

文章编号: 1002-0411(2003)05-0413-05

# 大型混合干扰系统真实信号的实时辨识与提取

廖 辉, 周国荣

(中南大学信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

**摘要:** 在存在大量混合随机干扰的系统中, 采用一种特征值信号的智能提取方法, 通过对对象信号波形的特征搜索, 实时地辨识和提取能反映被测对象真实状态的特征信号, 有效地抑制干扰对波形信号的影响, 大大提高整个系统的检测和监控精度。文章给出了对象模式特征的表述, 特征信号的生成与提取的理论描述和实现方法。实际工程项目中的成功应用表明, 该方法具有很强的处理信号干扰的能力, 尤其适用于受现场混合干扰影响的系统的分析与监控, 具有很好的应用和推广价值。<sup>\*</sup>

**关键词:** 混合干扰系统; 特征值; 实时辨识; 特征提取

中图分类号: TP13

文献标识码: B

## REAL-TIME IDENTIFICATION AND EXTRACTION OF REAL SIGNAL IN LARGE SCALE MIXED DISTURBANCE SYSTEM

LIAO Hui, ZHOU Guorong

(Institute of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

**Abstract:** This paper presents an intelligent method of eigenvalue extraction for the systems with a great deal of mixed and stochastic disturbances. Through searching features of waveform signal of objects, this method can identify and extract feature signals which can indicate real state of the measured objects and restrain the influence of disturbance in field signal. As a result, the testing and monitoring accuracy is greatly improved. Theoretic description and application of the expression of object features, and formation and extraction of feature signal are presented in this paper. Successful application of this method to practical projects shows that it has a good ability to process disturbance signals. Especially, it is very suitable for the cases of system analysis and monitoring under the influence of field mixed disturbance.

**Keywords:** mixed disturbance system; eigenvalue; real-time identification; feature extraction

### 1 引言 (Introduction)

如今, 状态监控已广泛应用于各种生产过程中, 而对于设备及其生产过程, 监控质量的好坏很大程度上决定于现场采集的数据能否真实地反映其运行状态。在很多工业现场或复杂的生产环境中, 存在着大量的高频脉冲、低频振荡、电磁干扰等随机干扰信号, 严重影响了现场数据采集装置获取信号的真实性, 使之不能完全反映被监控对象的真实状态。因此, 如何有效地对现场采集的信号进行处理, 滤除干扰信号, 实时地从采集信号中准确提取出能真实反映系统运行状态的信息, 便成为研制监控系统首先要解决的关键问题。

本文针对以上问题, 提出从现场传感器件采集的信号中进行模式的特征表述、生成、提取和分类的

方法, 有效排除干扰信号的影响, 提取所需监测参数的真实信息, 并结合实例介绍这种波形特征值提取方法<sup>[1]</sup>的具体应用。

### 2 模式特征值分析原理 (Theory of modal eigenvalue analysis)

基于特征值提取方法的信号处理系统可以用图 1 所示框图说明: 在物理上可以检测到的世界里, 把对对象进行检测所得到的数据综合起来便构成模式, 所有的检测对象数据则构成了模式空间<sup>[3]</sup>。然而在工业现场, 由于大量干扰信号的存在, 使得现场采集的模式空间中的数据不能全部有效用于分析得到对象的真实状态, 且数据量大。这就要求在模式空间中进行特征提取形成特征空间, 即对其中的数据进行适当的变换和选择, 获取最能揭示对象属性的检

测量作为特征值,剔除干扰和冗余的数据.这种波形的分析处理方法就是特征提取和选择的方法.然后,依据与检测对象相适应的规则对特征空间的数据进行分类处理,得到能真实反映检测对象状态的类型空间,为监控系统的分析和决策提供准确信息,达到实时、有效监控的目的.

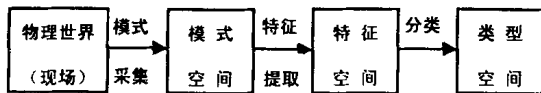


图1 基于特征值提取的波形分析

Fig.1 Waveform analysis based on eigenvalue extraction

模式的特征提取方法如图2所示.整个信号提取过程可分为:特征值选取、模式的表述、特征生成与提取、分类与决策等四个部分.

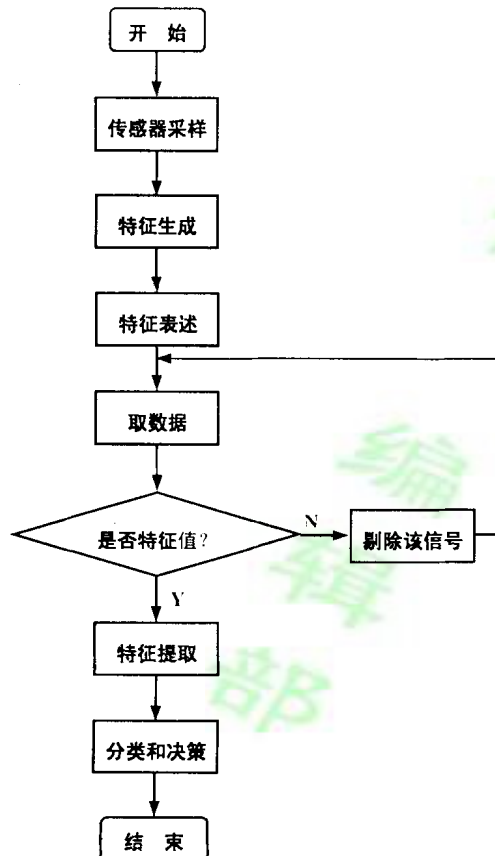


图2 模式的特征提取

Fig.2 Model feature extraction

## 2.1 特征值的选取

基于特征提取的分析方法是使用传感器信号的适当特征来辨识设备过程状态的.在进行特征提取和选择之前,必须选取出传感器信号的特征.在此,引入特征值的概念,用它来表达传感器信号的时域

或频域特征,如选取信号的均值、方差、偏斜度、峭度等.特征值的选择原则如下:

- 1) 对过程健康状况灵敏;
- 2) 对过程工作条件不灵敏,能躲开或排除非自身因素引起的干扰;
- 3) 实现成本经济.

对于一般的平稳信号,如采样信号 $\{x(k), k=1, 2, \dots, N\}$ ,采用信号的均值和方差作为特征值.

均值为:

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x(k)$$

方差为:

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \{x(k) - \mu_x\}^2$$

此外,时域指数也可以作为特征量.例如:在对机械振动的监控中,振动信号的最大值、最小值、均值、均方根值和标准偏差等时域指数是很有效的特征值<sup>[2]</sup>.对于非平稳信号,利用时-频分布分析,表达信号在时域和频域中的能量和密度,可表达特有的时间依赖性,常用于进行制造过程的切削状态监控.

对于一个被检测的物理对象,可同时选取多个特征值.检测数据与多个特征值的同时吻合程度越高,则信号的真实就越强;吻合的特征值个数越多,真实性也越强.也应注意,特征值个数的增加虽然能够提高判断数据有效的准确性,但会使处理信号的过程复杂化,所以选取适当的特征值及特征值的数目对检测系统来说尤为关键.

## 2.2 模式的表述

在决定了模式的特征 $x_1, x_2, \dots, x_N$ 之后,用一个合理的分布描述这一模式,从样本数据中抽取特征信息,形成一个紧凑的函数形式 $f(x_1, x_2, \dots, x_N)$ ,根据它对未知模式(待确定模式)作出分类的判断,这就是模式的表述.

模式表述问题的方法与模式的性质和所选属性的特定集合密切相关,常用的方法有:二元随机模式表示法、正交级数展开法、Markov链方法、K-L展开模式展开法<sup>[3]</sup>.用正交级数展开表达模式类别,得到模式的真正概率密度函数.一旦建立这种表达式,则通常采用极大似然规则或贝叶斯判决规则<sup>[3]</sup>对模式进行分类.

### 2.3 特征生成与提取

在选择了模式的特征值和确定了模式的描述方法之后,考虑进行模式的特征生成.特征生成可以借助一定的检测手段依照特征值在检测信号中产生能反映出被检测对象真实状态生成特定的特征信号,以便于进行特征提取.此外,也可以对采集系统原始采入的信号数据按特征值进行特征表述和特征生成处理,形成特征空间中的特征信号.

这些特征信号分布在所有采入的数据信号中,是系统的有效信号,需要通过一定的方法提取出来.而模式的特征提取是利用数学工具或数学方法降低样本空间的维数,即去除大量混杂在采集数据中的冗余、随机干扰信号,找出能突出反映被量测对象状态的特征数据.

特征提取方法如图 3 所示.

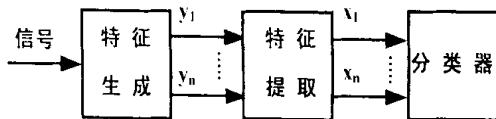


图 3 特征值提取过程

Fig.3 Process of feature extraction

采集的样本空间中的数据  $y_1, y_2, \dots, y_n$  依据特征值标准,通过一定的变换映射到一个较低维的特征空间,称为特征提取.例如:一个映射  $A: Y \rightarrow X$ ,将采集数据中的特征数据提取出来构成一个特征空间,即  $x_1, x_2, \dots, x_m (m < n)$ ,大大减少了冗余数据量,并能有效排除干扰信号的影响.

### 2.4 分类与决策

经特征值方法提取出来的有用信号能真实反映出被检测对象的运行状态,采取一定的分类规则或算法实时地对特征信号进行处理,从而达到有效监控的目的.

## 3 实际应用 (Application)

这种信号特征值辨识和提取的方法被应用于大型回转窑的运行状态监测系统中.

### 3.1 大型回转窑运行状态监测分析

大型回转窑是水泥制造、冶金等工业生产现场的关键设备.准确、及时地监测窑体的运行状态和把握、分析其运行轴线的位置,对于确保企业生产安全、高效运行有着重要的意义.回转窑的横向结构形式如图 4 所示.

回转窑由五档托轮支撑.它是一个重载、大扭矩

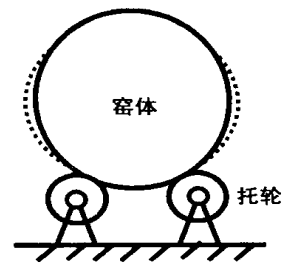


图 4 回转窑截面示意图

Fig.4 Sectional diagram of rotary kiln

的静不定系统,运转时由于各支承处所受应力不匹配,托轮基座不稳,窑内物料运动产生的动载荷以及传动装置局部失效产生的振动等原因导致窑身颤动,此外,由于托轮表面磨损,使整个窑体运转时上下窜动.这些随机产生的机械振动都大大影响了监测系统对窑体实际位置检测的精度<sup>[4]</sup>.同时,现场存在着的各种电磁干扰信号串入检测回路中也为回转窑运行位置的准确检测增大了难度.采用常规的检测窑体位置分析处理采集数据的方法很难剔除信号中的干扰成分,并且对于采集信号的有效性也不能做出可靠而正确的判断.

本系统采用了信号的特征值辨识和提取技术,能通过生成特征信号并选择合适的特征值对特征信号进行正确、有效性判断和提取,抑制了干扰信号的影响,最终达到实时准确监测的目的.实践证明,这种方法用于受混合干扰影响的回转窑的监测系统,效果显著.

### 3.2 特征生成过程

由于回转窑不圆度大,截面呈现为一个不规则圆面(如图 4 虚线所示),而且窑体表面锈迹和灰尘很厚,因此在对其位置进行检测时,不直接检测筒体,而是在筒体的检测截面上焊一个键相标记,并采用电涡流位移传感器对窑体表面位置进行检测.选取长 100 mm,宽 200 mm,厚 80 mm,表面呈圆弧面的金属键(圆弧面与窑体柱面同轴).

采用这种检测方法可以产生如图 5 所示特征波形.其显著特征是:在传感器对键测量的过程中,先后出现了一个连续线性电压值下降沿和一个线性连续电压值上升沿,波形底部平整且有一定的宽度.这种特征波不易受现场强随机干扰的影响,通过一定的提取方法可以准确找到波形上升和下降沿.检测到的波形底部段的数据能真实反应出传感器探头到键面的实际距离.由于金属键有一定宽度,

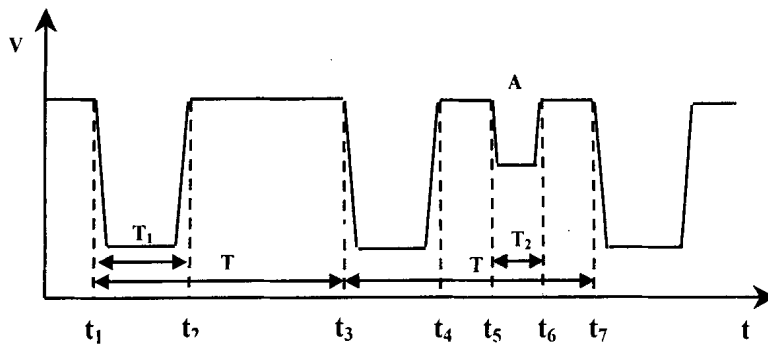


图5 现场采集波形示意图

Fig.5 Sketch map of field-acquired waveform

所以特征波形也具有足够宽度,且波形上有一定数量的稳定点(80~100个点),而干扰波不具有键波形这样的宽度和幅值,因此可以利用计算机软件滤波的方法滤除干扰信号。 $t_1 \sim t_3$ 为窑运行一周所需时间  $T$ 。

### 3.3 模式的表示

由于采用键相测量的方法生成的特征波形已经能直接反映出被测量的真实值,所以只需对采入的特征波形数据作相应的线性标度变换<sup>[5]</sup>,并将变换结果表述成一个时间上顺序的数组。在计算机中,被采集波形的各个采样值均被实时地存储在动态数组中,以便于在程序中实现特征信号的提取。

### 3.4 特征值的选择与提取

当窑体上的金属键不在传感器探头的测量区域中时,传感器输出为最大电压10V,当金属键进入传感器的有效测量区域时,电压值跌落至某一电压值,并保持在该值左右。随着窑体旋转,金属键慢慢离开测量区域,传感器的输出电压又回升到10V。因此,选择特征值只要满足能在采集数据中准确找到波形的下降和上升沿即可。由于现场的各种干扰信号的影响,使波形的下降和上升并不是连续单调变化的,所以不能按照判断波形连续下降和连续上升的方法提取波形的特征信号,也不能把波形的拐点值作为特征值。本系统根据无干扰时理论波形变化的特点,选取与系统运行密切相关的特征值,采用智能搜索方法判别有效波形段和有效波形值。具体方法如下:

#### 1) 特征值选取

① 电压阈值。根据本系统信号波形的特点,选取一个适当的电压判决阈值,并采用采样值与阈值相比较的几率作为判别波形的标准。该特征值的选取要考虑各种干扰因素造成的信号波动。为准确判断波形,有效地提取出特征信号,考虑到传感器最大

输出电压为10V,且电压波动小于0.1V,在留有一定裕量的情况下,选择阈值电压为9.5V。

② 运行周期  $T$ 。选取窑体运行一周的周期作为该系统的特征值。由于窑体转动半径大,绕轴运转缓慢,可近似看为匀速运动,即转动一圈的时间近似为恒值  $T$ ,且容易测得。由此,只需判断图5中  $t_1 \sim t_3$  或  $t_2 \sim t_4$  间隔时间是否为一个  $T$ ,便可判断所采集的波形的有效性。

③ 采样点数。由于窑体运行过程中采得的每个完整的波形都有一定的宽度,所以可以通过判别波形的有效宽度来判断其有效性。如图5,判断同一波形中下降起始点  $t_1$  到上升终止点  $t_2$  之间包含的采样点数是否在100~120点范围内。

#### 2) 用特征值判断有效波形段

##### ① 利用电压阈值查找波形。

##### 波形起始点判断:

如果连续10个点中有8个点小于阈值,则认为所判数据段属于波形下降沿,并将这些连续的10个点的第一点作为起始点。

##### 波形终止点判断:

如果连续10个点中有8个点大于阈值,则找到波形上升沿,并将这些连续的10个点的第一点作为终止点。

② 用周期  $T$  判别有效波形。如图5,在找出了波形起始点和终止点后,可得出相邻波形起始点或终止点之间的时间间隔  $T'$ ,如果  $T' = T \pm \Delta T$  ( $\Delta T$  为设定的周期误差),则视该波形为有效波,否则为无效波信号。如图5中,波形A是由电源电压跌落形成的干扰信号,可依据周期  $T$  这一特征值进行判断。显然  $t_5 \sim t_6$  段的时间间隔  $T_2$  与窑运行周期  $T$  相差很大,所以该波形作为无效的干扰滤除。

③ 用采样点数验证波形有效性。找出了波形起

始点和终止点后,统计采样波形的下降起始点和上升终止点之间的采样点数,判断是否在 100~120 点范围内(由键相块的宽度、周期  $T$ 、采样频率决定),如果点数值在该范围外,则所判波形是干扰波。

### 3) 特征提取

依次采用以上三种方法对波形进行查找并判断波形段的有效性以后,进行特征信号的提取。如图 5,先找出  $t_1 \sim t_2$  段的中间采样点(假设判断  $t_1 \sim t_2$  波形段为有效波),然后从该点向前和向后分别依次选取 40 点,共 80 个采样点。所选出的特征信号中也迭加了一些随机干扰信号,只需进行简单的软件滤波处理便能得到窑体表面离传感器探头的真实距离。

### 3.5 分类和决策

经特征值提取出来的由多个传感器检测到的特征信号按一定的程序算法处理后便可以准确得出被监控窑体轴线的实际运行位置,从而达到实时、准确监控的目的。

## 4 结论 (Conclusion)

波形的特征值提取的方法对于抑制和排除现场的各种强随机混合干扰对采集信号的影响有显著的效果。对于各种存在着不可预计干扰的场合,适当地选取特征值进行信号的辨识与提取,能大大提高监控系统的检测精度。实践证明,特征值提取方法应用

于大型回转窑监控系统中,能排除各种混合干扰的影响,提高系统的监测精度,实时、准确地得到窑体的运行轴线的真实状态。这种经特征值提取的信号处理方法可以应用于存在着大量随机混合干扰的监控系统,具有广泛的推广应用价值。

## 参 考 文 献 (References)

- [1] Lee J Y, Kim K. Generating alternative interpretations of machining features [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 1999, 15(1): 38~48.
- [2] Xistris G D, Boast G K, Sankar T S. Time domain analysis of machinery vibration signals techniques [J]. ASME Journal of Mechanical Design, 1980, 102: 211~216.
- [3] 温熙森,胡芑庆,邱 静. 模式识别与状态监控 [M]. 长沙:国防科技大学出版社,1997.
- [4] 苏志同,左 歧,周延武,等. 回转窑机械运行状态监测系统的设计与应用 [J]. 测控技术, 1998, 17(6): 27~29.
- [5] 卜玉明. 智能仪表测量信号的标度变换及实现 [J]. 自动化仪表, 2000, 21(2): 47~48.

## 作者简介

廖 辉(1980-),男,中南大学信息科学与工程学院自动化专业硕士研究生。研究领域为计算机测控,故障诊断,信息处理等。

周国荣(1951-),男,中南大学信息科学与工程学院教授。研究领域为机器人控制,计算机测控,机电控制自动化。

(上接第 394 页)

- [3] Arimoto S, Kawamura S, Miyazaki F. Bettering operation of robot by learning [J]. Journal of Robotic Systems, 1984, 1(2): 123~140.
- [4] Arimoto S. Learning control theory for robotic motion [J]. Int. Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 1990, 4(3): 543~564.
- [5] 孙明轩,万伯任. 非线性高阶迭代学习控制算法 [J]. 控制与

决策, 1994, 9(3): 195~199.

## 作者简介

李 曦(1965~),男,博士。研究领域为非线性控制理论及应用,控制系统设计,计算机过程控制等。