

Study of Comparisons among Multi-level recursive method and AR method to state prediction of turbine machine

XU Jin-ling¹, MA Jie²

1. Automation College, Beijing Information Science & Technology University, Beijing, China
2. Automation College, Beijing Information Science & Technology University, Beijing, China
1.33259166@qq.com, 2.mjbeijing@163.com

Abstract: Take the smokes and gas turbine of Beijing Yanshan Petrol as research object. Based on historical datas of vibration displacement, AR method and multi-level method are compared through simulations. The case result shows that multi-level method got a higher precision than traditional AR method and the prediction precision is 0.16%. With multi-level method, fault diagnosis is divided into two parts: forecast of time-varying parameters and forecast based on the former forecast and the forecasting precision is improved.

Key words: Turbine machine; Multi-level recursive; AR method; Comparisons

烟气轮机状态预测多层递阶方法与 AR 法比较

徐金玲¹, 马洁²

1. 北京信息科技大学自动化学院, 北京, 中国, 100192
2. 北京信息科技大学自动化学院, 北京, 中国, 100192
1.33259166@qq.com, 2.mjbeijing@163.com

【摘要】以北京燕山石化炼油厂的烟气轮机大型旋转机为研究对象, 基于机组振动位移的历史数据, 分别应用 AR 法和多层递阶方法两种预测方法进行了状态预测, 并进行了预报建模以及仿真对比分析。研究表明, 多层递阶预测方法预测精度高于传统的 AR 法, 并且精度可达 0.16%。多层递阶方法完全把系统看作非线性时变系统, 将故障预测分解为对时变参数的预测和在此基础上对未来状态的预测两部分, 大大提高了预测精度。

【关键词】烟气轮机; 多层递阶; AR 法; 比较

1 引言

烟气轮机是石油化工行业中常见的关键设备之一, 它是把石油催化裂化生产过程中产生的高压废气所具有的热能和动能通过膨胀做功转变成机械能的高速旋转机械, 它发出的功用来驱动主风机给装置再生系统供风或驱动发电, 达到烟气能量回收的目的, 是具有显著的节能和环保效益的大型机组^[1]。因此, 烟气轮机的工作状态对保证整个装置正常运行和节能降耗具有重要意义。同时, 烟气轮机也是石化行业故障率最高的设备之一。由于在高温、粉尘和腐蚀的环境下工作, 烟气轮机频繁发生故障, 严重影响了企业的生产和经济效益。因此, 运用先进预测技术对烟气轮机进行状态预测及时查清设备隐患, 采取相应的措施, 具有重要意义^[2]。

基金项目: 机电系统测控北京市重点实验室开放项目 (KF2008112303); 国家自然科学基金资助 (50375017) “大型旋转机电系统非平稳状态的故障趋势智能预示技术研究”

烟气轮机状态预测技术的发展, 由最初的采用事后维修方式发展到 20 世纪前期的定期维修, 这时候故障诊断技术处于孕育时期^[3]。从上世纪 60 年代起, 出现了小波分析、数字滤波等技术, 到 80 年代后, 很多科学前沿的成果已应用到旋转机械设备故障诊断技术中, 使故障诊断技术从方法到手段都有了很大发展^[7]。迄今为止, 已经有许多烟气轮机故障预测的方法, 如灰色理论法、神经网络方法等等。通过对以往烟气机出现重大事故原因进行分析, 造成烟气轮机非计划停机的主要原因是振动特性超出允许范围, 因此选择机组的振动烈度值作为敏感因子进行预测^[6]。由于机组振动的复杂性很难得到精确的运动状态方程, 利用时间序列分析法越来越受到重视, 传统的时间序列分析法以线性自回归 AR 模型为基础^[5], 对线性系统有较好的效果。多层递阶预测方法, 完全把系统看作非线性时变系统, 把预报分为对时变参数的预报和在此基础上对系统状态的预报, 通过对两种预测方法的预测结果进行比较表明, AR 法不适合

于非线性系统。

多层递阶方法是韩志刚教授在 80 年代初提出一种基于数据的对未知结构参数时变系统的辨识方法^[4]。近年来,多层递阶思想被广泛地应用到各个领域,并取得了非常显著地效果,由于它把动态系统看成是非线性、时变的系统,与客观较为符合^[8]。

2 烟气轮机多层递阶建模与预报

2.1 多层递阶建模

多层递阶预测方法的基本思想是把动态系统的预报问题分为两部分:对系统时变参数的预报和在此基础上对系统状态的预报。预测系统的数学模型如下:

$$y(k) = a_1(k)y(k-1) + a_2(k)y(k-2) + \dots + a_n(k)y(k-n) + e(k) \quad (1)$$

式中, $\{y(k)\}$ 是一维时间序列; $a_1(k), \dots, a_n(k)$ 均为时变参数; n 为模型的阶数; $e(k)$ 为随机噪声。

$$\text{若令: } \varphi(k) = \begin{bmatrix} y(k-1) \\ y(k-2) \\ \dots \\ y(k-n) \end{bmatrix}, \theta(k) = \begin{bmatrix} a_1(k) \\ a_2(k) \\ \dots \\ a_n(k) \end{bmatrix}$$

则式(1)可以写为: $y(k) = \varphi^T(k)\theta(k) + e(k)$

确定了系统的数学模型之后,用推广的递推梯度算法建立系统的时变参数 $\theta(k)$ 的估计公式如下:

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \frac{1}{\|\varphi(k)\|^2} \varphi(k) \cdot \left\{ y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}(k-1) \right\} \quad (2)$$

式中, $\hat{\theta}(k)$ 表示 $\theta(k)$ 的估计值; $\|\varphi(k)\|$ 表示对向量 $\varphi(k)$ 取模。

由此依据历史数据进行参数估计,可得到一系列的参数估计值: $\hat{\theta}(1), \hat{\theta}(2), \dots, \hat{\theta}(N)$, 称 $\{\hat{\theta}(1), \hat{\theta}(2), \dots, \hat{\theta}(N)\}$ 为第二层时间序列。

对已得到的参数估值序列 $\{\hat{\theta}(1), \hat{\theta}(2), \dots, \hat{\theta}(N)\}$ 进行分析,寻找其规律,按分量处理,通过适当的数学手段,建立时变参数 $\theta(k)$ (或每一分量)的预测公式,进而得到参数的一系列预测值 $\hat{\theta}^*(N+1), \hat{\theta}^*(N+2), \dots, \hat{\theta}^*(N+h)$ 。

按分量处理的方法很多,在程序中采用了六种常

用的时变参数预测方法,以 $\theta(k)$ 的第 i 个分量 $\theta_i(k)$ 为例进行说明。

(1) AR模型法

对 $\theta(k)$ 建立相应的自回归 AR 模型:

$$\hat{\theta}_i(k) = a_1(k) \hat{\theta}_i(k-1) + a_2(k) \hat{\theta}_i(k-2) + \dots + a_n(k) \hat{\theta}_i(k-n) + e_i(k) \quad (3)$$

式(3)为第二层 AR 模型, $\hat{\theta}_i(k)$ 的预测公式为:

$$\hat{\theta}_i^*(k) = a_1 \hat{\theta}_i(k-1) + a_2 \hat{\theta}_i(k-2) + \dots + a_n \hat{\theta}_i(k-n) \quad (4)$$

(2)定常增量法

设 $\theta_i(k)$ 满足:

$$\hat{\theta}_i(k+1) - \hat{\theta}_i(k) = \Delta\theta_i + e_i(k) \quad (5)$$

式中, $\Delta\theta_i$ 是常数, $e_i(k)$ 是随机干扰误差,参数预测公式为:

$$\hat{\theta}_i^*(N+h) = \hat{\theta}_i(N) + h\Delta\theta_i \quad (6)$$

(3)定常因子模型

如果 $\theta_i(k)$ 满足:

$$\hat{\theta}_i(k+1) = q_i \hat{\theta}_i(k) + e_i(k) \quad (7)$$

式中, q_i 是与时间 k 无关的常数,则参数预报公式为:

$$\hat{\theta}_i^*(N+h) = q_i^h \hat{\theta}_i(N) \quad (8)$$

(4)周期变量法

预测公式为:

$$\begin{cases} \hat{\theta}_i^*(N+1) = \frac{1}{H} \sum_{j=1}^H \hat{\theta}_i(N+1-jT) \\ \hat{\theta}_i^*(N+2) = \frac{1}{H} \sum_{j=1}^H \hat{\theta}_i(N+2-jT) \\ \dots \\ \hat{\theta}_i^*(N+T) = \frac{1}{H} \sum_{j=1}^H \hat{\theta}_i(N+T-jT) \\ \hat{\theta}_i^*(N+lT+m) = \hat{\theta}_i^*(N+m) \end{cases} \quad (9)$$

$m = 1, 2, \dots, T; l = 1, 2, \dots$ 其中, H 为不大于 N/T 的最大整数。

(5)均值近似法

如果 $\theta_i(k)$ 有着某种平均变化的趋势,则 $\hat{\theta}_i(k)$ 第 i 个分量的向前 h 步的预报公式是:

$$\hat{\theta}_i^*(N+h) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \hat{\theta}_i(k) \quad (10)$$

(6)周期增量法

如果 $\theta_i(k)$ 存在着某种周期性变化, 例如它满足:

$$\hat{\theta}_i(k+j) - \hat{\theta}_i(k+j-1) = \Delta\alpha_i(1) + e_i(k+j)$$

而, $\hat{\theta}_i(k+T+1) - \hat{\theta}_i(k+T) = a_i(1) + e_i(k+T+1)$
 预报算法为:

$$\hat{\theta}_i(N+h) = \hat{\theta}_i(N) + p(\Delta\alpha_i(1) + \Delta\alpha_i(2) + \dots + \Delta\alpha_i(p)) + \Delta\alpha_i(1) + \dots + \Delta\alpha_i(q) \quad (11)$$

2.2 烟气轮机多层递阶预报

预测系统的数学模型如下:

$$y(k) = a_1(k)y(k-1) + a_2(k)y(k-2) + e(k)$$

式中, k —时间; $y(k)$ —第 k 单位时间时的振动烈度值; $a_1(k)$, $a_2(k)$ —为时变参数; $e(k)$ —随机干扰。

对估计公式 (2) 也可按分量展开写。即对此时的振动烈度预测问题的参数估计公式可写为:

$$\begin{cases} \hat{a}_1(k) = \hat{a}_1(k-1) + \frac{y(k-1)}{y^2(k-1) + y^2(k-2)} \\ \left\{ \begin{matrix} \hat{y}(k) - \hat{a}_1(k-1)y(k-1) - \hat{a}_2(k-1)y(k-2) \end{matrix} \right\} \\ \hat{a}_2(k) = \hat{a}_2(k-1) + \frac{y(k-2)}{y^2(k-1) + y^2(k-2)} \\ \left\{ \begin{matrix} \hat{y}(k) - \hat{a}_1(k-1)y(k-1) - \hat{a}_2(k-1)y(k-2) \end{matrix} \right\} \end{cases}$$

由此依据采集的数据进行估计, 可得到参数的一系列估计值:

$$\begin{matrix} \hat{a}_1(1), & \hat{a}_1(2), & \dots, & \hat{a}_1(N) \\ \hat{a}_2(1), & \hat{a}_2(2), & \dots, & \hat{a}_2(N) \end{matrix}$$

对时变参数估计值进行分析, 在 matlab 程序中采用六种常用的时变参数预测方法, 建立相应的预报公式, 得到一系列参数预报值。最后, 对 $y(k)$ 有以下预测公式:

$$\begin{cases} \hat{y}(N+1) = \hat{a}_1^*(N+1)y(N) + \hat{a}_2^*(N+1)y(N-1) \\ \hat{y}(N+2) = \hat{a}_1^*(N+2)y(N+1) + \hat{a}_2^*(N+2)y(N) \\ \dots \\ \hat{y}(N+h) = \hat{a}_1^*(N+h)y(N+h-1) + \hat{a}_2^*(N+h)y(N+h-2) \end{cases}$$

3 烟气轮机状态预测 AR 模型

AR(p) 模型的一般形式为

$$y(k) = a_1y(k-1) + a_2y(k-2) + \dots + a_p y(k-p) + \zeta(k) \quad (12)$$

其中, 时间序列数据 $\{y(k), k = 1, 2, \dots, N\}$ 为已知的测量数据, 并假定是零均值平稳随机序列,

$\{\zeta(k), k = 1, 2, \dots, N\}$ 为测量误差序列, 通常可以假定为零均值、方差为 δ^2 的白噪声序列, p 为模型的阶数,

$\{a_j, j = 0, 1, 2, \dots, p\}$ 是模型中的系数, N 为测量数据的个数。一般采用艾克信息准则, 简称 AIC 准则 (Akaike information criterion) 来确定模型阶数 p 。获取 50 个振动烈度, 用前 25 个对后 25 个进行状态预测, 根据 AR 算法特点建立 AR 模型各阶 AR 模型所对应的方差估计值和 AIC 值。

4 仿真比较研究

获取 50 个振动烈度, 用前 25 个对后 25 个分别用两种方法进行预测, 其预测结果曲线如图 1:

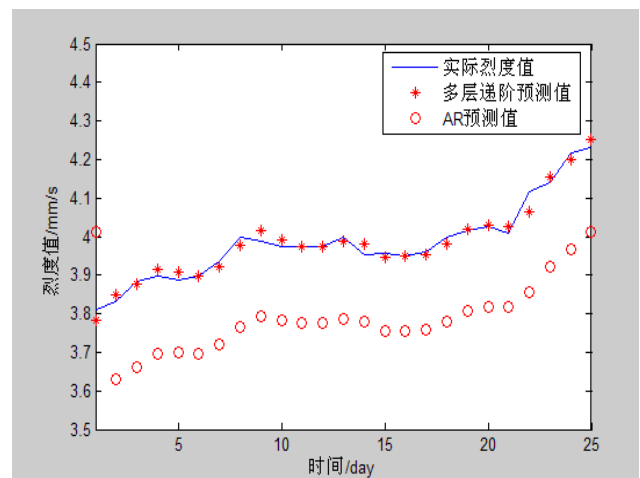


Fig.1 The actual value and forecast value

图 1 实际值与预测值比较

表 1 给出了 10 个实际振动烈度值及用两种方法对

应的预测值, 其预测误差 $v = \left| \frac{\hat{y}(k) - y(k)}{y(k)} \right|$ 也由表 1 给出。

表 1 预测结果及其误差分析表

Table 1 Forecast result and error analysis

实际值	多层递阶预测值	AR 预测值	多层递阶预测误差%	AR 预测误差%
3.8114	3.7829	4.2101	0.7477	10.4607
3.8313	3.8500	4.0126	0.4881	4.7321
3.8833	3.8768	3.6298	0.1674	6.5279
3.8980	3.9135	3.6631	0.3976	6.0339
3.8871	3.9076	3.6958	0.5274	4.9214
3.8978	3.8972	3.6982	0.1539	5.1208
3.9349	3.9215	3.6976	0.3405	6.0306
3.9966	3.9779	3.7196	0.4679	6.9309
3.9888	4.0141	3.7659	0.6343	5.5881
3.9734	3.9899	3.7933	0.4153	4.5326

5 结论

一般的定量预报方法往往存在着一定的局限性,其主要表现在预报时将产生较大的预报误差.这种现象之所以发生,其重要原因之一是系统的时变性和用以进行预报的数学模型非时变性之间的差异.即在预报过程中,把一个动态时变参数系统看成了一个非时变参数系统,用固定参数模型来预报一个时变参数的状态,因此预报误差必然要随着预报期间(步长)的增大而加大.由于多层递阶预报方法把动态系统看成是非线性的、时变参数的系统,因而与客观实际较为符合,显然,这种方法可以达到较高的预报精度.多层递阶方法亦可用于对一类带时变参数的非线性系统的预报。

References (参考文献)

[1] Xu Xiaoli, Xu Yong, Wang Xinyi. Research for trend indicating technology of machine working state [J], INDUSTRIAL INSTRUMENTATION & AUTOMATION, 1998,(3):9~12.
徐小力, 徐勇, 王信义. 机器工作状态趋势预示技术的研究[J], 工业仪表与自动化装置, 1998,(3):9~12.

[2] G.K. Singh and Sad Ahmed Saleh. AI Kazzaz. Induction machine drive condition monitoring and diagnostic research-a survey. Electric Power Systems Research, 2003, 64(2):145~158.

[3] China Vibration Engineering Society. 2006 Vibration Engineering

and Academic conferences Essays, Journal of Vibration and Shock, 2006.

中国振动工程学会. 2006 年全国振动工程及应用学术会议论文集, 振动与冲击, 2006.

[4] Han Zhigang. The Progress of Theory and Application of Multi-level Recursive Method [J], Control and Decision, 2001(2)(16(2)):129-132.
韩志刚. 多层递阶方法理论与应用进展[J], 控制与决策, 2001(2)(16(2)):129-132.

[5] Chen Guoqiang. Matlab-based Parameter Estimation of AR Model [J], Tool Engineering, 2005 (4): 39-40.
陈国强等. 基于 MATLAB 的 AR 模型参数估计[J], 工具技术, 2005 (4): 39-40.

[6] Norden E Huang. A New method for nonlinear and non-stationary time series analysis and its application for civil infrastructure health monitoring. NASA Goddard Space Flight Center, Greenbelt, Maryland 20771, USA.

[7] Xu Yuxiu, Zhang Jian, Hou Rongtao. Mechanical system dynamic fractal characteristics and Fault diagnosis. Beijing: National Defense Industry Press, 2006.
徐玉秀, 张剑, 侯荣涛. 机械系统动力学分形特征及故障诊断. 北京: 国防工业出版社, 2006.

[8] WANG Hongqiao. The Application of Multi-level Recursive Method Oil Field [J] Journal of Natural Science of Heilongjiang University. 1994, 11(1):39-45.