

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2020.06.045

基于虚拟样本生成技术与概率神经网络的接地网故障诊断

王劭菁¹, 马文嘉², 王丰华², 崔 律¹, 周行星¹

(1. 国网上海市电力公司电力科学研究院, 上海 200437; 2. 上海交通大学电力传输与功率变换控制教育部重点实验室, 上海 200240)

摘要: 接地网故障的有效诊断大都需要测量大量的现场数据, 工作量大且测量结果易受现场干扰的影响。为在减少现场测试工作量的同时提高接地网故障诊断的准确性, 文中提出了基于虚拟样本生成(virtual sample generation, VSG)技术与概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)的接地网故障诊断方法。首先针对接地网正常与典型故障下的磁场分布测量结果, 采用组发现技术和超球特征方程相结合的非线性VSG构造了大量的接地网磁场分布结果, 据此对PNN进行了训练及分类, 实现了变电站接地网典型故障的有效诊断。对某35 kV变电站接地网的磁场分布测量结果与典型故障的诊断结果表明: 所提出的非线性VSG技术更为完整地保留了接地网的磁场分布特征, 具有较好的适应性与合理性, 并有效提高了基于PNN的接地网故障识别率。研究结果可为接地网的故障诊断提供重要依据。

关键词: 接地网; 磁场分布; 概率神经网络; 虚拟样本生成; 故障诊断

Fault Diagnosis of Grounding Grid Based on Virtual Sample Generation and Probabilistic Neural Network

WANG Shaojing¹, MA Wenjia², WANG Fenghua², CUI Lü¹, ZHOU Xingxing¹

(1. Electric Power Research Institute, Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 200437, China;

2. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Shanghai Jiao Tong University, Ministry of Education, Shanghai 200240, China)

Abstract: A large amount of data in field is necessary to effectively recognize the diagnosis of grounding grid, accompanied by heavy workload and influenced by interference. To further reduce the test workload in field and improve the accuracy of fault diagnosis of grounding grid, the combination of the virtual sample generation (VSG) technology and probabilistic neural network (PNN) are proposed in the paper. According to the measured results of magnetic field distribution of grounding grid in normal and typical fault conditions, the non-linear VSG technology is proposed to construct a large number of virtual samples by group discovery technology with hyper spherical characteristic equation. The probabilistic neural network (PNN) is trained to classify the measured results with the effective diagnosis of typical faults of grounding grid. The magnetic field distribution of ground grid of a 35 kV substation are measured in normal and typical fault conditions. The diagnosis results of typical faults have shown that the proposed nonlinear VSG technology is capable of holding the features of original samples with better adaptability and effectiveness. Moreover, the fault recognition rate of grounding grid based on PNN is clearly improved. The results could provide the important reference for the fault diagnosis of grounding grid.

Key words: grounding grid; distribution of magnetic field; probabilistic neural network; virtual sample generation; fault diagnosis

收稿日期:2020-02-25; 修回日期:2020-04-28

0 引言

接地网是变电站的重要组成部分,是维护系统安全、保障运行人员及设备安全的重要措施。但接地网埋于地下,随着运行时间的增加,不可避免地会存在因土壤电化学作用所引发的腐蚀缺陷,轻则使接地网导体变细,重则发生接地网导体断裂等,引起接地网接地性能下降,严重时可能造成事故,日益成为电力系统中亟待解决的重大问题^[1-2]。现有的主要运维手段是对接地网进行大面积开挖,存在盲目性强、效率低等问题,有必要研究接地网故障的有效诊断方法,提高其运行可靠性。

现有的接地网故障诊断方法主要包括电路网络法、电化学法、地表电位或磁场分析法等。其中,电路网络法根据接地网的拓扑结构和激励等参数建立故障诊断方程,通过计算分析接地网支路导体电阻的变化来判断接地网的故障类型^[3-5]。文[6]应用电网络理论,以灵敏度矩阵的形式建立了接地网的故障诊断方程,采用多激励法解决了故障诊断方程的欠定问题,经仿真分析和模拟实验证明了所提方法的有效性。但实际应用中常常难以获取接地网导体支路电阻的准确值,从而限制了该方法的应用。电化学法根据接地导体氧化还原反应释放和转移电子的过程来检测接地网的导体腐蚀,是表征地网材料腐蚀状态和研究腐蚀机理最有效的手段。如文[7]提出了基于恒电流源充电曲线法的接地网腐蚀状态检测方法,通过不同测点处的极化电阻分析接地网的腐蚀状况。但测试环境中的强干扰信号以及土壤中的杂散电流等均会对测量结果产生较大影响,严重时有可能造成误诊^[8-9]。地表电位或磁场法分析法通过接地引下线向接地网施加交流激励,根据接地网的地表电位或磁场分布实现接地网的故障诊断及定位,如文[10]根据模型接地网的试验结果总结了接地网典型故障时地表电位和磁感应强度的变化规律,提出了基于灰色关联理论的接地网状态评价指标,能够准确判断接地网故障类型和故障位置;文[11]针对变电站复杂的电磁环境,利用选频放大技术,设计了电磁感应检测系统,依据地表磁感应强度的测量结果实现了接地网导体的腐蚀和断点故障诊断;文[12]利用 Maxwell 三维有限元模拟地表磁场分布结果,基于烟圈理论快速成像,从视电阻率等值线图中直观地对接地网缺陷进行了诊断;文[13]构建了基于电磁场理论的通电矩形线圈空间磁场的数学模型,并结合区域分割检测技术实现接地网缺陷诊断。相比较而言,对接

地网导体的腐蚀、断裂等不同故障来说,磁场分析法的区分度优于电位分析法。但是,依据磁场分布对接地网的典型故障进行诊断时,需要对接地网的磁场分布进行系统测试,尤其是对大型接地网来说,工作量较大,且测量结果易受现场干扰的影响。此外,当接地网导体故障程度较为轻微时,地表磁场分布的变化相对微弱,仅凭少量样本很难实现接地网导体状态的准确诊断。

基于此,为进一步提升接地网典型故障的智能化诊断水平,文中从变电站接地网的磁场分析法入手,依据少量现场测试结果,基于虚拟样本生成技术研究接地网导体磁场分布的构造方法,据此采用概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)对接地网的典型故障进行诊断。最后以某 35 kV 变电站接地网正常与典型故障下的磁场分布测量结果为依据,验证所提方法的有效性。

1 虚拟样本生成技术

采用 PNN 等智能方法对接地网进行故障诊断时,通常需要大量训练样本来提高神经网络的识别能力,无疑增加了变电站接地网地表磁感应强度现场测量的工作量。针对这一问题,文中采用非线性虚拟样本生成技术(virtual sample generation, VSG)方法构造大量接地网导体的磁场分布结果用于 PNN 训练,以达到较高的识别率。其中,非线性 VSG 的核心实习是通过组发现技术和纯化过程对原始样本进行细化分组,再对分组后的样本构造超球体以生成虚拟样本^[14-15]。

1.1 组发现技术

当多类数据混杂时,为生成特定类的虚拟样本,可采用组发现技术对原始样本进行预分类,精确给出用于生成虚拟样本的数据的结构。组发现过程如下:将多维的样本数据看作高维空间中的点,在高维空间内任选一样本点 O_1 ,选取与 O_1 同类的样本点与其余样本点间的距离最小值记为 R_1 ,以 O_1 为球心、 R_1 为半径构造超球体,若此超球体包含了另外的同类样本点 O_2 ,则将 O_1 、 O_2 归为同组,再以 O_2 为球心、 R_1 为半径构造新的超球体,重复这一过程直到所产生的超球体不能包含新的同类样本点,基本过程见图 1。

将上述过程中被超球体所包含的所有样本点均归为一组后,另选任一尚未分组的样本点为球心,依相同规则获取此时 R_1 、进行新的分组过程,重复该过程直到所有样本都已完成分组为止。

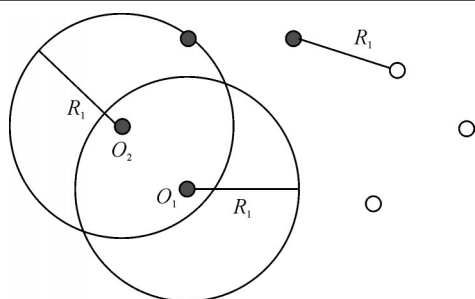


图1 组发现过程示意图

Fig. 1 Process of group discovery

1.2 纯化过程

当不同类样本数据相近时,在组发现过程中这些样本可能被分为同组,故需对组发现结果进行纯化保证每组包含的样本均为同一类。对上述过程的分组结果进行检查,以组内与原始样本点同类的样本的几何中心为球心、以球心到该类各样本点间距离的最大值 R_2 为半径构造超球体,若超球体内包含有不同类的样本点,则将组发现过程中最后一个归入该组的样本点从组中剔除,依相同规则用剩余数据构造新的超球体,重复上过程直到所产生的超球体中只含有同一类的样本点。对于过程中被剔除的样本点需再次采用组发现技术进行分组,最终将得到多个纯类超球体包含了所有样本点,纯化过程见图2。

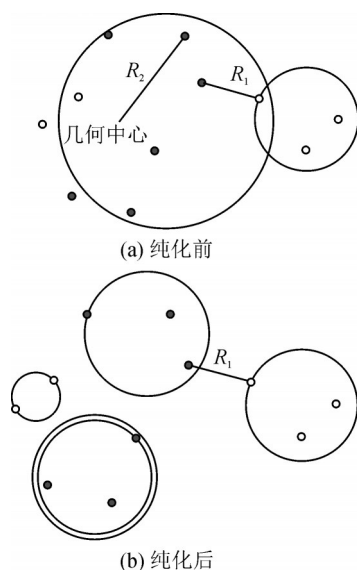


图2 纯化过程示意图

Fig. 2 Process of purification

1.3 虚拟样本生成及评价标准

经组发现技术和纯化过程所生成的 n 维超球体可表示为

$$x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_n^2 = R^2 \quad (1)$$

式(1)中, x_i 为样本点与超球体球心相应维坐标的距离,其中,超球体内的样本点用参数方程可表示为

$$\begin{cases} x_1 = r \sin \theta_1 \sin \theta_2 \cdots \sin \theta_{n-1} \\ x_2 = r \sin \theta_1 \sin \theta_2 \cdots \cos \theta_{n-1} \\ \vdots \\ x_n = r \cos \theta_1 \end{cases} \quad (2)$$

式(1)中: $\theta_i \in [0, 2\pi]$, $r \in [0, R_2]$ 。通过调整 θ_i 及 r 可实现超球体内部及表面生成虚拟样本。

为定性描述虚拟样本技术所生成的虚拟样本的质量,如所生成的虚拟样本能否代表原始样本及虚拟样本数据是否符合工程实际等,文中选取适应性和合理性两种指标来进行衡量。其中,适应性指虚拟样本生成技术适用领域的广泛性,合理性指所生成的虚拟样本对原始样本特征的保持程度。通常情况下,一种方法往往不能同时兼顾适应性与合理性^[15]。NVSG方法在使用时几乎不需要原始样本的先验知识,它通过对样本进行细化分组产生虚拟样本,可以广泛应用于各个领域,具有较强的适应性。但同时该法合理性一般,产生的虚拟样本可能会丢失原始样本的特征^[16]。

为改善其合理性,文中在原方法基础上提出如下改进:依原方法规则及步骤生成纯化超球体,在生成虚拟样本过程中对 θ_i 进行限制,避免在超球体单维度边界及附近取值。显然,当样本维数较高时,该法生成的虚拟样本能够较好地保持原始样本的特征,有效地提高了所生成虚拟样本的合理性。

2 基于概率神经网络的接地网故障诊断

概率神经网络是对径向基函数网络(radical basis function, RBF)的改进,是基于贝叶斯最小风险准则发展而来的一种并行算法^[17]。当用于模式识别时,PNN通过计算测试样本与各类训练样本的接近程度来获取其属于各类别的概率,并通过概率竞争决定最终输出。相比于其它神经网络,PNN因没有模型参数需要训练,故收敛速度较快,具有非线性逼近效果好、容错率高等优势。PNN结构模型见图3,主要由输入层、模式层、运算层及输出层组成^[18-20]。图3中: N 为训练样本的个数; C 为训练样本中数据的类别数。

记PNN网络的训练集和测试集分别为 $X_{N \times L} = \{x_{ij}\}$ 和 $T_{M \times L} = \{t_{ij}\}$,其中, M 为测试样本的个数, L 为每个样本的特征数据的维度,则PNN的各层神经元及相互关系为^[20-21]:

1)输入层。该层共有 L 个节点,用于接收一个测试样本的 L 维特征数据并进行归一化处理,进而将结果传递到模式层中。其中,测试集中第 i 个样本的归一化结果为

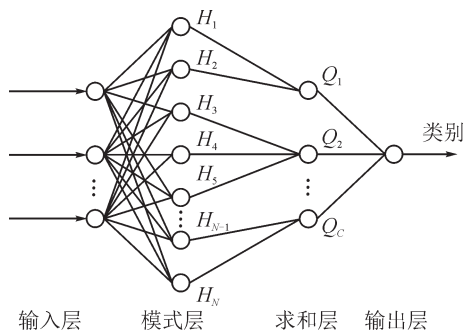


图3 PNN结构模型

Fig. 3 Structural model of PNN

$$d_i = \left[\frac{t_{i1}}{\sqrt{\sum_{j=1}^L t_{ij}^2}}, \frac{t_{i2}}{\sqrt{\sum_{j=1}^L t_{ij}^2}}, \dots, \frac{t_{iL}}{\sqrt{\sum_{j=1}^L t_{ij}^2}} \right] \quad (3)$$

2)模式层。该层节点个数为 N ，若记 $G_{N \times L}$ 为测试样本 $X_{N \times L}$ 的归一化结果，则该层用于计算被归一化的测试样本 d 与第 i 个训练样本 G_i 之间的欧式矩，用Gauss函数将该结果激活后作为初始概率储存在第 i 个神经元 M_i 里，可表示为

$$M_i = e^{-\frac{\|d - G_i\|^2}{2\delta^2}} \quad (4)$$

式(4)中， δ 为平滑因子，是一个超参数，需要提前给出。其取值会直接影响到神经网络的分类结果，当 δ 取值接近0时，PNN表现为一个最近邻分类器。随着 δ 值的增大，PNN会逐渐将相近向量归入为同一类。

3)求和层。该层共有 C 个节点与训练样本的类标签数相对应，且该层神经元只与属于自己类的模式层神经元相连接，其中，第 i 个神经元 Q_i 储存训练样本中第 i 类数据对应的 k 个模式层神经元 $\{M_1, M_2, \dots, M_k\}$ 的输出的平均值为

$$Q_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^k M_j \quad (5)$$

4)输出层。节点数为1，根据求和层输出计算当前测试样本属于第 i 类数据的概率 P_i ，概率最大值所对应的类作为输出标签为

$$P_i = \frac{Q_i}{\sum_{i=1}^C Q_i} \quad (6)$$

$$y = \arg \max_{1 \leq i \leq C} \{P_i\} \quad (7)$$

式(7)中， y 为输出。

基于PNN神经网络的接地网故障诊断流程见图4。

3 接地网试验

3.1 接地网模型

以某35 kV变电站接地网为试验对象，其占地面积为 $41.92 \times 20.82 \text{ m}^2$ ，水平导体所用材料为40×

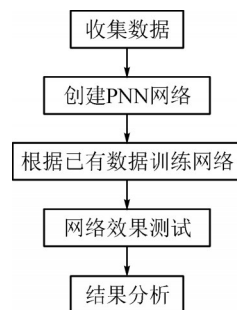


图4 基于PNN神经网络的接地网诊断流程

Fig. 4 Diagnosis process of grounding grid fault based on PNN

6 mm²的镀锌扁钢，垂直接地极为直径38 mm、长2.5 m的黑铁管，接地网埋深为0.8 m。其示意图见图5。图5中， O 为坐标原点， OA 与 OB 分别为直角坐标系的 x 方向及 y 方向， a 、 b 、 c 及 e 为故障设置点， d 为电流注入点。

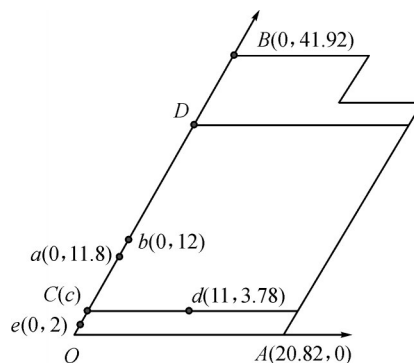


图5 35 kV变电站接地网示意图

Fig. 5 Schematic representation of grounding grid in a 35 kV substation

3.2 试验描述

选用厦门红相8000型接地装置作为信号输出设备，向接地网注入电流，见图6。考虑到测试现场工频及相应谐波等干扰信号可能会对测试结果产生影响，试验时设置变频信号源的输出电流频率为65 Hz。测量接地网地表磁感应强度所用的感应线圈由直径1 mm的漆包线绕制而成，在综合考虑测量精度与输出幅值后，设定感应线圈形状为长16 cm宽4 cm的矩形，线圈匝数为350匝。采用自行研制的NI Compact RIO系统对感应线圈的感应电压进行采集，采样时间为5 s，频率为10 kHz。

在对接地网地表磁感应强度进行测试时，在图5的 d 点处注入6 A的激励电流。接地网地表磁感应强度的测点设置示意图见图7。即在接地网导体上方，以1 m为间隔设置测点，共设置168个测点。此外，在网孔上方每隔1 m设置一个测点，见图7中虚线，共设置约900个测点。



图6 测试设备实物图

Fig. 6 Photograph of test equipment

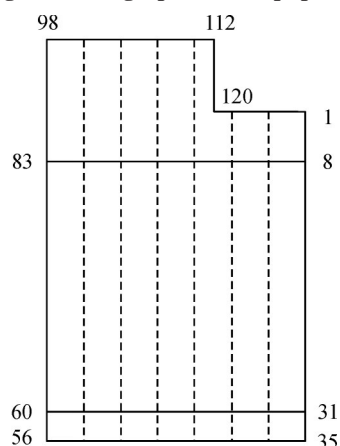


图7 测点布置示意图

Fig. 7 Graph of measuring point arrangement

3.3 接地网故障设置

变电站接地网缺陷常因施工时虚焊、土壤腐蚀以及接地电流电动力等因素引起,通常造成水平均匀导体变细或断裂等故障^[22]。因此,试验中主要对连接点脱焊、接地体腐蚀及接地体断裂等典型故障进行模拟。具体故障设置方式见表1,故障设置实物图见图8。

表1 模拟故障设置

Table 1 Simulated fault settings

故障编号	故障类型	故障设置方式
1	c点脱焊	断开c点铆接
2	a点断裂	切断a点
3	ab段腐蚀	用细导线代替ab段导体
4	ab段腐蚀 e点断裂	在3基础上 切断e点

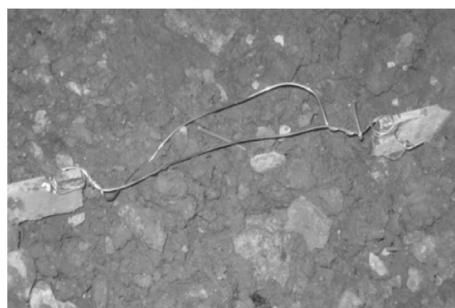
重复测量接地网在正常与各故障下的地表磁感应强度,每种工况测量7组数据,共计测量31 000余次。显然,对接地网的磁场分布进行较为完整的测试时,工作量较大。当接地网规模增大时,工作量还要继续增加,从而从一定侧面说明了将虚拟样本



(a) 正常



(b) 导体断裂



(c) 导体腐蚀

图8 接地网故障设置实物图

Fig. 8 Photographs of grounding network fault settings

生成技术引入基于磁场分布诊断接地网典型故障的必要性。

4 结果分析

为直观清晰地说明接地网导体正常与不同故障下的地表磁感应强度分布,现有篇幅,文中在此仅给出了OB段导体(故障段)上方的磁感应强度,见图9。由图9可见,当接地网正常运行时,电流注入处的地表磁感应强度幅值最大为 $1.145 \mu\text{T}$,随着与电流注入点距离增加,磁感应强度值逐渐减小;发生故障1时,由d注入的激励电流主要由A点经O点流向B点,此过程中接地网不断向大地泄流,导致轴向电流逐渐减小,因此磁感应强度由O到B逐渐减小;发生故障2时,ab段导体导电性能下降、电阻增加,轴向电流减小导致上方磁感应强度出现明显下凸,变化幅度最大可达14.64%;发生故障3时,CD段导体轴向电流为零,从而导致地表磁感应强度大幅下降,变化幅度最大达到82.38%;发生故障4时,由

于OC段导体较短对上方地表磁感应强度贡献较小,故该段的磁感应强度幅值仅略小于故障3,变化幅度达到3.09%,同时,OC断裂导致CD段轴向电流增加,造成CD段地表磁感应强度略大于故障3,变化幅度达到8.13%。

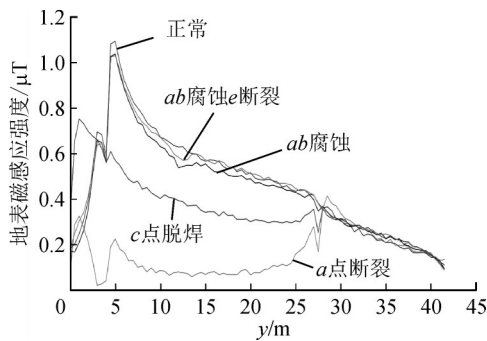


图9 OB段磁场分布曲线

Fig. 9 Magnetic field distribution curve of OB

以接地网导体正常及不同故障下共计5种状态下的35组实测地表磁场分布数据为原始数据,采用综合组发现技术和超球特征方程的非线性虚拟样本生成技术生成样本。为使接地网导体不同状态下的地表磁感应强度在具有明显区分度的同时尽量减少样本的数据量,文中仍以OB段导体上方的地表磁感应强度为特征数据生成虚拟样本。具体过程如下:即首先采用原NVSG方法生成虚拟样本,设置超球体参数方程中 $r=R_2$ 、任意选取 θ_i ,在超球体表面随机生成1 500个样本;设置 $r<R_2$ 、任选 θ_i 在超球体内部也随机生成1 500个样本(每种工况各600个);再采用改进的NVSG方法,考虑到样本的特征维数,限制 θ_i 使得 $\cos\theta_i<0.35$,以同样方法设置 r 随机生成3 000个虚拟样本。生成虚拟样本过程中相关参数的取值见表2。表2中,组数为原始样本经组发现及纯化处理后形成的纯类组(只包含一类数据的组)的个数。由表2可见,当接地网导体不同状态的特征数据较为相近时,对应导体状态的组数会相应增加,从而保证了所生成的虚拟样本的合理性。

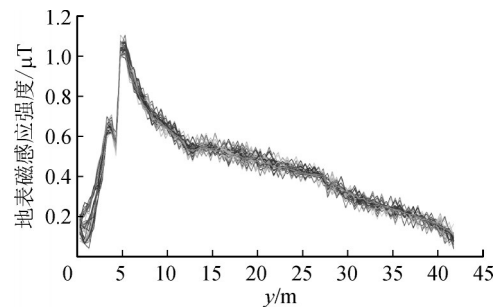
表2 虚拟样本生成的过程参数

Table 2 Process parameters of virtual sample generation

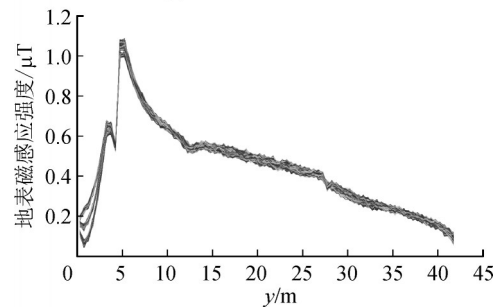
工况	组发现半径 R_1 (均值)	纯化超球半径 R_2 (均值)	组数
正常	0.181 1	0.070 8	3
c点脱焊	1.442 0	0.223 3	1
a点断裂	1.563 9	0.351 8	1
ab段腐蚀	0.165 9	0.061 2	3
ab段腐蚀	0.165 9	0.067 2	3
e点断裂			

为说明文中所提改进NVSG法的有效性,分别

采用原NVSG及改进NVSG所生成的虚拟样本见图10。限于篇幅,仅给出了接地网导体腐蚀时所生成的虚拟样本。由图10可见,OB段导体0到3 m之间的地表磁感应强度分布清晰地反映了接地网导体腐蚀故障样本在组发现过程中被分为3组。此外,文中所提改进的NVSG方法生成的虚拟样本更好的保留了原始样本在腐蚀故障处(11~13 m)地表磁感应强度出现下凸的特征,说明了所生成的虚拟样本的合理性,但原有的NVSG方法所生成的虚拟样本无法较好地保留原始样本的故障特征。



(a) NVSG生成的虚拟样本



(b) 改进NVSG生成的虚拟样本

图10 接地网导体腐蚀时的虚拟样本

Fig. 10 Virtual sample of corrosive work condition

用改进的NVSG方法生成的虚拟样本训练概率神经网络,因平滑因子 δ 的取值会直接影响到PNN的分类效果,当训练样本个数 N 分别为100和300时,不同 δ 取值下的PNN的识别率见表3。由表3可见, δ 的取值对网络分类效果有直接影响,其取值过大或过小均会降低网络的识别率,在 $\delta=20$ 时PNN的识别效果最优。

表3 不同 δ 的PNN识别率

Table 3 Recognition accuracy of PNN

平滑因子取值	PNN 识别率 ($N=100$)/%	PNN 识别率 ($N=300$)/%
5	85	90
10	90	90
15	90	90
20	90	95
25	90	90
30	90	90

训练样本数为 100 和 $\delta = 20$ 时 PNN 对训练样本的识别效果及识别误差见图 11。图 11 中, 接地网导体正常状态下的样本标签为 1, 故障 1~4 的样本标签分别为 2 到 5。由图 11 可见, PNN 对接地网导体正常状态、故障 3、4 的部分样本识别出现偏差, 究其原因, 主要是由于接地网导体在 3 种状态下地表磁感应强度分布相近且训练样本不足所致。

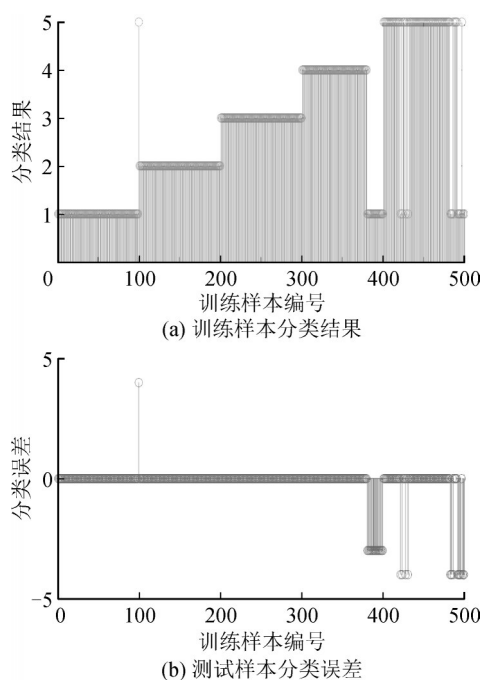


图 11 PNN 分类结果及误差

Fig. 11 Classification results and errors of PNN

同时也发现, 在接地网导体正常、故障 1~4 的地表磁场分布的实测数据中任选 3 组数据作为训练样本, 剩余 4 组数据作为测试样本时, 训练生成的 PNN 识别率仅有 80%。

给出了当平滑因子 $\delta = 20$, 接地网导体正常、故障 1~4 的训练用虚拟样本数分别取 50、100、300 及 600 时的 PNN 的识别率见表 4。由表 4 可见, 采用组合组发现技术和超球特征方程的非线性虚拟样本生成技术生成的虚拟样本能够有效训练 PNN, 提高网络的识别准确率, 且在一定范围内, 通过此法生成的虚拟样本越多, 对网络的训练结果越好。

表 4 PNN 识别率

Table 4 Recognition accuracy of PNN

训练集虚拟样本个数	PNN 识别率/%
50	90
100	90
300	95
600	100

5 结论

文中基于接地网导体的地表磁场分布, 研究了基于虚拟样本生成技术和概率神经网络的接地网故障诊断方法, 结果表明:

1) 变电站接地网导体在发生腐蚀、断裂等故障时会改变地表磁感应强度的分布, 且地表磁场分布的改变程度与故障类型、故障位置及故障严重程度等密切相关。

2) 所提出的改进 NVSG 技术, 通过限制虚拟样本生成过程中 θ 的取值, 使生成的虚拟样本更完整地保留原始样本的特征, 在保持了原非线性 VSG 方法适应性较强的特点的同时有效地提高了虚拟样本的合理性。基于该方法可生成大量虚拟样本, 有效解决了因现场测试等原因所造成的实测样本不足的问题。

3) 基于虚拟样本训练 PNN 时可有效提高网络识别率, 且在一定范围内训练样本越充分, PNN 的识别率越高。具体来说, 文中共生成 3 000 个虚拟样本用于 PNN 训练, 当平滑因子 δ 的取值为 20 时, PNN 的识别效果最优, 可以实现对变电站接地网典型故障如脱焊、腐蚀和断裂等的准确识别。

参考文献:

- [1] 盛青, 王丰华, 盛连军, 等. 基于回声状态网络的接地网地表电位计算[J]. 高压电器, 2019, 55(3): 144-149.
SHENG Qing, WANG Fenghua, SHENG Lianjun, et al. Calculation of surface potential distribution of grounding grid based on echo state network[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(3): 144-149.
- [2] 李谦. 大型接地网性能评价技术综述[J]. 广东电力, 2018, 31(8): 139-146.
LI Qian. Review on performance evaluation technology for large grounding grid[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(8): 139-146.
- [3] 王浩, 常美生, 马忱. SQP-GA 混合遗传算法在接地网腐蚀诊断中的应用研究[J]. 电瓷避雷器, 2018(4): 200-205.
WANG Hao, CHANG Meisheng, MA Chen. Application of sequential quadratic programming-genetic algorithm in corrosion diagnosis of grounding grids[J]. Insulators and Surge Arresters, 2018(4): 200-205.
- [4] 刘渝根, 谢丽娜, 尚龙龙, 等. 基于二进遗传算法的地网断裂导体诊断[J]. 高压电器, 2015, 51(1): 6-13.
LIU Yugen, XIE Lina, SHANG Longlong, et al. Conductor breakage diagnosis of old grounding grid based binary genetic algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(1): 6-13.
- [5] 宣奇, 丁晓群, 张小龙. 考虑容差的接地网故障诊断研究[J]. 陕西电力, 2017, 45(5): 8-12.

- XUAN Qi, DING Xiaoqun, ZHANG Xiaolong. Grounding network fault diagnosis considering the tolerance[J]. Shaanxi Electric Power, 2017, 45(5): 8-12.
- [6] 许磊, 李琳. 基于电网理论的变电站接地网腐蚀及断点诊断方法[J]. 电工技术学报, 2012, 27(10): 270-276.
XU Lei, LI Lin. Diagnosis method of grounding grid corrosion and breakpoint in substation based on electric network theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(10): 270-276.
- [7] 许慧中, 马宏忠, 张志新, 等. 发电厂、变电站接地网故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(24): 51-54.
XU Huizhong, MA Hongzhong, ZHANG Zhixin, et al. Research of fault diagnosis of grounding grid of electric power plants and substations[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(24): 51-54.
- [8] 黄新波, 张晓磊, 田毅, 等. 基于电化学法的接地体腐蚀状况检测方法[J]. 广东电力, 2018, 31(4): 9-15.
HUANG Xinbo, ZHANG Xiaolei, TIAN Yi, et al. Detection method for corrosion of grounding body based on electrochemical method[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(4): 9-15.
- [9] 张秀丽, 骆平, 莫逆, 等. 接地网腐蚀状态电化学检测系统的开发与应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(19): 152-156.
ZHANG Xiuli, LUO Ping, MO Ni, et al. Development and application of electrochemical detection system for grounding grid corrosion state[J]. Proceeding of the CSEE, 2008, 28(19): 152-156.
- [10] 王丰华, 王劲菁, 刘亚东, 等. 采用地表电位和磁感应强度进行变电站接地网故障诊断的效果对比[J]. 高电压技术, 2016, 42(7): 2281-2289.
WANG Fenghua, WANG Shaojing, LIU Yadong, et al. Comparison of substation grounding grid fault diagnosis results using surface potential and magnetic induction intensity[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(7): 2281-2289.
- [11] 刘洋, 崔翔, 赵志斌, 等. 基于电磁感应原理的变电站接地网腐蚀诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(4): 97-103.
LIU Yang, CUI Xiang, ZHAO Zhibin, et al. Method of corrosion diagnosis of substations' grounding grids based on electromagnetic induction theory[J]. Proceeding of the CSEE, 2009, 29(4): 97-103.
- [12] 付志红, 余慈拱, 侯兴哲, 等. 瞬变电磁法视电阻率成像的接地网断点诊断方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(9): 253-259.
FU Zhihong, YU Cigong, HOU Xingzhe, et al. Transient electromagnetic apparent resistivity imaging for break point diagnosis of grounding grids[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(9): 253-259.
- [13] 蒋宇纯, 史玉柱, 高劲松, 等. 电磁场理论与区域分割检测相结合的接地网缺陷诊断方法研究[J]. 信息化研究, 2016, 42(3): 74-78.
JIANG Yuchun, SHI Yuzhu, GAO Jinsong, et al. Research on the method of grounding grid defect diagnosis based on the combination of electromagnetic field theory and region segmentation[J]. Informatization Research, 2016, 42(3): 74-78.
- [14] LI D C, FANG Y H. A non-linearly virtual sample generation technique using group discovery and parametric equations of hypersphere[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(1): 844-851.
- [15] CHEN Z S, ZHU B, HE Y L, et al. A PSO based virtual sample generation method for small sample sets: Applications to regression datasets[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 59(3): 236-243.
- [16] 汤健, 乔俊飞, 柴天佑, 等. 基于虚拟样本生成技术的多组分机械信号建模[J]. 自动化学报, 2018, 44(9): 1569-1589.
TANG Jian, QIAO Junfei, CHAI Tianyou, et al. Modeling multiple components mechanical signals by means of virtual sample generation technique[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(9): 1569-1589.
- [17] 刘志远, 张沈习, 韦鹏, 等. 基于RBF神经网络的换流站交流滤波器故障预警研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2018, 39(4): 12-17.
LIU Zhiyuan, ZHANG Shenxi, WEI Peng, et al. Study on fault warning of AC filter at converter station based on RBF neural network[J]. Power Capacitors & Reactive Power Compensation, 2018, 39(4): 12-17.
- [18] 杨凌霄, 朱亚丽. 基于概率神经网络的高压断路器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015(10): 62-67.
YANG Lingxiao, ZHU Yali. High voltage circuit breaker fault diagnosis of probabilistic neural network[J]. Power System Protection and Control, 2015(10): 62-67.
- [19] 汪万平, 陈伟根, 刘凡, 等. 基于泄露电流特征信息及概率神经网络的绝缘子污秽度预测模型[J]. 高压电器, 2017, 53(9): 198-203.
WANG Wanping, CHEN Weigen, LIU Fan, et al. Contamination level forecast model of insulation based on leakage current characteristics and Probability Neural Network[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(9): 198-203.
- [20] 张丹, 赵吉文, 董菲, 等. 基于概率神经网络算法的永磁同步直线电机局部退磁故障诊断研究[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(1): 296-306.
ZHANG Dan, ZHAO Jiwen, DONG Fei, et al. Partial demagnetization fault diagnosis research of permanent magnet synchronous motors based on the PNN algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 296-306.
- [21] 王杨超, 杜家振, 高超飞, 等. 基于F-P光纤超声传感器和概率神经网络的油中局部放电模式识别研究[J]. 高压电器, 2018, 54(4): 152-158.
WANG Yangchao, DU Jiazhen, GAO Chaoifei, et al. Study on partial discharge pattern recognition in oil based on F-P fiber optic ultrasonic sensor and probabilistic neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(4): 152-158.
- [22] 黄新波, 张晓磊, 田毅, 等. 基于电化学法的接地体腐蚀状况检测方法[J]. 广东电力, 2018, 31(4): 9-15.
HUANG Xinbo, ZHANG Xiaolei, TIAN Yi, et al. Detection method for corrosion of grounding body based on electrochemical method[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(4): 9-15.

王劲菁(1992—), 女, 硕士, 助理工程师, 主要从事电力设备状态检测与诊断、智能感知技术研究等工作。

马文嘉(1996—), 男, 硕士, 主要研究方向为电力设备状态检测与诊断。