

基于 AR 参数的液压阀故障信号检测

吴文兵^{1,2}, 黄宜坚³

(1. 福州外语外贸学院计算机系, 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: 本文提出了一种使用最小支持向量机检测溢流阀故障信号的方法。通过提取溢流阀振动时的正常信号和故障信号, 在此基础上进行了 AR 建模, 并由建立的模型获取了信号的 AR 参数, 之后利用这些参数作为最小支持向量机的输入进行故障辨识, 取得了令人满意的结果。

关键词: 故障检测; 溢流阀; AR 参数; 最小二乘支持向量机

中图分类号: TH161 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-196X(2011)02-0015-04

Hydraulic valve fault signal detection based on AR parameter

WU Wen-bing^{1,2}, HUANG Yi-jian³

(1. Fuzhou Technical College of Foreign Studies, Dept. of Computer, Fuzhou 350018, China; 2. Xiamen University, Xiamen 361000, China; 3. Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: The paper presents the method to adopt least squares support vector machine to detect the overflow valve fault signal, and shows AR modeling by taking normal signal and fault signal during overflow valve vibration and obtains AR parameter of the collected signal based on the model and then adopts these parameters as input for least squares support vector machine to implement fault identification and achieves satisfactory result.

Key words: fault detection; overflow valve; AR parameter; Least squares support vector machines

1 前言

最小二乘支持向量机较好地解决了小样本、高维数、非线性、局部极小点等问题。本文通过采集溢流阀在正常状态和故障状态下的信号, 并在此基础上进行了 AR 建模, 根据建立的模型获取了 AR 参数, 并将这些参数作为支持向量机的输入, 进行故障识别, 取得了良好效果。

2 溢流阀工作原理

先导型溢流阀由主阀和导阀两部分构成。主阀用来控制溢流流量, 以保持系统压力恒定; 导阀用来调定主阀部分的溢流压力。压力油由溢流

阀进油口进入主阀下腔, 经主阀芯上的阻尼孔流入主阀上腔, 再流经通道 a, 当系统压力大于等于调压弹簧预调压力 F_1 时, 锥阀左移, 先导阀打开, 部分压力油经通道 b 流入主阀芯中间的通道, 再经溢流口流回油箱。油液流经阻尼孔时会在阻尼孔两端(即主阀上下腔)产生压力差 P 。当压力差 P 大于等于主阀弹簧力 F_2 时, 主阀芯向上提升, 阀口打开, 将多余的油从溢油腔溢回油箱。主阀溢流量的多少是由主阀芯开口大小来确定, 由主阀芯上下腔(即阻尼孔两端)的油液压力差确定主阀芯开口量。当流经阻尼孔的流量增大时, 阻尼孔两端产生的压力差 P 就会增大, 主阀芯的开口量也就随着增大。反之, 当流经阻尼孔的流量减少时, 阻尼孔两端产生的压力差 P 就会减小, 主阀芯的开口量也就随着减小。溢流阀结构如图 1 所示。

当内部主阀弹簧损坏, 阻尼孔受阻, 先导阀弹簧损坏, 或进油口有异物、出现漏油现象, 都

收稿日期: 2011-01-09; 修订日期: 2011-01-28

基金项目: 国家自然科学基金(50975098), 2008 福建省重大专项课题(2008HZ0201)

作者简介: 吴文兵(1968-), 福州外语外贸学院计算机系讲师, 厦门大学信息科技学院在读博士。

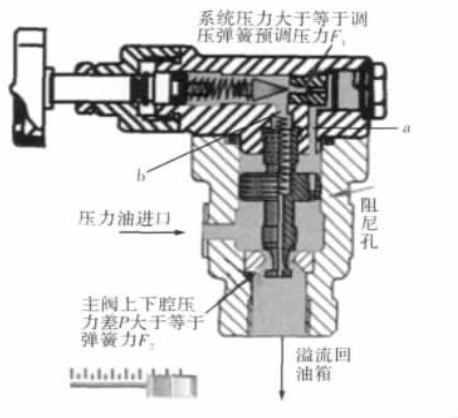


图1 溢流阀结构图

会使得溢流阀产生故障，无法正常起作用。为了获取溢流阀故障状态下的信号，本次动态测试实验特设置了使主阀弹簧先导阀弹簧变形的故障，试验共采集了正常数据和故障数据各13组。

3 数据采集与动态测试程序

振动信号的采集和处理使用的软件是 LabVIEW。实验动态测试系统的 LabVIEW 程序如图 2 所示。利用 LabVIEW 及 PCI-6014 的数据采集卡和一个加速度传感器，依次采集液流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。实验数据采集程序后面板如图 3 所示。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预处理。进行数据处理时对每组采集到的数据使用了 1024 个数据点。预处理后的数据如图 4 所示。

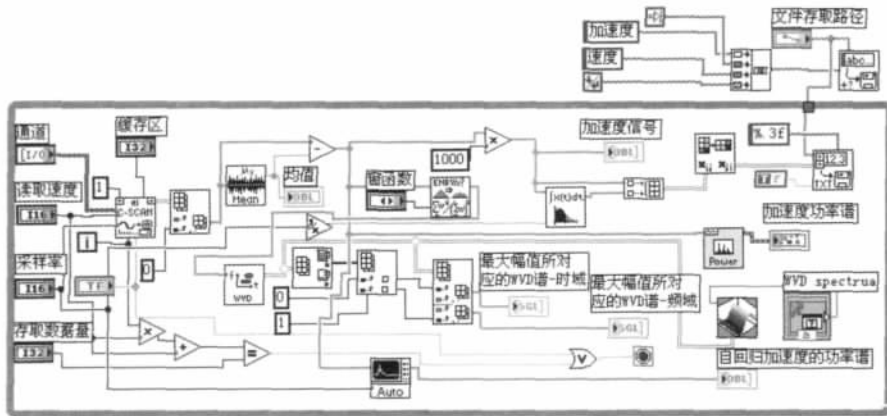


图2 数据采集程序图

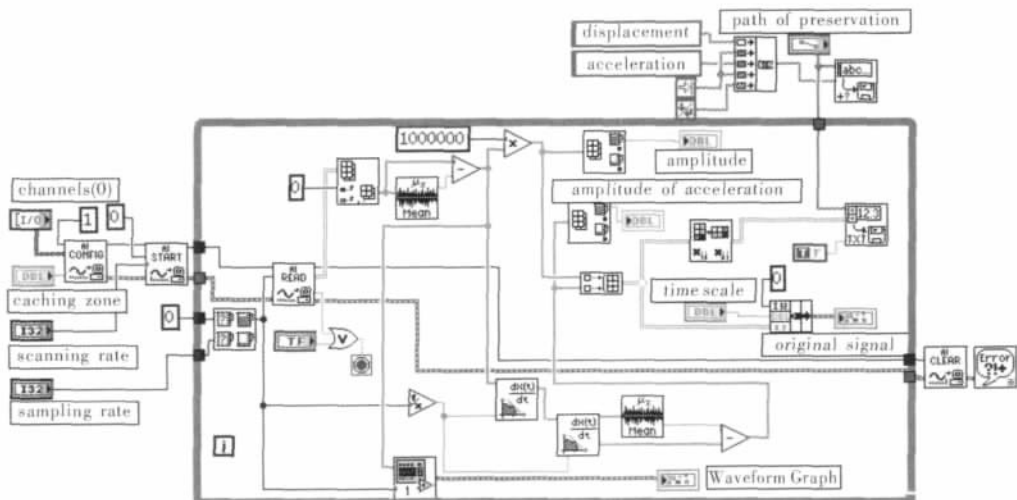


图3 数据采集程序后面板图

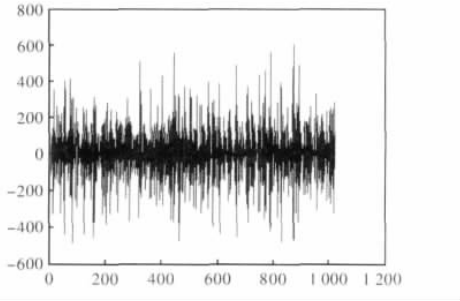


图4 预处理后数据图

4 AR 模型

若时间序列{ x_t } 满足如下的随机差分方程:

$$x_t - \phi_1 x_{t-1} - \phi_2 x_{t-2} - \dots - \phi_p x_{t-p} = a_t$$

式中, { a_t } 为具有零均值和方差 σ_a^2 的平稳白噪声序列, $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p \neq 0$, 则称此时间序列 { x_t } 为 p 阶自回归时间序列, 记为 $AR(p)$, $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ 为自回归系数. AR 模型记为

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \dots + \phi_n x_{t-n} + a_t, \quad a_t \sim NID(0, \sigma_a^2) \quad (1)$$

参数估计是指根据预处理后时序{ x_t } 按某一方法估计出 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n$ 和 σ_a^2 这 $n+1$ 个参数, 由

$$a_t = x_t - \phi_1 x_{t-1} - \dots - \phi_n x_{t-n}$$

$$\sigma_a^2 = \frac{1}{N - n} \sum_{t=n+1}^N (x_t - \sum_{i=1}^n \phi_i x_{t-i})^2$$

一旦估计出 $\phi_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 即可按上式估计出 σ_a^2 .

由最小二乘估计法则称此

将时间序列{ x_t } 直接代入式(1), 得以下线性方程组:

$$x_{n+1} = \phi_1 x_n + \phi_2 x_{n-1} + \dots + \phi_n x_1 + a_{n+1}$$

$$x_{n+2} = \phi_1 x_{n+1} + \phi_2 x_n + \dots + \phi_n x_2 + a_{n+2}$$

.....

$$x_N = \phi_1 x_{N-1} + \phi_2 x_{N-2} + \dots + \phi_n x_{N-n} + a_N$$

用矩阵形式表示为

$$Y = X\Psi + \alpha$$

式中,

$$Y = [x_{n+1} \ x_{n+2} \ \dots \ x_N]^T,$$

$$\Psi = [\phi_1 \ \phi_2 \ \dots \ \phi_n]^T,$$

$$\alpha = [a_{n+1} \ a_{n+2} \ \dots \ a_N]^T$$

$$X = \begin{bmatrix} x_n & x_{n-1} & \dots & x_1 \\ x_{n+1} & x_n & \dots & x_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{N-1} & x_{N-2} & \dots & x_{N-n} \end{bmatrix}$$

根据多元回归理论, 参数矩阵 Ψ 的最小二

乘估计为

$\hat{\Psi} = (X^T X)^{-1} X^T Y$. 本文首先由奇异值定阶法得出 AR 模型阶数, 再由上述方法得出 AR 参数的最优最小二乘解.

5 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

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

其约束条件为

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

式中, γ 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

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

式中, $\alpha_i \in R$ 为 Lagrange 乘子. 为求式(2)的最小值, 将其对 w, b, e_i, α_i 分别求偏导, 并令其等于 0, 即

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \Phi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow y_i [w \cdot \Phi(x_i) + b] - 1 + e_i = 0 \end{cases}$$

上式可化为求解下面的矩阵方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & -Y^T \\ Y & ZZ^T + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{1}_v \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, $Z = [\Phi(x_1)^T y_1; \Phi(x_2)^T y_2; \dots; \Phi(x_n)^T y_n]$, $Y = [y_1; y_2; \dots; y_n]$, $e = [e_1; e_2; \dots; e_n]$, $\alpha = [\alpha_1; \alpha_2; \dots; \alpha_n]$, $\mathbf{1}_v = [1; 1; \dots; 1]$. 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

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

式中, α_i, b 是线性方程组(1)的解. 由于径向基核函数学习能力较强, 本文选用该函数对溢流阀故障进行识别, 该函数表达式为

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

6 实验结果分析

首先根据测量到的 26 组数据, 分别计算出这些数据项对应的 AR 参数, 如表 1 所示。本文由奇异值定阶法得出的 AR 模型阶数为 12, 取每组数据的 AR 参数的前 8 个进行故障识别, 并分别将正常状态和故障状态编码为 1 和 -1, 识别时分别在表 1 的正常数据和故障数据中取出相对

应的 3 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进行故障识别, 经过参数寻优取 $\gamma = 79$ 、 $\sigma^2 = 0.71$, 模拟结果如图 5 所示。结果表明, 在 26 组数据中, 只在故障状态有 1 组没能正确识别, 总体正确识别率超过 95%, 表明本文所提出的故障识别方法是切实可行的。

表 1 溢流阀 AR 参数表

正常 状态	1. 0416	1. 8130	1. 1143	1. 1677	0. 5093	0. 4424	0. 3873	0. 2323
	0. 9247	1. 8103	0. 9123	1. 0786	0. 2109	0. 3060	0. 0127	0. 1785
	0. 8918	1. 6658	1. 0791	1. 3854	0. 7918	0. 8823	0. 4724	0. 3593
							
故障 状态	0. 6979	1. 1380	0. 5795	0. 7880	0. 2955	0. 4958	0. 1385	0. 1901
	0. 6469	1. 1230	0. 7920	0. 7942	0. 5698	0. 4377	0. 2393	0. 1174
	0. 7085	0. 9919	0. 7160	0. 6984	0. 4966	0. 4385	0. 3059	0. 1111
							

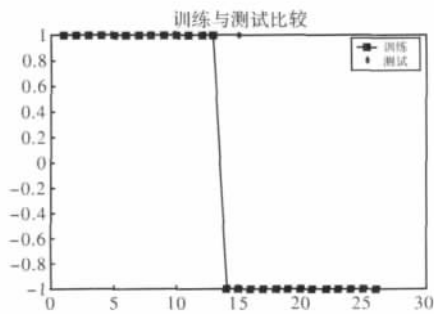


图 5 模拟结果图

7 总结

本文通过建立 AR 模型, 获取了 AR 参数, 并将这些参数作为 LSSVM 的输入, 对溢流阀的故障进行了检测, 并取得了良好效果, 证明 AR 参数确实反应了信号的特征, 使得正常信号和故障信号得以区分开来, 也证明本文的故障诊断方法是切实可行的。

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] 蒋雨燕, 黄宜坚. 调速阀故障诊断的 AR 双谱定阶方法比较 [J]. 华侨大学学报, 2009, (2).
- [4] 张贤达. 时间序列分析 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1996, 4.
- [5] 谢晓燕. 神经网络 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2007: 100-300.
- [6] Chuan Li, Shilong Wang, Xianming Zhang. Soft Sensor Modeling for Vacuum Purification Machine Based on Lssvm [J]. Journal of Advanced Manufacturing Systems (JAMS) 2008, (6): 141-144.
- [7] 吴一全, 罗子娟. 基于最小二乘支持向量机时域背景预测的红外弱小目标检测 [J]. 兵工学报, 2010, (6).
- [8] 李中原. 基于支持向量机的控制系统故障诊断研究 [J]. 中国测试, 2009, (11).