

# 基于批量匹配算法模型的配电网故障诊断方法

何冰, 谢天祥, 胡园园, 游传强

(国网天府新区供电公司, 成都 610000)

**摘要:** 配电网发生故障后线路电流增加、电压迅速下降, 对配电网的电能质量和供电可靠性产生影响, 研究建立配电网故障诊断系统, 利用采集到的线路故障信息迅速发现并定位故障位置; 采集断路器跳闸前两个周波的变压器低压侧相电压波形, 并进行傅里叶加窗变换计算基波的有效值, 分析发生故障后低压侧相电压的变化规律; 系统应用基于多语义交互的批量匹配算法, 利用改善后的编码器进行故障文本信息的编码; 实验结果显示该研究系统的故障诊断模型的训练速度较快, 故障诊断准确率最高达到 100%, 语言推送任务测试中, SNL 数据集的准确率为 100%。

**关键词:** 配电网故障; 故障定位; 变压器低压侧; 傅里叶加窗变换; 多语义交互; 批量匹配算法

## Distribution Network Fault Diagnosis Method Based on Batch Matching Algorithm Model

HE Bing, XIE Tianxiang, HU Yuanyuan, YOU Chuanqiang

(State Grid Tianfu New Area Electric Power Supply Company, Chengdu 610000, China)

**Abstract:** After the fault occurs in the distribution network, the line current increases and the voltage drops rapidly, which affects the power quality and power supply reliability of the distribution network. The fault diagnosis system of the distribution network is established in this paper, by using the collected fault information, the fault location is quickly found and located. The phase voltage waveform in the low-voltage side of transformer is collected in the first two cycles before the circuit breaker trips, and the RMS value of fundamental wave is calculated by the windowed Fourier transform, and the variation rule of phase voltage in low-voltage side is analyzed after the failure occurs. The system uses the batch matching algorithm based on the multi-semantic interaction, and the improvement encoders are used to encode the fault text information. Experimental results show that the training speed of the fault diagnosis model of the system is fast in this study, and the fault diagnosis accuracy is up to 100%. In the test of the language push task, the accuracy of SNL data set is 100%.

**Keywords:** distribution network fault; fault location; transformer low voltage side; Fourier windowed transform; multi-semantic interaction; Batch matching algorithm

## 0 引言

配电网从输电网中接收电能再分配给用户终端, 是能够直接连接到用户的电网最后一部分, 成为电力系统中重要的组成部分, 为城市的重要公共基础设施提供能量<sup>[1]</sup>。根据电网公司统计数据显示, 电力用户遭受到的停电故障中, 90%以上都是由配电网发生故障导致的。在小电流接地的情况下, 系统可以继续运行 1~2 小时, 长时间运行会引起故障进一步扩大, 造成两相短路与三相短路故障<sup>[2]</sup>。

当前的配电网故障诊断和定位技术中, 文献 [3] 系统通过判断相应节点是否流过短路电流进行诊断线路发生故障; 文献 [4] 系统在配电网线路上安装行波检测装置, 使用单端测距法根据行波速度和装置测量点位置对故障进

行定位; 文献 [5] 系统基人工神经网络的方法进行故障诊断, 历史故障信息作为训练样本, 采用主变的电压与电流信息计算测量点到故障点的距离; 文献 [6] 系统利用故障后各线路信号的稳态特征差异确定发生故障的线路, 各个线路的阻抗分布位置不同不易受中性点接地方式影响。

基于上述文献分析, 可以看出现有技术存在以下技术问题:

- 1) 通过判断相应节点是否流过短路电流进行诊断线路发生故障必须获取短路电流信息, 故障诊断能力薄弱。
- 2) 单端测距法虽然提高了定位能力, 但是需要安装行波定位装置, 该装置一旦出现问题, 就难以实现数据信息定位。
- 3) 人工神经网络的方法虽然能够进行故障诊断, 但是

收稿日期: 2021-12-09; 修回日期: 2022-01-21。

作者简介: 何冰(1974-), 男, 四川成都人, 硕士, 高级工程师, 主要从事电力工业和电网数字化转型方向的研究。

引用格式: 何冰, 谢天祥, 胡园园, 等. 基于批量匹配算法模型的配电网故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(8): 19-24.

无法实现故障数据信息的即时分析。

4) 各个线路的阻抗分布位置不同不易受中性点接地方式影响容易造成诊断精度不高。

因此, 本研究进行了以下技术研究。

### 1 配电网故障诊断系统

在配电网运行过程中, 很容易由于各种外界信息发生故障, 如何对配电网故障进行诊断是提高配电网正常运行的关键, 本研究介绍一种新型的故障诊断方法, 将运行中配电网区段通过标识, 以尽快从多种数据信息中获取精准信息。系统采用配电变压器低压侧相电压信息, 将故障定位在相邻变压器监测终端和馈线终端单元监测的区域内。中压侧发生故障时, 经过至少两个周波后, 继电保护动作跳闸切除故障, 变压器监测终端采集到的电压下降, 系统故障定位功能启动, 采集到电压的有效值并传送至配电自动化主站<sup>[7]</sup>。配电网故障诊断系统架构如图 1 所示。

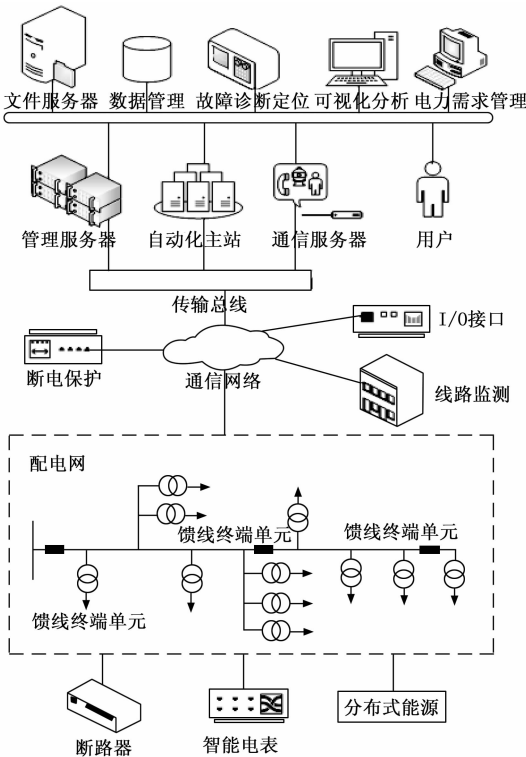


图 1 配电网故障诊断系统架构

本研究系统的配电网故障诊断系统架构可划分很多部分, 比如配电网设备层, 在配电网设备层设置不同的检测终端, 比如断路器、智能电表、分布式能源检测设备等, 通过这些设备能够检测出配电网中馈线终端单元等各种不同的配电网数据信息。通过通信网络实现检测数据信息的交互。进而将检测到的数据信息传递到管理服务器、自动化主站、通信服务器等远程监控中心。

在进行数据数据采集时, 系统每隔一定时间间隔  $\Delta t$  采集一次线路电压, 采集到的  $N$  个点的电压值为  $\{U_0, U_1, U_2, \dots, U_{N-1}\}$ , 电压值的基波分量可表示为:

$$\begin{cases} U_R = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} U_k \cdot \sin\left(k \frac{2\pi}{N}\right) \\ U_I = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} U_k \cdot \cos\left(k \frac{2\pi}{N}\right) \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $U_R$  表示为实部,  $U_I$  表示为虚部,  $U_k$  表示线路上点  $k$  的电压值。发生相间短路时断路器跳闸后, 断路器下游配电网线路失压, 电压迅速减小到接近 0, 变压器监测终端采集到的电压为  $U_{set}$  为一个很小的值, 当低压侧电压有效值  $U_\varphi$  小于  $U_{set}$  时, 系统开始进行故障诊断和定位<sup>[8]</sup>。通过公式 (1), 将电路中的基波分量划分为实部、虚部等多种方式, 以将本研究电网数据信息进行微观表示, 提高了数据分析能力。

本研究系统使用馈线终端单元采集故障电流信息, 发生接地故障时电网中会出现零序分量, 作为故障诊断的依据, 非故障线路和故障线路的零序电流波形不同, 进行对故障线路的定位。在线路的配电变压器安装有变压器监测终端, 能够在继电保护动作跳闸切除故障电流之前, 采集到故障电压有效值, 对故障定位时缩小故障范围, 实现馈线故障的精细定位<sup>[9]</sup>。发生线路故障时产生的都是非平稳、非线性信号, 系统故障数据进行预处理, 提取关键特征信息, 对原始信号进行分解:

$$STFT(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) \omega(t - \tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (2)$$

式中,  $x(\tau)$  表示故障时域信号,  $\omega(t - \tau)$  表示窗函数,  $\tau$  表示窗函数的中心<sup>[10]</sup>。采集被诊断对象的相关数据, 通过诊断软件 (如专家系统软件) 和实时/历史数据综合分析其运行状况, 对存在的隐患和故障进行判断、预告或处理的系统。

接地系统故障分析时, 通过采用中性点不接地的方法。在常规技术中, 中性点往往是对接绝缘的, 在配电网线路结构中, 系统运行时通常通过三相平衡技术, 中性点对地电压通常为零, 此时, 零相、火线、等不同相线之间的电压滞后电流  $90^\circ$ , 通过这种方式可以检测出电压情况。在监测中性点时, 通常引入设计一个电感线圈, 线圈容易产生自激励信号, 通过自激励信号补偿线路过大的问题, 当接地电流过大时, 其周围的磁场也会逐步增加。进而使线路周围的感应比较强烈。这对于绝缘能力有一定的考验。

暂态接地时电感电流只经过故障线路, 电容电流流过全系统的线路, 暂态过程蕴含的特征信息更丰富, 暂态接地电流的幅值更大, 提取暂态特征信息为主来表征故障线路特性, 完成系统的故障诊断。为使系统后端能够提供合适的数据库进行故障诊断和定位, 先建立 mysql 数据库和 HIVE 数据库的连接。通过 AXIOS 创建 SMLREQUESTT 进行请求的发送和与后端通信, 最终开发出的界面负责与用户进行交互操作, 产生故障诊断和定位视图, 将接收到的信息解析并显示<sup>[11]</sup>。

### 2 配电网馈线故障精确定位方法

由于配电网在整个输电过程中具有较长的线路行程,

配电网数据节点多, 存在错综复杂的网络结构, 在输电过程中很容易出现故障。如何在不同的配电网网络节点中迅速、准确地对故障信息进行定位是查阅故障信息的重要原因。传统方法为依据线路的故障电流进行故障定位, 只能将故障点位置缩小到馈线终端单元监测的区域内, 确定故障区域后仍需较长时间确定故障位置。配电线路中有多个支路和配电变压器, 配电网线路结构如图 2 所示。

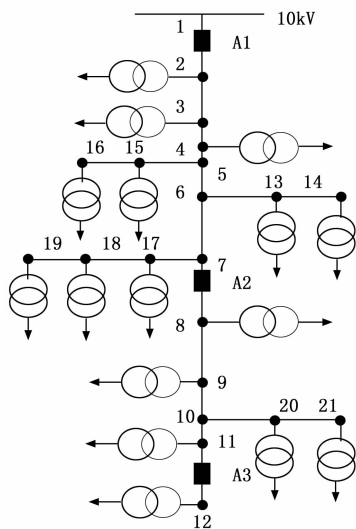


图 2 配电网线路结构

由于配电网线路结构错综复杂, 为了表示不同网配节点, 将待研究的各种网配节点标上序号, 以便更好地研究。设定在线路节点 8、9 之间发生短路故障, A1、A2 中流过故障电流, A3 中没有故障电流流过, 如果采用传统的故障电流判断的方法确定故障区域, 只能将故障定位在 A2 和 A3 之间。本研究利用低压侧相电压进行故障定位, 中压侧发生故障时继电保护发生跳闸, 本研究采集对跳闸前两个周波的电压, 并进行傅里叶加窗变换, 计算基波电压的有效值, 根据各节点电压大小对故障区域进行精确定位<sup>[12]</sup>。本研究对发生跳闸前的两个周期的电压波形进行分析, 故障区域上游节点和下游节点的电压波形如图 3 所示。

在图 3 中, 电压通常是两电位之间形成的电位差。波形直观地对交变电流的波形图像进行显示。电位差能够配电网中不同的数据节点电荷通过静电场时, 基于电势的差异所形成的能量差。该方式直观、形象。在 0.42 s 时配电网线路发生故障, 在 0.42~0.48 s 时间段内经过两个周波断路器跳闸, 故障节点的下游节点 10 电压下降到 0, 故障上游节点即节点 3 电压相比故障前电压有所下降, 但并未下降到 0<sup>[13]</sup>。母线到故障点沿线上各节点电压依次下降, 到故障节点处电压下降到最低。当配电网线路发生两相短路故障时, 正序电流和负序电流可表示为:

$$I_{f(1)} = -I_{f(2)} = \frac{U_{f(0)}}{Z_{\Sigma(1)} + Z_{\Sigma(2)}} \quad (3)$$

式中,  $I_{f(1)}$  为正序电流,  $I_{f(2)}$  为负序电流,  $U_{f(0)}$  为没有发生故

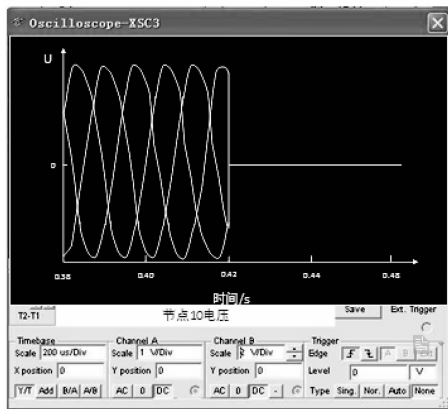
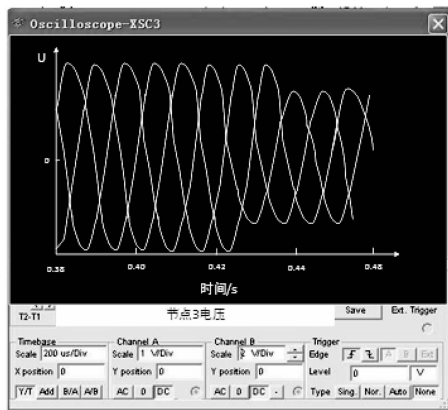


图 3 故障节点电压波形

障时的线路电压,  $Z_{\Sigma(1)}$  为线路的等值正序阻抗,  $Z_{\Sigma(2)}$  为线路的等值负序阻抗<sup>[14]</sup>。

通过正序电流和负序电流表示的公式能够直观表示配电网中的电流和电压数据情况, 在配电网技术中, 正序电流和负序电流大小相等, 方向相反, 该公式可以用直观表示正序电流和发生故障时的线路电压之间的关系, 故障相电压为故障前电压一半, 非故障点相电压可表示为:

$$\begin{cases} \dot{U}_{i_a} = \dot{U}_{i_{(1)}} + \dot{U}_{i_{(2)}} + \dot{U}_{i_{(0)}} = \dot{U}_{i_{(0)}} \\ \dot{U}_{i_b} = a^2 \dot{U}_{i_{(1)}} + a \dot{U}_{i_{(2)}} + \dot{U}_{i_{(0)}} = \dot{U}_{i_{(0)}} + j\sqrt{3} \dot{I}_{f(1)} Z_{if(1)} \\ \dot{U}_{i_c} = a \dot{U}_{i_{(1)}} + a^2 \dot{U}_{i_{(2)}} + \dot{U}_{i_{(0)}} = \dot{U}_{i_{(0)}} - j\sqrt{3} \dot{I}_{f(1)} Z_{if(1)} \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $\dot{U}_{i_{(1)}}$  为非故障点正电压,  $\dot{U}_{i_{(2)}}$  为非故障点负电压,  $\dot{U}_{i_{(0)}}$  为非故障点零电压,  $\dot{U}_{i_{a(0)}}$ 、 $\dot{U}_{i_{b(0)}}$ 、 $\dot{U}_{i_{c(0)}}$  为故障前各相电压,  $Z_{if(1)}$  为正序阻抗<sup>[15]</sup>。

非故障点正电压的位置表示配电网系统在暂时正常运行, 表明线路的线电压没有因为异常事故表现的突出。这种情况下电压无论是相位还是矢量值上, 变化都不大; 反之, 在非故障点零电压处, 能够发现波形图发生很大程度的变异, 这种情况下, 如果故障信息过大, 绝缘薄弱点会被击穿, 可能会出现短路等异常事故。

在对于线路故障点相关的故障相的线电压进行判断时, 选择 3 个线电压中幅值最小的线电压。当配电网线路中压侧发生故障后, 低压侧相电压随着中压侧线电压而变化, 变压器 D 侧发生两相短路时, 低压侧三相电压可表示为:

$$\begin{cases} \dot{U}_{fa} = \sqrt{3}\dot{U}_{A(1)}/k \\ \dot{U}_{fb} = -\sqrt{3}\dot{U}_{A(1)}/k \\ \dot{U}_{fc} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中： $\dot{U}_{fa}$ 、 $\dot{U}_{fb}$ 、 $\dot{U}_{fc}$  表示低压侧线路的三相电压， $\dot{U}_{A(1)}$  表示故障点的正序电压， $k$  表示变压器变比。

配电网中通常包括由三相电源、三相负载和三相输电线路等构成的三相电路，通过这种方式能够构建振幅、频率、相位差等多种数据因素正弦波形输出方式。该技术在发电、输电、配电以及大功率用电设备等电力系统中故障诊断过程中首先要考虑到的关键因素。

由公式 (5) 可知， $a$  相与  $b$  相的电压大小相等，相位差为  $180^\circ$ 。发生故障后配电变压器低压侧相电压的中压侧线电压的变化相同，低压侧故障相中的滞后相与中压侧故障相的线电压相等，非故障相与中压侧的其余两个线电压相等。

### 3 基于多级语义交互的批量匹配算法

运维人员对配电网故障进行检修时，需要对线路故障发生的位置进行勘测，分析因线路故障导致的现象，在分析故障产生的原因。运维人员使用系统客户端获取故障信息时，返回的信息中包含大量的冗余信息，需要再消耗时间对信息进行筛选，影响了运维人员对故障检修的效率。本研究提出一种新的批量匹配算法<sup>[13,16-17]</sup>，利用编码器进行文本信息编码，实现文本间的语义交互。批量匹配模型结构如图 4 所示。

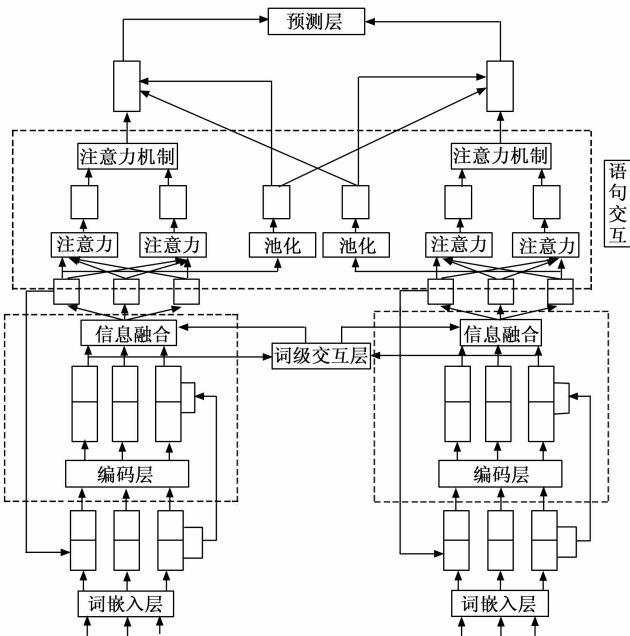


图 4 批量匹配模型结构

在遇到批量计算过程中，如何提高配电网工作效率成为亟待解决的技术问题。本研究将宏观的配电数据表示转换为微观数据分析的形式，提高了配电网网络故障的分析

能力<sup>[18-19]</sup>。首先将模型网络的第  $n$  层输入为  $x^{(n)} = (x_1^n, x_2^n, x_3^n, \dots, x_i^n)$ ，通过这种方式将不同的配电网数据信息转换为数据集合的形式，以将不同节点的配电网数据信息都能够通过微观分析的方法体现出来。然后将配电网不同网络节点的故障诊断数据信息输出记作为  $O^{(n)} = (o_1^n, o_2^n, o_3^n, \dots, o_i^n)$ ， $x^{(1)}$  表示经过词嵌入层后输出的结果，当模型为多层结构时，第  $n$  层的输入为第一层输入和之前层的输出拼接后得到的，可表示为：

$$x_i^{(n)} = [x_i^1 \oplus (o_i^{n-1} + o_i^{n-2})] \quad (6)$$

式中， $x_i^1$  表示第一层输入， $\oplus$  表示进行拼接， $o_i^{n-1}$ 、 $o_i^{n-2}$  表示输出序列， $i$  表示序列中的向量<sup>[16]</sup>。

在本研究中，为了提高网络算法模型计算的能力，通过设置多层计算的方式。网络模型层数越多，模型输出的数据越精确，在反复的迭代计算过程中，能够将网络中出现的因素、潜在因素、危险因子都考虑在内。以更大地发挥出批量模型计算的精度<sup>[20]</sup>。

模型的输出由嵌入层得到的原始故障特征、残差特征和网络层故障信息的编码特征组成，完成模型的故障信息批量匹配任务<sup>[21]</sup>。编码器中神经网络采用填充的方式进行卷积，能够保证数据的输入维度不发生变化，输出的数据可表示为：

$$(H | H \in R^{l \times m}) = \text{CNN}_{\text{padding}}(X | X \in R^{l \times k}) \quad (7)$$

式中， $l$  表示数据长度， $k$  表示词向量的维度， $H$  表示卷积后的输出，padding 表示填充操作， $m$  表示卷积核数量。

配电网故障隐患的种类很多，在启动模型计算时，需要考虑到很多因素，这些因素维度比较大，通过上述表示，可以将维度表示出来，具有一定的进步性<sup>[19]</sup>。

将两个经过编码器的故障文本序列作为交互层的输入，利用注意力机制计算当前文本序列中向量与另一个序列的相关度，长度为  $l_a$  的文本序列可表示为  $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_{l_a})$ ，另一个长度为  $l_b$  的文本序列为  $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_{l_b})$ ，相关度可表示为：

$$e_{ij} = f(\mathbf{a}_i)^T f(\mathbf{b}_j) \quad (8)$$

其中： $e_{ij}$  表示文本序列的相关度， $f$  表示前馈网络， $\mathbf{a}_i$ 、 $\mathbf{b}_j$  表示文本序列中的向量。通过对一组序列进行相关度加权求和得到上下文向量  $\mathbf{a}'_i$  和  $\mathbf{b}'_j$ ，并包含当前向量对另一组序列中的关注信息<sup>[22]</sup>，通过词级交互层的信息提取，得到另一个故障文本的上下文信息，信息融合层从多个角度进行模型的序列融合。

### 4 应用测试

为验证本研究系统的性能，分别使用文献 [3] 系统、文献 [4] 系统和本研究系统进行实验，搭建一个配电网仿真模型进行验证。本研究实验在 Windows10 操作系统上进行，计算机使用的 CPU 为 AMD Ryzen ThreadRipper 3960X，内存为 LANCER 32 GB (2×16 GB) DDR5 5200，显卡使用 ROG-STRIX-RTX3090-O24 G，使用仿真软件 PSCAD 搭建一

个配电网模型。实验配电网模型如图 5 所示。

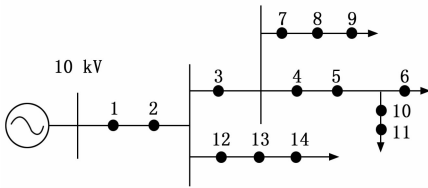


图 5 实验配电网模型

本研究通过构建实验配电网模型, 将实验配电网模型中电缆线路长度记作为  $C_L$ , 架空线路长度为  $O_L$ , 每条馈线的负荷为  $0.5+j0.25$  MVA, 变压器和馈线参数设置如表 1 所示。

表 1 参数设置

	类型	参数
电缆线路	电阻( $\Omega/\text{km}$ )	2.7
	电感( $\text{mH}/\text{km}$ )	1.019
	电容( $\mu\text{F}/\text{km}$ )	0.28
架空线路	电阻( $\Omega/\text{km}$ )	0.125
	电感( $\text{mH}/\text{km}$ )	4.6
	电容( $\mu\text{F}/\text{km}$ )	1.3
变压器	容量	31.5 MVA
	变比	110/10
	空载损耗	25.6 kW
	短路损耗	135 kW
	空载电流百分比	0.6

通过表 1 的设置, 将本研究的方法精细化到具体参数, 以提高试验效率。使用大量故障数据对用于故障诊断和定位的网络模型进行训练, 挖掘出数据内隐藏的规律, 为了保证数据的多样性和质量, 选用不同故障线路和故障位置的数据作为故障数据集, 故障数据集如表 2 所示。

表 2 故障数据集

故障类型	系统频率	线路	初相角	接地电阻	样本数量
单相接地故障	49.5	0~5	0	5~1 000	584
	50		30		
	50.5		60		
			90		
弧光接地故障	49.5	0~5	0	5~1 000	951
	50		30		
	50.5		60		
			90		
两点单相接地故障	49.5	0~5	0	5~1 000	682
	50		30		
	50.5		60		
			90		
高阻接地故障	49.5	1~5	0	5~1 000	746
	50		30		
	50.5		60		
			90		

上述试验时, 为了提高试验效果, 在某一段的配电网线路中提取电缆线路数据信息、架空线路数据信息以及变压器数据信息, 在某一段的配电网进行单相接地故障试验时, 可以提取配电网故障区域内的数据信息, 在弧光接地故障、两点单相接地故障以及高阻接地故障试验时, 采用同样的方法, 在配电网具有这些数据特性的数据区域中提取相关数据信息。

为验证本研究系统模型在故障诊断的优势, 利用采集到的故障数据集中 2 000 组样本数据作为训练集, 剩下的样本数据作为测试集。设定配电网线路发生单相接地故障, 使用 3 种系统进行故障诊断, 训练次数设定为 0~1 000 次, 系统的故障诊断准确率作为评价指标, 得到的仿真结果如图 6 所示。

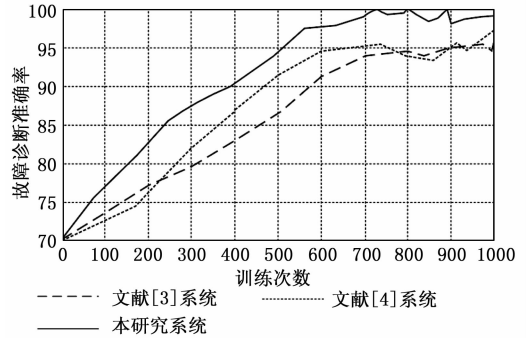


图 6 仿真结果

由图 6 可以看出, 系统的故障诊断模型在相同的训练次数下, 对配电网仿真模型中出现的故障的故障诊断准确率不同。文献 [3] 系统的故障诊断准确率最高到达 95.4%, 文献 [4] 系统的故障诊断准确率最高为 97.5%, 训练次数为 700 次时准确率超过 95%。训练次数超过 700 次后, 系统的故障准确率产生波动, 文献 [4] 系统的准确率最低下降到 93.7%。在实际应用中, 文献 [3] 系统和文献 [4] 系统可能受到配电网中噪声干扰和网络结构变化的影响, 使故障信号失真导致故障准确率降低。

本研究系统在训练次数为 400 时准确率达到 90%, 系统的故障诊断准确率最高达到 100%, 通过与文献 [3] 方法和文献 [4] 方法进行对比, 模型所需的训练时间更短, 面对配电网线路发生的不同故障, 本研究系统的故障诊断准确率明显高于其他系统。

设计两种不同任务的数据集进行对比实验, 任务包括语言推送任务和语义识别任务, 其中 SAN 数据集和 SNL 数据集为语言推送任务, QUO 数据集为语义识别任务, 使用 3 种系统进行多级语义交互的匹配实验, 得到 3 种系统在不同数据集上的准确率如图 7 所示。

本研究提出的多级语义交互的批量匹配算法在多个数据集上的准确率最高, 在进行对比实验中没有使用额外的特征信息, 仅利用预训练的词向量在词嵌入层进行初始化, 其中语言推送任务中 SNL 数据集的准确率可达到 100%,

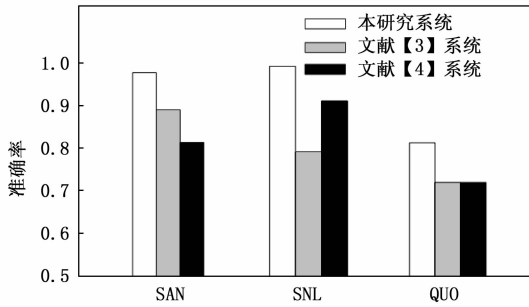


图 7 不同数据集上的准确率

本研究系统在不同的故障文本匹配任务中能够取得较好的效果。

文献 [3] 系统和文献 [4] 系统在语言推送任务的准确率不超过 0.9, 其中 SAN 数据集中文献 [4] 系统的准确率低至 0.82, SANL 数据集中文献 [3] 系统的准确率低至 0.80, 语义识别任务中的准确率都为 0.73。文献 [3] 系统和文献 [4] 系统在故障文本匹配中的效果一般, 系统匹配出的故障信息中可能存在较多的冗余数据。

## 5 结束语

本研究设计出配电网故障诊断系统, 对配电网线路中发生的故障进行诊断和定位, 并及时断开与故障线路的连接, 基于低压侧的电压信息和馈线终端设备采集到的信息对故障点进行定位, 应用批量匹配算法使系统在故障信息交互过程中取得更好的效果。本研究的创新点在于:

1) 采用配电变压器低压侧相电压信息进行故障诊断, 减少了故障定位所需的时间, 对断路器跳闸前两个周波的电压进行傅里叶加窗变换, 计算基波电压的有效值。

2) 提出基于多语义交互的批量匹配算法, 并结合了注意力机制进行语句语义的交互, 使模型能够充分进行故障文本信息交互的交互任务, 在网络结构中加入增强残差连接机制, 能够同时学习局部信息和上下文信息。

为了提高系统的泛化能力, 在发生其他短路故障时, 需要生成新的数据集, 在以后的研究中还需增加系统的故障诊断类型, 提高故障定位精度。

### 参考文献:

- [1] 张亚东, 茅东华, 余 洋. 基于蚁群算法的分布式配电网局部故障定位方法 [J]. 能源与环境, 2021, 43 (11): 182-187.
- [2] 褚文超, 李英俊. 基于 Dijkstra 算法的混联配电网故障区段定位方法 [J]. 电网与清洁能源, 2021, 37 (11): 25-30.
- [3] 张 行, 吴国沛, 王红斌, 等. 配电网多时段故障紧急中断负荷分区控制优化 [J]. 自动化技术与应用, 2021, 40 (11): 187-190.
- [4] 王金浩, 常 潇, 高 乐, 等. 配电网故障下的 STATCOM 运行分析 [J]. 电网与清洁能源, 2021, 37 (10): 67-74.

- [5] 陈本权, 杜 洋. 新能源配电网故障修复时间分析与预测研究 [J]. 能源与环境, 2021, 43 (10): 183-187, 195.
- [6] 杨 睿, 高红均, 李海波, 等. 基于稀疏表示的配电网故障区段定位研究 [J]. 智慧电力, 2021, 49 (10): 8-15, 96.
- [7] 赵建文, 陈佳丽. 基于一模分量的矿井高压电网故障区段定位方法 [J]. 工矿自动化, 2021, 47 (10): 62-69.
- [8] 裘德玺, 宋 哲, 冷磊磊, 等. 基于改进烟花算法的配电网集中式馈线自动化故障定位研究 [J]. 浙江电力, 2021, 40 (9): 99-104.
- [9] 刘小英. 分布式电源配电网系统故障诊断方法优化设计 [J]. 能源与环境, 2021, 43 (9): 229-233, 239.
- [10] 李自玲, 童恒庆. 人工鱼群算法的船用配电网故障恢复算法 [J]. 舰船科学技术, 2021, 43 (18): 130-132.
- [11] 刘 亮, 邓名高, 张 明, 等. 一种补偿配变高频容性效应的配电网故障测距新方法 [J]. 长沙大学学报, 2021, 35 (5): 6-12.
- [12] 潘本仁, 庞清乐, 钟逸铭, 等. 基于载荷均衡的韧性配电网分布式故障恢复 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21 (24): 10317-10325.
- [13] 张荣升, 刘丽桑, 宋天文, 等. 基于鲸鱼优化算法的配电网故障区段定位 [J]. 福建工程学院学报, 2021, 19 (4): 378-384.
- [14] 齐京亮, 孙辰军, 杨小龙, 等. 基于地址模糊匹配的配电网故障分析方法 [J]. 河北电力技术, 2021, 40 (4): 32-34.
- [15] 孙飞洋, 龚 涛. 改进免疫网络及其算法在配电网故障定位中的应用 [J]. 现代计算机, 2021, 27 (23): 67-72.
- [16] WANG Q, JIN T, MOHAMED M A, et al. A minimum hitting set algorithm with prejudging mechanism for model-based fault diagnosis in distribution networks [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69 (7): 4702-4711.
- [17] LI S, WANG H, SONG L, et al. An adaptive data fusion strategy for fault diagnosis based on the convolutional neural network [J]. Measurement, 2020, 165 (6): 108122.
- [18] ZHANG S, WANG M, YANG F, et al. Manifold sparse auto-encoder for machine fault diagnosis [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20 (15): 8328-8335.
- [19] 于立岩, 吴迪迪, 满 成, 等. 光伏并网接入配电网的太阳能发电系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (3): 107-111.
- [20] 张珂珩, 彭晨辉, 赵 康. 基于全息时标量测数据挖掘的配电网设备健康状态诊断分析 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (3): 29-34.
- [21] 卢仁军, 王 力, 孙兴华. 配电网自动化遥测终端隐蔽故障检测系统 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (10): 34-38.
- [22] 吴宗兵, 董冉昊, 廖 苏, 等. 配电网线路拓扑及台区区分自校验系统的研究 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (9): 187-191, 197.