



中国测试

China Measurement & Test

ISSN 1674-5124, CN 51-1714/TB

## 《中国测试》网络首发论文

题目： 基于孤立森林的水电机组异常噪声分析方法  
作者： 莫凡，何葵东，赵训新，王思嘉，徐雄，温和  
网络首发日期： 2024-02-27  
引用格式： 莫凡，何葵东，赵训新，王思嘉，徐雄，温和. 基于孤立森林的水电机组异常噪声分析方法[J/OL]. 中国测试.  
<https://link.cnki.net/urlid/51.1714.TB.20240226.1433.004>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于孤立森林的水电机组异常噪声分析方法

莫凡<sup>1,2</sup>, 何葵东<sup>1,2</sup>, 赵训新<sup>1,2</sup>, 王思嘉<sup>1,2</sup>, 徐雄<sup>3</sup>, 温和<sup>3</sup>

(1.湖南五凌电力科技有限公司, 湖南 长沙 410004, 2.国家电力投资集团水电产业创新中心, 湖南长沙 410004, 3.湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

**摘要:** 传统振动诊断技术在水轮机故障检测上具有速度慢、测频范围低等弊端。事实上, 水轮发电机组运行产生振动信号时, 也会激发噪声信号。当系统故障时, 噪声信号的特性也会发生变化, 由此可以推导机组的运行状态信息发生相应变化。通过对水电站异常噪声信号特征分析, 提出一种基于孤立森林的水电机组金属扫膛异常噪声检测方法。该方法提取水电机组噪声信号的高维时频特征后, 结合机组状态分析, 确定算法最小路径, 最后构建孤立森林(iForest)分类模型对机组噪声信号进行检测。通过对湖南某水电站灯泡贯流式机组检测实验表明, 采用该方法的金属扫膛异常噪声检测准确率为97.45%。整体性能优于基于天牛须算法的支持向量机模型(BAS-SVM)与同类型的异常检测算法(KNN、ABOD和OC-SVM)模型, 表明了该方法的有效性。

**关键词:** 水电机组; 异常检测; 噪声测量; 孤立森林

**中图分类号:** TV734

## Abnormal noise analysis method of hydropower units based on isolated forest algorithm

MO Fan<sup>1,2</sup>, HE Kuidong<sup>1,2</sup>, ZHAO Xunxin<sup>1,2</sup>, WANG Sijia<sup>1,2</sup>, XU Xiong<sup>3</sup>, WEN He<sup>3</sup>

(1. Hunan Wuling Electric Power Technology Co., Ltd., Changsha 410004, China;

2. Hydropower Industry Innovation Center of State Power Investment Co., Ltd., Changsha 410004, China;

3. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** Traditional vibration diagnosis technology has disadvantages of slow speed and low frequency range in turbine fault detection. In fact, when the vibration signal is generated by the operation of the hydrogenerator set, the noise signal will also be excited. When the system fails, the characteristics of the noise signal will also change, from which it can be deduced that the operating state information of the unit will change accordingly. Based on the analysis of abnormal noise signal characteristics of hydropower station, a method of abnormal noise detection of hydropower unit based on isolated forest is proposed. The method extracted the high-dimensional time-frequency characteristics of the noise signal of hydropower units, combined with the analysis of the unit state, determined the minimum path of the algorithm, and finally constructed the isolated forest (iForest) classification model to detect the noise signal of hydropower units. The test results of bulb tubular unit in a hydropower station in Hunan show that the accuracy rate of abnormal noise detection is 97.45%. The overall performance is better than that of the support vector machine model based on beetle whisker algorithm (BAS-SVM) and the same type of anomaly detection algorithm (KNN, ABOD and OC-SVM), which shows the effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** hydropower unit; anomaly detection; noise measurement; isolated forest

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(51775185)

**作者简介:** 莫凡(1989-), 男, 湖南常德人, 工程师, 硕士, 主要从事智能水电厂研究与水电厂智能巡检应用研究。

**通讯作者:** 徐雄(1996-), 男, 湖南岳阳人, 硕士, 研究方向为信号处理与智能检测。

## 0 引言

灯泡贯流式水轮机是贯流式水电站的关键设备<sup>[1]</sup>,可将水体的势能转化为转轮的动能,进而驱动同轴的发电机产生感应电能。其安全可靠运行是保障水能资源开发利用率和提高电力系统稳定的基础。故水电机组运行状态监测与故障检测极其重要。

目前水电机组故障检测与诊断,常用振动诊断技术,这种方法存在速度慢、测频范围低等弊端<sup>[2]</sup>。当系统故障时,机组产生的噪声特性也会发生变化,由此可以推导机组本身的结构信息和运行状态信息发生相应变化<sup>[3]</sup>。因此,可以利用噪声信号来对机组的运行状态进行监测和故障检测。

近年来,基于声学的故障检测方法在国内外均有成功应用。唐拥军等验证了噪声数据用于水电机组监测与故障诊断的可靠性,但未深入分析噪声与机组状态的对应关系<sup>[4]</sup>。胡边等研发了水电机组噪声信号硬件采集系统,为水电机组故障检测提供了可靠的监测数据,但未涉及噪声数据的具体应用<sup>[5]</sup>。Bruno M 等设计了一种声学状态监测方法,初步研究了其在机组叶片结构故障检测的应用,但缺乏电厂发电机组实测数据的验证<sup>[6]</sup>。

另一方面,基于信号分析的传统算法、基于神经网络的智能检测算法与基于决策树的集成算法均获得广泛应用。基于信号分析的诊断方法反应迅速准确,但对某些时变非平稳信号分析复杂<sup>[7]</sup>;基于深度神经网络的智能诊断算法,故障准确率高但其性能受机组故障样本数量的影响<sup>[8]</sup>;基于故障树的集成诊断算法鲁棒性好,具有线性时间复杂度,适合水电机组监测信号的异常检测<sup>[9]</sup>。孤立森林是一个基于集成学习的快速异常检测方法,不需要先验故障信息,对群组异常和离散异常都具有良好的检测能力,符合水电机组大量噪声数据的检测<sup>[10]</sup>。

基于以上分析,本文利用水电机组噪声信号,通过时频分析法对噪声信号提取高维特征后,结合机组状态分析与孤立森林,提出一种水电机组异常噪声检测方法。通过对湖南某水电站灯泡贯流式机组检测实验表明,该方法可以准确检测水电机组金属扫膛异常噪声。

## 1 水电机组异常噪声检测原理

### 1.1 贯流式水轮机工作原理

灯泡贯流式水电机组是一种将水体的势能转化为机组转轮旋转的动能,驱动发电机产生感应电能的旋转机械装置,其结构如图 1 所示。灯泡贯流式水电机组的水轮机主要由灯泡头、灯泡体、轴承、转轮、排水管等组成。

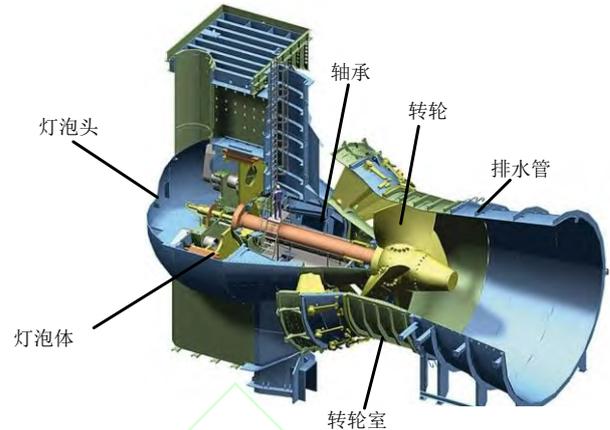


图 1 灯泡贯流式水电机组结构图

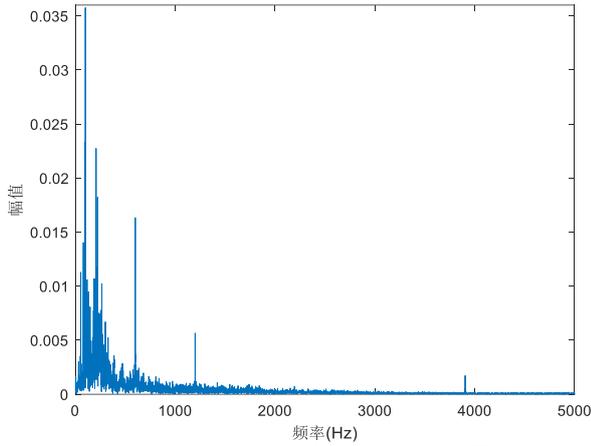
当水流进入机组的导水管时,通过推动转轮转动。在机组运行过程中,由于受外界水力、机械、电磁等干扰,容易诱发故障,影响机组安全稳定运行。其故障主要分为以下两种类型:

1) 电气故障:如发电机转子和定子的磁场中心不匹配,两者之间会产生磁引力,影响水电机组的安全运行。

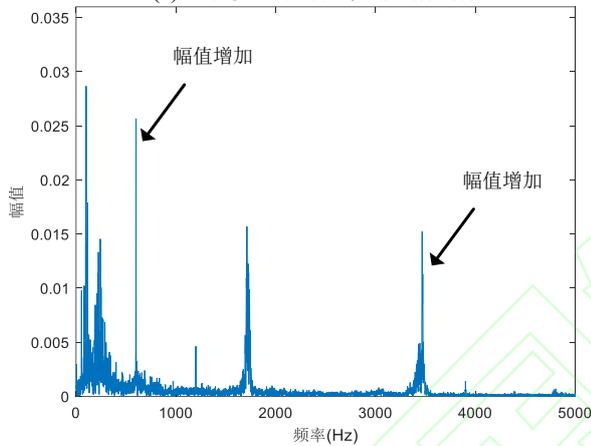
2) 机械故障:如发电机磁极松动、机组轴线倾斜、轴承变形、机组质量偏心等。当金属异物如螺丝等金属小物件或水流中含有的泥沙、石子等由于外界因素进入水轮机,在旋转过程中与机体发生刮擦,容易导致金属扫膛故障。此类故障不加控制,将会诱发严重机组故障。

金属扫膛是灯泡贯流式机组常见的故障类型之一,是一种典型的机械故障。由于金属扫膛故障发生在水轮机内部,振动传感器安装位置受限于机组,故振动信号不能及时反映金属扫膛故障信息。金属扫膛故障发生时,会激发尖锐刮擦声,故金属扫膛故障更适合基于声学信号的故障检测方法。当机组发生此类异常时,机组噪声信号中包含的频率分量及各频率分量的幅值都会发生变化,据此可完成机组的金属扫膛异常噪声检测。

图 2 为正常状态下与故障状态下灯泡贯流式水电机组的噪声频谱图。其中,图 2(a)为机组正常状态下噪声信号的频率分量,图 2(b)为机组发生金属扫膛故障时的噪声信号频率分量。由图 2 对比可以看出,当机组发生金属扫膛故障,700Hz 和 3500Hz 左右的幅值发生突变。以此为特征,能够完成机组运行状态的异常检测。



(a)正常状态下噪声信号的频谱图



(b)发生金属扫膛故障时噪声信号的频谱图

图 2 频谱对比图

### 1.2 Isolated forest故障检测原理

水电机组的噪声信号由噪声传感器采集，通过以太网实时发送到上位机；然后，通过计算噪声信号的时频域特征以及小波包分解<sup>[1]</sup>的能量系数，得到信号的多维特征。进而对比选择不同域的不同特征作为样本集，通过随机不放回抽取的方式构建孤立树，并进一步建立孤立森林，通过计算孤立树上测试样本的路径长度得出最小路径距离，利用最小路径距离  $d_{\min}$  判断样本是否为故障。基于孤立森林算法的水电机组故障检测方法的流程如图 3 所示。

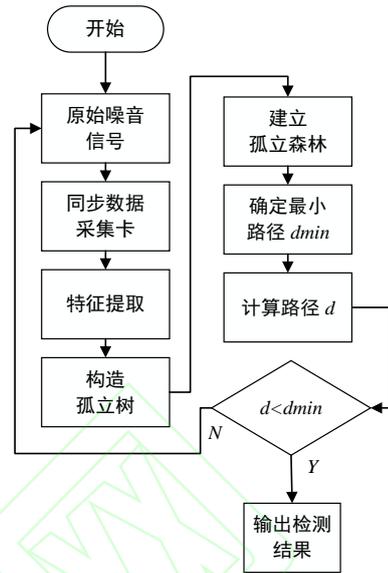


图 3 故障检测流程图

### 1.3 水电机组噪声数据特征分析

在水电机组的状态监测和故障诊断中，传统的故障特征提取方法包含时域特征提取和频域特征提取。水电机组噪声信号经过处理后，为一组离散数据： $x_1, x_2, x_3, \dots, x_N$ ，均方根  $x_{\text{rms}}$  与峭度  $\beta$  为

$$x_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N}} \quad (1)$$

$$\beta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4 \quad (2)$$

水电机组噪声信号具有非线性、非平稳的特点，方差可以表示信号数据的分离程度，均方根可以反映噪声信号的能量；最值对冲击及突发性外界干扰等原因引起的瞬时状态信号比较敏感；峭度对大幅值信号非常敏感，并且它们的值随着大幅值概率的增加而迅速增加，因此峭度更容易受到含有脉冲成分的故障影响。

通过比较不同状态下的时域指标差异，选取均方根为故障特征向量。根据实验，由于不同水轮机噪声信号的均方根显著，因此采用均方根作为时域故障特征向量，并记做  $T_1$ ；同样对比不同状态下的频域指标差别，选择总能量作为故障特征向量，记为  $T_2$ 。

小波包分解方法的时频分析能力强，通过依据水电机组状态信号的特征来选择合适的分析频带，确保对噪声信号的频谱分析更合理。其中，通过小波包多层分解后得到的各个频带能量为

$$E_n(x^{k,m}(i)) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{2-k_N} (x^{k,m}(i))^2 \quad (3)$$

其中  $k$  为分解次数； $m$  为分解频带的位置序号； $N$  为离散信号  $x^{k,m}(i)$  长度。

通过实验, 利用基函数 db5 对异常噪声信号进行三层分解。综合比较后得知: 八个子频带能量占比特征对故障信号比较敏感, 能够显著体现故障信息。故将小波包分解后的第一维和第八维子带的能量比作为故障特征向量, 记为  $T_3$ 、 $T_4$ 、 $T_5$ 、 $T_6$ 、 $T_7$ 、 $T_8$ 、 $T_9$ 、 $T_{10}$ 。因此, 特征量  $T$  定义为  $T=[T_1, T_2, T_3, T_4, T_5, T_6, T_7, T_8, T_9, T_{10}]$ 。

#### 1.4 水电机组异常噪声检测算法

孤立森林算法不需要先验故障信息, 可以快速对异常数据进行分类, 对群组异常和离散异常都具有良好的检测能力, 符合水电机组大量噪声数据的检测。

##### 1.4.1 构建孤立树

使用 1.3 节提取的特征向量作为构建孤立树的样本数据  $X = \{x_{1,d}, \dots, x_{n,d}\}$ 。其中,  $n$  为特征向量的个数;  $d$  为特征维度。从输入的一个子样本中随机选择一个属性函数  $q$  及其分割值  $p$ , 递归地对数据集  $X$  进行分区, 直到满足相应的条件。用于构建孤立树的具体步骤是: 如果树的当前高度  $h$  大于其最大高度  $l$ , 或者输入向量的一组子样本  $|X| \leq 1$ , 返回其叶节点; 同样, 从  $X$  中随机选择一个属性  $q(q \in X)$  并在  $q$  的取值范围内随机选择点  $p$ ; 运行所有样本数据, 若属性  $q$  下第  $i$  个样本的特征值  $X_q^i \leq p$ , 则将  $x$  放入  $T_{\text{left}}$ ; 反之, 则将  $x$  放入  $T_{\text{right}}$ 。

##### 1.4.2 建立孤立森林

设孤立树限制高度为  $l$ , 令  $l=h$ , 则限制高度  $l$  与子样本数量  $\varphi$  的关系:  $l = \text{ceiling}(\log_2 \varphi)$ 。孤立森林的构建过程如下: 首先初始化孤立森林, 设置孤立树的最大高度  $l = \text{ceiling}(\log_2 \varphi)$  后; 从样本  $X$  中随机抽取一组容量为  $X'$  的样本, 将采样样本放入集合  $X'$  中, 以  $X'$  为根节点, 得到一棵孤立树; 并将孤立树放在孤立的森林中。

##### 1.4.3 确定路径长度

采样点  $x$  的路径长度  $h(x)$  是孤立树的根节点到叶子节点的边数。路径长度越短, 偏差程度越大, 反之亦然。其中样本点的路径长度  $c(\varphi)$  与异常分数  $s(x, \varphi)$  分别为

$$H(n) = \ln n + \varepsilon \quad (4)$$

$$s(x, \varphi) = 2 \frac{E[h(x)]}{c(\varphi)} \quad (5)$$

$$c(\varphi) = \begin{cases} 2H(\varphi-1) - 2(\varphi-1)/n; \varphi > 2 \\ 1; \varphi = 2 \\ 0; \varphi < 2 \end{cases} \quad (6)$$

其中  $h(x)$  为待检测样本在孤立树中的路径长度;  $E[h(x)]$  是  $h(x)$  期望值;  $c(\varphi)$  为平均路径长度;  $\varphi$  为子采样大小;  $H(n)$  为调和函数。

根据  $h(x)$  与  $d_{\min}$  的关系确定异常点判定方法: 当  $h(x) > d_{\min}$ , 判定为正常; 当  $h(x) < d_{\min}$  时, 判定为异常。其中, 判断流程如下式所示:

$$E_2 = \begin{cases} \text{异常}, d_i < d_{\min} \\ \text{正常}, d_i > d_{\min} \end{cases} \quad (7)$$

#### 1.5 水电机组异常噪声检测算法步骤

基于 Isolated forest 的水电机组异常噪声检测算法流程如下:

Step1: 选定训练数据集, 利用式(1)和式(3)分别计算数据集的时域、频域、小波包分解后的子频带能量占比的高维特征  $T$ 。

Step2: 将高维特征  $T$  输入孤立森林算法, 利用式(4)与式(6)计算训练集的路径分布。

Step3: 利用路径分布, 确定最小路径  $d_{\min}$ , 并利用(7)完成水电机组金属扫膛异常噪声的检测。

## 2 水轮机故障检测实验

### 2.1 水电机组工况试验

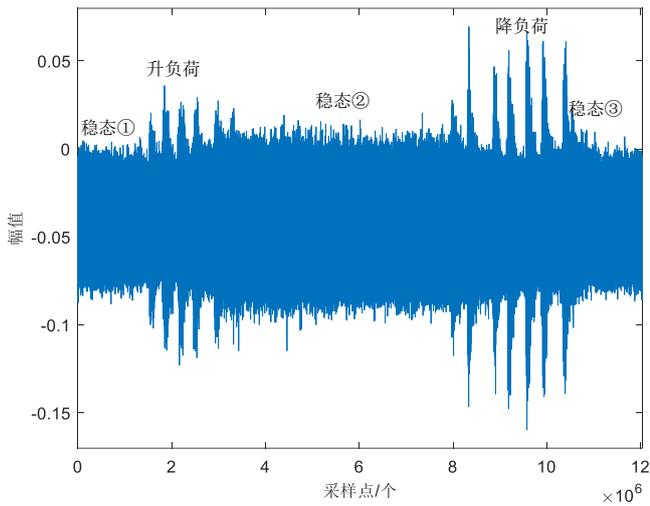
水电机组是一个复杂的非线性系统, 众多部件高度耦合。在机组运行过程中, 由于时变因素的影响和各部件连接部分相互作用力的影响, 机组处于频繁的工况变化。为保障数据集的完备性, 以便孤立森林更好学习到机组正常运行数据分布, 故进行水电机组变工况试验。

当发电机组处于变工况工程时, 水电机组各部分的噪声信号有较大的突变。调整水电机组的运行负荷, 采集各部分的噪声信号, 完成机组变工况试验, 步骤如下:

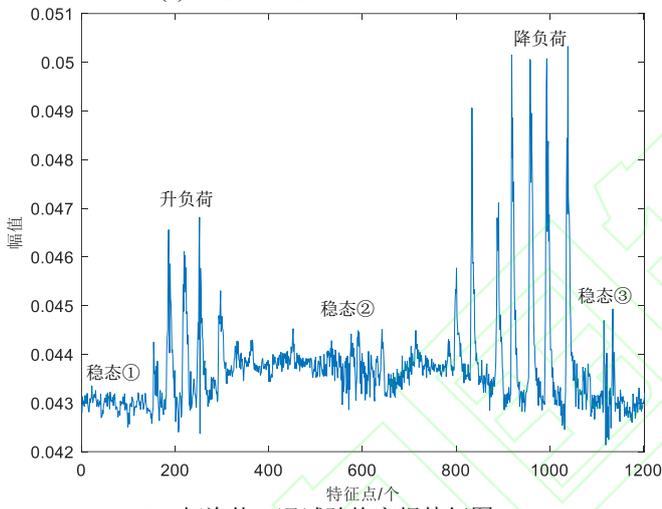
- 1) 保持机组在 8MW 负荷下稳定运行一段时间。
- 2) 将机组负荷从 8MW 增加至 20MW。
- 3) 保持机组稳定运行于 20MW 负荷一段时间。
- 4) 将机组负荷从 20MW 缓慢下降至 8MW。
- 5) 保持机组稳定运行于 8MW 负荷一段时间。

机组稳态是指机组负荷保持在 8MW 和 20MW 的阶段; 机组变负荷状态包括升负荷和降负荷: 升负荷是指负荷从 8MW 逐渐增加到 20MW 的过程, 降负荷是指负荷从 20MW 逐渐减小到 8MW 的过程。

灯泡体工况变化特征数据包括: 稳定状态①、负荷增加(升负荷)、稳定状态②、负荷减小(降负荷)与稳定状态③, 特征数据共有 1203 组。图 4 为灯泡体工况变化过程图。图 4(a)中, 机组完整工况变化过程包括: 稳态①: 机组在 8MW 负荷下保持稳定; 升负荷: 机组负荷从 8MW 上升到 20MW; 稳态②: 机组在 20MW 负荷下保持稳定; 降负荷: 机组负荷从 20MW 降到 8MW; 稳态③: 机组保持在 8MW 负荷下运行。图 4(b)中, 变工况中均方根特征变化的过程与图 4(a)中原始信号的五个过程一一对应。



(a) 灯泡体工况试验原始信号图



(b) 灯泡体工况试验均方根特征图

图 4 灯泡体工况试验过程图

## 2.2 水电机组故障实验

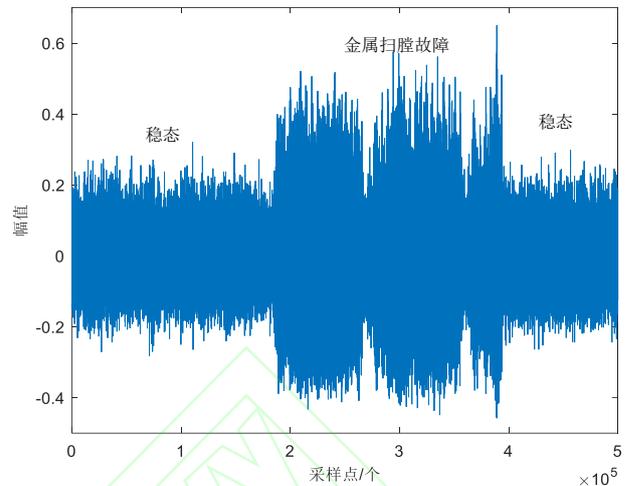
对水电机组灯泡体进行金属扫膛异常噪声实验。图 5 为水电机组灯泡体金属扫膛异常噪声实验现场。



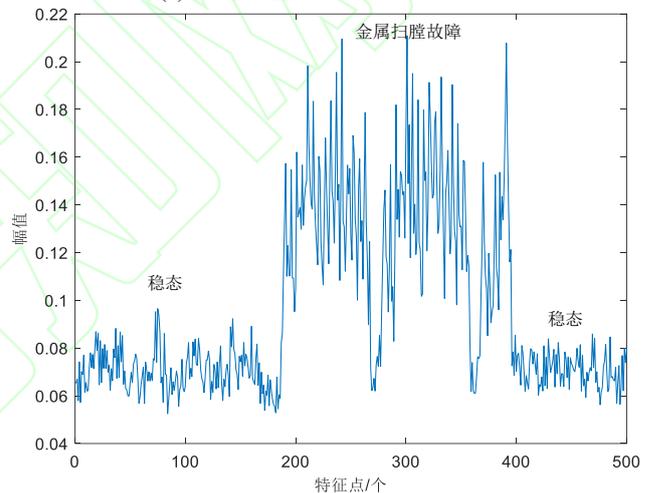
图 5 灯泡体故障实验图

当转轮腔内壁与异物有刮擦时，转轮腔内壁和叶片上会出现短时冲击受力，导致设备内部局部变形或划伤，并发出尖锐的刮擦声，造成金属扫膛故障并激发异常噪声。图 6 是金属扫膛异常噪声的原始信号和相应的均方根特征。从图 6 可以看出，金属扫膛异常信号的均方根特征具有明显的周期性，可

以作为水轮机组的故障特征信息。



(a) 灯泡体金属扫膛原始信号图



(b) 灯泡体金属扫膛均方根特征图

图 6 灯泡体金属扫膛故障数据图

在灯泡体金属扫膛异常过程中，采集到了三个周期共 500 组故障样本数据。灯泡体金属扫膛异常过程主要包括：1) 保持一段时间的稳定状态；2) 对灯泡体进行 3 次故障实验；3) 实验结束，机组恢复稳定运行。

## 2.3 故障检测实验

利用孤立森林对水电机组噪声实测数据进行检测包括模型训练、模型检测两个部分。使用 2.1 与 2.2 组成的训练集训练孤立森林，得出最小路径。

图 7 为机组工况试验数据与部分金属扫膛故障数据路径分布。由图 7 可知，机组正常运行数据与故障数据路径分布不同，金属扫膛异常噪声数据路径处于 0 与 0.1 路径附近，而机组工况数据路径大部分处于 0.2~0.5 之间。通过对比不同的路径，最终选择 0.12 作为模型的最短路径距离，即  $d_{\min}=0.12$ 。

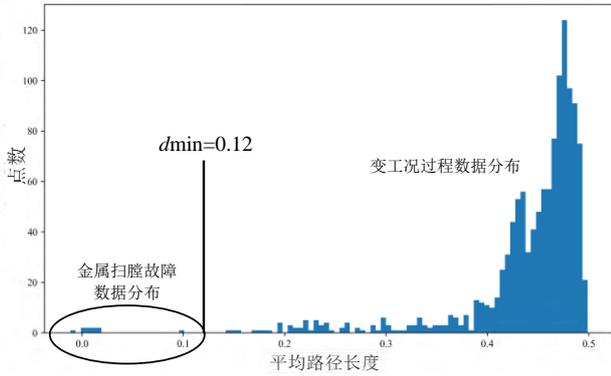


图 7 训练集数据路径分布图

采取 2.1~2.3 节的方法对灯泡体连续采样, 将采集的 22500 万个实测噪声数据输入本模型。其中, 为保持发电负荷稳定, 大部分实测数据为稳态数据 (8MW, 18MW, 19MW, 13MW, 16MW 等) 以及部分变负荷数据 (8MW~18MW、18MW~16MW、19MW~13MW、09MW~18MW 等) 和 600 000 个原始异常噪声数据。

图 8 为实测数据图包括: 过程□: 机组稳定在 9MW(稳态); 过程□: 机组负荷由 9MW 增加到 18MW(增负荷); 过程□: 机组负荷稳定在 18MW(稳态)。如图 8 所示: 机组在 18MW 负载下产生的噪声信号幅值较小, 这是因为机组在某些大负载下运行更加平稳。

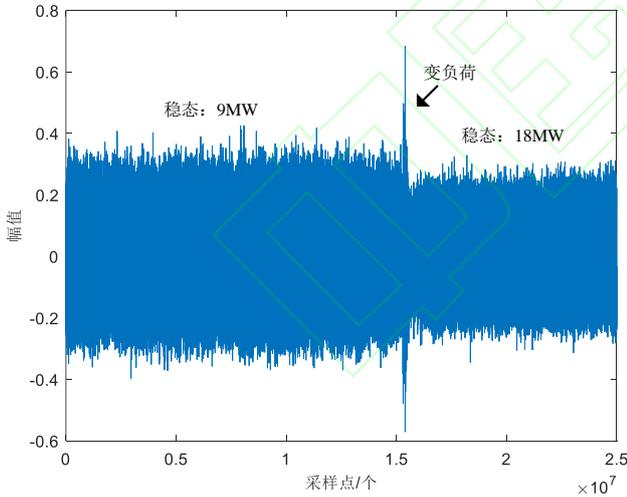
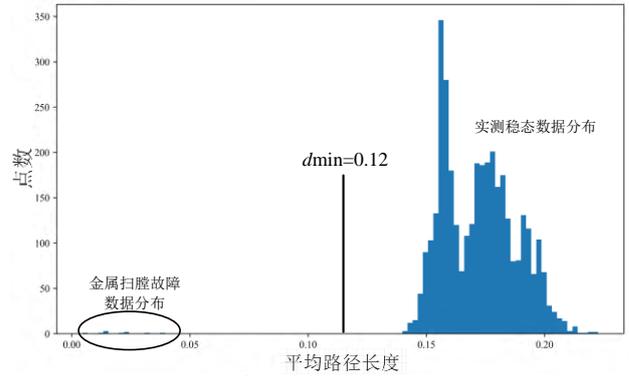
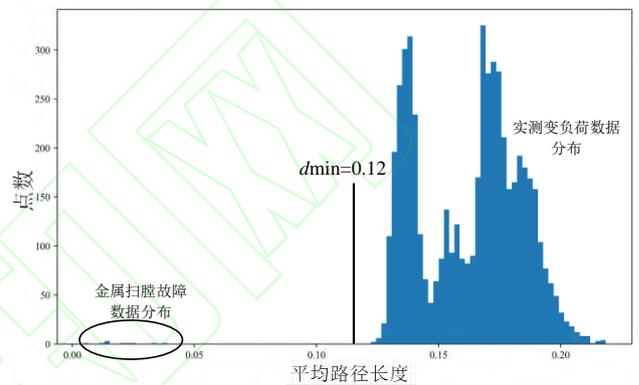


图 8 部分实测数据图

图 9 为稳定状态、变负荷过程和故障状态下的测试集数据路径比较图。图 (a) 为负荷 9MW 的稳定状态的实测数据与异常噪声测试集数据的路径对比, 利用最小路径可以检测出机组异常噪声; 同理, 图 (b) 为负荷 9MW 到 18MW 的变负荷状态实测数据与机组异常噪声测试集数据的路径对比, 最小路径同样能够准确检测出异常噪声。



(a) 稳态数据和故障数据路径比较图



(b) 变负荷数据和故障数据路径比较图

图 9 测试集数据路径分布图

将采集到 22500 万个原始噪声数据输入本文提出的方法得到模型异常噪声检测率为 97.45%, 表明了该方法的有效性。

## 2.4 不同检测模型结果对比

为验证本模型对水电机组异常噪声检测的有效性, 在使用相同数据集的前提下, 分别采用文献[12]中基于天牛须算法的支持向量机模型<sup>[12]</sup> (BAS-SVM)、最邻近算法<sup>[13]</sup> (KNN)、一类支持向量机模型<sup>[14]</sup> (OC-SVM) 以及基于角度的离群值检测模型<sup>[15]</sup> (ABOD) 进行对比检测实验, 各检测模型参数如表 1 所示。

表 1 模型参数

模型	模型参数
iForest	max samples = 256; contamination=0.001
ABOD	contamination=0.1; neighbors=4
BAS-SVM	kernel= rbf; 参数优化范围: 0.01~100; eta=0.95
OC-SVM	kernel= rbf; cache size=200; degree=3
KNN	K = 4; leaf size=30; radius=1.0

采用孤立森林等模型的异常噪声检测结果如表 2 所示。

表 2 各模型检测结果

模型	检测率
iForest	97.45%
BAS-SVM	93.74%
KNN	92%
ABOD	90.13%
OC-SVM	89%

从表 2 可以看出, 基于孤立森林的水电机组异常噪声检测率高于 BAS-SVM 与同类型的异常检测

算法(KNN、ABOD 和 OC-SVM)模型, 表明了该方法的有效性。

### 3 结束语

本文以贯流式水电机组为研究对象, 针对传统振动诊断技术具有的速度慢与测频范围低弊端, 分析了噪声信号用于水轮机异常状态检测的合理性。并在对比分析机组不同运行状态的基础上, 研究了水电机组金属扫膛异常噪声检测方法。实验结果表明: 该方法反应迅速, 能有效检测水轮机金属扫膛异常噪声, 具有一定的应用价值。

灯泡贯流式水电机组工况复杂, 其运行状态受水力、电磁和外部耦合器件等因素影响, 可能出现抬机与运行不稳定等现象。需进一步完善算法, 增强算法的鲁棒性, 提高算法检测准确率是接下来研究重点。

### 参考文献

- [1] WANG R, AN A, WEN Y, et al. Study on the influence of parallel fuzzy pidcontrol on the regulating system of a bulb tubular turbine generator unit[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2021, 16(3): 1403-1414.
- [2] 谭丕成, 万元, 朱红平, 等. 多源信息融合的水轮机组振动测量方法[J]. 中国测试, 2021, 47(9): 94-100.
- [3] CHEN B R, FRNGT X T, LI Q P, et al. Rock burst intensity classification based on the radiated energy with damage intensity at Jinping II hydropower station, China[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2015, 48(1): 289-303.
- [4] 唐拥军, 周喜军, 张飞. 噪声分析在水电机组故障诊断中的应用[J]. 中国农村水利水电, 2017(8): 206-8.
- [5] 胡边, 谭丕成, 叶源等. 基于声学特性的灯泡贯流式水轮发电机组噪声信号采集系统[J]. 中国测试, 2021, 47(3): 139-143.
- [6] FAZENDA B. Acoustic based condition monitoring of turbine blades[C]//International Congress on Sound and Vibration, 2011.
- [7] 武智超, 王慧, 王吉亮, 等. 基于阵列漏磁信号分析的无刷直流电机高阻接触故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 108-114.
- [8] ZHAO J, YANG S, Li Q, et al. A new bearing fault diagnosis method based on signal-to-image mapping and convolutional neural network[J]. Measurement, 2021, 176: 109088.
- [9] YU F, LI G, CHEN H, et al. A vrf charge fault diagnosis method based on expert modification C5.0 decision tree[J]. International Journal of Refrigeration, 2018, 92: 106-112.
- [10] HARIRI S, KIND MC, BRUNNER RJ. Extended isolation forest[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2019, 33(4): 1479-1489.
- [11] 胡业林, 代斌, 宋晓. 基于小波包和 AFSA-SVM 的电机故障诊断[J]. 电子测量技术, 2021, 44(2): 48-55.
- [12] 张家安, 姜皓龄. 基于声学特征与 BAS-SVM 的风机叶片故障状态检测方法 [J/OL]. 中国测试: 1-6[2022-10-26].
- [13] YAN Z, WEN H. Electricity theft detection base on extreme gradient boosting in AMI[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-9.
- [14] ZHANG M, CUI H, LI Q, et al. An improved sideband energy ratio for fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. Journal of Sound and Vibration, 2021, 491: 115712.
- [15] LEE Y J, YE H Y R, WANG Y C F. Anomaly detection via online oversampling principal component analysis[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2012, 25(7): 1460-1470.