

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.02.026

基于相似日和相似时刻的变压器顶层油温预测方法

谭风雷¹, 徐刚¹, 李义峰¹, 陈昊¹, 何嘉弘²

(1. 国网江苏省电力有限公司超高压分公司, 江苏 南京 211102;

2. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要: 变压器顶层油温受天气状况、潮流负荷等诸多因素影响, 其预测精度难以提高。为解决此问题, 文中提出一种基于相似日和相似时刻的变压器顶层油温预测方法, 在相似日内进一步选择待预测日各时刻所对应的相似时刻, 进而利用相似时刻预测变压器顶层油温。首先采用基于气象因素的 K-means 聚类和时间“近大远小”原则, 从历史样本中选择得到待预测日的相似日。然后在充分研究相似时刻定义描述和判断依据的基础上, 基于反向传播 (BP) 神经网络和线性加权方法给出了顶层油温预测方法的计算步骤, 并将其应用到江苏某特高压主变顶层油温的预测工作中。最后, 结果表明该方法预测变压器顶层油温的精度较高, 从而验证了该方法的有效性与其可行性。

关键词: 变压器顶层油温; 相似日; 相似时刻; K-means 聚类; 反向传播 (BP) 神经网络; 线性加权方法

中图分类号: TM41

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2022)02-0193-08

0 引言

变压器作为电力系统的核心设备, 在电网输变电领域中有广泛的应用。据相关数据统计, 全国有 220 kV 及以上变压器 2.6 万余台。电力变压器因长期运行在高电压条件下, 其内部绝缘故障^[1-3]时有发生, 一般是利用物理信息来判断, 例如油中溶解气体组分或顶层油温。但现有的油色谱在线监测装置测量油中溶解气体组分的可靠性不高, 经常出现误报, 在现场实际应用较少。目前变电站主要还是通过后台监控系统在线监测顶层油温变化来判断变压器内部故障。实际上, 变压器内部绝缘故障短期内无法通过实时顶层油温来法判断, 经常需借助未来顶层油温变化趋势来判断。若能在故障发生初期及时采取相关措施, 不仅能够提高变压器的使用寿命, 还能减少非计划停电时间, 因此提前对变压器顶层油温进行预测^[4-6]就变得十分有意义。

电力变压器顶层油温受天气状况、潮流负荷等多种因素^[7-9]影响, 具有一定波动性和随机性, 这样就使得顶层油温预测精度难以保证。目前, 变压器顶层油温预测领域已提出了有限体积法、T-S 模糊法和核极限学习机等方法。文献[10]通过有限体积法构造离散控制方程, 并借助系统的初始条件与边界条件计算变压器温度场, 进而仿真绕组温度分布。文献[11]基于 T-S 模型预测变压器顶层油温, 采用模糊 C 均值聚类和加权最小二乘法调整模型

参数, 并通过实测数据验证了方法的有效性。文献[12]提出一种基于核极限学习机和 Bootstrap 方法的顶层油温区间预测方法, 可为变压器的状态评估与安全运行提供理论依据。

鉴于变压器顶层油温预测与电力负荷预测具有一定相似性, 且电力负荷预测相对比较成熟, 故文中考虑将电力负荷预测方法应用到变压器顶层油温预测中。综合分析比较电力负荷的各类预测方法^[13-15], 考虑采用相似日法预测变压器顶层油温, 但鉴于现有的相似日法^[16-17]是综合历史样本日与待预测日的整体相似, 未细化到各时刻, 如果能从待预测日各时刻的相似时刻^[18]出发预测顶层油温, 势必将提高预测精度。故文中提出一种基于相似日和相似时刻的变压器顶层油温预测方法, 首先采用基于气象因素的 K-means 聚类和时间“近大远小”原则, 从历史样本中选择相似日; 然后给出了在相似日内选择相似时刻的判断依据; 其次基于反向传播 (back propagation, BP) 神经网络和线性加权方法, 分析了变压器顶层油温预测方法的计算步骤; 最后通过江苏某特高压主变顶层油温的预测结果验证了方法的有效性。

1 基于 K-means 聚类和“近大远小”原则的相似日选择

文中在选择相似日时, 首次选择历史样本范围, 然后利用基于气象因素的 K-means 聚类方法将历史样本分为 2 类, 最后基于时间“近大远小”原则, 从待预测日所在类中选择相似日。

1.1 历史样本范围选择

在进行相似日选择时, 考虑到当历史样本范围

收稿日期: 2021-11-21; 修回日期: 2022-01-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (518070283)

较大时,选择气象因素很相似但时间相关性较低,使得顶层油温预测不够准确;当历史样本范围较小时,难以选择得到气象因素相关度较高的样本。因此,历史样本范围的选择就变得十分重要。文中充分考虑时间变化趋势,选择待预测日前 30 d 作为历史样本。

1.2 基于气象因素的 K-means 聚类

K-means 聚类^[19-20]是一种典型的分类方法,该方法不依赖于人工经验,而是基于数据特性分类。采用 K-means 聚类分析时,选择日最高温度、日平均温度、日最低温度、日最大湿度、日平均湿度、日最小湿度、日平均风速、日平均气压、日降雨量和日光照强度 10 类气象因素作为分类因素,将历史样本分为 2 类,其中待预测日所在类称为相似类,而另外一类称为非相似类。下面给出了基于气象因素的 K-means 聚类方法的具体实现过程。

(1) 根据待预测日选择历史样本范围,将对应的 10 类气象因素进行归一化处理,设置分类数为 2,迭代数为 R。

(2) 选择待预测日前第 30 天和待预测日作为最初聚类中心。

(3) 根据欧氏距离原理,计算各历史样本与最初聚类中心的距离。

$$D_{in} = \sum_{k=1}^{10} (T_{nk} - C_{ijk})^2 \quad (1)$$

式中: T_{nk} 为待预测日前第 n 天第 k 个影响因素; C_{ijk} 为第 i 种聚类第 j 次迭代对应聚类中心的 k 因素。

(4) 将 30 个历史样本按最小欧氏距离分配给 2 个最初聚类中心,形成 2 个新的聚类并计算聚类中心。

$$C_{i(j+1)k} = \frac{1}{N_{ij}} \sum T_{ijk} \quad (2)$$

式中: N_{ij} 为第 i 种聚类经第 j 次迭代后所包括的历史样本日; T_{ijk} 为第 k 个因素的第 i 种聚类经第 j 次迭代所对应的某个历史样本日。

(5) 建立误差平方和函数。

$$J_j = \sum_{i=1}^2 \sum_{k=1}^{10} (T_{nk} - C_{ijk})^2 \quad (3)$$

当第 j 次迭代后,误差平方和函数值取得最小值,此时对应的聚类即为最优结果,则待预测日所在聚类称为相似类,而另一聚类称为非相似类。

1.3 基于时间“近大远小”原则选择相似日

鉴于基于气象因素的 K-means 聚类只考虑了气象因素,下面根据时间“近大远小”原则^[21-23]从相似类中从选择相似日。当相似类中样本日数量大于 10 时,选择距离待预测日最近的 10 个样本日作

为相似日;当相似类中样本日数量小于等于 10 时,将相似类中全部样本日都作为相似日。根据前面的分析,下面给出基于 K-means 聚类和时间“近大远小”原则的相似日选择流程,如图 1 所示。

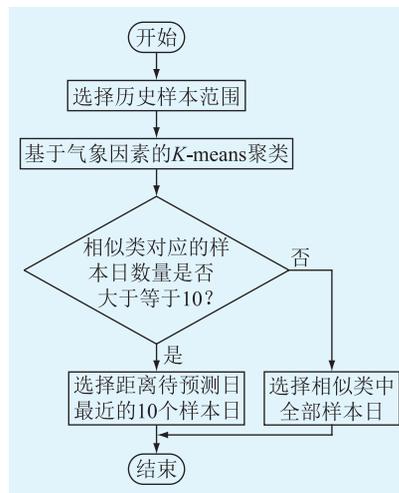


图 1 相似日选择流程

Fig.1 Flow chart of similar day selecting

2 基于气象和负荷因素的相似时刻选择

变压器顶层油温主要受冷却器散热效果和负荷大小 2 个因素影响,在分析冷却器散热效果时,考虑到冷却器正常运行时工作条件不变,则散热效果主要受环境气象因素影响。同时鉴于直接分析冷却器散热效果对变压器顶层油温的影响较为困难,故文中将对冷却器散热效果的研究转换为对环境气象因素的研究。环境气象因素一般包括温度、湿度、风速、气压、光照和降雨 6 种,后文将全部予以考虑。

2.1 相似时刻分析

分析相似时刻前,先绘制了历史样本中 11:00 时刻顶层油温与全天 24 个时刻所对应气象因素(温度、湿度、风速、气压、光照和降雨)和负荷因素的相关度曲线,如图 2 所示,图中圆圈表示相关度取最大值时所对应的时刻。

分析图 2 可知,历史样本中 11:00 时刻顶层油温与 12:00 时刻环境温度相关性最大,09:00 时刻与湿度相关性最大,07:00 时刻与风速相关性最大,11:00 时刻与气压相关度最大,21:00 时刻与光照相关度最大,04:00 时刻与降雨相关度最大,16:00 时刻与负荷相关度最大。这就表明 11:00 顶层油温与该时刻影响因素的相关度并非最大,同理分析其他时刻也存在类似情况。此时,如果采用某时刻对应的影响因素来预测变压器顶层油温,预测精度将受到影响;若采用与该时刻变压器顶层油温相关度最

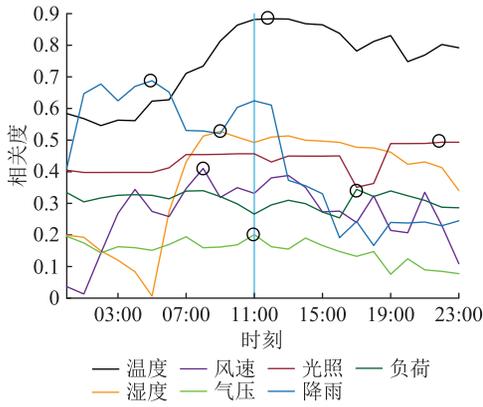


图2 顶层油温与各类因素的相关度
Fig.2 Correlation between top oil temperature and factors

大时刻的影响因素来预测变压器顶层油温,势必会提高预测精度。鉴于此,文中考虑利用变压器顶层油温与2种影响因素的综合相关度来定义相似时刻,具体条件为:

$$R_{nm} \geq R_{nn} \quad (4)$$

式中: R_{nm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻影响因素的综合相关度; R_{nn} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 n 时刻影响因素的综合相关度。当第 m 时刻满足式(4)时,第 m 时刻即为第 n 时刻的相似时刻。

2.2 顶层油温与气象因素相关度研究

考虑到如果某时刻气象因素与变压器顶层油温的相关度较小,此时若仍将该气象因素作为影响因素来预测变压器顶层油温,将不利于提高预测精度。根据相关性原理,当相关度大于等于0.3时,表示中等以上相关;当相关度小于0.3时,表示弱相关。因此文中分析相似时刻时,只研究与变压器顶层油温的相关度大于等于0.3的气象因素,则第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻气象因素的相关度可表示为:

$$\begin{cases} R_{1nm} = R_{RWnm} \frac{R_{RW}}{C} + R_{RSnm} \frac{R_{RS}}{C} + R_{RFnm} \frac{R_{RF}}{C} + \\ R_{RQnm} \frac{R_{RQ}}{C} + R_{RCnm} \frac{R_{RC}}{C} + R_{RJnm} \frac{R_{RJ}}{C} \\ C = R_{RWc} + R_{RS} + R_{RFc} + R_{RQc} + R_{RCc} + R_{RJc} \end{cases} \quad (5)$$

当 $R_{Wnm} \geq 0.3$ 时, $R_{RWnm} = R_{Wnm}$, $R_{RWc} = R_{RW}$;当 $R_{Wnm} < 0.3$ 时, $R_{RWnm} = 0$, $R_{RWc} = 0$ 。

当 $R_{Snm} \geq 0.3$ 时, $R_{RSnm} = R_{Snm}$, $R_{RS} = R_{RS}$;当 $R_{Snm} < 0.3$ 时, $R_{RSnm} = 0$, $R_{RS} = 0$ 。

当 $R_{Fnm} \geq 0.3$ 时, $R_{RFnm} = R_{Fnm}$, $R_{RFc} = R_{RF}$;当 $R_{Fnm} < 0.3$ 时, $R_{RFnm} = 0$, $R_{RFc} = 0$ 。

当 $R_{Qnm} \geq 0.3$ 时, $R_{RQnm} = R_{Qnm}$, $R_{RQc} = R_{RQ}$;当 $R_{Qnm} < 0.3$ 时, $R_{RQnm} = 0$, $R_{RQc} = 0$ 。

当 $R_{Gnm} \geq 0.3$ 时, $R_{RCnm} = R_{Gnm}$, $R_{RCc} = R_{RC}$;当 $R_{Gnm} < 0.3$ 时, $R_{RCnm} = 0$, $R_{RCc} = 0$ 。

当 $R_{Jnm} \geq 0.3$ 时, $R_{RJnm} = R_{Jnm}$, $R_{RJc} = R_{RJ}$;当 $R_{Jnm} < 0.3$ 时, $R_{RJnm} = 0$, $R_{RJc} = 0$ 。

式中: R_{1nm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻气象因素的相关度; R_{Wnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻温度因素的相关度; R_{RWnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻温度因素的相关度中间变量; R_{RW} 为变压器顶层油温与温度因素的整体相关度; R_{RWc} 为变压器顶层油温与温度因素的整体相关度中间变量; R_{Snm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻湿度因素的相关度; R_{RSnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻湿度因素的相关度中间变量; R_{RS} 为变压器顶层油温与湿度因素的整体相关度; R_{RSc} 为变压器顶层油温与湿度因素的整体相关度中间变量; R_{Fnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻风速因素的相关度; R_{RFnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻风速因素的相关度中间变量; R_{RF} 为变压器顶层油温与风速因素的整体相关度; R_{RFc} 为变压器顶层油温与风速因素的整体相关度中间变量; R_{Qnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻气压因素的相关度; R_{RQnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻气压因素的相关度中间变量; R_{RQ} 为变压器顶层油温与气压因素的整体相关度; R_{RQc} 为变压器顶层油温与气压因素的整体相关度中间变量; R_{Gnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻光照因素的相关度; R_{RCnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻光照因素的相关度中间变量; R_{RC} 为变压器顶层油温与光照因素的整体相关度; R_{RCc} 为变压器顶层油温与光照因素的整体相关度中间变量; R_{Jnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻降雨因素的相关度; R_{RJnm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻降雨因素的相关度中间变量; R_{RJ} 为变压器顶层油温与降雨因素的整体相关度; R_{RJc} 为变压器顶层油温与降雨因素的整体相关度中间变量; C 为变压器顶层油温与6种气象因素的整体相关度中间变量之和。

结合气象和负荷2种影响因素,可得变压器顶层油温与影响因素的综合相关度:

$$\begin{cases} R_{nm} = R_{1nm} R_{2nm} \\ R_{2nm} = \begin{cases} R_{RLnm} & R_{RLnm} \geq 0.3 \\ 1 & R_{RLnm} < 0.3 \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

式中: R_{2nm} 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻

负荷因素的相关度中间变量; $R_{RL,m}$ 为第 n 时刻变压器顶层油温与第 m 时刻负荷因素的相关度。

根据前面的分析,下面给出基于气象和负荷因素的相似时刻选择流程,如图 3 所示。

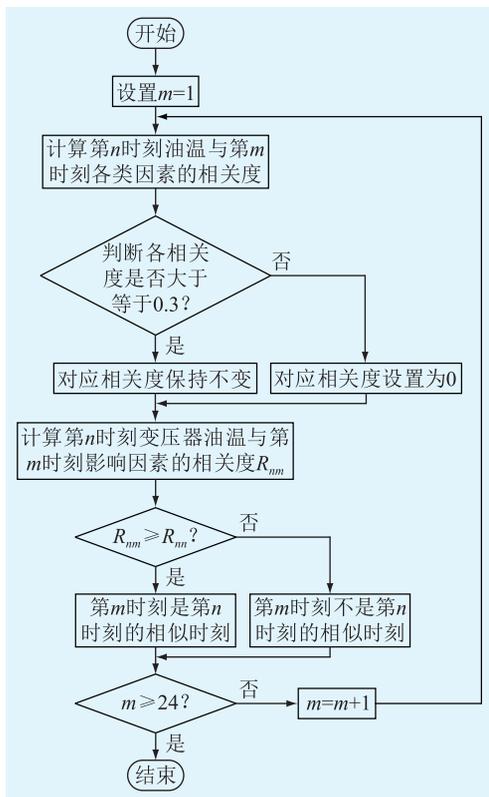


图 3 相似时刻选择流程

Fig.3 Flow chart of similar hour selecting

3 基于相似时刻的变压器顶层油温预测

根据前面的分析可知,待预测日一般存在多个相似日,而待预测日的每个时刻也对应多个相似时刻。基于此,文中将采用 BP 神经网络来预测变压器顶层油温,其中待预测日气象信息可从变压器所在地区天气预报数据中获取。为便于后文分析,设待预测日的相似日数量为 A ,第 n 时刻的相似时刻为第 m 时刻,相似时刻数量为 B_n ,则该方法的具体实现过程如下。

(1) 从气象和负荷因素中,选择与第 n 时刻变压器顶层油温相关度大于等于 0.3 的影响因素作为 BP 神经网络的输入变量。

(2) 将每个相似日第 m 时刻对应的气象和负荷因素作为 BP 神经网络的输入集,将每个相似日第 n 时刻的变压器顶层油温作为输出集,合理设置 BP 神经网络的神经元层数、单层神经元数量、单层神经元传达函数、训练参数和训练函数后^[24-26],对 BP 神经网络进行训练。

(3) 将待预测日第 m 时刻对应的气象和负荷因素输入训练好的 BP 神经网络,此时神经网络输出值即为待预测日第 n 时刻变压器顶层油温基于相似时刻 m 的预测值 P_{nm} 。

(4) 当第 n 时刻的相似时刻数量 $B_n = 1$ 时,待预测日第 n 时刻变压器顶层油温的预测值 $P_n = P_{nm}$;当第 n 时刻的相似时刻数量 $B_n > 1$ 时,待预测日第 n 时刻变压器顶层油温的预测值为基于各相似时刻 m 预测值 P_{nm} 的线性加权值,其表达式为:

$$P_n = \frac{\sum_m^{B_n} R_{nm} P_{nm}}{\sum_m R_{nm}} \quad (7)$$

根据该方法的具体实现过程给出了算法流程,如图 4 所示。

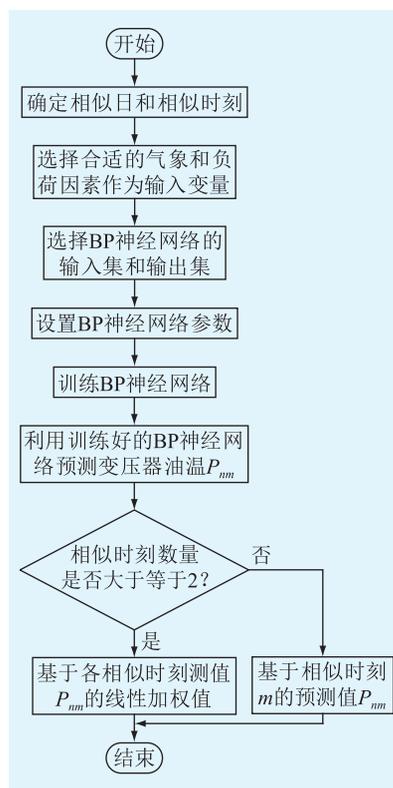


图 4 变压器顶层油温预测流程

Fig.4 Flow chart of transformer top oil temperature forecasting

4 算例分析

文中利用江苏某特高压主变 2018 年 7 月和 8 月的顶层油温数据作为历史样本,验证预测方法的可行性。

4.1 相似日选择结果分析

下面将历史样本中 2018 年 7 月 30 日—2018 年 8 月 8 日作为待预测日,分析这 10 个待预测日的相似日选择结果。以 2018 年 7 月 30 日为例,分析聚

类结果。显然基于气象因素的 K-means 聚类后,将历史样本分为了 2 类,待预测日(2018 年 7 月 30 日)所在类为相似类,该类包括 17 个样本,分别为 7 月 10 日、11 日、12 日、13 日、14 日、15 日、16 日、17 日、18 日、19 日、20 日、21 日、24 日、25 日、28 日、29 日、30 日。此时基于时间“近大远小”原则选择相似日为 7 月 16 日、17 日、18 日、19 日、20 日、21 日、24 日、25 日、28 日和 29 日。同理可得 2018 年 7 月 31 日—2018 年 8 月 8 日 9 个待预测日的相似日选择结果,为制表方便,文中每个日期只提供了相关度最高的 3 个相似日,结果如表 1 所示。

表 1 相似日选择结果
Table 1 Selecting results of similar day

日期	相似日		
	相似日 1	相似日 2	相似日 3
7 月 30 日	7 月 29 日	7 月 28 日	7 月 25 日
7 月 31 日	7 月 30 日	7 月 29 日	7 月 28 日
8 月 1 日	7 月 31 日	7 月 30 日	7 月 29 日
8 月 2 日	8 月 1 日	7 月 31 日	7 月 30 日
8 月 3 日	7 月 27 日	7 月 26 日	7 月 23 日
8 月 4 日	8 月 3 日	7 月 27 日	7 月 26 日
8 月 5 日	8 月 2 日	8 月 1 日	7 月 31 日
8 月 6 日	8 月 5 日	8 月 2 日	8 月 1 日
8 月 7 日	8 月 6 日	8 月 5 日	8 月 2 日
8 月 8 日	8 月 7 日	8 月 6 日	8 月 5 日

分析表 1 可知,待预测日的相似日有的距离待预测日较远,有的距离较近,这就表明文中所采用的方法不仅考虑了时间因素,还充分考虑了气象因素,这样选择的相似日具有较高的相似性。

4.2 相似时刻选择结果分析

下面以 10:00 时刻为例,分析相似时刻选择过程。首先计算 10:00 时刻变压器顶层油温与各类因素的相关度,如表 2 所示。

表 2 顶层油温与气象因素的相关度
Table 2 Correlation between top oil temperature and meteorological factors

影响因素	相关性	影响因素	相关性
温度	0.740 8	光照	0.432 4
湿度	0.475 2	降雨	0.591 4
风速	0.250 1	负荷	0.301 7
气压	0.096 2		

分析表 2 可知,变压器与风速和气压 2 个影响因素的相关度小于 0.3,相关性较小,因此在该时刻判断相似时刻时不予考虑。影响因素选择后,根据式(6)可以计算各时刻影响因素与 10:00 时刻变压器顶层油温的综合相关度,结果如图 5 所示。

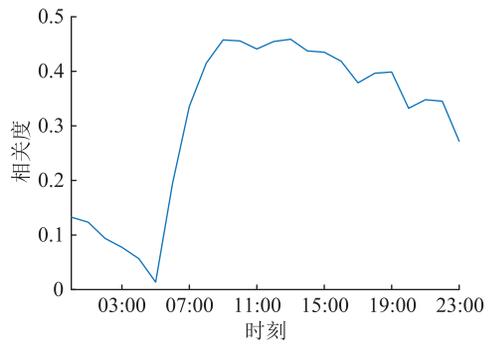


图 5 各时刻影响因素与 10:00 时刻变压器顶层油温的相关度

Fig.5 Correlation between influencing factors at every moment and transformer top oil temperature at 10:00

分析图 5 可知,只有 09:00 和 13:00 时刻影响因素与 10:00 时刻变压器顶层油温的综合相关度大于 10:00 时刻影响因素与 10:00 时刻变压器顶层油温的综合相关度。根据式(4)可知,10:00 时刻的相似时刻为 09:00,13:00 和 10:00。同理可以得到其他时刻的相似时刻,考虑到部分时刻对应的相似时刻较多,而部分时刻对应的相似时刻只有 1 个,为简化分析,表中只提供了 12 个时刻且每个时刻只提供了相关度最高的 3 个相似时刻,具体如表 3 所示。

表 3 各时刻对应的相似时刻
Table 3 Similar hour of each hour

时刻	相似时刻 1	相似时刻 2	相似时刻 3
00:00	07:00	08:00	
02:00	00:00	01:00	02:00
04:00	00:00	01:00	02:00
06:00	07:00	08:00	09:00
08:00	08:00		
10:00	09:00	13:00	10:00
12:00	13:00	12:00	
14:00	13:00	15:00	16:00
16:00	13:00	14:00	15:00
18:00	15:00	18:00	
20:00	12:00	13:00	20:00
22:00	13:00	14:00	

4.3 顶层油温预测结果分析

文中采用 BP 神经网络预测变压器顶层油温,预测前须先对 BP 神经网络的相关参数进行设置。结合相关文献[26],BP 神经网络的神经元采用二层结构,第一层神经元数量设为 6,第二层神经元数量设为 1,其他参数设置如表 4 所示。

为验证所提预测方法的有效性,文中以 2018 年 8 月 8 日为例,绘制了该日变压器顶层油温预测结果,如图 6 所示。

表4 BP神经网络相关参数

Table 4 Related parameters of BP neural network

日期	传递函数	训练函数
7月30日	purelin+tribas	traincgp
7月31日	purelin+tribas	traingd
8月1日	purelin+tansig	traingdm
8月2日	purelin+logsig	trainlm
8月3日	purelin+tansig	traingd
8月4日	purelin+tansig	traincgp
8月5日	satlin+logsig	traincgp
8月6日	purelin+tansig	traincgp
8月7日	purelin+logsig	trainlm
8月8日	purelin+logsig	traincgp

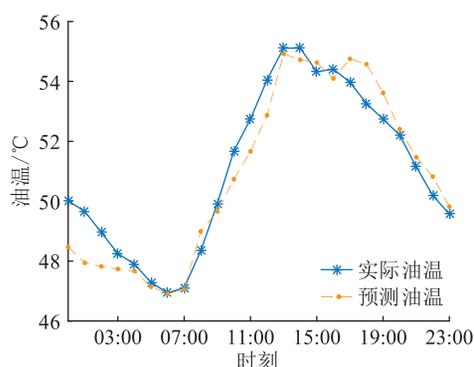


图6 2018年8月8日变压器顶层油温预测结果

Fig.6 Forecasting result chart of transformer top oil temperature on August 8 2018

分析图6可知,2018年8月8日的变压器顶层油温预测曲线与实际顶层油温曲线较为相似,且很多预测顶层油温和实际顶层油温基本重合,可知预测效果较好。为进一步分析预测效果,文中又对2018年8月8日变压器顶层油温预测误差进行了统计,该日变压器顶层油温平均预测误差为1.21%,其中预测误差小于等于1%的时刻有13个,占比54.2%;小于等于3%的时刻有22;占比91.7%,且所有时刻的预测误差都小于等于5%。

最后为验证考虑相似时刻的必要性,计算了未考虑相似时刻的预测结果,并与文中所采用方法的预测结果进行对比,结果如表5所示。

显然,未考虑相似时刻的预测方法的平均预测误差为2.90%,最大预测误差为6.36%,最小预测误差为1.30%,且有2天的预测误差大于5%;而文中所采用方法的平均预测误差为1.97%,最大预测误差为3.41%,最小预测误差为0.97%,且10天的预测误差都小于5%。因此不论是从平均预测误差还是最大(小)误差来看,文中所采用方法的预测精度都有较大幅度的提高,从而验证了所提出方法的有效性。

表5 变压器顶层油温预测误差对比表

Table 5 Forecasting error comparison table of transformer top oil temperature %

日期	预测误差	
	未考虑相似时刻的预测方法	文中所采用的预测方法
7月30日	2.84	2.81
7月31日	3.22	2.42
8月1日	3.38	0.97
8月2日	1.30	1.02
8月3日	5.15	3.13
8月4日	6.36	3.41
8月5日	1.35	1.32
8月6日	1.98	2.05
8月7日	2.00	1.36
8月8日	1.42	1.21
平均值	2.90	1.97

5 结论

文中提出了一种基于相似日和相似时刻的变压器顶层油温预测方法,该方法在相似日内进一步选择待预测日各时刻所对应的相似时刻后,基于BP神经网络和线性加权法实现顶层油温的预测,并将其应用到江苏某特高压主变2018年7、8月顶层油温的预测工作中,得出如下结论:

(1) 该方法充分考虑了时间和气象因素,使得所选择的相似日具有较高的相似性;

(2) 相比传统的相似日法,文中所采用方法的预测效果更好,其平均预测误差达1.97%,具有较好的推广应用前景,从而验证了该方法的有效性和可行性。

参考文献:

[1] 谭风雷,陈昊,何嘉弘. 基于通径分析和相似时刻的特高压变压器顶层油温预测[J]. 电力自动化设备,2021,41(11): 217-224.
TAN Fenglei, CHEN Hao, HE Jiahong. Top oil temperature forecasting of UHV transformer based on path analysis and similar time[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(11): 217-224.

[2] 崔宇,侯慧娟,胥明凯,等. 基于双重注意力机制的变压器油中溶解气体预测模型[J]. 中国电机工程学报,2020,40(1): 338-347,400.
CUI Yu, HOU Huijuan, XU Mingkai, et al. A prediction method for dissolved gas in power transformer oil based on dual-stage attention mechanism[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(1): 338-347, 400.

[3] 谭风雷,陈昊,马宏忠,等. 变压器防尘网格栅设计[J]. 电力工程技术,2020,39(2): 193-199.
TAN Fenglei, CHEN Hao, MA Hongzhong, et al. Design of dust

- filter mesh for transformer[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(2):193-199.
- [4] 徐天光,王永庆,朱超,等. 变压器用片式散热器散热性能数值模拟及试验研究[J]. 电力工程技术, 2020, 39(5):178-184.
- XU Tianguang, WANG Yongqing, ZHU Chao, et al. Numerical simulation and experimental study on heat transfer performance of panel-type radiators for transformers[J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(5):178-184.
- [5] 谭风雷,朱超,徐刚,等. 基于解耦分析和欧式距离的特高压变压器顶层油温预测方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(1):298-306.
- TAN Fenglei, ZHU Chao, XU Gang, et al. Method of UHV transformer top oil temperature forecasting based on decoupling analysis and euclidean distance [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1):298-306.
- [6] 黄大荣,陈长沙,孙国玺,等. 电力变压器故障的客观熵权识别及诊断方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(12):206-211.
- HUANG Darong, CHEN Changsha, SUN Guoxi, et al. Recognition and diagnosis method of objective entropy weight for power transformer fault [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(12):206-211.
- [7] 齐波,王一鸣,张鹏,等. 面向变压器油色谱趋势预测的深度递归信念网络[J]. 电网技术, 2019, 43(6):1892-1900.
- QI Bo, WANG Yiming, ZHANG Peng, et al. Deep recurrent belief network model for trend prediction of transformer oil chromatography data[J]. Power System Technology, 2019, 43(6):1892-1900.
- [8] 李可军,亓孝武,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.
- [9] 陆云才,胡汉巧,蔚超,等. 基于超声波法的变压器重症监护系统研制及应用[J]. 电力工程技术, 2017, 36(2):94-98.
- LU Yuncai, HU Hanqiao, WEI Chao, et al. Development and application of transformer intensive care system based on ultrasonic method[J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(2):94-98.
- [10] 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.
- [11] 熊浩,陈伟根,杜林,等. 基于 T-S 模型的电力变压器顶层油温预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(30):15-19.
- XIONG Hao, CHEN Weigen, DU Lin, et al. Study on prediction of top-oil temperature for power transformer based on T-S model [J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(30):15-19.
- [12] 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, 5860.
- 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, 5860.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 陈昊,高山,王玉荣,等. 基于广义自回归条件异方差偏度峰度模型的风电功率预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(12):3456-3461, 3673.
- CHEN Hao, GAO Shan, WANG Yurong, et al. Wind power forecasting method based on generalized autoregressive conditional heteroskedasticity with skewness and kurtosis model [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(12):3456-3461, 3673.
- [16] 余松,胡东,唐超,等. 基于 TLR-ADASYN 平衡化数据集的 MSSA-SVM 变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2021, 47(11):3845-3853.
- YU Song, HU Dong, TANG Chao, et al. MSSA-SVM transformer fault diagnosis method based on TLR-ADASYN balanced data set [J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(11):3845-3853.
- [17] 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.
- [18] 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):448-455.
- 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):448-455.
- [19] 谭风雷,陈昊,何嘉弘. 基于 K-means 聚类方法和相似时段的特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 fore-

- casting of UHV shunt reactor based on *K*-means clustering method and similar period[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(6):213-223.
- [20] 李娜,王磊,张文月,等. 基于高维数据优化聚类的长周期峰谷时段划分模型研究[J]. *现代电力*, 2016, 33(4):67-71. LI Na, WANG Lei, ZHANG Wenyue, et al. Research on the partition model of long period peak and valley time based on high dimensional data clustering[J]. *Modern Electric Power*, 2016, 33(4):67-71.
- [21] 陈宏义,李存斌,施立刚. 基于聚类分析的短期负荷智能预测方法研究[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2014, 41(5):94-98. CHEN Hongyi, LI Cunbin, SHI Ligang. A new forecasting approach for short-term load intelligence based on cluster method [J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2014, 41(5):94-98.
- [22] 蔡舒平,闫静,刘国海,等. 基于 Fisher 信息和在线 SVR 的智能电网气象敏感负荷预测动态建模技术[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(11):3441-3452. CAI Shuping, YAN Jing, LIU Guohai, et al. A dynamic modeling methodology based on fisher information and on-line SVR for smart grids weather sensitive load forecasting[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(11):3441-3452.
- [23] 张玲玲,杨明玉,梁武. 基于相似日和 LS-SVM 的微网短期负荷预测[J]. *电力建设*, 2014, 35(11):32-37. ZHANG Lingling, YANG Mingyu, LIANG Wu. Microgrid short-term load forecasting based on similar days and LS-SVM [J]. *Electric Power Construction*, 2014, 35(11):32-37.
- [24] 谭风雷,张兆君,吴泉兴,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.
- [25] 殷浩然,苗世洪,韩佶,等. 基于三维卷积神经网络的配电网物联网异常辨识方法[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(1):42-50. YIN Haoran, MIAO Shihong, HAN Ji, et al. Anomaly identification method for distribution Internet of Things based on three-dimensional convolutional neural network [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(1):42-50.
- [26] 谭风雷,陈昊,何嘉弘. 基于最佳分段和改进半物理模型的特高压并联电抗器顶层油温预测[J]. *电网技术*, 2021, 45(8):3314-3324. TAN Fenglei, CHEN Hao, HE Jiahong. Prediction of UHV shunt reactor top oil temperature based on optimal segmentation and improved semi-physical model [J]. *Power System Technology*, 2021, 45(8):3314-3324.

作者简介:



谭风雷

谭风雷(1989),男,硕士,工程师,从事电力电子技术在电力系统中的应用工作(E-mail:220122094@seu.edu.cn);

徐刚(1987),男,硕士,工程师,从事特高压电网变电运维工作;

李义峰(1983),男,学士,工程师,从事特高压变电运维工作。

A method of transformer top oil temperature forecasting based on similar day and similar hour

TAN Fenglei¹, XU Gang¹, LI Yifeng¹, CHEN Hao¹, HE Jiahong²

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

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

Abstract: As the transformer top oil temperature is affected by many factors such as weather conditions and tidal current loads, it is difficult to improve the forecasting accuracy. To solve this problem, a method of transformer top oil temperature forecasting based on similar day and similar hour is proposed, which is to further select the similar hour corresponding to each hour of the day to be forecast within the similar days, and then use the similar hour to forecast transformer top oil temperature. Firstly, *K*-means clustering based on meteorological factors and the principle of 'near big, far small' are used to select similar days from the historical samples. On the basis of the definition and description of similar hour, the calculation steps of the oil temperature forecasting method are given by using back propagation (BP) neural network and linear weighted method, which is applied to top oil temperature forecasting of a ultra-high voltage main transformer in Jiangsu. Finally, the results show that the proposed method has high accuracy on forecasting top transformer oil temperature, which verifies its feasibility and validity.

Keywords: transformer top oil temperature; similar day; similar hour; *K*-means clustering; back propagation (BP) neural network; linear weighted method

(编辑 钱悦)