较好地体现出了硬、软件冗余的思想。因此, 本研究具有一定的理论价值和实际意义。

### 参考文献:

[1] Chang X, Chen L, Yu G, et al. Development of the facility for model scramjet testing [R]. AIAA, 2001-1857, 2001.

[2] 冯军红, 沈赤兵, 赵 芳. 液氧与气氧对空气加热器燃烧流场的影响分析 [J]. 国防科技大学学报, 2012, 34 (4): 43-48.

[3] 王 济, 胡 晓. MATLAB在振动信号处理中的应用 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2006.

[4] 孙苗钟. 基于 MATLAB的振动信号平滑处理方法 [J]. 电子测量技术, 2007, 30 (6): 55-57.

[5] 肖立波, 任建亭, 杨海峰. 振动信号预处理方法研究及其 MATLAB实现 [J]. 计算机仿真, 2010, 27 (8): 330-333, 337.

[6] 门日秀, 赵荣珍. 机械振动信号远程测试与处理技术的研究 [J]. 计算机测量与控制, 2009, 17 (6): 1055-1057.

[7] 陆伟东. 基于 MATLAB的地震模拟振动台试验的数据处理 [J]. 南京工业大学学报 (自然科学版), 2011, 33 (6): 1-4.