

# 基于振动信号分析的火力发电厂汽轮机 异常运行识别方法

宋宇飞

国能濮阳热电有限公司

**摘要:** 为了提高火电厂的运行安全,提高汽轮机异常运行识别的准确性,本文提出基于振动信号分析的火力发电厂汽轮机异常运行识别方法。首先,基于振动信号分析技术采集异常信号,分析出异常状态的信号分布现象;然后以此为基础,结合CNN网络与GRU网络,完成汽轮机异常运行状态检测模型的构建,实现对火力发电厂汽轮机异常运行的识别;最后利用实验证明所提方法的实用性。经实验结果可知,本文提出的汽轮机异常运行识别方法进行检测的异常振动信号最大误差不超过2个,证明本文提出方法的识别准确性较高,具有较好的识别效果。

**关键词:** 汽轮机;火力发电厂;振动信号;异常识别

**【DOI】** 10.12252/j.issn.2096-627X.2023.02.117

## 引言

随着经济的不断发展和工业进步,能源需求也在快速增长。火力发电是常见的电力供应方式之一,而火力发电通常依赖于大型汽轮机来提供动力。为确保能源的持续稳定供应,确保火力发电厂汽轮机的正常运行至关重要<sup>[1]</sup>。汽轮机作为核心设备,其正常运行对电力系统的安全和可靠性具有重要影响。异常运行可能导致设备故障、停机时间增加、能效下降等问题,对电网稳定运行和经济效益产生负面影响。因此,有研究学者提出基于XGBoost算法的汽轮机转子故障定位方法,采集故障类型数据构建样本集进行特征分析,利用XGBoost算法构建汽轮机转子异常振动故障原因定位模型,对模型进行训练和测试,实现对汽轮机的异常检测识别<sup>[2]</sup>。还有研究专家提出基于KL-CEEMD的汽轮机组转子故障振动信号识别方法,采用CEEMD对采集到的汽轮机原始振动信号进行分解,并计算振动信号的KL散度值,确定各分量与原始振动信号之间的相关性,以此为指标对汽轮机转子异常运行数据进行聚类分析,实现汽轮机异常运行故障判断<sup>[3]</sup>。但是上述方法在实际应用过程中,对汽轮机异常振动信号进行识别的误差较大,使得准确性较低,影响故障识别效果。

为了解决上述方法存在的不足,本文提出基于振动信号分析的火力发电厂汽轮机异常运行识别方法,以期维护火力发电厂正常运行。

## 一、基于振动信号分析的火力发电厂汽轮机异常运行识别方法

### (一) 异常信号采集

汽轮机组是火力发电厂的重要设备。在长时间、持续、高速运转的条件下,汽轮机会发生一定的故障,根

据故障的严重程度,异常状态也会有一定的差别。异常运行给企业的安全生产带来了很大的隐患,甚至造成了很大的事故<sup>[2]</sup>。在进行汽轮机的故障诊断和预防时,振动信号的分析起着关键作用。振动信号能够反映出汽轮机各部件的工作状态和运行情况。通过对振动信号的监测和分析,可以及时发现潜在的故障问题,并采取相应的维修措施,以确保设备的安全可靠运行。因此,本文选取了正常运行状态、汽门间隙增大和轴承故障这三种典型工况进行分析。正常运行状态下的振动信号可以作为基准,而汽门间隙增大和轴承故障则代表了可能出现的异常状态。通过对这些振动信号的特征提取和分析,可以了解不同工况下的振动频谱、幅值变化等特点,从而识别出异常状态下的振动模式。这有助于判断是否存在故障,并进一步定位故障的原因和位置。考虑到一个周期的数据有可能会有一些偶然现象,为了对所测量到的振动信号的时域特征进行更充分的分析,选取一个含有15个周期的数据(在3000r/min的工况下,2s的时间间隔),并对其进行了分析,得出了在不同测点和不同工况下的振动信号。正常工况的信号详细时域序列如图1所示。

为了更好地从幅值上进行观察比较,计算了每个状态下振动信号的均方根,正常运行状态、汽门间隙增大和轴承故障状态下,其振动信号均方根依次为3.8g、4.3g、5.0g,以此为基础,开展汽轮机异常运行状态检测方法设计。

### (二) 构建汽轮机异常运行状态检测模型

获取不同异常情况下振动信号的均方根后,可依据汽轮机实时状态振动信号的均方根来完成异常运行状态的检测。以此理论为基础,开展汽轮机异常运行状态检

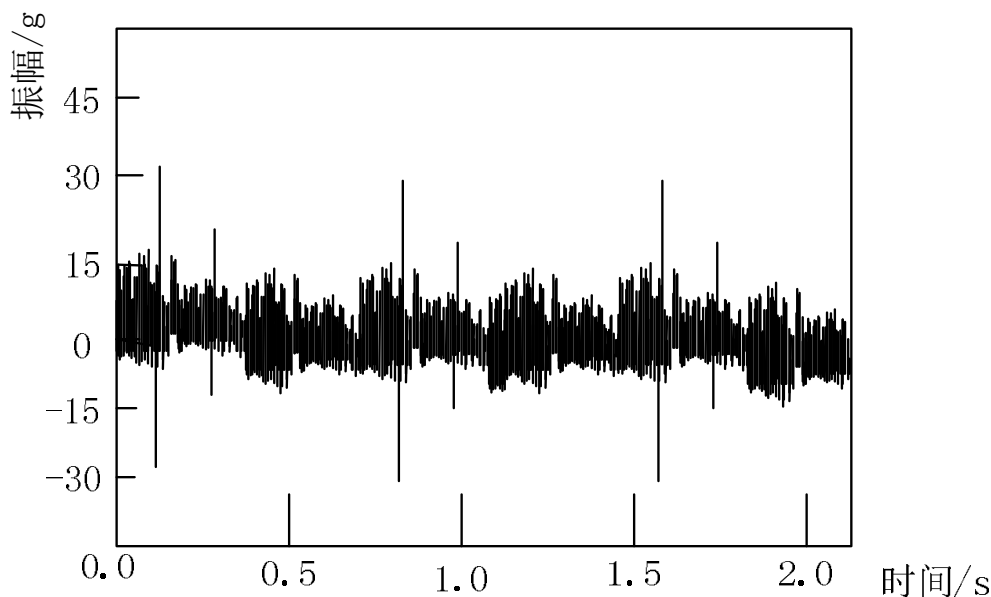


图1 正常工况的信号序列

测模型的设计。由于汽轮机所产生的振动状态信号具有动态性和混沌性，难以用具体的函数对其情况进行准确检测。因此，本文使用相空间重构方法来构建汽轮机异常状态检测函数。所谓相空间重构方法就是通过嵌入的维数与延迟的时间相结合，将时间序列的信号重构为时间序列向量，其计算公式如下：

$$\begin{bmatrix} x(1), x(1+t), x(1+2t), \dots, x(1+(k-1)t) \\ x(2), x(2+t), x(2+2t), \dots, x(2+(k-1)t) \\ \dots \\ x(\phi), x(\phi+t), x(\phi+2t), \dots, x(\phi+(k-1)t) \end{bmatrix} \quad (1)$$

公式中，延迟时间  $\varepsilon$  的最大数值为  $T$ ， $t$  代表  $[1, T]$  的自然数， $N$  表示样本长度。接下来，以此作为输入向量，利用CNN网络与GRU网络构建新的深度学习模型，以完成汽轮机异常运行状态检测模型的建立。建立的新模型可整合CNN网络的空间特征提取能力和GRU网络的时间特征提取能力，其设计的整个架构如下图2所示。

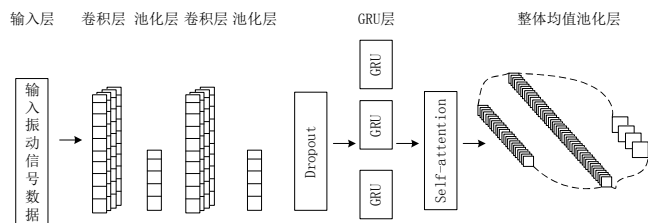


图2 汽轮机异常运行状态检测模型架构图

如上图1所示，将汽轮机时序数据输入到输入层后，利用卷积层和池化层完成数据空间特征提取，之

后将其输入到GRU网络中。由于网络深度增加，过多的参数不仅会增加网络的计算量，而且容易导致网络难以收敛。为了提高模型的训练效率，避免网络加深带来参数过多的问题，在第二个池化层和GRU层之间加入dropout层，设置遗忘率为0.25。然后由GRU网络输出新的特征序列，通过自注意力机制赋予这些特征相应的权重，起到突出关键特征的效果。最后利用整体均值池化层代替全连接层，再经过Softmax层连接至不同的分类结果。为避免状态监测模型运算量较大、存在梯度消失及过拟合等问题，采用ReLU作为激活函数，其可表示为：

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1), & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

公式中， $\alpha$  代表常数系数。应用此函数作为模型的激活函数，可对输入中包含的各种干扰因素具有更好的适应能力，解决均值偏移问题，且其eLU函数的输出均值越接近于零，其收敛速度越快。与单一CNN网络相比，本次研究除激活函数的改进和优化外，还添加了GRU层、遗忘层和自注意力机制，并将全连接层替换为整体均值池化层，基于改进CNN-GRU网络构建的异常运行状态检测模型网络结构参数及输出数据格式如下表1所示。

依据上表1，完成火电厂汽轮机异常运行状态检测模型构建，实现异常运行状态识别。

## 二、实验测试与分析

为证明本文提出的基于振动信号分析的火力发电厂

表1 模型网络结构参数及输出数据格式设置

编号	网络层	尺寸/步长	数量	输出
1	输入	3×1/2×1	32	200×15
2	卷积	3×1/2×1	32	249×32
3	池化	3×1/1×1	32	248×32
4	卷积	2×1/2×1	32	123×64
5	池化	3×1/2×1	64	60×64
6	遗忘层	-	-	64
7	GRU层	64/-	-	64
8	Self-attention	-	-	64
9	整体均值池化	5/-	-	5
10	Softmax层	5/-	-	5

汽轮机异常运行识别方法的有效性, 现进行实验测试, 将文献[2]提出方法(方法1)和文献[3]提出方法(方法2)作为对比方法, 与本文方法共同进行测试, 验证异常识别效果。

#### (一) 实验准备

本次实验选用汽轮机仪表监视系统软件作为实验环境, 蒸汽在汽轮机的汽缸中膨胀, 从而带动转子转动并作功, 故本次研究使用监视软件对其运行状态进行实时监测并进行故障报警, 通常表示设备的运行状况超过了一定的阈值, 必须及时检视, 甚至停止运行进行维修。而测试本文所介绍的方法, 可以对汽轮机的信号进行监控, 在故障发生的时候, 或者是在传感器本身出现了问题的时候, 可以对其进行预警, 这就给现场的维修人员留下了充足的反应时间。

实验所使用的数据集选定为汽轮机的一个月的运行数据, 每间隔5h测量一次, 其采样时间段为2019/4/1 0:00~2019/4/30 23:00, 时间节点共有144个, 实验所用的合缸详细数据如下表2所示。

表2 汽轮机合缸数据

指标	参数
功率/MW	660
主蒸汽压力/MPa (a)	24.2
主蒸汽温度/°C	566.0
主蒸汽流量/t·h <sup>-1</sup>	1994.51
高压缸排汽压力/MPa (a)	4.525
高压缸排汽温度/°C	316.8
再热蒸汽压力/MPa (a)	4.162
再热蒸汽流量/t·h <sup>-1</sup>	1690.51
中压缸排汽压力/MPa (a)	0.59
低压缸排汽压力/KPa (a)	13.1
补水率/%	1.3
最终给水温度/°C	282.7

#### (二) 实验结果与分析

经由上述实验准备进行测试, 将三种方法分别带入到实验环境中, 其实验结果如下表3所示。

表3 实验结果

汽轮机测量点	实验设定异常振动信号个数/个	异常振动信号识别个数/个		
		本文方法	方法1	方法2
1	10	10	8	12
2	20	19	15	17
3	10	10	15	9
4	20	21	18	13
5	25	27	21	26

由上表实验数据可知, 使用基于振动信号分析的火力发电厂汽轮机异常运行识别方法进行检测的异常振动信号与实验设定的异常振动信号趋于一致, 最大误差不超过2个, 而方法1、2检测出的误差较大, 相较于本文方法, 方法1的异常振动信号最大误差多出了3个, 方法2的异常振动信号最大误差多出了5个。由此可以证明本文使用的基于振动信号分析的火力发电厂汽轮机异常运行识别方法的识别准确性较高, 具有较好的识别效果, 对稳定火力发电厂正常运行具有一定的研究意义。

#### 三、结束语

为了提升汽轮机异常运行识别效果, 本研究基于振动信号分析提出并设计了一种新的汽轮机异常运行识别方法。该方法包括异常振动信号采集与分析、建立异常状态检测模型等步骤。实验结果表明, 应用所提方法进行检测, 效果优于对比方法, 其异常振动信号检测误差不超过2个, 验证了所提方法可较好地识别, 具有良好的汽轮机异常检测效果。

#### 参考文献

- [1] 王永明, 曹江华, 葛恒春等. 火电厂汽轮机运行异常振动原因分析与处理措施研究[J]. 科技与创新, 2020(19): 146-147.
- [2] 王新伟, 钱虹, 冷述文等. 基于XGBoost算法的汽轮机转子故障原因定位方法[J]. 动力工程学报, 2021, 41(06): 460-467.
- [3] 张伟江, 唐广通, 李路江等. 基于KL-CEEMD的高位布置汽轮机组转子故障振动信号虚假分量识别方法[J]. 汽轮机技术, 2022, 64(02): 115-119.
- [4] 张昌成. 基于小波分析的汽轮机振动故障信号的检测[J]. 科学技术创新, 2020(14): 16-17.
- [5] 谭文, 祝朝阳, 张治湖等. 火力发电厂汽轮机现场安装的技术改造策略[J]. 中国设备工程, 2023(01): 210-212.