

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2024.02.013

基于开关卡尔曼滤波的叶轮故障振动信号特征提取

袁艳¹, 李峰², 王东³

(1. 西安交通工程学院 机械与电气工程学院, 陕西 西安 710399;

2. 西安交通大学 机械工程学院, 陕西 西安 710049;

3. 中国煤炭科工集团 西安研究院, 陕西 西安 710076)

摘要:为了提高滤波器下故障信号时域波形有效信息的提取能力,设计一种开关卡尔曼滤波算法应用到叶轮故障振动信号特征提取领域。预测出所有时间点监测数据最可能呈现出的状态,将噪声除去且有效辨别各冲击成分,进一步加强信号的信噪比。仿真信号结果表明,滤波后信噪比接近于噪声添加后的信噪比,脉冲辨别成效显著。试验验证结果表明,测量得到信号中有着显著的噪声,各个时刻评判出的信号成分都与现实情况相符。该研究可以拓宽到其他的机械传动领域,且具有很好的市场应用价值。

关键词: 叶轮; 开关卡尔曼滤波; 特征提取; 噪声信号

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2024)02-0067-04

Feature Extraction of Impeller Fault Vibration Signal Based on Switched Kalman Filter

YUAN Yan¹, LI Feng², WANG Dong³

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Traffic Engineering Institute, Xi'an 710399, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

3. Xi'an Research Institute, China Coal Science and Industry Group, Xi'an 710076, China)

Abstract: In order to improve the effective information extraction ability of fault signal time-domain waveform under filter, a switched Kalman filter algorithm was designed and applied to the feature extraction field of impeller fault vibration signal. The most likely state of monitoring data at all time points was predicted, the noise was removed and each impact component was effectively distinguished, and the signal to noise ratio was further strengthened. The simulation signal results show that the signal to noise ratio after filtering should be close to the noise ratio after adding noise, and the pulse discrimination effect is remarkable. The experimental verification results indicate that there is a significant noise in the measured signal, and the components of the signal judged at every moment are consistent with the reality. This research can be extended to other fields of mechanical transmission and has good market application value.

Keywords: rolling bearing; switched Kalman filter; feature extraction; noise sign

0 引言

国内高炉煤气余压发电装置(TRT),其叶轮作为核心部件,在运行过程中受到流体载荷、离心力载荷等多种不同荷载的共同作用,极易受损,同时产生激烈的振动,甚至产生共振,引发机组故障,造成经济损失和人员伤亡^[1]。目前,已有许多学者对如何提取叶轮的故障特征进行研究,且获得大量成果^[2]。贺王鹏等^[3]提出了一种全新的超小波构造方式,实现对初期故障微弱信息的有效提取。CUI L L等^[4]通过对匹配追踪算法等方

式的利用,着重分析叶轮故障诊断方法。AHMED H O A等^[5]首先通过对压缩感知法的利用,形成相应的压缩测量信号;其次,在深度神经网络的基础上对数据的超完备稀疏表示进行学习;最后,对故障类别实施划分,仍可测量极度压缩。以上诊断形式都以最终的诊断效果为中心,并未对诊断过程的时效性引起重视。

卡尔曼滤波算法的计算过程仅利用目前的监测数据以及上个步骤的最佳估计值,所以理论层面无需保存非常多的监测数据,有利于缓解硬件储存负担,同时也可大大提高计算速率。自卡尔

基金项目: 西安交通工程学院中青年基金项目(2022KY-09)

第一作者简介: 袁艳(1986—),女,陕西咸阳人,工程师,硕士,研究方向为机械设计,yuanyan0023@163.com。

曼滤波算法被 KALMAN RE^[6] 提出后,被广泛运用在航空制导和电气系统等方面;然而,现有研究却并未将其与叶轮故障诊断相结合。KHANAM S 等^[7]在提取叶轮故障特征的过程中利用 H_∞ 滤波和卡尔曼滤波,结果发现卡尔曼滤波在诊断叶轮故障中的运用是完全可行的,然而创建的单一滤波器模型无法对故障信号的变化情况进行衡量;同时,在时域波形下,无法实现对故障冲击的有效提取。

根据上述分析,本文提出全新的以开关卡尔曼滤波算法为基础的故障特征提取方法。针对不同状态构建卡尔曼滤波器,完成相应的处理工作。预测出所有时间点监测数据最可能呈现出的状态,从而将噪声除去且有效辨别各冲击成分,进一步加强信号的信噪比。通过试验验证,可实现对冲击成分的全面提取,说明本文所提方式是完全有效的。

1 开关卡尔曼滤波

在现实中,系统状态是随时发生变化的,所以本文提出了开关卡尔曼滤波算法。首先,对系统各式各样的状态进行分析,同时根据所有状态创建对应的卡尔曼滤波器;其次,对所有时刻不同状态的概率进行计算,从而判断出在此时刻系统会出现的状态^[8]。具体计算步骤如下。

基于贝叶斯估计理论,针对由 l 个卡尔曼滤波器描绘的动态系统模型的变换概率如下^[9]:

$$S_k^{i|j} = \frac{\mathbf{Z}_{ij} S_{k-1}^i}{\sum_{i=1}^l \mathbf{Z}_{ij} S_{k-1}^i} \quad (1)$$

式中: \mathbf{Z}_{ij} 是模型转移矩阵; S_k 是系统概率。

加权状态和协方差估计:

$$\tilde{X}_{k-1}^j = \sum_{i=1}^l S_k^{i|j} X_{k-1}^i \quad (2)$$

$$\tilde{P}_{k-1}^j = \sum_{i=1}^l S_k^{i|j} [P_{k-1}^i + (X_{k-1}^i - X_{k-1}^j)(X_{k-1}^i - X_{k-1}^j)^T] \quad (3)$$

式中: X 是后验状态估计值; P 是后验估计协方差。

将式(2)和式(3)的结果应用于式(1),能够得到所有模型相应的最佳状态。计算所有滤波器模型的似然估计:

$$L_k^i = N(V_k^i, 0, C_k^i) \quad (4)$$

式中:测量残差 $V_k = Y_k - \mathbf{H}\hat{X}_k$;残差协方差 $C_k = \mathbf{H}\hat{P}_k \mathbf{H}^T + R$ 。

在 k 时刻,所有模型的概率为

$$S_k^i = \frac{L_k^i \sum_{i=1}^l \mathbf{Z}_{ij} S_{k-1}^i}{\sum_{i=1}^l (L_k^i \sum_{i=1}^l \mathbf{Z}_{ij} S_{k-1}^i)} \quad (5)$$

更新以后的加权状态与协方差计算为

$$X_k = \sum_{i=1}^l S_k^i X_k^i \quad (6)$$

$$P_k = \sum_{i=1}^l S_k^i [P_k^i (X_k^i - X_k)(X_k^i - X_k)^T] \quad (7)$$

根据上述分析可知,本文通过开关卡尔曼滤波算法对故障信号进行处理,可实现对冲击成分的有效识别,从而达到故障诊断的目的。本文所提方法的详细流程如图 1 所示。

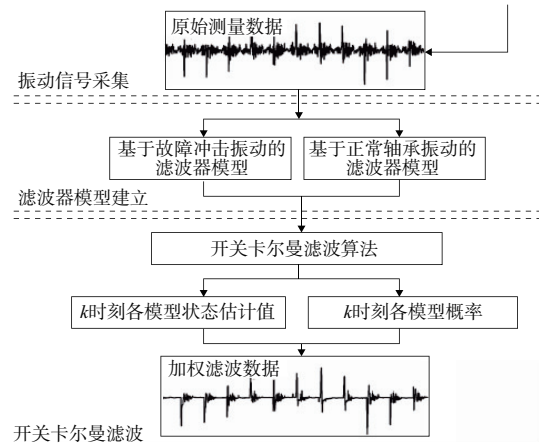


图 1 开关卡尔曼滤波故障诊断方法流程图

2 仿真与试验验证

2.1 仿真实验

对故障叶轮振动信号进行仿真,结果如图 2(a)所示。为了对各种信噪比状况下的噪声去除成效进行验证,针对图 2(a)中的信号添加高斯白噪声,使其信号信噪比达到 10 dB、-10 dB,结果如图 2(b)所示。针对图 2(b)中的信号进行时域滤波处理,最终结果如图 3 所示。通过对图 3(a)和图 2(b)的分析可知,开关卡尔曼滤波将噪声高效过滤,实现对冲击成分的有效辨别。如果噪声较大,判断时间较少,与现实误差极大。因此可知,如果噪声非常大,在滤波时通常会将后期幅值比较低的高频振动作为噪声,进而造成判断失误。本文所提方式可以基本准确判断冲击出现的时间点,这对于叶轮故障诊断是极其关键的。滤波前后指标值如表 1 所示。通过对比可知,相较于滤波前,滤波后的所有指标均有显著的改变。

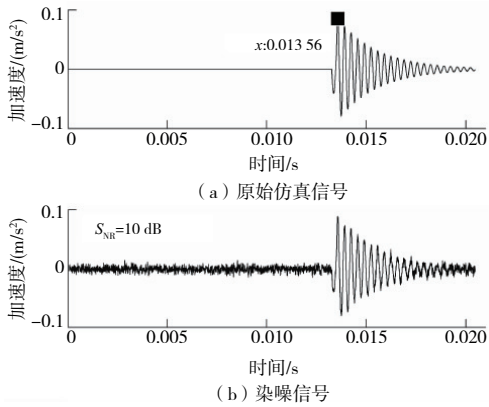


图2 仿真故障叶轮振动信号

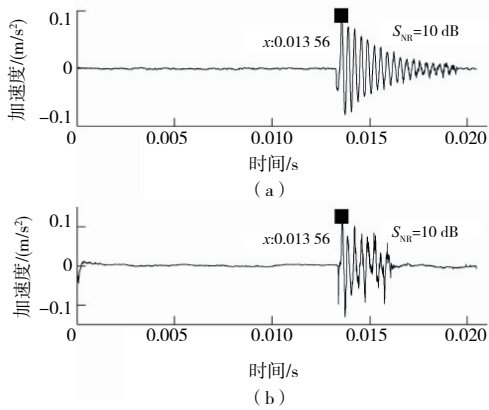


图3 时域滤波结果

表1 开关卡尔曼滤波时域量纲—统计指标 ($S_{NR} = 10 \text{ dB}$)

状态	指标				
	波形因子	峰值因子	峭度因子	脉冲因子	裕度因子
滤波前	1.847 5	11.475 9	0.001 9	21.361 3	30.246 8
滤波后	2.423 8	11.264 2	0.002 1	28.264 4	64.365 9

表2—表3列举了对应的时域量纲—指标值。利用普通振动滤波器模型,滤波后的指标值较滤波前有很大的变化,然而其没有辨别出脉冲。如表4所示,针对以上3种不同的滤波形式进行比较。在理想状况下,滤波后的信噪比应接近于噪声添加后的信噪比。根据表4可知,利用普通振动滤波器模型后,滤波后的信噪比都有不同程度的下降,说明其对于信号的滤波是过度的,有效成分同样会被滤除。然而,通过对基于脉冲冲击模型的利用,信噪比有所上升,说明其对于信号没有完全滤波,无法除去噪声。总体而言,本文所提方式集中了以上两类模型具有的优点,脉冲辨别成效显著。

表2 正常振动模型滤波时域量纲—统计指标 ($S_{NR} = 10 \text{ dB}$)

状态	指标				
	波形因子	峰值因子	峭度因子	脉冲因子	裕度因子
滤波前	1.837 6	11.487 9	0.001 8	21.148 6	30.953 9
滤波后	2.456 4	11.573 5	0.000 1	23.457 3	39.895 7

表3 冲击振动模型滤波时域量纲—统计指标 ($S_{NR} = 10 \text{ dB}$)

状态	指标				
	波形因子	峰值因子	峭度因子	脉冲因子	裕度因子
滤波前	1.836 4	11.468 4	0.002 4	21.647 0	11.508 5
滤波后	1.968 7	11.997 5	0.002 4	23.747 8	36.578 6

表4 滤波前后信号信噪比

所提方法	基于正常振动模型	基于冲击振动模型
	8.248 5	-9.467 8
		17.374 3

2.2 试验验证

通过IMS提供的数据开展验证试验。旋转轴由4个“RexhordZA-2115”叶轮来带动,所有叶轮座都加装了传感器并对数据进行实时收集。数据收集的间隔为10 min,每次收集时间为1 s。各叶轮共收集984组数据。

叶轮的振动信号原始波形如图4所示。从图中可以发现,测量得到的信号中有着显著的噪声。通过本文所提方式对此信号进行处理,获得图5所示的时域滤波结果。与初期测量信号相比,滤波以后的结果更加干净、冲击成分十分显著。由此得到验证,各个时刻评判出的信号成分都与现实情况相符。

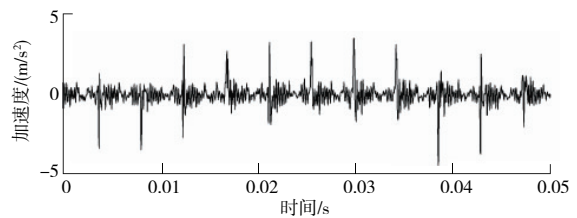


图4 叶轮振动信号

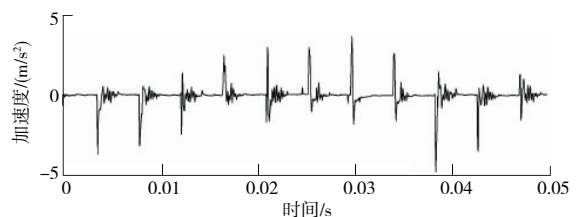


图5 时域滤波结果

为了对本文所提方式的优越性进行验证,依次单独利用两类滤波器模型来处理信号,最终结果如图6和图7所示。试验结果与仿真分析相同,利用普通振动滤波器模型,对于信号的滤波是过度的,有效成分同样会被滤除;而利用基于脉冲冲击模型,则无法将噪声成分完全滤除。

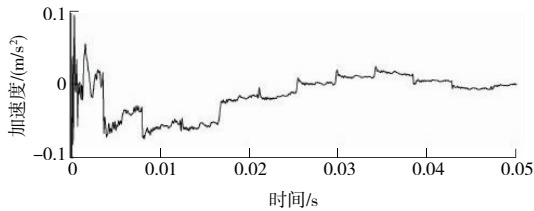


图6 基于正常振动模型滤波结果

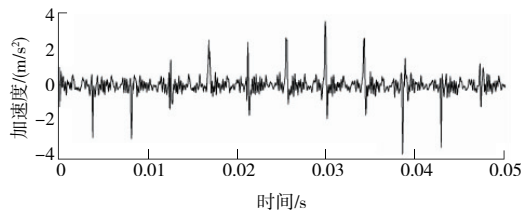


图7 基于故障冲击振动模型滤波结果

3 结语

1) 仿真信号结果表明:滤波后的信噪比理应接近于噪声添加后的信噪比,其对于信号没有完全滤波,本文所提方式集中了以上两类模型具有的优点,脉冲辨别成效显著。

2) 试验验证结果表明:测量信号中有显著噪声,各个时刻评判出信号成分都与现实情况相符。试验结果与仿真分析相同,如利用普通振动滤波器模型,对于信号滤波是过度的,有效成分会被滤除。

参考文献:

- [1] 雷亚国,贾峰,孔德同,等. 大数据下机械智能故障诊断的机遇与挑战[J]. 机械工程学报,2018,54(5):94-104.
- [2] 刘东东,程卫东,万广通. 基于故障特征趋势线模板的滚动轴承故障诊断[J]. 机械工程学报,2017,53(9):83-91.
- [3] 贺王鹏,訾艳阳,陈彬强,等. 周期稀疏导向超小波在风力发电设备发电机轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报,2016,52(3):41-48.
- [4] CUI L L, WU N, MA C Q, et al. Quantitative fault analysis of roller bearings based on a novel matching pursuit method with a new step-impulse dictionary[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2016,68/69:34-43.
- [5] AHMED H O A, WONG M L D, NANDI A K. Intelligent condition monitoring method for bearing faults from highly compressed measurements using sparse over-complete features[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2018,99:459-477.
- [6] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering,1960,82(1):35-45.
- [7] KHANAM S, TANDON N, DUTT J K. A system dynamic approach to bearing fault identification with the application of Kalman and H_{∞} filters[J]. Journal of Vibration and Control,2016,22(13):3032-3056.
- [8] 朱麟海,冯春达,刘金福,等. 基于滤波阵列的燃气轮机气路故障诊断研究[J]. 热能动力工程,2022,37(12):174-180.
- [9] 崔玲丽,王鑫,王华庆,等. 基于改进开关卡尔曼滤波的轴承故障特征提取方法[J]. 机械工程学报,2019,55(7):44-51.

收稿日期:2023-05-11