

基于相关峭度反卷积逆滤波器的 薄膜生产线故障监测

黄卓群, 杨光永, 程 满, 刘 叶, 徐天奇

(云南民族大学 电气信息工程学院, 昆明 650500)

摘要: 在薄膜生产的过程中, 由于模块或者部件的失效会产生随机故障; 为了减少故障的发生, 保证设备能够安全高效地运行, 通过对关键的机组振动进行采样分析, 采用基于相关峭度的故障检测方法, 设计最大三阶相关峭度 (M3CKD) 反卷积逆滤波器, 以采集到的实时数据序列的三阶相关峭度最大作为代价函数, 提取并识别机组振动信号峰值, 进行故障信号识别与定位; 算法性能验证结果表明了该算法的可行性及可操作性, 并且算法有较快的收敛速度和较好的稳定性, 能有效地识别故障信号, 适用于实际的薄膜生产线工业生产过程。

关键词: 薄膜; 最大三阶相关峭度反卷积; 代价函数; 故障点识别与定位

Fault Monitoring of Thin Film Production Line Based on Correlation Kurtosis Deconvolution Inverse Filter

Huang Zhuoqun, Yang Guangyong, Cheng Man, Liu Ye, Xu Tianqi

(School of Electrical Information Engineering, Yunnan Minzu University, Kunming 650500, China)

Abstract: In the process of thin film production, random faults will occur due to the failure of modules or components. In order to reduce the occurrence of faults and ensure the safe and efficient operation of the equipment, through sampling and analyzing the key unit vibration, using the fault detection method based on correlation kurtosis, the maximum third-order correlation kurtosis (M3CKD) deconvolution inverse filter is designed. The maximum third-order correlation kurtosis of real-time data sequence is taken as the cost function to extract and identify the vibration signal peak value of the unit to identify and locate the fault signal. The algorithm performance verification results show that the algorithm is feasible and operable, and the algorithm has fast convergence speed and good stability, and can effectively identify fault signals, which is suitable for the actual thin film production line industrial production process.

Keywords: film; maximum third-order correlation kurtosis deconvolution; cost function; fault point identification and location

0 引言

盲源分离作为一种广泛用于无线通信、阵列信号处理等领域的信号分解技术, 能够在混合信号中提取出所需的一个或几个特定的源信号, 也称之为盲提取。文献 [1] 针对滚动轴承早期微弱故障问题提出了一种基于自适应局部迭代滤波和最大相关峭度解卷积两者相结合的诊断方法。文献 [2] 将峭度的绝对值作为对比函数, 进而提出了一种基于峭度的一单元 ICA-R 快速算法, 但依然存在阈值难以确定的问题。文献 [3] 针对滚动轴承振动信号受强噪声干扰, 难以提取其微弱故障特征的问题, 提出了自适应最大相关峭度解卷积 (MCKD) 和自适应噪声完全集合经验模态分解 (CEEMDAN) 的故障特征提取方法。文献 [4] 提出了首先将具有最大峭度的信号提取出来的盲提取

算法。文献 [5-6] 提出了一种针对具有特定的峭度的信号盲提取方法。文献 [7] 从模式识别的角度出发, 分析了基于核的野点检测方法。文献 [8] 利用混合信号的峭度变化特性, 提出了最大三阶相关峭度反卷积算法, 设计了反卷积逆滤波器。文献 [9] 推导 LDM 光学压力传感器的压力-像元解析模型, 并采用最大三阶相关峭度反卷积算法对亚像元峰值位置进行盲提取。文献 [10] 中详细介绍了反卷积的相关知识和理论基础。文献 [11] 针对传感器网络中噪声统计特性未知的情况, 提出了一种基于容积点变换和代价参考粒子滤波的盲信号提取方法。文献 [12] 提出一种基于机器视觉和盲源分离的旋转机械故障检测方法。文献 [13] 中给出了神经网络、模糊技术、遗传算法等方法, 当被监测的系统是非线性系统时, 使用这些方法, 可以提供良好的非线性近似。目前对故障监测的理论研究和

收稿日期: 2020-10-19; 修回日期: 2020-11-18。

基金项目: 国家自然科学基金(61761049, 61261022)。

作者简介: 黄卓群(1996-), 女, 安徽安庆人, 硕士研究生, 主要从事智能控制, 信号处理方向的研究。

引用格式: 黄卓群, 杨光永, 程 满, 等. 基于相关峭度反卷积逆滤波器的薄膜生产线故障监测[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(6): 41-45, 50.

应用研究热点主要是周期信号分析和非平稳信号分析，包括快速傅里叶变换、最大熵谱估计、小波变换、盲提取、独立分量分析、波达方向估计 (DOA) 等。但这些算法大都存在分析法固定，分析对象单一、数据不充分时无法进行工作、收敛速度慢、对局部故障敏感性较差等问题。本文对关键机组的振动分析拟采用最大三阶相关峭度反卷积滤波器 (M3CKD)，以观测序列的三阶相关峭度最大为代价函数，提取并识别振动峰值，该算法的主要特点在于：无需准确的参考模型，或难以确定参考模型，适于峭度和偏度快速变化的非平稳信号，不需对信号进行高斯白噪声预处理且计算复杂度适中，算法的收敛速度比独立分量更快。

1 监测系统结构

本监测系统由信号采集、信号调理及传输、信号处理、故障模式识别、故障模式分类、系统管理及监测输出共 7 个软硬件子模块组成，实时采集薄膜生产线关键机组电机、减速器、连杆等和相关物理量如位移、速度、温度等，监测其运行状态，并管理关键机组的过程信息。图 1 是监测系统的原理图。

监测系统的检测点包括关机机组的电机及其变速器，可由非接触式激光位移传感器采集振动信号，拉伸系统和卷收系统要收集多个检测点，但检测点较为分散，工况较为严苛，可采用阵列式拾音器进行全息声场音频信息采集 $[\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_m]^T$ ，经声场处理器进行音频可视化波束形成，再由系统管理模块切换激光位移控制器和声场处理器的通道控制，经 M3CKD 算法进行信号处理，以辨识故障信号，并进行故障点定位，对故障模式进行分类，将分类结果输出。本检测系统的体系结构如图 2 所示。

2 算法设计

2.1 反卷积和信号复原

反卷积是利用系统输出信号的观测值对其输入信号进行恢复过程，该方法常用于降噪信号等方面。

盲反卷积的定义可以表示为：对于 $y(n) = x(n) * h(n) + e(n)$ ，它依据观测值 $y(n)$ 和关于噪声统计特性的知识来估计原始输入 $x(n)$ ，为了估计 $x(n)$ ，需要知道系统的特性 $h(n)$ ，如果 $h(n)$ 已知，则估计 $x(n)$ 就是一个反卷积问题。在信号复原问题上，主要的目的就是抑制噪声。一个常用的数学模型是 $y(n) = x(n) +$

$e(n)$ ，复原问题是依据受噪声污染的观测 $y(n)$ 来估计信号 $x(n)$ 。需要关于信号和噪声的某些统计知识，才能将原有的信号从有噪声的观测中提取出来。

2.2 最大相关峭度反卷积算法

在 2012 年，McDonald 提出了最大相关峭度反卷积算法，该算法早前用于轴承故障检测，对故障信号进行检测。

设离散信号表示为： $y(n) = x(n) * h(n) + v(n)$ ，其中 $x(n)$ 是原始输入序列， $v(n)$ 是噪声序列， $h(n)$ 是系统函数， $y(n)$ 是输出信号序列。该算法主要是寻找一个 FIR 滤波器，使得在 $x(n)$ 的相关峭度达到最大值时，由输出信号恢复出原始输入信号。该算法主要是针对原始序列脉冲跳动较大的一类信号，通过识别出这类信号，再对其进行处理，将相关峭度作为代价函数，当原始信号的相关峭度达到最大值的时候，算法终止迭代，在该算法中，将相关峭度定义为：

$$CK = \frac{\sum_{n=1}^N \left[\prod_{m=0}^M y(n-mT) \right]^2}{\left[\sum_{n=1}^N y^2(n) \right]^{M-1}} \quad (1)$$

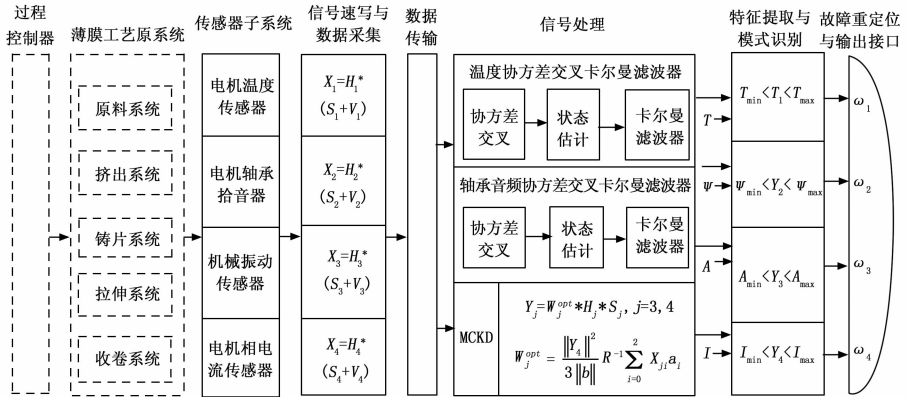


图 1 监测系统原理图

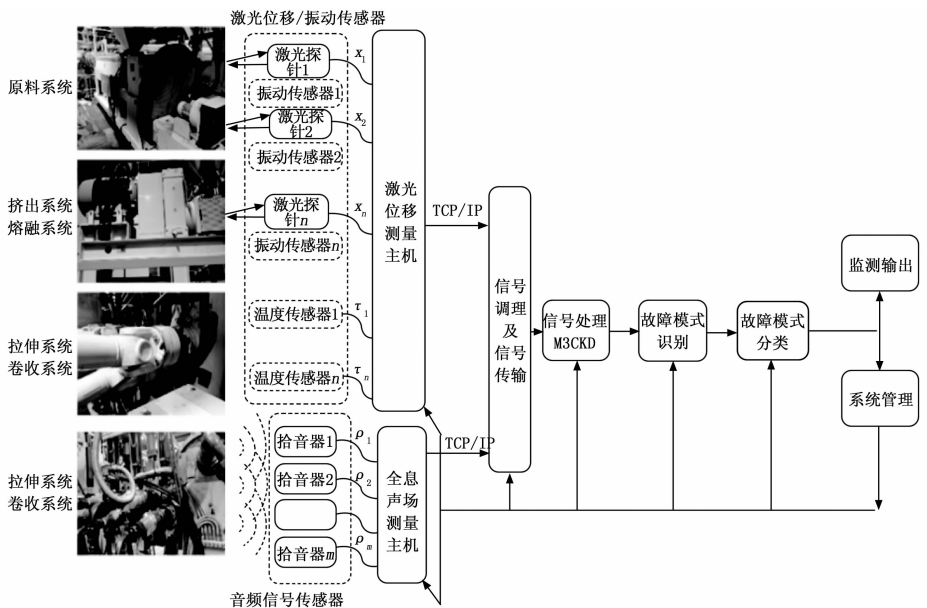


图 2 监测系统的体系结构

其中: T 为信号的周期, M 为位移数。 M 的数量越多, 反卷积的脉冲序列也就越多, 更有利于提高算法的检测能力。但是当使用的是低阶算法时, 低阶统计量是不能滤除混合信号中的超高斯噪声和亚高斯噪声。所以当我们遇到更加复杂的系统时, 我们考虑更高阶的算法可能会有更好的效果, 性能上可能会有所提升。所以针对本文中的薄膜生产线监测系统的故障检测, 我们考虑使用三阶峭度反卷积算法对混合信号进行盲提取。

2.3 滤波器的迭代解

将机器运行时所产生的 n 个接收信号组成的初始信号表示为 $S(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_n(k)]^T, s_n(k) \in R^{1 \times n}$, 同理, n 维的位移观测信号可表示为: $X(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)]^T, x_i(k) \in R^{n \times 1}, k$ 是采集信号时的采样序列。设混合噪声信号为 $V(k) = [v_1(k), v_2(k), \dots, v_n(k)]^T, v_i(k) \in R^{n \times 1}$ 。矢量 $S(k)$ 和噪声矢量 $V(k)$ 组成的混合模型经过一个传递函数为 $H(z)$ 的系统, 系统的传递函数为 $H(z) = \sum_{p=-\infty}^{+\infty} H_p z^{-p}$, 式中 p 为延迟时间, 得到的 $X(k)$ 是 $S(k)$ 和 $V(k)$ 经过系统的卷积输出:

$$X(k) = H(z) * [S(k) + V(k)] = \sum_{p=-\infty}^{+\infty} H_p(k)S(k-p) + \sum_{p=-\infty}^{+\infty} H_p(k)V(k-p) \quad (2)$$

野点的存在会形成扰动输入, 使得关键机组会接收到包含野点分量的检测点, 引起机组处于异常的工作状态, 为了能够获得准确的检测点的信息, 消除掉野点所产生的影响, 首先设置滤波器的传递函数为 $W(z, k)$:

$$W(z, k) = \sum_{p=-\infty}^{+\infty} W_p(k)z^{-p} \quad (3)$$

根据要求, 应该使得观测序列的卷积输出矢量 $y(k)$ 满足:

$$y(k) = W_p(z, k) * X(k) = W_p(z, k) * [H(z) * S(k)] + W_p(z, k) * [H(z) * V(k)] \quad (4)$$

其中: $y(k) = [y_1(k), y_2(k), \dots, y_n(k)]^T$ 。设输出矢量 $y(k)$ 的采样周期为 T , 并定义输出矢量 $y(k)$ 的三阶相关峭度 $CK_i(T)$ 为:

$$CK_i(T) = \frac{\|y_i(k)y_{i-T}(k)y_{i-2T}(k)\|}{\|y(k)\|^3} \quad (5)$$

在三阶相关峭度达到最大值条件下, 即 $J(T) = \max CK_i(T)$ 时, 滤波器 $W(k)$ 获得最优迭代解 $W_p^{\text{opt}}(k)$, 此时必须要使得最优解与 $H(k) * V(k)$ 的卷积约等于 0, 即满足:

$$W_p^{\text{opt}}(k) * [H(k) * V(k)] \approx 0 \quad (6)$$

该条件主要是为了抑制噪声分量, 由此可以对采集到的信号进行去除噪声, 再对初始信号矢量 $S(k)$ 进行提取, 可以表示为:

$$y(k) = W_p^{\text{opt}}(k) * [H(k) * S(k)] \quad (7)$$

由此, 可以得到三阶相关峭度反卷积滤波器输出的一般形式为:

$$y(k) = \mathbf{X}_0^T \mathbf{W}_p(k) \quad (8)$$

其中: \mathbf{X}_0 为 $m \times n$ 阶矩阵, $\begin{bmatrix} x_1 & \dots & x_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & x_{n-m+1} \end{bmatrix}$, 有

$\text{rank}(\mathbf{X}_0^T) = m$ 。

综上, 我们可以求得求反卷积滤波器输出矢量 $y(k)$ 的最大值, 即能够得到关键机组的振动峰值的监测结果, 将其表示为 $\varphi(k)$, 则 $\varphi(k)$ 应该满足:

$$\varphi(k) = \max[y(k)] \quad (9)$$

当关键机组的振动峰值监测结果满足式 (9) 时, 就可以根据振动阈值 k 的分类函数识别并定位关键机组的故障, 可以将其表示为:

$$F(k) = \begin{cases} 0, & \varphi(k) < K \\ 1, & \varphi(k) = K \\ 2, & \varphi(k) > K \end{cases} \quad (10)$$

根据式 (11), 可以得出: 若 $\varphi(k) < K$, 即当振动峰值低于振动阈值时, 则说明第 K 个观测点对应的机组或设备此时是处于正常工况状态; 若 $\varphi(k) = K$, 即当振动峰值等于振动阈值时, 则说明振动峰值接近振动阈值临界区, 说明设备此时应该处于预警工况; 若 $\varphi(k) > K$, 即当振动峰值高于振动阈值时, 则说明第 K 个观测点所对应得机组和设备处于非正常的工况状况, 即说明此时设备应处于检修工况。全息声场信息经波速形成之后, 由系统管理模块选择输入 M3CKD 模块, 经过此模块之后, 得到输出信号。最大三阶相关峭度反卷积算法的流程如图 3 所示, 首先将观测的混合信号输入最大三阶相关峭度反卷积算法网络, 再恢复出原始信号。

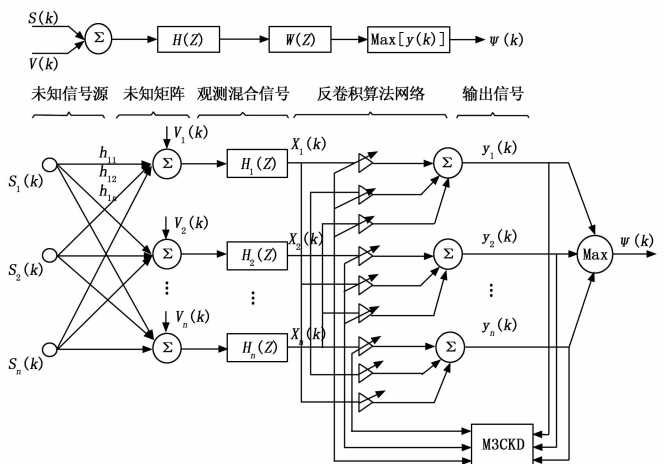


图 3 最大三阶相关峭度反卷积算法框图

因为滤波器 $W_p(k)$ 能够获得最优迭代解的必要条件是三阶相关峭度取得最大值, 即三阶相关峭度对滤波器的偏导数为 0。

$$\frac{dCK_i(T)}{dW_p(k)} = d \frac{\|y_i(k)y_{i-T}(k)y_{i-2T}(k)\|}{\|y(k)\|^3} / dW_p(k) = 0 \quad (11)$$

输入信号 $X(k)$ 是非平稳信号, 所以可以得到 $\|y(k)\|^3 \neq 0$. 由此可以得到逆滤波器的最优迭代解为:

$$W_p(k) = \frac{\|y(k)\|^2}{3\|\mathbf{h}\|} (\mathbf{X}_0\mathbf{X}_0^T)^{-1} (\mathbf{X}_0\alpha_0 + \mathbf{X}_1\alpha_1 + \mathbf{X}_2\alpha_2) \quad (12)$$

$$\text{其中: } \mathbf{h} = \begin{bmatrix} y_1 & \cdots & y_{1-2T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_n & \cdots & y_{n-2T} \end{bmatrix}, \alpha_i = \begin{bmatrix} y_1^2 y_{1-T}^2 y_{1-2T}^2 & \cdots \\ y_{1-T}^2 & \cdots \end{bmatrix}$$

$\frac{y_n^2 y_{n-T}^2 y_{n-2T}^2}{y_{n-T}^2}, i = 0, 1, 2, \mathbf{X}_0\mathbf{X}_0^T$ 为非奇异矩阵值, 即 $(\mathbf{X}_0\mathbf{X}_0^T)^{-1}$ 不存在. 根据逆滤波器的最优迭代解的条件, 就可以恢复出不包含野点的原始信号.

3 算法分析

3.1 收敛性分析

三阶相关峭度的变化趋势可以利用反卷积输出的增量来进行考查, 进而可求解出三阶相关峭度反卷积算法的收敛条件, 分析该算法的收敛情况. 根据三阶峭度的变化趋势论证该算法的收敛性, 设 $y_{i+1}(k) = y_i(k)(1 + \eta)$, 其中 η 为增量因子, $0 < \eta < 1$, 在 $CK_i(T)$ 处按照泰勒级数展开, 可以得到:

$$CK_{i+1}(T) = CK_i(T) + tr \left[\left(\frac{dCK_i(T)}{dy_i} \right) \eta y_i(k) \right] + \cdots = CK_i(T) + \eta(1 - \eta)^{i-1} tr \left[\left(\frac{dCK_i(T)}{dy_i} \right) y_i(k) \right] \quad (13)$$

因为 $\frac{dCK_i(T)}{dy_i} = \frac{1}{\|y\|^3} \left(\sum_{j=0}^3 \alpha_j - 3 \frac{\|\mathbf{h}\|}{\|y(k)\|} y_i(k) \right)$, 将该式代入式 (12) 得:

$$\Delta CK_i(T) = CK_{i+1}(T) - CK_i(T) = \frac{\eta(1 + \eta)^{i-1}}{y_1(k) \|y(k)\|^3} tr \left(\sum_{j=0}^3 \alpha_j - 3 \frac{\|\mathbf{h}\|}{\|y(k)\|} y_i(k) \right) \quad (14)$$

定义三个量 $\rho, \mathbf{A}, \mathbf{B}$, 其中 \mathbf{A}, \mathbf{B} 都为矩阵: $\rho = \frac{\eta(1 + \eta)^{i-1}}{y_1(k) \|y(k)\|^3}, \mathbf{A} = \sum_{j=0}^3 \alpha_j I, \mathbf{B} = 3 \frac{\|\mathbf{h}\|}{\|y(k)\|} y_i(k) = \Delta CK_i(T) = \rho tr(\mathbf{A} - \mathbf{B})$.

因为 $0 < \rho < 1, y(k) \neq 0$, 故有: $\rho > 0$, 因为 $tr(\mathbf{A} - \mathbf{B})$ 决定了三阶相关峭度的单调性, 因此当反卷积滤波器的第 i 次迭代时, 如果能够满足 $|\mathbf{A} - \mathbf{B}| \neq 0$, 则对于 $\mathbf{A} - \mathbf{B}$ 的特征值都满足 $\lambda_i > 0$, 则 $\Delta CK_i(T)$ 的符号是由 $\mathbf{A} - \mathbf{B}$ 的迹决定, 可以表示为:

$$\Delta CK_i(T) = \begin{cases} = 0 & tr(\mathbf{A} - \mathbf{B}) = 0 \\ > 0 & tr(\mathbf{A} - \mathbf{B}) > 0 \\ < 0 & \text{other} \end{cases} \quad (15)$$

在第 i 次迭代的过程中, 有 $|\mathbf{A} - \mathbf{B}| > 0$, 即 $tr(\mathbf{A} - \mathbf{B}) \neq 0$, 所以可以得到三阶相关峭度 $\Delta CK_i(T)$ 是递增的, 我们设终止条件为 $\epsilon, \epsilon > 0$, 在经过有限次的迭代后, 三阶相关峭度 $CK_i(T)$ 达到迭代终止条件, 即有 $0 < \Delta CK_i(T) < \epsilon$, 此时

的 i 为迭代次数, 所对应的逆滤波器迭代解 $W_p(k)$ 即为最优解 $W_p^{opt}(k)$, 此时算法是收敛的, 算法收敛条件可以表示为: $0 < \Delta CK_i(T) < \epsilon$.

3.2 稳定性分析

分析 M3CKD 的收敛性和收敛速度, 可以知道, 当 $\mathbf{A} - \mathbf{B}$ 为奇异矩阵时, 算法是收敛的, 所以考虑矩阵 $\mathbf{A} - \mathbf{B}$ 的迹, 我们有:

$$tr(\mathbf{A} - \mathbf{B}) = tr(\mathbf{A}) - tr(\mathbf{B}) = \sum_{i=1}^n \left\{ \left[y_i(k)y_{i-T}(k)y_{i-2T}(k) \right]^2 \cdot \left[\sum_{j=0}^2 \frac{y_i(k)}{y_{i-jT}(k)} - 3 \left(\frac{y_{i+1}(k)}{y_i(k)} \right)^{i-1} \right] \right\} \quad (16)$$

即得到当 $\sum_{j=0}^2 \frac{y_i(k)}{y_{i-jT}(k)} - 3 \left(\frac{y_{i+1}(k)}{y_i(k)} \right)^{i-1} > 0$ 时, 三阶相关峭度反卷积算法达到稳定条件, 此时关键机组监测到的混合信号被盲提取.

4 算法验证

我们输入一组混合采样信号来模拟实际的关键机组监测的输入混合信号情况, 通过 M3CKD 算法, 再通过三阶峭度反卷积逆滤波器, 对采集到的电机相电流进行滤波, 混合信号被盲提取, 再恢复出源信号, 仿真思路如图 4 所示.

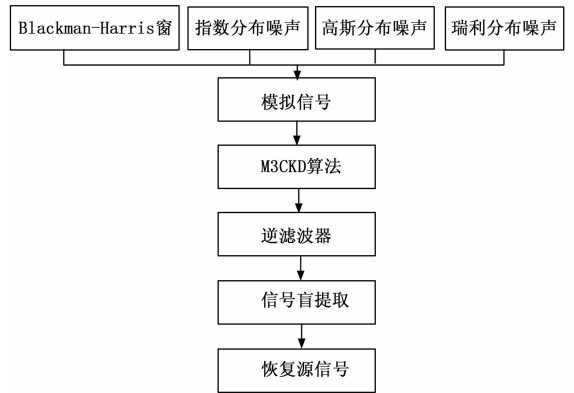


图 4 M3CKD 算法框图

布莱克曼窗哈里斯窗是一种具有良好旁瓣性能的四项系数三阶余弦窗, 具有主瓣宽、旁瓣低、幅度识别精度高等特点, 它的时域特性就是它的峰度很尖锐, 而本文中所模拟的信号模型正是需要这样的特点, 故仿真数据由布莱克曼窗哈里斯函数和噪声函数两部分组成. 噪声函数由指数分布噪声、高斯分布噪声和瑞利分布噪声混合叠加而成, 选择这三种噪声是因为所要模拟的信号是非平稳的, 使研究更具现实意义.

将实验的参数设置为: 采样 3 000 个数据; 有限冲击响应滤波器抽头系数设为 50; 算法的迭代次数为 15 次; 反卷积采样周期 T 为 10. 运行 M3CKD 算法, 模拟数据经过三阶相关峭度反卷积算法, 得到逆滤波器反卷积输出最大值.

图 5 的波形图即为对关键机组监测时采集的电机电流

信号, 在信号幅值处出现一个明显的波峰, 波峰处的电流信号位置即是包含野点的信号所在位置, 此时观测输入值大于故障监测阈值, 设备应处于检修工况, 该处也是引起机组或设备非正常状况的主要原因所在。

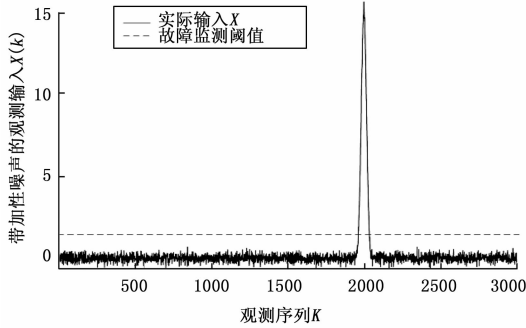


图 5 采样序列模拟数据

根据图 6 可以看出, 电流信号经过三阶峭度反卷积滤波器之后, 得到一个滤除噪声信号的反卷积输出信号, 相比于原始观测序列, 此时的电流信号有更好的信噪比。

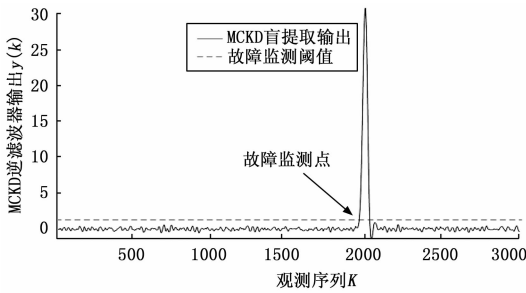


图 6 三阶相关峭度反卷积逆滤波器输出

图 7 是观测信号通过采样周期为 10 的滤波器的单位响应, 单位冲击响应的范围约在 $-0.2 \sim +0.3$ 之间。该滤波器可根据采集到的观测信号的不同以及实验次数的不同, 自行根据输入信号来调整单位响应的序列, 使滤波器对电流信号有更好的滤波效果。

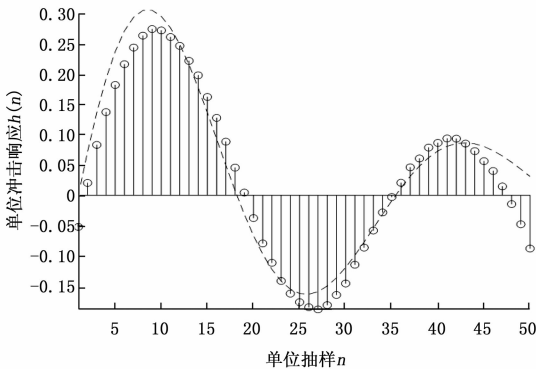


图 7 滤波器的单位冲击响应

图 8 是根据滤波器的输出, 对故障点进行定位, 通过仿真结果可以观测到野点所在的位置和幅值, 即在 $x = 2003$ 处, 信号被提取, 其幅值为 30.99。此时我们可以监

测出电流发生故障的具体位置, 并可以由此对机组设备进行故障定位检修, 使得该处振动峰值低于振动阈值, 让机组恢复正常的工况状态。

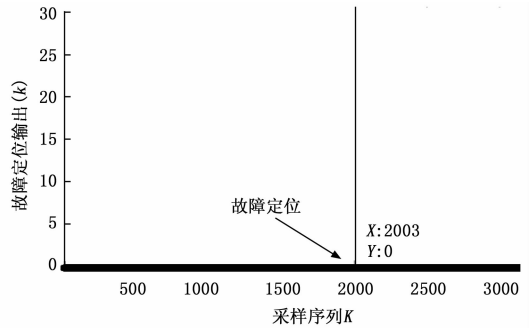


图 8 信号峰值提取

图 9 可以观察最大三阶相关峭度反卷积算法的迭代过程, 在迭代 1~4 之间使相关峭度在逐渐增大, 当迭代次数在 4 次以后, 三阶相关峭度达到最大值, 此时的提取误差达到最小且趋于定值, 反卷积算法收敛并且趋于稳定, 此时滤波器获得了最优迭代解, 对电流信号的监测效果最好, 且在经过有限次迭代后, $CK_i(T)$ 达到了迭代终止条件。

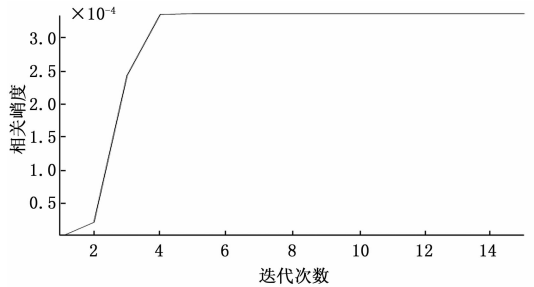


图 9 三阶相关峭度算法迭代次数

综上所述, 我们可以看出, 在经过三阶相关峭度逆滤波器之后, 输出的电流信号幅值相比于之前是有所提高的。经过调整参数进行多次实验后, 可以发现噪声参数在一定范围内变大时会引起迭代次数的增加, 同时收敛速度会变慢。在该次实验中, 将噪声参数控制在 $0.2 \sim 1$ 之间, 可以得到较好的仿真曲线, 能够有效地提取出电流故障点的位置, 说明该算法具有稳定性、快速收敛性、实用性的特点, 相较于传统算法改善了收敛性急剧降低的问题, 适用于实际监测应用。

5 结束语

本文对薄膜生产的关键机组的震动分析采用了最大三阶相关峭度反卷积滤波器, 以观测序列的三阶相关峭度最大为代价函数, 求出滤波器的最优迭代解, 提取并且识别出振动峰值, 将该算法用于趋势分析和异常信号检测, 可发现设备潜在的故障, 且通过实时监测系统, 可提高设备的管理和实时维护, 避免不必要的故障出现。另外, 对所

(下转第 50 页)