

# 变压器常见故障诊断与智能化检测技术研究

关萌洋

国网河南省电力公司西平县供电公司, 河南 西平 463900

**[摘要]**变压器是电力与工业的核心设备,其运行可靠性影响供电与生产。电力系统运行过程中,变压器工作环境较为复杂,加之设备自身结构特点的影响,导致变压器容易出现各种故障,如局部放电故障、低能放电故障、高能放电故障、高温过热故障等,影响变压器及整个电力系统安全稳定地运行。本论文研究其故障诊断与检测技术,梳理常见故障类型及机理,对比传统诊断技术。以麻雀算法(SSACD)、卷积神经网络(CNN)、长短期记忆网络(LSTM)技术为依托,设计一种变压器故障诊断识别方法,探讨智能算法在故障诊断中的应用。研究表明,融合智能诊断模型可提高诊断准确率,数字孪生与边缘计算结合可提高故障定位准确率。

**[关键词]**变压器;故障诊断;智能化检测;卷积神经网络;机器学习

DOI: 10.33142/hst.v8i12.18451

中图分类号: TM407

文献标识码: A

## Research on Common Fault Diagnosis and Intelligent Detection Technology for Transformers

GUAN Mengyang

Xiping County Power Supply Company of State Grid He'nan Electric Power Company, Xiping, He'nan, 463900, China

**Abstract:** Transformers are the core equipment of power and industry, and their operational reliability affects power supply and production. During the operation of the power system, the working environment of transformers is relatively complex, and the influence of the structural characteristics of the equipment itself makes transformers prone to various faults, such as partial discharge faults, low-energy discharge faults, high-energy discharge faults, high-temperature overheating faults, etc., which affect the safe and stable operation of transformers and the entire power system. This paper studies its fault diagnosis and detection technology, sorts out common fault types and mechanisms, and compares them with traditional diagnostic techniques. Design a transformer fault diagnosis and recognition method based on Sparrow Algorithm (SSACD), Convolutional Neural Network (CNN), and Long Short Term Memory Network (LSTM) technologies, and explore the application of intelligent algorithms in fault diagnosis. The research shows that the fusion intelligent diagnosis model can improve the diagnosis accuracy, and the combination of digital twins and edge computing can improve the fault location accuracy.

**Keywords:** transformer; fault diagnosis intelligent detection; Convolutional Neural Network; machine learning

### 引言

在电力系统升级与新型电力系统建设中,变压器承担电压变换等核心任务,其运行状态关乎电网安全与能源供应<sup>[1]</sup>。然而,由于长期运行在复杂的电气环境中,变压器容易出现各种故障,如过热、放电等<sup>[2]</sup>。及时准确地诊断变压器故障对于保障电网的稳定运行具有极其重要的价值。工业领域尤其是化工生产,因其生产流程的连续性核心需求,对变压器的稳定可靠运行具有高度依赖性,若变压器出现故障,将导致全线停产;新能源领域、风电场主变故障若未及时诊断,影响清洁能源消纳。传统变压器故障诊断靠人工巡检与定期检修,有响应滞后、误判率高、成本高等问题,如柱上变压器巡检依赖经验,难识别轻微故障;多表法测容量耗时长、误差大。随着物联网等技术发展,智能化检测技术利用模糊理论、机器学习、深度学习、智能算法等技术为变压器故障诊断带来了新的突破<sup>[3]</sup>,可实现早期预警,早期干预,具有重要的工程应用价值与学术研究意义。

### 1 变压器常见故障类型及机理分析

#### 1.1 变压器故障概述

局部放电故障是指变压器运行时,受到各种因素的影响导致局部区域绝缘层被击穿而产生的放电现象,对变压器具有严重危害<sup>[4]</sup>。低能放电故障是指在能量处于较低水平状态下,变压器内部出现的放电现象,主要与悬浮点位与油液中的杂质有关。出现该故障后,变压器并不会立即损坏,但经过一段时间后会引发严重的故障。高能放电故障又称电弧放电故障,是指能力处于较高水平状态下,变压器内部出现的放电现象,常见于线圈匝间与层间<sup>[5]</sup>。出现该故障后,变压器会短时间内出现大量气体,加剧绝缘材料老化,从而影响变压器安全运行。

#### 1.2 典型故障机理分析

##### 1.2.1 导电回路过热故障

导电回路过热是变压器最常见故障,多因导电回路接触不良或导线接头焊接差引发,如线圈导线接头虚焊、将军帽接线装置等问题<sup>[6]</sup>。过负荷会加剧过热风险,使导线

绝缘老化加快、寿命缩短。化工极端工况（负载超 100%）下，接触电阻增大，局部温升可达 180℃。

### 1.2.2 绝缘水平下降故障

变压器绝缘水平下降主要由进水受潮、油质劣化及局部过热等因素引起。进水受潮会显著降低绝缘材料的击穿电压；油质不良则直接损害其绝缘性能；局部过热则会加速绝缘材料的热老化过程，导致其机械与电气性能逐步下降，进一步削弱整体绝缘水平。在化工等特殊运行环境中，有机溶剂向绝缘纸中的渗透会进一步加速其老化进程，表现为年均聚合度下降约 150 单位（正常条件下年均下降约 50 单位），从而导致设备寿命缩短超过 30%。此外，当油中 CO 与 CO<sub>2</sub> 的体积比超过 0.3 时，绝缘材料的老化速率可达正常条件下的 3 倍。

### 1.2.3 产气故障

产气故障与过热、放电紧密相关，过热故障源于导体、磁路故障及接点不良，放电故障分局部和电弧放电等。放电使绝缘劣化产生 H<sub>2</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>2</sub> 等气体，过热产生 CH<sub>4</sub>、C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> 等。放电故障占变压器故障约 15%，隐蔽性强，常规检测难以实现早发现。在化工高湿（>80%）+负载波动±15% 的复杂工况下，其诊断难度更大<sup>[7]</sup>。

### 1.2.4 调压开关故障

调压开关故障有主触头未到位、引线松动、触头烧毛等多种问题，有载调压开关还存在切换开关接触不良等故障。此类故障虽占比不高，却影响变压器电压调节，严重时导致短路。负荷频繁波动时，调压开关动作多，故障风险增大。

## 2 变压器传统故障诊断技术分析

### 2.1 油色谱分析技术（DGA）

油色谱分析技术（DGA）利用变压器绝缘油“载体”特性，故障产生的特征气体会溶于油中，且气体产生速率与故障严重程度正相关。通过气相色谱仪检测油中气体浓度及增长率，可推断故障类型与阶段。传统 DGA 解释方法各有适用场景与局限：关键气体法简单但易受干扰；Doernenburg 比率法适用于区分过热与放电故障，但对低温过热灵敏度不足；Roger's 比率法优化了低温故障诊断，但多故障叠加时误判率高；Duval 三角形法则对放电故障识别精度高，但需气体数据完整。这些方法基于经验关系，用于变压器定期故障筛查。

### 2.2 电气试验技术

绝缘电阻测试依据“绝缘材料电阻随劣化程度降低”原理，用兆欧表施加直流高压（常用 500V、1000V、2500V），测变压器绕组间及绕组与铁芯间绝缘电阻，评估整体性能。操作时先放电、拆被测绕组接线，再连接兆欧表，匀速摇动读数，并记录温度（需折算至 20℃标准值）。其优势是操作简单、成本低，单台测试约半小时，适合投运前或巡

检筛查<sup>[8]</sup>。但局限性明显：只能反映整体状态，难以定位局部缺陷；灵敏度低，难捕捉早期故障；无法区分劣化诱因，需结合其他试验验证。

## 2.3 常规物理检测技术

### 2.3.1 人工巡检与红外测温

传统人工巡检靠运维人员视觉、听觉判断，结合手持红外测温设备测设备表面温度，适用于户外柱上变压器、变电站等场景。但局限性明显：巡检效率低，受光线、天气等因素影响大；对轻微故障识别差，如难分辨嘈杂环境中的轻微放电声；测温精度有限，无法检测设备内部热点。

### 2.3.2 容量特性测试

变压器容量特性测试旨在验证设备实际容量与铭牌是否一致，防止“大马拉小车”或过载运行，传统方法以多表法和变比电桥法为主。多表法通过施加额定电压、电流测量损耗等参数计算容量，需连接多台仪表，人工记录计算；变比电桥法基于变压器特性推算容量，但无法直接测损耗参数。二者均存在不足：操作繁琐，多表法接线耗时长且易出错；精度受表计和人工读数误差影响大；无法自动补偿环境影响，需人工修正易出错；必须停电测试，给关键负荷用户带来风险及额外成本；便携性差，传统仪表重，偏远地区运输搬运难。

### 2.3.3 传统技术局限性总结

综合传统变压器诊断技术应用实践，存在五大共性局限，难适应现代电力系统与工业生产高精度、高效率运维要求：一是“经验依赖型”模式有风险，新员工误判率高且经验难标准化传承；二是“离线周期性”检测无法早期预警，难覆盖突发故障；三是“单点单维度”检测难应对复杂故障，单一数据难全面反映设备状态；四是“低精度低效率”难适配大规模运维，出现人员与效率瓶颈；五是“停电检测”与生产连续性矛盾突出，用户拒绝检测，加剧故障风险。这些局限推动变压器诊断技术向“智能感知型”转型。

## 3 变压器智能故障诊断模型构建与验证

构建融合多源数据的智能故障诊断模型，需依数据特征与诊断需求设计核心架构。本研究设计优化三类递进式模型：CNN 模型、CNN-LSTM 融合模型、SSACD 优化的 CNN-LSTM 模型。核心逻辑是以油色谱特征气体浓度、运行工况参数、声纹特征参数及热成像温度参数为输入，先用 CNN 提取局部深层特征，再用 LSTM 捕捉时序依赖关系，最后用 SSACD 算法优化参数提升精度<sup>[9]</sup>。具体模型结构设计如下：

### 3.1 CNN 模型结构设计

CNN 模型核心用于自动提取故障特征，结构含输入、卷积、池化、全连接及输出层。预处理后的多源数据输

入 CNN，经多轮卷积、池化压缩维度并提取关键特征，最终由全连接层输出故障特征值。其中，卷积层是特征提取核心，有多个独立卷积核，各捕捉数据特定维度特征，本研究用一维卷积核适配时序数据，可滑动处理数据，降低参数量、防过拟合、减内存占用，卷积运算公式如下：

$$M_j = f(\sum_i X_i^{l-1} * W_{ij}^l + b^l) \quad (1)$$

其中， $M_j$  为特征图组， $X_{i,l-1}$  是第  $l-1$  层第  $i$  个卷积核的输入特征图， $W_{ij}^l$  为第  $l$  层第  $i$  个卷积核的第  $j$  个权重， $b^l$  是偏置项， $f(\cdot)$  (选 ReLU 函数增强非线性拟合) 为激活函数， $*$  表示卷积运算，输出为卷积计算结果。

池化层：卷积运算后数据易过拟合，需池化层优化。池化层用最大值池化策略，以  $3 \times 1$  池化核滑动处理卷积特征图，能保留关键特征、压缩数据维度、降低计算量。其运算规则类似卷积层，对输入特征数据局部计算分析后输出池化特征图。

### 3.2 CNN-LSTM 融合模型构建

变压器故障数据有空间(如气体浓度比例)和时序(如气体浓度随时间变化)特征，单一 CNN 模型提取空间特征有效，但捕捉时序特征不足，限制诊断精度。因此，在 CNN 基础上融合 LSTM 构建 CNN-LSTM 诊断模型，实现二者特征协同提取，模型运算流程为数据预处理→CNN 卷积/池化/全连接→LSTM 训练→故障分类输出(图 1 示)。

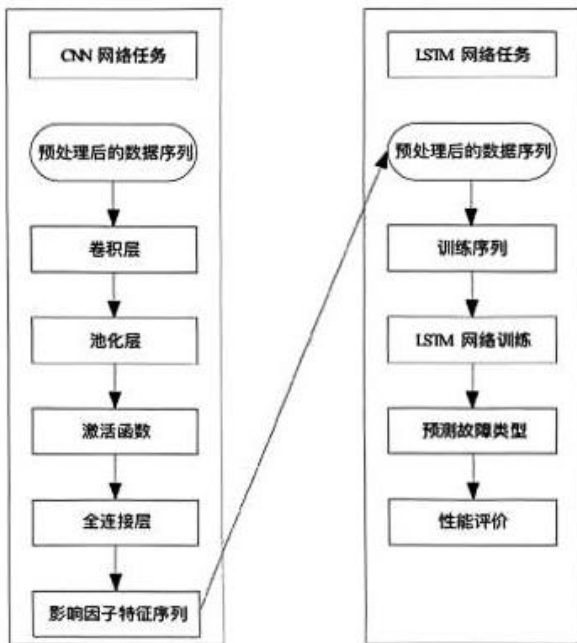


图 1 CNN-LSTM 诊断模型流程图

### 3.3 基于改进麻雀搜索算法 (SSACD) 的 CNN-LSTM 模型优化

CNN-LSTM 模型诊断性能受超参数(如卷积核数量、

学习率等)影响大，传统人工调参效率低且易陷入局部最优。为此引入改进麻雀搜索算法 (SSACD) 自动优化超参数，提升模型稳定性与精度<sup>[10]</sup>。SSA 算法模拟麻雀觅食，设种群规模为  $N$ ，编号  $i$  麻雀位置为  $X_i=[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$  ( $d$  为待优化超参数维度)，种群分发现者、追随者、预警者三类，各有特定更新规则，其中发现者 (占 10%~20%) 负责探索食物，位置更新公式如下：

发现者 (占种群 10%~20%)：负责探索食物资源，位置更新公式为：

$$X_{id}^{t+1} = \begin{cases} X_{id}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{a \cdot T}\right), & R_2 < ST \\ X_{id}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (2)$$

其中， $t$  是当前迭代次数， $T$  为最大迭代次数， $a$  是  $[0,1]$  随机数， $Q$  服从正态分布， $L$  是  $1 \times d$  的全 1 矩阵， $R_2$  为  $[0,1]$  的预警值， $ST$  为  $[0.5,1.0]$  的安全值。若  $R_2 < ST$ ，环境安全，发现者扩大搜索范围；若  $R_2 \geq ST$ ，环境不安全，发现者向安全区域转移。

追随者 (占种群 60%~80%)：跟随发现者觅食，位置更新公式为：

$$X_{id}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{wd}^t - X_{id}^t}{i^2}\right), & i > N/2 \\ X_{gd}^{t+1} + |X_{id}^t - X_{gd}^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & i \leq N/2 \end{cases} \quad (3)$$

其中， $X_{wd}^t$  是第  $t$  次迭代  $d$  维最差位置， $X_{gd}^{t+1}$  是第  $t+1$  次迭代  $d$  维最优位置， $A^+$  是元素随机取 1 或 -1 的矩阵  $A$  的转置。若  $i > N/2$ ，追随者适应度差，需重新搜索；反之，围绕最优位置局部搜索。

预警者 (占种群 10%)：负责警戒天敌，位置更新公式为：

$$X_{id}^{t+1} = \begin{cases} X_{gd}^t + \beta \cdot |X_{id}^t - X_{gd}^t|, & f_i \neq f_g \\ X_{id}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{id}^t - X_{wd}^t|}{(f_i - f_w) + e}\right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (4)$$

其中， $\beta$  服从  $N(1)$ ， $K$  为  $[-1,1]$  随机数 (表移动趋势)， $e$  为极小值， $f_i$ 、 $f_g$ 、 $f_w$  分别为第  $i$  只麻雀、最优、最差适应度值。若  $f_i \neq f_g$ ，向最优位置移动；若  $f_i = f_g$ ，发现天敌，转至其他位置。

### 3.4 麻雀搜索算法的改进 (SSACD)

传统 SSA 搜索范围有限、易陷局部最优，引入 Levy 飞行策略改进得 SSACD 算法。Levy 飞行以“短程为主、长程为辅”移动，可增种群多样性、优化全局寻优，其位置更新策略表达式如下，其位置更新策略表达式为：

$$\text{Levy}(\alpha) = 0.05 \times |y| \times \alpha \times 1.$$

传统 SSA 易陷局部最优，引入  $\lambda=1.5$  的 Levy 飞行策略 ( $t$  为步长参数) 更新麻雀位置改进得 SSACD 算法。将其与 CNN-LSTM 融合，自动优化卷积核数量等超参数，得 SSACD-CNN-LSTM 诊断模型，优化流程为初始化参数→SSACD 寻优→优化超参数→CNN-LSTM 训练→诊断输出(图 2 示)。



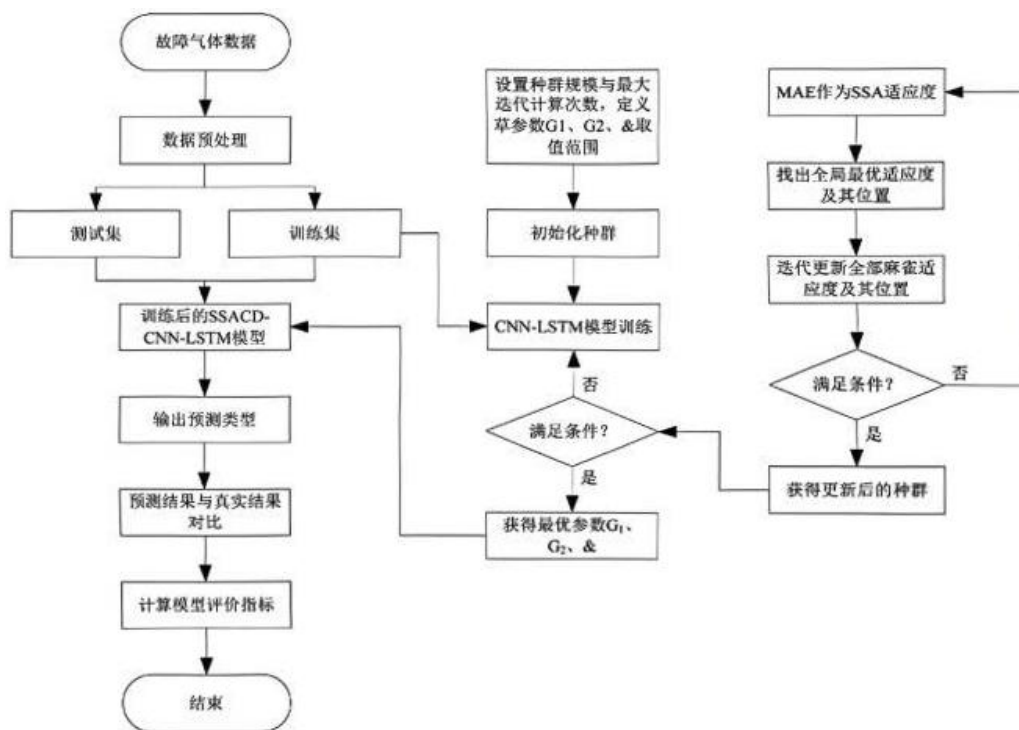


图2 SSACD-CNN-LSTM 诊断模型图

### 3.5 实践应用分析

为验证 SSACD-CNN-LSTM 复合诊断方法的可行性与优越性,依技术方案开展系统性开发,并部署于某110kV 智能变电站应用验证,地处工业负荷集中区,故障诱因复杂,具典型验证条件。部署时,SSACD 优化算法种群规模设 30、最大迭代次数 500;深度学习模块学习率 0.001、卷积核 8 个  $3 \times 1$  尺寸。完成实操应用后,同步用传统三比值法平行诊断试验,传统方法准确率不高,对隐性故障识别不敏感;新方法准确率进一步提高,能识别 3 类隐性故障,稳定性与抗干扰能力更优。综上,SSACD-CNN-LSTM 诊断方法在变电站应用性能更优,适配复杂环境,技术合理性与工程实用性获验证,有推广价值,后续可结合不同变电站微调模型参数提升普适性。

### 4 结论

基于 SSACD 的 CNN-LSTM 变压器故障诊断识别方法先构建出 CNN-LSTM 模型,再利用 SSACD 算法对 CNN-LSTM 模型参数进行设置与调整,以此得到最终的 SSAD-CNN-LSTM 模型。该模型的应用,可显著提升变压器故障诊断识别的准确性。

#### 【参考文献】

- [1]邓琨,温启良,张渊渊.基于超声红外热像的电缆终端局部放电缺陷检测方法[J].红外技术,2022,44(9):972-978.
- [2]涂彦昕,刘立帅,郭晨璠,等.基于电磁感应热成像技术的

复合绝缘子内部导通性缺陷检测方法[J].中国电机工程学报,2021,41(7):2565-2576.

[3]王刘旺,周自强,林龙,等.人工智能在变电站运维管理中的应用综述[J].高电压技术,2020,46(1):1-13.

[4]白洁音,赵瑞,谷丰强,等.多目标检测和故障识别图像处理方法[J].高电压技术,2019,45(11):3504-3511.

[5]田军,朱占春,孙建鸿,等.基于 BP 神经网络和改良三比值法的变压器故障诊断方法[J].工业控制计算机,2024,37(12):135-136.

[6]苏宇飞,杜鸿云,温新鹏.电力变压器常见故障处理及预防研究[J].光源与照明,2024(2):168-170.

[7]杨照光,张忠元,温定筠,等.变电站设备红外检测图像分割及故障诊断技术研究[J].科技通报,2019,35(3):95-99.

[8]陈长基,梁树华,吴达雷,等.一种可解释人工智能(XAI)在测量设备故障诊断和寿命预测中的应用[J].西南大学学报(自然科学版),2024,46(1):167-177.

[9]詹仲强,公多虎,王崇,等.融合 D-S 证据理论与模糊逻辑的变压器故障诊断方法[J].变压器,2023,60(10):10-16.

[10]金珍珠,史正方,曹红,等.基于 ACGAN 与 SO-RF 的变压器故障诊断方法[J].电气技术与经济,2025(1):375-379.

作者简介:关萌洋(2000.2—),男,郑州航空工业管理学院电气工程及其自动化专业本科毕业,现就职于国网河南省电力公司西平县供电公司,任运维检修部电气试验班班长,助理工程师职称。