

发电机组电气故障智能检测技术研究

肖 平

(安徽省皖能能源交易有限公司,合肥 230051)

摘 要 电气故障是发电机组正常运行的重大隐患,及时检出电气故障具有重要意义。针对发电机组的电气故障检测问题,提出一种基于回声状态网络的智能检测方法,可以实现发电机组电气故障的自动实时检测。此方法中,将发电机组的常见 10 类故障作为输入,进而纳入回声状态网络中进行学习和训练,并根据网络分析结果做出故障判断。实验过程中,通过多种传感器配合人工巡检采集各变量数据,通过多变量时间序列数据在回声状态网络中的训练和学习,形成故障检测的最终结果。实验结果表明,该文提出的智能检测算法可以对发电机组的运行状态进行自动实时的故障检测。该文所提出的方法具有非人工、智能化、实时性的特点。

关键词 发电机组;电气故障;智能检测;测试分析;回声状态网络

中图分类号:TM307.1

文献标志码:A

文章编号:2095-2945(2024)18-0173-04

Abstract: Electrical fault is a major hidden danger to the normal operation of generator sets, so it is of great significance to detect electrical faults in time. Aiming at the problem of electrical fault detection of generator set, an intelligent detection method based on echo state network is proposed, which can realize automatic real-time detection of generator set electrical fault. In this method, 10 kinds of common faults of generator sets are taken as input, and then incorporated into the echo state network for learning and training, and the fault judgment is made according to the results of network analysis. In the course of the experiment, through a variety of sensors with manual inspection to collect variable data, and through the training and learning of multi-variable time series data in the echo state network, the final result of fault detection is formed. The experimental results show that the intelligent detection algorithm proposed in this paper can automatically and real-time detect the fault of the generator set. The method proposed in this paper is non-manual, intelligent and real-time.

Keywords: generator set; electrical fault; intelligent detection; test and analysis; echo state network

在各种形式的能源供给中,电能占有十分重要的地位。电能作为一种二次能源,是清洁型能源,并且可以为人们生产生活的各种用电器提供能源动力^[1]。在电能供给体系中,发电站扮演着十分重要的角色。发电站内的发电机组通过持续工作,将电能源源不断地输送到电网,确保千家万户的电力设备可以正常使用。发电机组的构成形式复杂,并且因设备不同而不同^[2]。但是,其中最核心的部件都是变压器。变压器可以调整电能供给端到电能需求端的电压差降,是发电机组工作的关键。为了确保发电机组的正常工作,必须对变压器进行有效的维护^[3]。在常规检修状态下,主要是通过人工巡检,定期或不定期地对发电机组进行检查,或者根据突发故障对发电机组进行有针对性的维修。人工方法的最大问题是效率低、出错率高,并且无法对一些潜

在的安全隐患及时排查。为此,本文以发电机组尤其是变压器为关键组件,采用多种传感器结合智能检测方法进行自动化的故障检测,以期更好地维护发电机组的安全运营。

1 发电机组电气故障的分类

发电机组的构成非常复杂,包含了多种类型的设备、部件、组件。因此,发电机组的故障也千差万别。为了便于归纳,可以采取不同的分类标准对发电机组的故障类型进行划分。这里采取 2 种分类原则。

第一种分类原则,按照内部或外部的差异进行划分,发电机组可能出现 2 类故障所下。

第一类,发电机组的内部故障。例如,其关键组件变压器上缠绕电阻线出现故障,关键组件变压器的铁芯绝缘出现问题,连接组件螺栓绝缘出现问题,重要组

件电压开关出现问题 机油老化等。

第二类 发电机组的外部故障。例如 ,关键组件变压器的承载油箱漏油 ,各组件单元之间联动控制装置出现问题 ,发电机组的整体冷却装置失效 ,辅助用温度计失灵 ,继电器组件不能正常工作等。

第二种分类原则 ,按照故障的发生和存续时间长短来进行划分 ,发电机组可能出现 2 类故障如下。

第一类 ,发电机组的瞬时故障。当发电过程中 ,电压出现短时间的剧烈波动从而导致绝缘失效 ,甚

至引发一系列外部的电气故障 ,都属于瞬时故障。自然条件经常是此类故障的诱因 ,如雷暴、地震、飓风等。

第二类 ,发电机组的累积故障。在发电机组持续工作相当长的时间后 ,不断累积的老化、破损导致的故障 ,如发电机组的绝缘老化失效、线组破损等。

为了便于后续的智能检测处理 ,本文按照故障严重程度 ,对发电机组的故障进行 3 种划分 :重度故障、中度故障、轻度故障 ,具体见表 1。

表 1 发电机组的三类故障划分

| 序号 | 故障名称 | 故障类型 | | | 故障检测手段 |
|----|-------------|------------|---------------|--------------|---------------------|
| | | 重度故障 | 中度故障 | 轻度故障 | |
| 1 | 发电机组漏油故障 | 大量漏油 | 部分漏油 | 渗油 | 采用油压传感器检测 人工定期检测 |
| 2 | 发电机组油位故障 | 油位超高或超低 | 油位高或低 | 油位略高或略低 | 油位红外传感器检测 人工定期检测 |
| 3 | 发电机组闪络故障 | 闪络烧损 | 单纯闪络 | | 人工定期检测 |
| 4 | 发电机组秽物故障 | | 秽物超过 0.1 mg | 秽物低于 0.1 mg | 人工定期检测 |
| 5 | 发电机组散热故障 | | 半数以上风扇停转 | 半数以下风扇停转 | 人工定期检测 |
| 6 | 发电机组温差故障 | | 油温大于 70 ℃ | 油温差大于 10℃ | 温度计检测 |
| 7 | 发电机组开关老化故障 | | 切换大于 10 000 次 | 切换大于 8 000 次 | 计数器口岸侧 |
| 8 | 发电机组绕组漏电流故障 | | 漏电流大于 80 μA | 漏电流大于 50 μA | 人工定期检测 |
| 9 | 发电机组铁芯绝缘故障 | | 绝缘电阻小于 0.1 Ω | 绝缘电阻小于 0.5 Ω | 测阻仪检测或 DGA 检测 |
| 10 | 发电机组绕组变形故障 | 低电压阻抗大于 4% | 低电压阻抗大于 2% | | 人工定期检测 |

2 发电机组电气故障智能检测方法

针对发电机组的故障检测问题 ,本文提出一种融合人工定期巡检和多传感器实时采集的方法 ,并通过回声状态网络进行智能判断 ,形成有关检测结果的最终判断。这里考虑到发电机组对于更高安全性的追求 ,在同时对表 1 中 10 个故障变量进行监测的过程中 ,如果其中 1 个变量确定为重度故障 ,则直接停机 ,等候全面检修。如果其中 1 个变量确定为中度故障 ,立即派人去现场对该故障进行确认。当没有出现重度故障和中度故障的时候 ,调用回声状态网络方法 ,综合 10 个故障变量的时间序列数据 ,纳入智能决策算法 ,进行故障情况的判断 ,形成最终的检测结果。

从结构上看 ,回声状态网络和一般的神经网络具有相似性 ,但其中间层的神经元数量非常丰富 ,从而具有更强的计算能力和非线性逼近能力 ,这对于适应发电机组成因复杂的多种可能性故障 ,具有更强的针对性。本文采用的回声状态网络 ,结构上如图 1 所示。

从图 1 中可以看出 ,用于发电机组故障检测的回声状态网络 ,分为 3 个层次。其中输入是 10 个故障变量的时间序列数据 ,中间层是数量丰富且结构关系复杂的神经元组列 ,输出是故障程度的判断结果。这 3 个

层次的数学模型 ,如公式(1)所示

$$I(k) = (i_1(k), i_2(k), \dots, i_l(k))^T$$
$$C(k) = (c_1(k), c_2(k), \dots, c_m(k))^T$$
$$O(k) = (o_1(k), o_2(k), \dots, o_n(k))^T$$

(1)

式中 $I(k)$ 为发电机组故障检测回声状态网络的输入、 $C(k)$ 为发电机组故障检测回声状态网络的中间层神经元、 $O(k)$ 为发电机组故障检测回声状态网络的输出、 $l、m、n$ 为发电机组故障检测回声状态网络各层次的神经元数量、 k 是采样值。

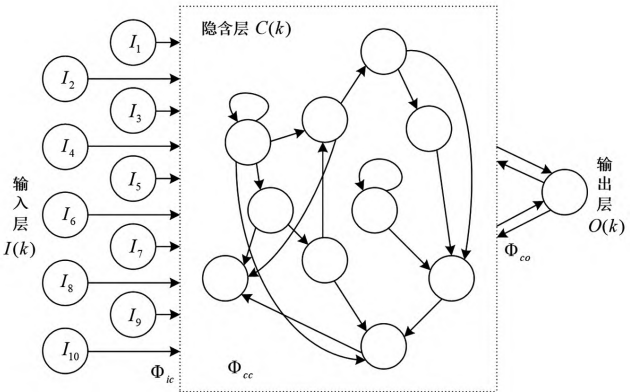


图 1 用于发电机组故障检测的回声状态网络结构

图 1 中的输入 ,一共包括了 10 种故障状态变量 ,具体如下。

I_1 代表“漏油故障”变量,即发电机组故障检测回声状态网络的第一个输入; I_2 代表“油位故障”变量,即发电机组故障检测回声状态网络的第二个输入; I_3 代表“闪络故障”变量,即发电机组故障检测回声状态网络的第三个输入; I_4 代表“秽物故障”变量,即发电机组故障检测回声状态网络的第四个输入; I_5 代表“散热故障”变量,即发电机组故障检测回声状态网络的第五个输入; I_6 代表“温差故障”变量,即发电机组故障检测回声状态网络的第六个输入; I_7 代表“切换开关老化故障”变量,即发电机组故障检测回声状态网络的第七个输入; I_8 代表“绕组漏电故障”变量,即发电机组故障检测回声状态网络的第八个输入; I_9 代表“铁芯绝缘故障”变量,即发电机组故障检测回声状态网络的第九个输入; I_{10} 代表“绕组变形故障”变量,即发电机组故障检测回声状态网络的第十个输入。

基于回声状态网络的智能检测算法,其实施流程一般包括以下几个步骤。

第一个步骤,首先将 10 类故障的时间序列数据,按照相同的时间坐标输入到回声状态网络的输入单元。这时需要注意的是,10 类故障数据量纲不同、阈值范围大小不一,这就需要进行归一化处理,以便于输入数据都处在相同的变化范围之内。

第二个步骤,将输入的 10 个变量数据送入回声状态网络的隐含层,这里有数量丰富的神经元,可以对全部数据进行整理、归类、分析,并通过神经元之间的关系模拟逼近各个输入之间的关系,进而建立网络内部的各输入变量关系模拟矩阵,以及隐含层到输出层的关系模拟矩阵。

第三个步骤,隐含层根据大量经验数据的学习和训练,结合当前输入数据,对发电机组可能存在的故障状态进行智能判断,并将判断结果输出到输出神经元。

在回声状态网络的性能测试中,分别选取了 500 组、1 000 组数据,对其收敛性能进行测试,结果如图 2 所示。

从图 2 中可以看出,用于回声状态网络训练的数据量越大,其收敛速度越快,并且收敛时的迭代误差越小。因为从图 2 中 2 条曲线的对比可以看出,1 000 组数据训练下,收敛速度要快于 500 组数据的训练结果,并且收敛时的迭代误差减小了 70%。

3 发电机组电气故障智能检测实验

接下来的工作中,对发电机组电气故障智能检测的结果进行实验验证。这里,首先给出各变量数据的采集结构框图,如图 3 所示。

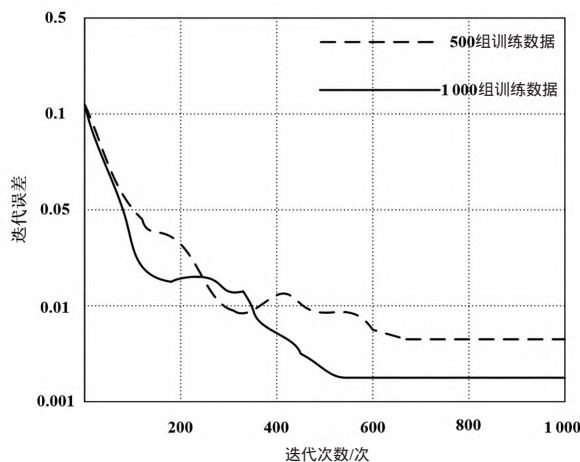


图2 用于发电机组故障检测的回声状态网络的收敛特性

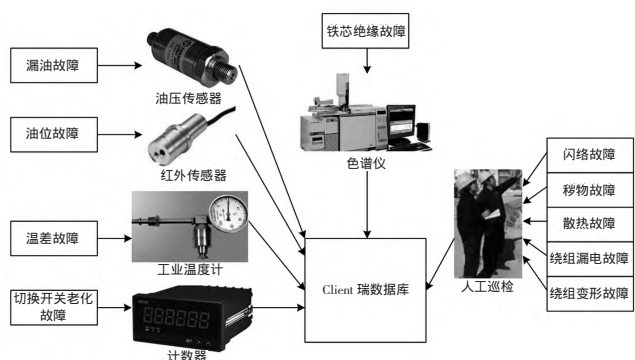


图3 发电机组故障变量数据的采集框图

从图 3 中可以看出,10 种常见的故障都通过特定的检测方法或传感器进行检测,从而确保及时有效地传输到发电机组故障检测的数据库端。发电机组电气故障的智能检测算法流程图如图 4 所示。

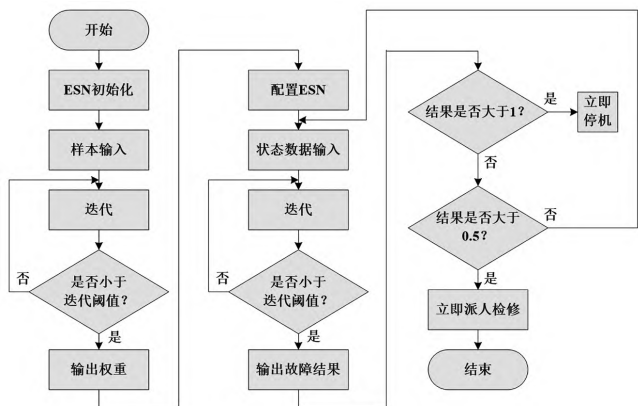


图4 发电机组电气故障的智能检测算法流程图

这些数据将统一在智能检测的服务器端进行处理,发电机组故障智能检测服务器端的操作界面设计

结果,如图 5 所示。



图 5 发电机组故障智能检测服务器端的操作界面

图 5 中,点击设备状态智能分析按钮,界面中右上区域将变为设备状态智能分析区域。区域中包含以下控件:上方可以选择样本数据的路径,点击打开文件导入样本数据;左下包含了网络训练和分析过程中的参数配置,包括迭代次数、迭代阈值、输入权重矩阵、输出权重矩阵和隐含权重矩阵等;右下包含了网络训练和网络分析 2 个按钮,点击它们可以触发训练功能、分析功能的响应函数。

图 5 是通过样本数据,对 ESN 网络进行训练。此次训练过程中,设定迭代次数为 1 000 次,迭代阈值为 0.01。如果迭代结果始终不能小于 0.01,则执行 1 000 次迭代为止,如果迭代次数不到 1 000 次,迭代结果就小于 0.01,也结束迭代过程。此时得到的输入权重矩阵、输出权重矩阵、隐含权重矩阵,就是可用于当前状态参数分析的结果。

根据样本数据,执行回声状态网络训练后,确定回声状态网络各关键参数,进一步对当前采集到的发电机组状态进行智能分析,结果如图 6 所示。



图 6 发电机组故障智能检测结果

从图 6 的结果中可以看出,发电机组中编号为 Z1S5BYQ5 的变压器,其状态的智能分析结果为中等异常,根据事先规定的处理原则,应立即派人检修。从上述处理过程可以看出,通过对发电机组各个可能故障状态的台帐记录和实时采集,配合回声状态网络智能分析方法,可以由检测系统自动给出分析结果,实现了变压器这一变电站核心电力设备状态的智能检测。

4 结束语

电能供给是有关日常生产和生活的最重要能量供给形式,关系到生产进度和人们日常生活的便利。发电机组是电能供给的核心设备,其安全性关系到电能供给能否可靠地进行。本文中,在传统的常规人工检测的基础上,提出了一种多故障类型综合智能检测方法,用于发电机组故障的智能检测。其使用的核心技术,是基于回声状态网络的智能检测算法。实现被确定划分的各种常见故障类型,以变量的形式作为回声状态网络的输入,经过回声状态网络的综合判断形成最终的检测结果。实验结果表明,本文提出的智能检测方法,可以实现对发电机组的实时故障检测,对于提升发电机组安全性能具有重要的实用价值。

参考文献:

- [1] 李晓明,彭昆.关于对电力电子视阀下的电力设备状态检修技术的应用之探讨[J].电子技术与软件工程,2018,16(3):234-234.
- [2] 李正存,唐松杨,李红文,等.电力系统自动化专业状态检修技术的探究[J].中国电业(技术版),2018,12(2):103-106.
- [3] 廖瑞金,张镜议,黄飞龙,等.基于可拓分析法的电力变压器本体绝缘状态评估[J].高电压技术,2017,38(3):521-526.