

传感器输出时间序列的实时小波滤波方法

刘志成 陈祥光 李宇峰 李 兵

(北京理工大学化工与环境学院, 北京 100081)

摘 要: 为了满足不同测控系统中传感器输出时间序列的实时滤波要求, 针对小波变换不能递推进行的弱点, 通过分析小波实时滤波算法, 研究了基于 Mallat 快速离散小波变换的 3 种实时滤波方法: 冗余采样频率法、有滞后的浮动数据窗法和对称添加的浮动数据窗法, 给出了 3 种方法的实现过程及适应范围, 分析了影响小波实时滤波中的几个关键因素。仿真实验结果表明, 本文讨论的 3 种实时滤波方法, 运行时间短, 滤波性能与离线滤波相接近, 可适用于一般流程工业的大部分参数变化较慢的测控系统。

关键词: 时间序列; 小波滤波; 实时性; 信号处理

中图分类号: TP274

引 言

在测控系统中, 重要参数的变化通过传感器进行测量, 其输出反应了生产过程的变化规律和系统内部的相互联系。然而在传感器的测量过程中, 不可避免地受到各种噪声的影响, 使其输出信号不仅有被测量真值的信号, 还包含了噪声信号。噪声信号特点是随机性, 不可预测。它的存在通常使传感器输出时间序列偏离了真值的变化规律。所以在实际应用中, 对传感器输出时间序列进行滤波预处理, 以去除噪声的影响是非常必要的。

小波滤波是近十几年来信号处理领域的一个研究热点, 其优势在于广泛的函数适应性和最优的自适应滤波能力^[1], 在故障诊断中得到了很好的应用。然而目前的主要研究内容几乎都是围绕着对测量数据(传感器输出时间序列)的离线批量处理, 其目的是通过阈值选择算法以提高滤波效果, 关于小波实时滤波方法的研究却很少。小波实时滤波是一个综合分析过程, 必须兼顾滤波效果和滤波速度两个方面。它们与小波滤波方法、小波函数、分解尺度、阈值选择算法和信号长度等诸方面有关^[2]。

本文以一般工业过程中的测控系统为背景, 着

重研究传感器输出时间序列的小波实时滤波方法, 分析了小波实时滤波中的几个关键因素, 较好地兼顾了小波滤波的实时性与滤波效果的问题。

1 实时小波滤波方法

1.1 小波实时滤波算法

小波滤波的方法较多, 最主要的有模极大值重构滤波、空域相关滤波和小波域阈值滤波^[2]。它们的实质都是对信号小波变换的系数进行非线性处理, 然后重构, 以达到滤波的目的。考虑到滤波实时性, 应优先选用小波域阈值滤波。其基本原理是利用小波变换的解相关特性, 认为小波变换具有集中能量的作用^[3], 即把有用信号的能量集中在少数绝对值较大的小波系数上, 而噪声信号由于其频率分散、能量谱相对分散, 所以其小波系数绝对值较小, 且分散于大部分小波系数上, 这样就可以通过对分解得到的小波系数作用阈值, 将各子空间低于阈值的小波系数(代表噪声信号)置零, 然后通过重构即可得到滤波后的信号, 具体步骤如下。

(1) 选择合适的小波和小波分解层数, 将含有噪声的传感器输出时间序列利用 Mallat 快速算法进行正交小波变换

$$\begin{aligned} c_{j,k} &= \sum_m h(m-2k) c_{j-1,m} \\ d_{j,k} &= \sum_m g(m-2k) c_{j-1,m} \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $k=0, 1, 2, \dots, N-1$; $c_{j,k}$ 为尺度系数; $d_{j,k}$ 为小波系数; h, g 为一对正交镜像滤波器组(QMF); j 为分解层数; N 为离散采样点数。

收稿日期: 2006-07-12

基金项目: 中石化科技发展基金(20030200242)

第一作者: 男, 1965年生, 博士生

*通讯联系人

E-mail: 3569375@bit.edu.cn

初始序列 $c_{0,k}$ 用传感器输出时间序列来代替, 即 $x(k) = c_{0,k}$ 。

(2) 对分解得到的小波系数进行阈值处理。

(3) 将经阈值处理后的小波系数利用 (2) 式进行重构, 得到去噪后的原始信号的估计值, 该方法得到的是原始信号的最优估计值^[4]。

$$c_{j-1,m} = \sum_k c_{j,k} h(m-2k) + \sum_k d_{j,k} g(m-2k) \quad (2)$$

小波变换本质上是一种积分。由式 (1)、(2) 可以看出, Mallat 快速算法用 $j-1$ 尺度空间的尺度系数 $c_{j-1,k}$ 经滤波器系数 h 、 g 进行加权求和得到 j 尺度空间的尺度系数 $c_{j,k}$ 和小波系数 $d_{j,k}$, 这种递推方法有效避免了每次分解的积分变换。如选用紧支集的小波函数, h 、 g 都是有限长的, 将使分解与重构变得非常简单而快速, 其算法复杂度为 $O(N)$, 而传统的 FFT 变换算法复杂度为 $O(N \log N)$ 。

1.2 三种小波实时滤波方法

1.2.1 冗余采样频率法 由于小波变换的非因果性及不具有平移不变性, 使小波变换不能实现时间序列的递推, 限制了小波滤波的在线应用。对于一般工业中的大多数测控系统, 针对其参数变化慢, 数据更新率低, 测量周期长的特点, 提出采样点冗余的滤波思路, 即通过加大采样频率, 在一个测量周期内, 采集若干个数据点 N 进行小波变换、滤波, 并取重构信号的中间 4 位数的平均值作为最终的滤波输出。设在第 i 个测量周期内, 采样数据序列为:

$$x(i, 1), x(i, 2), \dots, x(i, N), \text{ 滤波重构序列为 } \hat{x}(i, 1), \hat{x}(i, 2), \dots, \hat{x}(i, N), \text{ 那么最终的滤波输出值}$$

$$x_0(i) = \frac{1}{4} \left[\hat{x}\left(i, \frac{N}{2} - 1\right) + \hat{x}\left(i, \frac{N}{2}\right) + \hat{x}\left(i, \frac{N}{2} + 1\right) + \hat{x}\left(i, \frac{N}{2} + 2\right) \right]$$

。数据点数 N 应是 2 的整数倍, 其大小的选择应考虑在一个测量周期内完成滤波、预测的前提下, 分配给小波滤波的时间, 综合小波基、分解尺度、阈值的选择算法及采样频率等因素来定。适当选取 N 值, 既要获到较好的滤波效果, 同时又要考虑到系统控制周期的限制。这种方法的优点是当 N 足够大时, 可得到较好的滤波效果; 缺点是采样占去一定时间。克服采样时间影响的一种有效方法是在数据采集卡内开辟一个数据缓存区, 采到的数据先存入该缓存区, 在一个控制周期结束、下一个控制周期开始之时, 从采集卡批量读入数据。

1.2.2 有滞后的浮动数据窗法 对于无法加大采

样频率的场合, 可考虑浮动数据窗的办法, 此时数据采样周期与测量周期相同, 采样不占有限的滤波时间, 用第 i 个测量周期及其以前的 N 个采样数据组成数据窗: x_1, x_2, \dots, x_N 进行滤波。随着时间的延长, 采样数据越来越多, 但参与滤波的数据总是最新的 N 个采样值, 这就是浮动数据窗的含义。若浮动窗的数据用 $x_1, x_2, \dots, x_{N-r}, \dots, x_N$ 表示, 滤波后的数据用 $\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_{N-r}, \dots, \hat{x}_N$ 表示, 则第 i 个测量周期的滤波输出值: $\hat{x}_0(i) = \hat{x}_N$ 。实际上, 由于边界效应的影响, 这样的滤波效果是较差的^[5]。消除边界效应的较好方法是采用平移不变 (TI) 的小波变换算法代替 Mallat 快速算法, 但该算法以计算量的成倍增加为代价换取相对较小的边界误差, 从而无法在线使用。若测控系统允许有少量拍的时间滞后, 即在 i 时刻可以接受 $i-r$ 时刻的采样值, 而不至于引起系统的性能降低, 其中 r 为滞后拍数, 则可以将上述的数据窗的 \hat{x}_{N-r} 作为滤波输出值, 即 $\hat{x}_0(i) = \hat{x}_{N-r}$ 。如果 r 足够大, 则完全可以消除边界效应的影响。

1.2.3 对称添加的浮动数据窗法 对称添加的浮动数据窗法是给滤波器设定一个正确的初值, 通过在待滤波的序列前对称添加一段数据来达到这一目的。设在 i 时刻的采样值为 x_i , 经对称添加形成的浮动数据窗数据为 $x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_i, x_i, x_{i-1}, \dots, x_2, x_1$, 滤波后的数据窗用 $\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_{i-1}, \hat{x}_i, \hat{x}_{i+1}, \hat{x}_{i+2}, \dots, \hat{x}_{N-1}, \hat{x}_N$ 表示, 那么 i 时刻的采样值 x_i 经滤波后的值为 $\hat{x}_0(i) = (\hat{x}_i + \hat{x}_{i+1})/2$ 。这种方法的优点是显然的, 既不用提高采样频率, 又不会带来滞后, 还可以避免边界效应对滤波结果的影响。

1.3 小波实时滤波中的几个关键因素

1.3.1 小波基的选择 滤波的第一步是选择合适的小波基, 使得信号能量能分布在少数几个基底上。小波的这种性质主要依赖于信号函数 x 的正则性、小波函数的消失矩阶数和支撑的大小^[6]。如果 x 是正则的且小波函数有足够的消失矩, 那么在小尺度上的大部分小波系数就很小。实际工业中的数据不可能是完全正则的, 通常存在少数奇异点^[7], 为了使高幅值的小波系数的数目减小, 就应减小小波函数的支集长度, 此外较短的支撑有利于减小计算量。因此, 为了兼顾滤波的实时性和效果, 总是希望所选的小波能同时具有下列性质: 对称性或反对称性, 以避免信号失真; 较短的支撑, 以减小运算时间; 正交性, 以便于用 Mallat 快速算法; 较高

的消失矩,以更好的匹配待分析的信号。然而要想使一个小波基同时具有以上特性是不可能的,这是因为: Haar 小波是所有正交紧支撑小波中唯一具有对称(反对称)性小波,但由于其过于简单而不实用;较短的支撑和较高的消失矩是一对矛盾。综合以上因素,db3 和 db4 小波是较好的选择。

1.3.2 分解尺度的确定 小波分解的最大可能尺度为 \log_2^N , 实际分解的尺度 j 一般小于 \log_2^N , 具体大小应考虑信号的采样频率、数据窗长度 N 和系统的截止频率,按下述步骤确定:

利用系统数学模型(不需要很精确)的先验知识,确定系统的截止频率 ω_c ,以 $0 \sim 10 \omega_c$ 作为系统带宽;

确定合适的小波分解层数 j ,使得 $0 \sim 10 \omega_c$ 包括在 $j-1$ 或 $j-2$ 的低频细节空间内,以利于将与信号频带相重叠的噪声滤掉;

若没有系统的先验知识,或无法利用先验知识确定,则 j 取大于 $\log_2^N/2$ 为宜,但不要太大;

对于大多数情况, N 取 64, j 取 4 较为合适。

1.3.3 阈值的选择算法 在应用小波滤波时,阈值的选取直接影响到滤波效果。一些学者提出了多种确定阈值的方法,其中主要有通用阈值法^[8](universal method)、极小化风险阈值法^[9]、假设检验法^[10]和 BayesShrink 阈值法^[11]及它们的改进方法。通用阈值法的计算量小,但它的滤波效果差,其他方法的滤波效果较好,但计算量较大,且它们大部分都依赖于噪声方差。考虑到传感器在线运行时,其测量噪声方差相对稳定的特点,没有必要每次滤波都对噪声方差进行估计,因此,可以减少一定的计算量。但随着时间的延长,传感器受多种因素的影响,其测量噪声也会发生缓慢漂移,所以定期修正是必要的。

1.3.4 阈值函数的选取 阈值函数体现了对小波系数的不同处理策略,常用的主要有软阈值函数和硬阈值函数等。它们的基本思想都是除去小幅值的小波系数,对幅值较大的系数进行收缩和保留。一般来讲,硬阈值法可以很好地保留原始信号的局部特征,但滤波结果通常会有不期望的振荡,即所谓的伪 Gibbs 现象;软阈值方法的处理结果则与原始信号具有相同光滑性,但可能造成边缘模糊的失真现象。为了克服它们的缺点,出现了多种改进的阈值函数,在提高滤波效果的同时,计算量也增加了,大部分不适合实时应用。所以,在实时滤波中,应结合滤波目的,优先选择软阈值函数或硬阈值函数。如

滤波后希望得到光滑的信号(如用于预测),则应选用软阈值函数;如滤波结果希望能保持原始信号的局部特征(如在突变信号的检测中),则选用硬阈值函数较好。

2 仿真研究

为了验证上述方法的有效性,利用(3)式所示的缓慢波动的周期函数作为原始信号进行了仿真,并叠加了标准差为 0.1 的白噪声,采样频率分别为 16 Hz(冗余采样)和 0.25 Hz。

$$x_0 = 5 + 0.3 \sin(0.008 t) - 0.3 \sin(0.002 t + \pi/2) + 0.2 \sin(0.004 t + \pi/4) + 0.2 \sin(0.006 t + \pi/3) - 0.1 \sin(0.01 t + \pi/2) \quad (3)$$

原始信号 x_0 和含噪信号 x 分别如图 1~3 所示。对含噪信号按上述的三种方法分别进行实时滤波,滤波后的信号用 \hat{x}_0 表示,结果见图 4~6。

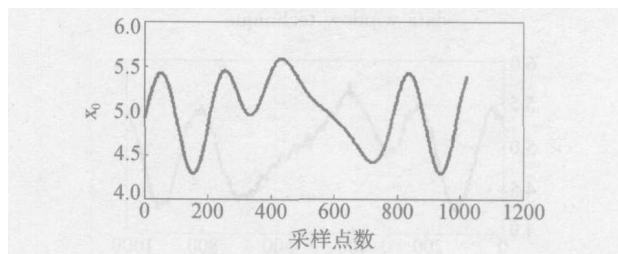


图 1 正常采样的原始信号

Fig. 1 Original signal under normal sampling

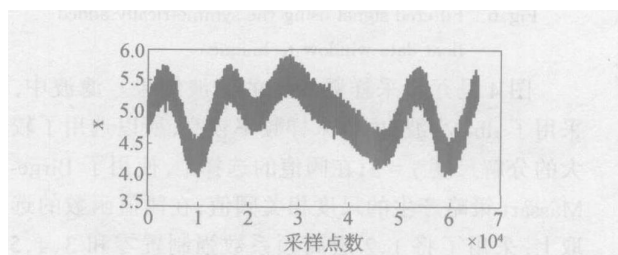


图 2 冗余采样的含噪信号

Fig. 2 Noise contaminated signal under redundant sampling

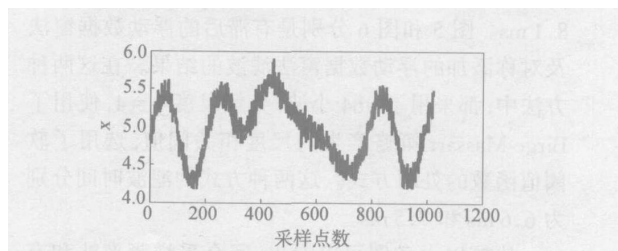


图 3 正常采样的含噪信号

Fig. 3 Noise contaminated signal under normal sampling

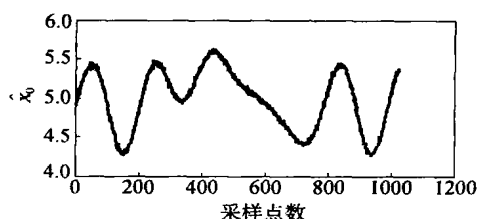


图 4 冗余采样法的滤波结果

Fig. 4 Filtered signal from redundant sampling

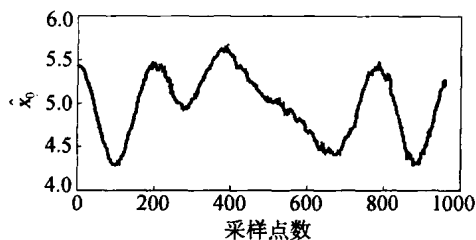


图 5 有滞后的浮动数据窗法的滤波结果

Fig. 5 Filtered signal using the lagged float data window technique

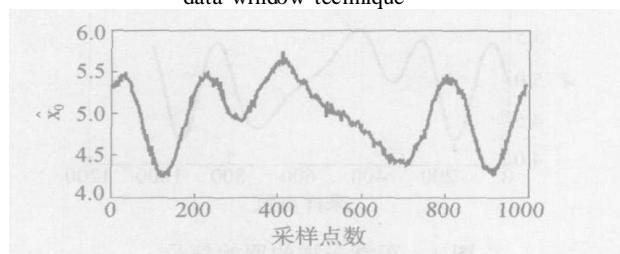


图 6 对称添加的浮动数据窗法滤波的结果

Fig. 6 Filtered signal using the symmetrically added float data window technique

图 4 是冗余采样频率法的滤波结果。滤波中, 采用了 db4 小波; 由于采样频率较高, 所以选用了较大的分解尺度 $j = 5$; 在阈值的选择上, 使用了 Birge-Massart 策略产生的尺度相关阈值; 在阈值函数的选取上, 采用了将 1、2 层高频系数强制置零和 3、4、5 层高频系数软阈值函数处理相结合的方式。该方式在 P4/2.8 G 环境下, 用 Matlab 仿真的滤波时间为 8.1 ms。图 5 和图 6 分别是有滞后的浮动数据窗法及对称添加的浮动数据窗法滤波的结果。在这两种方法中, 都采用了 db4 小波, 分解尺度 $j = 4$, 使用了 Birge-Massart 策略产生的尺度相关阈值, 选用了软阈值函数的处理方式。这两种方式的滤波时间分别为 6.6 ms 和 7.5 ms。

比较以上各图可以看出, 冗余采样频率法和有滞后的浮动数据窗法的滤波结果具有较好的图面质量, 而对称添加的浮动数据窗法的图面质量相对较

差, 保留了原信号中的较多的突变成分。为了更好地比较三种方法的滤波效果, 将原始信号 $x(k)$ 作为标准信号, 则经小波滤波后的估计信号 $\hat{x}(k)$ 的信噪比 (SNR) 定义为

$$\text{SNR} = 10 \log \left[\frac{x^2(k)}{\int_k [x(k) - \hat{x}(k)]^2} \right] \quad (4)$$

原始信号与估计信号之间的均方根误差 (RMSE) 定义为

$$\text{RMSE} = \frac{1}{k} \int_k [x(k) - \hat{x}(k)]^2 \quad (5)$$

原始信号与估计信号的信噪比越高, 均方根误差越小, 则估计信号越接近原始信号, 滤波效果越好。三种方法的滤波效果如表 1 所示。在与上述有滞后的浮动数据窗法的滤波参数相同条件下, 原始信号的离线滤波结果的 SNR 指标为 106.2, RMSE 指标为 0.0248。

表 1 三种实时滤波方法的性能比较

Table 1 Comparison of the performance of the three real time filtering methods

方法	SNR	RMSE
冗余采样频率法	114.2	0.017
有滞后的浮动数据窗法	102.9	0.029
对称添加的浮动数据窗法	93.4	0.047

从表 1 中的数据看出, 冗余采样频率法的滤波性能最好, 有滞后的浮动数据窗法的居中, 对称添加的浮动数据窗法的较差, 但都与离线滤波性能相接近, 其中冗余采样频率法的滤波性能高于离线滤波性能是由于采样频率高, 在其内部嵌入了平均值滤波的原因。

3 结论

(1) 与其他两种方法相比, 冗余采样频率法的滤波效果最好, 适应于缓慢变化的过程信号, 通过添加适当的硬件, 开辟一定的数据缓存区, 也可以使其适应于变化较快的信号。

(2) 对称添加的浮动数据窗法的滤波效果虽然较差, 但仍可满足一般的滤波要求, 其适应性较强, 尤其是能保留原信号中的突变成分, 有利于故障信号的检测。

(3) 对于一般的测试系统, 有滞后的浮动数据窗法应是较好的选择。

参考文献:

- [1] 潘泉,张磊,孟晋丽,等. 小波滤波方法及应用[M]. 北京:清华大学出版社,2005.
- [2] 邓懿波,谭志洪,黄媛. 小波降噪影响因素的研究[J]. 华东交通大学学报,2005,22(2):161-164.
- [3] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京:科学出版社,2005.
- [4] DONOHO D L,JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika,1994,81(3):425-455.
- [5] 蒋东方,陈明. 一种实时小波降噪算法[J]. 仪器仪表学报,2004,25(6):781-783.
- [6] 陈景霞,潘立登. 基于阈值决策的小波降噪方法研究及其改进[J]. 北京化工大学学报,2003,30(6):84-87.
- [7] 朱豫才. 过程控制的多变量系统辨识[M]. 北京:国防科技大学出版社,2005.
- [8] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans Inform Theory,1995,41(3):613-627.
- [9] DONOHO D L,JOHNSTONE I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of the American Statistical Association,1995,90(432):1200-1224.
- [10] ABRAMOVICH F,BENJAMINI Y. Thresholding of wavelet coefficients as multiple hypotheses testing procedure[J]. Lecture Notes in Statistics,1995,103:5-14.
- [11] VIDA KOVIC B. Nonlinear wavelet shrinkage with Bayes rule and Bayes factor[J]. Journal of the American Statistical Association,1998,93(441):173-179.

Real time wavelet filtering methods for sensor output time series

LIU ZhiCheng CHEN XiangGuang LI YuFeng LI Bing

(School of Chemical Engineering and Environment, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: In order to meet the needs of real time wavelet filtering for sensor output time series in various control systems, it is necessary to overcome the problem that the wavelet transform cannot be treated by iterative computations. We report an investigation of three real time filtering methods, namely the redundant sampling method, the lagged float data window method and the symmetrically added float data window method, based on Mallat's Fast Discrete Wavelet and analysis of the real time wavelet filtering algorithm. The principles and range of applicability of the three filtering methods are summarized, and the key factors affecting real time wavelet filtering are identified. The results of simulation experiments show that these three filtering methods are characterized by short runtimes and filtering performance close to off-line filtering. It is shown that the methods may be used in measurement and control systems in which the process parameters vary relatively slowly.

Key words: time series; wavelet filtering; real time; signal processing