

基于 SVM 的改进二叉树输电线路故障分类器

王成江¹, 马新明¹, 官云¹, 戴迪²

(1. 三峡大学电气信息学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 湖北省超高压输变电公司直流运检公司, 湖北 宜昌 443002)

摘要: 在研究二叉树多分类的基础上, 结合输电线路故障的特点, 考虑不同故障的优先级后, 设计了基于SVM的改进二叉树输电线路故障分类器的模型, 通过实验选择了最小二乘支持向量机LS-SVM算法和线性函数转换表达式的归一化算法, 并用小样本模拟短路数据训练了分类器。测试结果表明, 在各种输电线路故障情况下, 设计的分类器都具有很高的分类正确率, 尤其是对两相接地和不接地短路分类的效果显著, 另外, 该分类器的数据预处理过程简单, 分类步骤少, 可以实现输电线路故障的快速分类。

关键词: SVM; 二叉树; 输电线路; 故障; 分类器

An improved binary tree classifier for transmission line fault based on SVM

WANG Cheng-jiang¹, MA Xin-ming¹, GUAN Yun¹, DAI Di²

(1. College of Electrical Engineering and Information Technology, Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. Hubei EHV(extra high voltage) Transmission & Substation Company, Yichang 443002, China)

Abstract: Based on SVM an improved binary tree methods multi-classifier algorithm model for transmission line faults is designed in which the characteristics and the priorities of different faults of transmission line are considered, and the least squares algorithm for SVM and the data normalization algorithm named linearity function transform expression for data pretreatment are selected according to the results of experiments. Then the multi-classifier is trained by several simulated short-circuit samples. The test results show that the correct rate of the classifier is very high for all kinds of transmission line faults, especially significant high for two-phase short-circuit and two-phase to ground fault. In addition, the classification process for transmission line faults is fast because of the simple data pretreatment and the reduced classification steps.

Key words: SVM; binary tree; transmission line; fault; classifier

中图分类号: TM77 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)05-0039-06

0 引言

输电线路发生故障后, 要求能准确、快速地识别故障的类型, 通常的做法是依据相应的逻辑关系, 通过设置阈值来实现。然而故障时所获取的电压、电流信息通常是受系统运行方式、故障位置、过渡阻抗和故障时刻等因素的影响, 导致整个故障模式空间一般是非线性可分的, 各种故障模式之间通常不具有明显的线性划分界限^[1-2], 所以基于阈值的逻辑判别方法就存在一定的缺陷。

支持向量机(Support vector machine)是在统计学习理论的基础上提出的一种模式识别方法^[3]。它采用结构风险最小化原理, 兼顾训练误差和泛化能

力, 在解决小样本、非线性等模式识别问题^[4-6]中表现出特有的优势。文献[1]以模糊逻辑规则先对线路故障进行分层归类处理, 再利用它们之间的相位角与故障相别的关系, 构造出表征不同故障相别的样本, 然后利用 SVM 算法对样本进行训练, 得到识别不同故障类型的最优分类面。文献[2]是对短路后的三相电流信号进行分析, 计算每相的小波熵权, 对故障进行分类。

上述方法在数据预处理方面步骤较多, 一旦某一环节出错, 则对最后的分类带来很大的误差, 而且前期数据处理过程多则意味着最终分类的速度会变慢, 这对输电线路发生故障后准确、迅速地识别故障类型^[7]是不利的。

本文在充分研究二叉树多分类的基础上, 结合输电线路故障的特点, 考虑不同故障的优先级后,

基金项目: 湖北省教育厅自然科学基金项目计划(D20091304)

设计基于 SVM 的改进二叉树输电线路故障分类器，借助它可以利用归一化后的短路电流数据直接进行输电线路故障分类。

1 基于SVM的二叉树多分类算法

1.1 支持向量机

支持向量机的主要思想是利用内积函数定义的非线性变换，把原有的输入空间映射到一个高维空间，然后在这个高维空间中寻找输入变量和输出变量之间的一种线性关系，即通过非线性变换将输入空间变换到一个线性高维空间，然后在这个新空间中求取最优线性分类面^[8-9]。

对于线性可分情况，SVM 方法是寻求最优分类面。所谓最优分类面就是要求分类面不但能将 2 类正确分开(训练错误率为 0)，而且使分类间隔最大^[10]。对于线性不可分情况，是通过核函数引入从输入空间 R^n 到高维特征空间 H 的非线性映射，从而实现把低维输入空间 R^n 中的非线性可分问题转化成高维特征空间 H 中的线性可分问题。

SVM 算法可以很好地解决小样本的二分类问题，但是，将 SVM 机器学习方法延伸到多类分类问题还处于初步研究阶段。已提出的解决该问题的思路^[11-12]有：1)构造多个 2 类分类器并组合起来完成多类分类，分成“one against one”和“one against all”两种类型。这种思路简单有效，但存在无法识别的阴影区域，而且重复训练的样本较多；2)只使用一个 SVM 机实现多个分类输出(all together)，这种思路涉及十分复杂的优化问题，当训练样本数目相对较大时，运算时间长而且误差较大。

1.2 二叉树多分类算法

文献[11]介绍了一种适合故障诊断的二叉树多类分类算法(2PTMC)，该方法构造多个 2 类分类器并组合起来完成多类分类，且采用了一种“one against others”的分类器构造策略，具有算法简单直观、重复训练样本少的优点。图 1 给出了 2PTMC 故障诊断结构。

任意给定一个 k 类分类问题，学习样本为：

$$(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i), x_j \in R^k$$

$j=1, 2, \dots, l, y_j \in \{1, 2, \dots, k\}$ ，一个 2PTMC 结构是一个 3 元组 $\langle F, SVM, SC \rangle$ 。

$F=\{f_1, \dots, f_l, \dots, f_k\}$ ，是二叉树的终止节点集合，由待识别系统的 k 个可能故障模式集(包括正常状态)构成，在输电线路各种分类中， f_i 就是从 A 相接地短路到 ABC 三相短路的 10 种故障类型。

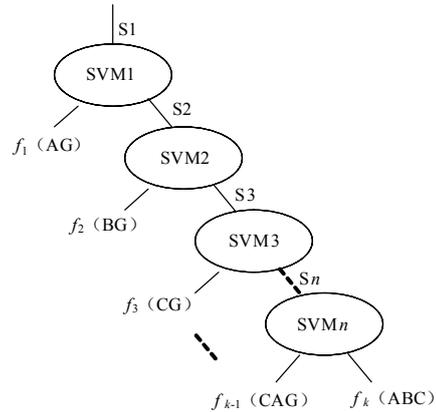


图 1 基于 SVM 的 2PTMC 多分类算法

Fig.1 2PTMC multi-classifier algorithm based on SVM

$SVM=\{SVM_1, \dots, SVM_i, \dots, SVM_{k-1}\}$ ，是由所设计的 $k-1$ 个支持向量机组成的二叉树的全部非终止节点集合。对于一个 k 类分类问题，需要构造 $k-1$ 个 SVM 机。

$SC=\{SC_1, \dots, SC_i, \dots, SC_k\}$ ，为属于 k 个故障状态类别的全部学习样本集合，其中 $SC_i=\{(x_1, y_i), \dots, (x_j, y_i), \dots, (x_l, y_i)\}$ 表示第 i 类的样本组成， $x_j \in R^k, y_i \in \{1, 2, \dots, k\}$ 。 $\sum_{SC} l_i = l$ 构成全部学习样本。第 i 级支持向量 SVM 的训练样本 S_i 按下述原则确定。

$$\begin{cases} S_i = \text{全部样本} \\ S_i = SC \sum_{j=1}^{i-1} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中 $SC \sum_{j=1}^{i-1}$ 表示不属于第 1, 2, ..., $i-1$ 类的全体样本。可见随训练过程的进行，训练样本数逐渐减少。

2 基于 SVM 的改进二叉树输电线路故障分类器

2.1 改进的二叉树算法

基于 SVM 的 2PTMC 多分类算法能够解决简单的多类分类问题，但不能解决大类里又有多个小类的问题。为解决上述多层多分类问题，这里采用“one against leavings”对二叉树算法进行改进，它的基本思想是在原二叉树法分出的 n 类的基础上，对已经分出的第 1, 2, ..., $n-1$ 类，再用“one against leavings”规则，利用 SVM 进行二分类，重复上述过程直至最后到“one against another”，即每一个终止节点为不可再分的一小类为止，参见图 2。

在分类的优先级方面，可以将最常见的故障或者危害最严重的故障设置为较高的优先级，最先识别出它们。同样的原理，将剩余故障类型再按照出现的概率和危害性设置相应的分类优先级，这样的

处理可以有效地加快常见故障和严重故障的分类速度。

2.2 基于 SVM 的改进二叉树输电线路故障分类器设计

2.2.1 输电线路故障的特点

输电线路的短路有单相接地、两相接地、两相不接地短路和三相短路四种类型。而单相接地又可以分为 A 相对地短路(AG), B 相对地短路(BG)和 C 相对地短路(CG); 同样地, 两相短路又分 AB, BC, CA 三种类型; 两相接地又有 ABG, BCG, CAG 三种类型, 因此, 输电线路故障分类是一个多层多分类问题。

统计分析表明, 电力系统中不同类型故障的发生概率是不相同的, 其中单相接地短路最多, 占到总故障的 80%左右, 两相短路次之, 三相短路出现的概率最小; 然而, 不同故障的危害程度及其出现的概率刚好相反, 三相短路的后果最为严重, 单相接地短路的后果相对较轻。这就要求我们对不同类型的故障设置不同的分类优先级。

两相短路和两相短路接地的识别是常规方法的一个难点, 通常是靠实测或分解电流中的零序分量, 利用有无零序电流, 判别是接地还是非接地故障, 这样做的结果是增加了硬件投资或者计算步骤, 实际上, 短路相电流里就包含有零序电流的信息, 如果能够不通过零序分量, 而直接用短路相电流进行两相短路的识别, 必将提高计算速度, 为此, 本设计中将考虑两相短路的直接识别问题。

2.2.2 故障分类器设计

考虑上述三个问题后, 结合实际及实验情况, 设计的输电线路故障分类器的模型如图 2 所示。

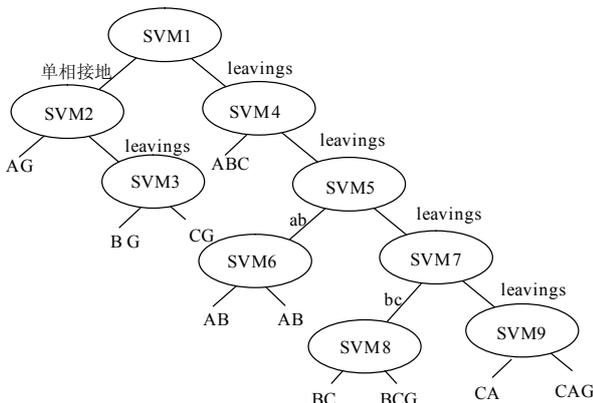


图 2 基于 SVM 的改进二叉树输电线路故障分类器

Fig.2 Improved binary tree classifier for transmission line fault based on SVM

因为输电线路的多数故障为单相接地短路, 所

以首先构造一个二分类器 (SVM1) 将所有单相接地故障作为一类, 其他故障类型作为一类, 在单相接地故障中采用两个二分类器(SVM2, SVM3)就可以将三种单相接地故障区分开来, 保证了线路上经常出现的单相接地故障最多用三步就可以判别出来。

对于三相短路, 虽然其出现的概率很低, 但是其危害却极大, 要求能尽快地跳闸, 因此, 安排其在 SVM4 上进行分类, 只需要通过两个二分类器即两个判别函数就可以判断出是否发生三相短路。

对于剩下的两相短路故障, 可以先按照故障类别分成三大类, 即将同名相间的两相接地和不接地短路归为一类, 通过两个二分类器 SVM5, SVM7 分出 ab、bc、ca 三类两相短路。最后再通过 SVM6, SVM8, SVM9 三个二分类器区分究竟是两相接地短路还是两相不接地短路。对于两相短路, 所用的分类时间稍长一些, 尤其是 BC 和 CA 两相短路, 分别经过了 5 次二分类后完全判别出来, 尽管这样, 也比 2PTMC 多分类算法最长需要 9 次二分类所需的时间要短。

2.2.3 SVM 算法选择

分别选择三种常用的二分类算法: C-SVM、V-SVM 和 LS-SVM, 代入图 2 所示的输电线路故障分类器进行验算, 结果发现基于 C-SVM、V-SVM 的分类器的分类正确率都不高, 只有 70%~80%左右, 而基于 LS-SVM 的分类器的正确率却很高, 几乎达到了 100%。因此可以选择 LS-SVM 作为输电线路故障分类器中的二分类器 SVM。

LS-SVM 即最小二乘支持向量机, 其算法过程^[13]如下:

利用 LS-SVM^[14]方法构造二分类 SVM, LS-SVM 选择了误差 ξ_i 的二次项, 其优化问题为

$$\min Q(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (2)$$

式 (2) 的等式约束条件为:

$$y_i(\omega^T \times \phi(x_i) + b) = 1 - \xi_i, \quad i=1, 2, \dots, l \quad (3)$$

通过式 (3) 的对偶形式可求最优解, 对偶形式可根据目标函数和约束条件建立拉格朗日函数:

$$L(\omega, b, \xi, a) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^l \xi_i^2 - \sum_{i=1}^l a_i (y_i (\omega^T \times \phi(x_i) + b) - 1 + \xi_i) \quad (4)$$

式 (4) 中 a 为拉格朗日乘子, 根据库恩-塔克条件:

$$\frac{\partial L}{\partial \omega} = 0, \quad \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \quad \frac{\partial L}{\partial \xi} = 0, \quad \frac{\partial L}{\partial a} = 0$$

$$\text{可得} \begin{bmatrix} 0 & (\eta)^T \\ \eta_i & \Omega + c^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ Y \end{bmatrix} \quad (5)$$

式(5)中,

$$\Omega = [\phi(x_i)]^T \phi(x_i); \quad Y = [y_1, y_2, \dots, y_i]^T;$$

$$\eta_i = [1, 1, \dots, 1]^T; \quad a = [a_1, a_2, \dots, a_i]$$

式(5)为一线性方程组,可用最小二乘法求出 a 和 b , 由此得到分类决策函数为:

$$y(x) = \text{sign} \left(\sum_{S_V} a_i (\phi(x))^T \phi(x) + b \right) \quad (6)$$

式(6)中 S_V 为支持向量集合。对每一级 SVM 训练后找出对应该级的支持向量,建立最优分类面。由于 $k-1$ 个 SVM 是按照优先级由高到低排列的,新模式产生时,只需按照二叉树由高到低进行搜索,就可得出结论。

2.2.4 数据归一化算法选择

由于现场网络结构不同,运行参数不同,初始状态不同,短路电流的大小也大相径庭,因此,在正式分类前,对短路电流数据进行归一化处理是必须的。在研究了多种归一化方法的分类效果后,最后选择了线性函数转换表达式的归一化方法,它的算法原理如式(7)所示。

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)}, i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式(7)中 x_i 即为实测的短路电流值,归一化后的属性值 $\bar{x}_i \in [0,1]$ 对数据进行归一化处理后,数据间的特征差异有所改善,其权重值减小,从而减少错分和误分,提高分类器的正确率。

3 分类器训练

3.1 故障模拟

对图3、4所示的7节点和36节点网络的短路,分别在图3的B3和B4母线之间的500kV的线路以及图4的B22和B23母线之间的500kV的线

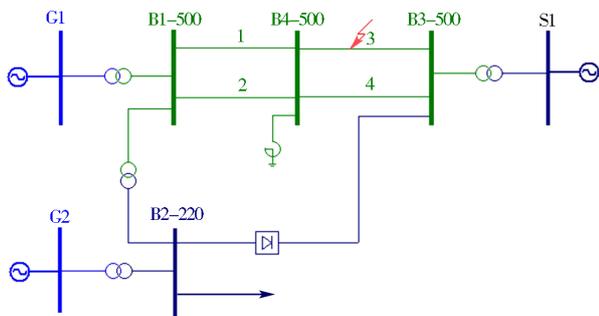


图3 7-BUS网络图
Fig.3 7-bus system

路上模拟短路故障,利用PSASP软件计算和记录故障线路两端的短路电流标么值。为了保证分类器在不同系统中同一系统中的不同位置发生短路时的应用通用性,分别改变网络运行方式,改变线路参数,改变各发电机的出力,进行模拟短路测试,在同一方式下,又分别记录测试线路的10%、30%、50%、70%、90%处短路时的5组数据。两个网络分别记录了100组短路电流数据,归一化后的部分短路电流数据如表1所示。

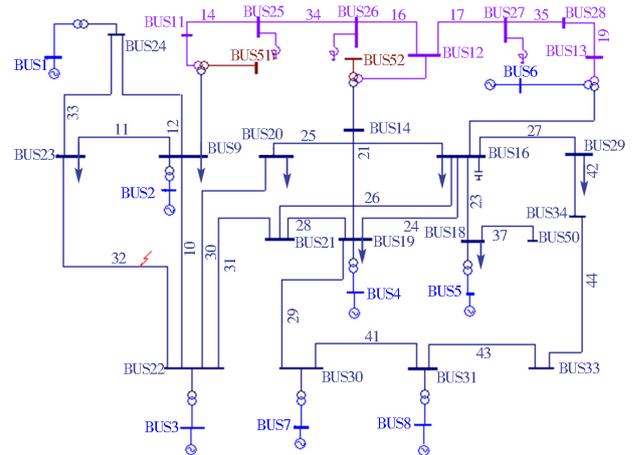


图4 36-BUS网络图
Fig.4 36-BUS system

表1 归一化后的部分训练样本

Tab.1 The part of trained samples after normalization

类型	故障数据					
AG	1	0.046	0.002	0.388	0.047	0
BG	0.005	1	0.046	0	0.583	0.050
CG	0.045	0.009	1	0.053	0	0.835
AB	1	0.739	0	0.106	0.370	0.003
BC	0	1	0.720	0	0.244	0.519
CA	0.672	0	1	0.696	0	0.370
ABG	1	0.884	0	0.331	0.451	0
BCG	0	0.701	0.549	0.006	0.827	1
CAG	0.549	0	0.701	1	0.006	0.827
ABC	0	0	0	1	1	1

3.2 训练

利用7节点网络的部分短路数据来训练分类器,归一化后的部分训练样本如表1所示。首先将所有故障类型的全部训练数据输入到二分类SVM1中,其中将单相接地故障数据作为一类,其他故障类型数据作为一类;在训练SVM2时,输入全部单相接地故障作为训练数据,其中将AG作为一类,BG和CG作为另外一类,即训练SVM2的判别函

数识别故障 AG; 同样地, 在 SVM4 中输入除单相接地故障数据外的其他所有故障类型训练数据, 且将 ABC 作为一类, 其他故障类型作为一类, 即训练 SVM4 的判别函数识别故障 ABC, 以此类推, 就可得到可以区分十种故障类型的九个不同分类器的判别函数。

4 测试

在 Matlab6.5 环境下编程实现了改进二叉树输电线路故障分类算法, 从模拟短路数据中选出 5 种故障类型(BG, AB, ABG, BC, CA)共 100 组数据作为测试样本进行测试, 为了便于比较, 对上述样本, 同时测试了 SVM 多类分类算法和 2PTMC 多分类算法的效果, 测试结果如表 2 所示。

表 2 不同 SVM 分类效果

Tab.2 The classification results of different SVM methods

采用方法	样本数/节点	错分数	正确率/%	正确率 (av.)
SVM 多类分类	70/7	16	77.14	80
	30/36	4	86.87	
2PTMC 多分类算法	70/7	16	77.14	78
	30/36	6	80	
改进二叉树分类算法	70/7	1	98.6	99
	30/36	0	100	

从表 2 中可以看出, 利用 SVM 多类分类训练的分类器的平均正确率为 80%。2PTMC 多分类算法的平均正确率只有 78%。而利用本文提出的基于 SVM 的改进二叉树输电线路故障分类器, 其分类正确率达到了 99%, 正确率最高, 效果最显著。

由于两相短路和两相短路接地故障的故障数据特征极为相似, 为了验证设计的分类器对两相接地和不接地短路的分类效果, 又抽取了 23 组不接地 AB 短路和 24 组两相接地 ABG 短路共 47 个样本, 来测试设计的分类器, 为了便于比较, 同时也测试了 SVM 多类分类算法和 2PTMC 多分类算法的效果, 测试结果如表 3 所示。

从表 3 可见, 2PTMC 多分类算法对两相接地和不接地短路的分类效果最差, 平均正确率只有 57.4%, 其根本原因是在分类器训练时采用了“one against all”方法, 在做多类分类训练时淡化了这两类故障的差别, 从而造成测试时正确率的下降。而对于同样的测试样本, 改进二叉树输电线路分类器只出现了 1 例错分, 正确率达到了 97.9%, 这要归功于改进二叉树输电线路分类的模型设计, 它直接将两相短路分为“one against another”两类, 彰显

了两相接地和不接地短路的差别, 从而明显提高了此类故障的分类正确率。

表 3 两相不接地短路和接地短路的测试

Tab.3 The test of two-phase short-circuit and two-phase to ground fault

采用方法	故障类型	样本数	错分数/%	正确率/%	正确率 (av.)
SVM 多类分类	AB	23	13	43.5	61.7
	ABG	24	5	79.2	
2PTMC 多分类算法	AB	23	15	34.8	57.4
	ABG	24	5	79.2	
改进二叉树分类算法	AB	23	1	95.7	97.9
	ABG	24	0	100	

5 结论

在充分研究二叉树多分类算法的基础上, 结合输电线路故障的特点, 设计了基于 SVM 的改进二叉树输电线路故障分类器, 并对分类器进行小样本训练, 测试结果表明:

1) 同 SVM 多类分类算法和 2PTMC 多分类算法相比, 改进二叉树输电线路故障分类器对输电线路各种故障具有极高的分类正确率, 尤其是对两相接地和不接地短路分类的效果显著。

2) 设计的改进二叉树输电线路故障分类器兼顾了输电线路故障的特点, 分类过程中, 先分单相接地短路和三相短路, 保证了大部分的故障和最严重的故障在最短的时间内被分类。

3) 对故障数据只做简单的归一化处理, 不需计算零序电流等其它的前期处理, 就可以直接对接地短路和不接地短路进行分类, 另外, 完全分类的时间比 2PTMC 多分类算法最长需要 9 次二分类的时间要短得多, 保证了分类过程的简洁性和快速性。

参考文献

- [1] 姜惠兰, 崔虎宝, 等. 基于模糊逻辑和支持向量机的高压输电线路故障分类器[J]. 中国电力, 2005(3): 13-17.
JIANG Hui-lan, CUI Hu-bao, et al. High Voltage Transmission Line Fault Classification Based on Fuzzy Logic and Support Vector Machines[J]. Electric Power, 2005(3): 13-17.
- [2] 杨健维, 罗国敏, 等. 基于小波熵和支持向量机的高压输电线路故障分类方法[J]. 电网技术, 2007, 31(12): 22-26.
YANG Jian-wei, LUO Guo-min, et al. High Voltage Transmission Line Fault Classification Based on Entropy Weight of Wavelet and Support Vector Machines[J].

Power System Technology, 2007, 31(12): 22-26.

[3] 祁亨年. 支持向量机及其应用研究综述[J]. 计算机工程, 2004, 30(5): 6-9.

QI Heng-nian. Support Vector Machines and Application Research Overview[J]. Computer Engineering, 2004, 30(5): 6-9.

[4] 宋晓芳, 陈劲操. 基于支持向量机的动态电能质量扰动分类方法[J]. 电力自动化设备, 2006, 34(4): 39-42.

SONG Xiao-fang, CHEN Jin-cao. Classification Method of Dynamic Power Quality Disturbances Based on SVM[J]. Electric Power Automation Equipment, 2006, 34(4): 39-42.

[5] GUNN S R. Support Vector Machines for Classification and Regression[D]. Southampton: University of Southampton, 1998.

[6] Samantaray S R, Dash P K, Panda G. Fault Classification and Ground Detection Using Support Vector Machine[D]. Bhubaneswar(India): National Institute of Technology.

[7] SHEN Bin, YAO Min. SVM and Classification Ensembles Based High-voltage Transmission Line Fault Diagnosis[Z].

[8] 郭小荟, 马小平. 基于支持向量机的提升机制动系统故障诊断[J]. 中国矿业大学学报, 2006, 35(11): 813-817.

GUO Xiao-hui, MA Xiao-ping. Mine Hoist Braking System Fault Diagnosis Based on a Support Vector Machine[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2006, 35(11): 813-817.

[9] 江伟, 罗毅, 等. 基于多类支持向量机的变压器故障诊断模型[J]. 水电能源科学, 2007, 25(2): 52-55.

JIANG Wei, LUO Yi, et al. Fault Diagnosis Model for Power Transformer Based on Multi-class Support Vector Machine[J]. Water Resources and Power, 2007, 25(2): 52-55.

[10] 邵华平, 覃征, 等. SVM 算法及其应用研究[J]. 兰州交通大学学报, 2006, 48(2): 104-106.

SHAO Hua-ping, QIN Zheng, et al. Algorithm of SVM and its Application[J]. Journal of Lanzhou Jiaotong University, 2006, 48(2): 104-106.

[11] 马笑潇, 黄席樾, 等. 基于 SVM 的二叉树多类分类算法及其在故障诊断中的应用[J]. 控制与决策, 2003, 18(5): 272-276.

MA Xiao-xiao, HUANG Xi-yue, et al. 2PTMC Classification Algorithm Based on SVM and Its Application to Fault Diagnosis[J]. Control and Decision, 2003, 18(5): 272-276.

[12] 初燕, 付忠广, 等. 基于支持向量机的故障诊断方法探讨[J]. 动力工程, 2005, 25(10): 691-694.

CHU Yan, FU Zhong-guang, et al. Exploration of Fault Diagnosis Method Based on Support Vector Machine[J]. Journal of Power Engineering, 2005, 25(10): 691-694.

[13] 贾嵘, 徐其惠, 等. 最小二乘支持向量机多分类法的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2007, 33(6): 110-113.

JIA Rong, XU Qi-hui, et al. Fault Diagnosis of Transformer Using Multi-class Least Squares Support Vector Machine[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(6): 110-113.

[14] <http://www.esat.kuleuven.ac.be/sista/lssvmlab/toolbox.Html>.

收稿日期: 2009-04-02; 修回日期: 2009-05-14

作者简介:

王成江 (1971-), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要从事电力设备状态监测和故障诊断, 电力市场和数据库系统等方面的研究与开发工作;

马新明 (1979-), 男, 硕士研究生, 主要从事电力设备在线检测方面的研究; E-mail: yaibals@163.com

官云 (1984-), 女, 硕士研究生, 主要从事电力设备在线检测方面的研究。

(上接第 33 页 continued from page 33)

[12] Abido M A, Abdel Magid Y L. Robust Design of Multimachine Power System Stabilizers Using Tabu Search Algorithm[J]. IEE Proceeding-Gener, Transm, and Distrib, 2000, 147 (6): 387-394.

[13] Bristow D A, Tharayil M, Alleyne A G. A Survey of Iterative Learning Control: a Learning-based Method for High-performance Tracking Control[J]. IEEE Trans on Control Systems, 2006, 26(3): 96-114.

[14] 薛定宇, 陈阳泉. 控制数学问题的 MATLAB 求解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.

XUE Ding-yu, CHEN Yang-quan. MATLAB Solutions to Mathematical Problems in Control[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007.

[15] 郑永康. 相空间重构与支持向量机结合的短期负荷预测研究(博士学位论文)[M]. 成都: 西南交通大学, 2008.

ZHENG Yong-kang. Short-term Load Forecasting Based on Phase Space Reconstruction and Support Vector Machine, Doctoral Dissertation[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2008.

收稿日期: 2009-03-18; 修回日期: 2009-06-28

作者简介:

吴峰 (1984-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统稳定控制, 进化算法等; E-mail: wufeng.winnie@hotmail.com

鲁晓帆 (1986-), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统运行与控制;

陈维荣 (1965-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能信息处理、智能监测技术等。