DOI: 10.7667/PSPC180189

基于数据驱动的 500 kV 高压并联电抗器过流误报警在线判别方法研究

滕予非[1]，冯世林[1]，张真源[2]，何 锐[3]，吴 杰[1]，高 剑[3]，李 熠[3]，张宏图[3]

(1.国网四川省电力公司电力科学研究院，四川 成都 610041；2.电子科技大学，四川 成都 611731；
3.国网四川省电力公司，四川 成都 610041)

摘要：为提升 500 kV 并联电抗器在线监测的准确性，提出了基于逻辑回归和主成分分析的并联电抗器过流误报警在线判别方法。首先，分析了并联电抗器所在母线电压互感器以及电抗支路电流互感器测量误差对过流报警条件概率的影响。其次，定义逻辑回归拟合函数的中心点及不确定域为故障检测的二维关键指标，并利用主成分分析法生成一维综合指标。最后，通过将检测日综合指标与设备正常运行工况下综合指标进行对比，对检测日过流报警的正确性进行判别。该方法只需使用高压并联电抗器所在母线的电压测量有效值和监控系统所报出的过流报警信号，无需额外增加测量设备。以某实际 500 kV 高压并联电抗器作为算例进行的仿真实验，验证了该方法的有效性。

关键词：高压并联电抗器；过流报警；主成分分析；逻辑回归；测量误差；数据驱动

Online identification of error overcurrent alerts of 500 kV high voltage shunt reactor based on data-driven

TENG Yufei[1], FENG Shilin[1], ZHANG Zhenyuan[2], HE Rui[3], WU Jie[1], GAO Jian[3], LI Yi[3], ZHANG Hongtu[3]

(1. State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610041, China; 2. University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China; 3. State Grid Sichuan Electric Power Company, Chengdu 610041, China)

Abstract: In order to increase the accuracy of the online monitoring of shunt reactor, an online identification method for false overcurrent alarm of 500 kV shunt reactor based on the logical regression and Principal Component Analysis (PCA) method is proposed. Firstly, the influences of measurement error of the transformers including the PT in the bus connected to shunt reactor and the CT in the reactor branch on the conditional probability of overcurrent alarms are analyzed. Then the central point and the uncertain domain of the logistic regression function are defined as the two-dimension key indicators for the detection of false alarms, and PCA method is used to generate the one-dimension comprehensive index. Finally, the validity of overcurrent alarm is judged by comparing the comprehensive index of the detection day with that under normal conditions. The proposed method only uses the RMS of voltage in the bus connected to shunt reactor and the overcurrent alarm information obtained from monitoring system, so no additional measurement equipment is needed. The effectiveness of the method is verified by case study of a practical 500 kV high voltage shunt reactor.

This work is supported by Key Research and Development Program of Sichuan Department of Science and Technology (No. 2017GZ0163) and Science and Technology Program of State Grid Corporation of China (Technology Research of Supercomputer-based Power System Operation Mode Calculation Platform Support).

Key words: high voltage shunt reactor; overcurrent alerts; principal components analysis (PCA); logistic regression; measurement error; data driven

0 引言

由于我国能源与负荷不对称分布，超特高压交流远距离输电已经成为重要的电能传输手段[1-2]。为了实现远距离输电线路在轻载运行工况下的无功补偿，抑制工频过电压，长距离线路两侧往往会配置高压并联电抗器[3-4]。然而，在电网实际运行中，高压并联电抗器过电流报警频发现象时常出现，严重影响电力系统安全稳定运行。

工程经验表明，高压并联电抗器过电流报警往

基金项目：四川省科技厅重点研发计划资助(2017GZ0163)；国家电网公司科技项目资助“基于超算的电力系统运行方式计算平台支撑技术研究”

往存在两个原因。第一个原因是由于受到电力系统运行方式的影响，高压并联电抗器承受的电压超过了电抗器额定电压，导致流过电抗器的电流超过额定值，进而引发报警，这一类报警是真实报警。第二个原因是由于高压并联电抗器本体电流测量装置出现了精度恶化，导致误差增加，甚至出现错误的测量结果而引发报警。这一类报警其实是在电流并未超过额定值的情况下而出现的误报警。

为了区分过电流报警是否属于误报警，现场往往采用事后停用高压并联电抗器及与之相连的输电线路，对其本体电流测量装置进行精度测试实验，以判断装置测量精度是否符合要求。但这种方式需要停用相关输电线路，对电力系统运行方式影响较大，具有运行风险。同时，由于需要对装置进行试验，因此耗费的时间也相对较长。由此可见，为了避免线路停运对电网的冲击，提出基于数据驱动的过电流误报警在线辨识方法显得尤为重要。

互感器是电力系统重要的量测装置，其测量准确性对电网安全稳定运行影响极大[5-9]。事实上，已有大量学者针对基于数据的量测系统结果异常诊断方法开展深入的研究工作。有学者将广义回归神经网络[10]、广义支持向量机观测器[11]等算法应用于传感器故障检测领域，取得了较高的辨识精度。在电力系统互感器故障检测方面，有文献基于电流观测器模型[12]以及互感器解析冗余模型[13]对电流互感器的二次量异常故障进行在线辨识。文献[14]提出了利用输电线路两端的电压、电流信号进行协同诊断，依托线路两端电气量关联性的电子式互感器故障诊断算法。文献[15]提出了基于小波-神经网络的故障诊断分析方法，对有源电子式电压互感器的三种最常见故障类型进行故障诊断。何正友教授则提出通过主成分分析对牵引变电所互感器二次量异常故障进行在线识别的方法，该方法针对数据模型建模，将 SPE 均值作为故障检测指标，对轻微二次量异常故障具有较强的灵敏性[16]。上述方法的有效性均需高度依赖互感器模型或互感器二次侧测量结果。然而，由于高压电抗器本体的电流表计的读数无法直接获取，仅能通过监控后台过流报警信号对其测量结果进行间接的反映，从而导致在高压电抗器过流误报警的诊断方面，上述方面均难以适用。

基于此，本文提出了一种基于逻辑回归和主成分分析的 500 kV 高压并联电抗器过流误报警的判别方法。该方法基于高压并联电抗器所在的母线电压有效值以及过流报警信号间的条件概率关系，引入主成分分析方法对关键特征进行降维，并将检测日的特征与设备正常运行工况下的特征分布进行对比，提出了过流误报警的判据。该方法简单易行，计算量少，方便在工程中加以应用。仿真算例和实际算例验证了该方法的正确性。

1　逻辑回归基本原理

逻辑回归是一种应用非常广泛的分类机器学习算法，它将数据拟合到一个 Logistic 函数中，从而能够完成对事件发生的概率进行预测[17-18]。

逻辑回归模型的因变量 y 只有 1 和 0 两种取值。假设在自变量 $\boldsymbol{x}$ 作用下，y 取 1 的条件概率 p 为

$$p = P\left(y = 1 \middle| \boldsymbol{x}\right) \tag{1}$$

则 y 事件的优势比(*odds*)则可定义为

$$odds = \frac{p}{1-p} \tag{2}$$

逻辑回归模型是构建优势比的对数 $\ln odds$ 与自变量间的线性回归模型，即

$$\ln odds = \boldsymbol{\beta}_0 + \boldsymbol{\beta}_1 \boldsymbol{x} \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{\beta}_0$ 与 $\boldsymbol{\beta}_1$ 是回归系数。

此时，条件概率 p 与自变量 $\boldsymbol{x}$ 的关系可表示为

$$p = \frac{1}{1+\mathrm{e}^{-(\beta_0+\beta_1 x)}} \tag{4}$$

即为 Logistic 函数。

2　基于主成分分析的降维算法

主成分分析的基本思路旨在利用降维的思想，把多指标转化为少数几个综合指标(即主成分)，其中每个主成分都能够反映原始变量的大部分信息，且所含信息互不重复[19-22]。

记原始输入样本矩阵 $\boldsymbol{X}$ 为

$$\boldsymbol{X}(n,N) = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_2(1) & \cdots & x_n(1) \\ x_1(2) & x_2(2) & \cdots & x_n(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_1(N) & x_2(N) & \cdots & x_n(N) \end{bmatrix} \tag{5}$$

式中：n 为样本维度；N 为样本的数量。

由此，可以得到标准化后的样本矩阵 $\boldsymbol{X}^*$ 为

$$\boldsymbol{X}^* = \begin{bmatrix} \boldsymbol{x}_1^* \\ \boldsymbol{x}_2^* \\ \vdots \\ \boldsymbol{x}_n^* \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} = \begin{bmatrix} x_1^*(1) & x_2^*(1) & \cdots & x_n^*(1) \\ x_1^*(2) & x_2^*(2) & \cdots & x_n^*(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_1^*(N) & x_2^*(N) & \cdots & x_n^*(N) \end{bmatrix} \tag{6}$$

式中，$\boldsymbol{X}^*$ 矩阵中第 i 列的元素 $X_i^*(k)$ 计算方法为

$$X_i^*(k) = \frac{X_i(k) - \mathrm{E}\left(\boldsymbol{X}_i\right)}{\sqrt{\mathrm{Var}\left(\boldsymbol{X}_i\right)}} \tag{7}$$

式中：$\mathrm{E}(\boldsymbol{X}_i)$、$\mathrm{Var}(\boldsymbol{X}_i)$分别为原始输入样本矩阵$\boldsymbol{X}$第$i$列元素的均值和方差。

可对标准化后的矩阵$\boldsymbol{X}^*$通过主成分分析进行降维处理，其具体步骤如下。

1) 计算标准化样本矩阵的协方差矩阵$\left(\boldsymbol{X}^*\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}^*$。

2) 求解协方差矩阵$\left(\boldsymbol{X}^*\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}^*$的特征值，按降序排列得到$\lambda_1>\lambda_2>\cdots>\lambda_n$，并通过施密特正交化方法得到对应的单位正交化特征向量$\boldsymbol{p}_1,\boldsymbol{p}_2,\cdots,\boldsymbol{p}_n$。

3) 通过计算得出特征值的累积方差贡献率$B_1,\cdots,B_n$，即

$$B_k=\frac{\sum_{i=1}^{k}\lambda_i}{\sum_{i=1}^{n}\lambda_i} \tag{8}$$

给定提取效率p (一般大于0.85)，如果$B_t\geq p$，则提取前t个主成分$\boldsymbol{p}_1,\boldsymbol{p}_2,\cdots,\boldsymbol{p}_t$。

4) 计算已进行标准化变换后的样本数据$\boldsymbol{X}^*$在提取出的特征向量上的投影$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{X}^*\boldsymbol{p}$，其中$\boldsymbol{p}$为由前$t$个主成分$\boldsymbol{p}_1,\boldsymbol{p}_2,\cdots,\boldsymbol{p}_t$组成的矩阵，即$\boldsymbol{p}=[\boldsymbol{p}_1,\cdots,\boldsymbol{p}_t]$。所得的$\boldsymbol{Y}$即为进行特征提取后的数据，也就是数据降维后的数据。

3　电抗器过流机理及判别特征量选取

3.1 高压并联电抗器过流机理

电力系统中高压并联电抗器装置如图1所示。

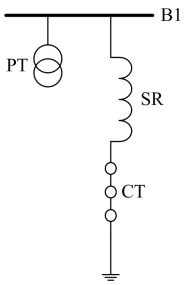


图1 高压并联电抗器装置示意图

Fig. 1 Structure of high voltage shunt reactor

图1中SR是三相并联电抗器，并联在500 kV母线B1上。PT是500 kV母线电压互感器，其数值可以由SCADA系统采集并存储。CT是测量流经高压并联电抗器电流的互感器，其读数不会被后台系统显示，仅能通过监控后台过流报警对其测量结果进行间接表征。

由于电抗器并联在电力系统中，当忽略不平衡影响时，流经电抗器的电流有效值I_{L}可以表示为

$$I_{\mathrm{L}}=\frac{U_{\mathrm{L}}}{\sqrt{3}\omega L} \tag{9}$$

式中：U_{L}为电抗器所在母线的线电压有效值；ω是系统角速度；L是电抗器的电感值。

一般地，高压并联电抗器过流报警的逻辑为

$$OC=\begin{cases}0 & I_{\mathrm{Lm}}\leq I_{\mathrm{N}}\\ 1 & I_{\mathrm{Lm}}>I_{\mathrm{N}}\end{cases} \tag{10}$$

式中：OC为过流报警逻辑值，当$OC=1$时，系统报警；I_{Lm}是CT测量到的电流有效值；I_{N}为电抗器额定电流，其计算式为

$$I_{\mathrm{N}}=\frac{U_{\mathrm{N}}}{\sqrt{3}\omega L} \tag{11}$$

式中，U_{N}为电抗器额定电压。

3.2 测量误差对过流报警的影响

由式(11)可知，当忽略测量误差时，过流报警的逻辑可转化为

$$OC=\begin{cases}0 & U_{\mathrm{Lm}}\leq U_{\mathrm{N}}\\ 1 & U_{\mathrm{Lm}}>U_{\mathrm{N}}\end{cases} \tag{12}$$

式中，U_{Lm}为PT测量到的500 kV母线电压有效值。

令$P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)$为电压落入$V_i$区间条件下监控后台发出过流报警的条件概率，由此可知，当忽略测量误差时，条件概率$P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)$与母线测量到的电压有效值$U_{\mathrm{Lm}}$间的关系，如图2所示。

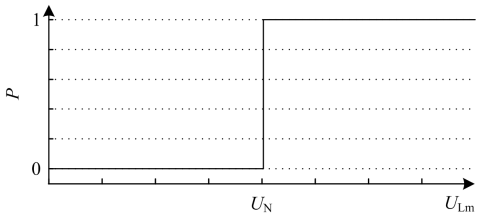


图2 不计及测量误差，$P(OC=1|V=V_i)$与U_{Lm}关系

Fig. 2 Relationship between $P(OC=1|V=V_i)$ and U_{Lm} without measurement errors

然而在实际运行中，电压互感器和电流互感器均有误差存在，其测量值可以由式(13)表示。

$$M_{\mathrm{m}}=M_{\mathrm{r}}(1+e_{\mathrm{s}})(1+e_{\mathrm{r}}) \tag{13}$$

式中：M_{r}、M_{m}分别为被测量真实值及互感器测量结果；e_{s}是互感器系统误差，它是在一定的测量条件下，对同一个被测尺寸进行多次重复测量时，误差值的大小和符号保持不变的误差；e_{r}是互感器随机误差，它是由于在测定过程中一系列有关因素微小的随机波动而形成的具有相互抵偿性的误差。

考虑电压互感器与电流互感器误差的情况下，

条件概率 $P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)$ 与 U_{Lm} 间的关系往往如图 3 所示。

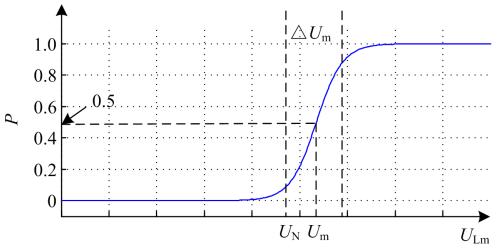


图 3 计及测量误差，$P(OC=1|V=V_i)$与 U_{Lm} 关系

Fig. 3 Relationship between $P(OC=1|V=V_i)$ and U_{Lm} considering measurement errors

对比图 2 与图 3 可知，互感器测量误差会产生以下两方面的影响。

1) $P-U_{\mathrm{Lm}}$ 关系图的中心点(即 $P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)=0.5$ 对应点)发生偏移。测量误差为 0 时，关系图中心点为额定电压 U_{N} 对应的点。但计及测量误差，中心点横坐标 $U_{\mathrm{m}}\neq U_{\mathrm{N}}$。特别是当测量精度不满足要求时，中心点横坐标偏移可能更大。

2) $P-U_{\mathrm{Lm}}$ 关系图的不确定域(即 $1-p_{\mathrm{con}}<P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)<p_{\mathrm{con}}$ 对应的范围，p_{con} 为置信概率，一般可取为 0.9)扩大。测量误差为 0 时，不确定区域的范围 $\Delta U_{\mathrm{m}}\approx 0$。但计及测量误差，不确定区域的范围 $\Delta U_{\mathrm{m}}>0$。特别是当测量精度不满足要求时，不确定域的范围可能较正常情况更大。

由此可见，利用上述两个物理量可以较好地反映由于互感器精度恶化对过流报警准确性的影响。因此，下文将这两个变量定义为关键特征对过流报警进行判别。

4　过流误报警判别方法

4.1　过流误报警判别具体思路

基于逻辑回归和主成分分析的 500 kV 高压电抗器过流误报警判别方法基本思路如下。

根据 SCADA 及监控系统获取的检测日高压电抗器母线电压有效值以及过流报警信号，对检测日当天高压电抗器过流报警条件概率 $P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)$ 与母线测量到的电压有效值 U_{Lm} 间的关系进行逻辑回归拟合。根据得到的拟合表达式，求取当日 $P-U_{\mathrm{Lm}}$ 关系图的中心点及不确定域两个关键特征指标。

将上述关键特征指标，通过主元分析法将其降维成 1 维综合特征指标。将得到的综合特征与设备正常情况下得到综合特征指标进行比对。如果当日综合特征偏离正常情况下设备的综合特征，即可判别当日报警存在误报警，需要对测量设备进行检测验证。反之，则认为设备正常，没有误报警现象存在。

4.2　过流误报警在线判别流程

基于上述思路，可以得到高压并联电抗器过电流误报警判别的流程如图 4 所示。

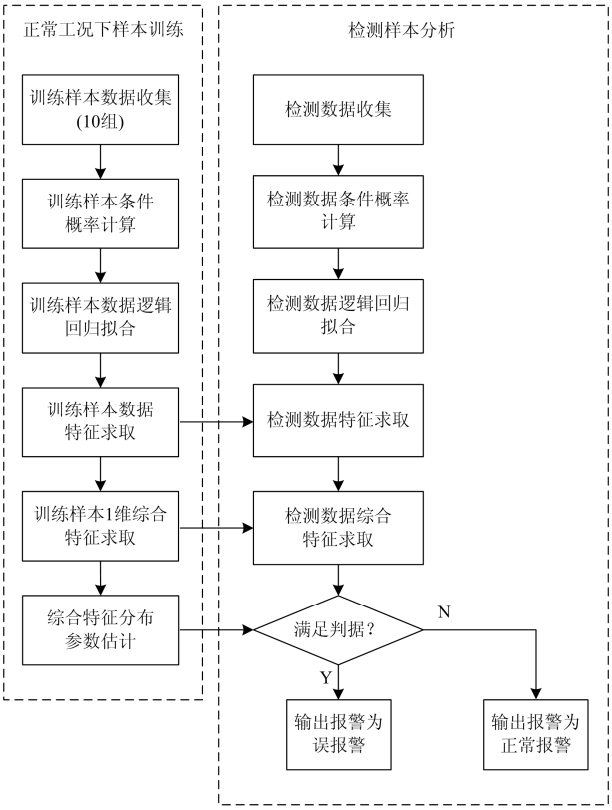


图 4 电抗器过流误报警在线辨识流程

Fig. 4 Flowchart of online fault overcurrent alerts identification of high voltage parallel reactor

由图 4 可知，基于 Logistic 回归和相对主元分析对 500 kV 高压电抗器过流误报警的判别流程如下。

Step1：正常工况下样本训练

Step1.1 训练样本数据收集。选取设备运行正常情况下连续 30 天作为训练样本分析周期。通过 SCADA 系统或者变电站监控后台，收集训练样本分析周期中每日高压并联电抗器所在母线线电压数值及电抗器报警信息，时间分辨率为 1 min 1 个点。以连续 3 天的数据为 1 组，从而得到 10 组原始数据。

Step1.2 数据预处理。针对每组的数据，采用等宽法对电压数值进行离散化，区间宽度可设置为 1 kV。同时，利用直方图法计算，统计分析周期内电压落入 V_i 区间的次数，以及当电压落入该区间时，出现过流报警的次数。计算得到电压落入 V_i 区间条件下监控后台发出过流报警的概率 $P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)$ 为

$$P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)=\frac{P\left(OC=1,V=V_i\right)}{P\left(V=V_i\right)} \tag{14}$$

式中，$P\left(OC=1,V=V_i\right)$代表统计周期内，电压落入V_i区间以及监控后台发出过流报警的联合概率。而代表$P\left(V=V_i\right)$统计周期内，电压落入V_i区间的概率。

Step1.3 逻辑回归。针对每组数据，基于逻辑回归的方法，构建电压区间V_i与过流报警概率条件概率$P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)$间的回归模型。

$$P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)=\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-(\beta_0+\beta_1 V_i)}} \tag{15}$$

通过第 1 节的方法得到回归系数β_0与β_1。

Step1.4 关键特征求取。每个逻辑回归模型的中心点KP_1及不确定域KP_2两个关键特征求取方法如下。

$$\begin{cases} KP_1=\dfrac{\left|\dfrac{-\beta_0}{\beta_1}-U_{\mathrm{N}}\right|}{U_{\mathrm{N}}} \\ KP_2=\dfrac{\left(\ln\dfrac{p_{\mathrm{con}}}{1-p_{\mathrm{con}}}-\beta_0\right)}{\beta_1}-\dfrac{\left(-\ln\dfrac{p_{\mathrm{con}}}{1-p_{\mathrm{con}}}-\beta_0\right)}{\beta_1} \end{cases} \tag{16}$$

式中，p_{con}为置信概率，一般可取$p_{\mathrm{con}}=0.9$。

Step1.5 基于主元分析的 1 维综合特征求取。将上述得到 10 组关键特征构成原始输入样本矩阵$\boldsymbol{X}$为

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} KP_1(1) & KP_2(1) \\ KP_1(2) & KP_2(2) \\ \vdots & \vdots \\ KP_1(10) & KP_2(10) \end{bmatrix} \tag{17}$$

将$\boldsymbol{X}$标准化得到标准化后的样本矩阵$\boldsymbol{X}^*$。

$$\boldsymbol{X}^*=\begin{bmatrix} KP_1^*(1) & KP_2^*(1) \\ KP_1^*(2) & KP_2^*(2) \\ \vdots & \vdots \\ KP_1^*(10) & KP_2^*(10) \end{bmatrix} \tag{18}$$

其中，$KP_1^*(i)$和$KP_2^*(i)$的计算方法为

$$\begin{cases} KP_1^*(i)=\dfrac{KP_1(i)-\mathrm{E}(\boldsymbol{KP}_1)}{\sqrt{\mathrm{Var}(\boldsymbol{KP}_1)}} \\ KP_2^*(i)=\dfrac{KP_2(i)-\mathrm{E}(\boldsymbol{KP}_2)}{\sqrt{\mathrm{Var}(\boldsymbol{KP}_2)}} \end{cases} \tag{19}$$

得到标准化样本矩阵$\boldsymbol{X}^*$的协方差矩阵$\left(\boldsymbol{X}^*\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}^*$，并对其特征方程进行求解。选取一维主成分$\lambda_1$，并利用其对应的单位正交化特征向量$\boldsymbol{p}_1$计算 10 组数据的 1 维综合特征为

$$\boldsymbol{KP}=\begin{bmatrix} KP(1) \\ KP(2) \\ \vdots \\ KP(10) \end{bmatrix}=\boldsymbol{X}^*\boldsymbol{p}_1 \tag{20}$$

Step1.6 关键特征分布参数估计。假设 10 组数据的 1 维综合特征$KP(i)$满足正态分布，利用样本均值和标准差对分布的参数进行估计，可以得到正态分布的均值$\mathrm{E}(\boldsymbol{KP})$和标准差$\mathrm{Std}(\boldsymbol{KP})$分别为

$$\begin{cases} \mathrm{E}(\boldsymbol{KP})=\dfrac{\sum_{i=1}^{10}KP(i)}{10} \\ \mathrm{Std}(\boldsymbol{KP})=\dfrac{\sqrt{\sum_{i=1}^{10}\left(KP(i)-\mathrm{E}(\boldsymbol{KP})\right)^2}}{3} \end{cases} \tag{21}$$

Step2：检测样本分析

Step2.1 检测样本数据收集。选取高压电抗器过流报警频发的某日作为检测日。通过 SCADA 系统或者变电站监控后台，收集检测日全天的高压并联电抗器所在母线线电压数值及电抗器报警信息，时间分辨率为 1 分钟 1 个点，形成原始数据。

Step2.2 数据预处理。采取与 Step1.2 相同的方法，计算检测日内电压落入V_i区间条件下过流报警的概率$P\left(OC=1\middle|V=V_i\right)$。

Step2.3 逻辑回归。对检测日数据进行逻辑回归，得到回归系数β_{J0}与β_{J1}。

Step2.4 特征求取。采取与 Step1.4 相同的方法，求取检测日逻辑回归模型的中心点KP_{J1}及不确定域KP_{J2}两个关键特征。

Step2.5 检测日综合特征求取。利用如下方法得到检测日综合特征KP_{J}。

$$KP_{\mathrm{J}}=\begin{bmatrix} \dfrac{KP_{\mathrm{J1}}(i)-\mathrm{E}(\boldsymbol{KP}_1)}{\sqrt{\mathrm{Var}(\boldsymbol{KP}_1)}} & \dfrac{KP_{\mathrm{J2}}(i)-\mathrm{E}(\boldsymbol{KP}_2)}{\sqrt{\mathrm{Var}(\boldsymbol{KP}_2)}} \end{bmatrix}\boldsymbol{p}_1 \tag{22}$$

Step 2.6 误报警判别。构建误报警的判据为

$$\frac{\left|KP_{\mathrm{J}}-\mathrm{E}(\boldsymbol{KP})\right|}{\mathrm{Std}(\boldsymbol{KP})}>2.33 \tag{23}$$

如果该判据满足，说明检测日综合特征指标与设备正常运行情况下综合特征的均值偏离超过了 2.33 倍的标准差。该情况在设备正常工况下发生的概率小于 1%，因此可以认为检测日综合特征不满足正常情况下特征分布，高压电抗器过流报警为误报警的概率极高，需要停电进行检测。

5　算例验证

5.1 算例系统及其正常工况下样本训练

以某 500 kV 线路实际高压电抗器为样本构造仿真算例。该高压电抗器额定电压为 525 kV，额定容量 120 MVA。

投运前，实验人员对高压电抗器母线电压互感器以及电抗器本体电流互感器进行测量精度试验，得到结果如表 1 所示。

表 1 互感器实验结果

Table 1 Experiment result of transformer

元件	物理量	数值
母线 PT	系统误差 e_s/%	0.12
	随机误差$\lvert e_r\rvert$/%	0.05
电抗器本体 CT	系统误差 e_s/%	–0.28
	随机误差$\lvert e_r\rvert$/%	0.10

通过变电站监控后台，以 1 min 1 个点作为时间分辨率，收集高压并联电抗器刚投运后的 30 天内所在母线线电压数值及电抗器过流报警信息，并分为 10 组。

由 Step1.2—Step1.4 所示的方法，对上述 10 组数据进行预处理，并开展逻辑回归和特征求取，可以得到各组数据的回归系数以及关键特征如表 2 所示。

表 2 回归系数以及关键特征

Table 2 Regression coefficient and key characteristic

组别	β_0	β_1	KP_1	KP_2
1	–2 311.01	4.40	0.013 5	0.998 3
2	–1 990.28	3.79	0.013 2	1.159 1
3	–2 214.67	4.22	0.039 7	1.041 6
4	–1 989.50	3.79	0.012 8	1.159 7
5	–2 064.15	3.93	0.079 7	1.117 9
6	–1 815.98	3.46	0.084 5	1.270 6
7	–1 775.41	3.38	0.160 8	1.299 9
8	–2 019.42	3.85	0.095 8	1.142 7
9	–2 005.97	3.82	0.018 8	1.150 2
10	–2 142.51	4.08	0.017 0	1.076 8

在此基础上，对上述 10 组关键特征构成原始输入样本矩阵 $\boldsymbol{X}$ 进行主成分分析，一维主特征成分 λ_1 及其单位正交化特征向量 $\boldsymbol{p}_1$ 分别为

$$\begin{cases}\lambda_1 = 1.451\,6\\ \boldsymbol{p}_1 = \left[0.707\,1 \quad 0.707\,1\right]^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{24}$$

由此可以得到 10 组数据的 1 维综合特征，并进行分布参数估计，得到的均值和方差为

$$\begin{cases}\mathrm{E}(\boldsymbol{KP}) = 0.00\\ \mathrm{Std}(\boldsymbol{KP}) = 1.204\,8\end{cases} \tag{25}$$

5.2 检测仿真算例

为了检验算法的可靠性，设置三种场景，如表 3 所示。采用仿真的方法生成检测日高压电抗器母线电压及过流报警情况。其中工况 1 表示互感器一切正常，工况 2 是电流互感器系统误差增加，但随机误差不变的情况，工况 3 是电流互感器随机误差增加，系统误差保持不变的情况。考虑到电压互感器可靠性一般较高，因此本文未考虑电压互感器误差明显变化的工况。

表 3 算例工况

Table 3 Operation situation of case study

元件	物理量	工况 1	工况 2	工况 3
电抗器本体	系统误差 e_s/%	–0.28	–0.56	–0.28
CT	随机误差$\lvert e_r\rvert$/%	0.10	0.1	1

由 Step2.2—Step2.4 所示的方法，对上述三种工况下得到的数据进行预处理，并开展逻辑回归和特征求取，可以得到检测日各种工况下的回归系数以及关键特征如表 4 所示。

表 4 回归系数以及关键特征

Table 4 Regression coefficient and key characteristic

	β_0	β_1	KP_1	KP_2
工况 1	–2 271.23	4.308	–0.021	0.351
工况 2	–331.27	62.504	7.457	–0.365
工况 3	–454.82	0.862 9	2.061 7	5.092 4

在此基础上，对表 4 数据进行相关主成分分析，得到三种工况下，检测日数据的 1 维综合特征，并代入判据，得到相关结果如表 5 所示。

表 5 检测日 1 维综合特征及判据计算结果

Table 5 One-dimension comprehensive characteristic and criterion calculation result of detection day

	KP_J	判据
工况 1	0.784 8	0.651 4
工况 2	3.578 7	2.970 4
工况 3	7.547 6	6.264 5

由表 4 和表 5 可知，当互感器测量精度出现恶化时，由相关主成分分析得到的综合特征指标出现较为明显的偏移。与正常情况下综合特征指标均值的偏离度超过了 2.5 个标准差，可以认为检测日综合特征不满足正常情况下特征分布，高压电抗器过流报警为误报警的概率极高，需要停电进行检测。

6　结论

本文基于 Logistic 回归和主成分分析方法提出了一种全新的 500 kV 高压并联电抗器过流误报警

判别方法，得到了如下结论。

1) 基于Logistic回归和主成分分析的500 kV高压并联电抗器过流误报警在线判别方法是针对数据模型建立的，无需停电进行试验，具有较强的普适性。

2) 该方法定义的两个特征，更能较好地反映由于互感器精度变化所引起的报警条件概率分布情况，具有较好的灵敏度。

3) 该方法只需使用高压并联电抗器所在母线即可实现故障诊断的电压有效值和监控后台所报出的过流信号，无需额外增加测量设备。根据实际工程系统进行算例及仿真实验，取得了良好的效果，具有较好的实用性。

参考文献

[1] 郑彬, 毕天姝, 项祖涛, 等. 特高压串补线路断路器短路电流过零延迟特性及对策[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(1): 323-333.
ZHENG Bin, BI Tianshu, XIANG Zutao, et al. Zero-crossing delay characteristics of short circuit current passing through circuit breakers of UHV series compensated lines and counter measures[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(1): 323-333.

[2] 彭春华, 姜磊, 刘君, 等. 采用极限学习机预测优化的超高压输电线畸变电场屏蔽[J]. 电网技术, 2017, 41(11): 3655-3661.
PENG Chunhua, JIANG Lei, LIU Jun, et al. Distorted electric field shielding of EHV transmission line based on extreme learning machine prediction optimization model[J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3655-3661.

[3] 解超, 李凤婷, 路亮, 等. 不带并联电抗器的风电场单回送出线自适应三相重合闸策略[J]. 电网技术, 2017, 41(11): 3492-3498.
XIE Chao, LI Fengting, LU Liang, et al. An adaptive three-phase reclosing scheme for wind farm single circuit outgoing line without shunt reactors[J]. Power System Technology, 2017, 41(11): 3492-3498.

[4] BEN Tong, YANG Qingxin, YAN Rongge, et al. Research on stress characteristics of shunt reactor considering magnetization and magnetostrictive anisotropy[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2018, 54(3): 1-4.

[5] 樊占峰, 白申义, 杨智德, 等. 光学电流互感器关键技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(3): 67-74.
FAN Zhanfeng, BAI Shenyi, YANG Zhide, et al. Research on key technology of optical current transformer[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(3): 67-74.

[6] 徐思恩, 冯宇, 汪本进, 等. 特高压电容式电压互感器误差在线同级比对技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(3): 133-137.
XU Sien, FENG Yu, WANG Benjin, et al. Research on on-line peer comparison of UHV capacitor voltage transformer error[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(3): 133-137.

[7] 滕予非, 汤涌, 汪晓华, 等. 特高压直流输电工程直流分压器动态特性及其引起的误闭锁机理研究[J]. 电网技术, 2016, 40(9): 2646-2653.
TENG Yufei, TANG Yong, WANG Xiaohua, et al. Mechanism analysis of error block caused by dynamic characteristics of DC voltage divider in UHVDC[J]. Power System Technology, 2016, 40(9): 2646-2653.

[8] BISWAL M, BISWAL S. A positive-sequence current based directional relaying approach for CCVT subsidence transient condition[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 81-91. DOI: 10.1186/s41601-017-0038-0.

[9] 戚宣威, 李露, 黄晓明, 等. 区外故障导致变压器电流互感器饱和及差动保护误动问题研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(20): 44-51.
QI Xuanwei, LI Lu, HUANG Xiaoming, et al. Study on the CT saturation and mal-operation of the transformer current differential protection during external faults[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(20): 44-51.

[10] 李明, 税爱社, 宋政辉, 等. 基于广义回归神经网络的传感器故障诊断研究[J]. 传感器与微系统, 2009, 28(12): 17-20.
LI Ming, SHUI Aishe, SONG Zhenghui, et al. Research on GRNN-based sensor fault diagnosis[J]. Transducer and Microsystem, 2009, 28(12): 17-20.

[11] 彭红星, 陈祥光, 徐巍, 等. 多变量过程创拿起故障检测的 SVM 方法[J]. 北京理工大学学报, 2008, 28(8): 727-731.
PENG Hongxing, CHEN Xiangguang, XU Wei, et al. SVM approach for sensor fault detection in multi-variable processes[J]. Transactions of Beijing Insittute of Technology, 2008, 28(8): 727-731.

[12] 王洪彬, 唐昆明, 徐瑞林, 等. 数字化变电站电子式互感器渐变性故障诊断方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(24): 53-58.
WANG Hongbin, TANG Kunming, XU Ruilin, et al. Diagnosis of soft fault of electronic transformer in digital substation[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(24): 53-58.

[13] 程宏波, 罗杰, 王勋, 等. 一种基于解析冗余的互感器故障的检测及容错方法[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(23): 69-73.
CHENG Hongbo, LUO Jie, WANG Xun, et al. A novel

method for instrument transformer's fault detection and tolerant control based on analytical redundancy[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(23): 69-73.

[14] 熊小伏, 杨雪东, 刘年, 等. 基于站间信息的电子式互感器故障协同诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(21): 80-83, 89.
XIONG Xiaofu, YANG Xuedong, LIU Nian, et al. A collaborative diagnosis method of electronic transformer fault based on the inter-substation information[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(21): 80-83, 89.

[15] 王涛, 张宁, 刘琳, 等. 有源电子式互感器故障诊断技术的研究与应用[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(18): 74-79.
WANG Tao, ZHANG Ning, LIU Lin, et al. Research and application of electronic transformer fault diagnosis[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(18): 74-79.

[16] 李朝阳, 杨健维, 王玘, 等. 基于主元分析的牵引变电站互感器二次量异常故障在线识别方法[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(8): 103-109.
LI Zhaoyang, YANG Jianwei, WANG Qi, et al. Online identification of secondary measurement abnormality based on PCA for instrument transformers of traction substation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(8): 103-109.

[17] 周瑜, 顾宏. 面向不平衡数据的逻辑回归偏标记学习算法[J]. 大连理工大学学报, 2017, 57(2): 184-188.
ZHOU Yu, GU Hong. Partial label learning algorithm for imbalanced data based on logistic regression[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2017, 57(2): 184-188.

[18] 侯爱华, 高伟, 汪霖. 基于逻辑回归模型的流量异常检测方法研究[J]. 工程数学学报, 2017, 34(5): 479-489
HOU Aihua, GAO Wei, WANG Lin. Research on traffic anomaly detection method based on the logistic regression model[J]. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2017, 34(5): 479-489.

[19] LIU Zhuo, WANG Tianzhen, TANG Tianhao, et al. CA principal components rearrangement method for feature representation and its application to the fault diagnosis of CHMI[J]. Energies, 2017, 10(9): 1-15.

[20] 王守鹏, 赵冬梅, 商立群, 等. 基于主成分聚类分析的火电机组综合评价方法[J]. 热力发电, 2017, 46(5): 74-79.
WANG Shoupeng, ZHAO Dongmei, SHANG Liqun, et al. Comprehensive evaluation method for thermal power units based on principal component analysis and cluster analysis[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(5): 74-79.

[21] 徐久成, 黄方舟, 穆辉宇, 等. 基于 PCA 和信息增益的肿瘤特征基因选择方法[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2018, 46(2): 104-110, 2.
XU Jiucheng, HUANG Fangzhou, MU Huiyu, et al. Tumor feature gene selection method based on PCA and information gain[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition) , 2018, 46(2): 104-110, 2.

[22] 王海英, 贾萍. 武陵山特困区脆弱生态环境与贫困耦合关系空间分布研究[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2017, 45(6): 18-26.
WANG Haiying, JIA Ping. Coordination development between ecological vulnerability and poverty alleviation in wuling mountain destitute area[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2017, 45(6): 18-26.

收稿日期：2018-02-24；　修回日期：2018-04-05

作者简介：

滕予非(1984—)，男，通信作者，高级工程师，研究方向为超特高压交直流电网运行与控制。E-mail: yfteng2011@163.com

(编辑　许　威)