

低信噪比下松动部件的检测方法^{*}

孟剑林¹, 陈若宇¹, 黄港婷¹, 张祥林², 王明明², 谢石林¹

(1. 西安交通大学航天航空学院 西安, 710049) (2. 陕西卫峰核电子有限公司 西安, 710065)

摘要 针对低信噪比环境下核电站松动件的检测, 以降低误报率、漏报率为目标, 提出了一种基于盲解卷积算法的松动部件冲击响应提取方法, 并进一步结合支持向量机分类辨识算法, 给出了一种低信噪比环境下核电站松动部件检测方法。利用叠加实堆背景噪声的平板钢球跌落实验数据开展了报警研究, 并对盲解卷积算法进行了参数优化设计。结果表明: 优化后的盲解卷积算法能够很好地恢复出信噪比低至-20dB的冲击响应信号, 并使噪声能量降低了75%, 有效抑制了噪声; 给出的松动部件检测方法在信噪比低至-14dB时, 仍具有极低的漏报率, 并且噪声误报率和脉冲干扰误报率为零, 因而具有良好的抗误报、抗漏报能力。

关键词 信噪比; 振动; 松动部件; 盲解卷积; 支持向量机

中图分类号 TH113.1

引言

松动部件监测系统 (loose parts monitoring system, 简称 LPMS) 是核电站故障探测的主要诊断工具之一, 应用于核电站一回路冷却剂系统中松动部件的监测。其目的是探测和定位可能存在于一回路系统中的松动件或脱落件, 对其进行定位和质量估计, 为后续操作提供参考, 从而保证核电站运行的安全性和可靠性^[1-4]。松动部件监测系统核心算法主要由松动件报警、定位和质量估计三个方面组成^[5]。其中, 能够快速准确地监测和识别到零件跌落信号的报警算法是松动部件监测系统的重要研究内容之一。

文献^[2]提出当信号的短时均方根值超过设定的固定阈值和动态阈值时进行报警, 该方法在信噪比较强的情况下效果显著。方力先等^[6]提出先将信号进行小波去噪, 然后以相对噪声较小的尺度作为报警基准, 采用均方根阈值 (root mean square, 简称 RMS) 和 RMS 时间宽度阈值的双阈值小波报警算法, 并指出较大的环境噪声将降低该方法的报警准确率。Szappanos 等^[7]提出先将信号进行白化处理, 再通过序贯概率比检验的报警算法, 实验发现在存在脉冲干扰的情况下, 白化效果不明显。Cao

等^[8]结合自回归 (auto regression, 简称 AR) 模型白化处理和支撑向量机进行报警, 提高了算法抗脉冲干扰能力。对于松动部件响应信号去噪算法的研究, Kim 等^[9]提出根据信号之间的差异选用移动平均滤波算法进行去噪, 该方法在处理高频噪声时效果明显。Figedy 等^[10]提出将奇异谱分析和离散小波变换应用于信号去噪, 该方法在奇异谱分析时, 重构特征量会随着信噪比降低明显增加。杨波等^[11]提出将小波包应用于信号去噪, 该方法在信噪比低至冲击信号被噪声完全淹没时则完全失效。

由于压水堆中松动件碰撞发生在一回路系统的冷却剂中, 与在空气中相比, 碰撞波的传播特性有明显不同。文献^[12]通过应用噪声分析技术, 研究了水对碰撞波产生和传播的影响, 实验显示, 碰撞发生在水中时, 响应加速度的最大幅值约为空气中的 1/9, 衰减时间约为空气中的 1/4。另一方面, 对于质量较小的松脱部件, 当其与管壁发生侧碰撞时, 引起的跌落响应幅值会大大降低。此外, 距离传感器较远的跌落事件, 由于阻尼作用和波的衰减, 导致接收到的响应信号幅值明显降低。这样, 对于实际的核电站一回路系统, 需要研究适用于低信噪比环境下松动部件碰撞信号的有效检测方法。

对于目前的 LPMS 系统, 误报警的产生主要有以下原因: ①松动部件的响应信号淹没于背景噪声

^{*} 国家自然科学基金资助项目 (11872290); 国家自然科学基金联合基金资助项目 (U1430129)

收稿日期: 2018-07-09; 修回日期: 2018-09-13

中;②控制棒的运动和电动阀门的振动;③电气设备产生的电磁脉冲干扰^[13]。可见,为了减小 LPMS 系统的误报率,报警算法既要能准确检测低信噪比下的松动部件跌落信号,又要同时能有效排除其他非跌落事件的干扰。盲解卷积处理技术是一种信号分离提取的有力工具,可以在几乎没有先验知识的情况下,从混合信号中恢复源信号,主要应用于声信号诊断、图像复原和机械设备状态监测方面^[14-16]。其核心思想是仅根据响应信号进行解卷积求解,以期得到源信号。支持向量机则是基于统计学习理论发展起来的一种有效的新型模式识别方法,主要应用于人脸识别、文本分类、语音识别以及一些智能系统的学习,在识别分类方面具有良好的学习能力和泛化能力^[17]。

根据上述两种方法的优点,笔者提出了一种基于盲解卷积的低信噪比环境下核电站跌落部件冲击响应信号提取方法,并进一步结合支持向量机算法,给出了一种松动件的检测方法,最后基于平板钢球跌落实验,对所提检测方法开展了验证研究。

1 基于盲解卷积的冲击响应提取方法

1.1 盲解卷积的基本原理与目标函数算法

盲解卷积的基本模型^[18]如图 1 所示。

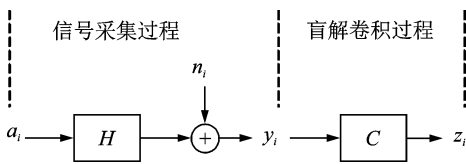


图 1 盲解卷积模型

Fig. 1 Blind deconvolution model

将核电站结构简化为非最小相位、线性时不变系统 H 。当冲击事件发生时,原始跌落冲击响应信号 a_i 在核电站系统 H 的作用下,得到传感器采集信号 y_i ,即观测信号。在系统 H 和系统输入信号均未知的情况下,求源输入信号的过程即为盲解卷积。其基本思想是构造系统 H 的反系统 C ,使得经系统 C 处理后的信号 z_i 接近于原始跌落信号 a_i 。

对于有限冲击响应模型,系统输入输出关系可以表示为

$$z_i = \sum_{l=1}^L c_l y_{i-l} = [c_1 \ c_2 \ \cdots \ c_L] \begin{bmatrix} y_{i-1} \\ y_{i-2} \\ \vdots \\ y_{i-L} \end{bmatrix} = \mathbf{c}^T \mathbf{Y}_i \quad (1)$$

这里采用一种基于 k 阶统计量的目标函数算法

(objective function method, 简称 OFM)^[18]用于盲解卷积求解,其目标函数可以表示为

$$O_k(c(l)) = \sum_{j=1}^N z^k(j) / \left[\sum_{j=1}^N z^2(j) \right]^{k/2} \quad (2)$$

其中: k 为系统 C 输出统计量阶数; N 为数据长度。

通过选择不同的 k 值可以得到不同阶数的目标函数,令 $\partial O_k(c(l)) / \partial c(l) = 0$,联立公式,得到

$$\left[\sum_{j=1}^N z^2(j) / \sum_{j=1}^N z^k(j) \right] \sum_{j=1}^N z^{k-1}(j) y(j-l) = \sum_{p=1}^L c(p) \sum_{j=1}^N y(j-l) y(j-p) \quad (3)$$

可以写成矩阵形式为

$$\mathbf{b}_k^{yz} = \mathbf{R}_{yy} \mathbf{c} \quad (4)$$

其中: \mathbf{b}_k^{yz} 为与观测信号 $y(i)$ 和恢复信号 $z(i)$ 有关的高阶统计量; \mathbf{R}_{yy} 为观测信号的自相关矩阵; \mathbf{c} 为系统 C 的参数向量。

在矩阵等式(4)中,由于 \mathbf{c} 和 $z(i)$ 均未知,直接求解难度大,因此选择迭代计算的方法进行求解。

OFM 迭代求解步骤如下:

- 1) 按一定信噪比生成原始信号;
- 2) 生成初始系数向量 $\mathbf{c}^{(0)}$, 设置初始迭代次数 $d=1$;
- 3) 根据系数向量 $\mathbf{c}^{(d-1)}$ 和输入信号 y_i , 计算输出信号 z_i 和矩阵 $(\mathbf{R}_{yy})^d$;
- 4) 根据输入信号 y_i 和输出信号 z_i , 计算 $(\mathbf{b}_k^{yz})^d, \mathbf{c}^d = ((\mathbf{R}_{yy})^d)^{-1} (\mathbf{b}_k^{yz})^d$;
- 5) 计算误差值 $\mathbf{e} = \frac{\mathbf{c}^d - \mathbf{c}^{d-1}}{\mathbf{c}^{d-1}}$, 若 $|E(\mathbf{e})| \leq e_t$, 迭代完成,输出结果;若 $|E(\mathbf{e})| > e_t, d=d+1$, 返回步骤 3。

1.2 基于目标函数算法的平板钢球跌落信号提取

下面基于平板钢球跌落实验,检验 OFM 算法的信号恢复效果。平板钢球跌落实验示意如图 2 所示,平板采用 Q235 碳素结构钢,其尺寸为 $850 \text{ mm} \times 850 \text{ mm} \times 10 \text{ mm}$,两端固支。传感器位置布置见图 2,共采用 9 组加速度传感器通道,通过不同质量的钢球撞击平板结构来模拟核电站松动部件跌落,提取出各传感器通道采集到的加速度信号作为模拟松动部件跌落响应信号。将该信号与实际核电站工作环境下的背景噪声叠加,可以得到分析需要的噪声混叠信号。表 1 给出了实验中采用的跌落小球质量和跌落高度。

实际松动部件的脱落、移动以及碰撞过程均发生在水中,与发生在空气中相比,幅值会有较大降

表1 实验中采用的跌落质量和跌落高度

Tab. 1 Drop mass and drop height used in the experiment

质量/g	高度/cm	质量/g	高度/cm
110	20,30,50	509	20,30,50
227	20,30,50	877	20,30
373	20,30,50	1 400	20,30

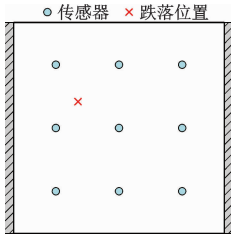


图2 平板钢球跌落实验图

Fig. 2 Ball drop experiment diagram

低^[12]。此外当质量较小的松脱件发生侧碰时或是跌落处距离传感器较远时也会显著减低信号响应峰值,这些都会导致实际工程中松脱件的跌落响应信号具有较低的信噪比。这里信号的信噪比定义为

$$\text{SNR} = 10\lg(P_r/P_n) \quad (5)$$

其中: P_r 为冲击响应的功率大小; P_n 为噪声信号的功率大小。

如图3所示,为了模拟低信噪比的冲击响应信号,选取某典型冲击响应信号与某噪声信号,保持噪声水平不变,等幅压缩冲击响应信号的幅值,按照信噪比 $\text{SNR} = -15 \text{ dB}$ 叠生成仿真信号。此时冲击响应信号与噪声信号幅值相当,冲击响应大部分淹没在噪声信号当中,难以直接辨识。

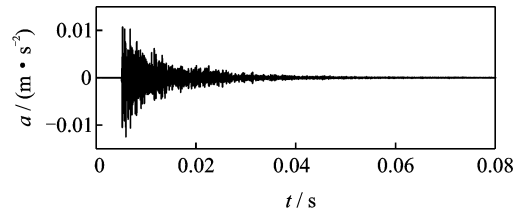
将叠加生成的冲击响应信号($\text{SNR} = -15 \text{ dB}$)按照前述的迭代过程经 OFM 算法求解,对信号进行恢复。图4对比了经 OFM 算法处理前后的冲击响应信号,为了说明信号恢复提取的效果,图4也给出了信号的短时均方根图。原始冲击响应信号在强背景噪声的干扰之下,冲击峰值几乎难以辨识;而在经过 OFM 迭代处理之后,噪声水平得到了有效抑制,冲击峰值开始显现。以背景噪声为主要成分的能量幅值衰减至处理前能量的 25%,并趋于平坦。

图5给出迭代过程中短时均方根的变化图。随着迭代次数的增加,冲击峰位置的能量基本得到保留,噪声信号的能量得到衰减,幅值变化趋于平坦。

为了定量地表征算法的信号恢复效果,这里引入恢复信号与原始冲击响应信号间的相关系数作为特征量,依据标准协方差计算方法^[19],其可定义为

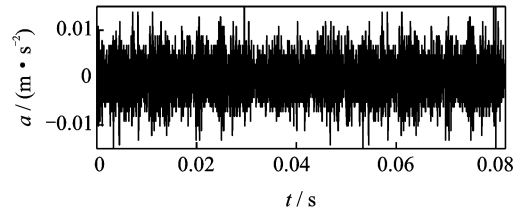
$$\rho_{xy} = \text{cov}(X, Y) / \sigma_x \sigma_y \quad (6)$$

相关系数的变化范围为 $[-1, 1]$,相关系数绝对



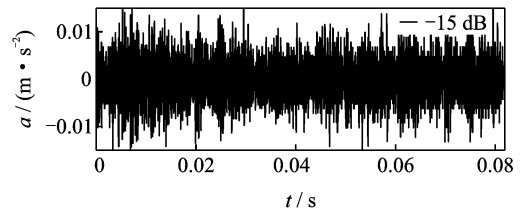
(a) 冲击响应信号时域波形

(a) Time-domain waveform of impulse response signal



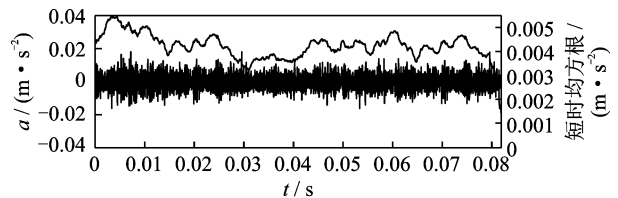
(b) 噪声信号时域波形

(b) Time-domain waveform of noise signal



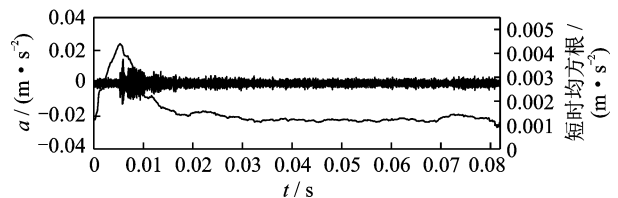
(c) 冲击响应信号时域波形(SNR=-15 dB)

(c) Time-domain waveform of impulse response signal (SNR=-15 dB)

图3 冲击响应信号和背景噪声信号时域波形(SNR=-15 dB)
Fig. 3 Time waveform of impulse response signal and background noise signal (SNR=-15 dB)

(a) OFM处理前原始信号波形及其短时均方根图

(a) Time-domain waveform and RMS of original signal before OFM processing



(b) OFM处理后信号波形及其短时均方根图

(b) Time-domain waveform and RMS of original signal after OFM processing

图4 冲击响应信号经 OFM 处理前后时域波形及短时均方根图(SNR=-15 dB)

Fig. 4 Time waveform and short-term root mean square of impulse response signal before and after OFM processing (SNR=-15 dB)

值越大代表2个信号之间的线性相关程度越强,说明恢复程度越高。表2中列出了不同迭代次数下,

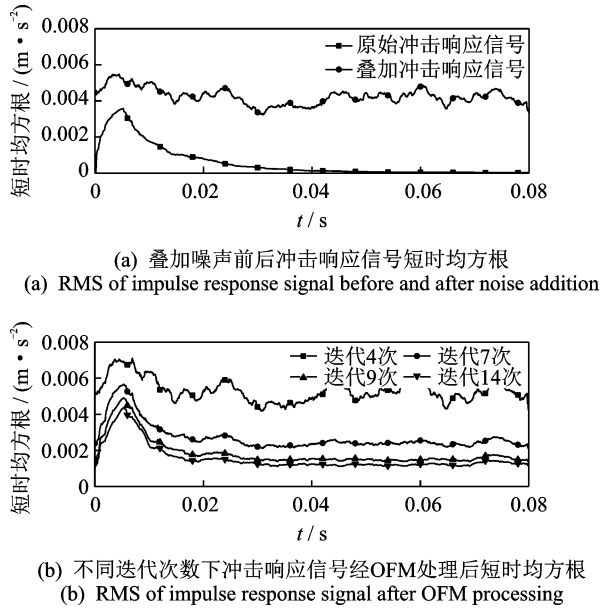


图 5 冲击响应信号经 OFM 处理后短时均方根图 (SNR = -15 dB)
Fig. 5 Short-term root mean square of impulse response signal after OFM processing (SNR = -15 dB)

恢复信号与原始冲击响应信号之间短时均方根间的相关系数。随着迭代次数的增加,相关系数呈增大趋势,并高于初始相关系数。经历 9 次迭代后,相关系数基本维持在 0.96,说明迭代已基本稳定。由上所述,短时均方根的相关系数大小与信号恢复程度具有很好的正相关性,可以用来定量表征信号的恢复程度。

表 2 恢复信号与原始冲击响应信号之间的短时均方根相关系数随迭代次数的变化
Tab. 2 Short-term root-mean-square correlation coefficient between the recovered signal and the standard impulse response signal varies with the number of iterations

迭代次数	0	4	7	9	14
相关系数	0.63	0.57	0.88	0.96	0.96

1.3 目标函数算法的参数优化设计

在盲解卷积迭代求解过程中,达到收敛条件时的迭代次数随着初始 c 参数选择的不同,会有较大的波动。对于有限冲击响应系统,可以认为其系统参数在一定时间段内保持不变,因此利用首次盲解卷积求解出系统的特性参数 c ,将其作为后续信号开始迭代的初始参数。图 6(a)分别给出了 3 组随机参数向量和 1 组优化后参数向量所得到的迭代历程曲线,可以看出经过优化处理以后,信号迅速达到很好的恢复效果,并保持稳定。图 6(b)进一步比较

了多组信号在优化前后达到收敛条件时的迭代次数,可以看出优化处理以后的迭代次数明显降低,增加了求解速度。

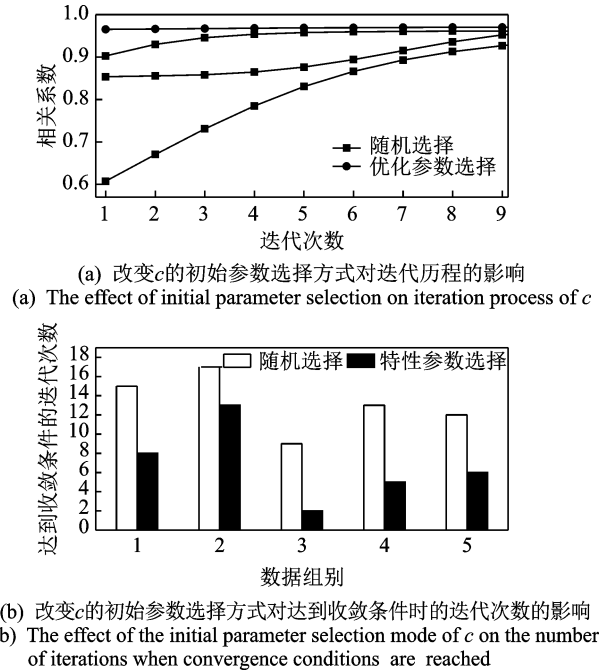


图 6 改变 c 的初始参数选择方式对恢复效果的影响
Fig. 6 Effect of changing initial parameters of c on the recovery effect

另一方面, c 的长度直接影响矩阵求逆运算的维度,进而影响求解稳定性和恢复效果。因此,需要寻找到最适合的系统长度。选取 4 组不同实验冲击响应信号与噪声信号进行叠加,以考察当系统长度改变时算法对信号的恢复效果,如图 7 所示。其横坐标表示信噪比的变化,纵坐标表示恢复信号与源信号的相关程度,用来表征恢复效果。可以看出:随着信噪比的降低, $L=5, 10, 15$ 时的恢复效果曲线均下降较快; $L=30$ 时的恢复效果下降速度不稳定; $L=20, 25$ 时,算法的恢复效果均达到较高水平。基于算法求解速度的考虑,最终选择 $L=20$ 作为目标函数算法的系统长度。

2 基于支持向量机的松动部件检测方法

2.1 检测方法基本原理

在实际的核电站 LPMS 系统监测采集信号中,除了噪声信号和松动件跌落冲击响应信号,还可能

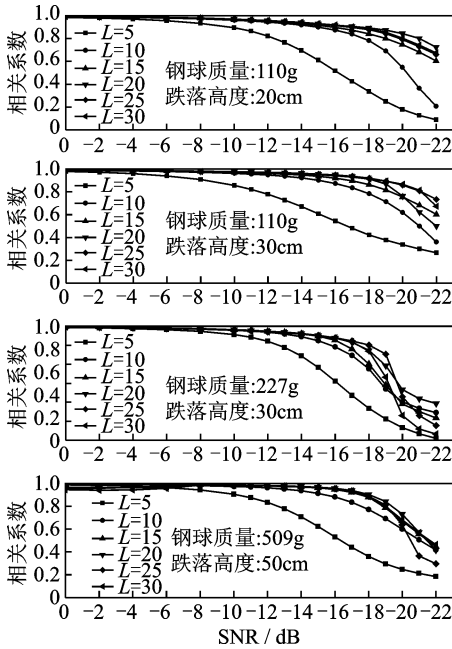


图7 不同长度的 c 值下恢复效果与信噪比关系曲线(选取4组实验冲击响应数据)

Fig. 7 Relationship between the recovery effect and signal-to-noise ratio with four groups of different c length

时屏蔽报警系统以免误报;后者的电磁脉冲干扰具有短时能量集中的特性,表现在时域波形上为一孤立的奇异点,仅通过时域幅值及短时均方根幅值进行判断容易发生误报。由于电磁脉冲干扰与噪声信号的性态差异明显以及其对后续质量估计的不利影响,算法考虑了电磁脉冲信号的辨识。

报警系统的基本作用是能够准确监测到冲击事件,发出报警指令。评价松动部件监测报警系统性能的两个主要指标是漏报率(false negative rate, 简称 FNR)和误报率(false positive rate, 简称 FPR),其计算公式为

$$FNR = \frac{FN}{SN} \times 100\% \quad (7a)$$

$$FPR = \frac{FP}{SP} \times 100\% \quad (7b)$$

其中:SN组为非冲击事件响应信号;FN为错误识别为非冲击响应样本数;SP组为真实冲击事件响应信号;FP为错误识别为冲击响应信号样本数。

为了同时降低系统的误报率和漏报率,这里提出了 OFM 算法和支持向量机相结合的松动部件检测方法。OFM 算法用以提取被噪声淹没的冲击响应信号,并提高信号的信噪比;支持向量机可以通过对有限样本数据进行学习,使支持向量机模型具有了识别信号的能力,从而实现对松动件跌落冲击响应信号、脉冲干扰信号以及噪声信号的有效辨识。

支持向量机(supporter vector machine, 简称 SVM)是基于统计学习理论发展起来的一种新型模式识别方法,起初是用于解决两类数据的分类问题,其核心思想是建立一个最优超平面作为决策曲面,使得两类数据之间的隔离边缘最大化^[17,20]。

支持向量机辨识过程由数据库建立、支持向量机模型生成及信号辨识等部分组成,如图8所示。根据辨识要求,数据库中应包含3种类别信号:冲击响应信号、噪声信号和脉冲干扰信号,其中冲击响应信号采用平板钢球跌落实验数据,噪声信号与脉冲干扰信号均采用核电站实堆背景信号的噪声信号与脉冲干扰信号。表3给出了3种信号的训练标签(x_i, x_{label})。

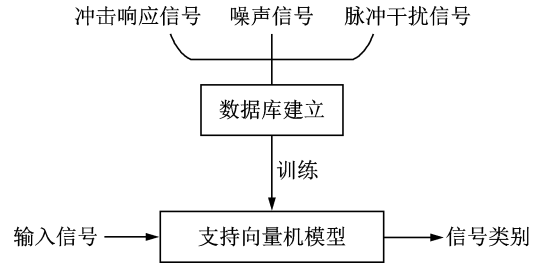


图8 支持向量机辨识过程

Fig. 8 Support vector machine identification process

表3 支持向量机训练数据及对应训练标签

Tab. 3 Training data and training labels of the support vector machine

训练数据 x_i	训练标签 x_{label}
冲击响应信号	0
噪声信号	1
脉冲干扰信号	2

图9给出了低信噪比环境下松动件检测方法的2种方案具体流程,方案1直接将原始采集信号的短时均方根(取5ms数据宽度)数据输入至支持向

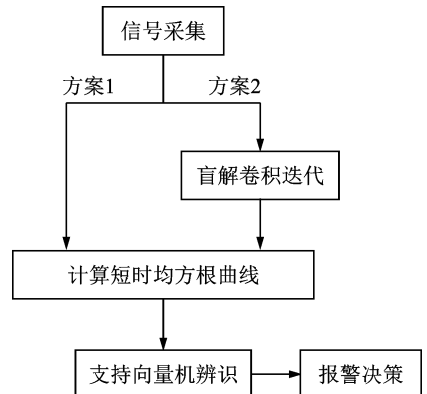


图9 松动部件检测方法流程

Fig. 9 Loose parts detection process

量机中辨识,根据辨识结果进行报警决策;方案 2 则将原始采集信号经过 OFM 盲解卷积迭代处理,然后计算其短时均方根,并输入至已训练好的支持向量机模型,根据辨识结果进行报警决策。

2.2 基于相同质量松动件相同高度跌落响应数据检测

实验过程中,首先利用质量为 110g、跌落高度为 20cm、不同跌落位置获得的多组钢球跌落实验数据,与核电站实堆背景噪声进行叠加,生成一定信噪比的冲击响应信号,然后利用支持向量机对不同信噪比冲击响应信号、噪声信号与脉冲干扰信号进行辨识,辨识结果如表 4 和表 5 所示。

表 4 支持向量机识别结果(方案 1)

Tab. 4 Recognition results of the support vector machine without OFM processing (scheme 1) %

SNR/dB	漏报率	噪声误报率	脉冲干扰误报率
0	0	4	18
-5	0	4	18
-10	0	4	18
-12	16	4	18
-13	28	4	18
-14	40	4	18
-15	56	4	18

仿真数据的钢球质量为 110g,跌落高度为 20,30,50 cm

表 5 支持向量机识别结果(方案 2)

Tab. 5 Recognition results of the support vector machine with OFM processing (scheme 2) %

SNR/dB	漏报率	噪声误报率	脉冲干扰误报率
0	0	0	0
-5	0	0	0
-10	0	0	0
-12	0	0	0
-13	0	0	0
-14	0	0	0
-15	8	0	0

仿真数据的钢球质量为 110 g,跌落高度为 20,30,50 cm

从表 4 的数据可以看出,在未经 OFM 算法处理(方案 1)下,当信噪比降至 -12 dB 时,已存在明显漏报率,随着信噪比降低,识别能力逐渐减弱;同时噪声误报率和脉冲干扰误报率也处于较高水平,识别效果较差。结合表 4 和表 5 的数据可以看出,经过 OFM 算法处理(方案 2)之后的漏报率显著降

低,当信噪比大于 -14 dB 时,漏报率极低,基本不会发生漏报,同时也降低了噪声误报率和脉冲干扰误报率。

2.3 基于不同质量松动件不同高度跌落响应数据检测

考虑不同质量、不同高度对跌落响应识别能力的影响。实验中通过改变钢球质量和跌落高度(每种工况下的钢球质量及跌落高度见表 1),可采集到多组跌落冲击响应信号。将实验数据与噪声信号叠加(-12 dB),经 OFM 算法处理,如图 10 所示。可以看出,不同钢球质量和跌落高度情况下,冲击响应信号恢复后的短时均方根与源信号之间的相关系数均高于 0.91,达到了较好的恢复效果。利用支持向量机对不同钢球质量的各组信号分别进行辨识,以观察钢球质量对支持向量机辨识能力的影响,辨识结果如表 6 所示。可以看出,随着质量的增加,检测方法仍具有较好的识别能力,没有明显的下降。

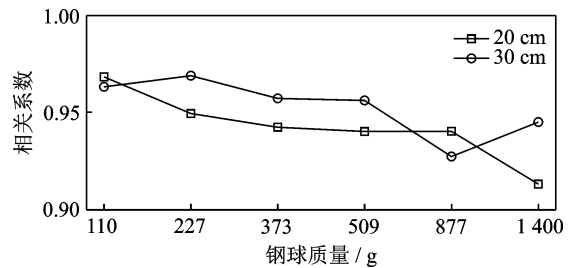


图 10 质量和跌落高度对信号恢复程度的影响

Fig. 10 The effect of mass and drop height on signal recovery degree

表 6 不同钢球质量下支持向量机识别结果

Tab. 6 Recognition results of the support vector machine with different ball quality g

SNR/dB	漏报率/%				
	100	227	373	877	1 400
5	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0
-5	0	0	0	0	0
-10	0	0	0	0	0
-12	0	0	0	0	0
-13	0	4	0	0	0
-14	0	10	2	0	8
-15	8	18	16	6	20

噪声误报率和脉冲干扰误报率为 0

每组仿真数据的跌落高度为 20,30,50 cm

将不同质量、不同跌落高度的实验数据等比例混合,进行支持向量机训练和识别,结果如表 7 所

示。可以发现,相较于单一质量跌落高度的识别结果,多质量、不同跌落高度下算法的漏报率有略微增加,但仍具有很好的抗噪声、抗脉冲干扰的能力。

表7 支持向量机识别结果

Tab.7 Recognition results of the support vector machine %

SNR/dB	漏报率	噪声误报率	脉冲干扰 误报率
0	0	0	0
-5	0	0	0
-10	0	0	0
-12	0	0	0
-13	2	0	0
-14	8	0	0
-15	12	0	0

2.4 对含有2次碰撞时松动件跌落响应的检测

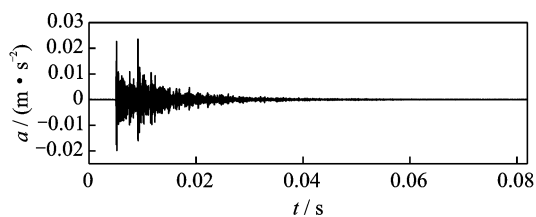
当松动部件跌落后,可能与核电站结构内部产生多次碰撞。以2次碰撞为例,研究多次碰撞对检测算法识别能力的影响。2次碰撞信号由存在时间延迟的2组原始冲击响应信号叠加生成,时间延迟使第1次碰撞的衰减阶段与第2次碰撞的开始阶段重叠,仿真波形及OFM处理结果如图11所示,可以看出OFM算法可以成功恢复信噪比为-12 dB的2次碰撞信号。

仿真生成100组2次碰撞响应信号,将其短时均方根输入至已训练完成的支持向量机中。其中99组数据正确识别为冲击响应信号,1组数据误识别为噪声数据,漏报率为1%。可以看出当松动件跌落冲击含有2次碰撞时,检测方法仍能恢复并正确辨识出冲击响应信号。

3 结论

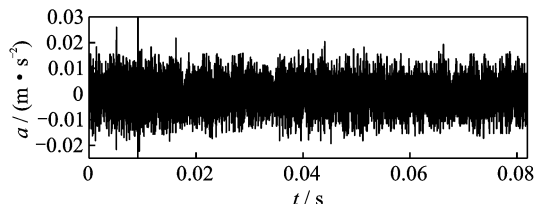
1) 将一种基于高阶统计量的盲解卷积算法应用于强噪声背景下松动部件的冲击响应提取,并对盲解卷积算法进行了参数优化设计,显著提高了求解速度和信号提取能力。利用平板钢球跌落实验数据和实堆背景噪声数据开展了方法验证研究,结果表明,盲解卷积算法能够很好地提取出淹没于噪声信号中的冲击响应信号,并使非冲击时刻的噪声能量降低了75%,有效地抑制了噪声,显著提高了信号的信噪比。

2) 结合盲解卷积算法和支持向量机的辨识分类算法,提出了一种低信噪比环境下核电站松动部件检测方法。平板钢球跌落实验的检测结果表明,



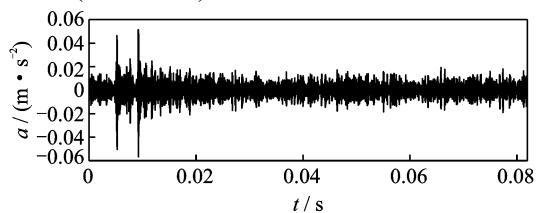
(a) 2次碰撞原始信号时域波形

(a) Time-domain waveform of the two collision original signal



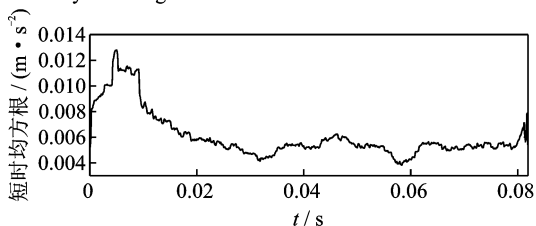
(b) 叠加冲击响应信号时域波形(SNR=-12 dB)

(b) Time domain waveform of superimposed impulse response (SNR=-12 dB)



(c) 经OFM算法处理后冲击响应信号时域波形

(c) Time domain waveform of impulse response signal processed by OFM algorithm



(d) 经OFM算法处理后冲击响应信号短时均方根

(d) RMS of impulse response signal processed by OFM algorithm

图11 OFM算法识别2次碰撞信号(SNR=-12 dB)

Fig. 11 OFM algorithm to identify secondary collision signal (SNR=-12 dB)

在信噪比降低至-14 dB时,仍具有极低的漏报率,并且噪声误报率及脉冲干扰误报率为零。在考虑多质量、多跌落高度、多次碰撞等实际工况下,该方法仍具有良好的抗误报和抗漏报能力。

参 考 文 献

- [1] SZAPPANOS G, FEHER A, LÖRINCZ J, et al. A new digital expert loose part detection system[J]. Annals of Nuclear Energy, 1997, 24(14): 1097-1103.
- [2] BECHTOLD B, KUNZE U. KUES'95-the modern diagnostic system for loose parts monitoring [J]. Progress in Nuclear Energy, 1999, 34(3): 221-230.
- [3] MAYO C W. Loose-part mass and energy estimation

- [J]. *Progress in Nuclear Energy*, 1999, 34(3): 263-282.
- [4] FANG L X, JI T T, ZENG F, et al. A study on the method of impact mass estimation of loose parts[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2014, 70: 242-248.
- [5] MA J, JIANG J. Applications of fault detection and diagnosis methods in nuclear power plants; a review [J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2011, 53(3): 255-266.
- [6] 方力先, 倪益华. 用小波非线性阈值滤波法检测反应堆松动件冲击信号[J]. *原子能科学技术*, 2004, 38(2): 159-161.
FANG Lixian, NI Yihua. Detection of impact signal from the reactor loose parts by wavelet nonlinear threshold value filtering method[J]. *Atomic Energy Science and Technology*, 2004, 38(2): 159-161. (in Chinese)
- [7] SZAPPANOS G, POR G. Basics ideas and realization of completely digitized loose part detectin system HELPS[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 1999, 34(3): 195-201.
- [8] CAO Y, HE Y, ZHENG H, et al. An alarm method for a loose parts monitoring system[J]. *Shock and Vibration*, 2012, 19(4): 753-761.
- [9] KIM J S, HWANG I K, KIM T W, et al. An automatic diagnosis method for loose parts monitoring system[C]//2001 IEEE International Symposium on Industrial Electronics Proceedings. [S. l.]: IEEE International Symposium on, 2001: 1971-1977.
- [10] FIGEDY S, OKSA G. Modern methods of signal processing in the loose part monitoring system[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2005, 46(3/4): 253-267.
- [11] 杨波, 夏虹, 张晓玉. 基于自适应阈值的小波包在松动部件信噪分离中的研究[J]. *原子能科学技术*, 2014, 48(11): 2045-2050.
YANG Bo, XIA Hong, ZHANG Xiaoyu. Research on signal-noise separation in loose parts impact signal based on autonomous adaptive threshold wavelet packets [J]. *Atomic Energy Science and Technology*, 2014, 48(11): 2045-2050. (in Chinese)
- [12] 周文娟, 陈廷相. 压水堆松动件故障监测中水对碰撞波影响的研究[J]. *核动力工程*, 1998, 19(6): 509-513.
ZHOU Wenjuan, CHEN Tingxiang. Study on impact of medium water on collision wave in loose parts monitoring systemt of PWR[J]. *Nuclear Power Engineering*, 1998, 19(6): 509-513. (in Chinese)
- [13] POR G, KISS J, SOROSANSZKY I, et al. Development of a false alarm free, advanced loose parts monitoring system (ALPS)[J]. *Progress in Nuclear Energy*, 2003, 43(1/4): 243-251.
- [14] AYERS G, DAINTY J C. Iterative blind deconvolution method and its applications[J]. *Optics Letters*, 1988, 13(7): 547-549.
- [15] CHAN T F, WONG C K. Total variation blind deconvolution[J]. *IEEE transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 370-375.
- [16] LEE J Y, NANDI A. Blind deconvolution of impacting signals using higher-order statistics[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1998, 12(2): 357-371.
- [17] AKATA Z. Good practice in large-scale learning for image classification[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 36(3): 507-520.
- [18] NANDI A K, MAMPEL D, ROSCHER B. Blind deconvolution of ultrasonic signals in nondestructive testing applications [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(5): 1382-1390.
- [19] LEE R J, NICEWANDER W A. Thirteen ways to look at the correlation coefficient[J]. *The American Statistician*, 1988, 42(1): 59-66.
- [20] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. *电子科技大学学报*, 2011, 40(1): 2-10.
DING Shifei, QI Bingjuan, TAN Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, 40(1): 2-10. (in Chinese)



第一作者简介:孟剑林,男,1996年11月生,硕士生。主要研究方向为系统参数辨识和载荷识别等。

E-mail: mengjianlin@stu.xjtu.edu.cn

通信作者简介:谢石林,男,1971年10月生,教授。主要研究方向为振动与噪声控制、智能材料、损伤检测和载荷识别等。

E-mail: slxie@mail.xjtu.edu.cn