

[变压器]

变压器在线监测与故障诊断新技术

文/郭建涛 薛扬 郝嘉兴 王御龙 梁泰忠
大连世有电力科技有限公司

为保证变压器稳定运行，并解决变压器人工监测与诊断模式中存在的问题，提出开发在线监测系统实时监测变压器运行状态，并采用1D-CNN-SVM技术进行变压器故障诊断的观点。通过研究，得出基于在线监测系统的变压器状态监测与故障诊断方式，能实现变压器运行状态可视化和精准识别变压器故障的结论。提出在变压器监测与故障诊断中，需要灵活运用物联网、1D-CNN-SVM等技术的建议，通过在线监测实现传统变压器人工监测与故障诊断技术创新。

在电力系统中，变压器是一种核心电力设备，其运行状态监测与故障诊断效果是决定电力系统运行安全的关键^[1]。随着电力系统建设力度的提升，以及电力系统规模的扩大，电力行业对变压器运行安全性和运行稳定性提出更高的要求。传统变压器状态监测与故障诊断模式难以满足电力企业的需求，如何对变压器状态监测与故障诊断技术进行创新，已经成为电力行业关注的重点。

变压器在线监测系统设计

(1) 在线监测系统总体架构

本文研究的变压器在线监测系统采用物联网设计架构，由感知层、网络层和数据层三个层级组成。变压器在线监测系统的总体架构如图1所示。

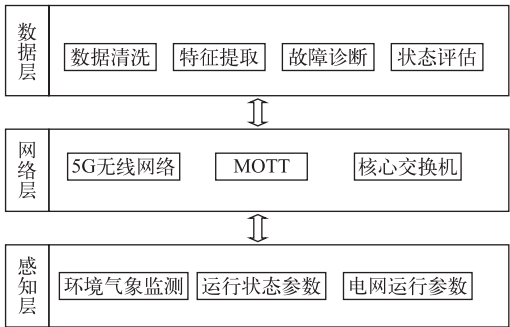


图1 在线监测系统总体架构

变压器在线监测系统中，三个功能层级的监测，能实现变压器运行状态的智能感知及故障隐患的智能识别。系统的结果输出可以同变压器管理系统连接，实现变压器运行状态、故障状态的可视化展示，根据系统输出结果执行变压器维护检修、应急管理和指挥调度等功能。

(2) 感知层

在物联网架构中，变压器在线监测系统的感知层除了支撑系统正常运行的设备机房外，主要由温度、振动、油色谱和局部放电等传感装置组成。各类传感装置和监控视频主要布置在变压器监测的重点部位，通过实时感知变压器运行的主要状态参数，为变压器状态评估与监测提供依据。各类传感器的采样频率，可以根据监测目标的不同进行灵活调节，主要传感器的采样参数见表1。

表1 变压器监测中主要传感器的采样参数

传感器类型	采样参数
温度传感器	5 min
振动传感器	1 kHz
油色谱传感器	12 h
局部放电传感器	20 MHz

(3) 网络层

网络层采取双链路冗余设计方案，主链路为以

太网，备用链路为5G无线网络，通信协议为MQTT协议，采用星形网络拓扑架构和双核心交换机。网络层在传输系统数据的过程中，主要运用分级缓存机制，现场缓存48 h数据，边缘节点缓存7天数据，避免在变压器状态监测过程中发生数据丢失的问题，在规定时间内实现对监测数据的可追溯。

(4) 数据层

数据层主要由各类数据处理模块组成，主要模块为数据清洗、特征提取、故障诊断与状态评估，是实现变压器状态监测功能的核心层级。在数据层中，变压器监测数据由空间、状态和时序等类型数据组成，不同类型的数据可以分别建立不同数学模型进行描述。如反映变压器时序特征的数据可以建立自回归模型AR（P）进行描述，结合变压器时序特征参数的变化趋势，了解变压器的实时状态。在数据层中，系统可以运用不同数字化技术来达成变压器状态监测目标^[2]。如运用Solid Works软件可以创建与变压器物理实体完全一致的虚拟模型，通过在计算机创建的虚拟空间中观察数字孪生体的状态，了解物理空间中实体变压器的状况。

变压器在线监测功能实现

(1) 在线监测参数标准

本文研究的基于物联网设计架构的变压器监测系统，可以根据监测目的的不同，灵活调节感知层的监测设备。为全面反映变压器的健康状况，如电气绝缘性能、热性能、物理状态、化学状态和机械完整性等，在线监测系统中可以选择油温、油压、油位、套管介质损耗、铁心接地电流和油中溶解气体等作为监测参数^[3]。根据DL/T 1498.1—2016《电气设备在线监测装置技术规范 第1部分：通则》的规定，为实时监控变压器的关键性能参数，满足变压器状态评估及故障诊断的需求，变压器在线监测系统的主要监测参数应满足的条件见表2。

(2) 变压器在线监测结构

在变压器在线监测系统中，变压器各类参数数据的采集，主要通过嵌入式微型控制器来实现，可以支持数据的采集、测量与传输等，主要面向环境气象、运行状态和电网运行三类可能影响变压器正常运行的参数进行监测。

表2 变压器在线监测的参数标准

类型	监测范围	监测误差
套管介质损耗	100 μA ~ 500 mA	±0.1%读数
H ₂	380 μL ~ 1 000 μL	±2 μL
C ₂ H ₂	0.2 μL ~ 2 000 μL	±0.5 μL
CH ₄ 、C ₂ H ₂	0.5 ~ 2 000 μL	±0.5 μL
CO ₂	25 μL ~ 5 000 μL	±25 μL
总烃	2 μL ~ 2 000 μL	±2 μL
油温	0 ℃ ~ 90 ℃	±0.5 ℃
铁心接地电流	0.1 mA ~ 5 A	±0.1%读数
CO	25 μL ~ 5 000 μL	±25 μL

在变压器在线监测系统中，系统主要利用各类信号采集装置实时获取变压器的监测数据，通过以太网或5G网络传输至主机，可以实现变压器故障诊断、状态评估与显示，还可以结合预先设定的预警值通过声光报警装置进行预警。由于变压器在线监测系统中存在多种目标数据，为实现不同数据的综合采集，系统应选择一套具备较强处理性能和拥有丰富接口资源的微控制器^[4]。根据变压器在线监测需求，本文选用STM32F103ZET6芯片作为系统的嵌入式微控制器，该芯片适用于复杂数据采集系统，具备较强抗干扰能力和数据处理能力，拥有多种通信接口，支持各类数据的远程传输与控制，能最大限度满足变压器在线监测对系统功能的需求。

(3) 数据存储

为方便用户查询各类数据，发挥变压器在线监测功能。变压器在线监测系统中可以开发一套SQLite数据库，为各类监测数据建立对应的数据表，在存储不同通道数据的同时，保存对应的时间戳，为用户查询数据库中的数据提供支持。在创建不同类型的时间戳后，系统可以自动保存监测到的各类结构化数据。

基于1D-CNN-SVM的变压器故障诊断策略

为提升变压器故障诊断的智能化水平，解决人工模式下变压器故障诊断准确度低的问题，本文提出运用1D-CNN和SVM的变压器故障诊断方案。

(1) 故障诊断思路

1) 变压器在线监测系统中，为满足智能化故障诊断需求，在采用智能算法诊断变压器故障前，需要对系统采集的数据进行处理。为满足变压器的智能化故障诊断需求，在线监测系统可以先对各类数

据进行处理。

2) 建立变压器状态信息的数据库, 通过各种监测方式获取变压器的各类特征指标, 通过对原始数据进行筛选、修复和转换等, 为挖掘变压器的状态信息提供基本的数据支持。

3) 对多源异构数据进行整合, 按照相应标准或模型划分变压器的状态等级, 结合故障监测的实际需求根据从海量数据中提取的故障的特征信息, 对故障进行快速定位, 或者划分故障处理的相关责任。

4) 采用1D-CNN算法和SVM算法, 进行变压器故障识别与分类诊断, 以初步诊断与评估结果为依据, 在考虑变压器运行方式和人力物力状况的基础上, 建立多目标优化函数, 通过对多目标优化函数进行求解, 制定特定变压器的试验或巡视频率等工作决策。

(2) 数据处理

变压器发生故障时, 设备内部的绝缘材料受强电或高温影响, 可能产生大量 C_2H_2 、 CH_4 和 H_2 等气体。根据故障的性质, 变压器故障主要可以分为热性故障与电性故障两类^[5]。在故障诊断过程中, 数据预处理的目的是降低数据维度和提高数据分析准确度, 可以采用聚类分析算法实现数据降维处理。例如, 系统聚类分析可以将故障信号的相近程度作为度量依据, 将相近信号归为一类, 将聚合后的小类作为新类按相近性与其他类再进行组合, 在削弱不同类之间相近性的基础上建立一个囊括所有子类的大类, 最后按信号相近性大小建立谱系图, 确定适当分类数量。在完成聚类任务后, 根据信号之间的间距来确定不同信号的亲疏程度, 为降低后期故障诊断难度、减少数据量提供依据。

(3) 1D-CNN算法

在变压器在线监测系统的基础上, 变压器故障诊断应选择一套高准确度和高效率的智能算法, 实现变压器故障的智能诊断。1D-CNN算法具有高准确度和训练速度快等特征, 能使不同子系统建立紧密关系, 实现数据实时更新与持续迭代, 不断优化和更新变压器的数学模型, 能从源头上提高故障诊断效率和准确度。1D-CNN算法可以将变压器在线监控系统获取的数据信息输入神经网络, 在有限数据输入的基础上, 满足实时诊断变压器故障的需

求。在1D-CNN模型由一个输入层、两个卷积层、两个池化层、一个展开层、一个全连接层和一个输出层组成, 在卷积神经网络向前传播时, 可以采用下列公式对卷积层的输出进行描述

$$x_j^l = \sum_{i \in M} (x_j^{l-1} k_{ij}^k + b_j^l) \quad (1)$$

式中, x_j^l 为卷积层中第 l 层的第 j 个神经元的特征映射; x_j^{l-1} 为第 l 层中输入或 $l-1$ 的特征映射; M 为输入特征的集合; k_{ij}^k 为 $l-1$ 中第 i 个神经元到 l 层中第 j 个神经元的卷积核; b_j^l 为第 l 层中第 j 个神经元的输出偏置。

假设输入故障信号为 $x=\{x_1, x_2, \dots, x_T\}$, x_i 为第 i 个时间点的故障信号幅值, T 为信号总长度, 当信号通过卷积层时, 第 k 个卷积核的权重用 w^k 表示, 设卷积核长度为 L , 则卷积操作可以用下列公式来表达

$$y_j^k = \sum_{i=0}^{L-1} w_i^k \cdot x_{j+i} + b^k \quad (2)$$

式中, y_j^k 为卷积核在 j 处的输出值; b^k 为卷积核的偏置项; w_i^k 为第 j 个卷积核的权重; x_{j+i} 为 $j+i$ 时故障信号的幅值。

在完成卷积操作后, 可以选用非线性激活函数处理神经网络的输出。非线性激活函数的表达式为

$$Z_j^k = \max(0, y_j^k) \quad (3)$$

式中, z_j^k 为激活后的输出值。

在1D-CNN群算法下, 变压器处于不同运行状态时, 其状态监测数据存在显著差异, 将监测数据作为特征向量可以对变压器的实时状态进行精准描述。同时, 1D-CNN算法需要将一维卷积核作为基础, 通过池化层降维简化神经网络, 在全连接层中得到变压器的各类故障的发生概率结果。

(4) SVM算法

SVM能对变压器故障特征向量进行分类, 准确识别故障类型, 为制定故障应对策略提供科学依据。在变压器故障诊断中, 1D-CNN算法输出特征向量后, 可以通过在变压器在线监测系统中嵌入SVM算法, 实现变压器故障的智能诊断^[6]。在SVM算法流程中, 系统需要先集成各类变压器故障的训练数据集。假设在SVM算法中, 数据集用 $\{(f_i, y_i)_{i=1}^n\}$ 表示, 其中 f_i 为数据集中第 i 个训练样本的特征向量; y_i 为相对的故障标签; n 为训练样本的个数。在建立数据集的基础上, SVM算法在故障诊断中的目

的是寻找一个最佳超平面，将变压器的正常状态与故障状态分开。SVM算法中，超平面方程的表达式为

$$wf + b = 0 \quad (4)$$

式中， w 为权重向量； f 为特征向量； b 为偏置项。

在最佳超平面求解的过程中，支持向量机主要通过下列问题进行求解来寻找最佳超平面，计算公式为

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (5)$$

式中， ξ_i 为松弛变量； C 为正则化参数。

在利用支持向量机求解的基础上，系统可以从未知信号样本中提取的特征向量输入完成训练的SVM模型，对其决策函数进行计算，根据决策函数的计算值来判断故障的具体类型。

结束语

综上所述，本文为保证变压器稳定运行，探索变压器在线监测系统设计及智能化故障诊断要点，提出开发在线监测系统实时动态采集变压器状态参数，利用系统所采集数据和智能算法，对变压器故障进行识别和分类的观点。研究认为以物联网设计架构为基础的在线监测系统，能实现变压器运行状态的可视化呈现，帮助用户快速识别变压器状态，支持用户初步判定变压器运行是否存在故障，而1D-CMM和SVM等智能算法的应用，能更精准、高效地对变压器故障进行定位和分类，可以为制定精细化和针对性的故障处理策略提供依据。因此，基

于在线监测系统和1D-CMM-SVM算法的变压器在线监测与故障诊断新技术，在电力系统中具有较高的应用价值。EA

(收稿日期：2025-06-05)

参考文献

- [1] 董翔, 戴瑞成, 赵璧, 等. 基于密度泛函理论的CuO修饰MoTe2传感器对变压器故障气体检测[J]. 电网与清洁能源, 2025, 41(1): 26-34+43.
- [2] 高煦轲, 秦超, 高泓, 等. 基于LSTM-GMM的配电干式变压器绕组故障双参数预警模型[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(31): 13407-13414.
- [3] 江长明, 郝震, 唐云鹏, 等. 变压器绝缘故障发展规律及主动防御技术[J]. 高电压技术, 2024, 50(10): 4338-4348.
- [4] 江伦, 王大江, 孙文磊, 等. 基于数字孪生的变压器故障诊断方法研究[J]. 系统仿真学报, 2025, 37(3): 775-790.
- [5] 廖才波, 杨金鑫, 邱志斌, 等. 基于缺失数据填补的油浸式变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2024, 50(9): 4091-4100.
- [6] 李楠, 马宏忠, 段大卫, 等. 基于多传感器融合声纹特征图谱的变压器铁芯松动故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2023, 42(15): 129-137+198.

