

## Substation Relay Protection Fault Diagnosis Method Based on Sequential Network and Deep Learning\*

ZHENG Haoye\*

(State Grid Heilongjiang Electric Power Company Limited, Harbin Heilongjiang 150090, China)

**Abstract:** Traditional substation relay protection fault diagnosis only considers the information after alarm, a fault diagnosis method considering the time sequence characteristics of the alarm information, topology structure of the substation location of the relay protection device and action information is proposed. Firstly, according to the collected fault alarm time sequence information with the unified time label of the whole network, the data time sequence analysis model of fault diagnosis is established. Secondly, on this basis, the fault diagnosis time sequence model is established based on the substation topology, relay protection position and action information. Thirdly, the deep learning method is used to learn and train the fault diagnosis time sequence model, so as to obtain the fault diagnosis results. Finally, taking the actual power grid as an example, the effectiveness of the proposed fault diagnosis method is illustrated.

**Key words:** relay protection; fault diagnosis; time sequence information; deep learning

EEACC: 8140 doi: 10.3969/j.issn.1005-9490.2022.02.024

## 基于时序网络结合深度学习的变电站 继电保护故障诊断方法\*

郑浩野\*

(国网黑龙江省电力有限公司, 黑龙江 哈尔滨 150090)

**摘 要:** 针对传统变电站继电保护故障诊断仅考虑报警后的信息问题, 提出了综合考虑警报信息时序特征、变电站拓扑结构、继电保护装置位置和动作信息的故障诊断方法。首先, 根据采集到的具有全网统一对时标签的故障报警时序信息, 建立故障诊断的数据时序分析模型; 其次, 在此基础上, 基于变电站拓扑结构、继电保护装置位置和动作信息建立故障诊断时序模型; 第三, 采用深度学习方法对该故障诊断时序模型进行学习训练, 从而获得故障分类识别; 最后, 以实际电网为例, 说明了所提出的故障诊断方法的有效性。

**关键词:** 继电保护; 故障诊断; 时序信息; 深度学习

中图分类号: TM77; TM74

文献标识码: A

文章编号: 1005-9490(2022)02-0396-07

精确化管理是泛在电力物联网建设的目标, 继电保护设备的安全运行是电力系统安全运行的前提、基础和保障。快速准确地判断出继电设备的安全隐患、位置和故障类型对于实现电力系统安全运行具有重要的理论和实际意义<sup>[1-3]</sup>。

进入 21 世纪以来, 对于电网故障诊断技术的研究成为电力系统学术界和应用界热点和焦点问题, 引起了国内外电力科学工作者的广泛关注, 出现了一大批优秀的成果, 例如文献[4-6]基于故障过程中的多种故障录波数据, 采用神经网络方法辨识故

障种类, 能够有效提高故障识别的准确度。文献[7-9]根据故障点的电压和电流曲线, 采用置信区间的贝叶斯网络模型对故障类型进行训练和识别。文献[10-12]采用分层模糊动态权值的 Petri 网实现故障元件的位置诊断。文献[13-15]应用语义网技术, 针对智能变电站继电保护设备隐性故障造成的保护误动、拒动、失稳等情况, 在对变电站一次系统、二次系统、通信系统、辅助系统的建模基础上建立了隐性故障辨识规则库。

上述方法虽然能够进行故障类型的辨识, 但是

项目来源: 国网黑龙江省电力有限公司科技项目(52240019004C)

收稿日期: 2021-01-28 修改日期: 2021-07-08

对大量数据处理的效率较低,无法推演故障未来形态和复原原始故障状态。随着泛在网络、人工智能、边缘计算等物联网新技术加速与坚强智能电网结合,输变电设备物联网迎来跨界融合、集成创新和规模化发展的新阶段,推动输变电运维模式向更智能、更高效、更安全转变<sup>[16-17]</sup>。在此推动下,人工智能理论在电力系统中得到广泛的应用,然而,将人工智能深度学习理论应用于变电站继电保护故障诊断方法还没有见诸报端,此类的相关研究也尚未开展。

综上所述,本文基于深度学习理论,针对传统变电站继电保护故障诊断仅考虑警报信息的问题,提出了综合考虑警报信息时序特征和变电站拓扑结构、继电保护装置和动作信息的故障诊断方法。

## 1 故障报警信息时序模型

对于变电站继电保护设备来说,发生故障前运行时段、故障发生过程运行时段、故障后运行时段具有一定的时序,且各个阶段时序内部、外部都存在关联性,由此,需要建立故障报警信息的时序模型。

### 1.1 时序信息的数学模型

设计对某个设备状态量记录的由远及近时间序列  $X$  可以表示为:

$$X = \{x_1 = (v_1, t_1), x_2 = (v_2, t_2), \dots, x_n = (v_n, t_n)\} \quad (1)$$

式中:  $x_i = (v_i, t_i)$  表示设备观测的状态量信息时间序列在  $t_i$  时刻获得的状态量  $v_i$ ;  $n$  表示  $X$  的长度;  $v_i$  不仅可以表示设备的模拟量,还可以表示遥信量,或者其二者的集合。

按照式(1)的表达方法,可以获得多个设备的状态量表达:

$$\begin{cases} X'_1 = \{x'_1 = (v'_1, t_1), \dots, x'_n = (v'_n, t_n)\} \\ X'_2 = \{x''_1 = (v''_1, t_1), \dots, x''_n = (v''_n, t_n)\} \\ \vdots \\ X'_n = \{x^{(N)}_1 = (v^{(N)}_1, t_1), \dots, x^{(N)}_n = (v^{(N)}_n, t_n)\} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $X'_1, X'_2, \dots, X'_n$  分别表示设备 1、2、 $\dots$ 、 $N$  的状态;  $x^{(N)}_i = (v^{(N)}_i, t_i)$  表示设备  $N$  的状态量信息时间序列在  $t_i$  时刻的状态量  $v^{(N)}_i$ 。

若式(2)中的前  $k$  个元素相同,那么就有下列的设备元素之间的关联信息:

$$G = (X_s, G_x, f) \quad (3)$$

式中:

$$\begin{cases} X_s = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_k\} \\ G_x = \{ \{x'_{k+1}, x'_{k+2}, \dots, x'_{m_1}\}, \{x''_{k+1}, x''_{k+2}, \dots, x''_{m_2}\}, \dots, \\ \{x^{(n)}_{k+1}, x^{(n)}_{k+2}, \dots, x^{(n)}_{m_n}\} \end{cases} \quad (4)$$

$f$  表示  $X_s$  和  $G_x$  的控制量,当  $f=1$  时,表示式(4)中的元素是同一时刻标签下的数据信息;当  $f=0$  时,表示式(4)中的元素是具有时间序列性质。

### 1.2 时序信息的相似性判断

对于式(1)和式(2)中的时间序列来说,对于同一个设备的观测信息,时间相距越近,表示该数据信息的差异越小。常见的时间距离判断依据欧氏距离等,本文在此基础上进行改进:

$$D_{ij} = \begin{cases} 0 & i=j \\ \min\{D_{i-1,j-1} + L(x_i, y_i), D_{i-1,j} + 1, D_{i,j-1} + 1\} & i \neq j \end{cases} \quad (5)$$

式中:

$$L(x_i, y_i) = \begin{cases} 0 & x_i = y_i \\ 1 & x_i \neq y_i \end{cases} \quad (6)$$

对于式(5)中的距离  $D(X, Y)$  的计算方式可以按照式(7)进行:

$$D(X, Y) = \begin{cases} 0 & X = \emptyset \cup Y = \emptyset \\ d(x_1, y_1) + \min\{D(X, R(Y)), D(R(X), Y), \\ D(R(X), R(Y))\} \end{cases} \quad (7)$$

式中:

$$\begin{cases} d(x_1, y_1) = \|x_1 - y_1\| \\ R(X) = \{x_2, x_3, \dots, x_m\} \\ R(Y) = \{y_2, y_3, \dots, y_n\} \end{cases} \quad (8)$$

### 1.3 故障时序信息模型

变电站的继电保护设备发生故障导致设备动作时,二次设备观测仪器能够实时记录该设备动作状态,设报警信息为:

$$v = (A, \Delta t, S) \quad (9)$$

式中:  $A$  表示报警信息类型及其故障信息;  $\Delta t$  表示故障持续的时间长度;  $S$  表示式(9)中是准确值还是近似值,分别用 1 和 0 表示。

对于变电站的继电保护设备来说,故障种类不同将导致式(9)中是准确值还是近似值,因此设置  $A$  为:

$$\begin{cases} S=0 & A \in \Pi \\ S=1 & A \in \Omega \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\Pi$  表示集合,该集合中包含输电线路、母线、变压器、断路器故障;  $\Omega$  表示除了  $\Pi$  中的元素之外的故障类型。

## 2 继电保护设备保护动作时序模型

故障发生后,继电保护设备将及时动作,并能够按照电网拓扑结构、设备之间的关联性进行动作。

对于式(9)中的元素来说,故障发生后的各级保护、断路器依据时序和逻辑关系相互关联,下面给出其动作时序和保护之间的逻辑关系。

首先,继电保护发生主保护动作。对于设备  $D_k$  来说,其发生故障,则继电保护设备  $R_i$  发生动作,此时构成的主保护状态为:

$$f_{R_i} = d_k \quad (11)$$

式中:  $d_k$  表示故障设备  $D_k$  的状态。

其次,故障设备的近后备保护动作。假设  $R_i$  为故障设备  $D_k$  的近后备保护,当该设备的所有主保护  $R_x$  误动或者拒动,那么其近后备保护应该动作,此时的期望状态应该为:

$$f_{R_i} = d_k \otimes \prod_{x=1}^n (\bar{r}_x) \quad (12)$$

式中:符号  $\otimes$  表示逻辑与计算;  $r_x$  表示主保护设备保护动作状态,  $\bar{r}_x$  为其反状态;  $n$  表示主保护设备总数量。

第三,故障设备的远后备保护动作。假设故障设备  $D_k$  的主保护和近后备保护都误动或者拒动,则促使设备的远后备保护  $R_i$  应该动作:

$$f_{R_i} = d_k \otimes \prod_{x=1}^n (\bar{r}_x) \otimes \prod_{y=1}^m (\bar{r}_y) \quad (13)$$

式中:  $m$  表示近后备保护设备总数量;  $r_y$  表示近后备保护动作状态,  $\bar{r}_y$  为其反状态;其他符号与式(12)相同。

第四,断路器拒动保护。通常情况下,在高电压等级电网中,断路器具有拒动保护。当故障设备  $D_k$  的保护开始动作,并发送断路器  $C_j$  跳闸命令,但是断路器拒动,则断路器的相关保护设备  $R_i$  开始动作:

$$f_{R_i} = \left( \bigcup_{x=1}^n r_x \oplus \bigcup_{y=1}^m r_y \oplus \bigcup_{z=1}^k r_z \right) \otimes \bar{c}_j \quad (14)$$

式中:  $k$  表示远后备保护设备总数量;  $r_z$  表示远后备保护动作状态;符号  $\oplus$  表示逻辑或。

第五,断路器动作。对于故障设备发生保护动作  $R_x$  后,其关联的断路器  $C_j$  应当及时发生跳闸:

$$f_{C_j} = \sum_{R_x \in R(C_j)} r_x \quad (15)$$

式中:  $R(C_j)$  表示与保护设备  $R_x$  关联的断路器集合。

对于变电站中的某一设备,例如输电线路、母线、变压器等发生故障,都可以按照上述五个步骤的电网拓扑关系和时序逻辑关系予以实现,并按照时序依次采集其过程信息,是构成故障诊断的基础。

### 3 故障设备关联拓扑建模

依据第 1 部分的故障时序信息和第 2 部分故障保护设备动作时序逻辑模型,可以建立故障设备的

类型、位置模型。

设  $T=(D,R)$  为变电站设备拓扑树状结构,  $D$  表示拓扑树的关关节点构成的集合;  $R$  表示关关节点之间的拓扑关系。该拓扑结构关系存在如下三种情况:

(1)若  $D$  中仅仅存在一个节点,那么该节点没有上下节点关联关系,即  $R=\emptyset$ 。

(2)若  $D$  中的节点总数大于 1,那么存在一个根节点,其他节点是根节点的派生节点。

(3)若  $D$  中的节点总数大于 2,且存在多个根节点,不妨设为  $r$ ,那么该  $r$  个根节点必定存在关联的子节点  $R_i(i=1,2,\dots,r)$ ,且该  $r$  个根节点及其关联的子节点没有交集。

根据上述的定义,按照拓扑图论的方法,假设某根节点被确定为故障元器件,那么按照广度深度优先搜索算法<sup>[18]</sup>可以获得故障关联拓扑结构。

例如,对于图 1 所示电网结构来说,按照设备的拓扑,可以计算得到设备的邻接矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中:矩阵的行代表 4 条输电线路,列代表 5 个节点。

进一步可以表示出节点与元器件之间的关联矩阵:

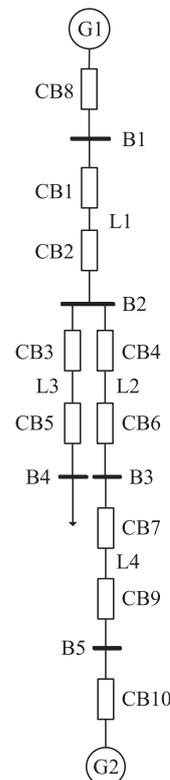


图 1 实际电网拓扑结构

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中:行数 10 表示有 10 个断路器,按照图 1 中断路器标识符在矩阵中的每一行依次表示;列数表示线路、节点和发电机之和,按照线路 L1~L4、节点 B1~B5、发电机 G1 和 G2。

根据式(16)~(17)可以获得母线、输电线路、元器件之间的关联拓扑关系,当某一个元器件发生故障,可以利用广度深度优先搜索方法获得拓扑结构。

## 4 深度学习方法

### 4.1 深度学习方法简介

人工智能是具有建模、扩展、改善人类行为的一门前沿技术,其目标是利用机器实现人类认知、分类、识别、决策等功能。

深度学习是人工智能中的一种,其本质是含有多层隐含网络及其权值作为反馈修正功能的多输入神经网络,其中的长短期记忆网络(Long Short Term Memory, LSTM)的系统单元如图 2 所示<sup>[19]</sup>。

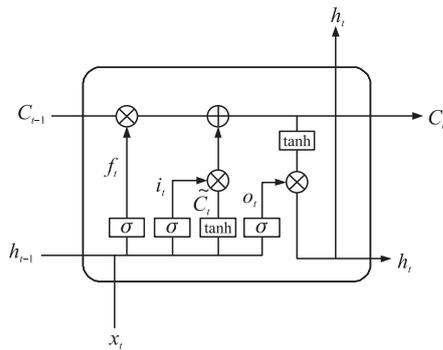


图 2 深度学习 LSTM 内部结构图

图 2 所示 LSTM 的功能为:第一,LSTM 单元按照最左侧的遗忘门获得  $t$  时刻的输入量  $x_t$  及其  $t-1$  时刻 LSTM 的输入量  $h_{t-1}$ ,在多个激励  $\sigma$  的作用下对获得量进行计算,从而获得遗忘门的计算结果  $f_t$ ,该结果主要能够得到长期记忆  $C_t$  的历史信息过滤量化比率:

$$f_t = \sigma(w_{fx}x_t + w_{fh}h_{t-1} + b_f) \quad (18)$$

式中: $w_{fx}$ 、 $w_{fh}$  分别表示遗忘门权值和前一时刻 LSTM 的隐含信息权值。

上述式(18)是确定历史输入信息,并且,获得信息量还要确定让其他信息能够有机合并到 LSTM 单元,包含已经去除掉的  $t$  时刻信息  $x_t$ 、LSTM  $t-1$  时刻的隐含信息  $h_{t-1}$  的  $i_t$  以及新内容  $\tilde{C}_t$ :

$$i_t = \sigma(w_{ix}x_t + w_{ih}h_{t-1} + b_i) \quad (19)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(w_{cx}x_t + w_{ch}h_{t-1} + b_c) \quad (20)$$

式中: $w_{ix}$ 、 $w_{ih}$  分别表示过滤当前输入信息权值和过滤 LSTM 前一时刻隐含信息权值; $w_{cx}$ 、 $w_{ch}$  分别表示新内容中当前输入信息权值和新内容中 LSTM 前一时刻隐含信息权值。

通过式(19)~式(20)去除掉的信息、新获得的信息,可以总结得到  $t$  时刻 LSTM 包含了历史以及目前信息  $C_t$ :

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (21)$$

根据目前 LSTM 获得量  $C_t$ ,进一步由图 2 中的输出门进行计算,从而获得输出到当前状态  $h_t$  的比率  $o_t$  以及当前的状态数值  $h_t$ :

$$o_t = \sigma(w_{ox}x_t + w_{oh}h_t + b_o) \quad (22)$$

式中: $w_{ho}$ 、 $w_{oh}$  分别表示输出门的输出对应于当前输入信息和当前状态的权值。 $w_y$  表示输出门当前状态信息的权值;

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (23)$$

经过式(23)计算,可以获得输出量当前的状态信息  $h_t$ ,进而最终计算得到 LSTM 多个单元的结果:

$$y_t = \sigma(w_y h_t + b_y) \quad (24)$$

上述 LSTM 计算过程,如式(18)~式(24)的激活函数  $\sigma$  通常都选择数学中的曲率函数 sigmoid 实现过滤信息; $b_f, b_i, b_c, b_o, b_y$  为部分误差量。

实际上,图 2 中的结构都是多个 LSTM 单元并列组合,单 LSTM 输入、输出都是多维数据,这样能够获得多历史数据的多时空学习。上述计算过程为:

(1)从前置量测单元中按要求选择多维数据,从而形成多维输入数据和单维或者多维输出进行训练。

(2)进一步将训练数据作为输入,通过多单元的 LSTM 获得计算预测数据。

(3)经过步骤(2)的计算,获得预测数据与实际数据的比较值。将此比较值作为输入,合并到原输入中,经过 LSTM 计算,进行权值的学习过程。

(4)将学习完毕的 LSTM 权值作为后续计算的依据,进而可以得到未来的预测值。

### 4.2 变电站继电保护故障诊断方法

对于变电站故障设备来说,当发生故障时候,第一部分获得故障前、故障中、故障后的时序信息模型;根据此模型,第二部分给出了故障过程中保护逻辑时序模型,并在第三部分建立了故障设备和保护设备之间的电网拓扑结构模型。

根据上述第 1~3 部分内容,按照多种故障元器件及其保护动作进行模拟,可以获得大量的变电站设备故障数据,以此作为训练集输入 LSTM 中进行学习,获得学习的权值。将该权值用于新的故障进行测试,则可以得到故障诊断结果。

为了使故障识别泛化能力强、学习效率高、收敛速度快,深度学习 LSTM 方法中使用 Adam 自适应学习核函数,并使用 Dropout 过拟合处理技术,解决训练误差逐步下降的问题。

根据上述问题导向,本文设置的深度学习 LSTM 网络结构参数如表 1 所示。

表 1 LSTM 网络结构参数

层号	结构	参数
1	输入层	故障采集模拟量、状态量、拓扑关联矩阵
2	隐含层	神经元设置范围 0~1 000 个
3	激活层	使用 Sigmoid 函数
4	Dropout 层	系数设置 0.2
5	隐藏层+Softmax 层	神经元设置范围 0~512 个
6	输出层	输出结果

## 5 算例分析

为了验证上述算法的有效性,采用如图 3 所示的某电网结构进行验证。该电网共包含 13 条母线、10 条输电线路、3 个变压器支路、6 个发电机节点、4 个负荷节点,这些元器件中都有相应的保护设备。

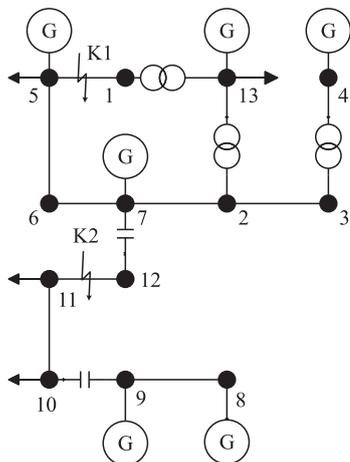


图 3 某电网系统结构图

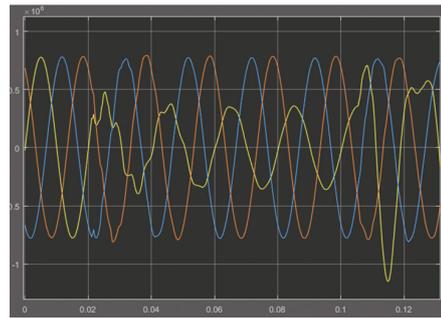
在 Windows 操作系统中使用 MATLAB 软件和 Python 软件编写本文上述算法,并对数据进行统计分析。

为了能够进行 LSTM 深度学习训练,首先需要模拟多种故障情况。在模拟故障发生过程中,设置图 3 中的电压为 1 500 V,负荷侧电压为 380 V,输电线路电阻为 0.164  $\Omega$ /km,电感为 0.24 mH/km。

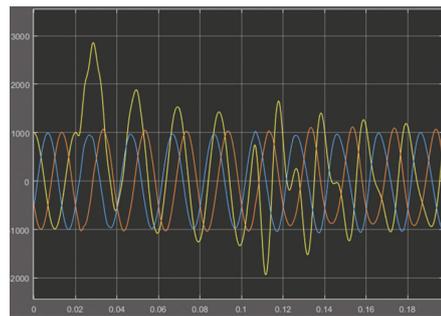
为了检验本文算法的有效性,设置了两种不同位置的故障 K1 和 K2,K1 点故障位置位于发电机侧,K2 点故障位于负荷侧,已经标注于图中。

将上述两种不同位置的故障进行多种状态模拟,如单相接地短路故障、两相短路故障、两相接地短路故障、单相断线故障、两相断线故障等共 5 种故障形式,且继电保护设备发生不同动作形式,共计 1 000 个时间断面的故障数据。

例如 K1 发生 A 相接地故障时,A 相、B 相、C 相的电压和电流如图 4 所示,图中纵坐标是标么值,横坐标为时间。



(a) 三相电压波形



(b) 三相电流波形

图 4 K1 故障三相电压电流波形

为了验证本文定位故障位置,设置一个复杂故障场景,使输电线路故障 K1 和输电线路故障 K2 同时发生,且输电线路 6-7 和输电线路 7-12 也同时发生故障,那么在该电网中存在多重故障情形,并且伴随保护拒动和误动、与之相关的断路器拒动和误动等复杂情况。

在输电线路 K1 和 K2 处、输电线路 6-7 和 7-12 设置三相接地短路故障。当故障发生后,线路 1

-5 上母线 5 侧的后备保护、线路 1-5 母线 1 侧的主保护、线路 11-12 和线路 6-7、7-12 两侧的主保护均动作;线路 1-5 两侧断路器、线路 11-12 两侧断路器跳闸和线路 6-7 以及 7-12 两侧的断路器跳闸,断路器编码如表 2 所示。

根据第 2 部分和第 3 部分,根据故障断路器跳闸报警信息以及输电线路停运状态来判断故障位置,按照拓扑搜索算法可得如图 5 所示结果。

表 2 断路器编码

序号	断路器	编码	序号	断路器	编码
1	QF(1)-5	C0	8	QF7-(12)	C7
2	QF1-(5)	C1	9	QF(10)-11	C8
3	QF(11)-12	C2	10	QF10-(11)	C9
4	QF11-(12)	C3	11	QF2-(7)	C10
5	QF(6)-7	C4	12	QF(2)-7	C11
6	QF6-(7)	C5	13	QF(5)-6	C12
7	QF(7)-12	C6	14	QF5-(6)	C13

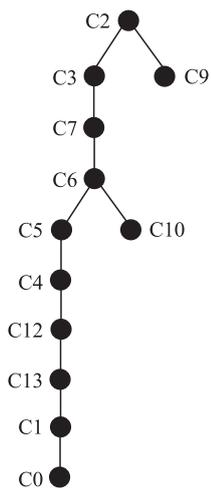


图 5 故障区域搜索算法

将故障发生过程中的电流、电压时序信息,以及故障的电网拓扑结构,输入 LSTM 深度学习模型中,使用前 900 个时间断面的故障数据进行训练,并使用后 100 个时间断面的故障数据进行测试,测试情况如表 3 所示。

表 3 故障诊断结果

训练集	测试集	精度
前 300 样本		92.67%
前 600 样本	后 100 样本	95.51%
前 900 样本		98.37%

通过对表 3 进行分析可见,随着训练样本增大,测试故障种类和位置的精度逐渐提高。为了进一步增加训练样本,选取 1 000 个时间断面故障样本为训练集,并从中随机选取 100 个样本进行测试,测试

结果如表 4 所示。

表 4 故障进一步诊断结果

训练集	测试集	精度
1 000 样本	随机 100 样本	100%

通过表 4 分析可见,若训练集中故障种类和情况足够多,包含了测试集中的所有情况,那么利用 LSTM 方法就能够获得精确的诊断结果。

为了进一步验证本文所提 LSTM 的有效性,通过在 K1 点、K2 点设置不同类型的故障,与传统方法文献[8]、文献[13]、文献[16]进行比较,结果如表 5 所示。

表 5 故障诊断结果比较 单位:%

故障类型	故障识别精度			
	文献[8]	文献[13]	文献[16]	本文
K1 点 A 相接地	89.67	91.02	92.24	98.75
K2 点 B 相接地	90.24	90.81	91.35	97.68
K1 点 AB 相短路	91.36	91.74	92.52	98.32
K2 点 BC 相接地短路	92.75	92.38	93.44	97.69

由表 5 可见,通过在电源侧 K1 点、负荷侧 K2 点分别设置单相短路、两相短路进行测试,测试结果表明本文方法准确度可达 98% 左右(训练集样本采用表 3 所示),比传统方法的识别精度高 5% 左右,显示了本文方法的优越性。

## 6 结论

针对传统变电站继电保护故障诊断仅考虑警报信息的问题,提出了综合考虑警报信息时序特征和变电站电网拓扑结构、继电保护装置位置和动作信息的故障诊断方法。通过实际电网的仿真验证,表明如下结论:

- (1) 建立故障诊断的数据时序分析模型并根据变电站拓扑结构、继电保护位置和动作信息建立故障诊断时序模型符合实际电网实际。
- (2) 采用深度学习的 LSTM 方法能够获得准确的故障诊断结果。

## 参考文献:

[1] 董健,柳亦兵,腾伟,等. 基于工况细化条件下数据统计分析的风电机组齿轮箱油温故障预警方法[J]. 可再生能源,2021,39(4):501-506.

[2] 曹俊平,黄勃,王成珠,等. 基于小波变换的高压电缆混合线路故障定位方法及验证试验[J]. 浙江电力,2021,40(2):14-19.

[3] Stumpe M, Ruffing P, Wagner P, et al. Adaptive Single-Pole Autoreclosing Concept with Advanced c Fault Current Control for Full-Bridge MMC VSC Systems[J]. IEEE Transactions on Power

- Delivery, 2018, 33(1): 321-329.
- [4] 徐长宝, 庄晨, 蒋宏图. 智能变电站二次设备状态监测技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(7): 127-131.
- [5] 嵇建飞, 袁宇波, 王立辉, 等. 某 110 kV 智能变电站合并单元异常情况分析及对策[J]. 电工技术学报, 2015, 30(16): 254-259.
- [6] 刘超, 何正友, 杨建维. 基于量子神经网络的电网故障诊断算法[J]. 电网技术, 2008, 32(9): 56-59.
- [7] Feeira V H, Zanghi R, Fortes M Z, et al. A Survey on Intelligent System Application to Fault Diagnosis in Electric Power System Transmission Lines[J]. Electric Power Systems Research, 2016, 136: 135-153.
- [8] 罗孝辉, 童晓阳. 计及可信度的变结构贝叶斯网络电网故障诊断[J]. 电网技术, 2015, 39(9): 2658-2664.
- [9] 王守鹏, 赵冬梅. 电网故障诊断的研究综述与前景展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(19): 164-175.
- [10] 倪良华, 闻佳妍, 吕干云, 等. 基于综合变权的分层模糊 Petri 网电网故障诊断方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(12): 111-117.
- [11] 程学珍, 林晓晓, 朱春华, 等. 基于时序信息的模糊 Petri 网电网故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(14): 229-237.
- [12] 赖宏毅, 汪旸, 等. 基于事件起点的层次化时序 Petri 网及其电网故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(2): 201-209.
- [13] 宋杰, 徐洁, 周德生, 等. 基于语义网的智能变电站运维专家系统可扩展建模与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(22): 144-151.
- [14] 刘孝刚, 施琳, 张帆, 等. 智能变电站二次安措策略自动生成和在线校核技术[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(23): 82-89.
- [15] 张弛, 谢民, 刘宏君, 等. 基于语义网的智能站继电保护隐性故障辨识诊断技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(14): 95-101.
- [16] 吕小红, 张敏, 曹文忠, 等. 基于灰色经验融合的电网故障研判模型[J]. 中国电力, 2018, 51(4): 27-32.
- [17] 韩学森, 刘博文, 李永杰, 等. 基于模糊和灰色关联的配电自动化开关柜故障诊断方法[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(2): 107-115.
- [18] 高湛军, 陈青, 王涛, 等. 基于继电保护时空参数的电网故障诊断模型[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(13): 61-66.
- [19] 朱乔木, 李弘毅, 王子琪, 等. 基于长短期记忆网络的风电场发电功率超短期预测[J]. 电网技术, 2017, 41(12): 3796-3802.



郑浩野(1979—),男,黑龙江鸡西人,高级工程师,硕士学位,主要从事电力系统继电保护工作, zhydx1997@sina.com。