

# 基于最小二乘支持向量机的变压器励磁涌流识别方法研究

黄永红<sup>1</sup>, 马锋<sup>2</sup>, 沈敏<sup>1</sup>

(1. 江苏大学电气信息工程学院 江苏 镇江 212013; 2. 江苏徐州供电公司 江苏 徐州 221005)

**摘要:** 纵差保护是变压器的主保护,但在变压器空载合闸或者变压器外部短路故障被切除端电压突然恢复时会产生励磁涌流,可能会导致纵差保护的误动作,这将严重影响变压器的安全可靠运行。为此提出了一种基于最小二乘支持向量机(LS-SVM)的励磁涌流鉴别方法。选择二次谐波含量和间断角作为输入向量,利用具有高斯核函数的LS-SVM建立分类模型,对励磁涌流进行识别。仿真结果表明,该方法鉴别励磁涌流和故障电流有很高的识别率。该方法为减少变压器的误动和拒动提供了一种新的思路。

**关键词:** 变压器; 励磁涌流; 短路电流; 最小二乘支持向量机; 核函数

## Research of magnetizing inrush current identification method based on LS-SVM

HUANG Yong-hong<sup>1</sup>, MA Feng<sup>2</sup>, SHEN Min<sup>1</sup>

(1. College of Electronic and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China;  
2. Xuzhou Power Supply Company, Xuzhou 221005, China)

**Abstract:** Transformer differential protection is the main protection, but in the condition of the transformer no-load switching-in or when the removed external transformer short-circuit fault terminal suddenly restores voltage, magnetizing inrush current will occur, which may result in differential protection malfunction, thus will seriously affect the safe and reliable operation of transformer. Therefore, a method based on least squares support vector machine (LS-SVM) to distinguish magnetizing inrush current is proposed. Selecting the secondary harmonic content and the dead angle as input vectors, in addition, using LS-SVM with a Gauss kernel function to establish the classification model could identify magnetizing inrush current. Simulation results show that the identification rate of magnetizing inrush current and fault current is high using this method. The method provides a new idea to reduce the transformer malfunction and refuse operation.

**Key words:** transformer; magnetizing inrush current; short-circuit current; least squares support vector machines (LS-SVM); kernel function

中图分类号: TM77 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)23-0093-04

## 0 引言

电力变压器在空载投入电网或外部故障切除后电压恢复时,由于变压器铁芯磁通的饱和及铁芯材料的非线性特征,会产生相当大的励磁电流,称为励磁涌流。纵差保护作为变压器的主保护在识别励磁涌流和内部故障时经常出现拒动和误动的现象,识别正确率远远低于线路保护的正确识别率<sup>[1]</sup>。励磁涌流和内部故障电流的鉴别,是变压器纵差保护的重要研究课题之一,吸引了大批专家学者对其进行研究。目前传统的识别方法有间断角原理<sup>[2]</sup>、二

次谐波电流、谐波电压、磁通特性识别等<sup>[3]</sup>,近年来又提出了许多智能识别方法,比如小波识别、神经网络识别等。然而无论是传统的还是智能识别方法都以正确的样本数据为基础。传统统计学研究的是样本数量无穷大时的渐近理论。但在实际问题中,样本个数往往是有限的,因此基于传统统计学的学习方法在有限样本的情况下难以取得理想的效果。

支持向量机<sup>[4-5]</sup>(Support Vector Machine, SVM)是根据结构风险最小化准则取得实际风险的最小值,较好地解决了小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题,具有很强的泛化能力,为人们系统地研究小样本情况下机器学习问题提供了有力的工具。最小二乘支持向量机是标准支持向量机的一种扩展,并用等式约束代替标准支持向量机的不

基金项目: 江苏省高校自然科学基金项目(09KJD510001)

等式约束, 简化了计算, 已经应用到模式识别和非线性函数估计中, 取得了较好的效果<sup>[6-8]</sup>。变压器励磁涌流识别是分类识别问题, 属于模式识别问题, 最终都可以归结为两类别的分类问题。这个问题的目标就是从已知样本中推出一个函数, 对两类对象进行分类。应用最小二乘支持向量机进行变压器励磁涌流识别, 可得到很高的识别率。

## 1 最小二乘支持向量机

### 1.1 LS-SVM分类器算法

设有训练样本集  $\{\mathbf{x}_i, y_i\}$ ,  $\mathbf{x}_i \in R^d, y_i \in \{-1, +1\}$ ,  $i=1, 2, \dots, l$ , 其中  $l$  为训练样本总数,  $d$  为样本空间的维数,  $y$  为样本的类别标志。根据结构风险原则, 分类问题的最小风险界可由优化问题得到。在 Suykens 提出的 LS-SVM 中<sup>[9]</sup>, 优化问题可表示为:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi_i} & \left( \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \left( \sum_{i=1}^l \xi_i \right) \right) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} y_i (\omega^T \mathbf{x}_i + b) = 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $\omega$  为权向量,  $\omega \in R^d$ ;  $b$  为偏差;  $\xi_i$  为误差变量,  $\xi_i \geq 0$ ;  $C$  为惩罚参数, 用于控制对错分样本的惩罚程度,  $C > 0$ 。

通过引入拉格朗日函数及根据 KKT 优化条件, 以上优化问题最终可以转化为求解以下的方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) + \frac{1}{c} & \cdots & K(x_1, x_l) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_l, x_1) & \cdots & K(x_l, x_l) + \frac{1}{c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_l \end{bmatrix} \quad (2)$$

上述线性方程组可用最小二乘法求出  $\alpha_i$  和  $b$ , 则可以求出线性分类器:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^l \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b \right] \quad (3)$$

### 1.2 核函数选取

核函数的目的是从原始空间中抽取特征, 将原始空间中的样本映射为高维特征空间中的一个分量, 算法的实质是只要一种核函数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  满足 Mercer 条件, 该核函数就对应一个变换空间中的内积, 通过核函数和映射函数的内积关系, 把高维特征空间中的函数估计转换到原始空间。

核函数将对 LS-SVM 分类器的性能起到决定性

作用, 构造、选择核函数是一个重要问题, 选用不同的核函数会产生不同的最小二乘支持向量机算法<sup>[10]</sup>。常用的核函数有多项式核 (Polynomial 核)、Gauss 径向基核 (RBF 核) 及双曲正切核 (Sigmoid 核) 函数等类型。因高斯核函数只有一个待定参数, 与别的核函数相比具有参数少的优点, 所以本文选取高斯核函数, 其表达式为:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2 / 2\sigma^2) \quad (4)$$

## 2 LS-SVM 励磁涌流识别

### 2.1 样本的选择

最小二乘支持向量机对于信息识别效果的好坏取决于训练样本集所含分类信息的典型特征。如果选取的样本缺乏所要分类的必要信息, 则最小二乘支持向量机所获取的决策分类面就不一定准确, 导致识别准确率不高, 因此样本应该包含各种情况下的特征信息。本文励磁涌流与内部故障电流分类样本包括了三种情况下 (空载合闸、合闸于内部故障和外部故障切除时) 励磁涌流的信息和六种情况下 (内部绕组的匝间、匝地短路和变压器接线端单相接地、相间接地、相间短路及三相短路) 内部故障电流的信息。考虑到变压器纵差保护最基本的制动原理是间断角原理和二次谐波制动原理, 所以提取了励磁涌流和内部故障电流的二次谐波含量和间断角两个特征。

### 2.2 数据归一化处理

对样本提取了两个不同性质的特征值, 由于不同特征值的实际物理意义不同, 取值范围也常相差很大, 即使对同一特征在不同情况下其取值范围差别也很大, 这可能导致一个特征由于其取值过小, 在计算过程中几乎不起作用, 或者过大, 使其作用太过明显。为去除这种影响, 需要对每一个特征分量进行数据归一化预处理, 方法如下:

$$X'_i = \frac{2(X_i - X_{\min})}{X_{\max} - X_{\min}} - 1 \quad (5)$$

经过归一化处理后, 样本数据都限制在  $[-1, 1]$  的范围内, 但它们各自的特征并没有改变。

### 2.3 高斯核函数参数的优选

为了研究高斯核函数中参数  $\sigma$  对算法的影响, 可将高斯核函数写成这样的形式:

$$y = e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, x > 0 \quad (6)$$

式中:  $x$  表示原空间样本点之间的距离;  $y$  表示相似度, 针对不同的  $\sigma$  值得出的函数曲线如图 1 所示。

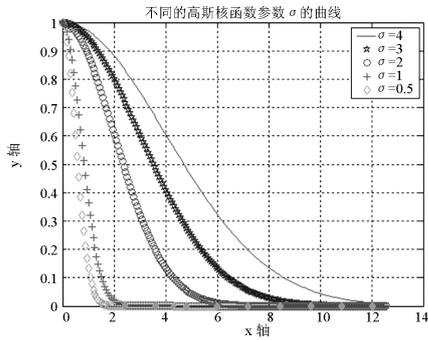


图1 不同的高斯核函数参数  $\sigma$  的曲线

Fig.1 Curve of different Gauss kernel parameters  $\sigma$

图1表明,当 $x < 2$ 时,如果取高斯核函数参数 $\sigma$ 较大(例如取 $\sigma = 4$ ),那么这些数据将集中于最左边,即 $y > 0.9$ ,也就是这些数据的相似程度几乎一样,那么高斯核函数就没有起到很好的分类作用,这样支持向量机的学习预测性能也必然很坏;反之,如果取高斯核函数参数 $\sigma$ 小一些(例如取 $\sigma = 0.5$ ),可以看出分类效果大大提高。所以,可以根据数据的疏密程度来确定参数 $\sigma$ 。结论如下:

当数据比较密集时,即原空间点距 $x$ 较小时, $\sigma$ 应该较小;当数据比较稀疏时,即原空间点距 $x$ 较大时, $\sigma$ 应该较大。

#### 2.4 LS-SVM训练结果

最小二乘支持向量机识别励磁涌流和内部故障训练的过程:通过已知的数据样本建立训练样本集 $(x_i, y_i)$ ,并对样本进行归一化处理;针对不同的 $\sigma$ 和 $C$ 分别求出训练数据样本的最优分类面,统计错分率。不同大小的 $\sigma^2$ 和 $C$ 的训练结果如表1所示。从表1可见参数 $\sigma^2$ 和 $C$ 的大小对分类结果有很大影响。根据实验训练效果最终选择 $\sigma^2 = 0.5$ ,  $C = 3\ 000$ 。图2给出了分类边界的获取结果。

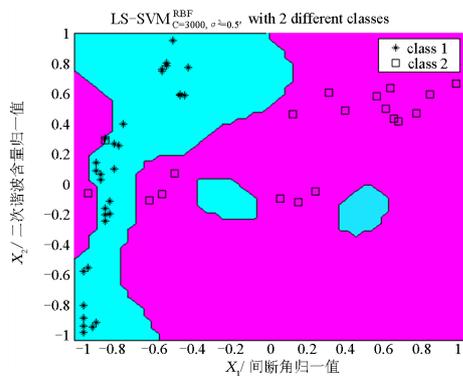


图2 训练样本分类结果

Fig.2 Classification results of training samples

从图2可以看出,励磁涌流和内部故障电流的特征值(即电流互感器二次侧间断角和二次谐波含

量)出现了交错混杂情况,即两类电流不能线性可分,这也是目前励磁涌流难以正确识别进而导致变压器纵差保护不能正确动作的主要原因。但LS-SVM方法在提取了两个基本特征的情况下,可以找到所提供样本信息的最优分类边界。

#### 2.5 仿真识别过程

对于训练完成的最小二乘支持向量分类机,还需利用测试样本来检验其对变压器励磁涌流和故障电流的识别能力。对于测试集必须包含各种情况下的励磁涌流和内部故障电流。

最小二乘支持向量机的仿真识别过程:装入支持向量机学习阶段的有关数据,包括所有归一化后的测试样本集、训练得出的Lagrange乘子 $\alpha_i$ 和偏差 $b$ ;利用公式(3)计算待测数据样本的指示决策输出值,根据决策函数的输出值作出分类决策;最后统计识别率。表2给出了采用RBF核函数( $\sigma^2 = 0.5$ ,  $C = 3000$ )时的LS-SVM分类机经不同训练集得到的决策函数识别结果,同时也给出了利用间断角原理在相同测试样本下进行识别的结果,如表3所示。

表1 不同参数值对分类结果的影响

Tab.1 Influence of different parameters to the results of classification

$\sigma^2$	$C$	错分个数	错分率
0.1	1	4	7.7%
	5	2	3.7%
	10	2	3.7%
	100	1	1.9%
	1 000	0	0
	3 000	0	0
	10 000	0	0
0.5	1	5	9.6%
	5	5	9.6%
	10	5	9.6%
	100	4	7.7%
	1 000	2	3.7%
	3 000	2	3.7%
	10 000	22	42.3%
1	1	5	9.6%
	5	5	9.6%
	10	5	9.6%
	100	5	9.6%
	1 000	3	5.8%
	3 000	2	3.7%
	10 000	4	7.7%
1.5	1 000	5	9.6%
	3 000	4	7.7%
2	1 000	5	9.6%
	3 000	4	7.7%
3	1 000	5	9.6%
	3 000	5	9.6%

表2 LS-SVM的测试识别率

Tab.2 Testing recognition rate of LS-SVM

测试样本 训练样本	30	40	50	60
10	93%	95%	90%	91.67%
20	90%	92.5%	90%	90%
30	100%	100%	96%	96.67%

表3 间断角原理识别的测试结果

Tab.3 Test results of dead angle identification

测试样本	30	40	50	60
识别率	76.67%	75%	76%	78.33%

表2表明,采用RBF核函数的最小二乘支持向量分类机在识别励磁涌流和内部故障时能取得良好的结果,平均识别率达到93.74%,且训练样本数较少,克服了神经网络方法需要大样本的缺陷。表3所示的测试结果为:在相同的样本数据下采用间断角原理进行识别的识别率均在80%以下。两种方法相比,基于RBF核的最小二乘支持向量机方法的正确识别率明显高于间断角原理方法。

### 3 结论

本文利用最小二乘支持向量分类机对变压器励磁涌流和内部故障电流进行分类识别。提取了二次谐波电流含量和间断角两个基本特征,给出了不同待测试样本数据的测试结果,并与传统的间断角原理识别方法进行了比较,仿真结果表明利用最小二乘支持向量机识别变压器的励磁涌流可获得很高的精度,较好地解决了小样本条件下的分类问题。但是基于最小二乘支持向量机原理的变压器励磁涌流识别还只是停留在理论研究阶段,其实际推广应用还需进一步研究。

### 参考文献

[1] 王维俭. 电气设备继电保护原理与应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2002.  
WANG Wei-jian. Electrical equipment protection principle and application[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2002.

[2] 朱亚明, 郑玉平. 间断角原理的变压器纵差保护的性  
能特点及微机实现[J]. 电力系统及其自动化学报,  
1996, 20 (11) : 36-40.  
ZHU Ya-ming, ZHENG Yu-ping. The principle of dead  
angle of transformer differential protection characteristics

and microcomputer[J]. Proceedings of the CSU-EP  
SA, 1996, 20 (11): 36-40.

[3] 王增平, 徐岩, 王雪, 等. 基于变压器模型的新型变  
压器保护原理的研究[J]. 中国电机工程学报, 2003,  
23 (12): 54-58.  
WANG Zeng-ping, XU Yan, WANG Xue, et al. Study on  
the novel transformer protection principle based on the  
transformer model[J]. Proceedings of the CSEE, 2003,  
23(12): 54-58.

[4] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向  
量机[M]. 北京: 科学出版社, 2004.  
DENG Nai-yang, TIAN Ying-jie. Data mining in the new  
method——support vector machine[M]. Beijing: Science  
Press, 2004.

[5] Cortes C, Vapnik V. Support vector networks[J]. Machine  
Learning, 1995, 20(3): 273-297.

[6] 何学文. 基于支持向量机的故障智能诊断理论与方法  
研究[D]. 长沙: 中南大学, 2004.  
HE Xue-wen. Based on support vector machine  
intelligent diagnosis theories and methods[D]. Changsha:  
Central South University, 2004.

[7] 张红梅. 基于支持向量机的电力系统短期负荷预测研  
究[D]. 南京: 河海大学, 2006.  
ZHANG Hong-mei. Based on support vector machine  
power system short-term load forecasting[D]. Nanjing:  
Hohai University, 2006.

[8] 李应红, 尉询楷, 刘建勋. 支持向量机的工程应用[M].  
北京: 兵器工业出版社, 2004.  
LI Ying-hong, WEI Xun-kai, LIU Jian-xun. Application  
of support vector machine[M]. Beijing : Weapon Industry  
Press, 2004.

[9] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support  
vector machine classifiers[J]. Neural Processing  
Letters, 1999, 9(3): 293-300.

[10] 朱永生, 张优云. 支持向量机分类器中几个问题的研  
究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 13: 36-38.  
ZHU Yong-sheng, ZHANG You-yun. The study on some  
problems of support vector classifier[J]. Computer  
Engineering and Applications, 2003, 13: 36-38.

收稿日期: 2010-05-18; 修回日期: 2010-08-24

作者简介:

黄永红 (1970-), 女, 博士, 副教授, 从事电力系统保  
护与控制、智能检测与控制方面的研究; E-mail: hyh218@  
126.com

马 锋 (1986-), 男, 学士, 从事电力系统保护与控制  
方面的研究。