

基于深度学习的智能变电站二次系统故障定位研究

张 艺¹, 李万银², 付 根²

(1. 华电金沙江上游水电开发有限公司, 四川 成都 610041;
2. 华电金沙江上游水电开发有限公司苏洼龙分公司, 四川 成都 610041)

摘 要:在智能变电站二次系统状态监测系统中,对信息进行有效提取及故障定位是智能电网目前亟待解决的难题之一。在此背景下,首先探讨从早期智能变电站网络架构过渡到智能变电站实用网络架构,以数字信号取代物理信号来实现过程层的信息共享;其次为简化核心算法的输入,减少平台载体的负荷,在告警信息的预处理方案上进行告警信息分类以及将智能变电站二次系统中通信链路故障进行独立模块优化;最后基于 RNN 循环网络算法进行数据训练及预测,实现了具有较高准确率的智能变电站二次状态监测及故障定位,并且分析总结在大数据背景下深度学习在智能变电站中的应用和发展。

关键词:智能变电站;网络架构;告警信息;预处理方案;故障定位

中图分类号: TN915.5; TM411+.4; U226.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2184(2022)04-0112-07

Research on Fault Location of Secondary Electrical System in Smart Substation Based on Deep Study

ZHANG Yi¹, LI Wangyin², FU Gen²

(1. Huadian Jinsha River Upstream Hydropower Development Co., LTD, Chengdu, Sichuan, 610041;
2. Suwalong Branch of Huadian Jinsha River Upstream Hydropower Development Co., LTD, Chengdu, Sichuan, 610041)

Abstract: The effective extraction of information and fault locating from the monitoring system of secondary electrical system of smart substation is high on the agenda in smart grid. This paper firstly explores the transition from network architecture of the early smart substation to the practical network architecture of smart substation, through which information sharing of the process layer is realized by digital signal instead of physical signal, and then classifies the alarm information on the pre-processing scheme of the alarm information and carries out independent module optimization of link fault in secondary electrical system in smart substation, in order to simplify the input of the core algorithm and reduce the load of the platform carrier. Finally, based on the RNN cyclic network algorithm for data training and prediction, status monitoring and fault locating of the secondary electrical system of the smart substation is realized, and the application development of deep study in smart substation is analyzed and summarized under the circumstance of big data age.

Key words: smart substation; network architecture; alarming information; pre-processing scheme; fault locating

0 引 言

从上个世纪九十年代初开始发展至今,我国变电站系统一直朝着智能化系统发展方向进行不懈的努力,目前,已经进入全面推广阶段。在传统变电站中,为了实现设备信息之间的互通,往往依靠大量的硬开入连线,这一弊端使变电站的二次回路接线复杂,且往往依靠人工才能实现一定程度的信息交互。目前,智能变电站二次系统数字信号传输方式替代了传统变电站依靠电缆传输的物理信号,实现了智能变电站二次设备的网络化^[1]。

智能变电站二次状态监测是实现智能电网稳定运行的基础,传统意义上的智能变电站二次状态监测是现场运维人员依据运维经验进行报文信息的读取与翻译。但是,目前智能变电站二次网络最大程度实现了信息网络化,监测数据在规模、结构、种类方面都大幅增长,数据在平台上的存储和吞吐问题也急需解决。简单地依靠人工判断来实现智能变电站的二次状态监测以及基于告警的故障定位是无法形成完整的二次回路预警和决策系统^[2]。

本文对智能变电站的网络架构、监测信息、告

警信息的预处理方案进行研究,对基于深度学习的智能变电站二次状态监测及故障定位算法进行仿真验证,并分析总结了深度学习在智能变电站二次状态监测及故障定位的应用前景。

1 智能变电站的网络架构

早期的智能化变电站是利用 IEC 61850 协议将变电站设备模型化^[3],智能化程度很低,仅仅实现了间隔层和站控层设备的网络化,过程层设备仍为传统模拟信号设备。早期智能变电站网络结构见图 1。

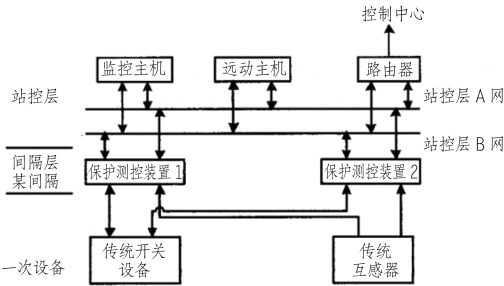


图 1 早期智能变电站网络结构

理想的智能变电站会采用智能开关和 EVCT 等智能设备,构成双网冗余结构的独立过程网络,但是,理想的智能变电站目前无法完全实现,只能通过智能终端与传统的二次开关进行结合链接来填补实际的技术缺陷以达到较高的网络数字化程度。实践中,将一路采样值和跳闸信号(不包括过程层组网)采用“直跳直采”方式直接接收保护装置信号来实现过程层信息共享,以加强测控保护装置的可靠性。目前智能变电站实用网络结构见图 2。

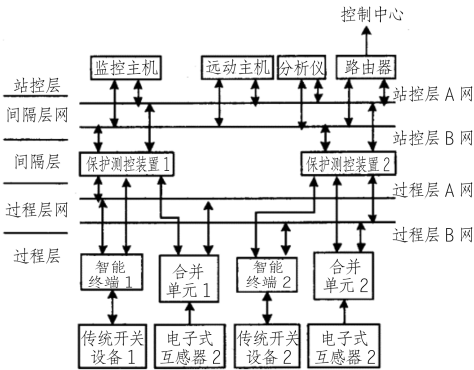


图 2 目前智能变电站实用网络结构

2 告警信息的预处理方案

2.1 告警信息的分类与过滤

智能告警辅助分析系统数据来源主要是根据

合并单元、保护装置、智能终端等所测控装置采集的信息值^[4]。断路器的电流值、保护动作出口信息、智能设备状态异常告警等,这些基本信息大多数包含在遥测、遥信数据中。随着智能变电站技术的不断更新换代,采集信息的辅助设备功能也逐渐完善。因此,大多智能设备都具有自检的功能,对于本设备控制系统内的一些故障异常进行自我反馈与处理。这些措施都极大限度提高了数据信息的准确性。该故障系统总体结构见图 3。

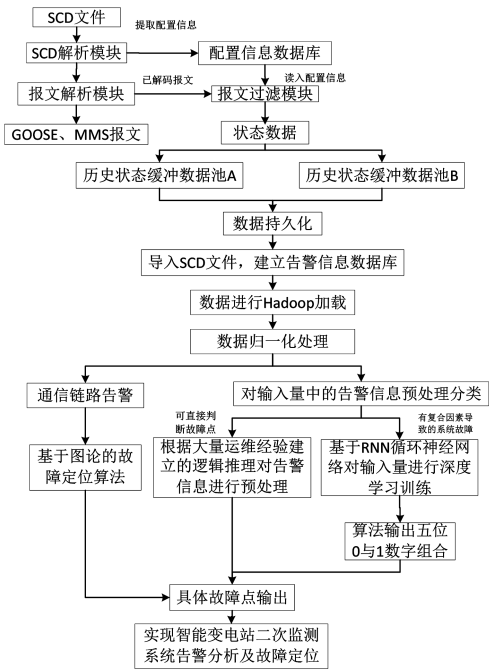


图 3 故障系统总体结构

建立告警信息的逻辑知识库是该预处理方案的重要环节。经过查阅大量文献后进行整理,列出智能变电站二次系统主要故障类型(表 1)。

表 1 智能变电站二次系统主要故障类型

故障类型	告警信息
采样类故障	合并单元/保护装置 SV 采样数据异常;合并单元/保护装置 SV 总告警;合并单元/保护装置采样中断报警等
跳闸故障类	保护装置/合并单元/智能终端 GOOSE 总告警;开关量变位;网络分析仪监测保护装置 GOOSE 中断等
本体故障	EEPROM 错误;FLASH 错误;RAM 自检错误;保护装置自检定值出错;保护装置定值不一致等
通信故障	保护装置 SV 板/GOOSE 板 X 网异常;保护装置 GOOSE/SV 通信中断;保护装置开出通信中断等

经过多方文献查证,以及现场实际运维经验总结分析,将智能变电站故障告警分为两类:

(1)将可根据告警信号直接定位的信息类别归为第一大类,这一类数据信息是在长时间、多经验的生产运维基础上,或是基于智能设备的自检反馈得到单一、典型的可直接溯源定位故障告警信号。比如 PT、CT 检修不一致,零序电流保护,重合闸压板的停用,保护装置的 SV、GOOSE 链路中断等。

(2)在智能站运维系统中,考虑到现地生产设备在运行过程中导致故障的根本因素综合多样,故将此无法直接溯源的信息类别划分为第二大类。此类告警信号主要表现在合并单元、保护装置、智能终端三者之间的信号传输或接收过程中^[5],常见的 GOOSE 总告警,保护装置 GOOSE 数据异常,合并单元 SV 采样数据异常,智能终端对时异常、就地控制等^[6]。

2.2 图论光纤链路监测及故障定位系统

以典型的 220 kV 的智能变电站 220 kV 线路间隔为例来进行说明,其智能变电站单间隔线路结构(图 4)中的网络报文分析仪通过交换机以数字信号为载体,实现与合并单元、保护装置、智能终端之间的信息交互。由于通信故障较为特殊复杂,在预处理方案中,我们将前面所分的第二大类告警信息中通信链路故障告警信息建立单独的故障定位系统。

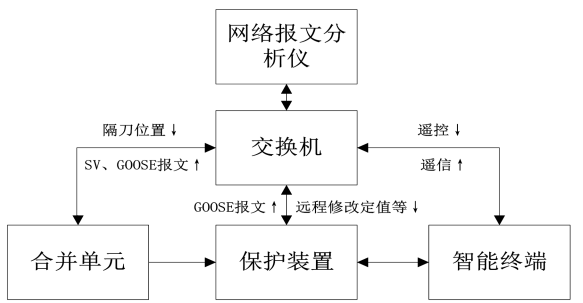


图 4 智能变电站单间隔线路结构

基于上述优化思路,对 220 kV 智能变电站 220 kV 线路间隔进行验证。把图作为数学的一个分支,以若干给定点及两点之间的连接线所构成的图形,该图形常常用来描述一些事物之间的某种特定的关系,用定点描述事物,用连接线描述相应事物之间具有某种关系^[7],根据图之间的联系得到相应的邻接矩阵与关联矩阵。

SCD 文件经过报文解析得到 IEDname,将此间隔内的所有 IED 设备进行编号,得数集 X :

$$X=\{x_1,x_2\cdots x_n\}\tag{1}$$

SCD 文件中对每一个设备的输入端子进行关系搜索,并多次节点访问。因此,是可以溯源到 IED 设备所包含的信息源头,通过对所有 IED 设备的所有订阅关系进行集结组合,建立起一个关于 IED 订阅关系的数据集 Q :

$$Q=\begin{bmatrix}q(x_1,x_1)&q(x_1,x_2)&\cdots&q(x_1,x_n)\\q(x_2,x_1)&q(x_2,x_2)&&q(x_2,x_n)\\\vdots&\vdots&&\vdots\\q(x_n,x_1)&q(x_n,x_2)&\cdots&q(x_n,x_n)\end{bmatrix}\tag{2}$$

该数据集合中的 $q(x_1,x_n)$ 表示:编号为 x_1 的装置与编号为 x_n 的装置之间的订阅关系。若 x_1 装置对 x_n 装置之间产生了订阅关系,那么置 $q(x_1,x_n)$ 值为 1,反之, $q(x_1,x_n)$ 的值为 0。通过以上规则逻辑我们可以得到该装置 x_n 的订阅关系数据集合 Q_n 为:

$$Q_n=[q(x_n,x_1)\quad q(x_n,x_2)\quad \cdots\quad q(x_n,x_n)]\tag{3}$$

在继电保护测试过程中出现光纤链路异常的情况时,各个装置的告警信息数据集合用集合 P 表示:

$$P=[p_1\quad p_2\quad \cdots\quad p_n]^T\tag{4}$$

若保护装置 x_n 告警, p_n 取值为 1,反之, p_n 取值为 0。

定义完成相关数据集合后,则 IED 设备 x_n 出现故障的可能性 F_n 就可以通过如下的公式进行计算:

$$F_n=Q_n\cdot P\tag{5}$$

通过对数据集合 p_n 进行由大到小的排序,就可以得到故障可能性较大的几个 IED 设备,给出诊断的结果。

3 RNN 循环神经网络在智能变电站二次系统监测与故障定位

循环神经网络本质是通过大量数据学习进而得到记忆能力,RNN 循环神经网络结构见图 5,是一种节点定向连接成环的网络结构。

按时间序列展开,图 5 中的右侧每个圆环都可以看作是一个单元,每行的每个单元所做的工作相同,因此,可以折叠成左侧的样子。其中,

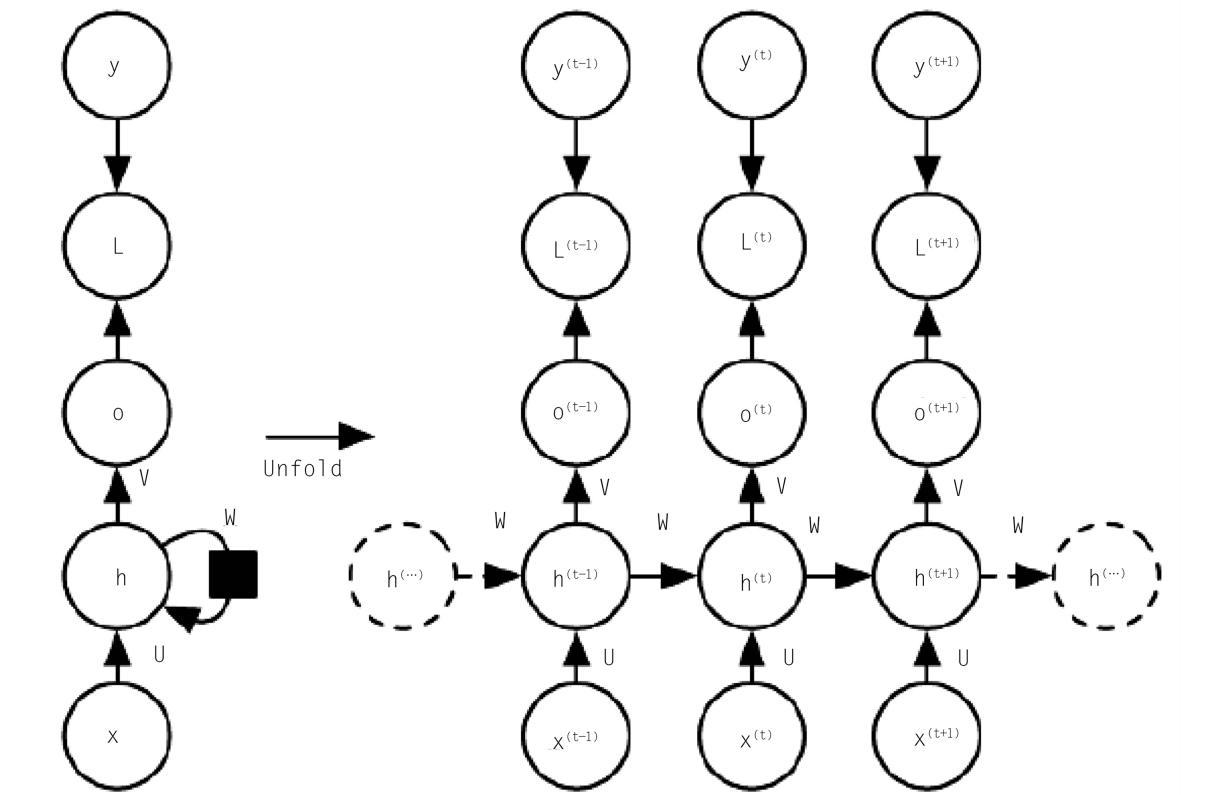


图 5 RNN 循环神经网络结构

$x^{(t)}$ 为 t 时刻的训练样本输入, $h^{(t)}$ 表示 t 时刻模型的隐藏状态, 由 $x^{(t)}$ 和 $h^{(t-1)}$ 共同决定, $o^{(t)}$ 表示 t 时刻模型的输出, $L^{(t)}$ 表示 t 时刻模型的损失函数, $y^{(t)}$ 表示 t 时刻训练样本的真实输出, U, W, V 是模型的线性关系参数, 由整个 RNN 网络共享^[8-10]。

3.1 RNN 网络的前向传播方式

对于任意一个时刻 t , 隐藏状态 $h^{(t)}$ 由 $x^{(t)}$ 和 $h^{(t-1)}$ 得到:

$$h^{(t)} = \sigma(z^{(t)}) = \sigma(Ux^{(t)} + Wh^{(t-1)} + b) \tag{6}$$

其中 σ 为激活函数, 用来完成对信息的过滤, 一般为 $\tanh$; b 为现线性关系的偏倚。

t 时刻模型输出 $o^{(t)}$ 的表达式为:

$$o^{(t)} = Vh^{(t)} + c \tag{7}$$

最终 t 时刻所预测的输出为:

$$\hat{y}^{(t)} = \sigma(o^{(t)}) \tag{8}$$

上述激活函数一般是 softmax, 利用损失函数 $L^{(t)}$, 可以量化模型 $\hat{y}^{(t)}$ 和 $y^{(t)}$ 的差距, 即模型在当前位置的损失。

3.2 RNN 网络的反向传播方式

RNN 网络的参数 W, U, V, b, c 由反向传播进行更新。根据 RNN 在数据平台仿真的数据合

理性, 我们将损失函数取为对数损失函数, softmax 函数为输出函数, $\tanh$ 函数为隐藏层激活函数。

考虑到时间序列的每个位置都存在损失函数, 因此, 最终的损失 L 定义为:

$$L = \sum_{t=1}^T L^{(t)} \tag{9}$$

RNN 反向传播算法采用梯度下降法进行迭代, 其中 V 和 c 的梯度计算相对简单:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial c} &= \sum_{t=1}^T \frac{\partial L^{(t)}}{\partial c} = \sum_{t=1}^T \frac{\partial L^{(t)}}{\partial o^{(t)}} \frac{\partial o^{(t)}}{\partial c} \\ &= \sum_{t=1}^T \hat{y}^{(t)} - y^{(t)} \end{aligned} \tag{10}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial V} &= \sum_{t=1}^T \frac{\partial L^{(t)}}{\partial V} = \sum_{t=1}^T \frac{\partial L^{(t)}}{\partial o^{(t)}} \frac{\partial o^{(t)}}{\partial V} \\ &= \sum_{t=1}^T \hat{y}^{(t)} - y^{(t)} (h^{(t)})^T \end{aligned} \tag{11}$$

但是 W, U, b 的梯度计算较上者就比较复杂, 通过 RNN 模型可以得出, 网络在进行反向传播时, 某一时间序列位置 t 的损失不仅与 t 时刻输出的梯度损失有关还和 $t+1$ 时刻输出的梯度损失有关, 因此, 对于 W 在某一时间序列位置 t 的梯度损失需要一步步进行计算。

定义某一时间序列位置 t 的隐藏状态梯度为:

$$\delta^{(t)} = \frac{\partial L}{\partial h^{(t)}} \tag{12}$$

从 $\delta^{(t+1)}$ 递推到 $\delta^{(t)}$:

$$\delta^{(t)} = \frac{\partial L}{\partial o^{(t)}} \frac{\partial o^{(t)}}{\partial h^{(t)}} + \frac{\partial L}{\partial h^{(t+1)}} \frac{\partial h^{(t+1)}}{\partial h^{(t)}} = V^T (\dot{y}^{(t)} - y^{(t)}) + W^T \delta^{(t+1)} diag(1 - (h^{(t+1)})^2) \quad (13)$$

对于 $\delta^{(t)}$ 而言, 由于其为时间序列的最后一个位置, 因此:

$$\delta^{(t)} = \frac{\partial L}{\partial o^{(t)}} \frac{\partial o^{(t)}}{\partial h^{(t)}} = V^T (\dot{y}^{(t)} - y^{(t)}) \quad (14)$$

此时, W, U, b 的梯度计算为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial W} &= \sum_{t=1}^T \frac{\partial L}{\partial h^{(t)}} \frac{\partial h^{(t)}}{\partial W} \\ &= \sum_{t=1}^T diag(1 - (h^{(t)})^2) \delta^{(t)} (h^{(t-1)})^T \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial b} &= \sum_{t=1}^T \frac{\partial L}{\partial h^{(t)}} \frac{\partial h^{(t)}}{\partial b} \\ &= \sum_{t=1}^T diag(1 - (h^{(t)})^2) \delta^{(t)} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial U} &= \sum_{t=1}^T \frac{\partial L}{\partial h^{(t)}} \frac{\partial h^{(t)}}{\partial U} \\ &= \sum_{t=1}^T diag(1 - (h^{(t)})^2) \delta^{(t)} (x^{(t)})^T \end{aligned} \quad (17)$$

4 实验仿真及验证

4.1 实验仿真

算法主要分为模型建立、训练模块、故障预测定位模块三大模块。

模型建立中数据归一化处理, 目的是为了尽量缩减进行深度学习时的训练量, 同时将训练数据按比例缩小到 $[0, 1]$ 的范围内, 使循环神经网络的参数值得到优化, 提升模型的收敛速度和模型的精度。训练模块中我们将确定的数据长度 L_len 为 1300; $batch$ 为 13, 最后输出五位 0 或 1 数字集合来实现故障定位。

在最终获得的循环神经网络权值进行验证, 即对单间隔内二次故障定位模型进行验证。对仿真实验共三十二组测试集数据进行验证, 分别是 25 组交叉验证集、3 组新的故障数据集, 考虑到在进行单间隔继电保护测试过程中可能出现的告警信息不完备的情况, 还设置了 4 组告警信息不完备的故障数据集, 其中 3 组仅考虑单个告警信息缺省的情况, 剩余 1 组为多个告警信息缺省的情况。其中故障模式数字标识见表 2。

利用上述所获得的前 100 组故障数据进行深度学习, 阈值选择为 0.63 其最终得到的三层网络的权

表 2 故障模式数字标识

故障情况	数字标识定位					
合并单元双采样模块某一故障	0	1	0	1	1	
合并单元输出端口故障(合保)	0	1	1	0	1	
合并单元采样故障	0	1	1	1	0	
合并单元输入端口故障(合一对母合)	1	0	0	0	1	
纵联通道故障	1	0	1	0	1	
保护装置内部存储器故障	1	0	1	1	0	
保护装置输入端口故障(合保)	1	0	1	1	1	
保护装置输出端口故障(保智)	1	1	0	0	0	
保护装置 GOOSE 板故障	1	1	0	0	0	
保护装置 SV 板故障	1	1	0	1	0	
智能终端 GOOSE 板故障	1	1	0	1	1	
智能终端输入端口故障(保智)	1	1	1	0	0	
智能终端输出端口故障	1	1	1	0	1	

值存入 t_3 中, 总体训练时间为 13 min, 迭代次数为 58 000 次, 最终误差(MSE) $Loss = 0.000\ 073$ 。

采用 10 折交叉验证(交叉验证一般选用十折交叉), 训练集为 100 组, 验证集为 3 组, 分别进行了十次交叉验证, 共 25 组, 这里仅给出一组交叉验证的结果, 交叉数据集验证数字标识结果见表 3。

表 3 交叉数据集验证数字标识结果

故障情况	第一组数据交叉验证数字标识						第二组数据交叉验证数字标识						第三组数据交叉验证数字标识					
1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	1	0	1	1		
2	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	1	0	1		
3	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0		
4	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1		
5	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	0		
6	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	1	0		
7	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1		
8	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0		
9	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0		
10	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0		
11	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1		
12	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	0		
13	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1		
准确率	100%						100%						100%					

采用新的故障数据集进行验证就是模拟实际智能变电站在进行单间隔保护测试过程中出现故障时,整个故障定位模型对故障模式定位的能力。新数据集验证数字标识结果见表4。

表 4 新数据集验证数字标识结果

故障情况	第一组新数据集验证数字标识					第二组新数据集验证数字标识					第三组新数据集验证数字标识				
1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1
2	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1
3	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0
4	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1
5	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1
6	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0
7	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0
8	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0
9	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1
10	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0
11	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1
12	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0
13	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0
准确率	92.3%					92.3%					84.6%				

其次考虑到现场可能出现告警信息缺省的情况,故设置了三组出现一个告警信息缺省的故障数据集进行模型验证。单缺省数据集验证数字标识结果见表5。

表 5 单缺省数据集验证数字标识结果

故障情况	第一组单缺省数据验证数字标识					第二组单缺省数据验证数字标识					第三组单缺省数据验证数字标识				
1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1
2	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1
3	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0
4	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1
5	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1
6	0	0	0	1	0	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0
7	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1
8	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0
9	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	0	0	1
10	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0	1	1	0	1	0
11	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1
12	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0
13	0	1	0	1	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0
准确率	69.2%					92.3%					69.2%				

为了进一步验证模型的适用性设置了一组多个告警信息缺省的故障数据集,见表6。80种告警信号下13种故障。准确率接近100%。具有较高的适用性和可操作性。

为了计算该模型预测的准确性,我们对在此模型下的交叉数据集、新数据集、单项缺省数据集与多项缺省数据集的准确率进行计算,见表7。

4.2 验证结果分析

4.2.1 交叉数据集验证

随机取三组交叉验证结果与表2中故障模式数字标识进行比对,我们可以得到该故障定位方法是可以正确识别智能变电站二次状态监测中

4.2.2 新数据集验证

新数据集的验证具有较高的准确率。说明该数据模型具有良好的适用性。

4.2.3 单项告警缺失数据集验证

在单项告警信息缺失的情况下,即在测试过程中出现了故障且告警信息存在不完备的情况,该模型仍然具有较高的准确率。通过深入研究,发现三组缺省数据集的准确率不一致的原因,可

以归结于缺省的告警信息不同,当缺省的告警信息是由故障设备发出时,具有较大概率会定位错误故障模式,反之当缺省的告警信息是由非故障设备发出时,定位错误故障模式的概率就较小。

表 6 多个告警信息缺省的故障数据集

故障情况		多项缺省数据集验证数字标识			
1	0	1	0	1	0
2	0	0	0	0	1
3	0	1	1	1	0
4	1	0	0	1	1
5	1	0	1	0	1
6	1	0	1	1	0
7	1	0	1	1	1
8	1	1	0	1	0
9	1	1	0	0	1
10	1	1	0	1	0
11	1	0	0	1	1
12	1	1	1	0	0
13	1	1	1	0	1

表 7 交叉数据集、新数据集、单项缺省数据集与多项缺省数据集的准确率

数据集类型	准确率	单类型准确率	综合准确率
	/%	/%	/%
第一组交叉数据集	100		
第二组交叉数据集	100	100	
第三组交叉数据集	100		
第一组新数据集	92.3		
第二组新数据集	92.3	89.73	
第三组新数据集	84.6		82.02
第一组单缺省数据集	69.2		
第二组单缺省数据集	92.3	76.9	
第三组单缺省数据集	69.2		
多缺省数据集		61.54%	

4.2.4 多项告警缺失数据集验证

该组测试集数据的准确率为 61.54%，则表明该模型对多告警信息缺省的情况仍具有一定的故障定位能力。

通过测试,总体故障定位的准确率为 82.02%，说明基于循环神经网络的单间隔保护测试故障定位模型达到了比较高的准确度,能够较好地满足现场实际测试过程中确定故障位置和类型的要求,有效地提高了测试过程中故障排查的效率,提高了整个智能变电站故障定位的效率,具有一定

的实用性。

5 结 语

智能变电站二次系统实时的状态监测与故障定位是智能电网稳定运行的基础,RNN 循环神经网络算法在智能变电站二次状态监测与故障定位系统中经过模型的建立、参数的优化以及数据的深度训练学习,实现了智能变电站二次系统的故障定位与溯源。另一方面,本次仿真实验还存在着一定缺陷,比如本文所获得的数据全部来自于历史数据,无法真正做到实时状态监测与故障定位,具有一定的延时性。为了最大程度实现智能变电站实时状态监测与故障溯源,需要进一步将深度学习理论应用到实践当中,是后续的学习研究方向。

参考文献:

[1] 张艺,李大中,郑永康. 基于大数据的智能变电站二次状态监测系统研究[J]. 四川电力技术,2019:46-51.

[2] 叶远波,孙月琴,黄太贵,等. 智能变电站继电保护二次回路在线监测与故障诊断技术[J]. 电力系统保护与控制,2016:153.

[3] 阴玉婷,杨明玉,郑永康. 智能变电站网络化二次系统及其在线监测研究综述[J]. 电气自动化,2014:7-10+26.

[4] 张旭. 变电站智能告警及辅助分析系统应用研究[D]. 华北电力大学,2016.

[5] 滕安. 基于 IEC61850 技术的智能变电站二次回路安全隔离措施研究[D]. 华北电力大学,2017.

[6] 胡九龙,杨响,徐银凤,等. 智能变电站的调控信号分析与精简[J]. 湖南电力,2013(S2):10-12.

[7] 张攀. 基于空间句法的川西旅游型小城镇街道空间结构的分异研究[D]. 西南交通大学大学,2013.

[8] 张巧霞,贾华伟,叶海明,等. 智能变电站虚拟二次回路监视方案设计及应用[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(10):123-128.

[9] 王磊,陈青,高洪雨,等. 基于大数据挖掘技术的智能变电站故障追踪架构[J]. 电力系统自动化,2018,42(3):84—90.

[10] 刘琨,黄明辉,李一泉,等. 智能变电站故障信息模型与继电保护在线监测方法[J]. 电力自动化设备,2018,38(2):210-216.

作者简介:

张 艺(1994-),女,重庆人,硕士,主要从事大数据的智能变电站二次状态监测系统研究;

李万银(1999-),男,四川广安人,专科,主要从事生产运行工作;

付 根(1987-),男,四川成都人,工程师,本科,主要从事生产运行管理.

(责任编辑:卓政昌)