



基于深度学习的智能变电站通信链路故障定位方法

皮志勇¹, 朱益², 廖玄¹, 李振兴², 方豪², 吴沛¹

(1. 国网湖北省电力有限公司荆门供电公司, 湖北 荆门 448000;

2. 三峡大学 电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002)

摘要: 针对智能变电站通信链路故障定位因链路复杂导致排查效率低的问题, 提出了基于深度学习的智能变电站通信链路故障定位方法。从智能变电站二次装置网络拓扑出发, 构建网络连通矩阵并作为基准, 提出了通信链路故障情形下的故障特征表征方法; 进一步基于二次装置连接与运行状态之间的逻辑关系, 构建全站故障样本集; 应用改进卷积神经网络 (CNN), 搭建智能变电站通信链路故障定位模型, 最终通过后台信息初步判定的故障间隔信息与模型输出结果共同实现故障链路精确定位。以 220 kV 智能变电站部分间隔为例, 构建故障样本集, 通过结果分析对比了不同定位方法, 对比结果表明所提定位方法具有较高的准确率。

关键词: 智能变电站; 通信链路; 卷积神经网络; 故障定位

DOI: 10.11930/j.issn.1004-9649.202210085

0 引言

智能变电站的通信网络承载着变电站内一次设备信息采集、二次装置信息交互与监测, 其正常运行是智能变电站安全稳定运行的基础^[1-4], 重要性不言而喻。但数量庞大、连接复杂的链路以及故障情形下的大量突发告警信息^[5-6], 以目前仅依靠运维人员现场经验辅以装置就地告警的故障处置方式, 难以在短时间内实现故障位置准确判别与及时处置^[7-8], 对智能变电站与电力系统安全造成很大威胁。加之实际现场中为提高运行可靠性, 保护装置与通信网络均采用双重化冗余配置, 无疑加剧了通信网络链路故障定位的困难。在此背景下, 寻找一种精确快速的智能变电站通信链路故障诊断与定位方法迫在眉睫。

在传统通信网络链路故障定位方面, 文献 [9] 利用全网通信链路状态, 提出基于举证表的通信网络故障节点定位方法, 但此方法故障信息单一, 无法实现故障位置的准确判别。文献 [10] 提

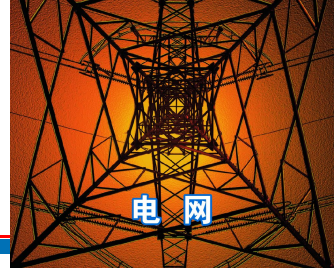
出基于 Petri 网模型的面向通用对象的变电站事件 (GOOSE) 回路故障诊断方法, 但对复杂的通信回路进行人工建模工作量庞大且泛用性不足。文献 [11] 基于变电站物理层电气特性, 提出了一种光纤通信断链快速监测方法, 对现有 GOOSE 通信链路监测起到一定完善作用, 但面对全站信息受限于二维表的表示方式无法实现通信链路故障的精确定位。

人工智能算法的不断发展为智能变电站通信链路故障诊断与定位问题的解决提供了崭新的思路与强有力的手段。文献 [12-13] 分别利用深度置信网络与循环神经网络, 在分析并提取故障特征的基础上, 达到相较于传统故障定位方法更高的准确率与鲁棒性, 但对于整个变电站的建模会面临维度过高导致网络结构过于复杂以及训练样本不均衡问题。文献 [14] 以图的视角分析智能变电站二次回路故障定位问题, 将智能变电站全站拓扑因素纳入考量, 基于图神经网络搭建二次回路故障定位模型, 并且此模型具有一定的可移植性, 能够应对不同情况, 相较于传统机器学习具有更好的鲁棒性。

针对上述通信链路故障诊断问题, 本文首先阐述了通信网络链路故障状态信息监测, 提出智能变电站通信链路故障信息的表征方式; 进一步

收稿日期: 2022-10-20; **修回日期:** 2023-03-27。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (大规模电力外送通道重合闸所致重大风险分析与规避控制策略研究, 52077120)。



根据智能变电站配置文件（substation configuration description, SCD）文件定义的物理连接、逻辑连接以及报文订阅关系，以网络连通矩阵进行表征，并将其作为训练样本生成的主要依据，搭建基于改进卷积神经网络（convolutional neural network, CNN）的通信链路故障定位模型，利用多尺寸卷积核提取不同层次的故障特征信息，将故障定位目标域缩小至故障链路两端的装置。通过分析对比不同定位方法，证明本文所提智能变电站通信网络链路故障定位方法的有效性。

1 智能变电站通信结构与故障告警信息表征

1.1 智能变电站通信网络

智能变电站通信网络通常指“三层两网”中的两网与二次装置相连接的通信通道构成的网络，即联通站控层与间隔层的多媒体短信服务（multimedia messaging service, MMS）网、联通间隔层与过程层的GOOSE网和采样值（SV）网，与各层设备之间的连接通道构成的集合，此外，还包括保护装置与合并单元、智能终端之间以及合并单元等点对点直连通道，如图1所示。

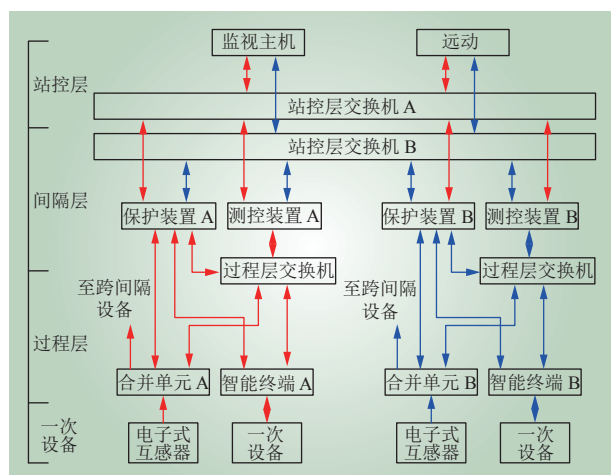


图 1 智能变电站通信网络

Fig. 1 Intelligent substation communication network

二次装置数量庞大且相互信息联系密切，当某台装置或通道故障时，与其存在信息关联的多台设备均受到影响并产生告警信号，甚至出现跨间隔设备告警。由于二次设备之间紧密的信息联系以及装置的高可靠性要求，结合装置自检告警

机制，在通信网络故障情况下后台监控主机会产生并收到大量告警信息，增加了故障现场的处置难度。

1.2 通信链路故障状态特征信息监测及表征

通信链路指通信网络中，由信号发出装置、信号传输通道以及信号接收装置共同构成一条通信路径。根据智能变电站二次设备之间的信息采集、发送、中转、接收等传输关系，通信网络可划分为信源、交换机、承载信息的光纤或网线链路和信宿。当通信网络故障时，网络中流通的信息状态将产生特定的变化，如报文发布与接收异常、部分链路信息流量异常等，通过对网络装置及信息流的监测，能够得到通信网络链路故障下的特征信息，将获取到的特征信息进行表征，作为通信链路故障定位的数据支撑。

1.2.1 通信链路的网络拓扑

智能变电站二次设备之间的逻辑连接与物理连接关系可以通过解析SCD文件获取，其主要包含智能电子设备（IED）之间SV/GOOSE报文发布与订阅关系、IED输入输出虚端子等描述装置信息交互与逻辑连接关系的信息，但在现场运行中SCD文件多为离线分散管理方式，缺少对文件跟踪与记录，不利于故障的快速定位。

基于此，本文通过事先解析智能变电站正常运行下的SCD文件，生成以装置为节点的通信网络拓扑结构，并以此为基准，根据监控后台收到的二次设备告警信息更新相关节点元素值，构建通信网络故障情况下的网络拓扑结构。通信链路发生故障时，链路两端的信息传输均异常并产生相应的告警信号，同时对于承担通信任务的角度而言，链路中断或异常等同于链路退出运行，导致关联装置之间失去特定信息联系，使网络拓扑发生变化。本文采用无向网络连通矩阵 A_0 表征通信网络中二次装置的连接关系，映射装置之间通信链路运行状态。网络连通矩阵 A_0 构建过程中以智能变电站二次装置为节点，并按照三层两网的结构自上而下、按间隔将节点排序，主要表征的装置节点集合 S 为

$$S = \{a_C, a_{SWM_k}, a_{Pz_i}, a_{Pnet_j}, a_{MC_j}, a_{SWG_m}, a_{SWS_n}, a_{MU_p}, a_{IT_g}\} \quad (1)$$

式中： a_C 表示后台监控主机；为区分保护装置在

直采直跳、直采网跳、网采网跳 3 种运行方式下通信路径的差异, 将其分为 2 个节点 a_{Pz_i} 、 a_{Pnet_i} , 分别表示第 i 台直联型保护装置、网联型保护装置; a_{MC_j} 表示第 j 台测控装置; a_{SWM_k} 、 a_{SWG_m} 、 a_{SWS_n} 分别表示第 k 台 MMS、第 m 台 GOOSE、第 n 台 SV 交换机; a_{MU_p} 表示第 p 台合并单元; a_{IT_q} 表示第 q 台智能终端。

将 A_0 中主对角元素置为 1 表示装置本身属性, 非对角元素 a_{ij} 定义为

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{节点 } i \text{ 与节点 } j \text{ 相连} \\ 0, & \text{节点 } i \text{ 与节点 } j \text{ 不相连} \end{cases} \quad (2)$$

$i, j = 1, \dots, N (i \neq j)$

式中: N 为二次设备总数, 由保护配置与组网方式等因素决定。

根据上述通信网络邻接关系矩阵构建方法, 图 2 所示的单间隔通信网络采用 SV/GOOSE 两网合一的组网方式, 其对应的 A_0 为

$$A_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

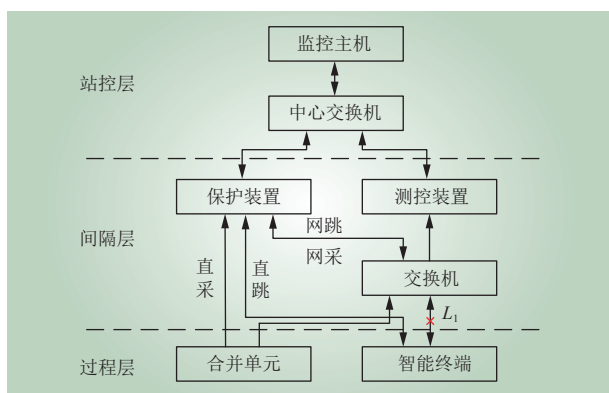


图 2 某间隔通信网络

Fig. 2 An interval communication network

1.2.2 基于二次设备报文状态自检的告警信息及表征

智能变电站发生通信链路故障时, 相关联的二次设备会发出自检告警信息 (如 GOOSE/SV 报文传输异常, 光纤链路断链、数据品质无效等), 反映报文传输路径异常。但随着通信网络日趋复杂, 加之为提高保护可靠性的双重冗余配

置, 使得通信链路与对应组件交错繁多, 仅依靠设备对报文发布与订阅的自检信息难以实现通信故障链路的精确定位。

不同光纤链路中断导致的设备告警信号涵盖多个设备, 甚至可能出现跨间隔告警信号, 如线路间隔与母线间隔电压信号传输链路中断, 告警信号涵盖多间隔多设备, 增加了通信链路故障定位的难度。引起通信链路中断或异常的原因并不唯一, 但均会导致报文发布与订阅关系的异常, 本文将由于通信链路中断而产生的二次设备告警信号归纳为报文的发送/接收异常。

根据上文 1.2.1 中对网络连通矩阵 A_0 的描述, 通信网络故障情况下, 本文通过网络分析仪监测报文接收状态^[15-16], 后台获取智能变电站二次装置自检告警信号 (交换机不具备自检功能), 以 A_0 的节点构成为基准, 以对角线元素表征装置自检告警信号, 以表示装置连接关系的非对角线元素对报文发布订阅关系的异常状态进行表征, 共同构成报文状态自检特征矩阵 X_{message} , 具体表征如下。

针对主对角元素可定义为

$$\text{diag}[X_{\text{message_}ij}] = \begin{cases} 1, & \text{装置 } i \text{ 通信异常} \\ 0, & \text{装置 } i \text{ 通信正常} \end{cases} \quad (4)$$

$i = j = 1, 2, \dots, N$

针对非对角元素可定义为

$$X_{\text{message_}ij} = \begin{cases} 1, & i \text{ 与 } j \text{ 之间报文状态异常} \\ 0, & i \text{ 与 } j \text{ 之间报文状态正常} \end{cases} \quad (5)$$

$i, j = 1, 2, \dots, N (i \neq j)$

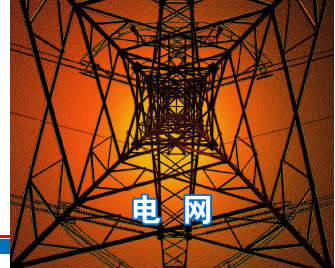
将不同装置之间流通的异常报文路径数量作为非对角元素的权重, 其中二次装置之间流通报文的状态合集 R_{message} 如式 (6) 所示, 若监测到第 k 条报文接收/发送异常, 则 $m_{\text{message}k} = 1$, 否则为 0。对应装置连接关系的非对角元素权重由式 (7) 计算得到。

$$R_{\text{message}} = [m_{\text{message}1}, m_{\text{message}2}, \dots, m_{\text{message}N_R}] \quad (6)$$

$$\alpha_{1ij} = \alpha_{1ji} = \sum_{k=1}^{N_R} m_{\text{message}k} \quad (7)$$

式中: N_R 为装置之间报文合集大小。将报文状态自检特征矩阵 X_{message} 中对应元素与权重相乘, 得到带权重的报文状态自检特征矩阵 X'_{message} , 即

$$X'_{\text{message}} = X_{\text{message}} \cdot \alpha_{11} \quad (8)$$



式中： α_1 为由式（7）所形成的报文状态自检特征矩阵的权重矩阵。

1.2.3 基于交换机监测的流量异常告警信息及表征

交换机在智能变电站二次装置网络化的实现中至关重要，承担保护、测控以及计量等信息的汇聚与集散，是变电站智能化、自动化控制的重要信息枢纽，通信网络故障情形下交换机中传输的信息流将出现异常特征。但交换机不具备自检告警功能，本文通过增设变电站远程运维集控装置，监控中心主动发送数据请求，远程运维集控装置将交换机运行状态采集转换并上传至监控中心，上传信息包含交换机 VLAN 划分、通信端口速率和流量等^[17]，具体实现方式如图 3 所示。通过上传信息实现交换机报文流量监测，当链路报文流量突减时，发出低流量告警信号。

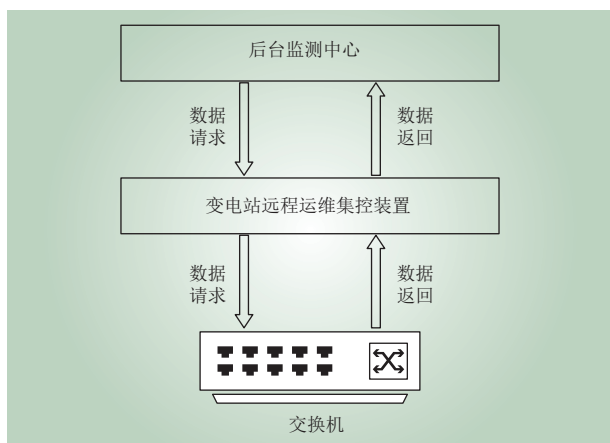


图 3 交换机运行状态数据的获取
Fig. 3 Acquisition of switch operation status data

通信网络发生故障时，基于交换机流量监测的故障信息表征为

$$X_{\text{flow}_{lk}} = \begin{cases} 1, & \text{交换机} l \text{与装置} k \text{之间流量异常} \\ 0, & \text{交换机} l \text{与装置} k \text{之间流量正常} \end{cases} \quad (9)$$

式中： $X_{\text{flow}_{lk}}$ 表示通信网络中第 l 台交换机与第 k 台装置报文流量状态； l 、 k 分别为以 A_0 为基准的交换机和装置编号，且满足 $(l, k) \in (i, j)$ 。

根据其与设备之间的连接关系，将报文的传输以信源、信宿确定的路径表示，对应的交换机与装置连接节点元素按照式（9）设置为 1。对交换机流量异常矩阵 X_{flow} 引入权重 β_{ij} ，增加对智能终端至交换机的通信链路的关注度，在权重系数矩阵 β 中，对应交换机与智能终端连接关系的元

素置为 $1 + \text{rand}[0, 1]$ ，其他位置元素置为 1，如式（10）所示。引入权重 α_{2ij} ，其规则与 α_{1ij} 一致，区别在于表征交换机与其他二次装置之间的报文路径，得到新的交换机流量异常矩阵 X'_{flow} 。

$$\beta_{ij} = \begin{cases} 1 + \text{rand}[0, 1], & \text{交换机} i \text{-智能终端} j \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中：交换机 i -智能终端 j 表示仅交换机 i 与智能终端 j 相连接的链路使用该规则。

$$X'_{\text{flow}} = X_{\text{flow}} \beta \alpha_2 \quad (11)$$

式中： α_2 为交换机流量异常矩阵的权重矩阵。

以图 2 所示间隔为例，当发生链路 L_1 中断故障时，智能终端与交换机之间的 GOOSE 报文传输中断，使得订阅该报文的装置均无法正常接收所需信号并产生告警信息，由监控主机主动发送交换机状态请求命令，获取经过交换机的报文流量状态，将处于低流量状态的报文信源、信宿标记为异常，该情形下的交换机流量异常矩阵为

$$X_{\text{flow}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

1.3 故障样本生成

受限于实际故障发生频率，在智能变电站实际运行与维护过程中，记录的通信网络故障数据类型少，且积累周期长，不能涵盖通信网络可能出现的各种故障情形，另外存在故障告警信号缺失或错误的情况，无法满足神经网络训练与学习的样本需求。同时，智能变电站内的保护配置、电气逻辑关系等特征是特定的，建立不同故障断面下故障特征样本，需要事先解析智能变电站 SCD 文件，梳理智能变电站二次装置间数据流向，理清各个保护配置与故障位置关联关系，建立故障样本表征-二次装置关节点映射关系，并利用现场历史数据进行关系校验，为后续人工生成样本提供指导。

样本生成过程中，本文通过遍历方式对通信链路进行故障设置，故障情形包括信源端口故障、网络拓扑变化、光纤链路中断等，报文接收/发送异常、交换机流量异常等故障信息经过采集分



析按照式 (4) (5) (9) 表征为特征矩阵 X_{message} 、 X_{flow} ，以多组权重系数 $[\alpha_{1ij}, \alpha_{2ij}, \beta_{ij}]$ 表征多故障情形及链路关注度，对应加权至 X_{message} 与 X_{flow} 构成对应故障位置下多组样本 $[X'_{\text{message}}, X'_{\text{flow}}]$ ， X'_{message} 为报文状态自检特征矩阵，以故障位置为类别标签，直至遍历全部链路完成单重故障样本生成，具体流程如图 4 所示。多重故障样本通过对多个不同标签下单重故障样本进行特征融合得到，由于在实际运行过程中发生多条通信链路同时故障的概率极低，样本生成主要考虑单重、双重及三重故障，共同构成通信网络链路故障样本集。

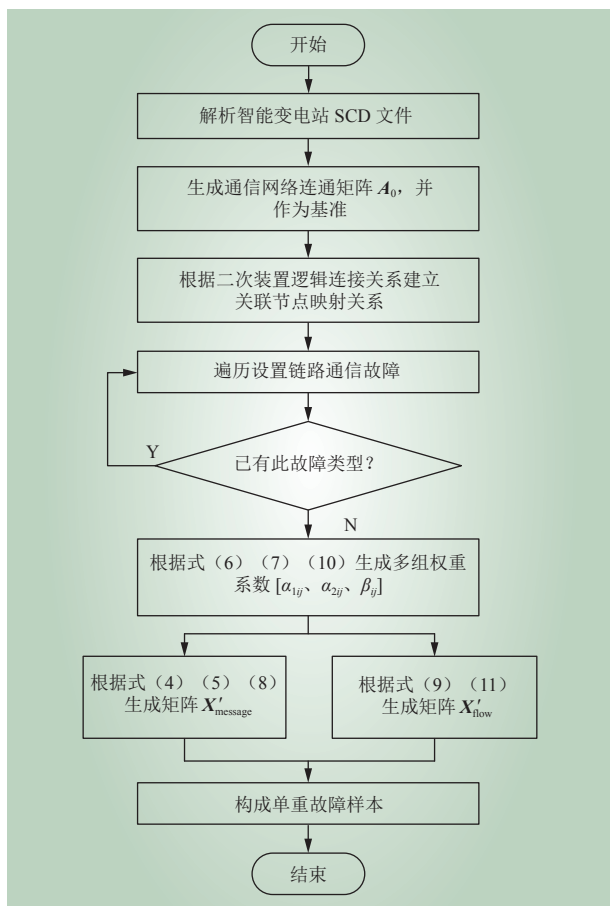


图 4 故障样本生成流程

Fig. 4 Fault sample generation process

2 智能变电站通信结构与故障告警信息表征

2.1 基于深度学习的通信链路故障定位方法

深度学习网络针对高维、非线性数据具有很强的处理能力，作为最具代表性的深度学习网络

之一的 CNN，在局部数据特征提取方面尤为突出，具有待优化参数少、权值共享的优点。CNN 在图像处理^[18-19]、语音辨识^[20-21]等领域取得了很大成功，在电力领域^[22-24]也已有应用。

CNN 在结构上可分为输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层。卷积层的核心是卷积操作，其主要功能是在输入或上一层输出特征中滑动一个卷积核，通过卷积操作得到一组新的特征，给定一个二维特征矩阵 $X \in \mathbb{R}^{M \times N}$ 和一个卷积核 $W \in \mathbb{R}^{U \times V}$ ，其输出关系可表示为

$$y_{ij} = \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^V w_{uv} x_{i-u+1, j-v+1} \quad (13)$$

式中： y_{ij} 为卷积输出，其下标 (i, j) 从 (U, V) 开始，通过 x 的下标 $i-u+1, j-v+1$ 遍历卷积核 W 相同尺寸的输入特征矩阵局部元素进行卷积运算； w_{uv} 表示卷积核 W 第 u 行、第 v 列对应元素； M, N 为输入特征矩阵 X 的尺寸； U, V 为卷积核 W 的尺寸。

二维输入 X 与 W 的卷积操作定义为

$$Y = W * X \quad (14)$$

式中： Y 为输出特征矩阵； $*$ 表示二维卷积操作。

CNN 应用于图像处理场景时，图像数据按照自身属性可以分为 R、G、B 3 层经过多通道输入，通过卷积操作分别提取图像的不同层次的特征，基于此，本文搭建如图 5 所示的改进卷积神经网络架构，对于某一故障矩阵集 X_i ，将 X'_{message} 及 X'_{flow} 分别输入至单独的卷积通道中，进行卷积操作以提取通信网络故障断面下不同层次的局部特征。

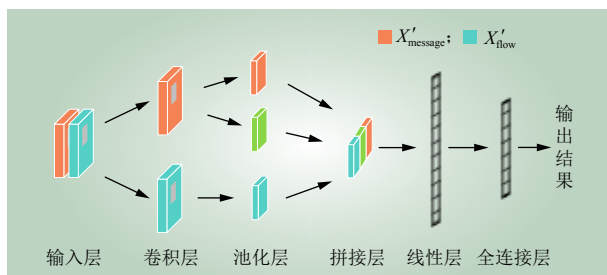
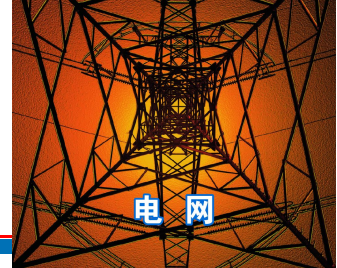


图 5 改进 CNN 结构

Fig. 5 Improved CNN structure

由于神经元只接受其感受野 (receptive field) 区域内信号刺激，卷积核的尺寸决定感受野的大小，卷积核尺寸越大，获得更大的感受野，更偏



向于全局特征的提取。考虑到多重故障与跨间隔故障的情形，本文针对报文状态自检特征矩阵的特征提取采用多尺寸卷积核策略，利用大尺寸卷积核提取全局特征，更多的关注跨间隔链路故障与多重故障；小尺寸卷积核感受野较小，更关注局部特征的提取，报文异常与交换机流量异常通常发生在局部范围，对应输入通道设置为小尺寸卷积核进行特征提取。

池化层（pooling layer）的作用在于减少网络中神经元数量，降低特征维数，缓解卷积层对位置的依赖性又不损失关键特征，避免网络的过拟合现象。常用的池化的方式有最大池化（max pooling）和平均池化（mean pooling）2种，本文采用最大池化，其表达式为

$$y_{m,n} = \max_{i \in R_{m,n}} x_i \quad (15)$$

式中： x_i 为区域 $R_{m,n}$ 内第 i 个神经元对应的值，区域 $R_{m,n}$ 由输入至池化层的特征映射划分。

池化层通常搭配激活函数使用，每一个池化层之前设置激活层，本文采用 tanh 激活函数，其表达式为

$$\tanh x = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (16)$$

经过多层信息传递之后，将提取后的特征进行拼接（concatenate），经过线性层将所有特征线性展平，利用全连接函数作为分类器输出结果，输出结果为故障位置编码。利用多分类交叉熵损失函数衡量网络的性能，即

$$L_{\text{oss}} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k y_{ij} * \log(\tilde{y}_{ij}) \quad (17)$$

式中： L_{oss} 为损失函数； n 为一个 batch 中训练样本个数； k 为分类数； y_{ij} 为样本真实标签； \tilde{y}_{ij} 为网络预测结果。

为避免网络过拟合，本文引入丢弃法（dropout method）在训练过程中随机丢弃一部分神经元，通过提高网络的多样性避免网络出现过拟合，神经元丢弃概率 p 设置为 0.5。除此之外，采用适应性矩估计（adaptive moment estimation, Adam）算法利用梯度的一阶矩阵与二阶矩阵估计自适应修正每个参数的学习率，使得网络参数较为平稳。

2.2 通信网络故障定位流程

2.2.1 基于后台告警信息的故障间隔初定

在实际运行过程中，智能变电站后台告警信息与装置就地告警信号是故障处置的主要判断依据。在通信链路故障时，故障链路的信宿装置（接收信息的装置）由于无法正常接收到所需信息会产生相应的告警信息，并上传至后台监控主机。通过此类信息能够获取故障链路间隔信息，将其作为通信链路故障定位初步判定结果，能够大幅降低模型与样本的复杂度，缩减模型训练周期。

2.2.2 通信链路故障定位实现

基于上述分析，利用训练好的通信链路故障定位网络对实时故障信息特征进行判别，确定故障位置，故障定位流程如图 6 所示。具体步骤如下。

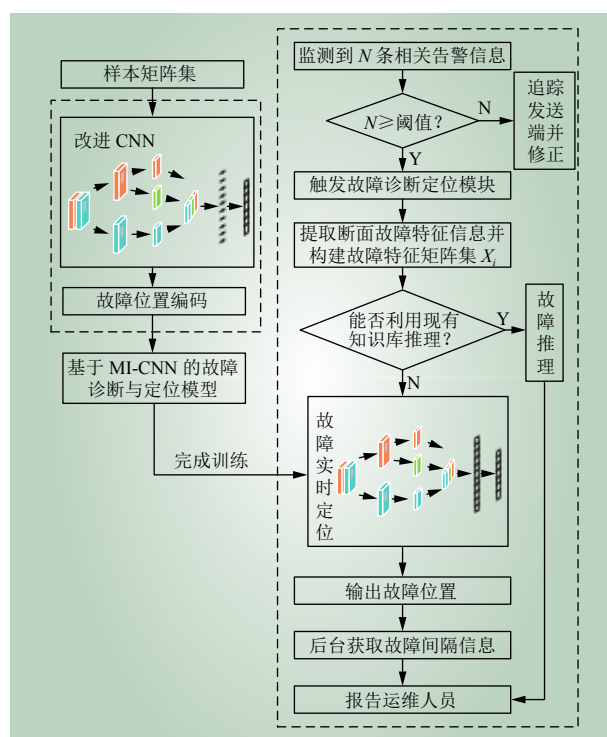


图 6 通信网络故障定位流程

Fig. 6 Communication network fault location process

1) 由故障定位诊断触发模块判断是否启动定位流程。在智能变电站的实际运行过程中，一方面由于正常的遥控指令以及运维人员的操作会引起短暂的流量异常情况，另一方面可能存在少数错误的告警信号。为避免以上非故障情形下产生的异常信息输入定位模块造成误判，在模型中增加触发定位诊断模块，当监控后台产生与接收的



异常告警信息大于设定的阈值 N_{set} 时，启动故障定位流程。2) 提取故障断面下异常告警信息，构建通信网络故障样本矩阵集 $X_i = [X'_{message}, X'_{flow}]$ 。3) 将故障样本矩阵集 X_i 作为输入特征，对应输入至事先训练好的改进 CNN 故障定位网络通道中，输出通信链路故障目标域编码。4) 将后台信息初步判定的故障间隔信息与模型输出结果共同发送至运行维护人员，及时地处理故障。

3 算例分析

3.1 算例概况

本文以某 220 kV 智能变电站内一个线路间隔、一个母线间隔与一个变压器间隔为例（其中过程层网络采用 SV/GOOSE 两网合一方式），分析并验证本文所提通信网络故障定位模型的有效性，图 7 给出了各个间隔中报文发布与订阅以及二次装置之间的连接关系。

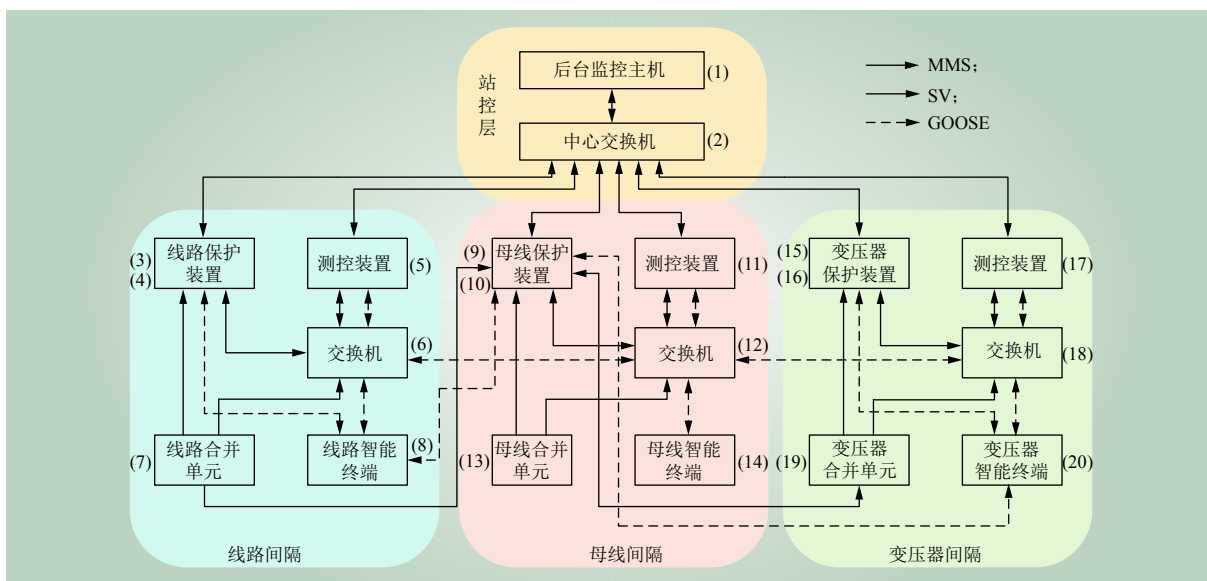


图 7 智能变电站部分间隔通信网络拓扑

Fig. 7 Communication network topology of some bays in intelligent substation

根据 1.2.1 节中网络连通矩阵的构建原则，网络表征合集 S 中共有 20 个元素（节点），即网络连通矩阵与样本特征矩阵维数为 20 ($N=20$)。改进 CNN 的输入通道数为 2，由表 1 可知通信网络故障位置设置有 11 种，输出通道数为 11。

验证过程中，不同位置的单重故障与双重故障分别生成 1168 组、800 组，将其组合构建为样本集，以 7 : 2 : 1 的比例划分训练集、测试集与验证集。

表 1 中：SW1 表示站控层中心交换机，即 MMS 网；SW2 表示过程层交换机，即 SV/GOOSE 网。

3.2 定位结果分析

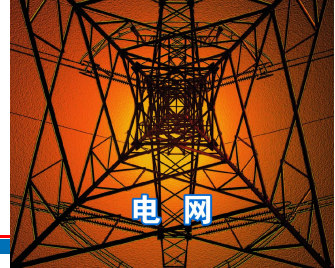
本文通过举例的方式进一步说明所提模型在通信网络故障定位方面的有效性和准确性。

以图 7 所示间隔中变压器合并单元至过程层

表 1 故障目标域与编码
Table 1 Fault target domain and code

编号	故障类别	故障编码
1	C-SW1	1000000000
2	P-SW1	0100000000
3	P-SW2	0010000000
4	P-MU	0001000000
5	P-IT	0000100000
6	MC-SW1	0000010000
7	MC-SW2	0000001000
8	SW2-SW2	0000000100
9	IT-SW2	0000000010
10	MU-SW2	0000000001
11	MU-MU	0000000000

交换机通信链路中断以及线路智能终端至保护装置链路中断的双重故障为例，母线保护装置、变



压器保护装置以及测控装置由于直采/网采接收信息不一致发出 SV 数据异常告警，变压器间隔合并单元自检通信链路中断发出 SV 通信链路中断告警，通过主动请求方式监测到交换机 15 与交换机 10、保护装置、测控装置以及合并单元等出现报文流量突减发出低流量告警信息；线路保护装置、智能终端发出 GOOSE 通信链路中断告警。根据 1.2 节中分析对此场景下故障特征进行表征，即

$$\begin{cases} X_{\text{message}_{ij}} = 1, i, j = 3, 8, 10, 11, 16, 17, 19 \\ X_{\text{flow}_{ij}} = 1, i, j = 10, 12, 16, 17, 18, 19 (i \neq j) \end{cases} \quad (18)$$

将以上特征矩阵与网络连通矩阵 A 相乘并叠加重后得到故障特征集 X_i ，输入训练好的改进 CNN 故障定位模型中并得到输出结果 Y （输出阈值设置为 0.8）为

$$Y = \begin{bmatrix} \dots & P-IT & \dots & MU-SW2 & \dots \\ \dots & 1 & \dots & 1 & \dots \end{bmatrix} \quad (19)$$

根据输出结果可知，故障性质为双重故障，故障位置分别在保护装置-智能终端、合并单元-过程层交换机。此故障情形下，线路间隔与变压器间隔均会向后台发出相应通信链路故障告警信号。在上述多重目标域情况下，运维人员结合装置的就地告警信息（故障指示灯亮），能够实现故障链路及装置目标域的对应并处置故障。

传统定位方法以文献 [25] 所提交叉路径法为例，根据其诊断流程可知，在报文传输路径无交集的多重故障情形下，诊断结果为空集，无法实现故障链路的精确定位。

通过大量测试样本与验证样本，对本文方法与传统交叉链路方法以及 BP 神经网络进行诊断结果分析，对比不同方法的准确率与误差如图 8 所示。

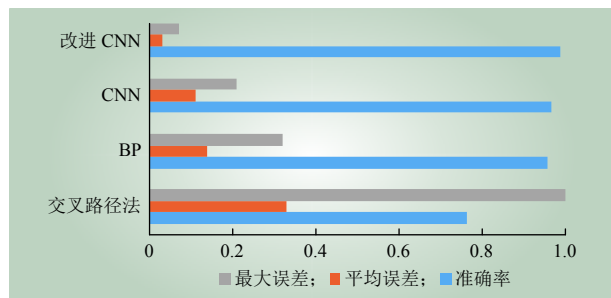


图 8 不同定位方法的性能分析
Fig. 8 Performance analysis of different positioning methods

对比表明，在通信链路多重故障场景下传统方法存在较为明显的不足，与常规 BP 以及 CNN 相比，本文所提方法故障定位具有较优的准确率与鲁棒性。

4 结论

针对智能变电站通信链路故障定位受限于链路复杂与人工排查效率不足的问题，本文提出一种基于改进 CNN 的智能变电站通信网络链路故障定位方法。首先通过解析 SCD 文件获取设备逻辑连接关系并构建网络矩阵，以此为基准表征通信网络故障状态下的冗余特征。结合智能变电站实际运行状态构建样本集，建立基于改进 CNN 的故障定位模型，以多尺寸卷积核提取不同层次的故障特征，将故障定位目标域精确至故障链路两端的装置层。

算例分析表明，本文提出的基于改进 CNN 的通信网络链路故障定位方法能够有效处理高维特征信息，结合后台故障间隔信息能够实现通信网络链路故障的精确定位，表明本文所提故障定位方法具有足够的准确性与工程实用性。

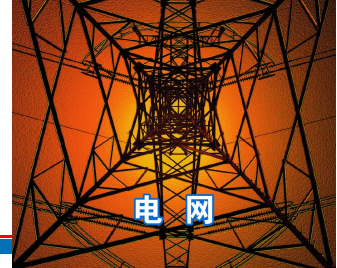
与此同时，考虑到不同智能变电站存在结构、规模以及配置方面的差异，本文所提方法存在一定的局限性，主要体现在面对大规模故障样本的获取需要大量的人工与时间成本，解决依据少量现场运行数据进行样本生成的问题将很大程度提高本文所提方法的应用性与推广范围。此外，交换机运行信息采集交互性差、数据类别少的问题使故障信息特征的表征复杂化，随着交换机检测技术的不断迭代，丰富全面的数据将提供更深层的特征，能够进一步简化特征表征，缩小故障定位范围，提高故障链路定位精确率。

参考文献：

- [1] 王彦峰, 雷翔胜, 王流火, 等. 预制舱变电站综合保护系统的设计与研究[J]. 智慧电力, 2022, 50(8): 54-60.
WANG Yanfeng, LEI Xiangsheng, WANG Liuhuo, et al. Design and research of integrated protection system for prefabricated cabin substation[J]. Smart Power, 2022, 50(8): 54-60.
- [2] 李辉, 张孝军, 潘华, 等. 面向智能变电站通信网络可靠性研究[J].



- 电力系统保护与控制, 2021, 49(9): 165–171.
- LI Hui, ZHANG Xiaojun, PAN Hua, *et al.* Research on a reliability evaluation method of a communication network for an intelligent substation[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(9): 165–171.
- [3] 刘依晗, 王宇飞. 新型电力系统中跨域连锁故障的演化机理与主动防御探索 [J]. *中国电力*, 2022, 55(2): 62–72, 81.
- LIU Yihan, WANG Yufei. Exploring the evolution mechanism and active defense of cross-domain cascading failures in new type power system[J]. *Electric Power*, 2022, 55(2): 62–72, 81.
- [4] ZHANG Y X, CAI Z X, LI X H, *et al.* Analytical modeling of traffic flow in the substation communication network[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2015, 30(5): 2119–2127.
- [5] 丁建顺, 张炜, 周胜, 等. 数字化跨间隔电能计量系统的现场多维测试技术 [J]. *电力科学与技术学报*, 2021, 36(3): 180–187.
- DING Jianshun, ZHANG Wei, ZHOU Sheng, *et al.* Multidimensional field test technology for digital multiple bay electric energy metering system[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2021, 36(3): 180–187.
- [6] 李远, 李虹, 罗建平, 等. 智能变电站二次回路在线监测与故障定位方法的研究与实现 [J]. *电气技术*, 2019, 20(9): 78–82, 96.
- LI Yuan, LI Hong, LUO Jianping, *et al.* Research and realization of online state detection and fault locating on the secondary circuits in smart substation[J]. *Electrical Engineering*, 2019, 20(9): 78–82, 96.
- [7] 王德文, 肖磊, 肖凯. 智能变电站海量在线监测数据处理方法 [J]. *电力自动化设备*, 2013, 33(8): 142–146, 156.
- WANG Dewen, XIAO Lei, XIAO Kai. Processing of massive online monitoring data in smart substation[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2013, 33(8): 142–146, 156.
- [8] 王同文, 刘宏君, 邵庆祝, 等. 智能变电站二次回路智能预警及故障诊断技术研究 [J]. *电测与仪表*, 2020, 57(8): 59–63, 98.
- WANG Tongwen, LIU Hongjun, SHAO Qingzhu, *et al.* Research on intelligent early warning and fault diagnosis technology for the secondary loop of smart substation[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2020, 57(8): 59–63, 98.
- [9] 高磊, 杨毅, 刘琦, 等. 基于举证表的智能变电站过程层通道故障定位方法 [J]. *电力系统自动化*, 2015, 39(4): 147–151.
- GAO Lei, YANG Yi, LIU Yu, *et al.* Proof table based fault location method for process level channel in smart substations[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2015, 39(4): 147–151.
- [10] 周红阳, 黄佳胤, 张弛, 等. 基于 Petri 网的智能变电站 GOOSE 回路故障诊断 [J]. *南方电网技术*, 2017, 11(6): 49–56.
- ZHOU Hongyang, HUANG Jiayin, ZHANG Chi, *et al.* Petri net based fault diagnosis for GOOSE circuits of smart substation[J]. *Southern Power System Technology*, 2017, 11(6): 49–56.
- [11] 丁力, 陈建松, 袁涛. 一种基于物理层的光纤通信断链快速监测方法 [J]. *电力工程技术*, 2017, 36(4): 103–107, 118.
- DING Li, CHEN Jiansong, YUAN Tao. A fast monitoring method for optical fibre communication link based on physical layer[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2017, 36(4): 103–107, 118.
- [12] 孙宇嫣, 蔡泽祥, 郭采珊, 等. 基于深度学习的智能变电站通信网络故障诊断与定位方法 [J]. *电网技术*, 2019, 43(12): 4306–4314.
- SUN Yuyan, CAI Zexiang, GUO Caishan, *et al.* Fault diagnosis and positioning for communication network in intelligent substation based on deep learning[J]. *Power System Technology*, 2019, 43(12): 4306–4314.
- [13] 任博, 郑永康, 王永福, 等. 基于深度学习的智能变电站二次设备故障定位研究 [J]. *电网技术*, 2021, 45(2): 713–721.
- REN Bo, ZHENG Yongkang, WANG Yongfu, *et al.* Fault location of secondary equipment in smart substation based on deep learning[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(2): 713–721.
- [14] 张宸滔, 郑永康, 卢继平, 等. 基于图神经网络的智能变电站二次回路故障定位研究 [J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(11): 81–90.
- ZHANG Chentao, ZHENG Yongkang, LU Jiping, *et al.* Fault location of secondary circuits in a smart substation based on a graph neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(11): 81–90.
- [15] 王周虹, 屠雨夕, 王海园, 等. 基于全通信链路的变电站调控交互数据监测方法 [J]. *南京理工大学学报*, 2022, 46(4): 451–459.
- WANG Zhouhong, TU Yuxi, WANG Haiyuan, *et al.* Interactive data monitoring method of substation regulation based on full communication link[J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2022, 46(4): 451–459.
- [16] 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.
- XU Changbao, ZHUANG Chen, JIANG Hongtu. Technical research of secondary equipments' state monitoring in smart substation[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(7): 127–131.
- [17] 刘自华, 车向北, 刘卫波, 等. 基于 MMS/SNMP 协议的智能变电站远程运维系统设计 [J]. *自动化与仪器仪表*, 2019(5): 48–51.
- LIU Zihua, CHE Xiangbei, LIU Weibo, *et al.* Design of intelligent substation remote operation and maintenance system based on MMS/SNMP protocol[J]. *Automation & Instrumentation*, 2019(5): 48–51.
- [18] WANG L, XU X, DONG H, *et al.* Multi-pixel simultaneous classification of PolSAR image using convolutional neural



- networks[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2018, 18(3): 769.
- [19] YAMAGUCHI T, IKEHARA M. Multi-stage dense CNN demosaicking with downsampling and re-indexing structure[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 175160–175168.
- [20] ZHAO J F, MAO X, CHEN L J. Learning deep features to recognise speech emotion using merged deep CNN[J]. *IET Signal Processing*, 2018, 12(6): 713–721.
- [21] 王兰馨, 王卫亚, 程鑫. 结合 Bi-LSTM-CNN 的语音文本双模态情感识别模型 [J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(4): 192–197.
WANG Lanxin, WANG Weiya, CHENG Xin. Bimodal emotion recognition model for speech-text based on Bi-LSTM-CNN[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(4): 192–197.
- [22] 秦心筱, 张昌华, 徐子豪, 等. 基于卷积神经网络的电力系统低频振荡主导模态特征定性辨识 [J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(10): 51–58.
QIN Xinxiao, ZHANG Changhua, XU Zihao, *et al.* Research on qualitative identification of a low frequency oscillations dominant mode in power system based on a convolutional neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(10): 51–58.
- [23] 赵恺, 石立宝. 基于改进一维卷积神经网络的电力系统暂态稳定评估 [J]. *电网技术*, 2021, 45(8): 2945–2957.
ZHAO Kai, SHI Libao. Transient stability assessment of power system based on improved one-dimensional convolutional neural network[J]. *Power System Technology*, 2021, 45(8): 2945–2957.
- [24] 田芳, 周孝信, 史东宇, 等. 基于卷积神经网络的电力系统暂态稳定预防控制方法 [J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(18): 1–8.
TIAN Fang, ZHOU Xiaoxin, SHI Dongyu, *et al.* A preventive control method of power system transient stability based on a convolutional neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(18): 1–8.
- [25] 张延旭, 蔡泽祥, 龙翩翩, 等. 智能变电站通信网络实时故障诊断模型与方法 [J]. *电网技术*, 2016, 40(6): 1851–1857.
ZHANG Yanxu, CAI Zexiang, LONG Pianpian, *et al.* Real-time fault diagnosing models and method for communication network in smart substation[J]. *Power System Technology*, 2016, 40(6): 1851–1857.

作者简介:

皮志勇 (1975—), 男, 硕士, 高级工程师 (教授级), 从事电力系统继电保护与控制研究, E-mail: 466416195@qq.com;

李振兴 (1977—) 男, 通信作者, 博士, 教授, 博士生导师, 从事电力系统继电保护与安全稳定控制研究, E-mail: lzx2007001@163.com。

(责任编辑 张重实)

Fault Location Method for Communication Link in Smart Substation Based on Deep Learning

PI Zhiyong¹, ZHU Yi², LIAO Xuan¹, LI Zhenxing², FANG Hao², WU Pei¹

(1. State Grid Hubei Jingmen Electric Power Supply Company, Jingmen 448000, China; 2. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: Aiming at the problem of low troubleshooting efficiency of communication link faults caused by complex links in smart substation, a deep learning based fault location method for intelligent substation communication link of smart substation is proposed. Firstly, based on the network topology of secondary devices in smart substations, a network connectivity matrix is constructed and used as the benchmark, and a fault feature characterization method is proposed for communication link faults. And then, based on the logical relationship between secondary device connection and operation status, a fault sample set of the whole station is constructed. The improved CNN is applied to build the fault location model of the smart substation communication link. Finally, the fault link is accurately located through the fault bay information preliminarily determined by the background information and the model output results. A 220 kV smart substation is taken for case study and some bays of it are taken to construct the fault sample set, and different fault location methods are compared through result analysis. The comparison results show that the proposed location method has higher accuracy.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (Research on Major Risk Analysis and Control Strategy by Reclosing for Large-Scale Power Transmission Channel, No.52077120).

Keywords: smart substation; communication link; CNN; fault location