

# 一种基于支持向量机的变压器励磁涌流判别新方法

王世勇<sup>1</sup>, 孙鸣<sup>2</sup>, 丁中奎<sup>3</sup>

(1. 清华大学电机系, 北京 100084; 2. 合肥工业大学电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009;  
3. 合肥胜源电气有限公司, 安徽 合肥 230009)

**摘要:** 提出了一种基于支持向量机理论区分变压器励磁涌流和短路电流的新方法。采用二次谐波含量, 波形相关系数, 铁芯饱和点数, 变压器励磁侧的电压值四维特征向量作为支持向量机的输入, 同时通过多项式核函数将输入特征向量映射到高维特征空间, 试验结果表明, 经过小样本学习的支持向量机对变压器励磁涌流和故障电流具有可靠的分类识别能力。

**关键词:** 励磁涌流; 支持向量机; 核函数; 特征向量空间; 电力变压器保护

## A new scheme to distinguish between inrush current and internal fault of transformer based on support vector machine

WANG Shi-yong<sup>1</sup>, SUN Ming<sup>2</sup>, DING Zhong-kui<sup>3</sup>

(1. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. School of Electrical and Automation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 3. Hefei Shengyuan Electric Co., Ltd, Hefei 230009, China)

**Abstract:** A new scheme to distinguish between inrush and internal fault of transformer based on SVM is discussed. This paper uses the secondary harmonics content of the current, correlation coefficient of current wave, the number of saturation points and magnetic voltage of the magnetic side as the features for support vector machine. It maps the four dimension vector to higher dimension eigenvector space through the polynomial kernel function. The result of the simulation indicates that the SVM which have learned the samples can identify the inrush current and the current of internal faults reliably.

**Key words:** magnetizing inrush current; SVM; kernel function; eigenvector space; power transformer's protection

中图分类号: TM77 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2008)05-0001-06

## 0 引言

励磁涌流和内部故障电流的鉴别, 是变压器保护的主要研究课题之一, 传统识别方法有间断角原理<sup>[1]</sup>、二次谐波电流<sup>[2]</sup>、谐波电压<sup>[3]</sup>、磁通特性识别<sup>[4]</sup>等, 及波形不对称系数等方法。近年来又提出了很多智能识别方法, 如小波识别<sup>[5]</sup>、神经网络识别<sup>[6]</sup>等。二次谐波制动原理由于在变压器内部故障时候也会存在二次谐波分量, 所以影响了变压器内部故障时候保护动作的快速性, 由于电流互感器的饱和使得故障电流会有一定的波形畸变, 使得波形间断角原理和波形不对称系数原理的可靠性受到影响, 小波识别和神经网络识别也都处于理论研究阶段。支持向量机是一种以有限样本统计学习理论为基础发展起来的新的通用学习方法, 有效地解决了小样本、高维数、非线性等的学习问题, 并克服了人工神经网络学习合理结构难以确定和存在局部最优

解等缺点, 大大地提高了学习方法的泛化能力。支持向量机主要有两大应用领域, 即分类识别和回归分析, 近年来随着支持向量机理论的发展, 其在电力系统的应用也迅速发展, 并取得了良好的应用成果<sup>[7-8]</sup>。本文正是根据支持向量机的优良的分类识别能力, 并利用已有的识别变压器励磁涌流的理论研究成果, 作为区分励磁涌流和故障电流特征向量, 构成向量机的输入样本, 供支持向量机学习, 以使支持向量机可靠区分励磁涌流和故障电流。

## 1 支持向量机理论<sup>[9]</sup>

支持向量机以统计学习理论为基础, 它的学习规则是结构风险最小化原理, 即基于有限样本训练就能获得决策规则。本文讨论的是两类的分类识别问题, 目标就是从已知样本中推导出一个函数, 并用这个函数对两类对象进行分类。

设给定的训练集样本为:

$$T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\}, \quad (1)$$

$$i = 1, \dots, l, x_i \in R^n, y_i \in \{-1, +1\}$$

其中:  $x_i$  是样本的输入特征相量,  $y_i$  的值为 +1 或 -1 即只有两类结果。目标就是寻找一个决策函数

$$y(x) = \text{sgn}((w \cdot x) + b), \quad (2)$$

其中:  $\text{sgn}(\alpha)$  为符号函数

$$\text{当 } \alpha \geq 0 \text{ 时, } \quad \text{sgn}(\alpha) = 1;$$

$$\text{当 } \alpha < 0 \text{ 时, } \quad \text{sgn}(\alpha) = 0;$$

决策函数能够对任意给定的输入特征向量  $x_i$  做出正确的分类, 即判别  $y_i$  的值是 +1 还是 -1。复杂分类问题无法用简单的最优分类面实现正确分类, 必须以复杂的超平面作为分类面。为此, 可以通过非线性映射将输入空间变换到一个高维空间, 然后在该高维空间中获得最优分类面, 为此, 首先引入非线性映射  $\Phi: R^n \rightarrow H$ , 把数据从输入空间  $R^n$  映射到更高维的新空间  $H$ , 使数据在  $H$  是(几乎)线性可分的。

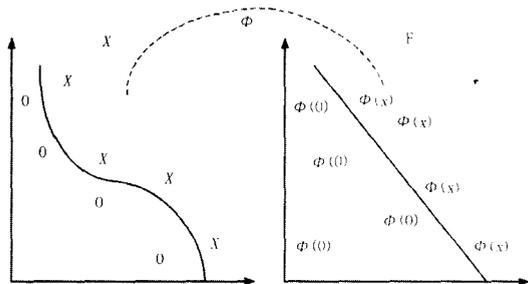


图 1 特征映射示意图

Fig.1 Sketch figure of the features mapping

$R^n$  上的样本集  $\{(x_i, y_i), i = 1, \dots, N\}$  映射到  $H$ , 得新样本集  $\{(\Phi(x_i), y_i), i = 1, \dots, N\}$ , 然后在  $H$  上建立(近似)最优分类面:

$$y(x) = \text{sgn}(w \cdot \Phi(x) + b) \quad (3)$$

如图 1 中的直线(实际是一个超平面)所示。而这种映射在支持向量机中是通过引入核函数  $K$  来完成的。本文使用支持向量机理论中分类性能优越的  $\nu$ -支持向量机。对应于(1)式给定的训练集的最优化问题是:

$$\min_{w, b, \xi, \rho} \tau(w, \xi, \rho) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \nu\rho + \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \xi_i$$

$$\text{s.t. } y_i((w \cdot x_i) + b) \geq \rho - \xi_i,$$

$$\xi_i \geq 0, i = 1, \dots, l, \rho \geq 0, \quad (4)$$

在实际的应用中, 对应于上式的原问题求解较麻烦, 所以我们通过引入一个 Lagrange 函数, 求出它的对偶问题, 再根据对偶问题的解求出原问题对应的决策函数。引入 Lagrange 函数如下

$$L(w, \xi, b, \rho, \alpha, \beta, \delta) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \nu\rho + \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \xi_i - \sum_{i=1}^l (\alpha_i (y_i((w \cdot x_i) + b) - \rho + \xi_i) + \beta_i \xi_i) - \delta\rho$$

$$\text{其中: } \alpha_i \in R^+, \beta_i \in R^+, \delta > 0 \quad (5)$$

通过求 Lagrange 函数关于  $w, \xi, b, \rho$  的极小值条件, 求得上述最优化问题的对偶问题, 同时引入核函数  $K$

$$\text{Max}_{\alpha} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i \cdot x_j) \quad (6)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{l},$$

$$i = 1, \dots, l \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i \geq \nu$$

对于上面的最优化问题中,  $(x_i, y_i)$  为给定学习样本,  $l$  为样本个数,  $\nu$  是人为设定的一个参数, 所以可求解出未知向量  $\alpha^*$ , 这是一个不等式约束下的二次函数极值问题, 存在唯一解。且根据 Karush-Kuhn-Tucker 条件, 这个优化问题的解向量  $\alpha^*$  中, 大部分的分量  $\alpha_i^* = 0$ , 而对于  $\alpha_i^* > 0$  的向量  $x_i$  称为支持向量, 通常只会占全体样本的很少一部分。求解上述问题后得到的最优分类函数

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i (K(x_i, x) + b)) \quad (7)$$

由于非支持向量对应的  $\alpha_i^*$  均为 0, 所以求和只对支持向量进行。

支持向量机的分类函数形式上类似于一个神经网络, 如图 2 所示, 输出是若干中间层节点的线性组合, 每个中间层节点对应于输入样本与支持向量的内积, 因此也称为支持向量网络。最终判别函数只包含与支持向量的内积求和, 因此计算的复杂度和推广性取决于支持向量个数, 而非训练样本个数和空间的维数。

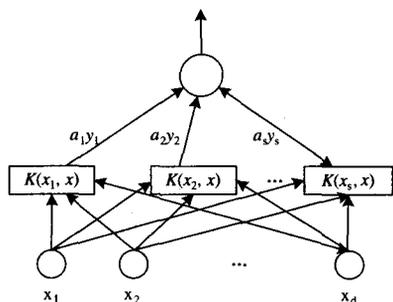


图 2 支持向量机示意图

Fig.2 Sketch figure of support vector machines

从上面的分析可知,支持向量机是由训练集和核函数完全刻画的。不同的核函数将导致不同的支持向量机算法,本文采用多项式核函数,其形式为

$$K(x, x') = ((x \cdot x') + c)^d \quad (8)$$

其中:  $c \geq 0$ ,  $d$  为多项式核函数的阶数,本文取  $c=1$ ,  $d=3$ 。

## 2 特征值的选择

本文充分利用现有的励磁涌流的鉴别方法的研究成果,采取以下四种特征量作为向量机的输入。

### (1) 二次谐波含量<sup>[10]</sup>

励磁涌流中含有大量的二次谐波,这是励磁涌流的一个重要特征,虽然系统短路时也有二次谐波产生,但二次谐波含量通常比励磁涌流时二次谐波含量小。如图 3 和图 4 所示,图中实线是电流基波分量,虚线是二次谐波分量,图 3 中空载合闸时二次谐波幅值与基波幅值的比值约为 40%,图 4 中空载合闸内部故障时二次谐波幅值与基波幅值的比值约为 10%,可见空载合闸时励磁涌流中二次谐

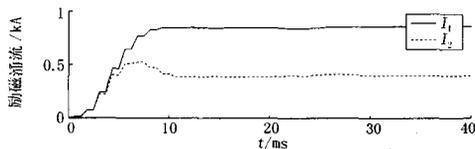


图 3 典型的空载合闸时的基波和二次谐波分量

Fig.3 Typical fundamental and the second harmonics current of closing the circuit breaker without load

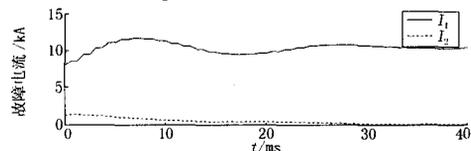


图 4 典型空载合闸内部故障时基波和二次谐波分量

Fig.4 Typical fundamental and the secondary harmonics current of closing the circuit breaker without load and with internal fault

波含量明显比空载合闸短路时电流中的二次谐波含量大,当然这只是典型情况,有些情况下故障时的二次谐波电流比励磁涌流时候大,所以二次谐波不能单独作为识别励磁涌流的判据,但它作为励磁涌流的一个特征量是可以的,最后的仿真试验结果也验证了这一点。所以把电流中的二次谐波含量与基波含量的值,作为支持向量机的第一个输入特征量  $x_1$ 。

### (2) 波形相关系数<sup>[11]</sup>

文献[11]中提出将测量到的一周期差电流周期延拓一周,形成两周期的观察窗,在  $[0, T]$  内逐点向后截取半个周波的信号,并计算该波形在时间轴上投影的面积,设采样周期为每周  $N$  则总共得到  $N$  个面积值,取其中最大面积对应起点(如图 4 中的  $t=0$  ms)作为波形比较起点,从该起点起向后截取 1 周波采样信号,如图 4 中大框所示。将其后半周波(后小框内信号)设为  $y(t)$  并取反,与前半周波(前小框内的信号)设为  $x(t)$  做相关分析。此时波形系数为:

$$J = \frac{\rho(X, Y)}{\sigma^2(X)} \quad (9)$$

其中:  $\rho(X, Y)$  为  $x(t)$  与  $y(t)$  之间的协方差系数,

$\sigma^2(X)$  为  $x(t)$  的方差,故障电流的相关系数  $J$  接近 1,而励磁涌流的相关系数接近于零,所以可以采用波形相关系数作为支持向量机的第二个特征输入量。

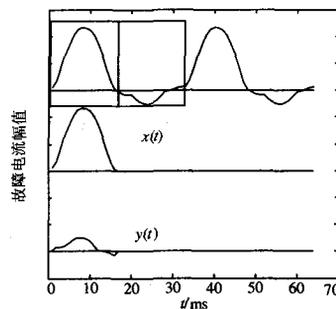


图 5 电流波形相关系数图

Fig.5 Figure of correlation coefficient of current wave

### (3) 铁芯饱和度<sup>[12]</sup>

变压器在正常运行以及内、外部故障情况下,铁芯均不会饱和,而在空载合闸产生励磁涌流时,铁芯严重饱和<sup>[13]</sup>。每周采样 32 个点,发生励磁涌流时候,每周期至少有 6 个点饱和,而发生故障时理论上不会出现饱和点,所以我们可以用铁芯一周期的饱和点数作为支持向量机的第三个特征输入量。铁芯饱和点算法如下:

$$u = L \frac{di}{dt} + \frac{d\psi}{dt} \quad (10)$$

忽略了绕组的电阻,  $L$  为绕组的漏感, 且近似为常数,  $\psi$  为互感磁链, 在  $T_{k-1}$  到  $T_k$  时刻, 对式 (10) 积分, 并写成递推形式,

$$\psi(k) = \psi(k-1) + [u(k) + u(k-1)] \cdot \frac{T_s}{2} - L[i(k) - i(k-1)] \quad (11)$$

其中:  $T_s$  为采样周期, 将差动电流看作励磁电流  $i$ , 算出磁链  $\psi$  后,

$$\text{令 } \psi'(t) = \frac{d\psi}{dt}$$

$$\psi'(k) = [\psi(k) - \psi(k-1)] / [i(k) - i(k-1)] \quad (12)$$

$$D(k) = \psi'(k) - \psi'(k-1) \quad (13)$$

内部故障时  $|D(k)| = 0$ , 励磁涌流时  $|D(k)| \neq 0$ , 作为饱和点处理 (实际处理时设定一个小门槛值), 所以可以用一周内饱和点的点数作为支持向量机的第三个特征输入量。在计算磁通饱和和度时, 需要用到变压器的参数  $L$ , 这可由变压器出厂

试验报告中提供的参数获得, 也可以用递推最小二乘算法, 对变压器绕组各侧漏感值进行在线实时辨识<sup>[13]</sup>。

(4) 变压器励磁侧的电压值<sup>[14]</sup>

当变压器内部或外部发生故障时, 端电压会降低, 近处故障端电压将严重下降。而变压器空载合闸时, 端电压基本保持不变。因此可以将变压器励磁侧的电压值作为支持向量机第四个特征输入量  $x_4$ 。

### 3 支持向量机的算法实现

#### 3.1 样本的选择

我们用二次谐波含量, 波形相关系数, 铁芯饱和和点数, 变压器励磁侧的电压值构成四维特征向量作为支持向量机的输入特征量, 并用 PACAD 进行了相关各种情况下的电磁暂态仿真, 仿真模型如图 6 所示。

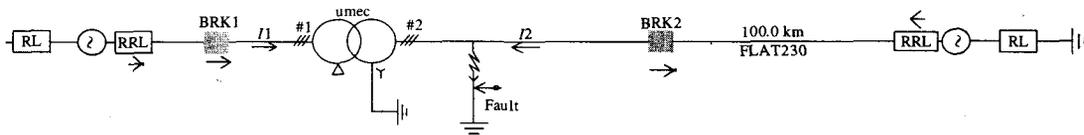


图 6 仿真用系统模型

Fig.6 System model of simulation

其中:

发电机:  $S=415 \text{ MVA}$ ,  $Z=0.17 \angle 88^\circ$ ,  $U=20 \angle 0^\circ \text{ kV}$

变压器:  $S=430 \text{ MVA}$ , 变比=20/230, 接线方式 Yd11

系统:  $S=1000 \text{ MVA}$ ,  $Z=6.9 \angle 80^\circ$ ,  $U=230 \angle 8^\circ \text{ kV}$

变压器内部故障包括变压器内部绕组的匝间短路、匝地短路及变压器高低压侧引出线的各种短路故障, 且短路时刻的电源电压相位角每隔 10 度试验一次, 考虑系统的阻抗值为三种不同情况, 共可以获得 864 个变压器故障样本, 取 764 个作为支持向量机的负类样本 (非励磁涌流样本), 剩下的 100 个作为测试支持向量机性能的样本。变压器空载合闸在各种剩磁下的空载合闸且考虑不同合闸角, 每隔 10 度试验一次, 共可以获得 324 个内部励磁涌流样本, 其中 274 个作为支持向量机的正类样本 (励磁涌流样本), 剩下的 50 个作为测试支持向量机性能的样本。励磁涌流外部故障切除后恢复等情况考虑不同故障类型, 且恢复时刻电源电压相位角每隔 10 度试验一次, 共可以获得 216 个外部故障恢复时

的励磁涌流数据, 其中 180 个作为支持向量机的正类样本 (励磁涌流样本), 剩下的 36 个作为测试支持向量机性能的样本。

表 1 支持向量机的样本统计

Tab.1 Statistics of samples for SVM

样本类型	各种故障	外部故障恢		合计
		涌流	复涌流	
训练样本	764	274	180	1218
测试样本	100	50	36	186

每个样本数据都包含二次谐波含量, 波形对称系数, 铁芯饱和和点数, 变压器励磁侧的电压值四个特征值作为样本输入, 共取得了 1404 组试验数据, 其中 1218 组作为支持向量机的自学习用数据, 剩下的 186 组数据作为测试样本用, 我们只取了 1404 组数据是考虑到支持向量机本身具有小样本学习能力, 即支持向量机通过少量的样本学习, 就可以获得优良的决策分类函数, 这正是它的可贵之处, 因为实际的电力系统故障录波数据并不多, 可以用来作为支持向量机学习用的数据也不多。支持向量机的这种小样本学习能力也正是它比神经网络这类学

习算法的优越之处。基于支持向量机算法的保护的动作时间,完全取决于四个特征向量的采集时间,其中二次谐波含量和变压器励磁侧的电压值不需要计算时间,波形对称系数,铁芯饱和点数需要一定的计算时间,这两个特征量采集时间最长一个工频周期(20ms)也可以获得,这在文献[11, 12]也已经阐明,同时仿真试验也验证了这点。所以基于支持向量机变压器励磁涌流识别是完全满足保护动作时间的要求。

### 3.2 V-SVM 的算法实现

(1) 对应于我们所获得的样本,可以先求解式(5)所描述的对偶问题,从而求得向量

$$\alpha^* = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_{1218}^*)^T, \text{ 其中 } 1218 \text{ 为输入样本的数量}$$

(2) 计算

$$j \in S_+ = \{i | \alpha_i^* \in (0, 1/1218), y_i = 1\} \quad (14)$$

$$k \in S_- = \{i | \alpha_i^* \in (0, 1/1218), y_i = -1\} \quad (15)$$

计算

$$b^* = -\frac{1}{2} \sum_1^{1218} \alpha_i^* y_i (K(x_i, x_j) + K(x_i, x_k)) \quad (16)$$

(3) 构造决策函数

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_1^{1218} \alpha_i^* y_i (K(x_i, x) + b^*) \right) \quad (17)$$

根据式(17)决策函数,我们可以将测试样本输入支持向量机,即代入公式(17),对于正类测试样本,式(17)的输出应该为1,对于负类测试样本,式(17)的输出应为-1。

### 3.3 测试结果

表2 支持向量机的分阶段学习成果

Tab.2 Studying results of every phase of SVM

训练阶段	训练样本	测试样本	识别率/(%)
1	500	186	84.33
2	600	186	91.52
3	700	186	96.26
4	800	186	99.56
5	900	186	100
6	1000	186	100
7	1218	186	100

对于已经学习好的支持向量机,用3.1中选择的测试样本进行测试,为了考察支持向量机的小样本学习能力,我们对已有的1218个学习样本,进行分阶段学习训练,先选择典型的300个正负类样本,200个正负类样本(正类和负类样本都按故障类型,剩磁等各种情况下已有样本的适当比例选取),输入支持向量机进行学习,对训练后的支持向量机用表1所示的186个样本对支持向量机进行测试,随后

每阶段增加100个训练样本对支持向量机训练,并用测试样本测试,检验支持向量机的识别率,测试结果如表2所示,从表2可以看出,支持向量机有很强的自学能力和分类识别能力,可以可靠对励磁涌流和短路电流进行分类识别。

## 4 结论

本文在已有的识别变压器励磁涌流的理论研究成果基础上,根据数据挖掘中的新方法—支持向量机,采用二次谐波含量,波形相关系数,铁芯饱和点数,变压器励磁侧的电压值构成四维特征向量作为支持向量机的输入特征量,经过小样本学习后的支持向量机具有可靠区分励磁涌流和故障电流的分类识别能力。支持向量机方法的主要优点是:

1) 它是专门针对小样本情况的, SVM 得到的将是全局最优点, SVM 从理论上解决了神经网络等学习机器的过学习、训练过程中的局部极小点问题。

2) 将实际问题通过核函数的非线性变换,映射到高维的特征空间,保证了 SVM 具有较好的推广能力,使得支持向量机比其它模式识别方法具有更强的分类识别能力。

3) 本文所采用四个输入特征量,本身都具有一定的励磁涌流和故障电流的识别能力,四个特征量互为补充,避免了常规保护的单一判据的缺点,真正做到“集思广益”使 SVM 对励磁涌流识别的可靠性很高。

4) SVM 理论和模糊识别理论都是通过对多特征量的加权来得到决策函数,但 SVM 不需要人为的去确定隶属函数和权重系数, SVM 通过自身的优化学习算法,求得权重系数  $\alpha^*$ , 因此它明显的优于传统的模糊识别算法。

支持向量机理论作为一种新的数据挖掘方法,具有很强的分类识别和回归分析能力,本文也是 SVM 在电力系统继电保护中应用的一种新的尝试,也是继电保护向智能化方向发展的一种新的尝试。

### 参考文献

- [1] 朱亚明, 郑玉平, 等. 间断角原理的变压器差动保护的  
性能特点及微机实现[J]. 电力系统自动化, 1996, 20  
(11): 36-40.  
ZHU Ya-ming, ZHENG Yu-ping, et al. Performance and  
Digital Realization of Transformer Difference Relay  
Based on Dead Angle Philosophy[J]. Automation of  
Electric Power Systems, 1996, 20 (11): 36-40.
- [2] Thorp J S, Phadke A G. A Microprocessor Based  
Three-phase Transformer Differential Relay[J]. IEEE  
Trans on Power Apparatus and Systems, 1982,  
101(2):426-432.

- [3] Thorp J S, Phadke A G. A Microprocessor Based Voltage Restrained Three Phase Transformer Differential Relay[A]. In: Proceeding of the South Eastern Symposium on System Theory [C]. 1982.312-316.
- [4] Phadke A G, Thorp J S. A New Computer-based Flux-restrained Current-differential Relay for Power Transformer Protection[J]. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1983, 102(11):3624-3629.
- [5] 李海峰, 王钢, 等. 电力变压器励磁涌流判别的自适应小波神经网络方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(7): 144-150.  
LI Hai-feng, WANG Gang, et al. Distinguish Between Inrush and Internal Fault of Transformer Based on Adaptive Wavelet Neural Network[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(7): 144-150.
- [6] 李永丽, 顾福海, 等. 神经网络理论在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统自动化, 1999, 23(24): 20-22, 27.  
LI Yong-li, GU Fu-hai, et al. The Application of Neural Network in the Fault Identification of Transformers[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(24): 20-22, 27.
- [7] 占勇, 丁屹峰, 等. 电力系统谐波分析的稳健支持向量机方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(12): 43-47.  
ZHANG Yong, DONG Yi-feng, et al. A Robust Support Vector Algorithm Harmonics of Electric Power System[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(12): 43-47.
- [8] 胡国胜, 任震. 基于支持向量机混合模型的短期负荷预测方法[J]. 高电压技术, 2006, 32(4): 101-103.  
HU Guo-sheng, REN Zhen. Short Term Load Forecasting Based on Support Vector Machines Mixture Models[J]. High Voltage Engineering, 2006, 32(4): 101-103.
- [9] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法—支持向量[M]. 北京: 科学出版社, 2005.  
DENG Nai-yang, TIAN Ying-jie. A New Method of Data Mining-support Vector Machine[M]. Beijing: Science Press, 1989.
- [10] LIU Pei, Malik O P, CHEN De-shu et al. Improved Operation Operation of Differential Protection of Power Transformer for Internal Fault[J]. IEEE on TPD, 1992, 7(4):1912-1919.
- [11] 何奔腾, 徐习东. 波形比较法变压器差动保护原理[J]. 中国电机工程学报, 1998, 18(6):395-398.  
HE Ben-teng, XU Xi-dong. The Principle of Transformer Differential Protection Based on Wave Comparison[J]. Proceedings of the CSEE, 1998, 18(6): 395-398.
- [12] 王增平, 高中德, 等. 模糊理论在变压器保护中的应用. 电力系统自动化, 1998, 22(20): 13-16, 45.  
WANG Zeng-ping, GAO Zhong-de, et al. Application of Fuzzy Set Theory in Transformer Protection[J]. Automation of Electric Power Systems, 1998, 22(20): 13-16, 45.
- [13] 郝治国, 张保会, 褚云龙, 等. 基于等值回路平衡方程的变压器保护原理[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(10): 67-72.  
HAO Zhi-guo, ZHANG Bao-hui, CHU Yun-long, et al. Study on Transformer Protection Principle Based on Equivalent Circuit Equilibrium Equation[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(10): 67-72.
- [14] 唐跃中, 刘勇, 等. 几种变压器励磁涌流判别方法的特点及其内在联系的分析[J]. 电力系统自动化, 1995, 19(9):53-59.  
TANG Yue-zhong, LIU Yong, et al. Analysis of Some Typical Methods for Checking Magnetizing Surge in Transformer[J]. Automation of Electric Power Systems, 1995, 19(9): 53-59.

收稿日期: 2007-10-12; 修回日期: 2007-12-20

作者简介:

王世勇(1980-), 男, 博士研究生, 研究方向为电力系统继电保护; E-mail:rlfzsfmzd@sina.com

孙鸣(1957-), 男, 教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统继电保护;

丁中奎(1975-), 男, 助理工程师, 研究方向为电力自动化和用户电力技术。

## 中国工业大奖表彰获奖企业项目

### ——许继高压直流输电控制保护和换流阀

许继集团是国家电力装备行业大型骨干和主导企业, 国家 520 家重点企业和国家重大技术装备国产化基地, 国家级企业技术中心和博士后工作站。

高压直流输电控制保护及换流阀, 属于“十一五”规划确定的装备制造业振兴的重点项目内容, 是许继集团有限公司依托三峡工程和贵广二回直流输电等工程, 在引进消化吸收国外先进技术的基础上, 坚持自主创新, 成功研制开发出的具有自主知识产权的超高压直流输电控制保护系统, 填补了多项国内技术空白。该系统创造性地采用了跨平台技术, 每秒信息吞吐量是国外同类产品的 3 到 5 倍, 性能处于国际领先地位。该项目为我国电力工程建设做出了突出的贡献, 许继也因此为我国中西部工业企业发展树立了典范。