

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2018.04.011

基于WSE-RVM的柔性多端直流输电换流器故障诊断

王翠翠^{1,2}, 王维庆^{1,2}, 王海云^{1,2}, 杨少平^{1,2}

(1. 新疆大学 电气工程学院, 乌鲁木齐 830000; 2. 可再生能源发电与并网技术教育部工程研究中心, 乌鲁木齐 830049)

摘要: 为了快速、准确地对柔性多端直流输电系统(VSC-MTDC)中电压源换流器(VSC)的故障进行诊断,提出了一种基于小波奇异熵(WSE)理论和相关向量机(RVM)的诊断方法。首先,在PSCAD/EMTDC中搭建了三端直流输电系统的仿真模型,并对电压源换流器的几种常见故障进行了仿真分析。其次,以VSC-MTDC直流侧电压作为故障信号源,利用小波奇异熵理论对仿真数据进行故障特征提取,将得到的故障特征向量作为相关向量机的输入样本。最后,利用相关向量机对换流器故障进行诊断,结果表明,小波奇异熵理论可以较好地提取电压源换流器的故障特征,相关向量机比同等条件下的支持向量机具有更高的诊断准确率和更短的诊断时间。

关键词: 小波奇异熵; 相关向量机; 多端直流输电; 电压源换流器; 故障诊断

Fault Diagnosis of Converter in Flexible Multi Terminal DC Transmission Based on WSE-RVM

WANG Cuicui^{1,2}, WANG Weiqing^{1,2}, WANG Haiyun^{1,2}, YANG Shaoping^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830000, China; 2. Engineering Research Center of Education Ministry for Renewable Energy Power Generation and Grid Technology, Urumqi 830049, China)

Abstract: In order to diagnose the fault of voltage source converter (VSC) in VSC-MTDC more quickly and accurately, a fault diagnosis method based on wavelet singular entropy (WSE) theory and relevance vector machine (RVM) is proposed. Firstly, based on PSCAD/EMTDC, a simulation model of three-terminal DC transmission system is built, and several common faults of VSC are simulated and analyzed. Secondly, the DC side voltage of VSC-MTDC is used as the fault signal source, using the wavelet singularity entropy theory to extract the fault features of the simulation data. The obtained fault feature vector is used as the input sample of RVM. Finally, RVM is used to diagnose the fault of VSC. The final findings show that, the wavelet singular entropy theory can be well used to extract the fault features, and RVM has higher diagnostic accuracy and shorter diagnosis time than SVM under the same conditions.

Key words: wavelet singular entropy; relevance vector machine; multi terminal DC (MTDC) transmission; voltage source converter (VSC); fault diagnosis

0 引言

柔性多端高压直流输电(multi-terminal HVDC system based on voltage source converter, VSC-MTDC)是以大功率可控关断型器件(如IGBT或IGCT)的电压源换流器(voltage source converter, VSC)替代传统

直流输电利用的晶闸管器件换流器^[1]。其具有可快速独立调节有功功率和无功功率、可向无源网络提供电能、可完成潮流翻转及多端直流输电等诸多优势,因此非常适合应用于风电消纳、分布式电网等领域,是一种拥有广阔应用前景的新型高压直流输电技术,引起了国内外学者的广泛关注^[2-4]。VSC作为VSC-MTDC的关键组成部分,其过电流和过电压

收稿日期:2017-10-07; 修回日期:2017-12-13

基金项目:国家863计划(2013AA050604);自治区自然科学基金(2013211A006);新疆科技厅重点实验室开放课题(2015KL020)。

Project Supported by State 863 Plan of China(2013AA050604), Municipality Natural Science Foundation(2013211A006), the Key Laboratory Open Projects of Xinjiang Science & Technology Hall(2015KL020).

性能均比较差,易发生各种故障且维护不便;换流器交流侧故障时,多端系统比两端系统涌现出更大的短路冲击电流和过电压;且由于当前缺少大容量高压直流断路器,多端系统换流器若一处发生故障,会波及到其他换流器、线路及网络,造成大范围停电事故^[5-7]。因此,研究高效且适合实现在线诊断多端直流系统换流器故障的方法,可为多端柔性高压直流输电系统故障预警、故障恢复提供有力保障。

目前,世界上技术等级最高的多端柔性直流输电工程—浙江舟山±200 kV 五端柔性直流输电示范工程已于2014年7月正式投运^[8]。对VSC-MTDC的研究主要集中在运行特性的分析、控制和保护策略等几方面^[9-12],而针对VSC-MTDC的VSC内部故障诊断的报道尚比较少。文[13]提出了利用换流器故障时电气量能量变化率的不同,获取换流器不同故障状态下的逻辑编码值,实现在线监测在线诊断换流器故障。但对于某些非破坏性故障,能量变化率对其并不敏感,造成该方法对这类故障诊断准确率。文[14]以故障信号能量作为故障特征向量,利用小波神经网络方法对VSC故障进行分类诊断。但神经网络需要的故障样本多,学习时间长,不利于在线诊断。

文中针对三端柔性直流输电系统中电压源换流器的故障特性,提出基于小波奇异值熵和相关向量机的VSC-MTDC电压源换流器的故障诊断方法,通过小波多分辨率分解与奇异值熵理论结合获取更显著的故障特征信号,并利用相关向量机(relevance vector machine, RVM)作为故障分类器,提高换流器故障诊断的效率和准确率。

1 小波奇异熵理论

小波奇异熵是结合了小波分解、奇异值分解和信息熵理论的一种新型信号分析方法,近年来在机械、电力系统等领域的故障特征提取中获得了成功的应用^[15-17]。小波分解具有良好的时频局部化性能,故障信号经过小波分解后,能从时频和频域表现局部特征和能量变化。而受故障类型、故障位置以及故障时刻等诸多因素的影响,仅靠信号的时频分布是不足以辨别各种故障的类型,且小波分解后数据量庞大,因而有对信号进行奇异值分解(SVD)的必要。

设有原始信号 $V(n)$, 对其进行小波分解(分解树见图1)。 cA_k 表示第 k 层分解的近似系数, cD_k 表示

第 k 层分解的细节系数。

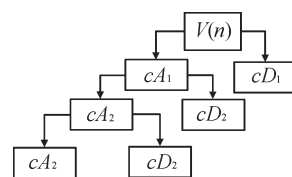


图1 小波分解示意图

Fig. 1 Schematic diagram of wavelet decomposition

对每一次小波分解后的系数进行重构获得对应的细节分量 $D_j(n)$ 和近似分量 $A_j(n)$, 则重构后获得的各个分量之和即为原信号, 见式(1)。

$$V(n) = D_1(n) + A_1(n) = D_1(n) + D_2(n) + A_1(n) \quad (1)$$

为统一, 可将 $A_m(n)$ 表示为 $D_{m+1}(n)$, 那么

$$V(n) = \sum_{i=1}^{m+1} D_i(n) \quad (2)$$

原始信号经过小波分解重构后第 i 个尺度下的分量为 $D_i(n)$, 由这些分量可构成一个 $m \times n$ 的矩阵 $D_{m \times n}$ 。根据奇异值分解理论, $D_{m \times n}$ 可分解成为

$$D_{m \times n} = U_{m \times L} \Lambda_{L \times L} V_{L \times n}^T \quad (3)$$

式(3)中: U 和 V 均为正交矩阵; $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_l)$ 为一对角阵, 其对角线元素 $\lambda_j (j=1, 2, \dots, l)$ 呈非负降序排列, 这些对角线元素即为小波分解后 $D_{m \times n}$ 的奇异值。

为了对故障信号的频率成分及分布特征进行定量分析, 引入信息熵理论。信息熵可以作为信号不规则程度的度量; 系统越随机、混乱无序, 信息熵就越大; 反之, 系统越规则、有序, 信息熵就越小。假设某系统 S 可能出现 n 种不同的状态 $x_1, x_2, \dots, x_n, p(x_i)$ 表示状态 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 出现的概率, 这样, 该系统的信息熵为^[18]

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \lg[p(x_i)] \quad (4)$$

式(4)中, $0 \leq p(x_i) \leq 1$, $\sum_{i=1}^n p(x_i) = 1$ 。

小波分解重构后的矩阵 $D_{m \times n}$ 的奇异值与信息熵理论的结合即为小波奇异熵, 其定义为

$$W_k = - \sum_{j=1}^k \left[\left(\frac{\lambda_j}{\sum_{i=1}^l \lambda_i} \right) \lg \left(\frac{\lambda_j}{\sum_{i=1}^l \lambda_i} \right) \right] \quad (5)$$

小波奇异熵也可以反映信号的复杂程度, 信号越复杂、无序, 小波奇异熵就越大; 反之, 信号越简单、有序, 小波奇异熵就越小。利用小波奇异熵量化故障特征, 可为后面相关向量机诊断电压源换流器故障提供高质量的样本。

2 RVM原理

2.1 RVM的优势

RVM是由Micael E.Tipping于2000年首先提出的一种基于稀疏贝叶斯框架构建的新型机器学习机,与支持向量机(support vector machine, SVM)相比, RVM不仅可以获得二值输出,并且可以获得概率输出,从而增加了结果可信度的评价指标;在核函数的选择上, RVM不受梅西条件的约束,可以任意构建核函数; RVM不需要对惩罚因子做出设置,在SVM中惩罚因子是平衡经验风险和置信区间的常数,实验结果对该数据十分敏感,设置不当就会引起过学习等问题,而在RVM中自动对参数赋值;与SVM相比, RVM更稀疏,从而测试时间更短,更适合用于在线故障诊断^[19-20]。

2.2 相关向量机分类原理

对于给定的输入样本 $\{x_i\}_{i=1}^n$, 目标向量为 $t=[t_1, t_2, \dots, t_n]^T$, 则RVM分类函数表达式为^[21]

$$y(\mathbf{x}; \mathbf{w}) = \sum_{i=1}^n w_i K(x_i, x) + w_0 \quad (6)$$

式(6)中: $\mathbf{w}=[w_0, w_1, \dots, w_n]^T$ 为权重向量; $K(x_i, x)$ 为核函数, 它无需满足梅西条件。

针对二分类问题, $\{t_i\}_{i=1}^n$ 只能是0或1。RVM分类器将 $y(x)$ 利用Sigmoid函数映射到(0, 1)区间, 给出的分类决策概率分布函数为

$$\rho(z) = 1/(1 + e^{-z}) \quad (7)$$

当 $\rho(z) < 0.5$ 时, 分类结果属于一类; $\rho(z) \geq 0.5$ 时, 属于另一类。在样本满足独立分布, 且 $p\{t^*\}$ 满足贝努利分布时, 样本集的似然函数为

$$p\{t|\mathbf{w}\} = \prod_{i=1}^n \rho\{z(x_n; \mathbf{w})\}^{t_i} [1 - \rho\{z(x_n; \mathbf{w})\}]^{1-t_i} \quad (8)$$

RVM为每个权值定义了高斯先验概率分布, 使得参与决策的样本数量减少, 同时提高模型的泛化推广性能。

$$p(\mathbf{w}|\mathbf{a}) = \prod_{i=0}^n n(w_i|0, a_i^{-1}) \quad (9)$$

式(9)中, $\mathbf{a}=(a_1, a_2, \dots, a_n)^T$ 为确定权值 $\mathbf{w}$ 的先验分布的超参数, 它决定每个权值的偏离度。采用Laplace逼近法迭代更新超参数 a_i , 实际迭代过程中有大量 a_i 趋近于无穷大, 从而使 w_i 趋近于0, 这样就使得RVM更稀疏。非零的核函数所对应的样本向量称为相关向量^[22]。

2.3 多分类相关向量机

然而, RVM与SVM类似, 仍属于一个二分类器,

只能为测试样本定义2个类别的标签。而换流器故障诊断属于典型的多分类问题, 因此需要基于RVM构造一个多分类器。通常, 将多分类问题化解为多个二分类问题, 常用的方法有: 一对一编码法、一对多编码法。但这2类方法会出现拒绝分区等问题, 另外有层次分类法和最小输出编码法等, 最小输出编码法需要分类器少, 从而减少分类时间^[23]。文中将层次分类法和最小输出编码法结合, 构造多分类器, 其步骤为: ①现将原有样本分为2个类别; ②将这2个类别分别再分解为2个子类别; ③重复步骤②多次, 直至得到一个单独的类别为止; ④对每个子类别进行编码。

2.4 RVM参数寻优

RVM的核函数选择径向基核函数(RBF Kernel), 其表达式为

$$K(x_i, x) = \exp[-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2] \quad (10)$$

式(10)中: x 为空间中任一点; x_i 为核函数中心; σ^2 为核函数的宽度参数。

参照文[24]交叉验证网格搜索法来获取RVM的最佳参数, 由于RVM不需要对惩罚因子 C 进行验证, 所以, 交叉验证只需寻找最优的核参数 σ^2 即可。当确定了最佳的 σ^2 , 那么样本总能在高维特征空间中被分开。其步骤如下: ①确定 σ^2 参数的取值上下限, 得到 $\mathbf{g}=(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2)$; ②利用网格搜索法得到参数 $\sigma_i^2, i=1, 2, \dots, n$; ③针对不同参数对RVM进行训练和测试, 得到分类准确率最高的参数 σ^2 ; ④若分类准确率达到要求, 则结束寻优过程, σ_b^2 为最优参数; 反之, 将①中的 $\mathbf{g}$ 乘以一个常数, 改变 σ^2 的上下限, 转到步骤②继续寻优, 直至得到满意的分类准确率。

3 VSC-MTDC故障仿真

在Pscad电力系统仿真软件中建立三端柔性输电系统仿真模型, 见图2。图2(b)为VSC内部拓扑结构。

VSC-MTDC换流器参数(参数设定参照文[25])为: ①VSC₁: 交流侧电压为420 kV; VSC₁通过变压器与送端电网连接; 变压器容量为1 500 MVA, 变压器变比为420 kV/230 kV; 直流侧电压为400 kV; 直流侧电容为300 μ F。②VSC₂: 交流侧电压为420 kV; VSC₂通过变压器与受端电网连接; 变压器容量为1 500 MVA, 变压器变比为420 kV/230 kV; 直流侧电压为400 kV; 直流侧电容为300 μ F。③VSC₃: 交流侧电压为500 kV; VSC₃通过变压器与受端电网连接;

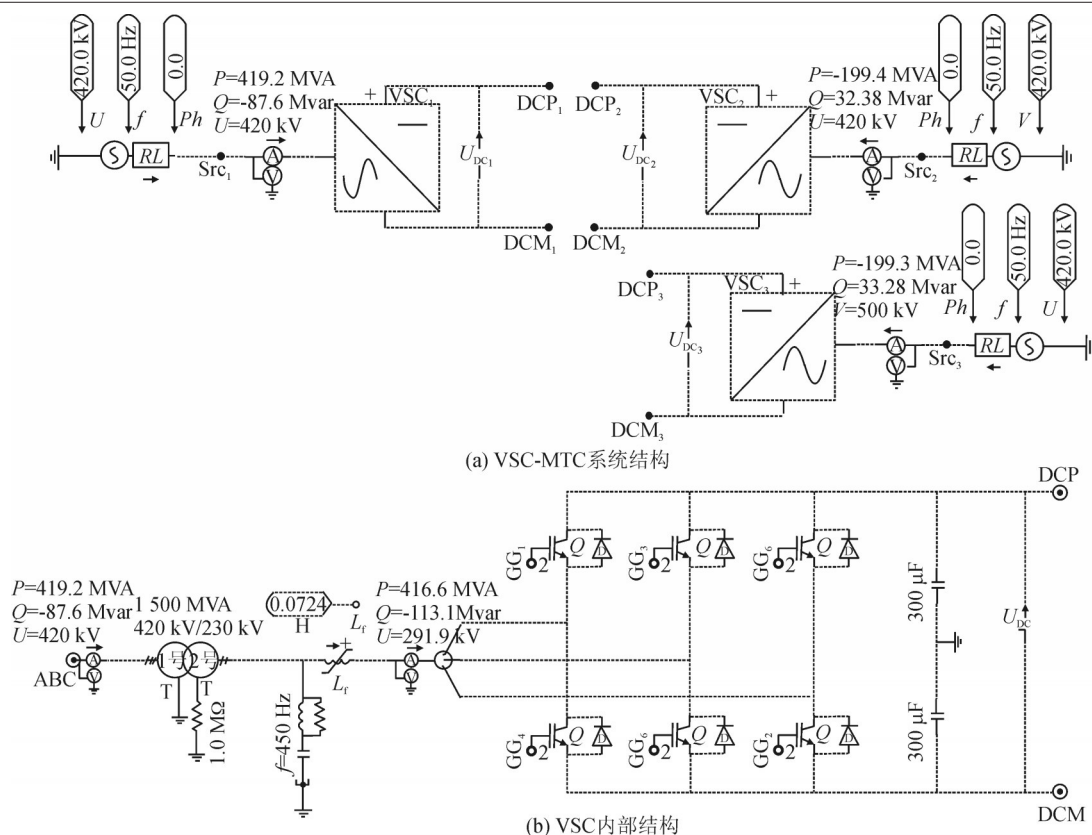


图2 VSC-MTDC系统仿真模型

Fig. 2 Simulation model of VSC-MTDC system

变压器容量为 1 500 MVA, 变压器变比为 500 kV/230 kV; 直流侧电压为 400 kV; 直流侧电容为 300 μ F。

柔性高压直流输电 VSC 常见故障有: E_1 —IGBT 失效开路; E_2 —IGBT 失效短路; E_3 —桥臂直通; E_4 —交流侧单相断线; E_5 —交流侧单相接地; E_6 —交流侧两相短路; E_7 —交流侧三相短路。另外, 正常运行状态可视为一种特殊故障类型(下面均将正常运行视为特殊故障): E_8 —正常运行。VSC 常见故障示意图见图 3。

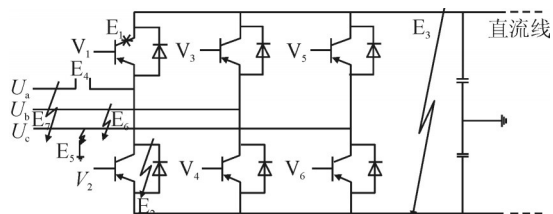


图3 VSC常见故障示意图

Fig. 3 VSC common fault diagram

当系统正常运行时, VSC 直流侧电压和电流均维持在额定值, VSC 交流侧电流为三相对称、较为平滑的工频正弦信号。当系统发生故障时, 系统传输功率的变化会对故障信号的可测量性造成很大影响, 如交流侧电流幅值和直流侧电流幅值等信号均易受系统传输功率的影响^[12]。而以直流侧电压作为

故障信号能直接快速的反映不同故障, 幅值大小仅受电压设定值的影响。因此, 选用直流侧电压作为故障特征提取的对象。当 VSC 电路发生故障时(在 1 s 时刻发生故障), 直流侧电压瞬间发生巨大变化, 常见的 8 种故障的直流侧电压波形见图 4。

由图 4 可看出, 当 E_1 、 E_4 这 2 类故障发生时, 直流电压在 400 kV 附近波动, 且波动较小; 当 E_2 、 E_5 、 E_6 、 E_7 这 4 类故障在 1 s 时刻发生时, 直流电压瞬间降为 0 kV, 此后在 0 kV 附近有较为明显的波动; E_3 故障发生时, 电压在 1 s 时刻瞬间降为 0 kV, 之后稳定在 0 kV; 正常运行时直流电压稳定在 400 kV。

4 VSC 故障诊断

文中基于小波奇异熵与相关向量机建立了 VSC-MTDC 电压源换流器故障诊断方案, 其步骤见图 5。

针对文 3 节中 VSC 故障的特点, 首先利用层次分类法将故障类别分为 2 大类: E_1 —IGBT 失效开路、 E_3 —桥臂直通、 E_4 —交流侧单相断线、 E_8 —正常运行为一类。 E_2 —IGBT 失效短路、 E_5 —交流侧单相接地、 E_6 —交流侧两相短路、 E_7 —交流侧三相短路为另一类。对各个子类别再次分类, 直至得到一个单

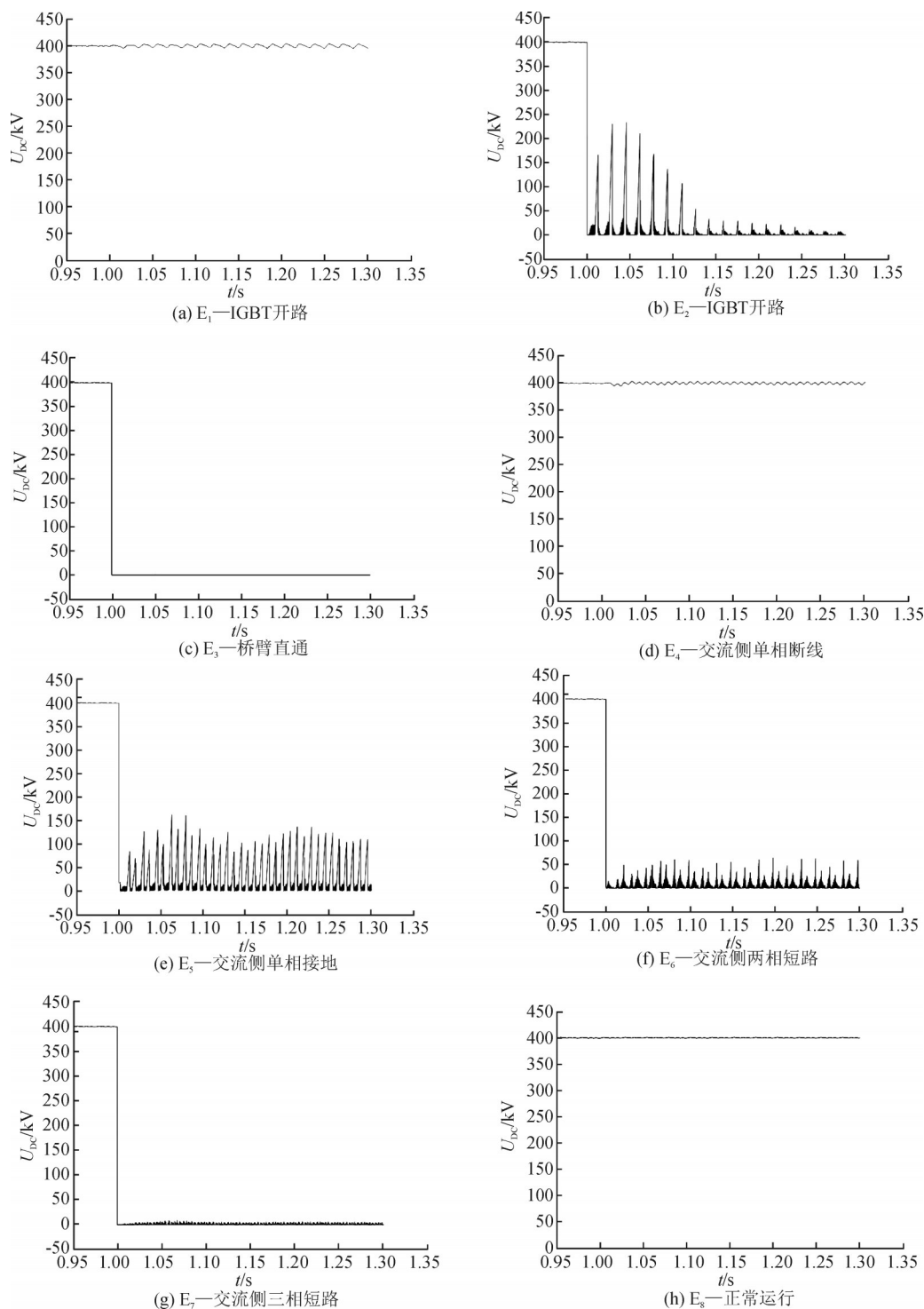


图4 VSC典型故障数据

Fig. 4 VSC typical fault data

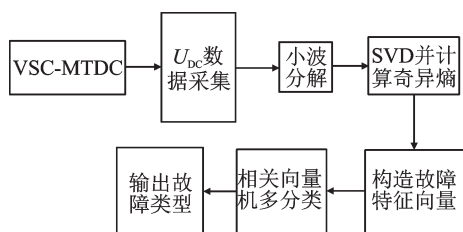


图5 VSC故障诊断方案

Fig. 5 VSC fault diagnosis scheme

独的故障类别为止。然后对每个子类别进行编码。RVM 多分类模型见图6。

4.1 VSC故障特征提取

采用小波奇异熵提取VSC的故障特征,以故障时的直流侧电压 U_{dc} 为对象,故障信号采样时间为60 ms,采样间隔为0.2 ms。将采集的故障信号进行归一化处理,见式(10)。小波变换选取在时域上具

有有限支撑性、4阶消失矩的db4作为小波基函数,对归一化处理后的信号进行6层分解。对每个节点的小波细节系数进行重构,获得小波重构矩阵,对重构矩阵进行奇异值分解,然后根据式(5)计算小波奇异熵。

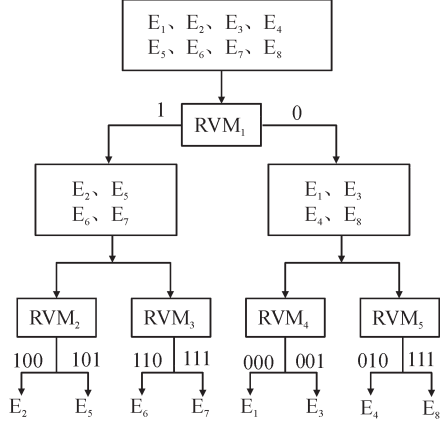


图6 VSC故障RVM多分类树模型

Fig. 6 Multi-classification tree of VSC fault based on RVM

$$U_{DC}^* = \frac{U_{DC}}{U_{opt}} \quad (10)$$

式(10)中: U_{DC}^* 为归一化处理后的直流侧电压; U_{DC} 为采集到的故障电压; U_{opt} 为设定的直流侧电压。

小波分解后得到的第6层近似系数见图7。由图7可以看出,经6层小波分解后,每种故障信号有11个小波系数,若将这些小波系数都作为故障特征,将导致RVM输入的样本矢量维数过大,从而增加RVM的训练时间和计算复杂度。所以,在不降低故障分类精度的前提下,提取的特征量应尽量少,且每一特征应能最大限度地反映故障的特性。因此,有必要对提取的11个特征进行评估,在不损失故障信息的情况下,选取敏感特征作为RVM的输入样本。基于类别可分性判据^[26],计算各小波系数的评价因子,从6层小波分解后的11个近似系数中选取评价因子较高的6个系数作为特征向量,为进一步提高分类准确率,将与其对应的小波奇异熵一起组成故障特征向量。将8种故障状态下VSC直流电压信号的特征向量(每种故障列1个)见表1。

4.2 基于相关向量机的VSC故障诊断

在各种故障状态特征向量确定的情况下,基于RVM对故障类型进行诊断分类。基于RVM的VSC故障诊断实现流程见图8。

在Pscad/EMTDC环境中仿真时,设置直流电压分别为400、200 kV。在每种电压设定值下,选取3种有功和无功设定方案:300 MW/55 Mvar, 200 MW/35 Mvar以及190 MW/0 Mvar。对于故障 E_1 —IGBT失效开

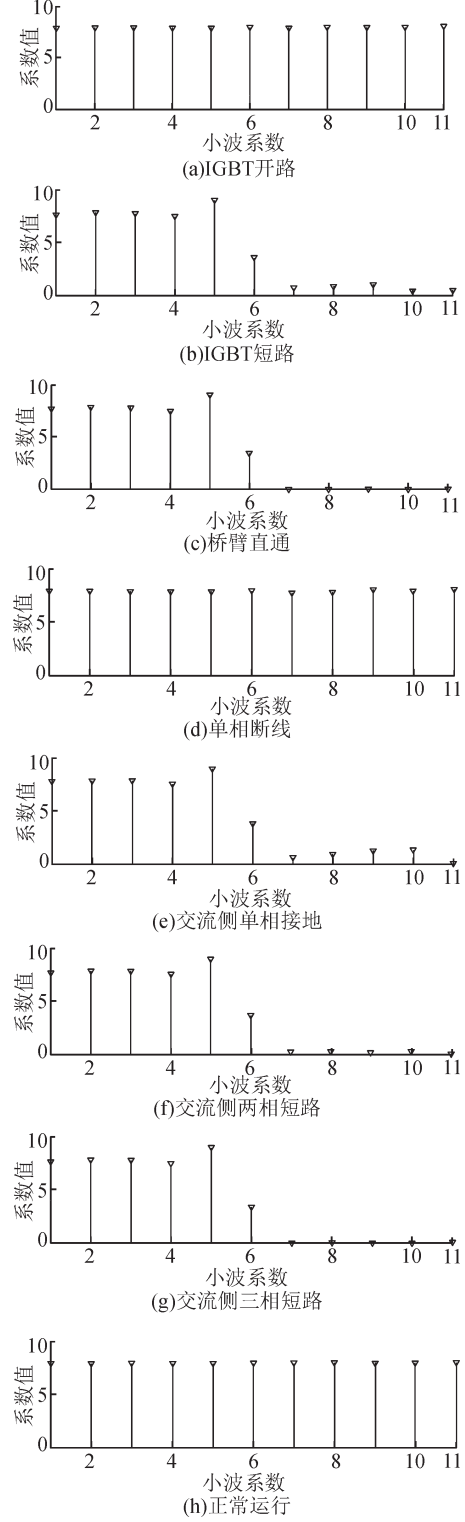


图7 VSC各种故障下小波近似系数

Fig. 7 Wavelet decomposition approximated coefficients in various faults of VSC

路,假设VSC一次只有一只IGBT器件发生开路故障,那么共有6种情况;对于 E_2 —IGBT失效短路,与 E_1 相同共有6种情况; E_3 —桥臂直通,共有3种情况; E_4 —交流侧单相断线,共有3种情况; E_5 —交流侧单相接地,共有3种情况; E_6 —交流侧两相短路,共有3种情况; E_7 —交流侧三相短路,只有1种情况;

E_8 —正常运行,只有1种情况。那么共获得 $2 \times 3 \times 26 = 156$ (组)数据,随机抽取60组数据用于训练RVM,余下部分数据作为测试样本进行故障类型识别。应用文2.4节中的方法优化参数 σ^2 , σ^2 在[0.05,1]内以0.05为步长计算分类精度。分类准确率随RVM核参数 σ^2 的变化曲线见图9。

表1 VSC各种故障状态下的特征向量

Table 1 Characteristic vectors of VSC under various fault conditions

故障类型	特征向量 $[e_1 \ e_2 \ e_3 \ e_4 \ e_5 \ e_6 \ e_7]$
IGBT开路	[7.951 7.950 7.933 7.938 8.014 8.145 0.100]
IGBT短路	[7.754 7.901 9.112 0.775 1.020 0.567 1.828]
交流侧单相断线	[7.953 7.952 8.021 7.887 8.142 8.104 0.161]
桥臂直通	[7.759 7.943 7.901 9.122 0.003 0 1.818]
交流侧单相接地	[7.794 7.921 9.044 0.672 1.239 0.313 1.760]
交流侧两相短路	[7.796 7.927 9.059 0.200 0.123 0 1.731]
交流侧三相短路	[7.759 7.943 9.122 0.012 0.013 0.023 1.827]
正常运行	[7.953 7.952 7.943 7.989 7.990 8.040 0.060]

注:特征向量中 e_1 、 e_2 、 e_3 、 e_4 、 e_5 、 e_6 均为小波系数, e_7 为小波奇异熵。

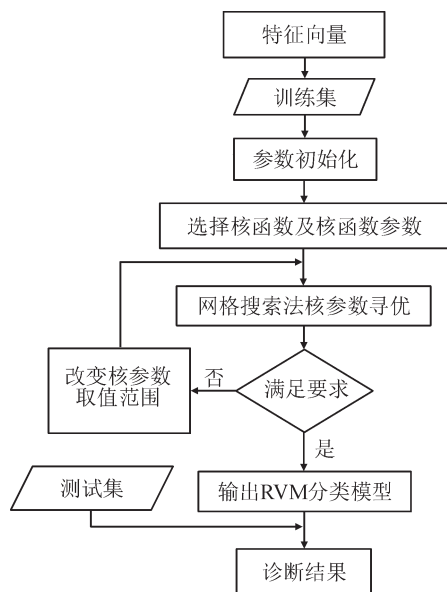


图8 基于RVM故障诊断流程图

Fig. 8 Flow chart of fault diagnosis based on RVM

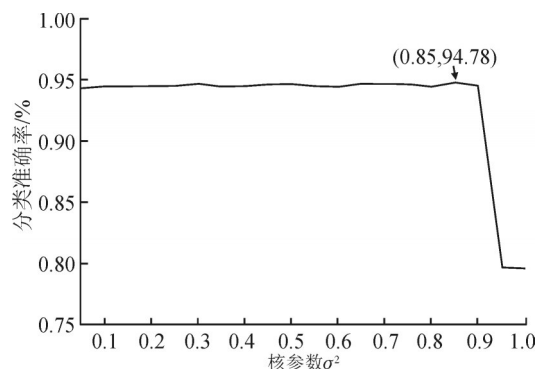


图9 RVM分类准确率变化曲线

Fig. 9 Curve of RVM classification accuracy

由图9可知,当 $\sigma^2 = 0.85$ 时,分类准确率最高,得到的最佳参数后,采用相关向量机分类对VSC故障类型进行识别,为进一步验证RVM的分类效果,将其与SVM比较。SVM多分类器结构与RVM相同,SVM核函数选择径向基核函数,取相同的训练样本和测试样本,SVM惩罚因子 $C=200$,核参数取0.85。计算机硬件配置为: Intel Core i5 CPU 3.10 GHz, 4GB内存;系统环境为 Microsoft windows 7。分类结果见表2。

表2 分类效果对比

Table 2 Comparison of classification results

分类方法	SVM	RVM
训练时间/s	0.63	0.75
测试时间/s	0.02	3.59×10^{-4}
分类 准确 率/%	E_1	87.35
	E_2	90.00
	E_3	85.78
	E_4	79.45
	E_5	92.17
	E_6	91.25
	E_7	76.61
	E_8	90.43

由表2可知,基于RVM的VSC故障诊断模型具有较高的正确率,RVM相较于SVM训练时间略长,但由于RVM更稀疏,所以RVM的测试速度明显更快。

5 结论

研究了柔性多端直流输电系统VSC发生各种故障时直流电压所呈现的基本特性;然后,对直流电压进行标准化处理,再以小波奇异熵提取故障特征向量;最后结合RVM实现了VSC的故障诊断,并将其与常用的SVM进行比较。结合仿真结果得到如下结论:

1)VSC-MTDC直流侧电压可直接有效的反映故障信息,将直流侧电压作为故障信号源可实现VSC故障类型识别的目标。

2)应用小波奇异熵理论可有效提取故障特征,避免系统参数不同造成的不利影响。

3)仿真结果证明,文中提出的方法可以有效诊断VSC-MTDC系统VSC的故障类型,并且相比常用成熟的故障诊断算法SVM,该方法具有更快的测试时间,即故障诊断时间,更加适合应用于在线诊断。在柔性多端直流输电系统实际工程应用中具有一定可行性。

参考文献:

- [1] 汤广福. 基于电压换流器的高压直流输电技术[M]. 北京:中国电力出版社, 2010.
TANG Guangfu. High voltage transmission technology based on VSC[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2010.
- [2] 付媛, 王毅, 张祥宇, 等. 基于多端直流联网的风电功率协调控制[J]. 高电压技术, 2014, 40(2):611-619.
FU Yuan, WANG Yi, ZHANG Xiangyu, et al. Coordinated control of wind power in multi-terminal DC transmission system[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(2):611-619.
- [3] KUMAR M A, KUMAR B V, SRIKANTH N V. ANFIS based coordinated control for an offshore wind farm connected VSC MTDC system[M]. Piscataway: IEEE Publications, 2014: 1-6.
- [4] 范心明, 管霖, 夏成军, 等. 多电平柔性直流输电在风电接入中的应用[J]. 高电压技术, 2013, 39(2):497-504.
FAN Xinming, GUAN Lin, XIA Chengjun, et al. Multilevel VSC-HVDC applied in wind power integration[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(2):497-504.
- [5] 同向前, 伍文俊, 任碧莹. 电压源换流器在电力系统中的应用[M]. 北京:机械工业出版社, 2012: 173-177.
TONG Xiangqian, WU Wenjun, REN Biying. Application of voltage source converter in electric power system[M]. Beijing: China Machine Press, 2012:173-177.
- [6] 胡永瑞. 多端直流输电系统若干问题研究[D]. 杭州:浙江大学, 2013.
HU Yongrui. Research on several issues in MTDC transmission system[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013.
- [7] 马钊. 直流断路器的研发现状及展望[J]. 智能电网, 2013, 1(1):12-16.
MA Zhao. R&D status and prospects of HVDC circuit breakers, 2013, 1(1):12-16.
- [8] 高强, 林烨, 黄立超, 等. 舟山多端柔性直流输电工程综述[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(2):33-38.
GAO Qiang, LIN Ye, HUANG Lichao, et al. An overview of Zhoushan VSC-MTDC transmission project[J]. Power System and Clean Energy, 2015, 31(2):33-38.
- [9] BEERTEN J, COLE S, BELMANS R. Generalized steady-state VSC MTDC model for sequential AC/DC power flow algorithms[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 127(2):821-829.
- [10] 阎发友, 汤广福, 贺之渊, 等. 基于MMC的多端柔性直流输电系统改进下垂控制策略[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(3):397-404.
YAN Fayou, TANG Guangfu, HE Zhiyuan, et al. An improved droop control strategy for MMC-based VSC-MTDC systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(3): 397-404.
- [11] 于永生, 冯延晖, 江红鑫, 等. 海上风电经VSC-MTDC并网研究[J]. 高压电器, 2015, 10(51):24-33.
YU Yongsheng, FENG Yanhui, JIANG Hongxin, et al. Research on offshore wind farm integration via VSC-MTDC[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 10(51):24-33.
- [12] 罗永捷, 李耀华, 李子欣, 等. 多端柔性直流输电系统直流故障保护策略[J]. 电工电能新技术, 2015, 34(12):1-6.
LUO Yongjie, LI Yaohua, LI Zixin, et al. DC short-circuit fault protection strategy of multiterminal-HVDC[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2015, 34(12):1-6.
- [13] 朱艳, 王渝红, 李兴源, 等. 换流器故障在线监测电气量及其诊断系统[J]. 现代电力, 2014, 31(6):53-58.
ZHU Yan, WANG Yuhong, LI Xingyuan, et al. The online monitoring of electric quantities and its diagnosis system for converter fault[J]. Modern Electric Power, 2014, 31(6):53-58.
- [14] 孙晓云, 同向前, 尹军. 电压源换流器高压直流输电系统中换流器故障仿真分析及其诊断[J]. 高电压技术, 2012, 38(6): 1383-1390.
SUN Xiaoyun, TONG Xiangqian, YIN Jun. Simulation analysis and diagnosis on converter fault in VSC-HVDC system[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(6): 1383-1390.
- [15] 丁建明, 林建辉, 杨强, 等. 基于谐波小波奇异熵的轴承故障实时诊断[J]. 中国机械工程, 2010, 21(1):55-58.
DING Jianming, LIN Jianhui, YANG Qiang, et al. Real-time diagnosis of bearing faults based on harmonic wavelet singular entropy[J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(1):55-58.
- [16] 刘青, 王增平, 郑振华. 小波奇异熵在线路暂态保护和全线相继速动保护中的应用[J]. 电力系统自动化, 2009, 39(22):79-83.
LIU Qing, WANG Zengping, ZHENG Zhenghua. Application of wavelet singular entropy theory in transient protection and accelerated trip of transmission line protection[J]. Automation of Electric Power System, 2009, 39(22):79-83.
- [17] 王冰, 刁鸣, 宋凯. 基于小波奇异熵和相关向量机的氢气传感器故障诊断[J]. 电机与控制学报, 2015, 19(1): 96-101.
WANG Bing, DIAO Ming, SONG Kai. Fault diagnosis of hydrogen sensor based on wavelet singular entropy and relevance vector machine[J]. Electric Machines and Control, 2015, 19(1):96-101.
- [18] 沈刚, 周维维, 杜雄, 等. 基于小波奇异熵理论的IGBT模块键合线脱落故障特征分析[J]. 电工技术学报, 2013, 28(6):165-171.
SHEN Gang, ZHOU Luwei, DU Xiong, et al. Characteristics analysis of IGBT module with bond wire lift-off based on wavelet singular entropy theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(6):165-171.
- [19] 梁永亮, 李可军, 牛林, 等. 一种优化特征选择—快速相关向量机变压器故障诊断方法[J]. 电网技术, 2013, 37

- (11):3262-3267.
- LIANG Yongliang, LI Kejun, NIU Lin, et al. A transformer diagnosis method based on optimized feature selection methods and fast relevance vector machine[J]. Power System Technology, 2013, 37(11): 3262-3267.
- [20] 易 辉, 梅 磊, 李丽娟, 等. 基于多分类相关向量机的水电机组振动故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(17):2843-2850.
- YI Hui, MEI Lei, LI Lijuan, et al. Vibration fault diagnosis for hydroelectric generating units using the multi-class relevance vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(17):2843-2850.
- [21] BISHOP C M. Pattern Recognition and machine learning[M]. Singapore, 2007.
- [22] 柳长源. 相关向量机多分类算法的研究与应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- LIU Changyuan. Research and application on the multi-classification of relevance vector machine algorithm[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013.
- [23] 刘 慧, 刘国海, 沈 跃. 采用提升小波包和相关向量机的电能质量扰动分类[J]. 高电压技术, 2010, 36(3): 782-788.
- LIU Hui, LIU Guohai, SHEN Yue. Classification method of power quality disturbances using lifting wavelet packet and relevance vector machine[J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(3):782-788.
- [24] 李长云, 潘伟强, 胡盛龙. 基于均匀设计的支持向量机参数优化方法[J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(4):702-706.
- LI Changyun, PAN Weiqiang, HU Shenlong. Parameter optimization method of SVM based on uniform design[J]. Computer Engineering & Science, 2014, 36(4):702-706.
- [25] 冯 明, 李兴源, 李 宽, 等. 多端柔性直流输电系统启动控制及其仿真[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 4(14): 60-65.
- FENG Ming, LI Xingyuan, LI Kuan, et al. Control and simulation of VSC - MTDC start - up procedure[J]. Power System Protection and Control, 2013, 4(14):60-65.
- [26] 阮 晴, 罗飞路, 罗诗途, 等. 基于特征评估和概率神经网络的超声焊缝缺陷识别[J]. 测试技术学报, 2012, 32(2): 125-131.
- RUAN Qing, LUO Feilu, LUO Shitu, et al. Welding line flaws identification in ultrasonic testing based on feature evaluation and PNN[J]. Journal of Test and Measurement Techol. 2012, 32(2):125-131.
- 王翠翠(1990—), 女, 硕士研究生, 研究方向为柔性直流输电。

(上接第71页)

- ing. 2014, 34(8):2328-2334.
- [19] 邵先军, 何文林, 石华军, 等. UHF传感器GIS局部放电检测特性的实验研究[J]. 高压电器, 2015, 51(1):46-55.
- SHAO Xianjun, HE Wenlin, SHI Huajun, et al. Experimental study on partial discharge detection characteristics of UHF sensor GIS[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(1):46-55.
- [20] 李燕青, 王 菲, 王飞龙. 基于改进三平台测向原理的变压器局放超声定位研究[J]. 高压电器, 2014, 50(9):100-105.
- LI Yanqing, WANG Fei, WANG Feilong. Research on the ultrasonic localization of transformer based on the improved three platform direction finding principle[J]. High Voltage Apparatus, 2014, 50(9):100-105.
- 张 莹(1991—), 女, 硕士, 主要从事电气设备在线监测与故障诊断研究工作。
- 谢 庆(1979—), 男, 博士后, 副教授, 主要从事电气设备在线监测与故障诊断研究工作。