

基于通径分析和相似时刻的特高压变压器顶层油温预测

谭风雷¹, 陈昊¹, 何嘉弘²

(1. 国网江苏省电力有限公司检修分公司, 江苏 南京 211102; 2. 东南大学 电气工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要:提出了一种基于通径分析和相似时刻的特高压变压器顶层油温预测方法,该方法通过动态优化相似时刻数量,来获取最优预测效果。首先基于顶层油温大小模糊排序方法量化处理时间因子后,利用通径分析方法计算各影响因素的简单相关系数并分析其与特高压变压器顶层油温的相关性。然后在基于逼近理想解排序(TOPSIS)法和时间“距离远相关性小,距离近相关性大”原则,利用气象因素相关度、时间因子相关度和负荷因子相关度线性加权得到综合因素相关度。最后详细分析了相似时刻选择和顶层油温预测的流程,并将其应用到华东地区某特高压变压器顶层油温预测算例中。结果表明所提方法的平均预测误差为1.90%,平均标准差为0.0133,预测精度高,误差波动小,验证了该方法的有效性与可行性。

关键词:特高压变压器;顶层油温预测;相似时刻;动态优化;模糊排序;通径分析;TOPSIS法;线性加权

中图分类号:TM 41

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202109026

0 引言

随着电网建设规模的逐步扩大,电力变压器在投数量逐年增加,其健康水平决定着电网的供电可靠性,特高压变压器的重要性更是不言而喻。特高压变压器的热状态决定着其内部绝缘水平,影响其使用寿命和健康状态。热状态主要是通过热点温度与顶层油温进行衡量^[1-4]。目前,热点温度一般是利用顶层油温来间接估算,如果可提前预测顶层油温,则能有效评估热点温度,为特高压变压器内部绝缘状态判断提供理论依据。同时顶层油温的准确预测有助于研究极限顶层油温下的最大负荷,对提高特高压变压器容量利用率具有重要意义^[5-9]。

目前,关于热点温度和顶层油温的计算方法,国内外已有大量研究,总体上主要分为经验公式、热路模型和数值计算3类^[10-15]。其中,经验公式是利用现有的计算公式和人工经验对热点温度进行粗略估计,一般误差较大;热路模型是基于热电类比法建立温度计算模型,精度受模型参数影响较大;数值计算是通过变压器内部结构和散热介质的研究,建立多物理融合的内部温度分布,进而估算热点温度,结果基本符合变压器的真实热状态。另外,随着人工智能算法在变压器领域应用的不断深入,部分研究者将人工智能算法逐步应用到变压器热点温度和顶层油温的预测中。文献[16]考虑到广义回归神经网络具有容错性高和鲁棒性强的特点,将其应用于变

压器热点温度的预测。文献[17]提出了基于支持向量机的变压器热点温度预测方法,利用遗传算法优化相关参数,得到了优化BP神经网络的预测效果。文献[18]提出了基于粒子群优化算法的混合核极限学习机(PSO-HKELM)的变压器顶层油温预测方法,采用核极限学习机对顶层油温进行拟合预测,并基于粒子群优化算法优化混合核函数的相关参数,提高了预测精度。

目前尚未有文献采用相似日法预测热点温度和顶层油温,而相似日法^[19-23]在短期预测领域是一种较为简单有效的方法,该方法是从历史样本本身挖掘数据特征,无需研究样本内部潜在关系。基于此,本文借助相似日法的思想,进一步细化到时刻,提出了一种基于通径分析和相似时刻的特高压变压器顶层油温预测方法。首先基于通径分析方法确定特高压变压器顶层油温的主要影响因素;然后基于逼近理想解排序(TOPSIS)法、线性加权原理和简单相关系数得到综合因素相关度;最后结合综合因素相关度,研究顶层油温预测方法的计算步骤,并将其应用到华东地区某特高压变压器顶层油温预测算例中,验证所提方法的有效性。

1 特高压变压器顶层油温的主要影响因素分析

鉴于特高压变压器顶层油温的影响因素较多,有的因素对顶层油温的影响较大,有的因素对顶层油温的影响较小,若考虑全部影响因素,不仅算法复杂、实现困难,而且将影响较小的因素纳入算法不符合数学建模的基本规则,影响算法效果,故需对特高压变压器顶层油温的主要影响因素进行分析。实际上,特高压变压器一般包括主体变压器和调补变压器2个部分,因此特高压变压器顶层油温也包括主

收稿日期:2020-11-23;修回日期:2021-07-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51807028);国网江苏省电力有限公司科技项目(J2018014)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51807028) and the Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Co.,Ltd.(J2018014)

体变压器顶层油温和调补变压器顶层油温2个部分,考虑到2种顶层油温的分析预测过程完全一致,为简化分析,下文以主体变压器顶层油温预测为例进行说明。

1.1 通径分析方法

考虑到特高压主体变压器顶层油温的不同影响因素间存在相互作用,本文采用通径分析方法^[24]研究不同影响因素间的相互作用。通径分析方法指出,当多个自变量与因变量存在一定相关性时,某个自变量对因变量的影响(称为简单相关系数),不仅表现为该自变量本身对因变量的影响(称为直接通径系数),还体现在该自变量通过其他自变量对因变量的影响(称为间接通径系数)。

假设自变量 $x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_N$ 和因变量 y 都包括 M 组样本,利用通径分析方法可得 x_k 与 y 的直接通径系数 $R_{1(k)}$ 为:

$$R_{1(k)} = b_k \frac{\sqrt{\sum_{l=1}^M \left(x_{(k)l} - \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M x_{(k)l} \right)^2}}{\sqrt{\sum_{l=1}^M \left(y_l - \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M y_l \right)^2}} \quad (1)$$

式中: $x_{(k)l}$ 为 x_k 的第 l 个样本值; y_l 为 y 的第 l 个样本值; b_k 为偏回归系数。

同理可得 x_k 通过 x_{k+1} 对 y 的间接通径系数 $R_{2k(k+1)}$ 如式(2)所示。

$$R_{2k(k+1)} = r_{k(k+1)} R_{1(k+1)} \quad (2)$$

$$r_{k(k+1)} = \frac{\sum_{l=1}^M \left(x_{(k)l} - \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M x_{(k)l} \right) \left(x_{(k+1)l} - \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M x_{(k+1)l} \right)}{\sqrt{\sum_{l=1}^M \left(x_{(k)l} - \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M x_{(k)l} \right)^2} \sqrt{\sum_{l=1}^M \left(x_{(k+1)l} - \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M x_{(k+1)l} \right)^2}} \quad (3)$$

式中: $r_{k(k+1)}$ 为 x_k 与 x_{k+1} 的相关系数。

根据 $R_{1(k)}$ 和 $R_{2k(k+1)}$,可得 x_k 与 y 的简单相关系数 R_k 为:

$$R_k = R_{1(k)} + \sum_{o \neq k} R_{2k(o)} \quad (4)$$

1.2 简单相关系数计算

针对特高压主体变压器顶层油温的多种影响因素,本文将重点研究气象、时间和负荷这3种影响因素。其中气象因素主要包括环境温度、空气湿度、降雨情况、光照强度、风速等级和环境气压这6种因素。为便于描述,分别定义 $M_{Ti(j)}$ 、 W_{ij} 、 S_{ij} 、 J_{ij} 、 G_{ij} 、 F_{ij} 、 Q_{ij} 、 P_{ij} 、 T_{ij} 为待预测日前第 i ($i=0$ 表示待预测日)天时刻 j 的顶层油温、环境温度、空气湿度、降雨情况、光照强度、风速等级、环境气压、负荷因子、时间因子, E 为历史样本数量。下面结合通径分析方法给出各影响因素的简单相关系数的计算过程。

1)获取8种影响因素并进行量化处理。考虑到

环境温度、空气湿度、降雨情况、光照强度、风速等级、环境气压以及负荷因子这7种影响因素可直接获得量化数据,本文重点介绍对时间因子的量化处理。如果直接用与待预测日的时间距离来量化时间因子,会导致时间因子与顶层油温的相关性较小,不符合实际情况,故本文提出了一种基于顶层油温大小模糊排序的时间因子量化处理方法,具体步骤如下。

(1)对 E 个历史样本中时刻 j 的特高压主体变压器顶层油温按高低进行排序,当顶层油温取得最大值时,时间因子中间变量 H_{ij} 赋值为 E ,当顶层油温取得第二大值时, H_{ij} 赋值为 $E-1$,依此类推,当顶层油温取得最小值时, H_{ij} 赋值为1。

(2)计算 E 个历史样本中时刻 j 的特高压主体变压器顶层油温在全天24个时刻的占比 Z_j 。

$$Z_j = \frac{\frac{1}{E} \sum_{i=1}^E M_{Ti(j)}}{\sum_{j=0}^{23} \frac{1}{E} \sum_{i=1}^E M_{Ti(j)}} \quad j=0, 1, \dots, 23 \quad (5)$$

(3)根据 H_{ij} 和 Z_j 可得 T_{ij} 为:

$$T_{ij} = H_{ij} Z_j \quad (6)$$

2)按照式(7)对8种影响因素进行归一化处理。

$$f(u_{ij}) = \frac{u_{ij} - [\min(u_{ij}) - C_0(\max(u_{ij}) - \min(u_{ij}))]}{(1 + 2C_0)(\max(u_{ij}) - \min(u_{ij}))} \quad (7)$$

式中: C_0 为常数; u_{ij} 为影响因素, $u=W, S, J, G, F, Q, T, P$ 。

3)计算8种影响因素的简单相关系数。将 E 个历史样本中环境温度、空气湿度、降雨情况、光照强度、风速等级、环境气压、时间因子和负荷因子这8种影响因素的日平均值作为自变量,将 E 个历史样本中特高压主体变压器顶层油温的日平均值作为因变量,然后由1.1节即可得到各因素的简单相关系数。

1.3 主要影响因素分析

本文以华东地区某特高压变压器6—8月主体变压器顶层油温数据作为历史样本,该特高压变压器为西安西电公司生产,型号为ODFPS-1000000/1000,负荷率平均值为18.04%。为分析顶层油温的主要影响因素,利用通径分析方法计算了8种影响因素的简单相关系数,结果如表1所示。

表1 通径分析方法的计算结果

Table 1 Calculation results of path analysis method

影响因素	直接通径系数	简单相关系数
环境温度	0.1808	0.9036
空气湿度	-0.1651	-0.6787
降雨情况	-0.1185	-0.6323
光照强度	-0.1415	0.6450
风速等级	-0.0312	-0.4139
环境气压	-0.0244	0.2373
时间因子	0.6991	0.9554
负荷因子	0.0264	0.3414

分析表 1 中的简单相关系数可知,特高压主体变压器顶层油温与环境温度、光照强度、环境气压、时间因子和负荷因子 5 种影响因素呈正相关关系,与空气湿度、降雨情况和风速等级这 3 种影响因素呈负相关关系。同时根据简单相关系数定义^[25-26]可知,当简单相关系数的绝对值小于 0.3 时,表示弱相关或无相关;当简单相关系数的绝对值大于等于 0.3 时,表示中等相关或强相关,因此本文选择简单相关系数绝对值大于等于 0.3 的 7 种影响因素,即环境温度、空气湿度、降雨情况、光照强度、风速等级、时间因子和负荷因子作为特高压主体变压器顶层油温的主要影响因素。

2 基于简单相关系数的综合因素相关度计算

相似日法选择与待预测日相似度较高的历史样本日作为研究对象,本文借鉴该思路,进一步细化到时刻,提出相似时刻法,即选择与待预测时刻相似度较高的历史样本时刻作为研究对象来进行预测。根据简单相关系数的分析结果可知,本文将主要研究待预测时刻与历史样本时刻在 7 种主要影响因素下的综合相关度。由于 7 种主要影响因素可分为气象因素、时间因子和负荷因子 3 类,因此本文将从气象因素、时间因子和负荷因子 3 个方面来计算综合因素相关度。

2.1 气象因素相关度

根据前文分析可知,气象因素主要包括环境温度、空气湿度、降雨情况、光照强度和风速等级。本文借鉴 TOPSIS 法的思路,利用各时刻气象因素与最优气象因素的距离来衡量气象相关度。根据特高压主体变压器顶层油温与环境温度、空气湿度、降雨情况、光照强度和风速等级的相关性,定义最优气象因素 M_Y 和最差气象因素 M_C 如式(8)所示。

$$\begin{cases} M_Y = (M_{Y1}, M_{Y2}, M_{Y3}, M_{Y4}, M_{Y5}) = \\ \left(\frac{1+C_0}{1+2C_0}, \frac{C_0}{1+2C_0}, \frac{C_0}{1+2C_0}, \frac{1+C_0}{1+2C_0}, \frac{C_0}{1+2C_0} \right) \\ M_C = (M_{C1}, M_{C2}, M_{C3}, M_{C4}, M_{C5}) = \\ \left(\frac{C_0}{1+2C_0}, \frac{1+C_0}{1+2C_0}, \frac{1+C_0}{1+2C_0}, \frac{C_0}{1+2C_0}, \frac{1+C_0}{1+2C_0} \right) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $M_{Y1}—M_{Y5}$ 和 $M_{C1}—M_{C5}$ 分别为特高压主体变压器顶层油温与环境温度、空气湿度、降雨情况、光照强度、风速等级的最优距离和最差距离。

考虑到 5 种气象因素的简单相关系数不同,故各因素在与最优气象因素距离中的占比不同,因此本文提出基于简单相关系数优化的 TOPSIS 法。

根据 TOPSIS 法的原理可得正向距离 T_{Zij} 如式(9)所示。

$$T_{Zij} = \{ [(W_{ij} - M_{Y1})R_1]^2 + [(S_{ij} - M_{Y2})R_2]^2 + [(J_{ij} - M_{Y3})R_3]^2 + [(G_{ij} - M_{Y4})R_4]^2 + [(F_{ij} - M_{Y5})R_5]^2 \}^{1/2} / \sum_{i=1}^5 |R_i| \quad (9)$$

式中: $R_1—R_5$ 分别为环境温度、空气湿度、降雨情况、光照强度、风速等级的简单相关系数。

同理可得反向距离 T_{Fij} 为:

$$T_{Fij} = \{ [(W_{ij} - M_{C1})R_1]^2 + [(S_{ij} - M_{C2})R_2]^2 + [(J_{ij} - M_{C3})R_3]^2 + [(G_{ij} - M_{C4})R_4]^2 + [(F_{ij} - M_{C5})R_5]^2 \}^{1/2} / \sum_{i=1}^5 |R_i| \quad (10)$$

根据 T_{Zij} 和 T_{Fij} 可得各时刻气象因素与最优气象因素的接近程度 T_{Cij} 为:

$$T_{Cij} = \frac{T_{Fij}}{T_{Fij} + T_{Zij}} \quad (11)$$

根据 T_{Cij} 即可得到历史样本各时刻与待预测日各时刻的气象因素的相关度 A_{ij} 为:

$$A_{ij} = 1 - \left| \frac{T_{Cij} - T_{C0j}}{T_{C0j}} \right| \quad (12)$$

2.2 时间因子相关度

根据时间“距离远则相关性小,距离近则相关性大”的原则,利用与待预测日的距离衡量待预测时刻与历史样本时刻的时间因子相关度 B_i 。本文假设时间因子相关度 B_i 随着时间距离的增加线性递减,待预测日前第 1 天相关度取得最大值 $(1+C_0)/(1+2C_0)$,待预测日前第 E 天相关度取得最小值 $C_0/(1+2C_0)$,则待预测日前第 i 天的时间因子相关度 B_i 可以表示为:

$$B_i = \frac{-1}{(1+2C_0)(E-1)} i + \frac{EC_0 + E - C_0}{(1+2C_0)(E-1)} \quad (13)$$

2.3 负荷因子相关度

显然 2 个时刻的负荷值相差越小(越大),负荷因子相关度越大(越小),则待预测日前第 i 天时刻 j 与待预测日时刻 j 的负荷因子相关度 C_{ij} 可以表示为:

$$C_{ij} = 1 - \frac{|P_{ij} - P_{0j}|}{\max_{i=1}^E |P_{ij} - P_{0j}|} \quad (14)$$

2.4 综合因素相关度

根据气象因素、时间因子和负荷因子相关度,本文采用基于简单相关系数加权得到综合因素相关度 D_{ij} 为:

$$D_{ij} = \frac{A_{ij} \sum_{i=1}^5 |R_i| + B_i |R_6| + C_{ij} |R_7|}{\sum_{i=1}^7 |R_i|} \quad (15)$$

式中: R_6, R_7 分别为时间因子、负荷因子的简单相关系数。

将上述综合因素相关度计算过程中的简单相关

系数替换为直接通径系数,即可得到基于直接通径系数的综合因素相关度,本文不再赘述,下文将基于直接通径系数和基于简单相关系数2种情况进行分析。

3 特高压变压器顶层油温预测

基于通径分析和相似时刻的特高压变压器顶层油温预测流程图如附录A图A1所示,具体步骤如下。

1)利用待预测日前40组顶层油温数据作为参数计算样本,其中前10组顶层油温数据作为参数计算的待预测样本,剩余30组顶层油温数据作为参数计算的历史样本。

2)初始化设置综合因素相关度极限值 C_M 和相似时刻最小数量 N_M 。

3)计算待预测样本中各时刻与历史样本中各时刻的综合因素相关度 D_{ij} 。

4)计算待预测样本在时刻 j 满足 $D_{ij} \geq C_M$ 的时刻数量 N_C ,当 $N_C \geq N_M$ 时,认为 N_C 个时刻都为相似时刻;当 $N_C < N_M$ 时,认为 N_M 个综合因素相关度最大的时刻为相似时刻。

5)选择相似时刻后,采用基于综合因素相关度加权和外推法的平均值作为预测值,具体的计算过程如下。

(1)根据式(16)计算基于综合因素相关度加权法预测的时刻 j 的顶层油温值 M_{C1j} 。

$$\left\{ \begin{array}{l} M_{C1j} = \frac{\sum_{i_0=1}^{N_T} D_{I_j(i_0)j} M_{Tj(i_0)(j)}}{\sum_{i_0=1}^{N_T} D_{I_j(i_0)j}} \\ N_T = \begin{cases} N_C & N_C \geq N_M \\ N_M & N_C < N_M \end{cases} \end{array} \right. \quad (16)$$

式中: N_T 为相似时刻数量中间变量; $I_j(i_0)$ 为待预测日时刻 j 的第 i_0 个相似时刻对应的历史样本; $D_{I_j(i_0)j}$ 为待预测日前第 $I_j(i_0)$ 天时刻 j 与待预测日时刻 j 的综合相关度; $M_{Tj(i_0)(j)}$ 为待预测日前第 $I_j(i_0)$ 天时刻 j 的顶层油温。

(2)根据式(17)计算基于外推法预测的时刻 j 的顶层油温值 M_{C2j} 。

$$M_{C2j} = \left(\frac{1}{N_T} \sum_{i_0=1}^{N_T} \frac{M_{Tj(i_0)(j)} - M_{Tj(i_0)(j-1)}}{M_{Tj(i_0)(j-1)}} + 1 \right) \frac{\sum_{i_0=1}^{N_T} M_{Tj(i_0)(j-1)}}{N_T} \quad (17)$$

(3)根据式(18)计算 M_{C1j} 和 M_{C2j} 的平均值 M_{C0j} 。

$$M_{C0j} = 0.5(M_{C1j} + M_{C2j}) \quad (18)$$

6)根据式(19)计算待预测样本所有时刻的预测值与实际值的相对误差平方和 $E_R(C_M, N_M)$ 。

$$E_R(C_M, N_M) = \sum_{j=0}^{23} \left(\frac{M_{C0j} - M_{T0(j)}}{M_{T0(j)}} \right)^2 \quad (19)$$

式中: $M_{T0(j)}$ 为待预测日时刻 j 的实际顶层油温。

7)判断 $E_R(C_M, N_M)$ 是否取得最小值。若 $E_R(C_M, N_M)$ 取得最小值,则对应的 C_M 和 N_M 即为模型最优参数,转至步骤8);若 $E_R(C_M, N_M)$ 未取得最小值,则回到步骤4)并改变 C_M 和 N_M 值后重新计算。

8)利用待预测日前30组油温数据作为算法验证的历史样本。

9)将步骤7)计算得到的最优参数代入式(18),即可实现顶层油温预测。

需要特别说明的是,本文方法主要适用于预测特高压变压器未来1天或几天的短期顶层油温,当预测未来1个月或几个月的中长期顶层油温时,无法保证预测精度。实际上,预测顶层油温的目的是实时评估特高压变压器的热状态,即应重点关注的是特高压变压器短期顶层油温,而研究中长期顶层油温的意义较小。因此,本文方法对实时评估特高压变压器热状态、保证安全运行具有重要意义。

4 算例分析

以华东地区某特高压变压器2018年6月21日至2018年8月9日的50组顶层油温数据作为算例来验证所提预测方法的有效性。

4.1 相似时刻选择分析

将华东地区某特高压变压器2018年6月21日至2018年7月30日的40组顶层油温数据作为参数计算样本,训练结束后,可得本文方法的最优参数如表2所示。

表2 最优参数

Table 2 Optimal parameters		
方法	C_M	N_M
基于直接通径系数	0.90	3
基于简单相关系数	0.88	5

分析表2可知,基于直接通径系数选择相似时刻时,相似时刻数量在3~30范围内变化,而基于简单相关系数选择相似时刻时,相似时刻数量在5~30范围内变化,从而实现相似时刻的动态优化。

得到最优参数后,即可实现相似时刻的选择。下面以算法验证样本中2018年7月31日的样本为例,分析该日所有时刻的相似时刻选择结果。为简化分析,针对基于直接通径系数选择相似时刻只给出综合因素相关度最大的3个相似时刻,针对基于简单相关系数选择相似时刻只给出综合因素相关度最大的5个相似时刻,具体结果分别如附录B表B1、B2所示。由表B1可知,采用基于直接通径系数选择相似时刻时,相似时刻对应的日期基本都在待预

测日前3天,表明该方法在选择相似时刻时,时间因子占据较大比重,而表1中时间因子的直接通径系数为0.6991,远大于其他因素,算例分析结果符合表1的计算结果。同理分析表B2可知,采用基于简单相关系数选择相似时刻时,相似时刻对应的日期不限于待预测日前5天,表明该方法在选择相似时刻时,除时间因子外,还有其他影响因素占据较大比重,而表1中环境温度的简单相关系数为0.9036,时间因子的简单相关系数为0.9554,都占据较大的影响比重,因此算例分析结果符合表1的计算结果。

为进一步分析,绘制基于直接通径系数和简单相关系数的相似时刻顶层油温示意图分别如图1(a)、(b)所示。结合图1,基于直接通径系数和简单相关系数选择的相似时刻的顶层油温均在待预测时刻顶层油温附近变化且波动幅度较小,从而验证了相似时刻选择结果的有效性。

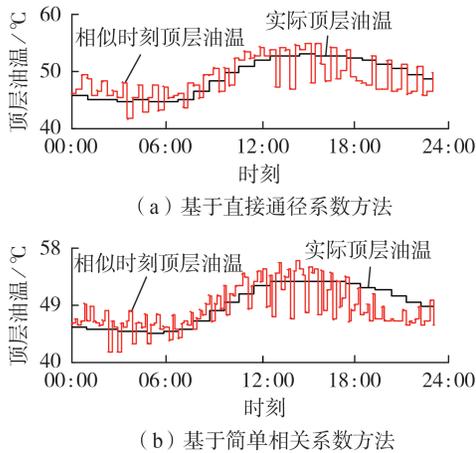


图1 相似时刻顶层油温

Fig.1 Top oil temperature of similar time

4.2 特高压变压器顶层油温预测分析

利用本文提出的预测方法对算法验证样本中2018年7月31日至2018年8月9日的10组顶层油温进行预测,结果如图2所示。由图可见,基于直接通径系数和简单相关系数预测的顶层油温曲线与实际顶层油温曲线的变化趋势均基本一致,且部分时

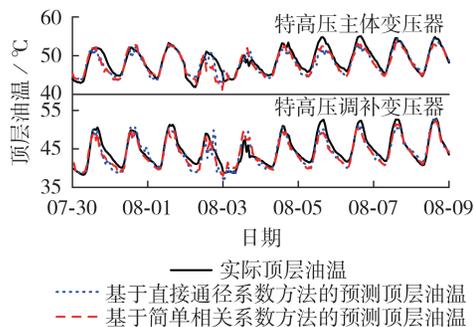


图2 顶层油温预测结果

Fig.2 Forecasting results of top oil temperature

刻基本重合。

为进一步分析,绘制顶层油温预测误差(即相对实际油温的误差)如图3所示,显然2种预测方法对特高压主体变压器和特高压调补变压器的顶层油温预测误差基本都小于5%,具有较高的预测精度。

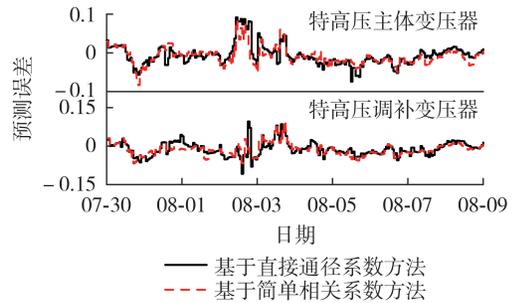


图3 顶层油温预测误差

Fig.3 Forecasting error of top oil temperature

2种方法的预测误差对比如表3和附录B表B3所示。由特高压主体变压器顶层油温的预测结果可见,基于简单相关系数、直接通径系数方法的平均预测误差分别为1.90%、2.03%,平均标准差分别为0.0133、0.0146,最大相对误差分别为8.51%、9.12%,显然基于简单相关系数方法的预测精度更高,误差波动更小,预测效果要好于基于直接通径系数的方法。从特高压调补变压器顶层油温的预测结果可以得到相同的结论,从而验证了基于简单相关系数方法的有效性。

表3 2种方法的预测误差

Table 3 Forecasting errors of two methods

日期	特高压主体变压器 顶层油温预测误差 / %		特高压调补变压器 顶层油温预测误差 / %	
	基于直接 通径系数	基于简单 相关系数	基于直接 通径系数	基于简单 相关系数
07-31	2.56	2.65	2.43	2.68
08-01	1.46	1.68	2.72	1.65
08-02	0.89	0.59	1.36	1.73
08-03	4.43	3.68	5.09	2.97
08-04	1.97	1.88	3.24	3.10
08-05	1.77	1.33	1.48	1.39
08-06	3.16	2.17	2.68	3.49
08-07	2.38	2.32	2.19	2.46
08-08	0.91	1.69	1.89	1.71
08-09	0.79	1.02	1.19	0.83
平均值	2.03	1.90	2.43	2.20

为验证基于简单相关系数预测方法的有效性,本文采用相似日法和Elman神经网络对该特高压主体变压器和调补变压器顶层油温进行了预测,结果分别如图4(a)、(b)所示。由图可见,无论是特高压主体变压器还是预测特高压调补变压器,采用基于简单相关系数方法的顶层油温预测值更加接近实际值,效果更好。

为定量分析比较3种方法的预测精度,统计了3

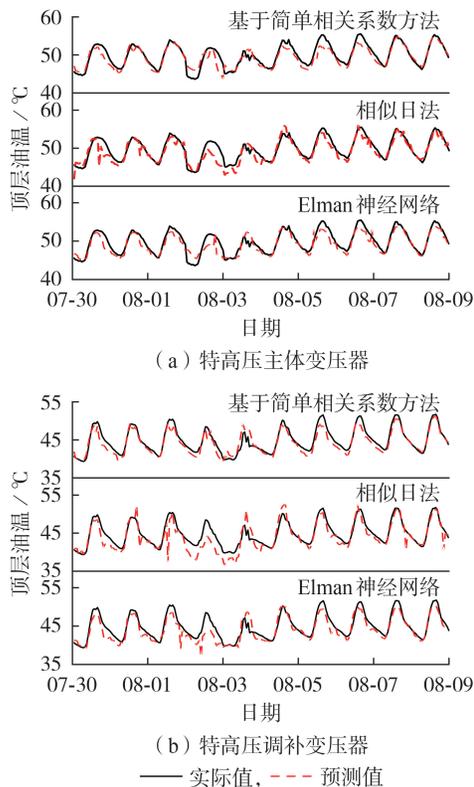


图4 不同方法的顶层油温预测结果

Fig.4 Forecasting results of top oil temperature by different methods

种方法的预测误差及对应的样本数量分别如表4和表5所示。

表4 不同方法的预测误差

Table 4 Forecasting errors of different methods

变压器	预测误差 / %		
	基于简单相关系数方法	相似日法	Elman神经网络
特高压主体变压器	1.90	2.23	2.19
特高压调补变压器	2.20	3.00	2.62

表5 不同方法的预测误差样本数量

Table 5 Sample numbers of forecasting errors of different methods

变压器	预测误差	样本数量		
		基于简单相关系数预测方法	相似日法	Elman神经网络
特高压主体变压器	≤1%	81	76	70
	≤3%	197	180	179
	≤5%	221	221	220
	>5%	19	19	20
特高压调补变压器	≤1%	62	67	60
	≤3%	182	157	159
	≤5%	221	195	214
	>5%	19	45	26

由表4可见,基于简单相关系数方法的预测精度最高,Elman神经网络次之,相似日法预测精度相

对较低。由表5中特高压主体变压器的统计结果可见,基于简单相关系数方法、相似日法、Elman神经网络法的预测误差小于等于1%的样本数量分别为81、76、70,预测误差小于等于3%的样本数量分别为197、180、179,基于简单相关系数方法的预测效果显然优于其他2种方法;从特高压调补变压器的统计结果可以得到同样的结论,从而验证了本文所提出的基于简单相关系数方法的有效性。

5 结论

1)利用通径分析方法,计算了各影响因素的简单相关系数,分析了各影响因素与特高压变压器顶层油温的相关性,并选择环境温度、空气湿度、降雨情况、光照强度、风速等级、时间因子和负荷因子作为特高压变压器顶层油温的主要影响因素;

2)利用基于简单相关系数优化的TOPSIS法分析了气象因素相关度,并基于时间“距离远相关性小,距离近相关性大”的原则分析了时间因子相关度,最后基于简单相关系数加权得到综合因素相关度;

3)通过华东地区某特高压变压器顶层油温数据对本文方法进行了验证,结果表明本文方法通过动态优化相似时刻数量,有效提高了预测精度,且基于简单相关系数方法的预测效果要优于基于直接通径系数方法。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 杨志超,吴奕,王坚,等.一种主变压器热点温度实时计算解析模型[J].电力自动化设备,2016,36(11):147-151.
YANG Zhichao, WU Yi, WANG Jian, et al. Analytical model for real-time calculating hot-spot temperature of main transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(11): 147-151.
- [2] 韩赛赛,刘宝柱,艾欣,等.考虑绝缘老化和油色谱监测数据的变压器动态故障率模型[J].电网技术,2018,42(10):3275-3281.
HAN Saisai, LIU Baozhu, AI Xin, et al. Dynamic failure rate model for transformer considering insulation aging and oil chromatographic monitoring data[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3275-3281.
- [3] 张又文,冯斌,陈页,等.基于遗传算法优化XGBoost的油浸式变压器故障诊断方法[J].电力自动化设备,2021,41(2):200-206.
ZHANG Youwen, FENG Bin, CHEN Ye, et al. Fault diagnosis method for oil-immersed transformer based on XGBoost optimized by genetic algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(2): 200-206.
- [4] 黄新波,马玉涛,朱永灿.基于信息融合和M-RVM的变压器故障诊断方法[J].电力自动化设备,2020,40(12):218-224.
HUANG Xinbo, MA Yutao, ZHU Yongcan. Transformer fault diagnosis method based on information fusion and M-RVM[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(12): 218-224.
- [5] 李可军,元孝武,魏本刚,等.基于核极限学习机误差预测修正

- 的变压器顶层油温预测[J]. 高电压技术,2017,43(12):4045-4053.
- LI Kejun, QI Xiaowu, WEI Bengang, et al. Prediction of transformer top oil temperature based on kernel extreme learning machine error prediction and correction[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(12):4045-4053.
- [6] 赵文清, 严海, 周震东, 等. 基于残差BP神经网络的变压器故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(2):143-148.
- ZHAO Wenqing, YAN Hai, ZHOU Zhendong, et al. Fault diagnosis of transformer based on residual BP neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(2):143-148.
- [7] 李琳, 谢裕清, 刘刚, 等. 油浸式电力变压器饼式绕组温升的影响因素分析[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(12):83-88.
- LI Lin, XIE Yuqing, LIU Gang, et al. Influencing factor analysis for disc-type winding temperature rise of oil-immersed power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(12):83-88.
- [8] 亓孝武, 李可军, 于小晏, 等. 基于核极限学习机和Bootstrap方法的变压器顶层油温区间预测[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(19):5821-5828.
- QI Xiaowu, LI Kejun, YU Xiaoyan, et al. Transformer top oil temperature interval prediction based on kernel extreme learning machine and Bootstrap method[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(19):5821-5828.
- [9] 谭风雷, 陈昊, 何嘉弘. 基于K-means聚类方法和相似时段的高压并联电抗器油温预测[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(6):213-223.
- TAN Fenglei, CHEN Hao, HE Jiahong. Oil temperature forecasting of UHV shunt reactor based on K-means clustering method and similar period[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(6):213-223.
- [10] 廖才波, 阮江军, 蔚超, 等. 变压器热点温度研究方法综述[J]. 高压电器, 2018, 54(7):79-86.
- LIAO Caibo, RUAN Jiangjun, WEI Chao, et al. Review of study methods on hot-spot temperature of transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(7):79-86.
- [11] 张磊, 杨廷方, 李炜, 等. 基于LSTSVR模型的边缘计算预测变压器平均油温及绕组热点温度[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(8):197-202.
- ZHANG Lei, YANG Tingfang, LI Wei, et al. Prediction of transformer average oil temperature and winding hot spot temperature by edge computation based on LSTSVR model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(8):197-202.
- [12] 陈伟根, 苏小平, 孙才新, 等. 基于有限体积法的油浸式变压器绕组温度分布计算[J]. 电力自动化设备, 2011, 31(6):23-27.
- CHEN Weigen, SU Xiaoping, SUN Caixin, et al. Temperature distribution calculation based on FVM for oil-immersed power transformer windings[J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(6):23-27.
- [13] TYLAVSKY D J, MAO Xiaolin, MCCULLA G A. Transformer thermal modeling: improving reliability using data quality control[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2006, 21(3):1357-1366.
- [14] AMODA O A, TYLAVSKY D J, MCCULLA G A, et al. Acceptability of three transformer hottest-spot temperature models[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(1):13-22.
- [15] 王永强, 马伦, 律方成, 等. 基于有限差分法和有限体积法相结合的油浸式变压器三维温度场计算[J]. 高电压技术, 2014, 40(10):3179-3185.
- WANG Yongqiang, MA Lun, LÜ Fangcheng, et al. Calculation of 3D temperature field of oil immersed transformer by the combination of the finite element and finite volume method[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(10):3179-3185.
- [16] 陈伟根, 奚红娟, 苏小平, 等. 广义回归神经网络在变压器绕组热点温度预测中的应用[J]. 高电压技术, 2012, 38(1):16-21.
- CHEN Weigen, XI Hongjuan, SU Xiaoping, et al. Application of generalized regression neural network to transformer winding hot spot temperature forecasting[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(1):16-21.
- [17] 陈伟根, 滕黎, 刘军, 等. 基于遗传优化支持向量机的变压器绕组热点温度预测模型[J]. 电工技术学报, 2014, 29(1):44-51.
- CHEN Weigen, TENG Li, LIU Jun, et al. Transformer winding hot-spot temperature prediction model of support vector machine optimized by genetic algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(1):44-51.
- [18] 李可军, 徐延顺, 魏本刚, 等. 基于PSO-HKELM的变压器顶层油温预测模型[J]. 高电压技术, 2018, 44(8):2501-2508.
- LI Kejun, XU Yanshun, WEI Bengang, et al. Prediction model for top oil temperature of transformer based on hybrid kernel extreme learning machine trained and optimized by particle swarm optimization[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8):2501-2508.
- [19] 谭风雷, 张军, 马宏忠. 基于趋势变化分段的电力负荷组合预测方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2020, 47(2):17-24.
- TAN Fenglei, ZHANG Jun, MA Hongzhong. Combined forecasting method of power load based on trend change division[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2020, 47(2):17-24.
- [20] 李滨, 黄佳, 吴茵, 等. 基于分形特性修正气象相似日的节假日短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2017, 41(6):1949-1955.
- LI Bin, HUANG Jia, WU Yin, et al. Holiday short-term load forecasting based on fractal characteristic modified meteorological similar day[J]. Power System Technology, 2017, 41(6):1949-1955.
- [21] 陈昊, 万秋兰, 王玉荣. 基于厚尾均值广义自回归条件异方差族模型的短期风电功率预测[J]. 电工技术学报, 2016, 31(5):91-98.
- CHEN Hao, WAN Qiulan, WANG Yurong. Short-term wind power forecast based on fat-tailed generalized autoregressive conditional heteroscedasticity-in-mean type models[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(5):91-98.
- [22] 谭风雷, 张兆君, 吴兴泉, 等. 支持向量机优化的线性插值法在变压器油温预处理中的应用[J]. 现代电力, 2020, 37(6):591-597.
- TAN Fenglei, ZHANG Zhaojun, WU Xingquan, et al. Application of prediction accuracy interpolation method based on support vector machine optimization in transformer oil temperature preprocessing[J]. Modern Electric Power, 2020, 37(6):591-597.
- [23] 李建文, 焦衡, 刘凤梧, 等. 基于相似时段的分时段光伏出力短期预测[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(8):183-188.
- LI Jianwen, JIAO Heng, LIU Fengwu, et al. Short-time segmented photovoltaic output forecasting based on similar period[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(8):183-188.
- [24] 程泽, 刘冲, 刘力. 基于相似时刻的光伏出力概率分布估计方法[J]. 电网技术, 2017, 41(2):448-454.
- CHENG Ze, LIU Chong, LIU Li. A method of probabilistic distribution estimation of PV generation based on similar time of day[J]. Power System Technology, 2017, 41(2):448-454.
- [25] 荀亚玲. 并行数据挖掘及性能优化: 关联规则与数据相关性分析[M]. 北京: 电子工业出版社, 2019:9-15.
- [26] 胡琛, 张竹, 焦洋, 等. 基于随机矩阵理论的电子式互感器误差状态相关性分析方法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(9):45-53.

HU Chen, ZHANG Zhu, JIAO Yang, et al. Error state correlation analysis based on random matrix theory for electronic transformer [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(9):45-53.

作者简介:

谭风雷(1989—),男,重庆人,工程师,硕士,主要研究方向为电力电子技术在电力系统中的应用(E-mail:220122094@seu.edu.cn);



谭风雷

陈昊(1980—),男,江苏南京人,研究员级高级工程师,博士,主要研究方向为电力系统保护与控制(E-mail:pingfengma@126.com);

何嘉弘(1988—),男,江苏南京人,讲师,博士,主要研究方向为高电压与绝缘技术(E-mail:hejiahong@seu.edu.cn)。

(编辑 任思思)

Top oil temperature forecasting of UHV transformer based on path analysis and similar time

TAN Fenglei¹, CHEN Hao¹, HE Jiahong²

(1. Maintenance Branch Company of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 211102, China;

2. Department of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: A method of top oil temperature forecasting for UHV (Ultra High Voltage) transformer based on path analysis and similar time is proposed, which can obtain the best forecasting effect by dynamically optimizing the amount of similar time. Firstly, after quantifying the time factor based on the fuzzy ranking method of top oil temperature, the path analysis is used to calculate the simple correlation coefficients of influencing factors and analyze their correlation with top oil temperature of UHV transformer. Then based on the TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) method and the time principle of "long distance with small correlation, near distance with big correlation", comprehensive factor correlation is obtained by using the linear weighting of meteorological factor correlation, time factor correlation and load factor correlation. Finally, the process of similar time selection and top oil temperature forecasting is analyzed in detail, and it is applied to an example of top oil temperature forecasting for an UHV transformer in East China. The results show that the average error of the proposed method is 1.90% and the average standard deviation is 0.0133, which shows high forecasting accuracy and small error fluctuation of the proposed method and verifies its feasibility and validity.

Key words: UHV transformer; top oil temperature forecasting; similar time; dynamic optimization; fuzzy ranking; path analysis; TOPSIS method; linear weighting

(上接第216页 continued from page 216)

Grounding fault characteristics of converter valve-side and protection strategy in LCC-FHMMC hybrid DC transmission system

LU Shuhao, JIA Xiufang

(State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources,

North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: LCC-FHMMC hybrid DC transmission system, in which the sending end adopts LCC (Line Commutated Converter) and the receiving end adopts FHMMC (Full-bridge and Half-bridge Modular Multi-level Converter), has different characteristics from half bridge MMC or full bridge MMC when a single-phase grounding fault occurs on the converter valve-side at the receiving end. The overvoltage mechanism of the sub-module under the grounding fault on converter valve-side is analyzed from three perspectives of AC power contribution, DC power contribution and the difference between high- and low-valve groups. According to the characteristics of non-DC circuit breaker on the DC side of LCC-FHMMC hybrid DC transmission system, a fault isolation method based on phase selection type unidirectional thyristor bypass branch and a protection strategy suitable for single-phase grounding fault occurs on the converter valve-side in LCC-FHMMC hybrid DC transmission system are proposed. Finally, a related model is built based on the PSCAD/EMTDC simulation platform, and the correctness of the theoretical analysis and the effectiveness of the proposed protection strategy are verified by simulation.

Key words: LCC-FHMMC hybrid DC transmission system; electric converters; converter valve-side grounding fault; thyristor bypass branch

附录 A

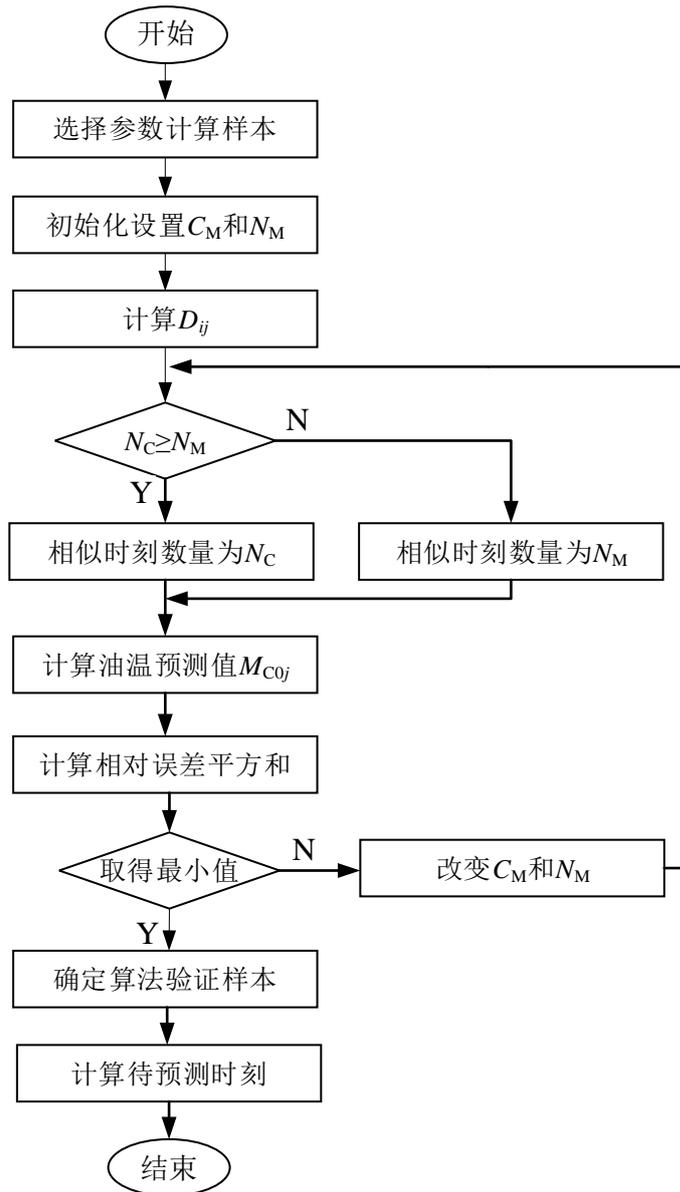


图 A1 基于通径分析和相似时刻的顶层油温预测流程图

Fig.A1 Flowchart of top oil temperature forecasting based on path analysis and similar time

附录 B

表 B1 基于直接通径系数的相似时刻选择

Table B1 Similar time selection based on direct path coefficient

时刻	时刻 1	时刻 2	时刻 3
00:00	7月30日	7月28日	7月29日
01:00	7月29日	7月30日	7月28日
02:00	7月29日	7月30日	7月28日
03:00	7月30日	7月29日	7月27日
04:00	7月30日	7月29日	7月27日
05:00	7月30日	7月29日	7月27日
06:00	7月29日	7月30日	7月28日
07:00	7月30日	7月27日	7月29日
08:00	7月30日	7月27日	7月29日
09:00	7月30日	7月29日	7月27日
10:00	7月30日	7月27日	7月26日
11:00	7月30日	7月29日	7月28日
12:00	7月30日	7月29日	7月28日
13:00	7月30日	7月29日	7月28日
14:00	7月30日	7月29日	7月28日
15:00	7月30日	7月28日	7月29日
16:00	7月28日	7月30日	7月29日
17:00	7月28日	7月29日	7月30日
18:00	7月28日	7月30日	7月29日
19:00	7月30日	7月29日	7月28日
20:00	7月30日	7月29日	7月28日
21:00	7月30日	7月29日	7月28日
22:00	7月30日	7月29日	7月28日
23:00	7月30日	7月29日	7月28日

表 B2 基于简单相关系数的相似时刻选择

Table B2 Similar time selecting based on simple correlation coefficient

时刻	时刻 1	时刻 2	时刻 3	时刻 4	时刻 5
00:00	7月30日	7月28日	7月26日	7月24日	7月29日
01:00	7月28日	7月29日	7月26日	7月24日	7月30日
02:00	7月28日	7月29日	7月27日	7月26日	7月24日
03:00	7月27日	7月26日	7月30日	7月28日	7月29日
04:00	7月27日	7月26日	7月28日	7月30日	7月29日
05:00	7月27日	7月26日	7月28日	7月29日	7月30日
06:00	7月26日	7月28日	7月27日	7月29日	7月30日
07:00	7月27日	7月30日	7月26日	7月28日	7月29日
08:00	7月27日	7月22日	7月26日	7月30日	7月29日
09:00	7月26日	7月27日	7月30日	7月29日	7月22日
10:00	7月26日	7月27日	7月28日	7月30日	7月29日
11:00	7月28日	7月26日	7月29日	7月27日	7月30日
12:00	7月30日	7月29日	7月28日	7月26日	7月27日
13:00	7月30日	7月29日	7月28日	7月25日	7月21日
14:00	7月30日	7月28日	7月29日	7月24日	7月25日
15:00	7月28日	7月30日	7月29日	7月24日	7月25日
16:00	7月28日	7月25日	7月24日	7月29日	7月30日
17:00	7月28日	7月25日	7月24日	7月29日	7月27日
18:00	7月28日	7月25日	7月29日	7月30日	7月24日
19:00	7月29日	7月30日	7月27日	7月25日	7月24日
20:00	7月29日	7月30日	7月27日	7月25日	7月23日
21:00	7月29日	7月30日	7月25日	7月23日	7月27日
22:00	7月30日	7月29日	7月25日	7月23日	7月24日
23:00	7月30日	7月29日	7月23日	7月28日	7月25日

表 B3 2种方法的预测误差的进一步对比

Table B3 Further comparison of forecasting error between two methods

参数 类型	特高压主体变压器						特高压调补变压器					
	基于直接通径系数			基于简单相关系数			基于直接通径系数			基于简单相关系数		
	最大 误差	最小 误差	标准 差									
7月31日	0.0562	0.0025	0.0138	0.0831	0.0018	0.0197	0.0643	0.0005	0.0190	0.0681	0.0022	0.0190
8月1日	0.0328	0.0009	0.0087	0.0439	0.0021	0.0108	0.0593	0.0087	0.0141	0.0453	0.0014	0.0106
8月2日	0.0276	0.0011	0.0072	0.0196	0.0006	0.0044	0.0295	0.0003	0.0101	0.0537	0.0005	0.0141
8月3日	0.0912	0.0013	0.0509	0.0851	0.0090	0.0335	0.1091	0.0016	0.0295	0.0671	0.0045	0.0160
8月4日	0.0514	0.0006	0.0150	0.0604	0.0021	0.0161	0.0863	0.0003	0.0303	0.1002	0.0018	0.0261
8月5日	0.0434	0.0009	0.0100	0.0339	0.0023	0.0089	0.0518	0.0000	0.0114	0.0354	0.0032	0.0083
8月6日	0.0742	0.0094	0.0165	0.0443	0.0054	0.0102	0.0511	0.0079	0.0096	0.0567	0.0069	0.0115
8月7日	0.0518	0.0053	0.0122	0.0492	0.0074	0.0100	0.0559	0.0013	0.0130	0.0536	0.0012	0.0129
8月8日	0.0299	0.0001	0.0076	0.0371	0.0001	0.0095	0.0435	0.0001	0.0132	0.0317	0.0002	0.0105
8月9日	0.0163	0.0007	0.0047	0.0323	0.0006	0.0103	0.0229	0.0001	0.0073	0.0142	0.0007	0.0040
平均值	—	—	0.0146	—	—	0.0133	—	—	0.0157	—	—	0.0133