

基于小波分析诊断和支持向量机的避雷器 在线监测数据故障分析

詹仲强 陈文涛 李金良

(国网新疆电力有限公司电力科学研究院 新疆 乌鲁木齐 830011)

摘要: 金属氧化物避雷器(MOA)的健康状况对变电站中线路和设备有着巨大影响,对 MOA 在线监测数据进行故障诊断能够有效减少因事故引起的负荷损失。以基于 Penalized 软阈值的小波包对某变电站的 MOA 在线数据进行滤波,从统计角度得到滤波后的故障信号特征,采用支持向量机对信号进行分类,能够在 MOA 完全失效前诊断出故障出现的时间点,为计划停电检修提供依据。

关键词: 金属氧化物避雷器; 在线监测; 小波包分析; 支持向量机; 故障诊断

中图分类号: TM744 文献标志码: A 文章编号: 1003 - 6954(2020)04 - 0038 - 04

DOI:10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2020.04.009

Fault Analysis of MOA Online Monitoring Data Based on Wavelet Analysis Diagnosis and Support Vector Machine

Zhan Zhongqiang, Chen Wentao, Li Jinliang

(State Grid Xinjiang Electric Power Research Institute, Urumqi 830011, Xijiang, China)

Abstract: The health of metal oxide surge arresters (MOA) has a huge impact on the lines and equipment in substations. The fault diagnosis of MOA online monitoring data can effectively reduce the load loss caused by the accident. The wavelet packet based on Penalized soft threshold is used to filter the MOA online data of a substation, and the signals are classified by support vector machines. It can diagnose the time point of failure before the MOA completely fails, which can provide a basis for the planned power outages.

Key words: metal oxide surge arrester (MOA); online monitoring; wavelet packet analysis; support vector machine; fault diagnosis

0 引言

金属氧化避雷器(metal oxide arrester, MOA)作为线路和设备的过电压保护元件在电力系统中得到广泛应用,因此大量在线监测系统被部署在变电站对 MOA 健康状态进行实时监测^[1]。

目前国内对 MOA 在线监测系统的数据分析诊断集中在 3 个方面: 1) 针对在线监测采样缺点设计新型在线监测装置。文献[2]设计了一种直流避雷器在线监测装置,通过对泄漏电流和动作次数实时采集,对 MOA 健康进行监测。文献[3]采用 GPRS 公共远程数据平台传输避雷器在线监测数据,当泄漏电流超过阈值即报警确定雷击线路的位置。2) 对已有在线监测采集数据进行滤波,配合报警阈值对 MOA 进行故障分析诊断。文献[4]将小波阈值

去噪和形态学去噪进行融合得到新型自适应去噪方法,有效滤除了在线监测系统中的噪声干扰。文献[5]将广义 S 变换结合谱熵理论在时频分布上设计了一种新型时频滤波器,取得良好滤波效果。3) 对在线数据进行特征提取,采用人工智能等手段进行故障诊断。文献[6]对 MOA 数据进行谐波分析得到故障特征,利用多层矢量向量机对监测数据进行故障诊断。文献[7]将 MOA 的检修、带电检测、在线监测信息进行融合,采用模糊合集结合最优权重方法得到避雷器综合诊断模型。

由于西北大部分 MOA 在线监测装置采集频率很低,无法对信号进行高次谐波分析,下面针对实际情况以及国内缺少避雷器在线监测数据分析与故障诊断相关研究,提出一种基于小波分析和支持向量机的避雷器在线监测数据故障诊断方法。首先,利用软阈值和小波包分析对原始在线监测数据进行滤

波;然后,针对在线监测数据采样时间长,提出采用统计方法计算信号的特征量;最后,使用支持向量机对信号进行故障诊断取得良好效果。

1 信号去噪

避雷器在线监测系统一般采集全电流和阻性电流数据,由于现场传感器自身测量误差和相邻的高压带电设备干扰,导致数据存在噪声。这里使用小波包 Penalized 软阈值对原始信号进行滤波处理,小波包能够将信号分解成低频和高频分量,选择适当的分解层数和软阈值,可以得到高频分量的分布。通过 Penalized 软阈值去除以高斯分布为主要特征的噪声分量得到去噪后的平滑数据。图1为3层小波包分解示意图,图中 S 为避雷器全电流或阻性电流数据,数字部分的首下标代表分解层数,逗号之后的下标代表该层的节点回构信号。

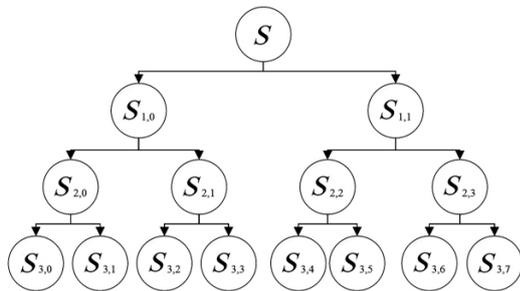


图1 经过3层分解的避雷器在线监测数据

采用二叉树分解后的 2^n 层信号节点的小波包分解和回构的信号计算方法见式(1)和式(2)。

$$\begin{cases} d_L^{n, 2m} = \sum h_{k-2L} d_k^{n-1, m} \\ d_L^{n, 2m+1} = \sum g_{k-2L} d_k^{n-1, m} \end{cases} \quad (1)$$

$$d_L^{n-1, m} = \sum (\tilde{h}_{L-2k} d_k^{n, 2m} + \tilde{g}_{L-2k} d_k^{n, 2m+1}) \quad (2)$$

式中: $d_L^{n, 2m}$ 、 $d_L^{n, 2m+1}$ 分别为小波包分解系数; h_{k-2L} 、 g_{k-2L} 分别为小波包分解的低通、高通滤波器; \tilde{h}_{L-2k} 、 \tilde{g}_{L-2k} 分别为小波包回构的低通、高通滤波器; k 为分解层数; m 为信号标号。采用 Penalized 法利用 birge - massart 惩罚算法得到小波包系数,使用式(3)对滤波器中的软阈值进行估计。

$$\text{THR} = \left| \sum c(k)^2 + 2\delta^2 \cdot t \cdot \left(\alpha + \lg \frac{n}{t} \right) \right| \quad (3)$$

式中: THR 为阈值; $c(k)$ 为按绝对值从大到小排列

的小波包系数; n 为系数的个数; δ 为零均值的高斯白噪声标准偏差; t 为经分解后的信号数值; α 为给定的惩罚系数。采用 Penalized 法能够有效将原始信号中的噪声信号去除,另数据平滑同时保留局部细节信息。

2 特征提取与故障分类

这里所采用的某 750 kV 变电站的避雷器在线监测数据采样时间为 15 min。根据采样定理无法对信号中的高次谐波进行分析,尤其是避雷器的阀片劣化与三次全电流和阻性电流具有密切关系,故只能采用常规统计量,包括均值、有效值、方差、标准差、裕度、歪度、峭度作为样本特征。

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种根据结构风险最小化的机器学习分类器,在小样本的情况下具有良好的分类性能^[8]。给定样本 $S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$,其中 x_n 为实数样本数据, y_n 为对应的样本分类标签,通过求解式(4)得到最优超平面。

$$\begin{aligned} \min & \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + D \sum \zeta_i \right\} \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i(\omega \cdot x_i) + b \geq 1 - \zeta_i \\ \zeta_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

式中: ω 为线性权值向量; D 为惩罚参数; ζ_i 为松弛因子; y_i 为样本分类标签; x_i 为样本特征值; b 为阈值; i 为样本编号。

分类函数如式(5)所示:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum \alpha_i y_i K_{\text{nel}}(x_i, x) + b \right\} \quad (5)$$

式中: α 为拉格朗日乘子; K_{nel} 为核函数。

3 算例仿真

选用某 750 kV 变电站主变压器避雷器在线监测数据,选用时间段为 2019 年 5 月 15 日至 2020 年 2 月 25 日,其中有些数据点因为在线监测装置故障,因此将无效数据进行删除,得到每相的全电流和阻性电流分别为 11 038 点,三相全电流和阻性电流原始数据见图 2。

图2中 A 相全电流最大 3.417 mA,最小 2.861 mA; B 相全电流最大 3.27 mA,最小 2.72 mA; C 相全电

流最大4.184 mA,最小2.936 mA。A相阻性电流最大0.502 mA,最小-0.624 mA; B相阻性电流最大1.095 mA,最小-2.908 mA; C相阻性电流最大2.996 mA,最小-3.332 mA。由图2(a)中可以看出曲线毛刺较多,其中C相全电流在6000点之后有一次向下阶跃,表示C相避雷器发生故障,将其更换之后监测数据正常,从图2(b)的C相阻性电流数据也可以进行佐证。图2(b)中前期数据出现正负阶跃是由于在投运初期,在线监测装置还在调试过程中出现信号数据接反、未校对等原因,未将其剔除是因为在避雷器长期运行中。这种在线监测故障也属于避雷器故障的一种,只是由于其不影响避雷器正常运行,且对长期监测数据进行计算时,这种错误可以从统计计算角度进行消除。

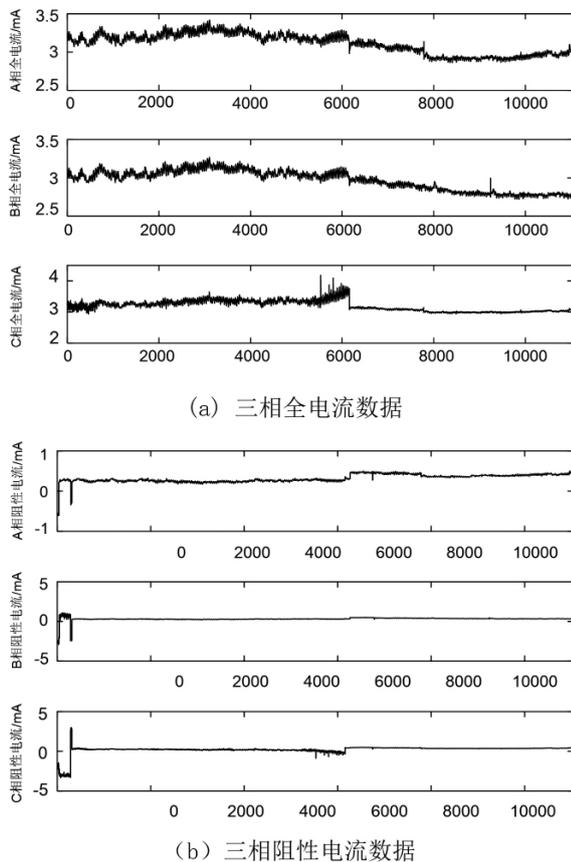


图2 避雷器在线监测数据

对图2数据采用基于Penalized阈值的小波包算法去噪后,数据见图3。

将图2(a)与图3(a)中A相全电流数据的细节进行对比,对比区间取横坐标[2000,4000],见图4。从图4中可以看出,经过基于Penalized阈值的小波包滤波后效果非常好,将原始数据中的毛刺全部滤除,这样做能够避免那些毛刺噪声数据经过误差累

计之后影响样本的统计特征提取,造成故障特征失真。以每266点为一个区间,将11038个点分成42个区间,分别对避雷器三相全电流、阻性电流数据进行均值、有效值、方差、标准差、裕度、歪度、峭度统计。因为受篇幅限制,无法将三相总共42组数据全部附上,因此选取最具代表性的C相(故障相)全电流、阻性电流统计绘制成图5。

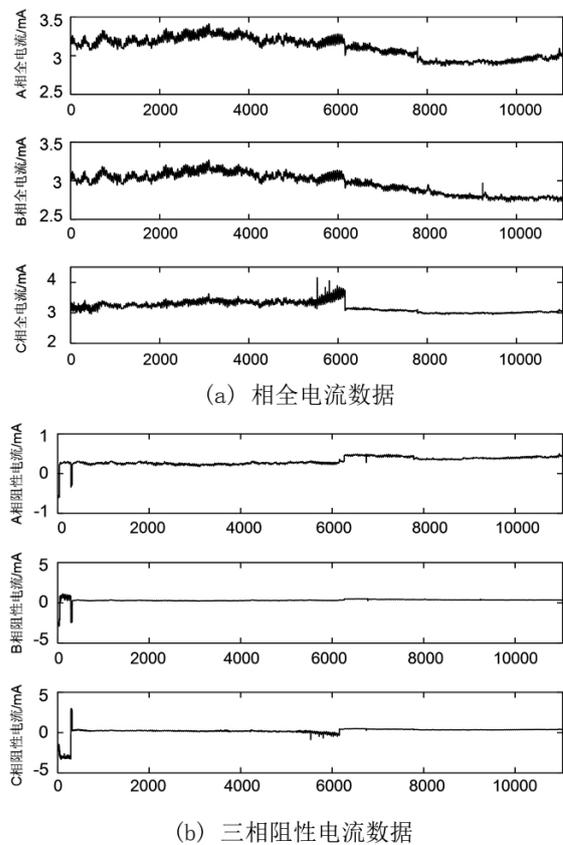


图3 去噪后的避雷器在线监测数据

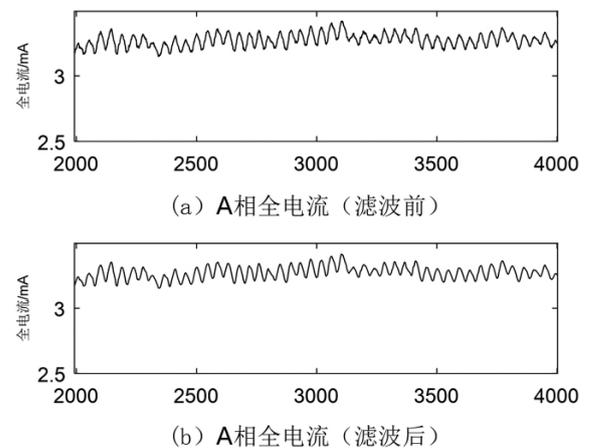
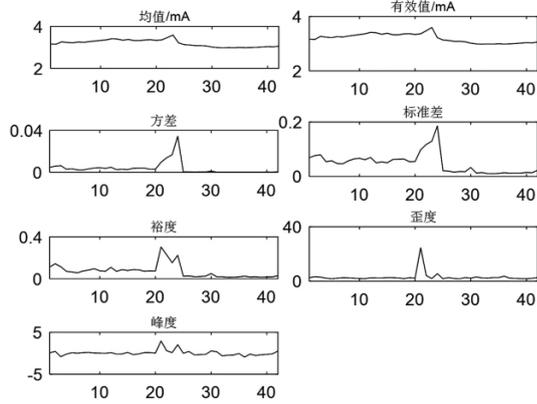


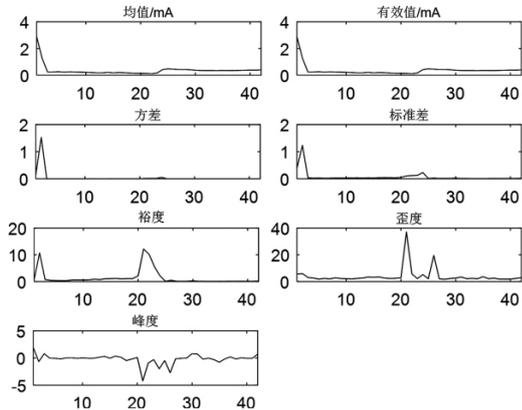
图4 A相全电流滤波前和滤波后的细节对比

图5中的C相除了阻性电流方差在21号区间点波动不明显外,其余无论全电流还是阻性电流都在21号区间出现明显增长或者下降。在图5(a)中

一阶统计量中均值和有效值相比裕度波动较小,而裕度计算采用信号峰峰值除以均值所有波动较均值和有效值变大,二阶统计量中的方差、标准差和三阶统计量峰度将信号的细微波动进行放大,对比一阶统计量在21号区间的波动幅度而言更加剧烈。



(a) C相全电流统计数据



(b) C相阻性电流统计数

图5 C相在线监测数据的统计数据

图5(b)中前期数据点的波动是因为在线监测装置自身采样出现问题导致,从图3(b)中的C相阻性电流数据可以进行佐证。均值、有效值、方差、标准差皆不灵敏,然而裕度、歪度、峰度却对故障变化信息非常敏感。

从图5(a)和图5(b)中对比一阶和二阶统计量的区别,全电流数据敏感而阻性电流数据不敏感,可

以结合避雷器结构推断出C相避雷器的电容电流分量超前于阻性电流分量发生巨变,意味着避雷器的均压结构出现故障,导致内部放电扩散将故障扩散至阻性阀片,阻性电流出现波动。

图5中的6号至8号区间为正常情况,根据故障发生对象和时间为C相2019年10月2日,以21号至23号区间为故障情况,分别将两种情况作为正常特征、故障特征的训练集,见表1。以此训练集对图3中的三相全电流、阻性电流数据进行故障分类,得到结果见图6所示。

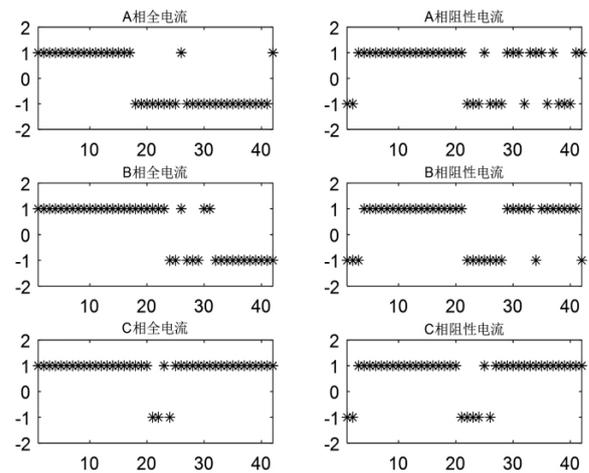


图6 三相避雷器的全电流和阻性电流故障分类结果

图6中1代表正常,-1代表故障,三相的阻性电流在1至3号区间出现故障,根据前面所述为在线监测系统故障。A相全电流数据从18号区间开始,绝大多数点判断为故障,大致时间为2019年9月2日开始出现故障特征;A相阻性电流数据在22至28号区间判断为故障,29至42号区间非故障判断占绝大多数,22至28号区间对应故障时间段为2019年9月25日至2019年11月5日。B相全电流数据从26至42号区间判断为故障,对应故障起始时间为2019年10月30日;B相阻性电流数据在26至29号区间判断为故障。C相全电流数据从1至20号区间判断无故障,21号至24号区间为故障,

表1 正常特征样本和故障特征样本

特征 区间	C相全电流							C相阻性电流							
	均值	有效值	方差	标准差	裕度	峭度	歪度	均值	有效值	方差	标准差	裕度	峭度	歪度	
正常	6	3.260 9	3.260 9	0.002 3	0.047 7	0.056 8	2.252 4	0.050 2	0.261 1	0.261 1	0.000 8	0.028 0	0.392 1	1.839 9	-0.053 4
	7	3.244 7	3.244 7	0.002 2	0.046 6	0.074 6	2.648 4	0.179 3	0.238 6	0.238 6	0.000 4	0.019 7	0.354 2	2.354 1	-0.176 0
	8	3.281 5	3.281 5	0.003 3	0.057 4	0.083 3	2.554 6	0.233 8	0.252 7	0.252 7	0.000 6	0.023 6	0.371 0	2.005 5	0.011 8
故障	21	3.364 3	3.364 3	0.009 6	0.098 2	0.303 6	24.562 1	2.956 7	0.242 9	0.242 9	0.000 8	0.028 7	0.611 7	2.770 7	0.030 9
	22	3.475 1	3.475 1	0.013 9	0.117 8	0.229 4	4.186 3	0.625 4	0.140 7	0.140 7	0.011 3	0.106 2	12.197 8	37.109 0	-4.234 4
	23	3.594 1	3.594 1	0.016 8	0.129 5	0.152 1	1.997 8	0.176 9	0.120 3	0.120 3	0.013 7	0.117 2	10.194 6	5.652 7	-0.926 2

(下转第60页)

参考文献

[1] 朱凌志,陈宁,韩华玲. 风电消纳关键问题及应对措施分析. 电力系统自动化, 2011, 35(22): 29-34.

[2] 贾文昭,康重庆,李丹,等. 基于日前风功率预测的风电消纳能力评估方法. 电网技术, 2012, 36(8): 69-75.

[3] 刘德伟,黄越辉,王伟胜,等. 考虑调峰和电网输送约束的省级系统风电消纳能力分析. 电力系统自动化, 2011, 35(22): 77-81.

[4] 穆钢,崔杨,严干贵. 确定风电场群功率汇聚外送输电容量的静态综合优化方法. 中国电机工程学报, 2011, 31(1): 15-19.

[5] 严干贵,刘嘉,崔杨,等. 利用储能提高风电调度入网规模的经济性评价. 中国电机工程学报, 2013(22): 45-52.

[6] 袁铁江,陈洁,刘沛汉,等. 储能系统改善大规模风电场出力波动的策略. 电力系统保护与控制, 2014, 4

(42): 47-53.

[7] 娄素华,吴耀武,崔艳昭,等. 电池储能平抑短期风电功率波动运行策略. 电力系统自动化, 2014, 38(2): 17-22.

[8] Zhao Haoran, Wu Qiuwei, Hu Shuju, et al. Review of Energy Storage System for Wind Power Integration Support [J]. Applied Energy, 2015, 137(1): 545-553.

[9] 魏琛琛,蒋传文. 基于风电场出力波动全概率模型的风电波动经济性评估[J]. 水电能源科学, 2014, 32(7): 205-208.

[10] 张择策,沈天时. 基于广义等效法的含大规模风电接入的发电系统可靠性评估[J]. 四川电力技术, 2015, 38(3): 73-77.

作者简介:

于志勇(1988), 硕士, 从事电网规划研究。

(收稿日期: 2020-04-09)

(上接第41页)

25号至42号区间为无故障,对应故障时间段为2019年9月20日至2019年10月12日,避雷器故障发现时间为2019年10月2日,在此时间段内;C相阻性电流数据从1至20号区间判断为无故障,21号至26号区间判断为故障,27号至42号区间判断为无故障,故障时间段对应为2019年9月20日至2019年10月24日,避雷器故障发现时间为2019年10月2日,在此时间段内。

A相和B相避雷器经过返厂解体后各自发现不同程度的阀片劣化和均压电容损坏。由于三相避雷器属于同一批次产品,结合C相故障时间可以判断三相避雷器大致在2019年9月就开始出现不同程度的失效,但没有达到故障程度,对应的全电流和阻性电流的统计特征数据开始出现波动。

4 结 语

所提出的基于小波分析和支持向量机的避雷器在线监测数据故障模型能够有效将在线监测数据的噪声进行滤除。首先,对去噪信号使用统计计算得到从一阶至三阶的7种统计参数;然后进行正常和故障的特征提取;最后,使用支持向量机对故障进行分类判断,能够在避雷器失效前提出故障判断和报警,有效避免因意外停电造成线路负荷丢失,提高了线路运行的安全。

参考文献

[1] 韩晗,潘学萍. 氧化锌避雷器在线监测方法的现状与发展[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2017, 45(3): 277-282.

[2] 余亚东,陈富国,寇新民,等. ±500 kV 高压换流站直流侧避雷器在线监测装置的研制[J]. 电瓷避雷器, 2018, 286(6): 105-109.

[3] 周文俊,喻剑辉,陈荣,等. 雷电流全参数及避雷器状态在线监测研究[J]. 高电压技术, 2008, 34(10): 2054-2058.

[4] 郭贝贝,齐山成,赵斌. 融合小波和形态学的避雷器在线监测方法研究[J]. 电瓷避雷器, 2019(6): 43-54.

[5] 孙波,李海涛,赵哲源,等. 广义S变换在金属氧化物避雷器在线监测中的应用研究[J]. 电瓷避雷器, 2019(6): 85-90.

[6] 张昊,王睿,于灏,等. 基于多层支持向量机的金属氧化物避雷器在线监测系统[J]. 电瓷避雷器, 2020(1): 59-65.

[7] 魏东亮,蒋逸雯,张孝波,等. 基于信息融合的氧化锌避雷器运行状态综合评价方法[J]. 电瓷避雷器, 2019(4): 68-74.

[8] 陈洁,詹仲强. 高阶统计量与小波包分解在风氢混合储能系统中的应用[J]. 太阳能学报, 2018, 39(11): 3286-3294.

作者简介:

詹仲强(1987), 硕士研究生, 主要从事变电设备带电检测和诊断技术研究。(收稿日期: 2020-03-27)