

油浸式变压器故障监测及预警系统研究

王华钰¹, 艾世清¹, 李维治¹, 黄 尉², 刘 威²

(1. 湖北能源东湖燃机热电有限公司, 湖北 武汉 430070; 2. 武汉敢为科技有限公司, 湖北 武汉 430225)

摘要:针对变压器运行过程中采用人工巡检方式效率低、故障发现不及时、运行数据采集不全等问题,运用传感器、大数据分析、人工智能等技术,构建变压器故障监测及预警系统,提出 Transformer - GLSTM 预测模型,通过重构 Transformer 网络解码层,提高对时间序列的预测精度,实现了变压器运行状态的智能化管理,极大提高设备运维效率。以变压器油温数据为例,对预测模型进行评估,预测结果表明:系统运行稳定可靠,预测精度大于 94.3%,对变压器运行状态能够精准诊断,为运维人员提供数据支撑和决策支持,提高变压器运行的可靠性具有重要意义。

关键词:变压器;监测预警;智能运维;预测模型

中图分类号:TP183

文章编号:1000 - 0682(2026)04 - 0032 - 06

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2026.04.006

Research on fault monitoring and early warning system for oil - immersed transformers

WANG Huayuan¹, AI Shiqing¹, LI Weizhi¹, HUANG Wei², LIU Wei²

(1. Hubei Energy East Lake Gas Turbine Thermal Power Co., Ltd., Hubei Wuhan 430070, China;

2. Wuhan Ganwei Technology Co., Ltd., Hubei Wuhan 430225, China)

Abstract: Addressing the issues of low efficiency in manual inspection during transformer operation, delayed fault detection, and incomplete operation data collection, we utilize technologies such as sensors, big data analysis, and artificial intelligence to construct a transformer fault monitoring and early warning system. We propose the Transformer - GLSTM prediction model, which improves the prediction accuracy of time series by reconstructing the decoding layer of the Transformer network. This achieves intelligent management of transformer operating status and greatly enhances equipment operation and maintenance efficiency. Taking transformer oil temperature data as an example, we evaluate the prediction model. The prediction results show that the system operates stably and reliably, with a prediction accuracy of over 94.3%. It can accurately diagnose the operating status of the transformer, providing data support and decision - making assistance for operation and maintenance personnel. This is of great significance for improving the reliability of transformer operation.

Keywords: transformer; monitoring and early warning; intelligent operation and maintenance; predictive model

0 引言

随着社会的发展,保证电网的安全运行意义重大,变压器是电网中的重要设备,其发生故障时会引发停电,不仅会损坏设备,严重时会出现大范围停

电,造成安全事故^[1]。所以,变压器的稳定运行十分必要。随着智能化技术的不断发展,智慧电网的建设也是必然趋势,利用各种先进传感器、大数据技术、人工智能等,解决电网数据种类多、信息量大、故障复杂等问题,提升电网的运行效率和故障监测预警能力^[2]。

针对变压器的状态评估和检修,传统人工巡检效率低,故障发现不及时,引入在线监测系统可以实时监测变压器运行状态,发现潜在故障并提前预警,避免故障发生,增加设备使用寿命^[3]。同时,随着

收稿日期:2026 - 04 - 01

基金项目:湖北能源东湖燃机热电有限公司资助(ENZH - DR - GC - 2025012)

第一作者:王华钰(1993—),女(土家族),湖北武汉人,硕士,工程师,研究方向为控制工程。E-mail:gnhgy123456@163.com

数据的积累,还可以评估变压器的运行状况,自动为工作人员制定检修计划,提高运维效率。因变压器运行数据量大,存在采集不全面、无法全面分析、环境干扰等问题,无法实时准确的监测变压器运行状态,限制故障预警的准确性^[4-6]。

为了更好地优化变压器运行数据采集、提升数据处理能力,该文运用传感器、大数据分析、人工智能等技术,构建变压器在线监测及智能预警系统,提出 Transformer-GLSTM 预测模型,该系统集成状态量监测、评估及故障诊断预测功能,提升变压器监测的准确性,为在线监测预测及协同智能诊断评估提供技术支撑,具有较好的经济价值。

1 监测系统设计

1.1 总体架构

监测系统总体架构如图 1 所示。监测系统通过信号采集装置采集变压器油温、油位、油压、电压、电流等参数,通过 485 通信将采集的数据传输至主机,实现实时监测,当出现故障时,系统会进行预计和报警,确保变压器运行正常。

系统选用 STM32F103ZET6 芯片作为控制器^[7],该芯片有 144 个管脚,使其具有丰富的接口,能够连接多种传感器,同时抗干扰能力强,功耗低,适合应用到变压器状态监测中。

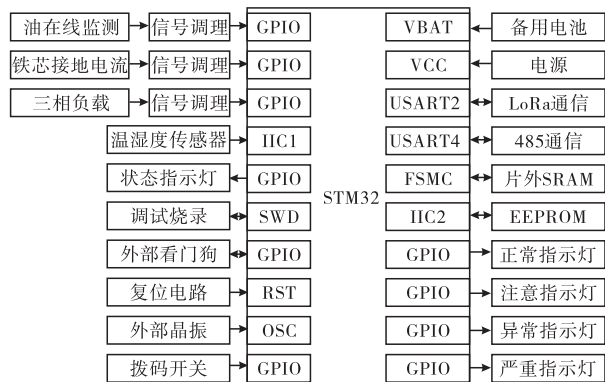


图 1 总体架构图

1.2 铁芯接地电流监测模块设计

1.2.1 硬件电路设计

为了更好地解决变压器寄存电容、悬浮电位的问题,需要将变压器铁芯单点接地,通过测量接地电流的大小来评估接地状态,选用 AD8231 放大器和二阶滤波器完成电流-电压信号的转换和放大,采集电路如图 2 所示。

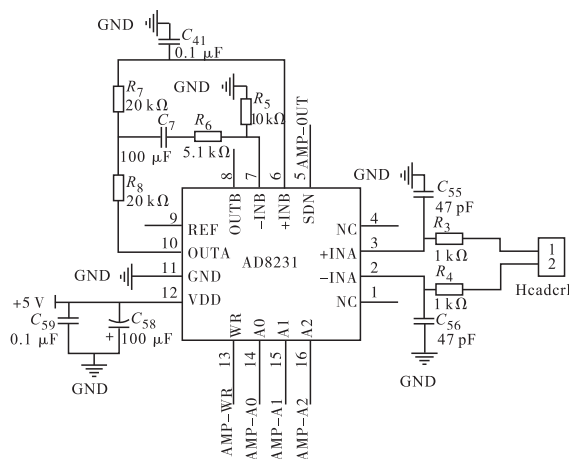


图 2 铁芯接地电流电路图

二阶滤波器电路由 R_8 和 C_7 、 R_7 和 C_1 组成,可有效削弱高频信号,传输函数为:

$$A(s) = \frac{A_0 \omega_c^2}{s^2 + \frac{\omega_c}{Q}s + \omega_c^2} \quad (1)$$

式中: A_0 为通带增益; s 为复变量; ω_c 为截止频率; Q 为品质因数。

令 $Q = \frac{1}{3 - A_0}$, $\omega_c = \frac{1}{RC}$, 则式(1)变为:

$$A(s) = \frac{A_0}{1 + (3 - A_0)sCR + (sCR)^2} \quad (2)$$

滤波器截止频率 f_c 为:

$$f_c = \frac{A_0}{2\pi \sqrt{C_1 C_2 R_1 R_2}} \quad (3)$$

当 $A_{vf} < 3$, $Q > 0$ 时,滤波器工作在稳定状态。在设计电路时,参数 $f_c = 100$ Hz, $R_6 = 5.1$ kΩ。 $R_5 = 10$ kΩ, 则 $A_0 = 1.5$ 。由式(3)得 $R_7 = R_8 = 20$ kΩ。

1.2.2 程序设计

变压器铁芯接地电流采集流程如图 3 所示,其具有灵活的采样方式,触发方式分为定时触发和上位机触发,采集的电流信号通过处理后,将结果写入 EEPROM。

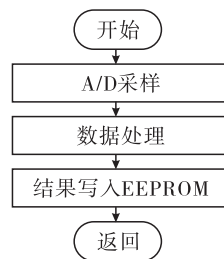


图 3 铁芯接地电流采集流程图

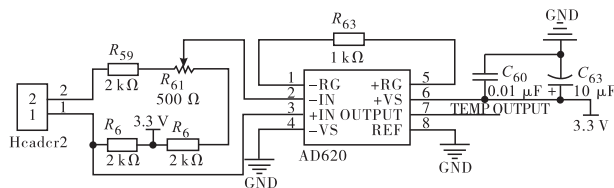
1.3 变压器油监测模块设计

1.3.1 硬件电路设计

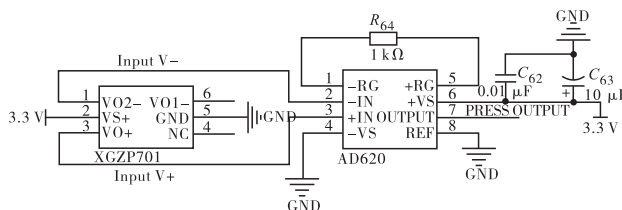
变压器油监测模块可以对油温、油压、油中气体进行实时采集,实现对变压器运行状态的评估。油温信号选用 PT100 铂热电阻传感器对顶层油温状态进行采集^[8],该传感器电阻值会随温度的升高而增大,通过惠斯通电桥电路将电阻值变化转化为电压信号,然后经过 AD620 放大器,输出稳定的模拟电压值,传输至控制器,油温采集电路如图 4(a)所示。

油压信号采集电路如图 4(b)所示,选用 XGZP701 型 MEMS 流体压力传感器,该传感器具有体积小、重量轻、价格低等优点,测量范围 -100 kPa 到 700 kPa,工作温度 $-40 \sim 120$ $^{\circ}\text{C}$ 。XGZP701 的敏感单元为硅基薄膜压敏电阻,压力作用在硅膜片上,电阻值会随应力变化产生阻抗偏移,形成惠斯通电桥,实现压力-电信号转换。输出信号通过 AD620 放大器放大至 $0 \sim 3.3$ V 电压信号,传输至控制器,实时监控变压器油压状态。

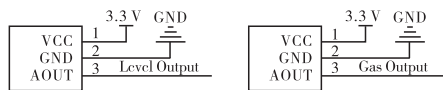
油位油气采集电路如图 4(c)所示,选用电容式液位传感器进行变压器油位的监测,该传感器性能可靠,通过检测介质电容的变化得到油位,无机械部件,因此具有较高的耐用性。选用 MQ-2 传感器检测甲烷和丁烷,选用 SMF-SF6 传感器检测二氧化碳、一氧化碳和乙烷等,各传感器采集的模拟量电压信号直接连接至控制器的 AD 通道。



(a) 油温信号采集电路图



(b) 油压信号采集电路图



(c) 油位油气采集电路图

图 4 变压器油监测模块电路图

1.3.2 程序设计

变压器油监测流程如图 5 所示,依次将采集的油温数据、油压数据、油位数据、油气数据通过处理后,传输至控制器。

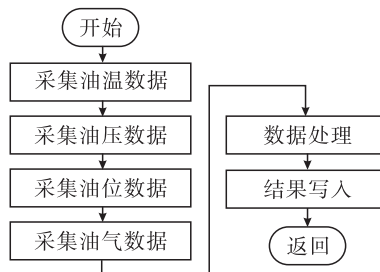


图 5 油监测流程图

1.4 预警系统架构设计

预警系统由终端层、站控层、集控层构成,如图 6 所示。

终端层包括信号采集、处理、传输、存储等,实时采集和传输变压器运行数据,终端层通过 RS485 通信与站控层进行数据交互。

站控层主要负责对采集的数据进行分析和处理,实现精准控制和智能预警。站控层可以对变压器运行数据进行存储,为运维人员提供指导。

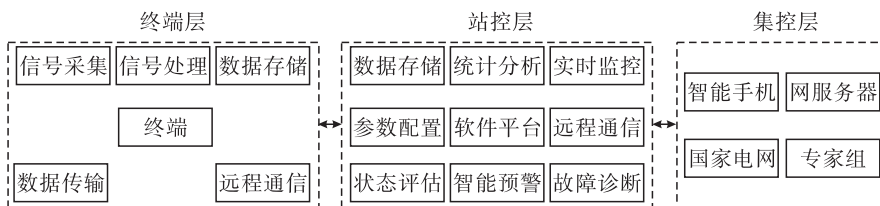


图 6 预警系统图

集控层包括服务器、数据库、分析软件等,是整个系统的顶层架构,通过对站控层传输数据的深入分析,实现跨站点监测数据的整合,并通过网络预测模型实现预警。

2 基于 Transformer - GLSTM 网络的预测模型设计

2.1 Transformer - GLSTM 网络原理

2.1.1 Transformer 网络

Transformer 网络是一种深度学习模型^[9],但没

有处理序列顺序的功能,通过进入位置编码,实现数据在序列中的位置信息。位置编码 $P_i(t)$ 为:

$$P_i(t) = \begin{cases} \sin\left(\frac{i}{10\,000^{\frac{2k}{d}}}\right), i = 2k \\ \cos\left(\frac{i}{10\,000^{\frac{2k}{d}}}\right), i = 2k + 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中: t 是对应的数据编码; i 是时间步长; d 是编码维数; k 是向量维度。

因 Transformer 网络没有处理序列顺序的能力,可以将位置编码和输入编码相加,得到时间序列数据的表示向量为:

$$f_i = e_i + P_i \quad (5)$$

式中: f_i 是时间序列数据的表示向量; e_i 是输入编码; P_i 是位置编码。

2.1.2 长短时记忆网络

长短时记忆网络 (LongShort - TermMemory, LS - TM) 是一种循环神经网络 (Recurrent Neural Netwo - rk, RNN)^[10], 可以解决标准 RNN 不能长期保存信息的缺点, LSTM 包括输入门、遗忘门、输出门。在 t 时刻, LSTM 的输入: t 时刻输入值 x_t , $t-1$ 时刻输出 h_{t-1} , $t-1$ 时刻门控单元状态 C_{t-1} 。LSTM 的输出: t 时刻输出值 h , t 时刻门控单元状态为 C_t 。

输入门公式为:

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (6)$$

遗忘门公式为:

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (7)$$

输出门公式为:

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (8)$$

式中: i_t 是输入门状态结算结果; f_t 是遗忘门状态结算结果; o_t 是输出门状态结算结果; σ 是激活函数; W_i 是输入门权重; W_f 是遗忘门权重; W_o 是输出门权重; b_i 是输入门偏置项; b_f 是遗忘门偏置项; b_o 是输出门偏置项。

2.1.3 栅格长短时记忆网络

栅格长短时记忆网络 (GridLongShort - TermMemory, GLSTM)^[11] 是基于长短时记忆网络构建的多维网络, 将 LSTM 连接成时间链并排列成多维网格, 可以处理空间深度和时间序列数据。一个二维的 GLSTM 栅格模块由一个时间和一个空间模块组成, 计算公式如下:

$$x_i(l) = [h_i^D(l-1); h_i^T(l)] \quad (9)$$

$$[h_i^T(l), C_i^T(l)] = T_{\text{LSTM}}[x_i(l), C_{i-1}^T(l), \zeta^T] \quad (10)$$

$$[h_i^D(l), C_i^D(l)] = D_{\text{LSTM}}[x_i(l), C_{i-1}^D(l), \zeta^D] \quad (11)$$

式中: $C_i^A(l)$ 是第 l 层 t 时刻单元状态; $h_i^A(l)$ 是

第 l 层 t 时刻单元输出; D 是空间 LSTM; T 是时间 LSTM; $x_i(l)$ 是第 l 层 t 时刻的输入; $h_i^D(l)$ 是第 l 层 t 时刻的空间结构输出; $h_i^T(l)$ 是第 l 层 t 时刻的时间维度输出; ζ^D 是空间子块参数; ζ^T 是时间子块参数。

$x_i(l)$ 由 $h_{i-1}^D(l)$ 和 $h_{i-1}^T(l)$ 构成, 因为 $C_i^D(0)$ 不确定, 通过线性变换计算 $C_i^D(0)$, 提升 GLSTM 性能, 计算公式如下:

$$C_i^D(0) = V \cdot h_i^D(0) \quad (12)$$

式中: V 为线性变换系数矩阵。

2.2 Transformer - GLSTM 模型

将 Transformer 网络与 GLSTM 网络相结合, 提出 Transformer - GLSTM 预测模型, 通过重构 Transformer 网络解码层, 提高对时间序列的预测精度。重构的 GLSTM 解码由整流层、运算层、全连接层组成。在空间/时间 LSTM 网络模块中, 第 l 层的状态和输出计算过程公式如下:

$$i_t(l) = \sigma[W_i(l) \cdot x_t(l) + U_i(l) \cdot C_{t-1}(l) + b_i(l)] \quad (13)$$

$$f_t(l) = \sigma[W_f(l) \cdot x_t(l) + U_f(l) \cdot C_{t-1}(l) + b_f(l)] \quad (14)$$

$$C_t(l) = \sigma[W_c(l) \cdot x_t(l) + U_c(l) \cdot C_{t-1}(l) + b_c(l)] \quad (15)$$

$$o_t(l) = \sigma[W_o(l) \cdot x_t(l) + U_o(l) \cdot C_{t-1}(l) + b_o(l)] \quad (16)$$

长记忆处理公式为:

$$C_t(l) = f_t(l) * C_{t-1}(l) + i_t(l) * C_t(l) \quad (17)$$

短记忆处理公式为:

$$h_t(l) = o_t(l) * \tanh(C_t(l)) \quad (18)$$

在 Transformer - GLSTM 预测模型中, 数据通过单元内并行处理, 实现数据的并行化加工。数据通过单元外串行处理, 实现数据的序列化处理。在单元内, 数据按图 7 中①所示路线进行流动, 经过位置编码和 Transformer 编码, 最终到 GLSTM 解码层, 通过这样处理后的数据可以保留更多的变压器状态信息, 提高预测精度; 在单元外, 数据按图 7 中②所示路线进行流动, 只经过 GLSTM 解码层。通过这样处理后的数据可以保留时间特征, 提升预测性能。

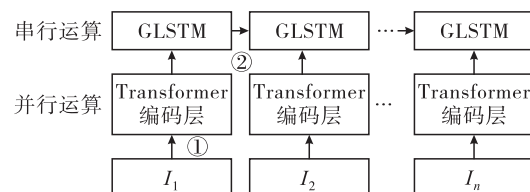


图 7 Transformer - GLSTM 模型结构图

2.3 关联时间序列预测

选取某电力公司变压器生产状态数据构建数据库,根据变压器不同故障进行分类,分类特性如表 1 所示。为了更好的构建变压器运行状态与系统监测数据的关系,定义故障类型 $FD = \{\text{变压器故障类型属}$

于第 j 类 $\}, Moni_{i,j} = \{\text{第 } i \text{ 个在线监测状态量在第 } j \text{ 类故障类型中超过预警值}\}, M_i = \{\text{第 } i \text{ 个在线监测状态量在所有故障类型中超过预警值}\}$ 。针对故障类型 FD ,当有故障发生时,系统记录 1,反之记录 0。针对 $Moni_{i,j}$,当超出预警值时,系统记录 1 反之记录 0。

表 1 关键特性

特性	故障类型	监测参数
负载能力	短路故障、绕组故障	负载、环境温度
过热绝缘性能	铁芯故障	负载、环境温度、油温、接地电流、 CH_4 、 C_2H_6
放电绝缘性能	放电故障	负载、 C_2H_2 、 H_2 、 CO/CO_2
受潮绝缘性能	套管介损超标,绝缘油劣化	套管介损、环境温度、 H_2

斯皮尔曼计算公式为:

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i}{n(n^2 - 1)} \quad (19)$$

式中: d_i 是 $Moni_{i,j}$ 和 FD 排名间的差值; n 是监测数据总数。

当 ρ 接近 1 时,状态量 $Moni_{i,j}$ 和故障类型 FD 正相关,即超出预警值是故障发生概率增加。当 ρ 接近 -1 时,状态量 $Moni_{i,j}$ 和故障类型 FD 负相关。当 ρ 接近 0 时,状态量 $Moni_{i,j}$ 和故障类型 FD 不相关。

3 算例分析

选取某电站变压器从 2024 年 10 月 20 日到 2025 年 10 月 20 日的运行数据,包含变压器的油温、环境温湿度、油中溶解气体等参数,按 12:1 的比例分为训练集和测试集。单一特征预测是指只考虑油温这一种状态特征量序列的模型预测,多特征预测是指考虑参量关联性的多输入特性的模型预测。

假设在线监测数据单一变量序列为 $MoniR = \{mR_{t-s}, mR_{t-s+1}, L, mR_t, mR_{t+1}\}$,其中 $MoniR$ 是第 R 种在线监测数据, mR_t 是在 t 时刻的第 R 种在线监测数据。所有变压器运行数据按时间顺序排列,构建时间序列矩阵。

$$Moni = \begin{bmatrix} Moni^1 \\ Moni^2 \\ \dots \\ Moni^d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1^1 \dots m_n^1 \\ m_1^2 \dots m_n^2 \\ \vdots \dots \vdots \\ m_1^d \dots m_n^d \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中: d 是参量的数量。

3.1 评价指标

选用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方误差(mean squared error, MSE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)、决定系数(coefficient of determination, R^2)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)这 5 个参数预测模型进行评估。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |m_t - \hat{m}_t| \quad (21)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (m_t - \hat{m}_t)^2 \quad (22)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (m_t - \hat{m}_t)^2} \quad (23)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^N (m_t - \hat{m}_t)^2}{\sum_{t=1}^N (m_t - \bar{m})^2} \quad (24)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{m_t - \hat{m}_t}{m_t} \right| \quad (25)$$

式中: m_t 是 t 时刻真实值; $\hat{m}_t$ 是 t 时刻预测值; N 是数据集长度。

3.2 模型对比分析

为了验证该文提出的 Transformer - GLSTM 预测模型性能,与 ARIMA、LSTM、GLSTM 和 BP 四种预测模型进行对比分析,结果如表 2 所示。

表 2 模型对比分析

指标	ARIMA	LSTM	GLSTM	BP	Transformer - GLSTM
MAE	0.145 7	0.034 7	0.028 1	0.528 7	0.017 1
RMSE	0.164 3	0.042 5	0.031 8	0.028 7	0.017 8
MAPE	0.589 3	0.181 2	0.147 5	0.169 6	0.053 6
R^2	0.815 8	0.958 7	0.991 4	0.957 1	0.994 1

由表 2 可得:Transformer - GLSTM 预测模型的预测性能最优,特别是在 MAE 和 R^2 两个评价指标上,都明显优于其他 4 种模型,说明该文提出模型平均预测误差较小和具有高度的数据拟合能力,预测

值更接近实际值。

为了进一步验证模型性能,在不同预测天数下,选用 MAPE 维度进行模型对比分析,结果如表 3 所示。

表 3 不同天数模型对比分析

预测天数	ARIMA	LSTM	GLSTM	BP	Transformer - GLSTM
10	49.22	7.21	6.67	14.68	3.58
20	53.74	8.78	8.57	15.75	4.61
30	59.47	10.93	11.75	19.87	5.54
40	50.77	16.58	14.27	23.47	7.42
50	51.25	17.23	16.63	25.39	8.04

由表 3 可得:Transformer - GLSTM 预测模型具有更好的精确性,在处理 10 天的预测时,MAPE 值为 3.58%,在处理长周期预测时,虽然 Transformer - GLSTM 模型的 MAPE 值有所增加,但也远低于其他模型,表明该模型具有更强的准确度。

3.3 油温预测对比分析

以油温数据预测为例,考虑参量关联性的多输入特性,对油温进行预测,结果如图 8 所示。

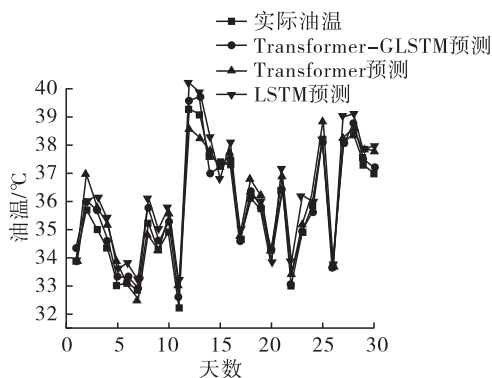


图 8 油温预测结果

由图 8 可得:在进行 30 天油温预测时,因 Transformer - GLSTM 预测模型中结合 GLSTM 解码层的 Transformer 结构可以捕获序列件关联,减少信息损失,提高预测精度,其预测结果更接近实际值,预测结果最优。

为更好地展现 30 天油温预测结果,各模型预测误差如图 9 所示。Transformer - GLSTM 预测模型的误差整体维持在最低水平,预测精度大于 94.3%,且误差波动小,表现出较好的精确性和稳定性。

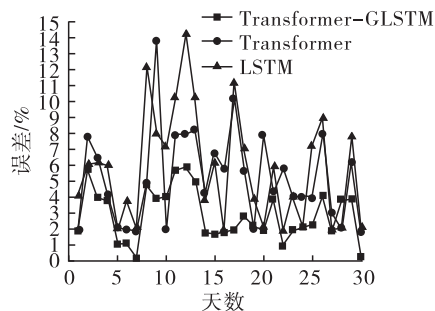


图 9 油温预测误差

4 结论

该文设计的变压器故障监测及预警系统,集成了状态量监测、评估及故障诊断预测功能,提升变压器监测的实时性和准确性,更好地优化变压器运行数据采集、提升数据处理能力,为在线监测预测及协同智能诊断评估提供技术支撑,系统运行稳定可靠,可以提高电网运行的安全性,具有较好的经济价值。

参考文献:

- [1] 高铭峰. 电网安全风险评估与预警系统构建[J]. 建设科技, 2025(S1): 112 - 114.
- [2] 田立伸, 孔威涵, 岳廷树, 等. 基于优化 BP 神经网络的变压器油温预测[J]. 微型电脑应用, 2025, 41(04): 98 - 100 + 105.
- [3] 张鑫, 王衡, 卫永鹏, 等. 基于 SSA - PNN 的电力变压器故障诊断[J]. 工业仪表与自动化装置, 2022(01): 86 - 90.
- [4] 孙叶, 唐琳, 苏冰, 等. 基于深度学习算法的电力变压器故障识别研究[J]. 微型电脑应用, 2021, 37(12): 74 - 77.
- [5] 高锟, 郑清伟, 刘苏晓, 等. 基于 IBOA - BP 神经网络的变压器故障诊断方法[J]. 电力与能源, 2026, 47(01): 51 - 55.

(下转第 70 页)

- [1] 李品文,孙文磊,陈俊,等.基于AR的机器人远程手势遥操作系统开发[J].现代电子技术,2025,48(12):148-156.
- [2] 蒋煜瑶,刘文刚. AR交互数字媒体技术在展示空间设计中的应用[J].信息技术,2025(2):122-129.
- [3] ZHANG H,LEE R,WU J,et al. Interactable mobile computing framework for augmented reality glasses[C]. International Conference on Optics,Electronics,and Communication Engineering(OECE 2024),2024:143.
- [4] Chakravarthula P. Present and future of everyday - use augmented reality eyeglasses[J]. IEEE Computer Graphics and Applications,2025,45(1):56-66.
- [5] 胡俊伟,何海洋,雷英佳,等. 双臂协作机器人的增强现实人机交互遥操作系统[J]. 传感器与微系统,2025,44(11):87-92.
- [6] 张钊荣,陈文娟,智婷,等. AR/VR等近眼显示系统中的晕动症问题[J]. 激光与光电子学进展,2025,62(12):28-44.
- [7] 王畅,潘宇,林浩岳,等. 基于K210单片机的声源定位追踪系统[J]. 物联网技术,2025,15(4):14-17+20.
- [8] 陈志刚,高冰. 基于STM32单片机的无刷直流电机自动化控制系统[J]. 电子设计工程,2025,33(3):58-62.

- [9] 于大国,邓文斌.基于角锥棱镜与双 PSD 的深孔直线度检测[J].机械设计与研究,2026,42(1):192-199.
- [10] 何非.基于双单向通信的跨网络数据传输设备实现[J].成都信息工程大学学报,2025,40(6):766-771.
- [11] 许广文,赵炎,王艳霞,等.基于 ESP32 的负荷测量仪的设计与应用[J].工业仪表与自动化装置,2025(3):60-64+74.
- [12] 雷光政,乔建华,吴言,等.改进 YOLOv2 的轻量化嵌入式人脸检测算法及实现[J].太原科技大学学报,2025,46(5):426-432.
- [13] 王芳,李慧涛,王凯,等.改进 PP-YOLOv2 的水下侧扫声呐图像多目标识别[J].南开大学学报(自然科学版),2024,57(3):1-7.
- [14] 秦垠忻,王伟昕,王砚生.基于改进 MFCC 特征提取和 DNN 网络的机器人语音识别方法研究[J].计算机测量与控制,2025,33(2):246-253.
- [15] 李瑞琪,李燕,杜水婷,等.基于人工神经网络的电力变压器声纹识别技术[J].沈阳工业大学学报,2024,46(4):380-387.
- [16] 符恬恬,郑斌琪,李成娟,等.基于 PCA 和非线性映射改进的 MFCC 特征提取方法[J].电子测量技术,2025,48(10):93-99.

- [6] 杨飞. 基于改进 GWO 的电力故障自动诊断模型设计[J]. 电子设计工程, 2026, 34(9): 62-66.
- [7] 张伟, 李绍铭, 赵乾致. 基于 STM32 干式变压器智能温控器设计[J]. 工业控制计算机, 2022, 35(09): 111-112+115.
- [8] 孙珂, 姚晓君. 变压器电阻式温度计原理及故障处理[J]. 科技创新与应用, 2020(35): 91-92.

- [9] 林梅芬,吴学先.一种基于 Adam 算法优化的神经网络变压器顶层油温预测[J]. 电工技术,2023(19):45-48+51.
- [10] 吴宇浩,朱文忠,陈艺月,等.基于特征选择和 RS-LSTM 的变压器故障诊断方法[J]. 现代电子技术,2025,48(20):147-154.
- [11] 李泽波.油浸式变压器在线监测与预警系统的研究[D].南京:南京林业大学,2024.

- [5] 陈浩健,蔡俊东. 基于单片机的智能交通灯控制系统设计实现[J]. 电子制作, 2025, 33(22):64-67.
- [6] 刘思萌,王峰. 交通灯配时与车辆诱导协同控制技术研究[J]. 沈阳理工大学学报, 2025, 44(4):43-49.
- [7] 李肖,李慧. 基于 MCGS 与 PLC 的智能交通灯控制系统设计[J]. 工业控制计算机, 2025, 38(5):136-137.
- [8] 秦侨,杨超,杨海涛,等. 结合模糊控制的深度强化学

- 习交通灯控制策略[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(1):165-169.
- [9] 陈富强. 基于计算机视觉的交通灯识别系统设计[J]. 装备制造技术, 2024(2):108-111.
- [10] 张燕,任安虎,陈洋. 基于机器视觉的智能交通控制系统设计[J]. 信息技术, 2025, 49(2):55-60.
- [11] 尹延龙,丁瑞好,董铮. 基于树莓派的交通灯实时控制系统设计[J]. 电子制作, 2024, 32(2):89-93.