

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211222

基于VMD-CNN的小电流接地系统故障电弧检测方法研究

崔朴奕^{1,2}, 李国丽^{1,3}, 张倩^{1,4}, 范明豪⁵, 张运勇⁶

(1. 安徽大学电气工程与自动化学院, 安徽 合肥 230601; 2. 教育部电能质量工程研究中心(安徽大学), 安徽 合肥 230601; 3. 工业节电与用电安全安徽省重点实验室(安徽大学), 安徽 合肥 230601; 4. 工业节电与电能质量控制安徽省协同创新中心(安徽大学), 安徽 合肥 230601; 5. 国网安徽省电力有限公司电力科学研究院, 安徽 合肥 230601; 6. 安徽北斗易通信息技术有限公司, 安徽 合肥 230088)

摘要: 构建准确且符合特定场景的电弧模型, 研究电弧小电流接地的电流信号特征, 并基于可量测电气量信号进行处理, 对于及时可靠辨识故障电弧具有重要意义。提出一种小电流接地系统故障电弧的检测方法, 通过建立故障电弧模型, 基于变分模态分解算法(Variational Mode Decomposition, VMD)和卷积神经网络算法(Convolution Neural Network, CNN)对故障电弧进行准确辨识。首先, 采用改进“控制论”电弧模型, 基于PSCAD软件平台搭建了典型10 kV配电网仿真模型和接地“控制论”电弧模型。其次, 采用变分模态分解算法对故障情况下的电气信号进行处理, 得到4组电流信号的固有模态分量(Intrinsic Mode Function, IMF)。然后, 提取包含信号基频成分的第一组IMF(IMF1)作为卷积神经网络(CNN)的输入。最后, 应用CNN对IMF1进行特征识别, 正确辨识正常与电弧故障情境。实验与仿真结果显示, 通过利用VMD-CNN识别方法, 提高了对原始电流信号识别准确度, 能准确检测出故障电弧。

关键词: 电弧模型; 变分模态分解; 深度卷积神经网络; 故障诊断

A fault arc detection method of a small current grounding system based on VMD-CNN

CUI Puyi^{1,2}, LI Guoli^{1,3}, ZHANG Qian^{1,4}, FAN Minghao⁵, ZHANG Yunyong⁶

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei 230601, China; 2. Engineering Research Center of Power Quality, Ministry of Education, Hefei 230601, China; 3. Anhui Key Laboratory of Industrial Energy-Saving and Safety (Anhui University), Hefei 230601, China; 4. Anhui Collaborative Innovation Center of Industrial Energy-Saving and Power Quality Control (Anhui University), Hefei 230601, China; 5. State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Hefei 230601, China; 6. Anhui BEIDOU E-TOP Information Technology Co., Ltd., Hefei 230088, China)

Abstract: An accurate and consistent arc model under specific scenes is built. It is important to identify a fault arc in a timely and reliable fashion by studying the current signal characteristics of arc small current grounding and processing it based on the measurable electrical volume signal. A detection method for a fault arc in a small current grounding system is proposed. By establishing the fault arc model, the fault arc is accurately identified based on variational mode decomposition and a convolution neural network. First, the improved "cybernetic" arc model is adopted, and a typical 10 kV distribution network simulation model and the grounding "cybernetic" arc model are built on the PSCAD software platform. Secondly, the variational mode decomposition algorithm is used to process the electrical signal in the fault state, and the Intrinsic Mode Function (IMF) of current signals of four groups is obtained. Then, the first set of IMF (IMF1) containing the signal fundamental frequency components is extracted as the input to the Convolutional Neural Network (CNN). Finally, CNN is used to identify the characteristics of IMF1 and correctly identify the normal and arc fault situations. The experimental and simulation results show that the VMD-CNN identification method improves the accuracy of identifying the original current signal and accurately detects the fault arc.

This work is supported by the Key Project of National Natural Science Foundation of China (No. 52077001).

Key words: arc model; variational mode decomposition; convolution neural network; fault diagnosis

0 引言

配电网结构复杂, 新能源并网, 系统对地电容

电流因配电网规模的扩大以及电缆线路的普及而增大, 并且使得电气信号具有随机性和波动性^[1-5], 正常状态和故障状态的电力系统差异性减小, 不易进行故障辨识。10 kV配电网多采用中性点非有效接地方式^[6-7], 此接地方式导致发生单相接地故障时

基金项目: 国家自然科学基金重点项目资助(52077001)

故障持续时间长^[8-10], 且伴有故障电弧, 严重威胁到电力系统的安全稳定运行。与中性点有效接地系统相比, 中性点非有效接地系统电弧电流幅值较小, 但弧光过电压使得非故障相对地电压进一步升高, 使绝缘遭到破坏, 造成多点接地短路而停电。因此, 构建准确且符合特定场景的电弧模型, 研究电弧小电流接地的电流信号特征, 并基于可量测电气量信号进行处理, 对于及时可靠辨识故障电弧具有重要意义。

电弧建模和过电压研究已有许多成果^[11-16], 提出了 Schwarz 模型、Mayr 模型、“控制论”模型等多种电弧模型。通过改进“控制论”故障电弧模型经验公式, 可得出适用于小电流接地系统的电弧模型^[17-18]。

电弧故障可以通过对电流或电压信号提取特征进行分析。文献[19]通过对采样信号进行 VMD 分解, 进行噪声模态选择并剔除, 得到最终的谐波与间谐波特征信息。文献[20]通过 VMD 算法建立各分量能量随时序变化特征与故障线路的联系, 实现故障选线。但是 VMD 分解后获得的 IMF 分量仍具有较高复杂程度, 不易辨识。CNN 可以自动挖掘原始数据隐藏的各类特征进行学习^[21-23], 本文采用 VMD 算法对原始电流信号进行预处理, 得到 4 组固有模态分量, 选取第一组固有模态分量输入卷积神经网络模型, 从而实现对故障状态的准确识别。

基于改进的“控制论”电弧模型, 利用 PSCAD 软件搭建了电弧仿真模型和配电网仿真模型, 仿真结果显示在谐波干扰下, 电弧故障特征不明显。针对此问题, 利用 VMD 算法将原始电流信号分解为 4 组 IMF, 取第一组 IMF 作为 CNN 特征输入进行辨识。仿真及实验结果表明了所提方法对故障电弧判别的有效性和准确性。

1 电弧的数学模型

普遍电弧数学模型如式(1)所示。

$$\frac{1}{g} \cdot \frac{dg}{dt} = \frac{1}{\tau_{\text{arc}}} \left(\frac{e \cdot i}{P_{\text{loss}}} - 1 \right) \quad (1)$$

式中: g 为单位长度的电弧电导; $e \cdot i$ 为单位长度的电弧输入功率, e 为单位长度的电弧电压, 也即弧柱中场强, i 为电弧电流; τ_{arc} 为电弧的时间常数; P_{loss} 为单位长度的电弧耗散功率。

1.1 “控制论”电弧模型及仿真研究

1) Mayr 电弧模型

Mayr 电弧模型适用于小电流接地系统, 热传导综合效应会导致电弧的功率损失。认为电弧的能量损失为一常数。Mayr 电弧模型在小电流区域表现更

好, 其表达式为

$$\frac{1}{g} \cdot \frac{dg}{dt} = \frac{1}{\tau_M} \left(\frac{e \cdot i}{P_{\text{loss}}} - 1 \right) \quad (2)$$

式中, 时间常数 τ_M 和耗散功率 P_{loss} 均为常数。

2) 控制论电弧模型

“控制论”电弧模型在 Mayr 电弧模型的基础上引入了更多参数, 包括: 弧长参数 l ; 弧压 $u_h = e_h \cdot l$; 电弧功率损失 $P_0 = P_{\text{loss}} \cdot l$; 令 G'_s 为稳态电导, $P_0 = i_h^2 / G'_s$ 。“控制论”电弧模型通过修改弧长参数能够直观地表述电弧的发展过程, 更好地适应实际燃弧情况, 其表达式为

$$\frac{dg}{dt} = \frac{1}{\tau'_s} (G'_s - g) \quad (3)$$

通常运用“控制论”电弧模型时, 时间常数 τ'_s 和稳态电导 G'_s 的经验公式为

$$\tau'_s = \frac{\beta \cdot I_s}{l}, G'_s = \frac{|i_h|}{V_{s0} \cdot l} \quad (4)$$

式中: β 为常系数; I_s 为故障稳态电流幅值; V_{s0} 为弧隙每厘米压降。

1.2 适用于小电流接地系统的电弧模型

当电弧电流幅值在 100 A 以上时, 单位弧长压降为常数, 而当电弧电流在 100 A 以下时, 单位弧压随 I_s 的增加而降低^[24]。故障电弧电压的上升速率可表示为 $V'_s l / 0.15 I_s$ ^[25], 由此可将故障电弧时间常数 τ'_s 表示出来, 如式(5)所示。

$$\frac{dg}{dt} = \frac{1}{\tau'_s} (G'_s - g), \tau'_s = \frac{\beta \cdot I_s^{1.4}}{l}, G'_s = \frac{|i_h|}{V_{s0} \cdot I_s^{-0.4} \cdot l} \quad (5)$$

式中, V_{s0} 为弧隙每厘米压降的常量系数。

1.3 电弧接地故障仿真分析

图 1 为 10 kV 配电网仿真模型。共 5 条电缆出线, 在第 5 条出线发生单相电弧接地故障。图 2 为控制论电弧模型, 其中模型参数为 $I_s = 9.032 \text{ A}$, $\beta = 7.53 \times 10^{-6}$, $V_{s0} = 75 \text{ V/cm}$, $l = 5 \text{ cm}$ 。

当发生小电流单相接地故障电弧时, 电流在过零时刻前后的一段时间内会近似为零, 称为零休现象; 电弧电压发生畸变, 在短暂的时间内出现燃弧过电压, 接着快速跌落保持平稳, 类似“马鞍形”; 电弧电阻则呈现阻值较大的非线性特征, 并且电流产生零休现象的主要原因是电弧电阻在电流过零时刻附近变得非常大。图 3 电弧仿真模型反映了故障时电网的外输出特性和非线性时变阻抗的基本变化规律^[26-27]。

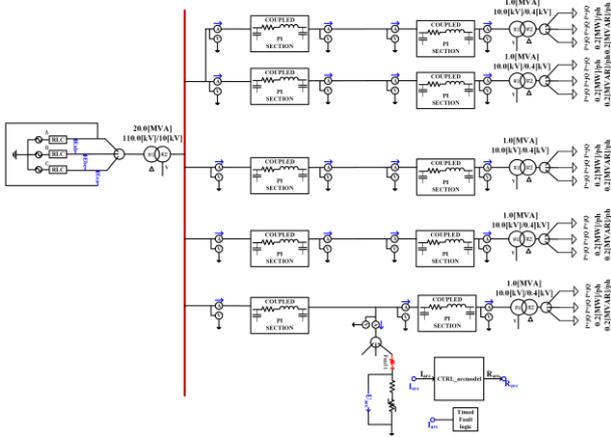


图 1 10 kV 配电网仿真模型

Fig. 1 10 kV distribution network simulation model

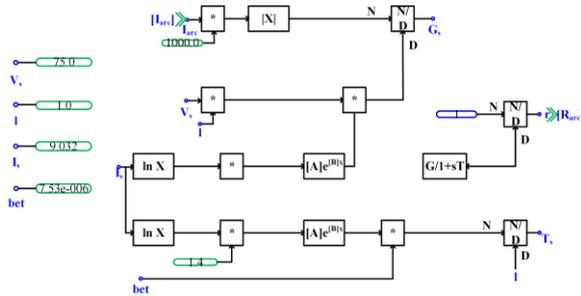


图 2 控制论电弧模型

Fig. 2 Cybernetic arc model

通过改变电弧长度 l 对小电流接地系统单相接地电弧故障进行仿真分析,如图 4 当 l 分别为 1 cm、5 cm、10 cm 情况下的电弧电流波形。当 l 增大时,电弧电流的零休状态更加明显,并且 l 在此范围内变化时,燃弧稳态过程中的电流峰值变化不大。

在实际中,由于配电网结构复杂,发生故障后的电流信号存在高次谐波,无法直接辨别是否处于故障情况。图 5 所示为在 0.6 s 时发生电弧故障持续至 0.8 s 的电流信号波形,分析对比故障前后电流波形可以看出,在谐波干扰的情况下,电弧故障特征并不明显。所以需要在配电网仿真模型中加入谐波模块弱化电弧特征来模拟实际情况并进行研究。

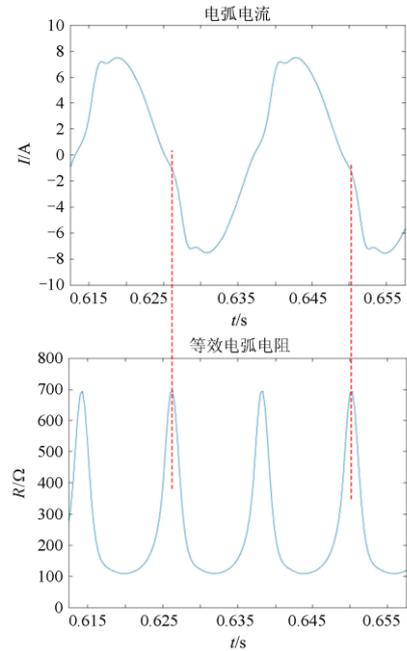
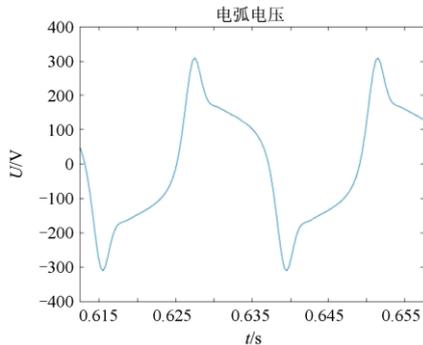


图 3 电弧外输出特性曲线

Fig. 3 Arc output characteristic curve

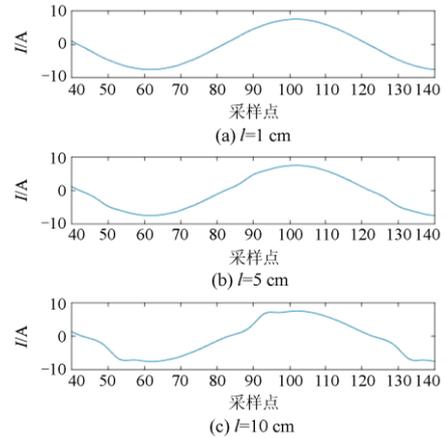


图 4 不同弧长电弧电流波形

Fig. 4 Different arc length current waveform

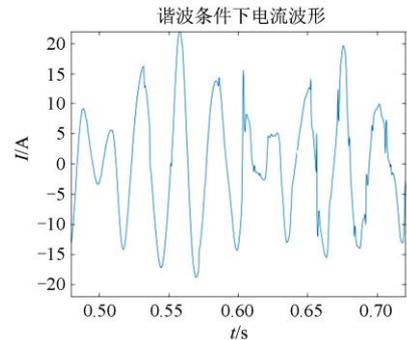


图 5 处于谐波情况下的仿真电流信号

Fig. 5 Simulation current signal in harmonic condition

2 VMD 预处理算法

2.1 VMD 原理

将原始电流信号 i 采用 VMD 算法分解为 K 个模态分量, 分解原则为每个分量带宽有限且所有分量带宽之和最小, 约束条件为所有电流模态分量之和与原始电流信号相等。VMD 算法分解电流信号的表达式为

$$\begin{cases} \min_{\{I_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * I_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \sum_{K=1}^K I_k = i \end{cases} \quad (6)$$

式中: K 为电流信号模态分量个数; $\{I_k\}$ 、 $\{\omega_k\}$ 分别表示分解后的第 K 个电流信号模态分量和中心频率; $\delta(t)$ 为狄拉克函数; $*$ 为卷积运算符。

$$L(\{I_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_K \left\| \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * I_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_K I_k \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), i(t) - \sum_K I_k(t) \right\rangle \quad (7)$$

式中: λ 为 Lagrange 算子; α 是为了降低高斯噪声的干扰引入的二次惩罚因子。

采用交替方向乘子迭代算法和 Parseval 定理求解 VMD 算法分解的优化模型, 得到 I_k 、 ω_k 和 λ 最优解的表达式为

$$\hat{I}_k^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{i}(\omega) - \sum_{m \neq k} \hat{I}_m(\omega) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (8)$$

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^\infty \omega \left| \hat{I}_k^{n+1}(\omega) \right|^2 d\omega}{\int_0^\infty \left| \hat{I}_k^{n+1}(\omega) \right|^2 d\omega} \quad (9)$$

$$\lambda^{n+1}(\omega) \leftarrow \lambda^n(\omega) + \gamma \left(f(\omega) - \sum_K \hat{I}_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (10)$$

式中: γ 为噪声容忍度, 满足信号分解的保真度要求; $\hat{I}_k^{n+1}(\omega)$ 、 $\hat{I}_i(\omega)$ 、 $f(\omega)$ 和 $\lambda(\omega)$ 分别对应 I_k^{n+1} 、 $I_i(t)$ 、 $i(t)$ 和 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换。

电流信号 VMD 处理迭代求解过程如下:

- 1) 初始化 \hat{I}_k^1 、 ω_k^1 、 λ^1 和最大迭代次数 N , $n \leftarrow 0$;
- 2) 利用式(8)和式(9)更新 \hat{I}_k 和 ω_k ;

3) 利用式(10)更新 λ ;

4) 判断是否达到收敛条件, 若不满足

$$\sum_K \left\| \hat{I}_k^{n+1} - \hat{I}_k^n \right\|_2^2 / \left\| \hat{I}_k^n \right\|_2^2 < \varepsilon (\varepsilon > 0) \text{ 且 } n < N, \text{ 则返回}$$

2), 否则完成迭代, 输出最终的 \hat{I}_k 和 ω_k 。

2.2 基于 VMD 算法的原始电流信号处理

图 6 为仿真电流信号及其经 VMD 算法处理后的固有模态分量图。由图 6 可知, 正常与故障条件下相对应的各个分量的 IMF1 分量曲线表现出较大的差别, 具有明显的随机性和波动性, 且其他分量的波形变化皆受仿真增加的谐波分量影响, 并不能体现故障电弧的主要特征。所以选择 IMF1 分量作为电弧特征输入。

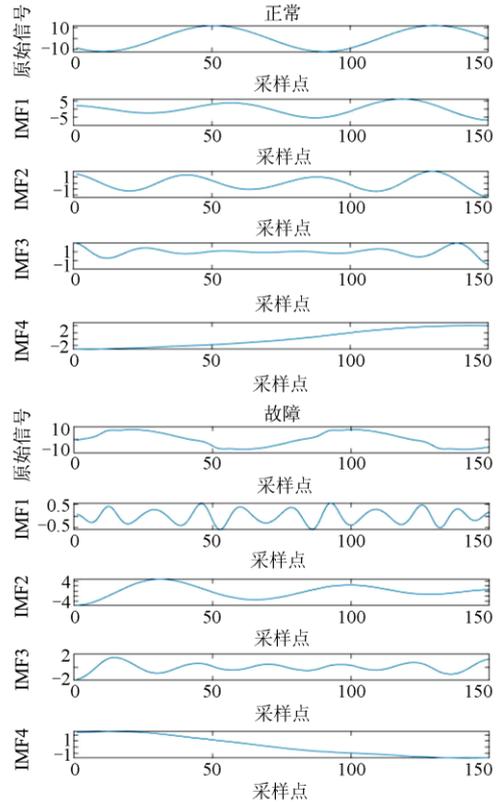


图 6 仿真信号及其经 VMD 处理结果

Fig. 6 Simulation current signal and the result of by VMD

基于 VMD 良好的鲁棒性、端点效应抑制和模态伪分量少等特点以及 CNN 能够自适应提取多维数据抽象特征的优点, 可将经 VMD 处理后的电流信号作为 CNN 的特征输入。

3 卷积神经网络特征识别

3.1 卷积神经网络原理

将预处理后的电流信号序列 I_{VMD} 作为模型输

入, 即 $\mathbf{I}_{\text{VMD}} = [i_1, i_2, \dots, i_t, \dots, i_s]^T$ 传递到输入层。其中, $\mathbf{I}_{\text{VMD}} \in R^{s \times d}$, s 为输入序列长度, d 为特征值个数, i_t 表示 t 时刻特征值向量, i_t 的维数为 d 。输入数据经卷积运算后映射为卷积层, 如式(11)一式(13)所示。

$$\mathbf{i}_c^j = f_r(\mathbf{I} * \mathbf{W}_C^j + b) \quad (11)$$

$$f_r(z) = \max(z, 0) \quad (12)$$

$$i_{\text{p,last}}^j = \max(i_c^j) \quad (13)$$

式中: $f_r(z)$ 为激活函数, 用于对经卷积运算后的数据进行非线性化; $*$ 表示卷积运算; i_c^j 为由卷积核 \mathbf{W}_C^j 生成的预处理后电流的第 j 个特征映射; $j \in [1, n_c]$, n_c 为卷积核个数; 卷积核 $\mathbf{W}_C^j \in R^{m \times d}$ 是一个权值矩阵, 其中 m 为卷积核尺寸; b 为偏置。式(13)为最大池化层公式。

全连接层包含多层隐含层, 对全局预处理后的电流信号时序特征进行抽象组合。全连接层的输出为

$$\mathbf{i}_{\text{fc}} = f_r(i_{\text{p,last}}^j \mathbf{W}_{\text{fc}} + b) \quad (14)$$

式中: $f_r(z)$ 为激活函数, 同样为 ReLU; $\mathbf{W}_{\text{fc}} \in R^{n_{\text{fc}}}$ 为全连接层的权值矩阵; n_{fc} 为隐含单元数。

对于二分类问题, 其输出单元数为 1, 经过全连接得到分类结果, 其输出为

$$\tilde{\mathbf{I}} = f_\sigma(i_{\text{fc}} \mathbf{W}_{\text{fc}} + b) \quad (15)$$

$$f_\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (16)$$

激活函数 $f_\sigma(z)$ 为 sigmoid 函数。最终输出分类结果 $\tilde{\mathbf{I}} \in (0, 1)$, 表示属于不同类别的概率。

3.2 基于 CNN 模型的故障电弧检测仿真实验

本文设计的 CNN 网络结构由输入层、2 个 Conv+ReLU 层、2 个 Maxpooling 层和一个全连接层构成。

输入信号经过 Conv+ReLU(卷积层的步长为 1)的模块和步长为 2 的 Maxpooling 层来提取特征。通过之后的模块进一步提取特征和降维, 全连接层对特征进行合适的变换。

将经 VMD 预处理的电流信号第一固有模态分量 IMF1 作为网络的输入层同时为样本标记相应的状态标签, 故障电弧设计为 1, 正常情况设计为 0。

由图 7 及表 1 可以看出, 仿真数据经 CNN-VMD 辨识准确率相对于未预处理数据直接进行 CNN 辨识, 准确率提高了 40.7%, 对于经核主成分分析 KPCA-CNN 辨识准确率提高了 10.4%。

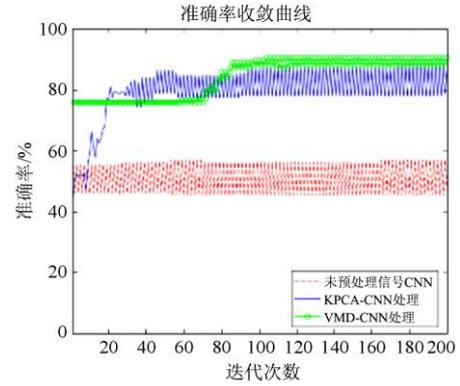


图 7 仿真电流信号经算法处理后的准确率

Fig. 7 Result of the simulation current signal by the algorithm

表 1 CNN 仿真故障电弧检测结果

Table 1 CNN simulation fault arc detection results

序号	数据	准确率/%
1	CNN 处理仿真原始数据	50.4
2	经 KPCA-CNN 处理的仿真数据	80.7
3	经 VMD-CNN 处理的仿真数据	91.1

4 实际系统故障电弧检测试验与分析

研究对象包括安徽省某区域的 10 kV 电力系统, 如图 8 所示。该系统中共有 4 条出线、61 个节点, 馈线总负荷为 1.16 MW+j0.69 Mvar。目前已有 27 个节点安装了光伏系统, 在出线 3 内的 39 节点处发生小电流电弧接地故障, 由变电站内线路保护测控装置采集的故障电流信号原始数据及经 VMD 预处理结果如图 9、图 10。

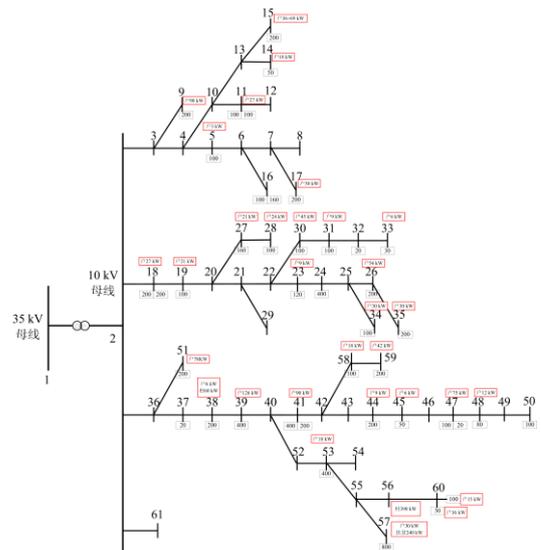


图 8 61 节点实际系统的拓扑结构图

Fig. 8 Topological model of the actual 61-node distributed power grid

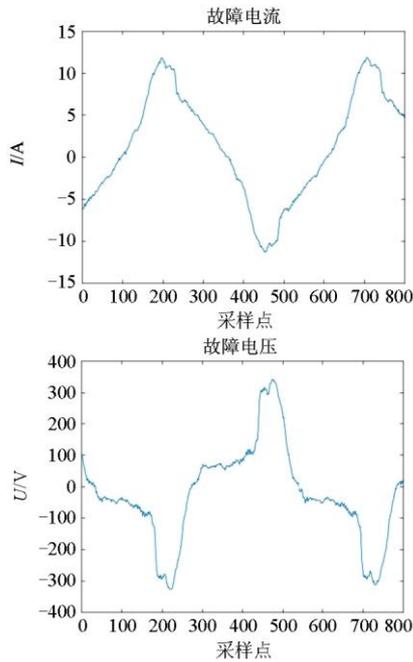


图 9 实测电弧电流和电压波形

Fig. 9 Measured arc current and voltage waveform

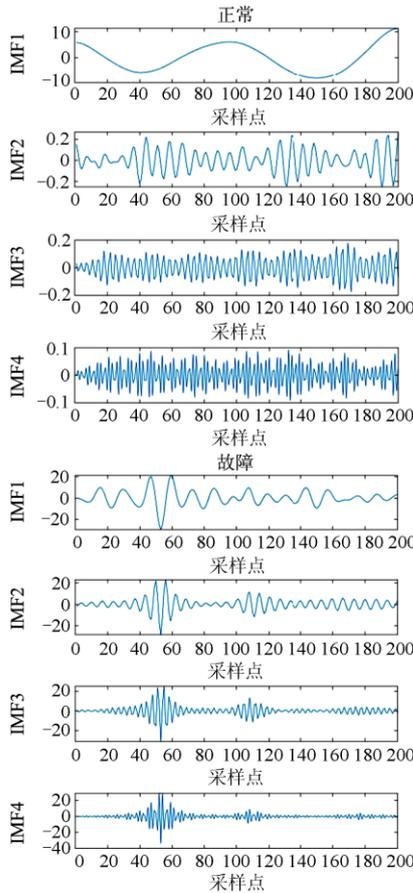


图 10 实测电流信号 VMD 处理结果

Fig. 10 Result of the measured current signal by VMD

由图 9 可知, 实测故障电压波形与仿真结果一致, 出现尖峰过电压并且电压大小迅速下降维持平稳状态, 实测故障电流波形出现了零休现象, 与仿真分析一致。由图 10 可知, 故障状态下经由 VMD 分解后的电流信号 IMF1 分量波形存在的明显畸变, 与上文仿真分析结果一致, 故将 IMF1 分量作为 CNN 特征输入。

将电流信号的一个周波 IMF1 分量作为 CNN 输入的一组样本, 正常运行以及发生故障电弧各 1 000 组样本数据, 按照 8:2 的比例分为训练集和测试集两部分, 标记相应状态标签, 其中故障电弧设计为 1, 正常情况设计为 0。

由图 11 和表 2 可知, VMD-CNN 处理实测数据的准确率相对于直接对原始实测数据进行 CNN 辨识的准确率提高了 45.3%, 相对于 KPCA-CNN 辨识的准确率提高了 22.4%。即: 对处于谐波干扰情况下的电流信号直接进行 CNN 算法辨识, 准确率较低; 经由 VMD 算法处理后选择第一固有模态分量作为 CNN 的特征输入后, 准确率大幅提升, 准确率收敛时间大幅缩减。

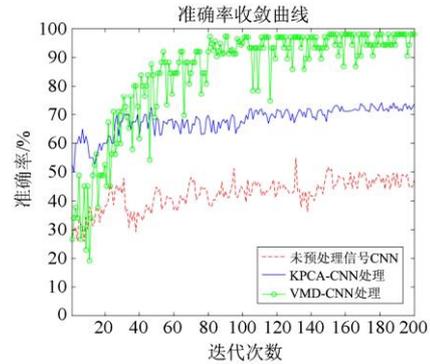


图 11 实测电流信号经算法处理后的准确率

Fig. 11 Accuracy of the natural signal by the algorithm

表 2 CNN 实测故障电弧检测结果

Table 2 CNN natural fault arc detection results

序号	数据	准确率/%
1	CNN 处理实测原始数据	49.6
2	经 KPCA-CNN 处理的实测数据	72.5
3	经 VMD-CNN 处理的实测数据	94.9

5 结论

针对配电网结构日趋复杂、电气火灾频发以及小电流接地系统接地电弧故障难以被检测的问题, 进行基于 VMD-CNN 的小电流接地系统的故障电弧检测方法研究, 在 PSCAD 软件上建立改进的“控制论”电弧模型, 能准确描述故障电弧特性。通过 VMD 算法对电气信号进行分解, 可以大幅增加故

障识别特征。仿真和试验结果均表明选择经由 VMD 算法处理后的第一固有模态分量作为 CNN 的特征输入准确率大幅提升, 判定时间大幅缩短。提供了一种小电流接地系统故障电弧检测的有效方法。

参考文献

- [1] 郑洁云, 胡梦月, 胡志坚, 等. 考虑可靠性及需求响应的配电网规划模型[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(3): 173-182.
ZHENG Jieyun, HU Mengyue, HU Zhijian, et al. Multi-objective planning model of distribution network considering reliability and demand response[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(3): 173-182.
- [2] 苗友忠, 李顺昕, 雷为民, 等. 考虑用户负荷类型的含分布式电源的配电网可靠性评估[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(2): 93-99.
MIAO Youzhong, LI Shunxin, LEI Weimin, et al. Reliability evaluation of distribution network with distributed generation considering customer sectors[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(2): 93-99.
- [3] 孙可, 张全明, 郑朝明, 等. 能源互联网视角下的未来配电网发展[J]. 浙江电力, 2020, 39(1): 1-8.
SUN Ke, ZHANG Quanming, ZHENG Zhaoming, et al. Development of distribution network in the future from the perspective of energy internet[J]. Zhejiang Electric Power, 2020, 39(1): 1-8.
- [4] 尚龙龙, 魏碧松, 王伟, 等. 主动配电网储能动态配置规划方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(17): 84-92.
SHANG Longlong, WEI Bihui, WANG Wei, et al. A planning method of dynamic energy storage configuration in an active distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(17): 84-92.
- [5] 孔顺飞, 胡志坚, 谢仕伟, 等. 考虑利用与电动汽车充电网络的规划网多目标规划[J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36(1): 106-116.
KONG Shunfei, HU Zhijian, XIE Shiwei, et al. Multi-objective planning of distribution network considering distributed energy storage and electric vehicle charging network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(1): 106-116.
- [6] 陈红. 电网 10 kV 系统中性点接地方式改造探讨[J]. 福建建设科技, 2021(5): 87-89.
CHEN Hong. Discussion on transformation of neutral point grounding mode of 10 kV power grid system[J]. Fujian Construction Science & Technology, 2021(5): 87-89.
- [7] 杨磊, 汪佛池, 赵涛, 等. 10 kV 配电网中性点接地方式选择及转供电技术措施研究[J]. 电瓷避雷器, 2021(1): 68-77.
YANG Lei, WANG Fochi, ZHAO Tao, et al. Neutral grounding mode selection and power transmission technology for 10 kV distribution network[J]. Insulators and Surge Arresters, 2021(1): 68-77.
- [8] XIAO Yang, OUYANG Jinxin, XIONG Xiaofu, et al. Fault protection method of single-phase break for distribution network considering the influence of neutral grounding modes[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(2): 111-123. DOI: 10.1186/s41601-020-00156-w.
- [9] 王鹏, 冯光, 韦延方, 等. 10 kV 配电网的接地故障测试述评及真型实验场设计[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(11): 178-187.
WANG Peng, FENG Guang, WEI Yanfang, et al. Review of grounding fault testing and design of real experiment field for 10 kV distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(11): 178-187.
- [10] 卫晓辉, 邵文权, 程远, 等. 配电网单相接地故障有源消弧技术综述[J]. 电力工程技术, 2020, 39(6): 58-65.
WEI Xiaohui, SHAO Wenquan, CHENG Yuan, et al. Review of single-phase grounding fault active arc-suppression technologies in distribution network[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(6): 58-65.
- [11] 唐滢松, 曾宪文, 高桂革. EMTP 高压接地故障电弧的建模与仿真[J]. 上海电机学院学报, 2018, 21(3): 41-47.
TANG Yingsong, ZENG Xianwen, GAO Guige. Modeling and simulation analysis of high voltage grounding fault arc based on EMTP[J]. Journal of Shanghai Institute of Electrical Engineering, 2018, 21(3): 41-47.
- [12] 高伟, 杨耿杰, 郭谋发, 等. 基于 DTCWT-DBN 的配电网内部过电压类型识别[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(9): 80-89.
GAO Wei, YANG Gengjie, GUO Moufa, et al. Internal overvoltage type identification for distribution network based on DTCWT-DBN algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(9): 80-89.
- [13] 李欣悦, 李凤婷, 尹纯亚, 等. 直流双极闭锁故障下送端系统暂态过电压计算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(1): 1-8.
LI Xinyue, LI Fengting, YIN Chunya, et al. Transient overvoltage calculation method of HVDC sending-end system under DC bipolar blocking[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(1): 1-8.
- [14] 刘战磊, 曾祥君, 喻锴, 等. 基于不平衡过电压动态抑

- 制的谐振接地配电网单相接地故障保护新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 42-49.
- LIU Zhanlei, ZENG Xiangjun, YU Kun, et al. A new method of single-phase grounding fault protection for a resonant grounding distribution network based on unbalanced overvoltage dynamic suppression[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 42-49.
- [15] BORISOV R K, SMIRNOV M N, GOLDUN A V, et al. An experimental study of high-frequency overvoltage spikes[J]. Russian Electrical Engineering, 2021, 92(4): 181-184.
- [16] 任伟, 李淑蓉, 薛永端. 逆变型分布式电源接入影响配电网电弧接地过电压的仿真研究[J]. 供用电, 2019, 36(2): 13-19, 28.
- REN Wei, LI Shurong, XUE Yongduan. Simulation analysis of influence of inverter interfaced distributed generator access on arc grounding overvoltage of distribution network[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(2): 13-19, 28.
- [17] 马祖涛, 李淑蓉. 小电流接地故障电弧建模分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(9): 103-108.
- MA Zutao, LI Shurong. Modeling and analysis of low current grounding fault arc[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2021, 33(9): 103-108.
- [18] 李淑蓉, 薛永端, 徐丙垠. 小电流接地故障电弧建模及过电压分析[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(1): 47-53.
- LI Shurong, XUE Yongduan, XU Bingyin. Arc modeling and overvoltage analysis of low current earth fault[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(1): 47-53.
- [19] 王梦昊, 李开成, 刘畅, 等. 基于改进 VMD 去噪的 Prony-GSO 联合谐波检测方法[J]. 电测与仪表, 2020, 57(24): 102-107.
- WANG Menghao, LI Kaicheng, LIU Chang, et al. Prony-GSO joint harmonic detection method based on improved VMD denoising[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(24): 102-107.
- [20] 翟二杰, 舒征宇, 汪俊. 基于 VMD-LSTM 的小电流接地系统故障选线方法[J]. 电工电能新技术, 2021, 40(1): 70-78.
- ZHAI Erjie, SHU Zhengyu, WANG Jun. Fault line selection method of small current grounding system based on VMD-LSTM[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2021, 40(1): 70-78.
- [21] 魏东, 龚庆武, 来文青, 等. 基于卷积神经网络的输电线路区内外故障判断及故障选相方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(增刊 1): 21-28.
- WEI Dong, GONG Qingwu, LAI Wenqing, et al. Research on fault diagnosis and fault phase selection method of transmission line based on convolutional neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(S1): 21-28.
- [22] 周新城, 吴自然, 吴桂初. 基于 1D-CNN 的串联故障电弧检测[J]. 应急管理研究, 2020, 39(2): 278-287.
- ZHOU Xincheng, WU Ziran, WU Guichu. Detection of series fault arc based on 1D-CNN[J]. Emergency Management Research, 2020, 39(2): 278-287.
- [23] 郑炜, 林瑞全, 王俊, 等. 基于 GAF 与卷积神经网络的电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(11): 97-104.
- ZHENG Wei, LIN Ruiquan, WANG Jun, et al. Power quality disturbance classification based on GAF and a convolutional neural network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(11): 97-104.
- [24] KLUCZNIK J, LUBOSNY Z, DOBRZYNSKI K, et al. Secondary arc modelling for single pole reclosing analyses[C] // IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 26-30, 2015, Denver, CO, USA.
- [25] JOHNS A T, AGGARWAL R K, SONG Y H. Improved techniques for modelling fault arcs on faulted EHV transmission systems[C] // IEE Proceedings: Generation, Transmission and Distribution, 1994, 141(2): 148-154.
- [26] 邵庆祝, 崔鑫, 谢民, 等. 弧光高阻接地故障建模及数据修正算法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(11): 120-125.
- SHAO Qingzhu, CUI Xin, XIE Min, et al. Arc high resistance grounding fault modeling and data correction algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(11): 120-125.
- [27] 王宾, 崔鑫. 中性点经消弧线圈接地配电网弧光高阻接地故障非线性建模及故障解析分析[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(11): 3864-3872.
- WANG Bin, CUI Xin. Nonlinear modeling and analytical analysis of arc high resistance grounding fault in distribution network with neutral grounding via arc suppression coil[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(11): 3864-3872.

收稿日期: 2021-09-03; 修回日期: 2021-10-27

作者简介:

崔朴奕(1998—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为配电网故障诊断; E-mail: z20301168@stu.ahu.edu.cn

李国丽(1961—), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电机优化设计、机器人; E-mail: liguoli@ahu.edu.cn

张倩(1984—), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为配电网故障诊断, 新能源功率预测。E-mail: qianzh@ahu.edu.cn

(编辑 葛艳娜)