

高压开关柜热故障预警策略及其应用

黄新波¹, 薛智鹏¹, 田毅¹, 蒋波涛¹, 陈丽²

(1. 西安工程大学 电子信息学院, 陕西 西安 710048;

2. 西安翔腾微电子有限公司, 陕西 西安 710068)

摘要:依据高压开关柜热故障的时域多样性,对于长期故障和即时故障,分别提出了改进的组合权重相似日方法和改进的等效电阻模型。改进的组合权重相似日方法利用熵权法及序关系分析法完成相似日的求取及权重系数的分配,避免了相似日求取的不合理问题,有效地提高了预测精度。改进的等效电阻模型嵌入动态阈值算法及空间相关分析法处理奇异点数据和特征信号,使故障信号分析更加准确。实验结果表明,所提方法和模型能够准确有效地预测载流故障发展的整体趋势,精度较高。

关键词:高压开关柜;热故障;空间相关分析法;熵权法;相似日;等效电阻

中图分类号:TM 591

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2019.07.027

0 引言

高压开关柜是电力系统中的重要设备,在输变电中起到至关重要的作用。由于工作环境的复杂性,当高压开关柜出现异常情况时,据相关部门统计,首先表现为热故障^[1]。究其原因是母线或电缆连接头螺栓紧固不到位、隔离开关的压紧弹簧松动,进而导致接触电阻增大,最终引起设备烧融甚至短路。虽然接触电阻值不易获取,但是设备运行时发热,且设备的温度上升又有一个发展过程,因此本文根据隔离开关、变压器、电力电缆、母排等触点处温度的变化情况判断设备的工作状态^[2]。

关于热故障国内外已有许多研究,如采用变尺度主成分分析(PCA)法实现对电力电缆接头故障的早期预警^[3];运用空间相关分析法实现对电力设备触点热故障的早期预警^[4];采用混沌时间序列实现对电力设备触点热故障发展趋势的预测^[5];通过建立热传学温升模型,实现对电力设备热故障发展趋势的预测^[6];借助相似日法实现短期负荷的预警^[7]。以上方法都较好地实现了热故障的早期预警,但都仅对即时故障进行预测,对触点温度缓慢上升并最终超限的情况的预测结果并不理想。

本文提出了一种全新的热故障预警方案,运用空间相关性分析法提取故障点数据,采用动态阈值算法消除运行过程的奇异点数据^[8];建立等效电阻

分析模型预测温度快速上升的即时故障,利用改进最优相似日法预测温度缓慢上升的长期故障。

1 热故障预测基础

热故障是一个逐步发展的历史过程,不能仅根据监测点温度的预警值进行判断。温度的上升与热故障、负载增加均有关系。因此本文的预警值还需与在线监测数值相结合,若在线监测数据数值过大,而预警数值比较小,可判定是偶然误差带来的影响;若在线监测数据上升速率较大,且预警数据同样也比较大,则判定发生故障。

实际工程中,热故障分为即时故障与长期故障 2 种形态。即时故障的特点是温度增长较快,一般以指数形式增长;长期故障的特点是温度增速不是太大,且即时温度变化无规律,短时间数据无法表征其特征^[9]。因此,若 2 次采样增速小于 Δ ,则采用相似日法;若增速大于 Δ ,则采用等效电阻分析法预测温度发展趋势; Δ 的取值取决于设备类型和负载特点。

1.1 特征信号提取

电力触头的温度同时受环境温度、负载电流和触头电阻的影响。因此当温度变化较慢时,从单一触头的温度数据中难以提取到有效的故障特征。在正常情况下的输配电系统中,横向 A、B、C 三相触头及同一相上、下触头的温度相同。热故障发生时,由于触头电阻不同,相应触头的温度变化将出现显著差异。在排除三相同时出现故障的小概率事件后,本文通过横向对比与纵向对比分析相结合的空间相关性分析法求出故障触点位置。

通过将三相中任一相的温度减去另外两相的横向对比分析可知,含故障触头的对比曲线的幅值与变化速率明显不同于正常触头之间的对比曲线,从而预测出温度可能出现超限的触头。例如,若横向对比结果为 011(如果 AB 两相温度差 T_{AB} 、BC 两相

收稿日期:2018-11-08;修回日期:2019-05-16

基金项目:陕西省重点科技创新团队计划项目(2014KCT-16);陕西省工业科技攻关项目(2016GY-052);陕西省重点研发计划项目(2018ZDXM-GY-040)

Project supported by the Project of Key Science and Technology Innovation Team of Shaanxi (2014KCT-16), Shaanxi Industrial Science and Technology Tackling Key Problems Fund(2016GY-052) and Shaanxi Province Key Research and Development Program(2018ZDXM-GY-040)

温度差 T_{BC} 、AC 两相温度差 T_{AC} 超过阈值,则认为逻辑结果为 1;如果未超过阈值,则逻辑结果为 0;阈值是通过主成分分析法对横向对比后的温度序列进行进一步分析得到的最大特征值),则表明 C 相触头可能出现故障。但要判断 C 相触头是否确实发生故障,还需结合纵向对比分析(同一相中上、下两触头温度相减)。当纵向对比结果为 001 时,才能确定 C 相触头相出现故障。

1.2 信号预处理

电力设备的运行信息在传输过程中由于噪声、传输错误等问题会造成监测数据失真,即产生奇异点。由于篇幅限制,本文仅考虑畸变数据。电力系统中监测点众多,不同监测点的数据趋势分布形式不同,故本文采用以贝塔分布为核心的动态阈值算法消除奇异点数据,具体算法实现过程如下。

(1)对一段时间内的监测数据 T_i 进行归一化处理。

$$\bar{T}_i = \frac{T_i - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}} \quad (1)$$

其中, \bar{T}_i 为进行归一化处理后的 T_i ; T_{\min} 为监测数据中的最小值; T_{\max} 为监测数据中的最大值。

(2)计算监测数据趋势概率的贝塔分布。

$$f(T_j, \gamma, \eta) = m_j / (2nh_j) \quad j=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中, T_j 为样本数据分布区间后每个区间内的中点值; γ, η 为形状参数; m_j 为样本数据落在第 j 个区间内的个数; n 为样本数据的个数; h_j 为每个区间的半宽度; N 为所有区间的个数。

(3)采用最小二乘法求形状参数 γ, η 。

(4)计算双侧 α 分位数 λ_1, λ_2 。

$$P\{\bar{T} \leq \lambda_1\} = \frac{\alpha}{2}, P\{\bar{T} > \lambda_2\} = \frac{\alpha}{2} \quad (3)$$

其中, λ_1 为下侧 $1 - \frac{\alpha}{2}$ 分位数; λ_2 为上侧 $1 - \frac{\alpha}{2}$ 分位数; \bar{T} 为监测数据 T_i 归一化处理后的数组。

(5)求正常数据区间 $[T_{\text{thre1}}, T_{\text{thre2}}]$, α 取为 0.05。

$$\begin{cases} T_{\text{thre1}} = \lambda_1(T_{\max} - T_{\min}) + T_{\min} \\ T_{\text{thre2}} = \lambda_2(T_{\max} - T_{\min}) + T_{\min} \end{cases} \quad (4)$$

(6)用 $T'_t = T_{t-1} + (T_{t-1} - T_{t-2})$ 预测 t 时刻的采样值,其中, T_{t-1}, T_{t-2} 分别为 $t-1, t-2$ 时刻的采样值,并判断其是否满足:

$$\begin{cases} W_1 < |T_t - T'_t| < W_2 \\ W_2 = KW_1 \end{cases} \quad (5)$$

其中, W_1 为误差下限; W_2 为误差上限; K 的数值视具体情况而定,本文取 $K=5$ 。

如果该点数据满足式(5),则不剔除该点而沿用原来的数据,但如果该点满足:

$$|T_t - T'_t| > W_2 \quad (6)$$

则认为其为干扰点,继续用 T'_t 取代 T_t 。一旦找到满足 $|T_t - T'_t| < W_1$ 的点,则自动选择新的起点,否则一直重复上述过程。

例如,在一组温度数据 $F = \{15, 15.5, 15.8, 16, 16.1, 16.5, 16.2, 17, 15.8, 16.7, 18, 19\}^\circ\text{C}$ 中人为地将 18、19 $^\circ\text{C}$ 变为奇异点数据 25 $^\circ\text{C}$ 和 27 $^\circ\text{C}$,首先用最小二乘法算出形状参数 $\gamma=0.2905, \eta=1.6073$,接着求出正常数据区间 $[15.62, 19.87]^\circ\text{C}$,奇异点数据 25、27 $^\circ\text{C}$ 已被消除,温度数据区间 $[15.8, 16.7]^\circ\text{C}$ 满足式(5),所以 15.8、16.7 $^\circ\text{C}$ 可以作为起始点,根据公式 $T'_t = T_{t-1} + (T_{t-1} - T_{t-2})$ 进而预测出畸变时刻温度为 17.6、18.5 $^\circ\text{C}$,由图 1 可知较好地还原真实数据。

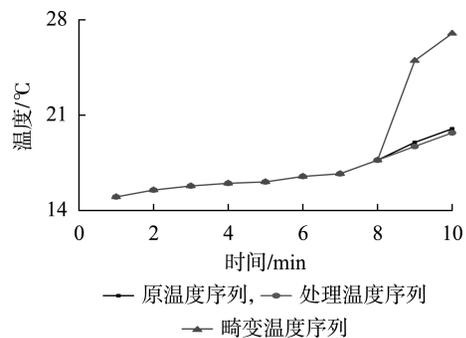


图 1 奇异点数据处理

Fig.1 Singular point data processing

2 即时热故障预测

本文根据触点处温度、电阻、负载之间的关系,运用等效电阻进行建模分析。

2.1 触点等效电阻模型

相较于设备整体尺寸,触点的尺寸比较小,在故障初期其迅速向外传递热量,可视为一个球状体。在触点唯一确定的条件下,可将触点看作集总热容,即温度 T 仅表现为与实际时间 τ 的函数。热力学第一定律为:

$$\rho V c \frac{dT}{d\tau} = Q + Q_v \quad (7)$$

$$Q = \delta S (T_f - T) \quad (8)$$

$$Q_v = I^2 R' \quad (9)$$

其中, ρ 为物体密度; c 为物体比热容; V 为物体体积; Q 为整个边界面传入触点的热流量; Q_v 为内热源产生的热量; δ 为整个边界面上的平均换热系数; S 为物体表面积; T_f 为环境温度; I 为载流导体的电流; R' 为触点电阻。

当设备处于热故障时触点处温度增加,则有:

$$\rho c V \frac{dT}{-\delta S T + \delta S T_f + I^2 R'} = d\tau \quad (10)$$

进而可得触点的等效电阻模型为:

$$I^2 R' = \omega_1 \left[\frac{dT}{d\tau} - \omega_2 (T_i - T) \right] \quad (11)$$

其中, $\omega_1 = \rho c V$; $\omega_2 = \frac{\delta S}{\rho c V}$ 。

由式(11)可知,若能确定与触点对应的参数 ω_1 和 ω_2 、载流导体的电流 I 及触点电阻 R' ,就能求出触点的实时温度 T 。但是在实际工程中要获得接触电阻具有一定困难,为此可将 $I^2 R'$ 视为单位电流产生相同内能的等效电阻值。

本文以贵州某变电站 2013 年 1 月 4 号开关室某 10 kV 高压开关柜 C 相触头故障数据为样本,对其进行故障预测分析。该变电站具体信息如表 1 所示。

表 1 故障开关柜基本信息

Table 1 Basic information of fault switch cabinet

开关柜编号	故障相	室温/℃	湿度/%	电压/kV	电流/kA
3	C 相	1.5	55	12	1.29

即时故障预测结果如图 2 所示。由图可见,本文提出的即时热故障模型能够预测变化趋势,但预测值明显低于实际值,其原因是式(11)中 $dT/d\tau$ 使用的是固定值,但是随着故障的发展,其触点温度迅速上升, $dT/d\tau$ 是一个时刻变化的变量。为了解决上述问题,本文根据热传学理论,利用热路模型求出该值。

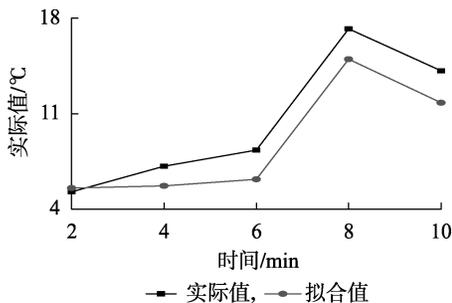


图 2 即时故障预测结果

Fig.2 Results of real-time fault prediction

2.2 触点热路模型

触点因故障产生的热量主要通过两部分进行扩散:一部分热量被导体吸收提高内能,另外一部分热量则是通过导体外表面耗散到周围^[10]。因此,可以采用图 3 所示的触点温度的传导模型。图中, R_i 为各层导线之间的传导热阻; C_i 为各层导线热容。根

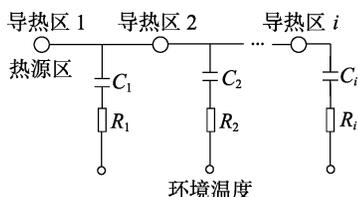


图 3 热传导模型

Fig.3 Contact heat conduction model

据电热类比理论,以触点为热源区的径向热路分析模型可以用图 4 表示。图中, R_e 为导线与环境的对流热阻; C_e 为环境热容。对故障触点而言,其他热源区不会向它传导热量^[11-12]。为了简化计算过程,本文计算时将图 3 等效为一阶电路,即将 R_i 、 C_i 分别等效为 1 个 R 和 C 。

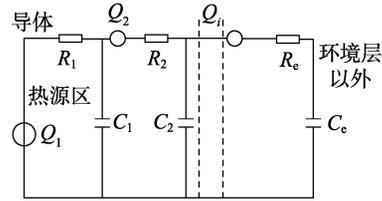


图 4 暂态热路模型

Fig.4 Transient thermal circuit model

图 4 的等效电路为一阶热路模型,由响应的初始状态 $f(0_+)$ 、时间常数 τ_c 及最终状态 $f(\infty)$,通过与电路中一阶电路全响应对应可得任何时刻的响应量为^[13]:

$$f(t) = f(\infty) + (f(0_+) - f(\infty)) e^{-t/\tau_c} \quad (12)$$

其中, $\tau_c = RC$ 。

进而可以由触点热源区初始温度 $T(0_+)$ 及最终温度 $T(\infty)$ 得到暂态过程中任意时刻温度为:

$$T_{xt} = T(\infty) + (T(0_+) - T(\infty)) e^{-t/\tau_c} \quad (13)$$

2.3 故障预测

(1) 利用空间分析法,提取故障初期温度集合 T_0 ;

(2) 基于式(13),将温度集合 T_0 中第一个元素作为 $T(0_+)$,最后一个元素作为 $T(\infty)$,求出温度集合中间时刻的温度 T_{mid} ;

(3) 以 T_{mid} 为基准,求出式(11)中的 $dT/d\tau$;

(4) 以温度集合 T_0 及 $dT/d\tau$ 为参数,利用最小二乘法求出式(11)的等效电阻阻值;

(5) 求出各触点等效电阻阻值之比(其为故障相与非故障相的最小触头电阻之比,以减少环境风速、湿度等外界环境因素的影响),并再次利用空间相关分析法,求出故障触点。

本文以 2.1 节中提出的贵州某变电站某开关柜故障相的温度数据进行建模分析,温度集合长度为 15,采样周期为 5 min。各等效电阻模型预测结果如图 5 所示,可以看出相比原模型,改进的模型能在故障早期就较明显地分析出故障。

3 热故障长期故障预测

鉴于长期故障具有引发时间长、发生时间短的特征,本文利用相似日(通过某种函数证明与预测日最有可能相关的若干日)的数据对长期故障进行预测。传统方法在进行相关因素的量化时,其数值一般只凭借经验,而本文采用专家判断、客观分析相结

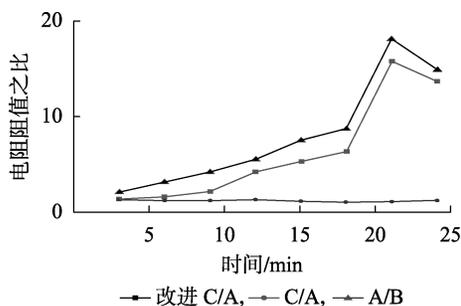


图5 等效电阻模型预测结果

Fig.5 Prediction results of equivalent resistance models

合的方法获取各相关因素的客观权重,进而保证了相似日求取的合理性。相似日与待预测日相似的程度不同,对预测日的贡献也不同,因此本文将相似日赋予不同权重^[14]。

3.1 相似日相关因素的量化

触点温度主要受负载影响,电力负荷受气象、日循环等因素的影响,且温度具有累计效应。因此本文主要考虑日类型、气象和日期差3个因素。

日类型包括日负荷类型、日天气类型。对于日负荷类型因素,休息日明显不同于工作日,周一会受到周日的影 响,周六使周五与周二至周四有所不同,故对周一至周日分别赋值为0.7、0.8、0.8、0.8、0.7、0.4、0.3;日天气类型包括晴、多云、阴天、雨、雪,通过对EUNITE竞赛数据特性分析,设定晴、多云、阴天、雨、雪的映射值分别为0.9、0.7、0.5、0.3、0.1;在忽略其他因素的情况下,历史日距离预测日越近,温度特性往往越接近,即所谓的“近大远小”^[15-16]。故本文将日期差量化为:

$$D = \begin{cases} a^k & a^k \geq b \\ b & a^k < b \end{cases} \quad (14)$$

其中, D 为日期差的量化值; a 为衰减系数,取值为0.9; k 为历史日与待测日的相差天数; b 为量化的下限,取值为0.1。

但是求取相似日时若直接使用以上量化数值,则求取结果容易受关联度大的点的影响,为此本文利用熵权法进行了改进,具体算法实现过程如下。

(1) 建立量化数值组成的评估指标矩阵 $Z = [z_{ij}]_{mn}$,其中 z_{ij} 为第 j 个评价指标下第 i 个评价对象的量化数值。

(2) 计算第 j 个评价指标下第 i 个评价对象比重 p_{ij} :

$$p_{ij} = z_{ij} / \sum_{i=1}^m z_{ij} \quad (15)$$

(3) 计算每个评价指标的熵值:

$$Y_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \quad (16)$$

(4) 计算各评价指标的权重:

$$w_i = 1 - Y_j / n - \sum_{i=1}^n Y_j \quad (17)$$

3.2 相似日的选择

选择近15d的日类型、气象和日期差以及整点时刻的温度数据作为预测样本集^[17],则量化后第 i 日可表示为 $H_i = [h_{i1}, h_{i2}, h_{i3}]$, 预测日第 j 日可表示为 $H_j = [h_{j1}, h_{j2}, h_{j3}]$, 通过聚类分析法可实现历史日与待预测日的相似度量:

$$r_{ij} = H_i \cdot H_j / \sqrt{H_i^2 H_j^2} \quad (18)$$

3.3 权重系数的确定

各相似日的权重系数是预测精度的关键^[18],为了使预测结果与实际数据误差的平方和达到最小值,本文利用序关系分析法求取相似日的不同权重系数,具体步骤如下。

(1) 由聚类分析法求出的相似度最大的5d,作为相似日,且其相似度具有序关系:

$$w_1 > w_2 > w_3 > w_4 > w_5$$

其中, w_1, w_2, w_3, w_4, w_5 为权重。

(2) 求出专家关于评价指标的重要程度之比:

$$r_2 = \frac{w_1}{w_2}, r_3 = \frac{w_2}{w_3}, r_4 = \frac{w_3}{w_4}, r_5 = \frac{w_4}{w_5} \quad (19)$$

(3) 求分权重:

$$\begin{cases} y_1 = r_2 r_3 r_4 r_5, & y_2 = r_3 r_4 r_5 \\ y_3 = r_4 r_5, & y_4 = r_5 \end{cases} \quad (20)$$

(4) 求总权重导数:

$$\bar{y} = r_2 r_3 r_4 r_5 + r_3 r_4 r_5 + r_4 r_5 + r_5 \quad (21)$$

(5) 求出各相似日的序权重:

$$\begin{cases} w'_5 = \bar{y}, & w'_4 = \bar{y} r_5, & w'_3 = w'_4 r_4 \\ w'_2 = w'_3 r_3, & w'_1 = w'_2 r_2 \end{cases} \quad (22)$$

本文以贵州电网2013年4月前14d的温度数据作为预测样本集,第15天作为待预测日,由3.1节、3.2节可得相似日为4月8日、4月11日、4月12日、4月13日和4月14日,由3.3节可得各相似日的序权重依次为0.07、0.08、0.06、0.27、0.55,根据相似日各时刻温度可求得待预测日各时刻温度如图6所示,其平均相对误差 e_{MRE} 的计算结果如式(23)所示。由图6可以看出本文方法较好地实现了温度预测。

$$e_{MRE} = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 \left| \frac{T'_i - T_i}{T_i} \right| \times 100\% = 4\% \quad (23)$$

其中, T'_i 为 t 时刻的预测温度; T_i 为 t 时刻的实际温度。

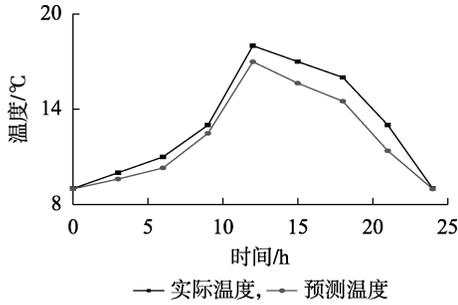


图 6 权重相似日预测结果

Fig.6 Results of weight similar daily prediction

4 实验验证

4.1 即时故障

本文采用独立式 10 kV 高压开关柜进行实验,搭建附录中图 A1 所示的实验平台模拟即时故障的发生。由于实验条件限制,无法制造触头故障,所以通过大电流发生器对开关柜母排 C 相施加不同的阶跃电流,模仿触头故障时引起的热反应。测温模块采用无线测温表带,通过无线测温表带引出的热敏传感器与母排连接点可靠接触,实时测得母排温度并通过无线输出。C 相电流初始值为 0,通过大电流发生器分别加载 200 A 和 400 A 的电流,各持续 15 min。通过改变无线测温表带的采样速率确定合适的温度集合长度。在大电流开关柜正常工作的情况下,整体回路电阻在 100 $\mu\Omega$ 以内。本文暂定认为整体回路电阻为 100 $\mu\Omega$,电容 C 为 0.09 μF 。

本文首先使用空间相关分析法判断故障点,此时 T_{AC} 、 T_{BC} 均大于阈值,所以逻辑判断值均为 1,而 T_{AB} 的逻辑判断值为 0,因此可判定 C 相触头出现故障。本文阈值设定为 7 $^{\circ}\text{C}$,由于均大于缓慢故障温度阈值(本文设定为 5 $^{\circ}\text{C}$),因此属于即时故障。则由 2.1、2.2 节可得等效电阻阻值之比如图 7 所示。图中,预测曲线 1、2、3 的温度集合长度分别为 10、15、20。

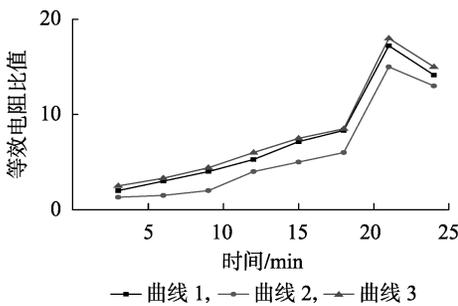


图 7 即时故障预测结果

Fig.7 Real-time fault prediction

实验中发现,阶跃电流刚开始施加时,等效电阻比值变化很快,但是在电流施加 21 min 左右会趋于一个最大值;3 种温度集合长度下本文方法都较好地实现了热故障的早期预测,但是曲线 1、3 的数值

明显高于曲线 2,原因是随着电流的持续施加,实际温度会越来越高,因此基于热路模型 $dT/d\tau$ 会变大,进而导致等效电阻比值变大。但是由于采样速率及等效电阻模型未知参数个数的限制,温度集合长度又不能过小,综合考虑后在本文的实验条件下,将温度集合长度取为 15 较为合适。

4.2 权重相似日

为了验证本文权重相似日方法的理论可行性,以及日期差、天气类型、气象、随机因素等单一因素对温度的不同影响,本文根据贵州电网贵阳某一变电站开关柜母线 2013 年 4 月上半个月相关数据对 4 月 15 日进行温度预测,其中相似日的个数为 5,最终预测结果如图 8 所示。

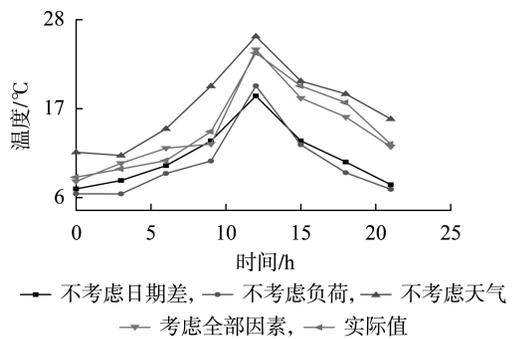


图 8 权重相似日预测结果

Fig.8 Results of weight similar daily prediction

实验中发现,影响因素选取不同,相似日的选择也不同。在不考虑天气因素的情况下,相似日为 4 月 6 日、4 月 10 日、4 月 11 日、4 月 13 日和 4 月 14 日,其中,4 月 6 日在相似日中占的权重最大。因为 4 月 6 日是周六,负荷因素比较明显且该日环境温度也偏高,所以预测温度过高。在不考虑负荷因素的情况下,相似日为 4 月 9 日、4 月 11 日、4 月 12 日、4 月 13 日和 4 月 14 日,其中,4 月 9 日在相似日中占的权重最大。而 4 月 9 日是周二,负荷因素不是太明显,所以该日的触点温度不是太高,进而预测温度偏低。在不考虑日期差的情况下,相似日为 4 月 7 日、4 月 8 日、4 月 11 日、4 月 12 日、4 月 13 日,其中,4 月 7 日、和 4 月 8 日对预测日的贡献不是很大,但 4 月 12 日和 4 月 13 日的触点温度较高,所以预测日温度虽然较低但是也比不考虑负荷因素情况下的数值高。

综上所述,在考虑本文所列的全部因素后,单一因素的关联度相对降低,预测误差精度也得到了进一步提高,平均相对误差 $e_{\text{MRE}} = 3.1\%$ 。

5 结论

对于高压开关柜热故障,本文采用等效电阻分析法完成即时故障的预测,采用权重相似日的方法完成长期故障的预测。信号处理方面,本文首先运

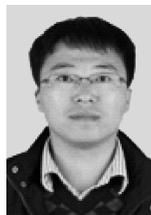
用空间相关性分析法完成故障点的求取,然后运用概率密度数据滤波算法完成信号奇异点的处理。实验结果表明,本文方法基本能实现热故障发展趋势的预测,且预测精度高,对电力系统的安全稳定运行具有重要意义。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 黄新波,陈贵荣,王孝敬,等. 输电线路在线监测与故障诊断[M]. 2版. 北京:中国电力出版社,2014:206-232.
- [2] 张慧源,顾宏杰,许力,等. 基于最小二乘支持向量机的载流故障趋势预测[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(10):20-27.
ZHANG Huiyuan, GU Hongjie, XU Li, et al. Current-carrying fault prediction of electric equipment based on least squares support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(10):20-27.
- [3] 刘宝英,杨仁刚. 基于主成分分析的最小二乘支持向量机短期负荷预测模型[J]. 电力自动化设备,2008,38(11):13-17.
LIU Baoying, YANG Rengang. Short-term load forecasting model based on LS-SVM with PCA[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 38(11):13-17.
- [4] 胡少迪,许力. 基于等效电阻分析的载流故障早期预警[J]. 仪器仪表学报,2016,37(1):216-220.
HU Shaodi, XU Li. Early warning of current-carrying faults based on equivalent resistance analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(1):216-220.
- [5] 王德文,刘晓建. 基于 MapReduce 的电力设备并行故障诊断方法[J]. 电力自动化设备,2014,34(10):116-120.
WANG Dewen, LIU Xiaojian. Parallel fault diagnosis based on Map-Reduce for electric power equipments[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(10):116-120.
- [6] 张慧源,沈军达,许力. 电力设备温升模型及其在载流故障预测的应用[J]. 电机与控制学报,2013,17(7):82-85.
ZHANG Huiyuan, SHEN Junda, XU Li. Temperature model of electrical equipment and its application in trend forecast for current-carrying fault[J]. Electrical Machines and Control, 2013, 17(7):82-85.
- [7] 杨锡运,刘欢,张彬,等. 组合权重相似日选取方法及光伏输出功率预测[J]. 电力自动化设备,2014,34(9):119-123.
YANG Xiyun, LIU Huan, ZHANG Bin, et al. Similar day selection based on combined weight and photovoltaic power output forecasting[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(9):119-123.
- [8] 黄新波,孙钦东,张冠军,等. 输电线路实时增容的理论计算与应用研究[J]. 高电压技术,2008,34(6):1138-1144.
HUANG Xinbo, SUN Qindong, ZHANG Guanjun, et al. Theoretical calculation and application study on real-time capacity-increase of transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2008, 34(6):1138-1144.
- [9] 许力,竺鹏东,顾宏杰,等. 基于变尺度 PCA 的电力设备载流故障早期预警[J]. 电力自动化设备,2012,32(5):147-151.
XU Li, ZHU Pengdong, GU Hongjie, et al. Early warning of electric equipment current-carrying faults based on variable-scale principal component analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(5):147-151.
- [10] 张玲玲,杨明玉,梁武. 微网用户短期负荷预测相似日选择算法[J]. 中国电力,2015,48(4):156-160.
ZHANG Lingling, YANG Mingyu, LIANG Wu. Short term load forecasting based on similar days selection algorithm for microgrid users[J]. Electric Power, 2015, 48(4):156-160.
- [11] 王涛,彭云华,吴小亚. 基于相关因素修正的短期电力负荷回归预测模型[J]. 电力系统及其自动化,2013,35(1):52-57.
WANG Tao, PENG Yunhua, WU Xiaoya. The short electrical load regression forecasting model based on the dependent factors modifying[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 35(1):52-57.
- [12] 张青山,段建东,叶兵,等. 基于 ZigBee 的开关柜触头温度在线监测预警系统[J]. 高压电器,2015,51(4):29-35.
ZHANG Qingshan, DUAN Jiandong, YE Bing, et al. Online temperature monitoring system based on ZigBee for switch gear contacts[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(4):29-35.
- [13] 王雁凌,吴梦凯. 经济新常态下基于偏最小二乘回归的中长期负荷预测模型[J]. 电力自动化设备,2018,38(3):133-139.
WANG Yanling, WU Mengkai. Medium and long term load forecasting model based on partial least-square regression under new normal economy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(3):133-139.
- [14] HUANG Xinbo, LI Hongbo, ZHU Yongcan, et al. A short-term ice accretion forecasting model for transmission lines with modified time series analysis by fireworks algorithm[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2016, 643-646.
- [15] 李洪涛,舒乃秋,孙国霞,等. 气体绝缘开关设备母线接头过热失效的相似模型[J]. 中国电机工程学报,2014,34(24):4138-4144.
LI Hongtao, SHU Naiqiu, SUN Guoxia, et al. Scale model of over-heat failure in gas-insulated switchgear bus contact[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(24):4138-4144.
- [16] 胡益,王晓茹,艾鹏,等. 基于广域量测的交直流混联系统发生扰动后稳态频率预测算法[J]. 电力自动化设备,2018,38(11):35-42.
HU Yi, WANG Xiaoru, AI Peng, et al. Prediction algorithm of steady-state frequency after disturbance for hybrid AC/DC power system based on wide area measurement[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(11):35-42.
- [17] 都洪基,丁一. PLC 智能化电力设备故障诊断系统[J]. 电力自动化设备,2002,22(7):69-70.
DU Hongji, DING Yi. Intelligent diagnosis system based on PLC for electric power equipment[J]. Electric Power Automation Equipment, 2002, 22(7):69-70.
- [18] 孟晓,胡炎. 变电站无线测温告警算法[J]. 电力系统自动化,2013,37(2):81-85.
MENG Xiao, HU Yan. Algorithm of wireless temperature measurement and alarm in substations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(2):81-85.

作者简介:



黄新波

黄新波(1975—),男,山东海阳人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为智能电网在线监测与故障诊断(**E-mail**: huangxb1975@163.com);

薛智鹏(1994—),男,山西运城人,硕士研究生,研究方向为智能电网在线监测与故障诊断(**E-mail**: 386278003@qq.com)。

Early thermal fault warning strategy of high voltage switch cabinet and its application

HUANG Xinbo¹, XUE Zhipeng¹, TIAN Yi¹, JIANG Botao¹, CHEN Li²

(1. College of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. Xi'an Xiangteng Microelectronics Technology Co., Ltd., Xi'an 710068, China)

Abstract: Based on the time-domain diversity of thermal faults of high voltage switch cabinet, an improved combined weight similarity day method is proposed for long-term failure prediction, while an improved equivalent resistance model is established for real-time fault prediction. The improved combined weight similarity day method adopts the entropy weight method and order relationship analysis method to complete the calculation of similar days and the allocation of weight coefficients, which avoids the irrationality problem of similar day calculation and effectively improves the prediction accuracy. The improved equivalent resistance model is embedded with the dynamic threshold algorithm and spatial correlation analysis method to deal with the singularity data processing and feature extraction, which makes the fault signal analysis more accurate. The experimental results show that the proposed method and model can effectively predict the overall trend of faulty development in the early stage of current carrying faults with high accuracy.

Key words: high voltage switch cabinet; thermal fault; spatial correlation analysis method; entropy weight method; similar day; equivalent resistance

.....
(上接第 180 页 continued from page 180)

Self-adaptive differential protection scheme for transmission line based on Hausdorff distance algorithm

LI Yiquan¹, WU Ziliang¹, WANG Feng¹, ZENG Genghui¹, CHEN Zhiguang¹, LUO Yuesheng¹, ZHU Xiaotong²

(1. Key Laboratory for Protective Relaying Real Time Digital Simulation of Guangdong Power Grid,

Controlling and Dispatching Center of Guangdong Power Grid, Guangzhou 510600, China;

2. NR Engineering Co., Ltd., Nanjing 211102, China)

Abstract: In order to improve the speed, sensitivity and security of the traditional current differential protection at the same time, a self-adaptive line differential protection scheme based on Hausdorff distance algorithm is proposed. The Hausdorff distance algorithm is utilized to calculate the current on both sides of the transmission line in real time and short window. On this basis, the restraint coefficient of differential protection is regulated to enhance the tolerance capability of fault resistance and the current transformer saturation, which has the advantages of self-adaption and free-setting. The simulation tests based on PSCAD verify the feasibility and superiority of the proposed scheme.

Key words: self-adaption; differential protection; relay protection; Hausdorff distance; high-resistance fault; current transformer saturation; free-setting

附录



图 A1 实验平台

Fig.A1 Experimental platform