

DOI: 10.7667/PSPC170956

# 基于电压振幅和支持向量回归机的高压电力 输电线故障定位

费春国, 李春信

(中国民航大学电子信息与自动化学院, 天津 300300)

**摘要:** 针对高压电力输电线智能定位法中由于采用特征提取算法导致定位速度慢的问题, 提出一种基于电压振幅和支持向量回归机的高压电力输电线故障智能定位系统。首先使用 Matlab 建立一条 220 kV/300 km 的高压电力输电线, 并在此输电线上模拟出不同过渡电阻、不同位置、不同故障类型和故障初始角的故障信号。此系统使用单端测量方式, 并只采集电压故障信号。采集到的电压故障信号经过低通滤波剔除干扰信号后, 提取故障点后 1/2 周期的电压幅值作为故障特征信号, 由支持向量回归机对故障特征信号进行训练和验证, 实现对故障的精准定位。仿真研究表明, 此系统不仅在很大程度上提高了故障定位的速度, 而且故障定位的精度也非常高。

**关键词:** 高压输电线; 电压振幅; 支持向量回归; 故障定位; 智能定位法

## Fault location in high voltage power transmission based on voltage amplitude and support vector regression

FEI Chunguo, LI Chunxin

(College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** Using feature extraction algorithm reduces the speed of intelligent fault location for HV power transmission line. To improve the speed, a novel high voltage power transmission line intelligent fault location scheme is proposed, combining with voltage amplitude and Support Vector Regression (SVR). Firstly, a 220 kV/300 km transmission line power system is set up by Matlab, all various fault impedances, various types of faults at different locations and various fault inception angles are simulated on the system. The system uses single-end measurements and only collects voltage fault signals. The collected fault voltage signals are inputted into low-pass filter to eliminate the noises. Then, voltage amplitude from 1/2 cycle of post fault signals are extracted and applied as fault feature signals. A SVR is trained and verified with the fault feature signals. Consequently, the precise location of fault on the transmission line is realized. The simulation results show that the system not only improves the speed of fault location to a large extent, but also has high accuracy of fault location.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61403395).

**Key words:** high voltage power transmission; voltage amplitude; support vector regression; fault location; intelligent fault location method

## 0 引言

在电力输送系统中, 故障时有发生。一旦发生故障就可能引起电力供应中断, 损坏设备, 影响供电质量。因此, 为了尽可能快地恢复电力供应, 故障的准确定位是非常必要的。除此之外, 为了提高电力部门的投资回报, 故障的快速定位也是必需

的。快速又准确的定位技术不仅可以节省时间, 而且可以节省电能资源。

目前, 国内外学者已提出的故障定位方法有很多。国内的研究主要集中在行波法<sup>[1-3]</sup>, 国外则对阻抗法、行波法、智能定位法都有广泛的研究。其中, 智能定位法由于智能技术的不断发展, 得到了广泛的研究。

智能定位法通常主要由两个阶段构成。在第一阶段中, 研究人员使用不同的特征提取算法对故障

信号进行特征提取,如 Hilbert-Huang 变换<sup>[4]</sup>、离散傅里叶变换(DFT)<sup>[5]</sup>、傅里叶变换(FT)<sup>[6-7]</sup>、离散小波变换(DWT)<sup>[8-11]</sup>、小波变换(WT)<sup>[12-14]</sup>、小波包分解(WPD)<sup>[15-17]</sup>、HS 变换(HS-Transform)<sup>[18]</sup>、普罗尼分析(PA)<sup>[19]</sup>、平稳小波变换(SWT)<sup>[20]</sup>。第二阶段是回归。从第一阶段获得的故障信息通常用于对不同智能回归算法进行回归训练,在训练好之后,系统就可以用于故障的准确定位了。在第二阶段使用的智能回归算法有人工神经网络(ANN)<sup>[4,10-11,15,19]</sup>、模糊神经网络(FNN)、K 最近邻算法(KNN)<sup>[5,17]</sup>、自适应模糊神经网络(ANFIS)<sup>[6]</sup>、复数神经网络(Complex-Domain Neural Networks)<sup>[7]</sup>、径向基函数神经网络(RBFNN)<sup>[8,18]</sup>、BP 神经网络(BP)<sup>[9]</sup>、小波多结果分析算法(MRA)<sup>[12]</sup>、Elman 递归神经网络(ERNN)<sup>[13]</sup>、支持向量机(SVM)<sup>[8,14,16,20]</sup>。为了去除信号中的干扰,在特征提取算法前文献[7]使用了带通滤波器,文献[10,16-17]使用了低通滤波器,其他文献都没有使用任何滤波器。

在现有的智能定位法中,由于第一阶段采用了较为复杂的特征提取算法来获取故障信号特征,因此系统将花费一定的时间进行处理,对故障定位的快速性将有一定的影响。为了提高现有智能定位法的快速性,本文省去特征提取过程,直接使用滤波后的故障信号振幅对支持向量回归机进行回归训练和故障定位。

## 1 支持向量回归算法

支持向量机作为一种监督学习的方法已经广泛应用于分类和回归。支持向量机是由 Vapnik<sup>[21]</sup>在统计学理论中结构风险最小化原理基础上提出的。支持向量机首先是用于解决分类问题,然后通过使用替代惩罚函数(Loss Function)来解决回归问题<sup>[22]</sup>。由于使用结构风险最小化原理,选择带有最小风险约束的判别方程,因此所需的训练样本比较少,并且支持向量机比其他神经网络分类器很少出现过拟合的现象。所以支持向量机比较适合实践中样本较少的情况。支持向量机将优化方程转化为凸二次规划问题求解,因此从理论上能够得到全局最优解。支持向量机能够将低维空间不好求解的非线性问题变换到高维空间进行求解,支持向量机已被证明是一个具有吸引力和系统化的方法。

若需拟合的数据为  $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\}$   $x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}$ , 其中,  $x_i$  为输入,  $y_i$  为输出。拟合的目的是通过回归分析求解一个函数  $f$ , 将输入和输出联系起来。为了能使用非线性支持向量回归机

来求解函数  $f$ , 必须使用一个非线性映射  $\varphi$  将数据映射到高维空间中,其模型为

$$f(x) = \langle \omega, \varphi(x) \rangle + b \quad \omega \in \mathbf{R}^n, b \in \mathbf{R} \quad (1)$$

其中,  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  为  $\mathbf{R}^n$  中的数量积。因此,回归问题变为在约束条件下优化求解(2)得到

$$R(\omega, \eta, \eta^*) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\zeta_i(\eta_i) + \zeta_i(\eta_i^*)) \quad (2)$$

其中:  $C$  为平衡因子;  $\zeta_i$  为惩罚函数;  $\eta_i$  为松弛因子。由式(1)和式(2)可将支持向量回归机表示为

$$\begin{aligned} \min \quad & R(\omega, b, \eta, \eta^*) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \\ & C \sum_{i=1}^l (\zeta_i(\eta_i) + \zeta_i(\eta_i^*)) \\ & \langle \omega, \varphi(x) \rangle + b - y_i \leq \eta_i + \varepsilon \\ \text{subject to} \quad & y_i - \langle \omega, \varphi(x) \rangle + b \leq \eta_i^* + \varepsilon \\ & \eta_i, \eta_i^* \geq 0 \end{aligned} \quad (3)$$

通过引入双变量  $\alpha_i, \alpha_i^*$ , 将目标函数和约束条件转变为拉格朗日函数如式(4)。

$$\begin{aligned} L(\omega, b, \eta, \eta^*, \gamma, \gamma^*) = \\ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\zeta_i(\eta_i) + \zeta_i(\eta_i^*)) - \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i (\eta_i + \varepsilon + y_i - \langle \omega, \varphi(x_i) \rangle - b) - \\ \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (\eta_i^* + \varepsilon - y_i + \langle \omega, \varphi(x_i) \rangle + b) - \\ \sum_{i=1}^l (\eta_i \gamma_i + \eta_i^* \gamma_i^*) \end{aligned} \quad (4)$$

$L$  的偏微分为

$$\frac{\partial L}{\partial \omega} = \omega - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \quad (6)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \eta_i} = C \frac{d}{d\eta_i} \zeta_i(\eta_i) - \alpha_i - \gamma_i \quad (7)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \eta_i^*} = C \frac{d}{d\eta_i^*} \zeta_i(\eta_i^*) - \alpha_i^* - \gamma_i^* \quad (8)$$

将式(5)一式(8)代入式(4)得到

$$\begin{aligned} \max \quad & W(\alpha, \alpha^*, \eta, \eta^*) = \\ & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle + \\ & \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) y_i - \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \\ & C \sum_{i=1}^l \left( \zeta_i(\eta_i) + \zeta_i(\eta_i^*) - \eta_i \frac{d}{d\eta_i} \zeta_i(\eta_i) - \eta_i^* \frac{d}{d\eta_i^*} \zeta_i(\eta_i^*) \right) \end{aligned}$$

本文将选择  $\zeta(\eta) = \eta^2$  作为惩罚函数,并使用 RBF 核函数(9)实现特征空间的非线性映射。

$$K(X, X_i) = \exp(-\|X - X_i\|^2 / 2\delta^2) \quad (9)$$

因此, 支持向量回归机求解优化问题变为

$$\begin{aligned} \max W(\alpha, \alpha^*) = & -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l [(\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot \\ & (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j)] + \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) y_i - \\ & \frac{1}{2C} \sum_{i=1}^l (\alpha_i^2 + \alpha_i^{*2}) \quad (10) \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ & \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \end{aligned}$$

## 2 基于支持向量回归机的高压电力输电线故障定位方法

### 2.1 高压电力输电线和故障信号仿真

如图 1 所示, 使用 Matlab 建立一条 220 kV, 全长 300 km 的双电源高压输电线仿真系统。系统频率为 50 Hz, 基准功率为  $100 \times 10^6$  VA, 额定电压为  $220 \times 10^3$  V, 三相短路容量为  $10000 \times 10^6$  VA。

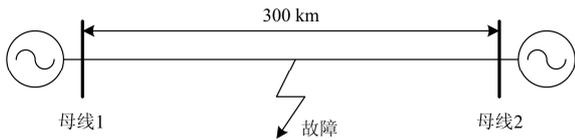


图 1 高压输电线路仿真图

Fig. 1 Simulation diagram of HV power transmission line

仿真输电线路的基本参数选自文献[23], 如表 1 所示。过渡电阻分别设置为 100  $\Omega$  和 300  $\Omega$ 。在 300 km 的高压电力传输线上每隔 15 km 选取一个故障点, 在每个故障点设置 11 种不同类型的故障, 分别为 AG、BG、CG、AB、AC、BC、ABG、ACG、BCG、ABCG 和 ABC, 并分别设置每种故障发生在故障角为  $0^\circ$ 、 $30^\circ$ 、 $90^\circ$ 。因此, 对于每种故障类型和故障角, 高压电力输电线仿真系统将产生 19 个故障信号。

表 1 高压电力输电线路仿真参数

Table 1 Simulation parameters of HV power transmission line

参数类型	零序参数	正序参数
$R / (\Omega/\text{km})$	0.3	$3.648\text{e}-2$
$L / (\text{mH}/\text{km})$	3.639	1.348
$C / (\mu\text{F}/\text{km})$	$6.166\text{e}-3$	$8.68\text{e}-3$

### 2.2 故障定位方法

本文提出一种新颖的高压电力输电线故障智能定位方法, 此方法不对故障信号进行故障特征提取, 直接对故障信息进行滤波处理, 剔除干扰信号后, 再截取信号的一部分作为特征信号, 输入到支持向量回归机中实现故障定位, 其结构图如图 2。



图 2 高压输电线路故障定位方法结构图

Fig. 2 Fault location method structure of HV power transmission line

此故障智能定位方法的数据采集使用单端故障信息采集方法, 即在图 1 中的母线 1 处进行故障信号采集, 采样频率为 40 kHz。只采集电压信号, 采集到的电压信号被输入到有限长单位冲激响应滤波器(Finite Impulse Response-FIR Filter), 设置滤波器的阶数为 199, 截止频率为 200 Hz, 然后截取半个周期没有干扰的电压信号作为故障定位的特征信号。由于只截取半个周期的故障信号, 因此每一项的电压信号将由一个  $1 \times 200$  的向量表示, 最终每一个三相电压故障信号由一个  $1 \times 600$  的向量  $x_i$  表示。因为每种故障类型和故障角有 19 个故障信号, 所以  $x_i$  中的  $i=1 \sim 19$ 。每一个  $x_i$  都对应一个实际的故障位置  $y_i$ 。将 19 个故障信号中的 10 个代入式(10)中, 用于对支持向量回归机的训练, 确定(10)中的  $\alpha_i, \alpha_i^*$ 。将确定的  $\alpha_i, \alpha_i^*$  代入式(5)可以确定  $\omega$ 。由 Kuhn-Tucker 定理, 对于满足  $0 < \alpha_i^* < C (\alpha_i = 0)$  的标准支持向量, 有  $b = y_i - \sum_{x_j \in \text{SV}} (\alpha_j - \alpha_j^*) x_j \cdot x_i - \varepsilon$ , SV-Support Vector:

支持向量。将求得的  $\omega$  和  $b$  代入式(1), 即可得到根据训练样本求得的用于故障定位的拟合函数

$$f(x) = \langle \omega, \varphi(x) \rangle + b = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \cdot x + b \quad (11)$$

式中,  $n$  为训练样本个数。训练完成后, 剩余故障信号代入式(11)中, 即可估计出故障的发生的位置, 与实际发生故障位置进行对照后, 完成对训练好的支持向量回归机的测试。

本文用均方差和绝对误差作为定位准确度的衡量标准, 其中绝对误差定义为

$$\text{绝对误差} = |\text{实际故障位置} - \text{估计故障位置}| \quad (12)$$

### 2.3 仿真结果和分析

表 2 给出了当过渡电阻为 100  $\Omega$  和 300  $\Omega$  时, 故障定位仿真结果的均方差, 其范围从 0.000 905 88 到  $1.28\text{e}-5$ 。在文献[16]给出的故障定位仿真结果的均方差中, 最大均方差为 0.002 1, 最小均方差为  $4.80\text{e}-6$ 。通过与文献[16]的结果进行对比, 可知虽然文献[16]中的最小均方差比本文的结果还要小, 但是其最大均方差比本文的结果要大。因此, 从整体上看, 本文提出的方法要优于文献[16]中的方法。

表 2 高压电力传输线故障定位结果的均方差  
Table 2 Mean squared error of fault location of HV power transmission line

故障类型	故障角	过渡电阻		最小均方差	最大均方差
		100 Ω	300 Ω		
AG	0°	0.000 189 30	0.000 025 02	0.000 025 02	0.000 599 21
	30°	0.000 370 56	0.000 092 23		
	90°	0.000 599 21	0.000 110 49		
BG	0°	0.000 243 73	0.000 054 17	0.000 014 17	0.000 275 47
	30°	0.000 171 59	0.000 014 17		
	90°	0.000 905 88	0.000 459 72		
CG	0°	0.000 612 97	0.000 335 76	0.000 125 53	0.000 905 88
	30°	0.000 396 21	0.000 125 53		
	90°	0.000 022 33	0.000 012 80		
AB	0°	0.000 044 65	0.000 019 19	0.000 012 80	0.000 189 98
	30°	0.000 189 98	0.000 020 07		
	90°	0.000 024 35	0.000 346 23		
AC	0°	0.000 129 09	0.000 170 79	0.000 024 35	0.000 346 23
	30°	0.000 033 08	0.000 070 54		
	90°	0.000 155 24	0.000 051 58		
BC	0°	0.000 135 27	0.000 048 80	0.000 048 80	0.000 155 24
	30°	0.000 068 99	0.000 063 44		
	90°	0.000 053 43	0.000 040 00		
ABG	0°	0.000 071 63	0.000 014 44	0.000 014 44	0.000 555 88
	30°	0.000 555 88	0.000 017 27		
	90°	0.000 034 67	0.000 154 73		
ACG	0°	0.000 035 84	0.000 090 33	0.000 034 67	0.000 154 73
	30°	0.000 093 06	0.000 044 60		
	90°	0.000 127 59	0.000 063 21		
BCG	0°	0.000 442 94	0.000 110 56	0.000 052 32	0.000 442 94
	30°	0.000 052 32	0.000 201 89		
	90°	0.000 028 29	0.000 102 17		
ABC	0°	0.000 025 00	0.000 051 81	0.000 022 55	0.000 102 17
	30°	0.000 046 28	0.000 022 55		
	90°	0.000 028 29	0.000 102 17		
ABCG	0°	0.000 025 00	0.000 051 81	0.000 022 55	0.000 102 17
	30°	0.000 046 28	0.000 022 55		
	90°	0.000 022 33	0.000 012 80		
最小均方差		0.000 022 33	0.000 012 80		
最大均方差		0.000 905 88	0.000 459 72		

在同一台电脑下，文献[16]从提取特征到测试得到估计故障定位需要 53.506 528 s，而本文所提出的方法仅使用 19.615 834 s。这是由于本文所采用的方法不再使用任何特征提取算法来得到定位所需的信号，因此在定位速度上有着很大幅度的提高。

表 3 和表 4 给出过渡电阻为 100 Ω 和 300 Ω 的故障估计定位和绝对误差。对于过渡电阻为 100 Ω 的故障定位，其最大绝对误差为 0.053 866 km，最小绝对误差为 0.000 135 km；过渡电阻为 300 Ω 的故障定位，其最大绝对误差为 0.024 245 km，最小绝对误差为 0.000 030 km。

文献[23]中提供了对同样高压电力输电线的故障定位数据，其最大绝对误差为 0.225 km，最小绝对误差为 0.008 km。因此，本文提出的故障定位方法相比于文献[23]中的方法在定位精度上有很程度的提高。这说明电压信号振幅信息与故障位置有着直接的关系，完全可以作为故障特征信号实现故障定位。

### 3 结论

本文直接采用故障电压信号振幅作为特征信号，对特征信号进行简单的低通滤波和信号截取处理后，使用支持向量回归机实现对高压电力输电线路故障进行定位。该智能定位法由于没有采用任何的特征提取算法，因此故障定位时间短。由于电压信号振幅与故障位置直接相关，通过与其他方法进行对比，此智能定位法具有较高的故障定位精度，为高压输电线路的故障定位提供了一种新的高精度快速的方法。

表 3 高压电力传输线故障定位估计定位和绝对误差(过渡电阻为 100 Ω)

Table 3 Estimated location of fault location and absolute error of HV power transmission line (transient resistance is 100 Ω)

故障类型	30 km			180 km			270 km		
	0°	30°	90°	0°	30°	90°	0°	30°	90°
AG	29.994 306	30.007 893	30.004 815	179.993 079	179.986 796	179.965 475	269.969 497	269.955 218	269.993 976
BG	30.007 896	30.003 676	30.005 036	179.983 653	179.975 186	180.007 447	269.965 422	269.985 799	270.023 106
CG	30.002 944	30.019 203	30.006 523	179.969 292	180.000 135	179.980 022	269.995 306	269.952 263	269.950 373
AB	29.999 234	29.999 721	30.007 323	179.999 451	179.997 393	179.990 473	270.012 996	270.017 805	270.014 589
AC	30.000 265	30.011 061	29.999 466	180.000 534	179.998 406	179.993 638	270.005 018	269.991 521	270.013 433
BC	29.999 763	30.004 674	29.996 602	180.000 426	179.996 369	179.995 091	270.025 132	270.002 647	269.990 558
ABG	30.004 705	30.003 836	30.008 910	180.002 720	179.999 578	179.994 410	269.990 503	269.980 770	269.952 245
ACG	29.998 562	30.000 972	30.003 661	180.005 772	180.004 462	179.998 013	269.991 868	270.015 676	269.974 972
BCG	30.001 354	30.006 214	30.001 764	180.003 775	180.001 626	180.003 427	269.987 247	269.946 134	269.987 863
ABC	30.002 556	30.003 337	30.000 879	179.998 864	179.998 618	179.997 822	270.005 674	270.004 457	270.005 202
ABCG	30.002 556	30.003 337	30.000 879	179.998 864	179.998 618	179.997 822	270.005 674	270.004 457	270.005 202
最小绝对误差	0.000 237	0.0002 79	0.000 534	0.000 426	0.000 135	0.001 987	0.004 694	0.002 647	0.005 202
最大绝对误差	0.007 896	0.019 203	0.008 910	0.030 708	0.024 814	0.034 525	0.034 578	0.053 866	0.049 627

表 4 高压电力传输线故障定位估计定位和绝对误差(过渡电阻为 300  $\Omega$ )Table 4 Estimated location of fault location and absolute error of HV power transmission line (transient resistance is 300  $\Omega$ )

故障类型	30 km			180 km			270 km		
	0°	30°	90°	0°	30°	90°	0°	30°	90°
AG	29.990 327	30.002 919	30.003 511	179.996 045	179.996 695	179.998 501	269.990 504	270.009 458	270.020 186
BG	29.980 669	30.000 030	29.997 461	179.992 204	180.004 170	180.003 520	270.006 170	269.999 774	270.004 022
CG	30.015 348	30.010 792	29.993 229	179.986 554	179.993 811	179.987 381	269.994 411	269.994 793	270.004 419
AB	30.002 989	29.991 197	29.993 944	180.001 528	179.997 864	179.999 955	270.001 133	270.008 199	270.010 950
AC	30.013 590	30.004 972	29.991 322	179.997 917	179.996 929	179.989 395	269.975 755	269.993 540	270.005 750
BC	30.004 548	30.000 999	29.996 734	180.004 515	180.000 844	179.994 409	270.000 664	270.010 122	269.997 541
ABG	30.006 696	30.000 498	29.996 071	180.006 840	180.002 288	180.000 483	269.997 843	270.002 765	270.008 342
ACG	29.999 934	30.004 359	29.993 338	180.007 785	180.006 352	179.993 816	269.989 514	270.005 281	270.004 315
BCG	29.991 787	30.006 234	29.992 422	180.009 035	180.006 437	180.005 131	269.993 388	270.002 780	270.011 649
ABC	30.008 484	30.008 557	29.993 712	180.004 828	180.002 411	179.995 424	269.999 328	270.001 497	270.006 092
ABCG	30.008 484	30.008 557	29.993 712	180.004 828	180.002 411	179.995 424	269.999 328	270.001 497	270.006 092
最小绝对误差	0.000 066	0.000 030	0.002 539	0.001 528	0.000 844	0.000 045	0.000 664	0.000 226	0.002 4 9
最大绝对误差	0.019 331	0.010 792	0.008 678	0.013 446	0.006 437	0.012 619	0.024 245	0.010 122	0.020 186

## 参考文献

- [1] 刘顺桂, 李勋, 张宏钊, 等. 一种采用时间判别法的混合线路故障行波定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(1): 41-46.  
LIU Shungui, LI Xun, ZHANG Hongzhao, et al. A traveling wave fault location method of hybrid line using time discrimination[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(1): 41-46.
- [2] 杨建, 唐忠. 高压电缆在线行波故障测距算法的设计[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(14): 48-54.  
YANG Jian, TANG Zhong. Design of online travelling wave based fault location algorithm for HV power cable[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(14): 48-54.
- [3] 李金泽, 李宝才, 翟学明. 一种考虑多次谐波的行波自然频率测距方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(11): 9-15.  
LI Jinze, LI Baocai, ZHAI Xueming. Single terminal fault location by natural frequencies of travelling wave considering multiple harmonics[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(11): 9-15.
- [4] 康忠健, 徐丽, 樊建川, 等. 基于 Hilbert-Huang 变换和神经网络的带串补高压输电线故障测距[J]. 电网技术, 2009, 33(20): 142-146.  
KANG Zhongjian, XU Li, FAN Jianchuan, et al. Fault location for high voltage transmission lines with the series compensation capacitor based on Hilbert-Huang transform and neural network[J]. Power System Technology, 2009, 33(20): 142-146.
- [5] FARSHAD M, SADEH J. Accurate single-phase fault-location method for transmission lines based on K-nearest neighbor algorithm using one-end voltage[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(4): 2360-2367.
- [6] KAMEL T S, MOUSTAFA HASSAN M A, EL-MORSHEDEY A. Using a combined artificial intelligent approach in distance relay for transmission line protection in EPS[C] // ICSCCW 2009 - 5th International Conference on Soft Computing, Computing with Words and Perceptions in System Analysis, Decision and Control, September 2-4, 2009, Famagusta, Cyprus: 1-6.
- [7] ALVES DA SILVA A P, LIMA A C S, SOUZA S M. Fault location on transmission lines using complex-domain neural networks[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2012, 43(1): 720-727.
- [8] SAMANTARAY S R, DASH P K, PANDA G. Distance relaying for transmission line using support vector machine and radial basis function neural network[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2007, 29(7): 551-556.
- [9] NGAOPITAKKUL A, POTHISARN C. Discrete wavelet transform and back-propagation neural networks algorithm for fault location on single-circuit transmission line[C] // 2008 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, February 22-25, 2009, Bangkok, Thailand: 1613-1618.
- [10] JAIN A, THOKE A S, PATEL R N. Double circuit transmission line fault distance location using artificial

- neural network[C] // 2009 World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, December 9-11, 2009, Coimbatore, India: 13-18.
- [11] SINGH S, VISHWAKARMA D N. Application of DWT and ANN for fault classification and location in a series compensated transmission line[C] // 2016 IEEE 6th International Conference on Power Systems, March 4-6, 2016, New Delhi, India: 1-6.
- [12] REDDY M J, MOHANTA D K. Adaptive-neuro-fuzzy inference system approach for transmission line fault classification and location incorporating effects of power swings[J]. IET Generation, Transmission and Distribution, 2008, 2(2): 235-244.
- [13] EKICI S, YILDIRIM S, POYRAZ M. A transmission line fault locator based on Elman recurrent networks[J]. Applied Soft Computing Journal, 2009, 9(1): 341-347.
- [14] MALATHI V, MARIMUTHU N S, BASKAR S. Intelligent approaches using support vector machine and extreme learning machine for transmission line protection[J]. Neurocomputing, 2010, 73(10-12): 2160-2167.
- [15] EKICI S, YILDIRIM S, POYRAZ M. Energy and entropy-based feature extraction for locating fault on transmission lines by using neural network and wavelet packet decomposition[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(4): 2937-2944.
- [16] YUSUFF A A, FEI C, JIMOH A A, et al. Fault location in a series compensated transmission line based on wavelet packet decomposition and support vector regression[J]. Electric Power Systems Research, 2011, 81(7): 1258-1265.
- [17] FARSHAD M, SADEH J. Transmission line fault location using hybrid wavelet-Prony method and relief algorithm[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2014, 61: 127-136.
- [18] SAMANTARAY S R, DASH P K, PANDA G. Fault classification and location using HS-transform and radial basis function neural network[J]. Electric Power Systems Research, 2006, 76: 897-905.
- [19] TAWFIK M M, MORCOS M M. ANN-based techniques for estimating fault location on transmission lines using Prony method[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2001, 16(2): 219-224.
- [20] YUSUFF A A, JIMOH A A, MUNDA J L. Fault location in transmission lines based on stationary wavelet transform, determinant function feature and support vector regression[J]. Electric Power Systems Research, 2014, 110: 73-83.
- [21] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. Berlin: Springer, 1995: 133-137.
- [22] VAPNIK V, GOLOWICH S, SMOLA A. Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1997, 9: 281-287.
- [23] 范新桥. 基于多点电流测量的输电线路故障定位方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2012.  
FAN Xinqiao. Study on fault location schemes for transmission lines based on multiple current measurements[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2012.

收稿日期: 2017-06-26; 修回日期: 2018-02-04

作者简介:

费春国(1974—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统故障定位与分类, 电力系统负载平衡以及智能优化等; E-mail: fchunguo@163.com

李春信(1992—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力系统故障定位与分类等。E-mail: chunxin\_li@126.com

(编辑 葛艳娜)