

# 辅助系统设备状态监测算法及数据分析模型框架构建的关键技术分析

高 菘 姚明亮 罗 勇 李德华 张 勇

(南方电网调峰调频发电有限公司 西部检修试验分公司, 贵州 兴义 562400)

**摘要** 本文立足于机器学习技术的应用, 简略阐述了在水电站辅助系统设备状态监测算法以及数据分析模型框架构建过程中使用的关键技术, 强化对于机器学习算法的应用, 能够有效提升在线监测系统应用的实效性, 可以帮助工作人员更好地实现对于水电站辅助设备的高质量检测, 并从浅层结构的机器学习模型以及基于深度神经网络的方法两方面着手, 对关键技术的应用进行了详细分析, 旨在为相关研究人员提供参考。

**关键词** 水电站 辅助系统设备 状态监测

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1007-0745(2022)02-0022-03

辅助设备是水电站正常运行的重要组成部分, 但在日常应用的过程中始终面临着一定的不利因素, 所以应当积极强化对于在线监测系统的应用, 以便于更好地实现对于辅助系统设备状态的监测工作, 进而针对性地采取相应的解决措施, 为水电站各类辅助系统设备的高质量运行创造良好的条件。

## 1 目前设备状态监测及故障预警若干关键技术

### 1.1 揭示设备运行状态机械动态特性劣化演变规律

设备在运行中是由非故障状态向故障运行状态发生转化的, 且各设备的机械动态特性基本也都存在发展演变的流程。应该分析出设备劣化的具体流程和实际故障变化演化的规律, 以及在发展过程中体现出来的主要特点, 另要对故障生成的机理、形成原因、具体的发展模式进行研究, 建构起劣化演变机械动态特性模型。

### 1.2 提取设备运行状态发展趋势特征

对于在役设备来说, 其在运行过程中状态一般比较复杂, 而历经较长历程的运行之后, 会因为工况及负载等一些非故障因素引起信号能量发生变化, 此时非故障变化信息会将故障趋势信息淹没, 这种情况下就应该及时消除因非故障变化导致的冗余信息, 继而建构起预测模型。一旦提取到敏感特征分量因子或模式, 则有概率可以分析典型部件或部位。

### 1.3 低信噪比微弱信号特征早期故障的信号处理

故障在发生早期阶段会表现出比较显著的低信噪比微弱信号的特点, 为了能够尽早对早期故障做有效

分析, 具体涉及到的方法有: 非平稳及非线性信号处理, 噪声规律和特点分析, 信息融合与多传感系统检测, 故障征兆量与损伤征兆量信号分析, 有关数据挖掘和粗糙集、盲源分离等方法。

### 1.4 故障预测模型构建

建构起的基于智能信息系统的设备早期故障预测模型通常可以分为两个途径, 即数据信息预测模型与物理信息预测模型, 或者也可以建构起此二者互相融合的预测模型。

### 1.5 运行状态劣化的相关评价参数、模式及准则

比如阐述设备状态下不断发展的参数和特征模式, 以及状态发展评价准则或条件, 还包括基于安全可靠的决策理论方法的稳定性以及可靠性、维修性的评估和评判依据等。

## 2 辅助系统设备状态监测分析技术和算法简析

随着工业生产自动化程度的提升, 其工业生产过程中依然陆续呈现出一系列无法量化或决策者不知道的弹性因素, 而这些弹性因素也埋下了一系列决策和生产管控工作环节的隐患。时下相较而言更成熟的工业大数据分析技术基本就是要供给一种透明的工具及解决方案, 且该方案具备拆解及量化其弹性因素的功绩, 继而能够站在客观角度有针对性地对于其生产过程及设备运行状况、可用性实施透明化管理, 并且保证管理者能够对决策“知情”。

运用已有的数据可以完成故障预警及预测分析工作环节, 而充分运用好各种推理技术来预测设备的健康状态, 其间采取的核心故障预测算法为“基于模型

的故障预测技术”、“基于统计可靠性的故障预测技术”以及“基于数据驱动的故障预测技术”三中技术类型。

1. 所谓“基于模型的预测算法”，它是受到复杂的动态系统和精确的数学模型较难建立的条件限制的，且此间会很大程度上对实际应用效果产生限制。

2. 所谓“基于数据驱动的预测算法”，这种计算方法很有可能是因为多重故障因素所致，因此想要确定究竟选用哪一种预测模型及机理模型往往存在一定难度。这种技术是以采集来的数据为基础，借助各种数据处理方法来深挖隐含信息予以预测的一种技术手段，因此它也是一种实用性较强的预测故障的方法。

3. 所谓“基于概率统计的预测方法”，此方法当中既包含了时间序列预测法，又包含了回归预测法等，对于前者来说，短期的预测效果较好，但后者则对样本的数量需求较高<sup>[1]</sup>。

### 3 辅助系统设备状态监测算法及数据分析模型框架构建中的关键技术——机器学习技术

现如今，我国的水电站中实现了对于各种在线监测以及计算机监控系统的应用，能够助力对于各种类型监测数据的广泛采集，用户往往在面对海量监测信息资源的时候，难以实现对于其所需要数据的精确获取。通常情况下，用户并不能更为精细准确地对信息的实际需求进行表达，结合实际情况来看，其根本原因在于表达工具的欠缺。此外，即便是人们能够将自己的需求表达出来，但若是没有更为全面科学地进行信息处理，并采用更加有效的检测分析方法，便会在一定程度上制约人们对其的形象化表达以及充分消化，这样一来便会为设备检测工作的高质量开展造成一定的阻碍。但在设备状态监测中，强化对于机器学习技术的应用，便能够将设备所具有的更加真实的状态展现出来，以保障其能够同用户日常设备监测以及使用习惯相适应，通过对于机器学习技术的应用，能够有效帮助用户对设备健康状态展开分析工作，进而实现对于当下设备在应用过程中存在的风险和异常的精准识别并进行告警。与此同时，其还可以结合其实际的状态评价结果，更为科学、智能化地对最优化的检修策略进行选用。

近些年，我国现代化科学技术发展水平飞速提升，积极开展对于电力信息化平台的开发和利用工作，能够帮助工作人员对各种运行设备的实际状态以及工况信息进行全面获取，结合大数据本身的内在规律，能够明确设备状态演变的整体发展趋势，并对其中所存在的内在关联产生更为深层次的了解，以便于在机器学习技术的基础上，构建起相应的辅助系统设备状态监测算法和相应的数据分析模型框架。这样一来便能

够为水电站各种辅助设备的安全平稳运行创造良好的条件，帮助相关工作人员更好地开展设备检修等工作。

### 4 基于机器学习技术的水电站辅助设备系统状态监测算法及数据分析模型框架

#### 4.1 辅助系统设备

##### 4.1.1 油系统

在水电站中，油系统是至关重要的组成部分，油系统的构成包括断路器和电力变压器的绝缘油系统，以及供给水轮发电机组的液压操作油系统和润滑油系统。液压操作油系统和润滑油系统主要是在发电厂房中进行设置，包括变压器等的绝缘油系统，主要是结合主变压器安装的具体位置，在厂房或者是变电站的附近进行设置。

##### 4.1.2 压缩空气系统

对于压缩空气系统来说，其主要是由两个系统所构成，其中高压系统将会向油压装置各空气断路器以及油压装置提供相应的操作和灭弧气压以及蓄能气压。在实际应用的过程中，低压系统可以有效实现机组停机制动。压缩空气系统可以向厂房中的风动工具提供相应的动力，在面对寒冷地区的时候，就能够给进水口拦污闸门进行吹气，以达到良好的防冻效果，与此同时，还能够为开关站启动隔离开关以及少油开关进行操作气压的提供。

##### 4.1.3 供水系统

供水系统的覆盖范围为深井水泵、空气压缩机、主变压器以及供给水轮发电机组等设备运行过程中所需要的润滑水以及冷却水，同时，还包含着水电站整体所涉及到的生活用水和消防用水等等。当面临汛期的时候，其水源有着相对较大的含沙量，所以还应当确保其有着相应的备用水源<sup>[2]</sup>。

##### 4.1.4 排水系统

排水系统的主要功能便是将厂房、大坝以及水轮机顶盖处存在的渗漏水有效排除，同时，还要排除在水轮机水下部分检修工作开展过程中所存在的尾水管中的积水等。一般来说都是通过对于排水管和排水廊道的应用，使其流到集水井当中，与此同时，还要在应用深井水泵的基础上，将其向尾水渠中排除。

#### 4.2 设备故障诊断模型

##### 4.2.1 浅层结构的机器学习模型

对于以往浅层机器学习模型来说，其主要是采用人工神经网络以及支持向量机两种模型，笔者在此处主要针对支持向量机进行分析。从本质上来看，支持向量机属于一种二分类模型，其基本模式是特征空间间隔上最大的线性分类器。当处在线性不可分状况下的时候，SVM将会基于非线性变化，使得输入空间向

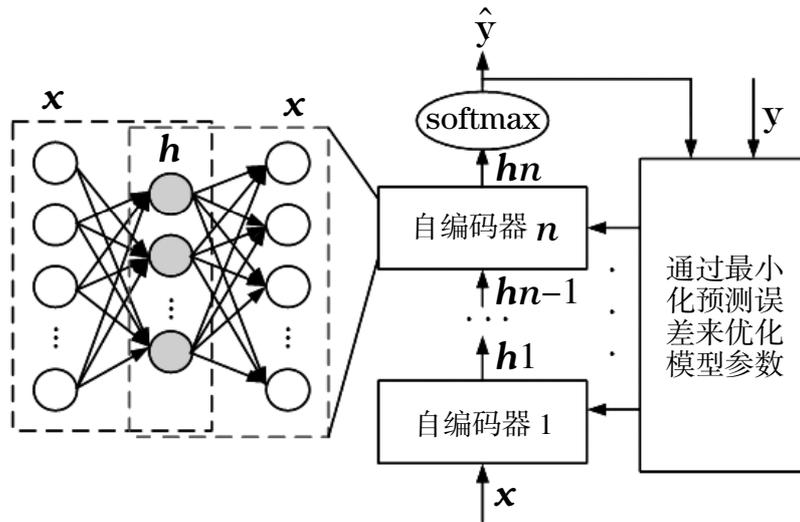


图1 基于SAE的故障诊断模型结构图

高维特征空间进行转化，并在这一全新的空间中对最优线性分类面进行求解。从实际情况来看，SVM 仅仅可以进行二分类，但水电站辅助系统设备的故障诊断以及状态监测本身属于一个多分类的问题，所以需要多个 SVM 进行分别建立，接下来便可以扩展为一个多分类器。

结合当前的具体情况进行分析，现如今，所采用的扩展策略包括决策导向无环图、决策树、一对一以及一对多等。假设在训练样本中涉及到  $K$  类故障状态，应当对个二分类的 SVM 进行构造工作，而每一个 SVM 都会分别将一类故障样本看成是正样本。而其他的样本都属于是负样本展开相应的训练。在应用 SVM 的时候有着较高的优势，具体指的是，其能够基于最小化结构风险展开模型参数训练，而其在理论方面有着较高的严谨度，可以在原有的基础上促进模型可解释性的提升。与此同时，其诊断模型能够更好地获得全局最优解，有助于从根本上保障其良好的诊断准确度。但在应用 SVM 方法的时候，其还存在一定的不足，具体在于其分类性能将会对核函数的优化选择造成阻碍，若是其所选择的核函数不合适，便会在极大程度上降低其分类性能。除此以外，在 SVM 中难以实现对于传感器所采集的时序数据的科学应用，而其中部分特征值所存在的时序变化对于故障分类有着重要意义<sup>[3]</sup>。

#### 4.2.2 基于神经网络的方法

当前，在图像识别以及自然语言处理方面，深度神经网络的应用得到了长足的发展，与此同时，在设备状态监测以及故障智能诊断中，也实现了对于深度神经网络的广泛应用。从目前来看，神经网络主要包含残差网络、深度卷积神经网络、深度信念网络以及

堆叠自编码器等等，笔者在本文中主要是针对其中比较经典的模型进行分析。基于 SAE 的故障诊断模型结构图（如图 1 所示），其一般涉及到诸多个自编码器，其中每一个自编码器形成的隐向量都可以作为下一个自编码器的输入，而最后的自编码器的隐向量将会向一个 softmax 分类器中输入并进行分类。

在最小化分类误差的基础上，对模型参数进行优化，从实际情况来看，深度卷积神经网络本身便是一种局部连接以及权重共享的深度前馈神经网络，其结构主要由若干池化层以及卷积层所组成，最后再使用一个 softmax 函数开展相应的故障分类工作。

## 5 结论

综上所述，强化对于机器学习算法的应用，能够有效提升在线监测系统应用的实效性，可以帮助工作人员更好地实现对于水电站辅助设备的高质量检测，这对于水电站整体的持续平稳运行有着积极的促进作用。因此，相关研究人员应加强对于机器算法技术应用的重视，进而保障在线检测系统的有效应用。

## 参考文献：

- [1] 何燕. 基于物联网的输变电设备状态监测关键技术研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2014.
- [2] 张宏, 李俊, 樊锦, 等. 流域水电站设备远程状态分析及辅助诊断系统建设探讨 [J]. 水电站机电技术, 2018 (11): 92-95.
- [3] 敖成彦, 罗文云. 水电站辅助机械设备的安装与检修 [J]. 黑龙江科学, 2019, 10(20): 88-89.