

基于 VMD 与小波变换的广播电视发射机故障诊断方法

卢炜

(江西赣州八五二台 江西 赣州 341000)

摘要 传统广播电视发射机故障诊断方法的信号幅值变化较小,诊断准确率低。为解决该问题,文中提出了一种基于 VMD 与小波变换的方法来提取信号信息,并通过排列熵来量化 VMD 分解后的信号的噪声水平,应用 RET 线性时频分布方法进行故障诊断。实验结果表明,在检测时间达到 4 s 时,信号的时域波形复杂,整体幅值显著增加,幅值在 $[-10, 10]$ 之间,从而识别出此处为故障;当信噪比在 $[-2, 6]$ 范围内时,不同样本的诊断准确率范围为 98%~99%,能更精确地诊断出发射机中的故障。

关键词: VMD;小波变换;广播电视;发射机

中图分类号 TN165.3

Fault Diagnosis Method for Broadcasting and Television Transmitters Based on VMD and Wavelet Transform

LU Wei

(Ganzhou, Jiangxi Province, 852 Units, Ganzhou, Jiangxi 341000, China)

Abstract The traditional fault diagnosis methods for broadcasting and television transmitters have small changes in signal amplitude and low diagnostic accuracy. In order to solve this problem, a method based on VMD and wavelet transform is proposed to extract signal information, and the noise level of the decomposed signal is quantified by permutation entropy. The experimental results show that when the detection time reaches 4s, the time-domain waveform of the signal is complex, the overall amplitude increases significantly, and the amplitude is between $[-10, 10]$, so that the fault is identified here; when the signal to noise ratio is within the range of $[-2, 6]$, the diagnostic accuracy of different samples is between 98% and 99%, which can more accurately diagnose the fault in the transmitter.

Key words VMD, Wavelet transform, Radio and television, Transmitter

0 引言

广播电视发射机作为无线电传输系统的核心设备,其稳定性直接关系到广播电视节目的质量和覆盖范围。因此,一种有效的发射机故障诊断方法对于保障广播电视节目的正常播出,提升用户体验具有重要作用。文献[1]在 CNN 中引入注意力机制,对训练好的 CNN 模型进行迁移学习,以快速构建新的故障诊断模型。但迁移学习可能引入源任务中的噪声,丢失重要信息。文献[2]使用发射机的故障数据集来训练 MFL-Net 模型,将待诊断的发射机信号输入训练好的 MFL-Net 模型中,由模型输出故障程度,但在实际情况与训练数据差异较大时,模型的诊断性能可能会下降。本文提出了一种基于 VMD 与小波变换的广播电视发射机故障诊断方法,结合实际情况进行实验与分析,以期能为解决以上问题提供参考。

1 广播电视发射机故障诊断

1.1 小波变换信号追踪

在广播电视发射机的运行过程中,应用小波变换追踪方法处理发射机械振动信号,可以通过构建一系列机调频小波因子,来逼近信号中频率呈曲线变化的分量,从而有效提取信号信息^[3]。首先,需要定义一组多尺度机调频振动函数,建立振动函数库 $D(g)$,如式(1)所示:

$$D(g) = \exp[-i(a+b)]t \quad (1)$$

其中, a 、 b 是尺度机调频参数, i 为动态支撑区间, t 为采样时间。

利用振动函数逐段逼近信号的频率变化部分,寻找最优动态时间支撑区集合,最大化所有振动函数的信号总能量。因此,需要设置初始能量和前置支撑区序号。遍历所有可能

作者简介: 卢炜(1988—), 硕士, 工程师(广播电视工程), 研究方向为广播电视传输覆盖。

的动态时间支撑区,计算每个支撑区的能量,并更新最大能量。确保连接相邻的振动函数时,频率偏差和调频率变化在可接受范围内,保证频率曲线的光滑性。在连接过程中,为使信号频率更具连续性,应优先连接相邻动态时间支撑区内变化缓慢的机调频小波因子。因此,在整个时间段内,需要计算每个动态时间支撑区内的变化频率,并将其连接起来,形成整体的变化频率曲线。变化频率的计算如式(2)所示:

$$f(t)=a_{\mu}+2b \quad (2)$$

其中, μ 为调频率系数。

这种方法还可以结合自适应变分模态分解的故障特征提取。例如,使用机调频小波路径追踪算法从原始振动信号 $\alpha(t)$ 中估计转速曲线,利用估计的转速曲线对原始信号进行角域重采样,将信号从时间域转换到角域,以消除转速变化的影响。最后,对每个IMF分量进行高阶变换,求取其包络谱,进而从包络谱中提取故障特征,如式(3)所示:

$$\lambda(x)=\frac{\sum w|u(w)|^2 dw}{e} \quad (3)$$

其中, $u(w)$ 为IMF分量集合; w 为中心频率; e 为包络信号。

1.2 VMD方法信号降噪

在广播电视发射机的工作过程中,可应用变分模态分解VMD的方法,通过排列熵来量化VMD分解后信号的噪声水平,直接去掉高噪声分量,并对低噪声分量进行适当的处理。在降噪后,再对信号进行VMD分解,以实现高效的故障特征提取。因此,在信号分解过程中,需要一次性将多分量调幅调频信号分解为一定数量的单分量调频信号^[4]。VMD可以将信号分解问题转化为一个带约束的最优化问题,通过求解得到最优的单分量信号,如式(4)所示:

$$f=\min \left\{ \sum k \left\| \left(\alpha(t)+\frac{1}{wt} \right) \right\| \right\} \quad (4)$$

其中, $\alpha(t)$ 为分解后的单分量信号; wt 为各分量的中心频率; e 为初始信号。

根据最优约束结果,通过对每个数据点的固定长度邻域进行多项式拟合,确定多项式系数,得到最佳拟合值,获得发射机的分解信号。为实现降噪,需对时间序列进行相空间重构,利用VMD的噪声敏感特性将故障信号分解为一系列VIMF分量,然后计算各分量的优化熵值,以评估其含噪程度。直接剔除高噪声分量,对处理后的VIMF分量进行重构,得到降噪后的信号。在该过程中,需要根据信号 $\alpha(t)$ 选定合适的VMD分解层数。对不同 α 值进行VMD分解,可以得到一系列VIMF分量,并计算各VIMF分量的优化熵值,如式(5)所示:

$$K=N-(s-1)r \quad (5)$$

其中, s 为空间维度; r 为延迟时间; N 为重构分量数量。

根据熵值确定含噪程度,优先选择高噪分量数目较多的 α 值,确保噪声分离。其择优范围如式(6)所示:

$$x(i+(j_1-1)r)\leq s(l)\leq x(i+(j_2-1)r) \quad (6)$$

其中, j_1, j_2 为向量中各元素位置的列索引; $s(l)$ 为排列熵; $x(i)$ 为时间序列。

1.3 故障诊断

通过RET线性时频分布方法,在广播电视发射机应用中进行故障诊断,可以使得多分量信号的RET能准确表达为各单分量信号RET的线性叠加结果。该方法利用了RET的特性,通过对原始信号进行自适应分解来获取多个IMF分量^[5]。随后,针对每个IMF分量计算其RET,并对这些RET结果进行线性叠加,以获取原始信号的VMD表示,抑制多分量信号中的RET干扰。故障行波具有多分量叠加的特征,因此需要构建一个频率调制的发射机多分量仿真信号。其调制信号如式(7)所示:

$$z(t)=[1+0.5 \sin (\pi t)]+\cos (200 \pi t) \quad (7)$$

其中, $z(t)$ 为仿真调制信号。

设定阈值进行VMD分解,可以将原信号自适应分解为IMF分量。对获取的故障行波信号进行相模变换,提取线模分量 $x(t)$,并应用改进的VMD算法将其分解为 K 个IMF分量,如式(8)所示:

$$x(t)=\sum_{k=1} x_k(t) \quad (8)$$

其中, $x_k(t)$ 为第 k 个IMF分量。

对每个IMF分量 $x_k(t)$ 计算其RET,对所有IMF分量的RET进行线性叠加,得到故障行波信号 $x(t)$ 的VMD结果。通过计算VMD的数学期望,可以得到故障行波信号的VMD能量谱密度分布 $s(t, w)$ 。针对高频部分,可以根据能量谱密度分布计算能量演变谱,如式(9)所示:

$$s(t, w)=\frac{1}{N_f-N} \sum s(t, w) \quad (9)$$

其中, N_f, N 为频率在矩阵中对应的点位; (t, w) 为对应的频带长度。

通过分析故障行波信号的VMD能量演变谱,可以明确信号在各个频率成分上的能量分布。当能量分布图为故障状态时,可以识别出故障导致的能量变化,精确提取故障定位信息。如此,可以利用RET的二次叠加及自适应分解实现对故障信号特征的精准提取,完成广播电视发射机的故障诊断。

2 实验测试与分析

2.1 搭建实验环境

为验证本文方法的有效性,需要搭建实验测试环境。具体参数如表1所列。

表1 系统测试环境

设备	参数
服务器主机	Intel core
内存	8 G
硬盘	1 TB
网卡	1200 Mbps
JVM虚拟机	JDK
WEB	Tomcat2.3.1

在实验过程中,可采用电流传感器,在直流 5 V 的工作电压下运行,具体检测范围为 DC±20 A 和 AC 30 A。在实际操作中,待测电路需穿过传感器的闭环部分。当电流流经传感器时,霍尔元件会捕捉到磁场变化,并将这些变化精准地转化为电信号进行输出。同时,使用数据采集卡在振动模拟信号输入端进行数据的采集、传输与处理。

2.2 建立测试集

设定重叠部分为 1024 个数据点,利用每个故障类别的原始数据,确保在每个转速条件下,各类别的训练样本数量达到 1500 个,从而增加训练集的多样性,提高模型对故障的识别能力。构建测试集,对于每个故障类别,生成 600 个测试样本,以确保测试集能全面反映实际工况的多样性,同时保持与训练集的独立性。在训练样本有限的条件下,可以从原始训练集中随机抽取不同数量的训练样本,用于模拟实际应用中可能遇到的各种情况。为获取故障发射机在不同工况下的振动信号,可在特定转速下(6000 r/min)采集样本数据。为确保信号的纯净度,还需要启动故障电机以避免其他执行器产生的振动干扰。在故障电机振动信号的采集与分析中,采样频率设定为 120 kHz,以全面反映多执行器工作时的振动特性。

2.3 结果与分析

对原信号的幅值与-5 db 噪声下的信号幅值进行对比,以判断本文方法的应用效果。在不同时间内,两种信号的时域图变化情况如图 1、图 2 所示。

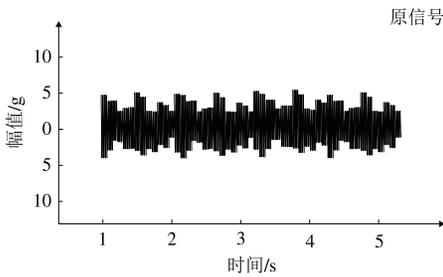


图 1 信噪比噪声下原信号时域图

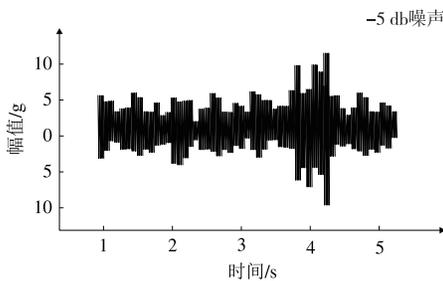


图 2 信噪比噪声下故障信号时域图

可以看到,随着信噪比的变化,发射机振动信号的原始特征逐渐被噪声掩盖。在检测时间达到 4 s 时,信号的时域波形变得极为复杂,且信号的整体幅值显著增加(区间为 [-10,10]),据此判断此处为故障点。这说明在引入噪声的情况下,本文方法能精准区分正常信号与故障信号,有效处理并识别含有一定噪声水平的信号,保持较高的故障识别

准确性,确保发射机的安全、稳定运行。为消除实验结果的单一性,需要设置不同小组来计算诊断准确率,并通过平均值来判断故障诊断效果。首先,在信噪比为[-2,6]范围内来计算样本,得到其诊断准确程度,如图 3 所示。

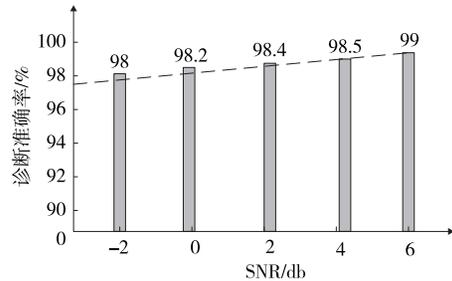


图 3 诊断过程的准确程度

由图 3 可知,当信噪比在[-2,6]范围内时,发现不同样本的诊断准确率范围为 98%~99%,达到了预期效果。说明应用本文诊断方法能克服传统信号处理方法在处理此类信号时的局限性。通过准确提取与发射机故障相关的特征信息,更精确地识别发射机中的故障类型,可以为广播电视发射机故障修复提供更可靠的帮助。基于 VMD 与小波变换的故障诊断方法在广播电视发射机中的应用具有优越性,能提高诊断准确率,缩短故障修复时间,为广播电视传输的稳定性提供数据支撑。在实验中,该方法表现出了良好的应用效果,能帮助维修人员快速诊断并解决发射机中的故障问题。

3 结语

本文从 VMD 与小波变换入手,通过故障诊断方法,分析了基于 VMD 与小波变换的广播电视发射机故障诊断方法。通过传感器等设备采集广播电视发射机的运行信号,利用小波系数提取信号中的故障特征,并将提取的特征用于故障诊断,实现了对故障类型的自动识别。但该方法还存在不足之处,如对发射机故障的快速定位等。未来,应进一步完善计算方法,通过对发射机运行信号的实时监测和分析来发现并处理潜在故障,有效保障发射机的稳定运行。

参考文献

- [1] 李平,胡根铭.基于数据增强型一维改进卷积神经网络的变压器故障诊断方法[J].电网技术,2023,47(7):2957-2967.
- [2] 时培明,焦阳,陈卓,等.采用分数阶域 MFL-Net 的机械智能故障诊断方法研究[J].动力工程学报,2023,43(10):1326-1334.
- [3] 冯寅,贾宏涛,杨震强,等.基于 CNN-LSTM 的输电线路故障诊断方法研究[J].电网与清洁能源,2023,39(11):59-65.
- [4] 陈翔,刘勤明,胡家瑞.多源传感器数据下基于注意力机制与长短期记忆网络的轴承故障诊断与寿命预测[J].信息与控制,2024,53(2):211-225.
- [5] 杨兴武,王江,孟致丞,等.基于电容电流状态估计的 MMC 多管开路故障诊断方法[J].中国电机工程学报,2023,43(23):9297-9310.