

基于电流积分与时序卷积网络-支持向量机的 直流配电网故障定位

祝光思涵 洪 翠

(福州大学电气工程与自动化学院, 福州 350108)

摘要 本文提出一种结合电流积分变化趋势和时序卷积网络 (TCN)-支持向量机 (SVM) 的直流配电网故障定位方法, 以区分故障类型并实现直流配电网故障精确定位, 为实现直流配电网保护奠定基础。首先计算故障电流的积分序列, 并用变分模态分解 (VMD) 算法分解积分序列, 将分解所得高频固有模态函数的特征量作为 TCN 与 SVM 组合模型的输入特征向量, 实现故障线路定位和故障类型判定。仿真结果表明, 该方法能快速定位故障线路, 准确识别不同故障, 并且有较好的适应性和具备一定的抗干扰能力。

关键词: 直流配电网故障定位; 电流积分趋势; 变分模态分解 (VMD); 时序卷积网络 (TCN)

Fault location of DC distribution network based on current integration and temporal convolutional network-support vector machine

ZHU Guangsihan HONG Cui

(College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108)

Abstract This paper proposes a DC distribution network fault location method combining current integral variation trend and temporal convolutional network (TCN)-support vector machine (SVM), to distinguish and locate DC distribution network faults, and lay the foundation for DC distribution network protection. Firstly, the integral sequence of fault current is calculated, and the integral sequence is decomposed by variational mode decomposition (VMD) algorithm. The eigenvalues of the decomposed high frequency intrinsic mode function are used as the input eigenvectors of the combination model of TCN and SVM, and the fault lines are located and the fault types are determined. The simulation results show that the scheme can not only locate the fault line quickly and identify different faults accurately, but also has good adaptability and certain anti-interference ability.

Keywords: DC distribution network fault location; current integration trend; variational mode decomposition (VMD); temporal convolutional network (TCN)

0 引言

直流配电系统阻尼小、配电线路短, 一旦发生故障容易在短时间内产生严重的过电流, 危害整个直流系统的安全^[1-2]。为保证电网可靠运行, 须灵敏快速地识别直流配电网故障类型及定位故障线路。

快速检测故障并精确定位是实施直流配电网保护的重要内容^[3-4]。目前, 已有多种分析直流配电网故障后暂态特性的实现方法。文献[5]利用前行波波特征确定区内外故障, 但对于线路近端故障的保

护判据研究不多。文献[6]利用故障后直流线路两端电流斜率快速判别故障线路, 但这种方法在故障电阻较大时易受影响。考虑利用配电线路两侧限流电抗器的边界特性识别故障区间, 文献[7]提出了一种基于限流电抗器暂态电压比的故障检测与识别方案。文献[8]通过计算线路电抗器两侧的瞬态电压比值实现故障的检测和保护, 虽然具备一定的耐受过渡电阻性能, 但容易受电抗器和分布电容的影响。纵联保护利用双端电气量信息来判别故障, 需要高性能设备和严格的数据同步。文献[9]利用测量点与

参考点之间的电压二次积分值正负极性判断故障点位置,并通过比较两侧保护单元判断区内外故障,但需要进一步研究参考点如何选取。文献[10]通过计算两端电流绝对值的改进 Jaccard 系数进行纵联保护,具有较好的同步误差耐受能力。文献[11]提出一种基于固态断路器主动注入信号与改进小波变换的直流故障测距方法,实现了故障快速定位。随着人工智能算法逐渐应用于直流系统保护,文献[12]通过逐层筛选、优化训练参数及深度挖掘故障特征,并以卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)为基础实现故障判断;文献[13]通过对波形的分解重建建立优化后的故障特征集合,输入优化后的门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)网络实现定位。这些方法虽能有效地避免阈值整定,并具有较高的准确性,但部分方法存在网络结构优化问题,且有些方法只能识别故障类型。

本文提出直流配电网故障定位方法,结合电流积分趋势变化与时序卷积网络(temporal convolutional network, TCN)-支持向量机(support vector machine, SVM)实现。通过检测各配电线路电流实现故障启动,之后分别计算当前换流器出口侧直流母线和各配电线路的暂态电流积分值,用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)算法分解暂态电流积分值,并将高频固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)波形特征量,输入 TCN-SVM 模型,从而识别出故障类型和故障线路,进而实施直流配电网保护。本文首先对所提算法进行理论分析,然后在 PSCAD/EMTDC 仿真平台上搭建直流配电网模型,验证所提定位方法的可行性和准确性,并在直流母线故障、负荷投切、复合型故障等条件下检验该方法的有效性。

1 算法基础

1.1 变分模态分解

作为一种完全非递归的信号处理方法^[14],VMD 算法将信号分解问题转变为带约束条件的变分问题,通过搜寻约束变分模型最优解实现信号的自适应分解。原始信号 $f(t)$ 经 VMD 被分解为 K 个高频 IMF 分量,变分约束模型为

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

式中: $u_k(t)$ 、 ω_k 分别对应分解后第 k 个模态分量及其中心频率; $\delta(t)$ 为冲击函数。引入二次惩罚项 α 和拉格朗日乘子 λ , 使以上变分问题不受约束。

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

结合交替乘子算法和傅里叶变换,解得各模态分量和中心频率。迭代更新公式分别为

$$\hat{u}_k^{l+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{l+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^l(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^l(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^l)^2} \quad (3)$$

$$\omega_k^{l+1} = \frac{\int_0^{+\infty} \omega |\hat{u}_k^{l+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^{+\infty} |\hat{u}_k^{l+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (4)$$

$$\hat{\lambda}^{l+1}(\omega) = \hat{\lambda}^l(\omega) + \tau \left(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{l+1}(\omega) \right) \quad (5)$$

式中: $\hat{u}_k^{l+1}(\omega)$ 、 $\hat{u}_i^l(\omega)$ 、 $\hat{f}(\omega)$ 、 $\hat{\lambda}^l(\omega)$ 分别为 $u_k^{l+1}(t)$ 、 $u_i^l(t)$ 、 $f(t)$ 、 $\lambda^l(t)$ 的傅里叶变换; ω 为角频率; τ 为满足信号保真需求而设置的噪声容忍度值。

1.2 时序卷积网络与支持向量机

1) 时序卷积网络

TCN 由卷积神经网络改进得到,能有效避免卷积运算导致未来信息泄漏的问题,被广泛应用于时间序列预测^[15]、数据异常值检测、行为识别等领域。残差块是 TCN 最重要的组成单元,残差块的跳跃连接,有助于解决梯度消失和爆炸问题,TCN 残差块结构示意图如图 1 所示。

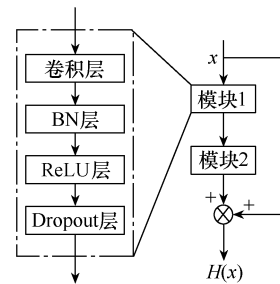


图 1 TCN 残差块结构示意图

TCN 残差块主要由卷积层、批归一化 (batch normalization, BN) 层、修正线性激活单元 (rectified linear unit, ReLU) 层等构成^[16]。图 1 中残差块的每个模块都经过了因果卷积和膨胀卷积计算, 如图 2 所示, 这使其可以利用更少的卷积计算获得更大的感受野。

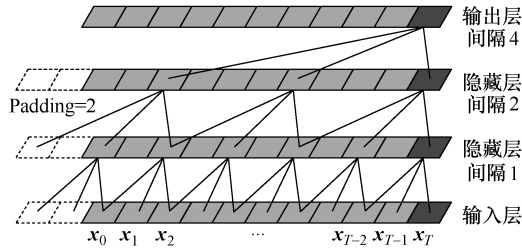


图 2 因果卷积和膨胀卷积示意图

直流配电网发生故障后的快速处理是保证系统稳定可靠性的必要手段。本文采用 TCN 主要基于: ①与复杂的卷积神经网络相比, TCN 模型结构简单, 训练所需时间短; ②TCN 具有并行性, 通过模块的膨胀、因果卷积计算, 可同时处理多个故障数据, 运行速度快; ③TCN 采用残差结构, 处理故障特征时, 具备梯度稳定的优点。

2) 支持向量机

SVM 算法基于统计学习理论和最小结构化风险理论, 根据不同样本特征在高维空间中构造一个超平面或一组超平面, 最大程度地实现不同类别的数据分离, 多用在图像识别、故障检测、文本分类等场合。其样本集通常可表示为

$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_d, y_d)\} \quad (6)$$

式中: x_i 为训练数据, $x_i \in \mathbf{R}^n$; y_i 为分类标签, $y_i \in \{-1, +1\}$; $i=1, 2, \dots, d$ 。

本文采用基于二分类 SVM 的多分类 SVM 来区分故障类型。

3) TCN-SVM 模型

TCN 可通过膨胀卷积计算充分挖掘数据的深层次特征, 但故障特征样本为非线性, 利用 TCN 输出层自有的 Softmax 分类器实现分类的效果较差。SVM 在面对多分类边界复杂且非线性问题时, 通过将低维空间特征映射到高维空间, 实现故障样本的准确划分, 且能避免局部最优解问题。结合这两种方法, 能更有效地提高模型实现故障定位的准确率。TCN-SVM 模型结构如图 3 所示。

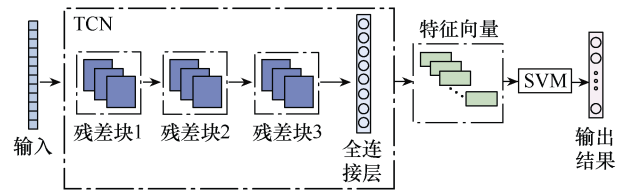


图 3 TCN-SVM 模型结构

2 特征分析

2.1 线路电流积分

以图 4 所示四端柔性直流配电网为例, 分析网络中直流配电线路的电流积分特性。

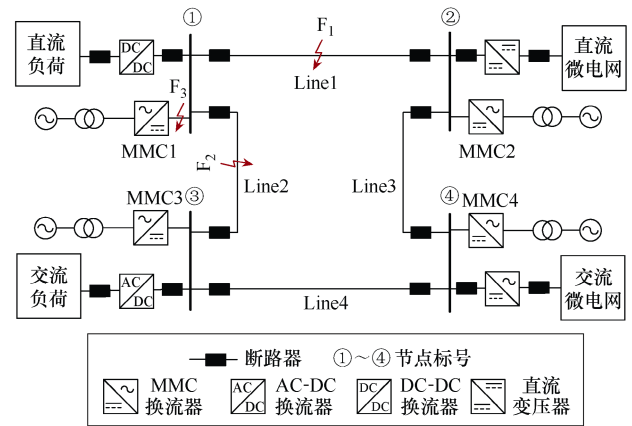
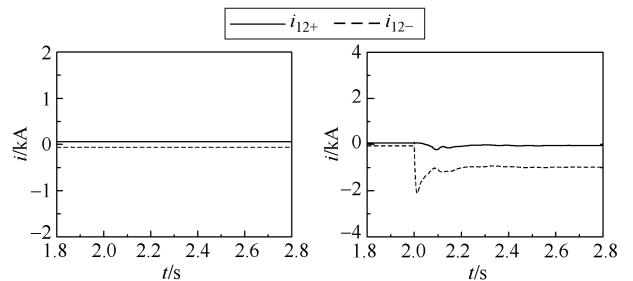


图 4 四端柔性直流配电网拓扑示意图

图 4 中, 以各换流器出口处的直流母线为电气节点, 编号①、②、③、④; 从换流器侧馈入电气节点的电流定义为 i_M , 其中 $M=1, 2, 3, 4$, 无论正负极电流均以流入节点为正向; 各直流配电线路通过的电流定义为 i_{mn} , $m, n=1, 2, 3, 4$, 无论正负极电流均以流出节点为正向; 此外, 设定故障点 F_1 、 F_2 和 F_3 , 如图 4 所示。以线路 1 为例, 当系统正常运行及本线路 (F_1 处) 发生故障时, 不同工况下的线路电流 i_{12} 波形如图 5 所示。

根据图 5 可知, 配电线路故障时其故障极电流会在短时间内突变。故障极电流突变的幅度往往受



(a) 正常运行

(b) 负极接地

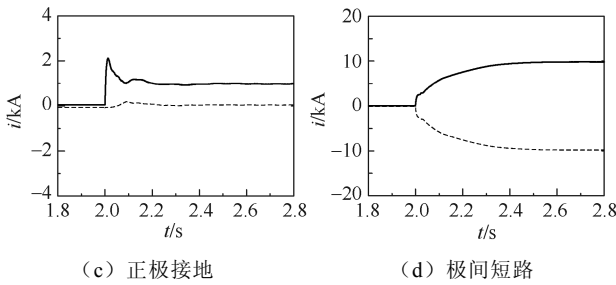


图5 不同工况的线路电流 i_{12} 波形

故障场景影响,对电流进行积分运算能更准确地反映电流幅值的整体变化趋势,更方便分析配电线路的运行情况。

为有效区分不同故障类型的特征差异,不遗漏故障信息,同时又不会导致计算繁琐而无法实现快速检测,本文将采样窗口划分为等长度区间,计算各电流在每个区间内的积分值,得出对应的电流积分序列 $\{y[n]\}_j$, 即

$$\{y[n]\}_j = \sum x[k] \quad (7)$$

式中: j 为划分区间个数; $n=1, 2, \dots, N$, N 为每个区间内的点数; $x[k]$ 为采集的电流数据。

以故障发生后的一个区间为例,当系统正常运行和在线路1中段发生正极接地故障时,不同故障电阻 (R_g) 下的电流积分波形如图6所示。

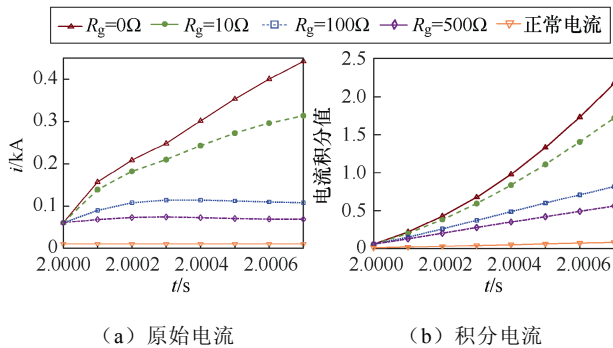


图6 不同故障电阻下的电流积分波形

由图6可见,故障发生时,通过电流积分运算可以反映电流幅值的变化情况,且具有一定的适应较大过渡电阻的能力,因此可将电流积分序列应用于直流配电系统故障定位。

依次计算每个区间的电流积分值,并将每个区间内的波形首尾连接,根据式(7)计算得出电流 i_{12} 积分值,其波形如图7所示。

由图7可见,与正常运行时相比,线路发生正

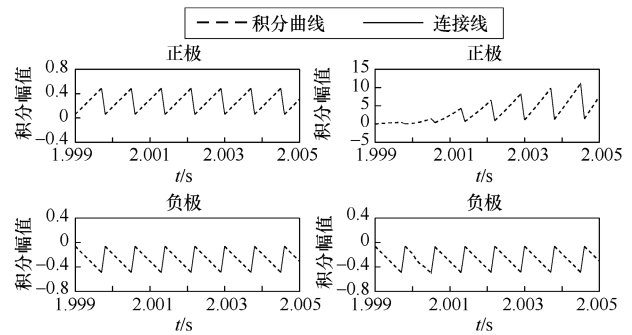


图7 线路电流 i_{12} 积分波形

极接地故障时,线路正极电流的积分波形呈递增趋势且波动幅值大,负极电流的积分波形仅在故障时刻有小幅波动,整体基本保持不变。

电流积分序列能够反映电流幅值变化的整体趋势,但时域数据在数字化处理时可能丢失部分规律特征。本文采用VMD算法进一步处理电流积分序列,其中VMD分解层数为2,惩罚因子为250。通过分解电流积分序列得到高、低频IMF,以其中更能准确反映电流积分变化趋势且适应能力较好的高频分量进行特征分析。图7所示电流 i_{12} 积分序列分解后所得高频IMF分量波形如图8所示。

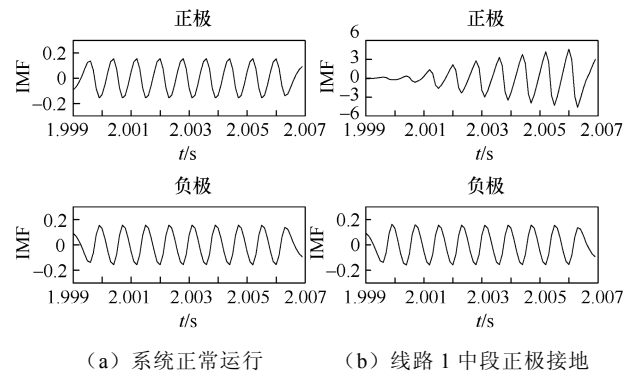


图8 线路电流 i_{12} 积分的高频IMF分量波形

由图8可知,系统正常运行时,线路正、负极电流的积分序列高频IMF波形幅值几乎不变;当线路1中段发生正极接地故障时,本线路的正极电流积分高频IMF波形幅值呈递增趋势且增幅显著,负极电流积分高频IMF波形则基本不变,与正常运行时电流积分波形的变化趋势相似。可见,利用电流积分序列的高频IMF能有效区分某一直流配电线路的运行状态。但是,实现故障定位是否可行,还需进一步分析故障位置和类型等变化时的故障电流积分高频IMF波形。

2.2 故障特性

观测直流母线故障、单一配电线路故障和配电线路复合型故障时各电流积分高频 IMF 波形变化。

1) 直流母线故障

考虑换流器 MMC1 出口处直流母线 (F_3) 处正极接地故障, 此时直流母线注入电流 i_1 和各配电线路电流 i_{12} 、 i_{13} 、 i_{24} 积分的高频 IMF 波形如图 9 所示。

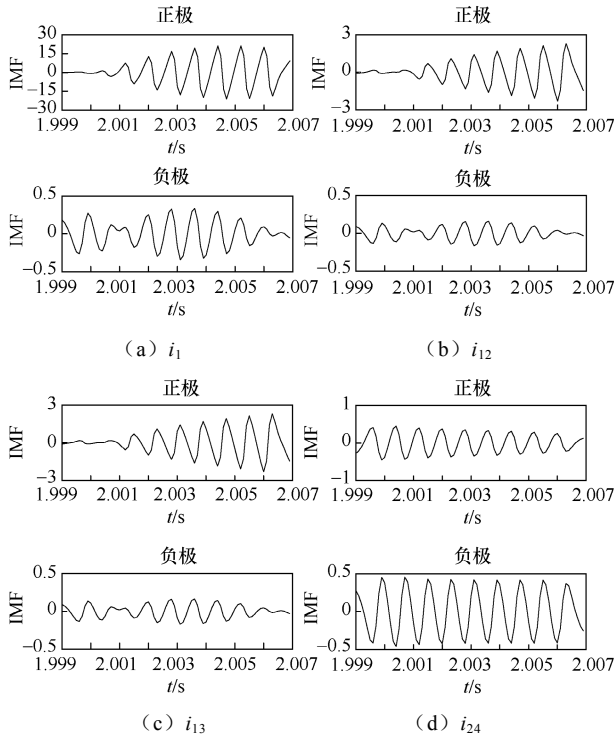


图 9 直流母线故障时各电流积分的高频 IMF 波形

此时, 换流器出口侧注入母线电流之正极电流积分高频 IMF 波形呈现递增趋势, 且波形增长幅值显著大于其他线路; 靠近故障处的线路 1、线路 2, 其正极电流积分的高频 IMF 虽然受到故障影响呈现递增趋势但波动幅值较小; 远离故障的线路 3, 其正极电流积分高频 IMF 几乎不变; 各负极电流积分高频 IMF 波形基本保持不变。

2) 单一线路故障

(1) 单极接地

线路 1 中段 (F_1) 正极接地故障时, 直流母线注入电流 i_1 和各配电线路电流 i_{12} 、 i_{13} 、 i_{24} 的电流积分高频 IMF 波形如图 10 所示, 负极接地故障时各电流积分高频 IMF 波形如图 11 所示。

由图 10 和图 11 可见, 某一配电线路发生单极接地故障时, 与故障线路相连换流器出口侧母线注入电流的电流积分高频 IMF 波形呈现递增趋势; 故障线路的故障极电流积分高频 IMF 波形呈现递增趋

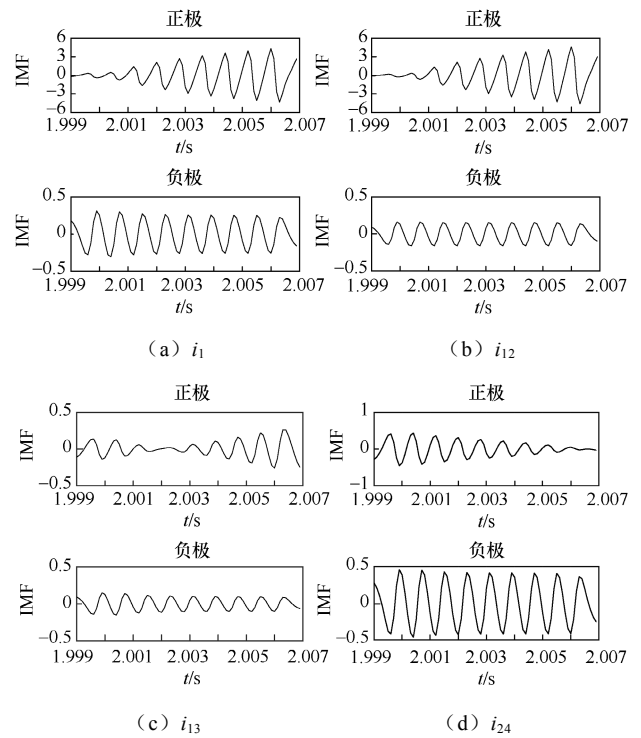


图 10 线路 1 正极接地时各电流积分的高频 IMF 波形

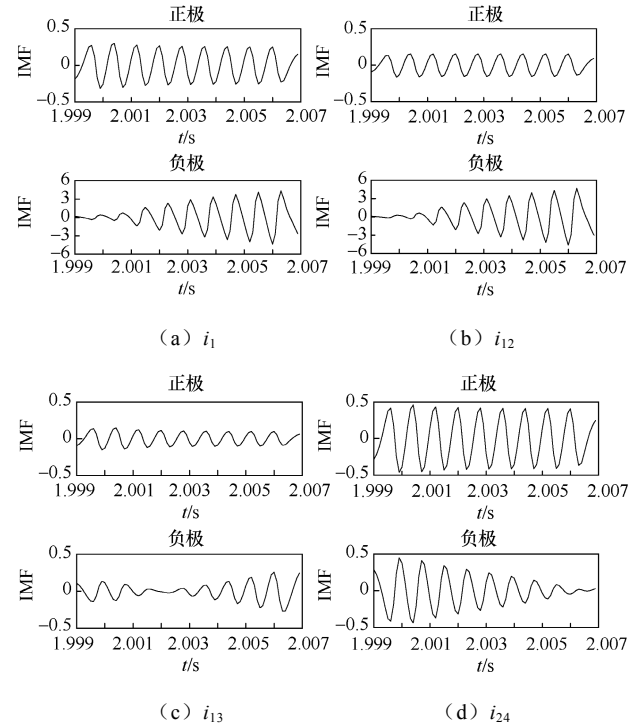


图 11 线路 1 负极接地时各电流积分的高频 IMF 波形

势, 且幅值显著大于其他非故障线路; 非故障极电流积分高频 IMF 波形基本保持不变。非故障的线路 2、3 受到故障影响, 其正、负极电流积分高频 IMF 波形可能呈现递减趋势, 但只在故障后短时间内发

生,且波动幅度小,并未影响整体电流积分高频 IMF 波形趋势。

(2) 极间短路

当线路 1 (F_1) 发生极间短路故障时,各电流积分高频 IMF 波形如图 12 所示。

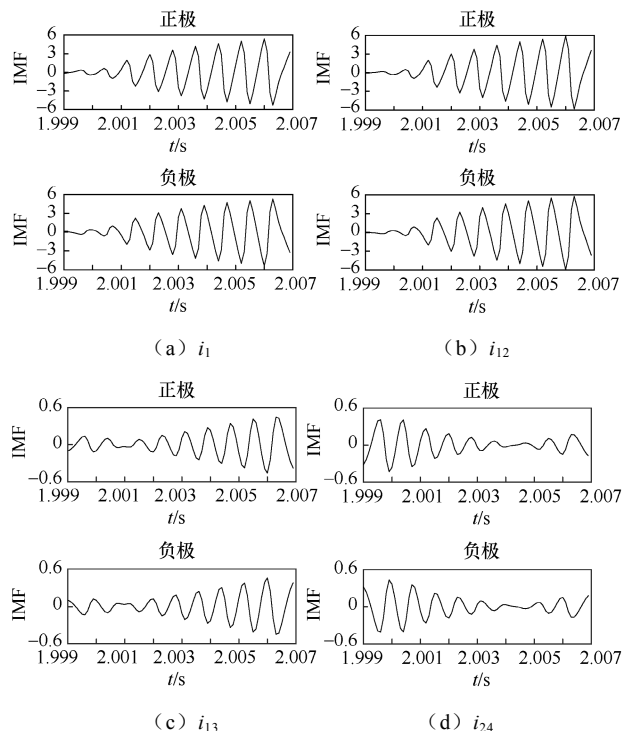


图 12 线路 1 极间短路时各电流积分的高频 IMF 波形

此时,故障线路正、负极电流积分高频 IMF 波形均呈现递增趋势且波动幅度大于非故障线路;非故障线路 2 正、负极波形受到故障影响,波形发生小幅度波动,整体波形保持不变;非故障线路 3 正、负极波形虽然呈现递减趋势,但是相较于故障线路波形幅值变化小。

3) 线路复合故障

考虑直流线路 1 (F_1) 处正极接地故障同时配电线路 2 (F_2) 处发生极间短路故障。此时,换流器出口侧直流母线电流注入电流 i_1 和各配电线路电流 i_{12} 、 i_{13} 、 i_{24} 积分的高频 IMF 波形如图 13 所示。

由图 13 可知,与两条故障线路相连换流器出口侧母线注入电流 i_1 ,其正负极电流积分的高频 IMF 波形均呈现递增趋势。线路 1 所通过电流 i_{12} ,故障的正极电流积分高频 IMF 波形呈现递增趋势,未故障的负极波形基本保持不变;线路 2 所通过电流 i_{13} ,故障的正、负极电流积分高频 IMF 波形均呈现递增趋势;非故障线路各极电流积分的高频 IMF 波形基本保持不变。可见,当不止一条配电线路有故障时,

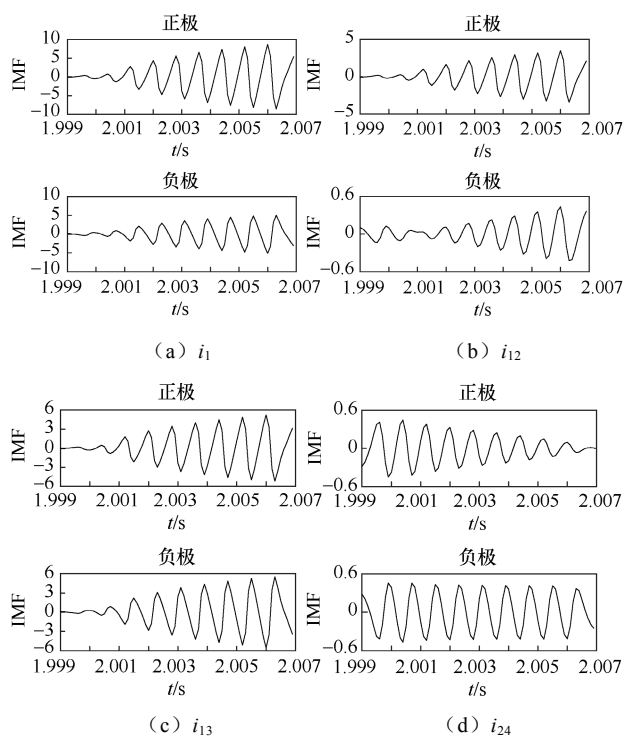


图 13 复合故障时各电流积分的高频 IMF 波形

线路波形趋势并不会相互影响,此时故障线路与单一线路故障时的电流特征规律一致。

综上所述,当直流母线处故障时,换流器出口侧母线故障极电流积分高频 IMF 波形呈现递增趋势,且增长幅值大于其他换流器出口和配电线路电流积分高频 IMF 波形;当配电线路发生故障时,与故障线路相连的换流器出口侧电流积分高频 IMF 波形呈现递增趋势,且波形增长幅值近似,线路故障极电流积分高频 IMF 波形呈现递增趋势,且增长幅值大于其他非故障线路电流积分高频 IMF 波形,而非故障线路电流积分高频 IMF 波形尽管在短时间内发生波动,但波动幅值小,整体波形趋势基本保持不变。可见,电流积分的高频 IMF 波形确实能够反映不同故障下的特征差异。

3 定位方案设计

基于电流积分的高频 IMF 波形所展现出的特征差异,结合 VMD 与电流积分趋势变化设计直流配电网定位方案,主要包括基于滑动检测的故障启动、电流积分高频 IMF 波形趋势夹角计算和基于 TCN-SVM 模型的故障识别定位三步。

3.1 启动算法

采用滑动检测启动算法计算配电线路电流的合并标准差 s ,即

$$s = \sqrt{\frac{(a-1)s_1^2 + (b-1)s_2^2}{a+b-2}} \quad (8)$$

式中： a 和 b 为通过滑动采样窗口将数据划分成两个子序列的数据个数； s_1^2 、 s_2^2 分别为两个子序列的方差。

为依次检测突变点的存在，设定子序列数据个数 $b=1$ ，以线路 1 在 2s 发生正极接地故障为例，不同序列长度下故障线路正极电流的合并标准差如图 14 所示。

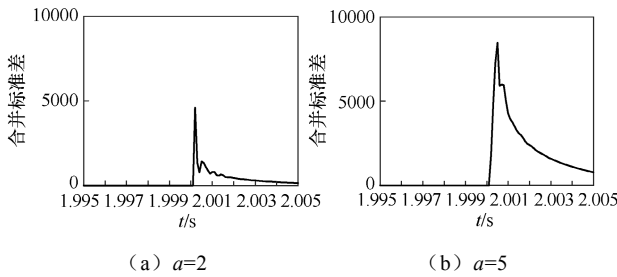


图 14 不同序列长度下故障线路正极电流的合并标准差

一旦子序列数据个数 $a \geq 2$ ，当线路故障时，该线路电流的合并标准差在短时间内会显著增大，通过设置合理阈值即能判断出线路故障。此时，由式 (8) 计算的合并标准差可简化为

$$A = \sqrt{\frac{(a-1)s_1^2}{a-1}} \quad (9)$$

本文取 $a=5$ 。母线①处 0.1MW 负荷投切及配电线路 1 发生故障时，换流器出口侧直流母线、配电线路正极电流 i_1 、 i_{12} 的合并标准差如图 15 所示。

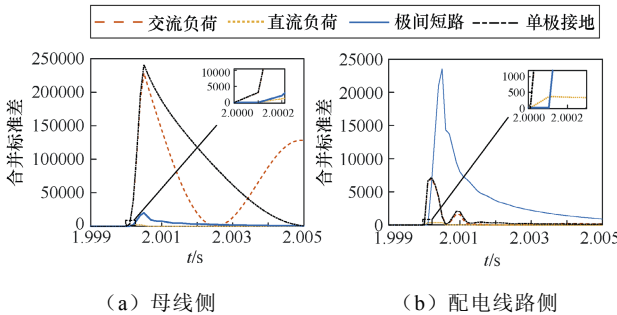


图 15 不同工况下的合并标准差

可见，系统稳定运行时，配电线路电流的合并标准差幅值接近于零；配电线路故障时，电流的合并标准差幅值变化明显。于是，启动判据可设置为

$$A > K_{set1} \quad (10)$$

式中， K_{set1} 为故障发生时的最小合并标准差，需依

照配电线路发生较大过渡电阻故障及负荷投切时配电线路电流的最小合并标准差来综合考虑。

其次，由于电流经过配电线路时产生损耗，当配电线路故障时，直流母线侧电流应小于在配电线路两端所采集的电流；而负荷投切、直流母线故障发生在直流母线侧，直流母线侧电流应大于在配电线路两端所采集的电流。

不同工况下的直流母线、配电线路的正极电流 i_1 、 i_{12} 合并标准差及最大值比值见表 1。其中， A_{Bus} 为直流母线侧电流合并标准差的最大值， A_{Line} 为配电线路电流合并标准差的最大值， R 为两者比值。

表 1 不同工况下的合并标准差及最大值比值

启动因素	A_{Bus}	A_{Line}	R
交流负荷投切	228 467.43	6 986.85	32.70
直流负荷投切	2 250.20	362.76	6.20
极间短路故障	19 979.05	23 525.64	0.85
正极接地故障	2 320.00	4 599.00	0.50
直流母线故障	241 159.27	7 145.27	33.75

本文主要研究直流配电线路故障定位，而负荷投切或直流母线侧故障均会造成电流幅值变化，因此，可设置

$$\begin{cases} R = \frac{A_{Bus}}{A_{Line}} > 1.1 & \text{负荷投切或直流母线故障} \\ R = \frac{A_{Bus}}{A_{Line}} \leq 1.1 & \text{配电线路故障} \end{cases} \quad (11)$$

满足式 (10) 和式 (11) 则判断直流配电线路发生故障，随后进行直流配电线路故障定位。

3.2 特征提取

1) 趋势夹角

为能更准确地获取电流积分高频 IMF 波形的趋势特征，定义 σ 为波形的趋势夹角，则有

$$\sigma = \arctan \left| \frac{k_1 - k_2}{1 + k_1 k_2} \right| \quad (12)$$

式中， k_1 、 k_2 分别为电流积分高频 IMF 波形上、下包络线的曲线斜率。

2) 极值差

由于故障发生时，故障电流幅值显著高于正常运行电流。因此，对电流积分高频 IMF 波形一阶求导后，计算最值差，并定义 D 为波形的极值差。

$$D = \max \{x[k+1] - x[k]\} - \min \{x[k+1] - x[k]\} \quad (13)$$

式中, $k=1,2,\dots,N$, N 为采样窗口点数。

通过提取波形的夹角、极值差可反映出波形的趋势变化: 特征值越大表明波形呈现增大趋势; 特征值越小表明波形呈现稳定趋势。由前文故障特征分析可知, 当直流母线侧故障时, 换流器出口电流波形特征值大于其他换流器出口电流和配电线路; 当配电线路故障时, 故障线路电流特征值大于所有非故障线路。判别故障极, 只需要比较正、负极电流的特征值: 正极故障时, 正极电流波形特征值较大; 负极故障时, 负极电流波形特征值较大; 极间短路故障时, 正、负极电流波形特征值近似相等。

3.3 定位方案

通过本文所述特征能够准确区分故障类型, 但在直流配电网故障定位时存在以下问题:

1) 直流母线侧存在负荷投切或发生母线侧故障时, 系统电流幅值发生较大变化, 当算法误启动时, 容易超过设定阈值, 影响系统正常运行。

2) 当采样频率变化时, 需要对电流波形进行分析, 并重新划分故障线路定位的相关阈值, 且在采样存在延迟、故障样本少等情况下, 容易导致阈值设定繁琐。

为增强方案的适应能力、避免阈值选取, 本文引入人工智能方法。依照 3.1 节实现故障启动, 再按照 3.2 节计算确定趋势夹角、极值差, 随后应用 1.2 节设计的 TCN-SVM 模型, 即可实现直流配电网故障定位, 定位方案工作流程如图 16 所示。

方案启动后, 首先采集换流器出口处直流母线及配电线路两端的正、负极电流数据, 根据式 (7) 计算电流积分序列, 随后进行 VMD 得到电流积分高频 IMF 波形, 再根据式 (12) 和式 (13) 计算特征量, 并按照图 4 所示节点, 构造特征矩阵 T 。

$$T = \begin{bmatrix} \{\sigma_M\} & \{\sigma_{mn}\} \\ \{D_M\} & \{D_{mn}\} \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中: $\{\sigma_M\}$ 、 $\{D_M\}$ 为换流器出口侧直流母线电流积分趋势夹角、极值差序列, $M=1,2,3,4$; $\{\sigma_{mn}\}$ 、 $\{D_{mn}\}$ 为配电线路电流积分趋势夹角、极值差序列, $m, n=1,2,3,4$ 。

若配电系统正常运行时受到干扰, 造成算法误动, 系统整体电流波形应保持不变, 且趋势夹角远小于故障时所得趋势夹角, 根据式 (15) 进行判断后, 再输入模型进行故障定位。

$$\forall(\{\sigma_M\}, \{\sigma_{mn}\}) > K_{set2} \quad (15)$$

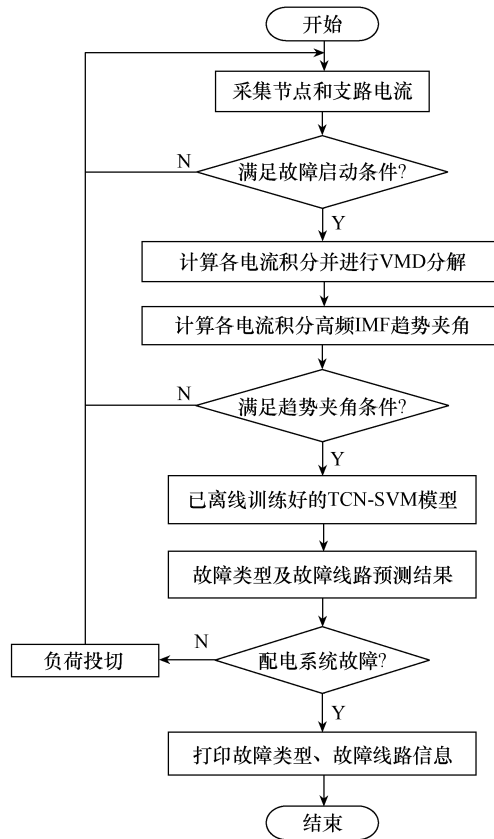


图 16 定位方案工作流程

式中, K_{set2} 为受干扰时正常运行电流的趋势夹角最大值。

方案中的 TCN-SVM 按照图 3 所示模型搭建, 首先按照式 (16) 将构造的趋势夹角、极值差样本分别进行归一化处理, 使结果值映射到 $[0, 1]$ 之间。

$$x_{new} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (16)$$

式中: x 为特征数据; x_{min} 为特征数据的最小值; x_{max} 为特征数据的最大值; x_{new} 为归一化后的特征数据。

再将归一化处理后的数据集按比例划分训练集、验证集和测试集。先将训练集、验证集输入 TCN-SVM 模型进行离线训练, 然后将测试集输入训练完成的 TCN-SVM 模型, 并利用残差块的膨胀卷积运算得到非线性特征向量组合, 最后使用 SVM 将低维序列映射到高维空间进行分类计算, 得到标签信息结果。

为了保证系统正常运行, 在离线训练时输入直流母线故障和负荷投切样本。当模型判断为配电线路故障时, 输出故障线路、类型, 从而完成故障配电线路定位, 当判断为直流侧母线故障时, 启动相

应母线保护；负荷投切造成的电流突变为系统正常运行情况，应重新开始采集电流数据。

4 仿真研究

4.1 获取样本

在 PSCAD/EMTDC 仿真平台搭建如图 4 所示的四端直流配电网模型，仿真参数见表 2。其中，MMC1~MMC3 换流站采用定有功功率控制模式、MMC4 换流站采用定直流电压控制模式；直流配电网所接入负荷包括直流负荷、交流负荷、直流微电网及交流微电网 4 类。

表 2 四端直流配电网模型仿真参数

参数	数值
直流电压/kV	10
换流站功率/MW	25
交流电压/kV	110

由于直流系统发生故障时，故障过程短且电流幅值上升快，在低采样频率条件下难以满足速动性要求，而过高的采样频率需要增加成本^[10, 17-18]，故本文采用 10kHz 进行仿真。同时，为了充分考虑在定位时过渡电阻的影响，本文分析过渡电阻取值在 0~500Ω 之间时的故障情况，设置配电线路在 2s 时发生故障，并设定不同的故障线路、故障类型、故障位置。每条配电线路的一种故障类型为一类，共计 12 类，每类均有 1 005 个样本，线路故障样本参数设置见表 3。为了保持与每一类故障样本均衡，考虑 2s 时在不同直流母线处的故障样本 1 050 个、负荷投切样本 1 000 个、配电线路复合型故障样本 1 050 个。综上所述，本文构建 15 类直流配电系统不同工况下的仿真样本，共计 15 160 个。

表 3 线路故障样本参数设置

参数	范围	数量
故障线路	Line1、Line2、Line3、Line4	4
故障类型	正极接地、负极接地、极间短路	3
相对故障位置/%	0, 25, 50, 75, 100	5
过渡电阻/Ω	0~500	201

4.2 方案有效性分析

1) 故障启动

以线路 1 发生正极接地故障为例，当故障过渡电阻 R_g 变化时，换流器出口母线侧、配电线路正极电流 i_1 、 i_{12} 滑动检测结果如图 17 所示。

从图 17 可知，线路发生正极接地故障时，过渡

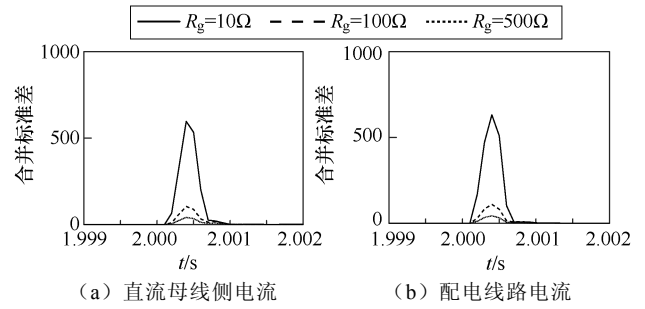


图 17 不同故障过渡电阻下的合并标准差

电阻会对故障启动算法产生影响，且过渡电阻越大时母线电流合并标准差在故障点的突变幅值越小，但均与线路正常运行存在差异，因此设置合理阈值即可保证算法正常启动。

此外，为避免直流母线侧故障和负荷投切导致算法误动，按式 (11) 计算直流母线①侧及配电线路 1 的电流合并标准差最大值之比，不同过渡电阻下电流合并标准差最大值及比值见表 4。

表 4 不同过渡电阻下合并标准差最大值及比值

故障类型	过渡电阻/Ω	A_{Bus}	A_{Line}	R
单极接地	10	4 628.28	4 979.91	0.93
	100	596.17	631.34	0.94
	500	42.03	43.59	0.96
极间短路	10	12 947.59	14 835.02	0.87
	100	1 978.44	2 241.94	0.88
	500	151.77	167.58	0.91

2) 波形特征

以线路 1 发生正极接地故障为例，采集换流器出口直流母线电流和配电线路电流，进行积分计算后再进行 VMD 算法分解，得到高频 IMF 波形计算特征量，由配电线路电流计算得到 σ_{mn} 、 D_{mn} 。线路 1 正极接地时的趋势夹角和极值差见表 5。

表 5 线路 1 正极接地时的趋势夹角和极值差

故障类型	节点标号	测量线路	σ_{mn} /rad		D_{mn}	
			正极	负极	正极	负极
线路 1 正极接地	①	Line1	0.106 3	0.001 0	2.320 5	0.213 5
		Line2	0.000 4	0.000 7	0.190 4	0.201 6
	②	Line1	0.086 1	0.001 7	1.726 9	0.248 4
		Line3	0.002 9	0.000 1	0.657 5	0.691 1
	③	Line2	0.004 8	0.001 7	0.200 2	0.208 3
		Line4	0.000 7	0.000 5	0.709 0	0.708 5
	④	Line3	0.004 0	0.000 8	0.667 7	0.687 9
		Line4	0.000 6	0.000 8	0.697 5	0.700 8

由表 5 可知，故障线路的特征量大于非故障线路，且故障极特征量大于非故障极特征量，因此可判定线路 1 正极接地故障。

3) TCN-SVM 模型

本文按照图 3 搭建 TCN-SVM 模型，实现直流配电网故障定位。TCN 主要参数见表 6，而 SVM 采用 Poly 核函数。

表 6 TCN 主要参数

参数	数值
输入量	2×24
时序卷积块个数	3
神经元数量	32, 32, 16
卷积核大小	1
膨胀率	1, 2, 4
激活函数	ReLU

计算不同工况下所有电流样本的趋势夹角，按照 8:1:1 比例划分训练集、测试集和验证集后进行模型训练，将只含配电线路故障样本的测试集输入 TCN-SVM 模型，并引入混淆矩阵对结果进行分析。混淆矩阵如图 18 所示。

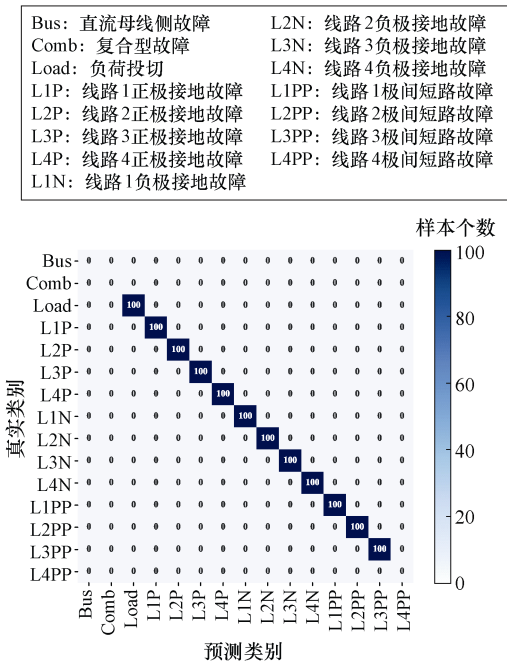


图 18 混淆矩阵

由图 18 可见，本文方案对仿真样本的故障定位准确率达到 100%，表明所提取的故障特征明显，并且能准确区分配电线路故障类型，验证了本文所提方法的有效性。

4.3 算法对比

本文将 CNN、循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 和 TCN^[16]，与本文 TCN-SVM 模型进行直流配电网故障定位效果对比。不同模型参数设置见表 7，各模型训练时间及定位准确率对比见表 8。

表 7 不同模型参数设置

模型	学习率	最大迭代次数	批量大小	随机失活
RNN	0.001	60	128	0.5
CNN	0.001	80	64	0.5
TCN	0.001	80	64	0.5
TCN-SVM	0.001	80	64	0.5

表 8 各模型训练时间及定位准确率对比

模型	定位准确率/%	训练时间/s	单个样本用时/s
RNN	95.92	78.75	0.05
CNN	98.25	220.39	0.15
TCN	100.00	122.54	0.08
TCN-SVM	100.00	125.92	0.08

可见，各模型均有较高的定位准确率，其中 RNN 在分类过程中只能串行检测且模型结构简单，准确率比其他模型低，而 CNN 采用卷积结构，模型结构相对复杂，训练时间较长。

4.4 适应性分析

直流母线故障时，滑动检测启动算法所得合并标准差如图 19 所示。

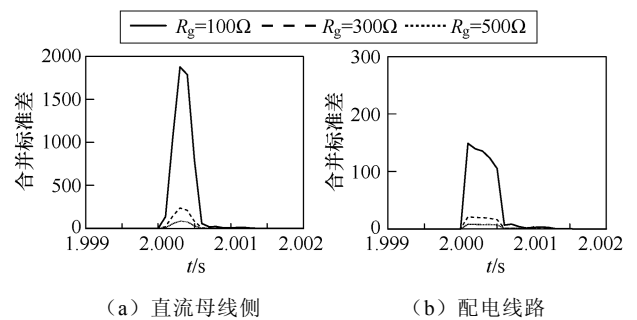


图 19 直流母线故障时的合并标准差

由图 19 可知，与正常运行系统电流相比，直流母线侧故障时，直流母线电流和配电线路电流的合并标准差均发生较大变化。根据式 (11) 计算得到不同过渡电阻下直流母线故障时的合并标准差及最大值比值见表 9。

表 9 不同过渡电阻下直流母线故障时的合并标准差及最大值比值

过渡电阻/ Ω	A_{Bus}	A_{Line}	R
100	1 875.07	149.01	12.58
300	239.67	21.68	11.05
500	87.29	8.19	10.66

当现场环境出现可能导致算法误动的干扰时,故障定位模型必须能够准确区分出负荷波动、直流母线故障和配电线路故障,保证系统正常运行。

1) 负荷投切

在图 4 所示直流配电网中,节点①处接入直流负荷时对应直流母线电流 i_1 和配电线路 1 电流 i_{12} 的电流积分高频 IMF 波形如图 20 所示;节点③处接入交流负荷时对应直流母线电流 i_3 和配电线路 4 电流 i_{34} 的电流积分高频 IMF 波形如图 21 所示。

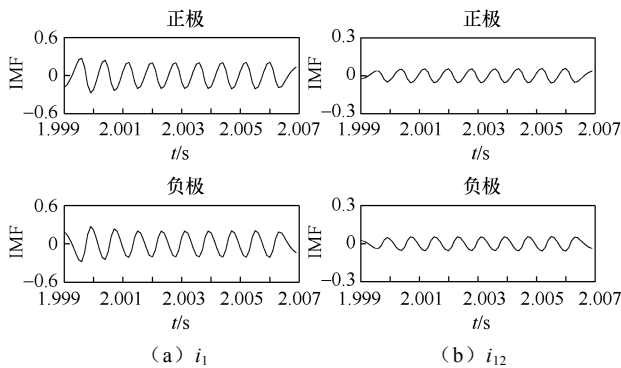


图 20 接入直流负荷时电流积分高频 IMF 波形

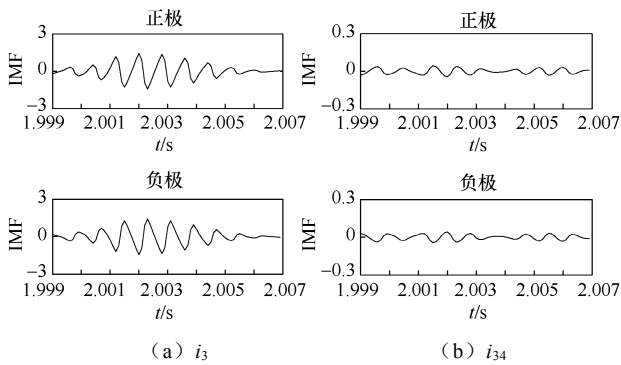


图 21 接入交流负荷时电流积分高频 IMF 波形

由图 20 和图 21 可知,当接入直流负荷时,配电线路电流积分高频 IMF 波形幅值基本保持不变;当接入交流负荷时,换流器出口侧直流母线电流正、负极波形具有相似的增长趋势。负荷投切时电流突变容易造成配电线路定位方法误判,而通过本文所提方法能准确排除干扰,同时利用人工智能方法避免了阈值划分。

2) 复合型故障

直流配电网中多条配电线路发生故障时,根据 2.2 节中对复合型故障波形特性的分析可知,依据计算得出的特征量可确定故障线路及故障类型,因此本文设计基于电流积分与 TCN-SVM 的直流配电网故障定位方案适用于复合型故障。

增加直流母线侧故障、负荷投切和复合型故障样本后,各模型定位准确率和用时见表 10。

表 10 各模型定位准确率和用时

模型	定位准确率/%	单个样本用时/s
RNN	95.10	0.20
CNN	98.01	0.11
TCN	98.47	0.09
TCN-SVM	99.87	0.11

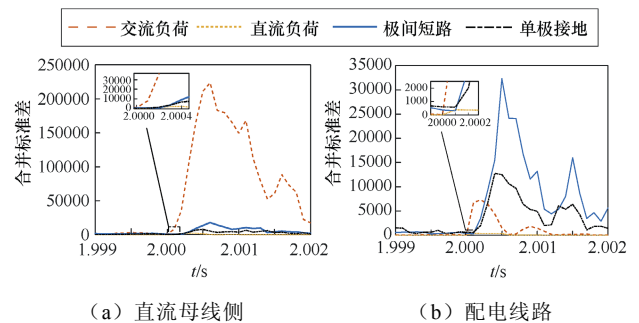
可见,增加复杂样本对模型用时的影响较小,本文 TCN-SVM 模型利用 SVM 将故障特征由低维映射到高维空间,能够适应负荷波动和直流母线侧故障的干扰,仍保持较高的定位准确率。其他三种模型的定位准确率降低得更加明显,主要是因为其普遍采用 Softmax 分类器,对非线性故障样本的定位准确度下降。

4.5 抗干扰能力

考虑噪声、数据点采样延时、训练集比例等干扰,本文分析 TCN-SVM 故障定位模型的应用情况,并与其他模型进行对比。

1) 环境噪声

首先,在测试数据中添加 30dB 高斯白噪声,不同工况的合并标准差如图 22 所示。



(a) 直流母线侧

(b) 配电线路

图 22 噪声影响下不同工况的合并标准差

由图 22 可见,受到噪声影响,电流发生较大波动,在故障时刻,电流波形的合并标准差明显突变。但是,实际应用时往往会先对波形进行去噪处理再计算。添加噪声后各模型的定位准确率见表 11。

表 11 添加噪声后各模型的定位准确率

噪声强度/dB	模型	定位准确率/%
30	RNN	91.13
	CNN	98.54
	TCN	99.07
	TCN-SVM	99.60

噪声影响下,各模型的故障定位准确率均有不同程度的下降,其中 RNN 模型受噪声干扰最严重,而本文模型仍具有最高的定位准确率。对所有测试数据分别添加 30dB、20dB 高斯白噪声,得到不同环境噪声下 TCN-SVM 模型的定位准确率见表 12。

表 12 不同环境噪声下 TCN-SVM 模型的定位准确率

噪声强度/dB	定位准确率/%
30	99.60
20	98.80

由表 12 可知,本文模型在 20dB 高斯白噪声下的故障定位准确率仍较高,表明 TCN-SVM 模型具有一定的抗干扰能力。

2) 延迟采样

样本采集可能受到采样不同步的影响。随机对所有测试样本中的 3 个采样点延迟 1ms 采样,此时各模型的定位准确率见表 13。多个采样点发生采样延迟时,TCN-SVM 模型定位准确率见表 14。

表 13 采样点延迟时各模型定位准确率

采样点延迟时间/ms	模型	定位准确率/%
1	RNN	72.73
	CNN	95.10
	TCN	99.00
	TCN-SVM	99.80

表 14 不同采样延时下 TCN-SVM 模型的定位准确率

采样点延迟时间/ms	定位准确率/%
1	99.80
2	99.73
3	99.66

由表 14 可知,多个采样节点存在采样延迟时,本文模型仍能保持较高的定位准确率。这是因为本文模型以数据的波形趋势为特征,当发生部分数据采样延迟时,仍能通过最小二乘法拟合波形整体趋势,补充故障信息,从而保证准确定位。同时,TCN-SVM 模型适用于非线性特征样本,比其他三种模型

具有更高的准确率。

3) 不同训练集

考虑到实际训练样本少,故调整训练集所占比例,得到不同训练集下 TCN-SVM 模型的定位准确率见表 15。

表 15 不同训练集下 TCN-SVM 模型定位准确率

训练集比例	定位准确率 (%)
80	99.87
60	99.76
20	99.47

由表 15 可知,当训练集占比为 80%时,TCN-SVM 模型定位效果最好,尽管随着训练集所占比例的减少,模型的定位准确率有所降低,但模型的整体定位准确率仍然较高,表明在训练数据有限的情况下,本文所提方法仍具有适用性。

4) 数据缺失

在电力系统运行过程中,环境的影响易导致电流采样数据缺失。因此,对采样窗口数据中 10 个点随机进行置零处理,数据缺失时各模型的定位准确率见表 16。

表 16 数据缺失时各模型定位准确率

数据缺失点数	模型	定位准确率/%
10	RNN	56.10
	CNN	85.89
	TCN	84.56
	TCN-SVM	86.50

由表 16 可知,当数据点随机缺失时,由于故障发生时间短,各模型的定位准确率均下降,可采用插值方法增强故障波形的高频 IMF 波形特征,提高故障定位准确率。

5 结论

本文提出了一种基于电流积分趋势变化与 TCN-SVM 的直流配电网故障定位方法。首先,通过滑动检测算法计算配电线路电流的合并标准差,作为启动判据,随后计算系统中各电流的积分值构建电流积分特征波形,对电流积分进行 VMD 算法处理,计算分解后高频 IMF 波形特征值,以此作为特征向量输入 TCN-SVM 模型实现故障定位及分类。仿真结果表明,该方法能够在 10kHz 采样频率下识别各种故障类型并准确定位,具有较好的可行性和较高

准确性,同时具有较强的适应能力,可应对噪声干扰、训练样本少、负荷投切等多种因素的影响。

参考文献

- [1] 吕彦北,卢东斌,李林,等. 直流线路故障时抑制交流过电压的延时移相策略研究[J]. 电气技术, 2023, 24(5): 76-81.
- [2] 戴志辉,陈思琦,李毅然,等. 复杂环状柔直配电网单极断线故障特性分析[J]. 电工技术学报, 2022, 37(5): 1229-1241.
- [3] 王强钢,周亦尧,廖建权,等. 直流配电网电能质量研究综述[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(7): 193-207.
- [4] 贾轩涛,熊飞,张玉铎. 某特高压直流输电工程直流电压异常分析及解决措施[J]. 电气技术, 2023, 24(11): 65-70.
- [5] 陈淼,贾科,王康达,等. 基于前行波波形特征的柔性直流输电线路单端行波保护[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2386-2393.
- [6] 张鑫宇,樊艳芳,马健,等. 基于拟合电流斜率特性的柔性直流输电线路纵联保护方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(18): 128-136.
- [7] 王圣辉,范春菊,姜山. 基于暂态电压比原理的直流配电网故障保护方案[J]. 电力自动设备, 2020, 40(7): 196-205.
- [8] 余修勇,肖立业,林良真,等. 基于单端量的柔性直流电网故障识别方案[J]. 高电压技术, 2018, 44(2): 440-447.
- [9] 王泽乾,丛伟,胡选正,等. 基于参考电压二次积分值的柔性直流配电网纵联保护方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(4): 153-162.
- [10] 魏来,李波,廖凯,等. 基于改进 Jaccard 系数的柔性直流配电网纵联保护方案[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(22): 75-86.
- [11] 王伟,帅智康,李杨,等. 基于固态断路器主动注入式直流故障测距方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(8): 2360-2370.
- [12] 张大海,张晓炜,孙浩,等. 基于卷积神经网络的交直流输电系统故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(5): 132-140.
- [13] 李志川,兰生,魏柯. 基于 MRSVD-GRU 的混合三端特高压直流输电线路单极接地故障定位方法[J]. 电气技术, 2023, 24(3): 1-8, 63.
- [14] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [15] 周思思,李勇,郭钊秀,等. 考虑时序特征提取与双重注意力融合的 TCN 超短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(18): 193-205.
- [16] 褚旭,鲍泽宏,许立强,等. 基于时序卷积残差网络的主动配电系统线路短路故障诊断方案[J]. 电工技术学报, 2023, 38(8): 2178-2190.
- [17] 王晓卫,田影,高杰,等. 基于拐点密集区凹凸波动特性的直流配网故障检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(9): 1-15.
- [18] 白国岩,李春宝,孟繁丞,等. 多端柔性直流输电系统的自适应下垂控制策略研究[J]. 电气技术, 2022, 23(5): 1-8.

收稿日期: 2024-09-14

修回日期: 2024-09-18

作者简介

祝光思涵(2000—),男,硕士研究生,主要研究方向为直流配电网故障定位。