

基于经验模态分解的配电网故障定位方法

为了提高含分布式电源配电网的故障定位准确度,提出一种基于经验模态分解的配电网故障定位方法。首先应用经验模态分解故障零序电流,选用第3个本征模态函数分量;然后对第3个本征模态函数分量进行一阶差分,得到配电网故障定位特征;最后采用支持向量机对故障进行分类,并通过仿真实验测试算法的性能。仿真结果表明,本文可以快速、准确地对故障区间进行定位,而且故障定位正确率高于其他配电网故障定位方法。

刘翔/中交第二航务工程勘察设计院有限公司海外部
姜建国/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

随着我国经济的快速发展,人们生活水平在不断地提高,在生产生活中对用电量的需求也越来越大。分布式电源(Distributed Generation, DG)技术改变了配电网的结构和运行方式,对故障定位可靠性提出了更高的要求,因此如何提高含分布式电源配电网故障定位准确度,成为当前电气应用研究中的一个热点。

由于含分布式电源配电网故障定位具有十分重要的实际应用价值,大量的专家和学者投入到该问题的研究中,提出了许多有效的含分布式电源配电网故障定位算法。当前含分布式电源配电网故障定位方法主要分为两类:一类是基于健全信息的故障定位方法;另一类是基于非健全信息的故障定位方法。在基于健全信息的定位方法中,矩阵算法因运算速度快而被广泛地研究。文献[1]提

出配电网故障定位与隔离的统一矩阵算法,其存在运算量较大等不足;文献[2]提出基于相邻开关信息量的配电网故障定位方法,其存在无法判断闭环网络的多重故障等缺陷;文献[3]提出基于多电源网络的配电网故障定位方法;文献[4]提出一种基于多电源电网多重故障的定位方法,但存在不能定位馈线末端故障的不足;文献[5]提出一种基于电网局部信息的含分布式电源配电网的故障定位方法,但不能应用于闭环配电网。

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)是适合非平稳信号分解、具有良好自适应性的一种新方法,可以有效地将复杂信号分解成若干个可以突出信号局部特征的固有模态分量(IMF),能更好地把握原始信号局部特征,采用EMD方法不仅不用选择基函数,而且还可以根据信号自身特点进行分解,并能准确突出信号局部特征,具有很好的自适应性。为了提高配电网故障定位准确度,针对当前故障定位方法的不足,提出一种基于EMD的配电网故障定位方法,并通过仿真实验测试方法的性能。仿真结果表明,本文配电网故障定位算法可以快速、准确对故障区间进行定位。

电源配电网故障分析

含一个DG的简单电源配电系统如图1所示。图中, Z_{L1} 、 Z_{L2} 分别为线路L1和L2的等效阻抗; I_{L1} 、 I_{L2} 和 I_{DG} 分别为系统正常运行时线路L1、L2和分布式电源提



刘翔/助理工程师

关键词/Keywords

配电网·
故障定位·
经验模态分解·
支持向量机·

国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目
(2011AA050403)。

供的电流。

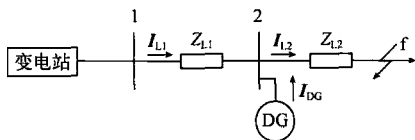


图1 含一个DG的电源配电系统

当系统正常运行时，节点电压和支路电流之间的关系为

$$\begin{cases} I_S(Z_{L1} + Z_S) = E_S - U_2 \\ U_2 = (I_{DG} + I_{L1})(Z_{L2} + Z_f) \end{cases} \quad (1)$$

式中， E_S 和 Z_S 为变电站等效的电压和阻抗； I_S 为系统提供的电流； U_2 和 Z_f 分别为节点2电压和f点与负荷点的等效阻抗。

当系统发生故障时，电流将发生变化，因此，各支路电流与节点电压关系为

$$\begin{cases} I_{L2f} = I_{DGf} + I_{L1f} \\ I_{Sf} = I_{L1f} \\ U_{2f} = (I_{DGf} + I_{L2f})Z_{L2} \end{cases} \quad (2)$$

式中， I_{Sf} 、 I_{L1f} 、 I_{L2f} 和 I_{DGf} 为f点单相接地故障时系统短路电流和各支路的短路电流； U_{2f} 为故障后公共节点2的电压。

分布式电源会导致电流叠加额外分量。如正序电流控制的DG，系统发生故障时DG会输出正序分量；当f点发生单相接地短路故障时，零序等效网络如图2所示。图中， $3Z_{L1}$ 和 $3Z_{L2}$ 为零序阻抗； U_2^0 为故障后节点2的零序电压分量； U_f^0 为故障后f点的零序电压分量。

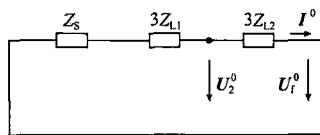


图2 零序分量等效网络

在实际应用中，DG采用适当的控制来消除零序分量，而且DG基本以正序电流和负序电流为主，所以系统发生单相接地短路故障时，DG对系统的零序分量影响很小。因此，当含分布式电源配电网发生单相接地短路故障时，将DG按照传统电源等效，对零序分量提取故障特征并进行故障定位。

提取故障定位特征量

1. 经验模态分解方法

经验模态分解（EMD）方法是一种非平稳信号处理方法，并且是基于数据本身的自适应分解方法，将一个复杂信号分解为若干个固有模态函数。EMD方法的工作过程如下：

1) 确定信号所有的局部极值点，然后采取3次样条线将所有局部极大、极小值点连接起来，形成上包络线与下包络线。

2) 上包络线与下包络线的均值记为 $m_1(t)$ ，然后由原信号 $x(t)$ 与均值 $m_1(t)$ 求出 $h_1(t)$ ，即

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (3)$$

3) 如果 $h_1(t)$ 不满足固有模态函数条件，将 $h_1(t)$ 作为原始数据，并且重复步骤1)和2)，得到上下包络的均值 $m_{11}(t)$ ，即

$$h_{11}(t) = h_1(t) - m_{11}(t) \quad (4)$$

若 $h_{11}(t)$ 仍不满足固有模态函数条件，则重复循环 k 次，直至 $h_{1k}(t)$ 满足条件，将信号 $x(t)$ 的第1个固有模态分量记为 $c_1(t)$ ，即

$$c_1(t) = h_{1k}(t) \quad (5)$$

4) 将 $c_1(t)$ 从 $x(t)$ 中分离得到 $r_1(t)$

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (6)$$

将 $r_1(t)$ 作为新的原始数据，重复以上步骤，得到 $x(t)$ 的第2个固有模态分量 $c_2(t)$ ，重复 n 次得到 $r_n(t)$ 为一个单调函数且不能再从中提取固有模态分量时结束，则 $x(t)$ 表达式为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (7)$$

这样便得到 n 个固有模态函数和1个残余函数 $r_n(t)$ 。其中， $r_n(t)$ 一般不为0，表示随机信号中存在的线性项或缓慢变化、周期大于长度记录的非线性项，因此 $r_n(t)$ 代表信号的平均趋势。

2. EMD提取故障特征

当系统发生单相接地短路故障时，某一监测点获得的零序电流为 $i^0(t)$ ，利用EMD对零序电流提取定位特征的具体步骤如下：

1) 在零序电流 $i^0(t)$ 信号上添加高斯白噪声 $\omega(t)$ ，这时得到一个含有白噪声的总体信号，表达

式为

I^0(t)=i^0(t)+\omega(t) \tag{8}

2) 对含有白噪声的总体信号进行经验模态分解, 得到I^0(t)各阶的IMF分量, 即

I^0(t)=\sum_{j=1}^n c_j + R_n \tag{9}

3) 重复步骤1) 和步骤2), 每次添加不同白噪声序列\omega_m(t)

I_m^0(t)=\sum_{j=1}^n c_{mj} + R_{mn} \tag{10}

4) 除白噪声对零序电流时域空间的影响外, 对各次独立测试全体求均值, 得到各阶IMF分量c_n(t)

c_n(t)=\frac{1}{N}\sum_{m=1}^n c_{m,n}(t) \tag{11}

添加到原始信号的高斯白噪声次数服从统计规律

\varepsilon_n = \frac{\varepsilon}{\sqrt{N}} \tag{12}

式中, N为添加白噪声的总体个数; \varepsilon为添加的白噪声幅度; \varepsilon_n为原始信号与最后IMF分量叠加和之间的误差。

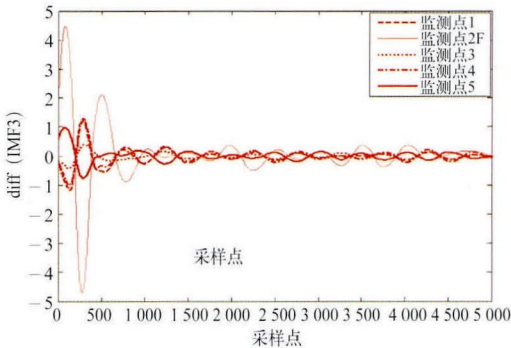
5) 在得到的各阶IMF分量中, 选第三阶分量IMF3, 对其进行一阶差分得到diff (IMF3)。

零序电流信号经EMD分解后, 各阶IMF分量的频率随着分解阶数升高而降低。零序电流暂态分量的频率基本都分布在前三阶IMF中, 而且包含的能量和特征频带都较大。IMF1分量为高频噪声, 为了剔除高频噪声的影响, 可以选用IMF3分量作为故障定位特征。

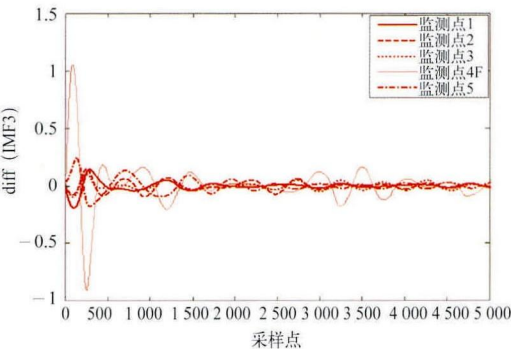
F1和F2处发生单相接地故障时, 各监测点的diff (IMF3) 如图3所示。当F1或F2发生单相接地故障时, 故障支路和主干支路的diff (IMF3) 极性一致, 但故障支路的diff (IMF3) 模最大值明显高于非故障支路, 因此当第i支路发生故障时, 从该分支上的监测点获取diff (IMF3), 区间i所对应监测点的diff (IMF3) 模最大值是最大的。

3. 配电网故障分类

支持向量机是以结构风险最小化原理为准则



(a) F1处单相接地故障零序电流IMF3



(b) F2处单相接地故障零序电流IMF3

图3 零序电流分解得到的IMF3

的一种机器学习分类方法, 具有训练样本少、速度快和分类准确等优点, 为此本文采用支持向量机设计配电网故障分类器。支持向量机的体系结构如图4所示。

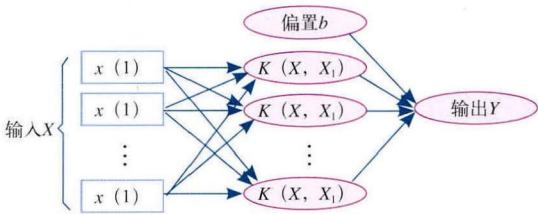


图4 支持向量机的结构

SVM通过核函数\varphi(x)将原空间的非线性问题映射到高维Hilbert特征空间, 从而将最优解问题转化为凸二次规划问题, 具体如下

\min_{\omega, b, \xi} J(\omega, \xi_i) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + c \sum_{i=1}^l \xi_i^2

s. t.

\begin{cases} y_i = \omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \\ i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \tag{13}

式中, ξ_i^2 为训练误差; 参数 C 为惩罚因子。

引入对偶问题的Lagrange约束规划, 具体如下

$$\begin{cases} L(\omega, b, \xi, \alpha) = J(\omega, \xi) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\omega \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i] \\ \alpha_i \geq 0 \\ i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (14)$$

式中, α_i 为Lagrange乘子。

根据极值定律, 对Lagrange式中的各参数 ω 、 b 、 ξ_i 和 α_i 求偏导, 可得

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \omega = \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i) \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \\ \alpha_i = c \xi_i \\ \omega^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, l$ 。

消去 ω 和 ξ_i , 得矩阵方程为

$$\begin{pmatrix} 0 & I^T \\ I & \varphi(x_i)^T \varphi(x_i) + c^{-1} I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b \\ \alpha \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ Y \end{pmatrix} \quad (16)$$

式中, $Z = [\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_l)]^T$; $Y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$; $\rho = [I_1, I_2, \dots, I_l]^T$; $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]^T$; $\xi = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_l]^T$; I 为单元矩阵。

根据Mercer条件, 可得

$$\Omega_{il} = \varphi(x_i)^T \varphi(x_l) = K(x_i, x_l) \quad (17)$$

解上述方程组得

$$\begin{cases} b = \frac{\rho^T (ZZ^T + c^{-1} I) Y}{\rho^T (ZZ^T + c^{-1} I) \rho} \\ \alpha = (ZZ^T + c^{-1} I)^{-1} (Y - b \rho) \end{cases} \quad (18)$$

根据上述求解可得SVM的分类函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \quad (19)$$

仿真实验

1. 仿真环境

为了测试本文算法的合理性和有效性, 在Pentium (R) 4核2.8 GHz、8G RAM和Windows 7的操作系统计算机上, 采用Matlab R2010b进行仿真实验。仿真模型为中性点不接地配电系统, 母

线电压等级是10 kV, 两个分布式电源DG1和DG2容量分别为2 MW和1.5 MW。

2. 结果分析

当故障发生起始时刻为0.005 s时, 利用EMD算法对含分布式电源配电网故障区间定位的结果如表1所示。对表1进行分析, 可以得到如下结论:

1) 当发生单相接地故障时, 比较各个监测点故障零序电流的diff (IMF3) 模最大值, 故障支路的diff (IMF3) 模最大值明显大于非故障支路, 模最大值中最大的对应区间即为故障区间。

2) 随着过渡电阻的增加, diff (IMF3) 模最大值呈减小趋势, 这是因为过渡电阻的增加会导致暂态信号减弱。但是只要有零序电流, 就一定含有暂态信息, 信号的整体趋势没有改变, 运用EMD手段就能可靠提取暂态信息, 所以过渡电阻的大小并不影响定位结果。

表1 含分布式电源配电网故障区间定位结果 (0.005 s)

故障点	监测点编号					定位结果
	1	2	3	4	5	
F ₁	1.991	7.484	0.959	2.009	2.045	故障区间2
	1.192	4.574	0.447	1.317	1.064	
	0.828	3.742	0.376	0.571	0.888	
F ₂	0.311	0.283	0.280	1.325	0.429	故障区间4
	0.204	0.143	0.107	1.091	0.256	
	0.273	0.161	0.092	1.032	0.171	
F ₃	0.628	0.564	0.326	0.770	2.540	故障区间5
	0.443	0.625	0.291	0.941	2.540	
	0.380	0.383	0.218	0.553	1.230	

当故障发生起始时刻为0.01 s时, 应用EMD算法对含分布式电源配电网故障区间定位的结果如表2所示。对表2进行分析, 可以得到如下结论:

1) 各监测点故障零序电流分解后的diff (IMF3) 模最大值明显小于表1, 主要是因为故障零序暂态电流的频率和幅值是由暂态电容电流决定的, 并且幅值和初始相角相关。

2) 当在电压相角最大值 (0.005 s) 发生故障时, 电容电流会达到最大值; 当在电压相角为0附近发生故障时, 电容电流的暂态分量就会较小。虽然故障发生的时刻不同会影响到幅值的大小,

但是信号的整体趋势并没有改变。

3) 发生单相接地短路故障支路的diff(IMF3)模最大值明显大于非故障支路,定位结果准确,结果表明,在不同时刻发生单相接地短路故障的情况下,利用EMD算法对含分布式电源配电网进行区间定位的结果不受故障时刻影响。

表2 含分布式电源配电网故障的定位结果 (0.01 s)

故障点	监测点编号					定位结果
	1	2	3	4	点5	
F ₁	0.287	1.124	0.104	0.298	0.341	故障区间2
	0.229	1.247	0.111	0.260	0.266	
	0.190	0.942	0.107	0.294	0.172	
F ₂	0.098	0.080	0.041	0.348	0.137	故障区间4
	0.115	0.110	0.047	0.453	0.097	
	0.070	0.084	0.039	0.361	0.077	
F ₃	0.162	0.122	0.042	0.133	0.377	故障区间5
	0.128	0.141	0.049	0.099	0.505	
	0.109	0.150	0.050	0.132	0.442	

3. 与其他配电网故障定位方法的性能对比

为了更好地检验本文方法的性能,选择文献[6-7]的配电网故障定位方法作为对比方法,采用单故障与双故障算例进行仿真实验。其故障定位正确率和定位时间如图5和图6所示。从图中可知,相对于对比方法,算法对于含DG配电网单故障和双故障定位的正确率达96%以上,几乎不会出

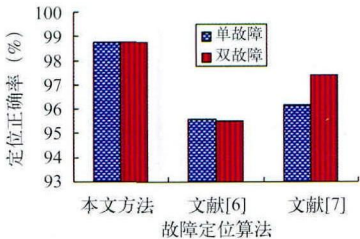


图5 不同方法的配电网故障定位正确率比较

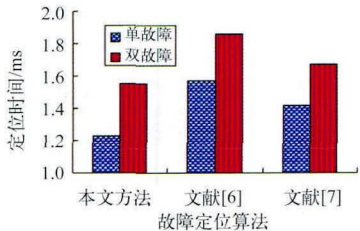


图6 不同方法的配电网故障定位速度比较

现误判断,且故障定位速度更快,仿真结果证明了本文方法能够准确、高效地解决含配电网故障定位问题。

结束语

针对已有的故障定位正确率低、误判断严重的难题,提出一种基于经验模态分解的配电网故障定位方法。仿真结果表明,本文方法可以对含分布式电源的配电网故障进行准确定位,而且可以满足配电网故障定位速度的要求,具有一定的实际应用价值。

参考文献

[1] 严太山,崔杜武,陶永芹. 基于改进遗传算法的配电网故障定位[J]. 高电压技术, 2009, 35(2): 255-259.

[2] 宗剑,牟龙华,李晓波. 基于贝叶斯公式的配电网故障区段定位方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2007, 19(5): 45-48.

[3] 刘蓓,汪泓,陈春,等. 和声算法在含DG配电网故障定位中的应用[J]. 电工技术学报, 2013, 28(5): 280-284.

[4] Kroposki B, Pink C, DeBlasio R. Benefits of power electronic interfaces for distributed energy systems[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2010, 25(3): 901-908.

[5] Thukaram D, Khincha H P, Vijaynarasimha H P. Artificial neural network and support vector machine approach for locating faults in radial distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(2): 710-72.

[6] 李超文,何正友,张海平,等. 基于二进制粒子群算法的辐射状配电网故障定位[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(7): 35-39.

[7] 郭壮志,陈波,刘灿萍,等. 基于遗传算法的配电网故障定位[J]. 电网技术, 2007, 31(11): 88-92.

(收稿日期: 2014-07-14) EA