

# Application of Adaptive Filtering Method Based on EMD in Fault Diagnosis of Pump

Yingqiang Chen<sup>1</sup>, Yameng Liu<sup>1</sup>, Jin Jiang<sup>1</sup>, Zhihui Xiao<sup>1</sup>, Guanwen Lai<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Wuhan University, Wuhan Hubei

<sup>2</sup>Guangdong Water Resources Department, Guangzhou Guangdong

Email: 601972356@qq.com

Received: Dec. 6<sup>th</sup>, 2015; accepted: Dec. 27<sup>th</sup>, 2015; published: Dec. 31<sup>st</sup>, 2015

Copyright © 2015 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

---

## Abstract

EMD is a new kind of signal analysis theory, which can decompose the signal into the EMD, and get the finite frequency from large to small intrinsic mode function IMF. In essence, it is a kind of space-time filter. In this paper, a method of adaptive filtering based on EMD is proposed, and the method is verified by mathematical simulation and experimental analysis. The results show that the proposed method can effectively extract the vibration fault features and can be applied to the early fault diagnosis of the pump.

## Keywords

EMD, Adaptive Filtering, Signal Filtering

---

# 基于EMD的自适应滤波方法在水泵故障诊断中的应用

陈英强<sup>1</sup>, 刘亚萌<sup>1</sup>, 蒋 劲<sup>1</sup>, 肖志怀<sup>1</sup>, 赖冠文<sup>2</sup>

<sup>1</sup>武汉大学, 湖北 武汉

<sup>2</sup>广东水利厅, 广东 广州

Email: 601972356@qq.com

收稿日期: 2015年12月6日; 录用日期: 2015年12月27日; 发布日期: 2015年12月31日

## 摘要

EMD是一种新的信号分析理论,能够将信号进行层层分解,得到有限个频率从大到小的本征模态函数IMF,从本质上讲EMD是一种时空滤波器,并且以信号极值时间特征尺度为度量。本文通过重构IMF分量得到一种基于EMD的自适应滤波的方法,并通过数学仿真及实验分析,来验证该方法,结果表明其能有效提取振动故障特征,可应用于水泵的早期故障诊断。

## 关键词

EMD, 自适应滤波, 信号筛选

## 1. 前言

传统滤波方法在频域上实现的,滤掉信号中不需要的频率成分。傅立叶变换可以建立时频域的联系,对信号进行傅立叶变换得到信号的频率表示,在频域内选取某种滤波方法将噪声频率滤除。傅立叶变换处理平稳且频谱特性明显有别于噪声时的信号通常是有效的。在实际中信号为非平稳非线性的,在频域常表现为谐波成分的组合,傅立叶变换不具有局部的时频分析能力,难以找到这类信号的真实频谱分布。

小波分析能够分析与处理非平稳信号,具有良好的局部时频分析能力,因此在信号滤波去噪方面得到了广泛应用[1]。小波分析是根据信号与噪声的小波系数在尺度上具有不同特性,选择合适的小波基和分解层数,并选择合适的闭值重构分解信号,从而减小甚至消除噪声,同时最大限度的保留有用信号,得到最优估计的真实信号。该方法中小波基应具有正交性、高消失矩、紧支撑和对称性等性质,小波基很难兼有这些性质,通常根据具体问题选择相应的小波基进行处理,这样以来小波去噪缺乏自适应性。

而基于EMD的自适应滤波方法能够使非线性和非平稳性的信号在滤波后最大限度的保留,且EMD是根据信号的局部特征时间尺度进行分解的,基函数来自于信号,不需要滤波器参数,减小了主观因素,是一种由数据驱动的算法,一般都能取得不错的效果[2]。

## 2. EMD 算法

EMD方法从本质上讲是对一个信号进行平稳化、线性化处理。其结果是通过一种“筛”过程将信号中不同尺度的波动或趋势分解出来,形成若干个固有模态函数(IMF)及一个余项的和,从而反映信号的内部特征。EMD的分解过程可以描述为:

1) 找出信号 $x(t)$ 的所有极大值点和极小值点,将其用三次样条函数分别拟合成原数据序列的上、下包络线,上、下包络线的均值为平均包络线 $m_1$ ,用原数据序列减去 $m_1$ 可得到一个去掉低频的新数据序列 $h_1$ ,一般 $h_1$ 不是一个平稳数据序列,为此重复以上过程 $n$ 次,使所得的平均包络线趋于零,此时的 $h_{1n}$ 就是第一个IMF: $c_1$ ,它表示信号中的最高频率成分。

2) 用 $x(t)$ 减去 $c_1$ 得到一个新数据序列,重复步骤1),得到一系列 $c_n$ 一个不可分解的序列 $r_n$ , $r_n$ 代入 $x(t)$ 表均值或趋势项。那么原信号 $x(t)$ 可表示为IMF分量和一个残余项之和。

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

从EMD的筛选过程可以看出,它将IMF分量由高频到低频依次筛选出来,且这个过程是自适应的,所以EMD方法具有自适应的滤波特性。

### 3. EMD 滤波方法

Randrin 基于 EMD 分解的滤波特性提出了构造滤波器组的方法, 将分解得到的 IMF 分量通过频率比较去掉其中若干分量, 然后重构信号就可以得到相应的高频滤波器、低频滤波器、带通滤波器及带阻滤波器[3]。

这种滤波方法由数据驱动, 减少了主观因素的影响, 但是仅由这种简单的去掉若干信号可能造成去噪过程中的失真或者不能滤波, 从而不能得到理想的效果, 本文将提出一种新的筛选 IMF 分量的方法, 然后重构信号, 得到一种新的滤波方法。

#### 3.1. IMF 相关度

相关系数是描述两变量间相关程度的特征量, 其计算公式如下:

$$r = \frac{\sum(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum(X - \bar{X})^2 \sum(Y - \bar{Y})^2}} = \frac{l_{XY}}{\sqrt{l_{XX} l_{YY}}} \quad (2)$$

其中  $l_{XX}$  的离均差平方和为:

$$l_{XX} = \sum(X - \bar{X})^2 \quad (3)$$

$l_{YY}$  的离均差平方和为:

$$l_{YY} = \sum(Y - \bar{Y})^2 \quad (4)$$

$l_{XY}$  的离均差平方和为:

$$l_{XY} = \sum(X - \bar{X})(Y - \bar{Y}) \quad (5)$$

式中  $X$  为各 IMF 分量的样本总体,  $Y$  为残量的样本总体, 相关系数反应的是 IMF 分量与信号发展平稳趋势的相关程度。是当相关度为正时表示变量正相关, 当相关度为负是表示变量负相关, 相关系数为零时表示变量无关。相关度取值的绝对值  $|r|$  越接近于 1, 表明两变量相关程度越高, 它们之间的相关关系越紧密。 $|r|$  取值与相关程度关系如表 1。

#### 3.2. IMF 方差及方差贡献率

IMF 样本中各数据与 IMF 样本平均数的差的平方和的平均数称做样本方差, 计算公式如下:

$$D(X_j) = E(X_j^2) - [E(X_j)]^2 \quad (6)$$

式中  $X_j$  代表第  $j$  个 IMF 分量的样本总体。

**Table 1.** The relational table  
**表 1.**  $|r|$  与相关程度关系表

$ r $ 取值范围	相关程度
0.00~0.19	极低相关
0.20~0.39	低度相关
0.40~0.69	中度相关
0.60~0.89	高度相关
0.90~1.00	极高相关

一般对振动信号样本而言, 样本方差越大, 表明系统振动越剧烈, 对 IMF 分量而言, 表明 IMF 具有越高能量。方差贡献率则为单个方差占方差总和的百分比, 代表单个 IMF 能量占总信号能量的百分比, 计算公式如下:

$$\sigma(X_j) = \frac{D(X_j)}{\sum_{j=1}^n D(X_j)} \times 100\% \quad (7)$$

### 3.3. 本文的滤波方法

- 1) 对含原信号进行 EMD 分解, 对分解的每一个 IMF 求相对于原信号的相关度以及贡献率;
- 2) 在相关程度表中选出相关度  $r > 0.1$  分量进行重构, 设选出的分量为  $c_1, c_2, \dots, c_n$ , 重构的信号为  $x$ , 则有:

$$x_0 = \sum_{i=1}^n c_i \quad (8)$$

- 3) 求  $x_0$  相对原信号的信噪比  $snr$ , 如果信噪比大于  $snr$ , 继续重复(1) (2), 但此时相关度  $r > 0.11$ , 将本次筛选得到的信号记为  $x_1$ ;
- 4) 重复 3 如果不满足要求继续重复(1) (2), 在每次筛选后, 相关度  $r > 0.1 + 0.01 \times (n-1)$ , 筛选结果记为  $x_{n-1}$ ;
- 5) 当信噪比没有小于设定值  $snr$ , 而相关度  $r > 0.2$ , 此时需重置相关度  $r = 0.1$ , 继续进行筛选;
- 6) 当信噪比小于设定值时停止筛选, 记此时的信号为  $x$ ;
- 7) 筛选过程中可以根据具体的情况, 改变信噪比以及相关度的初始值, 直到筛选到理想的波形为止。

最终得到的  $x$  相比原信号去掉了 IMF 分量相关度低和方差贡献率相对较小的一些分量, 以及一部分是低频或高频噪声, 其余分量的原始信号的方差贡献率已经很小可以忽略。上述的方法可以对信号进行筛选, 完全由原始数据驱动, 是一种自适应的滤波方法, 可用于非线性和非平稳性信号的滤波。

## 4. 数学仿真

为模拟水泵的振动信号, 本文构造了仿真信号进行数值仿真研究。仿真信号采样率  $f_s = 500$  Hz, 采样时间为 4 s, 仿真信号表示为:  $x = s_0(t) + s_1(t)$ , 其中  $s_1(t)$  为高斯白噪声,  $s_0(t) = \sin(30\pi t) + \sin(4\pi t) + \sin(10\pi t) + 0.1\sin(300\pi t)$ ,  $s_1(t)$  的信噪比为 10 dB, 信号  $s_0$  以及加了高斯白噪声后的信号  $x$  的时频图如图 1~4 所示。

采用 EMD 传统的高频滤波器、低频滤波器、带通滤波器及带阻滤波器滤波方法如图 5~10 所示。

用本文所述的方法先对  $x$  进行 EMD 分解之后得到 7 个 IMF 分量, 求解 7 个分量的相关度及方差贡献率得到表 2。

用上述方法分析上表中各分量的相关度和方差贡献率, 经过多次筛选, 重构信号为  $x$ , 图 11, 图 12 是其时频图。

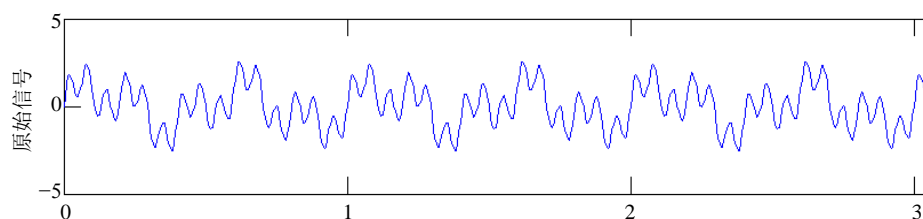
通过对比可以得出本文所述的滤波方法, 具有很好的降噪效果, 以下通过实例进行验证这种滤波方法的实用性。

## 5. 实例分析

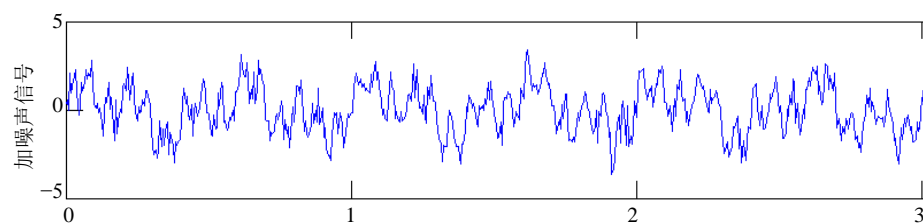
为验证所提出方法在泵站数据滤波中有效性, 在某水泵实验平台上测量机架垂直振动数据进行分析, 本实验的转子转速为 1200 r/min, 采样频率为 200 HZ, 对数据进行 EMD 分解用以上的方法选出合适的 IMF 分量, 重构得到新的信号, 图 13 和图 14 分别为原始数据和滤波后的时域图。

**Table 2.** Correlation and variance contribution rate of each component  
**表 2.** 各分量的相关度及方差贡献率表

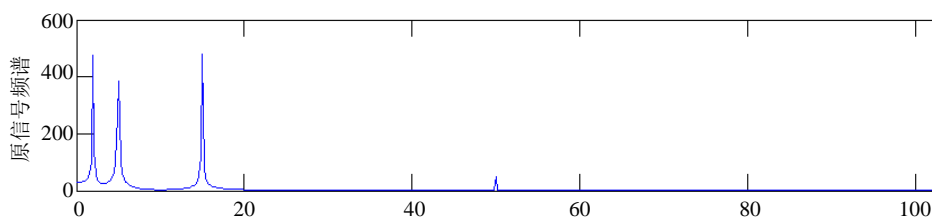
分量	相关度	方差贡献率
IMF1	0.1956	4.0117
IMF2	0.0925	1.5176
IMF3	0.4536	18.7183
IMF4	0.4767	23.1713
IMF5	0.4574	26.3759
IMF6	0.5392	25.7602
IMF7	0.0666	0.4451



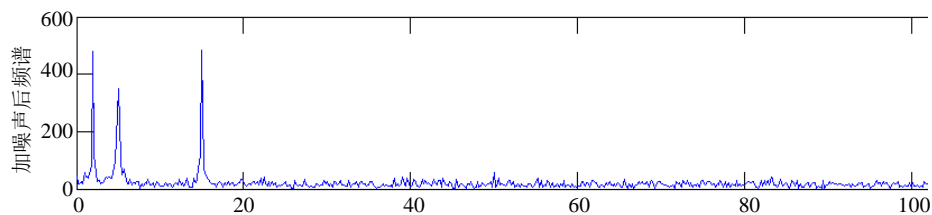
**Figure 1.** Original signal time domain graph  
**图 1.** 原始信号时域图



**Figure 2.** Signal time domain diagram after adding noise  
**图 2.** 加噪声后信号时域图



**Figure 3.** Original signal spectrum chart  
**图 3.** 原信号频谱图



**Figure 4.** Signal spectrum chart after adding noise  
**图 4.** 加噪声后信号频谱图

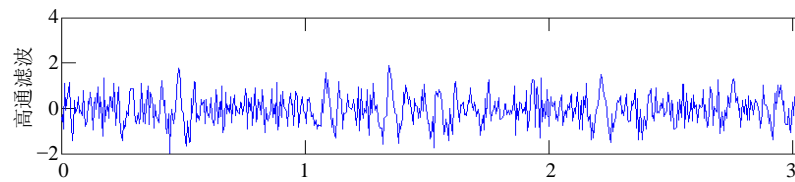


Figure 5. Time domain graph of high pass filter  
图 5. 高通滤波时域图

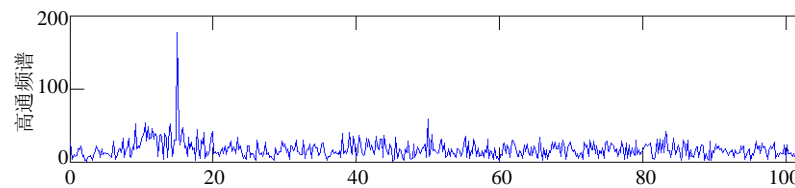


Figure 6. Signal spectrum of high pass filter  
图 6. 高通滤波信号频谱图

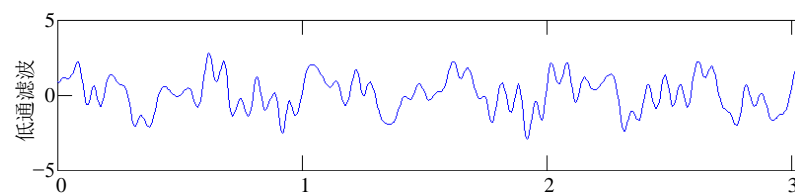


Figure 7. Time domain graph of low pass filter  
图 7. 低通滤波时域图

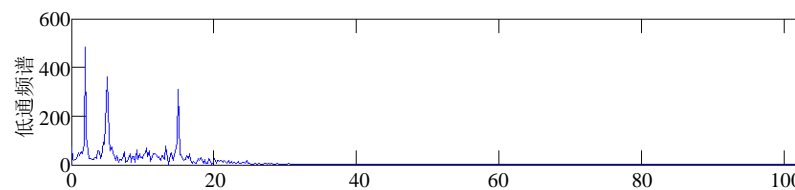


Figure 8. Signal spectrum of low pass filter  
图 8. 低通滤波信号频谱图

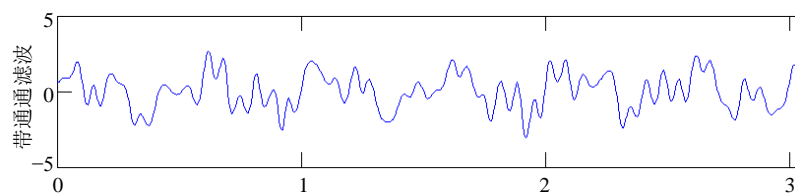


Figure 9. Time domain graph of band pass filter  
图 9. 带通滤波时域图

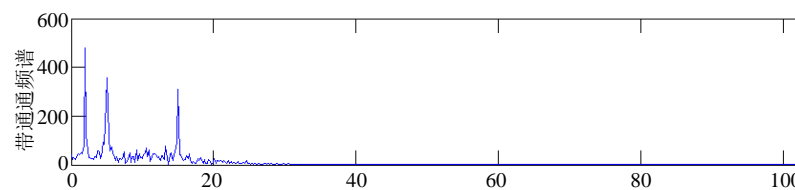


Figure 10. Signal spectrum of band pass filter  
图 10. 带通滤波信号频谱图

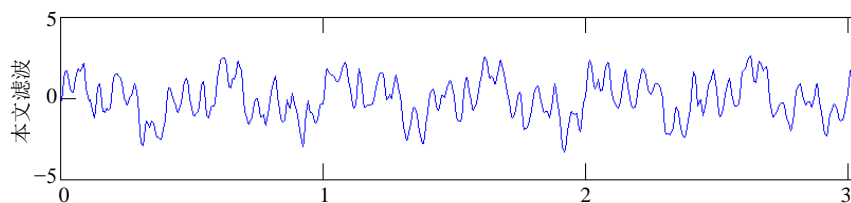


Figure 11. Time domain graph of the paper

图 11. 本文滤波时域图

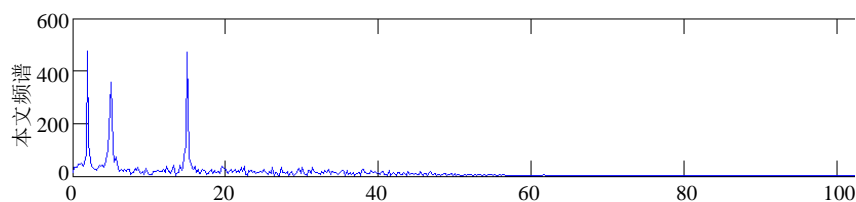


Figure 12. Signal spectrum of band pass filter

图 12. 本文滤波信号频谱图

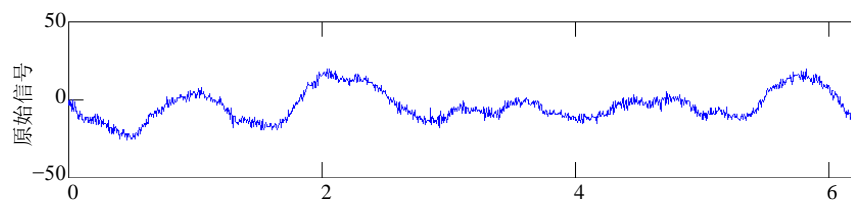


Figure 13. Original engineering signal time domain graph

图 13. 原始工程信号时域图

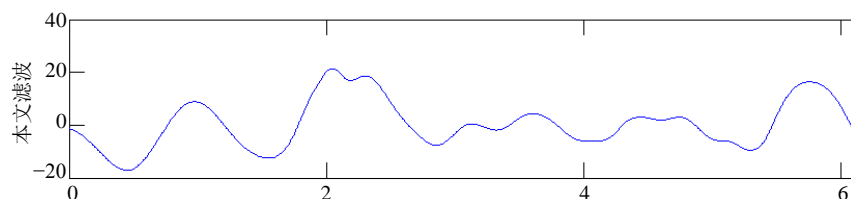


Figure 14. Time domain graph of engineering signal after filtering

图 14. 滤波后工程信号时域图

分析滤波前后时域图，可以明显看出经本文方法滤波之后信号的变化情况完全与原信号相同，并且衰减很小，通过滤波后的波形排除了噪声的影响，很明显的可以看到机架的振动情况，更便于提取出故障信息便于对水泵进行早期的故障诊断。

## 6. 总结

基于 EMD 的滤波方法完全由数据驱动，减少了主观因素的影响，本文将提出一种新的筛选 IMF 分量的方法，然后重构信号，这种滤波方法继承了 EMD 滤波方法的优点，同时在滤波时不会使原信号发生严重衰减现象，通过数学仿真和实例分析证明这种方法是可行的，可以应用于水泵的早期故障诊断。

## 致 谢

本文在武汉大学动机学院蒋劲老师的指导下完成。并且受到水利部“948”项目《大型泵机组全方位在线监测与诊断系统》的支持，在此对以赖冠文院长为带头人的项目组以由衷的感谢。

### 参考文献 (References)

- [1] 赵锦剑, 杨光永, 周安然, 等. 旋转机械振动信号的 Kalman 滤波及故障诊断[J]. 仪表技术与传感器, 2014(5): 80-83.
- [2] 周川. 基于 EMD 和自适应形态滤波的解调方法及其应用研究[J]. 机械科学与技术, 2011, 30(8): 1376-1380.
- [3] 赵利强, 王建林, 于涛. 基于改进 EMD 的输油管道泄漏信号特征提取方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(12): 2696-2702.