

基于 PCA 和 EEMD 的柔性直流配电网故障 选线算法

胡亚辉¹, 韦廷方¹, 王 鹏², 王晓卫¹, 曾志辉¹

(1. 河南理工大学电气工程与自动化学院, 焦作 454000; 2. 国网河南省电力公司电力科学研究院, 郑州 450052)

摘要: 柔性直流故障选线技术的发展对直流配电网有着至关重要的作用。本文针对现有柔性直流故障存在的可利用的故障信息较少等问题, 提出了一种新算法, 该算法有效利用了集合经验模态分解 EEMD (ensemble empirical mode decomposition) 算法、主成分分析 PCA (principal component analysis) 和相关系数各自的优点。首先, 提取暂态电流样本信号, 采用 EEMD 得到以正交基函数表示的数据矩阵; 接着, 基于 PCA 进行该矩阵元素特征向量到主成分的转换, 将样本信号投影到主元空间实现坐标变换, 从而得到对样本数据的聚类 and 识别结果; 最后, 基于相关系数进行故障线路判别。本文算法的 EEMD 揭露了原始历史数据的内在变化规律, PCA 能够有效选择故障有效特征。大量实验表明, 该新算法准确有效, 与现有其他方法相比, 在故障信息不明显、不同过渡电阻方面具有优势。

关键词: 柔性直流配电网; 集合经验模态分解; 主成分分析; 故障选线; 相关系数

Fault Line Selection Algorithm for Flexible DC Distribution Network Based on PCA and EEMD

HU Yahui¹, WEI Yanfang¹, WANG Peng², WANG Xiaowei¹, ZENG Zhihui¹

(1. School of Electrical Engineering & Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

2. Electric Power Research Institute, State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: The development of the flexible DC fault line selection technology plays an important role for DC distribution network. In this paper, a novel algorithm is proposed to solve the problem that there is less available fault information about the existing flexible DC fault, which makes full use of the advantages of ensemble empirical mode decomposition (EEMD), principal component analysis (PCA) and the correlation coefficient algorithm. First, the transient current sample signal is extracted, and the data matrix represented by the orthogonal basis function is obtained by EEMD. Then, the feature vector of the matrix element is transformed into the principal component based on PCA, and the sample signal is projected into the principal component space to realize coordinate transformation, so as to obtain the clus-

收稿日期: 2021-05-11; 修回日期: 2021-06-28; 录用日期:
2021-08-23; 网络首发日期: 2022-02-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61703144, U1804143);
河南省矿山电力电子装置与控制创新型科技团队项目资助
(CXTD2017085); 河南省科技攻关资助项目 (521RC1110)

This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 61703144 and U1804143; Project of Innovative Team of Mine Power Electronic Device and Control in Henan Province under the grant CXTD2017085; Key Scientific and Technological Project in Henan Province under the grant 521RC1110

tering and identification results of the sample data. Finally, fault line identification is performed based on the correlation coefficient. The EEMD of the proposed algorithm reveals the internal variation law of the original historical data, while PCA can effectively select the effective fault features. A large number of experiments show that the novel algorithm is accurate and effective. Compared with other existing methods, it has advantages in the cases of unclear fault information and different transition resistances.

Keywords: Flexible DC distribution network; ensemble empirical mode decomposition (EEMD); principal component analysis (PCA); fault line selection; correlation coefficient

在过去的 100 多年间,交流系统凭借着传输方便、灭弧容易等优势在电力供应中占据着统治地位。然而,随着经济、社会的发展,电力负荷迅速增长,传统交流输电发展受到供电半径的限制^[1-2]。同时,直流配电网具有供电容量大、线路损耗小、电能质量高、控制灵活、便于接纳分布式电源等特点^[3-4],且有利于智能电网和能源互联网建设等优势^[5-7],获得了越来越多的关注。由于柔性直流配电网具有诸多优势,可以作为现有交流配电网的重要补充^[8]。但柔性直流电网的发展尚面临若干关键技术问题亟待解决,例如包括直流故障的快速、可靠识别等^[9-10]在内的柔性直流配电网的继电保护技术,目前仍不成熟^[11-12]。

在直流配电系统中,直流线路阻尼值很小,一旦线路发生故障,故障电流会在几毫秒内迅速完成放电,致使可供利用的故障数据窗太短,故障信息太少,导致现有保护方法无法适应如此快的故障电流放电过程,进而失效^[13-14]。对此,主成分分析 PCA (principal component analysis) 提供了新的解决方案。PCA 是一种线性变换,能够将任一样本数据变成新坐标系表示,新坐标系能够把样本数据方差最大的特征给表示出来,可实现旧特征到新特征的映射,利于数据中方差大的特征捕获^[15],从而便于选择信号的有效特征,并实现故障数据的分析和挖掘^[16-17]。PCA 与人工神经网络 ANN (artificial neural network) 等智能方法有着本质的区别,例如,ANN 是一种有指导的学习,它通过部分目标已知的训练数据完成对目标数据的估计和预测^[15],而 PCA 可以在没有训练目标的情况下,根据数据内在特点,处理数据^[18]。

文献[15,18]利用 PCA 提取线路内部、外部故障下的直流样本数据蕴含的特征信息,并将其投影

到主元空间,形成新坐标构成的 PCA 空间,其线路内、外部故障呈现为具有显著区别的两个不同聚类点簇团,可实现直流线路内部故障和外部故障的表征和甄别。该方法具有抗雷击干扰、采样值抖动、谐波等因素干扰的能力。文献[17]通过 Copula 函数构造出的秩相关系数矩阵替换传统 PCA 中的线性相关系数矩阵,重新构造 PCA,运用改进的 PCA 刻画故障信息互补性,对故障特征信息进行深度挖掘,并利用费舍尔 Fisher 判别分析法对是否发生故障进行判断。该方法比基于层次聚类算法和基于模糊 c 均值算法的方法具有更好的识别精度。文献[19]利用 PCA 通过重新选择坐标系,构建新矩阵,能够快速识别内部故障,为保护技术提供了所需的可靠性。文献[20]采用 ANN 的方法对直流线路进行故障测距,具有较高的精度,但需利用已知数据对神经网络进行训练^[21],而 PCA 是根据数据自身特征处理的,所以不需要已知的训练数据^[19]。为了充分发挥 PCA 在挖掘数据有效特征的优势、更有效地揭露原始历史数据的内在变化规律^[22],本文采用集合经验模态分解 EEMD (ensemble empirical mode decomposition) 算法,首先将时间序列数据自适应地分解成若干个固有模态函数 IMF (intrinsic mode function),然后运用 PCA,通过坐标变换后,把故障信息在新的坐标下更好地表示出来。再利用相关系数衡量正常线路与故障线路的区别,从而做到识别出正常线路还是故障线路。

1 柔性直流配电网故障特性分析

柔性直流配电网一般可以分为以配电网的直流侧发生接地短路故障进行分析。图 1 为单极短路接地故障电路。

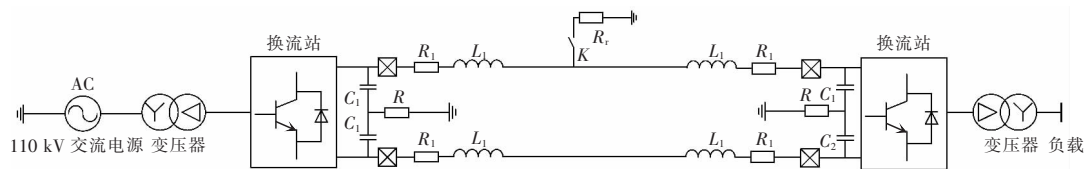


图 1 柔性直流配电网系统

Fig. 1 Flexible DC distribution network system

假设在直流线路5 km处设置正极接地短路故障,数据窗仿真结果如图2所示。从图2中可以看出柔性直流配电网发生单极短路接地故障后,故障时线路电流迅速增大,伴随着线路幅值也相应变大,对比非故障时刻的幅值,故障时刻该样本数据幅值变大,然后回落,最后达到一种稳定状态。

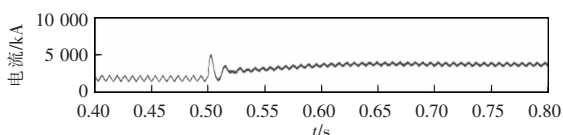


图2 正极暂态电流

Fig. 2 Positive transient current

2 故障特征提取与故障识别

经验模态分解 EMD(empirical mode decomposition)适合对非平稳非线性信号进行分析,其实质是按照不同的时间尺度特征,将多分量信号分解成一系列的准单分量信号,分解后的信号称为原信号的固有模态函数^[22]。

当 EMD 对非纯噪声信号进行分解时出现的模态混叠问题,为得到更加准确的 IMF 分量,EEMD 对待分解信号多次添加均匀白噪声再滤除。

以柔性直流配电网正极发生接地短路时采样的电流信号 x_m (m 为信号采样点数)为例,经过 EEMD 分解,找出暂态电流信号的极值点与零点,经过计算满足上下包络线的均值为零,就得到 IMF1。用原始信号减 IMF1,作为新的原始信号,重复得到 IMF1 的过程,得到 IMF2。以此类推,就可以得到后面的 IMF 分量。由于 IMF1-IMF3 分量噪声含量较大,不宜作为特征分量进行选用;IMF4-IMF6 分量噪声含量小,且波形与原始信号相似度高,故可作为该暂态电流信号的特征分量。由于 IMF7 之后的分量与原始信号相差较大,将其省略。

2.1 基于 EEMD 的信号分解

EMD 适合对非平稳非线性信号进行分析,其实质是按照不同的时间尺度特征,将多分量信号分解成一系列的准单分量信号,分解后的信号称为原信号的固有模态函数^[23]。

当 EMD 对非纯噪声信号进行分解时出现的模态混叠问题,为得到更加准确的 IMF 分量,EEMD 对待分解信号多次添加均匀白噪声再滤除。

以柔性直流配电网正极发生接地短路时采样的电流信号 x_m (m 为信号采样点数)为例,经过 EEMD 分解,找出暂态电流信号的极值点与零点,经过计算满足上下包络线的均值为零,就得到 IMF1。用原始信号减 IMF1,作为新的原始信号,重复得到 IMF1 的过程,得到 IMF2。以此类推,就可以得到后面的 IMF 分量。由于 IMF1-IMF3 分量噪声含量较大,不宜作为特征分量进行选用;IMF4-IMF6 分量噪声含量小,且波形与原始信号相似度高,故可作为该暂态电流信号的特征分量。由于 IMF7 之后的分量与原始信号相差较大,将其省略。

对于所获电流信号 EEMD 分解之后,把原始信号的暂态电流 x_m 和 IMF4-IMF6 当做列向量,形成一个数据矩阵 $X_i(t)$ ^[17]

$$X_i(t) = [x_{i1}(t), x_{i2}(t), x_{i3}(t), x_{i4}(t)] \quad 0 < i \leq m \quad (1)$$

式中: $x_{i1}(t)$ 为原始信号的暂态电流 x_m ; $x_{i2}(t)$ 、 $x_{i3}(t)$ 、 $x_{i4}(t)$ 分别为正极电流经 EEMD 分解的 IMF4、IMF5、IMF6 分量。

2.2 基于 PCA 算法的特征提取

将 $X_i(t)$ 信号用正交基来表示^[15]为

$$X_i(t) = h_{i1}f_1(t) + h_{i2}f_2(t) + h_{i3}f_3(t) + h_{i4}f_4(t) \quad (2)$$

式中: $f_1(t) \sim f_4(t)$ 为正交基函数; $h_{i1} \sim h_{i4}$ 为在正交基函数上的投影。

将式(2)写成矩阵形式,即

$$X = QF^T \quad (3)$$

式中: Q 为 $4 \times m$ 系数矩阵; $F = (f_1(t), f_2(t), f_3(t), f_4(t))$ 为 $m \times m$ 阵。

求矩阵 X 特征向量矩阵 S ,表达式为

$$S = \frac{1}{n} \bar{X}^T \bar{X} \quad (4)$$

式中, \bar{X} 为 X 各元素减去均值后的矩阵。

求得特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ ($\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > \lambda_4$) 及其对应的特征向量。最大的特征值 λ_1 对应的特征向量 $f_1(t)$,被称为第一个主成分(CP1); λ_2 对应的特征向量 $f_2(t)$,称为第二个主成分(CP2); λ_3 对应的特征

向量 $f_3(t)$, 称为第三个主成分 (CP3); λ_4 对应的特征向量 $f_4(t)$, 称为第四个主成分 (CP4)。这四个主成分所含特征值第一个主成分为最多, 第二主成分到第四主成分特征值依次减少。

这样就能用 $k(k \leq 4)$ 个主成分表示出来, 用主成分作为基函数, 可得

$$X_i(t) = q_{i1}f_1(t) + q_{i2}f_2(t) + q_{i3}f_3(t) + q_{i4}f_4(t) \quad (5)$$

式中, $q_{i1}, q_{i2}, q_{i3}, q_{i4}$ 为系数。

经过上面计算之后, 可以知道通过主成分作为新的基函数, 以此实现坐标变换, 图 3 是故障前后正交基坐标下的暂态电流时域图。图 4 以 CP1、CP2 为坐标的故障前后暂态电流图。

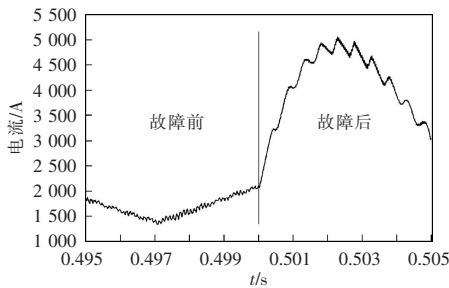


图 3 故障前后电流时域图对比

Fig. 3 Comparison of time-domain diagram of current before and after fault

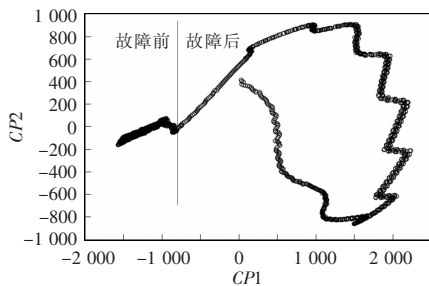


图 4 故障前后电流经过 PCA 计算后以 CP1、CP2 为坐标的图形

Fig. 4 Graph of current with CP1 and CP2 as coordinates calculated by PCA before and after fault

从图 3 可知, 故障前 0.495~0.5 s 电流幅值变化不大, 故障后 0.5~0.505 s 的暂态电流幅值变大, 幅值变大后方差也会变大。从图 4 可知, 故障前的 0.495~0.5 s 电流幅值小, 都被以 CP1 和 CP2 为坐标将电流采样点汇集到了一起, 故障前的电流采样点间距非常小, 故障后以 CP1 和 CP2 为坐标将电

流采样点间距变大, 幅值也在相应变大。通过图 3 和图 4 对比, 图 4 要比图 3 在故障前后更好分辨, 幅值变大, 这样就让数据矩阵 $X_i(t)$ 中幅值大的数据更充分的在以主成分为基函数坐标轴表示出来, 这样更有利于相关系数识别。

2.3 基于相关系数的故障识别

由于故障线路与历史正常线路的特征不一样, 为了能够描述两个信号之间特征的相似性大小可以用相关系数来衡量^[24]。其相关系数为

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{t=0}^{N-1} X^t(t) X_0^t(t)}{\left[\sum_{t=0}^{N-1} X^t(t)^2 \sum_{t=0}^{N-1} X_0^t(t)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (6)$$

式中: ρ_{xy} 为相关系数^[25]; $X_i^t(t)$ 为故障线路矩阵; $X_0^t(t)$ 为历史正常线路矩阵。

相关系数 ρ_{xy} 的取值范围为 $[-1, +1]$, 从公式 (6) 可以看出表示两个完全独立的能量信号相乘, 能够反映出 $X_i^t(t), X_0^t(t)$ 两个信号的相关程度。这样便能根据两者相关系数大小反映出故障的信息。为了更加形象的了解相关系数数学原理, 本文从几何的角度给出解释, 假设两个变量 X, Y 的几何形状是样本散点图, 即样本在两个变量轴构成的直角坐标系平面上的分布图。对上述空间进行变换, 将每一个样本作为一个数轴, 相应地, 对于 n 个样本则产生 n 个数轴, 进而构造一个 n 维空间。这个空间只包含两个点, 即每一个变量对应一个点。在这个二维空间上, 这两个点可以视为两个向量的端点, 如图 5 所示。通过上述方法, 能够把 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ n 个样本变成两个向量, 分别为 $\xi = (x_1, x_2, \dots, x_n), \eta = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, 假设向量 ξ 和 η 已经中心化处理, 夹角 θ 的余弦值^[26]为

$$\cos\theta = \frac{\langle \xi, \eta \rangle}{\|\xi\| \cdot \|\eta\|} = \frac{\sum_{t=0}^{N-1} X^t(t) X_0^t(t)}{\left[\sum_{t=0}^{N-1} X^t(t)^2 \sum_{t=0}^{N-1} X_0^t(t)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} = \rho_{xy} \quad (7)$$

式中: $\langle \xi, \eta \rangle$ 为 ξ 和 η 的内积向量; $\|\xi\|$ 和 $\|\eta\|$ 为两个向量的长度。

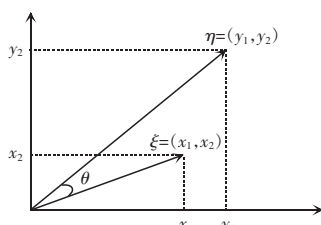


图 5 两个样本生成的二维图形

Fig. 5 Two-dimensional graph generated by two samples

当向量 ξ 和 η 的夹角 θ 为 0° 时,说明向量 ξ 和 η 同方向,表明两个向量完全正相关,即 $\rho_{xy}=\cos\theta=1$ 。当向量 ξ 和 η 的夹角 θ 为 90° 时,说明向量 ξ 和 η 垂直,表明两个向量完全不相关,即 $\rho_{xy}=\cos\theta=0$ 。当向量 ξ 和 η 的夹角 θ 为 180° 时,说明向量 ξ 和 η 方向相反,表明两个向量完全负相关,即 $\rho_{xy}=\cos\theta=-1$ 。

2.4 新算法实现步骤

本文提出的故障选线新算法步骤如下:

步骤 1 故障检测通过安装在正、负极首端线路电流检测器,然后同步检测线路,实现对该线路的正、负极同步采样,获得数据信息。

步骤 2 对所获电流信号进行 EEMD 分解,形成一个以正交基表示的数据矩阵 $X_i(t)$ 。

步骤 3 求取矩阵 $X_i(t)$ 特征值和特征向量,特征向量按照特征值由大到小排序,主元成分是对应特征值的特征向量,并选取前 k 个主元。

步骤 4 根据主元成分,选取 k 个主元,以主元成分作为新的基函数,形成新矩阵 $X_i'(t)$ 。

步骤 5 根据提前存储的历史正常线路数据,也通过前四步处理到矩阵 $X_0'(t)$,对 $X_i'(t)$ 与 $X_0'(t)$ 进行相关系数计算,得出阈值 ρ 。

步骤 6 然后与事先设定好的阈值 δ 进行对比,如果 $\rho < \delta$,则判定为故障线路。若为 $\rho > \delta$,则判定为非故障线路,然后当作历史数据可以存储起来。

所提出的故障选线新算法流程如图 6 所示。

3 仿真实验

为了验证本文提出算法的有效性,在 Matlab 的 Simulink 模块中搭建了 10 kV 直流配电网的线性模型,采样频率为 200 kHz,仿真时长为 1 s,线路

长度为 10 km,换流器额定功率 50 MVA,交流电抗器为 0.03 H。具体仿真参数如表 1 所示。

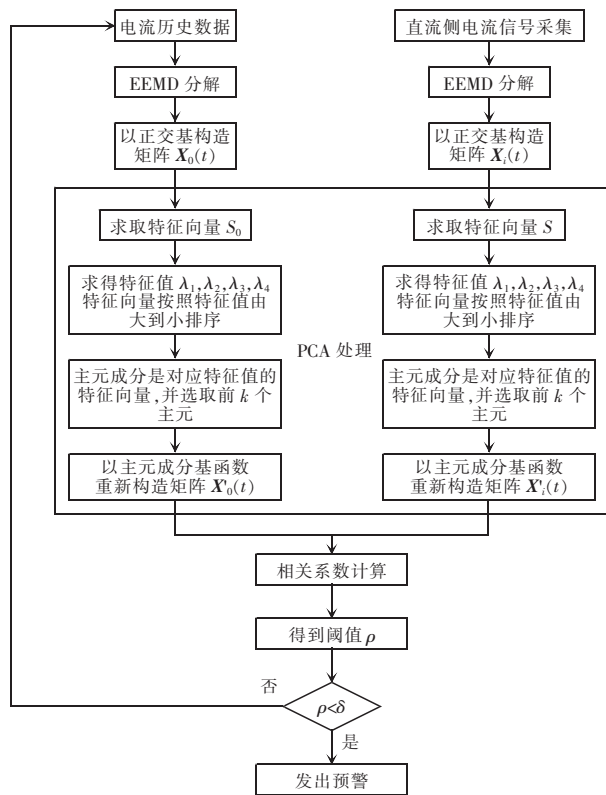


图 6 故障选线组合方法流程

Fig. 6 Flow chart of combination method for fault line selection

表 1 仿真参数

Tab. 1 Simulation parameters

系统仿真参数	数值	系统仿真参数	数值
直流侧电压/kV	10	直流线路电阻 $r(\Omega/\text{km})$	0.015
额定容量/MVA	50	直流线路电感 (mH/km)	0.792
交流电抗器/H	0.03	直流线路对地电容 (pF/km)	14.4
直流电容/F	0.01	直流线路长度 l/km	10

设置 5 km 处、在 0.5 s 时刻正极线路发生故障,通过选择故障前后一共 10 ms 数据窗,构成 2 000 采样点数。首先进行 PCA 处理,当 K 个主元累积贡献度达到 85% 以上,就能够利用前 K 个主元表示数据的主要信息^[27]。

根据 PCA 处理后得到的特征值,将全部特征值相加,将每个主成分对应的特征值和总的特征值之和的比值为贡献率,累积贡献率为贡献率之和,结果如表 2 所示。从表 2 可知,CP1 和 CP2 已经包

含 99.2% 的特征信息, 样本中 2 000 个采样点数特征信息可由 $CP1$ 和 $CP2$ 为坐标进行表征。

表 2 贡献度数据结果

Tab. 2 Results of contribution data

主成分	特征值	贡献率/%	累积贡献率/%
$CP1$	761 855	78.7	78.7
$CP2$	198 465	20.5	99.2
$CP3$	7932	0.8	100
$CP4$	263	0	100

3.1 不同过渡电阻

当直流侧发生故障时, 不一样的过渡电阻会对暂态电流造成一定的影响, 随着过渡电阻的变大, 电流暂态特征会不明显。为测试新算法在不同过渡电阻下的影响, 并且考虑到直流配电网一般为电缆线路, 过渡电阻范围相对较小, 为此过渡电阻分别设置为 0.1Ω 、 1Ω 、 10Ω 三种情况。在 5 km 处发生正极故障, 得到的计算结果见表 3。

表 3 0.1Ω 、 1Ω 、 10Ω 过渡电阻测试

Tab. 3 Tests with transition resistance of 0.1Ω , 1Ω , and 10Ω

过渡电阻/ Ω	正/负极线路	故障线路	相关系数计算结果 (阈值 0.5)	结果
0.1	正	是	-0.798 7<0.5(小于)	故障
	负	否	0.559 5>0.5(大于)	正常
1	正	是	-0.496 4<0.5(小于)	故障
	负	否	0.743 2>0.5(大于)	正常
10	正	是	0.205 8<0.5(小于)	故障
	负	否	0.928 0>0.5(大于)	正常

从表 3 可知, 正极发生故障后, 当把阈值设定为 0.5 时, 随着过渡电阻的变大, 相关系数计算的结果也随之变大, 并且逐步接近整定阈值。这是因为过渡电阻的变大, 导致暂态电流特征与正常电流特征之间的差距变小, 相关系数计算结果也逐渐变大。但是虽然计算结果随着过渡电阻变大而变大, 该算法在一定的过渡电阻范围内依然能够分辨出故障线路。

3.2 添加高斯白噪声

为了测试噪声干扰对所提故障选线算法的适应性, 在原始波形数据当中, 一般添加高斯白噪声, 测

量装置信噪比通常不会小于 $30 \text{ dB}^{[28]}$ 。设置在 30 dB 、 40 dB 、 50 dB 的噪声下 5 km 处发生故障, 把阈值设定为 0.5, 得出的计算结果见表 4。从表 4 可知, 当阈值为 0.5 时, 相关系数计算结果虽然随着过渡电阻的增大而变大, 逐渐接近阈值, 但是都小于 0.5, 能够清晰分辨出故障线路, 基本上不受噪声的影响。

表 4 白噪声测试

Tab. 4 Tests with different white noises

信噪比	正/负极线路	故障线路	相关系数计算结果 (阈值 0.5)	结果
30	正	是	-0.461 3<0.5(小于)	故障
	负	否	0.744 0>0.5(大于)	正常
40	正	是	-0.449 0<0.5(小于)	故障
	负	否	0.742 2>0.5(大于)	正常
50	正	是	-0.359 5<0.5(小于)	故障
	负	否	0.739 1>0.5(大于)	正常

3.3 不同故障位置

考虑到配电线路首端与故障点之间的距离问题, 由于前面的表 3、表 4 都是在 5 km 处进行的仿真验证, 下面就分别设置 3 km、7 km 处为故障点, 即将故障点分别设置于直流线路的前端和后端; 按照阈值 0.5, 在过渡电阻为 1Ω 时得出的计算结果见表 5。从表 5 可知, 在阈值为 0.5 时, 3 km 和 7 km 得出故障线路的计算结果都小于阈值 0.5, 非故障线路的计算结果大于阈值 0.5, 说明该算法能够在不同的故障位置能识别出故障线路。

表 5 3 km、7 km 处测试

Tab. 5 Tests when faulty distances are 3 km and 7 km, respectively

距离/km	正/负极线路	故障线路	相关系数计算结果 (阈值 0.5)	结果
3	正	是	-0.337 1<0.5(小于)	故障
	负	否	0.756 2>0.5(大于)	正常
7	正	是	-0.518 8<0.5(小于)	故障
	负	否	0.513 2>0.5(大于)	正常

3.4 不同采样频率

由于提出的算法时候根据暂态电流特征进行故障选线的, 不同的采样频率在同样的数据窗, 得出的采样点是不一样的, 可能会对暂态特征造成一定的

影响。为了充分验证该算法,本文将原来的采样频率 200 kHz 改为 160 kHz,得出的结果见表 6。从表 6 看出,改小的采样频率,得出故障线路的相关系数计算结果仍然小于阈值 0.5,非故障线路的计算结果大于阈值 0.5,算法还是能够分别出故障线路。

表 6 160 kHz 采样频率测试
Tab. 6 Test at sampling frequency of 160 kHz

采样频率/kHz	过渡电阻/ Ω	正/负极线路	故障线路	相关系数计算结果 (阈值 0.5)	结果
160	0.1	正	是	0.162 8<0.5(小于)	故障
		负	否	0.975 9>0.5(大于)	正常
	1	正	是	0.349 3<0.5(小于)	故障
		负	否	0.967 2>0.5(大于)	正常
	10	正	是	-0.832 8<0.5(小于)	故障
		负	否	0.934 3>0.5(大于)	正常

3.5 MMC 换流器

进一步,为验证本文组合算法在不同模型下的适用性,在 Matlab 中搭建双端五电平模块化多电平换流器 MMC(modular multilevel converter)直流配电系统,MMC 直流系统具体仿真参数见表 7。该系统整流站和逆变站的控制方式均包括内环和外环两部分,其中,整流站的内环为电流控制,外环为定功率控制;逆变站的内环为电流控制,外环为直流侧电压控制。

表 7 含 MMC 直流配电系统参数
Tab. 7 Parameters of DC distribution system containing MMC

系统仿真参数	数值
额定直流电压/kV	30
MMC 额定容量/MVA	20
子模块电容值/mF	1
子模块投切周期/ μ s	500
桥臂子模块数量	4
桥臂电抗值/mH	6
线路长度/km	20

本文设置故障发生在线路正中间,故障时间设置在 1.5 s 开始。限于篇幅,在此仅列出添加 30 dB、40 dB 噪声情况时过渡电阻分别为 0.1 Ω 、1 Ω 情况

下的仿真结果,如表 8 所示。从表 8 可知,在不同过渡电阻、不同噪声时,本文的组合算法在用于基于 MMC 的柔性直流系统时,能够判断出故障线路。

表 8 仿真测试
Tab. 8 Simulation test

信噪比/dB	过渡电阻/ Ω	正/负极线路	故障线路	相关系数计算结果 (阈值 0.5)	结果
30	0.1	正	是	0.355 0<0.5(小于)	故障
		负	否	0.511 1>0.5(大于)	正常
	1	正	是	0.309 2<0.5(小于)	故障
		负	否	0.503 7>0.5(大于)	正常
40	0.1	正	是	0.355 7<0.5(小于)	故障
		负	否	0.511 2>0.5(大于)	正常
	1	正	是	0.311 1<0.5(小于)	故障
		负	否	0.503 4>0.5(大于)	正常

3.6 本文组合算法与已有算法对比分析

对比分析本文的组合算法相较于相关系数、EEMD+相关系数、PCA+相关系数等方法的优劣。设置在图 1 系统中线路的 5 km 处发生故障,在不同过渡电阻条件下的仿真结果如表 9 所示。从表 9 可知:

- (1)单独应用相关系数时,算法在 10 Ω 时,已不能识别故障,适应的过渡电阻范围较小。
- (2)采用 EEMD+相关系数算法,需把阈值设置为 0.930 0 时,在过渡电阻 0.1~10 Ω 范围内才能够正确识别故障,此时的阈值参数 0.930 0 与正常运行时的计算结果已非常接近,阈值的可调整范围或适用范围较低。
- (3)采用 PCA+相关系数算法和 EEMD+相关系数的结果类似,阈值的适用范围也较低。

综上,本文组合算法相比单独的相关系数,具有更好的过渡电阻适应性,相比 EEMD+相关系数、PCA+相关系数,阈值的设定更加灵活且有效,这主要是由于组合算法结合了 EEMD 和 PCA 各自的优势,其中通过 EEMD 消除了原始信号间歇现象,抑制了分解结果中噪声所产生的影响,能更好地表示出原始信号的特征信息;采用 PCA 有效提取了样本分量中的主要信息,增强了暂态电流和低频分量的突变特征信息,并以“贡献率”为依据,在满足信

息量要求的前提下,保留主要分量的同时舍弃了部分残余分量,从而实现了深度挖掘故障信息,去除冗余数据,并降低维数。

表 9 相关系数算法在不同过渡电阻下的计算结果

Tab. 9 Calculation results by correlation coefficient algorithm under different transition resistances

方法对比	过渡电阻/ Ω	正/负极线路	故障线路	计算结果	结果
直流应用相关系数	0.1	正	是	-0.800 7<0.5(小于)	故障
		负	否	0.580 0>0.5(大于)	正常
	1	正	是	-0.277 7<0.5(小于)	故障
		负	否	0.779 8>0.5(大于)	正常
	10	正	是	0.913 5<0.5(大于)	识别错误
		负	否	0.976 8>0.5(大于)	正常
EEMD+相关系数	0.1	正	是	0.343 7<0.930 0(小于)	故障
		负	否	0.946 9>0.930 0(大于)	正常
	1	正	是	0.697 4<0.930 0(小于)	故障
		负	否	0.979 9>0.930 0(大于)	正常
	10	正	是	0.922 2<0.930 0(小于)	故障
		负	否	0.974 5>0.930 0(大于)	正常
PCA+相关系数	0.1	正	是	0.343 8<0.930 0(小于)	故障
		负	否	0.944 2>0.930 0(大于)	正常
	1	正	是	0.697 7<0.930 0(小于)	故障
		负	否	0.980 0>0.930 0(大于)	正常
	10	正	是	0.922 2<0.930 0(小于)	故障
		负	否	0.981 5>0.930 0(大于)	正常

为了更直观地了解新算法和相关系数算法,图 7 是新算法和相关系数算法结果的对比图,可以看出,相关系数算法对过渡电阻适用性范围较小,而采用新算法后,故障线路与历史正常线路差异变大,即,当新算法设定阈值为 0.5 时,就可以分辨出故障线路和非故障线路。

图 8 是柔性直流配电网正极线路在 5 km 处发生故障相关系数算法的时域图。从图 8 可以看出,当仅仅采用相关系数算法时,10 Ω 过渡电阻故障下的暂态电流幅值特别小,与 0.1 Ω 、1 Ω 等过渡电阻相比,其暂态电流特别微弱。因此,柔性直流配

网故障易受到过渡电阻变化范围的影响,造成故障识别难度大^[29],导致应用相关系数等算法时可能导致故障识别失败。而新算法经过 PCA 处理之后,以主成分为基函数代替原来的正交基函数,从而能够更清晰表征故障时刻的暂态电流特征,并且能在直观的坐标轴上刻画出来,因此,采用 PCA 能更有效地挖掘和选择有效的特征信息。

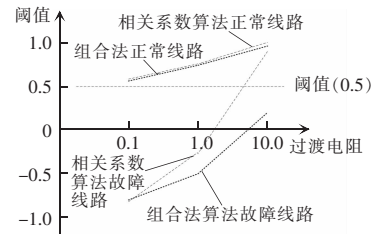


图 7 新算法与相关系数算法在不同过渡电阻下表 3 和表 6 计算结果对比分析

Fig. 7 Comparative analysis of calculation results in Tabs. 3 and 6 obtained using novel algorithm and correlation coefficient algorithm under different transition resistances

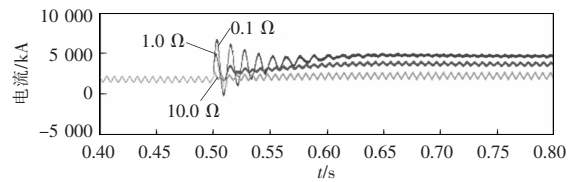


图 8 柔性直流配电网在不同过渡电阻下波形

Fig. 8 Waveforms of flexible DC distribution network under different transition resistances

4 结语

本文提出了一种用于柔性直流配电网故障选线的新算法,该算法结合了 EEMD 和 PCA 各自的优势,有效提取了原始数据的内在变化规律和故障特征。PCA 能够将样本数据方差形成直观的坐标系映射,有利于实现故障数据的分析和挖掘,而且还避免大量冗余数据,与现有其他方法相比,在故障信息不明显、不同过渡电阻等方面具有一定的优势。同时需要特别指出,柔性直流配电网是复杂电网,存在非线性特性,建立计及非线性的柔性直流配电网模型、处理数据之间存在的一些非线性特性等

是接下来的工作之一;此外,柔性直流配电网具有背靠背型、多端及多馈入等不同拓扑结构,仍需进一步验证本文方法对不同拓扑情况的适用性。

参考文献:

- [1] 胡竞竞,徐习东,裘鹏,等. 直流配电系统保护技术研究综述[J]. 电网技术, 2014, 38(4): 844-851.
Hu Jingjing, Xu Xidong, Qiu Peng, et al. A review of the protection methods in DC distribution system [J]. Power System Technology, 2014, 38(4): 844-851 (in Chinese).
- [2] 时伯年,李岩,孙刚,等. 基于快速重合闸的多端直流配电网极间故障隔离恢复策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(08): 88-95.
Shi Bonian, Li Yan, Sun Gang, et al. Fault isolation recovery strategy for multi-terminal DC distribution network based on DC breaker reclosing [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(8): 88-95 (in Chinese).
- [3] 徐晓冬,包广清,马明,等. 应用于模块化多电平直流变换器的阶梯波调制策略[J]. 电源学报, 2020, 18(1): 116-121.
Xu Xiaodong, Bao Guangqing, Ma Ming, et al. Staircase triangular modulation strategy for modular multilevel DC/DC converter [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(1): 116-121 (in Chinese).
- [4] 张哲,许崇福,王弋飞,等. 基于电压平衡器的固态变压器及其控制策略研究[J]. 电源学报, 2019, 17(5): 22-30.
Zhang Zhe, Xu Chongfu, Wang Yifei, et al. Research on the control strategies of solid-state transformer based on the voltage balancer [J]. Journal of Power Supply, 2019, 17(5): 22-30 (in Chinese).
- [5] 吴杰,李传江,周鸣,等. 柔性直流配电网混合拓扑逆变器的自治控制[J]. 电工技术学报, 2020, 35(24): 1-12.
Wu Jie, Li Chuanjiang, Zhou Ming, et al. Grid forming control of hybrid topology converter for flexible DC distribution system [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(24): 1-12.
- [6] 蒋原,李擎,冯茜,等. 基于BP神经网络的直流电网故障定位与保护方法[J]. 高压电器, 2020, 56(8): 23-28.
Jiang Yuan, Li Qing, Feng Qian, et al. Fault location and protection method for DC power grid based on BP neural network [J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(8): 23-28 (in Chinese).
- [7] 王冰冰,刘忠,梅军,等. 基于储能内置式换流器的柔性直流配电网故障快速恢复策略[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(11): 17-23, 39.
Wang Bingbing, Liu Zhong, Mei Jun, et al. Fast recovery strategy of flexible DC distribution network based on energy storage built-in converter after fault [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(11): 17-23, 39 (in Chinese).
- [8] Doncker R W D, Christoph M, LENKE R U, et al. Power electronics for future utility applications [C]// 2007 7th International Conference on Power Electronics and Drive Systems. Bangkok, Thailand, 2007: 1-8.
- [9] Zheg Xiaodong, Tai Nengling, Janes s T, et al. A transient harmonic current protection scheme for HVDC transmission line [J]. IEEE Transaction on Power Delivery, 2012, 27(4): 2278-2285.
- [10] 李岩,龚雁峰. 考虑高阻故障的多端直流电网快速保护方案[J]. 南方电网技术, 2018, 12(6): 16-22.
Li Yan, Gong Yanfeng. A fast protection scheme for multi-terminal DC grid considering high resistance faults [J]. Southern Power System Technology, 2018, 12(6): 16-22 (in Chinese).
- [11] 戴志辉,葛红波,陈冰研,等. 柔性中压直流配电网线路保护方案[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(17): 78-86.
Dai Zhihui, Ge Hongbo, Chen Bingyan, et al. Line protection schemes for flexible medium voltage DC distribution networks [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(17): 78-86 (in Chinese).
- [12] 毕天姝,李猛,贾科,等. 直流配电网保护技术评述[J]. 南方电网技术, 2016, 10(3): 53-57.
Bi Tianshu, Li Meng, Jia Ke, et al. Review of DC distribution network protection technology [J]. Southern Power System Technology, 2016, 10(3): 53-57 (in Chinese).
- [13] 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]. 电力自动化设备, 2020, 40(7): 196-205.
Wang Shenghui, Fan Chunju, Jiang Shan. Fault protection scheme for DC distribution network based on ratio of transient voltage principle [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(7): 196-205 (in Chinese).

- [14] 王晓卫, 高杰, 吴磊, 等. 柔性直流配电网高阻接地故障检测方法[J]. 电工技术学报, 2019, 34(13): 2806-2819.
Wang Xiaowei, Gao Jie, Wu Lei, et al. A High Impedance Fault Detection Method for Flexible DC Distribution Network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(13): 2806-2819 (in Chinese).
- [15] 束洪春, 田鑫萃, 安娜. 采用实测数据和主成分分析的直流输电线路故障识别方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(21): 203-209.
Shu Hongchun, Tian Xincui, An Na. Fault identification method for DC transmission lines using measured data and principal component analysis [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(21): 203-209 (in Chinese).
- [16] Morales J A, Orduna E A. Patterns extraction for lightning transmission lines protection based on principal component analysis [J]. IEEE Latin America Transactions, 2013, 11(1): 518-524.
- [17] Wang Yuanyuan, Zhou Jiaming, Dong Zhaoyang, et al. Discriminant-analysis-based Single-phase Earth Fault Protection Using Improved PCA in Distribution Systems [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(4): 1974-1982.
- [18] 束洪春, 田鑫萃. 基于 PCA 聚类方法的 ± 800 kV 直流输电线路全线速动保护[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(1): 51-59.
Shu Hongchun, Tian Xincui. Entire-line instant protection based on PCA clustering for ± 800 kv HVDC transmission line [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(1): 51-59 (in Chinese).
- [19] Peyman J, Majid S P. A traveling-wave-based protection technique using wavelet/PCA analysis [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2010, 25(10): 588-599.
- [20] Hagh M T, Razi K, Taghizadeh H. Fault classification and location of power transmission lines using artificial neural network [C]// International Power Engineering Conference. Singapore, 2008: 1109-1114.
- [21] 杨亚超, 黄纯, 汪星耀, 等. 一种直流配电网线路故障测距新方法[J]. 电网技术, 2019, 43(5): 1787-1794.
Yang Yachao, Huang Chun, Wang Xingyao, et al. A novel line fault location method for DC distribution network [J]. Power System Technology, 2019, 43(5): 1787-1794 (in Chinese).
- [22] 殷豪, 陈云龙, 孟安波, 等. 基于二次自适应支持向量机的光伏输出功率预测[J]. 太阳能学报, 2019, 40(7): 1866-1873.
Yin Hao, Chen Yunlong, Meng Anbo, et al. Forecasting photovoltaic power based on quadric self-adaptive SVM model [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(7): 1866-1873 (in Chinese).
- [23] 郭玲娟, 魏斌, 韩肖清, 等. 基于集合经验模态分解的交直流混合微电网混合储能容量优化配置 [J]. 高电压技术, 2020, 46(02): 527-537.
Guo Lingjuan, Wei Bin, Han Xiaoqing, et al. Capacity optimal configuration of hybrid energy storage in hybrid AC/DC micro-grid based on ensemble empirical mode decomposition [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 527-537 (in Chinese).
- [24] 束洪春, 徐亮, 彭仕欣, 等. 谐振接地电网故障选线相关分析法[J]. 电力自动化设备, 2008, 28(9): 6-9, 48.
Shu Hongchun, Xu Liang, Peng Shixin, et al. Correlation analysis for faulty feeder detection in resonant earthed system [J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(9): 6-9, 48 (in Chinese).
- [25] 田书, 王晓卫, 王娟娟. 基于相关分析的暂态零模电流与功率故障定位方法比较[J]. 电网技术, 2011, 35(4): 206-211.
Tian Shu, Wang Xiaowei, Wang Juanjuan. Comparative research on fault location by transient zero-module current and transient zero-module power based on correlation analysis [J]. Power System Technology, 2011, 35(4): 206-211 (in Chinese).
- [26] 梁吉业, 冯晨娇, 宋鹏. 大数据相关分析综述[J]. 计算机学报, 2016, 39(1): 1-18.
Liang Jiye, Feng Chenjiao, Song Peng. A survey on correlation analysis of big data [J]. Chinese Journal of Computers. 2016, 39(1): 1-18 (in Chinese).
- [27] 周佳铭, 王媛媛, 姚灿棋, 等. 基于数据相关性及互补性的配电网选线新方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(10): 15-20.
Zhou Jiaming, Wang Yuanyuan, Yao Canqi, et al. Novel approach for line selection in distribution network based on correlation and complementarity of data [J]. Proceedings

of the CSU-EPSA 2018, 30(10): 15-20 (in Chinese).

- [28] 胡蓓, 肖浩, 李建光, 等. 光纤电流互感器的噪声分析与信噪比优化设计[J]. 高电压技术, 2017, 43(2): 654-660.

Hu Bei, Xiao Hao, Li Jianguang, et al. Noise analysis and SNR optimization design of fiber optical current transformers [J]. High Voltage Engineering, 2017, 43 (2): 654-660 (in Chinese).

- [29] 戴志辉, 刘雪燕, 黄敏, 等. 基于相似度比较的环状柔直配电网线路单极接地故障保护[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(23): 107-121.

Dai Zhihui, Liu Xueyan, Huang Min, et al. Similarity comparison based single-pole grounding fault protection for lines in ring-shaped flexible DC distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(23): 107-121 (in Chinese).



胡亚辉

作者简介:

胡亚辉(1994-),男,硕士研究生。研究方向:柔性直流配电网的故障检测。E-mail:1291849552@qq.com。

韦延方(1982-),男,通信作者,博士,副教授。研究方向:电力系统及其新型输配电的分析与控制。E-mail:weiyangfang@hpu.edu.cn。

王鹏(1984-),男,博士,高级工程师。研究方向:电力系统保护与控制。E-mail:1842020235@qq.com。

王晓卫(1983-),男,博士,副教授。研究方向:配电网选线与接地。E-mail:proceedings@126.com。

曾志辉(1982-),男,博士,副教授。研究方向:信号处理、大功率开关电源技术、储能技术。E-mail:zzhh@hpu.edu.cn。