

文章编号: 1001-0920(2007)09-1035-04

基于小波消噪和盲源分离的信号奇异点检测方法

冯 健, 张化光

(东北大学 a. 信息科学与工程学院, b. 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, 沈阳 110004)

摘 要: 研究工业过程故障诊断中的信号奇异点检测问题. 采用结合小波消噪的盲源分离算法提取有用的源信号, 在分析李氏指数和小波变换的极大值与信号奇异点的关系基础上, 分析了信号奇异点检测所用的小波尺度及阈值选择方法. 实例分析和比较表明, 该方法的主要优势在于它对随机噪声的降噪效果明显, 而且能有效地检测出信号的奇异点.

关键词: 小波消噪; 盲源分离; 奇异信号; 李氏指数

中图分类号: TP277

文献标识码: A

Method of signal singularity detection based on wavelet canceling noise and blind source separation

FENG Jian, ZHANG Huagang

(a. College of Information Science and Engineering, b. Key Laboratory of Process Industry Automation of Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110004, China. Correspondent: FENG Jian, E-mail: fjneu@163.com)

Abstract: Signal singularity detection in industrial process fault diagnosis is studied. The blind source separation algorithm combined with wavelet canceling noise is used to extract source signal. Based on the analysis of the relationship among Lipschitz exponent, wavelet transform maximum and signal singularity, the selection methods of scale and the threshold of wavelet are analyzed. The example shows that the method has better ability of noise canceling in comparing with other methods. It can also detect the characteristic singularity of the analyzed signal effectively.

Key words: Wavelet canceling noise; Blind source separation; Singular signal; Lipschitz exponent

1 引 言

现代自动控制系统的受控对象的规模不断扩大, 复杂性日益提高, 如石油、电力、化工、机械等系统. 为了提高自动化和控制系统的可靠性及安全性, 对过程异常、设备故障及其他特殊工况的自动监控和及时预报具有十分重要的意义^[1]. 对存在不确定性故障扰动或过程异常的复杂系统实施在线实时工况监控是复杂工业系统过程故障诊断的基本问题, 也是解决复杂非线性控制系统稳定性问题的重要前提.

信号检测中的突变信号(突变点和不规则的突变部分)称作奇异信号, 它经常包含监测对象的重要信息, 是信号的重要特征之一. 在运行监控及故障诊

断中, 故障通常表现为对象的观测信号发生突变, 因为信号的突变点常常蕴含非常丰富的故障信息, 所以突变点的检测对定位故障有着非常重要的意义.

复杂工业过程的采样大多得到大量高度相关的过程变量以及噪声的混合观测数据, 而对于诊断故障最有用的源信号有时不能直接被观测. 因为源信号未知, 源信号的混合方式也未知, 所以用普通的信号处理方法难以解决问题. 近 10 年来, 在关于源信号及混合方式的假设条件尽可能少的前提下, 人们对盲源分离问题的描述、盲可辨识性(即问题的可解性)和具体的各种解决思路已给出详尽的数学分析和论证, 并有很多成功应用的实例, 引起了工业界的极大关注^[2]. 而盲信号分离方法应用于故障诊断领

收稿日期: 2006-10-23; 修回日期: 2007-02-02.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60325311, 60572070); 中国博士后科学基金项目(20060400962); 辽宁省自然科学基金项目; 教育部流程工业综合自动化重点实验室基金项目(PAL200503).

作者简介: 冯健(1971—), 男, 辽宁锦州人, 副教授, 博士, 从事故障诊断及模糊控制的研究; 张化光(1959—), 男, 吉林省吉林市人, 教授, 博士生导师, 从事模糊控制与智能控制理论的研究.

域仍是一个难点^[3]. 对此, 本文给出一种基于小波消噪和盲源分离的信号奇异点检测方法.

2 小波消噪的盲源分离方法

一般信号中包含很多分量, 有来自采样设备的噪声, 还有环境噪声的影响, 致使采样信号的信噪比低, 故障检测难度大. 在实际工程中, 提高信号信噪比包括两个内容: 1) 消除信号中的噪声成分, 并将不同信号源产生的信号进行分离; 2) 从混合信号中提取出所需的源信号. 在分离信号时, 通常不知道源信号和其他信号的混合过程, 因此这样的分离过程也称作盲源分离. 盲源分离的目的是从混合信号中恢复未知的原始信号, 它是依据信号间的独立性对混合信号进行分离, 从而提取出源信号^[4].

在有噪线性混叠假设的前提下, 观测信号被认为夹杂不同程度的线性混叠噪声的污染. 这时, 盲源分离线性瞬时混叠模型可表达为^[5,6]

$$y(k) = As(k) + n(k). \quad (1)$$

其中: $y(k) = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ 是有噪情况下的 m 维随机观测向量; 源信号向量 $s(k) = (s_1, s_2, \dots, s_m)^T$ 中各 $s_i(k)$ 假设为统计独立的同源信号的各个分量; A 为 $m \times n$ 的常数混和矩阵; $n(k)$ 为外加噪声. 考虑到盲源分离的两步处理过程, 即对观测向量进行向量数据规范化和降维的白化处理, 本文的白化处理采用基于特征值分解的主元分析 (PCA) 来实现. 找出一个 $m \times n$ 的常数分离矩阵 B , 使得估计出的源信号向量中各分量之间的独立性最大. 经过公式反推, 可以得到源信号 s 的最优估计 \hat{s} 为

$$\hat{s}(k) = By(k) = BAs(k) + Bn(k). \quad (2)$$

上述分离方法只在理想模型下才能得到最优效果, 在有噪声污染的情况下, 其效果会大打折扣. 因此, 本文采用小波消噪的方法对信号进行预处理.

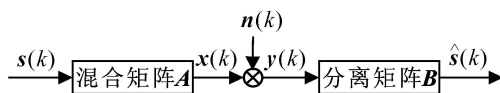


图 1 盲源分离模型

3 信号奇异性的检测方法

若信号 $x(t)$ 在某点突变或某阶导数不连续, 则称信号在该点具有奇异性. 通常, 信号奇异性存在两种情况: 1) 信号在某一时刻, 其幅值发生突变, 引起信号的非连续; 2) 信号外观上很光滑, 幅值没有突变, 但信号的一阶微分有突变产生, 且一阶微分不连续.

Fourier 变换是研究信号奇异性的主要工具, 但因其仅能在全局上提供信号整体奇异性的描述, 缺乏空间局部性, 故在研究信号的奇异性时只能确定

一个信号奇异性的整体性, 而难以确定各奇异点的具体位置和奇异性强弱. 小波变换是一种时间和频率分析方法, 具有良好的空间局部化性质, 利用小波变换分析信号的奇异性、奇异点位置和奇异度的大小是完全可行的.

选择函数 $\psi(t) \in L^2(R)$, 它满足 $\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0$, 其 Fourier 变换为 $\Psi(\omega)$. 信号 $x(t)$ 的连续小波变换定义为

$$WT_x(a, t) = \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) d\tau. \quad (3)$$

上式可简记为 $WT_x(a, t) = x(t) * \psi_a(t)$. 其中: $*$ 为卷积, a 为尺度因子, $\psi_a(t) = \frac{1}{a} \psi\left(\frac{t}{a}\right)$ 为基本小波 $\psi(t)$ 在尺度上的伸缩.

尺度 a 增大时, $\psi_a(t)$ 在时域上伸展, 变换的时域分辨率降低, $\Psi_a(\omega)$ 在频域上收缩, 其中心频率降低, 变换的频域分辨率升高; 当 a 减小时, 变换的时域分辨率升高, 频域分辨率降低. 所以, 小波变换可以根据 $\Psi_a(\omega)$ 的中心频率的高低改变时频分辨率, 而其品质因数保持不变^[6].

信号的突变点在不同尺度上都会产生对应的模极大值, 这些模极大值对应于信号在某一尺度上平滑后的该点一阶导数大小. 模极大值的幅度随着尺度的变化规律与李氏指数 (Lipschitz exponent) 有密切关系. 一般, 函数在某一点的李氏指数表征了该点的奇异性大小, 越大, 表明该点的光滑度越高; 越小, 表明该点的奇异性越大. 如果函数 $x(t)$ 在某一点可导, 则它的李氏指数为 1; 如果 $f(t)$ 在某点不连续但其值有限, 则 0. 因此, 如何由小波变换模极大值推导出突变点的李氏指数是判断突变点奇异性的关键.

如果信号 $x(t)$ 在某一时刻发生突变, 那么在各个尺度上该时刻附近的小波变换值都会产生一个局部极大值点, 并且随着尺度的减小, 这些局部极大值点将会收敛于该时刻. 因此, 可利用小波变换模极大值检测出信号 $x(t)$ 上的所有突变点. 而且, 还可根据小波变换模极大值随尺度的增加或减小的变化规律测得突变点局部的李氏指数, 利用该点的李氏指数表征突变点奇异性的大小.

利用小波变换抑制噪声. 对于平稳随机信号, 其小波变换的特征是均值为零, 方差随着尺度 a 的增大而趋于零^[7]. 因为检测信号通常由确定性信号和平稳噪声叠加而成, 所以其小波变换是两部分信号的小波变换之和. 确定性信号边沿对应的小波变换的极值随着尺度的增大而增大或缓慢衰减; 而平稳噪声的小波变换极值将随着尺度的增大迅速衰减.

因此在大尺度下,检测信号的小波变换极值点将主要属于确定信号的边沿,从而实现了确定性信号和噪声信号的分离.

利用小波变换极值检测信号边沿:取 $a(t)$ 为高斯低通函数 $\psi(t)$ 的一阶导数,令 $a(t) = \frac{1}{a} \left(\frac{t}{a} \right)$,则

$$a(t) = a \frac{d_a(t)}{dt}, \tag{4}$$

$$WT_{ax}(t) = x(t) * a \frac{d_a(t)}{dt} = a \frac{d}{dt} [x(t) * a(t)]. \tag{5}$$

可见, $x(t)$ 的小波变换等价于先对 $x(t)$ 进行低通滤波,然后求导. $WT_{ax}(t)$ 的极值点对应于平滑后信号的突变点,因此利用小波变换的极值可以检测信号的突变边沿.

4 小波消噪与信号奇异点判别

信号噪声的消除一直是信号处理领域的一项重要内容,自从小波方法出现之后,它在信号消噪方面得到了广泛的应用^[8]. 目前经常使用的小波去噪方法有两大类:小波阈值收缩法和小波比例收缩法^[9]. 前者将小于预定阈值的系数置零,保留较大系数(又称重要系数),并用以估计原来的小波系数,依估计方法还可细分为软阈值、硬阈值、半软阈值收缩法;后者将每个带噪系数乘以一个比例系数来对原系数进行估计.

小波变换能够将信号的能量集中到少数小波系数上,而白噪声在任何正交基上的变换仍然是白噪声,并且保持相同的幅度. 信噪比较大时,信号的小波变换数值一般大于能量分散且幅值较小的噪声的小波变换数值. 选择一个合适的阈值,对小波变换数值进行阈值处理,就可以达到去除噪声保留有用信号的目的. 该方法能得到原始信号的近似最优估计,具有非常广泛的适应性. 本文选用软、硬阈值结合的方法对仿真信号和实验观测信号进行去噪处理.

为了消除信号噪声,提高盲源分离的效果,采用图 2 的算法流程.

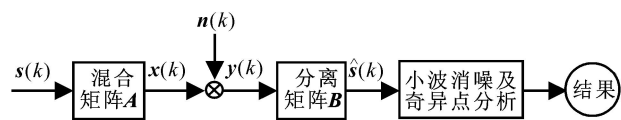


图 2 奇异点检测与盲源分离算法流程

5 实例分析

在依据负压波原理进行管道泄漏检测和漏点定位研究中,需要精确检测出压力下降(奇异信号)发生的时刻,本文取 5 000 组现场实测的压力信号

按上述方法进行分析. 由于传感器采集的压力信号包含大量随机白噪声(见图 3(a)),首先采用第 2 节的方法对原始采样信号进行降噪的盲源分离处理(见图 3(b)),随后在不同尺度下进行小波变换,并对检测突变点的结果(图 3(c) ~ (f))进行分析. 不失一般性,将采样数据事先做了归一化处理.

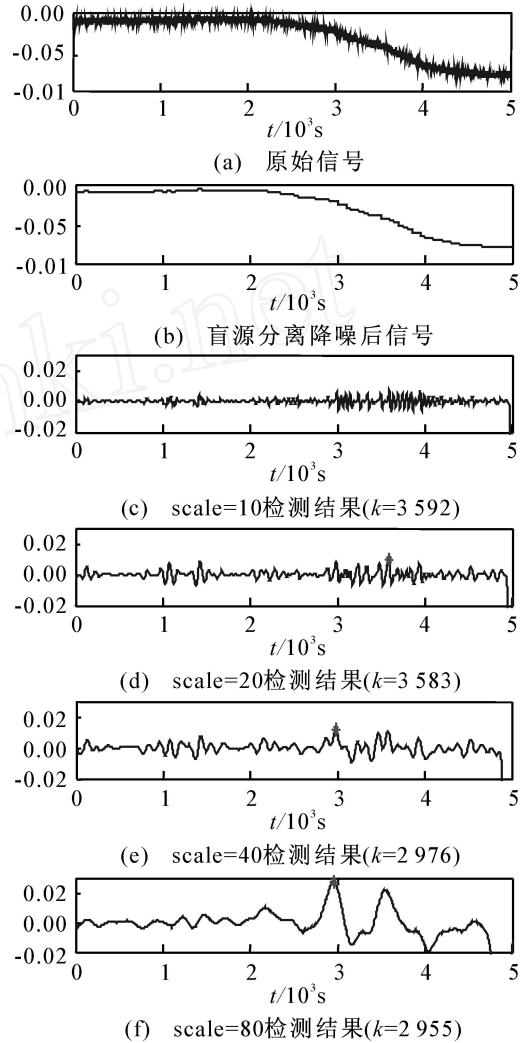


图 3 奇异点检测对比

由原始信号可以看出,直接采样得到的数据其信号大部分集中在低频段,信号的突变部分则出现在较高频段,且被白噪声干扰严重. 用一般的傅立叶分析方法进行滤波时,可用低通滤波器进行滤波,但无法将有用信号的高频部分和噪声有效区分开. 若低通滤波器太宽,则在滤波后,信号中仍存在大量的噪声;若低通滤波器太窄,则将一部分有用信号滤掉了. 因此,采用盲源分离的小波分析对信号消噪和奇异点检测有着傅立叶分析所不可比拟的优点.

通常,信号在某一点的李氏指数反映了该点奇异性的 大小,并且小波变换后的极大值点位置对应着奇异点. 既然存在这样的关系,则通过对小波变换极大值的判断,便可找到信号突变的位置. 在实际应

用中,小波尺度及阈值选择对于能否成功地检测出信号的奇异点至关重要。

在利用小波分析检测信号的局部奇异性时,小波系数取决于被分析信号在奇异点邻域内的特性及其小波变换所选取的尺度。选择信号与噪声具有不同能量分布及能量变化趋势的若干连续尺度为特征尺度,一方面利用了小波变换相对于一系列带通滤波器的性质;另一方面利用了李氏指数在某种程度上意味着信号在奇异点邻域从大到小尺度上能量的增加与衰减程度。值得注意的是,不能过多地除去小尺度,因为奇异点的定位是建立在小尺度上的,选用的特征尺度越小,定位越精确,但计算量同时也越大。由于尺度越小,模极大值越多,采用由大尺度到小尺度的模极大值线探测就可以减小计算量。

阈值的选取与信号质量和选用的小波尺度都相关。阈值的选择规则有以下几种:

1) 无偏似然估计原理的自适应阈值选择。它是一个软件阈值估计器。对一个给定的阈值 t , 得到其似然估计, 再将非似然 t 最小化, 得到所选的阈值。

2) 固定阈值选择。等于 $\sqrt{2\log(\text{length}(x))}$, 其中 $\text{length}(x)$ 为被分析信号的长度(个数)。

3) 自适应阈值选择。为以上两种阈值的综合。当信噪比较大时,用固定阈值;当信噪比较小和扰动较大时,用软件估计器确定阈值。

4) 极大极小值原理选择的阈值。其为固定阈值,选择的原理是按最小均方误差法则进行的。

经过实验比较,本文认为自适应阈值选择方法比较适合。其方法是:删除所有由大尺度到小尺度变换中,不能向下传播或者不是由上一尺度传播产生的模极大值项,此时的尺度-时间空间仅剩余若干在所有特征尺度上连续的模极大值线。当信号出现突变时,其小波变换后的系数具有模量极大值,因而可以通过对模量极大值点的检测来确定故障发生的时刻。

为进一步说明这种方法的有效性,作者还进行了与不消噪直接进行盲源信号分离的过程监控方法的对比研究。其结果表明,不消噪监控方法检测的误报率大为增加,限于篇幅,不再给出图示说明。

6 结 语

奇异点检测是工业过程故障监控的一个重要方

面。针对测量信息被噪声污染的一般情况,本文用小波消噪和盲源分离方法提取过程信号,利用小波变换检测信号突变点,精确定位了信号突变的时刻。研究结果表明,基于小波消噪盲源分离的奇异点检测方法比通常的基于直接盲源分离方法的奇异点检测方法具有更强的检测能力。

参考文献(References)

- [1] Baillie D C, Mathew J. A comparison of autoregressive modeling techniques for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1996, 10(1): 1-17.
- [2] Tan Y, Wang J, Zurada J M. Nonlinear blind source separation using a radial basis function network [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2001, 12(1): 124-134.
- [3] Roan M J, Erling J G, Sibul L H. A new, non-linear, adaptive, blind source separation approach to gear tooth failure detection and analysis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2002, 16(5): 719-740.
- [4] Alvarez S A C, Cichocki A, Amari S I. On a new blind signal extraction algorithm: Different criteria and stability analysis [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(8): 233-236.
- [5] Belouchrani A, Amin M G. Blind source separation based on time-frequency signal representations [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(11): 2888-2897.
- [6] Mallat S. Singularity detection and processing with wavelets [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1992, 38(2): 617-643.
- [7] 冯健, 张化光, 伦淑娴, 等. 基于 ANFIS 非线性观测器的连续小波变换故障检测[J]. 东北大学学报, 2003, 24(6): 519-522.
(Feng Jian, Zhang Hua-guang, Lun Shu-xian, et al. Method of fault detection based on ANFIS nonlinear observer using continuous wavelet transform [J]. J of Northeastern University, 2003, 24(6): 519-522.)
- [8] Haykin S. Unsupervised adaptive filtering, Vol: Blind source separation[M]. New York: Wiley, 2000.
- [9] Rivet B, Vigneron V, Paraschiv-Ionescu A, et al. Wavelet de-noising for blind source separation in noisy mixtures [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004, 3195: 263-270.