

# 均值控制图法在泵站压力管道损伤识别中的应用

徐存东<sup>1</sup>, 谢利云<sup>1</sup>, 王亚楠<sup>1</sup>, 南瑞芳<sup>1</sup>, 张 硕<sup>1</sup>, 魏怀东<sup>2</sup>

(1. 华北水利水电大学 水利学院, 郑州 450011; 2. 甘肃省治沙研究所, 甘肃 武威 733000)

**摘要:** 针对高扬程泵站压力管道由于流激振动引起的结构损伤问题, 基于统计模式理论, 提出了采用均值控制图识别压力管道损伤的方法。首先通过获取正常状态和待识别状态下实测数据的响应信息, 构建损伤诊断的系统模型, 对大量数据信息进行统计计算, 然后提取特征值, 优化特征向量, 最后采用均值控制图法对压力管道损伤部位进行识别。实例分析结果表明, 基于统计模式识别的均值控制图法, 可以直观精确地对压力管道是否存在损伤做出识别, 因此可以作为工程中大型泵站压力管道损伤识别的重要方法。

**关键词:** 统计模式; 系统建模; 数值模拟; 均值控制图; 损伤识别

**中图分类号:** TV 675    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1672 1683(2014) 03-0077-04

## Application of Mean Control Chart Method in the Damage Identification of Pressure Pipe of Pump Station

XU Cundong<sup>1</sup>, XIE Liyun<sup>1</sup>, WANG Yanan<sup>1</sup>, NAN Ruifang<sup>1</sup>, ZHANG Shuo<sup>1</sup>, WEI Huaidong<sup>2</sup>

(1. School of Water Conservancy, North China University of Water Resources and Electric Power,

Zhengzhou 450011, China; 2. Research Institution of Control Sand in Gansu Province, Wuwei 733000, China)

**Abstract:** The pressure pipe of high lift pump station can have structural damages due to flow induced vibration, and the mean control chart method based on the statistical pattern theory was proposed to identify the damage. First, the response information of the measured data was obtained under the normal and to be detected conditions, which can be used to develop the system model for damage diagnosis. Then, statistical calculations were performed on numerous data information to extract the eigenvalue and optimize the eigenvector. Finally, the mean control chart method was used to identify the damage in the pressure pipe of the pump station. The results showed that the mean control chart method can identify any damage in the pressure pipe intuitively and accurately, and therefore it can be used as an important method for damage identification of pressure pipe of pump station.

**Key words:** Statistical pattern; system model; numerical simulation; mean control chart method; damage identification

泵站的压力管道是将水泵加压后的高速水流输向水池的连接建筑物, 在泵站运行中容易因流激振动产生高频大幅的振动而产生微小、不易观察到的损伤和裂纹, 形成潜在的危害。所以对压力管道损伤进行有效识别, 对保证大型泵站的安全运行和正常的效益发挥具有重要的实际意义。

目前针对大型压力管道结构无损识别技术有很多种, 如: 模态法、超声波法、电测法、化学法等等。但是不同方法只适用于具体的环境或者具体的工程结构, 而泵站的环境及结构系统具有特殊性、复杂性, 导致在压力管道的损伤识别过程中, 存在数据繁杂、识别速度慢的弊端, 因此对于结构无损识别, 尚无统一有效的方法<sup>[1]</sup>。而且, 有些方法虽然有效, 但是工程实测费用高, 预算较大, 并不实用。实践证明, 基于统计模式识别的方法相对简单实用, 可视化强, 识别速度快,

精度较高<sup>[2]</sup>。

## 1 统计模式损伤识别的基本原理

统计模式损伤识别的基本原理是: 分别在同一环境结构中进行测试并提取两组信号参数, 一组数据信息是正常无损状态下的, 一组数据信息是待识别状态下的; 通过一系列的差异指标构造和特征值提取, 对所提取的两组特征值进行对比, 查看待识别组和正常组信息的差异程度, 进而诊断结构是否有损伤以及损伤的程度。这一识别过程如图1所示。

统计模式损伤识别模式能够使组间差异最大化、组内差异最小化, 还具有识别结构的轻微损伤和剔除偶然环境因素的能力。在统计模式的识别中, 能够很清晰地在置信区间判断异常的方法有很多种, 如 Z 指标判别检验、距离判别检验

收稿日期: 2013-12-04    修回日期: 2014-04-26    网络出版时间: 2014-05-08

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.13476/j.cnki.nsbdtqk.2014.03.017.html>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51279064; 31360204); 华北水利水电大学高层次人才科研启动计划(201069)

作者简介: 徐存东(1972-), 男, 甘肃景泰人, 教授, 博士, 主要从事水工结构优化设计和耐久性研究。E-mail: xundong@126.com

通讯作者: 谢利云(1988-), 男, 河北张家口人, 硕士研究生, 主要从事水工结构方面的研究。E-mail: xliyun66@126.com

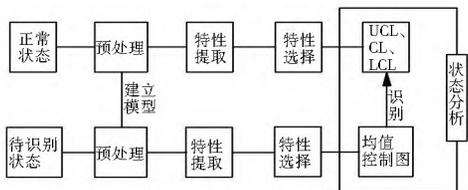


图 1 统计模式损伤识别过程

Fig. 1 The damage identification process of statistical pattern

(Euclidean distance, Mahalanobis distance)、最大似然估计和贝叶斯估计、贝叶斯概率检验、均值控制图检验以及线性判断检验等方法<sup>[3]</sup>, 每种方法具有各自的优缺点, 有一定的适用性, 也有一定的局限性<sup>[4]</sup>。均值控制图方法的准确度很高而且可以将结构的损伤识别结果以图示方式展现出来, 所以本文采用的是均值控制图法。

## 2 研究方法

### 2.1 数据采集与系统建模

为获取正常和待识别状态下实测数据的响应信息, 以高斯白噪声作为激励, 用有限元方法得到各节点实测的输出响应信号; 在一定的取样频率和采集时间下得到按先后时间顺序排列的识别数据(加速度和应变时程等), 为典型的观察时间序列; 将采集到的检测数据建立时序模型并对其进行特征参数提取和选择<sup>[5-9]</sup>。

设相等时间间隔  $\Delta$  对连续的位移信号  $x(t)$  进行采样, 可以获取  $n$  个离散性数据  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , 即观测时间序列:

$$\{x_i\} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\} \quad (1)$$

式中:  $\{x_i\}$  序列是正态分布(即使不是正态分布序列, 也能够依据中心极限近似地服从正态分布)且均值等于零的序列。 $x_i$  取值的大小和前  $n$  步各取值  $x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_{i-n}$  的大小有关, 也与前  $m$  步  $\beta_{i-1}, \beta_{i-2}, \dots, \beta_{i-m}$  各干扰值大小有关,  $\beta_i$  是采集数据过程中不可观测的的随机性干扰,  $x_i$  的随机性正是由于  $\beta_i$  的随机性所引起的。从系统的角度看, 规定模型残差  $\{\beta_i\}$  为白噪声, 即规定了系统的输入必须是白噪声, 因此输入是互相独立或互不相关的。按照线性回归的思想, 把 ARMA 模型即自回归滑动平均模型表示为:

$$x_i - \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{i-i} = \beta_i - \sum_{j=1}^m \theta_j \beta_{i-j} \quad (2)$$

式中:  $\varphi_i (i = 1, 2, \dots, n)$  为自回归参数;  $\theta_j (j = 1, 2, \dots, m)$  是滑动平均参数;  $\beta_i$  作为白噪声, 均值是零, 其方差为  $\sigma_\beta^2$ 。式(2)中, 左边是  $n$  阶自回归部分, 右边是  $m$  阶滑动平均部分, 式(2)记作为 ARMA( $n, m$ ) 时序模型<sup>[8,10]</sup>。

### 2.2 ARMA 模型定阶

依据残差平方和的检验准则, 并考虑了模型参数多和模型阶次高等原因导致误差大的不利影响, 运用 Akaike 信息准则(AIC)进行 ARMA 模型定阶。此准则计算相对简单, 容易实现, 效果显著, 实际应用也较为广泛。该准则的解析式为:

$$AIC(p) = N \ln \sigma_\beta^2 + 2p \quad (3)$$

式中: 残差方差  $\sigma_\beta^2 = \frac{1}{N-n-2} \sum_{i=m+1}^N \beta_i^2$ ;  $N$  为样本数据长度;  $p$  为建立统计模型的个数。针对一个建立的 ARMA( $n, m$ ) 模

型, 假设采用 AIC 准则, 来增加模型拟合阶数  $p$ , 那么方差  $\sigma_\beta^2$  就相应降低。所以  $AIC(p)$  的值一定会出现极小值, 使  $n = p$ 。此时, 如果存在自回归的部分阶数可以在  $n$  阶保持稳定, 而滑动部分的平均阶数将不能保持稳定, 则采用理论阶次定阶数为 ARMA( $n, n-1$ )<sup>[11]</sup>。

### 2.3 特征提取和选择

依据统计学的理论, 在不影响结构主要特性的前提下, 缩减原有指标并重组成新的指标, 新指标不但能避免原有指标的劣势, 又能反映原有指标包含的特征信息。由于各个模型参数间可能存在不同程度的关联度, 因此本文采用主成分分析法, 重新构造模型识别的物理参数, 以实现特征信息的压缩与降维(降维映射), 克服传统损伤诊断方法中数据冗余、识别速度慢的缺陷<sup>[12,13]</sup>。假设存在  $n$  个数量的样本, 内含指标  $t$  项, 上文时序序列式(1)可表示为:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1t} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2t} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nt} \end{bmatrix} = (X_1, X_2, \dots, X_t) \quad (4)$$

矩阵(4)各阶的方程组可以表示为各阶数的主成分为:

$$\begin{cases} Q_1 = \beta_{11}X_1 + \beta_{21}X_2 + \dots + \beta_{p1}X_p \\ Q_2 = \beta_{12}X_1 + \beta_{22}X_2 + \dots + \beta_{p2}X_p \\ \dots \\ Q_p = \beta_{1p}X_1 + \beta_{2p}X_2 + \dots + \beta_{pp}X_p \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $Q_i$  是和  $Q_1, Q_2, \dots, Q_{p-1}$  都不相关的  $X_1, X_2, \dots, X_p$  线性组合中最大的方差;  $Q_i$  和  $Q_j$  不相关, ( $i \neq j, i, j = 1, \dots, p$ );  $(\beta_{1i}, \beta_{2i}, \dots, \beta_{pi})$  是矩阵的特征值相对应的向量。

### 2.4 均值控制图检验

采用均值控制图来识别结构损伤与否, 是根据控制图中描点出界的个数判别的。在正常状态下, 出界概率是 0.0026, 这就认为是小概率事件<sup>[14]</sup>。小概率事件一旦发生就认为是出现的异常状况, 即存在损伤。均值控制图需要对标准样本的整体确定出 3 个参数, 即上控制线(UCL)、中心线(CL)、下控制线(LCL)。中心线表示整个标准样本均值的位置, 上控制线(UCL)和下控制线(LCL)是根据一定的置信度所获取的置信区间。如果样本控制图上描点落在了上控线和下控线之内, 表明待检测样本处于正常控制范围内, 如果描点落在了上控线和下控线之外, 表明待检测样本处于异常控制范围内, 即有损伤状况。

均值控制图正常状态与异常状态的关系表示如图 2 所示。

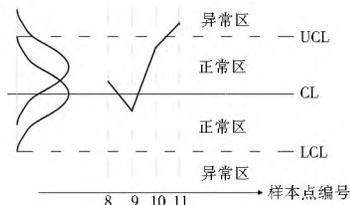


图 2 均值控制图识别方式

Fig. 2 The identification method of mean control chart method

### 2.4.1 均值控制图的指标构造

识别样本是  $N, x$  为子样本, 且  $x \in N(\mu, \sigma), \bar{x}$  是样本均

值。根据  $3\sigma$  控制限的原则,均值控制图的控制参数表示为:

$$CL = \bar{\bar{x}} \quad (6)$$

$$UCL = \bar{\bar{x}} + \frac{3s}{c\sqrt{b}} \quad (7)$$

$$LCL = \bar{\bar{x}} - \frac{3s}{c\sqrt{b}} \quad (8)$$

式中: $b$  是样本总量; $c$  是样本常数; $\bar{\bar{x}}$  是样本均值取得的平均值; $s$  是样本方差平均值。

制作正常状态下统计数据均值控制图时,将正常状态下的数据分为两组,其中一组绘制控制线,另一组作检验之用。如果检验的点落在控制线之外,则需要调整  $c$  值<sup>[5]</sup>,使得所有的正常样本点都能落到控制线内,以保证该控制图的可靠性。最后将待识别状态数据点绘入图中,来识别结构是否存在损伤。

### 3 应用案例

#### 3.1 模拟实例概况

数值实验模拟以甘肃省景泰川电力提灌总干一泵站 1 号压力管道为例。该压力管道是由出水口总管、右进水口支管、左进水口支管构成(图 3)。图 3 中压力水管<sup>1</sup>的壁厚 12 mm,内径 1 40 m;水管<sup>o</sup>的左端壁厚 12 mm,内径 1 40 m,右端壁厚 12 mm,内径 1 00 m;水管<sup>e</sup>的壁厚 12 mm,内径 1.50 m,转弯处外径 2.50 m,轴线半径 2 00 m;水管<sup>1/4</sup>的壁厚 12 mm,内径是 0.80 m。该钢管可以简化成均质材料,弹性模量是  $2.06 \times 10^5$  MPa,密度是  $7.85 \text{ g/cm}^3$ ,泊松比是 0.25。数值模拟分别在正常状态和待识别两种状态下进行,样本的测点号如图 3 所示。各测点在待识别状态下都假设损伤位于测点 1 处,抗弯刚度折减 30%。

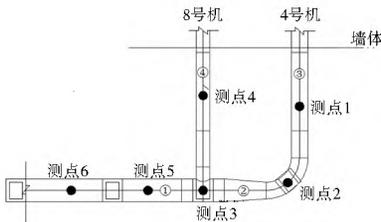


图 3 数值模拟样本测点号

Fig. 3 The test points of sample in the numerical simulation

#### 3.2 建立识别模型

在采用有限元模拟过程计算中,如果存在单元损伤,则该单元抗弯刚度一定会降低。在识别结构中,由特定部分的质量及刚度损失所引起的模态参数值,将在模态的模拟过程中表现出来。对比系统模态的模拟结果和完好结构的模态值,可以确定结构是否损伤以及损伤位置、损伤程度。

以测点 1 为例,建立识别模型的过程如下。

(1) 数据采集与建立模型。以高斯白噪声作为激励,用有限元方法得到各节点实测的输出响应信号,选取采集样本频率为 204.8 Hz,数据采集时间为 5 min,得到按先后时间顺序排列的识别数据,总获取的数据点数为 61 440 个,取样本的长度点数为 3 413 个,则样本的总数是 18 个。然后对各个分段的样本数据依据公式(1)和公式(2)建立 ARMA 模型。

(2) 模型定阶。按照 ARMA( $n, m$ ) 模型定阶的方法,对

测点 1 建立的模型进行定阶。采用 AIC 准则公式(3),计算得到函数  $AIC(p)$  极小值  $p = 8$ ,即可得到  $n = p = 8$ 。模型定阶结果说明,自回归的部分阶数可以在 8 阶保持稳定,而滑动部分的平均阶数将不能保持稳定,因此定阶数为 ARMA(8, 7)。

(3) 特征提取和选择。对于建立起的 ARMA(8, 7) 模型,通过主成分的分析方法,对测点 1 的特征数据进行缩减,提取出的新的综合指标代替原来的指标。具体的做法是将得到的特征向量组成一个矩阵,对数据矩阵的 8 列向量(ARMA(8, 7)模型自回归部分的 8 个参数)进行线性组合;用新矩阵代替 X 矩阵,带入公式(5)得到 8 阶主成分,其所包含的信息量的大小由大到小排列。由于第一阶主成分的方差大于总方差的 85%,因此原来由多参数构成的指标可以用第一阶主成分构成的指标代替。

(4) 制作均值控制图。依据特征参数缩减后主要样本点的数据信息,根据式(6)、式(7)、式(8)可分别求得测点 1 的  $UCL$ 、 $CL$ 、 $LCL$  控制参数值大小。结果显示,当  $c$  取值 2 时,能够保证所有的正常样本点都能落到控制线的里面,因此在计算控制参值大小时  $c = 2$ 。

同理可求得测点 3 控制参数值,见表 1。

表 1 测点 1 和测点 3 的控制参数值

Table 1 Control parameter values at measuring point 1 and point 3

| 测点号  | $\bar{\bar{x}}$ | $\bar{s}$ | $c$ | $b$ | $CL$ | $UCL$ | $LCL$ |
|------|-----------------|-----------|-----|-----|------|-------|-------|
| 测点 1 | 0.16            | 1.499     | 2   | 18  | 0.16 | 0.69  | -0.37 |
| 测点 3 | 0.16            | 1.245     | 2   | 18  | 0.16 | 0.60  | -0.28 |

#### 3.3 识别结果

图 4、图 5 分别为测点 1 和测点 3 在正常状态和待识别状态下的控制图。

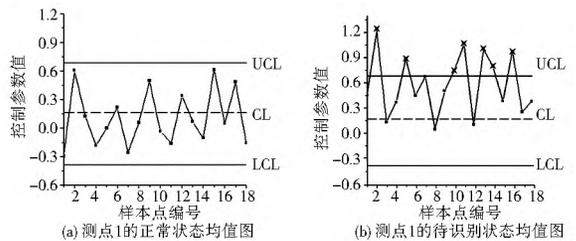


图 4 测点 1 的均值控制图

Fig. 4 The mean control charts at measuring point 1

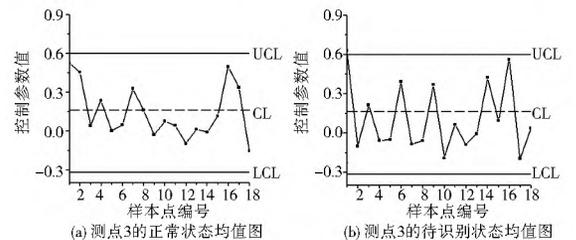


图 5 测点 3 的均值控制图

Fig. 5 The mean control charts at measuring point 3

从测点 1 的均值控制图(图 4)中可以看出,正常状态的控制点均没有出界,而待识别状态下的控制点存在 7 个出界的样本点,说明此处存在一定的损伤。测点 3 的均值控制图(图 5)显示,无论是在正常状态还是在待识别状态的控制点,

都没有越界,说明测点3不存在损伤。识别结果验证了测点1存在损伤的假设,证明利用均值控制图法对损伤位置的识别有效。

## 4 结论

(1) 通过主成分分析方法实现多特征参数的特征选取和缩减,可以使选取的新特征参数最大程度地保留原有的主要特征信息,因此是一种行之有效的参数缩减方法。

(2) 基于统计模式的均值控制图法具有很好的剔除环境因素的能力,并且能够直观精确地识别压力管道是否存在损伤,以及损伤所在的位置,因此在大型泵站管道异常识别中,将会有很好的应用前景。

(3) 在以后的应用实践中,可以考虑寻找多输入多输出的数学模型和更优越的特征参数缩减办法,以及对于结构异常更敏感的综合指标,使该方法更加完善。

### 参考文献(References):

- [1] 任权. 压力管道损伤识别的振动检测方法研究[D]. 大连: 大连理工大学学报, 2002. (REN Quan. Study on Vibration Testing Method of Pressure Pipeline Damage Identification[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2002. (in Chinese))
- [2] 陈季稿. 统计模式识别[M]. 北京: 北京邮电学院出版社, 1989. (CHEN Ji hao. Statistic Pattern Recognition[M]. Beijing: Beijing Institute of Posts and Telecommunications Publishing House, 1989. (in Chinese))
- [3] 范会敏, 王浩. 模式识别方法概述[J]. 电子设计工程, 2012, 20(19): 48-51. (FAN Hui min, WANG Hao. Overview of Pattern Recognition Method[J]. Electronic Design Engineering, 2012, 20(19): 48-51. (in Chinese))
- [4] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000. (BIAN Zhao qi, ZHANG Xue gong. Pattern Recognition. Beijing: Tsinghua University Press, 2000. (in Chinese))
- [5] 何书元. 应用时间序列分析[M]. 北京: 北京大学出版社, 2003. (HE Shu yuan. Applied Time Series Analysis[M]. Beijing: Peking University Press, 2003. (in Chinese))
- [6] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42. (ZHANG Xue gong. Introduction to Statistical Learning Theory and Support Vector Machines[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42. (in Chinese))
- [7] 刘丽兰. 时间序列分析在振动系统时变参数辨识中的应用[D]. 西安: 西安理工大学, 2005. (LIU Li lan. Time Series Analysis Application in Time Varying Parameter Identification of Vibration System[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2005. (in Chinese))
- [8] 杨叔子, 吴雅, 王治藩, 等. 时间序列分析的工程应用[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1991: 242-373. (YANG Shu zi, WU Ya, WANG Zhi fan, et al. The Engineering Application of Time Series Analysis[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 1991: 242-373. (in Chinese))
- [9] Sohn H, Farrar C R. Damage Diagnosis Using Time Series Analysis of Vibration Signals[J]. Journal of Smart Materials and Structures, 2001, 10(3): 446-451.
- [10] 刘毅, 李爱群. 基于结构响应的损伤诊断方法及其应用[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2010, 4(4): 810-815. (LIU Yi, LI Ai qun. Damage Diagnosis Method Based on Structure Response and Its Application[J]. Journal of Southeast University, 2010, 4(4): 810-815. (in Chinese))
- [11] 陈志为. 基于统计模式识别技术的结构异常检验[D]. 福州: 福州大学, 2005. (CHEN Zhi wei. Structural Abnormality Detection Using Statistical Pattern Recognition Technique[D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2005. (in Chinese))
- [12] Yuan Luo, Cai ming Wu, Yi Zhang. Facial Expression Recognition Based on Fusion Feature of PCA and LBP with SVM[J]. Optik- International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(17), 2767-2770.
- [13] Thi Hai Binh Nguyen, Haki Kim. Novel and Efficient Pedestrian Detection Using Bidirectional PCA[J]. Pattern Recognition, 2013, 46(8), 2220-2227.
- [14] 周丙常, 师义民, 于蕾. 有偏总体的均值控制图[J]. 昆明理工大学学报(理工版), 2005, 30(3): 123-126. (ZHOU Bing chang, SHI Yi min, YU Lei. Control Charts for Arithmetic Average of Biased Totality[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2005, 30(3): 123-126. (in Chinese))
- [15] 王彩玲, 师义民. 基于批均值的自相关过程EWM A控制图[J]. 沈阳师范大学学报(自然科学版), 2010, 28(3): 387-390. (WANG Cai ling, SHI Yi min. EWMA Control Charts for Arithmetic Average of Autocorrelation Process Based on Distribution Mean. Journal of Shenyang Normal University (Natural Science Edition) 2010, 28(3): 387-390. (in Chinese))