基于边缘计算的配电网过电压在线识别装置

吕超[1]，贾俊青[1]，周佳[2]，武天宇[2]
（1.内蒙古电力科学研究院，内蒙古 呼和浩特 010020；
2.内蒙古超高压供电局，内蒙古 呼和浩特 010080）

摘要：人工智能算法、边缘计算技术的快速发展，为研制识别率更高、智能化更强的新型配电网过电压识别装置奠定了基础。提出了一种基于边缘计算的配电网过电压识别软硬件系统设计方法。在硬件上采用多级运放设计了适于高带宽、高精度高压分压器的信号调理电路，利用高速数据采集卡实现了配电网三路电压信号的同步实时采集，以带神经网络处理器（NPU）的嵌入式处理器为基础构建了边缘计算数据处理单元，用于过电压数据的处理和类型识别，使用4G通信传输过电压类型和过电压故障数据。在软件上，提出了一种基于功率小波变换和卷积神经网络人工智能算法的过电压识别方法并利用高性能神经网络推理引擎予以实现。采用高压实验和故障注入法对所设计的新型配电网过电压识别装置进行了实验验证，实验结果表明该装置不仅可以实现过电压数据的高速准确采集，而且数据处理时间更短、识别准确率更高。

关键词：配电网；过电压识别；边缘计算；卷积神经网络
中图分类号：TM46 **文献标识码**：A **DOI**：10.19457/j.1001-2095.dqcd22538

Online Identification Device for Overvoltage in Power Distribution Network Based on Edge Computing

LÜ Chao[1]，JIA Junqing[1]，ZHOU Jia[2]，WU Tianyu[2]
（1. *Inner Mongolia Electric Power Research Institute*，*Huhhot* 010020，*Nei Monggol*，*China*；
2. *Inner Mongolia Ultra High Voltage Power Supply Bureau*，*Huhhot* 010080，*Nei Monggol*，*China*）

Abstract: The rapid development of artificial intelligence algorithm and edge computing technology has laid a foundation for the development of a new type of over-voltage identification device of distribution network with higher identification rate and stronger intelligence. A design method of hardware and software system for overvoltage identification in distribution network based on edge computing was proposed. In hardware，a signal conditioning circuit suitable for high bandwidth and high precision voltage divider was designed by using multistage operational amplifie，the synchronous real-time acquisition of three voltage signals in distribution network was realized by using high-speed data acquisition card，an edge computing data processing unit was constructed based on an embedded processor with neural-network processing unit（NPU） to be used for over voltage data processing and type identification，4G communication was used to transmit overvoltage type and overvoltage fault data. In software，a method of overvoltage identification based on power wavelet transform and convolutional neural network artificial intelligence algorithm was proposed and implemented by using high-performance neural network reasoning engine. High voltage experiment and fault injection method were used to verify the new over-voltage identification device designed for distribution network. The experimental results show that the device can not only realize high-speed and accurate acquisition of over-voltage data，but also the data processing time is shortened and identification accuracy is higher.

Key words: power distribution network；overvoltage identification；edge computing；convolutional neural network

电力系统的工作可靠性与其绝缘水平和过电压大小密切相关。根据历年来的事故统计，电力系统中过电压所引起的事故占比较大[1]。过电压分为外部过电压和内部过电压两大类。外部

作者简介：吕超（1985—），男，硕士，工程师，Email：lvchao127@163.com

过电压主要指雷电过电压，又称为大气过电压，是由于雷击输电线路或设备，从而侵入到电力系统中形成的。内部过电压是指电力系统中由于断路器操作、故障或其它原因，使系统参数发生变化，引起电网内部电磁能量的转化或传递所造成的电压升高[2]。配电网现有的故障录波装置是从电压互感器获取过电压信号，测量精度及频率响应差，对很多过电压信号不能有效监测，特别是无法监测到电网外部过电压。有鉴于此，需要研制专用的配电网过电压在线识别装置，该装置不仅能同时监测内、外部过电压，而且能完整记录过电压发生前后的波形数据，同时可根据波形数据能准确识别过电压的类型，从而为过电压发生后的快速处置提供科学依据。文献[3]面向6 kV配电网系统过电压，采用阻容串联分压器作为传感器来获取数据，采样频率最高10 MHz，可以监测并识别配电网内部过电压及大气过电压。文献[4]针对10~35 kV配电网系统过电压，采用电压互感器、二次电缆和电容分压器在二次侧测得过电压信号并基于三级识别思想来识别不同种类的过电压。文献[5]设计了由电压传感器、信号预处理模块、数据采集模块、数据处理与分析模块等部分组成的中压配电网过电压在线监测系统，并通过在试验室内进行的故障电压波形模拟试验验证了系统的有效性。

除了配电网过电压在线识别装置硬件，运行在硬件上的过电压识别算法对准确识别过电压类型也起着决定性作用。按照过电压特征提取所用信号维度不同，可分为一维信号识别方法和多维信号识别方法。一维信号识别方法是指利用配电网电压、电流随时间变化的一维波形曲线识别过电压类型，多维信号识别方法是指对一维信号经数学变换为二维图像或三维及以上的多维信号，然后依据多维信号特征进行过电压类型识别。文献[6]对一维过电压信号进行COOCG数学形态学算子处理，基于间歇性弧光接地存在多次暂态过程而金属性接地只存在一次暂态过程的特点，实现对弧光接地过电压的识别。文献[7]提取时域过电压信号的过电压持续时间、电压上升时间等八个参数作为特征量，利用Fisher判别分析法、计算判别式的值来区别内部和外部过电压。文献[8]利用分形理论分析过电压波形，指出相同类型过电压波形的分形维数基本一致，据此来识别空载线路分闸过电压、空载线路合闸过电压等四种不同类型的过电压。

一维信号只能提供诸如幅值、时间差等较为简单的识别判据，多维信号则可提供诸如时频域等信息更加丰富的识别判据，从而既有利于识别更多类型的过电压（提升过电压识别种类），又能显著提高识别的准确性。常见的识别方法包括基于小波的方法[9-12]，基于S变换的方法[13-14]，基于原子分解的方法[15-16]等。伴随着人工智能技术的快速发展，基于多维信号和卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）的过电压识别方法得到快速发展。文献[17]提出了原子分解结合卷积神经网络的配电网内部过电压识别方法，其平均识别准确率大于98.69%。文献[18]采用乔威廉姆斯分布（Choi-Williams distribution，CWD）对三相瞬时电压波形进行时频分解，获得CWD分布能量等高图，在时间轴和频率轴分块求和，求得的三相分块时频谱作为CNN的二维输入矩阵。经测试，样本总的识别率为99.57%。文献[17]和[18]的隐含层都是5个阴层，属于浅层CNN。因为增加CNN的深度可以增强CNN的表达能力，所以当处理复杂的学习问题时，深层CNN架构比浅层CNN架构具有优势，但是深层CNN的计算量大，在工程应用时需要采用带（graphics processing unit，GPU）加速的计算机或云平台。边缘计算则为深层CNN用于配电网过电压识别工程应用提供了新的实现平台。边缘计算是在靠近物或数据源头的网络边缘侧，融合网络、计算、存储、应用等核心能力的分布式开放平台，就近提供边缘智能服务，满足行业数字化在敏捷联接、实时业务、数据优化、应用智能、安全与隐私保护方面的关键需求[19]。带有神经网络处理器（neural-network processing unit，NPU）的边缘计算节点包括了深层CNN计算所需的乘加、激活函数、二维数据运算等模块，使其处理能力进一步提升，为新型配电网过电压识别装置的研制奠定了基础。

本文面向10 kV配电网，基于带NPU的边缘计算节点设计了新型配电网过电压识别装置。该装置采用多级运放设计了适于高带宽、高精度高压分压器的信号调理电路，利用高速数据采集卡实现了配电网三路电压信号的同步实时采集，在带NPU的边缘计算节点上实现了基于（visual geometry group，VGG）迁移学习的过电压类型识别算法。采用故障注入法对所设计的装置进行了实验验证，证明了该装置在过电压类型识别上

的有效性。

1 配电网过电压识别装置设计

1.1 配电网过电压识别装置整体结构

配电网过电压识别装置整体结构如图1所示，由高压分压器、信号调理电路、USB 3.0高速数据采集卡、边缘计算节点和4 G模块等组成。

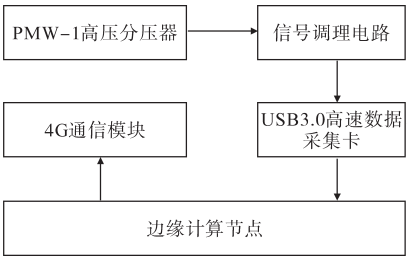


图1 系统结构框图

Fig.1 Block diagram of the system

考虑到10 kV配网内、外部过电压的电压等级和频率范围，选用了PVM-7型高压分压器，该分压器最高耐压直流60 kV/脉冲100 kV，频率范围100 MHz，可以满足10 kV配电网过电压识别的需要。信号调理电路用于将高压分压器的电信号放大至USB 3.0高速数据采集卡输入电压范围，同时滤除高压分压器信号中的高频干扰。高速数据采集卡最高采集速率可达40 MHz，可以满足内、外部过电压识别的要求，该采集卡采用USB 3.0接口，理论数据传输速率达5 Gbps，可把采集到的数据高速发送给边缘计算节点。边缘计算节点基于国产RK3399芯片设计，该芯片采用多处理结构并自带NPU，支持Caffe，Tensorflow等。在边缘计算节点上运行基于深度CNN的配电网过电压识别软件，过电压原始数据和识别得到过电压类型将通过4G通信模块远传到云平台。

1.2 信号调理电路的设计

信号调理电路由有源滤波及比例运算电路、绝对值电路、电压比较电路及过电压触发电路构成，如图2所示。图3给出了图2中各个点正常工作时的电路波形以及异常过电压时的电路波形。

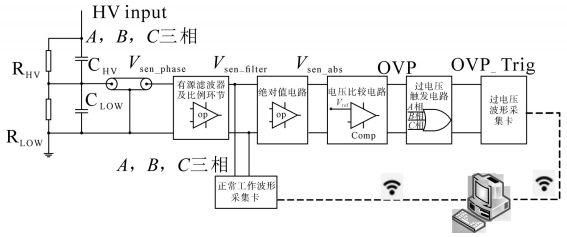


图2 信号调理电路设计

Fig.2 Signal conditioning circuit design

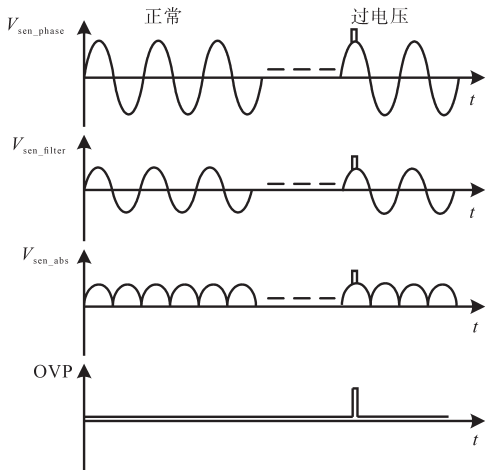


图3 电压检测电路波形图

Fig.3 Waveforms of the voltage detection circuit

当系统正常运行时，电压比较电路输出的过电压保护（overvoltage protection，OVP）信号为低，采集卡会一直动态记录电网的三相工作波形；而当系统出现异常过电压时，电压比较电路输出的OVP信号会出现一个高脉冲，能够触发过电压波形采集卡，记录过电压波形。

1.2.1 有源滤波电路

考虑到雷击过电压的持续时间约为几十微秒，因此有源滤波电路在设计上要保证雷击过电压信号能无衰减的通过滤波器，并且同时对高频信号起到抑制作用。

本文采用的是无限增益多路反馈二阶低通滤波电路，其电路图如图4所示，其中，R_a，R_b，R_c为有源滤波器中的电阻；R_f为反馈电阻；C_a，C_b为电路中电容。滤波电路的优点在于能够改善截止频率f_c处的频率特性，并且使得超过f_c频率的高频信号能够快速衰减。

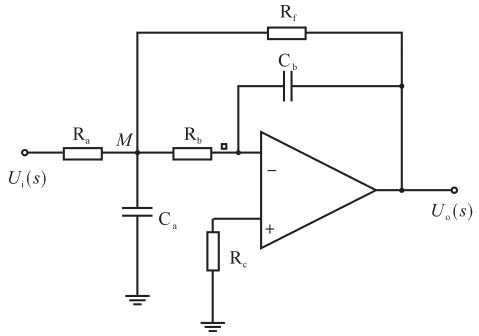


图4 二阶有源滤波器电路图

Fig.4 Circuit diagram of second order active filter

令信号频率等于0，可得通带电压放大倍数Aup如下式所示：

$$Aup = -\frac{R_f}{R_a} \tag{1}$$

对M节点列电流方程，可得二阶无限增益有源滤波器的传递函数：

$$Au(s)=\frac{Aup(s)}{1+sC_bR_bR_f\left(\frac{1}{R_a}+\frac{1}{R_b}+\frac{1}{R_f}\right)+s^2C_aC_bR_bR_f} \tag{2}$$

$$f_c=\frac{1}{2\pi\sqrt{C_aC_bR_bR_f}} \tag{3}$$

$$Q=(R_a//R_b//R_f)\sqrt{\frac{C_a}{R_bR_fC_b}} \tag{4}$$

式中：f_c为截止频率；$s=j\omega$为复数频率；Q为$f=f_c$时的电压放大倍数与通带放大倍数的数值之比，其中f为图4中输入信号$U_i(s)$的频率。

将式(3)、式(4)带入式(2)中，并令：

$$\begin{cases}f_n=\dfrac{f}{f_c}\\ N=20\log\left|\dfrac{Au}{Aup}\right|\end{cases} \tag{5}$$

式中：f_n为图4中输入信号$U_i(s)$的频率与截止频率f_c的比值；N为二阶有源滤波电路的对数幅频增益。

则可得到二阶有源滤波电路在不同Q值下的幅频特性曲线，如图5所示。当Q=0.707时，幅频响应最为平坦。

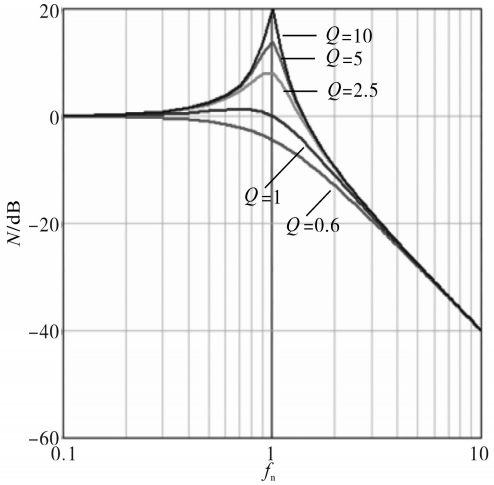


图5　二阶有源滤波电路幅频特性曲线

Fig.5　Amplitude frequency characteristic of second order active filter

1.2.2　绝对值电路

配电网电压是三相正弦电压波形，由于正弦波形有正有负，这增加了产生过电压触发信号的难度，因而设计了如图6所示的绝对值电路，实现对正弦波取绝对值的运算功能。

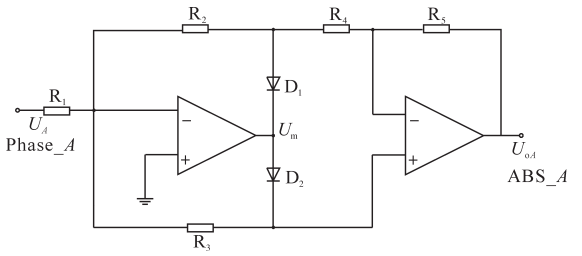


图6　绝对值电路

Fig. 6　Absolute value circuit

绝对值电路工作原理如下，假定电阻$R_1=R_2=R_3=R_4=R_5=R_{com}$，$R_{com}$为给定电阻。

1）当A相输入电压$U_A>0$时，第一级运放输出电压$U_m<0$，二极管D_2截止，D_1导通，可得到如下关系式：

$$\begin{cases}\dfrac{U_A}{R_{com}}+\dfrac{U_m+V_{d1}}{R_{com}}=0\\ \dfrac{U_{ABS_A}}{R_{com}}=\dfrac{-(U_m+V_{d1})}{R_{com}}\end{cases} \tag{6}$$

式中：V_{d1}为二极管D_1导通电压。

可得出，电路最终输出电压$U_{ABS_A}=U_A$。

2）当$U_A<0$时，$U_m>0$，二极管D_1截止，D_2导通，可得到如下关系式：

$$\begin{aligned}&\frac{0-U_A}{R_{com}}=\frac{U_m-V_{d2}}{R_{com}}+\frac{U_m-V_{d2}}{2R_{com}}\\ &\frac{U_{ABS_A}-(U_m-V_{d2})}{R_{com}}=\frac{U_m-V_{d2}}{2R_{com}}\end{aligned} \tag{7}$$

式中：V_{d2}为二极管D_2导通电压。

可得到：$U_{ABS_A}=-U_A$。

因此，当信号U_A通过绝对值电路后，可以得到如下关系式：

$$U_{ABS_A}=|U_A| \tag{8}$$

1.3　基于深层CNN的过电压识别算法及其在边缘计算节点上的实现

卷积神经网络CNN是一种公认的学习图像内容的最优技术之一，在图像识别、分割、检测和检索等应用领域都取得了最佳效果。CNN通常由卷积层、非线性处理单元和下采样层的组合组成。由于深层CNN不能直接处理配电网过电压时域信号，所以首先要把过电压时域信号转换为二维图像。这里选用连续小波变换(CWT)。配电网过电压信号属于典型的非平稳信号，小波变换则是一种行之有效的分析和处理非平稳信号的方法。它具有多分辨率分析的特点，在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率，在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频

率分辨率。小波变换分为连续小波变换和离散小波变换两种。

设 $\Psi(t)\in L_2(R)$，$L_2(R)$表示平方可积的实数空间，其傅里叶变换为 $\hat{\Psi}(\omega)$，当 $\hat{\Psi}(\omega)$满足允许条件：

$$C_\Psi = \int_R \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|}{\omega} \mathrm{d}\omega < \infty \tag{9}$$

$\Psi(t)$称为一个母小波。将母小波经伸缩和平移后，就可以得到一个小波序列。

对于连续小波变换（CWT）而言，小波序列 $\Psi_{a,b}(t)$为

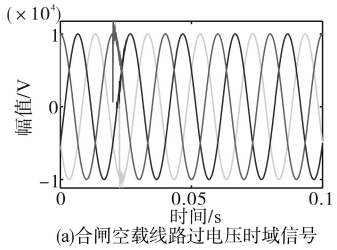
$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a,b\in R, a\neq 0 \tag{10}$$

式中：a为伸缩因子；b为平移因子。

对于任意的函数 $f(t)\in L_2(R)$的连续小波变换为

$$W_f(a,b) = |a|^{-1/2} \int_R f(t)\, \overline{\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} \mathrm{d}t \tag{11}$$

式中：$\overline{\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)}$为 $\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$的复共轭，以图7a所示合闸空载线路过电压为例，其对应的连续小波变换如图7b所示。



(a)合闸空载线路过电压时域信号



(b)合闸空载线路过电压连续小波变换

图7　过电压时域信号与连续小波变换

Fig.7　Signal of over-voltage and its Wavelet transform

在得到与过电压时域信号对应的连续小波变换二维图后，采用基于VGG的迁移学习来实现过电压的识别。

VGG是牛津大学的Oxford Visual Geometry Group小组为解决ImageNet中1 000类图像分类和定位问题提出的深层CNN模型，其中VGG-16的深度为23，包括16个权重层，如图8所示[20]。

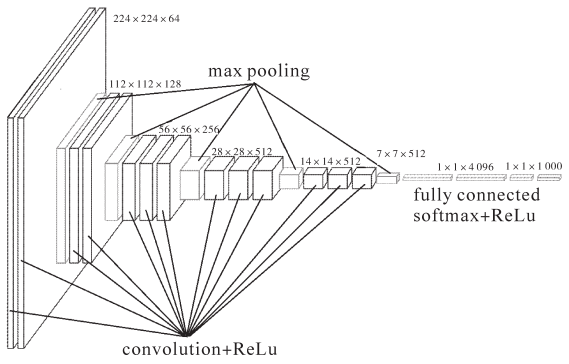


图8　VGG-16结构图

Fig.8　The Architecture of VGG-16

VGG-16包括一个输入层，输入图像是224×224×3的图像张量。包括13个卷积层，输出的特征图 P_i为

$$P_i = f(P_{i-1} \otimes W_i + b_i) \tag{12}$$

式中：P_{i-1}为第i-1层的特征图；W_i为第i层卷积核的权值矩阵，对于VGG-16而言不同卷积层的大小都为3×3；b_i为第i层卷积核的平移因子。

VGG-16还包括5个池化层，池化层都采用最大池化层，参数均为2×2。VGG-16的卷积层和池化层可以划分为5个不同的块（Block），Block_1，Block_2都由2个卷积层和1个池化层组成，Block_3，Block_4，Block_5都由3个卷积层和1个池化层组成。

VGG-16在3个全连接层之后接一个softmax层，softmax计算如下式所示：

$$S_j = \frac{e^{a_j}}{\sum_{k=1}^{T} e^{a_k}} \tag{13}$$

式中：a_x为第x个softmax层的伸缩因子。

通过对VGG-16的结构分析可知，VGG-16的分类是1 000种，它并不能直接用于过电压类型的识别。为此使用了迁移学习，即通过修改VGG-16结构使其满足过电压类型识别的要求。具体的修改内容包括：1）依据六种需要识别的过电压将分类调整为6。2）把3个全连接层调整为128×128×1，128×128×1和6×6×1。

修改后的VGG-16的参数总数达到138 M，为了将其在配电网过电压识别装置上得以应用，采用了带NPU的RK3399边缘计算芯片并使用了Tengine高性能嵌入式推理引擎。利用Tengine提供的convert_model_to_tm工具将模型转换为Tengine模型文件model_file，然后通过调用graph = create_graph（NULL，"tengine"，model_file）导入模型文件，之后通过调用run_graph（graph，1）运

行graph并得到分类结果。

2　实验验证

由于在同一线路有限时间内发生多种不同类型过电压的可能性很低,所以采用故障注入法来验证新型配电网过电压识别装置的有效性。故障注入由两个信号发生器组成,两个信号发生器采用共同的时钟基准,利用信号发生器的任意波形编辑功能,将EMTP仿真得到的过电压波形在信号发生器上进行复现并加载到配电网过电压识别装置上。

在实验过程中依次注入幅值相位各不相同的6种过电压:1)合闸空载线路过电压。2)投电容器过电压。3)间歇性弧光接地过电压。4)分频铁磁谐振过电压。5)基频铁磁谐振过电压。6)单相短路接地过电压。

通过实验计算得到识别正确率如表1所示。综合正确率达到97.57%,说明了基于边缘计算的新型配电网过电压识别装置是有效的。

表1　故障注入实验识别正确率

Tab.1　Recognition accuracy of fault injection experiments

故障类型	实验次数	正确率/%
合闸空载线路过电压	30	100.0
投电容器过电压	45	100.0
间歇性弧光接地过电压	35	97.1
分频铁磁谐振过电压	20	95.0
基频铁磁谐振过电压	15	93.3
单相短路接地过电压	50	100.0

3　结论

本文设计了一种基于边缘计算的新型配电网过电压识别装置。该装置信号调理电路采用多级运放设计,不仅满足频率范围达80 MHz的高压分压器电信号变换的要求,而且可以滤除高频噪声,产生的过电压触发信号可使高速采集卡自动进入过电压波形记录模式,无需软件干预。通过基于VGG的迁移学习,使得深层CNN识别算法得以在配电网过电压识别中得以应用,并通过把该算法在带NPU的边缘计算节点部署实现了基于深层CNN配电网过电压识别算法的工程应用。故障注入实验表明该装置的综合正确率达97.57%,从而验证了本装置的有效性。

参考文献

[1] 李静,程祥.电力系统过电压[M]. 北京:科学出版社.2018.
Li Jing, Cheng Xiang. Over voltage in power system[M]. Beijing: Science Press,2018.

[2] 谢广润.电力系统过电压[M].北京:中国电力出版社.2018.
Xie Guangrui. Over voltage in power system[M].Beijing: China Electric Power Press,2018.

[3] 李伟,汤海燕,黄倩等.配电网过电压在线监测系统的研究[J].电测与仪表,2012,49(2):80-83.
Li Wei, Tang Haiyan, Huang Qian. *et al*. Study on the system to monitor over-voltage online in power distribution network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2012, 49(2):80-83.

[4] 吉正.10-35 kV配电网过电压在线监测系统研究[D].北京:华北电力大学,2015.
Ji Zheng. Study on the system to monitor over-voltage online in 10-35 kV power distribution network[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015.

[5] 王兴亮,顾华,曹基南,等.中压配电网过电压的在线监测设计[J].电力与能源,2019,40(6):669-673.
Wang Xingliang, Gu Hua, Cao Jinan, *et al*. On-line monitoring design of overvoltage in medium voltage distribution network[J]. Electricity and Energy, 2019,40(6):669-673.

[6] 司马文霞,冉锐,袁涛等. 采用数学形态学的弧光接地过电压识别方法[J].高电压技术,2010,36(4):835-841.
Sima Wenxia, Ran Rui, Yuan Tao, *et al*. Identification of arc grounding over-voltage using mathematical morphology transform[J]. High Voltage Engineering, 2010,36(4):835-841.

[7] Wang S B, Sun C X, Lian Z H, *et al*. Identifying the internal and the external overvoltage of distribution networks based on fisher discriminate method[C]//International Conference on Power System Technology. Chongqing, China, IEEE,2007.

[8] Su X F. Study of internal over-voltage analysis and recognition based on fractal theory[C]//International Conference on Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering. Changchun,China,IEEE,2011.

[9] Chuong H, Van Nhat. Application of wavelet transform for recognizing overvoltages in power systems[C]//Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. Chengdu, China, IEEE,2010.

[10] Sima W X, Xie B, Yang Q. *et al*. Identification of induced lightning and direct striking based on wavelet transform[C]//Asia-Pacific International Symposium on Electromagnetic Compatibility. Beijing, China, 2010.

[11] Huang Y L, Sima W X, Yang Q.A module-based scalable identification system for power system overvoltage events[C]//4th International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. Weihai, China, IEEE, 2011.

[12] Du L, Chen H, Liu J, A smart on-line over-voltage layered

identification system[C]//IEEE International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis. Bali, Indonesia, IEEE, 2012.

[13] Geev M, Pierluigi S, Antonio P. Identification of ferro resonance based on S-transform and support vector machine[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2010, 18(9): 1412-1424.

[14] Wang M J, Gao H L, Zou G B, *et al*. Disturbance identification method for lightning wave invading grid[C]//4th International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. Weihai, China, IEEE, 2011.

[15] Liao Y F, Yang G J, Gao W. Internal over-voltage identification method of distribution network based on AD-SVM algorithm[C]//IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019.

[16] Gao W, Wai Y J, Liao Y F, *et al*. Internal overvoltage identification of distribution network via time-frequency atomic decomposition[J]. IEEE Access, 2019, 7: 85111-85122.

[17] 廖宇飞, 杨耿杰, 高伟, 等. 基于AD-CNN算法的配电网内部过电压识别技术[J]. 高电压技术, 2019, 45(10): 3182-3191.
Liao Yufei, Yang Gengjie, Gao Wei, *et al*. Recognition technology of internal overvoltage in distribution network based on AD-CNN algorithm [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(10): 3182-3191.

[18] 高伟, 郭谋发, 许立彬. 基于改进CWD-CNN的配电网内部过电压类型识别方法[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(8): 131-140.
Gao Wei, Guo Moufa, Xu Libin, *et al*. Recognition method of internal overvoltage type for distribution network via improved CWD-CNN[J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(8): 131-140.

[19] ECC-ALL. Edge computing reference architectures 2.0[R]. Beijing: Edge Computing Consortium (ECC) and Alliance of Industrial Internet (AII), 2017: 50.

[20] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//international conference on learning representations, 2015.

收稿日期:2020-10-14
修改稿日期:2020-12-03

(上接第49页)

lation method to study the impact of bond wires fatigue on the current and temperature distribution of IGBT modules under short-circuit[C]// 2014 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), 2014: 5502-5509.

[7] Wu R, Iannuzzo F, Wang H, *et al*. Electro-thermal modeling of high power IGBT module short-circuits with experimental validation[C]// 2015 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS), 2015: 1-7.

[8] Li Helong, Zhou Wei, Wang Xiongfei, *et al*. Influence of paralleling dies and paralleling half-bridges on transient current distribution in multichip power modules[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 33(8): 6483-6487.

[9] 张经纬, 程植, 谭国俊. 母排杂散电感对IGBT模块功率端子不均流影响[J]. 电力电子技术, 2017, 51(7): 77-79.
Zhang Jingwei, Cheng Zhi, Tan Guojun. Research on uneven current of IGBT module power terminals by busbar stray inductance[J]. Power Electronics, 2017, 51(7): 77-79.

[10] Chen Yuxiang, Li Wuhua, Iannuzzo Francesco, *et al*. Investigation and classification of short-circuit failure modes based on three-dimensional safe operating area for high-power IGBT modules[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 33(2): 1075-1086.

[11] Hartmann S, Bayer M, Schneider D, *et al*. Observation of chip solder degradation by electrical measurements during power cycling[C]// 2010 6th International Conference on Integrated Power Electronics Systems, 2010: 1-6.

[12] Lutz J, Schlangenotto H, Scheuermann U, 等. 功率半导体器件: 原理、特性和可靠性[M]. 北京: 机械工业出版社, 2013.
Lutz J, Schlangenotto H, Scheuermann U, *et al*. Semiconductor power devices: physics, characteristics, reliability[M]. Beijing: China Machine Press, 2013.

收稿日期:2020-10-30
修改稿日期:2020-11-24