

局部均值分解与支持向量机相融合的配电网故障定位

为了提高电源配电网的故障定位准确度,提出一种局部均值分解与支持向量机相融合的配电网故障定位方法。首先应用局部均值分解提取配电网故障定位特征,然后采用支持向量机对配电网故障进行分类和定位,最后采用仿真实验测试方法的性能。仿真结果表明,该方法可以快速、准确地对配电网故障进行定位,而且故障定位性能要优于其他配电网故障定位方法。

汪怀蓉/贵州建设职业技术学院 罗兴春/贵州电网公司培训与评价中心



汪怀蓉/副教授

近年来,随着经济的飞速发展和人口数量的不断增加,城乡的用电量越来越大,配电网规模不断扩大,人们对配电网的质量要求越来越高,配电网可靠性和稳定性显得越来越重要。配电网故障定位和识别是配电自动化实现的关键技术之一,因此,提高配电网故障定位准确度、减少故障发生概率以及提高配电网运行可靠性,已经成为电力系统研究中的一个关键问题^[1-2]。

配电网故障定位问题引起了广大专家和学者的重视,并提出了一些性能优异的电源配电网故障定位算法^[3]。配电网故障定位方法可以分为三类:传统算法、启发式算法和机器学习算法。传统算法主要采用统一矩阵算法对配电网故障进行定位,但是该类算法存在计算量大、定位结果不可靠等不足,实际应用较少^[4-5];基于启发式算法的配电网故障定位,首先建立配电网故障定位的数学模型,然后采用粒子群算法、遗传算法等启发式搜索算法进行故障信息判决^[6-9],相对于传统算法,启发式搜索算法定位速度加快,定位更加准确,但是该类算法的

定位结果与数学模型的优劣直接相关,而且当前没有一个统一的理论指导配电网故障定位数学模型的建立,同时这些启发式算法存在各自不同程度的缺陷,因此难以获得理想的配电网故障定位结果^[10];机器学习算法具有自适应、自学习能力,可以较好地描述故障特征和故障类别之间的联系,在配电网故障定位中应用最为广泛。在基于机器学习算法的配电网故障定位建模过程中,首先要提取有效的故障特征,然后建立配电网故障定位识别器,目前有学者采用经验模式分解(EMD)算法提取配电网故障定位特征,它可以较好地提取原始信号局部特征,但是EMD算法在分解过程中存在过端点效应和模态混淆等缺陷。局部均值分解(LMD)算法是在EMD分解的基础上发展起来的,解决了EMD算法存在的不足,同时可以提取更优的配电网故障定位特征。

为了提高配电网故障定位的正确率,提出一种基于局部均值分解与支持向量机相融合的配电网故障定位方法,并通过仿真实验测试该方法的性能。

提取故障定位特征

1. LMD算法

LMD算法是一种新的自适应时频分析方法,其本质是将一个复杂的多分量信号分解成一系列的PF分量,然后将所有PF分量的瞬时幅值和瞬时频率组合,得到原信号完整的时频分布。LMD算法的工作过程如下:

关键词/Keywords

配电网·
故障定位·
局部均值分解·
支持向量机·

1) 根据式 (1) 计算出相邻两个极值点 n_i 、 n_{i+1} 的平均值 m_i 和包络估计值 a_i , 即

$$\begin{cases} m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \\ a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \end{cases} \quad (1)$$

2) 然后得到包络估计函数 $a_{11}(t)$ 和局部均值函数 $m_{11}(t)$ 。将 $m_{11}(t)$ 函数分离出来, 并按式 (2) 求取调频信号 $s_{11}(t)$, 即

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \end{cases} \quad (2)$$

3) 将 $s_{11}(t)$ 作为原始信号, 按式 (2) 重复以下迭代过程

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中, $s_{11}(t) = h_{11}(t)/a_{11}(t)$; $s_{12}(t) = h_{12}(t)/a_{12}(t)$; $\dots$ $s_{1n}(t) = h_{1n}(t)/a_{1n}(t)$ 。

4) 求配电网输出信号的第一个PF分量以及瞬时频率, 即

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (4)$$

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (5)$$

$$f_1(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d[\arccos(s_{1n}(t))]}{dt} \quad (6)$$

5) 利用 $u_1(t)$ 作为原始数据, 按式 (6) 重复以上过程得到第二个PF分量, 直到 u_k 为一个单调函数为止, 表达式为

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t) \\ \vdots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (7)$$

最终信号可以表示为

$$x(t) = \sum_{p=1}^k PF_p(t) + u_k(t) \quad (8)$$

式中, $x(t)$ 为配电网的输出信号。

2. LMD提取配电网故障特征步骤

LMD提取配电网故障特征的步骤如下:

1) 选出包含主要故障信息的PF分量。

2) 利用式 (7) 求出各个PF分量的能量 $E_p(t)$, 即

$$E_p(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} |PF_p(t)|^2 dt \quad p=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

3) 将各PF分量的能量按式 (10) 进行归一化处理, 即

$$\begin{aligned} e_p(t) &= \frac{E_p(t)}{E} \quad p=1, 2, \dots, n \\ E &= \sum_{p=1}^n E_p(t) \end{aligned} \quad (10)$$

4) 构造本征模态能量向量 T 表示为

$$T = (e_1(t), e_2(t), \dots, e_n(t)) \quad (11)$$

3. 建立配电网故障定位的分类器

支持向量机具有较好的非线性分类能力, 十分适合于配电网故障定位与分类识别, 为此本文采用支持向量机建立配电网故障定位的分类器。根据风险最小化的原理, 支持向量机的最优解问题可表示为

$$y = \omega^T \Phi(x) + b \quad (12)$$

式中, ω 为权向量; b 为偏移向量。

对于一个线性不可分问题, 直接采用支持向量机对其进行求解比较困难, 通过引入非负的松弛因子将其转变成二次优化问题, 即有

$$\begin{aligned} \min J(w, \xi) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i(w\Phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

式中, ξ_i 为训练误差; c 为惩罚参数。

引入Lagrange乘子可转化为其对偶问题, 即

$$\begin{aligned} \max W(\alpha) &= \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \alpha_i \alpha_j x_i x_j \\ \text{s. t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ c \geq \alpha_i \geq 0 \\ i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \end{aligned} \quad (14)$$

式中, α_i 为Lagrange乘子。

对式(14)进行求解,可以得到 α_i 的值,那么权向量 ω 可表示为

$$\omega = \sum \alpha_i y_i \Phi(x_i) \Phi(x) \quad (15)$$

SVM分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}(\alpha_i y_i \Phi(x_i) \Phi(x) + b) \quad (16)$$

利用核函数代替点积 $\Phi(x_i) \Phi(x_j)$, 分类函数转化成为

$$f(x) = \text{sgn}(\alpha_i y_i k(x, x_i) + b) \quad (17)$$

径向基(RBF)函数仅需确定核函数宽度参数 σ , 本文采用其作为支持向量机核函数, 其定义如下

$$k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (18)$$

仿真测试

1. 配电网结构

为了测试局部极值分解和支持向量机的配电网故障定位方法的有效性, 本文选择一个含分布式电源的配电网系统, 由于接入配电网加入了分布式电源, 导致配电网变得更加复杂, 含分布式电源的配电网结构如图1所示。在Matlab R2012环境下, 对CPU 2.8 GHz双核、内存为4 G的个人计算机进行仿真实验。

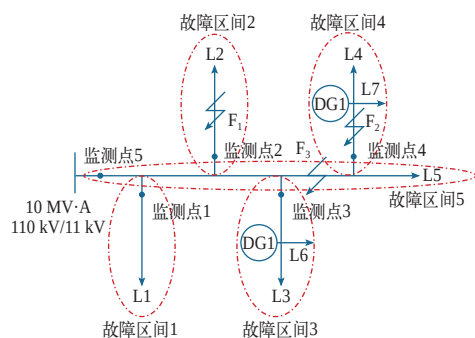


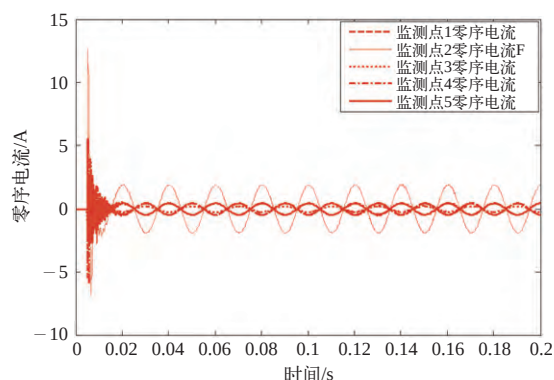
图1 分布式电源的配电网结构

当 F_1 、 F_2 处发生单相短路接地故障时, 故障前后的零序电流如图2a、b所示。

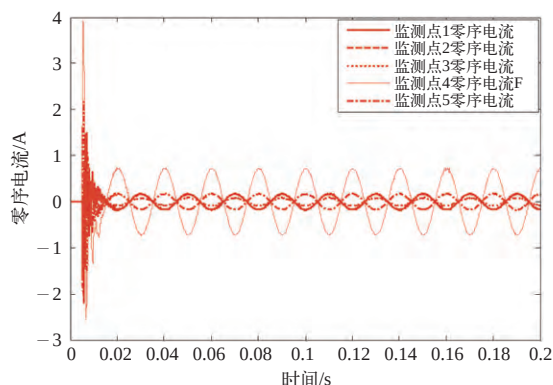
2. 结果分析

(1) 其他特征提取方法的结果对比

为了分析LMD算法提取特征的优越性, 选择EMD算法进行对比实验, 分类器均采用支持向量机, 其配电网故障定位正确率和平均定位时间的



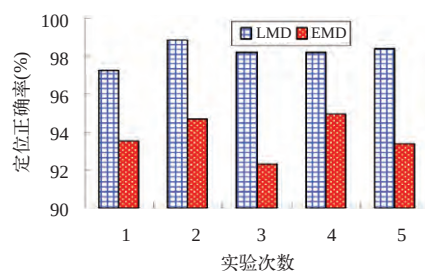
(a) F_1 处故障的零序电流



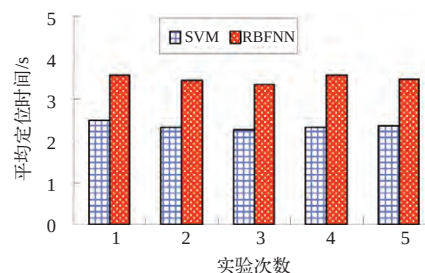
(b) F_2 处故障的零序电流

图2 故障零序电流

对比如图3所示。从图3可知, 相对于EMD算法, LMD算法的配电网故障定位正确率相应提高, 而且配电网故障定位的时间减少, 这主要是由于



(a) 配电网故障定位正确率对比



(b) 配电网故障平均定位时间对比

图3 LMD与EMD算法的配电网故障定位性能对比

LMD算法可以提取更加有效的配电网故障定位特征,减少了支持向量机的支持向量数,计算复杂度降低,加快了配电网故障定位诊断的效率,对比实验证明了本文提出的LMD算法对配电网故障定位的特征提取是有效的,而且具有一定的优越性。

(2) 与其他分类器的故障定位性能对比

为了测试支持向量机设计的配电网故障分类器的优越性,选择RBF神经网络进行对比实验,特征均采用LMD算法进行提取,其配电网故障定位正确率和平均定位时间如图4所示。从图4可知,相对于RBF神经网络,支持向量机支持配电网故障定位的正确率提高了5%左右,而且配电网故障定位速度更快,这主要是由于支持向量机较好地克服了RBF神经网络的过拟合、泛化能力差等不足,建立了性能更优的配电网故障分类器,对比结果表明,本文选择支持向量机建立配电网故障定位分类器具有一定的优越性。

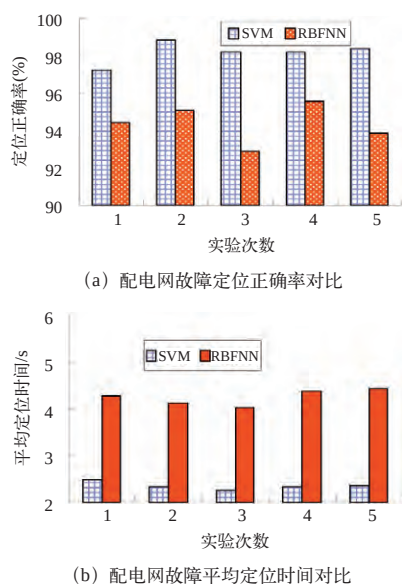


图4 SVM与RBF神经网络的配电网故障定位性能

综上所述,局部均值分解和支持向量机相融合的方法是正确率高、速度快的配电网故障定位方法。

结束语

为了获得更加理想的配电网故障定位结果,

提高配电网故障定位的准确率,提出一种基于局部均值分解和支持向量机的配电网故障定位方法,通过仿真实验测试其性能。仿真结果表明,本文方法可以描述配电网的故障变化特点,建立了更为准确的配电网故障定位模型,提高了配电网故障定位正确率,大幅度降低了配电网故障定位误差,在配电网故障定位中具有广泛的应用前景。

参考文献

- [1] 马士聪,高厚磊,徐丙垠,等.配电网故障定位技术综述[J].电力系统保护与控制,2009,37(11):119-124.
- [2] 唐金锐,尹项根,张哲,等.配电网故障自动定位技术研究综述[J].电力自动化设备,2013,33(5):7-10.
- [3] 刘健,董新洲,陈星莺,等.配电网容错故障处理关键技术研究[J].电网技术,2012,36(1):253-257.
- [4] 武娜,焦彦军.基于模拟植物生长算法的配电网故障定位[J].电力系统保护与控制,2009,37(4):23-28.
- [5] 刘建,张小庆,张志华,等.含分布式电源配电网的故障定位[J].电力系统自动化,2013,37(2):36-42.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 唐华,王玮,王英男,等.一种配电网故障区段定位的改进矩阵算法[J].科学技术工程,2014,14(11):196-199.
- [9] 林霞,陆于平,王联合.分布式发电条件下的多电源故障区域定位新方法[J].电工技术学报,2008,23(11):139-145.
- [10] 唐斐,陆于平.分布式发电系统故障定位新算法[J].电力系统保护与控制,2010,38(20):62-67.

(收稿日期:2015-02-10) EA