

DOI: 10.3969/j.issn.1001-3881.2012.05.047

基于 BP 网络的减压阀故障诊断

吴文兵^{1,2}, 黄宜坚³(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: 提出一种使用 BP 神经网络检测减压阀故障信号的方法。通过提取减压阀振动时的正常信号和故障信号的均值、标准差、偏度和峰度, 作为特征值对建立的 BP 网络进行训练, 再进行故障辨识, 取得了令人满意的结果。实验结果证明, 利用 BP 网络进行机械故障检测是可行的。

关键词: 故障检测; BP 网络; 减压阀

中图分类号: TH161 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3881(2012)5-151-3

Fault Diagnosis of Reducing Valve with BP Neural Network

WU Wenbing^{1,2}, HUANG Yijian³(1. Fuzhou College of Foreign Studies and Trade, Fuzhou Fujian 350018, China;
2. Xiamen University, Xiamen Fujian 361000, China;
3. Huaqiao University, Quanzhou Fujian 362021, China)

Abstract: A method of reducing valve fault diagnosis was proposed based on BP neural network. The BP network was built and trained through eigenvalues, such as mean, standard variance, skewness and kurtosis of normal signals and fault signals extracted from reducing valve's vibration. Then fault identifications were made and the results were satisfactory. The experimental results indicate it is feasible to carry out fault diagnosis using BP neural network.

Keywords: Fault diagnosis; BP network; Reducing valve

液压系统中的减压阀是液压系统中比较容易发生故障的一种元件, 对这种发生故障的元件进行诊断对液压系统的维护有着重要意义。如何利用信号本身的统计特性进行故障识别, 是故障识别研究中的一个重要分支。由于时间序列的偏度和峰度与信号的高阶谱相关联, 文中通过提取减压阀在正常状态和故障状态下信号的均值、标准差、偏度和峰度, 作为 BP 神经网络的输入, 对该网络进行训练, 之后利用该网络进行故障识别。

1 减压阀工作原理

实验使用的减压阀为先导式减压阀。油液经液压泵至主油路, 液压泵排出油液的最大压力由减压阀根据主油路的需要来调节。当液压缸需要的压力比液压泵的压力低时, 可在油路中串上一减压阀来减压。减压阀工作原理如图 1 所示, 一次压力油 p_1 经主阀阀口流至出口, 得到二次压力油 p_2 。 p_2 经通道 a 进入主阀芯下腔, 然后经主阀芯上的阻尼孔到主阀芯上腔和先导阀的前腔。在负载较小、出口压力 p_2 低于调压

弹簧所调定压力 F_1 时, 先导阀关闭, 主阀芯阻尼孔无液流通过, 主阀芯上、下两腔压力相等, 主阀芯在弹簧作用下处于最下端, 阀口全开不起减压作用。当出口压力 p_2 随负载增大, 大于或等于调压弹簧调定压力 F_1 时, 锥阀左移, 先导阀阀口开启, 主阀出口的二次压力油 p_2 经主阀阻尼孔到主阀芯上腔、先导阀口, 再经泄油口回油箱。由于阻尼孔的阻尼作用, 主阀上、下两腔出现压力差 p , 当 p 等于或大于主阀弹簧力 F_2 时, 主阀芯向上移动, 主阀口减小起减压作用。当出口压力 p_2 下降到调定值时, 先导阀芯和主阀芯同时处于受力平衡, 出口压力稳定不变。调节调压弹簧的预压缩量即可调节阀的出口压力 p_2 。当减压阀进出口有异物或出现漏油现象, 压力偏高或偏低都会影响到减压阀的正常运行。针对这类情况, 作者设置如下两种故障:

- (1) 减压阀进油口加 $\phi 3$ mm 的铁芯;
- (2) 将减压阀进油口和出口口都加 $\phi 3$ mm 的铁芯, 获得 26 组故障数据以及 13 组正常数据。

收稿日期: 2010-12-22

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—), 男, 在读博士, 讲师, 主要研究方向为信号检测、故障诊断。E-mail: wwbysw@163.com。

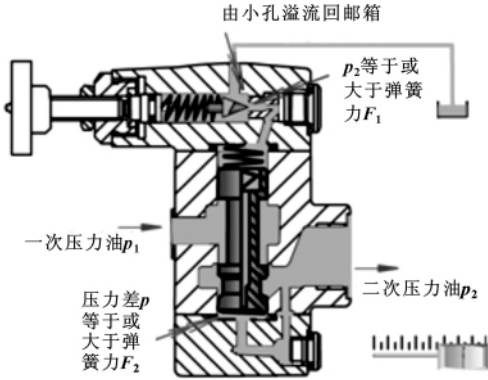


图 1 减压阀结构图

2 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，依次采集减压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。实验数据采集程序如图 2 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。作者采用中值法对采集的振动信号进行预处理。在进行数据处理的时候，使用了 2 048 个数据点。图 3 和 4 分别为采集到的原始数据图和中值滤波后的数据图。

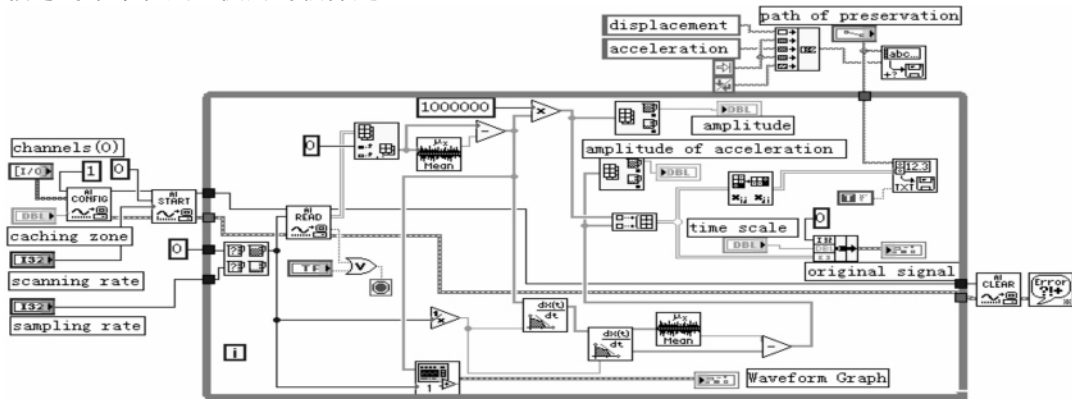


图 2 数据采集程序图

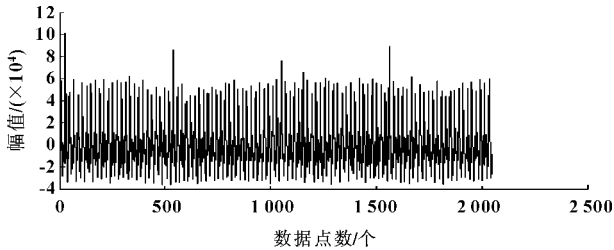


图 3 原始数据信号图

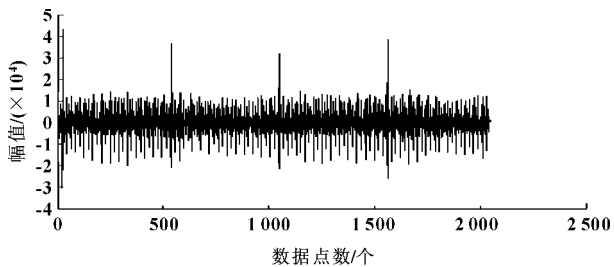


图 4 中值滤波后数据信号图

3 偏度与峰度

标准差定义为

$$s = \left[\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 \right]^{1/2}$$

偏度 g_1 和峰度 g_2 分别定义为

$$g_1 = \frac{1}{s^3} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^3$$

$$g_2 = \frac{1}{s^4} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^4$$

偏度是描述数据分布形态的统计量，其描述的是某总体取值分布的对称性。这个统计量与正态分布相比较，偏度为 0 表示其数据分布形态与正态分布的偏斜程度相同；偏度大于 0 表示其数据分布形态与正态分布相比为正偏或右偏；偏度小于 0 表示其数据分布形态与正态分布相比为负偏或左偏。偏度的绝对值数值越大，表示其分布形态的偏斜程度越大。峰度也是描述总体中所有取值分布形态陡缓程度的统计量。这个统计量也需要与正态分布相比较，峰度为 0 表示该总体数据分布与正态分布的陡缓程度相同；峰度大于 0 表示该总体数据分布与正态分布相比较为陡峭，为尖顶峰；峰度小于 0 表示该总体数据分布与正态分布相比较为平坦，为平顶峰。峰度的绝对值数值越大，表示其分布形态的陡缓程度与正态分布的差异程度越大。文中提取所测量信号的均值、标准差、偏度和峰度作为特征值输入 BP 网络进行故障识别。

4 BP 神经网络原理

在多层感知器的基础上增加误差反向传播信号，

就可以处理非线性信息, 把这种网络称之为误差反向传播 (Back Propagation, BP) 的前向网络。BP 网络可以用在系统模型辨识、预测或控制中。设三层 BP 网络如图 3 所示, 输入层有 M 个节点, 输出层有 L 个节点, 而且隐层只有一层, 具有 N 个节点。一般情况下 $N > M > L$ 。设输入层神经节点的输出为 $a_i (i = 1, 2, \dots, M)$, 隐层节点的输出为 $a_j (j = 1, 2, \dots, N)$, 输出层神经节点的输出为 $y_k (k = 1, 2, \dots, L)$; 神经网络的输出向量为 y_m ; 期望的网络输出向量为 y_p 。

BP 网络用可微函数如 Sigmoid 来代替阈值函数, 然后采用梯度算法来修正权值。BP 模型把一组样本的 I/O 问题变成了一个非线性的优化问题, 使用了优化中最普通的梯度下降法, 用迭代运算求解权系数, 相应于学习记忆问题。加入隐节点使优化问题的可调参数增加, 从而可得到更精确的解。如把这种神经网络看做从输入到输出的映射, 则这种映射是一个高度非线性的映射。如输入节点个数为 m , 输出节点个数为 L , 则网络是从 $R_m \rightarrow R_L$ 的映射, 即 $F: R_m \rightarrow R_L, Y = F(X)$, 其中, X, Y 分别为样本集合和输出集合。BP 网络结构如图 5 示。

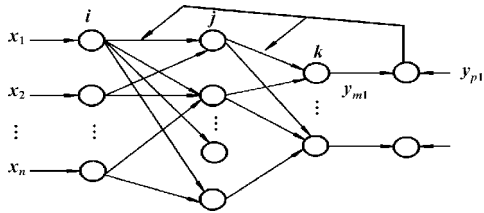


图 5 BP 网络结构图

作者为了对所获得的实验数据进行故障判别, 特构造了一个 BP 网络, 该网络有一个 12 个节点的隐含层、1 个节点的输出层, 激发函数采用 $f(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$, 最大循环次数设为 1 000, 误差最小值设为 0.001, 学习率设为 0.01, 网络输入为所获得信号的均值、标准差、偏度和峰度。

5 实验结果分析

首先对测量得到的数据进行中值滤波, 再分别把正常状态和故障状态下测量到的异常数据剔除, 如图 6 所示, 这种异常数据有可能是由于测量装置的工作状态调整不当所致。经过上述处理后, 正常状态数据留有 10 组, 故障状态数据留有 23 组。构造向量 $T = [S_1/S, S_2/S, S_3/S, S_4/S]$, 其中 S_1, S_2, S_3, S_4 分别代表所获得信号的均值、标准差、偏度和峰度, $S = S_1 + S_2 + S_3 + S_4$, 即 T 为由均值、标准差、偏度和峰度组成的归一化向量, 一共由 33 组 4 维向量构成, 例如 (0.000 1, 0.986 0, 0.0, 0.014 0), 等等。由前述构造的 BP 网络, 首先在正常状态、故障一状态和故障二状态下各任取 3 对对网络进行训练, 对正常状态和故障状态分别编码为 0 和 1, 网络训练

误差曲线如图 7 所示。利用训练好的该网络, 对所获取的 33 组故障信号进行仿真判别, 所得结果如表 1 所示。结果表明: 在 33 组数据中, 正常状态有 1 组、故障状态有 2 组没能正确识别, 总体正确识别率超过 90%, 表明所建立的 BP 网络泛化能力良好, 也表明文中所提出的故障识别方法是切实可行的。

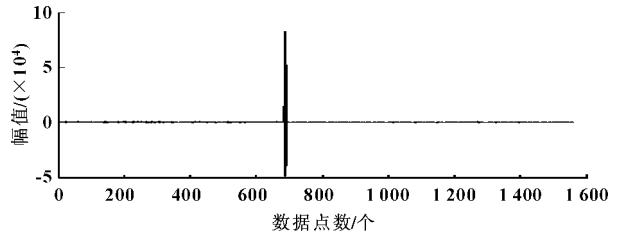


图 6 测量异常数据

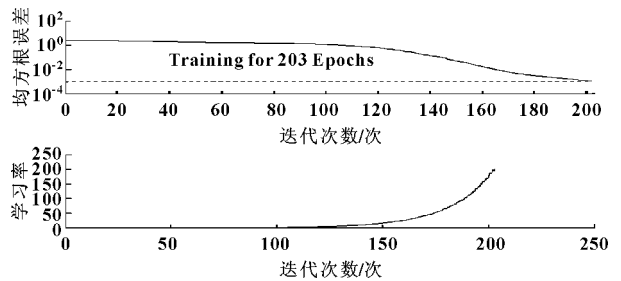


图 7 网络训练误差曲线

表 1 模拟结果表

正常信号	故障信号	正常信号	故障信号
0.008 9	0.960 8	0.004 9	0.999 4
0.002 4	0.015 9	0.092 3	0.996 9
0.000 7	0.989 5	0.008 6	0.995 5
0.015 9	0.999 9	0.013 7	0.984 1
0.980 6	0.999 6		...
0.002 6	0.999 1		

6 总结

对于非高斯信号, 高阶统计量反映了信号偏离高斯分布的程度。归一化的二阶零滞后累积量是信号的方差, 归一化的三阶零滞后累积量是信号的偏度, 归一化的四阶零滞后累积量是信号的峰度。功率谱相当于信号方差在频域的分解, 双谱则是信号偏度在频域的分解, 三谱是信号峭度在频域上的分解。鉴于方差、偏度和峰度与信号功率谱和高阶谱之间的关联, 通过提取减压阀振动时的正常信号和故障信号的均值、标准差、偏度和峰度, 作为 BP 网络的输入值进行故障辨识, 取得了令人满意的结果。

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.

(下转第 159 页)

由分析可知,数据均是可信数据,则第一个测试点20年后的壁厚为 $x(20) = 26.6$ mm,从而得到第一个点的腐蚀量为 $30 - 26.6 = 3.4$ mm。用同样的方法求出其他3个测试点的腐蚀量分别为3.2、2.9、3.1 mm。

对各点腐蚀量数据进行分析均为可信数据,则其均值和标准差分别为:

$$\bar{x}_{11} = \frac{1}{4} (3.4 + 3.2 + 2.9 + 3.1) = 3.15 \text{ mm}$$

$$\sigma_{11} = \frac{1}{3} \left[\sum_{i=1}^4 (x_i - \bar{x})^2 \right]^{\frac{1}{2}} = 0.12 \text{ mm}$$

对各点最初壁厚数据进行统计,得其均值和标准差分别为:

$$\bar{x}_{12} = 30 \text{ mm} \quad \sigma_{12} = 0 \text{ mm}$$

由 \bar{x}_{11} 、 σ_{11} 、 \bar{x}_{12} 、 σ_{12} 可得工作20年时壁厚的均值与标准差分别为:

$$\bar{x} = \bar{x}_{12} - \bar{x}_{11} = 26.75 \text{ mm}$$

$$\sigma = \sqrt{(\sigma_{12})^2 - (\sigma_{11})^2} = 0.12 \text{ mm}$$

假设工作到20年壁厚为正态分布,按题意允许最小壁厚为确定量,则联立方程为:

$$Z_R = -\frac{\bar{x} - x_{\min}}{\sigma} = -\frac{26.75 - 26}{0.12} = -6.25$$

按 $n = 4$ 、 $r = 0.95$ 、 $Z_R = 6.25$,查可靠度单侧置信下限图表得到容器工作到20年的可靠度置信下限为 $R_L = 0.97$ 。

(上接第153页)

- 【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】刘浩,白振兴. BP网络的MATLAB实现及应用研究[J]. 现代电子技术 2006(2): 49 - 51.
- 【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】殷时蓉,陈光楠,谢永乐. Elman神经网络在非线形模拟电路故障诊断中的应用[J]. 电子测量技术 2007, 30: 116 - 129.
- 【7】刘雪霞,张琦,谭业发. 高阶谱分析技术在轴承故障信号特

(上接第156页)

参考文献:

- 【1】韩金玲,裴帮富. 车床电气故障与查找[J]. 机床与液压 2009(6): 242 - 253.
- 【2】赵虎城,冯送京. 电机拖动与控制[M]. 北京理工大学出版社 2009.
- 【3】MCMAHON R A, ROBERTS P C, WANG X et al. Performance of BDFM as Generator and Motor [J]. IEE Proceed-

3 结束语

实例表明,灰色GM(1,1)模型对少数数据系统的可靠性设计有较好的借鉴作用。

参考文献:

- 【1】Sterling Lewis, SPE, Jay Suter, SPE, ExxonMobil Development Company. Requirements for a Full Drill through Sub-sea Wellhead and Tree System. IADC/SPE 112723 2008.
- 【2】Britton J. Cathodic Protection Surveys of Offshore Platforms: A New Approach. CORROSION/98 San Diego, CA. National Association of Corrosion Engineers.
- 【3】宋保微. 系统可靠性设计与分析[M]. 西安: 西北工业大学出版社 2008.
- 【4】邓聚龙. 灰预测与灰决策[M]. 武汉: 华中科技大学出版社 2002.
- 【5】林秀娟,王优强. 一种数据处理的灰色预测新方法[J]. 机床与液压 2004(3): 126 - 127.
- 【6】廖德岗. 灰色GM(1,1)模型在压力容器抗腐蚀可靠性设计中的应用[J]. 机械研究与应用 2005, 18(3): 85 - 86.
- 【7】刘斌,刘思峰,翟振杰,等. GM(1,1)模型时间响应函数的最优化[J]. 南京航空航天大学学报 2003(4): 451 - 454.
- 【8】周昌玉,张艳丽,李强,等. 在役压力容器含缺陷结构腐蚀疲劳剩余寿命预测的随机分析[J]. 压力容器 2002(2): 14 - 17.
- 征提取中的应用[J]. 机床与液压 2008, 36(7): 155 - 157.
- 【8】林海军,齐丽彬,张礼勇. 基于BP神经网络的模拟电路故障诊断研究[J]. 电测与仪表 2007(9): 41 - 51.
- 【9】李中原. 旋转机械双谱分析及故障诊断应用研究[D]. 郑州: 郑州大学 2006.
- 【10】张桂才. 基于高阶统计分析的机械故障特征提取技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学 2002.
- 【11】杨江天,徐金梧. 旋转机械故障的双相干谱特征及其识别[J]. 机械工程学报 2000, 36(9): 103 - 106.
- 【12】彭志君,黄宜坚. 基于AR双谱的减压阀故障诊断[J]. 机械科学与技术 2007, 26(7): 908 - 912.
- 【13】蔡奇志,黄宜坚. 自回归三谱切片研究[J]. 仪器仪表学报 2009, 30(2): 345 - 350.

ings on Electric Power Applications 2005: 289 - 299.

- 【4】许谬. 电机与电气控制技术[M]. 北京机械工业出版社, 2004.
- 【5】黄守道,罗军波,彭晓,等. 基于MATLAB的无刷双馈电机建模与仿真[J]. 湖南大学学报 2002(6): 71 - 75.
- 【6】陈志伟,杨向宇,申耀阳. 无刷双馈电机专家自适应PID控制系统仿真[J]. 华南理工大学学报 2002(12): 37 - 41.