

# 基于大数据与物联网的输变电设备故障诊断研究

邓燕山,赵凯利,吕文超,白杰,董杰,高岭

(国网冀北电力有限公司唐山供电公司互联网办公室,河北唐山 063000)

**摘要:**针对输变电设备运行过程中各种因素导致的电网故障,提出了新型的故障诊断方法。该方法以大数据技术和物联网技术为基础,构建出包含数据采集层、数据传输层、数据分析层和数据监控层的物联网检测系统,实现了底层设备的物联网信息通讯。在故障诊断过程中,还融合了行波定位方法和BP神经网络算法模型,通过波定位方法能够使用户实时获取输变电设备中不同监测节点的暂态电压、暂态电流数据,进而迅速、精确地定位出输变电设备故障发生位置。通过BP神经网络算法模型对行波定位后的故障信息进行进一步地优化,对定位到的输变电设备故障位置信息进行更精确地学习和训练,以提高输变电设备的故障数据处理能力。试验表明,该方案误差率较低,大大提高了输变电设备故障诊断能力,从而提高了系统整体运行的效率。

**关键词:**输变电设备;电网故障;大数据;物联网技术;行波定位方法;BP神经网络算法模型

中图分类号:TM744

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)07-0193-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2021.07.032

## Research on Substation Fault Detection and Operation Optimization Based on Data Mining and IoT

DENG Yan-shan, ZHAO Kai-li, LYU Wen-chao, BAI Jie, DONG Jie, GAO Ling

(Tangshan Power Supply Company of State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd., Tangshan 063000, China)

**Abstract:** Aiming at the power grid failure caused by various factors during the operation of transmission and transformation equipment, a new fault diagnosis method is proposed. Based on the big data technology and the Internet of Things technology, this method builds an IoT detection system including data acquisition layer, data transmission layer, data analysis layer and data monitoring layer, and realizes the IoT information communication of the underlying equipment. In the process of fault diagnosis, the traveling wave positioning method and BP neural network algorithm model are also integrated. Through the wave positioning method, users can obtain the real-time transient voltage and transient current data of different monitoring nodes in power transmission and transformation equipment, and then quickly, accurately locate the fault occurrence location of transmission and transformation equipment. The BP neural network algorithm model is used to further optimize the fault information after traveling wave localization, and more accurately learn and train the fault location information of the located transmission and transformation equipment to improve the fault data processing capability of the transmission and transformation equipment. Experiment shows that the error rate of the proposed scheme is low, which greatly improves the fault diagnosis capability of transmission and transformation equipment, thereby improving the overall system operation efficiency.

**Key words:** transmission and transformation equipment; grid faults; big data; internet of things technology; traveling wave positioning method; BP neural network algorithm model

## 0 引言

输变电设备作为电网系统运行中的关键设备,其运行状态直接决定了整个电力系统运行的安全性和稳定性<sup>[1]</sup>,也决定了用电用户能否正常使用。输变电设备在运行的过程中,通常会受到多种因素的影响,比如电网波动、电网设备、纹波、噪音、电路等,除此还受一些主观因素的影响,比如工作人员的职业技能等。输

变电设备的故障表现形式千变万化,能够给电力系统带来无法衡量的危害,严重时,会使整个电力、电网系统处于瘫痪状态。这就给企业生产、工业制造、商业用电、人类日常生活等都带来了严重的影响<sup>[2]</sup>。

因此,在输变电设备运行过程中,能够有效地进行故障检测就显得十分必要。在现有技术中,通常采用检测设备检测电网信息情况,这种方式需要工作人员

面对高压工作的危险,并且检测设备也容易在工作中由于自身精度、工作时间等原因造成老化,出现检测不准确的情况<sup>[3]</sup>。这就给输变电设备的故障诊断带来困难。基于这种情况,该文采用一种新型的故障诊断方法以克服上述问题,用户能够借助于物联网技术通过远程控制中心实现输变电设备的远程故障诊断,并根据提取的物联网数据特征进行故障分析。

## 1 故障诊断方案设计

在该文设计的方案中,将 BP 神经网络数据模型融合行波定位方法实现输变电的数据分析和位置定位<sup>[4]</sup>。采用 BP 神经网络模型相比于其他先进的神经网络模型的优势在于,从输入到输出都具有非常强的非线性映射能力,以任意精度逼近任何非线性连续函数,使得用户根据训练的数据按照误差逆传播算法反复进行训练,通过多层前馈网络逐步逼近,具有较强的自学习和自适应能力,能够提高输变电设备数据模型的精度。采用行波定位方法的优势在于,实现的方法简单,应用成本低、方法灵活。在定位过程中,实现的效率和精度都很高,有利于用户实现输变电设备的快速诊断。

该技术方案为基于物联网构建的诊断系统,在物联网系统设计中,包括数据采集层、数据传输层、数据分析层和数据监控层,如图 1 所示。

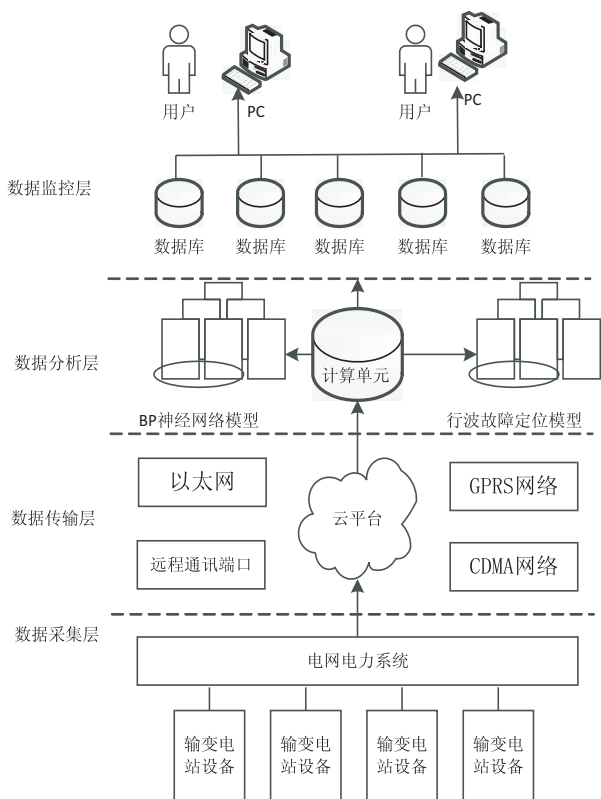


图 1 故障诊断系统

在电网运行中出现的故障数据信息包含有网络稳

态数据、电网参数数据、电网告警事件等,电路信息包含有电路中的频率、电压、电流、谐波电压、谐波电流、电压不平衡、电流不平衡、闪变、功率和功率因数;电网杂波干扰、振动、温湿度、谐波干扰、异常事件等多项指标<sup>[5]</sup>。这些参数单纯地依靠人工识别,则是一项非常繁重的工作。

该研究通过设置不同的数据层次实现多种类型的数据诊断。在数据采集层中,通过在电网电力系统中设置各种物联网传感器<sup>[6]</sup>,通过各种不同的传感器采集数据信息,比如振动传感器、谐波传感器等,也可以通过采集电路采集电流中的电网数据信息,提取输变电设备中的故障特征。由于电网系统中的数据大部分都是模拟信息,在具体应用时,可通过 A/D 转换单元将输变电设备信号的模拟信号转换为数字信号<sup>[7]</sup>,然后再进行下一步的分析或者计算。在数据传输层中,通过有线或者无线传输的方式将输变电站设备中的信息传递到上一级单元。传输途径包含有以太网、云平台、RS485 传输单元、GPRS 网络或者 CDMA 网络等,传递到数据分析层进行数据分析或者计算。在数据分析层中,采用 BP 神经网络模型(back-propagation network)对电网中的大型数据库内的小类别数据进行计算<sup>[8]</sup>。在计算时,通过映射的方式处理输变电设备中的电网故障信息数据类型的复杂非线性关系,通过行波定位的方法实现故障点位置的诊断,通过二者结合,实现电网系统中输变电设备的数据信息诊断和故障位置诊断。使用户能够快速实现故障信息的精确估计和检测,进而获得输变电设备输出信息的故障定位和诊断。诊断后的数据信息通过远程数据传输端口传递到数据监控层进行监控,进而实现底层数据的物联网传递,用户无需在现场即可实现底层数据的远程监控。

## 2 关键技术设计

该文的创新点在于,将行波定位方法结合 BP 神经网络算法模型来实现输变电设备的故障信号诊断<sup>[9]</sup>。通过行波定位方法能够实时获取输变电设备中不同监测节点的暂态电压、暂态电流数据<sup>[10]</sup>,能够实现输变电设备中不同故障点的精确定位,然后在此基础上,再次使用 BP 神经网络算法模型,按照输变电设备输出数据误差逆传播算法进行训练多层前馈网络,进而通过大量的样本学习,存储输变电设备数据的输入-输出模式映射关系,能够实现实时、在线映射故障信息<sup>[11]</sup>,使得输变电设备输出数据样本中比较复杂的非线性关系变得显而易见。大大提高了故障诊断的精确度,降低了数据误差率。

算法数据模型如图 2 所示。

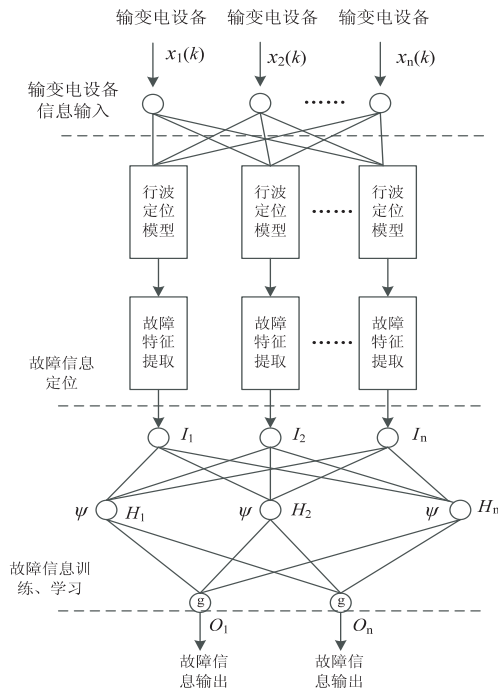


图2 故障诊断数据模型

## 2.1 行波定位方法

利用行波定位算法时,首先构建出行波定位算法模型。下面通过原理,对其方法进行说明<sup>[12]</sup>。通常行波定位法包含有单端行波法和双端行波法,该研究仅仅以单端行波法进行说明。在图3中,假设输变电设备在工作过程中,由 $L_1$ 、 $L_2$ 、 $L_3$ 组成的3条配电线路,将行波测量装置设置在配电网线路上,还采用了FTU采集单元,对输变电设备中的故障电流、电压数据等进行采集,进而实时地获取输变电设备在输电线路上的不同检测节点的暂态电压和暂态电流数据<sup>[13]</sup>。然后通过A/D转换单元将电路中的模拟信息转换成数字信号。

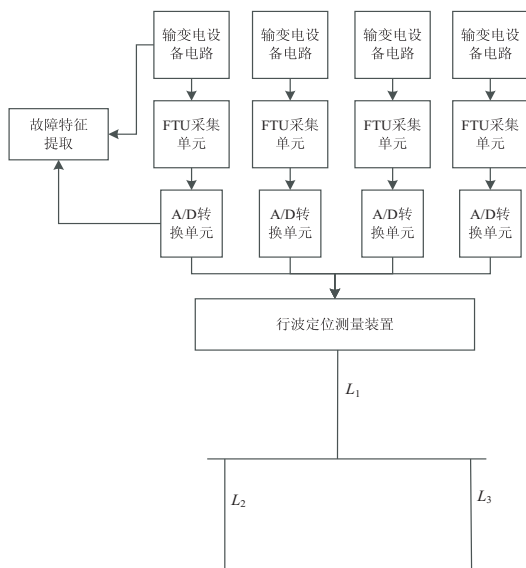


图3 行波定位检测构架

当在输变电设备上检测到故障信号时,故障点将

会源于电压的突然增加,而后向外部发射故障行波信息<sup>[14]</sup>,在行波传播过程中,由于受到外界的阻力,最后将行波发出反射和折射信息,行波方案原理图如图4所示。

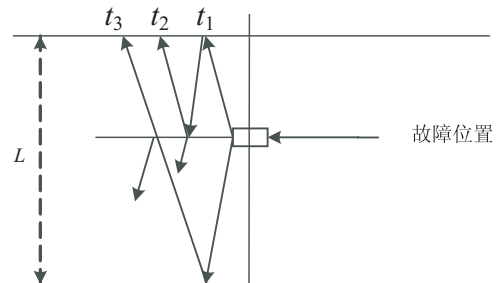


图4 行波方案原理图

在输变电设备运行过程中,行波的传输很容易在电网系统中的母线、电源、故障点等各种不同的位置发生折射或者反射现象<sup>[15]</sup>。那么在采用行波定位进行检测电网中的故障点位置时间时,为了提高测量精度,需要多次测量,在不同的时间点反复测量,进而获取最佳的测量点。下面结合图4进行具体说明。

将第1次在电网中检测到的故障行波的时间点记作 $t_1$ 时间点,将第2次检测的故障行波的时间点记作 $t_2$ 时间点,则利用行波法计算时,故障行波能够在 $t_1$ 和 $t_2$ 这2个时间点之间,先后在电网母线 $L$ 以及多个故障点产生2次反射。那么故障点的位置计算,可以采用下列公式:

$$L = \frac{(t_2 - t_1) * v}{2} \quad (1)$$

其中, $L$ 表示输变电站设备中故障点距离母线 $L$ 的长度,字母 $v$ 表示行波传播的速度, $t_1$ 和 $t_2$ 分别表示不同的时间点所检测到的行波。通过公式(1),可以计算出故障的距离。通过上述公式可以看出,计算输变电站设备中故障点距离,需要利用故障行波在不同故障点之间以及与输变电设备中任意一端母线之间的传播速度 $v$ 和传播时间(比如 $t_1$ 或 $t_2$ )进行衡量。这种方法与行波速度以及行波传播时间测量的准确性有很大关系。通过使用该方法,能够在很大程度上提高输变电设备在电网系统中的故障定位精度。

## 2.2 BP神经网络算法模型的应用

在利用行波定位方法的同时,为了实现更高精度的训练,比如在包括输电线故障、变压器故障、直流系统故障、母线故障等因素引起的输变电设备故障信息中<sup>[16]</sup>,以及包括电网数据中的频率、电压有效值、电流有效值、谐波电压、谐波电流、电压不平衡、电流不平衡、闪变、功率和功率因数;电网杂波干扰、振动、温湿度、谐波干扰、异常事件等多项指标的故障因素中,如



果在大数据库中出现这些数据信息,利用常规技术就很难衡量。如果要进一步地提高诊断速度和准确率,则需要利用 BP 网络算法模型对采集到的信号进行进一步的映射、处理。使采集到的输变电设备故障信息样本数据内显得较为复杂的非线性关系变得容易处理,其模型如图 5 所示。

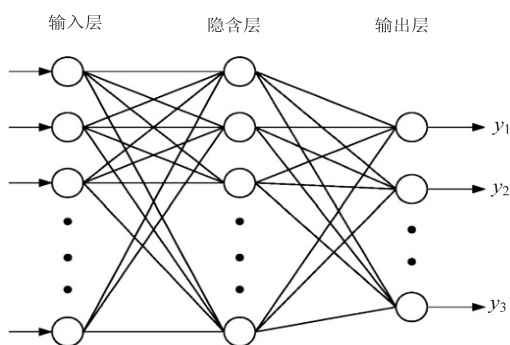


图 5 BP 神经网络算法模型

图 5 所示的数据模型包含三层,即输入层、隐含层和输出层。在输入层中,通常输入包括上述数据信息在内的多种类型故障数据。在具体应用上述数据模型时,通常通过调节 BP 神经网络模型中的权值或者阈值来调整模型输出结果,继而实现逐步逼近该模型输出结果的目的,使得输出误差能够达到最小<sup>[17]</sup>。

在对 BP 神经网络模型进行调整时,需要按照一定的公式进行,下面用以下公式调整输出层权系数:

$$\Delta\omega_{ki} = \eta O_k^p (1 - O_k^p) (t_k^p - O_k^p) O_i^p \quad (2)$$

采用以下公式调整隐含层权系数:

$$\Delta\omega_{ij} = \eta O_i^p (1 - O_i^p) \sum_{k=1}^L O_k^p \Delta\omega_{ki} O_j^p \quad (3)$$

另外,在不同的输变电设备故障数据样本中,由于输入模式不同<sup>[18]</sup>,其对应的二次型准确函数模型也不同,用以下公式表示:

$$J_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (t_k^p - O_k^p)^2 \quad (4)$$

对于  $N$  个输变电设备故障信息样本,采用以下公式表达总准确函数:

$$J = \sum_{p=1}^N J_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{k=1}^L (t_k^p - O_k^p)^2 \quad (5)$$

利用上述公式进行评定时,尤其是提取复杂输变电设备故障类型信息时,在进一步提高学习精度方面,需要对采集到的输变电设备样本数据进行标准化<sup>[19]</sup>。在进行标准化处理时,如果在模型输入的输变电设备故障信息的种类有  $m$  个,样本数量为  $N$ ,则对于输入数据  $x_{ij}$  进行标准化处理时,需要按照下列公式计算:

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\delta_j} \quad (6)$$

$$\bar{x}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij} \quad (7)$$

$$\bar{x}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \quad (8)$$

在上述公式中,  $i = 1, 2, \dots, N$ ;  $j = 1, 2, \dots, m$ ,  $Z_{ij}$  则为进行标准化处理后的数据。

标准化下公式可以为:

$$y_i' = q(y_i - y_{\min} + b)/(y_{\max} - y_{\min} + b) \quad (9)$$

其中,  $y_i$  为输出输变电设备故障数据样本;  $y_i'$  为标准化后的输变电设备故障数据样本;  $y_{\max}$  为输出输变电设备故障信息数据样本中的极大值,  $y_{\min}$  为输出输变电设备故障信息数据样本中的极小值;  $0.2 < q < 1.3$ ;  $0.1 < b < 1.4$ 。然后将隐层节点数确定在 6 ~ 10 之间,输入层到隐层的数值介于 0.2 ~ 0.6 之间,隐层到输出层之间的数值介于 0.08 ~ 0.32 之间,通过这种方式建立了 BP 神经网络模型。建立起 BP 神经网络模型之后<sup>[20]</sup>,可以针对行波定位后的数据情况,快速优化或者诊断在电网系统中运行的输变电设备数据,进而快速识别出输变电设备故障数据类型。

### 3 仿真试验与分析

在进行验证时,采用的仿真语言为 VisualC#, 硬件仿真系统为 WindowsServer2015, 数据库管理系统软件为 SQLServer2015, Web 服务器软件为 IIS6.0。首次对行波方法进行验证,再对 BP 神经网络模型方案进行验证。

#### 3.1 行波方案验证方法

采用行波方案进行验证时,采用 MATLAB 仿真软件对上述方案进行模拟仿真,模拟的场合是在国网冀北电力有限公司唐山供电公司,采用的数据模型为 JMarti 频变参数模型,采用的线路为 110 kV 高压配电线路。在进行行波试验时,需要选择一定长度的配电线路,假设长度  $L$  为 100 km。试验时,假设  $A$  点为故障点,  $M$  点为距故障点  $A$  的距离,记作  $L$ ,在  $t = 0.02$  s 时,在  $L$  的值为 50 km、100 km 或 200 km 的情况下进行试验验证。在将  $L$  值分别表示为上述不同的故障点距离的情况下进行模拟仿真。当  $L$  值为 50 km 时,在 MATLAB 模拟仿真环境下进行仿真,得出如图 6 所示的波形图,其中  $t_1 = 0.348$  ms,  $t_2 = 0.652$  ms,利用公式 (1) 可以计算出故障距离约为 49.912 km。

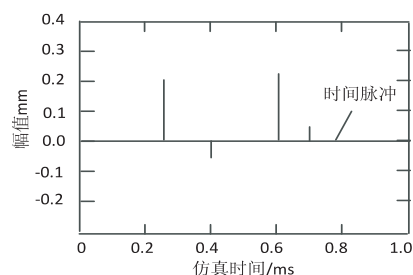


图 6  $L$  值为 50 km 时的行波示意图

当  $L$  的值为 100 km 时,在 MATLAB 模拟仿真环境下进行仿真,得出如图 7 所示的波形图,其中  $t_1 = 0.425$  ms,  $t_2 = 1.365$  ms。利用公式(1)可以计算出故障距离,约为 99.873 km。

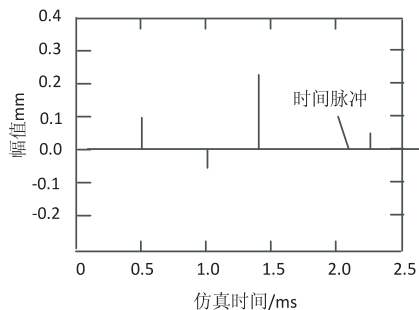


图 7  $L$  值为 100 km 时的行波示意图

当  $L$  的值为 200 km 时,在 MATLAB 模拟仿真环境下进行仿真,得出如图 8 所示的波形图,其中  $t_1 = 0.587$  ms,  $t_2 = 1.387$  ms。利用公式(1)可以计算出故障距离,约为 200.095 km。

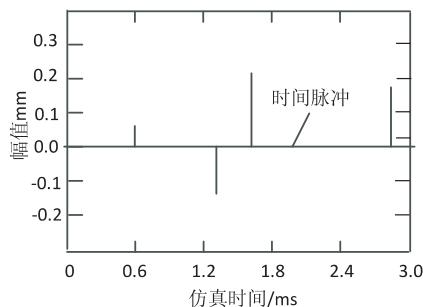


图 8  $L$  值为 200 km 时的行波示意图

在  $L$  值分别为 50 km、100 km 或 200 km 的情况下进行试验,其中当故障测试点为 49.912 km 时,测量距离为 50 km,误差率为 0.176%,当故障测试点为 99.873 km 时,测量距离为 100 km,误差率为 0.127%,当故障测试点为 200.095 km 时,测量距离为 200 km,误差率为 0.048%。因此,采用行波定位方法进行试验时,误差精度较低。

### 3.2 BP 神经网络模型仿真验证

下面对 BP 神经网络模型进行仿真验证。在进行验证时,先介绍几组公式:

准确率:

$$\text{precision}(i, j) = \frac{n_{ij}}{n_i} \quad (10)$$

召回率:

$$\text{recall}(i, j) = \frac{n_{ij}}{n_j} \quad (11)$$

$$F(i, j) = \frac{2 * \text{recall}(i, j) * \text{precision}(i, j)}{\text{recall}(i, j) + \text{precision}(i, j)} \quad (12)$$

最终得出 FI 值:

$$FI = \sum_i \frac{n_i}{n} \max \{ F(i, j) \} \quad (13)$$

利用上述公式进行数据验证,在众多的数据类型中,挑选以下数据样本:电压、电流、纹波、负荷、谐波。分别选取 20 000 个不同的数据样本进行验证,并利用上述公式计算,得出以下数据集合。

表 1 测试样本数据计算

数据类型	样本数据	数据容量/GB	测量时间/t	召回率/%	正确率/%	计算准确率/%
电流	50 000	8	12	92.3	94.3	95.2
电压	50 000	8	12	92.6	94.1	95.5
谐波	50 000	8	12	92.4	94.5	95.6
纹波	50 000	8	12	92.3	94.6	95.7
负荷	50 000	8	12	92.1	94.4	95.3

通过表 1 可以看出,在所选择的 50 000 份数据样本中,在 12 秒时间内,利用 BP 神经网络模型计算后的结果中,召回率分别为 92.3%、92.6%、92.4%、92.3% 和 92.1%,正确率分别为 94.3%、94.1%、94.5%、94.6% 和 94.4%,利用行波定位方法结合 BP 神经网络模型的整个数据模型的准确率平均数达 95% 以上,因此,该研究设计的方案具有较高的准确率。

## 4 结束语

该研究通过结合行波定位方法和 BP 神经网络模型,实现对输变电设备中故障数据的提取、融合、分析和计算,通过行波定位方法能够使用户实时地获取电力配电网中输变电设备的运行情况,使用户基于得到的电力配电网记录的波形情况,准确、快速地找到电网系统中发生故障的位置点。再利用 BP 神经网络模型算法进一步对定位后的数据进行更精确地学习和训练,对定位后的数据进行进一步的优化,大大降低了误差率,为输变电提升工作效率、推动电网系统的稳定运行提供了技术依据。该研究虽然在一定程度上具有技术进步性,但其适用性、兼容性仍旧是未来有待研究的重点。

### 参考文献:

- [1] 范李平,张晓辉,苏伟,等.基于大数据挖掘的变电设备故障预警研究及应用[J].电力大数据,2019,22(1):1-7.
- [2] 柳毅.基于数据挖掘的城市配电网故障定位方法[J].设备管理与维修,2018(3):107-110.
- [3] 朱勇,陶用伟,李泽群,等.基于 FTU 的配电网故障快速定位的研究[J].能源与环保,2018,40(2):122-127.
- [4] 苏敬芳.高层建筑中低压配电系统的线路无功优化技术研究[J].科技通报,2017,33(2):214-218.
- [5] 陈冰斌,赵健.配电网无功补偿节能计算方法优化研究[J].电网与清洁能源,2017,33(10):23-28.

(下转第 208 页)