

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2017.12.006

基于数据挖掘和主成分分析的电力设备状态评价

贺川双¹, 杜修明², 严英杰¹, 陈玉峰², 盛戈皞¹, 江秀臣¹

(1. 上海交通大学, 上海 200240; 2. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 济南 250002)

摘要: 电力设备运行的健康状态直接影响着电力系统的安全稳定。基于数据挖掘技术, 利用主成分分析方法对反映电力设备状态的海量数据进行了深入分析, 形成了融合电力设备状态关键参量信息的主成分体系。基于该主成分体系, 建立了电力设备运行状态的综合评价模型, 实现了电力设备健康状态的动态评估和异常状态的快速检出。文中以变压器绝缘状态评估为例, 证明了文中提出的方法可以弥补传统的状态评估方法的不足, 具有一定的可靠性和实用性。

关键词: 电力设备; 数据挖掘; 主成分分析; 动态评价; 异常检测

Condition Evaluation of Power Equipment Based on Data Mining and Principal Component Analysis

HE Chuanshuang¹, DU Xiuming², YAN Yingjie¹, CHEN Yufeng²,
SHENG Gehao¹, JIANG Xiuchen¹

(1. Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. Electric Power Research Institute of Shandong Power Supply Company of State Grid, Jinan 250002, China)

Abstract: Based on data mining technology, this article uses principle component analysis algorithm to make in-depth analysis of huge amount of data related to power equipment condition. Hence, a principle component system with information fusion of key parameters of power equipment condition is formed. A comprehensive evaluation model of power equipment operation condition is built on the basis of the system, and it can make dynamic health assessment and rapid detection of abnormal state of power equipment. Transformer insulation condition is taken as an example. Results show that the proposed method can make up for the defects of traditional state evaluation methods, so it has certain reliability and practicability.

Key words: power equipment; data mining; principal component analysis; dynamic assessment; abnormality detection

0 引言

电力设备的正常运行是电力系统安全稳定的保障, 因此对电力设备的状态评价和故障预测显得尤为重要。目前对于电力设备的运行健康状态的评价

研究还存在诸多问题, 主要体现在以下方面^[1-9]。

1) 表征电力设备的状态信息有在线监测指标, 预防试验指标, 维修指标等等, 指标量众多, 但是缺乏对这些指标综合应用的状态评价体系, 导致有效信息应用不充分, 设备状态评价不全面。同时, 电网运行环境和地理气象状况等也对电力设备的运行产

收稿日期: 2017-06-05; 修回日期: 2017-08-10

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2015AA050204); 国家电网公司科技项目(520626140020); 国家自然科学基金项目(51477100)。

Project Supported by National High Technology Research and Development Program of China(863 Program)(2015AA050204), State Grid Corporation Science and Technology Project(520626140020), National Natural Science Foundation of China(51477100).

生重要影响, 相关的指标变量也应该纳入电力设备状态评估体系中。

2) 目前电力设备的状态评价和故障诊断技术都是根据设备已发生的故障特征信号来判定故障的类型, 需要参照大量的故障样本, 但实际中有效的故障样本严重匮乏^[4]。如果能够充分利用设备已有的信息进行异常状态和潜伏性故障预判, 就更具有实际意义。

3) 因为制造厂家和具体运行环境等的不同, 同类设备之间也存在个体差异, 但是现有的电力设备状态评价算法往往是针对某类电力设备总体, 阈值范围大, 诊断精度低, 无法实现同类设备的差异化评价。

随着智能电网建设的快速发展, 电网信息系统的逐步改善升级, 电力行业也已经步入“大数据时代”。基于数据挖掘的大数据技术为解决以上问题提供了可能^[10-12]。文中对反映电力设备状态的在线监测、带电检测、试验测试等大量数据进行挖掘分析, 利用主成分分析^[13-16]方法建立了电力设备运行状态的综合评价模型, 充分挖掘分析现有状态信息, 实现电力设备健康状态动态评估的个性化和差异化, 提高状态评价、故障预测的有效性和准确性。

1 基于数据挖掘和主成分分析的电力设备状态评价原理

1.1 主成分分析基本原理和综合评价模型

假设从二元总体 $X=(x_1, x_2)$ 中抽取容量为 n 的样本见图 1。

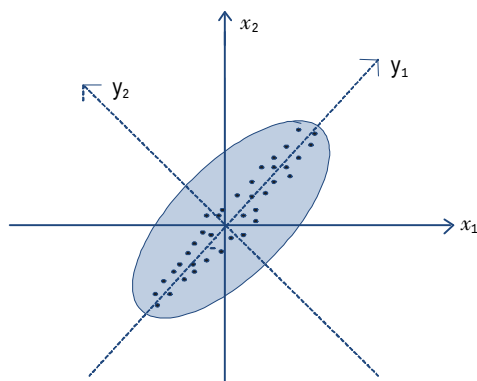


图 1 主成分分析原理

Fig. 1 Principle of principal component analysis

图 1 中可以看出, 数据方差很大, 这表明丢掉 x_1 或 x_2 中的任何一个变量, 都会损失很多信息。如果能够将在图 1 中的坐标轴进行逆时针旋转 θ 角度, 使得 x_1 轴旋转到椭圆的长轴方向 y_1 , x_2 轴旋转到椭圆的短轴方向 y_2 , 即进行变换

$$\begin{cases} y_1 = x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta \\ y_2 = -x_1 \sin \theta + x_2 \cos \theta \end{cases} \quad (1)$$

那么在新的坐标系下, y_1 和 y_2 几乎是不相关, 而且 y_1 的方差要比 y_2 小得多, 说明 y_1 包含了原始数据中绝大部分的信息, 丢掉 y_2 只会损失很少的一部分信息。称 y_1 为第 1 主成分, y_2 为第 2 主成分。推广至 n 维欧氏空间, 就是按照“原始变量最大方差”的原则进行 n 维空间的线性变换, 将原始变量聚类化简、高维数据压缩降维, 同时保证信息互不重叠。

基于主成分分析的综合评价方法是把各个主成分对原始指标变量的信息贡献率作为权重系数, 通过主成分的加权求和得到综合评估值。

假设进行主成分分析的指标变量有 m 个: $x_1, x_2, \dots, x_m$, 共有 n 个评价对象, 记为 $X=(x_{ij})_{n \times m}$ 。

主成分分析法进行综合评价的步骤如下:

1) 标准化: 为消除数量级引起的数据差别, 需要将样本数据 X 标准化处理为 X^* ;

2) 相关系数矩阵: 求取 X^* 变量间的相关系数矩阵 $R=X^*X^*$;

3) 特征值和特征向量: 求解 R 的特征值: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m \geq 0$ 对应的特征向量 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$ 。其中, $\beta_j=(\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jm})^T$ 称为第 j 主成分载荷矩阵。由特征向量组成 m 个新的指标变量, 即主成分

$$\begin{cases} y_1 = \beta_{11}x_1^* + \beta_{21}x_2^* + \dots + \beta_{m1}x_m^* \\ y_2 = \beta_{12}x_1^* + \beta_{22}x_2^* + \dots + \beta_{m2}x_m^* \\ \vdots \\ y_m = \beta_{1m}x_1^* + \beta_{2m}x_2^* + \dots + \beta_{mm}x_m^* \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: y_1 是第 1 主成分; y_2 是第 2 主成分; y_m 是第 m 主成分。

4) 确定主成分: 确定 p 大小, 使得前 p 个主成分 $y_1, y_2, \dots, y_p$ 的累积贡献率

$$\alpha_p = \frac{\sum_{k=1}^p \lambda_k}{\sum_{k=1}^m \lambda_k} \quad (3)$$

接近于 1。最终综合评估值为

$$s = \sum_{j=1}^p b_j y_j \quad (4)$$

式(4)中, $b_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{k=1}^m \lambda_k}$ ($j=1, 2, \dots, m$) 称为 λ_j 的信息

贡献率, 表示 y_j 对原始变量的信息涵盖量。

选择时间 $t=1, 2, \dots, T$ 内的电力设备指标变量作样本数据, 就可以得到综合评估值的时间序列

$$S = (s_1, s_2, \dots, s_T) \quad (5)$$

1.2 可行性与有效性分析

文[17]已经证明,评价对象只需要满足:指标是正向的、标准化的,主成分载荷矩阵简单,主成分正向,主成分与变量显著相关,就可以应用主成分分析综合评价方法进行评价。

以变压器为例,变压器的各种状态指标,如油中溶解气体浓度,变压器油中微水量,绕组温度,介质损耗,局部放电量等,这些指标存在一定的相关性,通过保留或者改变符号都可以转化成同向指标,因此,完全可以根据所要进行评价的状态方面,选择不同的指标变量作为基本评价指标,然后应用主成分分析法对这些指标变量进行重构,提取出影响变压器状态的关键参量,进行设备状态的综合评价。

由以上分析可知,应用主成分分析法对电力设备数据进行挖掘,构造电力设备综合评价模型具有如下优势:

首先,主成分分析法是基于指标变量之间的相关性进行分析的,是对样本数据的深度挖掘,与被评价对象的性能和原理没有关系,适合于满足文[6]中提出的条件的各类系统,因此应用主成分分析法进行综合评价具有很好的普适性,如输电线路的状态评价,变压器的状态评价。对于同类设备之间存在的个体差异,体现在主成分的线性变换系数上;对同类设备的不同个体进行数据分析会得到不同的主成分载荷矩阵,进而得到不同的主成分构成,最终不同个体会得到不同的预警值,实现了同类设备不同个体的差异化评价。

其次,主成分分析法的实质是对高维数据的降维和压缩,在对高维多源的电力大数据进行挖掘时具有非常重要的意义,可以大大减少指标变量,节省存储空间和计算时间;同时,因为这种降维和压缩是建立在“原始变量最大方差”基础上的,因而可以把信息损失量降到最低,充分保留原始数据涵盖的关于评价对象的信息,无损于原始数据的“信息价值”,因而具有很高的评价效率和准确性。

此外,各个主成分对综合评估值的权重大小是通过分析计算样本数据得到,而非人为设置,因此可以排除评估人的主观干扰,使得评价结果更加客观公正。

而且,基于主成分分析的综合评价得到的是关于评价对象的得分值(或称为评估值),得分的大小直接反映出评价对象的优劣,简单明了,而且便于评估结果的“可视化”。

需要注意的是,因为电力设备的各种状态指标数值往往代表着故障程度,所以应用主成分分析综

合评价方法对设备的状态进行评价时,得到的评估值越大,说明设备的状态越差。

1.3 技术路线

基于数据挖掘和主成分分析方法建立了电力设备综合评价模型,以期对电力设备状态进行综合评价和异常预测。

首先,根据所要进行评价的目标选择相关的指标变量,对状态指标进行数据清洗,去除噪声数据、补齐缺失数据,形成指标数据时间序列。

其次,利用指标数据时间序列初期的 L (L 应大于指标变量数) 组数据,即 $t=1, 2, \dots, L$ 时的数据,建立上文提出的综合评价模型,确定模型各参数值,再将所有的指标数据带入该模型,求得综合评估值时间序列 $S=(s_1, s_2, \dots, s_T)$ 。

因为模型建立选择的是评估时间段 T 内最初的 L 组数据,也就是设备状态最为良好的时候,所以得到的初期的 L 组综合评估值 $s_1, s_2, \dots, s_L$ 就对应设备最佳的评估值得分,因此可以把这 L 组综合评估值作为“标准值”,将 $s_{L+1}, s_{L+2}, \dots, s_T$ 均与“标准值”进行比较,与“标准值”相差过大的,即说明设备状态与初期相比发生了劣化。为排除系统误差和保留一定裕度,文中选择最初 L 组综合评估值的次最大值的 1.1 倍,即 $S_{\max}=1.1\max\{s_i, i=1, 2, \dots, L\}$ 作为“预警值”,当某时刻的评估值超过该“预警值”时,即认为设备状态出现异常。

为了对设备异常状态进行预判,提早发现设备的潜伏性故障,将文[16]提出的新型综合预测模型应用于综合评估值时间序列预测,可以预测未来设备状态。

选择时间序列图作为可视化方法。文中的技术路线图见图 2。

2 变压器绝缘状态评价和预测

文中以变压器的绝缘状态评价和预测为例,采用变压器的实际数据对上文所建模型进行检验。

2.1 变压器绝缘状态综合评价

在变压器状态指标变量中,与绝缘状态有关的有油中溶解气体浓度,油中微水量,油流带电量,局部放电量等等,均可作为绝缘状态评价的指标变量,选择变压器油中溶解气体(H_2 、 CH_4 、 C_2H_2 、 C_2H_4 、 C_2H_6 、 CO 、 CO_2) 数据,进行模型检验和数据分析。

从某 220 变电站获得 2014 年 7 月 1 日到 2014 年 8 月 31 日的 1 号主变压器和 2 号主变压器油中溶解气体数据共 61 组,缺乏 8 月 5 日的的数据,根据“平均值”法,求取 8 月 4 日与 8 月 6 日的平均值代替缺

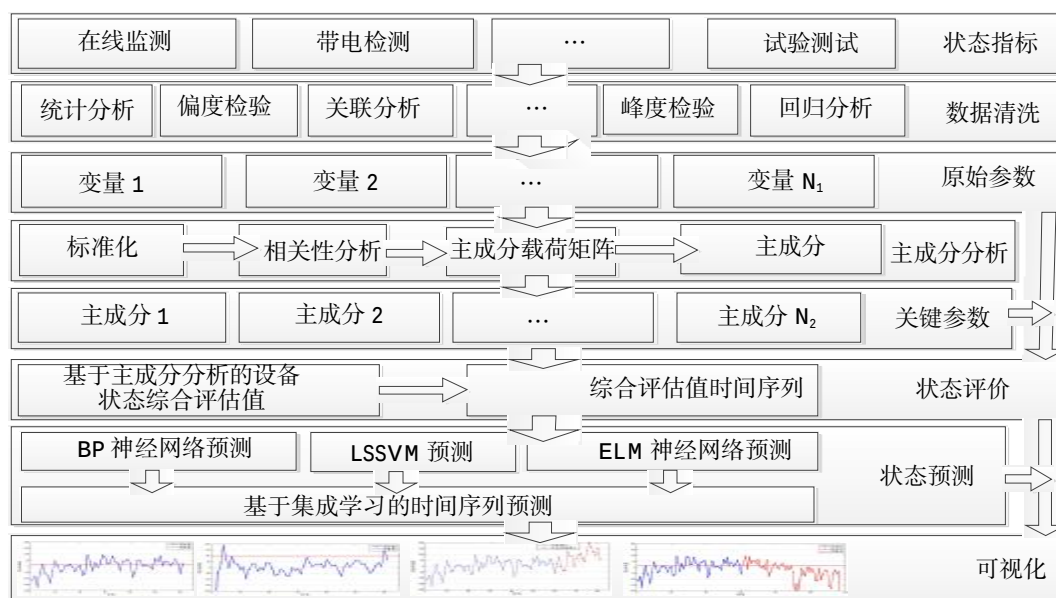


图2 基于数据挖掘和主成分分析的电力设备状态评价

Fig. 2 Condition evaluation and prediction of power equipment based on data mining and PCA

失数据;通过“峰度检验法”和“偏度检验法”对 62 组数据进行检验,并未发现异常,因此可以认为处理后的数据都是有效可用的。

取 $L=10$, 即利用前 10 天的数据进行主成分分析,建立主成分分析综合评价模型,得到这 10 天的综合评估值,进而有两台变压器的“预警值”: $S_{\max 1}=98.99, S_{\max 2}=15.52$ 。再将 7 月 11 日到 8 月 31 日的 52 组数据带入该模型,就可以得到这两个月变压器油中溶解气体主成分分析综合得分的时间序列 $S=(s_1, s_2, \dots, s_{62})$ 。

求得指标变量间的相关系数见图 3。

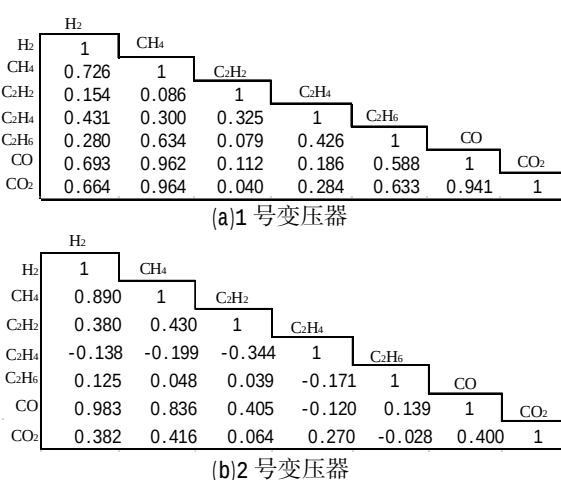


图3 变压器油中溶解气体相关系数

Fig. 3 Correlation coefficient of dissolved gas in transformer oil

指标间的相关系数显示指标变量间确实存在一定的相关性。相关系数矩阵特征值及贡献率见表 2。

从表 2 可以看出, 前 4 个特征根的累计贡献率

表2 特征值贡献率

Table 2 Contribution ratio of characteristic value

贡献率/%	1 号主变	2 号主变	贡献率/%	1 号主变	2 号主变
λ_1	58.35	41.58	λ_5	2.54	6.40
λ_2	17.76	20.72	λ_6	0.61	2.76
λ_3	11.08	15.53	λ_7	0.35	0.62
λ_4	9.32	12.40	—	—	—

就达到 90%以上,说明主成分分析效果很好,而一般累计贡献率达到 85%以上就说明所选择的主成分可以涵盖大部分的原变量信息了,为降低信息损失率,选择贡献率最大的 4 个主成分作为新的指标变量。前 4 个特征值对应的特征向量为:

1 号主变。

$$\beta_1=(0.387, 0.480, 0.089, 0.230, 0.352, 0.464, 0.469);$$

$$\beta_2=(0.078, -0.152, 0.716, 0.618, 0.046, -0.195, -0.188);$$

$$\beta_3=(0.390, 0.085, 0.433, -0.412, -0.670, 0.187, 0.030);$$

$$\beta_4=(-0.550, 0.057, 0.532, -0.483, 0.378, 0.168, 0.081)。$$

2 号主变。

$$\beta_1=(0.520, 0.309, -0.194, 0.194, 0.323, 0.526, 0.422);$$

$$\beta_2=(-0.096, -0.423, 0.431, 0.731, -0.014, -0.003, 0.304);$$

$$\beta_3=(-0.084, 0.605, 0.5653, -0.194, -0.099, -0.178,$$

0.349);

$\beta_4=(-0.394, 0.080, -0.136, 0.042, 0.835, -0.328, 0.113)$ 。

两台设备的个体差异引起指标变量间的相关系数不同,导致两个变压器的主成分的载荷矩阵不同,体现出主成分分析方法可以对同类设备进行差异化评价。

由 2014 年 7 月 1 日到 8 月 31 日两个变压器的油中溶解气体主成分综合评估值时间序列 $S=(s_1, s_2, \dots, s_{62})$ 以及“预警值”画出综合得分的时间序列图,见图 4。

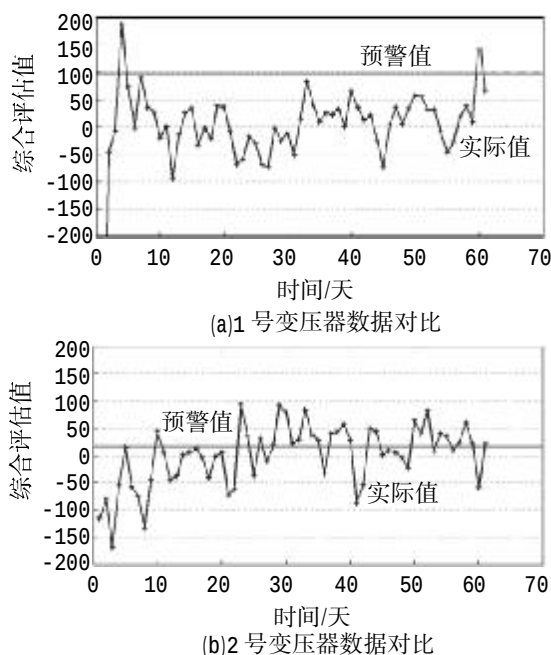


图 4 1、2 号变压器油中溶解气体主成分综合评估值时间序列

Fig. 4 Time series of PCA comprehensive evaluation value for dissolved gases in 1,2 transformer oil

从图 4 可以看出,与最初 10 天的综合评估值和“预警值”相比,随着时间的推进,1 号变压器油色谱综合评估值变化不大,处于波动状态,基本都在“预警值”以下;而 2 号变压器的评估值上升趋势非常明显,7 月 22 日的评估值首次超过了“预警值”,之后很多评估值都在“预警值”以上。

参照《变压器油中溶解气体分析和判断导则》(GB 7252—1987)中的“注意值”法对 7 月 1 日至 8 月 31 日的油中溶解气体数据进行分析,气体含量均未超过各注意值;利用“产气速率”法分析,各气体的相对产气速率均未超过 10%/月,判断不出异常;应用 IEC 提出的特征气体“三比值法”对两台变压器 7 月 1 日到 8 月 31 日的油色谱数据进行分析,结果见表 3。

由表 3 结果可以看出,2 号变压器在 7 月 24 日,8 月 20 日,8 月 25 日的故障编码是 001,判定可能

表 3 “三比值法”判断结果

Table 3 Judgment result of three ratio method

变压器	正常天数	故障编码及其日期	算法失效天数
1 号主变	29	无	33
2 号主变	11	001: 07-24, 08-20, 08-25	49

存在“低于 150 ℃ 的热故障”问题。因为油色谱的 6 个指标变量 H_2 、 CH_4 、 C_2H_2 、 C_2H_4 、 C_2H_6 、 CO 、 CO_2 均是正向指标变量,其含量越大,说明变压器油主成分分析综合评估值越大,因此可以认为 2 号变压器的绝缘状态确实随着时间发生了劣化。

为了进一步了解变压器绝缘状态的发展趋势,需要对未来状态进行预测。

2.2 变压器绝缘异常预判

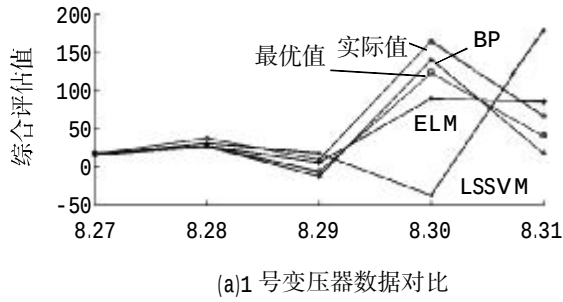
输变电设备状态预测是状态维护策略中必不可少的一个环节,通过对电力设备状态进行预测,可以推断设备状态未来发展、演变的过程,并进一步预测异常状态或故障可能发生的时间等。

如果仅使用单一某种方法进行预测,会因为算法本身的局限性而导致预测结果的精度和稳定性达不到预期的要求。文[16]提出一种新型综合预测算法:首先,根据系统特点选择几种基本预测算法分别建立预测模型,利用已知数据训练模型、优化模型参数,获得各自的最优模型。然后,利用这几种优化模型分别进行预测,获得各个最优模型的预测数据。最后,基于“测量误差平方和最小”原则计算几种预测模型的最优组合权系数,利用最优组合权系数对基本预测模型进行线性组合获得最终的综合预测模型。该综合预测模型可以集成各个基本预测算法的优点,扬长避短,提高预测精度和稳定性。

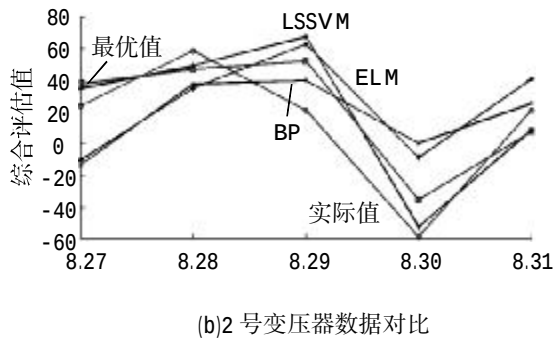
在综合考虑各预测算法特点和电力设备状态数据的特点后,选择反向传播神经网络(BP 网络)、极限学习机神经网络(ELM 网络)和最小二乘支持向量机算法(LSSVM 模型)作为基本预测算法^[17-24],建立文[16]提出的综合预测模型,将上节得到的综合评估值时间序列作为初始数据来预测未来的综合评估值,对变压器绝缘未来状态进行预测。

利用之前求得的 2014 年 7 月 1 日到 8 月 26 日油中溶解气体的 57 组主成分分析综合评估值数据分别对 BP 网络模型,ELM 网络模型,LSSVM 模型 3 种预测模型进行训练,求解最优网络阈值参数。然后,利用 8 月 27 日到 8 月 31 日的 5 组实际评估值数据对 3 种模型进行测试,得到误差矩阵,进而获得最优权值系数形成综合预测模型,见图 5。

3 种时间序列预测模型和综合预测模型的误差平方和对比见图 6。



(a)1号变压器数据对比



(b)2号变压器数据对比

图5 1、2号变压器综合模型预测结果对比

Fig. 5 Prediction results comparison of comprehensive model of transformer 1,2

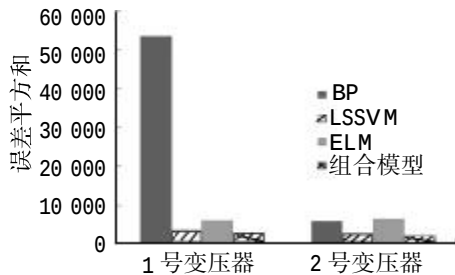


图6 1、2号变压器预测结果误差平方和

Fig. 6 SSE of prediction results of transformer 1,2

从图6可以看出,综合预测模型的预测结果符合“最小误差平方和”原则,预测精度要优于任何单一预测方法的结果。

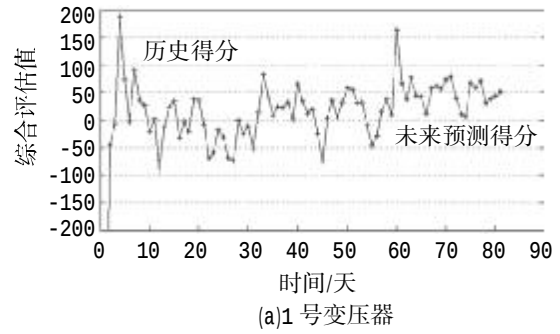
利用预测值与实际值之间的误差矩阵,得到最优权值系数,即3种基本预测模型的组合权系数为 $W_1=(0, 0.667, 0.333)$; $W_2=(0.616, 0.734, -0.350)$ 。

利用训练好的综合预测模型对9月1日到9月20日的综合评估值进行预测,结果见图7。

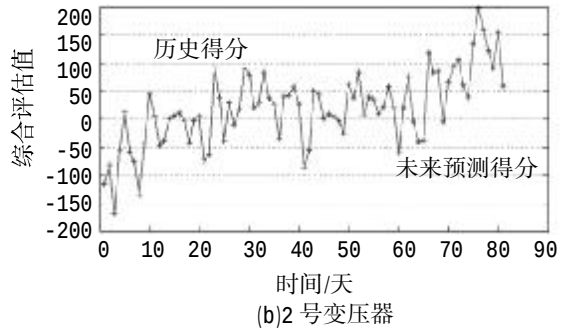
由预测曲线可以看出,跟最初10天的评估值相比,1号变压器综合评估值基本保持平稳,变化不大;2号变压器综合评估值出现大幅上升,明显异常,说明2号变压器绝缘油健康状态下降,很有可能存在潜伏性故障。

9月初,该变电站对2号变压器进行了检修,在检修时确实发现了铁心局部过热的问题。

把2号变压器9月1日至10月29日的油中气体数据代入之前建立的综合评价模型,得到其主成分综合评估值时间序列,见图8。



(a)1号变压器



(b)2号变压器

图7 1、2号变压器综合评估值预测

Fig. 7 Prediction of comprehensive evaluation values of transformer 1,2

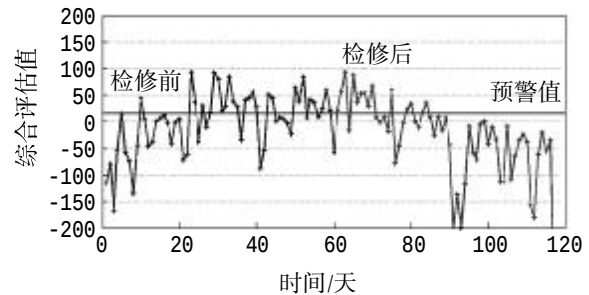


图8 2号变压器检修前后综合评估值

Fig. 8 Comprehensive evaluation values before and after the maintenance of transformer 2

由图7可以看到,在检修之后,2号变压器油综合评估值呈现下降趋势,最后基本上都降到了“预警值”以下,验证了变压器在维修之后潜伏性故障已经基本消除、性能开始恢复正常的事实。

2.3 对比分析

该节所建立的变压器绝缘状态综合评价模型,以投运初期的油色谱数据(实际应用中也可以选择刚刚检修完的变压器最初10天的数据)建立综合评价模型,并以这10天的评估结果作为正常状态的“标准值”,将之后的油色谱数据带入模型求得评估值时间序列,与“标准值”进行比较分析,就可观察出变压器绝缘状态的发展变化,计算操作简单易行。因为只需要利用已有的正常状态数据建模设置“标准值”,与“标准值”相差过大的,就说明存在异常状态或者潜伏性故障,所以解决了故障样本数据缺乏的问题。

与传统的变压器绝缘状态评价方法相比,文中

方法在气体含量未超过《导则》中规定的“注意值”和阈值的时候,就发现了存在的异常;也发现了“产气速率法”未能发现的缓慢的劣化发展趋势;做到了“对同类设备不同个体的差异化评价”;1号变压器和2号变压器应用于同一个模型时得到了不同的模型参数、横向可以比较出1号变压器的状态优于2号变压器;“三比值方法”本身是在设备已经确定发生故障以后,才可以进行故障类型判别,文中案例也表明“三比值法”在应用时编码缺失情况非常严重,文中提出的评价模型不存在上述弊端,而且在7月22日就发现了问题,早于“三比值法”(7月24日)。

3 结论

基于数据挖掘技术和主成分分析方法对电力设备状态数据进行了深入分析,完成了对电力设备的状态评估。

1)应用主成分分析方法对电力设备状态的原始变量进行降维压缩,可以大大减少存储空间,提高运算速度和效率,得到的主成分体系可以充分融合设备状态的关键参量信息,在应用于处理高维海量的电力设备状态数据时具有很大优势。

2)基于主成分体系建立的综合评估模型可以对电力设备状态做出全面客观的评价,模型也具有较好的普适性。

3)文中案例证明笔者提出的方法具有较高的可靠性,可弥补传统变压器状态评价方法的不足,也可以实现对同类设备的差异化评价,因而具有一定的实用性。

参考文献:

- [1] 郑含博. 电力变压器状态评估及故障诊断方法研究[D]. 重庆:重庆大学,2012.
ZHENG Hanbo. Study on condition assessment and fault diagnosis approaches for power transformers[D]. Chongqing: Chongqing University,2012.
- [2] 武中利. 电力变压器故障诊断方法研究[D]. 北京:华北电力大学,2013.
WU Zhongli. Research on fault diagnosing methods for power transformers[D]. Beijing: North China Electric Power University,2013.
- [3] 左宪章,康健,李浩,等. 故障预测技术综述[J]. 火力与指挥控制,2010,35(1):1-5.
ZUO Xianzhang, KANG Jian, LI Hao, et al. Overview of fault prediction technology[J]. Fire Control and Command Control,2010,35(1):1-5.
- [4] 包淇天. 变压器油在线监测系统在深圳供电局的应用[D]. 广州:华南理工大学,2010.
BAO Qitian. Application of online monitoring system of transformers in electric power supply company in Shenzhen[D]. Guangzhou: South China University of Technology,2010.
- [5] 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.
- [6] 韩如月,李俊刚,宋小会,等. 输变电设备状态监测系统设计[J]. 高压电器,2012,48(1):58-63.
HAN Ruyue, LI Jungang, SONG Xiaohui, et al. Design of condition monitoring system for power transmission and transformation equipment[J]. High Voltage Apparatus,2012,48(1):58-63.
- [7] 刘俊华,罗隆福,张志文,等. 电力变压器灰色关联故障诊断模型的组合权重法[J]. 高压电器,2012,48(1):90-94.
LIU Junhua, LUO Longfu, ZHANG Zhiwen, et al. Fault diagnosis model of power transformer based on grey relation with combined weights[J]. High Voltage Apparatus,2012,48(1):90-94.
- [8] 邵进,胡武炎,贾凤鸣,等. 红外热成像技术在电力设备状态检修中的应用[J]. 高压电器,2013,49(1):126-129.
SHAO Jin, HU Wuyan, JIA Fengming, et al. Application of infrared thermal imaging technology to condition-based maintenance of power equipment[J]. High Voltage Apparatus,2013,49(1):126-129.
- [9] 王文浩,何文林,卢孔实,等. 电力变压器状态仿真技术研究[J]. 高压电器,2014,50(12):66-70.
WANG Wenhao, HE Wenlin, LU Kongshi, et al. State emulation technology for power transformer[J]. High Voltage Apparatus,2014,50(12):66-70.
- [10] 张国歌,谢岩,薛继梅. 电力大数据的应用前景与面临的挑战[C]//中国电力企业联合会科技开发服务中心. 北京:2014:5.
ZHANG Guoge, XIE Yan, XUE Jimei. Application prospects and challenges of electrical big data[C]//Science and Technology Development Service Center of China Electrical Enterprises. Beijing: [s.n.],2014:5.
- [11] 严英杰,盛戈峰,陈玉峰,等. 基于关联规则和主成分分析的输电线路状态评价关键参数体系构建[J]. 高电压技术,2015,41(7):2308-2314.
YAN Yingjie, SHENG Gehao, CHEN Yufeng, et al. Establishment of key parameter system for condition evaluation of transmission line based on association rules and principal component analysis[J]. High Voltage Engineering,2015,41(7):2308-2314.
- [12] 严英杰,盛戈峰,陈玉峰,等. 基于大数据分析的输变电设备状态数据异常检测方法[J]. 中国电机工程学报,2015,35(1):52-59.

- YAN Yingjie, SHENG Gehao, CHEN Yufeng, et al. An method for anomaly detection of state information of power equipment based on big data analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1):52-59.
- [13] 林海明, 杜子芳. 主成分分析综合评价应该注意的问题[J]. 统计研究, 2013, 30(8):25-31.
- LIN Haiming, DU Zifang. Some problems in comprehensive evaluation in the principal component analysis[J]. Statistical Research, 2013, 30(8):25-31.
- [14] 李正欣, 郭建胜, 惠晓滨, 等. 基于共同主成分的多元时间序列降维方法[J]. 控制与决策, 2013, 28(4):531-535.
- LI Zhengxin, GUO Jiansheng, HUI Xiaobin, et al. Dimension reduction methods of multivariate time series based on common components[J]. Control and Decision, 2013, 28(4):531-535.
- [15] 谢中华. MATLAB 统计分析与应用[M]. 第2版. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015.
- XIE Zhonghua. MATLAB statistic analysis and applications[M]. 2nd ed. Beijing: Beijing Aerospace University Press, 2015.
- [16] 杨廷方, 刘沛, 李浙, 等. 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[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(31):108-113.
- YANG Tingfang, LIU Pei, LI Zhe, et al. A new combination forecasting model for concentration prediction of dissolved gases in transformer oil[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(31):108-113.
- [17] 王丽贤. 时间序列预测技术研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2012.
- WANG Lixian. Study of prediction methods of time series [D]. Tianjin: Tianjin University of Science and Technology, 2012.
- [18] 高光勇, 蒋国平. 采用优化极限学习机的多变量混沌时间序列预测[J]. 物理学报, 2012, 61(4):37-45.
- GAO Guangyong, JIANG Guoping. Multivariate chaotic time series prediction with optimizing the extreme learning machine[J]. Journal of Physics, 2012, 61(4):37-45.
- [19] 毛力, 王运涛, 刘兴阳, 等. 基于改进极限学习机的短期电力负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(20):140-144.
- MAO Li, WANG Yuntao, LIU Xingyang, et al. Prediction methods of short term electric load based on extreme learning machine[J]. Electric System and Control, 2012, 40(20):140-144.
- [20] 刘磊. 基于支持向量机的变压器状态评估与状态预测研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2013.
- LIU Lei. Research on condition assessment and condition prediction for transformer based on support vector machine[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2013.
- [21] 陈顺才. 基于支持向量机的时间序列预测研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2008.
- CHEN Shunca. Research on time series prediction based on support vector machine[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Science and Technology, 2008.
- [22] 周利军, 吴广宁, 张星海, 等. 基于加权模糊度时间序列分析的大型变压器故障预报[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(13):53-55.
- ZHOU Lijun, WU Guangning, ZHANG Xinghai, et al. Prediction of power transformer faults based on time series of weighted fuzzy degree analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(13):53-55.
- [23] 朱永利, 申涛, 李强. 基于支持向量机和 DGA 的变压器状态评估方法[J]. 电力系统及自动化学报, 2008, 20(6):111-114.
- ZHU Yongli, SHEN Tao, LI Qiang. Transformer state evaluation methods based on support vector machine and DGA[J]. Electrical System and Automation, 2008, 20(6):111-114.
- [24] 严英杰, 盛戈皞, 陈玉峰, 等. 基于时间序列分析的输变电设备状态大数据清洗方法[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(7):138-144.
- YAN Yingjie, SHENG Gehao, CHEN Yufeng, et al. Cleaning method for big data of power transmission and transformation equipment state based on time sequence analysis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(7):138-144.

贺川双(1991—), 女, 硕士, 从事电力设备大数据研究。

盛戈皞(1974—), 男, 副教授, 长期从事输变电设备状态监测及其智能化。

(上接第 33 页)

- [23] 周义刚. 基于 YBCO 超导带材的电阻型超导限流器基础问题的研究[D]. 北京: 中国科学院电工研究所, 2010.
- ZHOU Yigang. Study on basic problems for resistor type superconducting fault current limiter based on YBCO superconducting tapes[D]. Beijing: Institute of Electrical Engineering Chinese, 2010.

张 聿(1988—), 男, 硕士研究生, 研究方向为柔性直流输电故障限流与开断研究。

张 轩(1998—), 男, 本科, 研究方向为控制理论及其在电力变换和电力传动中的应用。

张志丰(1967—), 男, 博士, 研究方向为超导电力技术, 控制理论与控制工程。