

基于层级时序记忆模型的变压器异常监测方法

杨刚¹ 李帅² 耿东¹ 刘少卿³ 陈振雷⁴

(1.日立能源(中国)有限公司 北京 100015;2.四川公路桥梁建设集团有限公司勘察设计分公司 成都 610041;3.四川大学电气工程学院 成都 610065;4.四川省地质工程集团有限责任公司 成都 610017)

摘要:变压器安全运行状态关系到电力系统的安全性和稳定性,提出了基于层级时序记忆模型的油浸式变压器运行状态异常检测方法。该模型模拟人脑皮层结构,通过记忆—预测的方式进行数据挖掘和建模,仅采用正常运行状态数据进行训练,使模型对设备正常数据分布产生认知,进而对下一时刻的状态进行预测,并计算状态异常值。当异常值超出阈值时,系统产生异常预警。在实验阶段,使用油色谱传感器对变压器运行状态进行数据采集,将采集后的数据通过编码器编码形成稀疏表征作为模型的输入样本。实验结果表明,当监测数据发生异常时,系统能准确地进行异常预警,其预警精度达到主流算法水平的同时,该方法及时性更强,能够更早的进行异常预警。

关键词:电力变压器;异常监测;层级时序记忆;神经网络

中图分类号: TM41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4099

Power transformer anomaly monitoring method based on hierarchical temporal memory

Yang Gang¹ Li Shuai² Geng Dong¹ Liu Shaoqing³ Chen Zhenlei⁴

(1.Hitachi Energy(China) Co., Ltd., Beijing 100015, China; 2.Survey and Design Company of Sichuan Road & Bridge (Group) Co., Ltd., Chengdu 610041, China; 3.College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China; 4.Sichuan Province Geological Engineering Co., Ltd., Chengdu 610017, China)

Abstract: Power Transformer is critical for the safety and stability of the entire power system. This paper proposed a hierarchical temporal memory (HTM) based power transformer anomaly monitor system. HTM algorithm simulates the structure of the human brain cortex from the perspective of bionics, using memory-prediction system for data mining modeling. Only normal data is used for network training. The trained network memories the normal data distribution of power transformer. Then, network can make prediction and compute the anomaly value. When anomaly value exceed the threshold, system reports alarm. In the experiment, we use oil chromatographic sensor for power transformer data collection. Further, encoder is used to make data sparse distributed representations (SDR) for network training. The result shows while transformer abnormal data occurs, system can accurately provide abnormal alarm, the precision of HTM based method achieve the mainstream algorithm level, and this method is more timely and can provide early alarm compared with other method.

Keywords: power transformer; anomaly monitor; hierarchical temporal memory; neural network

0 引言

电力系统通常需要非常高的可靠性、安全性、稳定性要求,而无论是在发电侧还是输电侧,电力变压器是电力系统中非常关键的设备。在发电侧的电力变压器将电压提高,从而满足输送点电网额定高电压的要求,将发电侧

产生的电能变送到电网中。在输电线路中利用变压器升高电压以减少电力在输送过程中的损失。

如果电力变压器发生故障,电能无法上网,将会造成重大的经济损失,也会给人民生活带来极大的影响,更有可能带来巨大的安全生产风险并引发严重的事故。传统的电力变压器健康管理主要依赖于行业专家经验知识并

通过定期检修的方式进行维护。行业专家经验存在主观判断性,会因为设备品牌的不同、工况的不同等因素造成判断误差;而定期检修也不可避免的存在过度维修或者欠维修,带来一定的经济损失和安全风险。

随着电力工业物联网的发展以及人工智能技术的迭代,设备异常监测算法^[1]无论是在学术研究上还是产业端,都是非常热门的研究应用课题。目前电力变压器监测技术主要包含油气分析技术、红外光谱技术、气相色谱仪技术以及电路故障分析技术等^[2]。主流的异常监测算法可以分为有监督学习和无监督学习两大类。有监督学习需要大量采集正负样本,利用一些传统的统计学方法或者当前流行的深度学习方法来学习正负样本特征之间的不同并建立相应分类间隔。统计学中的支持向量机^[3-5]方法常常作为决策单元对变压器故障进行识别,随机森林及其优化方法^[6-8]通过对多颗决策树进行建模,完成对异常状态的识别。这一类基于统计的机器学习方法需要在训练前进行特征提取,而人工设计的特征很难进行充分的数据挖掘,难以得到好的判断精度。而目前主流的神经网络^[9]方向在异常检测上也有很多研究,神经网络其本质是通过网络的非线性能力对变压器特征数据和状态进行映射,而其中深度神经网络^[10-11]表现尤为突出,卷积神经网络通过大量的卷积计算提取特征,长短期记忆神经网络^[12]则通过循环神经网络结构,提取时间维度上的特征。深度神经网络由非常庞大数量的模型参数组成,在模型训练阶段通过损失函数反向传播,自动构建特征体系,得益于模型的复杂度和优秀的非线性映射能力,深度神经网络能够达到很好的准确度,但也因此,深度神经网络的训练需要构建庞大的异常数据集。电力工业系统可靠性要求非常高,随着设备建设、施工以及运营的规范化和标准化,设备长期处于正常运行状态且很难积累异常数据样本,因此以监督学习为代表的模型方法并不能很好的在真实场景中进行应用落地。

无监督学习方法通常不需要对大量训练数据进行标识,模型学习正常数据的特征分布,进行异常判断,其中K-means聚类算法最常用。K-means聚类算法^[13-14]通过计算新数据到各聚类中心的距离并与各阈值对比确认变压器是否出现异常。K-means聚类算法也是一种传统的基于统计的机器学习方法,也需要人为进行特征设计,其最终判断精度也受限于提取特征的表达能力,并不能通过数据挖掘的方式进行特征筛选,当特征维度不够或特征差异性不足时,判断效果就会变差。此外,K-means聚类算法难以对时序维度进行建模,而特征会随时间发生变化是变压器运行状态的重要表征。

变压器状态监测数据是一种典型的时序数据,这一类时序数据在时间维度上有非常大的关联性,而传统的异常监测算法很难在时间维度上开展关联性预测研究。因此,本文利用层级时序记忆网络模型^[15-16]对油浸式变压器状

态进行预测并进行异常预警,该方法凭借其网络结构中独特的横向预测结构,能够在时间维度上敏锐捕捉特征的变化,能够更早进行预警;同时在空间维度上通过编码器构建稀疏表征来学习空间特征分布,最终能够实现时空特征信息的挖掘并能提高异常识别辨识精度。

1 油浸式变压器异常监测方法框架

本文提出基于层级时序记忆(hierarchical temporal memory, HTM)网络架构的变压器状态监测方法,图1所示为该异常监测方法的架构。

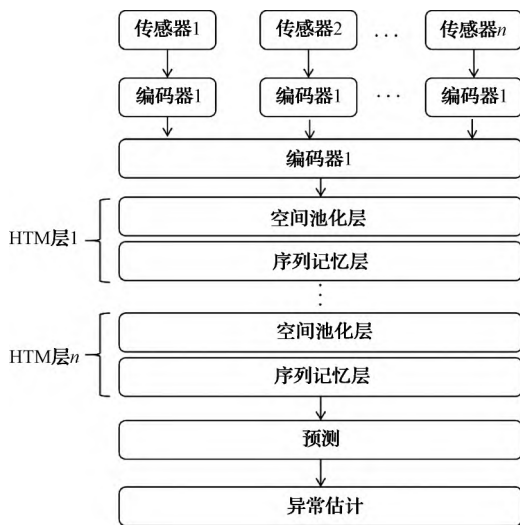


图1 变压器异常监测方法框架

基于HTM算法的油浸式变压器异常监测方法主要分为数据稀疏化编码、网络模型构建以及异常估计3大部分。其中编码器主要对传感器采集到的数据进行稀疏化编码,转换成模型可识别的数据类型;HTM网络层通过空间池化和序列记忆对模型进行学习、记忆和预测,通过层级叠加,进行特征抽取,并对下一时刻进行预测;异常估计通过对比理想预测值和当前时刻的监测值之间的差异性并与阈值对比来实现异常状态判别。

2 HTM网络

HTM是一种模拟人类大脑皮层神经细胞结构的机器学习算法,其通过记忆-匹配-预测模式对历史数据进行数据抽象以及特征匹配学习训练,并对未来时刻的数据开展预测估计。当预测值和实际监测值之间存在较大差异时,便可以进行异常预警。随着学习时间的推移以及训练数据规模的扩大,模型预测能力也会大幅度提高,是一种无监督学习。

2.1 HTM网络模型

HTM网络模型由3个结构单元构成,神经元、柱状体以及皮质层,如图2所示。

神经元细胞是HTM网络的最小结构单元,接受来自

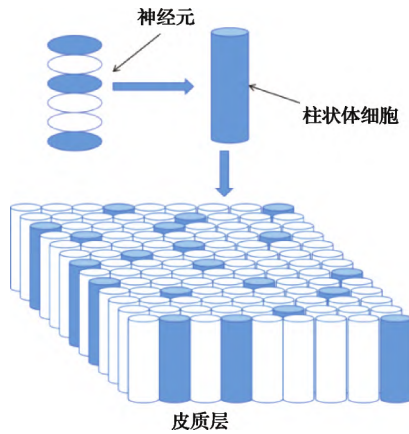


图2 HTM网络结构单元组成

前馈层的输入。多个神经元细胞构成柱状体细胞，柱状体细胞拥有激活和抑制两种状态，而多个柱状体细胞构成皮质层，也就是单个 HTM 层。皮质层中每个柱状体细胞的状态作为当前层的输出并传递到下一层。单个神经元细胞作为 HTM 网络中的基础单元，承担着与其他细胞的连接，其模型结构如图 3 所示。

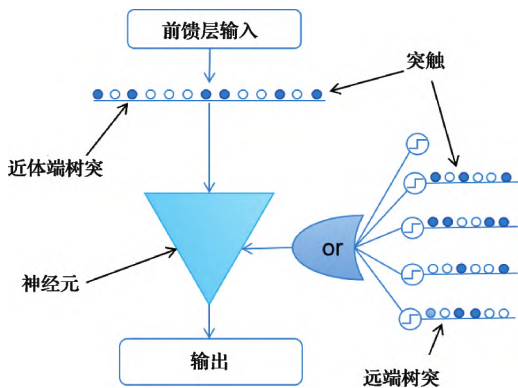


图3 神经元模型

单个神经元包含近端树突和远端树突，每个树突上有多个突触，突触作为连接单元与其他神经元进行连接。神经元一共存在 3 种状态，抑制、激活以及预测。近端树突接受来自前馈层的柱状体细胞输入，计算当前神经元是否处于激活或者抑制状态。远端树突中的突触与同层柱状体中的细胞进行横向连接，计算当前细胞是否处于预测状态。

不同皮质层之间通过神经元细胞的近端树突进行连接，同一柱状体细胞中的神经元细胞共享同一近端树突，近端树突通过多个突触连接前馈层的输入，形成感受野，通过计算感受野中前馈层柱状体细胞的状态，判断当前柱状体细胞是否处于激活状态。当前柱状体细胞的状态还与同层细胞的激活状态有关，在一些情况下，即使当前柱状体细胞被激活，仍然可能因为邻域抑制，而处于抑制状态。邻域抑制是在当前细胞的邻域空间中，计算细胞激活

值是否处于前 n 个，如果不位于前 n 个值，则将细胞设置为抑制状态。邻域抑制和主流深度学习中的池化层作用类似，其本质在于特征抽取和空间噪声抑制。

2.2 HTM 网络训练

1) 初始化。构建多层皮质层后，在训练开始前需要进行初始化，初始化包括近端树突初始化、末端树突初始化、设置感受野大小、空间池化邻域大小等。近端树突初始化是在对应的前馈层感受野中随机进行 n 个连接，并随机初始化连通性权重， n 为近端树突中突触的个数。末端树突初始化是在同层皮质层中横向进行 l 个连接，并随机初始化连通性权重， l 为末端树突中突触的个数。

2) 计算柱状体细胞的状态。根据前馈层的输入，计算当前层柱状体细胞的状态。

$$Col_t^i = \begin{cases} 1, & Q^i \geq (\text{sort}\{Q^{r/i}\}, k) \& Q^i > \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中：

$$Q^i = g^i \tilde{v}^i z^i \quad (2)$$

式中： Col_t^i 表示在 t 时刻第 i 个柱状体细胞的状态；0 为抑制，1 表示激活； r/i 表示以当前第 i 个柱状体细胞为中心，以 r 为半径的邻域区域； θ 表示柱状体细胞激活的阈值； $\text{sort}(\{.\}, k)$ 表示在邻域范围内的第 k 大的激活值； g^i 表示第 i 个柱状体细胞的连通性增益。

$$g^i = \exp\left(-\beta \left(\frac{(T-1) \cdot \overline{col}_{t-1}^i + col_t^i}{T}\right)\right) \quad (3)$$

式中： T 为平均周期， \overline{col}_{t-1}^i 表示第 i 个柱状体细胞从当前 t 时刻算的前一个 T 周期内的激活值均值；权重连接值按照以上公式进行更新会对长时间未被激活过的细胞赋予更高的连通增益，防止特征退化； β 为 $0 \sim 1$ 超参数，控制更新步进大小。

\tilde{V}^i 表示第 i 个柱状体细胞的近端树突突触的状态，公式如下：

$$\tilde{V}^i = p^+ (V^{i,j} \odot C_{t-1}) - p^- (V^{i,j} \odot \mathbf{I} - C_{t-1}) \quad (4)$$

式中： $C_{t-1} = \{Col_{t-1}^i\}$ 表示柱状体细胞激活状态矩阵； p^+ 表示提升激活柱状体细胞突触的连通性； p^- 表示降低非激活状态柱状体细胞突触的连通性； \odot 为点乘运算； \mathbf{I} 为单位矩阵。

Z^i 表示第 i 个柱状体细胞在前馈层所对应的感受野中的稀疏表征。柱状体细胞激活需满足两个条件，激活值大于阈值 T ，且当前柱状体细胞激活值在邻域 r 范围内从大到小排前 k 大。

3) 计算神经元状态。神经元细胞有激活、抑制、预测 3 种状态。当柱状体细胞因为前馈输入而激活后，无论当前柱状体细胞的前一时刻预测状态是什么，柱状体细胞中所有的神经元都将被设置为激活状态。

$$Cell_{t+1}^{i,j} = \begin{cases} 1, & j \in Col \& \pi_{t-1}^{i,j} = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$Cell_t^{i,j} = \begin{cases} 1, & j \in Col \ \& \ \pi_{t-1}^{i,j} = 1 \\ 1, & j \in Col \ \& \ \sum \pi_{t-1}^{i,j} = 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $Cell_t^{i,j}$ 表示在该层中 t 时刻第 i 个柱状体细胞的第 j 个神经元细胞的状态; 0 表示抑制, 1 表示激活; Col_t^i 表示 t 时刻第 i 个柱状体细胞的状态; $\pi_{t-1}^{i,j}$ 表示 $t-1$ 时刻第 i 个细胞柱中第 j 个神经元的预测状态。

在计算当前层中所有神经元是否处于激活或抑制后, 开始计算神经元细胞的预测状态, 对下一时刻产生预测。当前神经元细胞是否处于预测状态由该神经元细胞的远端树突确定, 远端树突在当前层与其他柱状体中的神经元细胞进行横向连接, 计算公式如下:

$$\pi_t^{i,j} = \begin{cases} 1, & \exists u \parallel \tilde{U}_u^{i,j} \odot C_t \parallel_1 > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $C_t = cell_t^{i,j}$, 表示当前神经元状态矩阵; $\tilde{U}_u^{i,j}$ 表示第 i 个柱状体细胞中第 j 个神经元的第 u 个远端树突上突触的状态; 0 表示抑制, 1 表示激活。

4) 突触连通值更新。HTM 网络训练的本质在于突触连通权重的更新, 突触更新采用赫布法则: 如果突触的连通权重超过阈值, 细胞被激活, 而突触权重将会增加; 而处于抑制状态下的神经元其突触权重也将会进行减少, 连通性也会下降。符合式(8)的神经元及其突触将会得到更新。

$$\forall_{j \in Col_t} (\pi_{t-1}^{i,j} > 0) \ \& \ \parallel \tilde{U}_u^{i,j} \odot C_t \parallel_1 > 0 \quad (8)$$

从式(8)可以得到在前一时刻成功预测的神经元, 该神经元中进行激活的树突上的突触将会得到更新。

当激活的柱状细胞中没有产生预测的神经元, 将会根据式(9)选取远端树突中激活值最大的神经元进行更新。

$$\forall_{j \in Col_t} (\pi_{t-1}^{i,j} = 0) \ \& \ \max_{i,j} (\parallel \tilde{U}_u^{i,j} \odot C_t \parallel_1) \quad (9)$$

在确定需要更新的突触后, 更新方式为:

$$\Delta U_t^{i,j} = p^+ (U_t^{i,j} \odot C_t) - p^- U_t^{i,j} \odot (I - C_t) \quad (10)$$

式中: p^+ 为一个较大的学习值, 用于增加激活突触的连通值; p^- 为一个较小的值, 用于轻微减小该树突中对神经元激活不产生作用的突触的连通值。

对于非激活的神经元细胞, HTM 通过模拟记忆退化功能, 缓慢的降低其活跃树突上突触的连通值, 计算过程如下:

$$\Delta U_t^{i,j} = U_t^{i,j} p^- \quad (11)$$

其中, p^- 是一个非常小的值, 当该神经元长时间处于抑制状态后, 连通值逐步退化, HTM 网络将逐步忘记之前的储存的信息, 以此模拟人类大脑皮层, 对一个事物的记忆, 如果该事物长时间不出现的话, 记忆同样会发生模糊。

3 稀疏化编码

数据稀疏化编码主要是对传感器采集的数据进行稀

疏化处理。由于 HTM 模型中的细胞分为激活(1)状态和非激活状态(0), 因此, 网络模型只能接受 0 和 1 的输入值。但在实际应用中, 传感器采集的数据通常是一个数值, 可以通过编码器构建输入数据的稀疏化表征 (sparse discrete representation, SDR)。编码器通过一定的规则, 在不丢失数值关联性的条件下, 将传感器原始数据转换为模型可识别的二值化矩阵。编码器需满足如下 4 点必要条件。

1) 语义相近的数据编码后其 SDR 需要有足够多的重叠, 以保证语义相关性。

2) 同一个数据和编码后的 SDR 需一一对应。

3) 所有数据编码后的输出维度需保持尺寸一致。

4) 所有数据在编码后都需要保证 SDR 相似的稀疏性, 以此保证有足够的位空间进行噪声抑制。

4 异常估计

HTM 网络是一个基于时序记忆的网络, 利用正常状态数据长时间的训练后, 模型对正常数据产生记忆, 对新的数据输入也会基于正常模型产生预测, 当预测和输出得到的异常估计值超过阈值时, 定义为异常状态。异常值如下:

$$l_t = 1 - \frac{P(x_{t-1}), F(x_t)}{|F(x_t)|} \quad (12)$$

式中: x_t 为当前时刻的输入; $P(x_{t-1})$ 为上一时刻模型的预测; $F(x_t)$ 为当前 HTM 网络激活的输出。从式(12)可以看出, 前一时刻的预测与当前时刻 HTM 的输出趋近于一致时, 异常值趋近于 0, 当 $P(x_{t-1})$ 与 $F(x_t)$ 完全正交时, 异常值最大且为 1。

5 实验结果

5.1 数据采集

本文采用 HTM 网络算法来对油浸式电力变压器进行异常状态监测, 实验阶段, 通过在油浸式变压器上安装油色谱传感器以及温度传感器进行数据采集, 每隔 1 h 采集一次数据, 变压器详细参数如表 1 所示, 油色谱数据采集装置如图 4 所示。

该实验采集的油气数据包括油温、二氧化碳、乙烷、乙烯、甲烷、氢气等成分数据, 根据行业专家经验, 针对不同的异常情况, 人为的对一些成分数值加入随机噪声, 模拟变压器的故障数据, 进行试验验证。数据样例如图 5 所示。

5.2 构建稀疏表征

传感器传入的数据为具体某一个数值, 而 HTM 网络要求输入数据为稀疏化二值矩阵, 因此需要对输入的数值进行稀疏化编码, 构建稀疏化表征。

数值编码示例如图 6 所示。每一个 bit 对应一段数值区间, 相邻的 bit 对应的数值区间也是相邻的, 数值区间偏移一位, 在保证了数据和表征之间一一对应的同时, 也确

表1 电力变压器详细参数

型 号	SSP-723000/500	短路阻抗	16.24%	
3 相	50 Hz	空载电流	0.04%	
额定容量	723 000 kVA	空载损耗	244.4 kW	
额定电压	550/18 kV	负载损耗	1 151 kW	
高 压				
分接/%	电压/V	电流/A	联结	位置
额 定	550 000	759	4—5	1
—2.5	536 250	778.4	4—6	2
—5	522 500	798.9	3—6	3
低 压				
电压/V		电流/A		
18 000		23 190.2		
绝 缘 水 平				
h.v.:	线路端子 SI/LI/AC	1 175/1 550/680 kV		
h.v.:	中性点端子 LI/AC	185/85 kV		
l.v.:	线路端子 LI/AC	125/55 kV		



图4 数据采集装置

保证了语义相近数值的表征之间有足够的相似度。图6(a)为数值2.5对应的稀疏表征,图6(b)为数值3对应的稀疏表征。

构建数据稀疏表征步骤如下:

1) 确定输入数据的最大值 $\max Value$ 和最小值 $\min Value$ 。

2) 确定编码区间 $range$:

$$range = \max Value - \min Value \quad (13)$$

3) 确定数值拆分区数量 n 。

4) 确定激活 bit 数量 w 。

5) 计算稀疏表征总的 bit 数量 L_{sdr} :

$$L_{sdr} = n + w - 1 \quad (14)$$

6) 对于给定值 v , 计算激活 bit 起始值:

$$i = \text{floor}(n \cdot (v - \min Value / range)) \quad (15)$$

5.3 异常分析

数据异常通常有可分为两种情况:第1种是类似脉冲噪声瞬时的数据失真,这种情况下,数据突然偏离正常值后,立刻回归到以前的正常状态;第2种是数据逐渐偏离正常值,随着时间的增加,偏差逐渐加大。针对两种异常状态,分别进行了实验模拟,计算环境为工作站,CPU为

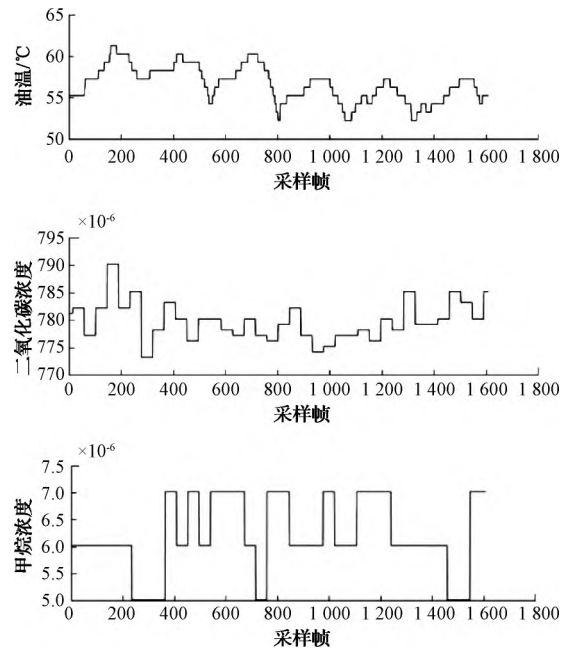


图5 传感器数据样例

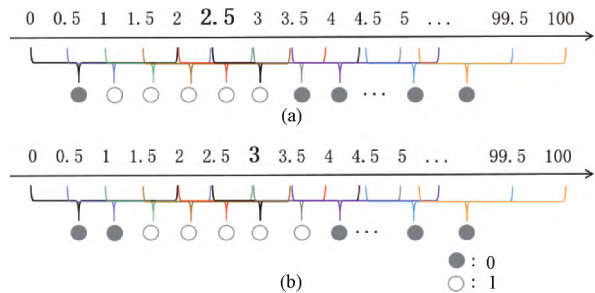


图6 数值稀疏化编码

Intel(R) Core(TM) i7-9750H CPU @ 2.60 GHz, 内存16 G。

如图7所示,上方曲线为传感器采集的氢气数据,为了便于显示,数据同比例缩放至1~2.5范围内,星点为模拟的脉冲噪声采样点,原始数据在正常值范围内有不同尺度的偏移。下方曲线为模型输出的异常值。从图7可以看出,模型在出现脉冲噪声的采样点上,其异常值更大。值得一提的是其中A、B、C、D 4个采样点,其中A、B是正常值偏大,C、D为正常值偏小,从可视化的角度分析,点B和C更容易被判断为异常值点,然而B、C两点相对于点A和D,异常值更低。通过观测原始数据发现,A、D两点相对该采样点正常值的偏离更大,因此其异常值更大,而传统的基于统计特征的机器学习方法,很难处理这种异常情况。该结果也证明了,HTM算法的采用记忆预测模式,异常值和采样点绝对值并无绝对关系,模型依赖于在时间维度上对正常数据的认知,产生预测,从而得到异常。另一种数据异常状态如图8所示。

随着变压器设备运行时间的增长、设备老化、检修不

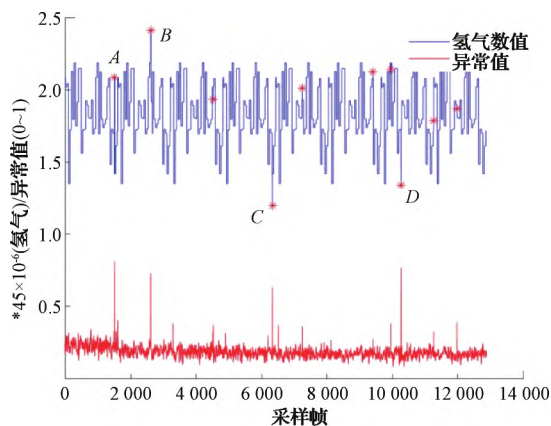


图7 突变异常值分析

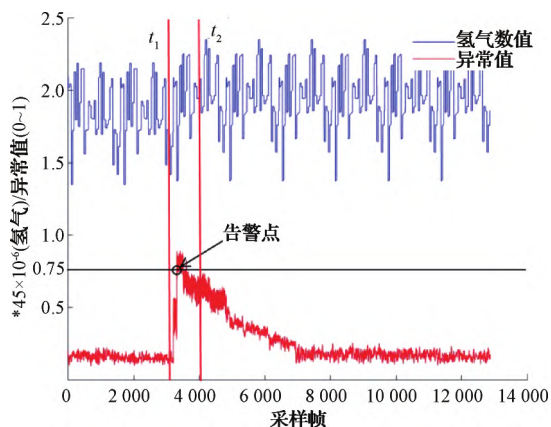


图8 异常值分析

充分等因素,设备逐渐偏离正常运行状态,传感器数据也开始偏离正常值,并且慢慢放大,图8对该情况进行了模拟。从 t_1 时刻开始,数值逐渐开始偏离正常值,并在 t_2 时刻达到偏离值最大。从图8可以看出,当阈值设置为0.75时,HTM模型及时进行预警。

随着设备运行时间的增加,设备正常状态的区间也会是动态变化的。一个运行时间较长的设备和一个刚运行的设备,其正常状态区间并不是完全一致的,因此设备异常监测模型也需要动态更新。由图8可以看出,监测系统在告警点预警后,提醒相关人员进行确认,当确认异常状态后,设备停机检修,模型停止学习;如果相关人员确认为正常状态后,HTM模型可以持续学习。图8中异常值在持续一段增加后,逐渐回落到正常状态,可以看出,HTM模型利用其细胞结构中的退化机制,更新当前设备的正常状态,达到自学习的目的,而传统的机器学习方法需要重新进行数据采集,并离线进行模型训练,才能达到更新模型的目的。

5.4 模型性能量化

在变压器异常监测系统中,除了异常识别精度外,误报率以及预警及时性也是非常重要的指标。如果系统在

设备已经出现重大隐患之后,才进行预警,这样的预警是没有任何意义的,也无法满足场景要求。而统计学常见的根据样本数量计算识别精度和误报率的方法并不太适用于量化时序数据模型。本文采用增加时间窗口参数 T ,对模型性能进行量化,如图9所示,当且仅当系统在规定的窗口时间段内成功预测,系统检出值有效,如果系统未能在该时间段中对异常进行成功预测,那么系统漏报数加一。

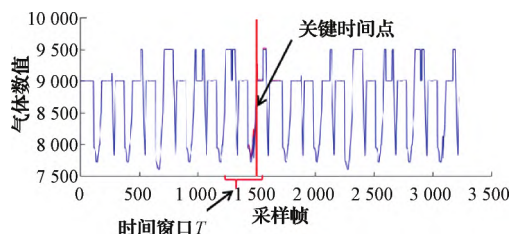


图9 异常预警示例

模型识别精度计算如下:

$$p = \frac{TP}{A} \quad (16)$$

式中: TP 为正确进行异常预警的样本; A 为所有异常样本的数量。

针对于系统误报率,实验采用时间段方式对误报率进行统计计算,误报计算如下:

$$w = \frac{D_t}{N/t} \quad (17)$$

式中: D_t 为误报的总数,在 t 时间段内产生的误报按照一次计算; N 为总时长。

异常监测系统的另一个非常重要指标是预警及时性,系统越早预警,可以更早的介入维修,避免引起更大的问题。预警及时性 r 为:

$$r = 1 - \frac{P_t - h_t}{t} \quad (18)$$

式中: P_t 为异常关键时间点; h_t 为产生预警时间; $r \in [0, 1]$, r 值越大,预警越及时。

实验对比了不同的异常监测模型在油浸式变压器异常数据上的表现,如表2所示。

表2 不同异常监测算法对比

模型对比	识别率/%	误报率/%	预警及时性
KNN	69.67	6.20	0.34
K-means	61.47	9.30	0.21
isolation forest	89.34	5.43	0.62
One Class SVM	81.86	6.78	0.56
HTM	88.53	5.12	0.85

表2对比了不同的无监督学习异常监测算法,可以看出,HTM算法在异常状态识别率以及误报率上都能够到达很好的性能,在预警及时性上,更是遥遥领先于其他异

常监测算法, HTM 算法能最快的进行异常预警, 避免更大的故障发生。

实验也对比了不同的异常阈值对识别率和误报率的影响, 如图 10 和 11 所示, 识别率和误报率均与阈值大小成反比, 当阈值在 0.75 附近, 误报率比较稳定, 而识别率随着阈值增加大幅降低。

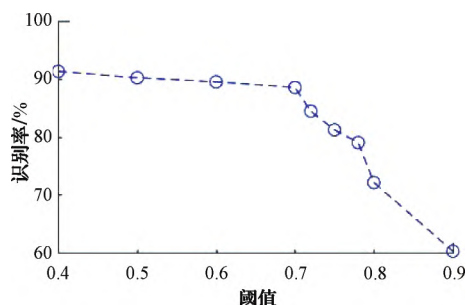


图 10 阈值与识别率

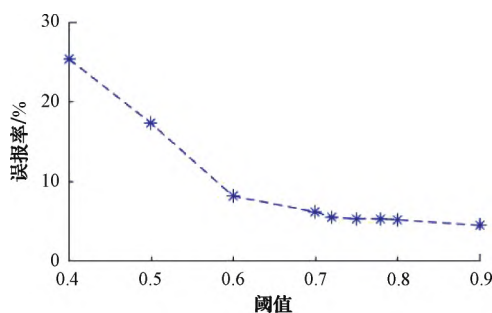


图 11 阈值与误报率

5.5 误报消除机制

HTM 算法是一个时序无监督机器学习算法, 模型的性能随着时间增加而增强。基于模型记忆退化机制, 模型对当前设备最新的正常状态越来越熟悉。对比采用不同采样长度数据训练的 HTM 网络模型误报率如图 12 所示, 结果表明, 误报率随着模型学习时长的增加而大幅度降低。

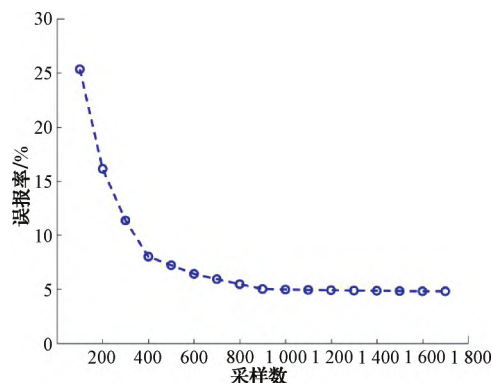


图 12 训练长度与误报

在 HTM 模型部署完后, 如果训练时间不足或者设备

发生变化, 可能会出现较多的误报, 可利用 HTM 模型的自学习机制, 设计专家反馈机制, 实现模型在单个应用中的持续学习, 降低误报, 提高检出。如图 13 所示, 当 HTM 模型出现误报后, 可以通过专家系统, 重置误报结果。与常见的监督学习中模型训练和识别是分开不同, HTM 模型在实际运行过程中, 仍然在保持模型训练和更新。

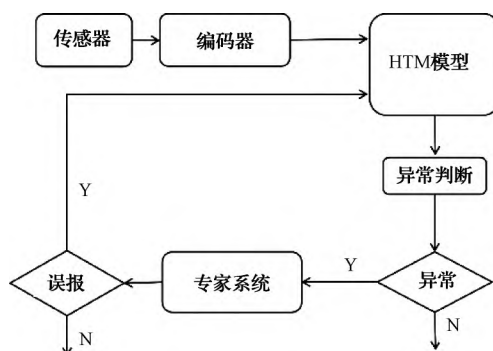


图 13 误报优化机制

6 结论

本文提出了基于层级时序记忆算法的油浸式变压器异常监测系统。在模型输入端, 采用编码器将传感器采集的数据进行二值化编码, 构建变压器状态稀疏表征, 在训练阶段, 只使用正常状态数据对 HTM 模型进行训练。HTM 网络通过神经元突触权重的学习实现对当前设备正常状态的记忆, 并且通过层中的横向连接, 根据记忆对下一时刻的状态产生预测, 当模型的预测和下一时刻的输入不相匹配时, 计算异常, 如果超过设定阈值, 并进行预警。

相对于其他机器学习方法, HTM 网络对时序数据原生支持, 更能充分挖掘数据在时间维度上的特征, 进行趋势分析, 在保证检出精度的同时, 能够更早的对异常数据进行预警。基于 HTM 网络神经元在时间维度上的退化机制, 在较少人工干预的条件下, HTM 网络可以进行在线学习, 能够更快的熟悉设备的最新状态, 从而达到更好的预警效果。

HTM 网络结构简单, 性能要求低, 但是其异常识别的精度还有待提高, 其误报率虽然会随着训练时间的增加而减少, 但仍然需要改进。在未来的研究中, 尝试优化编码器以及优化异常计算的方法进一步提高模型的异常识别精度, 降低误报。

参考文献

- [1] 吴琼, 李永飞, 李铭洋. 异常数据实时检测方法研究综述[J]. 现代计算机, 2022, 28(16): 9-15.
- [2] 张国栋, 苗青, 滕伟, 等. 基于振动特征主分量分析的电力变压器故障诊断[J]. 变压器, 2019, 56(5): 62-65.

- [3] 洪翠,杨华锋,卢国仪,等.基于振动信号 SVM 分类的配变故障识别方法[J].仪器仪表学报, 2016, 37(6): 1299-1308.
- [4] 吴琼,崔昊杨,周坤,等.多源检测数据融合的变压器故障诊断模型[J].现代电子技术, 2022, 45(1): 181-186.
- [5] 李黄曼,张勇,张瑶.基于 ISSA 优化 SVM 的变压器故障诊断研究[J].电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 123-129.
- [6] 殷作洋,吴肖锋,仲伟坤.基于随机森林的变压器故障识别与实例分析[J].电子测量技术, 2020, 43(23): 63-67.
- [7] 杨毅,徐晓冉,刘雅琳,等.基于离散二进制粒子群优化随机森林的平面变压器寄生参数预测模型[J].国外电子测量技术, 2021, 40(4): 37-41.
- [8] 曹伟嘉,杨留方,徐天奇,等.基于精英反策略 麻雀搜索优化随机森林的变压器故障诊断[J].国外电子测量技术, 2022, 41(2): 138-143.
- [9] 郭林,唐晶,唐黎哲,等.一种基于改进 BP 神经网络的变压器故障诊断方法[J].大功率变流技术, 2021(5): 71-77.
- [10] 何怡刚,汪涛,施天成,等.基于 RFID 传感器标签与深度学习的变压器状态监测方法研究[J].电子测量与仪器学报, 2018, 32(9): 72-79.
- [11] 张朝龙,何怡刚,杜博伦,等.基于深度学习的电力变压器智能故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报, 2020, 34(1): 81-89.
- [12] 代杰杰,宋辉,盛戈崑,等.采用 LSTM 网络的电力变压器运行状态预测方法研究[J].高电压技术, 2018, 44(4): 1099-1106.
- [13] 谢荣斌,马春雷,张丽娟,等.基于改进 K-means 聚类的变压器异常状态识别模型[J].电力大数据, 2018, 21(5): 24-30.
- [14] 刘庆珍,张晓燕,蔡金锭.基于降维技术与 K-means 聚类的油纸绝缘状态综合灰评估[J].电力系统保护与控制, 2019, 47(8): 62-70.
- [15] AHMAD S, LAVIN A, PURDY S, et al. Unsupervised real-time anomaly detection for streaming data[J]. Neurocomputing, 2017, 262(1): 134-147.
- [16] GEORGE D. How the brain might work: A hierarchical and temporal model for learning and recognition[D]. Stanford: Stanford University, 2008.

作者简介

杨刚,博士,教授,主要研究方向为电力系统低碳化、数字化、智能化。
E-mail: g-gang.yang@hitachienergy.com