

# 功率谱在调速阀故障诊断中的性能分析\*

吴文兵<sup>①②</sup> 黄宜坚<sup>③</sup>

(①福州外语外贸学院,福建 福州 350018;

②厦门大学信息科技学院,福建 厦门 361000;

③华侨大学机电工程学院,福建 泉州 362021)

**摘要:** 利用小波包分别提取调速阀振动时的正常信号和故障信号的 AR 功率谱的特征值,之后利用提取的特征值作为 LSSVM 的输入,对调速阀的故障进行诊断,取得了良好效果,并与原始信号的效果进行了对比,并阐明了原因。

**关键字:** 故障检测 调速阀 AR 功率谱 小波包 LSSVM

**中图分类号:** TH161 **文献标识码:** A

## The performance analysis of power spectrum in a regulating valve's fault diagnosis

WU Wenbing<sup>①②</sup>, HUANG Yijian<sup>③</sup>

(①Fuzhou Technical College of Foreign Studies, Fuzhou 350018, CHN;

②Xiamen University, Xiamen 361000, CHN;

③Huaqiao University, Quanzhou 362021, CHN)

**Abstract:** By means of wavelet packet, this paper first extracts features from the AR power spectrum of signals in normal and fault state respectively, then the features are input to a LSSVM as parameters to diagnose faults, and the result is satisfactory. Furthermore, the result is compared with that of primary signals, and the causes are interpreted.

**Keywords:** Fault Diagnosis; Speed - regulating Valve; AR Power Spectrum; Wavelet Packet; LSSVM

谱估计的模型参量法是现代谱估计应用最广泛的一种方法。

能模块的详细设计,实现对设备基本信息的管理和检修流程的规范,同时通过综合设备状态信息实现故障诊断、状态评估与检修决策,提高设备的可靠性和检修工作的准确性,为状态检修在发动机制造企业的实施提供技术支持。

### 参 考 文 献

- [1]史进渊,杨宇,危奇,等.火电厂主设备状态检修技术的研究[J].动力工程,2002,22(6):2011-2014.
- [2]陈建华,段美春.火电厂设备状态检修决策支持系统的研究[J].设备管理与维修,2011(5):10-12.
- [3]董超,陈刚,李冰,等.基于点检的发电设备状态检修系统实施[J].应用科技,2004,34(7):19-21.
- [4]张聪,陈刚,李冰,等.沙角 C 电厂设备状态检修平台的设计[J].电站系统工程,2006,22(11):33-34.
- [5]王学东.玲珑金矿电气设备实施状态检修的探讨[J],黄金,2003,24(10):30-31.

- [6]林华,李军.发电设备状态检修平台总体方案的研究与探讨[J].继电器,2004,32(7):65-68.
- [7]冯德富.在线检测技术在发动机生产制造中的应用[J].汽车与配件,2007,12(6):32-33.
- [8]李为,刘歆一,郑勇峰.加工中心可靠性系统分析方法的研究[J].机电工程,2007,24(6):40-43.
- [9]苏坚,史进渊,杨宇,等.可靠性分析技术在电站主机和辅机状态检修中的应用[J].动力工程,2003,23(6):2833-2835.
- [10]黄树红,李建兰.发电设备状态检修与诊断方法[M].北京:中国电力出版社,2008:55-72.

第一作者:余然,男,1987年生,硕士研究生,主要从事故障诊断和检修方向的研究。

(编辑 李 静)

(收稿日期:2011-08-10)

文章编号:111257

如果您想发表对本文的看法,请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。

\* 国家自然科学基金(50975098) 2008 福建省重大专项课题(2008HZ0201)

通过建立 AR 模型来表示所给定的抽样数据过程,就是将信号看成是由白噪声通过一模型所产生的数据  $x(n)$ ;这样就回避了  $N$  个数据样本以外均为 0 的假设,再将所求的变量代入该模型相应的理论功率谱表达式,从而得到谱估计。这种谱估计方法有效避免了频谱泄漏,提高了谱的分辨率。

### 1 实验过程

调速阀如图 1 所示,其进口压力(即液压泵出口压力)  $p_1$  由溢流阀调整,基本上保持恒定。调速阀出口压力  $p_2$  由液压缸活塞上的负载  $F$  决定。 $F$  增大时,  $p_2$  增大,使得调速阀进出口压差  $p_1 - p_2$  将减小。在节流阀的前面串上一差压式减压阀,其目的是使油液先经减压阀产生一次压降,将压力降为  $p_m$ 。减压阀阀心的自动调节作用,可使节流阀前后压差  $\Delta p = p_m - p_2$  基本上保持不变。当节流阀后腔弹簧损坏、阀内外出现漏油现象或节流口处积有脏物时均会导致调速阀出现故障,这些故障情况均会在调速阀工作时产生的振动信号中表现出来。针对这些情况,本实验设置了使节流阀后腔弹簧变形并在弹簧里加异物的故障。

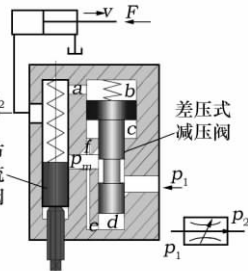


图1 调速阀结构图

数据采集时利用 NI 的软件 LabVIEW 及 PCI-6014 的数据采集卡和一个加速度传感器,依次采集调速阀在正常和故障状态下的振动信号。在测试过程中,采样频率设为 1 024 Hz,读取频率为 512 Hz。

由于测试过程中系统外部和内部各种因素的影响,必然在输出过程中夹杂着许多不需要的成分,这样就需要对所获得的数据进行预处理,剔除混杂在信号中的干扰噪声。本文采用中值法对采集的振动信号进行了预处理。处理后的正常信号和故障信号分别如图 2 和图 3 所示。

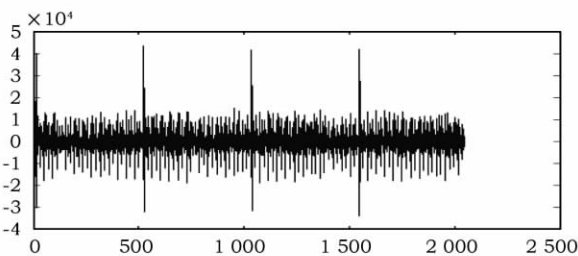


图2 正常状态原始信号图

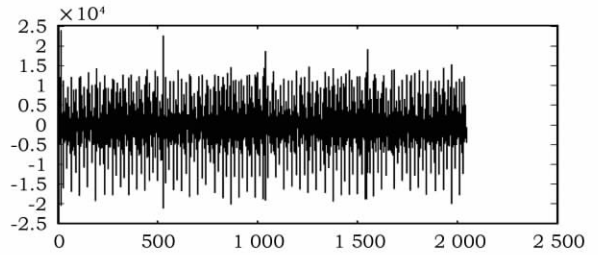


图3 故障状态原始信号图

### 2 AR 建模

如图 4 所示,假设  $y_1(t)$  是系统实际输出信号,  $y(t)$  经过去噪后的信号,系统输出的随机振动信号是由均值等于零的非高斯的白噪声  $a(t)$  造成的,所以输出的随机信号中含有丰富的动态信息,可以建立 AR 模型:

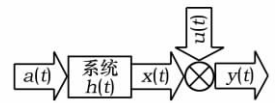


图4 信号流程图

$$y_1(t) + \sum_{i=1}^p \psi_i y_1(t-i) = a(t), \quad (t = 1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

式中:  $\psi_i (i = 1, 2, \dots, p)$  为自回归系数;  $p$  为自回归模型的阶数。对于稳定的线性物理过程  $h(t)$ , 考虑到系统为最小相位系统,可得到基于 AR 模型的功率谱表达式

$$P^{AR}(\omega) = \gamma_{a2} H(\omega) H^*(\omega)$$

式中:  $\omega$  表示的是频率;  $\gamma_{a2}$  是滞后量为 0 的二阶累量;  $H(\omega)$  是系统的传递函数;  $H^*(\omega)$  为  $H(\omega)$  的共轭函数。

### 3 LS-SVM 原理

LS-SVM 方法采用最小二乘线性系统作为损失函数,寻优目标函数为

$$\Psi_{LS}(w) = \frac{1}{2}(w \cdot w) + \frac{1}{2}\gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (2)$$

其约束条件为

$$y_i [w \cdot \Phi(x_i) + b] - 1 + e_i = 0 \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

其中:  $\gamma$  为惩罚因子;  $e_i$  为每一个样本点给定的误差量。定义如下 Lagrange 函数:

$$L(w, b, e_i, \alpha_i) = \frac{1}{2}(w \cdot w) + \frac{1}{2}\gamma \sum_{i=1}^n e_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{ y_i [w \cdot \Phi(x_i) + b] - 1 + e_i \} \quad (3)$$

其中  $\alpha_i \in R$  为 Lagrange 乘子。为求式(3)的最小值,将其对  $w, b, e_i, \alpha_i$  分别求偏导,并令等于 0,有下面的矩

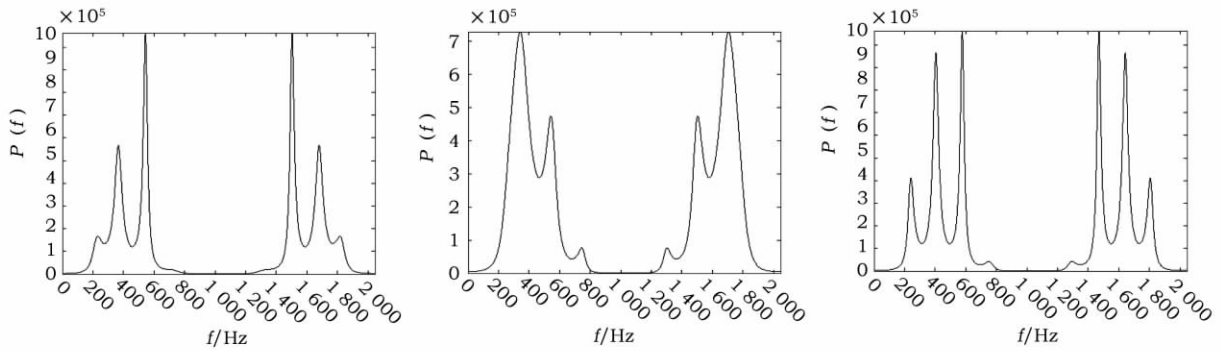


图5 正常状态信号AR功率谱图

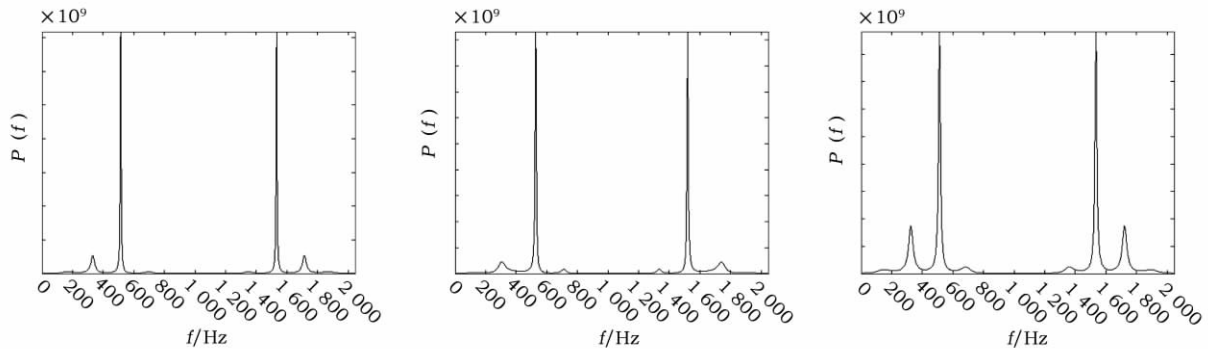


图6 故障状态信号AR功率谱图

表1 特征值向量表

正常状态	0.881 0	0.061 9	0.030 7	0.006 1	0.015 3	0.003 0	0.001 5	0.000 5
	0.973 2	0.014 9	0.007 5	0.000 4	0.003 7	0.000 2	0.000 1	0.000 0
	0.911 3	0.047 1	0.023 4	0.003 5	0.011 7	0.001 8	0.000 9	0.000 2
.....								
故障状态	0.499 7	0.214 2	0.074 9	0.071 0	0.037 1	0.033 2	0.026 9	0.043 0
	0.586 6	0.204 8	0.090 8	0.032 3	0.043 9	0.015 5	0.009 5	0.016 6
	0.729 0	0.138 9	0.064 6	0.016 7	0.031 8	0.008 4	0.004 6	0.006 0
.....								

阵方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & -Y^T \\ Y & ZZ^T + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中  $Z = [\Phi(x_1)^T y_1; \Phi(x_2)^T y_2; \dots; \Phi(x_n)^T y_n]$ ,  $Y = [y_1; y_2; \dots; y_n]$ ,  $e = [e_1; e_2; \dots; e_n]$ ,  $\alpha = [\alpha_1; \alpha_2; \dots; \alpha_n]$ ,  $\mathbf{1}_n = [1; 1; \dots; 1]$ 。若选取核函数  $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)^T \Phi(x_j)$  ( $i, j = 1, 2, \dots, n$ ), 最终得到的 LS-SVM 最优分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right]$$

其中  $\alpha_i, b$  是线性方程组 (4) 的解。由于径向基核函数学习能力较强, 本文选用该函数对减压阀故障进行识别。该函数表达式为

$$K(x_i, x) = \exp \left\{ -\frac{|x_i - x|^2}{2\sigma^2} \right\}$$

#### 4 实验结果分析

本次实验一共获取了 36 组数据, 正常状态和故障状态各 18 组。为了对所获得的信号进行定量分析以便进行故障判别, 首先计算出每组数据的 AR 功率谱, 如图 5 和图 6 所示。从图中可以看出, 正常状态下的 AR 功率谱不如故障状态下的尖锐, 底部也更宽大, 这种直观上的差别为故障诊断提供了可能。为了有效判别故障, 本文利用小波包分别对正常状态和故障状态下的 AR 功率谱进行 3 层分解与重构, 本文选取的小波基为 db1。以  $X_{3j}$  ( $j = 0, 1, \dots, 7$ ) 代表经小波包分解

后的第三层第  $j$  个信号的系数,以  $S_{3j}$  表示  $X_{3j}$  的重构信号,如图 7 所示。设  $S_{3j}$  对应的能量为  $E_{3j}$ ,则有:

$$E_{3j} = \int |S_{3j}|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2,$$

$$x_{jk} (j = 0, 1, \dots, 7; k = 1, 2, \dots, n)$$

其中  $x_{jk} (j = 0, 1, \dots, 7; k = 1, 2, \dots, n)$  表示重构信号  $S_{3j}$  的离散点的幅值。构造归一化特征向量:

$$T = [E_{30}/E \quad E_{31}/E \quad E_{32}/E \quad E_{33}/E \quad E_{34}/E \quad E_{35}/E \quad E_{36}/E \quad E_{37}/E]$$

其中  $E = (\sum_{j=0}^7 |E_{3j}|^2)^{1/2}$ 。

构造的特征向量如表 1

所示。在构造了特征向量之后,分别将正常状态和故障状态编码为 1 和 -1。由于数据是在 5 种不同的压力和电动机转速的情况下采集,所以训练时分别在表 1 的正常数据和故障数据中各取出相对应的 5 组数据对所建立的最小二乘支持向量机进行训练。训练结束后再利用该支持向量机对所剩下的 26 组数据进行故障识别。经过参数寻优取  $\gamma = 79, \sigma^2 = 0.76$  模拟结果如图 8 所示。结果表明,全部 26 组数据中只有一组正常状态的数据识别错误,结果是令人满意的。为了对比 AR 模型的优点,再对原始数据(如图 2 和图

3 所示)采取了相同步骤。训练时所选取的数据也分别与 AR 功率谱训练时的数据相对应,模拟结果如图 9

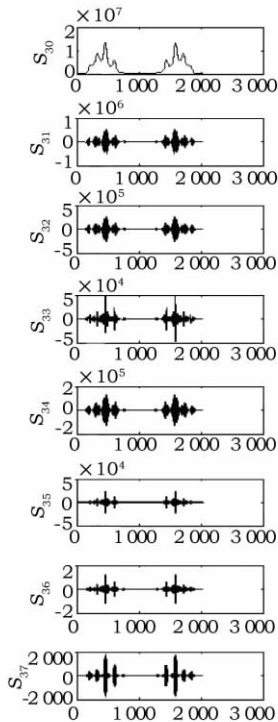


图7 小波重构图

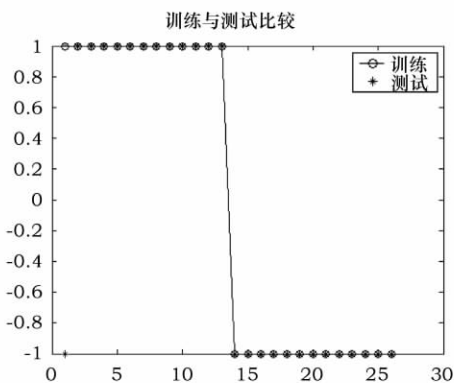


图8 AR功率谱模拟结果图

所示。结果显示,在 13 组正常数据中有 7 组识别错误,结果是不理想的。出现这种情况的原因就在于:相对于截取一段原始数据进行分析,AR 模型有效避免了频谱泄漏,提高了谱的分辨率。而小波包正是提取了功率谱中的低频和低频信息,从而有效对故障进行了识别。

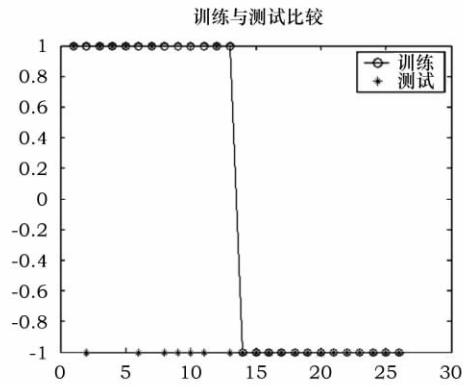


图9 原始信号模拟结果图

## 5 结语

本文通过对 AR 功率谱和原始信号在调速阀故障诊断中的性能对比分析,得出了 AR 模型在故障诊断中具有优势的结论,并对这一结论进行了理论分析,对故障诊断具有一定意义。

## 参 考 文 献

- [1]刘君华,贾惠芹,丁晖. 虚拟仪器图形化编程语言 LabVIEW 教程 [M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2001:3-4.
- [2]张利平. 液压阀原理、使用与维护 [M]. 北京:化学工业出版社,2005:146-204.
- [3]赵中敏. 以振动信号分析方法诊断机械故障 [J]. 中国设备工程,2006(11):38-39.
- [4]FAN YS, ZHENG GT. Research of high-resolution vibration signal detection technique and application to mechanical fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 678-687.
- [5]刘忠,杨国平. 工程机械液压传动原理、故障诊断与排除 [M]. 北京:机械工业出版社,2005:284-287,290-291.
- [6]胡昌华,张军波,聂军,等. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——小波分析 [M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1999:203-225.
- [7]张贤达. 时间序列分析 [M]. 北京:清华大学出版社,1996:138-208.
- [8]李永龙,邵忍平,曹精明. 基于小波包与支持向量机结合的齿轮故障分类研究 [J]. 西北工业大学学报,2010(8).
- [9]朱树先,张仁杰. 支持向量机核函数选择的研究 [J]. 科学技术与工程,2008,8(16):4513-4517.

(编辑 宋业钧)

(收稿日期:2011-01-30)

文章编号:111258

如果您想发表对本文的看法,请将文章编号填入读者意见调查表中的相应位置。