

文章编号: 1005-0523(2020)04-0102-07

DOI: 10.16749/j.cnki.jecjtu.2020.04.016

VW-MSPC 方法在变压器状态评估中的应用研究

王 勋¹, 王豫新¹, 康 琛², 万 华², 程宏波¹

(1. 华东交通大学电气与自动化工程学院, 江西 南昌 330013; 2. 国网江西省电力公司电力科学研究院, 江西 南昌 330096)

摘要: 针对变压器状态评估变量指标之间具有相关性以及重要性不同的特点, 在基于马氏距离的传统多元统计控制图中引入加权马氏距离, 设计一种基于变量加权的多元统计过程控制的变压器评估方法。该方法结合关联规则方法给出的变压器关键指标变量体系利用多元控制图的波动检出能力, 将变压器各类故障对应的多元实时监测数据转化为一个检验统计量, 进而对变压器运行状态进行评估。电流回路过热故障的实例分析表明, 相对于现行的变压器状态评估标准, 该方法具有更快的故障检出速度; 对于已知故障的样本数据的回顾检测表明该方法具有较高的故障检出率。

关键词: 多元统计过程控制; 关联规则; 加权马氏距离; 变压器运行状态

中图分类号: TM41

文献标志码: A

本文引用格式: 王勋, 王豫新, 康琛, 等. VW-MSPC 方法在变压器状态评估中的应用研究[J]. 华东交通大学学报, 2020, 37(4): 102-108.

Citation format: WANG X, WANG Y X, KANG C, et al. Application of variable weighted multivariate statistical process control method in transformer state evaluation[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2020, 37(4): 102-108.

以变压器运行状态为依据的变压器在线状态检修是现阶段变压器检修的发展趋势^[1]。现行的变压器状态评估标准^[2]采用单变量的阈值比较法, 判断方法简单、易行。但变压器发生故障时, 各状态量变化并不是孤立的, 针对单一变量逐个评估的单变量的阈值比较法对于变压器状态数据信息的利用并不充分, 评估结果很容易出现偏差。针对这一问题, 程宏波等^[4]提出多元统计控制方法对变压器进行评估; 吴奕等^[5]提出基于熵权模糊物元和主元分析的变压器状态评价方法; 张珂斐等^[6]提出基于全维度的电力变压器智能决策支持系统研究, 此外, 人工智能算法^[7]、图像识别^[8]也被引入变压器状态评估中。

与其他评估方法相比, 多元统计过程控制^[9-10]判别过程利用数据的分布特性, 不需要准确的数学模型, 构造简单, 实时性、可视化性能优异。然而, 基于马氏距离的传统多元统计过程控制无法反映变压器各指标变量重要性差异, 在应用上受到一定限制。为此, 在传统的多元统计过程控制方法的基础上引入加权马氏距离, 构建一种基于变量加权的多元统计过程控制 (multivariate statistical process control based on variable weighting, VW-MSPC), 该方法在考虑变压器指标变量相关性的同时, 兼顾反映了指标变量的重要性差异, 可以客观、灵敏地反映变压器运行状态, 为变压器状态检修提供参考依据。

1 变压器关键指标变量体系及变量的权重计算

1.1 变压器状态指标变量及各故障类型

变压器的状态指标变量可以有效的反映变压器的状态, 正常情况下, 变压器状态变量参数会在一定范围上下波动, 对于变压器各状态指标变量测定、记录、评估是判断变压器运行过程是否发生异常的有效手段。

常见的 9 种变压器故障类型为: F1 绕组故障, F2 铁心故障, F3 电流回路过热, F4 绝缘受潮, F5 电弧放电, F6 绝缘老化, F7 绝缘油劣化, F8 局部放电, F9 油流放电。

根据相关标准^[2-3]筛选出试验数据充分的 26 种变压器状态指标变量: H₂ 含量, CH₄ 含量, C₂H₆ 含量, C₂H₄ 含量, C₂H₂ 含量, CO 相对产气速率, CO₂ 相对产气速率, 铁心接地电流, 铁心绝缘电阻, 绝缘电阻吸收比, 极化

收稿日期: 2019-12-23

基金项目: 江西省杰出青年人才培养项目(20162BCB23046); 江西省重点研发计划项目(20161BBH80033)

作者简介: 王 勋(1960—), 男, 教授, 研究方向为智能变电站设计。

指数,绕组直流电阻互差,绕组电容量初值差,绕组绝缘介损,绕组短路阻抗初值差,绝缘油介损,油中含水量,油击穿电压,体积电阻率,油中含气量,局部放电量,油界面张力,糠醛含量,纸板聚合度,油流带电,顶层油温。

1.2 变压器各故障类型的关键指标变量提取及权重计算

对于不同的变压器故障类型需要合适状态指标变量进行评估,提取变压器各故障类型的关键指标变量能有效降低数据维度,去除冗余变量,提高变压器评估的准确性。

在无主观性需求的情况下,为保证评估方法的客观性,选用关联规则方法^[11]筛选各故障的关键指标变量,并给出各故障指标变量的权重,使数据降维,权重给定,状态评估方法全部依赖于客观数据与客观的应用数学统计分析方法。基于关联规则的关键指标变量筛选步骤如下:

1) 建立变压器关联规则的相关数据集

总集合 D ,包含所有的故障信息的事务数据库;子集 A ,故障发生后,某项超出警示值的指标参量的集合;子集 B ,发生某类故障的集合。

2) 计算变压器各故障类型与指标变量的支持度,置信度

定义 B_f 为出现第 f 类故障事件, A_d 表示第 d 个指标变量超出注意阈值的事件,关联规则 $A_d \rightarrow B_f$ 的支持度 $S(A_d \rightarrow B_f)$ 与置信度 $C(A_d \rightarrow B_f)$ 可表示为

$$S(A_d \rightarrow B_f) = P(A_d \cup B_f) = \frac{\lambda(A_d \cup B_f)}{\lambda(B_f)} \quad (1)$$

$$C(A_d \rightarrow B_f) = \frac{P(A_d \cup B_f)}{P(A_d)} = \frac{\lambda(A_d \cup B_f)}{\lambda(A_d)} \quad (2)$$

式中: $\lambda(B_f)$ 表示发生第 f 类故障的总次数; $\lambda(A_d)$ 表示第 d 个指标变量超出注意阈值的总次数; $\lambda(A_d \cup B_f)$ 第 f 类故障发生同时第 d 个指标变量超出注意阈值的次数。

支持度和置信度是关联规则的两个基本的衡量度,支持度反映此关联规则的有效性,支持度越高,关联程度也越高;置信度反映此关联规则的确定性,置信度越高,该关联规则越可靠。

3) 根据支持度数据依次筛选出变压器关键指标变量。支持度需满足条件

$$S(A \rightarrow B) \geq \min(S) \quad (3)$$

式中: $\min(S)$ 为最小支持度阈值,相关文献表明,最小支持度阈值取 70% 就可以说明事件之间具有较高的关联性^[12]。

4) 计算与变压器各故障相关的关键指标变量的权重

以关联规则中的置信度为标准计算的常权重系数作为变压器各故障关键指标变量的权重,常权重系数完全依赖于变压器失控状态,可以排除权重给定过程中主观性的影响。权重计算公式为

$$\omega_{f,l} = \frac{C(A_{f,l} \rightarrow B_f)}{\sum_{l=1}^p C(A_{f,l} \rightarrow B_f)} \times p \quad (4)$$

式中: $\omega_{f,l}$ 为第 f 类故障类型的第 l 个指标变量对应权重; $C(A_{f,l} \rightarrow B_f)$ 为 $A_{f,l}$ 对 B_f 的置信度; $\sum_{l=1}^p C(A_{f,l} \rightarrow B_f)$ 为 B_f 中所有变量置信度之和; p 为对 f 类故障评估时的数据维度,也即该故障类型的关键指标变量数。

2 基于变量加权的多元统计过程控制

多元统计过程控制通过分析大量变量间具有相关性的过程数据和变量数据,利用假设检验的原理构造合适的多元控制图,通过多元控制图可以直观的判断系统运行状态。根据统计量计算方法不同,常用的多元控制图有多元 T^2 控制图、多元累积和(multivariate cumulative sum,MCUSUM)控制图以及多元指数加权滑动平均(multivariate exponentially weighted moving average,MEWMA)控制图。在三种控制图中,MEWMA 控制图每一个观测点都包含了历史信息的影响,针对不同的情况可采用不同平滑系数,具有反映过程变化的趋势、灵活性高等优点,适用于变压器运行状态评估。

2.1 MEWMA 控制图

对于 MEWMA 控制图^[13]介绍如下:

假设 X 为相互独立的 p 维随机变量 $X \sim N(\mu_0, \Sigma_X)$, 观测点总数为 c 。 X 可排列为一个 $p \times c$ 的矩阵, 矩阵 X 的第 i 列表示第 i 个观测点样本值; 矩阵 X 第 l 行 X_l 表示为第 l 个指标变量。

对样本进行 EWMA 滤波后第 i 个样本变为 Z_i

$$Z_i = rX_i + (1-r)Z_{i-1} \quad (5)$$

式中: r 为平滑系数权重, $r \in (0, 1)$, 当 $r=1$ 时, Z_i 退化为 X_i ; 初值 Z_0 取样本总体均值向量 μ_0 。

对于第 i 个观测点 MEWMA 图的检验统计量定义为

$$Q_i = (Z_i - \mu_0)^T \Sigma_Z^{-1} (Z_i - \mu_0) \quad (6)$$

式中:

$$\Sigma_Z = \frac{r}{2-r} \Sigma_X \quad (7)$$

式中: Σ_X 为受控状态下初始样本 X 遵循的总体协方差; Σ_Z 表示样本 EWMA 滤波后样本 Z 遵循总体协方差。

为使组内波动小而组间差异大, 提高控制图的抗异常干扰的能力, 常对样本进行合理子组划分, 即将相邻的 n 个数据取均值作为样本来计算统计量。检验统计量由(6)更改为

$$Q_i = n(Z_i - \mu_0)^T \Sigma_Z^{-1} (Z_i - \mu_0) \quad (8)$$

2.2 VW-MSPC 图

变压器不同的指标变量含有信息的重要程度是不同的, 而 MEWMA 图通过检验统计量对系统运行状态进行评估, 其检验统计量式(8)实质上是一个马氏距离公式, 该式虽然考虑了各变量之间的相关性与变量时序变化等因素, 但并未涉及属性指标间的重要性差异对评估结果的影响, 这对于变压器状态评估而言是不够的。加权马氏距离是马氏距离公式的一种改进, 在消除量纲, 反映变量相关性的同时, 还考虑了变量重要性差异的影响, 在 TOPSIS 方法^[14], 图像处理^[15], 聚类分析^[16]的相关算法中加权马氏距离表现出了良好的去噪能力, 因此考虑在 MEWMA 控制图中引入加权马氏距离公式构造一种同时考虑指标变量重要程度与相关性的基于变量加权的多元统计过程控制(VW-MSPC)图, 其检验统计量计算过程如下:

由于主观性和客观性因素, 系统对于各指标变量有不同的敏感度, 可分别用权重表示为矩阵形式

$$\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p] \quad (9)$$

矩阵 ω 中的每一个元素都与欲控制的指标变量一一对应, 为了使计算的检验统计量不产生较大的变化, 各个指标权重之和满足

$$\sum_{i=1}^p \omega_i = p \quad (10)$$

将加权马氏距离引入式(8)中得到 VW-MSPC 检验统计量的计算式

$$Q_i = n(Z_i - \mu_0)^T \Omega \Sigma_Z^{-1} \Omega (Z_i - \mu_0) \quad (11)$$

$$\Omega = \text{diag}(\sqrt{\omega_1}, \sqrt{\omega_2}, \dots, \sqrt{\omega_l}, \dots, \sqrt{\omega_p}) \quad (12)$$

式中: Ω 为权重矩阵中各元素的开方对角化矩阵。当各变量权重值 ω_i 都为 1 时, 式(11)退化成式(8), VW-MSPC 图退化为 MEWMA 控制图。

2.3 VW-MSPC 的控制阈值计算

若根据式(11)计算的检验统计量 Q_i 值超过控制图的上限阈值 U_{CL} , 表明系统在该点处于异常状态。一般而言, 决定多元控制图阈值的显著水平 α 由 3σ 原则确定, 但这只是一种经验方法, 考虑到变压器运行状态检测的实际情况, 可根据各状态指标变量的标准差 σ 和注意阈值 μ_α 来计算多元显著水平 α 从而确定变压器各故障的上限阈值 U_{CL} 。其计算过程如下:

1) 计算各指标状态变量的一元显著水平 α_i 。由于变压器状态指标变量往往只有一个上限或下限注意阈值, 同时各变量都为正值, 所以一元显著水平 α_i 计算公式为

$$\alpha_l = \begin{cases} 1 - \text{normcdf}(\mu_{ol}, \mu_{ol}, \sigma_l), & \mu_{ol} > \mu_{ol} \\ \text{normcdf}(\mu_{ol}, \mu_{ol}, \sigma_l), & \mu_{ol} < \mu_{ol} \end{cases} \quad (13)$$

式中： μ_{ol}, μ_{ol} 分别为第 l 个状态指标变量的均值与注意阈值； normcdf 为正态分布累计概率密度函数； σ_l 为各状态指标变量的标准差。

2) 计算变压器各故障评估对应的多元显著水平 α 。计算各指标状态量的不同权重 ω_l ，多元显著水平 α 可由以下公式计算

$$\alpha = \sum_{l=1}^p \omega_l \alpha_l \quad (14)$$

3) 确定 VW-MSPC 图的阈值。VW-MSPC 图的阈值确定方法与 MEWMA 控制图相似，都是根据显著水平 α ，数据维度 p ，由 ARL(average running length) 曲线确定^[17]。

3 实例分析

以江西某地一台 220 kV 变压器发生电流回路过热(F3)故障为例说明 VW-MSPC 方法的可行性。

3.1 关键指标变量体系的建立

根据 2013—2017 年中国电科院设备状态统计数据整理出 1 328 组与被测变压器型号相同、运行环境近似、已知故障类型的变压器数据。经统计，1 328 次故障中，发生电流回路过热(F3)故障次数 $\lambda(B_f)$ 为 131 次。表 5 $\lambda(A_d \cup B_f) = 0$ 的指标变量未在表中显示)统计了 F3 故障发生时所有指标状态量超过各自注意阈值的次数 $\lambda(A_d \cup B_f)$ ，所有样本指标变量超过注意阈值的总次数 $\lambda(A_d)$ 以及根据式(1)，式(2)计算的各指标关于 F3 故障的支持度与置信度。同时统计变压器正常运行时，F3 故障时相关指标变量的均值 μ_0 ，标准差 σ ，注意阈值 μ_α ，并根据式(13)计算各指标变量的一元显著水平 α_l ，一同计入表 1 中。

表 1 F3 故障相关指标变量信息
Tab.1 F3 fault related indicator variable information

状态指标变量名称	$\lambda(A_d \cup B_f)$ /次	$\lambda(A_d)$ /次	支持度/%	置信度/%	$\mu_0/(\mu\text{L/L})$	σ	$\mu_\alpha/(\mu\text{L/L})$	α_l
H ₂ 含量	3	453	2.29	0.66	137	4.351	150	0.001 4
C ₂ H ₆ 含量	37	172	28.24	21.51	16.4	15.36	65	0.000 2
C ₂ H ₄ 含量	110	287	84.97	38.33	37.2	4.370	50	0.001 7
CO 相对产气速率	102	116	77.86	87.93	19	24.45	100	0.000 5
CO ₂ 相对产气速率	111	121	84.73	91.74	54	45.72	200	0.000 7
绕组直流电阻互差	127	357	96.95	35.57	1.5	0.820	4	0.001 1
绝缘油介损	2	477	1.53	0.42	1.7	0.740	4	0.000 9
顶层油温	124	155	94.66	80	37.6	13.35	85	0.000 2

规定 $\min(S)$ 为 70%，根据支持度信息采用式(3)即可筛选出关键指标变量。例如 C₂H₆ 含量对于 F3 故障的支持度为 $\lambda(A_d \cup B_f) / \lambda(B_f) \times 100\% = 37 / 131 \times 100\% = 28.24\%$ ，小于 70%，不是 F3 的关键指标变量；而 C₂H₄ 含量对于 F3 故障的支持度为 84.97%，大于 70%，可作为 F3 故障的关键指标变量。

最终筛选出的 F3 故障的关键指标变量为：C₂H₄ 含量 x_1 ，CO 相对产气速率 x_2 ，CO₂ 相对产气速率 x_3 ，绕组直流电阻互差 x_4 ，顶层油温 x_5 。根据式(4)可计算出各变量对应的权重矩阵为 $\omega = [0.574, 0.534, 1.318, 1.375, 1.199]$ 。

3.2 VW-MSPC 图的构建

根据表 5 中一元显著水平 α_i 信息采用式(14)可计算出 F3 故障的多元显著水平=0.003 4,参考标准^[2]中对于状态分数的划分比例,分别按 60%,80%,100%显著水平将控制域划分为正常、注意、异常、严重 4 个区域,通过对应的 ARL 曲线求得该故障多元统计过程控制中正常到注意状态的阈值为 16.642,注意到异常状态的阈值为 17.280,异常到严重状态的阈值为 17.637。

选取变压器该次故障之前包含 F3 故障的 5 个关键指标变量的 300 组数据,使用 Johnson 变换法将对应数据进行转换,使统计的数据接近多元正态样本,设定每组内个案数 $n=10$,子组样本个数为 30,平滑系数 $r=0.2$,根据式(5)将样本进行 EWMA 滤波处理后的样本数据和变量权重带入式(11)中计算该故障的 VW-MSPC 检测统计量。子组样本数据以及检验统计量 Q 如表 2 所示。

表 2 子组样本均值及检验统计量
Tab.2 Mean and test statistics of subgroup samples

样本号	$x_1/$ ($\mu\text{L/L}$)	$x_2/$ (%/月)	$x_3/$ (%/月)	$x_4/$ %	$x_5/$ °C	Q	样本号	$x_1/$ ($\mu\text{L/L}$)	$x_2/$ (%/月)	$x_3/$ (%/月)	$x_4/$ %	$x_5/$ °C	Q
1	38.5	16.3	53.7	2.4	43.0	3.909	16	37.4	17.1	54.2	1.9	36.5	1.925
2	38.7	20.7	50.1	1.7	38.5	2.698	17	37.0	44.6	52.8	1.3	36.6	3.518
3	38.5	24.5	44.5	1.4	38.3	3.527	18	37.5	17.0	69.7	1.6	41.0	4.171
4	37.0	12.6	42.1	1.5	35.6	5.535	19	40.0	33.1	64.1	1.4	46.4	5.495
5	38.1	14.1	49.2	1.7	39.1	1.691	20	41.5	57.1	121.4	2.6	52.2	16.938
6	36.9	23.9	71.2	1.3	32.0	4.111	21	45.9	70.5	157.4	3.4	68.2	16.725
7	38.4	21.1	30.4	1.3	36.0	4.623	22	46.9	73.1	161.8	3.5	74	17.045
8	36.4	26.6	53.0	1.5	37.1	2.343	23	47.7	76	149.9	3.3	59	17.321
9	36.5	22.3	33.8	1.2	37.7	3.565	24	45.2	69.9	145.4	3.1	61.2	17.332
10	38.8	18.3	30.2	1.8	36.9	5.842	25	43	73.4	143	3.1	64.4	17.611
11	36.8	16.2	44.2	1.4	35.3	4.171	26	49.3	84.7	156.6	3.9	54.4	17.368
12	40.3	18.7	74.8	1.4	37.4	1.829	27	49.1	75.8	165.4	3.7	65.4	17.943
13	39.6	12.4	44.1	1.5	35.0	0.765	28	42.7	95	160.4	3.5	67.9	19.975
14	38.7	26.5	36.9	1.0	35.5	3.021	29	50.4	100.3	152.6	3.9	72.4	19.059
15	36.4	25.4	82.2	1.1	37.3	4.834	30	68.1	123.7	167.4	4.8	75.6	20.611

根据表 2 中检验统计量数据可以绘制出 F3 故障的 VW-MSPC 图如图 1(a)所示,对控制域区间进行等距处理,获得处理后的 VW-MSPC 图如图 1(b)所示。通过图 1 可以直观地判断出变压器关于 F3 故障的状态。

为得到变压器整体运行状态,按照上述计算过程,获得 F1~F9 故障的检验统计量,将变压器各故障的检验统计量按显著水平的比例转化成百分制,其中检验统计量为 0 时得分为 100,达到异常阈值时得分为 85,达到注意阈值时得分为 75,达到严重阈值时得分为 60,根据故障出现频次,对各故障对于变压器整体故障的权重比例矩阵为 [0.120, 0.110, 0.111, 0.097, 0.114, 0.145, 0.101, 0.097, 0.105]。当变压器各类故障均处在正常状态时,变压器整体评价按各故障的权重比例进行叠加;当变压器各类故障有一个除以异常及以上

状态时,变压器的整体得分和状态评价参照最恶劣一类故障,由此可得到变压器整体状态 VW-MSPC 图如图 2(a)所示。按照标准^[3]的变压器评估方法获得变压器整体得分如图 2(b)所示。

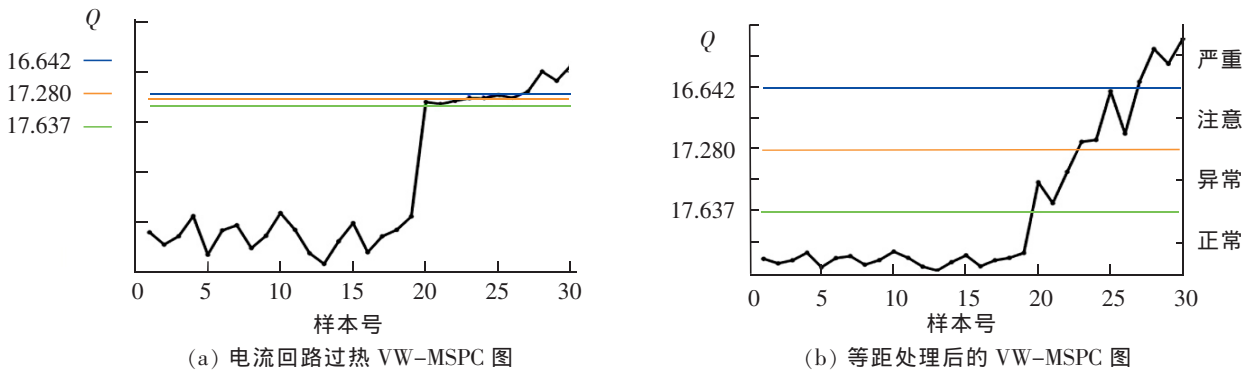


图 1 电流回路过热 VW-MSPC 图
Fig.1 VW-MSPC diagram of current circuit overheating

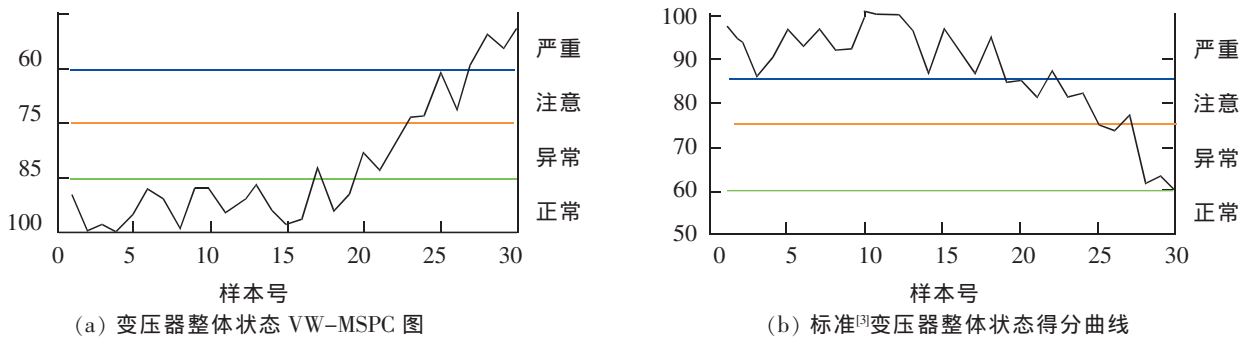


图 2 变压器整体状态评估
Fig.2 Assessment of transformer integral state

在图 2(a),图 2(b)中,变压器处于正常运行时,电流回路过热的多元统计控制图曲线和国网标准的得分曲线都在正常区域上下波动,符合变压器运行的实际情况。而图 2(a) VW-MSPC 图显示变压器在第 23 个样本点进入异常状态,在第 27 个样本点处变压器处于严重状态;图 2(b)国家电网标准下的评估方法在第 25 个样本点、第 30 个样本点处发现设备处于异常运行状态和严重运行状态,检出时间均落后于 VW-MSPC 方法,这说明 VW-MSPC 方法对变压器异常及以上状态具有更高的灵敏性。

3.3 故障样本的回顾检测

为进一步说明 VW-MSPC 方法的检出效果,筛选 2017—2018 年与被测变压器型号相同、运行环境近似的 314 次变压器故障时的运行状态数据,选取每次故障之前的 300 个数据点,分别使用标准^[3]、MEWMA 控制图^[4]、VW-MSPC 图进行回顾检测,故障检出率如表 3 所示。

表 3 回顾检测的故障检出率
Tab.3 Failure detection rate of retrospective detection

故障	故障数	故障检出率/%			故障	故障数	故障检出率/%		
		标准	MEWMA	VW-MSPC			标准	MEWMA	VW-MSPC
F1	36	72.22	77.77	88.89	F6	41	80.49	78.05	92.68
F2	40	75.00	77.50	90.00	F7	32	75.00	78.13	87.50
F3	34	73.53	70.59	88.24	F8	29	72.41	82.76	86.20
F4	32	78.13	81.25	90.63	F9	33	75.76	72.72	93.93
F5	37	67.57	75.38	91.89	整体	314	74.20	76.11	92.99

表3数据显示相对于国网标准、传统的多元统计过程控制,VW-MSPC方法对于变压器的各类故障都有较高的故障检出率。

4 结论

1) 在传统的多元统计过程控制中引入加权马氏距离,提出一种基于变量加权的统计过程控制方法对变压器运行状态进行评估,同时考虑了变压器变量之间的相关性以及指标变量重要程度差异信息,克服了传统多元统计过程控制中计算最终统计量时各变量权重一致的问题,在充分利用变压器运行状态数据的基础上,得到一种构造简单、实时性、可视化性能优异的变压器状态评估方法。

2) 关联规则方法使用变压器历史运行过程中的故障信息,计算变压器各故障类型与各状态指标变量数据的支持度、置信度。利用支持度信息筛选出各故障的关键指标变量,可以有效地减少数据维度,提高变压器状态评估的准确性,利用可信度信息提供各故障类型关键指标变量权重,使权重的给定完全依赖于失控状态,排除权重给定过程中主观性的影响。

3) 电流回路过热故障的实例分析表明 VW-MSPC方法可以根据变压器运行状态数据很好地评估变压器运行状态,相较于现行变压器检测标准,该方法对变压器异常及以上状态具有更高的灵敏性,能够更快地检测出变压器异常;通过对历史故障数据的回顾检验表明 VW-MSPC方法对于变压器运行故障的检出的准确率较高。

参考文献:

- [1] 刘云鹏,许自强,李刚,等. 人工智能驱动的数据分析技术在电力变压器状态检修中的应用综述[J]. 高电压技术,2019,45(2):337-348.
- [2] 国家能源局. 油浸式变压器(电抗器)状态评价导则:DL/T 1685-2017[S]. 北京:中国电力出版社,2017.
- [3] 国家电力监管委员会. 电气设备预防性实验规程:DL/T 596-2005[S]. 北京:中国电力出版社,2005.
- [4] 程宏波,伦利,康琛,等. 一种基于多元统计分析的变压器状态评判方法[J]. 电网技术,2018,42(8):2719-2724.
- [5] 吴奕,朱海兵,周志成,等. 基于熵权模糊物元和主元分析的变压器状态评价[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(17):1-7.
- [6] 张珂斐,郭江,陈红坤. 基于全维度的电力变压器智能决策支持系统研究[J]. 电测与仪表,2019,56(13):33-38.
- [7] 阮玲,谢齐家,高胜友,等. 人工神经网络和信息融合技术在变压器状态评估中的应用[J]. 高电压技术,2014,40(3):822-828.
- [8] 王小芳,康琛,程宏波,等. 基于红外图像处理的变电设备热故障自动诊断方法[J]. 华东交通大学学报,2019,36(3):111-118.
- [9] 唐凯,刘瑞兰,苏宏业,等. 于多元统计过程控制的故障识别方法[J]. 浙江大学学报(工学版),2005(5):663-667.
- [10] WU X L,XU Y W,ZHAO D Q,et al. Fault detection and assessment for solid oxide fuel cell system gas supply unit based on novel principal component analysis[J]. Journal of Power Sources,2019,436:226864.
- [11] JADAV J J,PANCHAL M. Association rule mining method on OLAP cube[J]. International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA),2012,2(2):1147-1151.
- [12] SANGAHN K I M. Variable selection-based SPC procedures for high-dimensional multistage processes [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics,2019,30(1),144-153.
- [13] LIU D,QI X C,QIANG F,et al. A resilience evaluation method for a combined regional agricultural water and soil resource system based on Weighted Mahalanobis distance and a Gray-TOPSIS model[J]. Journal of Cleaner Production,2019,229:667-679.
- [14] 阴盼强,路东明,袁渊. 基于马氏距离的改进非局部均值图像去噪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2016,28(3).
- [15] 赵小强,李雄伟. 基于改进马氏距离的模糊C聚类研究[J]. 中南大学学报(自然科学版),2013,44(S2):195-198.
- [16] J RAVICHANDRAN. Transition probabilities and ARL performance of Six Sigma zone control charts[J]. Communications in Statistics-Theory and Methods,2019,48(16):3976-3991.

(下转第124页)

Research on Semantic Segmentation Model of Low-Illumination Edge Enhancement

Luo Hui, Lu Chunyu

(School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of semantic segmentation of low-illumination images, an edge enhanced semantic segmentation model (EESN) based on RPN is proposed. Firstly, higher-order semantic features of images were learned by using a deep residual network, and the region proposals were quickly generated by RPN. Secondly, a fusion algorithm was designed to fuse the region proposals and eliminate the repeated candidate regions. Finally, low-illumination edges were searched by the edge search box, and their features were enhanced by using the local enhancement algorithm with low distortion. EESN was used in semantic segmentation of Pascal VOC12 dataset and Cityscapes dataset, and 81.2% and 67.6% of pixel intersection-over-union (mIoU) on these two datasets were obtained. The experimental results also demonstrate that EESN has good segmentation performance for images with low illumination edge.

Key words: semantic segmentation; RPN; low-illumination; edge detection; local enhancement

(上接第 108 页)

Application of Variable Weighted Multivariate Statistical Process Control Method in Transformer State Evaluation

Wang Xun¹, Wang Yuxin¹, Kang Chen², Wan Hua², Cheng Hongbo¹

(1. School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;

2. State Grid Jiangxi Electric Power Research Institute, Nanchang 330096, China)

Abstract: According to the characteristics of different correlation and importance between the variables of transformer state evaluation, the weighted Mahalanobis distance is introduced into the traditional multivariate statistical control chart based on Mahalanobis distance, and a transformer evaluation method based on the variable weighted multivariate statistical process control is designed. This method combines the weight of transformer state variable given by association rule method, and uses the wave detection ability of multivariate control chart to transform the multivariate real-time monitoring data corresponding to various faults of transformer into a test statistic, and then evaluates the operation state of transformer. The example analysis of the current circuit over-heat fault shows that compared with the current transformer condition evaluation standard, the method has faster fault detection speed; the retrospective detection of the sample data of known faults shows that the method has higher fault detection rate.

Key words: multivariate statistical process control; association rule; weighted Mahalanobis distance, transformer operation status