

基于负荷时序模型的变压器状态预警方法

王红斌¹, 杜双育¹, 戴建卓², 任明², 董明²

(1. 广东电网有限责任公司电力科学研究院, 广州 510080;

2. 西安交通大学电力设备电气绝缘国家重点实验室, 西安 710049)

摘要: 电力变压器是电力系统中的关键设备,其正常运行对保证电能输送可靠性及安全性至关重要。为了确保变压器设备处于良好状态,设备投入运行后预防性试验,在线监测及带电检测等定期巡检与维护是十分必要的,但对变压器而言,设备状态评估与故障诊断需要依据标准、规程及现场大量经验才能开展。文中依据设备运行负荷情况提出了变压器设备绝缘状态进行分析与预测方法,即通过异常值提取及数据简化建立两种典型负荷增长趋势,并利用时间序列模型对设备负荷特性进行分析对负荷增长类型进行识别。实例分析表明,文中所提出的负荷时间序列模型可运用于设备运行状态的趋势分析,且利用负荷特性分析为设备绝缘状态分析预警提供了新的思路。

关键词: 电力变压器; 状态预警; 负荷; 时间序列模型

Condition Pre-warning Method of Power Transformer Based on Load Time Series Model

WANG Hongbin¹, DU Shuangyu¹, DAI Jianzhuo², REN Ming², DONG Ming²

(1. Electric Power Research Institute of Guangdong Power Grid Corporation, Guangzhou 510080, China;

2. State Key Laboratory of Electrical Insulation for Power Equipment, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To guarantee power transformer in good working condition, regular inspection and maintenance, such as preventive test, on-line monitoring and live detection, are necessary after the equipment is put into service. Condition evaluation and fault diagnosis of power transformer must be conducted according to corresponding standards, regulations and experiences. In this paper, a method for predicting insulation condition of power transformer is proposed on the basis of operating load, in which two typical load growth trends are established via outlier extraction and data reduction, and a time series model is built to analyze the load characteristics and load growth modes. Example shows that the proposed load time series model could be applied to the trend analysis of equipment operating status. This approach may be applied to condition pre-warning of power transformer insulation based on load monitoring.

Key words: power transformer; condition pre-warning; load; time series model

0 引言

电力变压器是电网中的关键设备,其绝缘状态直接关系到整个电网运行安全与可靠性^[1]。随着中国电网快速建设与发展,电网电压等级及容量逐步提升,电气设备的重要性日益显著,如何保证设备正常运行已成为电网运维管理部门的首要任务^[2]。近年来,为了提升对设备状态的评估水平,多种检测方法涌入电网并应用于不同设备,对保证设备运

行发挥了一定的作用^[3-4],但因现有监测设备或系统自身质量^[5]、缺乏相应管理措施^[6]及检测数据分析不足^[7]多层次原因,造成尤其在线监测在电网中的应用遇到推广瓶颈,难以发挥其对设备缺陷故障发生之前提前预警作用。

电力设备在运行期间,如变压器负荷变化、开关分合闸动作等运行方式变化可引起设备运行状态改变,现行标准均认为在设备额定允许范围内的运行方式调整属正常工况,但近年来设备现场运行经验表明,长期处于低负载工况的运行设备在提升

其负荷水平时多次发生缺陷暴露突发故障的情况。虽然设备也加装了在线监测装置,但因监测对象不同,其对此情况不具监测预警能力。理论认为,设备绝缘状态与其运行情况存在相互作用关系,通过设备运行情况持续监测可间接反映设备绝缘状态,但设备运行信息数据往往非常庞大,虽数据预处理可消除一些外部因素的影响,设备状态特征信息仍难以直接显示出来,往往造成应用简单判据无法得出设备状态的评估结果。

与在线监测数据比较,设备运行信息具有数据量多、监测周期短等海量数据特性,文[8]提出了基于云计算的智能电网状态监测平台以解决数据的海量存储,而文[9]提出将大数据分析及设备状态评估结合的思路,以期提高电网信息数据的利用水平;文[10]提出设备运行趋势分析方法,用于指导基于状态监测的预防性维修工作中。对于连续数据中存在异常数据值问题;文[11]提出了基于大数据分析的异常值提取方法。为了提升信息数据质量;文[12]提出了基于粗糙集信息熵的数据约简方法,但在数据清洗过程中造成了数据的丢失不利于在后续状态评估中对数据本身信息的挖掘。

文中提出了一种基于时间序列的变压器负荷运行数据分析方法,在对广东多台次变压器负荷情况检测数据分析的基础上,建立基于负荷变化的变压器状态趋势模式,再利用时间序列模型识别变压器运行状态变化。通过文中所提方法,可尽量保持原始时间序列的动态变化,识别“持续增长”和“阶跃增长”两种典型负荷变化趋势,量化变压器设备因负荷异常变化所引起的状态突变情况,可在一定程度上弥补在线监测的不足,实现更全面的设备状态预警。

1 时间序列分析法的基本理论

时间序列分析法是数据挖掘中常用方法,其指同一种现象在不同时间上的相继观察值排列而成的一组数字序列,可用 $\{X_t, t=1, 2, \dots, N\}$ 表示。YULE G U 率先于 1927 年提出时序 AR 模型(auto regressive), WALKER G 应用 AR 模型进行市场经济预测。随后逐步发展出现了 ARMA 模型、多维 ARMA 模型、非平稳时序模型、非线性时序模型等等^[13],近年来,时间序列分析的应用范围日益扩大。

动态随机变化是时间序列的典型属性,其还具有如下特点:①序列的数据或数据点的位置依赖于时间,即数据的取值依赖于时间的变化,但不一定是时间 t 的严格函数;②每一时刻上的取值或数据

点的位置具有一定的随机性,不可能完全准确地用历史值预测;③前后时刻(不一定是相邻时刻)的数值或数据点的位置有一定的相关性,即系统的动态规律性。为了能对所研究的时间序列建立合适准确的模型,需要检验该序列是否满足平稳及零均值 2 个条件^[14]。

1.1 平稳性检验

平稳序列一般具有 2 个特点:①序列均值 μ_x 和方差 σ_x^2 为常数;②自协方差函数 R_k 只与时间间隔 k 有关,而不依赖于时间 t 。而平稳性检验的方法较多,可分为:参数检验法(如分段检验法)与非参数检验法(逆序检验法和 R_k 检验法)。

1.2 零均值检验

零均值性检验是检验时间序列 $\{X_t\}$ 均值是否为 0。设有限长度 N 的时间序列 $\{X_t\}$ 的均值为 $\hat{\mu}_x = (\sum_{t=1}^N X_t)/N$ 。 $\hat{\mu}_x$ 是 $\mu_x = E[X_t]$ 的估计值,其是真值 μ_x 的无偏估计,但并不等于真值。零均值检验是检验 $\{X_t\}$ 的真值是否为零;只有当真值不为零时,才取 $\mu_x = \hat{\mu}_x$ 对 $\{X_t\}$ 进行零化处理,得到零均值时序 $\{y_t\}$,见式(1)

$$y_t = x_t - \hat{\mu}_x. \quad (1)$$

式(1)中, $t=1, 2, \dots, N$ 。

理论上可证明,当 $\{X_t\}$ 是正态时序,且置信度为 97%时,若存在如式(2)所示关系,则表示 $\{X_t\}$ 是零均值的,可不需对 $\{X_t\}$ 进行零化处理;反之,则需按式(1)进行零化处理。

$$|\hat{\mu}_x|^2 \leq 9\sigma^2(\hat{\mu}_x). \quad (2)$$

式(2)中, $\sigma^2(\hat{\mu}_x)$ 为 $\hat{\mu}_x$ 的方差。

1.3 ARIMA 模型

自回归积分滑动平均模型(auto regressive integrated moving average model, ARIMA)模型是时序方法中最基本也是应用最广的时序模型, ARIMA(p, d, q) 称为差分自回归移动平均模型, AR 是自回归, p 为自回归项; MA 为移动平均, q 为移动平均项数, d 为时间序列成为平稳时所做的差分次数。ARIMA 模型是指将非平稳时间序列转化为平稳时间序列,然后将因变量仅对它的滞后值以及随机误差项的现值和滞后值进行回归所建立的模型,其基本定义如下^[15]。

差分算子

$$\begin{cases} \Delta x_t = x_t - x_{t-1} = x_t - Lx_t = (1-L)x_t \\ \Delta^2 x_t = \Delta x_t - \Delta x_{t-1} = (1-L)x_t - (1-L)x_{t-1} = (1-L)^2 x_t \\ \Delta^d x_t = (1-L)^d x_t \end{cases} \quad (3)$$

对于平稳、零均值时间序列 $\{X_t, t=1, 2, \dots, N\}$ 而言,可通过拟合获得随机差分方法,见式(4)、(5):

$$x_t - \phi_1 x_{t-1} - \phi_2 x_{t-2} - \dots - \phi_p x_{t-p} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_m a_{t-q}; \quad (4)$$

$$\Phi(L)\Delta^d x_t = \Theta(L)a_t. \quad (5)$$

式(4)、(5)中: x_t 是时间序列 $\{X_t\}$ 在 t 时刻的取值; $\phi_i (i=1, 2, \dots, p)$ 为自回归参数; $\theta_j (j=1, 2, \dots, q)$ 为滑动平均参数; a_t 为残差。

时序建模过程即确定合适的ARIMA(p, d, q)模型来拟合所观测的平稳时间序列。

2 电力变压器运行状态模式分析与决策流程

对广东省内多台在运变压器的2014年负荷特性数据进行统计并依据理论分析,获得设备运行典型状态变化模式为持续增长和阶跃增长两种模式。

2.1 持续增长模式

随着用电负荷的增长,变压器设备负载率不断增加,表现在实际设备上,其负荷出现持续增长的趋势情况,见图1。

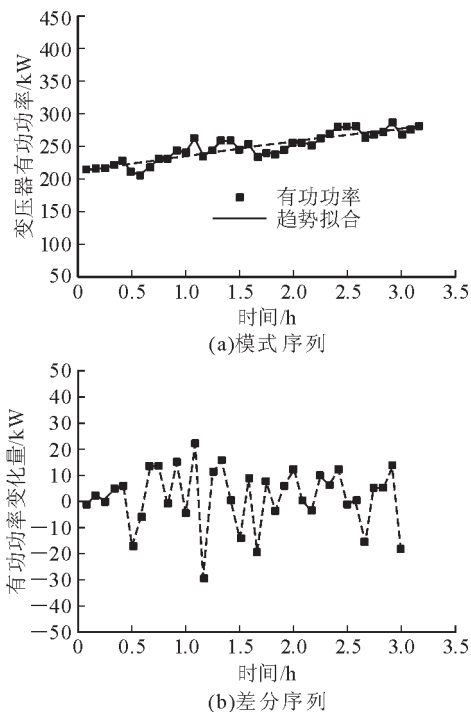


图1 负荷持续增长典型模式时序

Fig. 1 Typical sustained growth in load

2.2 阶跃增长模式

用电高峰出现,表现在实际设备上,其负荷出现突然增长的趋势情况,见图2。

2.3 变压器负荷增长趋势特性分析方法

电力变压器在实际运行中,其负荷往往随机波动,尤其在短时间间隔内,负荷的较大变化极有可能诱发设备内部缺陷进一步发展,进而可能导致设

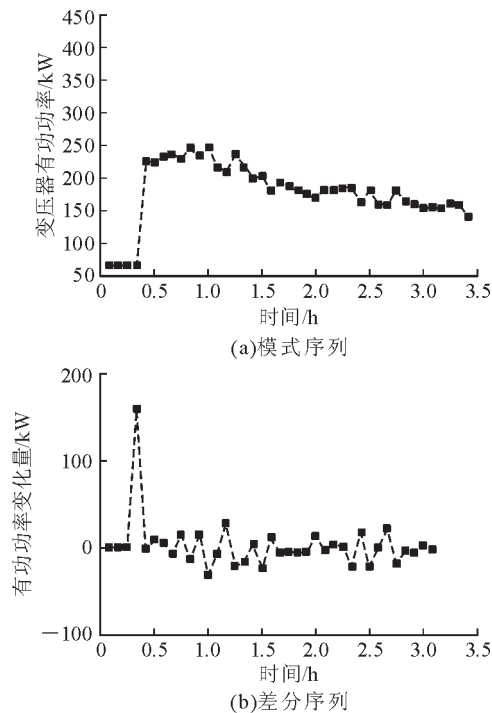


图2 负荷阶跃增长典型模式时序

Fig. 2 Typical stepping growth in load

备发生故障。文中基于变压器负荷数据分析,建立如图3所示的负荷征兆收集与决策流程。

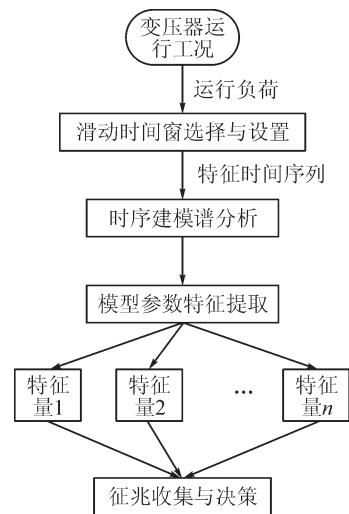


图3 变压器负荷特性征兆收集与决策流程

Fig. 3 Flowchart for symptom extraction and decision

3 变压器设备负荷特性与状态征兆提取方法

3.1 特征量确定

设备运行参数主要有:电压、电流、功率、频率等,由于电网用电负荷实时变化,设备运行状态也相关改变,因此可选择一个或几个设备运行参数作为设备状态变化预警的特征量^[16-17]。文中选择设备功率为状态特征,通过数据预处理可将变压器负荷

功率数据时序转化为平稳时序,由于设备运行方式发生改变,其运行负荷数据时序的均值会发生改变,因此可将其作为状态预警特征量,同时为了避免数据预处理方法淹没负荷随机变化特征,文中将待检时序与 ARIMA 模型的残差也作为特征量,其中待检时序是利用滑动时间窗获得设备负荷数据。

3.2 趋势征兆提取

趋势征兆的提取包括 2 个阶段:第 1 个阶段为自学习阶段,即在确立了特征量的前提下,利用时序分析法考察设备运行负荷趋势特性,确定判断规则;第 2 个阶段为征兆提取阶段,即通过规则比较提取征兆,为下一步的趋势特征诊断作准备^[18-19]。

3.2.1 自学习阶段

利用设备在正常运行情况下负荷监测参数序列建立 ARIMA 模型,自学习过程如图 4 中的实线部分所示。首先对多台变压器 2014 年全年负荷数据进行统计分析,发现变压器负荷数据符合正态分布规律,且全年 1、6、7 及 8 等月份中设备负荷波动较大,而其余月份中设备负荷较为平稳。

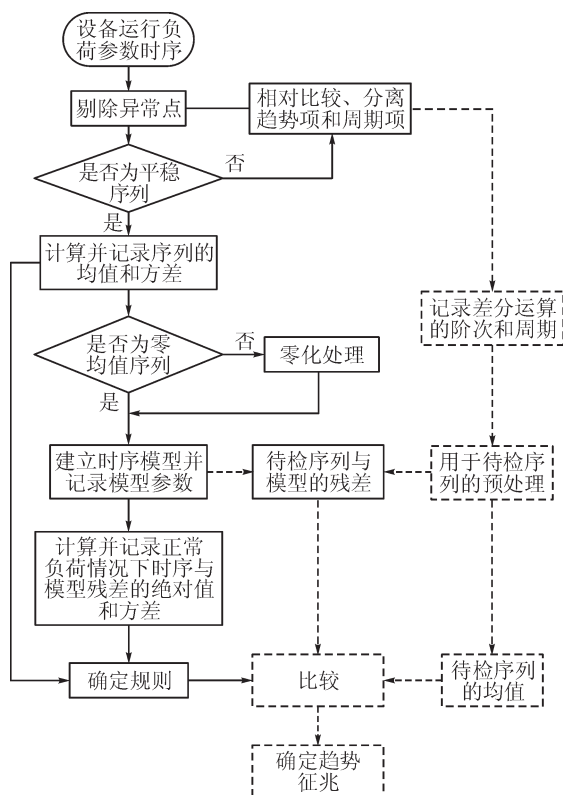


图 4 变压器负荷特性征兆提取流程

Fig. 4 Flowchart of feature symptom extraction

任选负荷波动较为平稳的月份负荷参数序列特征进行分析,如利用某变压器 3 月份负荷数据为特征量,并利用滑动时间窗随机获取一天内 288 个负荷监测数据,按前文所述介绍方法建立 ARIMA

模型,其模型结构见式(6),结果见图 5。

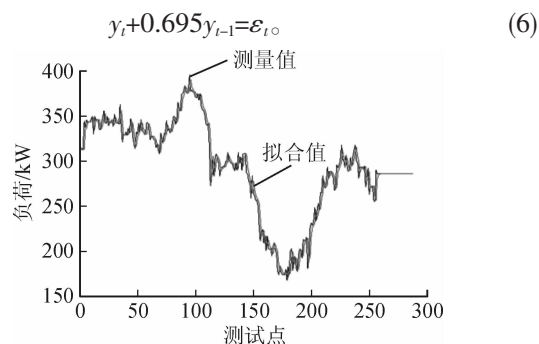


图 5 某台变压器全天负荷序列的模型拟合结果

Fig. 5 Model fitting outcomes of the whole day load series for one transformer

将该设备在同月其余 30 天负荷监测作为待检样本,并计算实测值与拟合模型(如式(4)所示)之间的残差 σ_a^2 ,设 σ 为该残差的方差,在设备正常状态下,残差不会超过 $\sigma_a^2 \pm 10\sigma$ 。设 μ 、 σ 分别为设备正常状态下负荷特征量的均值和方差, x 为待检序列的特征量,规则可表示为: $x < \mu - k_{\min}\sigma$ 若,则特征量向下超标;若 $x > \mu + k_{\max}\sigma$,则特征量向上超标。其中 $k_{\max}$ 、 $k_{\min}$ 为系数,对于不同变压器设备的不同特征量, $k_{\max}$ 、 $k_{\min}$ 取值不同。设 $\{x_t\}$ 为某变压器设备在正常运行状态下特征量 x 的时间序列, $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 分别为该序列的最大值和最小值, σ 为方差,则有, $k_{\max} = kx_{\max}/\sigma$, $k_{\min} = kx_{\min}/\sigma$;而 k 根据实际情况而定,一般取 1.5~3。

3.2.2 征兆提取阶段

对于设备状态评估与分析而言,设备运行信息不断增加,一般可按监测周期确定子序列的长度。以变压器设备的负荷为例,变压器负荷信息可由 SCADA 系统每 5 min 获得一组数据,文中将子序列的长度设为天或者月,即将全天 24 h 或 1 个月的数据构成 1 个待检时序。根据自学习阶段记录的参数对待检时序进行预处理,并计算相应的特征量,再将特征量与规则作比较,得到征兆集,征兆提取整体流程见图 4。

4 实例计算与分析

任选一台变压器进行实例计算,前文已述,广东省在运变压器其在 1、6、7 及 8 月份中负荷波动较大,文中选择 5 月份负荷数据作为学习样本,而任选 4 个月中 1 个月设备负荷数据作为待检序列,具体计算流程如下。

4.1 时间序列数据预处理

1)数据预处理。设备负荷数据中可能存在缺失值及异常点,文中采用临近点平均值方式替换缺失

值和超过均值与三倍方差之和的数据点。

2)平稳性检验。对该变压器5月份负荷数据进行统计分析,其符合正态分布,中位数为接近零,标准方差为10.38。进一步对数据进行自相关分析:样本相关系数并不呈负指数收敛到零,且其衰减速度比较慢,说明该序列不是平稳时序,另由样本偏相关系数可看出该时间序列不是白噪声。

3)零化处理。由于该序列的均值为零,因此不需要对该序列进行零化处理,可视该序列为零均值平稳序列。

4.2 时间序列模型建立与分析

选择5月份变压器的负荷情况进行分析,见图6,由图6可见,负荷差分序列较负荷序列波动性明显小很多。

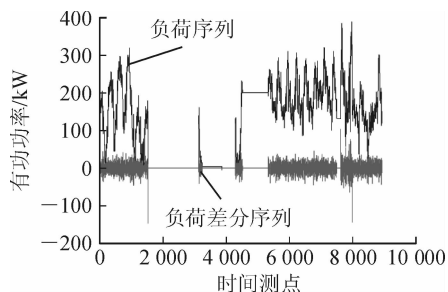


图6 变压器5月份负荷序列及负荷差分序列

Fig. 6 The load sequence and difference sequence in May

对预处理后的5月份变压器负荷数据建立时间序列模型,经计算得到最佳拟合模型为ARIMA(1,0,3),进而获得该设备5月份负荷差分时序、拟合模型及模型残差结果,见图7。

由图7可见,拟合时序模型不仅与负荷差分时序具有较好的幅值一致性,还更好地保持了负荷差分序列的趋势特征,因负荷差分时序属于正态、零均值、平稳时序,可假定变压器负荷差分时序若未出现数值突变,即变压器运行状态属于正常范围,此处该变压器负荷差分时序数值全部位于(-150,+150)区间中。与负荷差分时序相比较,拟合模型残差序列也属于正态、零均值、平稳时序,其同样包含了设备负荷变化特征,可假定变压器负荷差分序列拟合模型残差若未出现数值突变,即变压器运行状态属于正常范围,此处该变压器负荷差分序列拟合模型残差全部位于(-160,+120)区间中。

因此若该变压器负荷差分时序满足如下规则时,其变压器运行状态处于正常状态:

- 1)负荷差分序列位于(-150,150)中;
- 2)负荷差分序列拟合模型残差位于(-160,+120)中;
- 3)负荷差分序列拟合模型残差与负荷差分序列具有一致的数据趋势。

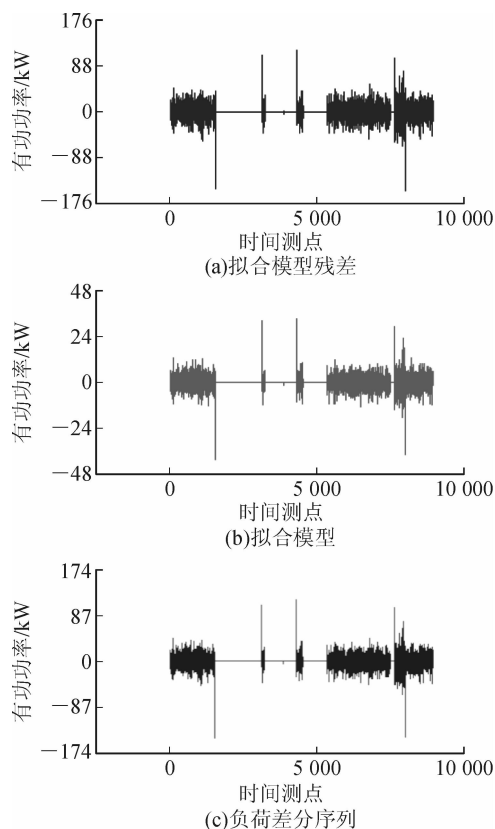


图7 变压器在5月期间负荷差分时序、时序拟合模型与模型残差等之间关系

Fig. 7 The load difference sequence, time series fitting model and model residual comparison diagram in May

4.3 趋势分析与判断

以该变压器在6月负荷差分时序作为待检样本,SCADA系统监测发现该变压器在2014年6月30日15:30时出现负荷突然上升情况,达到了25%左右,现场无法判断是否会对该设备运行状态造成影响。针对该负荷数据,文中将待检数据带入经样本训练所得到的ARIMA(1,0,3)预测模型,计算结果见图8。

依据上文所建立的规则进行判断,虽该变压器虽出现负荷突增情况,但其负荷差分及预测模型残差序列均符合设备负荷时间序列趋势特征,且残差与极值时间分布时间点一致,说明此时刻负荷突变不会危机设备运行状态,该变压器处于正常运行状态。

5 讨论

电力变压器额定容量,即铭牌容量是在规定的环境温度下,长期能按这种容量连续运行,并能获得经济合理的效率,且具有正常的预期寿命(20~30年),但该设备在实际运行中,其负荷具有较大波动性,尤其在短时间间隔内,负荷剧烈变化有可能诱发设

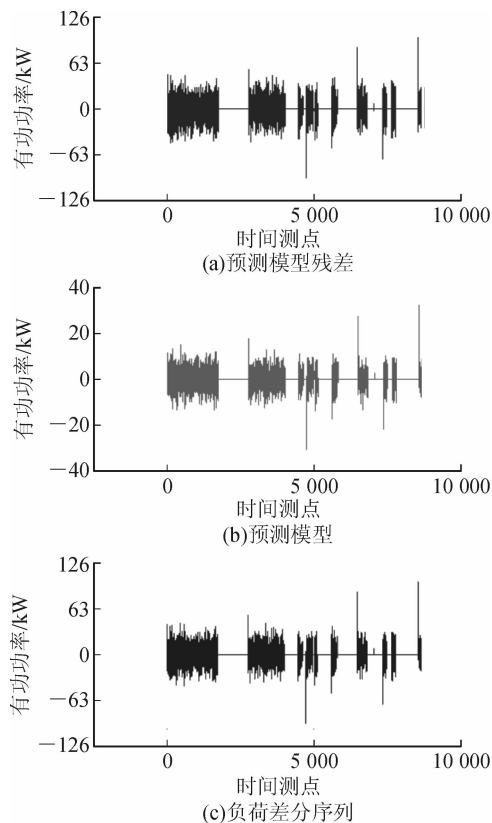


图8 变压器在6月期间负荷差分时序、时序预测模型与模型残差之间的关系

Fig. 8 The load difference sequence, time series fitting model and model residual comparison diagram in June

备内部缺陷发展,进而导致设备发生故障。因此有必要依据设备负荷情况,提取有效的负荷变化趋势,建立基于设备运行参数的状态预警识别方法,在一定程度上为设备运行维护提供依据与参考。

根据文中所提出的2种不同增长模式的特性中已不难看出:基于变压器负荷数据进行趋势特征提取时,如果仅仅依据监测参数的绝对值,则对于阶跃增长模式可能适用,而对于持续增长模式就不太适用了,这是由于正常状态下的随机波动有时可能超过了异常状态下的值,因此在征兆提取过程中同时要考察序列残差的变化。根据文中所提分析方法,可逐步形成依据负荷波动特性的变压器运行状态诊断分析方法。

6 结论

文中对广东省内在运的多台变压器设备负荷特性进行统计分析,利用时间序列方法分析建立了变压器负荷波动引起设备状态改变的分析方法,可得到如下结论:

1)通过对变压器设备负荷特性统计分析,对引起设备状态变化的负荷波动进行了分类,即持续增

长模式和阶跃增长模式;

2)考察变压器负荷参数在设备正常运行情况下的统计特性建立了负荷差分序列的时间序列模型,可对变压器负荷特性进行良好的拟合;

3)将经预处理后的待检时序,及时序模型的残差作为变压器异常负荷变化诊断的特征量,确定了变压器正常负荷波动的范围及诊断特征。

参考文献:

- [1] GUBANSKI S M, BOSS P, CSEPES G, et al. Dielectric response methods for diagnostics of power transformer[J]. Electrical Insulation Magazine IEEE, 2003, 19(3): 12-18.
- [2] MARSEGUERRA M, ZIO E, PODOFILLINI L, et al. Condition-based maintenance optimization by means of genetic algorithm and Monte Carlo simulation[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2002, 77(2): 151-165.
- [3] 刘显明, 于洒海. 高压设备绝缘状态在线监测系统简析[J]. 科技风, 2011(11): 231.
LIU Xianming, YU Sihai. High voltage equipment insulation on-line monitoring system analysis[J]. Technology Wind, 2011(11): 231.
- [4] 田涛, 常保仓. 关于高压设备绝缘状态在线监测的探讨[J]. 科技风, 2011(1): 232-237.
TIAN Tao, CHANG Baocang. Discuss on high voltage equipment insulation condition on-line monitoring[J]. Technology Wind, 2011(1): 232-237.
- [5] 盛昌达, 陈淑身. 我国发电机在线监测技术综述[J]. 中国电力, 2000, 33(10): 50-53.
SHENG Changda, CHEN Shushen. Review on generator on-line monitoring technology in China[J]. Electric Power, 2000, 33(10): 50-53.
- [6] 耿宝宏, 张军阳, 高 强. 变电设备在线监测技术分析[J]. 东北电力技术, 2011(11): 23-26.
GENG Baohong, ZHANG Junyang, GAO Qiang. Substation equipment on-line monitoring technology analysis[J]. Northeast Electric Power Technology, 2011(11): 23-26.
- [7] 包玉胜, 蓝 磊. 采用软件方法提高绝缘在线监测系统检测精度[J]. 高电压技术, 2004, 30(8): 689-695.
BAO Yulan, LAN Lei. Using software methods to improve detection precision of the on-line insulation monitoring system[J]. High Voltage Engineering, 2004, 30(8): 689-695.
- [8] 白红伟, 马志伟, 宋亚奇. 基于云计算的智能电网状态监测数据的处理[J]. 华东电力, 2011(9): 1485-1488.
BAI Hongwei, MA Zhiwei, SONG Yaqi. The smart grid condition monitoring data processing based on cloud computing[J]. East China Electric Power, 2011(9): 1485-1488.
- [9] 宫 宇, 吕金壮. 大数据挖掘分析在电力设备状态评估中的应用[J]. 南方电网技术, 2014, 8(6): 74-77.
GONG Yu, LYU Jinzhuang. Data mining analysis application

- in the power equipment condition assessment[J]. Southern Power System Technology, 2014, 8(6):74-77.
- [10] 汪攀,刘毅敏.Sen's 斜率估计与 Mann-Kendall 法在设备运行趋势分析中的应用[J]. 武汉科技大学学报, 2014(6):454-472.
- WANG Pan, LIU Yimin. Sen's slope estimation and Mann-Kendall method application in the equipment operating trend analysis[J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology, 2014(6):454-472.
- [11] 严英杰,盛戈皞,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.
- [12] 吴立增,朱永利,苑津莎.基于贝叶斯网络分类器的变压器综合故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2005, 20(4):45-51.
- WU Lizeng, ZHU Yongli, YUAN Jinsha. Transformer comprehensive fault diagnosis method based on Bayesian network classifier[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20(4):45-51.
- [13] 王振龙.应用时间序列分析[M]. 北京:中国统计出版社, 2010.
- WANG Zhenlong. Applied time series analysis[M]. Beijing: China Statistics Press, 2010.
- [14] 常学将,陈敏.时间序列分析[M]. 武汉:华中理工大学出版社, 1991.
- CHANG Xuejun, CHEN Min. Time series analysis[M]. Wuhan: Huazhong University of Science Press, 1991.
- [15] 陈希孺.数理统计引论[M]. 北京:科学出版社, 1981.
- CHEN Xiru. An introduction to mathematical statistics[M]. Beijing: Science Press, 1981.
- [16] 孙明,卢萍.智能变压器在线监测方案研究[J]. 水电能源科学, 2013(1):193-196.
- SUN Ming, LU Ping. Intelligent transformer on-line monitoring research [J]. Hydroelectric Energy Science, 2013(1): 193-196.
- [17] 吴广宁.电气设备状态监测理论与实践[M]. 北京:清华大学出版社, 2005.
- WU Guangning. Theory and practice of electrical equipment condition monitoring[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.
- [18] 韦慧.配电变压器的故障分析与人工智能诊断方法[J]. 电气开关, 2013, 50(1):83-85.
- WEI Hui. Distribution transformer fault analysis and its artificial intelligence diagnosis method [J]. Electric Switcher, 2013, 50(1):83-85.
- [19] 宋人杰,王晓东.输变电设备状态检修评估分析系统的研究[J]. 继电器, 2008, 36(9):54-57.
- SONG Renjie, WANG Xiaodong. Research on assessment and analysis system of condition-based maintenance for power transmission and transformation equipment[J]. Relay, 2008, 36(9):54-57.
- 王红斌(1972—),男,教授级高级工程师,主要从事电力设备状态监测及故障诊断。
- 杜双育(1985—),男,高级工程师,主要从事电力设备状态监测故障诊断。