

## 基于AR模型和SPRT检验法的过程状态监测\*

温熙森 唐丙阳 鄢 斌

(精密机械与仪器系)

**摘 要** 本文利用自适应卡尔曼滤波器原理建立机械系统过程监测模型—AR模型,并根据AR模型系数的变化可以表征系统过程状态这一特点,通过序贯概率比(SPRT)这一假设检验法,对机械系统的运行状况进行判别。实验表明,该方法行之有效,最后,本文给出了实验结果。

**关键词** 过程状态监测, AR模型, 卡尔曼滤波, 序贯概率比检验法(SPRT)

**分类号** TP806.1

为了使生产过程安全、可靠、高效,除了对生产过程需要实施良好的控制外,还需要对生产过程状态进行监测,以便当生产过程出现故障时,能够及时发现并加以处理。状态监测技术发展到今天,已成为现代控制理论(系统辨识、滤波理论等)、数理统计(随机过程、决策论)、模式识别、专家系统诸学科的综合性的技术。其中时序分析法是近年来发展起来的一种有效的状态监测方法,因为从信息理论和统计观点看,它是信号的变换和凝聚,对判别过程是否正常效果特别显著,并且时序分析方法还具有信息采集简便,不需要专用处理仪,配有高速微机时有实时、在线诊断的前途。因而,它正可望成为CIMS环境下单元级状态监测的有效途径。

利用时序分析法进行过程状态监测的本质是根据时序模型参数的估计值与正常值之间的偏离状况来识别过程状态。

假设正常工况下,一过程可用AR模型表示成:

$$X_k = X^r(k)\varphi_0(k) + \omega_k \quad (1)$$

而异常工况下,该过程可用AP模型表示成:

$$X_k = X^r(k)\varphi_0(k) + X^r(k)\Delta\varphi(k) + \omega_k \quad (2)$$

式中,  $X(k) = [X_{k-1}, X_{k-2}, \dots, X_{k-n}]$  为数据向量,  $\varphi_0(k)$  为正常工况下的参数向量;  $\{\omega_k\}$  是均值为0, 方差为  $\sigma^2\omega$  的高斯白噪声序列;  $X_i$   $i=k, k-1, \dots, k-n$ , 为  $i$  时刻的测量数据。

此外  $\Delta\varphi(k)$  就是指示因过程中出现故障而发生的相应变化,称之为过程偏差。它的性

\* 国家“863”高技术发展基金资助项目  
1991年12月18日收稿

质取决于故障的类型，如：

(1) 突变的故障， $\Delta\Phi(k)$ 显示阶跃变化；(2) 设备老化引起的故障， $\Delta\Phi(k)$ 显示缓慢单调的飘移变化；(3) 不确定的故障， $\Delta\Phi(k)$ 显示随机变化；等等。

可见，只要检测出  $\Delta\Phi(k)$ ，就可判别过程状态。显然，要想准确地检测出  $\Delta\Phi(k)$ ，依赖于模型参数的辨识精度。当模型阶数越高时，模型参数的辨识精度也越高，但同时参数辨识速度也越慢。而在要求实时、在线的 CIMS 环境下，参数辨识精度往往不能达到很高的要求。本文从理论证明了可以用 AR 模型参数的变化程度来描述工况的状态，从而可利用自适应 AR 模型在线辨识参数的偏差。

## 1 方法原理

利用卡尔曼滤波理论建立一过程的自适应 AR 模型，模型参数辨识算法可写成

$$\Phi(k) = \Phi(k-1) + \sigma^{-2}\omega[X_k - X^r(k)\Phi(k-1)]P(k)X(k) \quad (3)$$

其中， $P(k)$ 为参数  $\Phi(k)$ 估计方差的协方差阵，即

$$P(k) = E\{[\Phi(k) - \Phi_0(k)][\Phi(k) - \Phi_0(k)]^r\} \quad (4)$$

它满足下式的递推关系

$$P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1)X(k)X^r(k)P(k-1)}{\sigma_0^2 + X^r(k)P(k-1)X(k)} \quad (5)$$

如果有

$$E\{x(k) \cdot \omega(k)\} = 0, E\{X(k)\Delta\Phi(k)\} = 0 \quad (6)$$

则利用(1)~(6)式可得到，在正常工况下有

$$P_0 = \sigma_0^2[X(k)X^r(k)]^{-1} \quad (7)$$

而在异常工况下有

$$\Delta P = P_1 - P_0 = \gamma \quad (8)$$

式中， $P_0$ 表示正常工况下参数  $\Phi(k)$ 估计方差的协方差阵， $P_1$ 表示异常工况下参数  $\Phi(k)$ 估计方差的协方差阵， $\gamma = E\{\Delta\Phi(k)\Delta\Phi^r(k)\}$ 。

(7)式和(8)式表明，在正常工况下，AR 模型参数偏差的协方差阵  $P_0$ 直接依赖于过程的信噪比，而与过程结构偏差  $\Delta\Phi(k)$ 无关，这里，再一次证明在线辨识的一个古典结论。而在异常工况下，AR 模型参数偏差的协方差阵的变化量与过程结构偏差  $\Delta\Phi(k)$ 的协方差阵是息息相关的，而与过程的信噪比无必然联系。

基于以上理论，A. Wald 提出了对于简单假设的最优检验—SPRT 检验法。由于 SPRT 方法只需要最小检验时间（最小计算时间）以达到预期检验强度，而被普遍作为状态监测的有力工具。

把过程状态监测的两个结论作为 SPRT 的两个简单假设：

$H_0$ ：过程处于正常工况； $H_1$ ：过程已发生了故障。

文献[2]指出在  $H_0$  和  $H_1$  假设下，参数概率分布可表征成正态分布，分别有

$$\begin{cases} f_{0n}(k) = [(2\pi)^n \cdot \det P_0]^{1/2} \exp[-0.5\Phi(k)P_0^{-1}\Phi^r(k)] \\ f_{1n}(k) = [(2\pi)^n \cdot \det P_1]^{1/2} \exp[-0.5\Phi(k)P_1^{-1}\Phi^r(k)] \end{cases} \quad (10)$$

式中， $n$ 为参数向量的维数，即 AR 模型的阶数。

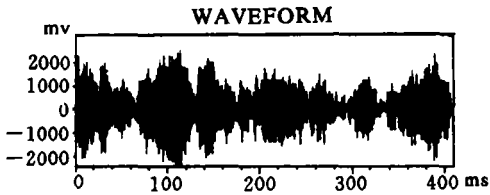
$f_{0n}(k)$ 和  $f_{1n}(k)$ 分别为  $H_0$  和  $H_1$  假设下,参数  $\Phi(k)$ 的概率分布。  
 根据 SPRT 规则, 则有

$$\ln \lambda_k \begin{cases} > \ln((1-\beta)/\alpha) & H_1 \\ < \ln\beta/(1-\alpha) & H_0 \end{cases} \quad (11)$$

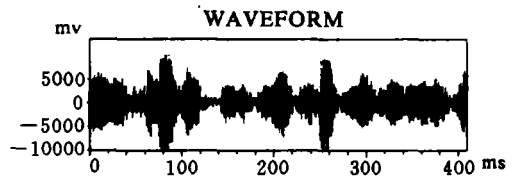
式中,  $\lambda_k = f_{1n}(k)/f_{0n}(k)$ , 而  $\alpha$  和  $\beta$  分别为误报警和失报警概率。

把(10)式代入(11)式得到检验规则如下:

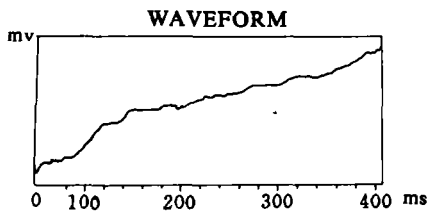
$$\sum_{i=1}^R \Phi(i)(P_0^{-1} - P_1^{-1})\Phi^T(i) \begin{cases} > 2\log[(1-\beta)/\alpha] + k\log(\det P_1/\det P_0) & H_1 \\ < 2\log[\beta/(1-\alpha)] + k\log(\det P_1/\det P_0) & H_0 \end{cases} \quad (12)$$



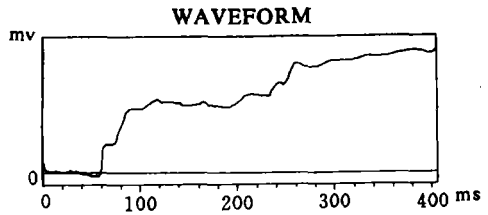
(a)



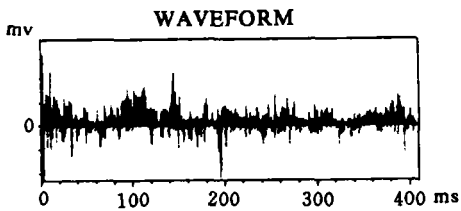
(a)



(b)

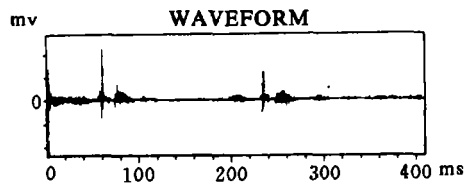


(b)



(c)

图 1 正常切削状态



(c)

图 2 异常切削状态

## 2 实验

为了验证以上方法的可行性, 我们进行实验研究。摄取机床刀架上的振动加速度信号进行实验, 把正常切削过程与异常切削过程进行对比趋势分析(见图1和图2)。实验参数采样频率  $f_0=2500\text{Hz}$ , AR 模型阶数  $n=4$ ; 电荷放大系数  $CA=315\text{mv/unit out}$ 。

图1是正常切削过程的情况。图(1a)是采样获取的信息, 图(1b)计算  $\Phi(i)\Delta P\phi(i)$  的结果, 图(1c)是图(1b)曲线的梯度变化图。

图2显示的是当加工的工件上有直径为5mm左右的小孔切削过程的情况。图(2a)~(2c)所示的信息分别对应(1a)~(1c)的情况。从图(2b)和图(2c)中可以看到在60ms~75ms和235ms~250ms外出现异常。

可见, 实验结果证明本文提出的方法是正确的。

## 3 结论与展望

综上所述, 可以得出以下几条结论:

(1) AR 模型参数的协方差阵可表征过程结构的变化; (2) 本文提出的方法增强了过程状态监测的实时性。

显然, 使用本文的方法监测过程工况状态只能判定过程是正常还是异常, 它不能指示是什么分量造成过程异常, 更不可判别故障的性质, 但就加工中心运行过程状态监测而言, 本文提出方法不失为一个有效的故障检测方法。

### 参 考 文 献

- 1 Takata S and Sata T. Model Referenced Monitoring and Diagnosis—Application to the Manufacturing System Computers in Industry 1986.
- 2 Rault A. Industry Process Fault Detection and Location Proceedings of the 9th IFAC Congress, Budapest, Pergamon Press, Oxford
- 3 Mahri N, Bercok P and Stata T. Inprocess Monitoring of Tool Breakage Based on Auto—Regressive Model IFAC Informalion Conliol Problems in Mnnnfacluring Technology
- 4 Tze—Thong Chen, Miltoo, Adams B. A Sequential Failure Deteclion Techniques and ils application. IEEE, 1976, 21

## Process State Detection Based on Auto—Regressive Model and Sequential Probablilities Ratio Test

Wen Xisen Tang Bingyang Yan Bin

(Department of Precision Machinery and Instrument)

### Abstract

The machining system process monitonig model is built on basis of the kalman filter theory and Auto—Regressive model in this paper. The system process condition can be determined by the parameters variation of the AR—model and the hypothesis testing method of sequential probability ratio test on parameter derivation covariance matrix.

**Key words** process condition monitoring, AR—model Kalman filter, SPRT method