

HHT 与 RBF 神经网络在离心泵故障振动信号处理中的应用

周云龙, 洪 君, 赵 鹏

(东北电力大学能源与机械工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘 要: 根据离心泵故障振动信号的特点, 提出了一种 Hilbert-Huang 变换(HHT)和径向基(RBF)神经网络相结合的离心泵振动信号故障诊断新方法。首先, 将离心泵振动信号时间序列数据经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, 简称 EMD), 然后经过 Hilbert-Huang 变换获得各模态(Intrinsic Mode Functions, 简称 IMF)的能量, 并以“能量比”为元素, 利用能量比构造离心泵振动信号的特征向量可以很好刻画不同振动故障信息; 应用 RBF 神经网络建立了从特征向量到故障模式之间的映射实现故障的诊断, 对于离心泵的正常状态、质量不平衡、转子不对中和基础松动故障具有很高的诊断率。实验研究结果表明, 该方法可以有效地对离心泵振动信号进行诊断。

关 键 词: 离心泵; Hilbert-Huang 变换; RBF 神经网络; 故障诊断

中图分类号: TH311 文献标识码: A

引 言

离心泵是电力、石油化工、冶金、机械以及一些军事工业部门的关键设备。因此, 研发离心泵的故障诊断技术是必要的。离心泵在旋转过程中所产生的振动强弱及所包含频率成分与故障的类型、程度、部位和原因等有着密切的联系, 利用振动进行故障监测诊断是目前应用最广泛的方法^[1]。常用的离心泵故障信号分析方法中傅里叶变换在时域内失去了分辨能力, 小波变换的基函数是预先确定的, 由于分解的效果取决于基函数的选择, 所以不能保证最优的分解效果。

由于傅里叶变换和小波分析方法的不足^[2], Huang 等人提出了一个新数据处理方法^[4]: 经验模态分解法(EMD), 分解后产生一组固有模态函数, 每一项 IMF 都可以进行希尔伯特变换, 由此可以计算出瞬时频率与瞬时幅值。该方法可以看作是将原始信号用 IMF 展开, 而这些 IMF 是从原信号分解出

来的, 利用 EMD 可以处理非线性或非平稳的信号。该方法既能使信号分解具有唯一性, 又能在时域和频域中同时具有良好的局部化和自适应性质。HHT 和 RBF 神经网络相结合的离心泵振动信号故障诊断方法, 对各个 IMF 进行特征分析, 便可以更准确地掌握原始数据的特征信息, 这样把经过 HHT 所得的特征向量输入 RBF 神经网络, 则可使神经网络更好地把握信号的特征, 更有效率地进行学习, 提高故障诊断率。

1 HHT 原理及特征向量的定义

HHT 假设任何一个信号都是由许多固有模态函数(IMF)组成^[3~7], 任意时刻, 一个信号都可以包含许多固有模态信号, 其中固有模态信号应满足以下两个条件:

- (1) 在整个数据中极值的个数必须与过零点的个数相等或至多相差 1;
- (2) 在任何一点, 由局部极大值确定的信号包络和局部极小值确定的包络的平均值为零。

在 HHT 中描述信号的基本量是瞬时频率(Instantaneous Frequency, 简称 IF), 这是与其它信号处理方法的本质区别, 而瞬时频率对每一个 IMF 都有实际意义。IF 可以通过 Hilbert 变换求得, 即先经过 EMD 分解, 然后对每一个 IMF 进行 Hilbert 变换得到信号的解析形式:

$$z(t) = c_i(t) + jH[c_i(t)] = a_i(t)e^{j\Phi_i(t)} \quad (1)$$

其中幅值函数为:

$$a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + H^2[c_i(t)]} \quad (2)$$

相位函数为:

$$\Phi_i(t) = \arctan \frac{H[c_i(t)]}{c_i(t)} \quad (3)$$

对相位函数求导得到的瞬时频率为:

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi_i(t)}{dt} \quad (4)$$

为了利用 HHT 方法实现离心泵振动信号的诊断, 现定义分解后各模态的平均能量为:

$$E_i = \sum_{i=1}^N |a_i(t)|^2 / N \quad (5)$$

其中: N —每个模态的数据点数。

分解后各层的总平均能量:

$$E = \sum_{i=1}^n E_i \quad (6)$$

能量归一化各层所占的能量比为:

$$M_i = E_i / E \quad (7)$$

2 实验装置及实验条件

实验在 2BA-6A 型离心式清水泵实验装置上进行, 实验装置如图 1 所示, 实验液体为清水, 系统为开式循环。离心泵型号为 2BA-6A, 转速为 2 900 r/min, 扬程为 25.2 m, 流量为 20 m³/h, 效率为 65.6%。离心泵泵轴的垂直和水平方向用支架分别安装非接触式电涡流位移传感器测取径向位移; 泵的联轴器其垂直面作为实验测试面, 水平安装非接

触电涡流位移传感器测取轴向位移。系统分别测取泵的正常状态、质量不平衡、转子不对中和基础松动振动位移信号, 数据采集为 INV306F 数据采集器, 采样频率设为 800 Hz, 采样点数为 4 096 点。

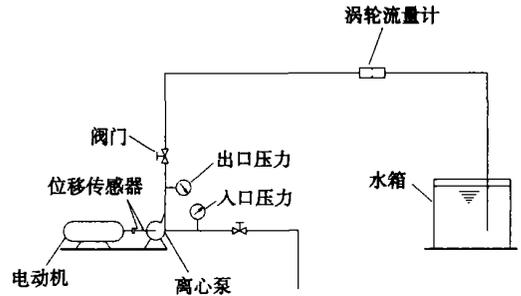


图 1 离心泵试验装置

3 实验结果分析

以离心泵的正常状态、质量不平衡故障为例对振动信号进行 HHT 变换, 结果如图 2 和图 3 所示, 对信号数据进行归一化处理。

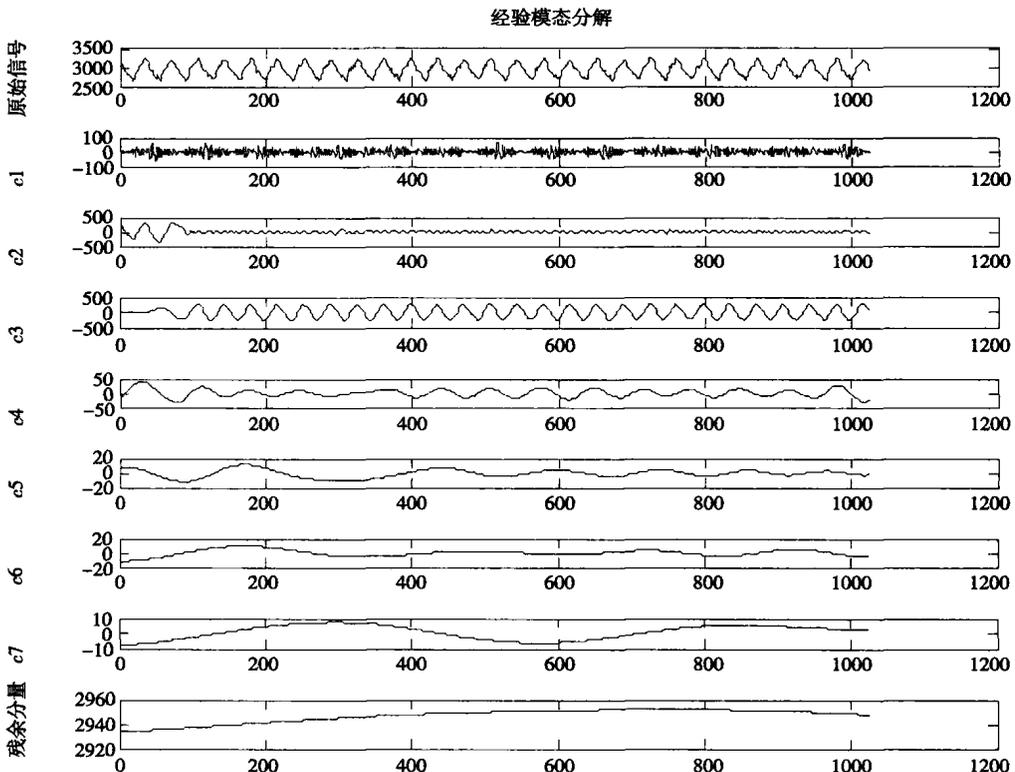


图 2 正常位移信号和固有模态函数图

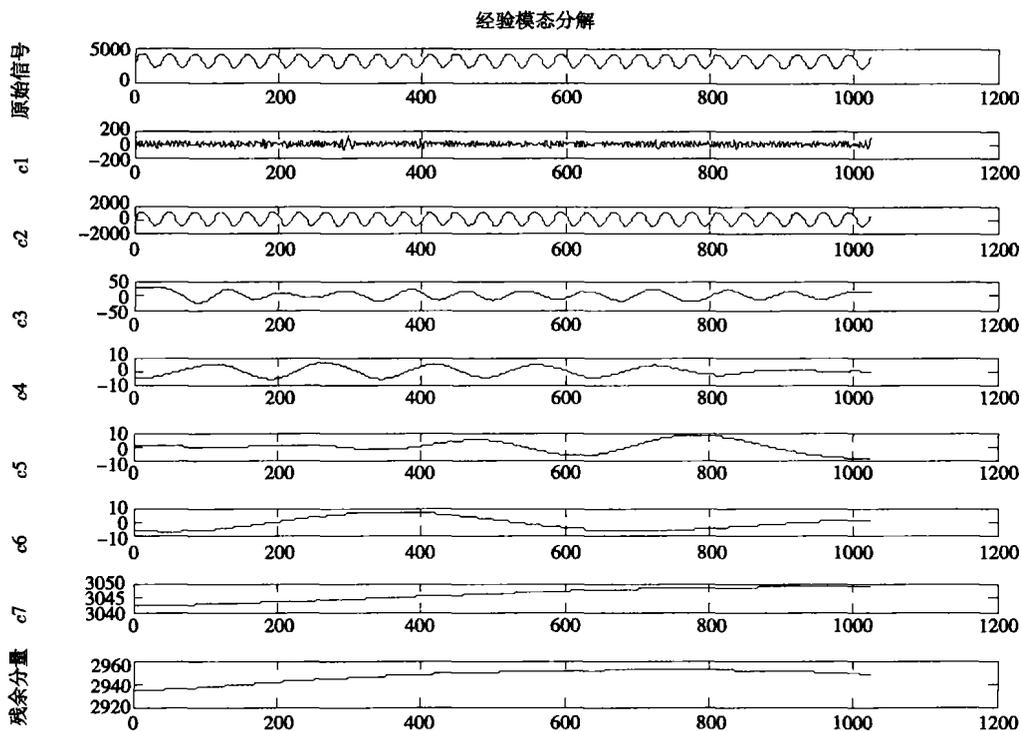


图 3 质量不平衡信号和固有模态函数图

图 2 为离心泵振动位移信号正常状态时的 EMD 分解结果, 表 1 为正常信号 IMF 的平均 IF 和能量比。通过观测可知, 正常信号主要成份是轴的频率部分。从表 1 与图 2 中可以看出, 信号的主要能量集中在第一层和第二层, 其余各层总能量比为 9.30%。表明当离心泵处于正常状态时 1 倍轴频部分起主要作用。

表 1 正常信号 IMF 的平均 IF 和能量比

IMF	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7
$M/\%$	66.32	9.79	4.54	1.70	1.86	1.10	0.10
f/Hz	49.7	20.7	11.9	10.9	5.8	2.6	1.7

图 3 为离心泵振动位移信号不平衡时的 EMD 分解结果, 表 2 为不平衡 IMF 的平均 IF 和能量比。从表 2 看出第一层平均频率为 48.9 Hz, 能量比为 94.16%, 第二层平均频率为 22 Hz, 能量比为 3.35%, 即信号的能量主要在 1 倍轴频和 2 倍轴频处, 主要是 1 倍轴频率明显增加, 分解后 c_1 、 c_2 的能量占主要地位。

利用同样的方法, 对离心泵不对中、基础松动信号进行处理, 通过计算发现 M_1 、 M_2 主要描述的是 1 倍和 2 倍轴频成份, $M_3 \sim M_7$ 主要描述的是 3 倍轴

频及以上的成份。由于 $M_3 \sim M_7$ 不便于描述故障特征, 因此把 $M_3 \sim M_7$ 的和作为一个成份 M 进行处理, 得到的能量比如表 3 所示。

表 2 不平衡信号 IMF 的平均 IF 和能量比

IMF	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7
$M/\%$	94.16	3.35	1.60	0.38	0.46	0.57	0.00
f/Hz	48.9	22.00	8.60	4.66	2.44	1.48	0.01

表 3 不同信号的能量比 (%)

信号	M_1	M_2	M
正常	65.32~70.12	9.12~10.32	8.30~9.45
不平衡	90.16~97.56	3.35~4.32	3.01~4.33
不对中	66.39~77.20	13.62~15.79	7.99~9.50
松动	60.99~66.13	19.44~25.98	12.51~17.1

从表 3 可以看出第一层的能量比值 M_1 在不平衡、正常、不对中和松动故障状态下逐渐减小; M (其余各层能量比之和) 则呈现相反的变化; M_2 的值较小, 呈现一定的顺序, 这也是与故障有一定的关系。通过对结果的分析, 可以看出经过 HHT 变换后, 第一层、第二层与其余各层的能量比之和可以很好地描述故障信息, 因此, 本文选这 3 个能量比作为特征

变量。

RBF 径向基函数网络无论在逼近能力、分类能力和学习速度方面均优于 BP 网络^[8-10]。由此本文采用径向基函数网络作为振动信号故障诊断的工具, 利用上述 3 个能量比的值作为 RBF 神经网络的输入, 网络输出的目标值为 1, 编号 0、1、2 和 3 分别对应于正常状态、质量不平衡、转子不对中和基础松动状态, 网络结构如图 4 所示。首先, 分别选取 20 组离心泵正常状态、质量不平衡、转子不对中和基础松动振动信号提取特征量作为样本用于 RBF 神经网络的训练, 然后选取典型数据检测神经网络。网络的隐含层节点数为 18 个, 网络训练误差曲线如图 5 所示, 检测数据计算的结果如表 4 所示。

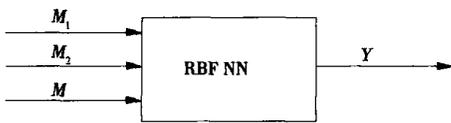


图 4 RBF 神经网络结构图

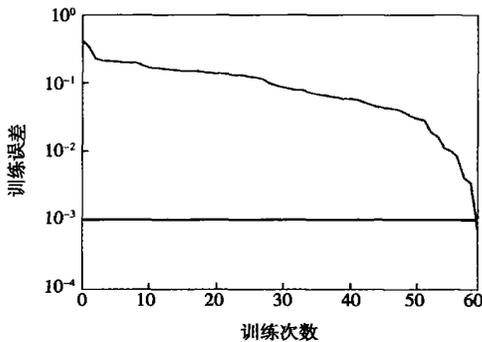


图 5 RBF 神经网络训练误差曲线

从表 4 可以看出, 利用 HHT 和 RBF 神经网络对离心泵的正常状态、质量不平衡、转子不对中和基础松动振动信号诊断可得到很高的识别精度。实验结果表明, RBF 神经网络的确具有很好的性能, 同时所选择特征向量能很好地描述故障信息。

表 4 不同信号的 RBF 识别结果

	正常	不平衡	不对中	基础松动
正常	1.000	0.000	0.000	0.000
不平衡	0.000	1.000	0.000	0.000
不对中	0.000	0.000	0.998	0.000
松动	0.000	0.000	0.000	0.999

4 结 论

(1) HHT 对解决非线性问题具有很好的效果, 经过 EMD 分解后得到的各个 IMF 代表着信号的故障信息, 通过对各层 IMF 的分析, 利用 HHT 对离心泵的正常状态、质量不平衡、转子不对中和基础松动振动信号进行分析, 提取出能够描述故障信息的特征变量即各层所占能量比。该能量比可以十分准确地反映不同振动故障信息, 用该变量的变化规律进行离心泵故障诊断是可行的; 通过一个分类能力极强的 RBF 神经网络, 能有效地进行了离心泵故障的诊断;

(2) 通过大量的实验数据证明, HHT 和 RBF 神经网络相结合可以很好地诊断离心泵振动故障, 从现有的实验数据来看, 对于离心泵的正常状态、质量不平衡、转子不对中和基础松动状态达到接近 100% 的诊断率, 具有很高的诊断准确率, 在离心泵故障诊断领域具有很好的应用前景。

参考文献:

- [1] 黄文虎, 夏松波, 刘瑞岩. 设备故障诊断原理技术及应用[M]. 北京: 科学出版社, 1996.
- [2] LIU B LING S F. On the selection of informative wavelets for machinery diagnosis[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 1999, 13(1): 145-162.
- [3] ANDRAT E M A, MESSINA A R RIVERA C A, et al. Identification of instantaneous attributes of torsional shaft signals using the Hilbert transform[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(3): 1422-1429.
- [4] 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, 1998, 454: 903-995.
- [5] 罗奇峰, 石春香. Hilbert-Huang 变换理论及其计算中的问题[J]. 同济大学学报, 2003, 31(6): 637-640.
- [6] 李世雄, 陈东方. 信号瞬时参数计算方法评论[J]. 信号处理, 2003, 19(1): 59-63.
- [7] 张海勇. 一种新的时频分析方法—局域波分析[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(10): 1327-1333.
- [8] CHEN S, COWAN C F N, GRANT P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1991(2): 302-309.
- [9] ROBERT J, SCHILLING JAMES, CARROLL J. Approximation of nonlinear systems with radial basis function neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(1): 21-28.
- [10] 虞和济. 基于神经网络的智能诊断[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000.

(何静芳 编辑)

variable speed regulation, flow guide regulation

HHT 与 RBF 神经网络在离心泵故障振动信号处理中的应用 = **The Application of HHT and RBF Neural Networks for Processing Fault-vibration Signals from Centrifugal Pumps** [刊, 汉] / ZHOU Yun-long, HONG Jun, ZHAO Peng (College of Energy Source and Mechanical Engineering under the Northeast University of Electric Power, Jilin, China, Post Code: 132012) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22 (1). — 84 ~ 87

According to the specific features of fault-vibration signals of a centrifugal pump, presented is a new method for fault diagnosis of vibration signals of a centrifugal pump by employing a combination of Hilbert-Huang transformation (HHT) and a radial basis function (RBF) neural network. First, the time series data from the vibration signals of a centrifugal pump is subject to an empirical mode decomposition (EMD) followed by a Hilbert-Huang Transformation to obtain the energy of various intrinsic mode functions (IMF). Moreover, with "energy ratio" serving as an element, the eigenvector obtained from vibration signals of the centrifugal pump by utilizing the energy ratio can depict very well fault information for different vibrations. By using a RBF neural network, the mapping extending between the eigenvector and fault modes can be established to realize a fault diagnosis, thus achieving a high diagnostic rate for such conditions as normal state, mass imbalance, rotor misalignment and foundation loosening fault of a centrifugal pump. The experimental research results show that the method under discussion can effectively diagnose the vibration signals of a centrifugal pump. **Key words:** centrifugal pump, Hilbert-Huang transformation, RBF (radial basis function) neural network, fault diagnosis

热力系统局部非线性模型辨识 = **Discrimination of the Local Nonlinear Model of a Thermodynamic System** [刊, 汉] / DONG Jun-hua, XU Xiang-dong (Department of Thermal Energy Engineering, Tsinghua University, Beijing, China, Post Code: 100084) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22 (1). — 88 ~ 90, 95

In a multi-model control (MMC) version, a majority of local models are based on a linear model and their number and accuracy may influence the effectiveness of the multi-model control. An algorithm for the discrimination of nonlinear models is proposed based on a radial basis function (RBF) neural network. By adopting a nonlinear model structure proposed by G. B. Sentoni and others and utilizing the approximation ability of a radial basis function (RBF) neural network, realized was the discrimination of nonlinear models in a thermodynamic system. During the process of learning the RBF neural network, one can accelerate the converging process of learning by regulating the learning speed according to a performance function. Finally, a simulation verification was conducted. A multi-model control system based on two local linear models instead of five local nonlinear models can diminish the oscillation during a switching-over with the control accuracy being somewhat enhanced. The experimental results indicate that the discrimination algorithm under discussion can reduce the number of fixed models, thereby shortening model searching time and raising model prediction accuracy. **Key words:** thermodynamic system, local model, non-linearity, RBF neural network

基于最小资源分配网络的热工对象辨识 = **Discrimination of a Thermodynamic Object Based on a Minimum Resource Allocation Network** [刊, 汉] / YANG Shi-zhong, LU Jian-hong (College of Energy Source and Environment under the Southeast University, Nanjing, China, Post Code: 210096) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2007, 22 (1). — 91 ~ 95

The establishment of a comprehensive nonlinear model for a thermodynamic process serves as a basis for the overall optimization of a thermodynamic control system. However, it is difficult for a static neural network to establish a model for nonlinear dynamic processes. A resource allocation network (RAN) lends itself to dynamically adjust the network parameters while an extension Kalman filter (EKF) algorithm can accelerate the converging speed. By organically combining the above-mentioned methods and adding on this basis pruning tactics and a sliding-window root-mean-square criterion, an improved minimum resource allocation network (MRAN) can be formed. The improved MRAN has been applied to the nonlinear dynamic modeling of a typical thermodynamic process. The simulation results show that the MRAN features a compact network structure and high modeling accuracy, thus making it suitable for on-line applications. Finally, analyzed