

# 协同滤波器和支撑向量机在HVDC系统故障诊断中的应用

颜秉勇<sup>1</sup>, 刘喜梅<sup>2</sup>, 田作华<sup>1</sup>, 施颂椒<sup>1</sup>, 于飞<sup>2</sup>

(1. 上海交通大学自动化系, 上海市 闵行区 200240; 2. 青岛科技大学自动化系, 山东省 青岛市 266042)

## Application of Consensus Filter and SVM in Fault Diagnosis for HVDC Systems

YAN Bing-yong<sup>1</sup>, LIU Xi-mei<sup>2</sup>, TIAN Zuo-hua<sup>1</sup>, SHI Song-jiao<sup>1</sup>, YU fei<sup>2</sup>

(1. Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Minhang District, Shanghai 200240, China;

2. Department of Automation, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, Shandong Province, China)

**ABSTRACT:** A fault diagnosis scheme for HVDC (high voltage direct current transmission) system is proposed based on the consensus filter and support vector machine theory. The measured volts d.c. signals in the DC line can not be used to detect system fault on account of the effect of the random noise. Consensus filter is used to filter the volts d.c. which are measured by multi-sensors. A fault observer is constructed by using the filtered volts d.c. signals. In order to classify the detected faults and extract the faults features effectively, volts d.c. signals are selected to be transformed by using  $S$ -transformation method. The extracted volts d.c. features are used to train SVM, and then the SVM performance with different parameters is compared. Simulation results show the efficiency of the proposed method.

**KEY WORDS:** high voltage direct current transmission; consensus filter; fault diagnosis; fault observer; support vector machine;  $S$ -transformation

**摘要:** 提出一种基于协同(consensus)滤波器和支撑向量机的HVDC系统故障诊断方法。由于随机噪声的干扰,测得的输电线路中直流电压信号无法直接用于故障的检测,使用协同滤波器对多个传感器测得的直流电压信号进行滤波,然后将滤波后的结果用来构建故障检测滤波器,检测故障的发生。为更好的对检测出的故障进行分类,有效提取故障特征,对直流电压波形进行 $S$ 变换。变换后的特征量作为支撑向量机(support vector machine, SVM)的输入,建立系统故障诊断模型,并比较不同参数下的SVM模型性能。仿真结果表明,故障检测有效,且对不同的故障能正确的进行分类。

**关键词:** 高压直流输电; 协同滤波器; 故障诊断; 故障观测器; 支撑向量机;  $S$ 变换

基金项目: 国家自然科学基金项目(60574081)。

Project Supported by the National Nature Science Foundation of China (60574081).

## 0 引言

直流输电具有输电距离远、调节性能好、线路损耗小等优点,适用于远距离、大功率、区间电网互联、海底电缆等,尤其适合于我国资源分布与电力负荷之间布局不均衡的特点,所以高压直流输电(high voltage direct current transmission, HVDC)对国民经济的发展具有重要意义<sup>[1-3]</sup>,若其发生故障,将造成生产停顿,甚至危及人身安全。为保证整个系统安全、可靠地运行,需要在故障初期检测出故障的存在、故障类型及故障发生的位置<sup>[4-9]</sup>。

目前,国内还没有开展对HVDC系统故障诊断的专门研究,国外研究也是处于仿真和实验阶段,离实用性还有很大差距,并且近年来很少有相关文献报道。文献[10]用神经网络诊断HVDC系统故障,选取三相交流电压( $U_a$ 、 $U_b$ 、 $U_c$ )、直流电流( $I_{dc}$ )和对地电流( $I_G$ )的有效值作为网络输入,网络输出对应于需要诊断的6种故障。文献[11]采样RBF神经网络作为主处理单元,对采集的三相交流电压、直流电流和直流电压信号用自适应滤波器滤波后作为网络输入,提高了网络对故障暂态过程的响应速度。文献[12]选取HVDC系统各处电压、电流信号共20个参数组成神经网络的输入模式向量,选用了3层神经网络,共20个输入节点,12个隐含节点,4个输出节点。

在这些文献中,神经网络作为故障诊断的工具起了重要作用。但是神经网络建立在传统统计学习理论上,需要大量的训练样本数,且模型泛化

能力较差。另一方面,神经网络模型结构和参数的选择缺乏理论指导,只能依赖先验知识和技巧,通过试凑或随机选定,且在测量输电线路中电压、电流值时不可避免的会引入各种随机噪声干扰,对故障诊断结果有很大影响。此外,这些研究中用于故障诊断的特征量较多,且大部分是直接对原始交直流电压、电流信号采样,经过简单的数学处理后作为输入数据。因此,如何去除随机噪声的干扰及减少故障信号的特征量,并将先进的信号处理和数据融合方法应用于HVDC系统故障诊断是当前和今后的一个研究方向。本文针对传统神经网络故障诊断方法存在的问题,采用consensus滤波器对传感器测得的输电线路中电压、电流等信号进行滤波,然后将具有良好时频分布特点的S变换应用到故障电压信号特征提取中,以得到的特征量为训练数据,采用支持向量机作为故障模式分类的工具,建立系统故障诊断模型,用来识别系统各种故障。

## 1 Consensus 滤波器

近年来,协调合作控制问题受到国内、外众多学者的关注,而一致性问题(consensus problem)作为主体之间协调合作的基础已成为研究的焦点<sup>[13-18]</sup>。最近,Reza Olfati-Saber等人根据一致性问题的机制提出了一种协同滤波器<sup>[16]</sup>。

考虑 $n$ 个传感器组成的一个网络 $G$ ,每个传感器看作 $G$ 中一个节点。网络 $G$ 中节点之间的连接拓扑矩阵用 $A=\{a_{ij}\}$ 表示。假设被测信号的真值是 $r(t)$ ,每个传感器受到随机噪声 $v_i$ 的干扰,噪声是零均值的高斯白噪声。传感器网络的数学模型可表示为

$$u_i(t) = r(t) + v_i(t), \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

式中 $u_i(t)$ 为时刻 $t$ 第 $i$ 个传感器的测量值。令 $R_i$ 表示 $v_i$ 的协方差矩阵。为设计一个分布式滤波器,假设网络 $G$ 中各个节点的状态为 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T \in R^n$ , $\mathbf{u}$ 为测量输入信号, $\mathbf{y} = \mathbf{x}$ 为网络 $G$ 的输出,且网络 $G$ 的所有节点最终渐近达到 $\varepsilon$ -consensus。其中, $\varepsilon$ -consensus为网络 $G$ 中所有节点的最终状态收敛至一个半径为 $\varepsilon$ 的球域内(即渐近一致)。于是有如下动态consensus算法:

$$\dot{x}_i(t) = \sum_{j \in N_i} a_{ij} [x_j(t) - x_i(t)] + \sum_{j \in J_j} a_{ij} [u_j(t) - x_i(t)]$$

**定理** 分布式算法<sup>[16]</sup>

$$\dot{x}_i(t) = \sum_{j \in N_i} a_{ij} [x_j(t) - x_i(t)] + \sum_{j \in J_j} a_{ij} [u_j(t) - x_i(t)] \quad (2)$$

给定了一种consensus滤波器且具有下述传递函数:

$$\dot{\mathbf{x}} = -(\mathbf{I}_n + \mathbf{A} + \mathbf{L})\mathbf{x} + (\mathbf{I}_n + \mathbf{A})\mathbf{u} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{A}$ 为网络 $G$ 的关系度矩阵; $\mathbf{L}=\mathbf{A}-\mathbf{A}$ ; $\mathbf{I}_n$ 为 $n \times n$ 维的单位矩阵。从定理可以看出,式(3)可以看作是一种线性时不变系统,且是多输入、多输出系统。

consensus滤波器的传递函数可以表示为

$$\mathbf{H}(s) = [s\mathbf{I}_n + (\mathbf{I}_n + \mathbf{A} + \mathbf{L})]^{-1}(\mathbf{I}_n + \mathbf{A}) \quad (4)$$

根据Gersgorin定理,矩阵 $\bar{\mathbf{A}} = \mathbf{I}_n + 2\mathbf{A} + \mathbf{A}$ 能够保证 $\mathbf{H}(s)$ 的所有极点严格为负,这就表明式(4)所描述的consensus滤波器是稳定的,且有如下性质。

**性质 1** 令 $r(t)$ 是一个变化速率满足 $|\dot{r}(t)| \leq v$ 的信号,则网络 $G$ 中各节点的状态最终达到 $\varepsilon$ -consensus,且 $\varepsilon = v\sqrt{n}(1 + d_{\max})\lambda_{\max}^{1/2}(\mathbf{A})/\lambda_{\min}^{5/2}(\mathbf{A})$ <sup>[16]</sup>。

**性质 2** 考虑网络 $G$ ,令 $r(t)$ 是一个变化速率满足 $|\dot{r}(t)| \leq v$ 的信号,则具有式(5)动态特性<sup>[16]</sup>的consensus滤波器满足性质:所有节点的状态平均值 $\mu(t) = \bar{x}(t)$ 为低通滤波器式(4)的输出,且输出 $\mu(t) = r(t) + w(t)$ ,其中,零均值噪声 $w(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i(t)$ , $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。

$$\dot{\mathbf{x}} = -\mathbf{L}\mathbf{x} - \mathbf{L}\mathbf{u} + (\mathbf{I}_n + \mathbf{A})(\mathbf{u} - \mathbf{x}) \quad (5)$$

## 2 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是由Vapnik和其合作者提出的基于统计学习理论的通用机器学习方法,可在高维特征空间使用线性函数假设空间进行学习。SVM能够用有限样本得到较好的模型泛化性能,同时使模型的结构和参数易于优化,所以虽然该理论发展时间较短,但已广泛应用于回归估计、模式识别等领域,在故障诊断和系统辨识领域<sup>[19-20]</sup>也有广阔的应用空间。

SVM是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的,利用Lagrange优化方法把求解最优分类面的约束优化问题转化为其对偶问题,即求式(6)的最大值。

$$Q(\alpha) = \sum_1^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \quad (6)$$

式中 $\alpha_i$ 为每个样本对应的Lagrange乘子。解上述问题后得到的最优分类函数为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}[(\boldsymbol{\omega}^* \cdot \mathbf{x}) + b^*] = \text{sgn}[\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b^*] \quad (7)$$

引入核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 的概念后,SVM用 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 代替上述问题中的点积 $(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j)$ ,把原来的

输入空间变换到一个高维空间，在高维空间中，原来的非线性可分问题变为线性可分问题，从而按照线性可分情况求得问题的解。

### 3 HVDC 系统的故障诊断

#### 3.1 系统仿真模型

为了研究 HVDC 系统的性能，人们设计了许多用于控制和保护的暂态仿真模型。国际大电网会议 HVDC 系统控制工作组 14.02 在 1994 年提出了采用双极远距离架空线单极等值参数的模型<sup>[21]</sup>，结构如图 1 所示。

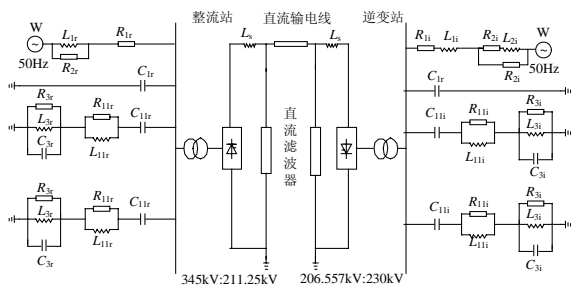


图 1 HVDC 标准模型  
Fig. 1 A normal model of HVDC

该标准模型经过大量仿真研究，证实可以模拟实际 HVDC 系统的各种故障暂态，得到与实际相符的结果。本文采用 EMTDC/ PSCAD4.01 仿真软件建立系统模型，系统参数为 12 脉冲，500 kV，1 000 MW，50 Hz。借助 EMTDC/ PSCAD 元件模型库，构造出主接线图，输入元件参数。然后用 FORTRAN 编译器进行编译和连接，将仿真结果数据通过与 Matlab 的接口以文件形式存储，最后用 Matlab 处理数据。

为保证系统正常运行，逆变器工作在定熄弧角工作方式，并且要求熄弧角  $\gamma$  在  $15^\circ \sim 20^\circ$  之间。通过实验发现，当  $\gamma=16^\circ$  时，直流电流能快速跟踪电流指令，保证系统稳定，所以故障仿真模型设定  $\gamma=16^\circ$ 。研究表明，直流线路上的直流电压能反映整个 HVDC 系统的各种故障特征，可以作为故障分类的依据。考虑系统比较典型的四种故障：正常情况(认为正常情况是一种特殊故障)、整流侧交流单相对地、直流线路短路和逆变侧换相失败，对应的直流电压波形如图 2 所示。图中横坐标是采样数，纵轴为直流电压的标幺值，基准电压为 500 kV。

通过图 2 可以看出，对于不同故障，电压波形存在很大不同。因此，可以把直流电压作为故障分类的依据。

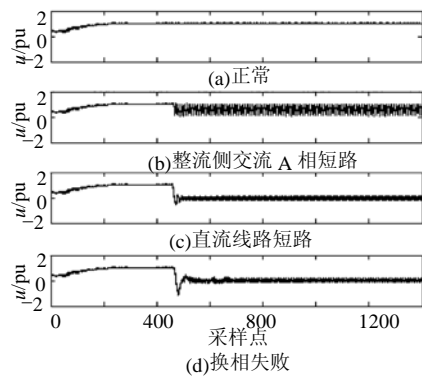


图 2 各种状态下直流电压波形图  
Fig. 2 Direct voltage curves under all cases

#### 3.2 基于 consensus 滤波器的 HVDC 故障检测

一般而言，HVDC 系统输电距离比较远，利用单个电测仪表只能获取一些局部测量数据，甚至是被噪声污染的数据，而且不利于判定故障的发生。因此如何从噪声污染的数据中提取出有效的信号，关系到后继故障分类的工作。在分布式 consensus 算法和数据融合理论的启发下，考虑在输电线路中采用多个电测仪表测量实际输电线路中的电压值，然后每个仪表采用 GPRS 的方式，将其测得的数据传输到控制中心。在控制中心进行分布式计算，即利用 consensus 滤波器对接收到的数据进行数据融合处理。采用分布式算法的优点主要有：可以把计算任务分配给多台电脑并行计算，且算法不受测量仪表数目的影响，减轻了主机的负担，加快了运算速度。

当忽略直流线路对地分布电容  $C_{dc}$  时，整流器的直流电流  $I_{dr}$  就等于逆变器的直流电流  $I_{di}$ ，即  $I_{dr}=I_{di}=I_d$ 。在这种情况下，HVDC 系统的状态方程可以简化为<sup>[22]</sup>

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \dot{I}_d \\ \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -R_{d\Sigma} / L_{d\Sigma} & 0 & 0 \\ 0 & 1/T_\alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1/T_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_d \\ \alpha \\ \beta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (3\sqrt{2}/\pi)U_{ar} \cos \alpha - (3\sqrt{2}/\pi)U_{ai} \cos \beta \\ \alpha_0 + u_\alpha(t) \\ \beta_0 + u_\beta(t) \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} y_I(t) \\ y_\gamma(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_d \\ \arccos(\cos \beta + \frac{2x_r}{\sqrt{2}U_{ai}} I_d) - \gamma_0 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (8)$$

式中： $R_{d\Sigma} = 2R_d + \frac{3}{\pi}(x_r + x_i)$ ； $L_{d\Sigma} = L_{dr\Sigma} + L_{di\Sigma}$ ； $x_r$  为整流器的换流电抗； $x_i$  为逆变器的换流电抗；

$U_{ar}$ 为整流侧的线电压； $U_{ai}$ 为逆变侧的线电压； $\alpha$ 为整流器出发滞后角； $\beta$ 为逆变器触发越前角； $y_f(t)$ 为整流器侧实际直流电流与设定值的差； $y_\gamma(t)$ 为关断越前角的实际值与给定值的差； $R_d$ 为直流线路电阻值； $L_d$ 为直流线路电感值； $L_{dr}$ 为整流侧平波电抗器的电感值； $L_{di}$ 为逆变侧平波电抗器的电感值。式(8)可以简写为如下的非线性系统模型：

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \mathbf{w}(t) + \mathbf{f}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{h}(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (9)$$

式中： $\mathbf{x}(t) \in R^n$ 为系统的状态； $\mathbf{w}(t)$ 为协方差是 $Q$ 的零均值高斯白噪声； $\mathbf{u}(t) \in R$ 为系统输入； $\mathbf{y}(t) \in R$ 为测量系统的输出； $\mathbf{f}(t) \in R$ 代表系统故障的输入、输出特性； $\mathbf{g}(\cdot)$ 为一个非线性函数； $\mathbf{A}$ 为有适当维数的已知矩阵。为了后继故障分类的研究，这里只测量直流电压分量。

为了检测出系统是否发生故障，使用 $n$ 个传感器来测量输电线路中的直流电压，用 $y_i(t) (i=0,1,\dots,n)$ 表示。由于测量结果受噪声的影响，首先采用consensus滤波器对测得的结果进行数据融合处理，得到期望的一组数据。根据consensus滤波器原理，用测得的直流电压信号 $y_i(t) (i=0,1,\dots,n)$ 来构建一个大小为 $n$ 的最近邻耦合网络 $G$ ， $A=\{a_{ij}\}$ 为网络 $G$ 的关系拓扑矩阵，并令 $\xi_1(t), \xi_2(t), \dots, \xi_n(t)$ 为网络中各个节点的状态， $y_i(t) (i=0,1,\dots,n)$ 为各个节点在 $t$ 时刻的状态值，即 $\xi_1(t) = y_1(t)$ ， $\xi_2(t) = y_2(t)$ ， $\dots$ ， $\xi_n(t) = y_n(t)$ ， $y(t)$ 为各个节点最终达到 $\varepsilon$ -consensus时的状态。于是有如下动态consensus算法：

$$\dot{\xi}_i(t) = \sum_{j \in N_i} a_{ij} [\xi_j(t) - \xi_i(t)] + \sum_{j \in J_j} a_{ij} [y_j(t) - \xi_i(t)] \quad (10)$$

在 $t$ 时刻，当各个节点的状态达到一致时，将consensus滤波器的输出用来构建如下形式的故障检测观测器：

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}}(t) = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{g}[\hat{\mathbf{x}}(t), \mathbf{u}] + \mathbf{L}[\hat{\mathbf{y}}(t) - \mathbf{y}(t)] \\ \hat{\mathbf{y}}(t) = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) \end{cases} \quad (11)$$

定义 $\mathbf{e}(t) = \mathbf{x}(t) - \hat{\mathbf{x}}(t)$ ， $\mathbf{r}(t) = \mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t)$ ，则系统式(9)的残差状态方程可近似用式(12)表示：

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{e}}(t) = (\mathbf{A} - \mathbf{L}\partial\mathbf{h}/\partial\mathbf{x} + \partial\mathbf{g}/\partial\mathbf{x})\mathbf{e}(t) + \mathbf{f}(t) + \mathbf{w}(t) \\ \mathbf{r}(t) = \mathbf{y}(t) - \hat{\mathbf{y}}(t) = (\partial\mathbf{h}/\partial\mathbf{x})\mathbf{e}(t) \end{cases} \quad (12)$$

在 $\int_0^{+\infty} \mathbf{w}^T(k)\mathbf{w}(k)dt < N$  ( $N$ 为已知常数)条件下，可选择阈值为 $J_{th} = \sigma^2 N$ ，并基于以下的逻辑关系判断

故障的发生：

$$\begin{cases} \int_0^{+\infty} \mathbf{r}^T(t)\mathbf{r}(t)dt > J_{th} \Rightarrow \text{有故障发生} \Rightarrow \text{报警} \\ \int_0^{+\infty} \mathbf{r}^T(t)\mathbf{r}(t)dt \leq J_{th} \Rightarrow \text{无故障发生} \end{cases}$$

整流侧交流单相对地短路时，基于consensus滤波器的故障诊断仿真研究如图3所示。其中，图3(a)表示无噪声干扰时测得的直流电压信号。图3(b)表示有噪声干扰时测得的直流电压信号。对比图3(a)、图3(b)可以看出，噪声对于故障诊断有很大的影响，通过一般的检测手段难以即刻检测出系统故障。图3(c)为采用50个传感器测得的被噪声污染的直流电压。从中更难看出直流电压的有效波形。运用前面介绍的consensus滤波器的分布式算法，进行滤波之后的直流电压波形如图3(d)所示。从图3(e)的放大图可以看出，传感器测得的数据最终达到了一致的状态，即达到了 $\varepsilon$ -consensus。然后取两者的

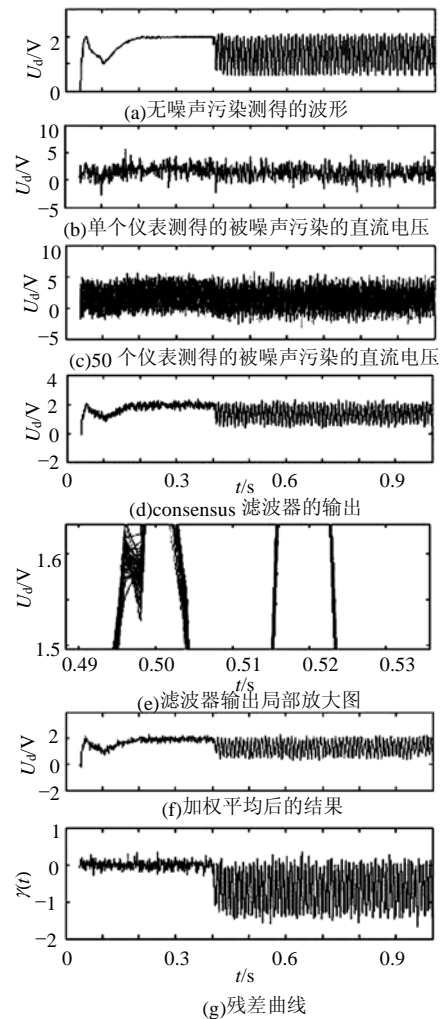


图3 整流侧单相对地短路  
Fig. 3 Single line to ground in the rectifier side

加权平均值可以得到图 3(f)。为了检测系统的故障，构造式(11)表示的故障观测器，残差曲线如图 3(g)所示。

假设  $\int_0^{+\infty} \mathbf{w}^T(k)\mathbf{w}(k) < 0.6$ ，选择阈值为  $J_{th}=0.6$ ，并基于以下的逻辑关系判断故障的发生：

$$\begin{cases} \int_0^{+\infty} \mathbf{r}^T(t)\mathbf{r}(t) > J_{th} \Rightarrow \text{有故障发生} \Rightarrow \text{报警} \\ \int_0^{+\infty} \mathbf{r}^T(t)\mathbf{r}(t) \leq J_{th} \Rightarrow \text{无故障发生} \end{cases}$$

图 4 所示为整流侧交流两相对地短路时的仿真研究。图 5 为采用 100 个传感器进行测量时的结果。从图 5 的仿真结果可以看出，随着传感器数量的增加，consensus 滤波器的输出结果越接近真实值，越能精确判定系统是否发生故障。

### 3.3 基于 SVM 的 HVDC 故障信号分类

要建立 SVM 故障诊断模型，首先需获得能反映故障的有效特征数据。采用时频分析方法——S 变换，提取故障电压信号的频率和幅值。针对正常情况、整流侧三相短路和逆变器换相失败等情况

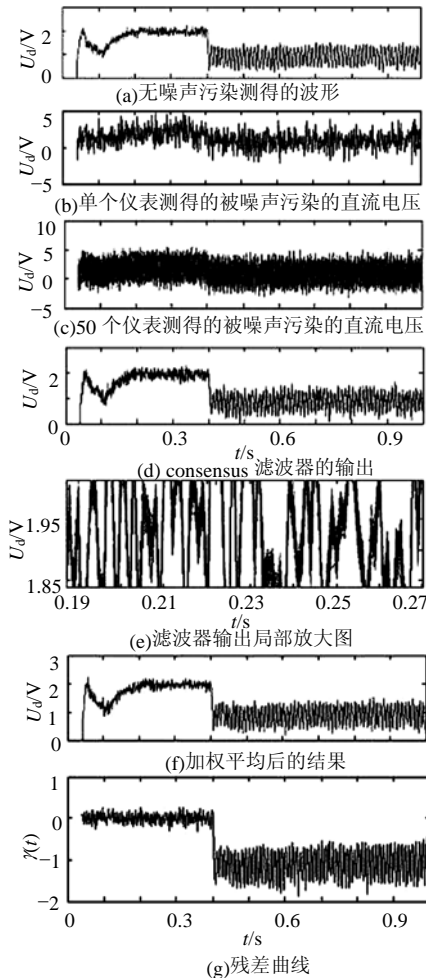


图 4 整流侧两相对地短路  
Fig. 4 Double line to ground in the rectifier side

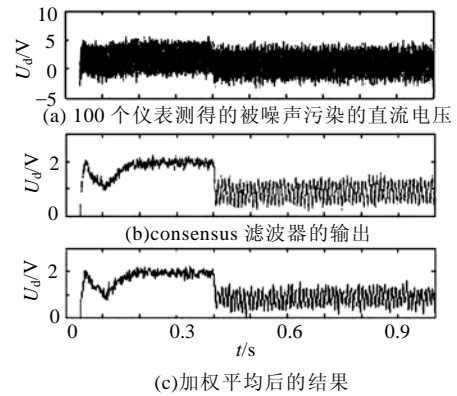


图 5 整流侧两相对地短路  
Fig. 5 Double line to ground in the rectifier side

分别进行仿真研究。电压信号经过 S 变换后的时间—幅值频谱图和 3D 图形分别如图 6~8 所示。

从图中可看出，每种故障 S 变换后的结果是不一样的，相同归一化频率下对应的能量幅值大小不同，整个频段内不同故障的能量幅值分布也不相同。

从 S 变换结果矩阵中选取 3 个特征量：S 变换

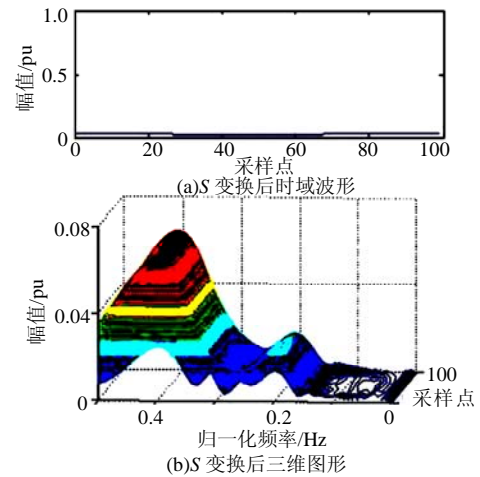


图 6 正常情况  
Fig. 6 Normal condition

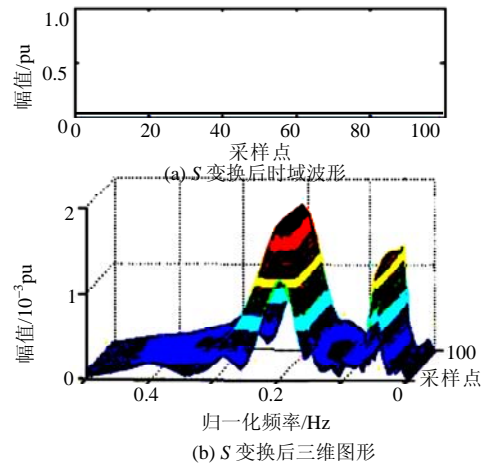


图 7 逆变侧三相对地短路  
Fig. 7 Three line to ground in the rectifier side

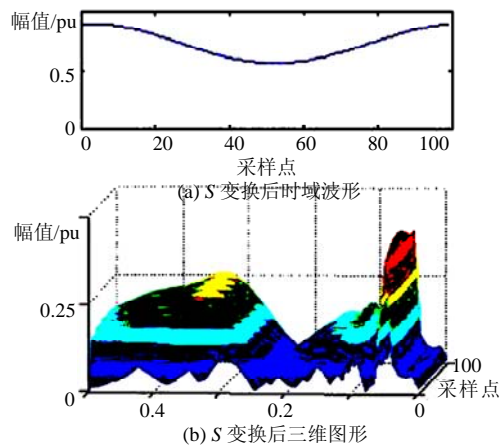


图8 逆变器换相失败

Fig. 8 Change phase failure in the inverter side

结果矩阵中与系统频率对应的行向量的标准差 $\sigma_1$ 、系统频率对应的变换后频率的2倍频率对应的行向量的标准差 $\sigma_2$ 、幅值因子 $\beta=A_1+A_2-B_1-B_2$ 。设 $A$ 是系统故障时 $S$ 变换的结果矩阵， $B$ 是系统没有故障时 $S$ 变换的结果矩阵，则 $A_1=\max\{\max[\text{abs}(A)]\}$ ， $A_2=\min\{\max[\text{abs}(A^T)]\}$ ， $B_1=\max\{\max[\text{abs}(B)]\}$ ， $B_2=\max\{\max[\text{abs}(B^T)]\}$ <sup>[23-24]</sup>。在如图7所示的电压中，从第601个采样点开始，每隔50个点取80个点，即(601:680)，(651:730)，(701:780)，(751:830)，…，(1301:1380)，选取每种故障15个样本，四种故障共60个样本。其中20个作为训练样本，40个作为测试样本。对每个电压样本信号进行 $S$ 变换，分别求出对应的特征量( $\sigma_1, \sigma_2, \beta$ )。由于这3个特征量数量级较小，为了提高SVM的训练速度和分类正确率，对特征量先进行归一化，然后再用SVM训练和分类。把所有样本归一化处理之后，进行训练和分类测试。选用RBF函数 $K(x_i, x_j)=\exp(-\|x_i-x_j\|^2/\sigma^2)$ 作为模型的核函数，由于训练样本比较多，只选择其中的一组，如表1所示。不同模型参数下SVM模型训练和测试结果如表2所示。

从表2可以看出，分类结果与惩罚参数 $C$ 及核函数参数有关。通过选择合适的参数值，可以实现

表1 训练样本数据  
Tab. 1 Training data

| 序号 | 1      | 2      | 3  | 4      | 5      | 6  |
|----|--------|--------|----|--------|--------|----|
| 1  | 1      | 0.306  | -1 | 0.966  | -0.216 | -1 |
| 2  | 0.457  | 0.222  | -1 | 1      | 0.790  | -1 |
| 3  | -0.071 | 1      | -1 | 0.341  | 1      | -1 |
| 4  | -0.813 | -0.919 | -1 | -0.474 | -0.174 | -1 |
| 5  | -0.980 | -0.986 | -1 | -0.999 | -0.950 | -1 |
| 6  | -0.978 | -0.980 | -1 | -0.953 | -0.983 | -1 |
| 7  | -0.987 | -1     | -1 | -0.986 | -0.965 | -1 |

表2 SVM测试结果  
Tab. 2 Result of SVM testing

| 序号 | 惩罚参数 $C$ | 核函数宽度 $\sigma$ | 支持向量个数 | 准确率/% |
|----|----------|----------------|--------|-------|
| 1  | 1        | 0.5            | 14     | 75    |
| 2  | 1        | 2              | 13     | 75    |
| 3  | 10       | 0.2            | 12     | 87.5  |
| 4  | 10       | 2              | 11     | 100   |
| 5  | 50       | 0.5            | 12     | 100   |

故障的正确分类，并且在仅有20个训练样本的情况下，最低分类准确率也达到了75%，充分说明了支持向量机在提高分类性能上的优势。

## 4 结论

将consensus滤波器和SVM理论应用到HVDC的故障诊断研究中。使用consensus滤波器对多个传感器测得的直流电压信号进行滤波，然后将滤波后的结果用来构建故障检测滤波器，检测故障的发生。为了更好的对检测出的故障进行分类，有效提取故障特征，对直流电压波形进行了 $S$ 变换。变换后的特征量作为SVM的输入，建立系统故障诊断模型，并比较了不同参数下的SVM模型性能。仿真结果表明，使用consensus滤波器进行信号提取和故障检测以及将SVM用在HVDC系统故障诊断中是有效可行的。但由于初次尝试在HVDC系统中使用consensus滤波器，还需要进一步深入研究consensus滤波器在HVDC系统中的稳定性。

## 参考文献

- 王茂海, 孙元章, 宋永华. 基于反步法的多馈入直流输电系统调制控制器设计[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(23): 7-11.  
Wang Maohai, Sun Yuanzhang, Song Yonghua. Backstepping design of modulation controller for multi-infeed hvdc systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(23): 7-11(in Chinese).
- 朱浩骏, 蔡泽祥, 刘皓明, 等. 多馈入交直流输电系统的模糊控制器协调优化算法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(13): 7-13.  
Zhu Haojun, Cai Zexiang, Liu Haoming, et al. Coordinate optimization algorithm of fuzzy controller in multi-infeed AC/DC power systems [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(13): 7-13(in Chinese).
- 郑超, 周孝信. 基于电压源换流器的高压直流输电小信号动态建模及其阻尼控制器设计[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(2): 7-12.  
Zheng Chao, Zhou Xiaoxin. Small signal dynamic modeling and damping controller designing for VSC based HVDC[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(2): 7-12(in Chinese).
- Shields D N. Observer design and detection for nonlinear descriptor systems[J]. Int. J. Control, 1997, 67(2): 153-168.
- Hammouri H, Kinnaert M, El yaagoubi E H. Observer based approach to fault detection and isolation for nonlinear systems[J]. IEEE Trans. on Automatic Control, 1999, 44(1): 1897-1884.
- De Persis C, Isidori A. A geometric approach to nonlinear fault detection and isolation[J]. IEEE Trans. on Automatic Control, 2001,

- 46(6): 853-865.
- [7] Gertler J J. Survey of model-based failure detection and isolation in complex plants[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 1988, 8: 3-11.
- [8] Staroswiecki M, Comtet-Varga G. Analytical redundancy relations for fault detection and isolation in algebraic dynamic systems[J]. *Automatica*, 2001, 37(3): 687-699.
- [9] 孙秋野, 张化光. 基于粗糙集的配电系统连续信号故障诊断方法[J]. *中国电机工程学报*, 2006, 26(11): 156-161.  
Sun Qiuye, Zhang Huaguang. Fault diagnose algorithm of distribution system by continuous signals based on rough sets[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2006, 26(11): 156-161(in Chinese).
- [10] Etemadi H, Sood V K, Khorasani K, et al. Neural network based fault diagnosis in an HVDC system[J]. *International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies*, London, 2000.
- [11] Narendra K G, Sood V K, Khorasani K, et al. Application of a radial basis function(RBF) neural network for fault diagnosis in a HVDC system[J]. *IEEE Trans. on Power Systems*, 1998, 13(1): 177-183.
- [12] Lai L L, Ndeh-Che F, Tejedro. HVDC system fault diagnosis with neural networks[C]. *European Power Electronics Conf*, Brighton, 1993.
- [13] Fax A, Murray R M. Information flow and cooperative control of vehicle formations[J]. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2004, 49(9): 1465-1475.
- [14] Jadbabaie A, Lin J, Morse A S. Coordination of groups of mobile autonomous agents using nearest neighbor rules[J]. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2003, 48(6): 988-1001.
- [15] Olfati-Saber R, Murray R M. Consensus problems in networks of agents with switching topology and time-delays[J]. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2004, 49(9): 1520-1533.
- [16] Olfati-Saber R. Distributed Kalman filtering and sensor fusion in sensor networks[C]. *Workshop on Network Embedded Sensing and Control*, Notre Dame University, South Bend, 2005.
- [17] Olfati-Saber R. Consensus filters for sensor networks and distributed sensor fusion[C]. *The joint CDC-ECC '05 Conference*, Seville, Spain, 2005.
- [18] Dario Bauso L G, Pesenti R. Distributed consensus protocols for coordinating buyers[C]. *IEEE Conf. on Decision and Control*, Tampa, Florida, 2003.
- [19] 王华忠, 张雪申, 俞金寿. 基于支撑向量机的故障诊断方法[J]. *华东理工大学学报*, 2002, 30(2): 179-182.  
Wang Huazhong, Zhang Xueshen, Yu Jinshou, et al. The fault diagnosis method based on SVM[J]. *Journal of the ECST*, 2002, 30(2): 179-182 (in Chinese).
- [20] 张浩然, 韩正之, 李昌刚. 基于支撑向量机的非线性系统辨识[J]. *系统仿真学报*, 2003, 15(1): 119-121.  
Zhang Haoran, Han Zhengzhi, Li Canggang. The identification of nonlinear systems based on SVM[J]. *Journal of System Simulation*, 2003, 15(1): 119-121(in Chinese).
- [21] CIGRE Working Group 14.02. The CIGRE HVDC benchmark model- a new proposal with revised parameters[J]. *Electra*, 1994, 30(157): 61-64.
- [22] 卢强, 孙元章. 电力系统非线性控制[M]. 北京: 科学出版社, 1993.
- [23] Chilukuri M V, Dash P K. Multiresolution S-transform -based fuzzy recognition system for power quality events[J]. *IEEE Trans. on Power Delivery*, 2004, 19(1): 323-330.
- [24] Lee I W C, Dash P K. S-transform-based intelligent system for classification of power quality disturbance signals[J]. *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 2003, 50(4): 800-805.

收稿日期: 2007-03-27。

作者简介:

颜秉勇(1980—), 男, 汉, 博士研究生, 主要研究方向非线性系统故障诊断及容错控制, yanby@sjtu.edu.cn。

(编辑 王剑乔)