

文章编号: 1000-8055(2002) 04-0480-03

一种改进的变记忆长度辨识算法

李 剑, 谢寿生

(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要: 本文基于多分辨分析方法, 提出了一种改进的变记忆长度的小波变换多分辨分析方法, 该方法将辨识的数据分解到不同频段, 然后针对各不同频段采用不同的记忆长度进行辨识, 通过对某航空涡轮起动机系统辨识的实例, 表明该方法可以有效地提高系统辨识的精度。

关键词: 小波; 多分辨分析; 记忆长度; 系统辨识

中图分类号: V 233. 7

文献标识码: A

An Improved Variable Memory Length Identification Algorithm

LI Jian, XIE Shou-sheng

(Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Based on multiresolution analysis method, an improved variable memory length wavelet transform multiresolution analysis method is proposed. The method decomposes data into different frequency segments, then for different frequency segments different memory lengths are used for identification. An aero-turbine starter is taken as a numerical example, and the simulation results show the method is effective to improve identification precision.

Key words: wavelet; multiresolution analysis; memory length; system identification

1 引言

定记忆长度辨识算法是为了克服“数据饱和”现象提出的^[1]。这种方法的参数估计值始终依赖于有限个最新数据所提供的信息, 每增加一个新数据的信息, 就要去掉一个老数据的信息, 数据长度始终保持不变。这种算法适合于动态特性变化规律相同的系统。但是, 在实际工程问题中, 常有一些系统的动态特性变化规律并不相同, 而是有时变化很快, 有时变化很慢, 有时还发生突变。解决这类系统参数辨识问题, 文献[2]曾提出一种自动调整遗忘因子的参数辨识方法, 对于大样本的系统辨识和快时变系统有较好的辨识精度。文献[3]也提出一种分频段加权的辨识方法, 但只能对感兴趣的个别频段进行较精确的系统辨识。本文

基于离散小波多分辨分析^[4], 对定记忆长度辨识算法进行改进, 使其可以对这种动态特性变化较大的系统进行全频段精确建模, 而且适用于小样本系统辨识。

2 变记忆长度辨识算法

考虑如下一个 n 阶因果系统:

$$y(k) + a_1y(k-1) + \cdots + a_ny(k-n) = b_1u(k-1) + \cdots + b_mu(k-m) + \epsilon(k) \quad (1)$$

式中: $[y(k), u(k)]$, $k=0, \cdots, N$ 为辨识样本, 且 $N \geq m+n+1$ 。

将辨识信号代入并整理为最小二乘标准形式

$$y_n = \Phi \times \theta = [y_{n-1} \cdots y_0 u_{n-1} \cdots u_{n-m}] \times \theta + \epsilon_n \quad (2)$$

式中: $y_i = [y(i), \cdots, y(i+N-n)]^T$

$$0 \leq i \leq n$$

$$u = [u(l), \dots, u(l + N - n)]^T$$

$$n - m \leq l \leq n - 1$$

$\Theta = [-a_1, \dots, -a_n, b_1, \dots, b_m]$ 为参数向量;

$\epsilon_n = [\epsilon(1), \dots, \epsilon(k)]^T$ 为白噪声向量。

对于(2)式,由定记忆长度辨识算法可以得出参数估计值 $\hat{\Theta}$ 。但原算法是采用固定的记忆长度来进行辨识,若遇到动态特性变化较大的系统,无法得到满意的结果。其原因是:若根据较快变化的动态特性选择较短的记忆长度,则在动态特性较慢变化时从数据中得到的信息就少,辨识效率低,同时系统辨识对干扰非常敏感。若根据较慢变化的动态特性选择较长的记忆长度,能记忆很远的的数据,则会对信号的快速变化反应不灵敏,遗漏有用信息,增大系统辨识误差。所以,对于动态系统特性变化较大的系统,应随着动态特性的变化快慢调整记忆长度进行辨识。当系统动态特性变化剧烈时选择较短的记忆长度;当系统动态特性变化缓慢时选择较长的记忆长度,这样将会有效地改善辨识精度,提高辨识效率。本文针对原算法的缺陷,作了如下的改进措施:

(1) 将输入输出信号作离散小波多分辨率分析^[4](MRA)

为了反映出系统动态特性的变化,将 y_i , u_i 和 ϵ_n 分别作 MRA 分解:

$$y_i = y_{i,a}^{(0)} + \sum_{j=0}^{M-1} y_{i,d}^{(j)}, \quad u_i = u_{i,a}^{(0)} + \sum_{j=0}^{M-1} u_{i,d}^{(j)}$$

$$\epsilon_n = \epsilon_{n,a}^{(0)} + \sum_{j=0}^{M-1} \epsilon_{n,d}^{(j)} \quad (3)$$

显然 y_i , u_i 和 ϵ_n 的分解式也满足(2)式,并且各信号的轮廓和层细节在频带上互不重叠,参数 Θ 为实向量。因此各频段上的信号分量也满足(2)式,即:

$$\left. \begin{aligned} y_{n,a}^{(0)} &= [y_{n-1,a}^{(0)} \quad \dots \quad y_{0,a}^{(0)} \quad u_{n-1,a}^{(0)} \quad \dots \\ &\quad u_{n-1,d}^{(0)}] \times \Theta + \epsilon_{n,a}^{(0)} \\ y_{n,d}^{(j)} &= [y_{n-1,d}^{(j)} \quad \dots \quad y_{0,d}^{(j)} \quad u_{n-1,d}^{(j)} \quad \dots \\ &\quad u_{n-m,d}^{(j)}] \times \Theta + \epsilon_{n,d}^{(j)} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

其中尺度 $j = 0, \dots, M-1$; M 为分解层次。

(2) 确定各频段的记忆长度

由(4)式可以看出,将输入输出信号作 MRA 分解,实际上是将输入输出信号按频段进行划分,采用不同的记忆长度。在(1)和(2)改进措施的基础上,可以得出改进后的辨识算法为:

令

$$z_0 = y_{n,a}^{(0)}, \quad z_{j+1} = y_{n,d}^{(j)}$$

$$H_0 = [y_{n-1,a}^{(0)} \dots y_{0,a}^{(0)} \quad u_{n-1,a}^{(0)} \dots u_{n-m,a}^{(0)}]$$

$$H_{j+1} = [y_{n-1,d}^{(j)} \dots y_{0,d}^{(j)} \quad u_{n-1,d}^{(j)} \dots u_{n-m,d}^{(j)}]$$

其中: $j = 0, \dots, M-1$ 。

$$\hat{\Theta}(k+1, k+L_i) = \hat{\Theta}(k, k+L_i) - K \cdot (k+1, k+L_i) [z_i(k) - H_i^T(k) \hat{\Theta}(k, k+L_i)]$$

$$K(k+1, k+L_i) = P(k, k+L_i) H_i^T(k) \cdot [1 - H_i^T(k) P(k+1, k+L_i) H_i(k)]^{-1}$$

$$P(k+1, k+L_i) =$$

$$[I + K(k+1, k+L_i) H_i^T(k)] P(k, k+L_i)$$

$$\hat{\Theta}(k, k+L_i) = \hat{\Theta}(k, k+L_i-1) +$$

$$K(k, k+L_i) [z_i(k+L_i) - H_i^T(k+L_i)$$

$$(k+L_i) \hat{\Theta}(k, k+L_i-1)]$$

$$K(k, k+L_i) = P(k, k+L_i-1) H_i(k+L_i) \cdot$$

$$[1 + H_i^T(k+L_i) P(k, k+L_i-1) \cdot$$

$$H_i(k+L_i)]^{-1}$$

$$P(k, k+L_i) = [I - K(k, k+L_i) \cdot$$

$$H_i^T(k+L_i)] P(k, k+L_i-1)$$

辨识步骤如下:(1) 给定初始条件 $\hat{\Theta}(0, 0) = 0.001$, $P(0, 0) = 10^6 I$, 式中 I 是 $(n+m) \times (n+m)$ 的单位矩阵;(2) 按照(4)式对辨识信号进行 MRA 分解, 确定 z_i 和 H_i 阵, 其中 $i = 0, \dots, M$;(3) 确定各频段的记忆长度 L_i ($i = 0, \dots, M$)。在小波分解中, 若将信号中的最高频率成分看作是1, 则信号中的各频率分量 f_i 所占的频带为: $f_0 \in [0, 1/2^M]$, $f_i \in [1/2^{M-i+1}, 1/2^{M-i}]$ ($i = 1, \dots, M$)。为了计算方便, 可以选取 $L_i = INT(1/2^{M-i+1} \times N / f_{isup})$ ($i = 0, \dots, M$), 其中 $INT()$ 是对数据取整, f_{isup} 为 f_i 的区间上界, N 为信号长度, 当 $L_i < m + n - 1$, 取 $L_i = m + n - 1$;(4) 利用最小二乘递推算法, 获得初步的参数估计值和 P 阵, 作为改进后算法的初始状态 $\hat{\Theta}(0, L_0-1)$ 和 $P(0, L_0-1)$;(5) 在各频段中, 每获得一组新的数据 $z_i(k+L_i)$ 和 $H_i(k+L_i)$, 就利用辨识算法公式中的后三式计算 $\hat{\Theta}(k, k+L_i)$ 和 $P(k, k+L_i)$, 再利用前三式计算 $\hat{\Theta}(k+1, k+L_i)$ 和 $P(k+1, k+L_i)$, 如此不断迭代, 便可获得最终的辨识结果。

此外, 将(4)式与(2)式比较可知, 信息阵 Φ 的维数由 $(N-n+1) \times (n+m)$ 增加为 $[(M+1) \times (N-n+1)] \times (n+m)$, 其中 M 为分解层次。由此可以看出, 小波分解后信息阵新增了许多信息, 即相对于普通最小二乘类算法只需较短的辨识数据, 因此更适合于小样本辨识数据场合^[3]。

3 仿真实例

某涡轮起动机的起动过程简化模型的差分方

程为:

$$y(k) + \sum_{i=1}^4 a_i y(k-i) = \sum_{j=1}^3 b_j u(k-j) + \epsilon(k)$$

其中: y 为发动机高压转子的相对转速(n_H), 发动机高压转子与涡轮起动机自由涡轮转子刚性连接; u 为涡轮起动机压气机后的压力(P_2^*), ϵ 为白噪声, 采样频率为 200 Hz。由于航空发动机是个大惯性系统, 其信号频率一般低于 50 Hz, 选择 200 Hz 的采样频率对于该系统来说, 是可以保证辨识精度的。

选用 dB 5 小波按(4)式进行 MRA 分解, 辨识信号的长度 N 为 3921。分解层次 $M = 5$, 各频段的记忆长度 $L = \{1960, 980, 490, 240, 120, 60\}$ 。经计算, 可得该涡轮起动机起动机模型中的各参数值: $a_1 = -0.3313, a_2 = -0.0918, a_3 = -0.2754, a_4 = -0.2562, b_1 = 0.0016, b_2 = 0.0022, b_3 = 0.0014$ 。

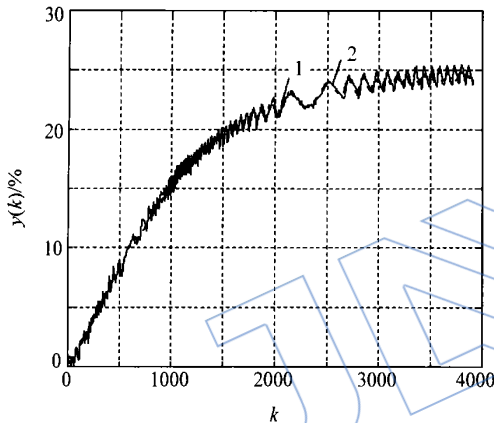


图1 采用改进算法的辨识结果

Fig.1 Improved algorithm's identification result

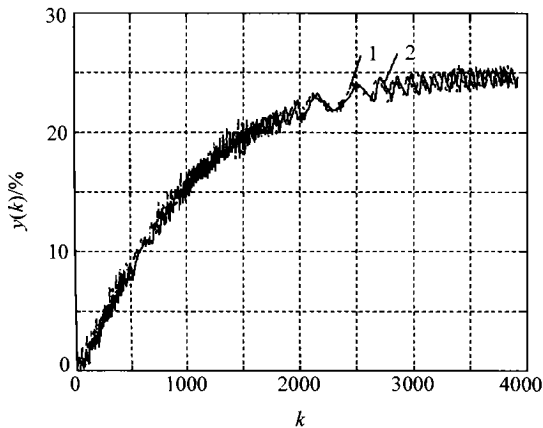


图2 采用原算法的辨识结果

Fig.2 Original algorithm's identification result

采用改进算法进行辨识, 辨识结果如图1所

示; 采用原算法对该模型进行辨识, 记忆长度 $L = 100$, 辨识结果如图2所示。从图2可以得出结论: 原算法对该系统的辨识误差较大, 在输出信号变化缓慢处, 辨识误差较小; 在输出信号变化剧烈处, 辨识误差较大。而采用改进后的算法进行辨识, 见图1, 明显要比原算法辨识精度显著提高。

设辨识的相对误差可以由下式计算, 则各种算法辨识的相对误差:

$$\delta = \sum_{k=0}^N \frac{y(k) - \hat{y}(k)}{y(k)^2}$$

原算法 $L = 100, \delta = 248.9320$; 原算法 $L = 200, \delta = 544.8823$; 原算法 $L = 30, \delta = 497.6464$; 改进的算法, $\delta = 33.6121$ 。可以看出, 对于原定记忆长度辨识算法, 当记忆长度 L 不同时, 辨识的精度会发生差异; 而采用改进后的算法, 不需要人为考虑记忆长度的大小对辨识精度的影响, 它会根据信号动态特性自动选取相应的记忆长度, 使得系统的辨识精度显著提高, 此外从文中所给的算例看, 该方法也可以应用在动态性能变化较大的非线性系统辨识中。

4 结 论

本文采用改进的变记忆长度的小波多分辨率分析方法, 能有效地提取辨识数据的不同频段的信息, 根据不同频段信号分量的频率特征, 选取相应的记忆长度进行辨识, 可以提高系统的辨识精度。而原定记忆长度辨识算法对高频和低频段信号的辨识不能同时兼顾, 原因是该方法在辨识过程中采用一定的记忆长度。本文提出的方法通过仿真实例表明, 具有辨识精度高, 分辨率强, 快速有效的特点。

参考文献:

- [1] 方崇智, 萧德云. 过程辨识[M]. 北京: 清华大学出版社, 1988.
- [2] 阎晓明, 李言俊, 陈新海. 一种自动调整遗忘因子的快速时变参数辨识方法[J]. 自动化学报, 1991, 17(3): 336- 339.
- [3] 宋执环, 王海清, 李平. 采用小波分解的分频段加权辨识方法[J]. 自动化学报, 2001, 27(2): 284- 287.
- [4] 程正兴. 小波分析算法与应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998.

(责任编辑 王震华)