

DOI: 10.7667/PSPC161972

# 基于信息融合和CS-SVM的变压器绕组变形 故障诊断方法研究

甘锡淞<sup>1</sup>, 李云<sup>2</sup>, 傅成华<sup>1</sup>, 郭辉<sup>1</sup>, 杨亭榆<sup>1</sup>

(1. 四川理工学院自动化与信息工程学院, 四川 自贡 643000; 2. 四川工商职业技术学院, 四川 成都 611830)

**摘要:** 变压器绕组在遭受短路故障后易产生变形, 传统的频率响应分析或短路阻抗分析在绕组变形检测过程中具有一定的片面性。提出一种基于信息融合和CS-SVM(布谷鸟优化的支持向量机)的变压器绕组变形故障诊断方法, 通过将绕组变形相关的检测数据融合成SVM的输入样本, 并放入根据人工经验训练好的CS-SVM来进行诊断。Matlab仿真结果表明, 此方法具有良好的抗干扰性, 能够较好地诊断出变压器绕组状态。最后再结合某变压器具体实例进行相应验证。

**关键词:** 变压器; 绕组变形; 信息融合; CS-SVM; 故障诊断

## Information fusion and CS-SVM based research on diagnosis method for transformer winding deformation fault

GAN Xisong<sup>1</sup>, LI Yun<sup>2</sup>, FU Chenghua<sup>1</sup>, GUO Hui<sup>1</sup>, YANG Tingyu<sup>1</sup>

(1. School of Automation & Information Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China;  
2. Sichuan Technology & Business College, Chengdu 611830, China)

**Abstract:** It is easy for transformer winding to generate deformation after short-circuit fault, and traditional frequency response analysis or short circuit impedance analysis is one-sided during the process of the winding deformation detection. This paper proposes a diagnosis method for transformer winding deformation fault based on fault information fusion and Cuckoo Search Optimization based Support Vector Machine (CS-SVM). It integrates the inspection data related to winding deformation into SVM input sample and puts it in the CS-SVM trained according to artificial experience for diagnosis. According to Matlab simulation result, this method has preferable anti-interference property, which can diagnose the state of the transformer winding better. Finally, corresponding verification is conducted by combining specific example of certain transformer.

**Key words:** transformer; winding deformation; information fusion; CS-SVM; fault diagnosis

## 0 引言

电力变压器是电力系统中十分重要的电力设备, 变压器的运行状态关系到电力系统能否安全稳定地运行。随着中国电力事业的快速发展, 电力系统中短路故障发生率呈现上升趋势, 变压器遭受短路电流冲击时有发生。而变压器的绕组在经受短路电流冲击后, 往往会发生绕组变形现象。绕组变形

现象是指绕组在电动力或机械力作用下发生轴向或径向的尺寸变化, 通常有扭曲、鼓包和移位等表现形式。绕组变形具有累积特性, 长此以往将会加剧形变, 导致变压器发生严重故障, 这将直接影响电力系统的安全稳定运行。因此短路故障后对电力变压器绕组进行正确的诊断变得尤为重要。

早期的方法为吊罩检查, 但这种方法检测成本太高, 且因是人工检测, 故对检测人员专业技术水平要求较高。随着电力检测技术不断革新, 相继出现了频率响应法、低电压短路阻抗法、扫频阻抗法以及振动带电检测法等<sup>[1-9]</sup>。

基金项目: 四川省科技厅支撑项目(2013GZ0030); 四川理工学院研究生创新基金资助项目(y2016033)

目前,我国电力系统中针对变压器绕组变形进行检测的常用方法是频率响应法与低电压短路阻抗法,但由于现场环境往往较为复杂,单一的频率响应法或低电压短路阻抗法得出的数据不一定完全可靠,两种方法互有优缺点。因此在实际工程中,有经验的工作人员往往是通过多重试验数据综合判断。对此本文采取人工智能方法,通过模拟实际工程中人类处理方式,提出一种基于信息融合的 CS-SVM 的变压器绕组变形故障诊断方法。先将绕组变形测试、低电压短路阻抗测试、本体介损及电容量测试等试验数据融合为 SVM 的输入样本,再将样本放入根据经验知识训练好的 CS-SVM 进行诊断。此方法先通过多信息融合,再结合 CS-SVM 优秀的分类能力进行诊断,这样能更全面地反映出电力变压器绕组的实际状态。

## 1 信息融合

信息融合是对多维信息进行分析的理论和方 法,通过将事物各维度特征数据进行综合处理,使之能从多方面得到对现实环境更准确、更可靠的描述。其主要方法有随机式方法和人工智能式方法。随机式方法有加权平均法、卡尔曼滤波法、多贝叶斯估计法和证据推理法。人工智能式方法有粗集推理法、模糊推理法、神经网络法、SVM 法。信息融合可以按照信息的抽象程度细分为像素级融合、特征级融合、决策级融合。其中像素级融合准确度最高,但对资源要求苛刻,决策级融合具有简易便捷等特点,但易丢失部分信息,特征级融合介于两者之间<sup>[10-12]</sup>。

本文采集频率响应法低频段相关系数、中频段相关系数、高频段相关系数、绕组介质损耗  $\text{tg } \delta\%$ 、电容变化量、短路阻抗等特征数据,融合成输入矩阵,并通过 SVM 优秀的分类能力做出相应决策。

## 2 CS-SVM 算法

### 2.1 SVM 算法

SVM 是一种人工智能领域优秀的无监督学习方法。与传统 ANN<sup>[13-16]</sup>(人工神经网络)方法相比,能在较少数量的统计样本下获得优良的统计规律。目前它在数据智能分类领域有着广泛运用,它的核心步骤是将低维度难以分开的特征点通过核函数向更高维度的空间映射,并在高维度空间创造一个超平面将其分开<sup>[17-22]</sup>。

就二分类问题而言,假设存在集合  $(x_i, y_i)$ , 其中  $i=1, \dots, m$ ,  $x_i$  是样本,  $y_i$  是样本类型,假设  $y_i$  属于 1

或 -1,  $m$  是样本编号,超平面方程可表示为

$$\omega^T x + b = 0 \quad (1)$$

式中:  $\omega$  为超平面法向量;  $b$  为偏置量。  $x$  通过核函数映射到可分的高维度空间,此时可以通过  $\omega^T x + b > 0$  或  $\omega^T x + b < 0$ , 来判别  $x$  属于其中一类或另一类。分类决策函数可表示为

$$f(x_i) = \text{sgn}(\omega^T x_i + b) \quad (2)$$

最优分类面示意图如图 1 所示。

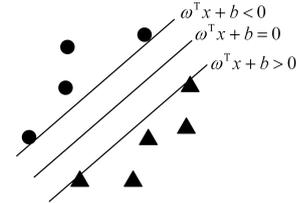


图 1 最优分类面

Fig. 1 Optimal hyperplane

在一般分类问题中, SVM 的最佳分类超平面问题可以用最大间隔分类问题来表示,可表示为

$$\min \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^m \xi_i \quad (3)$$

$$y_i (\omega^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (4)$$

式中:  $C$  为惩罚因子,是一个无量纲数,用于调整样本项之间的权重;  $\xi_i$  为松弛项,表示误差变量。

通过转化为对偶问题,可在约束条件下求解式(5)的最大值。

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i, x_j) \quad (5)$$

式中,  $\alpha_i$  为拉格朗日乘子。求解式(5)可得最优分类函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \right) \quad (6)$$

式中,  $K(x_i, x_j)$  是 SVM 的核函数,不同的核函数对 SVM 的分类能力有一定影响,常见的核函数有线性核函数、复合核函数、sigmoid 核函数、RBF(径向基)核函数,在本文中 SVM 采用 RBF 核函数。

### 2.2 CS 算法及其对 SVM 参数寻优

布谷鸟是寄生繁殖的一种鸟类,它通常在其他鸟类巢穴中下蛋,通过其他鸟类孵化。CS 算法是一种模拟布谷鸟寄生繁殖行为的启发式算法,其最早由剑桥大学杨新社教授和 S. Deb 于 2009 年提出<sup>[23]</sup>。布谷鸟算法的繁殖环境的定义如下所述<sup>[24-26]</sup>。

1) 种群内布谷鸟每次下蛋量为 1, 这些蛋是随机分布在鸟巢中。

2) 种群中最好的鸟窝将被保留至下一代。

3) 布谷鸟在鸟窝中的蛋有一定概率会被鸟窝主人发现, 此时布谷鸟需寻找新窝。

4) 布谷鸟执行莱维飞行方式。其中莱维飞行可用式(7)表示。

$$s_{t+1} = s + \alpha \times \frac{rand_u}{rand_v^{1/\beta}} \times \sigma(\beta) \times (s - s_{best}) \quad (7)$$

式中:  $s_{t+1}$  为执行莱维飞行后的参数;  $s$  为当前参数;  $s_{best}$  为当前最好参数;  $\alpha$  为调整系数;  $rand_u$  和  $rand_v$  是正态分布的随机数;  $\sigma(\beta)$  大小由  $\beta$  决定, 本文  $\sigma(\beta)$  取常见的 0.6966。由式(7)可知, 当  $s$  为最佳参数  $s_{best}$  时,  $s$  执行莱维飞行后位置不变, 即当前最好参数将被保留。

SVM 的分类能力主要受参数  $C$ 、 $g$  影响, 就本文而言, 其中  $C$  的大小会影响 SVM 对故障样本的学习准确性,  $g$  为核函数参数, 它的大小会影响样本投射空间的分布复杂度。因此本文将用 CS 算法对参数  $C$ 、 $g$  寻优。具体可以分为以下几个步骤。

1) 初始化 CS 算法的相关参数和  $C$ 、 $g$  参数的取值范围。本文中布谷鸟的数量设置为 25, 外来蛋发现概率为 0.25, 迭代次数 250 代。

2) 布谷鸟进行第一次下蛋, 计算适应度最好的窝并被保留至下一代。即计算 25 组  $C$ 、 $g$  参数的交叉验证正确率, 找出其中最大正确率的那一组  $C$ 、 $g$  参数, 并保留至下一次对比。

3) 布谷鸟进行莱维飞行, 找到一组新窝, 并与旧窝进行比较, 确定最合适的一组窝。即对原有的  $C$ 、 $g$  参数进行莱维飞行处理, 得到一组新的  $C$ 、 $g$  参数, 将这组新  $C$ 、 $g$  参数的相应位置与原来的  $C$ 、 $g$  参数的相应位置进行对比, 取最佳的  $C$ 、 $g$  参数。

4) 此时鸟窝的主人有 0.25 的概率发现布谷鸟的蛋, 导致部分布谷鸟需要寻找新窝。即对 25 组  $C$ 、 $g$  参数在 0~1 随机分配一个数值, 对小于 0.25 的  $C$ 、 $g$  参数进行随机重置。

5) 布谷鸟将新窝和旧窝再次进行比较, 存优去劣。即计算对比各  $C$ 、 $g$  参数对应的交叉验证正确率, 并再次更新  $C$ 、 $g$  参数。

6) 回到第 3)步直到满足迭代要求, 最后得到最高正确率和最佳的  $C$ 、 $g$  参数。

### 3 根据人工经验训练 CS-SVM

实际工程中, 不同电压等级变压器参照的规程标准不同, 本文以 110 kV 等级变压器的相应标准训练 CS-SVM。其中变压器频率响应法绕组变形的故障类型参照 DL/T911-2004《电力变压器绕组变形的频率响应分析法》标准确定, 正常情况下相关系数低频段大于 2、中频段大于 1、高频段大于 0.6<sup>[27]</sup>。

低电压短路阻抗法的故障类型参照 DL/T1093-2008《电力变压器绕组变形的电抗法检测判断导则》标准确定, 正常情况下阻抗变化量不大于铭牌值的 3%<sup>[28]</sup>。介质损耗与电容量故障类型参照 DL/T596—1996《电力设备预防性试验规程》标准确定, 正常情况下  $\text{tg} \delta \%$  不大于 0.8、电容变化量不大于 5%<sup>[29]</sup>。根据以上人工知识, 选取 40 组不同故障类型的训练样本和测试样本, 用以训练和测试 CS-SVM, 使之具有人工智能的故障判别经验。电力系统中绕组变形故障可划分为 4 个类型, 本文定义故障类型 0 为正常情况、1 为轻度变形、2 为明显变形、3 为严重变形。将样本数据输入 CS-SVM, CS-SVM 能相应地得出一个故障诊断结果。部分样本数据如表 1 所示。

表 1 部分样本数据

Table 1 Part of sample data

样本号	RLF	RMF	RHF	$\text{tg} \delta \%$	电容误差/%	阻抗误差/%	故障类型
1	2.5	1.5	3	0.6	4.5	2	0
2	1.8	0.8	0.9	1	6	4	1
3	0.7	0.62	1.3	2.2	6.8	5.3	2
4	0.4	0.6	0.5	0.9	7	7	3

将训练样本放入 SVM 中进行交叉验证, 每次针对不同的  $C$ 、 $g$  参数交叉验证会得到不同的正确率, 本文通过 CS 算法找到最高交叉验证正确率下对应的  $C$  和  $g$ , 最后再将参数设定进 SVM。其中运用 CS 算法寻优的交叉验证正确率如图 2 所示。

由图 2 仿真结果可知, 交叉验证的训练准确率为 93.75%, 最佳惩罚因子  $C$  为 2.89, 最佳核函数参数  $g$  为 0.62, 再将 8 组测试样本放入设定好参数的 CS-SVM 进行预测, 以检验 CS-SVM 的准确度。

测试样本 CS-SVM 预测图如图 3 所示, 由图 3 可知, 测试数据的诊断正确率为 87.5%, CS-SVM 基本能较好地模拟出人工故障诊断经验。

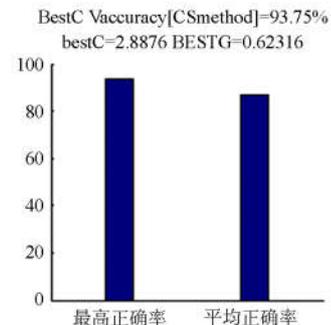


图 2 CS 交叉验证正确率

Fig. 2 CS cross validation accuracy

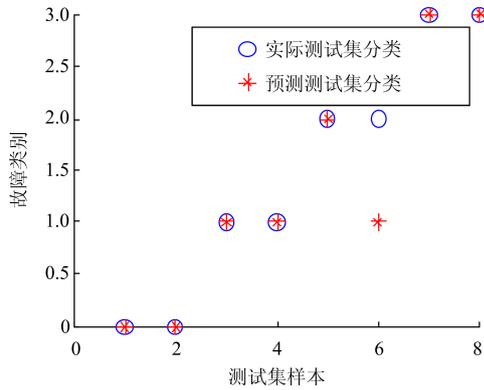


图 3 CS-SVM 测试样本预测

Fig. 3 CS-SVM test sample prediction

### 4 变压器实例诊断

西南某 110 kV 变电站 10 kV 电容器开关发生三相短路故障爆炸, 导致主变三侧断路器跳闸, SFSZ8-31500/110 型主变本体遭受短路电流冲击。

考虑以上实际情况, 本文主要针对可能遭受短路电流冲击而发生绕组变形这一状态而开展绕组变形测试、低电压短路阻抗测试、本体介损及电容量测试等试验项目, 并结合 CS-SVM 进行诊断。

其中频率响应法绕组变形测试特性曲线如图 4 所示, 绕组相关系数如表 2 所示。

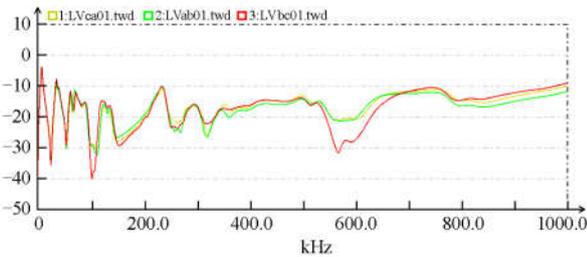


图 4 变压器低压绕组频率响应特征曲线

Fig. 4 Frequency response characteristic curve of transformer low voltage winding

表 2 变压器低压绕组相关系数

Table 2 Correlation coefficients of transformer low voltage winding

相关系数	RLF 低频段 (1~100 kHz)	RMF 中频段 (100~600 kHz)	RHF 高频段 (600~1000 kHz)
R21	1.56	1.48	1.05
R31	1.74	0.82	1.11
R32	1.64	0.82	0.53

低电压短路阻抗参数如表 3 所示。本体介损( $tg \delta\%$ )及电容量( $C_x$ )参数如表 4 所示。

表 3 变压器低电压短路阻抗

Table 3 Transformer low voltage short-circuit impedance

测试形式	铭牌阻抗/%	测量阻抗/%	误差/%
高一中	9.96	10.23	2.72
高一低	17.72	17.60	-0.67
中一低	6.43	6.10	-5.1

表 4 介损及电容量

Table 4 Dielectric loss and capacitance

测试形式	$tg \delta\%$	$C_x/nF$	上次 $C_x/nF$	电容误差/%
高一中低地	0.24	9.45	9.791	-3.48
中一高低地	0.249	16.60	15.58	6.54
低一高中地	0.309	16.74	15.33	9.19

结合具体情况可知, 变压器低压侧绕组受短路电流影响较大, 故本文提取表 2—表 4 低压绕组的试验特征数据, 并信息融合成 CS-SVM 输入样本进行诊断。CS-SVM 诊断结果显示故障类型为 1, 即绕组轻度变形, 后返厂实际检测发现低压绕组向上发生轻度变形, 与预测结果相符。

### 5 结论

本文提出了基于信息融合和 CS-SVM 的变压器绕组变形故障诊断方法, 将与变压器绕组变形相关的频率响应相关系数、低电压短路阻抗、介质损耗及电容量变化等检测数据进行信息融合, 并作为训练样本和测试样本, 然后通过 CS 算法对 SVM 的  $C$ 、 $g$  参数进行寻优以使 SVM 具备最佳的人工经验, 最后用训练好的 CS-SVM 来进行变压器绕组变形故障诊断。仿真结果和实例结果均表明, 此方法能够良好地诊断出变压器绕组变形的故障类别。

### 参考文献

[1] 孙翔, 何文林, 詹江杨, 等. 电力变压器绕组变形检测与诊断技术的现状与发展[J]. 高电压技术, 2016, 42(4): 1207-1220.  
SUN Xiang, HE Wenlin, ZHAN Jiangyang, et al. Current status and development of test and diagnostic technique of transformer winding deformation[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(4): 1207-1220.

[2] RYDER S A. Diagnosing transformer faults using frequency response analysis[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2003, 19(2): 16-22.

[3] 郑含博, 李予全, 王晓辉, 等. 变压器绕组变形的低电压阻抗诊断及实例研究[J]. 绝缘材料, 2016, 49(1): 66-70.  
ZHENG Hanbo, LI Yuquan, WANG Xiaohui, et al. Low-voltage impedance diagnosis method of transformer

- winding deformation and case study[J]. *Insulating Materials*, 2016, 49(1): 66-70.
- [4] BAGHERI M, NADERI M S, BLACKBURN T, et al. Frequency response analysis and short circuit impedance measurement in detection of winding deformation within power transformers[J]. *IEEE Electrical Insulation Magazine*, 2013, 29(3): 33-40.
- [5] 刘勇, 杨帆, 张凡, 等. 检测电力变压器绕组变形的扫频阻抗法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(17): 4505-4516.
- LIU Yong, YANG Fan, ZHANG Fan, et al. Study on sweep frequency impedance to detect winding deformation within power transformer[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(17): 4505-4516.
- [6] 弓艳朋. 变压器绕组变形的扫频短路阻抗诊断方法研究[J]. *高压电器*, 2016, 52(5): 121-125.
- GONG Yanpeng. Diagnosis method study of transformer winding deformation basing on sweep frequency of short circuit impedance[J]. *High Voltage Apparatus*, 2016, 52(5): 121-125.
- [7] 徐肖伟, 臧春艳, 李冰阳, 等. 500 kV 自耦变压器绕组短路特性分析[J]. *广东电力*, 2015, 28(7): 72-77.
- XU Xiaowei, ZANG Chunyan, LI Bingyang, et al. Analysis on characteristic of 500 kV self-couple transformer winding short-circuit[J]. *Guangdong Electric Power*, 2015, 28(7): 72-77.
- [8] 徐剑, 邵宇鹰, 王丰华, 等. 振动频响法与传统频响法在变压器绕组变形检测中的比较[J]. *电网技术*, 2011, 35(6): 213-218.
- XU Jian, SHAO Yuying, WANG Fenghua, et al. Comparative research on behavior of vibration frequency response analysis and frequency response analysis in detection of transformer winding deformation[J]. *Power System Technology*, 2011, 35(6): 213-218.
- [9] 刘兴平, 陈民铀. 一种配电变压器绕组变形故障的在线监测新方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2013, 41(12): 20-26.
- LIU Xingping, CHEN Minyou. A novel method on on-line monitoring of winding deformation of transformers[J]. *Power System Protection and Control*, 2013, 41(12): 20-26.
- [10] 阮玲, 谢齐家, 高胜友, 等. 人工神经网络和信息融合技术在变压器状态评估中的应用[J]. *高电压技术*, 2014, 40(3): 822-828.
- RUAN Ling, XIE Qijia, GAO Shengyou, et al. Application of artificial neural network and information fusion technology in power transformer condition assessment[J]. *High Voltage Engineering*, 2014, 40(3): 822-828.
- [11] 齐振忠. 多信息融合的变压器实时状态评估[J]. *高压电器*, 2012, 48(1): 95-100.
- QI Zhenzhong. Real-time status evaluation of transformer with multi-information fusion technology[J]. *High Voltage Apparatus*, 2012, 48(1): 95-100.
- [12] 武徽. 基于信息融合的煤矿汽车装运管控系统[J]. *工矿自动化*, 2015, 41(12): 64-67.
- WU Hui. Management and control system of mine truck loading and transportation based on information fusion[J]. *Industry and Mine Automation*, 2015, 41(12): 64-67.
- [13] YADAV A, DASH Y, ASHOK V. ANN based directional relaying scheme for protection of Korba-Bhilai transmission line of Chhattisgarh state[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2016, 1(1): 128-144. DOI 10.1186/s41601-016-0029-6.
- [14] 杨店飞, 郭宇杰, 沈桂鹏. 基于 BP 神经网络的光伏组件故障类型诊断[J]. *陕西电力*, 2016, 44(2): 15-21.
- YANG Dianfei, GUO Yujie, SHEN Guipeng. Fault types diagnosis of PV module based on BP neural network[J]. *Shaanxi Electric Power*, 2016, 44(2): 15-21.
- [15] 张文嘉, 卢惠辉, 苏成悦, 等. 基于神经网络的电力谐波检测方法[J]. *陕西电力*, 2015, 43(6): 67-70.
- ZHANG Wenjia, LU Huihui, SU Chengyue, et al. Power harmonic detection approach based on neural network[J]. *Shaanxi Electric Power*, 2015, 43(6): 67-70.
- [16] 刘宇俊, 彭显刚, 林利祥, 等. 基于纵横交叉优化 BP 神经网络的变压器故障诊断研究[J]. *陕西电力*, 2016, 44(9): 8-13.
- LIU Yujun, PENG Xiangang, LIN Lixiang, et al. Study on power transformer fault diagnosis based on back-propagation neural network optimized by crisscross optimization algorithm[J]. *Shaanxi Electric Power*, 2016, 44(9): 8-13.
- [17] GAO Xin, HOU Jian. An improved SVM integrated GS-PCA fault diagnosis approach of Tennessee Eastman process[J]. *Neurocomputing*, 2016, 174: 906-911.
- [18] 邓祥力, 谢海远, 熊小伏, 等. 基于支持向量机和有限元分析的变压器绕组变形分类方法[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(22): 5778-5786.
- DENG Xiangli, XIE Haiyuan, XIONG Xiaofu, et al. Classification method of transformer winding deformation based on SVM and finite element analysis[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(22): 5778-5786.

- [19] 刘爱国, 薛云涛, 胡江鹭, 等. 基于 GA 优化 SVM 的风电功率的超短期预测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(2): 90-95.  
LIU Aiguo, XUE Yuntao, HU Jiangu, et al. Ultra-short-term wind power forecasting based on SVM optimized by GA[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(2): 90-95.
- [20] 颜晓娟, 龚仁喜, 张千锋. 优化遗传算法寻优的 SVM 在短期风速预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(9): 38-42.  
YAN Xiaojuan, GONG Renxi, ZHANG Qianfeng. Application of optimization SVM based on improved genetic algorithm in short-term wind speed prediction[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(9): 38-42.
- [21] 刘林. 基于 PSO-LSSVM 逆建模的光学电流互感器补偿[J]. 广东电力, 2015, 28(12): 85-88.  
LIU Lin. Optical current transformer compensation based on PSO-LSSVM inverse modeling[J]. Guangdong Electric Power, 2015, 28(12): 85-88.
- [22] 邓旭阳, 陈志光, 林燕贞, 等. 基于优化的 LS-SVR 的继电保护设备故障率预测模型[J]. 电网与清洁能源, 2016, 32(3): 25-33.  
DENG Xuyang, CHEN Zhiguang, LIN Yanzhen, et al. Failure rate prediction model of relay protection equipment based on optimized LS-SVR[J]. Power System and Clean Energy, 2016, 32(3): 25-33.
- [23] YANG X S, DEB S. Engineering optimization by cuckoo search[J]. International Journal of Mathematical Modelling & Numerical Optimization, 2010, 1(4): 330-343.
- [24] 薛浩然, 张珂珩, 李斌, 等. 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(8): 8-13.  
XUE Haoran, ZHANG Keheng, LI Bin, et al. Fault diagnosis of transformer based on the cuckoo search and support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(8): 8-13.
- [25] 邵萌, 李郁侠, 谭雅岚, 等. 基于布谷鸟搜索算法的变电站选址方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2016, 32(11): 51-54.  
SHAO Meng, LI Yuxia, TAN Yalan. et al. Study on substation locating method based on cuckoo search algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2016, 32(11): 51-54.
- [26] CHITRA J, RAVICHANDRAN C S. Performance comparison of integer coded cuckoo and levy flights algorithm applied to unit-commitment problem[J]. Journal of Theoretical & Applied Information Technology, 2014, 66(3): 876-883.
- [27] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. 电力变压器绕组变形的频率响应分析法: DL/T911—2004[S]. 北京: 中国电力出版社, 2005.  
National Development and Reform Committee of China. Frequency response analysis on winding deformation of power transformer: DL/T911—2004[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2005.
- [28] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. 电力变压器绕组变形的电抗法检测判断导则: DL/T1093—2008[S]. 北京: 中国电力出版社, 2008.  
National Development and Reform Committee of China. Guide for reactance method to detect and diagnose winding deformation of power transformer: DL/T1093—2008[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2008.
- [29] 中华人民共和国电力工业部. 电力设备预防性试验规程: DL/T596—1996[S]. 北京: 中国电力出版社, 1997.  
Ministry of Power Industry of China. Preventive test code for electric power equipment: DL/T596—1996[S]. Beijing: China Electric Power Press, 1997.

收稿日期: 2016-11-19; 修回日期: 2017-01-19

作者简介:

甘锡淞(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统故障诊断; E-mail: ganxisong@foxmail.com

李云(1989—), 女, 硕士, 助教, 研究方向为模式识别;

傅成华(1958—), 男, 教授, 研究方向为人工智能控制。

(编辑 姜新丽)