

基于神经网络的 10 kV 配电网设备运行故障智能诊断方法

史金豪¹

SHI Jinhao

摘要

在高峰负荷和低谷负荷期间,各地区供电所配电网设备的故障率较高,设备元器件之间具有错综复杂的故障嵌套关系,其运行数据具有非线性、时变性等特点,难以捕捉设备变频过程中的高频状态变化,导致诊断结果存在偏差。为此,文章提出一种基于神经网络的电厂设备运行状态智能诊断方法。基于电厂设备运行数据的标准化和归一化处理,采用双线性内插法进行电厂设备多源数据的采样,并将其输入至小波神经网络的输入层,结合多通道加权多尺度排列熵检测高频状态变化区间,计算特征评估值,获取实际状态智能诊断结果。实验结果表明:研究方法得到的电厂设备运行电流波动与实际电流波动完全一致,且 ROC 曲线面积更大,说明该方法能够精准诊断出设备的运行状态。

关键词

神经网络;配电网设备;运行状态;智能诊断

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.04.003

0 引言

在电力系统中,高峰负荷和低谷负荷期间对配电网设备的运行构成了严峻挑战^[1-2]。由于负荷的剧烈波动,配电网设备承受着巨大的压力,故障率相对较高。特别是在高峰负荷期间,设备长时间处于高负荷运行状态,容易导致过热、过载等问题,进而引发故障。当一个元器件出现故障时,可能会引发其他元器件的连锁反应,导致故障范围扩大^[3]。在这样的背景下,电厂设备运行状态智能诊断的研究应运而生。

文献[4]运用密度估计方法来处理和分析这些数据,借助计算得出的密度值判定设备的运行状态,一旦发现异常状态便发出预警。当设备处于变频状态时,密度估计方法无法有效地捕捉高频分量的细微变化,对状态监测的准确性产生影响。文献[5]利用哈希函数识别数据中的冲突项并将其剔除,借助小波变换技术剖析异常监控数据,根据预警模型实现换流站设备的健康监测。哈希函数通常会输入数据进行压缩和映射,但会损失原始数据中的细节信息,特别是高频分量这种细微的变化。文献[6]聚类处理设备的故障种类,利用 SMOTE-NC 过采样技术采集故障数据,并输入到卷积神经网络与长短时记忆网络,实现故障诊断。该方法不直接针对高频分量进行处理,如果原始数据中高频分量的变化特征不明显,那么生成的合成样本也无法准确地反映出这些高频分量的变化。文献[7]通过 A/D 转换,将激光干涉信号转换为数据形式,结合电力设备振动信号的时频域,实现设备故障诊

断。然而,当设备处于变频状态时,其产生的信号往往具有非线性和时变性,使得时频域分析在捕捉高频分量变化方面存在一定的局限性。

在以上研究方法的基础上,通过引入神经网络中的小波神经网络,准确捕捉配电网设备变频过程中的高频变化状态,从而实现对其运行故障的智能诊断。

1 10 kV 配电网设备运行状态智能诊断方法设计

1.1 10 kV 配电网设备多源数据采样

多源数据采样能够获取不同元器件运行的数据,从而理清故障在不同元器件之间的传播路径和因果关系,为反映设备的绝缘性能在变频过程中的变化情况提供更多线索,有助于准确诊断故障根源。因此,采用标准化法使设备多源数据满足正态分布的形式,得到归一化处理的电厂设备运行状态的多源数据。标准化的设备多源数据 x 为:

$$x = (\hat{x} - \bar{x}) / E \quad (1)$$

式中: x 表示标准化的设备多源数据; $\hat{x}$ 表示采集的原始多源数据; $\bar{x}$ 表示多源数据的均值; E 表示多源数据的标准差。

为了使不同来源、不同量级的数据具有可比性,消除数据特征之间的量纲影响,将多源数据 x 归一化处理,计算式为:

$$Q_{ij} = \frac{x - x_j}{e_j} \quad (2)$$

式中: Q_{ij} 表示归一化处理后的多源数据; $\bar{x}_j$ 表示归一化数据均值; e_j 表示样本方差。

采用双线性内插法进行多源数据的采样处理并完成标

1. 国网开封供电公司 河南开封 475000

注^[8]。双线性内插法能够在已知离散数据点的情况下，对数据进行插值处理，从而获取更密集、更全面的数据样本。对于电厂设备多源数据而言，这有助于整合不同来源的数据，填补数据间的空缺，使数据更加完整连续。而数据标注则明确了数据的特征、类别等信息，对于后续的数据分析、故障诊断、运行状态评估等工作至关重要，能够为基于数据的决策提供准确的依据，提高电厂设备运行管理的效率和可靠性。

通过以上数据采样，不仅整合了不同来源的数据，还通过数据标注明确了数据的特征和类别，为运行状态评估与故障诊断提供了准确的数据依据。

1.2 基于小波神经网络的电厂设备运行状态智能诊断

10 kV 配电网设备多源数据采样归一化结果 Q_{ij} 中包含一些与高频分量相关的间接信息。小波神经网络具有多尺度分析能力，可以从多源数据中挖掘出与高频状态变化相关的特征，从而提高诊断的准确性，避免因无法捕捉高频状态变化而导致的诊断偏差。因此，将多源数据采样归一化结果 Q_{ij} 作为小波神经网络的输入，通过多通道加权多尺度排列熵算法，捕捉设备运行信号的随机性，确定高频状态变化区间，结合小波神经网络提取多源数据特征，对电厂设备运行状态变化的精准检测和智能诊断^[9]。基于小波神经网络的设备运行状态智能诊断的具体过程如图1所示。

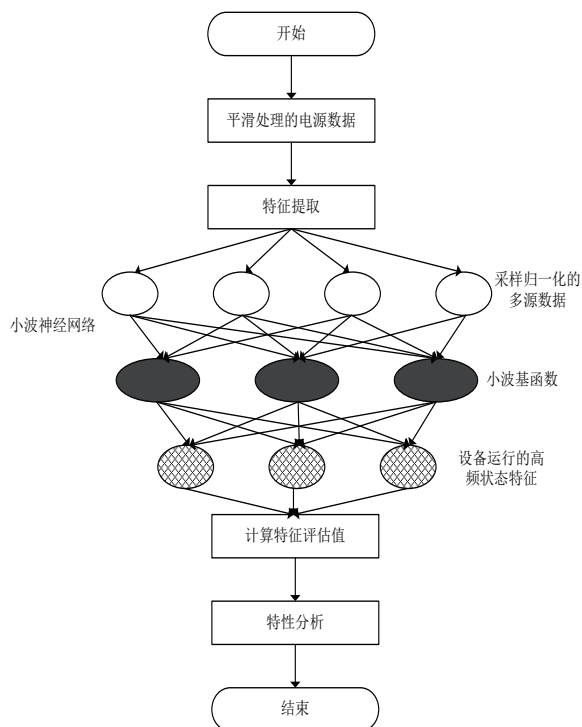


图1 基于小波神经网络的电厂设备数据特征分析流程

利用多通道加权多尺度排列熵实现对电厂设备的高频状态变化精准检测。多通道加权多尺度排列熵能够从多个通道全面地分析多源数据采样归一化结果 Q_{ij} 的复杂性和不规则

性。在电厂设备的运行过程中，不同的运行状态会反映在数据的排列模式上^[10]。多通道的设置可以综合考虑设备不同方面的运行信息，例如电流、电压等不同物理量的相关数据通道。加权多尺度的特性能够在不同的时间尺度上对数据进行分析，捕捉到不同层次的高频状态信息，有助于更全面地描述设备的运行状态，对设备状态变化的早期微弱信号更为敏感。

通过上述小结获取 Q_{ij} 后，将其输入至小波神经网络的输入层，并引入多通道加权多尺度排列熵算法提取 Q_{ij} 中的信号特征，确定电厂设备高频运行状态变化发生的区间，基于多通道加权多尺度排列熵的高频状态变化区间检测架构如图2所示。

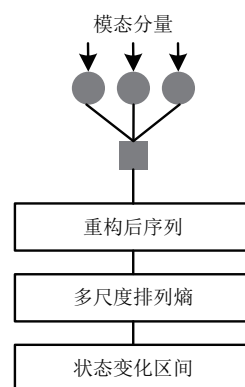


图2 多通道加权多尺度排列熵的高频状态变化区间检测架构

引入小波神经网络，对初始时间序列 y_0 展开相空间重构，如式所示：

$$y_h = \{y_h, y_{h+1}, \dots, y_{h+(h-1)t}\} \quad (3)$$

式中： h 表示重构分量数量； t 表示延迟时间。

如果 y_h 中各个元素所在的索引用 $h_1, h_2, \dots, h_m$ 表示，按照由小到大的顺序对 y_h 进行排列，如果存在相同结果，则按照先后顺序对相同结果进行排列，其公式为：

$$y_{h+(h_1-1)t} \leq y_{h+(h_2-1)t} \leq \dots \leq y_{h+(h_m-1)t} \quad (4)$$

高频状态变化区间伴随着设备运行状态的重要转换，例如从正常运行到异常运行或者在不同的异常状态之间的转换。粗粒化多变量时间序列中的模式分布及其概率表示可以帮助识别这些状态转换点。当设备进入高频状态变化区间时，粗粒化后的模式概率会发生显著变化。如果每一种序列出现的概率用 p_j^* 表示，粗粒化多变量时间序列中的模式分布 p_j^s 表示为：

$$p_j^{s*} = p_j^s y_{h+(h_m-1)t} Q_{ij} \quad (5)$$

多尺度排列熵能够描述电厂设备运行信号的随机性，值越小，表示设备状态正常；反之则表示设备状态异常，以此可确定电厂设备高频状态变化的区间。计算多尺度排列熵 S ，

其公式为:

$$S = y_{h+(h_m-1)t} p_j^{s*} \ln p_j^{s*} \quad (6)$$

将多尺度排列熵 S 输入至小波神经网络, 计算特征评估值, 对电厂设备的运行状态进行判断。小波神经网络的隐藏层采用小波基函数 f , 能够有效地捕捉到高频状态变化中的局部特征, 依据对电厂设备健康状态智能诊断的精度与实时性需求, 构建电厂设备的状态智能诊断方程, 获取 t 时刻电厂设备的实际状态智能诊断结果 Y_t :

$$Y_t = f(S) X_t + e_t \quad (7)$$

式中: X_t 表示 t 时刻电厂设备的运行状态; e_t 表示 t 时刻电厂设备的智能诊断差异向量。

通过多源数据归一化处理和双线性内插采样, 确保了数据一致性, 结合多通道加权多尺度排列熵精准捕捉设备运行信号的高频瞬态特征和微弱异常, 并利用小波神经网络的时频多尺度分析能力深度挖掘数据中的非线性动态特性, 从而实现对电厂设备运行状态的高精度诊断。

2 实验设计与结果分析

为了验证提出的基于神经网络的 10 kV 配电网设备运行故障智能诊断方法的应用有效性, 以一个典型的燃煤电厂作为实验环境, 该电厂装备有复杂的机械设备和电气系统, 其运行状态直接关系到整个发电流程的安全与效率。在这个电厂中, 选取一台额定功率为 600 MW 的燃煤发电机组作为核心研究对象。该机组配备有先进的监测系统, 能够实时采集包括蒸汽温度 (设定为 540 °C)、蒸汽压力 (24.5 MPa)、发电机转子转速 (3000 r/min) 以及轴承振动幅度 (不超过 0.05 ms) 等在内的关键运行参数。电厂设备运行架构如图 3 所示。

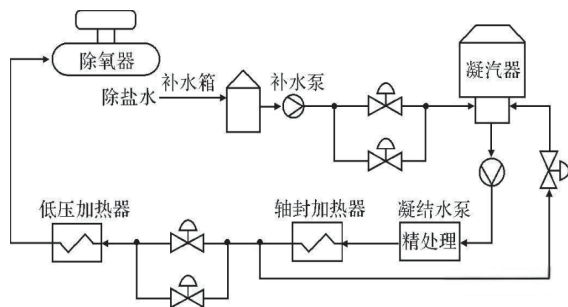


图 3 电厂设备运行架构图

为了模拟设备可能出现的异常情况, 实验中人为引入故障模式。对于本次实验, 设置的故障为每隔 100 ms 设置一次电流异常故障。

采用所提方法对多源数据采样, 用圆点表示经过预处理后的原始设备数据, 三角则表示双线性内插法得到的采样数据。多源数据采样结果如图 4 所示。

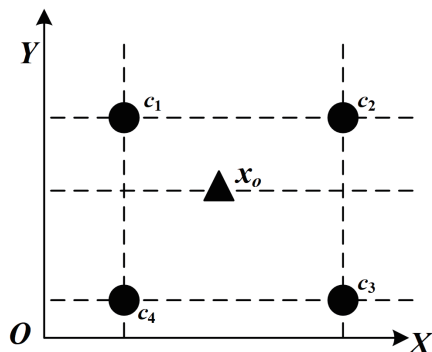
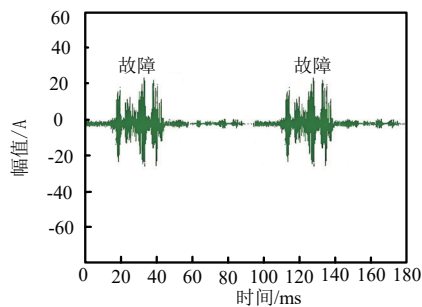
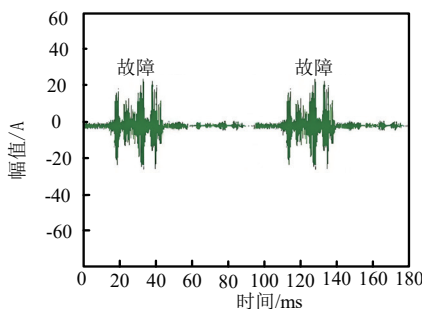


图 4 多源数据采样示意图

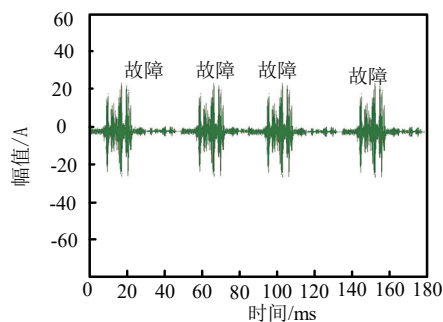
由图 4 可知, 采用的双线性内插数据采样方法通过在原始的数据集中标注 4 个不同源的数据, 并通过投影的方法生成了新的数据。为验证文中方法对于电厂设备运行状态的智能诊断效果, 采集 180 ms 时间内电厂设备的运行电流信号, 通过文中方法、文献 [4] 方法以及文献 [5] 方法对其进行状态智能诊断, 对比不同方法的智能诊断结果, 如图 5 所示。



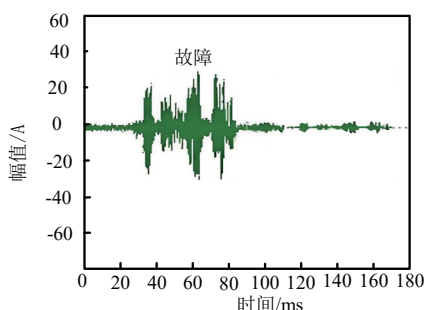
(a) 实际电流信号波动



(b) 研究方法诊断结果



(c) 文献 [4] 方法



(d) 文献 [5] 方法

图 5 电厂设备运行状态变化智能诊断结果对比

根据图 5 可知,文献 [4] 方法对故障频率的诊断具有明显误判,而文献 [5] 方法对于 180 ms 内的两次故障,仅诊断出了一次。相比之下,研究方法得到的电厂设备运行电流波动与实际电流波动完全一致,能够精准诊断出设备的运行状态,应用效果非常理想。这是因为本研究结合了多通道加权多尺度排列熵方法,能够精确捕捉设备运行中的高频瞬态特征和细微异常波动,解决了对快速变化信号响应不足的问题,使得状态变化智能诊断结果更准确。

选取 ROC 曲线作为评估指标,是因为其能综合反映诊断模型在不同阈值下的分类性能,通过真正例率和假正例率的权衡,直观比较不同方法的判别能力。对比研究提出的设备运行状态诊断分析方法、文献 [4] 方法以及文献 [5] 方法完成电厂设备诊断时的 ROC。经过测试,得到不同方法的 ROC 结果如图 6 所示。

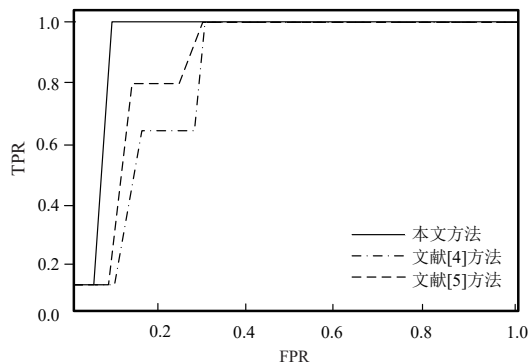


图 6 对比测试结果

从图 6 所示对比测试结果可以看出,本文提出的电厂设备运行状态智能诊断结果更为准确,ROC 曲线更优,与横轴之间的面积更大。这是因为本文利用多通道加权多尺度排列熵精准提取了故障特征,再结合小波神经网络的时频分析能力增强非线性建模,使分类边界更清晰,因此 ROC 曲线下面积更大,诊断更准确。

3 结语

本文提出的基于神经网络的电厂设备运行状态智能诊断

方法,将电厂设备运行数据进行标准化和归一化处理结果输入至小波神经网络的输入层,结合多通道加权多尺度排列熵的运用实现了对设备状态变化的精准检测,进而构建状态智能诊断方程,有效实现了设备运行状态的智能诊断。实验结果中运行电流波动与实际波动的高度一致以及有较大的 ROC 曲线面积,这一研究成果有助于及时发现设备潜在问题、降低故障风险,而且在保障电厂安全稳定运行、提高发电效率等方面有着不可忽视的实际意义。

本研究方法在极端工况或强噪声干扰下的鲁棒性有待验证。未来研究将着重优化算法在复杂环境下的适应性,探索跨设备迁移学习以扩大应用范围,最终构建更智能、更可靠的电厂设备健康管理系统。

参考文献:

- [1] 张强,武明路,韩文学,等.高噪声环境下电厂设备声音融合特征生成方法研究与实现[J].热力发电,2022,51(12):39-47.
- [2] 刘钢,李晓东,金轶群,等.基于深度卷积神经网络的工业循环冷却水系统运行状态预测[J].热力发电,2022,51(8):149-153.
- [3] 张涛,万名炎,胡剑杰,等.基于大数据闸门启闭机健康状态分析方法的研究[J].水电能源科学,2022,40(11):198-202.
- [4] 李学生,张尊扬.基于数据流检测技术的电气设备状态监测仿真[J].计算机仿真,2022,39(7):433-436.
- [5] 王林,姚发兴,王健,等.柔性直流换流站异常监控数据实时预警研究[J].自动化仪表,2024,45(3):70-73.
- [6] 于海平,吴雪琼,杜天硕.不平衡数据集下海量配电网量测终端故障诊断方法[J].电力系统及其自动化学报,2023,35(4):32-40.
- [7] 郭晓菡,李旭阳,李凌云,等.基于激光干涉技术的电力设备故障诊断方法[J].自动化技术与应用,2023,42(6):28-32.
- [8] 武晓春,温昕.结合 SOM 和 LSTM 的道岔转辙设备健康状态评估及预测[J].机械科学与技术,2023,42(11):1794-1800.
- [9] 王文森,贺馨仪,杨晓西,等.基于多参量数据回归分析的电力变压器状态监测方法[J].电网与清洁能源,2023,39(4):83-90.
- [10] 孙黎霞,王中一,戴洪,等.计及网络结构的配电网健康状态评估方法研究[J].电力系统保护与控制,2022,50(4):64-74.

【作者简介】

史金豪(1994—),男,河南开封人,硕士,工程师,研究方向:配网调度运行、配网故障处理。

(收稿日期:2024-11-20)