

DOI: 10.7667/PSPC151775

## 基于模糊支持向量机的继电保护状态在线评价

曹海欧<sup>1</sup>, 张沛超<sup>2</sup>, 高翔<sup>3</sup>

(1. 国网江苏省电力公司, 江苏 南京 210024; 2. 上海交通大学电气工程学院, 上海 200240;  
3. 上海毅昊自动化有限公司, 上海 201204)

**摘要:** 继电保护状态评价工作一直以来都是状态检修的重点和难点。提出一种基于模糊支持向量机的继电保护状态评价方法。首先, 获取智能变电站继电保护装置的历史数据, 从中选择合适的状态评价因素, 再对状态评价因素进行数据预处理, 并根据状态巡视及故障记录计算装置在各巡视点的百分比剩余寿命, 生成训练样本集。然后通过模糊支持向量机回归训练生成模型, 利用在线巡视记录, 对装置状态进行在线评估。并根据最差指标, 判定装置的当前状态, 作为最终的在线状态评价结果。仿真分析表明, 方法通过引入样本权重, 能够区分本装置样本和同型号装置样本的不同, 使得算法能够兼顾装置的个性和家族性共性, 并具备一定的抗噪能力。

**关键词:** 智能变电站; 继电保护; 状态评价; 状态检修; 模糊支持向量机

### Online condition evaluation of relay protection based on fuzzy support vector machine

CAO Haiou<sup>1</sup>, ZHANG Peichao<sup>2</sup>, GAO Xiang<sup>3</sup>

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Company, Nanjing 210024, China; 2. School of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 3. Shanghai Yihao Automation Co., Ltd., Shanghai 201204, China)

**Abstract:** Condition evaluation of relay protection has always been the focus and difficulty of condition based maintenance. This paper proposes a condition evaluation method for protection based on fuzzy support vector machine (FSVM). First, via acquiring historical data of relay protection devices in smart substations, condition evaluation factors are chosen appropriately which will be pretreated next, and training set is generated by calculating the remaining life in percentage according to the inspection and failure record. Then regression training of FSVM is conducted to generate a model for online condition evaluation by using online inspecting record, and the worst index will be used to represent the real-time state of the device. Simulations show that, by introducing the sample weights, the method can distinguish the difference between devices which makes the algorithm take both the device's personality and family generality into account, and have certain anti-noise ability at the same time.

**Key words:** smart substation; relay protection; condition evaluation; condition based maintenance; fuzzy SVM

## 0 引言

随着电力系统状态监测和故障诊断技术的发展, 人们对设备故障模式有了更为深入的认识和理解, 根据设备的运行状态开展检修成为了可能。状态检修方式可以在故障发生前预先安排检修, 降低了检修任务对电网稳定运行的影响, 是今后电力设备检修技术的发展趋势<sup>[1-2]</sup>。目前, 在一次设备的状态检修的理论和实践方面已有较多成果, 但在继电保护状态检修方面, 相关的研究仍然很不充分。国家电网公司虽然制定了智能变电站二次系统状态监视规程, 但实际运行中如何利用所采集的装置状态

信息来评估装置状态, 仍存在较大盲目性。

对设备状态进行估计的问题属于预测问题, 预测常用方法通常分为定性分析与定量分析两大类。定性分析法常利用专家经验建立预测模型。例如, 文献[3]在合理划分变压器状态和有效分析状态信息的基础上, 提出变压器的状态评估模型以及一种改进的证据推理的状态评估方法。但这类专家评估预测方法容易受主观不良因素影响, 且组织实施的难度较大。定量分析法常运用统计方法建立预测模型。例如, 文献[4]通过分析变压器运行中各单项状态量参数与故障类型的关联性, 建立综合状态量集合, 对电力变压器进行状态评估。

在能够获得历史统计样本的情况下, 定量分析法更具有客观性, 且实施难度较低。但针对本文问题, 应用该方法需要解决以下关键问题:

1) 状态评价因素的选择。本文选择与保护设备状态具有强关联的评价因素, 根据不同因素的特性, 进行预处理后形成特征向量。

2) 保护装置状态的评估。只有对装置状态完成评估, 才可以构成完整的用于训练的样本。已有方法存在一个悖论: 如果没有装置评估方法, 就无法形成完整的样本。但是, 如果已经有了可信的装置状态评估方法, 就无需另行开发预测模型。为解决这个问题, 本文提出百分比剩余寿命方法, 利用保护系统历史检修记录(包括本装置、同型号装置以及装置加速寿命试验)自动完成装置状态评估。

3) 小样本问题。已有论文利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法<sup>[5]</sup>, 可在一定程度上克服小样本问题。本文提出利用同类型装置的检修记录以及加速寿命试验方法来扩大样本。同时, 通过为这些扩大样本赋予不同权重的方法, 防止SVM等同对待训练样本, 从而以装置自身检修记录为主导、以同型号装置为辅助, 既充分关注装置的个性, 又以一定权重计及装置的家族共性。

本文提出一种基于模糊支持向量机(Fuzzy Support Vector Machine, FSVM)的继电保护状态评价方法。该方法利用智能变电站保护系统的历史数据, 对状态评价因素进行数据预处理, 同时, 对巡视及故障记录进行百分比剩余寿命评价, 二者分别作为特征向量和目标值, 从而生成训练样本集。然后通过FSVM回归训练并生成回归模型, 利用该模型进行在线状态评价, 根据最差指标判定装置的当前状态, 作为最终的在线状态评价结果。该方法避免了对主观因素的依赖, 利用了FSVM在处理不同权重样本时的优势, 有效解决了保护装置的状态评价难题, 实现了在线状态评价的功能。

## 1 状态评价因素

### 1.1 评价因素的选择

智能变电站保护系统有条件采集到大量系统运行状态数据<sup>[6-9]</sup>。在进行状态评价工作时, 需要从这些数据中提取出对保护状态有直接影响的关键特征进行处理, 以满足SVM算法的学习要求。

本文根据以下原则进行评价因素的选择: (1)首先, 所选择的评价因素需符合设备的延迟时间理论。根据该理论, 故障征兆可分为两类: 一类的延迟时间远小于巡视周期, 一旦出现征兆, 设备会很快失效; 另一类延迟时间较长, 可在失效前及时安排检

修, 从而避免故障维修。对于状态检修而言, 只有第二类故障征兆是有监视价值的; (2)其次, 评价数据应易于获得, 即易于量化、易于采集, 并有相关的标准或规程的支持; (3)最后, 智能变电站的继电保护具有系统化特性, 故评价因素应覆盖保护装置本体、二次回路以及通信等多个环节。

依据上述原则, 本文选择以下评价因素: 装置电源电压、过程层端口发送/接收光强度、通道误码率、通道丢包率、装置差流、装置温度、回路红外温度、绝缘电阻测量值、环境湿度、端子排锈蚀情况等。根据国网二次系统状态监视规程, 继电保护系统应支持上述特征值的送出。选择这些评价因素不但可以实现对保护系统整体的运行状态综合评判, 而且可以对保护的不同环节的运行状态也进行评判, 有助于确定维修范围, 为维修决策奠定基础。

### 1.2 数据预处理

装置状态的退化一般具有两个突出特征。在退化初期, 评价因素的变化往往非常缓慢, 是一个长期累积的过程; 而在退化的后期, 评价因素会突然大幅变化。设 $A$ 为某评价因素(如电源电压), 则根据上述规律, 仅用 $A$ 往往并不能准确反映装置的退化程度, 需要对数据进行预处理。本文采用一个巡视周期内的平均值 $\bar{A}$ 、与正常值的偏离值 $\Delta\bar{A}$ 以及变化率 $\Delta\bar{A}/\Delta T$ 作为输入到SVM进行回归训练的特征向量。对于装置电源电压、过程层端口发送/接收光强度、装置温度、回路红外温度、绝缘电阻测量值等特征, 可同时计算其 $\bar{A}$ 、 $\Delta\bar{A}$ 及 $\Delta\bar{A}/\Delta T$ ; 对于通道误码率、通道丢包率等特征, 可仅计算其 $\bar{A}$ 和 $\Delta\bar{A}/\Delta T$ 。对于端子排锈蚀情况等非量化特征, 需要维护人员人为进行量化处理。

## 2 基于百分比剩余寿命的状态评价

对于状态等级目标值, 已有研究<sup>[10]</sup>大多基于维护人员的经验, 这种方法主观性过强。本文提出一种更具客观性和自动化的方法, 可以作为现有方法的重要补充。

现有保护系统主要采用以定期维修为主、故障维修为辅的策略, 可以根据检修记录积累样本, 从而为逐渐过渡到状态检修提供状态评估模型。状态检修的理论依据是设备的延迟时间模型, 该模型表明, 设备某时刻距离下一次故障的时间, 即剩余寿命可以用于反映设备当前时刻的状态。因此, 本文利用有故障记录的历史数据, 根据巡视点的百分比剩余寿命信息, 为样本赋予状态等级目标值。

研究时选取存在故障事件的记录, 如图1所示, 提取出在故障点 $T_f$ 前的所有巡视点 $t_1, t_2, t_3$ , 可得到

各巡视点的百分比剩余寿命如下:

$$\theta_1 = 1 - \frac{t_1}{T_f}, \theta_2 = 1 - \frac{t_2}{T_f}, \theta_3 = 1 - \frac{t_3}{T_f} \quad (4)$$

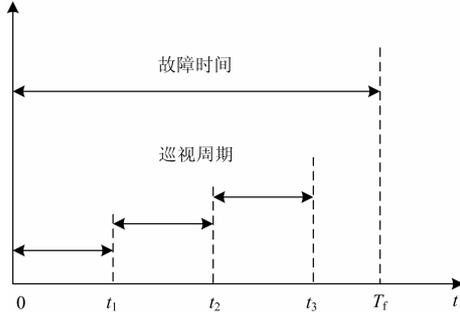


图 1 百分比剩余寿命示意图

Fig. 1 Schematic diagram of remaining life in percentage

巡视点的百分比剩余寿命作为回归学习的目标值, 和前文得到的特征向量  $(\bar{A}, \Delta\bar{A}, \Delta\bar{A}/\Delta T)$  一起构成 SVM 的训练样本。

### 3 模糊支持向量机

智能变电站保护系统具有高可靠性<sup>[11]</sup>, 因此在实际运行中, 上述基于百分比剩余寿命的状态评价可能会出现样本数量不足的问题, 从而导致评价结果的可信度下降。为此, 本文引入同型号其他装置的巡视记录以及装置加速寿命试验数据<sup>[12]</sup>作为补充本来增加样本数量。本方法还能带来额外好处, 即使得状态评估结果既重点考虑了本装置的个性, 又在一定程度上兼顾了装置的家族性缺陷。

在常规的 SVM 算法中, 所有样本都具有相同的权重, 即 SVM 算法总是等同对待所有的样本。但在本文中, 同型号其他装置只能作为一种补充, 不可与原始样本同等对待, 因此必须为这些样本赋予较低的权重。为此, 本文应用 FSVM 算法<sup>[13]</sup>, 对同型号其他装置的样本赋以较低的权重。

设 FSVM 回归问题的训练样本集为  $S = \{(\mathbf{x}_i, y_i, \mu_i), i=1, 2, \dots, l\}$ , 其中,  $\mathbf{x}_i \in R^n$  是第  $i$  个输入样本,  $y_i \in R$  是对应于  $\mathbf{x}_i$  的目标值,  $\mu_i$  为样本  $\mathbf{x}_i$  的权重,  $l$  为训练样本数目。FSVM 算法的优化问题目标函数为

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{C}{l} \sum_{i=1}^l \mu_i (\xi_i + \xi_i^*) \quad (5)$$

约束条件为

$$\begin{aligned} \omega^T \phi(\mathbf{x}_i) + b - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - \omega^T \phi(\mathbf{x}_i) - b &\leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0 \end{aligned}$$

其中:  $\varepsilon$  为线性不敏感值;  $\xi_i, \xi_i^*$  为松弛变量, 表示允许的样本误差; 惩罚因子  $C$  为常数, 因此权重系数  $\mu_i$  决定了样本  $\mathbf{x}_i$  在式中的重要性。

### 4 基于模糊支持向量机的状态评价

本文提出的基于 FSVM 的继电保护状态评价方法, 由两个阶段组成, 如图 2 所示。第一阶段进行离线训练, 以根据历史运行巡视记录, 运用基于统计学习理论的 FSVM 算法生成状态评价模型; 第二阶段进行在线评价, 即将采集到的装置巡视数据输入到评价模型中, 判断装置的运行状态。

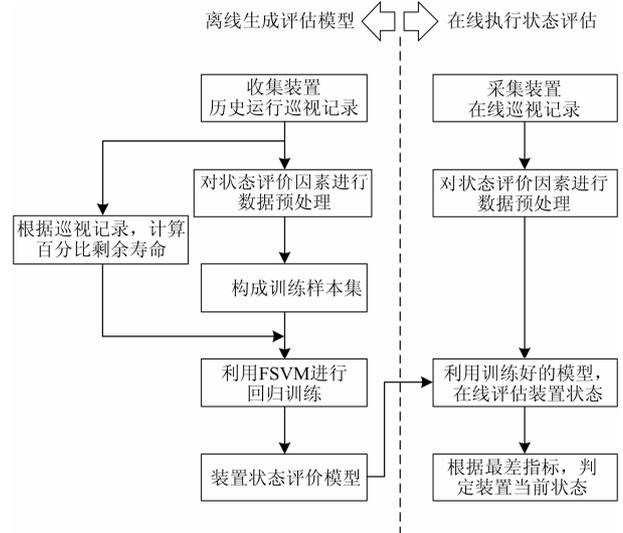


图 2 基于 FSVM 的继电保护状态评价流程图

Fig. 2 Flow chart of reliability parameter estimation based on FSVM

装置存在多个评价因素, 评价因素之间的相关性很弱甚至没有。例如, 装置电源电压和过程层端口发送/接收光强度之间就不存在相关性。所以在本方法中, 针对每个评价因素分别建立评价模型。进行在线状态评价时, 多个评价因素会形成一组评价结果。评价因素越多, 越有利于提高装置状态的可观性、减少状态监视的盲区。从中选取最差的指标, 将其作为装置的当前状态评价结果。这样, 不但可以给出装置是否需要检修的辅助决策意见, 而且可以给出需重点关注的插件或部位。

### 5 仿真分析

#### 5.1 仿真样本

对某智能变电站继电保护装置, 每月进行一次运行巡视, 对测得的各项评价因素, 分别计算相应的平均值  $\bar{A}$ 、偏离值  $\Delta\bar{A}$  及变化率  $\Delta\bar{A}/\Delta T$ 。为增加样本数量, 补充了同型号保护装置的运行记录。下

面以装置电源电压为例说明本文方法。运行记录如表 1 所示, 其中, 序号首位为 1 或 2 分别代表第 1 套和第 2 套装置的运行记录。以装置 1 为本装置, 装置 2 为同型号装置。

表 1 运行记录表  
Table 1 Operation log

序号	时间	事件	装置电源 电压/V	偏离 值/V	变化率/ (V/年)
1-1	2007/3/1	装置 1 投运	5.15	0.15	
1-2	2008/3/10	运行巡视	5.07	0.07	-0.08
1-3	2009/3/7	运行巡视	5.01	0.01	-0.06
1-4	2010/3/5	运行巡视	4.93	-0.07	-0.08
1-5	2011/3/2	运行巡视	4.86	-0.14	-0.07
1-6	2012/3/5	运行巡视	4.77	-0.23	-0.09
1-7	2013/3/2	运行巡视	4.63	-0.37	-0.14
1-8	2013/7/21	电源模块故障	4.48	-0.52	-0.15
2-1	2009/4/1	装置 2 投运	5.14	0.14	
2-2	2010/4/3	运行巡视	5.06	0.06	-0.08
2-3	2011/4/10	运行巡视	4.99	-0.01	-0.07
2-4	2012/4/7	运行巡视	4.75	-0.25	-0.24
2-5	2012/6/11	电源模块故障	4.46	-0.54	-0.29

## 5.2 百分比剩余寿命计算

根据式(4), 可计算各时刻对应的百分比剩余寿命, 结果如表 2 所示。

表 2 百分比剩余寿命  
Table 2 Remaining life in percentage

序号	距离故障时间/d	百分比剩余寿命
1-1	2 334	1
1-2	1 959	0.839 3
1-3	1 597	0.684 2
1-4	1 234	0.528 7
1-5	872	0.373 6
1-6	503	0.215 5
1-7	141	0.060 4
1-8	0	0
2-1	1 153	1
2-2	786	0.681 7
2-3	428	0.371 2
2-4	65	0.056 4
2-5	0	0

## 5.3 模糊支持向量机评价结果

根据表 1、表 2 中的结果, 利用 FSVM 对数据进行回归训练并测试。与一般 SVM 不同, FSVM 需要为样本赋予权重。训练时, 本文将本装置 1 和同型号装置 2 的样本权重分别设为 1 和 0.3, 可得到装置电源模块的状态评价模型。在实际运行中, 需

要将装置电源电压的实际测量值输入该模型进行在线状态评价。在本文中, 简单地利用前述历史数据进行测试, 得到装置电源模块的状态评价结果, 如表 4 第二列所示。如果存在多个评价因素, 则选取各状态评价因素对应评价结果中最差的指标, 将其作为保护装置状态的综合评价结果, 如表 4 第三列所示。由于本文仅考虑了一种评价因素, 故第二列与第三列结果相同。

为使评价结果更具备指导性, 可进一步根据评价结果对装置状态进行评级。以本文为例, 可分为良好(>0.7)、注意(0.4~0.7)和立即检修(<0.4)等三级。

表 3 FSVM 评价结果  
Table 3 Evaluation result of fuzzy SVM

序号	电源模块评价结果	综合评价结果	状态评级结果
1-1	1	1	
1-2	0.86	0.86	良好(>0.7)
1-3	0.74	0.74	
1-4	0.61	0.61	注意(0.4~0.7)
1-5	0.47	0.47	
1-6	0.32	0.32	
1-7	0.17	0.17	立即检修(<0.4)
1-8	0	0	
2-1	1	1	良好(>0.7)
2-2	0.85	0.85	
2-3	0.69	0.69	注意(0.4~0.7)
2-4	0.32	0.32	
2-5	0	0	立即检修(<0.4)

## 6 结论

在智能变电站中, 有条件对保护系统实施更为全面的状态监视, 从而为采用状态维修奠定基础。现有二次系统状态监视规程虽然规定了所需采集的状态量, 但对如何利用这些状态量进行在线状态评估尚缺乏深入研究。本文提出基于 FSVM 的继电保护状态在线评估模型。主要结论如下所述。

(1) 对采集到的状态量进行求取平均值、偏离值及变化率等预处理, 以此构成统计学习的特征值。同时, 根据装置运行的历史巡视记录, 计算各时刻的百分比剩余寿命, 作为 FSVM 回归学习的目标值, 可以减少保护装置在线状态评价的主观性。

(2) 智能变电站保护系统属于高可靠性系统, 通过补充同型号保护装置的运行记录, 可以有效扩大样本数量。利用 FSVM 算法加入了样本权重, 能够区分本装置样本和同型号装置样本的不同, 使得算法能够兼顾装置的个性和家族共性。

目前, 对智能变电站二次系统状态检修的理论

研究和运行实践皆不充分,有效的状态巡视数据也非常缺乏。今后的重点是建立智能变电站继电保护状态数据的历史数据库,并全面考虑各种评价因素。

参考文献

[1] 许婧,王晶,高峰,等. 电力设备状态检修技术研究综述[J]. 电网技术, 2000, 24(8): 48-52.  
XU Jing, WANG Jing, GAO Feng, et al. A survey of condition based maintenance technology for electric power equipments[J]. Power System Technology, 2000, 24(8): 48-52.

[2] 林松,王庆红,刘然. 数字化变电站状态检修技术[J]. 电网技术, 2007, 31(增刊 1): 137-140.  
LIN Song, WANG Qinghong, LIU Ran. Condition based maintenance technology of digitized substation[J]. Power System Technology, 2007, 31(S1): 137-140.

[3] 朱承治,郭创新,孙旻,等. 基于改进证据推理的变压器状态评估研究[J]. 高电压技术, 2008, 34(11): 2332-2337.  
ZHU Chengzhi, GUO Chuangxin, SUN Min, et al. Power transformer condition assessment based on improved evidential reasoning[J]. High Voltage Engineering, 2008, 34(11): 2332-2337.

[4] 李黎,张登,谢龙君,等. 采用关联规则综合分析和变权重系数的电力变压器状态评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(24): 152-159, 22.  
LI Li, ZHANG Deng, XIE Longjun, et al. A condition assessment method of power transformers based on association rules and variable weight coefficients[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(24): 152-159, 22.

[5] 贾嵘,蔡振华,刘晶,等. 基于主成分分析和最小二乘支持向量机的电力系统状态估计[J]. 电网技术, 2006, 30(21): 75-77, 98.  
JIA Rong, CAI Zhenhua, LIU Jing, et al. Power system state estimation based on principal component analysis and least square support vector machines[J]. Power System Technology, 2006, 30(21): 75-77, 98.

[6] 秦红霞,武芳瑛,彭世宽,等. 智能电网二次设备运维新技术研讨[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(22): 35-40.  
QIN Hongxia, WU Fangying, PENG Shikuan, et al. New technology research on secondary equipment operation maintenance for smart grid[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(22): 35-40.

[7] 刘颖. 智能变电站全寿命周期“即插即用”技术体系的研究与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(22): 23-28.  
LIU Ying. Research and application on the technology system of plug & play in the smart substation's life cycle[J].

Power System Protection and Control, 2015, 43(22): 23-28.

[8] 杨毅,高翔,朱海兵,等. 智能变电站 SCD 应用模型实例化研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(22): 107-113.  
YANG Yi, GAO Xiang, ZHU Haibing, et al. Case study on SCD application based on demo smart substation[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(22): 107-113.

[9] 高翔,杨漪俊,姜健宁,等. 基于 SCD 的二次回路监测主要技术方案介绍与分析[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(15): 149-154.  
GAO Xiang, YANG Yijun, JIANG Jianning, et al. Analysis of secondary circuit monitoring methods based on SCD[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(15): 149-154.

[10] 唐晓明. 基于支持向量机的微机保护装置状态评估研究[J]. 东北电力技术, 2008(3): 50-52.  
TANG Xiaoming. State evaluation research on microcomputer protection devices based on support vector[J]. Northeastern Power Technology, 2008(3): 50-52.

[11] 戴志辉. 继电保护可靠性及其风险评估研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2012.  
DAI Zhihui. Research on reliability and risk assessment of protection systems[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2012.

[12] 蔺杰,黄东. 继电保护装置高加速寿命试验的研究[J]. 电工电气, 2013(6): 40-44, 59.  
LIN Jie, HUANG Dong. Study on highly accelerated life test for relay protection device[J]. Electrotechnics Electric, 2013(6): 40-44, 59.

[13] 张翔,肖小玲,徐光祐. 基于样本之间紧密度的模糊支持向量机方法[J]. 软件学报, 2006, 17(5): 951-958.  
ZHANG Xiang, XIAO Xiaoling, XU Guangyou. Fuzzy support vector machine based on affinity among samples[J]. Journal of Software, 2006, 17(5): 951-958.

收稿日期: 2015-10-09; 修回日期: 2015-12-04

作者简介:

曹海欧(1979-), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为继电保护及变电站自动化系统; E-mail: cho1603@163.com

张沛超(1970-), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统保护与控制、智能变电站、电力系统仿真; E-mail: pczhang@sjtu.edu.cn

高翔(1962-), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为智能变电站、继电保护及二次系统在线监视。E-mail: xiang\_gao@syhpower.com

(编辑 葛艳娜)