

网格寻优 SVM 在 GIS 局部放电故障检测中的应用

湛伦作, 干树川, 胡 骏

(四川理工学院自动化与信息工程学院, 四川 自贡 643000)

摘 要:绝缘气体组合开关(Gas Insulated Switchgear, GIS)是变电站重要设备,它的绝缘特性直接关系到电力系统的可靠性。针对当前 GIS 局部放电(Partial Discharge, PD)故障分类检测算法主要使用的 BP 神经网络由于运行速度慢且参数调节麻烦而不适合在线检测的问题,提出将网格寻优算法结合 LIBSVM 工具包的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)应用于 GIS 局部放电故障分类检测。仿真结果表明,与无网格寻优的 SVM 和 BP 神经网络相比,网格寻优 SVM 具有速度快、参数自动寻优的特点,对六类典型 GIS 局部放电故障的分类检测都有很好的识别效果。该方法结合超声波法检测局部放电具有灵敏度高、不受电磁场影响、可实现在线定位的特点,这将更有利于 GIS 局部放电故障在线检测的工程实际应用。

关键词:GIS;局部放电;网格寻优;SVM;模式识别

中图分类号:TB115

文献标志码:A

引 言

绝缘气体组合开关(Gas Insulated Switchgear, GIS)是变电站重要设备,它的绝缘特性直接关系到电力系统的可靠性^[1-3]。与局部放电故障缺陷分类检测相关的研究在上世纪九十年代开始逐渐发展起来^[4-7],模式识别技术也逐渐开始被引入 GIS 局部放电故障检测^[1,8]。不过模式识别在 GIS 局部放电故障检测中的应用还不成熟,目前正处于初级阶段。神经网络主要是基于经验风险最小化原理而提出的,其相关的研究已经较深入^[9-10]。以结构最小化理论为基础的支持向量机(Support Vector Machine, SVM),与神经网络相比,其结构更简单,泛化

能力更强。SVM 基于统计理论,能够在有限样本中寻得最优解,对小样本数据的分析与处理非常合适,适用于模式识别等多领域的研究工作,是继神经网络之后的又一优秀算法^[11]。对 GIS 局部放电(Partial Discharge, PD)故障的分类检测模式识别还处于起步阶段,目前以 BP 神经网络算法为主,其运行速度慢且参数调节麻烦,并不适合在线检测。有研究提出将基于 LIBSVM 工具包的 SVM 用在 GIS 局部放电故障分类模式识别中,虽然解决了神经网络运行时间长的问题,但也需要人为手动不断调节参数朝着更高识别率的参数对方向调整,不利于在线检测的工程实际应用^[12-14]。特此提出将网格寻优算法优化的 SVM 应用于 GIS 局部放电故障分类检测模

收稿日期:2018-04-26

基金项目:四川理工院校级研究生创新基金资助项目(y2016039)

作者简介:湛伦作(1990-),男,重庆人,硕士生,主要从事智能控制与系统优化方面的研究,(E-mail)2898560030@qq.com;

干树川(1969-),男,四川成都人,副教授,主要从事现场总线技术应用与智能控制等方面的研究,(E-mail)676538017@qq.com

式识别中,与无网格寻优]的 SVM 和 BP 神经网络相比,网格寻优 SVM 具有速度快、参数自动寻优的特点,可对 GIS 局部放电故障进行分类检测,为 GIS 局部放电故障在线检测提供很好的研究基础。

1 特征参数提取

六类典型 GIS 局部放电故障缺陷:高压导体突起(High Voltage Conductor Protuberance, HVCP)尖刺缺陷、地电极尖刺(Ground Electrode Spines, GES)缺陷、自由金属颗粒(Free Metal Particles, FMP)缺陷、悬浮金属颗粒(Suspended Metal Particles, SMP)缺陷、绝缘子表面固定金属颗粒(Immobilization Metal Particles, IMP)缺陷、绝缘内部气泡(Internal Bubble, IB)缺陷。对六类故障缺陷局部放电产生的超声信号进行特性提取时,选择时域和

频域分析相结合的方法来进行,分别在时域和频域上选取 5 个和 3 个特征参数。时域上选取特征参数有:均方根(RMS)、方差(VAR)、绝对积分平均值(AVA)、峰度(BK)、偏度(BS);频域上选取特征参数有:功率谱最大值(MPS)、中值频率(MF)、平均功率频率(MPF)。对每类故障缺陷提取特征参数 500 组,特征参数分布如图 1 所示,横坐标表示各类故障类型的分组编号,纵坐标表示每类故障对应各特征参数的幅值大小。其中 1~500 是高压导体突起(HVCP)放电特征参数,501~1000 是地电极尖刺(GES)放电特征参数,1001~1500 是悬浮金属颗粒(SMP)放电特征参数,1501~2000 是自由金属颗粒(FMP)放电特征参数,2001~2500 是绝缘子表面固定金属颗粒(IMP)放电特征参数,2501~3000 是绝缘内部气泡(IB)放电特征参数。

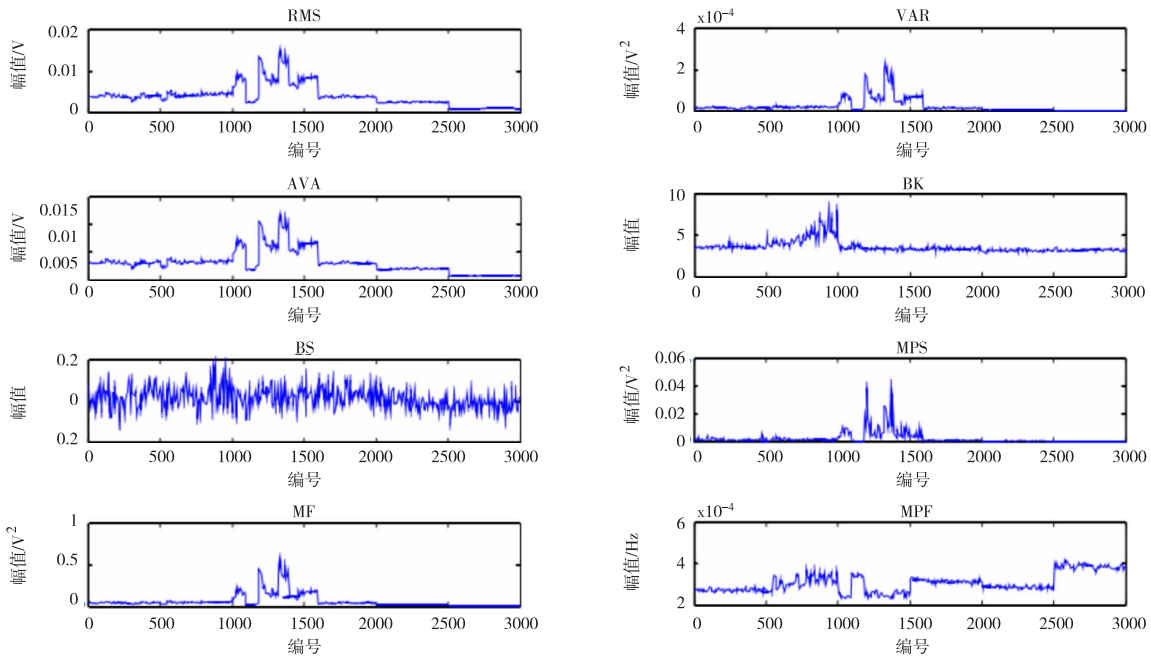


图 1 特征参数分布图

从图 1 可知,不同特征参数对不同局部放电缺陷故障类型产生超声波信号的区分度是不一样的。比如 AVA 和 RMS 对绝缘内部气泡(IB)放电的区分度比较大,而 VAR 和 MF 对悬浮金属颗粒(SMP)放电的区分度比较大。这些特征参数只能初步反应不同类型的 GIS 局部放电超声特性,利用这些特征参数结合分类算法可实现对 GIS 局部放电进行准确分类检测。

2 BP 神经网络实现 GIS 局部放电检测

从 5000 组超声信号总体特征参数样本库中任意抽取 1968 组样本做模式识别分类,每个缺陷类型各 328 组样本,取训练样本 300 组、测试样本 28 组。输出阈值设为 0.5,权值取为(-1~1)之间随机数值。

评价一个 BP 网络设计的好坏,主要依据它的精度、训练时间以及迭代次数。BP 神经网络性能受参数选择

的影响,现对学习速率、隐含层、目标精度进行参数调整,对比其识别效果。

(1) 设定目标精度 *goal* 值为 0.001,调整学习速率和隐含层

迭代次数越大,训练时间越短,网络越优秀,以此参考经验标准对学习速率和隐含层参数进行调整。取目标精度 *goal* 为 0.001,对隐含层分 3 种情况,分别采用相同学习速率进行分析:

(a) 隐含层结点数取 23,分别取学习速率 $lr = 0.1$, $lr = 0.4$, $lr = 0.8$; (b) 隐含层结点数取 19,分别取学习速率 $lr = 0.1$, $lr = 0.4$, $lr = 0.8$; (c) 隐含层结点数取 16,分别取学习速率 $lr = 0.1$, $lr = 0.4$, $lr = 0.8$ 。对 BP 神经网络训练结果统计见表 1。

从表 1 可知,学习速率较小时,训练时间通常较长,可以达到不错的训练识别效果。取隐含层结点数 23 和学习速率 0.1 时,训练时间太长,不容易达到误差精度要求、检测识别率较低。识别率较好通常迭代次数也较大,训练时间通常也不会太短。

表 1 目标精度取 0.001 时 BP 训练结果统计表

隐含层结点数	学习速率 <i>lr</i>	迭代次数	训练时间	综合检测识别率/%
23	0.1	1276306	8 时 56 分	72.6190
	0.4	100524	6 分 16 秒	84.5238
	0.8	49877	1 分 56 秒	76.1905
19	0.1	451928	1 小时 24 分 22 秒	85.7143
	0.4	165111	10 分 59 秒	92.2619
	0.8	57428	2 分 10 秒	82.7381
16	0.1	351750	44 分 30 秒	83.9286
	0.4	127963	6 分 21 秒	82.1429
	0.8	64809	2 分 16 秒	75.5952

(2) 学习速率取 0.4、隐含层结点数取 19 时,将训练精度 *goal* 分别设为 0.01、0.1 与精度取 0.001 时的训练效果做对比。

训练精度为 0.001 时,训练结果如图 2 所示;训练精度为 0.01 时,训练结果如图 3 所示;训练精度为 0.1 时,训练结果如图 4 所示。效果对比统计见表 2。

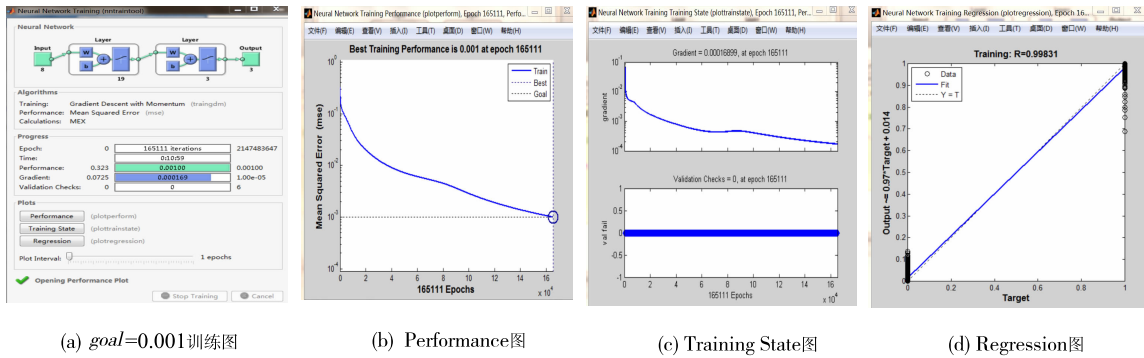


图 2 精度为 0.001 时训练结果分析图

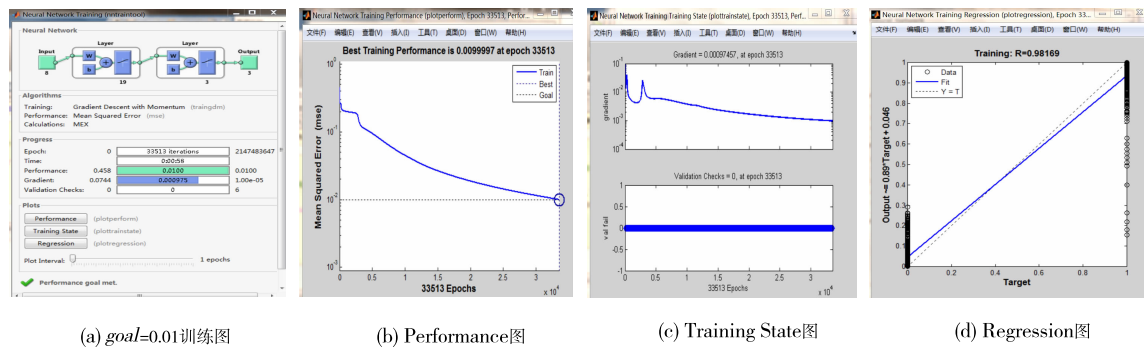


图 3 精度为 0.01 时训练结果分析图

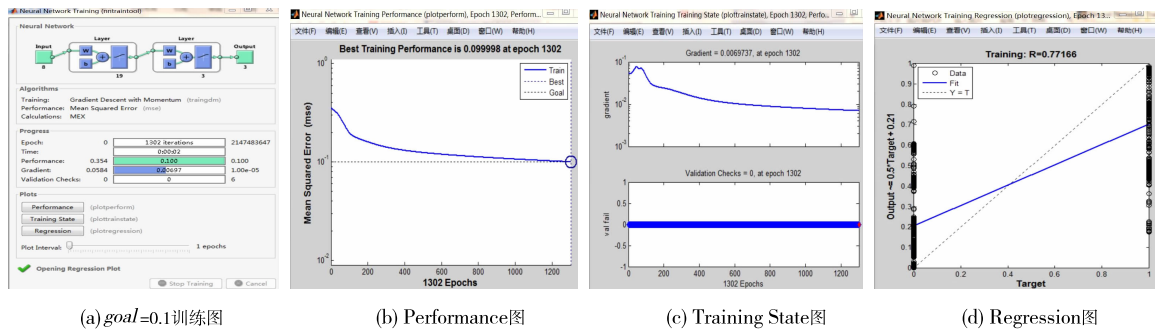


图 4 精度为 0.1 时训练结果分析图

表 2 不同精度的训练效果对比表

目标精度	迭代次数	训练时间/秒	综合检测识别率/%
0.001	165111	659	92.2619
0.01	33513	58	60.7143
0.1	1302	0.02	48.8095

从图 2 可以看出,当目标精度 $goal = 0.001$ 时,均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 下降较快、也比较平稳,如图 2(b) 所示,Regression 线性回归图中 $R = 0.99831$,接近于 1,如图 2(d) 所示,表示训练网络输出值和目标值之间的线性度好,说明该网络参数选取比较理想,检测识别率较好。在图 3 和图 4 中,目标精度 $goal$ 分别取 0.01 和 0.1 时,梯度变化不稳定,Regression 图中,训练网络输出值和目标值之间的线性度不理想,如图 3(d) 和图 4(d) 所示,有的数据训练错误,主要是精度较低造成的,网络性能较差,检测识别率低。

从表 2 可知,其他参数不变时,精度下降以后,训练时间大幅度缩短,迭代次数也大大降低,检测成功率也降低。

综合对比表 1 和表 2,分析不同目标精度、不同学习速率、不同隐含层训练结果统计可知,设置目标精度 0.001,学习速率取适中值 0.4,隐含层结点数取 19 时,检测识别率 92.2619%,实现了较为理想的效果,但是参数调节麻烦、运行速度慢时间长不利于 GIS 局部放电在线检测。

3 网格寻优 SVM 实现 GIS 局部放电检测

MATLAB 内部自带的 SVM 函数包只可以完成二分类样本测试,对于多分类的情况,需将二分类程序重新组合编写,非常不方便,使六类 GIS 故障缺陷的分类检测模式识别难以实现,因此需要借助 LIBSVM 工具箱。LIBSVM 工具箱操作简单,可以有效而且快速地实现 SVM 回归预测与模式识别。该工具箱提供了许多默认参数可以使用户使用 SVM 更舒适,使用时只需对很少的参数进行调节。

为了跟 BP 神经网络识别效果做对比,训练与测试样本数据的选择、归一化处理都与 BP 神经网络一样,使用 `addpath` 函数调用 LIBSVM 工具箱。

(1) 无网格寻优的 SVM 分类检测识别效果

核函数优先选择径向基核函数 (RBF),对主要参数 c 、 g 进行调整,以此做训练识别。分别取参数: $c = 0.051$, $g = 0.061$; $c = 8.051$, $g = 0.061$; $c = 0.051$, $g = 8.061$; $c = 0.034$, $g = 0.045$; $c = 0.001$, $g = 0.001$; $c = 0.00001$, $g = 0.00001$ 。从系统运行开始到结束运行时间均约 2 秒(秒表计时),如图 5 所示,每类缺陷测试样本 28 组依次标签是 ABCDEF 分别代表高压凸起、绝缘子表面固体金属颗粒、悬浮电位、地电极尖刺、绝缘子内部气泡、自由金属颗粒缺陷,其结果统计见表 3。

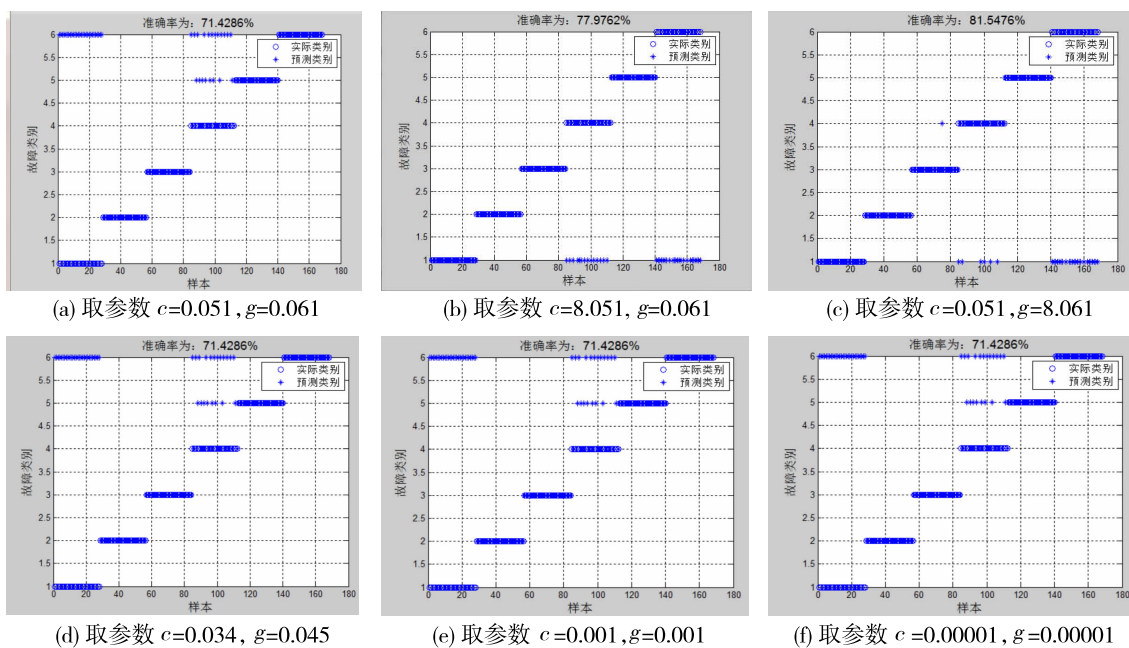


图5 无网格寻优不同参数时的检测识别效果图

表3 SVM不同参数训练测试识别率统计表

参数 c 取值	参数 g 取值	识别率/%
0.051	0.061	71.4286
8.051	0.061	77.9762
0.051	8.061	81.5476
0.034	0.045	71.4286
0.001	0.001	71.4286
0.00001	0.00001	71.4286

从图5可以看出, $c = 0.051, g = 0.061$ 及更小时,A类高压导体凸起缺陷几乎无法正确识别,其识别率几乎为零; $c = 8.051, g = 0.061$ 时, $c = 0.051, g = 8.061$ 时,F类自由金属颗粒缺陷识别率都是最低的。

从表3可知,当参数 c 取值不变, g 一定幅度增大时,识别率明显提高;当参数 g 取值不变, c 增大时,识别率也明显提高;当参数 c, g 取值低于某一值时识别率不再变化,因为 c 值越小,算法对经验误差的惩罚越小, g 值过小出现过拟合,影响样本测试。在不使用网格参数寻优时,不能保证首次参数设置就能得到最佳的参数对、达到最好的识别效果,即需要不断地重新调整参数对进行对比修正向好的方向调整,这不利于GIS局部放电在线检测。

(2) 网格寻优 SVM 分类检测识别效果

LIBSVM 中提供交叉验证算法(k-Cross Validation)。训练集分为 k 份相等的子数据集,每一次将其中的 $k - 1$ 份数据用来训练,将另外一份数据用来测试,如此重复 k 次。基于 k 次迭代后所得 MSE 平均值来估计期望泛化误差,最后选择最优的一组参数。留一法是 $k -$ 交叉验证的一个特例,每次使用 $n - 1$ 个数据(n 是训练集大小)作训练,用剩余一个数据作测试。

网格参数寻优是尝试可能出现的 (c, g) 参数值,进行交叉验证,找出交叉验证中精确度最高的 (c, g) 参数对。网格参数寻优看似愚蠢但是直接,利用网格寻优有三个优点:(a) 常见的逼近与启发式方法,因其不是穷尽搜索而显得不是很保险;(b) 采用网格寻优算法搜索得到好的参数对所需的时间短;(c) 网格寻优算法可进行平行计算,也节约了时间。

网格参数寻优(Grid Search)需要调用LIBSVM工具箱中的 SVMcgForClass 函数,调用后,网络会自动选择最佳的 (c, g) 参数值,核函数优先选择径向基核函数(RBF)。在程序中设置“ind = 1”,即表示选择使用网格参数寻优,用秒表测得运行时间为8秒,测试识别准确率高达99.4048%,有利于GIS局部放电在线检测,识别效果如图6所示。

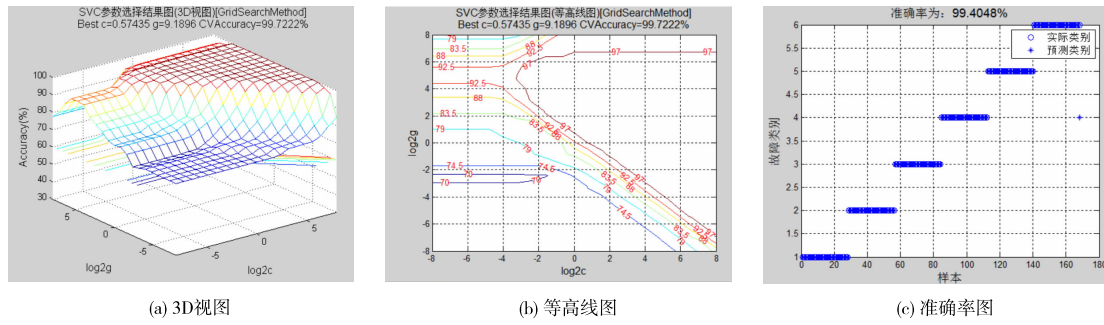


图 6 网格寻优 SVM 的检测识别效果图

4 不同算法实现分类检测效果对比

通过不同算法的研究,可以得出基于超声特性的 GIS 局部放电故障缺陷分类检测效果。分别使用有、无网格寻优算法的 SVM 与使用 BP 神经网络对 GIS 局部放电故障分类进行检测,效果对比见表 4。对超声信号特征总体样本库中剩余样本分别用前文所述的 BP 神经网络与支持向量机做测试,结论与表 4 一致,这里不再赘述。

表 4 有、无网格寻优 SVM 与 BP 网络效果对比表

	网格寻优 SVM	BP 神经网络	无网格寻优 SVM
参数调整情况	自动寻优 无需调参数	根据经验和分类效果不断调整参数	根据经验和分类效果不断调整参数
识别率	很好: 99.4048%	较好:92.2619%, 还有小范围可调空间	一般:81.5476%, 还有较大可调空间
运行速度	快:8 秒	慢:10 分钟 59 秒	快:2 秒

从表 4 可知,在 GIS 局部放电缺陷故障分类检测中,从参数调整、运行速度、分类检测准确识别率综合来看,基于网格寻优算法结合 LIBSVM 工具包的支持向量机(SVM)比使用 BP 神经网络和无网格寻优 SVM 更优越,更适用于在线检测。

5 结论

以对六类 GIS 局部放电故障放电生成的超声信号提取的特征参数为样本,采用不同算法进行检测,得出以下结论:

(1) 基于 BP 神经网络设计分类器实现了对六类 GIS 典型局部放电缺陷模型放电超声特征的分类检测模式识别,调整 BP 神经网络不同参数进行了对比,说明不

同 BP 网络的参数设置对 GIS 局部放电故障缺陷分类检测识别效果有影响,在参数选取合适的条件下可以得到较好识别效果,但参数调节麻烦、运行时间长,该法不适合在线检测。

(2) 引入基于网格寻优算法结合 LIBSVM 工具包的支持向量机(SVM)对 GIS 局部放电故障分类检测。对比有网格参数寻优和无参数寻优条件下 SVM 的分类效果,说明加入网格寻优算法的 SVM 识别效果明显更好、更便捷。

(3) 有、无网格寻优 SVM 与 BP 神经网络相比,在 GIS 局部放电故障缺陷分类检测中,从参数调整、网络训练测试运行速度、时间成本和检测识别率综合对比看,网格法参数寻优结合 LIBSVM 工具包的支持向量机(SVM)更具有优势,在 GIS 局部放电故障在线检测中更适用。由于该方法结合超声波法检测局部放电具有灵敏度高、不受电磁场影响、可实现在线定位的特点,这将更有利于 GIS 局部放电故障在线检测的工程实际应用。

参考文献:

- [1] 黄玉龙,周哲,赵新德,等.局部放电测试在 GIS 设备故障诊断中的应用[J].电工技术,2017(6):92-94.
- [2] 谌伦作.GIS 设备故障原因分析[J].黑龙江科技信息,2016(29):167.
- [3] 陈晓林,汪泓,谭阳红,等.GIS 局部放电在线监测系统的设计[J].电力系统及其自动化学报,2017,29(3):42-49.
- [4] 周宏伟,刘成华,盖磊,等.一起 GIS 盆式绝缘子局部放电案例分析[J].电瓷避雷器,2017,34(2):186-190.
- [5] 魏彬,孙彤,王小明.声电联合检测法在 GIS 局部放

- 电检测的应用[J].电工技术,2017(6):86-87.
- [6] 唐琪.一种 GIS 设备局部放电在线监测系统的设计[J].电子设计工程,2017,28(12):115-118.
- [7] GAO W S,DING D W,LIU W D,et al.Investigation of the evaluation of the PD severity and verification of the sensitivity of partial-discharge detection using the UHF method in GIS[J].IEEE Transactions on Power Delivery, 2014,29(1):38-47.
- [8] 邱鹏锋,郑连清,魏成伟.一种 GIS 局部放电模式识别新方法及应用[J].电气技术,2017,18(8):12-16.
- [9] CANDELA R,MIRELLI G,SCHIFANI R.PD recognition by means of statistical and fractal parameters and a neural network[J].IEEE Transactions on D&EI,2000,7(1):87-94.
- [10] 万书亭,赵晓迪,肖珊珊,等.基于 BP 神经网络的 GIS 缺陷图像识别系统的研究[J].电力科学与工程,2017,11(17):80-88.
- [11] SARAVANAN N,SIDDABATTUNI V N S K, RAM-ACHANDRAN K I.Fault diagnosis of spur bevel gear box using artificial neural network (ANN),and proximal support vector machine (PSVM)[J].Applied Soft Computing,2010,10(1):344-360.
- [12] GULSKI E.Digital analysis of partial discharge [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation,1995,2(5):822-837.
- [13] 杨圆,李成榕.典型 GIS 局部放电超声波信号特征研究[J].现代电力,2009,5(5):18-23.
- [14] GU F C,CHANG H C,KUO C C.Gas-insulated switchgear PD signal analysis based on Hilbert-Huang transform with fractal parameters enhancement[J].IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation,2013,20(4):1049-1055.

Application of SVM with Grid Optimization in Fault Detection of GIS PD

SHEN Lunzuo, GAN Shuchuan, HU Jun

(School of Automation & Information Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

Abstract: Gas Insulated Switchgear (GIS) is an important equipment in substation. Its insulation property is directly related to the reliability of power system. At present the main algorithm researching on classification and detection of Partial Discharge (PD) Fault in GIS is BP neural network, which is not suitable for on-line detection because of running slowly and having trouble adjusting parameters. So Support Vector Machine (SVM) with the grid optimization algorithm combined with LIBSVM toolkit is applied to the research of classification and detection of GIS PD fault. The results of simulation show that compared with the SVM without grid optimization and BP neural network, the SVM with grid optimization has the advantages of fast speed and automatic optimization of parameters. It has a good effect on the classification and detection of six typical GIS PD faults. This method combined with ultrasonic detection of Partial Discharge, which has high sensitivity and no effect of electromagnetic field and realizable online positioning will be more beneficial to the practical engineering application of on-line detection of partial discharge fault of GIS.

Key words: GIS; partial discharge; grid optimization; SVM; pattern recognition