

基于支持向量机的微机保护装置状态评估的研究

田有文, 唐晓明

(沈阳农业大学信息与电气工程学院, 辽宁 沈阳 110161)

摘要: 为了给微机保护装置的状态检修或计划检修提供科学的决策依据, 提出了一种基于支持向量机的微机保护装置状态评估的方法。首先采用运行工况、定检信息作为支持向量机的输入特征向量, 然后通过核函数将输入特征向量映射到高维特征空间, 用支持向量机的模式识别方法来识别微机保护装置状态。实验结果表明 SVM 对微机保护装置进行状态评估是可行、有效的, 在小样本情况下有较高的评估正确率和较好的稳定性, 径向基核函数的 SVM 分类方法应用于微机保护装置状态评估最理想。同样条件下比人工神经网络的评估正确率高, 速度快。

关键词: 微机保护装置; 状态评估; 支持向量机

Study on state evaluation for microprocessor protective device based on SVM

TIAN You-wen, TANG Xiao-ming

(Information and Electronic College, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110161, China)

Abstract: To provide the scientific decision basis of state maintenance or scheduled maintenance for microprocessor protective device, a method of state evaluation of microprocessor protective device is brought forward based on support vector machine(SVM). The running and scheduled maintenance information is taken as the input vectors of SVM. Then they are mapped to high-dimensional feature space through kernel function, and state evaluation of microprocessor protective device is recognized by SVM. The results show that the SVM method is feasible and effective for state maintenance of microprocessor protective device, superior classification and better stability with small training set of sample. The comparison of different kernel functions for SVM shows that RBF kernel function is most suitable for state evaluation of microprocessor protective device. It is more higher evaluation rate and speed compared with neural network for state evaluation as the same condition.

Key words: microprocessor-based device; state evaluation; support vector machine (SVM)

中图分类号: TM77 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)04-0066-04

0 引言

目前, 微机保护已替代其他类型保护成为电力系统的主导保护类型。作为电力系统复杂而且重要的保护装置, 能否正确、合理动作, 直接关系到电网的安全稳定运行; 一旦出现事故将会导致较大的经济损失, 甚至造成人员伤亡和事故。若再以定期检验为主的办法进行检验, 将会造成过修, 降低设备运行的可靠性, 同时造成人力、物力和财力的浪费, 因此对微机保护进行状态检修工作势在必行, 其中进行准确的状态评估是实现状态维修的基础。因此, 对微机保护装置进行状态评估就显得十分重要。目前状态评估方法如信息融合技术^[1]、专家系统^[2]等传统方法和基于模糊数学的聚类分析^[3]、人工神经网络^[4]等的智能分类, 都需要大量的数据样本进行学习。然而, 要想获得微机保护装置运行的

故障数据并非易事, 从而制约了故障诊断技术向智能化方向发展。

本文提出了一种基于支持向量机的微机保护装置状态评估方法。支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 是一种新的模式识别方法^[5~7], 它采用结构风险最小化(SRM)原理, 兼顾训练误差和泛化能力, 在解决小样本、非线性、高维数、局部极小值等模式识别问题中表现出许多特有的优势, 因而在许多领域得到了成功的应用^[8]。本研究运用 SVM 分类方法, 对微机保护装置的运行状态进行定量评估, 以弥补神经网络等智能算法的不足, 为状态检修提供一个良好的依据, 保证电力系统运行更加安全、可靠。

1 支持向量机

1.1 最优分类面

对线性可分的训练样本 (x_i, y_i) , 可被一个分类面没有错误地分开。类别间间隔越大, 推广能力越好。使分类间隔最大的分类面为最优分类面。应用二次规划方法可求出此最优分类函数为^[3]:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (1)$$

式中: a_i^* 为Lagrange乘子, b^* 是分类阈值。

在线性不可分的情况下, 需引入一个非负松弛项 ξ_i 和错分惩罚系数 C , 求得的最优分类函数与式

(1) 相同。引入松弛变量和惩罚系数来解决非线性分类问题, 并且允许一定的分类错误(软间隔), 最终得到非线性软间隔的标准的 C-支持向量机(C-SVC)。然而C-SVC中, 有两个相互矛盾的目标: 最大化间隔和最小化训练错误。其中的常数 C 起着调和这两个目标的作用。定性的讲, C 值有着明确的含义: 选取大的 C 值, 意味着更强调最小化训练错误, 但定量地讲, C 值本身并没有确切的意义, 所以 C 值的选取比较困难。为此, 提出了一个改进的方法: ν -支持向量分类机, 简称 ν -SVC, 它用另一个参数代替参数 C , 来控制支持向量的个数及误差。

1.2 支持向量机

对于非线性问题, 可通过非线性变换把该问题转化为高维空间中的线性问题, 从而在变换空间中求(广义)最优分类面, 这就是支持向量机。此时分类函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (2)$$

式中: $K(x, y)$ 为核函数, 核函数的选取应使其为特征空间的一个点积。核函数的引入使得操作可以直接在输入空间进行, 而不必在潜在的高维特征空间进行, 避免了维数灾难。常用的核函数有:

1) 线性核函数:

$$K(x, y) = x \cdot y \quad (3)$$

2) 多项式核函数:

$$K(x, y) = [\gamma(x \cdot y) + 1]^d \quad (4)$$

3) 径向基核函数:

$$K(x, y) = \exp \left(-\frac{|x - y|^2}{\sigma^2} \right) \quad (5)$$

4) Sigmoid 核函数:

$$K(x, y) = \tanh(\gamma(x \cdot y) + r) \quad (6)$$

2 特征提取

根据微机保护装置运行工况、定检情况等重要的状态信息, 本文选用了以下参数作为特征向量即: 同类型设备运行情况; 剩余寿命/安全运行寿命、回路绝缘、采样回路零漂及电压、电流线性度、开入/开出回路正确性、保护定值正确与稳定性、保护整组特性传动试验、实时电流、更换元器件、装置发出告警信号、消缺和临检。结合以上参数根据状态的情况确定特征值。状态可分为 5 个等级: 状态 A: 接近或达到注意值, 或劣化趋势明显, 与同类设备比有较显著的差异; 状态 B: 接近但没超过注意值, 劣化一般, 与同类设备比差异明显; 状态 C: 介于最优(行业认可)与注意值之间, 劣化不明显, 与同类比相当; 状态 D: 远未到注意值, 没有明显的劣化趋势, 与同类设备比偏好; 状态 E: 接近出厂值或交接试验值, 且连续数次试验数据稳定。特征向量的取值可依据表 1 所示^[9]。

表1 特征值

Tab.1 The value of feature

特征值	0.0-0.3	0.31-0.55	0.56-0.75	0.76-0.85	0.86-1.0
状态	A	B	C	D	E

输出值 y 表示微机保护装置的运行状态, 如表 2 所示。状态类 5 表示劣化状态转到故障状态, 应立即安排维修; 状态类 4 表示偏离正常状态, 劣化中等, 尽快维修; 状态类 3 表示状态一般, 加强监视定期预试; 状态类 2 表示状态良好, 延期/计划定期预试; 状态类 1 表示接近出厂状态, 延期定期预试。可以根据以上结论判定微机保护装置的状态情况并决定是否进行检修。

表2 评估参照表

Tab.2 The evaluation form

分数	0.0-0.3	0.31-0.55	0.56-0.75	0.76-0.85	0.86-1.0
状态类	5	4	3	2	1

3 实验结果及分析

本实验的数据是某市供电局继电保护所提供的, 经过特征提取后, 部分数据如表3所示。

3.1 不同的核函数分析比较

针对状态特征数据, 使用不同的核函数对 SVM 进行了分类测试, 以判别 SVM 是否具有不同的分类性能, 并且确定哪种核函数的 SVM 最适合于状态评估识别。选取训练样本数为 80, 测试样本数为 40。

对不同核函数的 SVM 性能进行了比较实验, 结果如表 4 所示。表中学习参数为 $C=0.5$, $\xi=0.001$, 多项式核函数中的 d 取 5, 径向基核函数中的 σ^2 取 4, Sigmoid 核函数中 V 取 $1/6$, C 取-1。

表3 部分数据表

Tab.3 Partial data

输入(输出)参数	样本1	样本2	样本3	样本4	样本5	样本6	样本7	样本8	样本9	样本10
同类型设备运行情况	0.86	0.89	0.85	0.83	0.56	0.61	0.55	0.31	0.2	0.17
剩余寿命/安全运行寿命	0.86	0.9	0.76	0.86	0.56	0.66	0.58	0.33	0.21	0.12
回路绝缘	0.86	0.86	0.84	0.8	0.75	0.68	0.49	0.39	0.22	0.1
采样回路零漂及电压、电流线性度	0.9	0.89	0.84	0.81	0.7	0.6	0.54	0.38	0.28	0.2
开入/开出回路正确性	0.88	0.89	0.84	0.77	0.71	0.7	0.50	0.4	0.19	0.2
保护定值正确与稳定性	0.91	0.89	0.82	0.79	0.69	0.71	0.4	0.45	0.16	0.2
保护整组特性传动试验	0.9	0.9	0.8	0.8	0.66	0.63	0.46	0.48	0.26	0.27
实时电流	0.87	0.95	0.77	0.83	0.69	0.68	0.49	0.5	0.2	0.25
更换元器件	0.87	0.92	0.79	0.82	0.59	0.68	0.4	0.5	0.18	0.23
装置发出告警信号	0.9	0.93	0.85	0.85	0.58	0.69	0.5	0.51	0.1	0.3
消缺和临检	0.88	0.9	0.76	0.76	0.7	0.7	0.5	0.5	0.2	0.2
状态类	5	5	4	4	3	3	2	2	1	1

表4 不同核函数的SVM 性能比较

Tab.4 Comparison of SVM property between different kernel functions

核函数	评估正确率					运行时间/ms
	5	4	3	2	1	
线性	100%	100%	100%	100%	100%	340
多项式	100%	100%	100%	75%	100%	350
径向基	100%	100%	100%	100%	100%	330
Sigmoid	100%	85%	100%	100%	100%	340

从表4中可以看出, 从平均评估正确率上看, 线性核函数和径向基核函数分类性能最好且稳定, Sigmoid核函数次之, 多项式核函数的分类性能最差。从运行时间上看, 各类核函数的SVM分类速度相近, 其中径向基核函数的SVM分类速度比其他的稍快一点。因此径向基核函数的SVM比其他的推广性要好。所以本实验表明在小样本情况下有较高的评估正确率和较好的稳定性, 径向基核函数的SVM分

类方法应用于保护装置状态评估最理想。

3.2 不同参数的分析比较

采用基于不同参数的支持向量机的状态评估方法进行识别, 分别采用 C-SVC 和 v-SVC。实验选择高斯径向基核函数, 对 C-SVC 中参数 C , v-SVC 参数 v 依次取不同的值进行实验比较, 结果如表 5 所示。

表5 不同参数性能比较

Tab.5 Comparison of different SVM property

SVC类型	C-SVM					v-SVM				
	5	4	3	2	1	5	4	3	2	1
C或v=1	75%	100%	50%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
C或v=0.5	75%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

从表5中可以看出, 当C-SVC中惩罚参数 C 分别为1和0.5时, 前者的平均评估正确率比后者高。从表中还可以看出, 当C-SVC中惩罚参数 C 或v-SVC参数 v 选择0.5时, v-SVC模型的平均评估正确率比C-SVC模型高(C-SVC中惩罚参数 C 与v-SVC参数 v

的意义并不相同, 但二者之间具有某些内在的联系, 此实验让它们取一样的值, 只是为了表现它们之间的差异)。虽然参数取值不同, 但支持向量机仍然有较高的评估正确率说明采用支持向量机对状态进行识别是可行、有效的。

3.3 与神经网络分类方法的比较

分别采用基于BP神经网络和SVM两种方法对微机保护装置进行状态评估识别,其中BP神经网络选择网络类型: Feed-forward backprop, 训练函数: TRAINDM, 网络层数: 2, 传输函数采用 LOGSIG、输出值限制在一个较小的范围内(0, 1), 其中学习参数为 goal=0.001、Epoch=5 000, 与支持向量机采用相同数据。得出的实验结果如表6所示。

表6 不同的分类方法比较

Tab.6 Comparison of different class methods

分类方法	平均评估正确率	MSE	运行时间/ms
SVM	100%	0.476 1	330
BP神经网络	90.5%	5.925	460

从表中可以看出, SVM的平均评估正确率要高于BP神经网络, 而MSE(均方误差)值要低于BP神经网络。从运行时间上看, 前者的分类速度要快于后者。实验表明SVM应用于微机保护装置状态评估比神经网络效果好。

4 结论

本文提出的将支持向量机方法用于微机保护装置状态评估在小样本情况下有较高的评估正确率和较好的稳定性, 同样条件下比人工神经网络的评估正确率高, 速度快。另外实验表明SVM对状态进行识别是可行、有效的, 其中径向基核函数的SVM分类方法应用于微机保护装置状态评估最理想。

SVM的应用研究虽然在微机保护装置状态评估中取得较好结果, SVM也有一些问题需要进一步深入研究, 如SVM的性能依赖于核函数的选择, 如何选择合适的核函数及相关参数来满足其对分类结果影响值得探讨; SVM评估训练和测试速度有时较慢, 还需进一步研究改进算法以适应保护装置运行状态的实时性要求。

参考文献

- [1] 吴莉琳, 律方成. 分层式信息融合在变压器状态评估中的应用[A]. 中国电机工程学会高电压专业委员会学术会议论文[C]. 2004.752-756.
WU Li-lin, Lü Fang-cheng. Application of Hierarchical Information Fusion to Transformer State Evaluation[A]. In: Academic Conference Paper of High Voltage Committee of CSEE[C]. 2004.752-756.
- [2] 陆佳政, 张红先, 方针, 等. 基于B/S模式的综合状

态评估系统的设计与实现[J]. 湖南电力, 2006, 1(6): 6-7, 10.

LU Jia-zheng, ZHANG Hong-xian, FANG Zhen, et al. Design of Synthetical State Evaluating System Based on B/S Mode and Its Implementation[J]. Hunan Electric Power, 2006, 1(6):6-7,10.

- [3] 杨鸿儒, 曹俊. 电机状态监测结果的模糊逻辑方法评定[J]. 中国设备工程, 2005, (8): 40-42.
YANG Hong-ru, CAO Jun. Evaluation of the Result of Motor Condition Monitoring with Fuzzy-logical Method [J]. China Plant Engineering, 2005, (8):40-42.
- [4] 周炎涛, 向升, 吴正国. RBF神经网络在电气设备状态评估中的应用[J]. 航空计算技术, 2000, 35(3).
ZHOU Yan-tao, XIANG Sheng, WU Zheng-guo. The Application of RBF Neural Network in Postural Evaluations of Electric Equipments[J]. Aeronautical Computer Technique, 2000, 35(3).
- [5] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer Verlag, 1995.
- [6] Burges C J C. A tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2).
- [7] 边肇其, 张学工, 等. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社, 2002.
BIAN Zhao-qi, ZHANG Xue-gong. Pattern Recognition[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002.
- [8] 陈继超. 支持向量机技术及应用[J]. 科技信息, 2007, (25): 490-491.
CHEN Ji-chao. SVM and Its Application[J]. Science & Technology Information, 2007, (25): 490-491.
- [9] 刘有为, 李光范, 高克利, 等. 制定电气设备状态维修导则的原则框架[J]. 电网技术, 2003, (6): 73-76.
LIU You-wei, LI Guang-fan, GAO Ke-li, et al. Fundamental Frame to Draft Guide for Condition Maintenance of Electric Power Equipment[J]. Power System Technology, 2003, (6):73-76.

收稿日期: 2008-03-25; 修回日期: 2008-06-23

作者简介:

田有文(1968-), 女, 工学博士, 副教授, 目前研究方向为智能识别在电力系统中的应用; E-mail: youwen_tian10@163.com

唐晓明(1982-), 女, 硕士研究生, 研究方向为智能识别在电力系统继电保护中的应用。