

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514770

基于多源监测数据和自适应故障阈值的 变压器绕组绝缘故障预测方法^{*}

曲岳晗¹, 何 林¹, 杨冬锋¹, 刘晓军¹, 相禹维², 刘云鹏³

(1. 现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室(东北电力大学) 吉林 132012; 2. 国网吉林省电力有限公司
电力科学研究院 长春 130021; 3. 新能源电力系统全国重点实验室(华北电力大学) 保定 071003)

摘 要:为解决现有变压器绕组绝缘实时故障预测方法在绝缘劣化路径差异性考量及故障阈值确定性方面的不足, 针对不同实际工况和制造工艺对绕组绝缘劣化路径与故障阈值的影响, 提出一种融合多源监测数据和自适应故障阈值的故障预测方法。首先, 该方法融合电、热、机械等应力造成的累积损伤机制, 通过低秩张量融合对电压、电流等多源数据高效融合, 生成轻量化综合劣化数据; 其次, 结合不同实际工况对劣化进程的影响, 根据函数时间配准技术对齐不同设备的劣化时序, 通过非线性时间变换将物理时间映射至反映绝缘劣化进程的劣化时间, 有效消除时序漂移, 并借助函数主成分分析从对齐后的时序数据中提取共性劣化趋势及个体差异特征, 并据此建立数据驱动的劣化预测模型; 然后, 结合贝叶斯动态更新主成分得分, 利用先验分布与实时监测信息持续修正后验分布, 实现劣化趋势个性化实时预测, 降低误差; 最后, 计及制造工艺的差异性导致的故障阈值不确定性, 提出基于动态时间规整距离(DTW)的自适应阈值建模方法, 通过曲线形态相似性构建自适应故障阈值模型并预测故障时间置信区间。结果表明, 综合劣化数据与标准化糠醛指标相似度极高, 该方法能准确预测绕组绝缘的故障时间, 实际故障时间点均落在故障预测结果的置信区间内。

关键词: 电力变压器; 绕组绝缘; 故障预测; 多源监测数据; 自适应故障阈值

中图分类号: TM411 TH165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Fault prediction method for transformer winding insulation based on multi-source monitoring data and adaptive fault threshold

Qu Yuehan¹, He Lin¹, Yang Dongfeng¹, Liu Xiaojun¹, Xiang Yuwei², Liu Yunpeng³

(1. Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology, Ministry of Education
(Northeast Electric Power University), Jilin 132012, China; 2. State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd., Electric Power
Research Institute, Changchun 130021, China; 3. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System
with Renewable Energy Sources(North China Electric Power University), Baoding 071003, China)

Abstract: To address the limitations of existing real-time fault prediction methods for transformer winding insulation regarding the consideration of degradation path variations and the determinacy of fault thresholds, this study proposes a fault prediction method that integrates multi-source monitoring data and adaptive fault thresholds, accounting for the influences of different operational conditions and manufacturing processes on the degradation path and fault threshold of winding insulation. First, this method synthesizes the cumulative damage mechanisms caused by electrical, thermal, mechanical, and other stresses to generate a lightweight comprehensive degradation index through low-rank tensor fusion, which efficiently fuses multi-source data such as voltage and current. Second, considering the impact of varying operational conditions on the degradation process, functional time registration is employed to align the degradation time series of different devices. By applying nonlinear time transformation, physical time is mapped to degradation time that reflects the insulation degradation process, effectively eliminating temporal drift. Functional principal component analysis is then utilized to extract common degradation trends and individual variation characteristics from the aligned time series data, thereby establishing a data-driven degradation prediction model. Subsequently, Bayesian dynamic updating of principal component scores is introduced to continuously

收稿日期: 2025-12-14 Received Date: 2025-12-14

^{*} 基金项目: 新能源电力系统全国重点实验室 2025 年开放课题(LAPS25014)项目资助

revise the posterior distribution using prior knowledge and real-time monitoring information, enabling personalized real-time prediction of degradation trends with reduced errors. Finally, to account for the uncertainty of fault thresholds resulting from differences in manufacturing processes, an adaptive threshold modeling method based on dynamic time warping (DTW) distance is proposed. By measuring the morphological similarity of degradation curves, an adaptive fault threshold model is constructed to predict the confidence interval of fault occurrence time. The results demonstrate that the comprehensive degradation index exhibits high similarity to the standardized furfural indicator, and the proposed method accurately predicts the fault time of winding insulation, with actual fault occurrence times consistently falling within the confidence intervals of the predicted fault times.

Keywords: power transformer; winding insulation; fault prediction; multi-source monitoring data; adaptive fault threshold

0 引言

绕组绝缘的完整是保障电力变压器安全稳定运行的核心要素^[1]。但随着变压器运行时长延后,绕组绝缘的劣化程度越高,当劣化累积到一定阈值就会引发故障^[2]。绕组绝缘故障预测就是通过劣化建模,结合故障阈值预估故障时间区间,为变压器预防性检修计划提供指导性建议^[3]。

传统的绕组绝缘故障预测方法多依托聚合度^[4]、甲醇^[5]、抗拉强度^[6]和糠醛量^[7]等经典的绝缘性能参量。这类方法虽然能清晰地描述出绝缘的劣化路径,但由于对此类参量在线持续采集仍存在困难,只能在变压器停电检修时检测获得,采样频率低且间隔不均匀,无法实现故障的实时预测。

在新型电力系统发展的驱动下,变压器的电压、电流、温度、局部放电等多源数据已具备在线监测能力^[8],基于此背景,变压器的实时故障预测方法受到关注:文献[9]提出基于高效卷积神经网络的边缘计算方案,利用振动信号,实现电力设备的实时故障诊断与动态控制;文献[10]基于电流数据,通过改进的灰色预测理论,实现绕组故障的实时诊断;文献[11]借助局放数据构建幂律劣化模型,对绕组绝缘的故障时间进行预测;文献[12]基于实时温度数据外推可靠性曲线,分析了变压器的故障演化特性;文献[13]提出了一种根据不同载荷强度下电流数据的实时故障预测方法。尽管这些研究在推动变压器实时故障预测方面具有重要意义,但它们都仅对单一应力作用下绝缘的劣化路径和故障特性进行建模,而绕组绝缘的故障往往源于电、热、机械等多场应力的耦合作用^[14],电应力引发的局部放电会导致局部温升,加剧热老化;热应力使绝缘材料机械强度下降,在振动作用下更易产生微裂纹;机械应力引起的形变与微裂纹又会畸变电场分布,进一步诱发更强烈的局部放电,这种相互促进的正反馈机制,使得绝缘劣化速率远高于单一应力作用的线性叠加^[15]。在电-热-机械应力耦合作用下,局部放电产生的带电粒子在电场作用下撞击绝缘材料表面,导致纤维素链断裂;热应力则进一步加速这一

降解过程,使绝缘材料的孔隙率增加;然后在机械应力作用下,绝缘纤维的微观裂纹会在振动或短路力作用下扩展,形成贯穿性缺陷,导致材料的电气强度与机械强度发生非线性劣化^[16]。若仅考虑单一应力的故障,所得预测结果很可能滞后于实际故障时间,从而削弱故障预测对实施预防性检修的指导价值。

为了提升故障发生时间的预测精度,部分学者研究了多种劣化因素的在线劣化评估方法:Wang等^[17]计及机械应力与热应力的协同作用对绕组绝缘劣化进程的促进特性,基于分子动力学模型对故障发生时间进行预测;Wang等^[18]通过构建三元功率图谱,结合纠错输出编码-支持向量机(error correcting output codes-support vector machine, ECOC-SVM)概率识别模型与高斯过程回归(gaussian process regression, GPR),对电气设备绝缘进行故障评估;Aslam等^[19]通过建立热模型关联负载与热点温度,结合局部放电检测,实现绝缘状态评估与劣化预测;Yuan等^[20]在考虑电-热耦合应力条件下研究了绕组绝缘的故障行为;Yang等^[21]研究了热应力和机械应力对绕组绝缘劣化的影响,并利用有限元模型进行寿命估计;Medina等^[22]进一步引入湿度与氧化因素,综合分析了热-湿度-氧化耦合作用下的绕组绝缘劣化路径。本团队^[23-24]此前也在电-热-机械耦合条件下研究了绕组绝缘的综合劣化评估方法。然而,上述研究虽考虑了多种劣化应力,但都采用固定的劣化函数形式和故障阈值进行预测,未能充分反映劣化路径的差异性特征和故障阈值本身的不确定性。实际上,由于变压器间不同的实际工况和制造工艺,绕组绝缘的劣化路径与故障阈值都存在一定差异,进而导致其故障时间存在不确定性^[25-26]。

综上所述,现有变压器绕组绝缘故障预测方法存在两方面不足:一方面传统的预测方法大多仍依托于难以在线采集的经典绝缘性能参量,不适用于实时故障预测;另一方面现有方法仍缺乏对绕组绝缘劣化路径的不同特征和故障阈值的不确定性的考量,无法实现对绝缘故障时间的精准预测。因此本文提出了一种基于自适应故障阈值的预测方法,主要贡献为:1)利用低秩张量融合技术整合多源数据,构建出轻量化的综合劣化数据,该数据融合了电、热、机械应力间的耦合效应以及累积损伤机

理,可实时反映绕组绝缘的劣化程度;2) 利用函数时间配准与函数主成分分析,提取劣化的共性趋势与个体差异特征,根据目标变压器的劣化特征进行个性劣化建模并实时预测劣化趋势;3) 分析实际工况和制造工艺造成的绕组绝缘独特的劣化趋向性,自适应地估计故障阈值,实现对故障时间区间的实时精准预测。

1 基于多源数据构建绕组绝缘的轻量化综合劣化数据

1.1 电、热与机械应力损伤指标的构建

1) 传感器以 Δt 为间隔感知电压 $U(t)$ 、电流 $I(t)$ 、箱体表面温度 $\theta_a(t)$ 、局放幅值 $P_D(t)$ 多源数据。电应力为长期作用的电压和局部放电,假设变压器运行至 t 时刻经历 K 段电压应力和 M 次局放,正常运行和放电时电压耐受系数分别为 N_{OP} 和 N_{PD} , 则电压作用引发的损伤^[27] 为:

$$D_U(t) = \frac{\sum_{i=1}^M U_i^{N_{PD}} \cdot \Delta t_i + \sum_{j=1}^{K-M} U_j^{N_{OP}} \cdot \Delta t_j}{D_{U_Tred}} \quad (1)$$

式中: D_{U_Tred} 是电压损伤临界值; Δt_i 和 Δt_j 为 $U_i^{N_{PD}}$ 与 $U_j^{N_{OP}}$ 的作用时间。局放损伤^[28] 为:

$$\begin{cases} D_{r,i} = N_{e,i} \int_0^1 \Gamma'_{hot,i} \cdot p_i d\Gamma'_{hot,i} \\ N_{e,i} = e^{AP_i \exp\left(-\frac{AP_i v_{ion}}{E_{PD,i}}\right) d_g} \\ \Gamma'_{hot,i} = \Gamma_{hot,i} \cdot \Gamma_{eff,i} \\ \Gamma_{hot,i} = s_{h1} E_{PD,i}^3 - s_{h2} E_{PD,i}^2 + s_{h3} E_{PD,i} + s_{h4} \\ \Gamma_{eff,i} = s_{e1} \lg E_{PD,i} - s_{e2} \\ i = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (2)$$

式中: $D_{r,i}$ 为每次电压极性反转的损伤量; $N_{e,i}$ 为释放电子数; $E_{PD,i}$ 为放电场强; d_g 为空隙深度; p_i 为气压; A 和 v_{ion} 是空隙介质系数; p_i 是分子键断裂概率; $\Gamma_{hot,i}$ 与 $\Gamma_{eff,i}$ 为热电子与有效热电子分数, s_h 、 s_e 均为常系数。起始放电场强、起始幅值和第 i 次放电幅值用于估计 $E_{PD,i}$ ^[23]。 M 次放电后电压和局放的总电应力损伤 $D_E(t)$ 为:

$$\begin{cases} D_E(t) = D_U(t) + D_{PD}(t) \\ D_{PD}(t) = \frac{\sum_{i=1}^M D_{r,i} v_i \Delta t_i}{D_{PD_Tred}} \\ D_{PD_Tred} = \frac{\pi \vartheta_{ins}^2 d_L}{4\rho} \end{cases} \quad (3)$$

式中: 放电损伤临界值 D_{PD_Tred} 与绝缘纸厚度 ϑ_{ins} 、分子键密度 ρ 和临界损伤深度 d_L 相关; Δt_i 和 v_i 是放电时间和电压极性反转率。

2) 热应力表现为绕组热点温度 $\theta_h(t)$ 的持续作用。

热点温度为变压器箱体表面温度 $\theta_a(t)$ 、顶层油温升 $\Delta\theta_o(t)$ 及热点温升 $\Delta\theta_h(t)$ 之和,即:

$$\begin{cases} \theta_h(t) = \theta_a(t) + \Delta\theta_o(t) + \Delta\theta_h(t) \\ \Delta\theta_h(t) = \Delta\theta_{h1}(t) - \Delta\theta_{h2}(t) \end{cases} \quad (4)$$

负载率 $K_{\tau,k}$ 升高和降低时分别代入式(5)、(6),即:

$$\begin{cases} \Delta\theta_o(t) = \Delta\theta_{op} + \left[\Delta\theta_{or} \times \left(\frac{1 + RK_{\tau,k}^2}{1 + R} \right)^{x_o} - \Delta\theta_{op} \right] \times \left(1 - e^{\frac{-\Delta t_k}{k_{11} \times \tau_o}} \right) \\ \Delta\theta_{h1}(t) = \Delta\theta_{h1p} + (k_{21} Hg_r K_{\tau,k}^{y_{\bar{\omega}}} - \Delta\theta_{h1p}) \times \left(1 - e^{\frac{-\Delta t_k}{k_{22} \times \tau_{\bar{\omega}}}} \right) \\ \Delta\theta_{h2}(t) = \Delta\theta_{h2p} + [(k_{21} - 1) Hg_r K_{\tau,k}^{y_{\bar{\omega}}} - \Delta\theta_{h2p}] \times \left(1 - e^{\frac{-k_{22} \times \Delta t_k}{\tau_o}} \right) \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \Delta\theta_o(t) = \Delta\theta_{or} \times \left(\frac{1 + RK_{\tau,k}^2}{1 + R} \right)^{x_o} + \left[\Delta\theta_{op} - \Delta\theta_{or} \times \left(\frac{1 + RK_{\tau,k}^2}{1 + R} \right)^{x_o} \right] \times e^{\frac{-\Delta t_k}{k_{11} \times \tau_o}} \\ \Delta\theta_{h1}(t) = k_{21} Hg_r K_{\tau,k}^{y_{\bar{\omega}}} + (\Delta\theta_{h1p} - k_{21} Hg_r K_{\tau,k}^{y_{\bar{\omega}}}) \times e^{\frac{-\Delta t_k}{k_{22} \times \tau_{\bar{\omega}}}} \\ \Delta\theta_{h2}(t) = (k_{21} - 1) Hg_r K_{\tau,k}^{y_{\bar{\omega}}} + [\Delta\theta_{h2p}(t) - (k_{21} - 1) Hg_r K_{\tau,k}^{y_{\bar{\omega}}}] \times e^{\frac{-k_{22} \times \Delta t_k}{\tau_o}} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $K_{\tau,k} = I_k / I_{rate}$, I_k 和 I_{rate} 为电流第 k 个应力和额定值; H 为热点系数; $\Delta\theta_{op}$ 、 $\Delta\theta_{or}$ 为初始和额定损耗下的油温升; g_r 为额定温度梯度; x_o 、 $y_{\bar{\omega}}$ 为油和绕组系数, τ_o 、 τ_v 为油和绕组时间常数; $\Delta\theta_{h1p}$ 和 $\Delta\theta_{h2p}$ 为基本热点温升和油流变化率; k_{11} 、 k_{21} 和 k_{22} 为模型常数。热应力损伤为:

$$D_T(t) = \frac{\sum_{k=1}^K e^{\left[\frac{15000}{110+273} \frac{15000}{\theta_h(t)+273} \right]} \cdot \Delta t_k}{D_{T_Tred}} \quad (7)$$

3) 机械应力主要形式为振动引起的绝缘纤维断裂^[29]。假设 G_k 为加速度; δ 、 $\aleph$ 、 ψ 分别为促进系数、振动劣化系数、电磁系数; D_{M_Tred} 为机械损伤的临界值; m_{coil} 和 A 为线圈质量和平均振幅。则机械损伤为:

$$\begin{cases} D_M = \frac{\sum_{k=1}^K [\psi G_k \lg(2f \Delta t_k)^\delta]}{D_{M_Tred}} \\ G_k = I_k^2 \aleph (1 - \cos 2\omega t) / 2A m_{coil} \end{cases} \quad (8)$$

1.2 基于低秩张量融合的综合劣化数据构建

首先,分别基于电应力损失 $D_E(t)$ 、热应力损伤 $D_T(t)$ 、机械应力损伤 $D_M(t)$ 的时序数据,各向前回溯 N_s 个时间点,

构建反映单一应力历史的特征张量 $\chi^E(t)$ 、 $\chi^T(t)$ 、 $\chi^M(t)$ 。为保留每种劣化特征的基础上提取应力间的高维耦合信息,引入单位扩展操作,补充单位扩展操作,构建多应力劣化特征低秩张量 $\chi^E(t)$ 、 $\chi^T(t)$ 、 $\chi^V(t)$ 。

然后,为避免显式地构建张量融合层提取高维耦合信息导致计算复杂度剧增的问题。将 $\chi^E(t)$ 、 $\chi^T(t)$ 、 $\chi^V(t)$ 视为高维张量 $\chi(t)$ 分解出的低秩张量 $\chi(t)$ 映射成携带劣化信息的输出张量 $H(t) \in \mathbf{R}^{d_H}$ 时,把权重张量 W 视为 d_H 个三阶张量 $\tilde{W}_\kappa \in \mathbf{R}^{d_E \times d_T \times d_V}$, $\kappa = 1, 2, \dots, d_H$, 并将其低秩分解为秩 $\Re$ (取截断值 r_c) 的低阶因子,并用低阶分解因子 $\{w_{E,\kappa}^r\}_{r=1}^{r_c}$ 、 $\{w_{T,\kappa}^r\}_{r=1}^{r_c}$ 和 $\{w_{V,\kappa}^r\}_{r=1}^{r_c}$ 重构 $H(t)$

的低秩形式的 $\tilde{H}(t)$ [30], 即:

$$\tilde{H}(t) = \left(\sum_{r=1}^{r_c} w_{E,\kappa}^r \cdot \chi^E(t) \right) \circ \left(\sum_{r=1}^{r_c} w_{T,\kappa}^r \cdot \chi^T(t) \right) \circ \left(\sum_{r=1}^{r_c} w_{V,\kappa}^r \cdot \chi^V(t) \right) + b \quad (9)$$

式中: b 为偏置。该方式将指数级增长的计算负担转化为线性复杂度。

最后,基于变压器运行初期的 $\tilde{H}_\lambda (\lambda = 1, 2, \dots, A)$, 结合 SOM 网络构建的健康权重张量空间与最小量化误差准则,并计算 $\tilde{H}_\lambda$ 与权重张量 $w_{\text{BMU}}(t)$ 之间的欧氏距离,进而构建轻量化的综合劣化数据 $D(t)$, 本文所提绕组绝缘故障预测方法如图1所示。

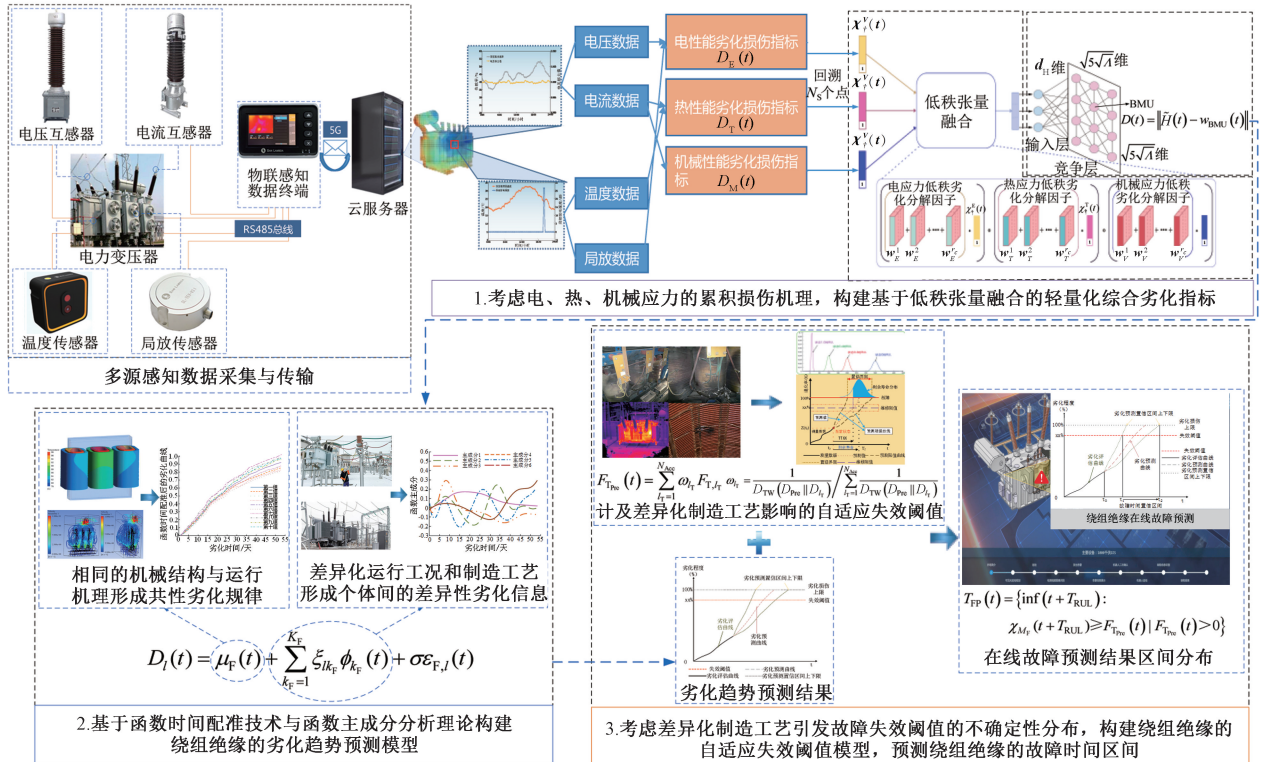


图1 基于多源数据与自适应故障阈值的绕组绝缘故障预测方法

Fig. 1 The predictive method for winding insulation failures based on multi-source data and adaptive fault thresholds

低秩张量融合通过将高阶权重张量分解为低秩因子,显著降低了计算复杂度。假设原始特征张量维度为 $I \times J \times K$,若直接进行全张量融合 [31-32],其计算复杂度为 $O(IJK)$ 。本文采用秩为 r 的低秩分解后,复杂度降至 $O(r(I + J + K))$ 。

2 基于函数主成分分析的绕组绝缘实时劣化趋势预测

2.1 劣化模型的构建

变压器 l 的绕组在监测点 μ 的劣化状态为:

$$D_{\mu}(t) = \chi_{F,l}(t_{\mu}) + \sigma \varepsilon_{F,l}(t_{\mu}), l = 1, 2, \dots, L; \mu = 1, 2, \dots, U_{F,l} \quad (10)$$

式中: $\chi_{F,l}(t_{\mu})$ 为劣化数据 $D_{\mu}(t)$ 滤除量测误差后的实际值,采用 B 样条基将离散的劣化数据数据平滑后获得; $\varepsilon_{F,l}(t_{\mu})$ 是代表独立同分布的测量噪声,符合均值为 0、方差为 σ^2 的正态分布。进一步地,变压器 l 的绕组绝缘劣化趋势预测模型可表示为:

$$D_l(t) = \mu_F(t) + \chi_{F,l}(t) + \sigma \varepsilon_{F,l}(t) \quad (11)$$

式中:共性趋势项 $\mu_F(t)$ 用于描述变压器潜在的共性劣化趋势; $\chi_{F,l}(t)$ 是均值为 0、协方差为 $\text{cov}(t, t')$ 的随机偏差分量,反映了变压器 l 的劣化路径与共性劣化趋势

$\mu_F(t)$ 间的随机偏差,也包含不同变压器间的个体差异信息。 $\mu_F(t)$ 和 $X_{F,l}(t)$ 的函数结构无需提前设定,排除了主观建模的片面性。

依据 Karhunen-Loève 定理对 $X_{F,l}(t)$ 的协方差函数 $\text{cov}(t, t') = \text{cov}(X_{F,l}(t), X_{F,l}(t'))$ 特征值分解,即:

$$\begin{cases} \int_T \text{cov}(t, t') \phi_{k_F}(t) dt = \lambda_{k_F} \phi_{k_F}(t), t, t' \in [0, T] \\ \text{s. t.} \begin{cases} \int_T \phi_{k_F}^2(t) dt = 1 \\ \int_T \phi_{k_F}(t) \phi_h(t) dt = 0, k_F \neq h \end{cases} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\lambda_{k_F} (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_\infty)$ 为特征值;函数主成分 $\phi_{k_F}(t)$ 用于刻画劣化的非线性与随机性特征。根据实际工况的能量谱阈值 η_F 将前 K_F 个主成分作为基函数,变压器 l 的劣化模型展开^[33] 为:

$$D_l(t) = \mu_F(t) + \sum_{k_F=1}^{K_F} \xi_{lk_F} \phi_{k_F}(t) + \sigma \varepsilon_{F,l}(t) \quad (13)$$

式中:主成分得分 ξ_{ik} 的均值为 0、方差为 $E(\xi_{ik}^2) = \lambda_{k_F}$ 。劣化模型中共性趋势分量表征变压器绕组绝缘共性劣化趋势;而函数主成分反映了劣化路径中的随机性和非线性特征。绕组绝缘间的劣化特征区别体现为不同的主成分得分。

2.2 劣化模型的参数估计与更新

首先估计共性趋势分量。鉴于变压器间实际工况各异,其绝缘劣化路径在时序和形态上存在差异,直接对齐原始时间序列会损失共性信息。为解决该问题,本文采用函数时间配准对个体劣化路径进行时序同步配准和特征匹配,即:

$$\begin{cases} S_{F,l}(t) = \chi_{F,l}(t) + \varepsilon_{F,l}(t) = Z(h_l(t)) + \varepsilon_{F,l}(t), t \in [0, T] \\ Z_F(s) = B'_m(s) \beta, \beta \in [0, 1] \\ Y_{F,l} \equiv h_l^{-1}(s) = B'_\omega(s) \varphi_l, s \in [0, 1] \end{cases} \quad (14)$$

式中:同步函数 $h_l(t)$ 将劣化速率不同的曲线变换到统一时域 s ; $B'_\omega(s)$ 与 φ_l 是 $Y_{F,l}$ 的基函数和形状系数,利用均值函数估计共性趋势分量 $\hat{\mu}_F(t)$; $Z_F(\cdot)$ 是配准函数, $B_m(t)$ 和 β 分别为基函数和形状系数,配准函数通过对个体劣化曲线进行非线性时间变换,以实现不同变压器劣化曲线在时序上的对齐。该变换反映了不同设备因运行工况、负载历史、环境差异等因素导致的劣化速率差异。函数时间配准的物理意义在于将不同设备因运行条件差异导致的“物理时间”映射到一个反映绝缘劣化进程的“劣化时间”。通过此类非线性时间对齐,可将不同设备的劣化曲线置于同一劣化进程尺度下进行比较与建模,从而提取出更具普适性的共性劣化趋势。

然后估计随机偏差分量。为准确计算函数主成分得

分,利用对角线元素误差估计协方差函数 $\hat{C}_{ov}(t_{\mu}, t_{\nu})$, 即:

$$\begin{cases} G_{F,l}(t_{\mu}, t_{\nu}) = [S_{\mu} - \hat{\mu}_F(t_{\mu})][S_{\nu} - \hat{\mu}_F(t_{\nu})] \\ E[G_{F,l}(t_{\mu}, t_{\nu})] = \hat{C}_{ov}(t_{\mu}, t_{\nu}) + \sigma^2 \delta_{\nu} \end{cases} \quad (15)$$

由于 δ_{μ} 通常为 0, 仅当 $l = \nu$ 时 $\delta_{\mu} = 1$ 。所以先去除主对角线元素的测量误差,再对所有元素进行平滑。对 $\hat{C}_{ov}(t_{\mu}, t_{\nu})$ 特征值分解,并插值得到连续的函数主成分 $\hat{\phi}_{k_F}(t)$ 和特征值 $\hat{\lambda}_{k_F}$ 。进而基于条件期望^[34] 估计主成分得分,即:

$$\hat{\xi}_{lk_F} = \hat{E}[\xi_{lk_F} | S_l(t)] = \hat{\lambda}_{k_F} \hat{\phi}'_{lk_F} \hat{\Psi}_{S_l(t)}^{-1} (S_l(t) - \hat{\mu}_{F,l}(t)) \quad (16)$$

式中: $(\hat{\Psi}_{S_l(t)})_{\mu, \nu} = \hat{C}_{ov}(t_{\mu}, t_{\nu}) + \hat{\sigma}^2 \delta_{\mu\nu}$ 为 t_{μ} 与 t_{ν} 时刻协方差函数的采样值矩阵; $\hat{\mu}_{F,l}(t)$ 、 $\hat{\phi}_{\nu}$ 为 $\hat{\mu}_F(t)$ 和 $\hat{\phi}_{k_F}(t)$ 在各时刻的离散值。将参量带入模型预测绝缘性能劣化程度,推出 $100(1 - \alpha_F)\%$ 置信区间,即:

$$\hat{\chi}_{F,l}(t_{\mu}) = \hat{\mu}_F(t_{\mu}) + \sum_{k_F=1}^{K_F} \hat{\xi}_{lk_F} \hat{\phi}_{k_F}(t_{\mu}) \quad (17)$$

$$C_{of} = [E[\hat{\chi}_{F,l}(t_{\mu})] - \text{std}(\hat{\chi}_{F,l}(t_{\mu})) Z_{1-\alpha_F/2}, E[\hat{\chi}_{F,l}(t_{\mu})] + \text{std}(\hat{\chi}_{F,l}(t_{\mu})) Z_{1-\alpha_F/2}] \quad (18)$$

式中: $Z_{1-\alpha_F/2}$ 代表正态分布占 $1 - \alpha_F/2$ 的百分比;

$\text{std}(\hat{\chi}_{F,l}(t_{\mu})) = \sqrt{\hat{\phi}'(t_{\mu}) \hat{\Omega}_l \hat{\phi}(t_{\mu}) + \hat{\sigma}^2}$ 为渐进标准差。

劣化模型更新过程中,设目标变压器 M_F 的时间序列为 $t = (t_1, t_2, \dots, t_\tau)$, 将已有数据中 L 个变压器主成分得分的统计分布 $p_F(\xi)$ 和当前劣化进程 $p_F(S_{M_F}(t_{1:\tau}) | \xi)$ 分别作为先验知识和条件信息,基于贝叶斯理论持续估计 M_F 变压器 ξ_{ik} 的后验分布,即:

$$\begin{cases} p_F(\xi | S_M(t_{1:\tau}))' \sim N(F \Re, F) \\ \mathbf{F} = [(1/\sigma^2) \Phi' \Phi + \mathbf{A}^{-1}]^{-1} \\ \Re = (1/\sigma^2) \Phi' (S_{M_F}(t_{1:\tau}) - \mu_{M_F}(t_{1:\tau})) \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\mathbf{A} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{K_F})$ 为特征值对角矩阵; $\Phi = \phi_{k_F}(t_{f_F}), k_F = 1, 2, \dots, K_F, f_F = 1, 2, \dots, \tau$ 代表不同时刻主成分的离散值。根据主成分得分的更新结果实时预测变压器 M_F 绝缘性能未来的劣化趋势,即:

$$\chi_{F,M_F}(t) \sim N[\hat{\mu}_F(t) + \phi(t)'(F \Re), \phi(t)' F \phi(t)] \quad (20)$$

函数主成分分析的计算复杂度主要来源于协方差矩阵的特征值分解与函数插值。设样本数为 n , 观测时间点数为 m , 则离散协方差矩阵的维度为 $m \times m$, 其特征值分解复杂度为 $O(m^3)$ 。在实际应用中, m 通常远小于 n , 且通过 B 样条平滑与配准后, m 可进一步压缩。此外, 本文采用增量更新策略, 仅在新数据到来时局部更新主成分得分, 避免全量重计算, 从而将单次更新复杂度控制在 $O(m^2)$ 级别, 满足实时性要求。

3 基于自适应故障阈值的绕组绝缘实时故障时间区间预测

假设已有 N_{Acc} 个历史失效样本,其记录到的最终失效时刻对应的综合劣化指标值为 $F_{T,l_T}(l_T = 1, 2, \dots, N_{\text{Acc}})$ 。首先,考虑故障阈值不确定性,本文采用动态时间规整距离(dynamic time wrapping, DTW)度量^[35]目标变压器的劣化路径 D_{Pre} 与先验过程 D_{l_T} 的相似性,衡量目标变压器实际工况和制造工艺造成的劣化特征趋向性。通过扭曲时间轴对劣化路径进行延展/压缩,解决相似特征时序的伸缩和漂移问题:

$$D_{\text{TW}}(D_{\text{Pre}} \parallel D_{l_T}) = f_T(\mathbf{U}_{\text{Pre}}, \mathbf{U}_{l_T}) \quad (21)$$

$$\min \begin{cases} f_T(\mu_{\text{Pre}}, \mu_{l_T}) = \text{dist}(D_{\text{Pre}, \mu_{\text{Pre}}}, D_{l_T, \mu_{l_T}}) + \\ f_T(\mu_{\text{Pre}}, \mu_{l_T} - 1) \\ f_T(\mu_{\text{Pre}} - 1, \mu_{l_T}) \\ f_T(\mu_{\text{Pre}} - 1, \mu_{l_T} - 1) \end{cases} \quad (22)$$

$$f_T(0, 0) = 0, f_T(\mu_{\text{Pre}}, 0) = f_T(0, \mu_{l_T}) = \infty, \\ (\mu_{\text{Pre}} = 1, \dots, U_{\text{Pre}}; \mu_{l_T} = 1, \dots, U_{l_T}) \quad (23)$$

式中: $\mathbf{U}_{\text{Pre}}$ 与 $\mathbf{U}_{l_T}$ 分别是 D_{Pre} 与 D_{l_T} 的数据序列标记向量; $f_T(\cdot)$ 为累积距离; $\text{dist}(\cdot)$ 为距离的度量;此过程中首先构建含 $U_{\text{Pre}} \times U_{l_T}$ 个元素的 DTW 距离矩阵 D_{TW} , 然后基于式(21)~(23)对矩阵进行填补,通过只存储矩阵中当前列和前一列元素将计算复杂度降低至 $O_T(\min(U_{\text{Pre}}, U_{l_T}))$, 降低实时故障预测的计算和存储压力。进一步以目标变压器与已知样本 l_T 之间的 DTW 距离为权重 ω_{l_T} , 构建目标绕组绝缘的自适应故障阈值 $F_{T_{\text{Pre}}}$:

$$F_{T_{\text{Pre}}}(t) = \sum_{l_T=1}^{N_{\text{Acc}}} \omega_{l_T} F_{T, l_T} \quad (24)$$

$$\omega_{l_T} = \frac{1}{D_{\text{TW}}(D_{\text{Pre}} \parallel D_{l_T})} \bigg/ \sum_{l_T=1}^{N_{\text{Acc}}} \frac{1}{D_{\text{TW}}(D_{\text{Pre}} \parallel D_{l_T})} \quad (25)$$

随着劣化时间的推移绝缘性能劣化与失效特征会越发清晰,故障阈值 $F_{T_{\text{Pre}}}(t)$ 会不断变化。DTW 通过时间轴的非线性扭曲,综合衡量两条曲线在趋势、波动与时序形态上的相似度,从而避免因特征提取造成的信息损失,更贴合实际劣化过程中多特征耦合的复杂性。

为验证 DTW 权重与单一特征的独立性,本文对比了 DTW 权重与局部放电强度、热点温度变化率、振动加速度均方根及糠醛生成速率的相关系数。结果表明,各相关系数均接近于 0,且 P 值均大于 0.05,无统计学显著性,说明 DTW 权重并非由单一特征决定,而是反映整体曲线形态的相似性。最后以 $F_{T_{\text{Pre}}}(t)$ 为失效标准,结合劣化趋势预测绕组绝缘的故障时间 $T_{\text{FP}}(t)$:

$$T_{\text{FP}}(t) = \{\inf(t + T_{\text{RUL}}): \\ \chi_{M_F}(t + T_{\text{RUL}}) \geq F_{T_{\text{Pre}}}(t) \mid F_{T_{\text{Pre}}}(t) > 0\} \quad (26)$$

式中: T_{RUL} 为当前至故障时刻间隔,即剩余寿命。

4 实例验证与分析

实验算力由具备 32 GB 运存的 12 核 24 线程 E5-2680 V3 处理器的服务器,系统环境为 Win10,编程平台为 Python3.8。

在模型精度验证方面,本文采用平均绝对误差(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 R^2 、皮尔逊系数以及显著性检验进行综合评价,全面评估综合劣化数据构建、劣化趋势预测及故障预测方法的准确性与可靠性。

在轻量化综合劣化数据的质量评估方面,本文采用单调性、鲁棒性、趋势性^[36]及尺度相似性^[37]4项指标的均值进行综合评价,各指标定义为:

单调性反映劣化数据随时间的单向变化趋势,计算为相邻时间点差值的正负一致性比率,指标越接近 1 则单调性越好;鲁棒性反映劣化数据对测量噪声与异常值的抵抗能力,由数据序列与其平滑后序列的均方根误差归一化得到,指标越接近 1 抗噪性越强;趋势性衡量了劣化数据与时间的相关性强度,指标越接近 1 劣化趋势越显著;尺度相似性评估了不同时间尺度下劣化数据形态的一致性,由日尺度与月尺度数据序列之间的动态时间规整距离归一化得到,指标越接近 1,则尺度一致性越好。

4.1 依托实际变压器数据检验本文劣化数据

1) 考虑常规工况的多源感知数据

首先,基于现场实测的 SFSZ8-31500/110 kV 变压器多源数据与糠醛检测数据对本文方法进行验证。感知数据包括电压、负载率、局放及箱体温度 4 类常规监测数据,监测周期 8 年,15 min 采集一次。以 6.309 6 mg/L 为参考值对糠醛数据进行标准化处理,并与轻量劣化数据进行对比^[38]。依据感知数据计算电、热、机械劣化值,服役前期数据构建健康张量空间,在日和月尺度下进行低秩张量融合。为确定最佳的截断秩取值,分析 r_c 取不同值时劣化数据的精度。

如图 2 所示, r_c 取值为 7~32 范围劣化数据精度稳定性较高;但秩值超过 32 后误差起伏逐渐增大,最终设定 $r_c = 7$ 进行低秩分解。

如图 3 所示,任何尺度下轻量化综合劣化数据的融合评价价值都处于较高水平。

为了比较低秩张量融合与传统张量融合的计算复杂度与相似度,本文将 SFSZ8-31500/110 kV 变压器多源数

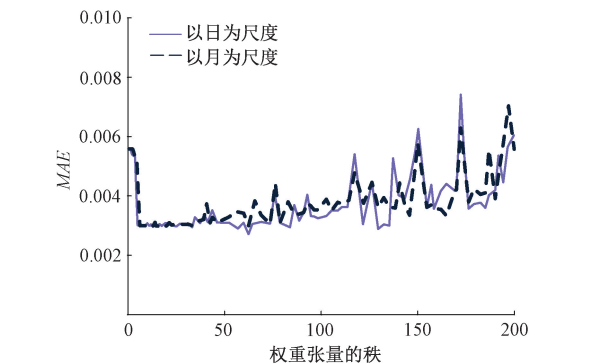


图 2 秩等于不同值时劣化数据的 MAE

Fig. 2 The MAE of the degradation data when the order is equal to different values

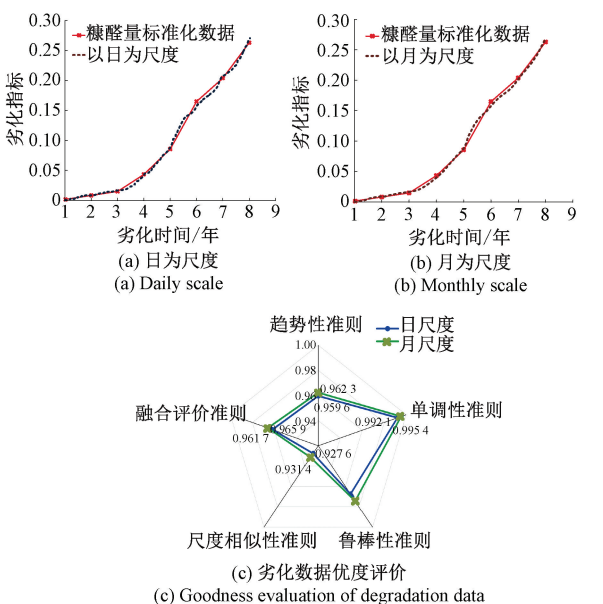


图 3 基于低秩张量融合的轻量化综合劣化数据及其优越

Fig. 3 Lightweight comprehensive deterioration data and its superiority based on low-rank tensor fusion

据分别以日为尺度和以月为尺度,进行相似度对比与计算速率比较,结果如表 1 和 2 所示。

表 1 两种融合方法获得的结果与糠醛指标的相似度对比

Table 1 Comparison of the similarity between the results obtained by the two fusion methods and the furfural index

融合方法	MAE	MSE	RMSE	R^2
低秩张量分解	0.003 0	$1.544\ 1\times10^{-5}$	0.003 9	0.998 2
传统张量融合	0.004 1	$3.900\ 0\times10^{-5}$	0.006 2	0.995 5

分析表 1 和 2 的实验结果可以看出,基于低秩张量融合获得的劣化评估结果在精度上与传统张量融合获

表 2 低秩张量融合与传统张量融合计算速度的比较

Table 2 Comparison of computing speed between low-rank tensor fusion and traditional tensor fusion

融合方法	训练速度		测试速度	
	天为步长	月为步长	天为步长	月为步长
低秩张量分解	4 min	32 min	4.35 s	13.46 s
	10.61 s	53.39 s		
传统张量融合	41 min	5 h 13 min	8 min	23 min
	23.13 s	22.17 s	19.04 s	10.37 s

得的结果相似,说明采用低秩张量融合能在避免计算高维张量的同时很好地逼近计算高维张量的融合效果,还能在一定程度上避免过拟合问题;此外,无论以天为时间步长还是以月为时间步长,低秩张量分解的方法在训练与测试时的计算速度都远超基于传统张量融合的绕组绝缘劣化评估方法,主要是因为它通过对 $\mathbf{X}(t)$ 与 $\mathbf{W}$ 并行低秩分解避免了显性计算高维张量的过程,有效地将指数级的计算复杂度降低到了线性水平,从而大大地节约了计算时间和算力,更适用于变压器绕组绝缘的在线劣化评估。

为更具体观测劣化数据对绕组绝缘实际劣化程度的映射,考虑到冲击电压与短路电流带来的影响,本文将月尺度的轻量化综合劣化数据分别与基于比例风险理论、基于级联融合、加权融合及零元素健康张量的劣化数据进行对比。

由图 4 与表 3 可看出,本文所构建的轻量化综合劣化数据跟其他方法相比,更能准确反映绕组绝缘的实际劣化趋势,说明所构建的轻量化劣化数据可以更精确地反映绝缘性能的实际劣化趋势。

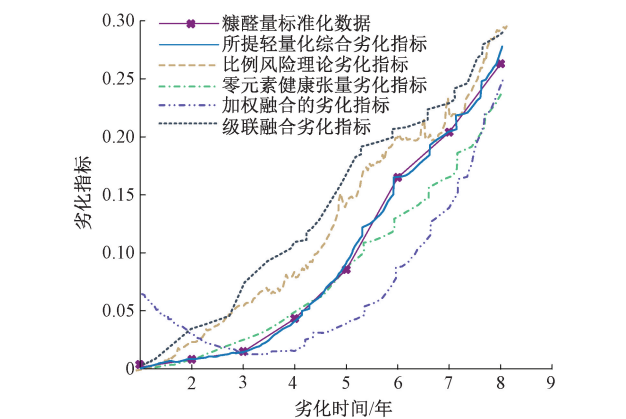


图 4 以月为时间尺度的劣化数据精度对比

Fig. 4 Comparison of the accuracy of degradation data with month as time scale

表 3 不同劣化数据与糠醛数据的相似度检验

Table 3 Similarity test between different deterioration indicators and furfural data

相似度评价	本文劣化数据	比例风险理论	级联融合	加权融合	零元素健康张量
<i>RMSE</i>	0. 004 6	0. 032 4	0. 046 7	0. 044 8	0. 020 3
<i>MSE</i>	2.35×10^{-5}	0. 000 9	0. 002 1	0. 002 0	0. 000 4
<i>MAE</i>	0. 002 4	0. 028 6	0. 040 2	0. 038 0	0. 014 5
R^2	0. 997 9	0. 874 5	0. 751 2	0. 771 7	0. 953 0
皮尔森系数	0. 999 4	0. 985 8	0. 968 5	0. 902 4	0. 994 0
显著性	1.62×10^{-9}	7.31×10^{-6}	7.56×10^{-5}	0. 002 1	5.30×10^{-7}

2) 考虑环境因素的多源感知数据

为更全面反映实际运行环境中绕组绝缘的劣化过程,本文在原有的 4 类监测数据基础上,进一步纳入湿度与氧化程度 2 类环境因素监测数据,旨在模拟绝缘材料在实际复杂工况下所面临的多应力耦合劣化环境,特别是温湿耦合与氧化老化对纤维素降解过程的协同加速效应。

将湿度和氧化程度纳入考虑后,基于多源感知数据构建的轻量化综合劣化数据如图 5 和表 4 所示,可看出综合劣化指标与实际糠醛数据的拟合一致性显著提高,尤其是在长期运行阶段对绝缘老化进程的表征更为准确。

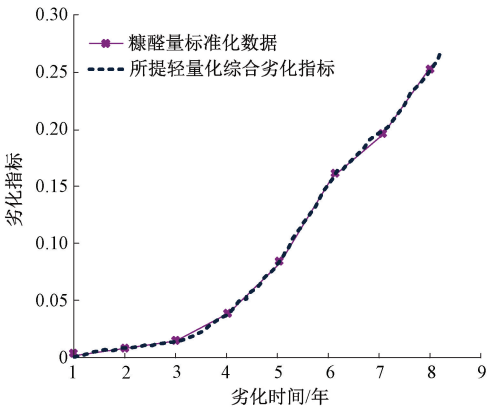


图 5 考虑环境因素下以月为时间尺度的劣化数据精度对比
Fig. 5 Accuracy comparison of deterioration data on a monthly time scale considering environmental factors

表 4 不同劣化数据与糠醛数据的相似度检验

Table 4 Similarity test between different deterioration indicators and furfural data

评价指标	<i>RMSE</i>	<i>MSE</i>	<i>MAE</i>	R^2	皮尔森系数	显著性
未纳入环境因素	0. 004 6	2.35×10^{-5}	0. 002 4	0. 997 9	0. 999 4	1.62×10^{-9}
纳入环境因素	0. 004 2	1.76×10^{-5}	0. 001 3	0. 998 8	0. 999 7	1.29×10^{-9}

此结果验证了环境因素在绝缘劣化建模中的重要性,同时也说明本文所提的多源数据融合方法具备较好的环境适应性,能够更全面地捕捉实际运行中绝缘系统的劣化动态。

4.2 基于加速劣化数据验证本文故障预测方法

1) 多场景加速劣化实验平台的搭建

鉴于实际变压器服役周期通常长达数十年,开展全寿命周期在线监测不仅成本高昂,且耗时过长。为在短期内验证本文方法,同时以较低成本模拟多种劣化应力,本文基于模块化设计理念,自主搭建了一套如图 6 所示的多场景加速劣化模拟实验平台,该平台由多场景加速劣化实验箱、数据显示与控制台、三相模拟负载 3 部分组成。图 6(b) 所示为加速劣化实验箱,采用左右分柜设计,右侧是实 验舱,核心设备是一台 0.4 kV/10 kV 升压

变压器,负责提供了多种应力模拟条件,舱内包括三相加速劣化的母模具、温控加热装置及数据监测传感装置,以营造多应力耦合的的劣化环境;左柜为辅助设备柜,配置了 10 kV/0.4 kV 降压变压器;数据显示与控制台配备了一台输入电压为 380 V、输出在 0~430 V 范围内连续可调的三相调压器,用于精确控制实验电压;同时集成有三相电压/电流表用于电气参数显示,并通过智能终端平板电脑实现所有监测数据的集中采集与实时展示;三相模拟负载阻抗可根据实验方案灵活调整。

为实现多轴应力的灵活加载,实验舱内的母模采用了模块化、可重构的机械结构设计。包括从舱体下侧接入的进线螺栓结构的 A、B、C 和左侧引出的出线螺栓结构的 A'、B'、C',母模具通过螺丝螺栓耦合的方式装配不同子模具模拟多种劣化应力,下排子模具 a、b、c 与 A、B、C 相连,并与上排子模具 a'、b'、c' 之间放置待测实验材



图 6 绕组绝缘多场景加速劣化模拟实验平台
Fig. 6 Multi-scenario accelerated degradation simulation experimental platform of winding insulation

料,图 6(e)展示了第①组子模具与第②组的下半部;电热片负责调节舱内温度;监测系统包括电压、电流、温度和局放传感器。其中电压与电流传感器直接安装在母模的进线端,以准确捕捉施加在试品上的电气参数;温度传感器与局放传感器则布置在舱体右侧靠近试品的区域,以监测试品周围的温升与局部放电活动。所有传感器采集的数据均通过 RS485 工业总线进行传输,最终在中央智能终端完成数据的同步汇集与一体化处理。

实验中将魏德曼绝缘纸裁剪为 11 份 $5\text{ cm} \times 5\text{ cm} \times 1\text{ mm}$ 试品,克拉玛依 KI25X 绝缘油与绝缘纸试品置于 90°C 真空干燥箱烘干,A 相进行实验,B、C 相闭合。A 相安装第①组子模具,下部 a 为正方体槽,槽内放置绝缘纸和油;上部 a'是正方形板,调节螺栓位置插入 a 中对绝缘施加电和机械应力,a'更换为第②组子模具的下部模拟局放引起的劣化。持续记录物联感知数据,根据 IEC61198 高效液相色谱法间隔 48 h 检测糠醛量。实验过程中持续记录监测数据,根据 IEC61198 标准,每隔 48 h 采用高效液相色谱法检测糠醛量。图 7 展示了加速劣化实验中糠醛标准化监测结果与综合劣化数据曲线。

2) 复杂工况模拟的加速劣化实验数据

为验证本文方法在不同实际运行工况下的适应性与鲁棒性,本实验在 4.2 节的第 1) 部分中搭建的多场景加速劣化实验平台基础上,针对三相不平衡运行与不同负载冲击两类典型复杂工况,开展了独立的模拟实验。旨在模拟实际电网中因负荷分布不均或暂态过程导致的绝缘加速劣化行为。

实验选取 5 组相同的绝缘纸试品,且均与克拉玛依 KI25X 绝缘油进行相同操作。试品分配与工况设置为:

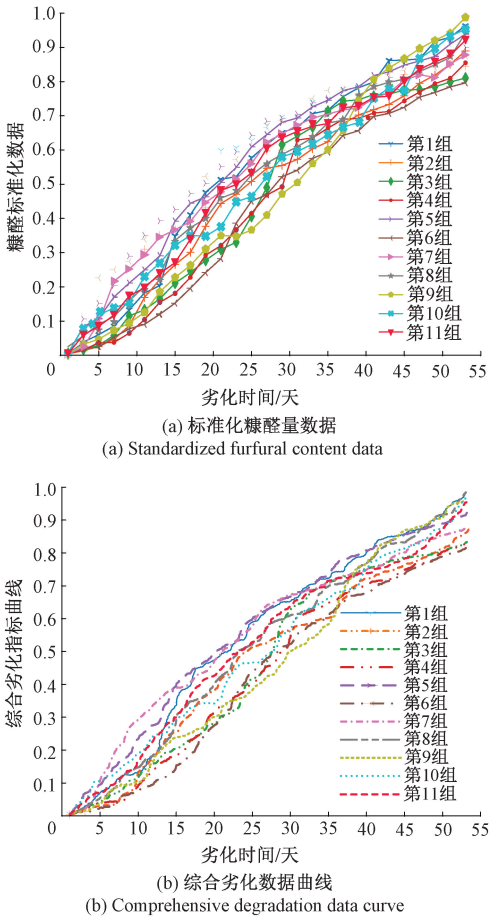


图 7 劣化实验获得的标准化糠醛量数据和综合劣化数据
Fig. 7 Standardized furfural quantity data and comprehensive deterioration data obtained from deterioration experiments

(1) 三相不平衡工况模拟

试品组 1~3 分别置于三相母模具的 A、B、C 相独立实验槽中,通过可编程三相调压器与独立配置的负载阻抗,调节 A、B、C 三相电流分别为额定值的 100%、85%、115%,模拟长期轻载-重载并存的三相不平衡运行状态。实验持续时间为 30 天,每 15 min 采集一次电压、电流、温度、局部放电、湿度及氧化程度数据。

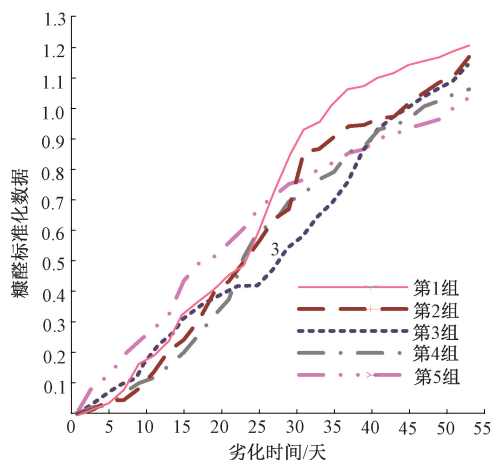
(2) 不同负载冲击工况模拟

试品组 4 与试品组 5,置于 A 相实验槽中,B、C 相闭合,每 24 小时施加一次持续时间为 0.5 s、幅值为 150% 额定电流的暂态冲击,其中试品组 4 全程施加 10 次冲击,试品组 5 全程施加 20 次冲击,模拟实际电网中短路电流对绝缘的机械-电应力耦合冲击效应。冲击过程中同步采集电压、电流、温度、局部放电、湿度及氧化程度数据。

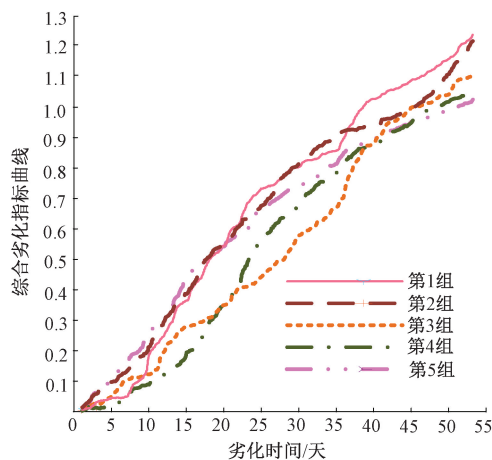
传感器采集数据之后,通过 RS485 总线传输至中央处理终端,并基于本文所提方法,通过低秩张量融合生成工况特异性综合劣化数据。为系统评估工况影响,将

5组试品的综合劣化数据与前文标准工况下的数据进行对比分析。

图8展示了三相不平衡与负载冲击工况下的标准化糠醛量数据和综合劣化数据曲线。可以看出与标准工况相比,复杂工况下的劣化路径呈现更强的非线性与波动性,进一步验证了实际运行中工况因素对绝缘寿命预测的重要影响。



(a) 标准化糠醛量数据
(a) Standardized furfural content data



(b) 综合劣化数据曲线
(b) Comprehensive degradation data curve

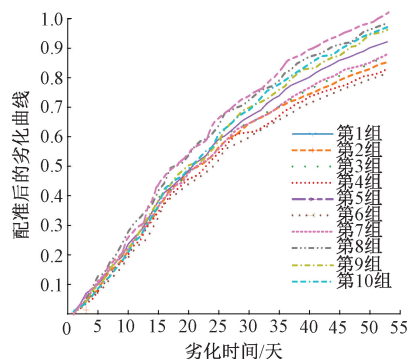
图8 考虑复杂工况下获得的标准化糠醛量数据和综合劣化数据

Fig. 8 Standardized furfural content data and comprehensive deterioration data obtained under complex operating conditions

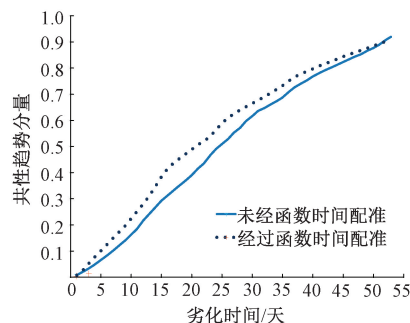
通过三相不平衡与不同负载冲击两类复杂工况的模拟实验,本文验证了所提方法在多工况环境下的适用性。实验结果表明,复杂工况会导致绝缘劣化路径的形态与速率发生变化,本文构建的综合劣化指标能够有效捕捉该类变化,为后续故障预测提供更贴近实际运行的数据基础。

3) 本文趋势预测方法的验证

根据图7(b)前10组数据搭建的劣化模型对第11组数据的劣化趋势进行了预测。首先,将离散数据点转化为连续平滑的函数型数据,并利用函数时间配准技术获得共性趋势分量。如图9所示,经过函数时间配准后的劣化曲线,不同曲线在劣化时间尺度上对齐,对比可见两种算法拟合的结果均呈现出了初期缓慢、中期加快、后期趋缓的劣化路径,但利用函数时间配准获得的共性劣化趋势明显更符合绕组绝缘整体劣化的内在规律,这侧面验证了函数时间配准技术在捕捉跨时段共性劣化特征方面的有效性,相较于平滑算法,更能充分地利用劣化信息,避免有效特征的流失。然后,提取10组曲线的函数主成分,挖掘个体间的差异性劣化特征,如表5所示,为了充分地描述劣化路径的非线性与随机波动性特征,设定方差贡献率阈值 η_T 为98%,前6个主成分的累积贡献率满足要求。



(a) 配准后的劣化曲线
(a) Aligned degradation curves



(b) 配准得到的共性劣化趋势分量
(b) Common degradation trend component obtained by registration

图9 函数时间配准得到的劣化曲线和共性趋势分量

Fig. 9 Deterioration curve and common trend components obtained by function time warping

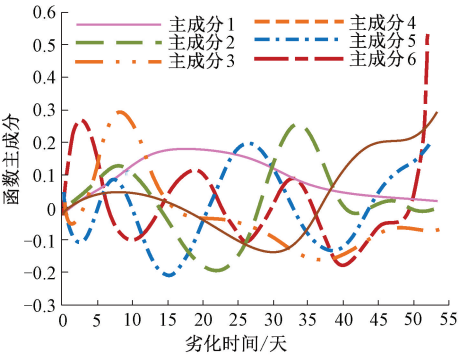
前6个主成分如图10(a)所示,各主成分具有明确的物理意义,分别对应绕组绝缘在电、热、机械等多应力耦合作用下的不同劣化机制与表现特征:

(1) 主成分1反映了在电、热、机械应力长期耦合作用下,绝缘的共性劣化进程,贡献率87.54%;

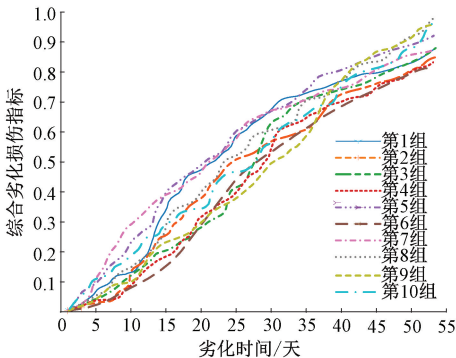
表 5 函数主成分的特征值贡献率

Table 5 The eigenvalue contribution rate of the principal component of the function

函数主成分数量	特征值贡献率/%						总贡献率/%
	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6	
6	0.875 4	0.052 1	0.031 2	0.013 5	0.006 7	0.004 2	0.983 1



(a) Functional principal components of degradation curves



(b) Fitting results of ten curves

图 10 加速劣化数据曲线的函数主成分及拟合结果

Fig. 10 Function principal component and the fitting results of accelerated degradation data curves

- (2) 主成分 2 体现了热应力主导的劣化模式,表现为绝缘材料在高温下的加速降解,贡献率 5.21% ;
- (3) 主成分 3 反映了电应力引起的绝缘损伤,其波动与放电频次、放电幅值的变化趋势一致,贡献率 3.12% ;
- (4) 主成分 4 反映了对应机械振动引起的绝缘疲劳累积,贡献率 1.35% ;
- (5) 主成分 5 体现了湿度、氧化等环境因素与热劣化的耦合作用对绝缘性能的协同影响,贡献率 0.67% ;
- (6) 主成分 6 反映了制造工艺与材料不均匀性引起的个体差异,体现不同变压器绝缘系统的初始状态离散性,贡献率 0.42% 。

以上 6 个主成分共同刻画了绕组绝缘在多应力耦合作用下的综合劣化行为,既包含共性劣化趋势,也涵盖了个体差异与多物理场耦合特征,从机理层面揭示了电、

热、机械应力耦合作用下的绝缘劣化过程。通过函数主成分提取的劣化特征,本质上是多物理场耦合作用下微观损伤在宏观监测数据中的映射,本文表现为糠醛量升高,为后续自适应阈值构建与故障预测提供了机理支撑。

然后,基于函数主成分的与满足高斯分布的随机偏差进行劣化趋势预测建模,基于贝叶斯理论对模型实现实时更新。图 10(b) 为此预测模型对前 10 组数据的拟合结果。最后,利用第 11 组测试数据对模型精度进行校验,并以第 10、25 及 40 天作为预测点,预测绝缘后续劣化趋势。

如表 6 所示,所设预测点的 MSE 与 MAE 都在 0.01 以下, RMSE 差均低于 0.15, R^2 在 98% 以上,说明本文预测方法在整个劣化路径中都处于较高精度水准,这是因为通过函数时间配准,绕组绝缘的共性劣化规律得以准确表征,并通过函数主成分提取劣化路径中的随机性和非线性特征,进而掌握主要劣化趋势;另外主成分得分的差异有效反映了变压器间劣化趋势的个体差异和不确定性,刻画了不同的劣化细节。为验证本文方法的精度优势,将第 11 组测试数据将本文方法与线性-Wiener、幂律-Wiener、幂律和 Gaussian 这 4 种预测模型进行对比。

表 6 劣化趋势的预测精度

Table 6 Prediction accuracy of deterioration trend

预测点	RMSE	MSE	MAE	R^2	皮尔森系数	显著性检验
1	0.012 7	0.000 2	0.009 3	0.997 9	0.999 1	3.18×10^{-5}
2	0.007 0	4.94×10^{-5}	0.004 9	0.999 3	0.999 7	2.81×10^{-5}
3	0.004 2	1.77×10^{-5}	0.002 7	0.999 7	0.999 8	5.84×10^{-5}

图 11 显示,在 3 个不同的预测时间点,本文方法的平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 指标都未超过 3% 且偏差小于 1%,说明本文方法根据任何先验信息条件都能维持稳定的预测精度;相比其余 4 种方法,本文方法从始至终保持着精度优势,且预测点越趋近劣化起初阶段精度优势越显著,这是因为该方法融合了共性劣化趋势项与函数主成分,即使在信息不足时也能具备较好的鲁棒性。对于先验信息充足的预测点 3,所有模型的预测效果均有提升,但本文方法更具精度优势,因为该方法可根据目标绕组绝缘的已有的监测数据,自适应地估计其个性化主成分得分,从而更为精确地描述其劣化路径中特有的差异性 & 内在的不确定性,实现更贴合实际劣化动态的预测。

4) 绕组绝缘故障预测方法的验证

假设考虑监测间隔与提前退役的干扰,只成功监测到第 4~7 组样本的故障数据,将聚合度降到 200 作为阈值,并利用 DTW 距离设置自适应故障阈值,结合劣化趋势预测结果以估计故障时间区间。

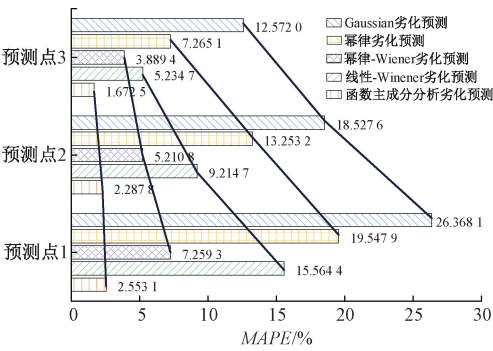
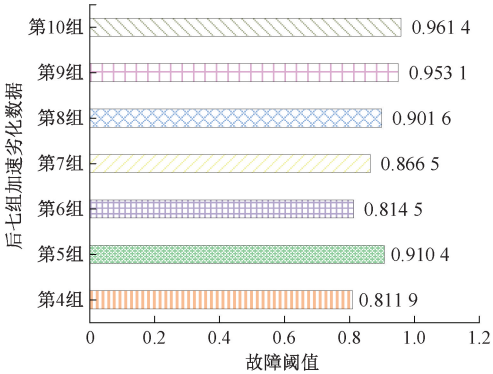
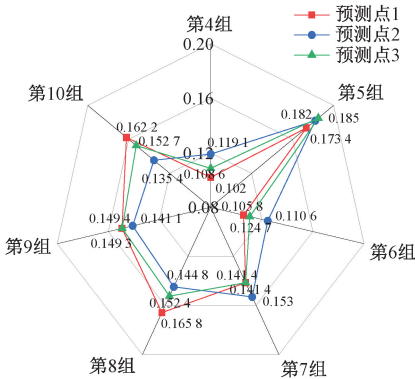


图 11 多种劣化趋势预测方法的结果对照
Fig. 11 Comparison of the results of various deterioration trend prediction methods

从图 12 可以看出,第 5 组样本的趋向性权重在每个预测点构建的自适应故障阈值中都是最高的,说明待预测组的实际工况和制造工艺最接近第 5 组样本。



(a) 标准化糠醛量数据
(a) Standardized furfural content data

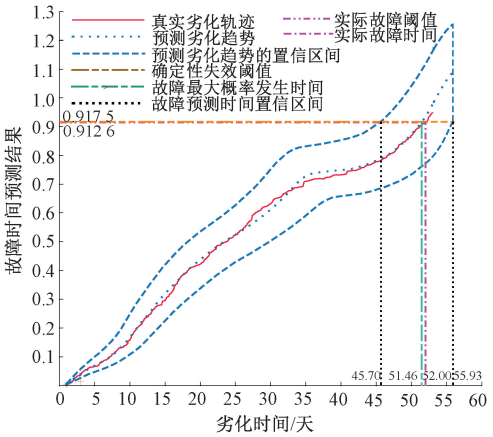


(b) 综合劣化数据曲线
(b) Comprehensive degradation data curve

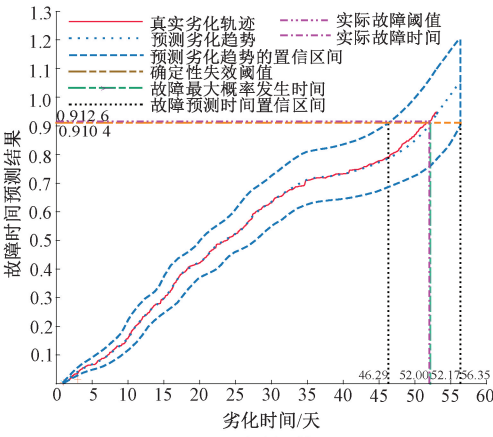
图 12 故障阈值样本和待预测组的劣化特征趋向性权重
Fig. 12 Fault threshold sample and trend weight of deterioration characteristics of the group to be predicted

此外,预测点 1 绕组绝缘劣化曲线特征与第 8、10 组数据趋于一致,预测点 2 劣化特征与第 7、8 组趋于一致,预测点 3 劣化曲线特征较与第 8、9 组趋于一致。可见第 5 和第 8 组样本最能影响自适应故障阈值的建立。

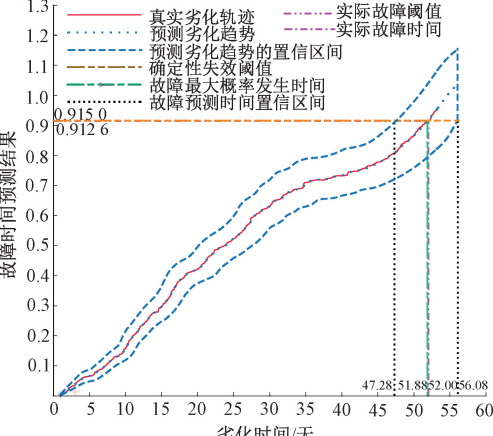
第 11 组样本实际在第 52 天失效,图 13 展示了预测点 1~3 的自适应故障阈值和故障预测结果:所有预测点的自适应故障阈值、故障预测结果均与实际值较为吻合。随着运行时长延后,故障预测的 95% 置信区间范围越小并距离真实故障点越近。



(a) 预测点1结果
(a) Results of prediction point 1



(b) 预测点2结果
(b) Results of prediction point 2



(c) 预测点3结果
(c) Results of prediction point 3

图 13 基于自适应故障阈值的故障时间区间预测结果
Fig. 13 Fault time interval prediction results based on adaptive fault thresholds

从预测结果来看,故障 95% 的概率出现在第 45~57 天,其中第 51~53 天为故障高发时段,所以建议采取检修措施的时间点处于 50 天以内,但由于自适应故障阈值与劣化预测结果实时更新,各预测点会得出不同的建议:预测点 1 的结果显示,检修应在第 45 天前;预测点 2 的结果显示应在第 46 天前;预测点 3 的结果显示应在第 47 天前。为了检验自适应故障阈值的有效性,将其与依托已知故障样本求均值获得的确定性阈值进行对比。

如图 14 所示,确定性故障阈值为 0.907 1,可以看出相对于求均值构建的确定性故障阈值,采用自适应故障阈值后,预测结果与实际故障发生时间更为吻合,置信区间也更小。

主要因为此模型基于目标绕组绝缘的劣化路径与已知样本间的 DTW 距离衡量因实际工况、制造工艺导致的劣化特征趋向性,能自适应估计故障阈值,从而提高了故障时间的预测精度。

5) 噪声影响分析与抗噪性能验证

为评估监测噪声对综合劣化数据构建及故障预测的

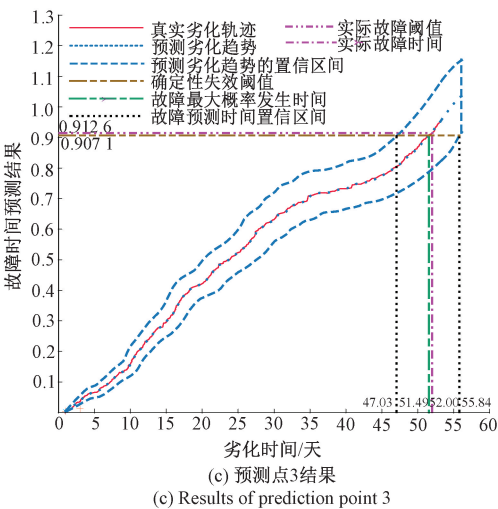


图 14 基于确定性故障阈值的故障时间预测结果
Fig. 14 Failure time prediction results based on deterministic fault threshold

影响,本文设计了系统的噪声注入与抗噪实验。在加速劣化实验数据中,分别注入 3 种常见的噪声:高斯白噪声、脉冲噪声和趋势漂移噪声,信噪比设置为 20、15 和 10 dB 这 3 个等级。

本文采用多级数据预处理策略:首先对电压、电流等高频电气信号进行时间窗口为 W 的滑动平均,抑制随机噪声;其次针对局部放电信号中的脉冲干扰,采用 Daubechies 小波基进行多尺度分解,通过软阈值函数去除高频噪声分量;然后基于 3σ 准则检测温度、振动等数据中的离群点,并使用前后有效观测值的线性插值进行修正。

表 7 对比了不同噪声水平下,采用本文抗噪声方案处理与未采用任何噪声处理两种情况下,综合劣化数据与标准糠醛数据之间的精度指标;在注入噪声后,分别使用未处理原始数据和经抗噪处理数据进行故障时间预测,以第 11 组试样为例,表 8 展示了不同噪声环境下两种方案的预测误差对比。

表 7 噪声处理前后综合劣化数据与标准糠醛数据的精度对比
Table 7 Accuracy comparison between comprehensive deterioration data and standard furfural data before and after noise processing

噪声类型	信噪比/dB	未处理时 RMSE	处理后 RMSE	误差降低率/%
高斯噪声	20	0.028 6	0.005 1	82.2
	10	0.063 2	0.006 8	89.2
脉冲噪声	20	0.041 7	0.005 9	85.8
趋势漂移	15	0.052 1	0.007 2	86.2

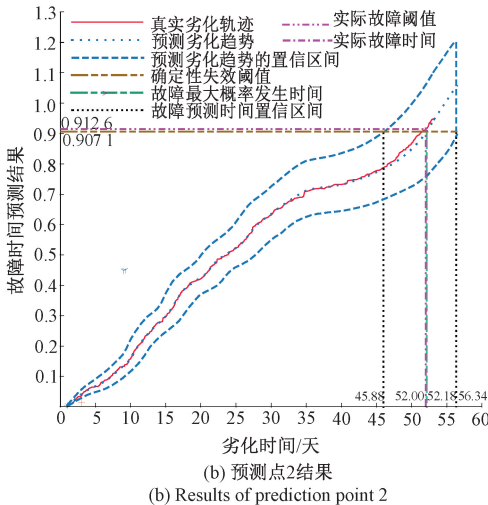
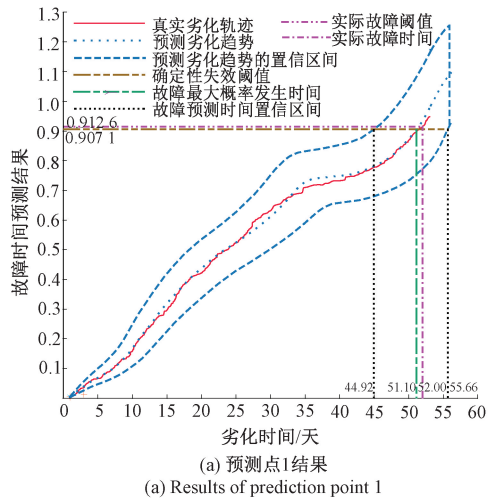


表 8 噪声处理前后故障预测精度对比

Table 8 Comparison of fault prediction accuracy before and after noise processing

噪声条件	噪声有 无处理	预测 MAE/天	置信区间 覆盖率/%
无噪声	—	2.1	95.2
高斯噪声(15 dB)	无处理	8.7	73.5
	有处理	3.0	92.1
脉冲噪声(10 dB)	无处理	12.4	65.8
	有处理	4.2	88.9

实验表明,噪声显著降低劣化数据质量与预测精度,在信噪比为 10 dB 的强噪声下,无处理方案的预测 MAE 可达 12.4 天,置信区间覆盖率低于 70%,本文抗噪声方案在各类噪声环境下均能显著提升数据质量, RMSE 降低率超过 82%,预测 MAE 控制在 5 天以内,置信区间覆盖率保持在 88% 以上;即使在高噪声环境下,经处理后预测精度仍接近无噪声基准水平,证明本文抗噪方案的有效性 与鲁棒性。

4.3 基于实际运行数据的模型跨尺度泛化性验证

为验证所提方法从实验室环境到工程现场的跨尺度泛化能力,本文以 4.2 节加速劣化实验获取的 16 组试品数据作为唯一训练集,对甘肃省某区域内的一台实际运行长达 8 年的变压器进行全周期故障预测。实验室加速劣化条件与实际运行工况在时间和应力尺度上存在显著差异,本文旨在检验模型是否能够捕捉实际工况下绝缘劣化的本质规律,而非只是对特定实验条件的表层拟合。

1) 验证策略与模型迁移

模型训练完全基于实验室加速劣化数据。迁移过程中,首先将实际变压器的投运起始时刻与经函数时间配准后的实验室数据共性趋势起点进行时序对齐。模型通过贝叶斯在线更新和阈值动态校准两项核心机制实现从实验室到现场的适应;

随着实际变压器监测数据的持续输入,模型动态更新其函数主成分得分,使现场设备的劣化轨迹能够自适应地收敛于由实验室数据建立的预测框架内;再利用目标变压器早期稳定运行阶段的数据特征,通过动态时间规整距离对从实验室数据继承的故障阈值先验进行微调,以补偿因材料、制造工艺及运行环境不同带来的系统偏差。

2) 结果与分析

将完成迁移的模型应用于目标变压器的全部历史监测数据,并进行滚动预测。结果如图 15 所示,变压器实际故障发生于第 92.32 个月。模型于第 78.81 个月开始预警,其预测的故障时间置信区间为[78.81,104.37],实际故障时间点完全落入该预测区间,验证了预测结果的有效性。

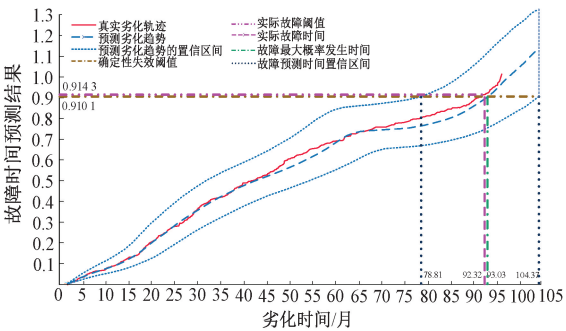


图 15 基于实际变压器运行数据的故障阈值的故障时间预测结果

Fig. 15 The fault time prediction results of fault thresholds based on actual transformer operation data

模型在训练集与测试集存在巨大尺度差异条件下的验证取得成功,证明所提方法具备卓越的跨尺度泛化能力。这主要得益于函数时间配准对劣化进程“形态规律”的提取,以及贝叶斯更新机制实现的个体化在线迁移。

结果表明,基于加速劣化数据经本文方法所构建的预测模型,在经过数据校准后,可用于实际变压器的长期状态评估与寿命预测。

4.4 工程应用部署普适性分析

本文所建模型在实际工程应用中的变压器传感器部署如图 16 所示,监测结构如图 17 所示,电力变压器的多源数据分别由互感器和传感器进行采集,采集到的感知数据通过现场的 RS485 总线传输并汇集到团队开发的电力物联感知数据终端上,终端对数据进行基础的显示和预处理后,采用 5 G 无线通信的方式将数据每隔 6 min 打包发送至电力智能运维云服务器上一次,并利用云服务器中嵌入的变压器绕组绝缘在线劣化评估与故障预测对现场变压器的性能劣化情况进行在线分析。数据的采集和分析结果统一通过超文本传输协议传输至网页端进行在线显示。



图 16 变压器箱变传感器部署

Fig. 16 Transformer substation sensor deployment

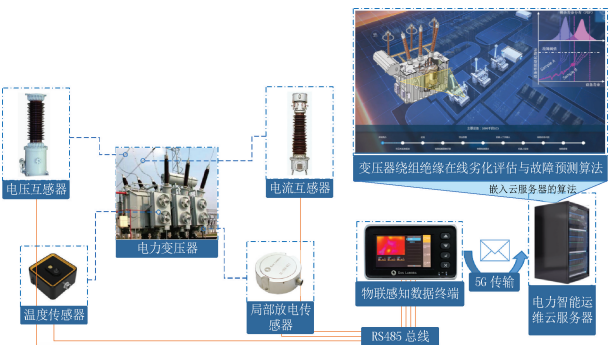


图 17 数据监测部署

Fig. 17 Data monitoring deployment diagram

本文所进行监测变压器多源数据的互感器、传感器和数据终端都是自主研发得来,电力智能运维云服务器可通过租借的形式运行本文所提算法,这极大的降低了模型在实际工程应用中的部署成本,针对单台变压器的监测部署成本可控制在 1 500 元以内。

为了进一步验证所提方法的可扩展性和鲁棒性,分别依托山西省某地区 35 kV 的西门子配电变压器和 10 kV 的特变电工配电变压器的标准化糠醛量数据,所得结果如图 18 和表 9 所示。

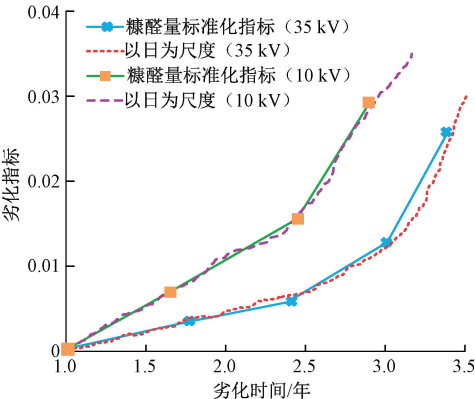


图 18 不同型号和厂商的变压器的评估结果

Fig. 18 Evaluation results of transformers with different models and from different manufacturers

表 9 所提方法应用于不同型号和厂商的变压器的精度
Table 9 The accuracy of the proposed method applied to transformers with different models and from different manufacturers

变压器厂家/型号	MAE	MSE	RMSE	R ²
35 kV 变压器/西门子	0.000 7	6.071 4×10 ⁻⁷	0.000 8	0.992 6
10 kV 变压器/特变电工	0.000 4	2.392 5×10 ⁻⁷	0.000 5	0.997 9

可以看出,无论是西门子生产的 35 kV 西门子配电变压器还是特变电工生产的 10 kV 配电变压器,本文所

提方法均能较好的进行故障预测,这也验证了本文方法的泛化性。

综上所述,本文在以下 3 个方面保证了模型对不同类型变压器的泛化能力:

1) 在实验工况设计方面,本文在 4 类常规工况与 2 类环境因素监测数据,构建更为完备的绝缘劣化影响因素体系,增强了数据构建的环境适应性,此外补充了三相不平衡、不同负载冲击两类型复杂工况的模拟实验,增加了工况的复杂性;

2) 在样本多样性与模型泛化能力验证方面,本文采用了来自不同出厂工艺、不同型号的变压器监测数据,通过对比分析不同厂家、不同型号变压器在相同方法下的绝缘评估结果,系统验证了本文所提方法对于制造工艺差异、材料体系区别及结构设计多样性的适应能力,证明了该方法具有较强的跨设备迁移性与工程普适性;

3) 在真实场景验证方面,本文采用真实变压器的全周期监测数据,并将基于加速劣化实验数据训练的预测模型迁移至该实际设备进行滚动预测,实际故障时间完全落入模型预测的故障时间置信区间内,验证了本文方法从实验室环境到工程现场、从加速应力到长期实际运行的跨尺度适应能力与场景适用性。

5 结 论

针对现有变压器绕组绝缘实时故障预测方法未将劣化路径的差异性和故障阈值的不确定性纳入考量,本文考虑不同工况和制造工艺对绕组绝缘劣化路径和故障阈值的影响,提出基于多源数据和自适应故障阈值的故障预测方法,并检验了该方法的有效性。该研究结论为:

1) 该方法融入了电、热、机械应力间的耦合作用与累积损伤机制,并利用变压器多源数据进行低秩张量融合,进而生成轻量化的综合劣化数据,能在线反映实际劣化进程;

2) 该方法利用函数时间配准与函数主成分分析获取了绕组绝缘劣化行为的共性规律与个体差异信息,并根据目标变压器的个性劣化特征实时预测劣化趋势;

3) 通过挖掘绕组绝缘实际工况和制造工艺造成的劣化趋向性特征,该方法能自适应地估计故障阈值,并实时预测故障时间区间;

4) 该方法能够根据多源数据精准预估绕组绝缘的故障时间区间范围,故障预测的置信区间可为变压器状态检修计划的制定提供可参考的建议。

参考文献

[1] ZHAO H SH, CHANG J Y, QU Y H. Prediction method of residual life of transformer oil-paper insulation based on wiener random process improved by strong tracking

- filter[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2022, 16(19): 4007-4016.
- [2] 曲岳哈, 赵洪山, 马利波, 等. 多深度神经网络综合的电力变压器故障识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(23): 8223-8231.
- QU Y H, ZHAO H SH, MA L B, et al. Multi-depth neural network synthesis method for power transformer fault identification[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23): 8223-8231.
- [3] 赵洪山, 常杰英, 曲岳哈, 等. 基于二元非线性 Wiener 随机过程的变压器油纸绝缘剩余寿命预测方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(15): 4040-4049.
- ZHAO H SH, CHANG J Y, QU Y H, et al. Residual life prediction method of transformer oil-paper insulation based on binary nonlinear wiener random process[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(15): 4040-4049.
- [4] THANGO B A, BOKORO P N. Prediction of the degree of polymerization in transformer cellulose insulation using the feedforward backpropagation artificial neural network[J]. Energies, 2022, 15(12): 4209.
- [5] WANG J Y, ZHOU Y X, LIU J, et al. A new method for the aging Evaluation of oil-paper insulation using *n*-butanol and methanol[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2024, 10(2): 717-726.
- [6] DAI Q M, MU G W, TAN F W, et al. The influence of aging time and moisture content on the tensile strength of transformer bushing insulating paper[J]. AIP Advances, 2022, 12(11): 115020.
- [7] 李文悦, 何怡刚, 邢致恺, 等. 基于双输入残差图卷积网络的电力变压器健康状态评估方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(11): 15-24.
- LI W Y, HE Y G, XING ZH K, et al. Health evaluation of power transformer based on double input residual graph convolutional network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(11): 15-24.
- [8] 赵洪山, 孙京杰, 彭轶灏, 等. 基于多尺度窗口和区域注意力残差网络的无线电力终端身份识别方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(1): 107-116.
- ZHAO H SH, SUN J J, PENG Y H. Wireless power terminal identification method based on multiscale windowed deep residual network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(1): 107-116.
- [9] AN K, LU J F, ZHU Q J, et al. Edge solution for real-time motor fault diagnosis based on efficient convolutional neural network[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-12.
- [10] JING X F, YANG SH R, WENG X K, et al. Research on open circuit fault diagnosis strategy for DFPMM drive system based on grey prediction theory with the introduction of euler algorithm[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(3): 2169-2179.
- [11] AHMED Z, KLUSS J V, WALLACE D A. Partial discharge measurements and techniques for pattern recognition and life prediction of medium voltage XLPE cables[C]. 2018 IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Application, 2018: 1-4.
- [12] KAMINSKI A M, MEDEIROS L H, BENDER V C, et al. Artificial neural networks application for top oil temperature and loss of life prediction in power transformers[J]. Electric Power Components and Systems, 2022: 50(11/12): 549-560.
- [13] VENIKAR P A, BALLAL M S, UMRE B S, et al. A novel offline to online approach to detect transformer interturn fault[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 31(2): 482-492.
- [14] LI SH J, LI SH T, YANG L Q, et al. Characteristics and kinetics of cellulose degradation in oil-impregnated pressboard under simultaneous thermal-electrical-mechanical stress accelerated aging[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2021, 28(4): 1363-1371.
- [15] WANG SH, CHEN Y, LIU C, et al. Multifactor aging characteristics of GIS solid insulation: Effect of electrical, thermal, and vibration stresses[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2024, 31(6): 3211-3220.
- [16] 尚星宇, 庞磊, 卜钦浩, 等. 大功率高频变压器绝缘问题研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(8): 3306-3327.
- SHANG X Y, PANG L, BU Q H, et al. Research review on insulation issues of high-power high-frequency transformers[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(8): 3306-3327.
- [17] WANG J H, LIAO R J, CHENG L, et al. Effects of winding vibration on the mechanical-thermal aging properties of insulating paper[J]. IEEE Access, 2020,

- 8: 67912-67920.
- [18] WANG K, REN M, ZHANG CH X, et al. A practice of sensory cooperation for insulation diagnosis of electrical apparatus: Probabilistic identification and risk assessment[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2025, 32(1): 55-62.
- [19] ASLAM M, HAQ I U, REHAN M S, et al. Health analysis of transformer winding insulation through thermal monitoring and fast fourier transform (FFT) power spectrum[J]. IEEE Access, 2021, 9: 114207-114217.
- [20] YUAN Z H, WANG Q, REN ZH G, et al. Investigating aging characteristics of oil-immersed power transformers' insulation in electrical-thermal-mechanical combined conditions[J]. Polymers, 2023, 15(21): 4239.
- [21] YANG L G, PAULI F, HAMEYER K. Influence of thermal-mechanical stress on the insulation system of a low voltage electrical machine[J]. Archives of Electrical Engineering, 2021, 70(1): 233-244.
- [22] MEDINA R D, ROMERO A A, MOMBELLO E E, et al. Assessing degradation of power transformer solid insulation considering thermal stress and moisture variation[J]. Electric Power Systems Research, 2017, 151: 1-11.
- [23] QU Y H, ZHAO H SH, ZHAO SH C, et al. Evaluation method for insulation degradation of power transformer windings based on incomplete internet of things sensing data[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2024, 18(3): 130-144.
- [24] 曲岳晗, 赵洪山, 程晶煜, 等. 基于物联感知数据和张量融合的电力变压器绕组绝缘劣化评估方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(4): 1208-1220.
- QU Y H, ZHAO H SH, CHENG J Y, et al. Evaluation method for power transformer winding insulation degradation based on IoT sensing data and tensor fusion[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(4): 1208-1220.
- [25] 高旭东, 胡昌华, 张建勋, 等. 基于分数布朗运动过程模型的混合随机退化设备剩余寿命预测[J]. 自动化学报, 2023, 49(9): 1989-2002.
- GAO X D, HU CH H, ZHANG J X, et al. Remaining useful life prediction for mixed stochastic deteriorating equipment based on fractional brownian motion process[J]. ACTA Automatica Sinica, 2023, 49(9): 1989-2002.
- [26] FRIMPONG G K, MELZER L. Evaluation of mechanical condition of transformer paper insulation after factory drying[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2019, 35(6): 23-32.
- [27] 柯春俊, 林春耀, 欧小波, 等. 步进电压下变压器匝间绝缘电压寿命指数新解法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2016, 21(5): 66-72.
- KE CH J, LIN CH Y, OU X B, et al. New solving method for voltage endurance coefficient N of transformer turn-to-turn insulation under step-voltage[J]. Journal of Harbin University of Technology of Science and Technology, 2016, 21(5): 66-72.
- [28] 白毅翔, 陈志英, 张修伦, 等. 基于改进 VMD-WT 的油浸式变压器局部放电超声信号去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(12): 237-249.
- BAI Y X, CHEN ZH Y, ZHANG X L, et al. Ultrasonic signal denoising method for partial discharge of oil-immersed transformer based on improved VMD-WT[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(12): 237-249.
- [29] 骆东松, 胡晓盼. 低压电机定子绝缘老化应力分析及寿命预测的研究[J]. 舰船电子工程, 2021, 41(8): 173-176, 179.
- LUO D S, HU X P. Research on stress analysis and life prediction of stator insulation of low-voltage motor[J]. Ship Electronic Engineering, 2021, 41(8): 173-176, 179.
- [30] LIU ZH, SHEN Y, LAKSHMINARASIMHAN V B, et al. Efficient low-rank multimodal fusion with modality-specific factors[J]. ArXiv preprint arXiv: 1806.00064, 2018.
- [31] 建中华, 南静, 刘鑫, 等. 基于时空张量融合的人体骨架行为自适应识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(6): 74-85.
- JIAN ZH H, NAN J, LIU X, et al. Adaptive recognition method of human skeleton action with spatial-temporal tensor fusion[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 74-85.
- [32] LIU ZH, SHEN Y, LAKSHMINARASIMHAN V B, et al. Efficient low-rank multimodal fusion with modality-specific factors[C]. Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2018: 2247-2256.
- [33] ZHOU R. Degradation modeling and monitoring of

engineering systems using functional data analysis [D]. Georgia Institute of Technology, 2012.

[34] SCHREIBER J B. Issues and recommendations for exploratory factor analysis and principal component analysis [J]. Research in Social and Administrative Pharmacy, 2021, 17(5): 1004-1011.

[35] ZENG Q T, LIANG Y, CHEN G, et al. A novel long-term noise prediction system based on DTW-DCRNN using periodically unaligned spatiotemporal distribution sequences [J]. IEEE Systems Journal, 2023, 17(3): 4591-4602.

[36] ZHANG B, ZHANG L J, XU J W. Degradation feature selection for remaining useful life prediction of rolling element bearings [J]. Quality and Reliability Engineering International, 2016, 32(2): 547-554.

[37] 岳研, 刘畅, 刘韬. 基于深度融合神经网络的轴承健康指标构建 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 44-52.

YUE Y, LIU CH, LIU T. Deep fusion neural network for health indicator construction of bearings [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(7): 44-52.

[38] 鄢仁武, 高硕勋, 宋微浪, 等. 基于多参量 LSTM 模型的变压器油纸绝缘老化诊断方法 [J]. 武汉大学学报(工学版), 2021, 54(6): 541-550.

YAN R W, GAO SH X, SONG W L, et al. Diagnosis method of oil-paper insulation aging in transformer based on multi-parameter LSTM model [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2021, 54(6): 541-550.

作者简介



E-mail: quyuehan0617@163.com

曲岳哈(通信作者),2018 年于东北电力大学获得学士学位,2024 年于华北电力大学获得博士学位,现为东北电力大学副教授,主要研究方向为电力设备健康状态监测、剩余寿命预估与智能化运维等。

Qu Yuehan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Northeast Electric Power University in 2018, his Ph. D. degree from North China Electric Power University in 2024. He is currently an associate professor in Northeast Electric Power University. His main research interests include power equipment health condition monitoring, remaining life prediction, and intelligent operation and maintenance.



E-mail: xiangyw5517@163.com

Xiang Yuwei received his B. Sc. degree from Lanzhou University of Technology in 2018, his Ph. D. degree from North China Electric Power University in 2024. He is currently an engineer in the Electric Power Research Institute of State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd. His main research interests include power system stability analysis and control.



E-mail: liuyunpeng@ncepu.edu.cn

Liu Yunpeng received his B. Sc. degree from North China Electric Power University in 1999 and his Ph. D. degree from North China Electric Power University in 2005. Currently, he serves as vice dean, professor, and doctoral supervisor of the School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, as well as director of the Department of Power Engineering. His main research interests include high voltage and insulation technology.

相禹维,2018 年于兰州理工大学获得学士学位,2024 年于华北电力大学获得博士学位,现为国网吉林省电力有限公司电力科学研究院工程师,主要研究方向为电力系统稳定分析与控制。

刘云鹏,1999 年于华北电力大学获得学士学位,2005 年于华北电力大学获得博士学位,现为华北电力大学电气与电子工程学院副院长、教授、博士生导师、电力工程系主任,主要研究方向为高电压与绝缘技术。