

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2017.02.017

基于DGA的粒子群相关向量机变压器故障诊断

袁海满, 雷帆, 陈宇, 陈明星, 江丹宇, 高波, 吴广宁

(西南交通大学电气工程学院, 成都 610031)

摘要: 传统智能算法中因算法自身的固有缺陷, 从而导致变压器故障诊断结果不理想。为此, 针对相关向量机中核函数参数的选取对分类效果产生影响的问题, 笔者在对运用粒子群算法优化相关向量机的可行性进行充分分析的基础上, 构建了粒子群优化的相关向量机方法, 以DGA作为特征输入, 利用粒子群优化算法对核函数参数 σ 进行优化, 以获得最优的相关向量机故障诊断方法, 从而提高变压器的故障诊断精度。实例对比分析表明, 与SVM、RVM方法相比, 粒子群相关向量机方法具有更高的诊断精度。

关键词: 相关向量机; 变压器; 支持向量机; 粒子群优化

Fault Diagnosis of Transformer Using Relevance Vector Machine with Particle Swarm Optimization Based on DGA

YUAN Haiman, LEI Fan, CHEN Yu, CHEN Mingxing, JIANG Danyu, GAO Bo, WU Guangning

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: The inherent defects of the traditional intelligent algorithm results in unsatisfactory result of transformer fault diagnosis. In this paper, to eliminate the effect of parameter selection in relevance vector machine on classification results, the feasibility of using particle swarm optimization algorithm to optimize the relevance vector machine is analyzed, and a relevance vector machine method with particle swarm optimization is constructed. While DGA was considered as feature input, The particle swarm optimization algorithm is employed to optimize the kernel function parameter σ , hence to obtain an optimal fault diagnosis method with relevance vector machine and improve the precision of transformer fault diagnosis. Examples contrast and analysis show that, compared with support vector machine and relevance vector machine methods, the relevance vector machine method with particle swarm optimization has higher diagnostic accuracy.

Key words: relevance vector machine; transformer; support vector machine; particle swarm optimization

0 引言

电力变压器作为电力系统中的关键设备,其造价昂贵、结构复杂,担负着电压变换、电能分配及传输的任务,变压器一旦发生故障不但会影响电力系统供电的可靠性,而且会对电力系统的安全运行构成严重威胁,进而造成巨大的经济损失^[1-3]。因此,为保证电力系统安全、可靠、稳定的运行,必须及时准确地判断变压器的故障类型,以做出相应的解决措施。

由于变压器油中溶解气体的组份与含量能够在很大程度上反映出变压器的运行状态,变压器油中溶解气体分析(dissolved gas analysis, DGA)技术是

油浸式变压器绝缘诊断的一种重要方法,它能够有效发现变压器内部的潜伏性故障及故障的发展程度^[3-5],基于此已经形成了 IEC 推荐的三比值法^[6]、Rogers 法^[7]、改良三比值法^[8]等传统诊断方法。上述方法操作简便,在实际应用中发挥着重要作用,然而由于变压器故障产气机理较复杂,油中气体含量之间的分布性较难推测,油中溶解气体含量或含量比值与故障类型之间的映射关系复杂,仅靠人为的实验总结难以归纳出故障征兆和故障类型之间的关系,又因传统诊断方法大多局限于阈值诊断的范畴,因而不可避免地会存在缺编码和编码界限过于绝对等问题。因此,面对传统诊断方法的不足之处,专家学者以 DGA 作为特征量,研究了大量的人工

智能故障诊断方法,例如人工神经网络^[9-10]、专家系统^[11]、支持向量机^[12](support vector machine, SVM)、贝叶斯法^[13-14]和免疫方法^[15]等,它们在一定程度上提高了故障诊断精度,且在实际应用中取得了一定的效果,但上述智能算法仍然存在一些问题,比如,人工神经网络的网络结构较难确定,SVM 机存在规则化系数、核函数参数确定困难,贝叶斯网络需要大量的样本数据等智能算法自身固有缺陷,从而导致不能取得最佳诊断结果。综上所述,目前基于 DGA 数据的变压器故障诊断方法的研究还不够完善,需要寻找具有实际应用性与能有效提高故障诊断精度的智能诊断方法。

相关向量机(relevance vector machine, RVM)是 TIPPING^[16-17]根据稀疏贝叶斯框架理论所提出的一种新型机器学习算法,该算法不仅具备 SVM 所有优点,还克服了 SVM 所存在的稀疏性不强、核函数计算量大、核函数必须满足 Mercer 条件等缺点。虽然 RVM 算法具有诸多优点,但该算法仍然不能克服因算法自身无法取得最佳核函数参数的固有缺陷,从而对算法诊断结果的精度及泛化能力产生较大影响。鉴于此,为能够有效地对 RVM 智能算法进一步完善,笔者在充分分析粒子群(particle swarm optimization, PSO)优化算法^[18]的基础上,利用粒子群优化算法的全局寻优搜索策略对相关向量机核函数的参数进行优化,构建了一种基于粒子群优化相关向量机的故障诊断方法,以克服 RVM 自身固有的不足,提高变压器的故障诊断精度。文中首先介绍了 RVM 算法及其核函数参数的优化,然后给出基于粒子群优化相关向量机(PSO-RVM)的变压器故障诊断方法以及具体实现过程,最后通过实例验证文中所构建方法的有效性。

1 RVM 算法介绍

给定一组训练样本集 $\{x_i, t_i\}_{i=1}^N$, $x_i \in R^d$ 表示训练样本, $t_i \in \{0, 1\}$ 表示样本类别标号,则 RVM 算法的数学模型可表示为

$$y(x, \omega) = \sum_{i=1}^N \omega_i K(x, x_i) + \omega_0. \quad (1)$$

式(1)中: $K(x, x_i)$ 表示核函数; ω_i 表示模型的权值; N 表示样本数。

假设 $p(t|\omega)$ 服从 Bernoulli 分布,则整个数据集的似然函数可表示为

$$p(t|\omega) = \prod_{i=1}^N \sigma[y(x_i, \omega)]^{t_i} \{1 - \sigma[y(x_i, \omega)]\}^{1-t_i}. \quad (2)$$

式(2)中, $\sigma(\cdot)$ 为 sigmoid 函数。

为了避免出现过拟合,保证模型的稀疏性,稀疏贝叶斯方法给权值向量 ω 赋予零值均匀高斯分布

$$p(\omega|\alpha) = \prod_{i=0}^N N(\omega_i | 0, \alpha_i^{-1}). \quad (3)$$

式(3)中: α 表示 $N+1$ 维超参数向量, $\alpha = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N)^T$; $N(\cdot)$ 表示正态分布函数。

采用 Laplace 方法对超参数 α 与权值 ω 进行估计:

1) 根据当前固定的 α 值,求取最可能的权值 ω_{MP} 。由 $p(\omega|t, \alpha) \propto p(t|\omega)p(\omega|\alpha)$ 可知,求解可以转化为寻找式(4)取最大值之处的 ω_{MP}

$$\lg[p(t|\omega)p(\omega|\alpha)] = \sum_{i=1}^N [t_i \lg y_i + (1-t_i) \lg(1-y_i)] - \frac{1}{2} \omega^T A \omega. \quad (4)$$

式(4)中: $y_i = \sigma[y(x_i; \omega)]$; $A = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_N)$ 。式(4)表示一个正则化的 logistic 对数似然函数。

2) 运用 Laplace 方法对对数的后验概率在其峰值附近进行二次逼近。将式(4)进行两次微分后得到

$$\nabla_{\omega} \nabla_{\omega} \lg p(\omega|t, \alpha)|_{\omega_{MP}} = -(\Phi^T B \Phi + A). \quad (5)$$

式(5)中: $B = \text{diag}[\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_N]$; $\Phi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N]$, $\varphi_N = [1, K(x_n, x_1), K(x_n, x_2), \dots, K(x_n, x_N)]^T$ 。

3) 采用 Gauss 逼近的统计量 Σ 和 ω_{MP} 对超参数进行更新

$$\alpha_i^{\text{new}} = \frac{\gamma_i}{\omega_{MP}^2}. \quad (6)$$

式(6)中, $\gamma_i = 1 - \alpha_i \sum_{ii}$, $\sum_{ii}$ 表示后验权协方差矩阵的第 i 个对角元素。

由式(5)和 $\nabla_{\omega} \lg p(\omega|t, \alpha)|_{\omega_{MP}} = 0$ 有:

$$\Sigma = (\Phi^T B \Phi + A)^{-1}; \quad (7)$$

$$\omega_{MP} = \Sigma \Phi^T B t. \quad (8)$$

若给定输入值 x^* , 则分类预测的数学表达式可表示为

$$y^* = \omega_{MP}^T \Phi(x^*). \quad (9)$$

2 PSO 算法的 RVM 参数寻优

2.1 PSO 算法

PSO 算法首先在可行解空间中随机初始化一粒子群,每一个粒子都代表待优化问题的一个潜在最优解,通过对随机初始化的粒子群进行迭代运算以寻找最优解。粒子在迭代寻优过程中,通过跟踪两个极值来对自己进行更新,一个是粒子的个体极值 p_{best} (粒子本身所找到的最优解),另一个是全局极值 g_{best} (整个种群当前所找到的最优解)。在每次迭代过程中,粒子的速度与位置是根据个体极值和全局极值来进行更新,即

$$V_{id}^{k+1} = \omega(k)V_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - X_{gd}^k); \quad (10)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1}; \quad (11)$$

$$\omega(k) = \omega_{\text{start}} - (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \left(\frac{k}{T_{\text{max}}} \right)^2. \quad (12)$$

式(10)–(12)中: V_{id} 表示粒子的速度; c_1 、 c_2 表示学习因子,通常取为2; X^k 表示粒子第 k 代的当前位置; r_1 、 r_2 表示均匀分布于[0,1]区间的随机数; k 表示当前迭代次数; $\omega(k)$ 表示惯性权重; ω_{start} 、 ω_{end} 分别表示初始化惯性权重、迭代至最大次数时的惯性权重; T_{max} 表示最大迭代次数。

2.2 RVM 参数的优化

RVM 核函数的参数 σ 对算法的分类精度具有较大的影响,通常是由用户根据经验进行人为自定义获得,其缺点是参数的确定缺乏实际性,且始终无法确定一个合理的参数范围。因此,在一定程度上对算法的分类精度产生了较大的影响。为此,文中采用 PSO 算法对 RVM 算法的核函数进行优化,以提高算法核函数参数的准确度,进而有效提高 RVM 算法的诊断精度,其参数优化的具体步骤如下:

1) 初始化粒子群,随机产生所有粒子的速度与位置,并确定粒子的 p_{best} 与 g_{best} ;

2) 分别用每个粒子向量所对应的 RVM 对学习样本进行预测,得到各粒子当前位置值的预测误差,并将其作为各粒子的适应度值,再将各粒子的当前适应度值与该粒子的最优适应度值进行比较,如果更优,则将其作为当前的 p_{best} ;

3) 将各个粒子的最优位置适应度值与整个粒子群的最优位置的适应度值进行比较,如果更优,则将其作为当前的 g_{best} ;

4) 按式(10)–(12)对粒子的速度与位置进行更新;

5) 若没有满足寻优终止条件(通常为达到最大迭代次数或预设精度),则返回步骤2);否则,提出算法,得到最优参数解。

经过 PSO 算法对 RVM 核函数参数进行优化,即可获得优化的 RVM 分类器—PSO-RVM 分类器。

3 基于 PSO-RVM 的变压器故障诊断

3.1 故障类型及特征向量的选取

油浸式变压器的故障原因较复杂,故障类型的划分方式比较多,然而各种外部或内部原因所引发的变压器故障最终都会以热和电的性质表现出来。在对变压器故障类型特点分析的基础上,将变压器的运行状态分为正常状态和低能放电、高能放电、中低温过热、高温过热4种故障状态。

能够反映变压器内部故障且大部分在线监测

装置能够监测到的特征气体主要有氢气(H_2)、甲烷(CH_4)、乙烷(C_2H_6)、乙烯(C_2H_4)、乙炔(C_2H_2)5种,文中选取这5种特征气体体积分数作为 PSO-RVM 特征输入向量,输入向量的模式表示为 $[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T$ 。由于 DGA 数据之间存在较大差异,且该方法存在较多矩阵的求逆运算。因此,为了减少计算的误差,提高诊断的精度,文中按式(13)对特征气体进行归一化处理。

$$x_{\text{new}} = L_o + \frac{x - x_{\text{min}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} (U_p - L_o). \quad (13)$$

式(13)中: x_{new} 表示归一化后的气体体积分数; x_{min} 表示该类气体体积分数的最小值; x_{max} 表示该类气体体积分数的最大值; U_p 与 L_o 为常量,分布表示归一化气体体积分数的上、下界,其值分别为1和-1。

3.2 核函数的选取

核函数是相关向量机的重要组成部分,常用的核函数主要有线性核函数、多项式核函数、Sigmoid 核函数和径向基核函数(RBF)^[9]。经实验验证,当采用 RBF 核函数时,PSO-RVM 的分类结果均优于其他几种核函数。因此,文中采用 RBF 核函数,其具体定义为

$$K(x, y) = e^{-\frac{|x-y|^2}{2\sigma^2}}. \quad (14)$$

式(14)中: σ 表示核函数的高宽参数; $|x-y|$ 表示两个向量之间的距离。

3.3 PSO-RVM 的变压器故障诊断

变压器的故障诊断在本质上是一个多分类的问题,而相关向量机算法本身是二分类算法。因此,需要将变压器的故障诊断问题相应的转化为多个二分类问题。常见的多分类问题转化多个二分类问题的方法主要有一对多、一对一及二叉树等方法。对于 n 个故障类型,利用一对多的分类方法需要 n 个 RVM 分类器;利用一对一的分类方法需要 $n(n-1)/2$ 个 RVM 分类器;然而采用二叉树的分类方法只需 $(n-1)$ 个 RVM 分类器,由于较少的 RVM 分类器能够识别的精度及训练的速度。因此,文中采用二叉树的分类方法,利用分层结构将多分类问题转化为多个二分类的问题。利用4个 PSO-RVM 分类器进行变压器正常、低能放电、高能放电、中低温过热及高温过热5中状态进行辨识,则 PSO-RVM 的变压器故障诊断分类方法模型图见图1。

模型图具体分类方法为: PSO-RVM₁ 分类器用来进行正常状态与故障状态的辨识,如果 PSO-RVM₁ 分类器的输出概率大于0.5,则辨识结果表示为正常状态,否则表示为故障状态。其他的具体辨识方法与上述方法类似,可参照图1分类方法类推得到。

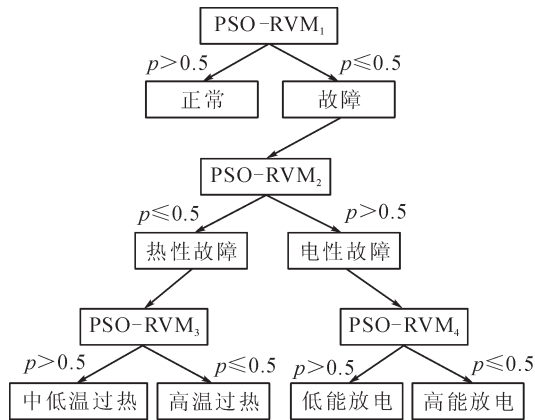


图1 PSO-RVM 的变压器故障诊断模型图

Fig. 1 PSO-RVM figure of transformer fault diagnosis model

4 实验结果及分析

文中所选用的 198 组故障样本数据是由电科院所提供,该样本数据已被证实存在故障且能较全面反映变压器的故障类型。将样本数据按照 2:1 的比例分为两部分:随机选取其中的 132 组样本作为训练集,剩余的 66 组样本作为测试集。

为了验证文中所构建方法的有效性,分别对未经优化的 SVM、RVM 与经过 PSO 优化的 RVM(PSO-RVM)方法进行对比分析。其中,SVM、RVM 方法同样采用二叉树的分类方法进行故障样本数据的诊断分类,按照图 1 同样的方式建立基于 SVM/RVM 的变压器故障诊断方法。同样利用 SVM₁/RVM₁ 分类器对变压器的正常状态与故障状态进行分离,若分类器输出概率大于 0.5,则辨识结果为正常状态,否则为故障状态,其他状态的辨识方法可以参照图 1 类推。SVM 的规则化系数取为 500,SVM 与 RVM 的核函数同样均采用 RBF 核函数,其中核函数的参数 σ 取值为 0.5。PSO-RVM 方法、SVM 与 RVM 方法的诊断结果分别见表 1、2, 其中的每一个指标都是取 20 次实验的平均值。SVM、RVM、PSO-RVM 方法诊断结果对比见表 3。

表 1 PSO-RVM 方法诊断结果

Table 1 Diagnostic results of PSO-RVM method

分类器	训练样本		测试样本	
	分类精度/%	诊断精度/%	分类精度/%	诊断精度/%
PSO-RVM ₁	97.56	89.24	93.37	87.13
PSO-RVM ₂	98.67	91.53	92.58	90.36
PSO-RVM ₃	92.63	90.16	90.33	87.61
PSO-RVM ₄	96.74	88.95	91.49	85.74

表 2 SVM 及 RVM 方法诊断结果

Table 2 Diagnostic results of SVM and RVM

分类器	训练样本		测试样本	
	分类精度/%	诊断精度/%	分类精度/%	诊断精度/%
SVM ₁	89.31	83.82	81.47	79.29
RVM ₁	92.55	86.32	89.73	85.24
SVM ₂	90.70	85.78	83.53	84.50
RVM ₂	92.03	88.39	90.45	88.67
SVM ₃	85.43	79.26	80.85	76.00
RVM ₃	89.60	85.07	86.76	82.38
SVM ₄	87.87	82.37	84.71	80.16
RVM ₄	91.35	86.23	88.05	83.48

表 3 SVM、RVM、PSO-RVM 方法诊断结果对比

Table 3 Diagnostic results comparison of SVM, RVM, PSO-RVM

参数	训练样本			测试样本		
	SVM	RVM	PSO-RVM	SVM	RVM	PSO-RVM
错分个数	15	12	8	13	9	6
诊断精度/%	83.33	85.61	89.39	78.79	81.82	86.36

通过表 1-3 中的诊断结果对比分析可以发现,在 3 种方法中,经过 PSO 算法优化的 RVM 算法,其各分类器无论是在分类精度方面还是在诊断精度方面都得到了不同程度的提高,同时,该方法的分类精度及诊断精度也优于 SVM、RVM 方法。主要原因是由于 SVM 的惩罚参数 c 必须由人为确定且难以选取优化的惩罚参数,此外其核函数参数 σ 的选取是由人为确定,难以达到最优,从而对算法的分类准确度产生了较大的影响;RVM 核函数的参数 σ 的确定也是根据经验进行人为选取,不能保证参数的优良性,所以对算法本身的性能产生了一定程度的影响。

由于文中构建变压器故障诊断方法是根据 PSO 算法的收敛速度快、可调参数少、全局寻优能力强等优良特性对 RVM 的参数进行寻优,从而能够获得较优良的核函数参数。因此,该方法有效地提高了变压器故障诊断的准确度。

5 结语

文中构建了一种基于粒子群优化相关向量机(PSO-RVM)的变压器故障诊断方法。该方法利用 PSO 算法对 RVM 的核函数参数进行优化,以能够获得最优的参数 σ ,从而有效地解决了因核函数参

数的选取对算法的分类准确度带来的影响。实验结果表明,将 PSO 算法和 RVM 算法相结合的变压器故障诊断方法,与 SVM、RVM 方法进行对比分析,分析表明,文中所构建的 PSO-RVM 方法在故障诊断精度具有明显的优越性,从而为变压器的故障诊断提供了一种新的方法。

参考文献:

- [1] 郭新辰,宋琼,樊秀玲.基于半监督分类方法的变压器故障诊断[J].高电压技术,2013,39(5):1096-1100.
GUO Xincheng,SONG Qiong,FAN Xiuling. Transformer fault diagnosis based on semi-supervised classifying method[J]. High Voltage Engineering,2013,39(5):1096-1100.
- [2] 肖燕彩,张清.基于模糊支持向量机的变压器故障诊断[J].北京交通大学学报,2012,36(1):117-121.
XIAO Yancai,ZHANG Qing.Research of transformer fault diagnosis based on fuzzy support vector machines[J]. Journal of Beijing Jiaotong University,2012,36(1):117-121.
- [3] 陈小青,刘觉民,黄英伟,等.采用改进人工鱼群优化粗糙集算法的变压器故障诊断[J].高电压技术,2012,38(6):1403-1409.
CHEN Xiaoqing,LIU Jiaomin,HUANG Yingwei,et al. Transformer fault diagnosis using improved artificial fish swarm with rough set algorithm[J]. High Voltage Engineering,2012,38(6):1403-1409.
- [4] 贾立敬,张健文,王传林,等.基于 DGA 的差分进化支持向量机电力变压器故障诊断[J].高压电器,2015,51(4):13-18.
JIA Lijing,ZHANG Jianwen,WANG Chuanlin,et al. Fault diagnosis of power transformer based on DGA of algorithm for SVM[J]. High Voltage Apparatus,2015,51(4):13-18.
- [5] 赵文清,朱永利,张小奇.应用支持向量机的变压器故障组合预测[J].中国电机工程学报,2008,28(25):14-19.
ZHAO Wenqing,ZHU Yongli,ZHANG Xiaoqi. Combinational forecast for transformer faults based on support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE,2008,28(25):14-19.
- [6] 赵旭彤,沈倩,许家响,等.基于 IEC 三比值法与融合权重法的变压器可拓关联故障诊断[J].电网与清洁能源,2013,29(8):18-22.
ZHAO Xutong,SHEN Qian,XU Jiexiang,et al. Fault diagnosis for power transformer based on IEC three-ratio and extension association with combined weights[J]. Power System and Clean Energy,2013,29(8):18-22.
- [7] 徐建军,阎丽梅,高丙坤.基于神经网络的变压器早期故障诊断安全技术[J].上海海运学院学报,2001,22(3):291-293.
XU Jianjun,YAN Limei,GAO Bingkun.Transformer's trouble diagnosis safety technology based on neural network[J]. Journal of Shanghai Maritime University,2001,22(3):291-293.
- [8] 张卫华,苑津莎,王杉,等.基于改良三比值法的变压器故障基本信度分配计算方法[J].电力系统保护与控制,2015,43(7):115-121.
ZHANG Weihua,YUAN Jinsha,WANG Shan,et al. A caculation method for transformer fault basic probability assignment based on improved three-ratio method[J]. Power System Protection and Control,2015,43(7):115-121.
- [9] FARROKHI M,RAFIEE M.Evaluation of used and repaired power transformers using neural networks[C]//Transmission and Distribution Conference and Exposition. Atlanta:IEEE,2001:143-146.
- [10] ANNAPOORANI K I,UMAMAHESWARI B.Fault prediction based on dissolved gas concentration from insulating oil in power transformer using neural network[C]//2012 IEEE 10th International Conference on the Properties and Applications of Dielectric Materials.Bangalore:IEEE,2012:1-4.
- [11] 陈新岗,田晓霄,赵阳阳,等.信息融合在变压器油纸绝缘局部放电识别中的应用[J].高电压技术,2012,38(3):553-559.
CHEN Xingang,TIAN Xiaoxiao,ZHAO Yangyang,et al. Application of information fusion to recognition of partial discharge in transformer[J]. High Voltage Engineering,2012,38(3):553-559.
- [12] 武中利,杨建,朱永利,等.基于粗糙集理论和支持向量机的变压器故障诊断[J].电力系统保护与控制,2010,38(18):80-83.
WU Zhongli,YANG Jian,ZHU Yongli,et al. Power transformer fault diagnosis based on rough set theory and support vector machines[J]. Power System Protection and Control,2010,38(18):80-83.
- [13] CARITA A,LEITE L C,JUNIOR A,et al. Bayesian networks applied to failure diagnosis in power transformer[J]. IEEE Latin America Transactions,2013,11(4):1075-1082.
- [14] 赵文清.基于选择性贝叶斯分类器的变压器故障诊断[J].电力自动化设备,2011,31(2):44-47.
ZHAO Wenqing.Transformer fault diagnosis based on selective Bayesian classifier[J]. Electric Power Automation Equipment,2011,31(2):44-47.
- [15] 郑蕊蕊,赵继印,赵婷婷,等.基于遗传支持向量机和灰色人工免疫算法的电力变压器故障诊断[J].中国电机工程学报,2011,31(7):56-63.
ZHENG Ruirui,ZHAO Jiyin,ZHAO Tingting,et al. Power transformer fault diagnosis based on genetic support vector machine and gray artificial immune algorithm[J]. Proceedings of the CSEE,2011,31(7):56-63.
- [16] TIPPING M E.The relevance vector machine[J]. Advances

- integrated station for electric vehicles[J]. Power System Technology, 2013, 37(12):3325-3330.
- [10] 陆凌蓉, 文福拴. 电动汽车智能网络控制系统及其通信机制设计[J]. 电力系统自动化, 2012(20):44-49.
- LU Lingrong, WEN Fushuan. An intelligent network control system for plug-in electric vehicles and the associate communication mechanism[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012(20):44-49.
- [11] 薛飞, 雷宪章, 张野飏, 等. 电动汽车与智能电网从 V2G 到 B2G 的全新结合模式[J]. 电网技术, 2012, 36(2): 29-34.
- XUE Fei, LEI Xianzhang, ZHANG Yebiao, et al. A brand-new approach of connecting electrical vehicles with smart grid from vehicle-to-grid mode to battery to grid mode[J]. Power System Technology, 2012, 36(2):29-34.
- [12] 周逢权, 连湛伟, 王晓雷, 等. 电动汽车充电站运营模式探析[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(21):63-66.
- ZHOU Fengquan, LIAN Zhanwei, WANG Xiaolei, et al. Discussion on operation mode to the electric vehicle charging station[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(21):63-66.
- [13] 韩伟. GPRS 无线通讯在电力系统监控中的应用[J]. 电网技术, 2007, 31(s2):276-279.
- HAN Wei. The GPRS wireless communication system applied to the field of operational monitoring of electric power system[J]. Power System Technology, 2007, 31(s2): 276-279.
- [14] 李磊, 贺家胜, 卢欣, 等. 新一代电动汽车智能车载终端设计[J]. 电力信息化, 2013, 11(6):31-35.
- LI Lei, HE Jiasheng, LU Xin, et al. Design of next generation intelligent electric vehicle terminal[J]. Electric Power IT, 2013, 11(6):31-35.
- [15] 苏舒, 孙近文, 林湘宁, 等. 电动汽车智能充电导航[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(s1):59-67.
- SU Shu, SUN Jinwen, LIN Xiangning, et al. Electric vehicle smart charging navigation[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(s1):59-67.
- [16] 刘保杰, 王艳, 殷天明. 电动汽车电池管理系统[J]. 电气自动化, 2010, 32(1):60-63.
- LIU Baojie, WANG Yan, YIN Tianming. EV battery management system[J]. Power Supply Control Technology, 2010, 32(1):60-63.
- [17] 鲍谚, 姜久春, 张维戈, 等. 电动汽车移动储能系统模型及控制策略[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(22):36-43.
- BAO Yan, JIANG Jiuchun, ZHANG Weige, et al. Model and control strategy of electric vehicle mobile energy storage system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(22):36-43.
- [18] 符晓玲, 商云龙, 崔纳新. 电动汽车电池管理系统研究现状及发展趋势[J]. 电力电子技术, 2011, 45(12):27-31.
- FU Xiaoling, SHANG Yunlong, CUI Naxin. Research and development trend on battery management system for EV[J]. Power Electronics, 2011, 45(12):27-31.

万成江(1988—), 男, 硕士, 主要从事电力系统分析计算等。

(上接第 112 页)

- in Neural Information Processing Systems, 2001(12): 652-658.
- [17] TIPPING M E. Sparse bayesian learning and the relevance vector machine[J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1(3):211-244.
- [18] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya: [s.n.], 1995:39-43.
- [19] 尹金良, 朱永利, 俞国勤. 基于多分类相关向量机的变压器故障诊断新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(5):77-82.
- YIN Jinliang, ZHU Yongli, YU Guoqin. New transformer fault diagnosis method based on multi-class relevance vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(5):77-82.
- 袁海满(1989—), 男, 硕士研究生, 主要从事变压器状态评估与绝缘监测方面的研究。
- 雷帆(1990—), 男, 硕士研究生, 从事变压器状态评估与绝缘监测方面的研究。
- 陈宇(1990—), 男, 硕士研究生, 从事变压器状态评估与绝缘监测方面的研究。
- 陈明星(1991—), 男, 硕士研究生, 从事变压器状态评估与绝缘监测方面的研究。
- 江丹宇(1991—), 男, 硕士研究生, 从事变压器状态评估与绝缘监测方面的研究。