

应用新型多方法组合预测模型估计 变压器油中溶解气体浓度

杨廷方¹, 刘沛¹, 李浙², 曾祥君³

(1. 华中科技大学电气与电子工程学院, 湖北省 武汉市 430074; 2. 湖南省超高压管理局, 湖南省 长沙市 410002; 3. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南省 长沙市 410077)

A New Combination Forecasting Model for Concentration Prediction of Dissolved Gases in Transformer Oil

YANG Ting-fang¹, LIU Pei¹, LI Zhe², ZENG Xiang-jun³

(1. College of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei Province, China; 2. Extra High Voltage Administration of Hunan Electric Power Company, Changsha 410002, Hunan Province, China; 3. College of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410077, Hunan Province, China)

ABSTRACT: To improve fault prediction for power transformer, a new model of combination forecasting with optimal weights was proposed. Four existing methods namely Gray theory, BP neural network, Genetic Algorithm and Kalman filtering arithmetic were adopted synthetically to forecast the concentration and development trend of dissolved gases in transformer oil. Each optimal weight of the four methods was calculated firstly according to the principle of least error sum of square and their prediction error ratios. Then, the optimal combination forecasting model was formed based on the optimal weights. In terms of the model, concentration of dissolved gases in transformer oil would be obtained. In this way, the advantages of the four methods were concentrated and a maximum forecasting precision will be gained. Simulation results show that the proposed forecasting algorithm is feasible and dependable. Besides decreasing prediction error and improving forecasting precision greatly, it also provides a new way to solve other data forecasting problems in power system.

KEY WORDS: gray theory; BP neural network; genetic algorithm; Kalman filtering; dissolved gases in oil; concentration prediction

摘要: 为提高变压器故障的预测能力, 提出了采用最优加权组合预测模型, 将灰色理论、BP神经网络、遗传算法和卡

尔曼预测算法这4种单项预测算法综合起来, 对油中溶解气体的浓度及发展趋势进行精确预测。首先对根据各种单项预测方法的误差, 按照预测误差平方和最小的原则计算各自的权系数, 然后加权建立综合组合预测模型, 并最终求解出变压器油中溶解气体的浓度。组合预测法能很好地综合各种单项预测方法的优势, 更大限度地作出正确的预测。预测实例分析也证明了组合预测方法的可靠性和有效性。该方法不仅可以有效降低单项预测算法的预测误差, 提高预测模型的预报能力, 同时还为电力系统中其它领域的预测提供了新的思路。

关键词: 灰色理论; BP神经网络; 遗传算法; 卡尔曼预测; 油中溶解气体; 浓度预测

0 引言

高压、超高压的大型油浸电力变压器一般都是其枢纽变电站的关键设备, 如果其在运行中发生故障将严重影响整个电力系统的可靠运行。因而监视变压器的运行状态, 及时发现变压器内部存在的潜伏性故障具有重要的现实意义^[1]。目前国内外都认为对变压器故障早期诊断的最佳方法主要是油中溶解气体分析法(dissolved gas analysis, DGA)^[2]。而且油中溶解气体分析方法作为一种有效的充油电力设备状态异常分析手段, 在电力系统中已得到广泛的应用^[3]。但是传统的离线DGA, 操作复杂、试验周期长、人为影响的误差大。随着在线监测技术的不断发展, 变压器油中溶解气体在线监测技术

基金项目: 国家自然科学基金项目(0207001); 香港创新科技基金项目(ITS/054/06); 湖南省教育厅科学基金项目(06C127)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (0207001).

已比较成熟。对于在线监测，在油气分离环节，溶解气体的平衡浓度需要一段时间才能达到，这在一定程度上也影响了变压器油中溶解气体在线监测的实时性。目前国内采用的 F46 膜渗透油中气体，气体渗透平衡时间要数天。由于有气体渗透时间的影响，在线监测也很难捕捉到突发性故障的前兆，尤其是瞬间发生的故障。为了提高在线检测技术的实时性，准确测量和分析变压器故障征兆，对于变压器油中溶解气体浓度预测方法的研究具有重要的现实作用和意义。

气体浓度预测能够提供全面的、重要的、及时的 DGA 信息，应用这些信息可以保持变压器的可靠性。考虑到变压器油中溶解气体浓度的影响因素很多，用单一预测模型进行预测时，因自身的局限性，使其预测精度和稳定性不高。本文提出的组合预测法就是先利用几种不同的单项预测法对预测对象进行预测，然后对各个单独的预测结果进行加权综合，最后取其加权综合值作为最终的预测结果的一种预测方法。此方法的关键是确定权值，目前确定权值的方法有很多种。本文提出采用最优加权组合预测模型，将 4 种单项预测算法如灰色理论、BP 神经网络、遗传算法和卡尔曼预测算法的预测结果结合起来，按照测量误差平方和最小的原则，进行权值计算，求出最优加权系数，建立了变压器油中溶解气体浓度数据预测最优加权组合预测模型。

1 单项预测方法

1.1 灰色理论预测算法

灰色理论是邓聚龙教授在 1982 年创建的。在灰色系统理论中，灰色模型为一组差分方程，表示为 GM(m, h)，其中 m 是差分方程的阶数， h 是差分方程的变量个数^[4]。最常用的灰色预测模型是一阶一变量的灰色预测模型 GM(1,1)^[5]。GM(1,1) 灰色预测模型通过对原始数据 $x^0 = \{x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0\}$ 进行累加生成，得到规律性较强的序列 $x^1 = \{x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1\}$ ，则 GM(1,1) 模型相应的微分方程为

$$\frac{dx^1}{dt} + ax^1 = \mu \quad (1)$$

式中： a 称为发展灰数； μ 称为内生控制灰数。然后利用最小二乘法进行求解，即可得到预测模型如式 (2) 所示。

$$\hat{x}_{k+1}^1 = [x_1^0 - \frac{\mu}{a}]e^{-ak} + \frac{\mu}{a}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

1.2 BP 神经网络预测算法

BP 神经网络模型又称误差反向传播神经网络，是神经网络模型中使用最广泛的一类^[6]。BP 神经网络通过样本数据的训练，不断修正网络权值和阈值使误差函数沿负梯度方向下降，逼近期望输出。在结构上，BP 神经网络属于多层网络。其分为输入层、隐含层和输出层，如图 1 所示。

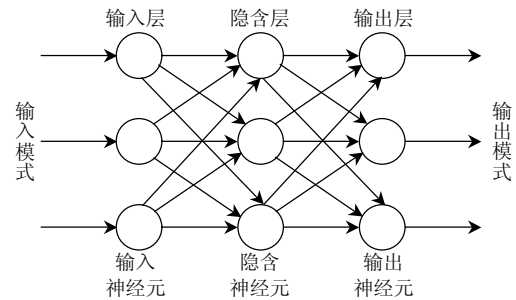


图 1 BP 网络拓扑结构

Fig. 1 Structure of BP neural network

BP 模型实现了多层学习的设想。在网络实际训练时，首先提供一组训练样本，每个训练样本由输入样本和理想的期望输出对组成。当网络的所有实际输出与其理想期望输出一致时，训练结束。否则，通过误差逆传播的方法来修正权值，使网络的理想输出与实际输出一致^[7]。经过 BP 网络反复学习，通过反传误差函数式 (3)，直至样本集的总误差达到某个精度要求，即 $E < \varepsilon$ (预先给定的精度) 为止，并记录此时调整后的权值，用于计算。

$$E = \sum_{i=1}^N \frac{(z^i - d^i)^2}{2} \quad (3)$$

式中： $(z^i - d^i)$ 是网络的期望输出与实际输出的绝对误差； N 是学习样本的个数。

1.3 遗传算法预测原理

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是由生物进化思想启发而得出的一种具有全局搜索能力的算法，它通过选择 (selection)、交叉 (crossover) 和变异 (mutation) 等操作，产生新一代适应力更强的群体^[8-9]。

首先初始化群体，将一组待优化的量值放在向量中作为一个染色体，在优化对象的取值范围内随机地生成第一代群体，再根据实际问题设定染色体适应度 (fitness) 函数，适应值越高，表示该染色体的适应能力越强。选择操作是根据个体的适应度来确定个体的生存，主要按照染色体适应值占群体适应值比重决定其选择概率，适应值越高的染色体，下一代群体中存在的数量就越多。选择操作使适应函数数值高的个体有较高的复制概率，它能加快遗传算

法的收敛速度。交叉操作是对父代个体配对进行基因交换重组,产生出大量新的个体,从而使更优个体的出现成为可能。交叉操作从群体中随机的选取2个双亲染色体,按照某种规则进行部分交换,生成2个新染色体。新染色体的数量由交叉概率决定。交叉因子通过基因重组而产生更优的个体,寻优的搜索过程主要通过它来实现。变异操作通过改变个体内部的基因,保持种群中个体的多样性^[10]。其按照变异概率随机地对群体中的染色体做“基因突变”。重复以上操作,如果群体适应值趋于稳定就终止遗传操作。

1.4 卡尔曼滤波预测算法

卡尔曼滤波是一个不断的预测和修正的递推过程。由于它能同时得到系统的预报方程,因此在预测领域里也得到了大量的应用^[11]。卡尔曼滤波器采用递归滤波预测的方法,可以以任意一点作为观测起点进行预测。主要包含状态方程(4)和观测方程(5)2个方程。

$$\mathbf{X}(k+1) = \hat{\phi}_{k+1}(k)\mathbf{X}(k) + \boldsymbol{\omega}_k \quad (4)$$

$$\mathbf{Y}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{v}_k \quad (5)$$

其中有关卡尔曼滤波步骤的方程组表示为

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{X}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1) \cdot [\mathbf{Y}(k+1) - \mathbf{H}(k+1)\hat{\mathbf{X}}(k+1|k)]$$

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1|k) = \hat{\phi}_{k+1}(k)\mathbf{X}(k|k)$$

$$\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(k+1)[\mathbf{H}(k+1) \cdot \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{H}^T(k+1) + \mathbf{R}(k+1)]^{-1}$$

$$\mathbf{P}(k+1|k) = \hat{\phi}_{k+1}(k)\mathbf{P}(k|k)\hat{\phi}_{k+1}^T(k) + \mathbf{Q}(k)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}(k+1)]\mathbf{P}(k+1|k)$$

在以上各方程中: $\mathbf{X}(k)$ 是系统状态向量; $\mathbf{Y}(k)$ 是观测系统状态向量; $\hat{\phi}_{k+1}(k)$ 是状态转移矩阵; $\mathbf{H}(k)$ 是观测矩阵; $\boldsymbol{\omega}_k$ 是系统状态的随机干扰向量; \mathbf{v}_k 是观测噪声向量。

2 组合预测模型

2.1 组合预测

自1969年Bates和Grange在运筹学季刊上发表论文“组合预测”以来,组合预测的思想很快被国内外预测学界广泛的接受,并且得到了大量的应用和研究。传统的定量预测方法主要采用单方法预测模型。而对于不同的单项预测方法,由于各自的适用条件不尽相同,导致产生了不同的预测效果,如各种方法的预测精度和可靠性往往互不一致。但是这些单项测方法在数据处理及不同的准则标准方面均有各自的特点和一定的可取之处,能从不同的角

度对预测模型进行描述和推导。不过由于预测系统的复杂性以及预测模型的不确定性,单纯的利用一种预测方法进行预测往往带有一定的片面性和不稳定性。组合预测就是按照一定的规则,把不同的单项预测结果综合起来,取长补短,从而能达到提高预测精度和增加预测可靠性的目的^[12]。本文采用BP神经网络、灰色系统理论、卡尔曼预测算法和遗传算法这4种预测算法作为独立的单项预测模块。对于各种单项预测模块,先计算各自的最优权值,形成组合预测模型,然后加权综合求出最终的预测结果。对于最优的标准,本文是按照测量误差平方和最小为原则,采用拉格朗日乘子,进行最优权值的计算。

2.2 最优权值的计算^[13]

设 $y(t)$ 为一预测对象在 t 时刻的属性值, $t=1,2,\dots,n$ 。若 $y(t)$ 有 m 种预测模型, $y_i(t)$ 为第 i 个预测模型在第 t 时刻的预测值,则第 i 个预测模型在第 t 时刻的预测误差为

$$e_{it} = y(t) - y_i(t), \quad i=1,2,\dots,m; \quad t=1,2,\dots,n \quad (6)$$

相应的预测误差信息矩阵 \mathbf{E} 为

$$\mathbf{E} = [(e_{it})_{m \times n}] [(e_{it})_{m \times n}]^T \quad (7)$$

若 $\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$ 为 m 个预测模型线性组合的加权系数,则组合预测模型形式为

$$\hat{y}(t) = w_1 y_1(t) + w_2 y_2(t) + \dots + w_m y_m(t) \quad (8)$$

且 $w_1 + w_2 + \dots + w_m = 1$ 。另在 t 时刻,组合预测模型的预测误差为

$$e_t = y(t) - \hat{y}(t), \quad t=1,2,\dots,n$$

故可得到线性组合预测的误差平方和为

$$S = \sum_{t=1}^n e_t^2 = \sum_{t=1}^n (\sum_{i=1}^m w_i e_{it})^2 = \mathbf{W}^T \mathbf{E} \mathbf{W} \quad (9)$$

组合预测模型的关键和难点是在于权值的分配上,本文以误差平方和(S)最小为准则,通过求解模型(10)来选择组合权值。

$$\begin{cases} \min S = \mathbf{W}^T \mathbf{E} \mathbf{W} \\ \text{s.t. } \mathbf{R}^T = \mathbf{1}, \quad \mathbf{R}^T = (\mathbf{1} \dots \mathbf{1})_{1 \times m} \end{cases} \quad (10)$$

即组合预测模型(式(8))的最优权系数 \mathbf{W} 为二次规划问题(式(10))的最优解。

为了求解(10),引入Lagrange乘子 λ 。式(10)分别对 \mathbf{W} 和 λ 求导得:

$$\{d[\mathbf{W}^T \mathbf{E} \mathbf{W} - 2\lambda(\mathbf{R}^T \mathbf{W} - \mathbf{1})]\}/(d\mathbf{W}) = 0 \Rightarrow$$

$$\mathbf{E} \mathbf{W} - \lambda \mathbf{R} = 0 \Rightarrow \mathbf{W} = \lambda \mathbf{E}^{-1} \mathbf{R} \quad (11)$$

$$\{d[\mathbf{W}^T \mathbf{E} \mathbf{W} - 2\lambda(\mathbf{R}^T \mathbf{W} - \mathbf{1})]\}/(d\lambda) = 0 \Rightarrow$$

$$\mathbf{R}^T \mathbf{W} = \mathbf{1} \Rightarrow \mathbf{R}^T \lambda \mathbf{E}^{-1} \mathbf{R} = \mathbf{1} \Rightarrow \lambda = \frac{1}{\mathbf{R}^T \mathbf{E}^{-1} \mathbf{R}} \quad (12)$$

再由式(11)和式(12)可解出最优权值向量 W_{opt} 为

$$W_{opt} = E^{-1}R/R^T E^{-1}R \quad (13)$$

3 算例及其分析

3.1 油中溶解气体浓度预测

油中溶解气体浓度预测的气体主要是对变压器故障诊断分析有价值的特征气体如氢气(H₂)、甲烷(CH₄)、乙烷(C₂H₆)、乙烯(C₂H₄)、乙炔(C₂H₂)、一氧化碳(CO)、二氧化碳(CO₂)等^[14]。

3.2 误差分析

为了比较结果,本文采用预测的平均相对误差 δ 和最大相对误差 δ_{max} 来评价所提出算法的预测结果,其定义为

$$\delta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \quad (14)$$

$$\delta_{max} = \max(|y_i - \hat{y}_i| / y_i), i = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

式中: y_i 为实际值; \hat{y}_i 为模型预测值; n 为样本个数。
max表示求取相对误差 $|y_i - \hat{y}_i| / y_i$ 的最大值。

若平均相对误差大,则表明预测方法的精度低。

3.3 实例分析

香港中华电力公司某一 220 kV 变压器,从投运以来运行正常,各种特征气体含量处于正常值。但自 2004 年开始油中气体开始含有乙炔,并且氢气,一氧化碳、二氧化碳等含量快速升高,后经吊心后发现该变压器发生围屏爬电故障。本文以氢气为例,来说明组合预测算法。该变压器从 2003 年 9 月至 2006 年 12 月的部分 DGA 数据中,氢气浓度如表 1 所示。另外在表 1 中, y_1, y_2, y_3, y_4 分别为

表 1 变压器的氢气浓度

Tab. 1 Gas dissolved in transformer oil $\mu\text{L/L}$

时间	H ₂	y ₁	y ₂	y ₃	y ₄
2004-06-10	14.2	15.7	11.9	18.1	12.4
2004-08-09	18.2	17.6	16.8	24.5	15.9
2004-09-11	20.8	21.3	23.4	30.2	19.7
2004-12-07	30.2	25.8	37.6	40.7	24.1
2005-01-15	50.6	40.6	48.8	65.2	41.9
2005-04-10	60.3	53.7	56.5	72.5	54.1
2005-07-12	75.8	67.2	73.8	82.9	70.5
2005-09-14	84.3	92.7	83.6	100.1	89.8
2005-12-11	106.7	100.9	104.3	121.4	99.2
2006-01-09	122.3	124.5	120.8	131.2	105.1
2006-04-07	137.8	130.4	133.7	148.3	131.8
2006-07-11	150.4	142.8	140.2	162.6	158.5
2006-09-13	160.8	173.4	150.1	173.5	170.6
2006-12-15	200.3	188.7	221.6	218.8	185.5

用灰色理论算法、BP 神经网络算法、遗传算法和卡尔曼滤波算法进行预测后得到的预测值。由表 1 可得到预测误差矩阵 e :

$$e = \begin{bmatrix} -1.5 & 2.3 & -3.9 & 1.8 \\ 0.6 & 1.4 & -6.3 & 2.3 \\ -0.5 & -2.6 & -9.4 & 1.1 \\ 4.4 & -7.4 & -10.5 & 6.1 \\ 10.0 & 1.8 & -14.6 & 8.7 \\ 6.6 & 3.8 & -12.2 & 6.2 \\ 8.6 & 2.0 & -7.10 & 5.3 \\ -8.4 & 0.7 & -15.8 & -5.5 \\ 5.8 & 2.4 & -14.7 & 7.5 \\ -2.2 & 1.5 & -8.9 & 17.2 \\ 7.4 & 4.1 & -10.5 & 6.0 \\ 7.6 & 10.2 & -12.2 & -8.1 \\ -12.6 & 10.7 & -12.7 & -9.8 \\ 11.6 & -21.3 & -18.5 & 14.8 \end{bmatrix}$$

再根据 e 得到预测误差信息矩阵 E :

$$E = e^T \times e = \begin{bmatrix} 754.6 & -242.9 & -485.0 & 528.30 \\ -242.9 & 788.0 & 28.5 & -429.0 \\ -485.0 & 28.5 & 1973.5 & -626.1 \\ 528.3 & -429.0 & -626.1 & 988.2 \end{bmatrix}$$

将预测误差信息矩阵 E 代入式(13),可解出最优权值向量 W_{opt} 为

$$W_{opt} = [0.179 \ 9 \ 0.346 \ 9 \ 0.186 \ 9 \ 0.286 \ 3]^T \quad (16)$$

根据式(16)的最优组合权值,则可得出灰色理论算法、BP 神经网络算法、遗传算法和卡尔曼滤波算法这 4 种预测方法进行组合预测的最优组合模型为

$$y = 0.179 \ 9 y_1 + 0.346 \ 9 y_2 + 0.186 \ 9 y_3 + 0.286 \ 3 y_4 \quad (17)$$

在式(17)中, y_1, y_2, y_3, y_4 分别为用灰色理论算法、BP神经网络算法、遗传算法和卡尔曼滤波算法进行预测后得到的预测值。根据组合模型式(17),对各个样本再逐一进行预测,组合预测结果 y 见表 2 所示。

再根据表 1 和表 2 和式(14)以及式(15)分别计算灰色理论算法、BP 神经网络算法、遗传算法、卡尔曼滤波算法和组合预测算法的平均相对误差以及最大相对误差,计算结果结果如表 3 所示。

由表 3 可知,组合预测算法的平均相对误差 (3.5%) < 5%, 并小于各个单项预测方法中最小的平均相对误差值(7.5%)的一半,其预测结果的最大相对误差值(11.7%)亦远低于其它各个单项预测方法

的最大相对误差(45.2%)。这反映了本文提出的组合预测方法能够更加有效地提高预测精度,增强预测的稳定性和可靠性,同时也表明了组合预测方法的有效性和优越性。理论上已经证明^[15-16],最优组合预测方法的预测误差平方和不大于参加组合预测的各个单一预测方法预测误差平方和的最小者。

按照同样道理,CH₄、₂H₆、C₂H₄、C₂H₂、CO、CO₂均可按照上述方法进行实时预测,由于篇幅影响就不赘述。

表2 组合预测方法的预测结果
Tab. 2 Results of combined forecasting method

时间	H ₂ (μ L/L)	y(μ L/L)
2004-06-10	14.2	13.9
2004-08-09	18.2	18.1
2004-09-11	20.8	23.2
2004-12-07	30.2	32.2
2005-01-15	50.6	48.4
2005-04-10	60.3	58.3
2005-07-12	75.8	73.4
2005-09-14	84.3	90.1
2005-12-11	106.7	105.4
2006-01-09	122.3	118.9
2006-04-07	137.8	135.3
2006-07-11	150.4	150.1
2006-09-13	160.8	164.5
2006-12-15	200.3	204.8

表3 平均相对误差 δ 比较
Tab. 3 Prediction error of all forecasting methods

预测方法	δ %	δ_{\max} %
灰色理论	8.2	19.8
BP神经网络	7.5	24.5
遗传算法	19.5	45.2
卡尔曼滤波	9.7	20.2
组合预测	3.5	11.7

4 结论

本文论述了组合预测在数据预测领域中应用的原理和方法。首次对灰色理论^[17]、BP神经网络^[18]、遗传算法、卡尔曼滤波^[19]这4种单项预测方法进行组合,为变压器油中溶解气体浓度的预测提供了新的途径。该方法简单清晰,易于实现,效率高,且操作方便,泛化能力强,能严格满足实际工程的要求和需要,有助于变压器运行状态监测及故障诊断^[20-23]。实例也证明该方法的有效性,可靠性和稳定性。另外,该方法不仅适用预测变压器油中溶解气体浓度,还可以应用于电力系统其它方面的

预测。组合预测,作为电力系统预测领域的一种非传统意义的预测思路,还有待我们在实践中更深入地研究。

参考文献

- [1] 董其国. 电力变压器故障与诊断[M]. 北京: 中国电力出版社, 2002: 1-3.
- [2] Michel Duval. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformers[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine. 2002, 18(3): 8-17.
- [3] 朱德恒, 谈克雄. 电气设备状态检测与故障诊断技术的现状与展望[J]. 电力设备, 2003, 4(6): 1-8.
Zhu Deheng, Tan Kexiong. Present situation and prospects of condition monitoring and fault diagnosis technology for electrical equipments[J]. Electrical Equipment, 2003, 4(6): 1-8(in Chinese).
- [4] 袁保奎, 郭基伟, 唐国庆. 应用灰色理论预测变压器等充油设备内的油中气体浓度[J]. 电力系统及其自动化学报, 2001, 13(3): 40-42.
Yuan Baokui, Guo Jiwei, Tang Guoqing. Method of predicting the gas-in-oil concentrations in transformers based on grey theory[J]. Proceedings of the Chinese Society of Universities for Electric Power System and Automation, 2001, 13(3): 40-42(in Chinese).
- [5] 王有元, 廖瑞金, 孙才新, 等. 变压器油中溶解气体浓度灰色预测模型的改进[J]. 高电压技术, 2003, 29(4): 24-26.
Wang Youyuan, Liao Ruijin, Sun Caixin, et al. An improved grey prediction model for dissolved gas in transformer oil[J]. High Voltage Engineering, 2003, 29(4): 24-26(in Chinese).
- [6] 王雪梅, 李文申, 严璋. BP网络在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 高电压技术, 2005, 31(7): 12-14.
Wang Xuemei, Li Wenshen, Yan Zhang. Application study of BP network used in the fault diagnosis of power transformer[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31(7): 12-14(in Chinese).
- [7] 顾雪平, 盛四清, 张文勤, 等. 电力系统故障诊断神经网络专家系统的一种实现方式[J]. 电力系统自动化, 1995, 19(9): 26-29.
Gu Xueping, Sheng Siqing, Zhang Wenqin, et al. An approach to expert systems with artificial neural networks for power system fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 1995, 19(9): 26-29(in Chinese).
- [8] 许仪勋, 陆拯, 郭志忠. 基于遗传算法的电力系统分层信息故障诊断方法[J]. 继电器, 2000, 28(10): 15-18.
Xu Yixun, Lu Zheng, Guo Zhizhong. Layered information fault diagnosis based on genetic algorithm[J]. Relay, 2000, 28(10): 15-18(in Chinese).
- [9] Holland J H. Adaption in natural and artificial systems[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1992: 3-15.
- [10] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999: 5-15.
- [11] 邓自立. 卡尔曼滤波与维纳滤波: 现代时间序列分析方法[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2001: 3-8.
- [12] 唐小我. 组合预测计算方法研究[J]. 预测, 1991, 10(4): 35-40.
Tang Xiaowo. Research of combination forecasting calculation methods[J]. Forecasting, 1991, 10(4): 35-40(in Chinese).
- [13] 谢开贵, 何斌, 杨万年. 组合预测权系数的确定[J]. 预测, 1998, 17(7): 151-154.
Xie Kaigui, He Bin, Yang Wannian. Solving the weights of

- combination forecasting[J]. Forecasting, 1998, 17(7): 151-154(in Chinese).
- [14] IEC 60599-1999. Mineral oil-impregnated electrical equipment in service-guide to the interpretation of dissolved and free gases analysis[S]. IEC publication, 1999.
- [15] Chatfield C. Model uncertainty and forecast accuracy[J]. Journal of Forecasting, 1996, 15(7): 495-508.
- [16] 唐小我, 曹长修, 金德运. 组合预测最优加权向量的进一步研究[J]. 预测, 1994, 13(2): 48-49.
Tang Xiaowo, Cao Changxiu, Jin Deyun. Further study to the optimal weight vectors of combination forecasting[J]. Forecasting, 1994, 13(2): 48-49(in Chinese).
- [17] 邹健, 杨莹春, 诸静. 基于灰色模型的预测模糊控制策略及其应用[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(9): 12-14.
Zou Jian, Yang Yingchun, Zhu Jing. Design of grey model based prediction controllers and its application[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(9): 12-14(in Chinese).
- [18] 杨建刚. 神经网络实用教程[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2001: 6-20.
- [19] Deng Zili, Gao Yuan, Mao Lin, et al. New approach to information fusion steady-state Kalman filtering[J]. Automatica, 2005, 41(10): 1695-1707.
- [20] Motoo Tsuchie. Recent diagnostic technology on oil-immersed power transformers in Japan[C]. IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exhibition 2002, Yokohama, Japan, 2002(2): 1496-1499.
- [21] 孙辉, 李卫东, 孙启忠. 判决树方法用于变压器故障诊断中的研究[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(2): 50-55.
Sun Hui, Li Weidong, Sun Qizhong. Electric power transformer fault diagnosis using decision tree[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(2): 50-55(in Chinese).
- [22] 徐文, 王大忠, 周泽存, 等. 结合遗传算法的人工神经网络在电力变压器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 1997, 17(2): 109-112.
Xu Wen, Wang Dazhong, Zhou Zecun, et al. Application of artificial neural network combined by genetic algorithm in fault diagnosis of power transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 1997, 17(2): 109-112(in Chinese).
- [23] 尚勇, 闫春江, 严璋, 等. 基于信息融合的大型油浸电力变压器故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(7): 115-118.
Shang Yong, Yan Chunjiang, Yan Zhang, et al. Synthetic insulation fault diagnostic model of oil-immersed power transformers utilizing information fusion[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(7): 115-118(in Chinese).



杨廷方

收稿日期: 2008-06-26。

作者简介:

杨廷方(1975—), 男, 博士研究生, 主要从事电气设备状态监测和故障诊断以及配电网技术的应用研究, yangtingfang@126.com;

刘沛(1944—), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为继电保护及变电站综合自动化等;

李浙(1971—), 男, 工程师, 湖南省电力公司超高压管理局, 研究方向为一次设备检修试验及与保护的配合;

曾祥君(1972—), 男, 博士, 教授, 长沙理工大学电气与信息工程学院院长, 从事电力系统微机保护与控制的教研和开发工作。

(编辑 郭联哲)